

博士論文

数値解析および深層学習による
ため池災害の評価

2021年3月

香川大学大学院工学研究科
安全システム建設工学専攻

和田 光真

要 旨

古来より我が国の農業発展に貢献してきた農業用ため池は、管理者の世代交代や管理組織の弱体化により適切な維持管理が難しくなりつつあることに加え、近年の想定を超える自然災害の頻発ならびに巨大地震発生確率が高まる状況下において、ため池災害の評価を適切に実施し、防災および減災から復旧に至るまでの総合的な強靱化が求められている。現在、我が国における農業用ため池の数は約16万箇所存在し、多くが西日本に偏在している。特に香川県では、県土の総面積に対するため池の密度が全国一であり、農業用水としての依存度も全国平均を大きく上回る。さらに南海トラフによる巨大地震のリスクが高まっている地域一帯に香川県も含まれており、ため池災害に対する強靱化は喫緊の課題として位置付けられている。強靱化には堤体の補強工事等のハード対策を実施することは有効な手段であることは明白であるが、ため池が民間所有であるということもあって必ずしも容易ではなく時間もかかる。これに対して短期間で効果が期待できるソフト対策として、大地震時にため池が崩壊することを想定し、流出水の到達時間や浸水深および避難所等を地図上で示したハザードマップが整備されてきた。しかしながら、堤体の決壊箇所および規模が不明瞭のため、ハザードマップで表現される流出水の到達時間は適切に評価されているとは限らない。加えて、ため池崩壊による流出水の勢いがあることから、避難所へ辿り着く前に流出水に呑み込まれる危険性があるため、水平方向への移動は極めて困難である。このため、家屋の2階等への垂直避難を余儀なくされるが、家屋自体の倒壊リスクはため池ハザードマップでは示されていない。

これを受け、本論文では、大地震により発生するため池堤体の損傷、洪水、家屋倒壊といった一連の災害を三次元数値解析によって統合的に評価し、評価結果が現行のため池ハザードマップに付加情報を提供し得ることを示す。多面的な評価は、より効果的かつ実践的な防災および減災政策へと繋がることを期待される。堤体の損傷に関しては、高松市内に実在するため池について、有限要素法に基づく三次元地震応答解析を実施した。解析の結果、堤体頂部における加速度応答は震度換算で6強に相当し、最大せん断ひずみは堤体が崩壊するレベルに達することが明らかとなった。さらに、現行のハザードマップでは表現されていなかった堤体の損傷箇所および損壊規模を示した。洪水に関しては、地震によるため池崩壊に伴う洪水の記録は極めて少なく、研究に有効な計測データも存在しないため、豪雨災害においてため池堤体が損壊した記録を用いて解析の妥当性を検証した。解析の結果、実際の被害状況と概ね一致する結果を得られたため、同手法によって、ため池堤体の地震による損傷箇所および損壊規模を反映させた洪水解析を実施した。さらに、建物が解析に含まれる場合と含まれない場合とを比較するため、建物を存在の有無を解析に反映させた。解析の結果、浸水領域に関しては、建物の有無にかかわらず、現行のハザードマップと概ね一致していることを示した。浸水深および流速に関しては、建物の有無による違いが現れ、建物の配置によって現行のハザードマップよりも浸水リスクが高くなる地域が発生することを明らかにした。次に、洪水解析結果から得た浸水深および流速を利用して、木造家屋を対象とした倒壊リスクを評価した結果、現行のハザードマップにおいて想定しない市街地においても木造家屋が損傷するリスクがあることを示した。また、ため池崩壊による流出水は、ため池から十分離れた地域においても到達する可能性があり、垂直避難をも困難な地域が存在することが判明した。

また、復旧・復興に関する災害の評価についても検討した。本論文では、人工知能の一つである深層学習を援用することにより、災害後の空中写真から被害情報を迅速かつ低コストで検知する基礎的なモデルを構築した。人工知能のモデルは、山腹崩壊および懸濁ため池を自動判定するモデル、災害前の家屋の状態を自動判定するモデル、災害後の家屋倒壊を自動判定するモデルを構築し、いずれも高い検知精度を得られ、画像収集のコストを大幅に低減できることを示した。災害を深層学

習によって評価する場合，人による作業を介さないことから判定処理が早く，かつ，ばらつきのない評価が期待できる。

以上より，防災・減災および復旧・復興について，三次元数値解析および人工知能を用いた統合的な評価を示し，将来的には社会実装も期待できる有益な情報となり得ると結論付けた。

目 次

1	序論	1
1.1	ため池の災害対策と既往の研究	1
1.1.1	ため池の災害対策	1
1.1.2	既往の研究	10
1.2	本研究の意義と目的	14
1.3	論文の構成	15
2	災害リスクを評価するための基礎理論	16
2.1	地震応答解析の基礎理論	16
2.2	洪水解析の基礎理論	19
2.3	深層学習の基礎理論	21
3	ため池堤体の崩壊および浸水リスクの評価	30
3.1	概説	30
3.2	地震応答解析	32
3.2.1	地震応答解析の概要	32
3.2.2	地震応答解析の境界条件	34
3.2.3	地震応答解析結果：変位分布	36
3.2.4	地震応答解析結果：応力分布	36
3.2.5	地震応答解析結果：ひずみ分布	36
3.2.6	地震応答解析結果：ため池堤体頂部における加速度応答	43
3.3	洪水解析の妥当性の検証	50
3.3.1	ため池災害を再現した洪水解析	51
3.3.2	洪水解析の概要	51
3.3.3	洪水解析の結果	55
3.3.4	洪水解析の妥当性の検証のまとめ	58
3.4	ため池の洪水解析	59
3.4.1	洪水解析の概要	59
3.4.2	洪水解析の境界条件	60
3.4.3	洪水解析の結果：流速分布	62
3.4.4	洪水解析の結果：浸水深分布	62
3.4.5	現行のハザードマップとの比較	62
3.4.6	堤体の損傷規模の違いによる浸水被害への影響	66
3.5	ため池堤体の崩壊および浸水リスクの評価のまとめ	70

4	家屋被害のリスク評価	71
4.1	概説	71
4.2	家屋の被害判定の概要	72
4.3	家屋被害判定の妥当性の検証	73
4.3.1	解析概要	73
4.3.2	準備解析の結果	73
4.3.3	家屋の被害判定	73
4.4	ため池崩壊による家屋被害判定	79
4.4.1	洪水解析の概要	79
4.4.2	洪水解析の結果	82
4.4.3	家屋の被害判定	82
4.5	家屋被害判定によるリスク評価のまとめ	89
5	災害被害規模の評価	90
5.1	概説	90
5.2	深層学習モデルによる豪雨災害後の懸濁ため池および土砂災害の検知	92
5.2.1	学習データの準備	92
5.2.2	学習データによる訓練	93
5.2.3	学習結果の検証	93
5.2.4	空中写真による土砂災害およびため池災害の検知	95
5.3	深層学習モデルによる家屋家屋の検知	99
5.3.1	家屋被害の検知	99
5.3.2	建物検出のための学習データ	99
5.3.3	畳み込みニューラルネットワークによる学習	101
5.3.4	学習結果の検証	101
5.3.5	浸水範囲画像の準備	104
5.3.6	建物検知の結果	104
5.4	深層学習モデルによる倒壊した家屋の検知	108
5.4.1	被災後の家屋の検知	108
5.4.2	学習データの準備	108
5.4.3	学習データによる訓練	109
5.4.4	空中写真による建物の検知	110
5.5	災害被害規模の評価のまとめ	114
6	総括	115
	謝 辞	117
	参考文献	119

表 目 次

2.1	k - ω SST モデルの初期パラメータ	19
3.1	地盤特性値	34
3.2	水と空気の材料特性	54
3.3	水と空気の材料特性	61
4.1	水と空気の材料特性	79
5.1	家屋数の比較	104

目 次

1.1	ため池管理保全法に基づく都道府県別の届出対象ため池数（農林水産省，2020年7月）	2
1.2	ため池管理保全法に基づく都道府県別の届出状況（農林水産省，2020年7月）	2
1.3	ため池被害のあった大地震の遍歴	3
1.4	東北地方太平洋沖地震による被害例（須賀川市資料 ⁶ ）より抜粋した写真に説明図を追記）	3
1.5	避難方法（水平避難）	5
1.6	避難方法（垂直避難）	5
1.7	河川氾濫ハザードマップ，東京都，2020（令和2）年より一部抜粋 ¹⁰ ）	6
1.8	ため池ハザードマップ，東かがわ市，2015（平成27）年より一部抜粋 ¹² ）	6
1.9	ため池ハザードマップ，南あわじ市，2020（令和2）年より一部抜粋 ¹² ）	8
1.10	ため池ハザードマップ，坂出市，2013（平成25）年より一部抜粋 ¹³ ）	8
1.11	ため池ハザードマップ，高槻市，2013（平成25）年より一部抜粋 ¹⁴ ）	9
1.12	深部の構造が不明であるため池の概念図	9
2.1	体積分率 α の概念図	19
2.2	学習フローの全体	21
2.3	畳み込み処理，RGB画像にフィルタを乗じ，調整項のバイアスを加算することで畳み込みデータを作成する	22
2.4	フィルタリング処理，RGB画像にフィルタを乗じる	23
2.5	畳み込み処理の初期段階におけるフィルタの可視化	24
2.6	畳み込み処理の最終段階におけるフィルタの可視化	24
2.7	バッチ正規化の概念図	25
2.8	LeLU関数の概念図	25
2.9	最大値を抽出する処理	26
2.10	Bottleneck A 中間層処理のフロー図	27
2.11	Bottleneck B 中間層処理のフロー図	27
2.12	平均値によりデータの圧縮を実施	28
2.13	次元を圧縮する処理	28
2.14	重みのスコアを算出	28
2.15	スコアを正規化し，確率と羅別から損失を出力	29
3.1	ため池周辺の地質断面図（文献 ⁹⁷ ）の図を加工）	33

3.2	(a) 解析対象, (b) メッシュ図, (c) 中間層のモデル図	35
3.3	入力地震波	35
3.4	(a)-1 時刻歴最大応答変位 (m)	37
3.5	(a)-2 時刻歴最大応答変位 (m)	37
3.6	(a)-3 時刻歴最大応答変位 (m)	38
3.7	(b) 最大応答時におけるため池堤体の長辺方向の断面図 (m)	38
3.8	(a)-1 主応力分布の時刻歴応答 (MPa)	39
3.9	(a)-2 主応力分布の時刻歴応答 (MPa)	39
3.10	(a)-3 主応力分布の時刻歴応答 (MPa)	40
3.11	(b) 最大応答時におけるため池堤体の長辺方向の断面図 (MPa)	40
3.12	(a)-1 最大せん断ひずみ分布の時刻歴	41
3.13	(a)-2 最大せん断ひずみ分布の時刻歴	41
3.14	(a)-3 最大せん断ひずみ分布の時刻歴	42
3.15	(b) 最大応答時におけるため池堤体の長辺方向の断面図	42
3.16	(a)-1 軸ひずみ成分の時刻歴応答	44
3.17	(a)-2 軸ひずみ成分の時刻歴応答	44
3.18	(a)-3 軸ひずみ成分の時刻歴応答	45
3.19	(b)-1 せん断ひずみ成分の時刻歴応答	45
3.20	(b)-2 せん断ひずみ成分の時刻歴応答	46
3.21	(b)-3 せん断ひずみ成分の時刻歴応答	46
3.22	(c)-1 C点での軸ひずみの時刻歴応答	47
3.23	(c)-2 C点でのせん断ひずみの時刻歴応答	47
3.24	最大せん断ひずみの時刻歴応答, (a)20秒から30秒の間	48
3.25	最大せん断ひずみの時刻歴応答, (b)50秒から60秒の間	48
3.26	(a) 堤体頂部における加速度の時刻歴応答	49
3.27	(b) 堤体頂部における変位の時刻歴応答	49
3.28	平常時(災害前)の空中写真(国土地理院より抜粋) ¹¹¹⁾	52
3.29	災害後の空中写真(国土地理院より抜粋) ¹¹¹⁾	52
3.30	災害前のハザードマップ(朝倉市公開資料より一部抜粋)	53
3.31	災害後に更新されたハザードマップ朝倉市公開資料より一部抜粋)	53
3.32	解析対象	54
3.33	浸水状況(2.5分後)	56
3.34	浸水状況(5分後)	56
3.35	浸水状況(12.5分後)	57
3.36	浸水状況(15分後)	57
3.37	ため池の洪水解析のモデル	59
3.38	(a) 建物を考慮した解析メッシュ底面の標高差分	60
3.39	(b) 建物を考慮しない解析メッシュ底面の標高差分	60
3.40	底面から3層分の解析要素を抽出した概念図	61
3.41	(a) 建物を考慮した解析メッシュにおける家屋高さ1.1mにおける 最大の流速(m/s)	63
3.42	(b) 建物を考慮しない解析メッシュにおける家屋高さ1.1mにお ける最大の流速(m/s)	63
3.43	(a) 建物を考慮した解析メッシュにおける最大浸水深(m)	64

3.44	(b) 建物を考慮しない解析メッシュにおける最大浸水深 (m)	64
3.45	ハザードマップの 2m 超の地域を強調して表示	65
3.46	解析結果の最大浸水深とハザードマップの 2m 超の地域を重ねて 表示	65
3.47	損壊幅 30m (左) および 60m (右) の浸水分布	66
3.48	浸水高さの時間経過	67
3.49	動水圧の時間経過	67
3.50	流速の時間経過	68
4.1	準備解析の解析メッシュ	74
4.2	準備解析結果 (流速ベクトルおよび浸水深の空間分布)	75
4.3	家屋の被害判定	75
4.4	災害前の空中写真	76
4.5	災害後の空中写真	76
4.6	家屋の被害判定 (新耐震基準)	78
4.7	家屋の被害判定 (旧耐震基準)	78
4.8	家屋の被害判定 (滑動)	78
4.9	ため池洪水解析のモデル	80
4.10	解析モデル底面の標高差分表示	81
4.11	高さ 1.1m における最大流速 (m/s)	83
4.12	高さ 1.1m における流速ベクトル (m/s)	84
4.13	家屋の被害判定 (新耐震基準)	86
4.14	家屋の被害判定 (旧耐震基準)	87
4.15	家屋の被害判定 (滑動)	88
5.1	被害を受けている箇所と被害を受けていない箇所において色相を 強調	92
5.2	正解率を示す学習曲線	94
5.3	損失率を示す学習曲線	94
5.4	訓練データで検出された災害数の分布	95
5.5	空中写真による土砂災害およびため池災害の検知	96
5.6	土砂によるため池の混濁状態の有無が混在する地域における災害 検知	96
5.7	学習モデルの検知精度を把握するための混合行列	97
5.8	災害の検知回数が小領域において最大を示した結果	97
5.9	目視による「点」の追加 (Positive)	100
5.10	目視による「点」の追加 (Negative)	100
5.11	正解率の履歴	102
5.12	損失率の履歴	102
5.13	CAM による色相分類	103
5.14	CAM による色相分類	103
5.15	浸水の想定範囲	105
5.16	浸水想定範囲内における建物の検知	106
5.17	96×96 ピクセルの大きさに分割した場合の判定	107
5.18	128×128 ピクセルの大きさに分割した場合の判定	107

5.19	(左) 学習データとしての空中写真, (中央) CAM による画像認識の可視化, (右) Annotation による点を強調して表示	109
5.20	学習曲線 (正解度)	111
5.21	学習曲線 (損失率)	111
5.22	訓練データにおける家屋の数の分布	112
5.23	テスト画像における家屋の数の検知結果	112
5.24	建物存在密度の判定結果 (地域 A)	113
5.25	建物存在密度の判定結果 (地域 B)	113

写 真 目 次

3.1	平池の周辺状況（堤体頂部東端から西向きへ撮影）	32
3.2	平池の周辺状況（堤体の内側護岸ブロックを撮影）	33

1. 序論

1.1 ため池の災害対策と既往の研究

1.1.1 ため池の災害対策

ため池の起源は古墳時代から始まったとされており、我が国の農業を支えてきた。残存するため池の70%は江戸時代以前に築造されたもので、築造方法は主に人の手による締固め工法が採用された（例えば、谷¹⁾（1990））。農業の発展と同時に大量の水源が必要となるため、各地で農業用ため池が活発に築造された。現代においても数多現存し、2020年（令和2年）7月末時点の農林水産省の調査では約16万箇所存在している。このように、利水の目的を果たしてきた農業用ため池であるが、大地震が発生する度に大規模な損傷を伴う被害が集中して発生してきた²⁾。現在、これに対応するため、既存のため池堤体の改修が求められている。既存のため池堤体を改修する際には、ため池の止水を目的に既存堤防前面（水側）において遮水性のある粘性土の刃金土等で覆い、その上に保護盛土としての抱土を被せる「前刃金式工法」が主に採用されている。また、水面が上下する範囲では浸食防止用の石張りやコンクリートブロックなどで保護し、適宜、洪水吐という放水用の水路や取水施設を設けて増水への対応を図っている。明治時代以降から今日に至るまで、我が国のため池堤体は主として前刃金式工法によって効率的かつ強固に改修されてきた。重機のない時代にあっては、大勢の人の手による締固めや改修作業ができる環境下にあって、盛土と締固めを単純に繰り返して積み上げる工法が採用されたため、築造年代や施工方法を詳細に記した設計図書は存在せず、堤体内部までを全て改修する工事を実施しない限りは内部の詳細を把握することは困難である。滝沢ら³⁾（2007）は、堤体の深部においては、江戸時代以前に築造された締固め度が不十分な既存堤体が残っているものが多く、既存の堤体が大地震をどれほど考慮して改修されているのか不明な点が多いことを指摘している。さらに、降雨の少ない気候の地域においては、灌漑用水を確保するために極めて重要な施設であった農業用ため池が数多く現存する。例えば、香川県は、瀬戸内気候により毎年のように水不足であったため、現在においてもため池の密集度は全国一位である。

ため池の維持管理は、災害発生防止対策に極めて重要である。戦後、高度成長期を迎えた日本においては、農業人口が激減すると同時にため池を管理する農村地域の過疎化によって管理者の引継ぎを健全に遂行することが難しくなってきた。その対策として、1955（昭和30）年、農林省により「ため池台帳」が整備された。その後、1997（平成9）年に再びため池台帳が再整備され、ある程度の精度が確保された⁴⁾。

しかしながら、ため池台帳をいくら整備しても、ため池災害を受ける危険性のある住民自身が災害のリスクを認識し、普段から防災を意識しなければならない。2011年3月の東北地方太平洋沖地震においては、比較的規模の大きいため池である藤沼ダムが決壊し、死者8名、全壊家屋19棟、床上床下浸水家屋が55棟の被害が生じた。これを受け、2013（平成25）年に災害対策基本法の改正及び国土強靱化法が制定され、我が国全域でハザードマップの作成が義務化された。近年ではさらに、異常気象による豪雨災害が度々発生したことで、農業用ため池の管理及び保全に関する法律（以下、ため池管理保全法）が、2019（令和元）年7月1日に施行された。この法律により、一定規

ため池管理保全法に基づく都道府県別の届出対象ため池数
(東京都と沖縄県は非該当)

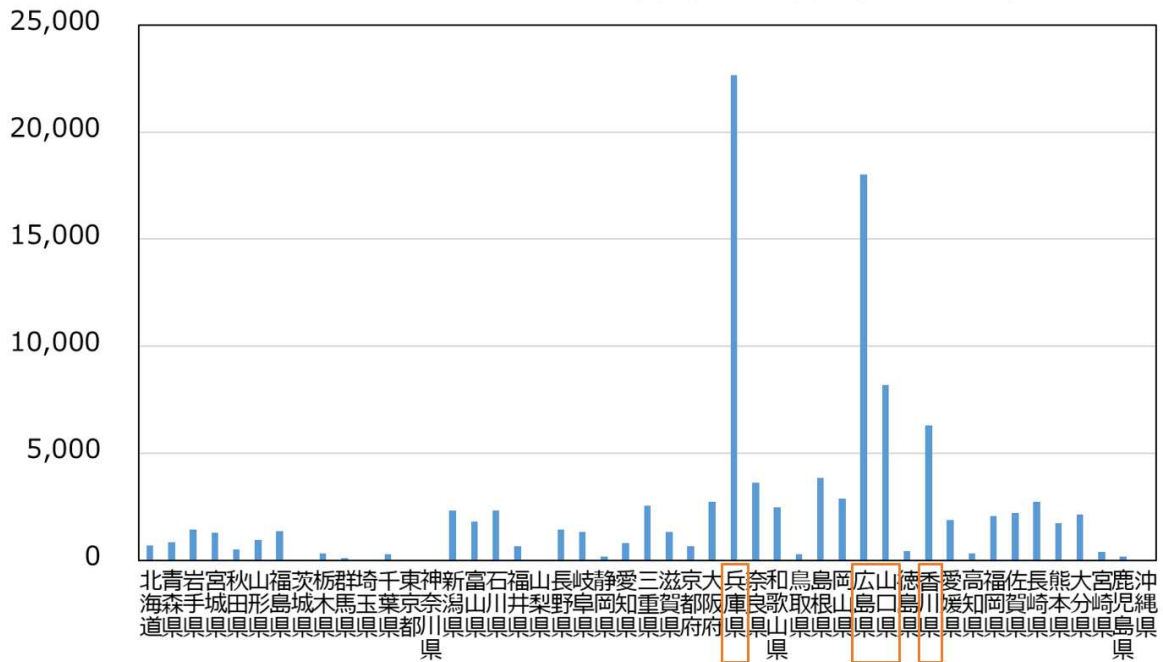


図-1.1 ため池管理保全法に基づく都道府県別の届出対象ため池数 (農林水産省, 2020年7月)

ため池管理保全法に基づく都道府県別の届出状況
(東京都と沖縄県は非該当)

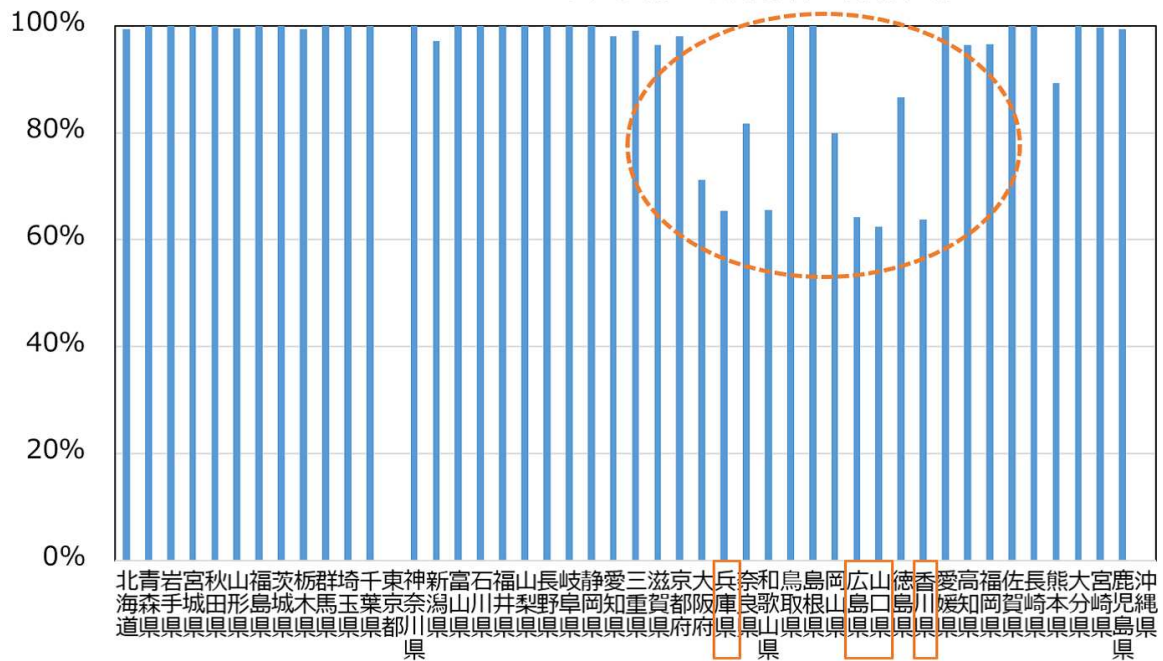


図-1.2 ため池管理保全法に基づく都道府県別の届出状況 (農林水産省, 2020年7月)

模のため池については管理者が届出を実施することが義務付けられた。農林水産省によると、2020（令和2）年7月末時点において、管理保全法に基づく都道府県別の届出対象となるため池は、小雨量少河川の地域である瀬戸内沿岸部に集中している（図-1.1）。

さらに、2020（令和2）年7月末時点のため池管理保全法に基づく都道府県別の届出状況（図-1.2）によると、届出達成率が60%と低い水準となっている地域の特徴として、単純にため池の数が多いというだけではなく、過疎化等により管理者の継承が難しい地域も含まれている（例えば、野口⁵⁾（2020））。



図-1.3 ため池被害のあった大地震の遍歴



長沼地域・滝地内の被災現場

図-1.4 東北地方太平洋沖地震による被害例（須賀川市資料⁶⁾より抜粋した写真に説明図を追記）

届出率が低迷しているため池の多くは西日本に集中しているが、これらの地域は南海トラフ地震の危険性が高い地域（例えば、内閣府⁷⁾（2013））でもあるため、ため池堤体が地震により決壊する

リスクも高い。過去の事例においても、ため池が決壊する被害は、大地震の発生時に集中している。図-1.3にため池被害のあった主な大地震の遍歴を示す。大地震の記録が残っているものとしては、1361年の正平地震からで、約100年ごとに周期的に発生しており、農林水産省の統計によると、大地震においてため池の崩壊する確率は、約3割とされている。1854（安政元）年、安政伊賀上野地震では、各地でため池が決壊し、香川県満濃池においては、堤体にひび割れが発生した数日後に決壊したという記録が残っている。1891（明治24）年の濃尾地震においては、名古屋市街地のため池堤防が決壊した。最近では、2011（平成23）年、東北地方太平洋沖地震では、規模の大きい藤沼ダムが崩壊し、死者8名、全壊家屋19棟、床上床下浸水家屋55棟であった。藤沼ダムのようなため池が大地震により崩壊する場合、その流出水は内陸津波と表現されるような勢いの強い濁流となる（図-1.4）。

ため池堤体にひび割れが発生しても、崩壊までに時間があれば避難は可能であるが、藤沼ダムのように突如崩壊する可能性も十分に考えられる。堤体が突如崩壊する場合は、災害警報より前に流出水が市街地などに到達する可能性もある。さらに大地震時では建物倒壊や火事などの被害が複合的に発生するため、あらかじめ予想された浸水を避けて避難所に向かうことを思いつく人は訓練を受けている者以外は難しいと考える。避難所へ向かって水平方向へ移動することを水平避難（図-1.5）というが、ため池災害の場合には現実的ではない避難方法と考える。したがって、ため池堤体が突如崩壊する場合においては、家屋の2階や近くの堅牢建物もしくは高台等へ垂直方向への避難（図-1.6）を余儀なくされることとなる。しかしながら、避難先である家屋自体が流出水に対して耐えられる状態であるかどうかを示している資料は存在しない。

ため池ハザードマップに建物倒壊の危険度が表示されていないが、河川氾濫のハザードマップに関しては、2015（平成27）年に水防法が改正されると同時に家屋倒壊のリスク評価が導入された。例えば、図-1.7に示す東京都が作成した河川氾濫ハザードマップ¹⁰⁾では、洪水浸水想定区域図作成マニュアル⁸⁾によって家屋倒壊の危険地域が示された。また、家屋に関する基準は、建築基準法第39条により、地方公共団体が災害危険区域を指定した上で建物の禁止等の制限を定めることができることが規定されている。国土交通省の気候変動を踏まえた水災害対策検討小委員会⁹⁾（2020）では、法第39条の適用事例として、広島県広島市矢口川下流部周辺地区の地区計画の指定により、区域内の居室の床高さや浸水被害を受けにくい地域への家屋の誘導、T.P.9.8mより低い床の高さの家屋の防止等を説明している。一方、ため池の整備に関する法律は河川と異なり、農業用ため池のデータベースの作成、特定農業用ため池の指定、届出、防止工事の優先的実施が進められている。例えば、香川県では、平成23年度、ため池耐震化整備検討委員会により補強工事が検討された後、2020（令和2）年8月31日時点において、ため池管理保全法による特定農業用ため池は181箇所指定された。これらの指定ため池から優先的に補強工事が実施されることとなるが、全ての工事を完了するまでには時間を要する。

補強対策工事と並行して、ため池災害対策として、流出水の範囲、浸水深、避難方法等を示したハザードマップを活用するソフト対策も実施されている。現在、ため池ハザードマップ作成の手引き（農林水産省、2013（平成25）年）に基づき全国で整備されており、誰でも閲覧可能な状態となっているが、浸水状況や流出水の到達時間が実際の災害を高精度で予測している事例は極めて少なく、河川氾濫のハザードマップに示されているような家屋の倒壊リスクを示した事例はない。例えば、東かがわ市¹²⁾、2015（平成27）年においては、図-1.8に示すように、ため池決壊後の流出水の到達時間が僅か数100m先であっても10分間は流出水が到達しないという表現となっている。また、南あわじ市¹²⁾、2020（令和2）年においては、図-1.9に示すように、流出水の到達時間は現実的な値を表現しているが、避難方向の矢印が道路へ逃げることが前提となっていて高台へ逃げるなどの実際の避難行動を正しく誘導できるかどうか判断し難い表現となっている。さらに、堤防直近の建物周辺の流出水の到達時間が僅か1分となっているにもかかわらず、建物から出て水平方向へ避

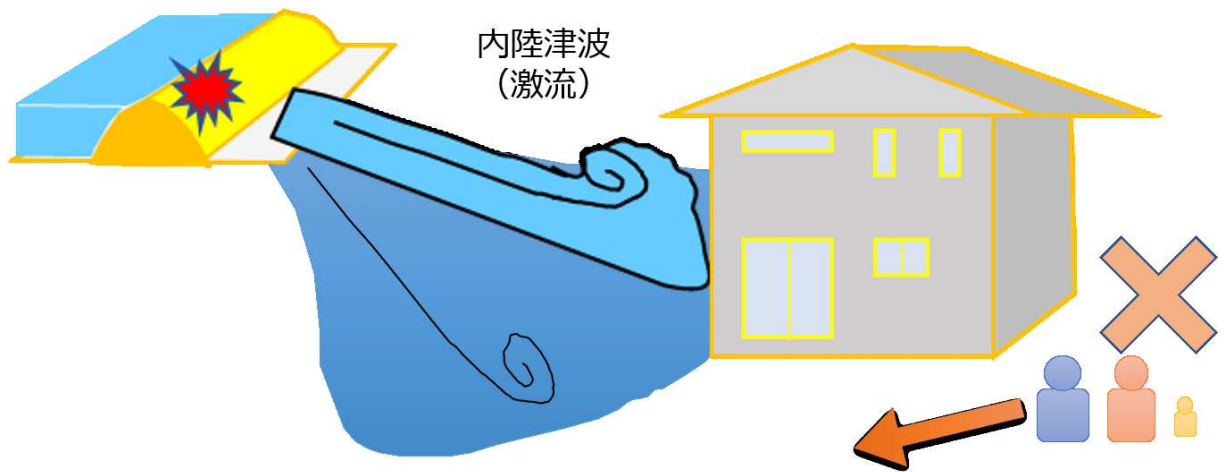


圖-1.5 避難方法 (水平避難)

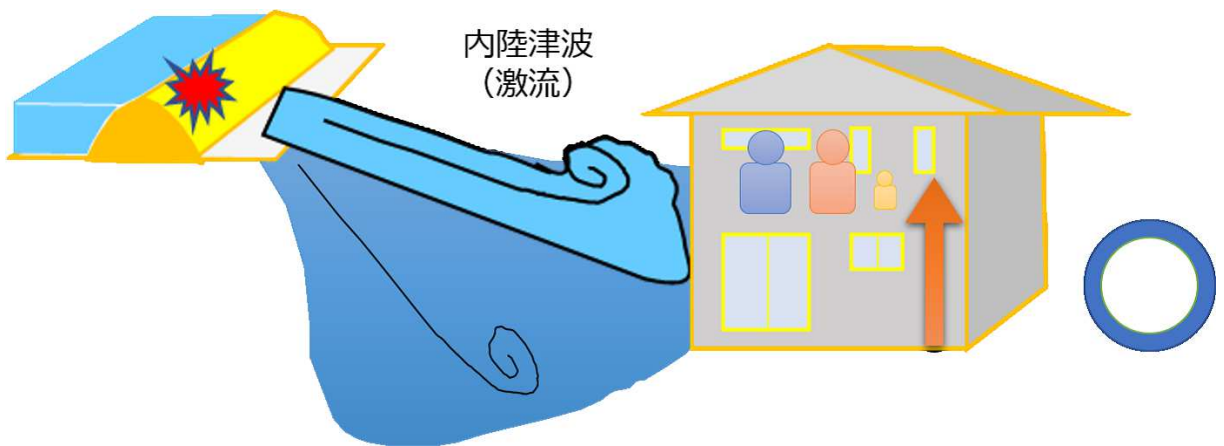


圖-1.6 避難方法 (垂直避難)

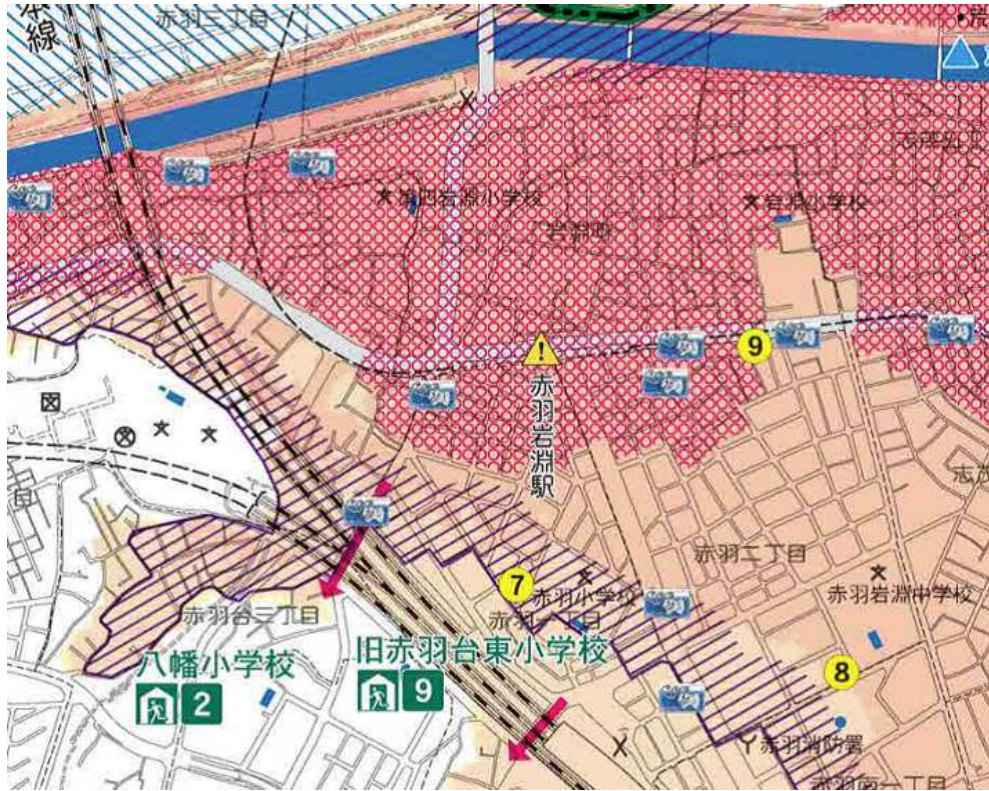


図-1.7 河川氾濫ハザードマップ，東京都，2020（令和2）年より一部抜粋¹⁰⁾

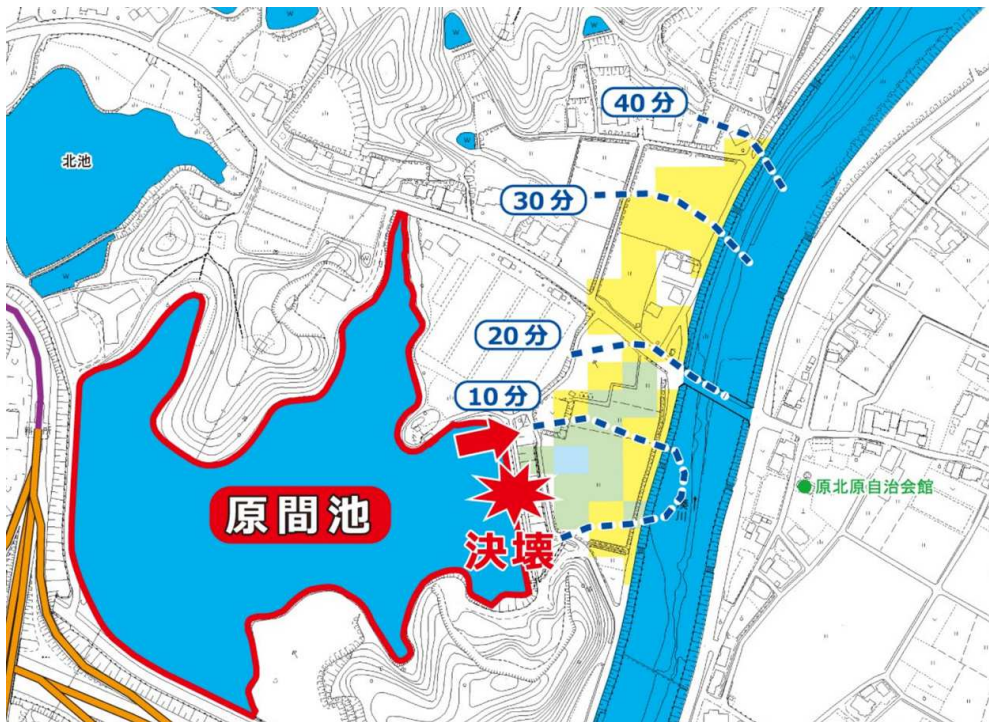


図-1.8 ため池ハザードマップ，東かがわ市，2015（平成27）年より一部抜粋¹²⁾

難を促しているような表現となっている。坂出市¹³⁾、2013（平成25）年においては、図-1.10に示すように、ため池規模に応じた広域な浸水範囲を示しているが、僅か5分でほとんどの地区全体が浸水しており、水平避難を誘導している。指示された水平避難に従うと浸水時間5分以内に逃げ切ることが要求されているように見え、老人や子供などの避難弱者へ指示された避難方法を適用することは難しいことが伺える。これに対して垂直避難する方法もあるが、その旨は示されておらず、ハザードマップを参照した地域住民が誤った避難行動を選択する可能性もある。高槻市¹⁴⁾、2013（平成25）年においては、図-1.11に示すように、浸水範囲や水の到達時間は適切に示され、ため池堤体の決壊箇所も堤体の中央付近に想定し、安全側な設定であることが推察されるが、地震時における堤体の応力が集中する隅角部の危険性を解析した結果は示されていないため、決壊箇所は推測である可能性がある。

以上のように、最新のため池ハザードマップであっても適切に評価がなされているとは言えない場合があり、ハザードマップを作成する際には、堤体の脆弱性をある程度予測した上で、流出水の推定を実施することが望ましいと考える。ため池堤体の耐震性評価に関しては、ため池の直行方向の断面を二次元解析することで滑り面を算定するニューマーク系による手法が主に採用されており、間隙水圧の上昇と強度低下、液状化の影響も含めた簡易的な解析手法となっている。しかしながら、ハザードマップに示す堤体の耐震性評価としては、堤体の断面性能を詳細に把握するよりも堤体の周囲の地盤状況、堤体の形状、損傷箇所および規模を把握することの方が重要であると考えられる。さらに、ため池堤体の深部においては、図-1.12の概念図に示すように締固め度の低い土質や老朽化により強度低下が進んでいる堤体も多数存在する。このため、複雑な地盤特性を詳細に分析した地震時挙動を検証するよりは、有限要素法による三次元地震応答解析によって概ねの脆弱性を明らかにすることの方が有用と考える。

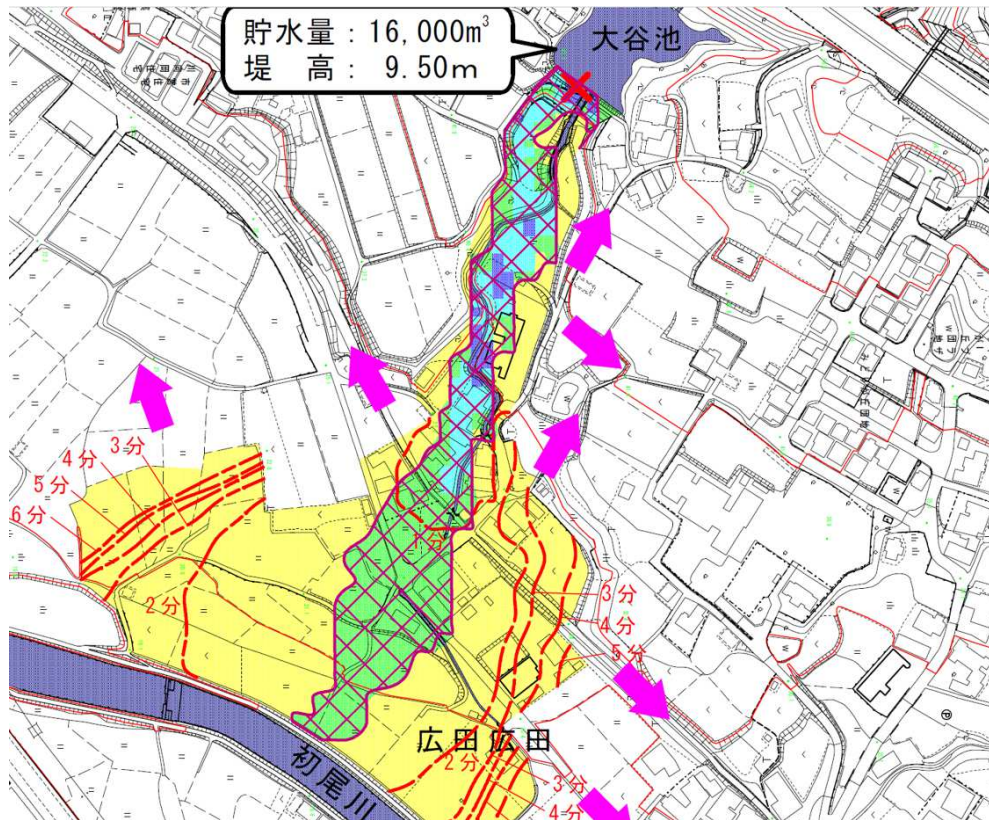


図-1.9 ため池ハザードマップ，南あわじ市，2020（令和2）年より一部抜粋¹²⁾

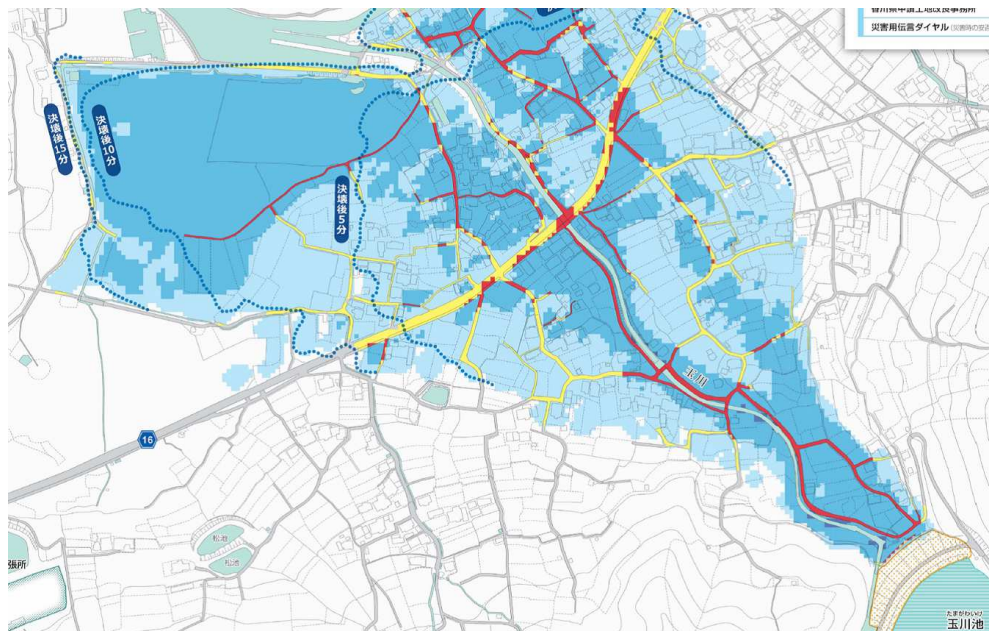


図-1.10 ため池ハザードマップ，坂出市，2013（平成25）年より一部抜粋¹³⁾

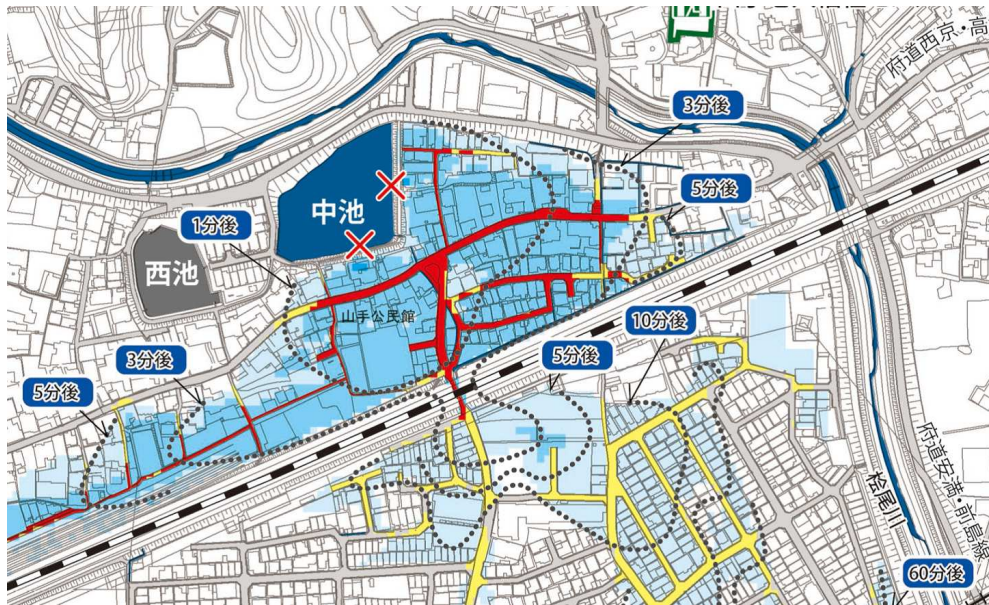


図-1.11 ため池ハザードマップ，高槻市，2013（平成 25）年より一部抜粋¹⁴⁾

古くて緩い地盤？
江戸時代？
不明？

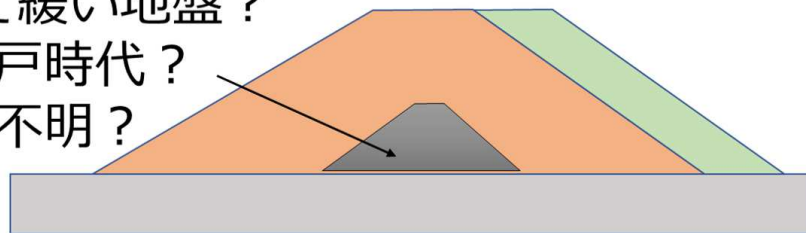


図-1.12 深部の構造が不明であるため池の概念図

1.1.2 既往の研究

地震によるため池災害に関する既往の調査研究は、1929（昭和4）年、農業土木学会の発足後、学術的に研究成果が蓄積され始めた。発足当時の研究では、ため池堤体の形状が被害に影響することが着目された。和久井¹⁵⁾（1932）は、地質学的な観点から、ため池築造の選定に関する考察や地震の弾性波動が硬い岩盤上に築造される人工物である堤体へ影響することを述べた。井上¹⁶⁾（1937）は、満水位における堰堤幅の貯水深に対する比率である天幅率と水面側の内法勾配と外法勾配との関係から、堤頂の幅を求める検討式を示した。秋葉ら¹⁷⁾（1941）は、1939（昭和14）年、M6.8の秋田県男鹿地震において、平地と山地との境界で最も被害数が多く、堰堤の高さと頂幅の大小関係よりも、堰堤を構成する土質の凝集力の影響が大きいことを示した。畑中¹⁸⁾（1952）は、堤頂長さが堤高の4倍以上の場合における2次元せん断自由震動の周期を堤高とせん断波速度との関係式にて示した。

その後、東北地方において度重なる大地震によるため池被害があり、ため池の決壊要因について調査研究が進められ、堤体の土質特性や統計的な手法による被害要因が示された。水野ら¹⁹⁾（1968）は、1968（昭和43）年、M7.8の十勝沖地震による青森県の災害において、土堰堤の決壊によるため池被害は、土堰堤の老朽化が原因で法面の一部が浸透し、耐震性が低下したことを指摘した。高瀬²⁰⁾（1969）は、統計的手法を用いて、アースダムに関して史実に基づく災害の発生原因および防止対策を掲示するとともに、堤体の設計と施工方法を示した。伯野ら²¹⁾（1979）は、1978（昭和53）年、M7.4の宮城県沖地震被害調査報告において、人工盛土造成地盤の脆弱性を示した。谷ら^{22),23)}（1985）は、1983（昭和58）年、M7.7の日本海中部地震によるため池の被害調査報告において、被害の要因は、堤体直下に堆積している砂質土の軟弱層である場合、液状化の可能性による被害であると推測した。谷ら²⁴⁾（1987）は、記録が残っている過去5度の地震によるため池被害を文献・資料・現地調査等により分析し、被害形態の分類と特徴から、液状化が原因である可能性を土質試験等のデータを併用することで裏づけた。また、堤頂部の幅が広がると被害が多くなることも指摘した。

その後、過去の地震による被害データが蓄積されるにつれて、データを多面的に分析し、安全性の評価に活かす手法がとられ始めた。谷²⁵⁾（1989）は、多数のため池の耐震性検討を簡易的な方法によって安全性を評価することの必要性を論じた。山崎ら²⁶⁾（1989）は、1983（昭和58）年の日本海中部地震のため池被害データに基づいて多変量解析から被害率を算定し、堤頂幅、堤高、堤長、法面勾配、基礎地盤の地質年代・土質、堤体沈下、貯水率の因果関係から、ため池の地震被害の判定を実施できることを示した。さらに、谷²⁷⁾（1996）は、ため池に関するデータベースを開発し、位置、堤高、含水量等の構造情報、地形図、写真、図面の画像情報、過去の災害データ情報、地質、標高、公共施設等の地理情報、活断層情報、アメダス情報について分類し、10万箇所の情報入力を整備することを目標とした防災への活用方法を提示した。安中ら²⁸⁾（1996）は、1993（平成5）年、M7.8の北海道南西沖地震による農業用施設の被害調査報告において、決壊したため池が震央距離と相関関係があることを示した。藤井ら²⁹⁾（1997）は、1995（平成7）年、M7.3の兵庫県南部地震により被害を受けた淡路島のため池において、被害ため池と無被害ため池の要因を分析し、震源からの距離、断層距離、堤長、堤高、断層角度、震源角度、貯水量、表層地質の分類から被害を数量的に捉えた。谷³⁰⁾（1998）は、1996（平成8）年、M5レベルの地震が1日で3回発生した宮城県北部地震による農業施設の地震被害調査報告において、ため池データベースを活用し、震央距離からの距離とマグニチュードとの関係から、被害予測の有効性を示した。

ため池防災の維持管理に関する研究も重要視された。守田ら³¹⁾（1999）は、ため池の維持管理整備の優先度をつけるため、防災、公園整備、水質保全、環境保全の各分類方法の重みづけによる方法を示した。また、実務レベルでのため池の地震被害を評価する手法として、谷³²⁾（1999）は、マグニチュードと被害が発生する限界距離の関係を示した震央限界距離を示し、実際の災害と概ね一

致することを示した。谷³³⁾(2001)は、2000(平成12)年、M7.3の鳥取県西部地震および2001年、M6.4の芸予地震によるため池の被害において、破堤した被害はないものの、震度5弱のレベルにおいて多くの堤体にクラックが生じたことを報告した。小林ら³⁴⁾(2002)は、ため池被害調査と「ため池防災データベース」のデータを用い、ニューラルネットワークによる多変量解析によって、ため池の危険度を示す手法を提案した。毛利ら³⁵⁾(2005)は、2004(平成16)年、M6.8の新潟県中越地震によるため池の被害状況報告において、堤体の沈下、亀裂、法面のすべり崩壊が満水位による堤体内の間隙水圧と関係していることを示した。谷³⁶⁾(2005)は、リアルタイム気象情報に基づき集中豪雨時や地震時のため池被災の可能性を広域的かつリアルタイムに予測するするため、「ため池防災データベース」とリアルタイム気象情報を結合し、ため池の広域災害を予測する「ため池リアルタイム防災データベース」を開発した。

地震時の動的要因についても研究が進んだ。大矢ら³⁷⁾(2004)は、堤体の剛性を低減して液状化を表現する手法に関して、実現象と差があることから、堤体が横に広がる際に引張応力が発生することに着目し、その挙動を解析的に求め、せん断ひずみのレベルが支持地盤においては2%、液状化地盤においては5%であることを示した。森井ら³⁸⁾(2006)は、2004(平成16)年の新潟県中越地震による農業用ため池の被災状況報告において、堤体内部の土の締固めの状態が被害に関連している可能性を示した。若井ら³⁹⁾(2008)は、2004(平成16)年新潟県中越地震の際の山古志村(当時)の被害分布と有限要素法に基づく二次元広域解析結果との比較を行った結果、局所的に尖った地形や入り組んだ谷筋から斜面下部にかけて、大きなせん断応力が発生し、実際の地震時斜面崩壊位置と概ね一致することを示した。鈴木ら⁴⁰⁾(2015)は、2011(平成23)年、M9.0の東北地方太平洋沖地震被害から農業用ため池の地震による被災率を定義し、震度、地形、地質、堤体形状等の被害要因に関する危険度評価を実施した。水間ら⁴¹⁾(2016)は、ため池破堤リスクの評価には、氾濫解析を行った上で氾濫域の資産データを収集整理して被害額を推定する手法の代わりに、複雑な解析を簡易な代替モデルで置き換える応答曲面法に着目し、ため池破堤による被害額を算定する応答曲面を提案した。神山ら⁴²⁾(2018)は、地震時における堤体の強度評価の一つである非排水繰返し三軸試験によって、初期せん断応力が堤体土の非排水繰返しせん断強度に与える影響、拘束圧の影響を調べた結果、堤体土の繰返しせん断強度は、拘束圧の増加とともに強くなり、初期せん断応力の影響を考慮した繰返しせん断強度の評価は、細粒分含有率により可能であることを示した。高田ら⁴³⁾(2020)は、浸透流が作用するため池堤体への対策工の有無が変形量や機能性に及ぼす影響について遠心模型実験により検討し、湛水部の貯水位が高い場合、上流側と下流側への変形により堤体が大きく沈下すること、湛水部の貯水位を下げた場合、最も変形を抑制できること、ドレーン工法のような下流側の浸潤面を下げる工法が高い耐震性を発揮すること、上流側の押え盛土が堤体変形量を抑制することを示した。森ら⁴⁴⁾(2020)は、1983(昭和58)年の日本海中部地震における青森県内にあるため池堤体の被害要因特性を、想定震度分布図、地形、地質、堤体材料、基礎地盤材料、ため池台帳資料等を用い、地理情報システム(GIS)で再検証した結果、ため池堤体の被害要因は、堤体と基礎地盤の構成材料に起因すると考えられ、特に、砂質土材料が用いられた場合に被害発生割合は高く、砂質土材料における液状化の影響による影響が大きいことを示した。上野ら⁴⁵⁾(2020)は、レベル2地震動に対するため池堤体の耐震性照査を効率的に実施するため、非排水繰返し荷重を受ける飽和土の非排水せん断強度に関する多数の試験データを分析し、非排水繰返し強度特性と強度低下特性を簡易に推定する手法について検討を行い、礫質土と砂質土の場合は締固め度、粘性土の場合は粘土分含有率と高い相関性を有することを示し、非排水繰返し強度モデルと強度低下モデルを提案した。中野ら⁴⁶⁾(2020)は、水害による浸水想定区域と実際の被害との相関関係を活用するために有効な情報を提供する目的として、都市計画の区域・人口集中地区等の重複関係、水害統計調査基本表から洪水による被害実績と浸水想定区域との対応状況を解析し、その結果を踏まえて土地利用規制・誘導に向けた水害リスク情報としての浸水想定区域を活用し得

る可能性と課題を検討した。

水害リスクを数値解析によって把握する研究は、コンピューターの処理能力向上とともに蓄積された。解析対象がため池とは異なるが、関連する研究として河川氾濫に関し、流体理論に基づく数値シミュレーションによる防災関連の研究が広まった。福岡ら⁴⁷⁾(1998)は、密集市街地において家屋に作用する河川氾濫による流体力は、ほぼ静水圧とみなすことができ、家屋前後の水深差から求めることができることを実験的に示した。また、密集市街地をモデルに組み込んだ二次元氾濫シミュレーションを実施し、氾濫模型実験の結果と比較して良好な結果が得られることを示した。川池ら⁴⁸⁾(2002)は、都市域に存在する道路と建造物に着目し、1次元解析に組み込んだ氾濫解析法を提案した。小嶋ら⁴⁹⁾(2016)は、2011年の東北地方太平洋沖地震によって決壊したため池を対象とし、高解像度数値標高モデル(DEM)を用い、貯水池決壊時の氾濫流況予測手法として二次元氾濫解析を適用することの妥当性を検証した。堀ら⁵⁰⁾(2018)は、ため池決壊と下流被害の危険度をリアルタイムで予測・表示して被害を防止するための情報を提供する「ため池防災支援システム」の概要について解説した。李ら⁵¹⁾(2020)は、いすみ市ため池(名熊ダム)ハザードマップ作成を事例として、最大浸水深、最大流速、浸水到達時間を掲載しつつ、より現地に適した災害リスク情報を反映する手法を示した。金重ら⁵²⁾(2020)は、三次元計測によるため池の詳細な形状を構造物のモデル化に利用する方法を提案した。羽鳥ら⁵³⁾(2020)は、想定最大規模の水害を想定した現行のハザードマップの課題を指摘し、地区ごとに細分した地域別のハザードマップを提案するとともに、洪水災害の条件に関する理解度が高まる効果が確認できたが、避難の判断に関しては、ハザードマップ閲覧による直接的な効果は確認できないことを指摘した。このように、様々なアプローチによってため池災害が評価されてきたが、地震に対するため池堤体の損傷リスクとその後の決壊による下流域の浸水リスクを同時に評価した事例はない。そこで本研究においては、堤体の損傷規模および損傷箇所、それらを洪水解析に反映させた統合的な評価を実施し、これまでのハザードマップでは示されていない浸水リスクを評価する。

近年の災害評価では、人工知能の一つである深層学習を援用することによって、ため池の災害のみならず、様々な災害に対して評価を実施することが期待されている。深層学習は、特定の画像を認識する場合の判定精度が高く、コンピューターのビデオメモリ性能が高ければ高いほど、より高速に処理することが可能である。自然災害の状況を迅速に画像処理する場合、目的に応じて高精度で災害を検知することが可能であり、防災分野においては相性が良い。河村ら⁵⁴⁾(2018)は、深層学習を用いて災害時の土砂移動範囲の自動検出を効率化する手法を提案した。植田ら⁵⁵⁾(2018)は、災害前後の衛星画像、地形データの特徴を考慮して深層学習によって土砂災害地域の識別および検出する手法を示した。石井ら⁵⁶⁾(2018)は、兵庫県南部地震後に撮影された航空写真と現地写真に対して深層学習を用いて建物の被災度を判別する手法を提案した。肥田ら⁵⁷⁾(2018)は、地震被害を受けた建物の外観の画像データから被害の有無を判定し、被害判定結果を地図上に表示して被害の地理的分布を把握する手法を示した。藤田ら⁵⁸⁾(2019)は、地震災害の航空写真と建物ポリゴンのデータを用いて深層学習による地震被害の大まかな規模と全体像を把握する屋根損傷家屋把握システムを開発した。石井ら⁵⁹⁾(2019)は、深層学習により土砂災害警戒区域設定の自動化システムを開発した。Sublimeら⁶⁰⁾(2019)は、リモートセンシング衛星画像に対して深層学習を用いた災害後の浸水および市街地の破壊領域および損傷レベルを評価した。Nexら⁶¹⁾(2019)は、災害後の衛星画像、空中写真およびドローンによる写真いずれにおいても画像を最適化して深層学習を用いて訓練させることにより、構造物の損傷レベルを詳細に判定する評価手法を示した。菊池ら⁶²⁾は、斜面崩壊を計測した航空レーザー計測データについて、深層学習を用いて崩壊の有無を判定した。古木ら⁶³⁾(2020)は、専門家の知見を元に地形判読の教師データを作成し、土砂災害発生予測現場を深層学習により検知できることを示した。廣重ら⁶⁴⁾(2020)は、地上から通常撮影した地震災害の画像において、深層学習を利用した家屋倒壊、土台崩れ、木材がれきを検出す

るモデルを作成した。高山ら⁶⁵⁾(2020)は、深層学習を用いた土砂災害地形自動抽出の検討事例から、災害地形の完全な自動抽出は困難であるが、ある程度の候補地域を示すことは可能であることを示した。また、災害現場で運用していくための課題として、入力データの品質の確保や異なる地質や地形の地域で作成された学習モデル抽出のための汎用性向上を指摘した。内藤ら⁶⁶⁾(2020)は、航空写真を用いて深層学習により木造建物の被災程度を自動判別するモデルを開発した。これらの研究の多くは、学習データに災害後の衛星写真や空中写真を利用し、専門家の知識を補うことが期待できると結論付けているものが多いが、このような手法を用いる場合、学習データを大量に必要とすることから、画像収集コストが大きくなることも指摘されている。宮本ら⁶⁷⁾(2020)は、機械学習モデルにおける研究動向からデータ数の本質的な不足やタスク処理過程の説明性・解釈性など、防災上の意思決定に用いる上で計算モデルに対処するための方法論、およびそれら2点の課題に同時に対処する数理モデルとデータ駆動モデルを統合したアプローチについて、それぞれの考え方や具体的な手法、応用事例を調査した。全⁶⁸⁾(2020)は、学習データの汎用性を高めて臨機応変な対応ができるような方法論として、学習データの統合・蓄積のためのプラットフォームを通じた共有方法、学習データ収集の自動化によるコスト削減、知識の連携方法を示した。Reza et al.⁶⁹⁾は、マルチハザード確率評価によって、洪水、森林火災、地滑りの災害発生に対するそれぞれの要因の影響を特定するため、機械学習モデルを利用することで感受性マップを作成した。

しかしながら、画像を収集するコストについて、具体的な対策を示した提案は極めて少なく、ため池に関して人工知能を援用することで災害規模を特定する研究は存在しない。そこで本研究では、深層学習に伴う画像収集のコストを低減させる方法により、災害後の状況を迅速に評価する。

1.2 本研究の意義と目的

現在、既存のため池に対して補強工事等のハード対策を講じることは、強靱化に向けた有効な手段であるが、ため池が民間所有であるということもあって必ずしも容易ではない。そこで、ソフト対策として、大地震を想定したハザードマップが各地で整備され、流出水の到達時間や浸水深および避難所等が明示されている。ハザードマップは氾濫シミュレーションの結果を基に作成しているが、シミュレーションの境界条件には、ため池堤体が崩壊する箇所や規模は安全側に設定されているのみで、堤体自体の解析は実施されていない。これは、氾濫シミュレーションが河川氾濫をベースに作成されているためである。河川の氾濫では、堤防がどこで破堤するかを予測することは極めて難しく、無限に存在するパターンを想定することは現実的でない。このため、堤体の頂部を水面として、等高線と水面との差異を水深として評価しており、堤防の破堤箇所を特定することには重点を置いていない。一方で、ため池に関しては、大地震時における堤体崩壊の範囲が限定的であるため、数値解析によって脆弱性を特定することができる。さらに堤体の脆弱箇所を氾濫シミュレーションへ反映させ、統合的な検討を実施することで信頼性の高い数値解析結果が得られる。仮に堤体の地震挙動を検討することなく、安全側かどうかも不明瞭な崩壊予測に基づいて氾濫シミュレーションを実施しても、安全側の想定が必ずしも正解とは限らない可能性がある。現在の貯水池ハザードマップにおいて、堤体の損壊箇所や規模をある程度の精度で予測し、今まで見えなかった危険地域を明らかにすることができれば、災害予測をより現実に近い状態で示すことが可能となる。より詳細で信頼性の高い解析結果を住民へ示すことで、住民の防災に関する認識が高まり、結果的に浸水災害の被害を低減できるれば、社会的な意義は大きいと考える。しかしながら、現行のハザードマップにおいては、大地震による堤体の決壊箇所および規模が不明瞭のため、流出水の到達時間が適切に評価されているとは限らない。また、ため池崩壊を伴う災害においては、避難所は示されていても流出水の流速が早いために避難所へ移動することは困難となる。このため、家屋の2階等への垂直避難を余儀なくされるが、家屋自体の倒壊リスクは未だ示されていない。実際の大地震では複合的な被害となるため、信頼性の高いハザードマップへアップデートしていくことは、今後の防災対策において重要と考える。また、復旧に関する評価に関しては、近年では人工知能による手法が注目され、災害状況を画像として処理する方法として深層学習が信頼性が高い。深層学習は、災害後の被害情報を迅速に評価するための基礎的なモデルとして、また、計算機による判断は人が介さないために処理が早く、かつ、ばらつきのない客観的な評価へと繋がることから、防災分野での活躍が期待できる。

本研究では、ため池災害に関して数値解析と深層学習を援用することで災害発生から復旧までを一貫して評価することを目的とした。数値解析に関しては、ため池堤体の損傷、洪水、家屋倒壊といった一連の災害を三次元要素を用いてシミュレーションした。解析結果において、現行のハザードマップでは表現していない災害リスクを示すことができた。また、深層学習に関しては、災害の発生後の空中写真を学習データに利用した。空中写真では山腹崩壊および懸濁ため池、また、家屋の倒壊を含むものを採用し、災害箇所のみを自動判別するモデルを作成した。

1.3 論文の構成

本論文は以下に示す全6章で構成する。

第1章では、ため池のリスク評価に関する研究動向，課題の位置づけを詳述すると共に，本研究の意義と目的を示した。

第2章では，災害リスクを評価するために用いた地震応答解析，洪水解析および深層学習の基礎理論について詳述した。

第3章では，地震応答解析による堤体の損壊箇所や損壊規模を反映させた洪水解析を実施することで，ため池の地震災害における浸水リスクを評価した。地震応答解析については，ため池堤体周辺地域を含む地盤モデルを構築し，南海トラフを想定した工学的基盤における入力地震波によって，有限要素法に基づく三次元地震応答解析を実施した。解析の結果，堤体頂部における加速度応答は，震度換算で6強に相当し，最大せん断ひずみは，堤体が崩壊するレベルに達することが明らかとなり，現行のハザードマップでは表現されていなかった堤体の損壊箇所および損壊規模を示すことができた。また，洪水解析については，地震によるため池崩壊に伴う洪水の記録は極めて少なく，研究に有効な計測データも存在しないため，豪雨災害においてため池堤体が損壊した記録を用い，解析の結果，実際の被害の浸水領域が概ね一致することを確認し，本解析手法が妥当であることを示した。その上で，高松市内のため池に対して，堤体の損壊箇所および損壊規模を反映させた浸水解析を実施した。さらに，建物が解析に含まれる場合と含まれない場合とを比較するため，建物を存在の有無を解析に反映した。解析の結果，浸水領域に関しては，建物の有無にかかわらず，現行のハザードマップと概ね一致した。浸水深および流速に関しては，建物の有無による違いが現れ，建物の配置によって現行のハザードマップよりも浸水リスクが高くなる地域が発生することが明らかとなった。

第4章では，前章の洪水解析結果から得た浸水深および流速を利用し，木造家屋を対象とした倒壊リスクを評価した。判定の結果，現行のハザードマップにおいて想定しない市街地においても木造家屋が損傷するリスクが明らかとなった。ため池崩壊による流出水は，ため池から十分離れた地域においても到達する可能性があり，垂直避難をも困難な地域が存在することが判明した。

第5章では，災害後の被害情報を迅速に評価するため，災害後の空中写真から被害の程度を瞬時に検知する人工知能の基礎的な研究を実施した。判定手法は深層学習を援用し，山腹崩壊および懸濁ため池を自動判定するモデル，災害前の家屋の状態を自動判定するモデル，災害後の家屋倒壊を自動判定するモデルをそれぞれ作成し，いずれの場合においても，高い検知精度を得られることを示した。また，本論文で用いた空中写真は，空中写真と同等以上の解像度を有する画像であれば，より広域な領域においても容易に学習が可能であり，災害復旧にとって有益な情報となり得ると結論付けた。

第6章では，本論文の統括を行い，さらに，今後の研究課題について述べた。

2. 災害リスクを評価するための基礎理論

2.1 地震応答解析の基礎理論

ため池の堤体の地震挙動は、従来より耐震性評価の手法として Newmark 法⁷⁰⁾ が採用されているが、堤体の形状、地質、堤体を取り囲む周囲の地形および支持地盤の影響を全て把握し、地震の影響を最も強く受ける箇所を把握するためには、三次元有限要素法による解析が有用である。本研究では、三次元非線形有限要素法による解析高速化並列処理によって広域領域かつ複雑な地盤の非線形挙動を再現可能とした三次元非線形地震応答解析コード⁷¹⁾ を利用する。三次元地盤の有限要素に対し、次式 (2.1) に示される方程式を解く。

$$\mathbf{M} \frac{d^2 \mathbf{u}}{dt^2}(t) + \mathbf{C}(t) \frac{d\mathbf{u}}{dt}(t) + \mathbf{K}(t)\mathbf{u}(t) = \mathbf{f} - \mathbf{q} \dots\dots\dots (2.1)$$

ここで、 \mathbf{u} は変位増分、 \mathbf{f} は物体力、 \mathbf{q} は外力に対応する節点ベクトル、 \mathbf{M} は質量、 \mathbf{C} は減衰、 \mathbf{K} は剛性マトリクス、 t は時間である。また、地盤の非線形特性は、修正 R-O モデル⁷²⁾ および Masing 則⁷³⁾ を採用する。関係式を以下に示す。

$$\gamma = \frac{\tau}{G_0} \left(1 + \alpha |\tau^\beta|\right) \dots\dots\dots (2.2)$$

$$G_0 = \rho \cdot V_S^2 \dots\dots\dots (2.3)$$

$$\alpha = \left(\frac{2}{\gamma_{0.5} \cdot G_0}\right)^{\beta-1} \dots\dots\dots (2.4)$$

$$\beta = \frac{2 + \pi \cdot h_{max}}{2 - \pi \cdot h_{max}} \dots\dots\dots (2.5)$$

ここで、 γ はせん断ひずみ、 τ はせん断ひずみ、 ρ は地盤の密度、 V_S はせん断波速度、 $\gamma_{0.5}$ はせん断弾性係数を初期せん断弾性係数 G_0 で除した値が 0.5 となる場合の基準ひずみ、 h_{max} は最大減衰定数である。また、基盤層の減衰は、シンプルなレイリー減衰を採用する⁷⁴⁾。解析コードは、変位の増分ベクトル $\delta \mathbf{u}$ を出力する。本研究では、出力された変位の増分ベクトルを用いて、最大せん断ひずみを計算する。9成分を持つひずみマトリックス \mathbf{E} を下式に定義する。

$$\mathbf{E} = \mathbf{B} \delta \mathbf{u} \dots\dots\dots (2.6)$$

ここで、 \mathbf{B} は 6×3 の成分をもつ四面体二次要素の形状関数の微分である。四面体二次要素の節点を i とすると、 \mathbf{B} は、次式 (2.7) に示される。

$$[\mathbf{B}] = \begin{bmatrix} N_{xi} & 0 & 0 \\ 0 & N_{yi} & 0 \\ 0 & 0 & N_{zi} \\ N_{yi} & N_{xi} & 0 \\ 0 & N_{zi} & N_{yi} \\ N_{zi} & 0 & N_{xi} \end{bmatrix}_{i=1 \sim 10} \dots\dots\dots (2.7)$$

ここで, N_{xi} , N_{yi} , N_{zi} は, 四面体二次要素の形状関数を示す. 形状関数は四面体要素の体積座標で表現できる. ここで, L_1, L_2, L_3, L_4 を四面体二次要素の各面の受け持つ割合, V を四面体要素の体積, V_1, V_2, V_3, V_4 を四面体二次要素の各面に対する体積, $x_i, y_i, z_i (i=1 \sim 4)$ を四面体の各頂点の座標, x, y, z を任意点の座標とすると, 次式 (2.8), (2.9) の関係となる.

$$\begin{aligned}
L_1 &= V_1/V \\
L_2 &= V_2/V \\
L_3 &= V_3/V \\
L_4 &= V - L_1 - L_2 - L_3 \quad \dots\dots\dots (2.8) \\
V &= V_1 + V_2 + V_3 + V_4 \\
&= \frac{1}{6} \begin{bmatrix} 1 & x_i & y_i & z_i \end{bmatrix}_{i=1 \sim 4}
\end{aligned}$$

$$L_i = \frac{1}{6V} \begin{bmatrix} a_i & b_i & c_i & d_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & x & y & z \end{bmatrix}_{i=1 \sim 4} \quad \dots\dots\dots (2.9)$$

ここで, 定数 a_i, b_i, c_i, d_i は, 1, 2, 3, および 4 の巡回置換によって, 次式 (2.10) にて示される.

$$\begin{aligned}
a_i &= \begin{bmatrix} x_{i+1} & y_{i+1} & z_{i+1} \\ x_{i+2} & y_{i+2} & z_{i+2} \\ x_{i+3} & y_{i+3} & z_{i+3} \end{bmatrix} \\
b_i &= - \begin{bmatrix} 1 & y_{i+1} & z_{i+1} \\ 1 & y_{i+2} & z_{i+2} \\ 1 & y_{i+3} & z_{i+3} \end{bmatrix} \quad \dots\dots\dots (2.10) \\
c_i &= - \begin{bmatrix} x_{i+1} & 1 & z_{i+1} \\ x_{i+2} & 1 & z_{i+2} \\ x_{i+3} & 1 & z_{i+3} \end{bmatrix} \\
d_i &= - \begin{bmatrix} x_{i+1} & y_{i+1} & 1 \\ x_{i+2} & y_{i+2} & 1 \\ x_{i+3} & y_{i+3} & 1 \end{bmatrix}_{i=1 \sim 4 \text{ の巡回置換}}
\end{aligned}$$

さらに, 四面体二次要素の頂点 i , 四面体二次要素の節点 j とすると, $[\mathbf{B}]$ は, 次式 (2.11) で示される.

$$[\mathbf{B}] = \begin{bmatrix} \zeta_i & 0 & 0 \\ 0 & \kappa_i & 0 \\ 0 & 0 & \xi_i \\ \kappa_i & \zeta_i & 0 \\ 0 & \xi_i & \kappa_i \\ \xi_i & 0 & \zeta_i \end{bmatrix} [dN_{ij}]_{i=1 \sim 4, j=1 \sim 10} \quad \dots\dots\dots (2.11)$$

ここで, $\zeta_i, \kappa_i, \gamma_i$ は, XYZ 座標系の物理量の未知数, dN_{ij} は, 形状関数 N の微分である. また, 四面体二次要素の各節点の形状関係から, dN_{ij} は, 次式 (2.12) に示す.

$$[dN_{ij}] = \begin{bmatrix} 4L_1 - 1 & 0 & 0 & 0 & 4L_2 & 0 & 4L_3 & 4L_4 & 0 & 0 \\ 0 & 4L_2 - 1 & 0 & 0 & 4L_1 & 4L_3 & 0 & 0 & 4L_4 & 0 \\ 0 & 0 & 4L_3 - 1 & 0 & 0 & 4L_2 & 4L_1 & 0 & 0 & 4L_4 \\ 0 & 0 & 0 & 4L_4 - 1 & 0 & 0 & 0 & 4L_1 & 4L_2 & 4L_3 \end{bmatrix} \quad \dots (2.12)$$

以上より, \mathbf{B} をまとめて表示すると, 次式 (2.13) にて示すことができる.

$$[\mathbf{B}] = \begin{bmatrix} \zeta_1 & \zeta_2 & \zeta_3 & \zeta_4 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \kappa_1 & \kappa_2 & \kappa_3 & \kappa_4 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \xi_1 & \xi_2 & \xi_3 & \xi_4 \\ \kappa_1 & \kappa_2 & \kappa_3 & \kappa_4 & \zeta_1 & \zeta_2 & \zeta_3 & \zeta_4 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \xi_1 & \xi_2 & \xi_3 & \xi_4 & \kappa_1 & \kappa_2 & \kappa_3 & \kappa_4 \\ \xi_1 & \xi_2 & \xi_3 & \xi_4 & 0 & 0 & 0 & 0 & \zeta_1 & \zeta_2 & \zeta_3 & \zeta_4 \end{bmatrix} \\
\begin{bmatrix} 4L_1 - 1 & 0 & 0 & 0 & 4L_2 & 0 & 4L_3 & 4L_4 & 0 & 0 \\ 0 & 4L_2 - 1 & 0 & 0 & 4L_1 & 4L_3 & 0 & 0 & 4L_4 & 0 \\ 0 & 0 & 4L_3 - 1 & 0 & 0 & 4L_2 & 4L_1 & 0 & 0 & 4L_4 \\ 0 & 0 & 0 & 4L_4 - 1 & 0 & 0 & 0 & 4L_1 & 4L_2 & 4L_3 \end{bmatrix} \dots\dots (2.13)$$

次に、主ひずみを P とすると、式 (2.6) との関係は、次式 (2.14), (2.15) で示される。

$$\begin{bmatrix} \varepsilon_{xx} - P & \gamma_{xy} & \gamma_{xz} \\ \gamma_{yx} & \varepsilon_{yy} - P & \gamma_{yz} \\ \gamma_{zx} & \gamma_{zy} & \varepsilon_{zz} - P \end{bmatrix} = 0 \dots\dots\dots (2.14)$$

$$P^3 - J_1 P^2 + J_2 P - J_3 = 0 \dots\dots\dots (2.15)$$

ここで、 ε_{xx} , ε_{yy} , ε_{zz} , γ_{xy} , γ_{yz} , γ_{zx} はひずみの各方向成分, J_1 , J_2 , J_3 は各々不変量であり、次式 (2.16), (2.17), (2.18) に示す。

$$J_1 = \varepsilon_{xx} + \varepsilon_{yy} + \varepsilon_{zz} \dots\dots\dots (2.16)$$

$$J_2 = \varepsilon_{xx}\varepsilon_{yy} + \varepsilon_{yy}\varepsilon_{zz} + \varepsilon_{zz}\varepsilon_{xx} - \gamma_{xy}^2 - \gamma_{yz}^2 - \gamma_{zx}^2 \dots\dots\dots (2.17)$$

$$J_3 = \varepsilon_{xx}\varepsilon_{yy}\varepsilon_{zz} + 2\gamma_{xy}\gamma_{yz}\gamma_{zx} - \varepsilon_{xx}\gamma_{yz}^2 - \varepsilon_{yy}\gamma_{zx}^2 - \varepsilon_{zz}\gamma_{xy}^2 \dots\dots\dots (2.18)$$

式 (2.16), (2.17), (2.18) を式 (2.14), (2.15) へ代入し、主ひずみ ε_1 , ε_2 , ε_3 を次式 (2.19), (2.20), (2.21) で表す。

$$\varepsilon_1 = \frac{1}{3}J_1 + \frac{2}{3}\left(\sqrt{J_1^2 - 3J_2}\right) \cos \varphi \dots\dots\dots (2.19)$$

$$\varepsilon_2 = \frac{1}{3}J_1 + \frac{2}{3}\left(\sqrt{J_1^2 - 3J_2}\right) \cos\left(\varphi - \frac{2\pi}{3}\right) \dots\dots\dots (2.20)$$

$$\varepsilon_3 = \frac{1}{3}J_1 + \frac{2}{3}\left(\sqrt{J_1^2 - 3J_2}\right) \cos\left(\varphi - \frac{4\pi}{3}\right) \dots\dots\dots (2.21)$$

ここで、 φ を次式 (2.22) にて示す。

$$\varphi = \frac{1}{3} \cos^{-1} \left[\frac{2J_1^3 - 9J_1J_2 + 27J_3}{2(J_1^2 - 3J_2)^{\frac{3}{2}}} \right] \dots\dots\dots (2.22)$$

$\varepsilon_1 \geq \varepsilon_2 \geq \varepsilon_3$ の関係より、最大せん断ひずみ γ_{max} を次式 (2.23) で表す。

$$\gamma_{max} = \frac{1}{2}(\varepsilon_1 - \varepsilon_3) \dots\dots\dots (2.23)$$

2.2 洪水解析の基礎理論

氾濫解析のツールは、数値流体力学オープンソースコード：OpenFOAM⁷⁵⁾を用いる。流体理論はVOF (Volume of Fluid) 法⁷⁶⁾に基づく界面捕獲法による不混和流体で非圧縮・等温混相流⁷⁷⁾とする。非圧縮性流体の連続式 (2.24), Navier-Stokes 式 (2.25), 自由表面の移流方程式 (2.26) をそれぞれ以下に示す。

$$\nabla \cdot \mathbf{u} = 0 \quad \dots\dots\dots (2.24)$$

$$\frac{\partial \mathbf{u}}{\partial t} + \nabla \cdot (\mathbf{u}\mathbf{u}) = -\nabla p + \nabla \cdot (\nu \nabla \mathbf{u}) + f \quad \dots\dots\dots (2.25)$$

$$\frac{\partial \alpha}{\partial t} + \nabla \cdot (\alpha \mathbf{u}) = 0 \quad \dots\dots\dots (2.26)$$

ここで、 \mathbf{u} は速度ベクトル、 t は時間、 p は密度 ρ で除した圧力、 ν は渦動粘性係数、 f は外力項、 α は VOF 関数の体積分率 ($0 \leq \alpha \leq 1$, $\alpha = 0$: 気相のみ, $\alpha = 1$: 液相のみ) である。図-2.1 は、VOF 関数の体積分率 α の概念図を示しており、要素に占める α の割合が 0.5 以上となる場合は液相であると判断する。

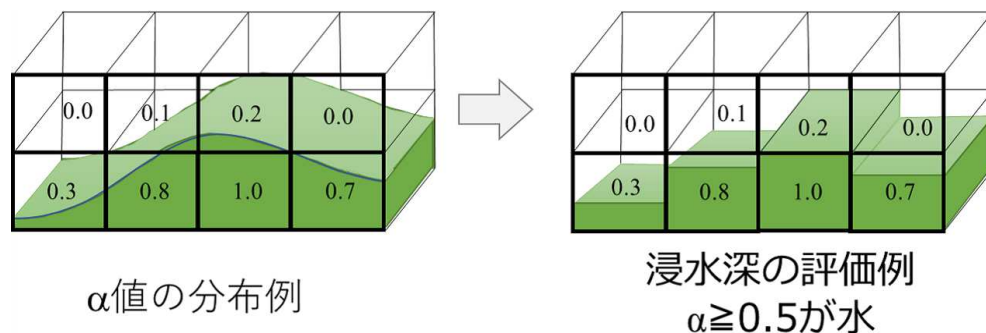


図-2.1 体積分率 α の概念図

また、ため池からの流出水は、レイノルズ数が 10^6 程度の乱流となるため、OpenFOAMに実装されているレイノルズ平均モデル (RANS)⁷⁸⁾を使用した。また、凹凸の底面における流れの剥離現象や地盤の境界面で安定した解が得られる $k-\omega$ SST (shear stress transport) モデル^{79),80)}を併用する。乱流のパラメータを表-2.1に示す。ここで、 v_c は代表速度、 I は乱れ強度とすると、乱流エ

表-2.1 $k-\omega$ SST モデルの初期パラメータ

項目		初期値
代表速度	u_c	2.00
乱れ強度	$I(\%)$	5.00
水力直径	$D(\text{m})$	10.00
乱流エネルギー	$k(\text{m}^2/\text{s}^2)$	1.50×10^{-2}
比散逸率	$\omega(\text{s}^{-1})$	0.17

ネルギー k は、次式 (2.27) で示される。

$$k = \frac{3}{2} (|u_c| |I|)^2 \quad \dots\dots\dots (2.27)$$

また，比散逸率 ω は， L を代表長さ ($L = 0.07D$)， D を幅広開水路としての水力直径 ($4 \times$ 浸水深 2.5m) とすると，次式 (2.28) で示される．これらのパラメータは，Navier-Stokes 式 (2.25) における右辺第 1 項の圧力 p のレイノルズ応力として使われる．

$$\omega = \frac{k^{0.5}}{L} \dots\dots\dots (2.28)$$

2.3 深層学習の基礎理論

本研究において設定する CNN による学習フロー全体を図-2.2 に示す。また、各々の処理に関しては、大きく 3 つに分類し、前半の処理に関する説明からはじめる。

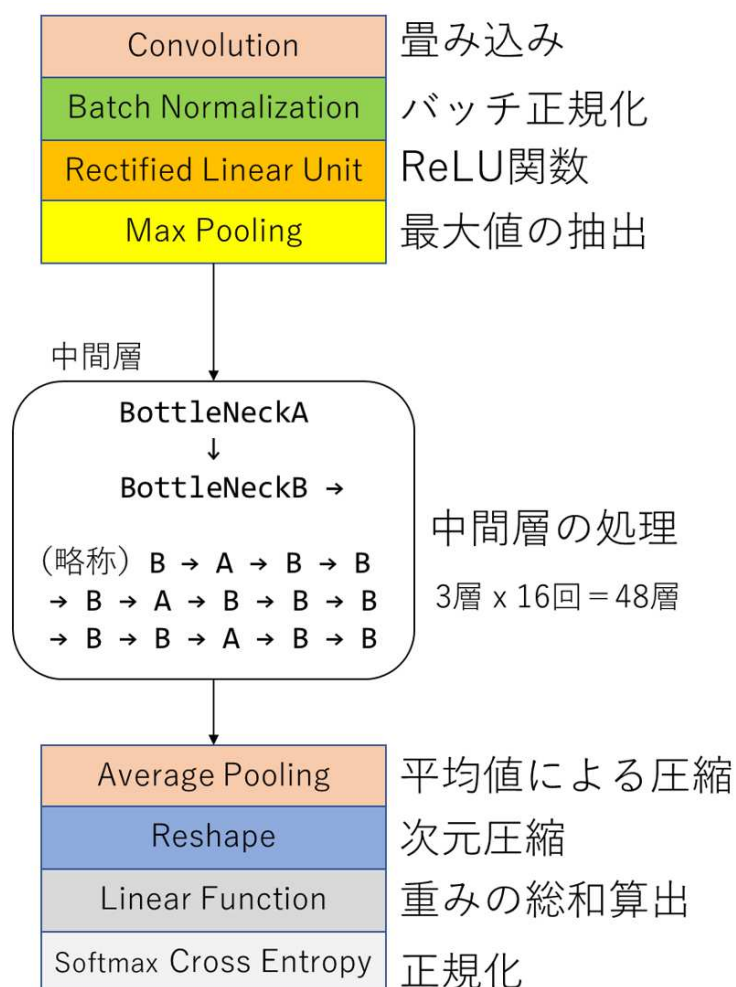


図-2.2 学習フローの全体

図-2.3 に示す Convolution (畳み込み) は、元データである RGB 画像にフィルタを乗じ、バイアスを加算することで元データの容量を小さくする。元データの空中写真における画像下のカッコ内の4つ数値 (32, 3, 224, 224) は、順に、並列処理を実施する画像の枚数を意味するバッチ数 (本研究では 32 枚に設定)、RGB カラーの色の種類 (3 種類)、画像の大きさ (224 ピクセル × 224 ピクセル) をそれぞれ意味する。図中のフィルタとは、元画像に乗じることで色や形の境界を強調するといった様々な画像の特徴 (重み) のパターンである。図中のフィルタの数値 (64, 3, 7, 7) は順に、CNN において 2 の累乗が用いられるため、フィルタを 6 乗して 64 種類、RGB カラーの色別 (CNN ではチャンネルと定義) の 3 種類、フィルタの大きさを設計値として 7 × 7 の配列と設定する。元データとフィルタとを乗じると、フィルタの種別毎に数値が強調された重みができる。畳み込みデータを y_n と定義すると、それぞれの関係は、式 (2.29) で示される。

$$y_n = x_n \omega_n + b \dots\dots\dots (2.29)$$

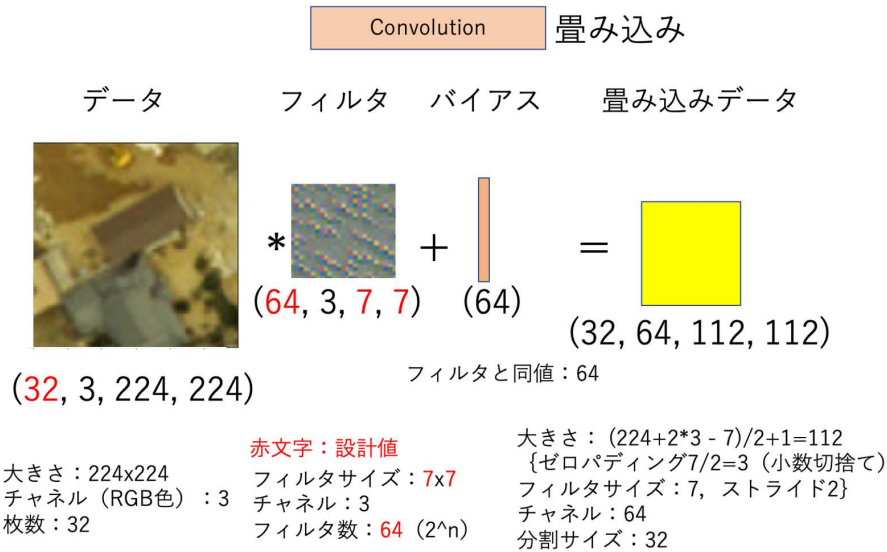


図-2.3 畳み込み処理, RGB 画像にフィルタを乗じ, 調整項のバイアスを加算することで畳み込みデータを作成する

ここで, n 番目の元画像を x_n , フィルタを ω_n , バイアスを b とする. バイアスとは, フィルタと同じ数の 1 次元配列で構成され, 画像とフィルタとの重みに対して一律の値を重みに上乘せすることによって, 閾値を超える際の発火のし易さを調整する役割をもつ.

畳み込みのうち, フィルタリングを行う処理の概念を図-2.4 に示す. 各々3種類の RGB 画像データが 32 個あるとすると, 同じく画像サイズに応じた任意の RGB 画像フィルタ 32 個を乗じることによって, 奥行きが 64 個の圧縮された配列へ変化する.

次に, フィルタを視覚的に表示する. 図-2.5 は, 初期段階における畳み込み処理による画像分類を示している. 様々なフィルタリングによって学習データのもつ特徴線のみを浮き上がらせ, 強調して表示させている. また, 図-2.6 では畳み込み処理の最終段階を視覚的に示している. ここでは, 畳み込み処理が繰り返され, ゼロ値を示す箇所が多数表示されている.

次に, 図-2.7 に示す Batch Normalization⁸¹⁾ (バッチ正規化) の処理について説明する. 正規化とは, 畳み込みデータ配列の大きさは変えず, 数値の平均化と分散化によってデータの偏りを減らす処理のことで, 式 (2.30), (2.31), (2.32), (2.33) にて定義される.

$$\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k x_i \rightarrow m_n \dots\dots\dots (2.30)$$

$$\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (x_i - m_n)^2 \rightarrow v_n^2 \dots\dots\dots (2.31)$$

$$\frac{x_i - m_n}{\sqrt{v_n^2 + \epsilon}} \rightarrow \hat{x}_i \dots\dots\dots (2.32)$$

$$\gamma \hat{x}_i + \beta \rightarrow y_i \dots\dots\dots (2.33)$$

ここで, 式 (2.30) において, k を学習データの数 (本研究においては 32 枚の画像データ), x_i を k 枚毎の学習データの値とすると, m_n は, 学習データ x_i の平均を意味する. ここで, n は学習デー

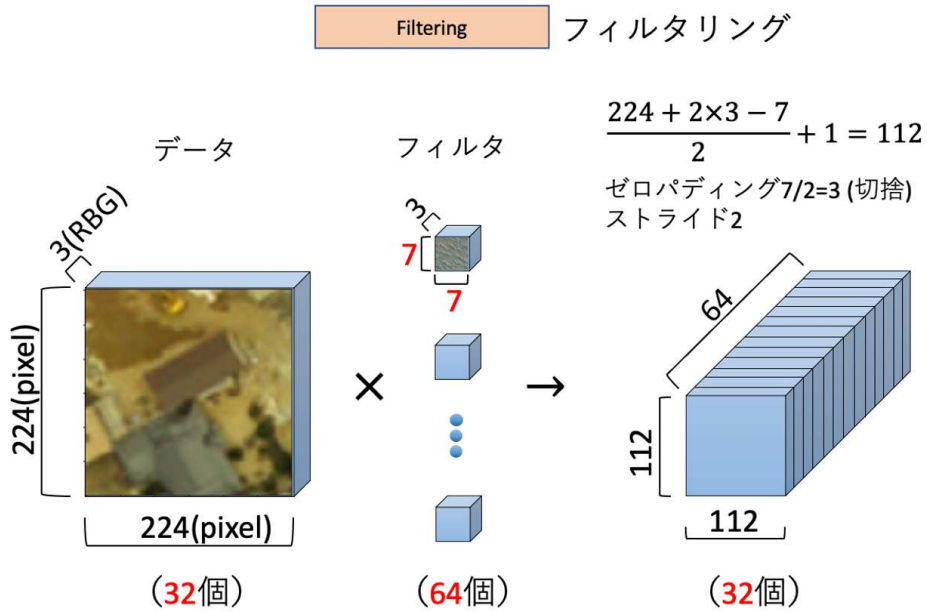


図-2.4 フィルタリング処理，RGB 画像にフィルタを乗じる

データの集合で， $n = \{x_1, x_2, \dots, x_k\}$ （ミニバッチと定義）とする．次に，式 (2.31) において，学習データ x_i からミニバッチの平均値 m_n を差し引き，その二乗和をデータ数 k で除すると分散 v_n^2 を得る．さらに，式 (2.32) において，学習データの値とミニバッチの平均値の差分を分散の正の平方根（標準偏差）で除することで，正規化が行われる．なお，正規化された集合は，平均値が 0，分散値が 1 となる．また， ϵ は 0 値となって計算不能となることを防止するためのごく小さな値を示す．そして，式 (2.33) では，正規化したミニバッチ \hat{x}_{kn} に対して繰り返し学習し，移動平均によって最適化させるための更新パラメータとして，分散値 γ （初期値 1）による乗算，平均値 β （初期値 0）による加算を与える．正規化は，データを線形変換するのみで元データの出力分布を変えないため，過学習の防止や学習速度の効率化を実現することができる．

次に，図-2.8 に示す Rectified Linear Unit（以下，ReLU）について説明する．ReLU は関数にて定義され，次式 (2.34) にて示す．

$$f(x) = \max(0, x) \dots \dots \dots (2.34)$$

ここで， x は正規化データを示し，正規化データのマイナス値を 0 に変換する処理である．この処理により，不要な負値を無効化することができる．

次に，図-2.9 に示す Max Pooling による最大値の抽出処理について説明する．ReLU によって活性化されたデータの大きさをここでは 1/2 に圧縮するために，ReLU データ（112×112）中の小領域（2×2）の範囲を重複しないようにスライドし，その内において最大の数値のみを抽出して，領域の圧縮（112×112 から 56×56）処理を行う．この処理により，小領域に含まれるごく僅かなデータの違いがあっても最大値が優先されることとなり，微小なデータの違いがあっても特徴を絞り込むことができる．

また，中間層における繰り返し処理について説明する．図-2.10 および図-2.11 は，全体フローで示した中間層における処理（BottleNeck A および BottleNeck B と定義）の詳細である．図-2.10 の BottleNeck A における各処理においては，前述の Convolution，Batch Normalization および ReLU を組み合わせて実施する．図-2.10 の左側にて Convolution および Batch Normalization を，また，

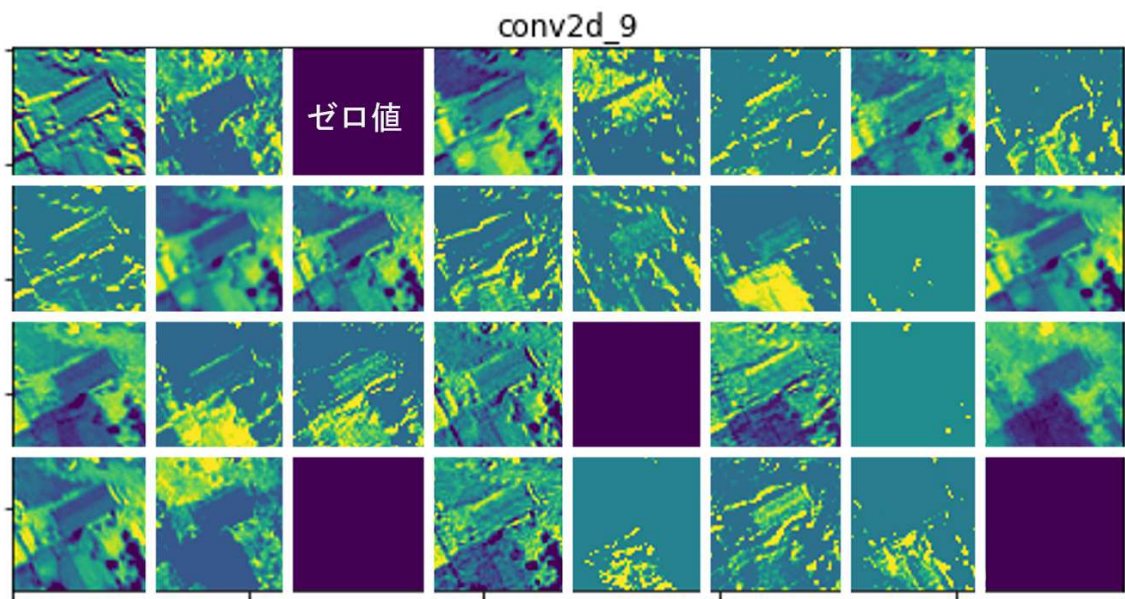


図-2.5 畳み込み処理の初期段階におけるフィルタの可視化

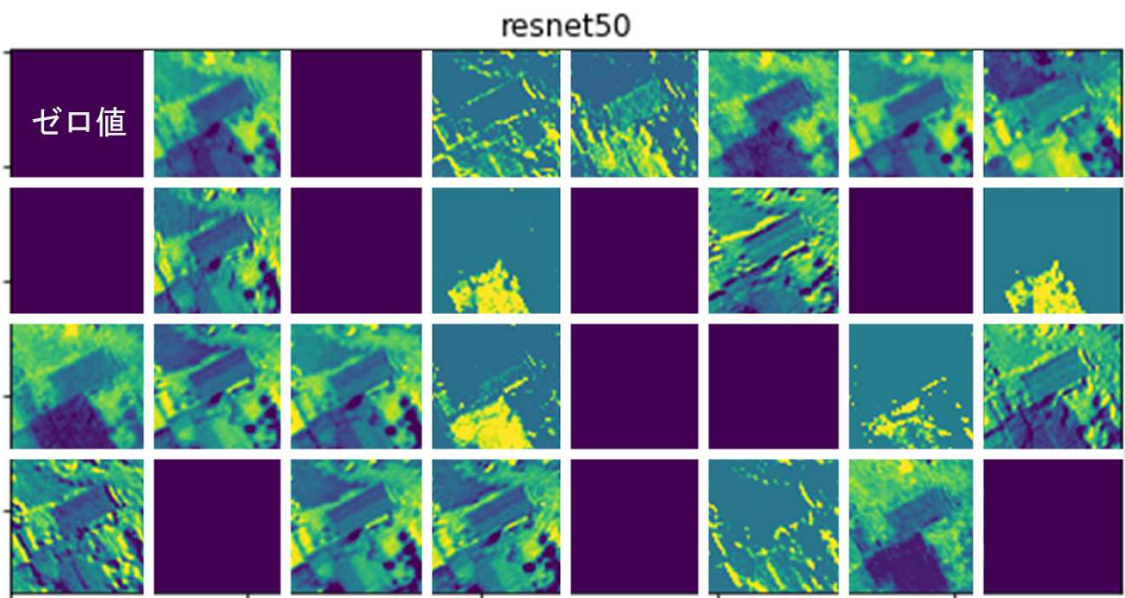


図-2.6 畳み込み処理の最終段階におけるフィルタの可視化

Batch Normalization バッチ正規化

中間層のパラメータの分布が適切になるように、層の出力を強制的に適切化する手法

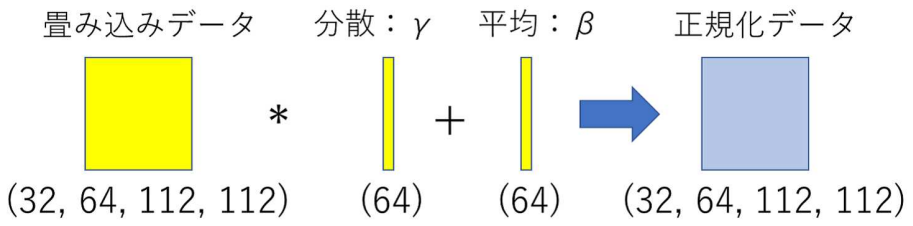


図-2.7 バッチ正規化の概念図

Rectified Linear Unit ReLU関数

マイナス値をゼロにする (負値を逆伝播させない)

$$f(x) = \max(0, x)$$

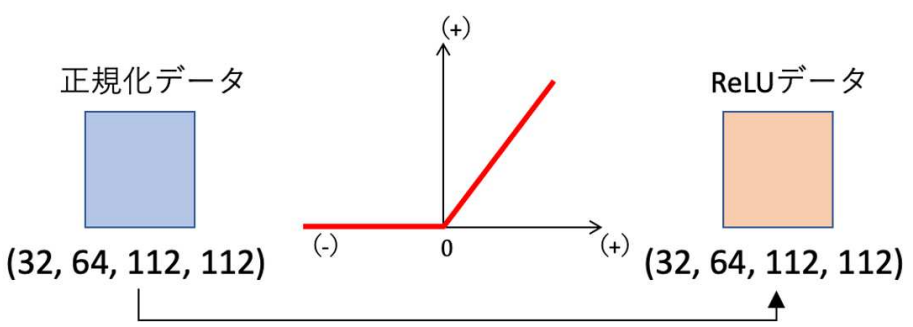


図-2.8 LeLU 関数の概念図

Max Pooling

最大値の抽出

小領域に対して最大のものを選択（データの圧縮）



図-2.9 最大値を抽出する処理

右側にて、ConvolutionとBatch Normalizationの後にReLUの処理を繰り返す。図-2.10に示すように中間層から入ってきた配列(32, 64, 56, 56)は、 1×1 と 3×3 のConvolution層によって一旦、次元を小さくし、後のConvolution(256, 64, 1, 1)で元の次元に戻す。これらの並列処理された配列は、それぞれが最終的に加算され、ReLUの処理を実施する。

図-2.11のBottleNeck Bにおいては、BottleNeck Aと比べて畳み込み処理と正規化の処理は並行で実施されていない。この二つの処理を組み合わせることで全体フローおよび図-2.11の下段で示した中間層の処理(全ての配列を順に示すことは省略する)を繰り返した結果、BottleNeck中間層後の配列は(32, 2048, 7, 7)に集約され、畳み込み処理の計算量を少なくすることができる。この手法は、本研究において採用しているResNet(Residual Network)⁸²⁾での特徴の一つである。

さらに、全体フローのうち最終段階での処理について説明する。図-2.12に示すAverage Poolingは、BottleNeck中間層によって小配列の 7×7 へ処理されたデータを一つの平均値に圧縮し、 1×1 の極小領域へまとめることを示している。

次に、図-2.13に示すReshapeは、Average Poolingによって 1×1 の部分削除するため、2次元配列から1次元配列に変換する処理を行う。

図-2.14に示すLinear Functionは、Reshapeデータ配列2048個と等しい数をもつ重みを乗じてバイアスにて調整することにより、重みの総和(スコア x)を算出する。

最終的には、図-2.15に示すとおり、スコア x をSoftmax関数によって最大値を1.00とした確率分布 y に変換し、Cross Entropy(交差エントロピー、図-2.15内の式)によって損失率 L (0.00に近づく)を出力する。ここで、ラベル t は、土砂災害およびため池を含むデータの集合を示し、含まれる場合は1、含まれない場合は0を示す。すなわち、損失率が小さくなるほど、スコア x の値が正解の土砂災害等の数に近いことを示している。

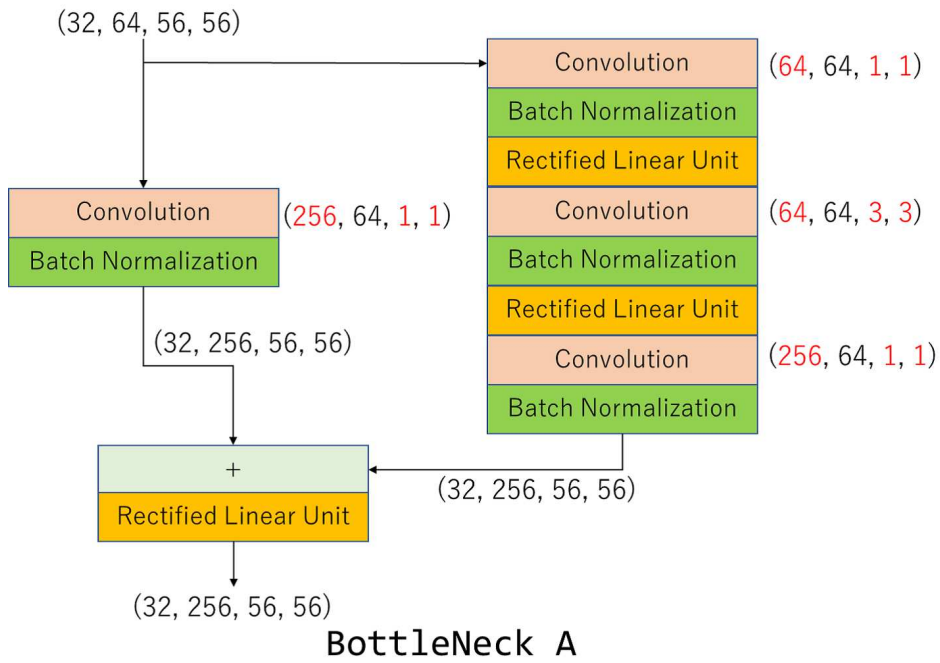


図-2.10 Bottleneck A 中間層処理のフロー図

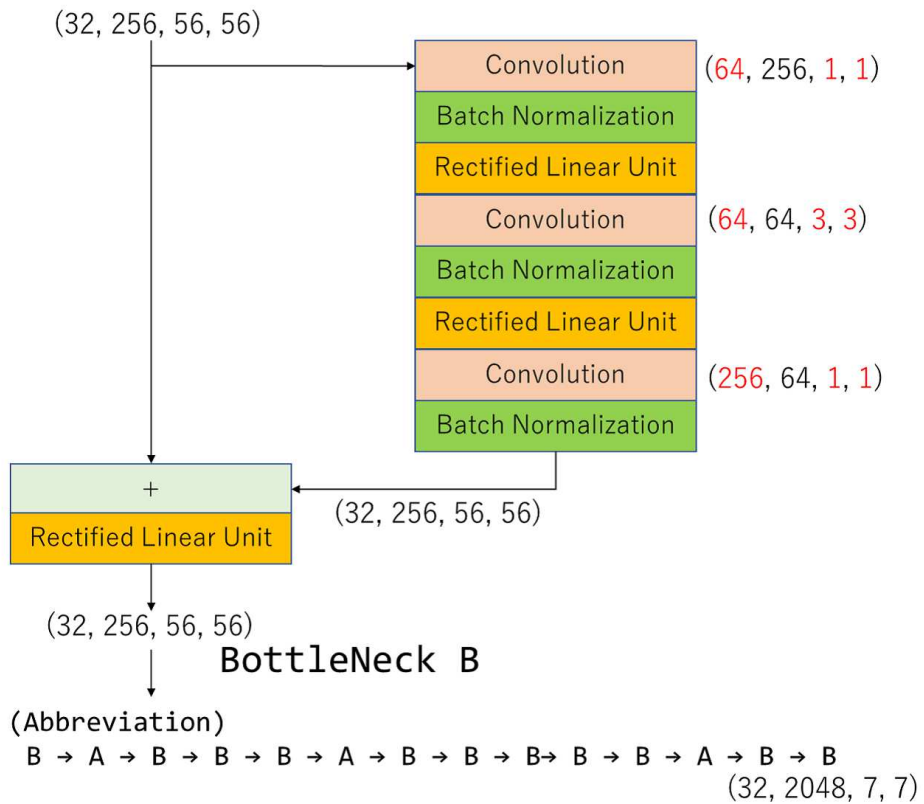


図-2.11 Bottleneck B 中間層処理のフロー図

Average Pooling

平均値による圧縮

小領域に対して平均値を選択（データの圧縮）

中間層からのデータ

Average Poolingデータ

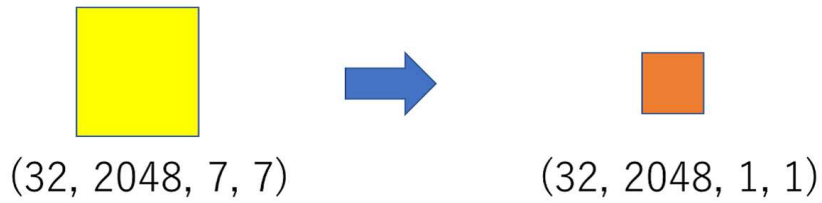


図-2.12 平均値によりデータの圧縮を実施

Reshape

次元圧縮

2次元配列を1次元配列にする

Average Poolingデータ

Reshapeデータ

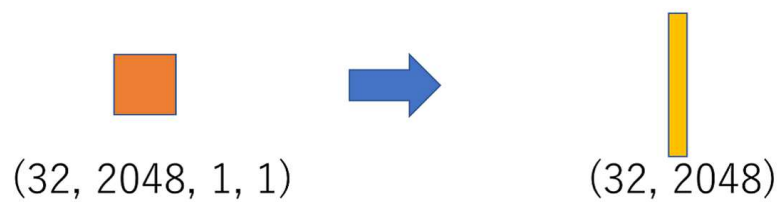


図-2.13 次元を圧縮する処理

Linear Function

重みの総和算出

順伝播により重みの総和（スコア x ）を算出

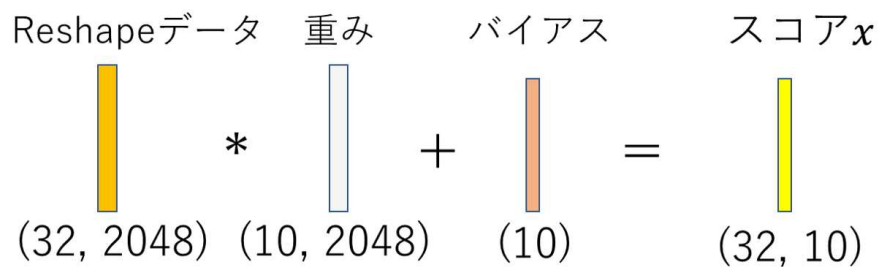


図-2.14 重みのスコアを算出

Softmax Cross Entropy 正規化

Softmax $y = \frac{e^x}{\sum e^x}$ スコア x を正規化（確率分布 y ）を出力

Cross Entropy $L = -\sum t \log y$ ラベル t から損失 L を出力

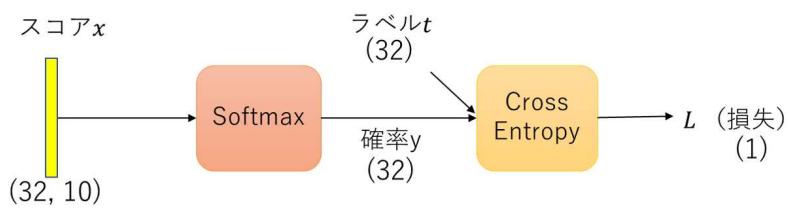


図-2.15 スコアを正規化し，確率とラベルから損失を出力

3. ため池堤体の崩壊および浸水リスクの評価

3.1 概説

三次元地震応答解析を基にした三次元氾濫解析結果とハザードマップとを比較することで、大地震時におけるため池の浸水リスクを考察する。大地震によってため池堤体が大きく損壊する場合、堤体が突如決壊する可能性が高くなる。堤体が突如決壊すると、流出水は鉄砲水となるため、氾濫域内の人々は、流出水を避けながら水平方向に避難することが極めて困難な状況になることが予想される。ため池が市街地近傍に位置する場合、人々の混乱、建物の損傷および火災等といった種々災害に、さらに浸水被害が付加されることになる。したがって、大地震時におけるため池の被害を予測することは、災害リスクを評価する上で重要である。近年の調査によって、下流域に被害を発生させる可能性のある農業用ため池は、日本全域で6万か所を超えることが明らかになった。現在は、地方行政によって、ハザードマップの再整備が実施されているが、大地震によるため池堤体の損傷規模や建物の配置を考慮した浸水リスクは評価していない。

2011年の東北地方太平洋沖地震の際、福島県のため池の一つである藤沼ダムが決壊した。この決壊は、締固め度の不足する盛土に対して強振動が長時間継続したことが原因とされている。その藤沼ダムに関する地震応答解析では、堤体頂部の地震動は、最大で442Galで、50Gal以上の地震動が100秒間継続したことが推定された⁸⁴⁾。このように、継続時間が長い地震が発生すると、ため池の堤体が損傷する可能性が高くなる⁸⁵⁾。継続時間の長い地震の多くは、深層の海洋プレートによって引き起こされる大地震であることが多い。近年、日本の四国沖に位置する深層型の海洋プレートである南海トラフにおいて、大地震が発生する確率が高いことが内閣府によって公表された。その発生確率は、30年以内に80%である。この深層型の大地震によって、中国地方・四国地方および近畿地方瀬戸内海側沿岸部において、揺れが長時間継続する可能性がある。このため、これらの地域におけるため池の堤体は、藤沼ダムの決壊事例と同じように挙動する可能性がある。さらに、同地域においては、少ない降雨量に対応するため、江戸時代からの古い農業用ため池が多数存在する。その中でも、近傍に住宅地が形成されており、ため池が決壊すると被害が甚大となることが予想されるため池を「防災上重要なため池」と定義されている。全国のため池の数は、2018年11月に農林水産省によって公開され、公開資料⁸⁶⁾によると、全国の農業用ため池の合計は、166,638箇所になる。さらに、防災上重要なため池の合計は、63,772箇所あり、南海トラフ地震の影響を受ける地域内においては、39,104箇所存在する。このような多数の防災上重要なため池においては、老朽化によって補修工事を必要とするため池も存在する。しかし、すべてのため池に対して補強工事を実施することは現実的ではないことも明らかである。近年、補強工事の代替案としてだけでなく、気候変動を踏まえた水災害対策のあり方の一つとして、ハザードマップの活用が注目されている⁸⁷⁾。ハザードマップを活用するためには、情報の周知徹底および活用するための知識が必要である。実際の災害において、ハザードマップが活用されなかった事例がある⁸⁸⁾。加えて、大地震時のため池崩壊は、一般的な水災害と比べて事例が少ないため、住民の認識がさらに低いことが予想される。

ハザードマップは、水災害の対策として、全国で整備され、更新され続けている。河川氾濫による浸水エリアの想定図の作成方法は、国土交通省⁸⁹⁾により示されている。また、ため池のハザー

ドマップの作成方法は、農林水産省⁹⁰⁾により示されている。ハザードマップは、標高や地表面の形状に基づいて評価されているが、大地震による堤体の決壊規模は評価されていない。つまり、ため池堤体の損壊規模や損壊箇所が不明瞭なハザードマップが提供されており、損壊の規模と箇所が不明であれば、それに伴う氾濫予想等も正確であるとは限らない。このため、大地震によるため池災害のリスクが過小評価される可能性がある。大地震時におけるため池堤体の損壊リスクと、それに付随する浸水リスクの両方を数値計算により評価すれば、ハザードマップの信頼性は向上するものとする。

従前の大地震によるため池の損壊リスクの評価は、二次元解析に基づくものがほとんどであるが、近年の計算機の能力向上により三次元の解析も容易になってきた。これを踏まえ、次世代の評価手法として、地盤に関しては、三次元非線形地震応答解析を有限要素法によって実施することは有用な手法である。有限要素解析を実施する場合、複雑な地盤構成を表現するためのパラメーターが少ないという利点がある。市村らは大規模な三次元非線形地震応答解析コード⁹¹⁾を開発し、地盤情報および都市建物情報を広域な解析モデルに取り込み、膨大な解析容量をスーパーコンピュータによって実現させている^{92),93),94),95)}。本研究においても、地盤解析に関しては、市村らの開発した解析コードにより地震応答解析を実施し、地震応答解析結果から、ため池の損壊箇所および損壊規模を推定する。浸水リスクの評価として、数値流体力学オープンソースコード：OpenFOAM⁷⁵⁾による三次元氾濫解析を実施する。大地震によるため池の地震応答解析の結果を氾濫解析に用いることによって、氾濫箇所を特定しないまま解析を実施する従来の手法と比べ、災害リスクの精度を高めることができる。

そこで本研究では、近年の計算機の演算能力の向上を踏まえ、大規模な数値解析による災害リスクの評価手法を提案する。まず、有限要素法による三次元地震応答解析によって大地震時のため池堤体の損傷リスクを評価する。つぎに、地震応答解析から得られたため池堤体の決壊を反映させた三次元氾濫解析によって浸水リスクを評価する。そして、解析結果と現行のハザードマップとを比較することで、新たな浸水危険箇所を特定する。

3.2 地震応答解析

3.2.1 地震応答解析の概要

農業用ため池の堤体に関しては、既存の堤体を積み上げた工事歴があることが多い。堤体深部においては、堤体が古いほど締固め度が低く、かつ、不均一な土層がある⁹⁶⁾。平野部などに積み上げられた古いため池の堤体は、土堰堤によって堰き止められることで築かれた。これは皿池と定義される。皿池の特徴は、堤体の高さが10m程度と低い一方、堤長が長い。本研究では、このようなため池の特徴をもち、かつ、ため池の流出先に市街地が形成されているため池を解析対象とし、香川県高松市にある「平池」を選定した。このため池は、防災重点ため池として指定されており、その貯水量は1,240,000m³、堤長は700mである。昭和44年度に全面改修工事が行われ、堤体の側面はブロックにて補強され、堤体頂部には車道が整備されている。2016年2月27日に撮影した周辺状況の写真を写真-3.1および写真-3.2に示す。



写真-3.1 平池の周辺状況（堤体頂部東端から西向きへ撮影）

地盤の特性に関しては、ため池の東面には黒雲母安山岩類で構成されるビュート状の小山があり、小山の表層は、凝灰岩類を基盤とした沖積層および段丘堆積物の砂質土で覆われている⁹⁷⁾。ため池周辺の地質断面を図-3.1に示す。

本研究では、ため池の東面の小山および流出域の市街地を含む解析領域を確保する。領域の幅（X方向）は2,440m、奥行き（Y方向）は1,925mとする。解析モデルの概要を図-3.2(a)に示す。地



写真-3.2 平池の周辺状況（堤体の内側護岸ブロックを撮影）

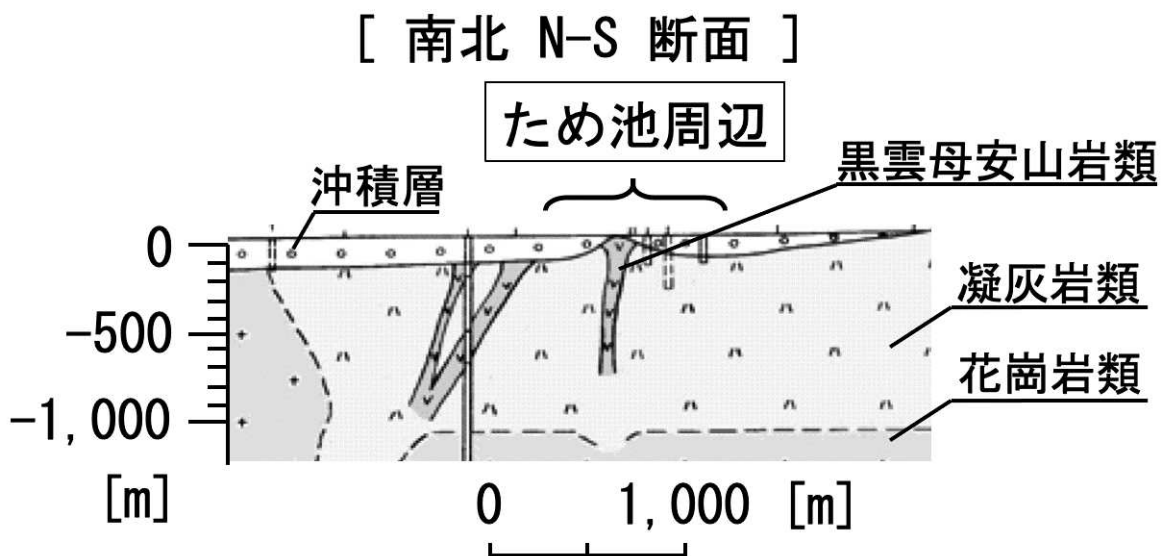


図-3.1 ため池周辺の地質断面図（文献⁹⁷）の図を加工）

表-3.1 地盤特性値

層	$\rho(\text{kg/m}^3)$	$V_s(\text{m/s})$	γ	h_{max}
堤体	900	200	0.0010	0.210
砂層	1600	160	0.0010	0.210
砂層	1700	195	0.0010	0.210
砂礫層	1700	230	0.0010	0.210
砂礫層	1800	303	0.0010	0.210
砂礫層	1900	434	0.0010	0.210
基盤層	2300	2000	0.0005	0.105

表面データとしては、国土地理院が公開する5m間隔のデジタル標高データを採用し、地盤の構成は、地盤の種類ごとの層によって構成される。簡易的な地質調査⁹⁸⁾によると、ボーリングデータのN値は、深さ4mにおいて15以上、深さ5mにおいて25以上を示す。その他の周辺地域では地盤データが公開されていないため、地盤構成を表現するためのパラメーターは推定値とした。基盤層は、地表面からの深さ110mと仮定した。

各層における地盤物性値を表-3.1に示す。ため池の堤体の地盤特性値は、表面波探査および常時微動測定の調査報告⁹⁹⁾を参考にする。ここで、 ρ は密度、 V_s はせん断波速度、 γ は基準ひずみ、 h_{max} は最大減衰定数を示す。また、工学基盤の減衰定数は、100mより浅い一般的な岩盤では、2%から5%であることから、深さ15m程度で岩盤に近い層が分布している本研究の解析対象については、2%とする。また、5層目： $V_s=303(\text{m/s})$ 以深を線形の基盤層とし、4層目以下は非線形層とする。

3.2.2 地震応答解析の境界条件

側面における境界条件を全方位無反射境界とすることで、地盤を半無限水平成層地盤として扱う。本研究では、初期応力は自重のみとする。地盤を構成する有限要素法のメッシュは、複雑な形状を効率よく計算することができる四面体二次要素とする。地層が相互に重なり合う境界においては、市村らの解析コードを用いて自動的にメッシュを構築する。メッシュの断面を図-3.2(b)に示す。メッシュの大きさは、最小で2.5mとする。これは、周波数5Hzの波を10分割するためである。最終的に、メッシュの節点数が2億7546万808個、メッシュ数が2億341万7346個となる。中間層の境界に関しては、地盤調査から推定した滑らかな地層界面を構成する。地盤モデルの成層境界を図-3.2(c)に示す。工学基盤への入力地震波は、公開データ¹⁰⁰⁾を利用する。時間刻みは、0.002秒とする。すべての解析ステップ数は、35,000ステップとする。入力波形を図-3.3に示す。解析対象において、常時の水面が低く保たれているため、貯水圧と地震による動水圧の影響は考慮しない。なお、水圧の影響は堤体内の間隙水圧の変動による液状化の影響は考慮することが望ましく、同じ解析コードを利用した研究¹⁰¹⁾により検討されているが、地震時におけるひずみの挙動に着目することを目的とするため、本研究では取り扱わない。

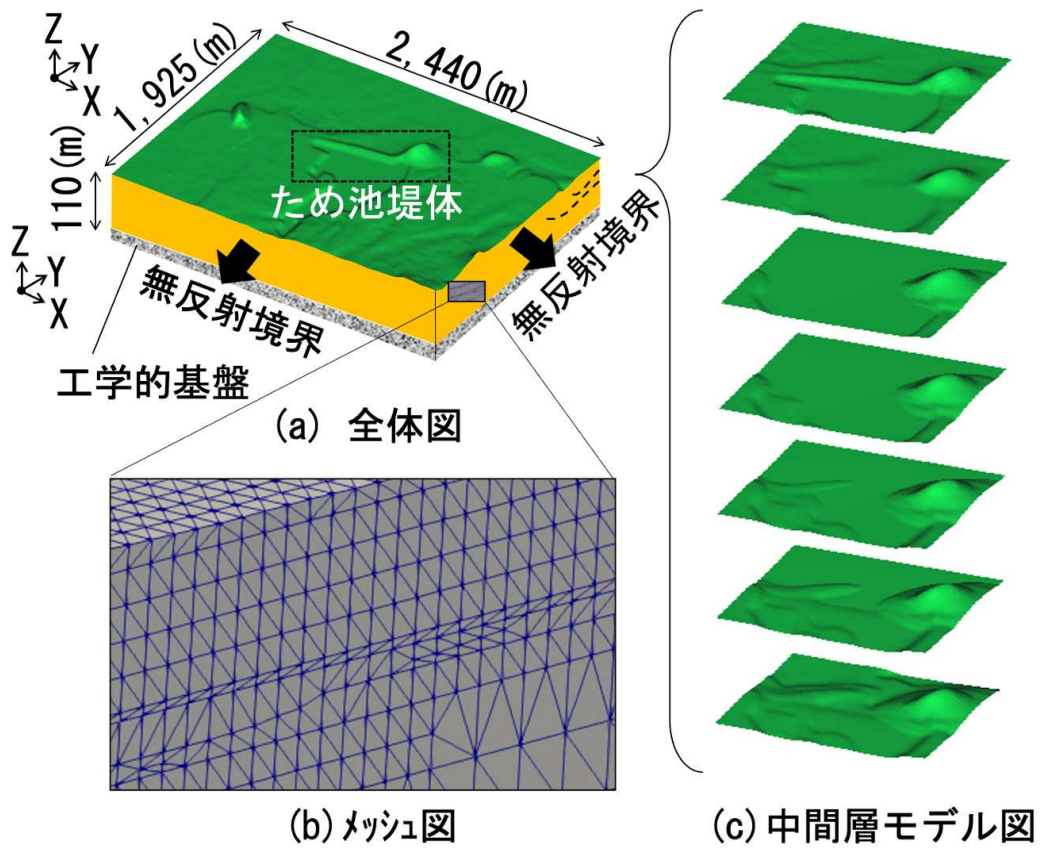
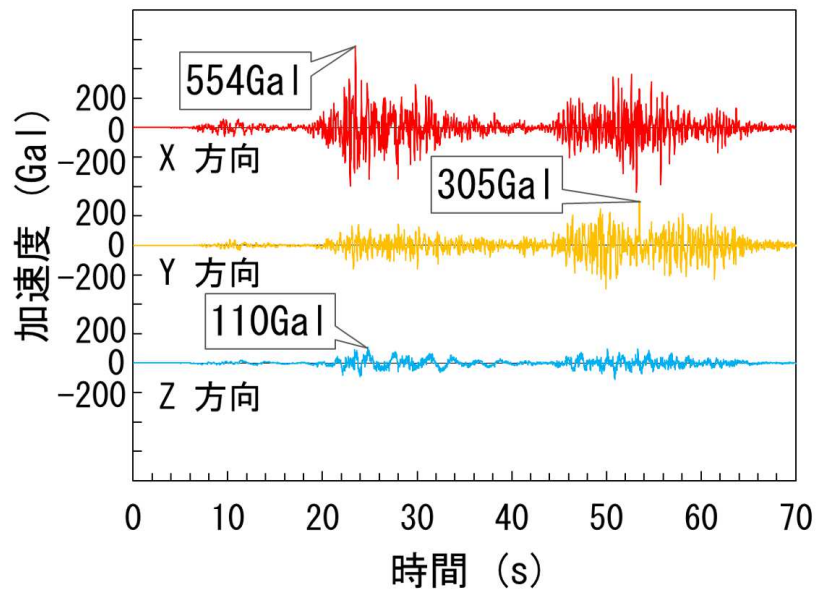


図-3.2 (a) 解析対象, (b) メッシュ図, (c) 中間層のモデル図



(d) 入力地震波

図-3.3 入力地震波

3.2.3 地震応答解析結果：変位分布

ため池堤体が最大応答を示す時間帯(25.07秒から25.67秒)において、変位ベクトルの大きさ(Magnitude)を等高線で、また、大きさと方向を矢印で図-3.4(a)-1から(a)-3に示す。まず、ため池堤体と平野部との応答の違いについて説明する。図-3.4(a)-1に示すとおり、ため池堤体中央部分の変位方向は、その他の平野部と比べて逆である。ここでは、地盤特性値および幾何学的な形状の違いが解析結果の応答周期の違いに影響している。次に、ため池堤体とその東側に位置する小山との応答の違いについて説明する。図-3.4(a)-1に示すとおり、小山の変形は、ため池堤体と比較して微小である。これは、小山の剛性が基盤に相当するほど高いためである。表-3.1に示すとおり、ため池堤体のせん断波速度は、小山と比較して10分の1であり、これが主にため池堤体と小山との応答の違いに影響してある。同じ解析コードを使った研究⁹³⁾においても、小山のような局所的な地盤構造では、弾性係数の違いによって大きく応答が変わることが示されている。さらに、弾性係数の違いは、基盤層と地表面との応答の差にも表れる。ここで、図-3.4(a)-1の切断線に沿って断面を表示した図-3.7(b)に着目する。切断面では、地盤物性値が軟らかい部分と堅い部分とで異なる境界を点線で示しており、点線より深部が、ため池堤体の基盤層および小山の基盤層に該当する。同図に示すとおり、基盤層との境界面より下層の変形は微小となる一方で、ため池堤体の変位ベクトルの応答値は比較的大きくなる。これは、堤体の基盤境界面とでは地盤物性値の違いが明確に表れていることを示している。図-3.5(a)-2および図-3.6(a)-3は堤体が東西に揺れる時刻における変位分布である。図-3.4(a)-1の場合と同様に、平野部および小山の挙動と比較して、ため池堤体の応答は大きく、応答の方向が異なる。

3.2.4 地震応答解析結果：応力分布

前節と同時刻における最大主応力の分布を図-3.8(a)-1から図-3.10(a)-3に示す。前節の図-3.8(a)-1に示すとおり、時刻25.07秒において、全体が東(+X方向)に変位している際に、ため池堤体は西(-X方向)に変位している。このため、堤体と基盤部の間には、引張応力が認められる。これは、堤体の東側の硬い地層で構成される小山が、堤体の動きに対して反射板のような役割を果たしたことが原因と考えられる。図-3.8(a)-1より、主応力の値が50kPaから70kPaであることが分かる。同等規模のため池に対して、同等レベルの地震動に対する再現解析¹⁰²⁾において、同等レベルの応力の分布となることが知られている。本解析対象ため池は、実際の地震被害を受けた記録はないが、この程度の引張応力が発生する可能性はあるものと考えられる。図-3.11(b)はY方向(南北方向)断面図で、図-3.8(a)-1にて、その切断面を明示している。ここでも同様に、堤体の底面付近で引張応力が発生している。また、図-3.9(a)-2および図-3.10(a)-3に示すとおり、時間経過してもため池と基盤層との境界面より下層の部分では応力レベルは低いが、ため池堤体の応力レベルは高いままである。以上より、変位分布と同様に、応力分布についても、基盤部と堤体の地盤物性値の違いによる影響が顕著に表れていることが分かる。

3.2.5 地震応答解析結果：ひずみ分布

最大せん断ひずみ分布の時刻歴応答を図-3.12(a)-1から図-3.14(a)-3に示す。いずれの時刻においても、前小節と同様に、堤体とそれより下方の地盤との境界面において、両地盤の物性値の違いに起因して、大きなせん断ひずみが発生している。最大値は約0.7%で、これは、大規模な変形に相当する。ため池堤体にこのレベルのせん断ひずみが発生した場合、損壊する可能性もある。また、高いせん断ひずみを呈した箇所は、図-3.12(a)-1によれば、X方向(東西方向)では、堤体の中央付近にて、その幅60mから90mであり、また、図-3.15(b)によれば、Y方向(南北方向)では、堤体の中央付近にて、その幅30mから40mであった。なお、図-3.15(b)に示すA点からD点では、ひずみの時刻歴応答を抽出した点である。

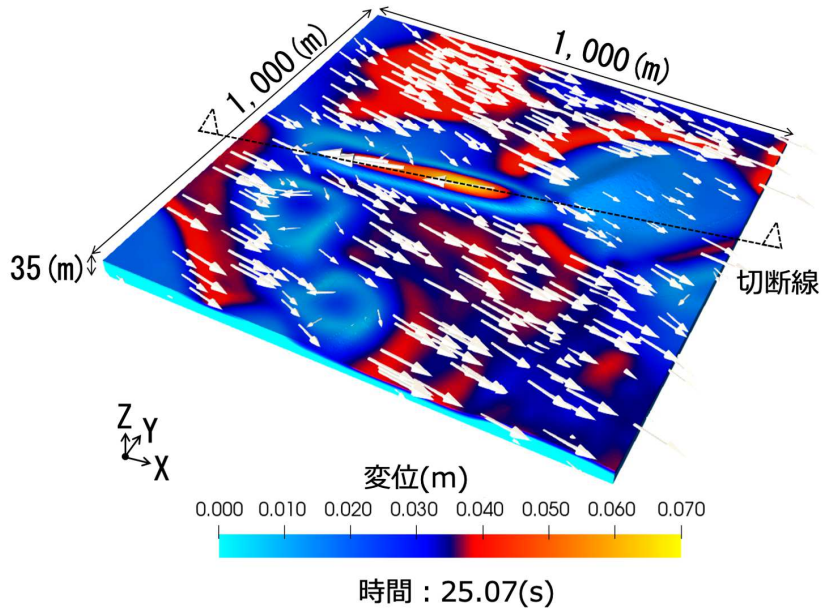


図-3.4 (a)-1 時刻歴最大応答変位 (m)

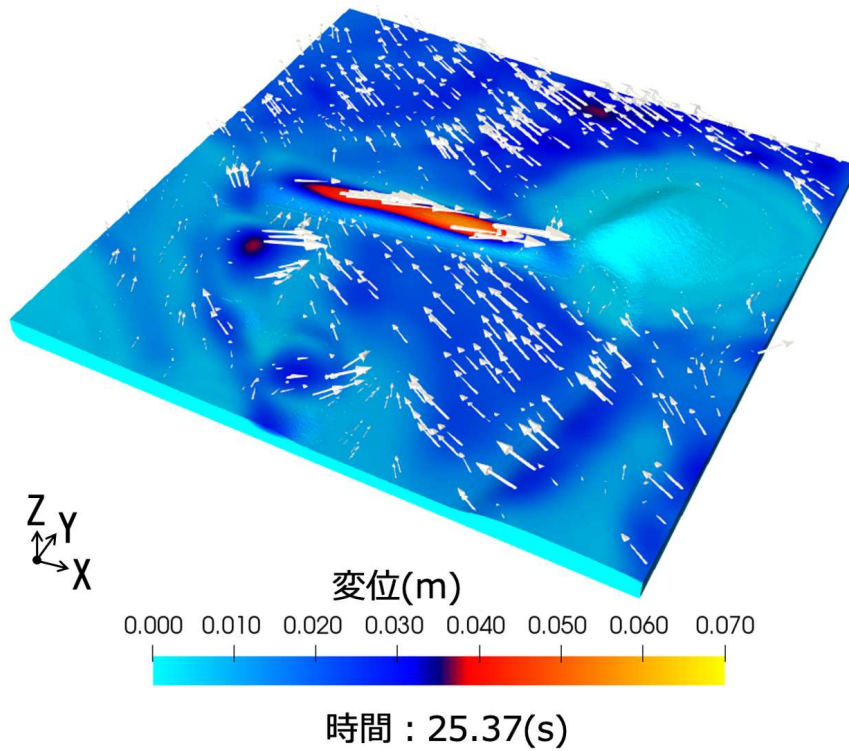


図-3.5 (a)-2 時刻歴最大応答変位 (m)

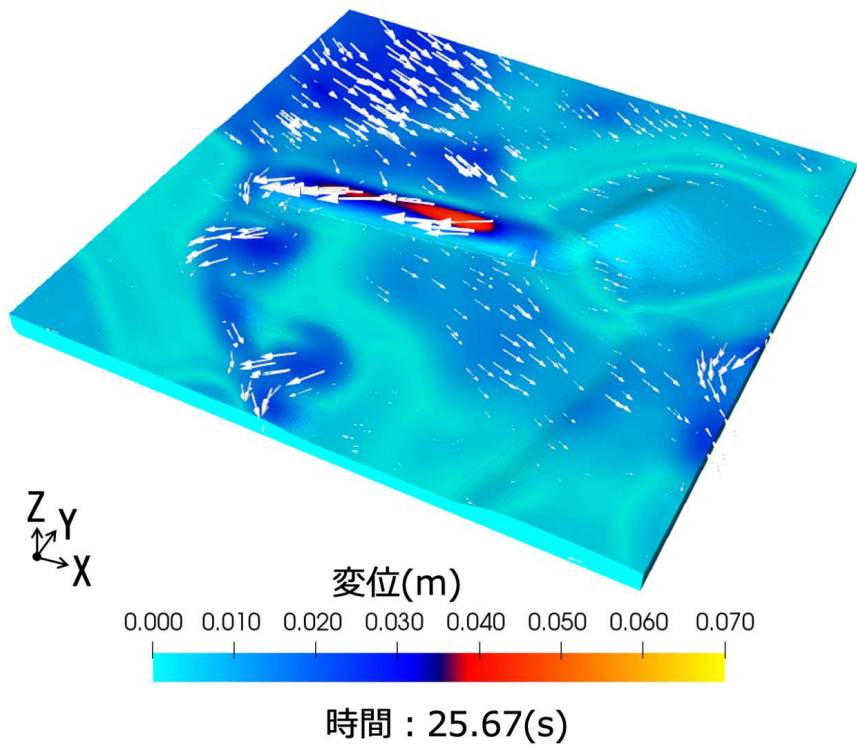


図-3.6 (a)-3 時刻歴最大応答変位 (m)

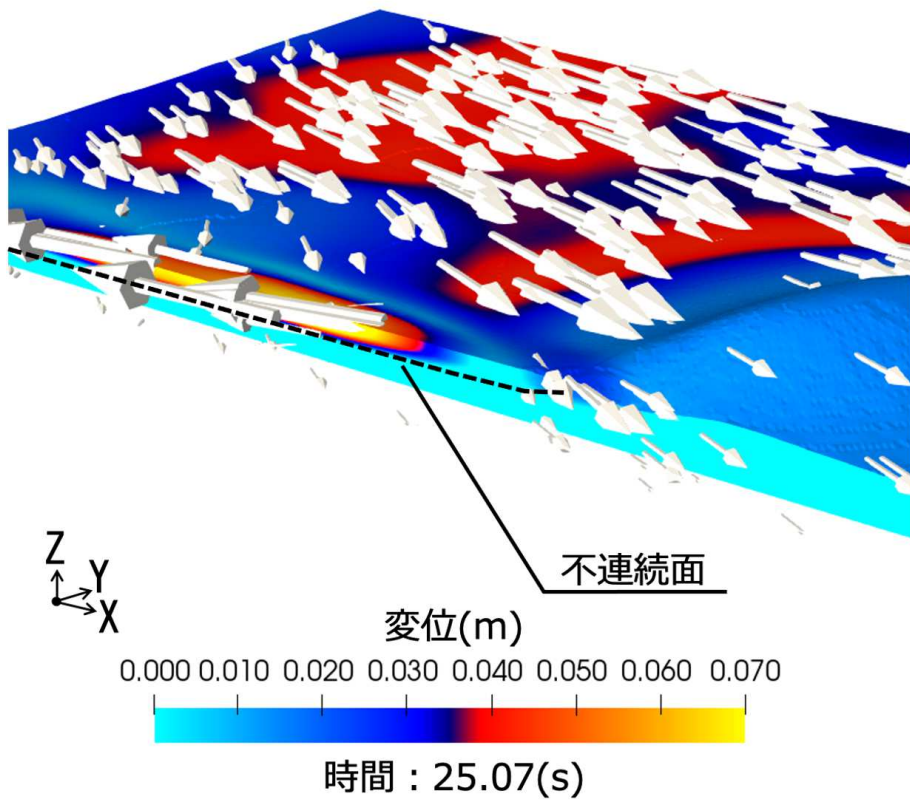


図-3.7 (b) 最大応答時におけるため池堤体の長辺方向の断面図 (m)

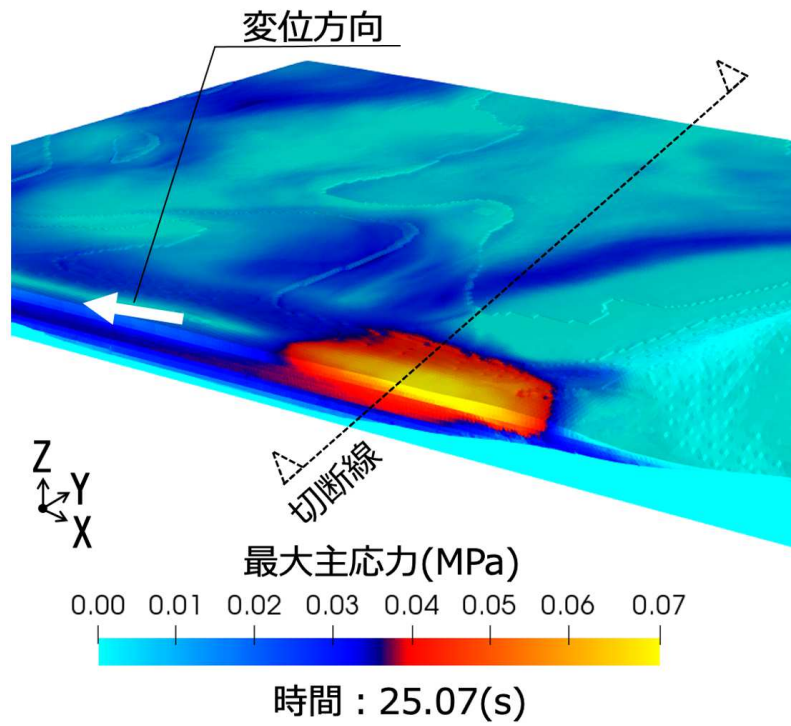


図-3.8 (a)-1 主応力分布の時刻歴応答 (MPa)

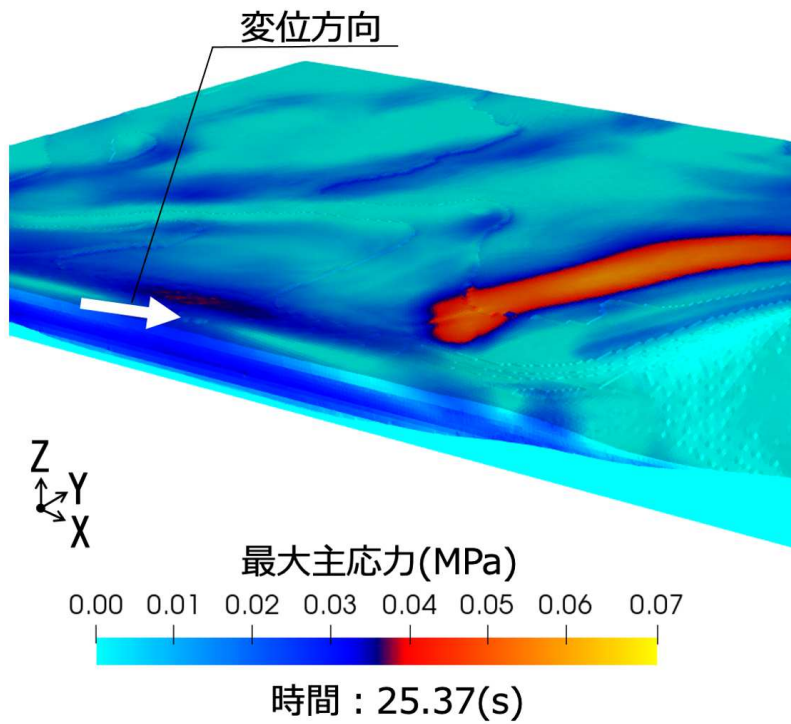


図-3.9 (a)-2 主応力分布の時刻歴応答 (MPa)

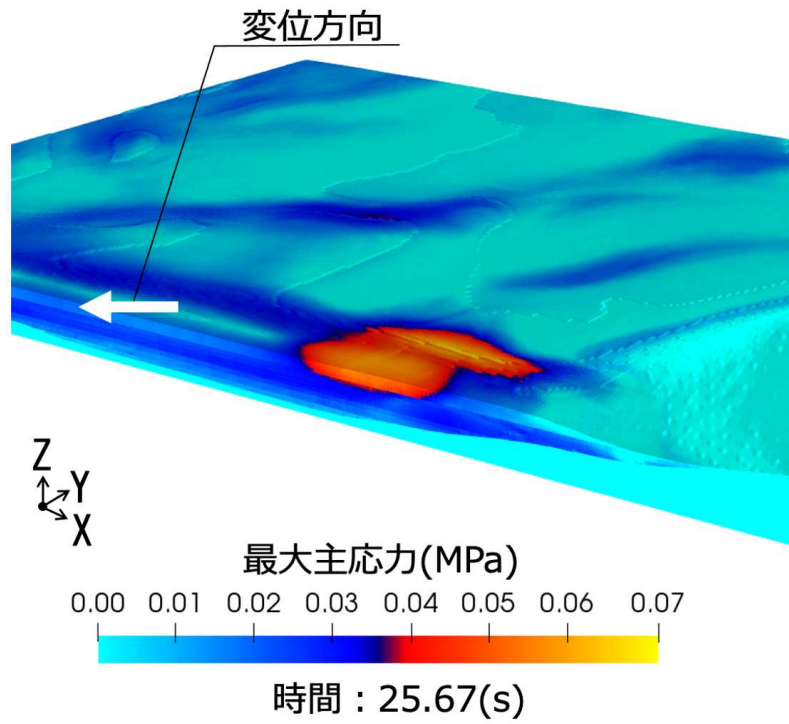


図-3.10 (a)-3 主応力分布の時刻歴応答 (MPa)

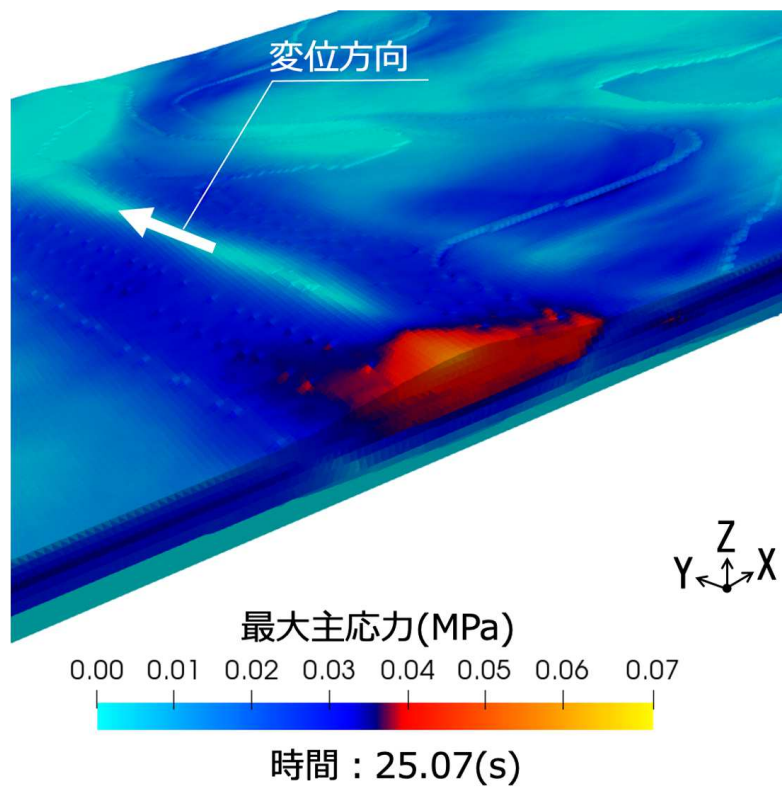


図-3.11 (b) 最大応答時におけるため池堤体の長辺方向の断面図 (MPa)

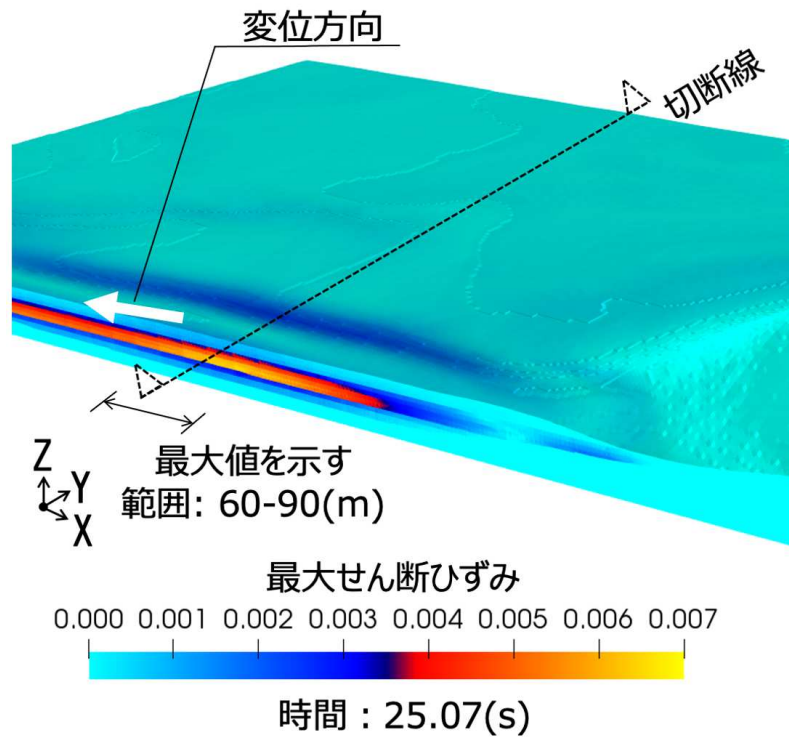


図-3.12 (a)-1 最大せん断ひずみ分布の時刻歴

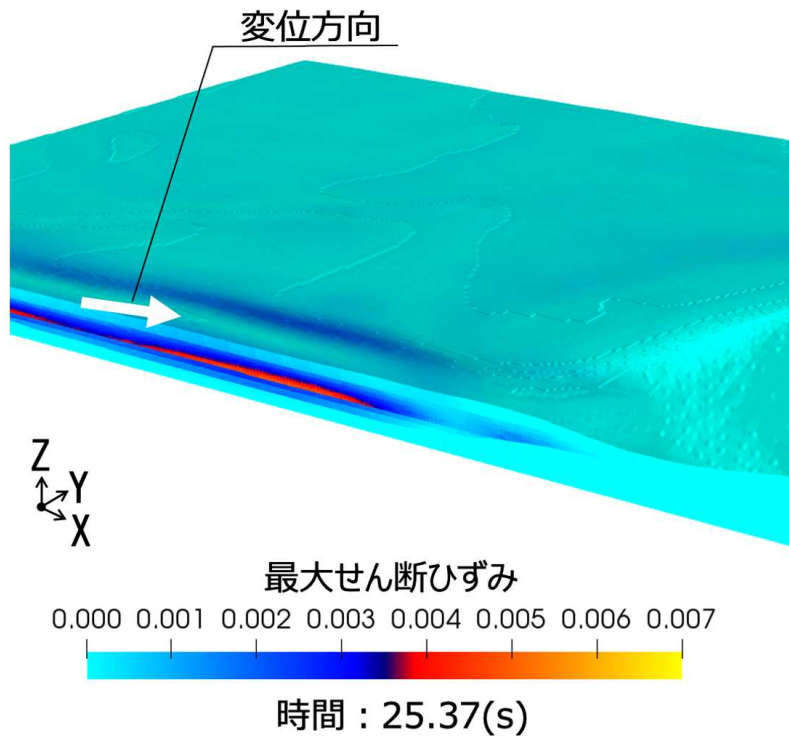


図-3.13 (a)-2 最大せん断ひずみ分布の時刻歴

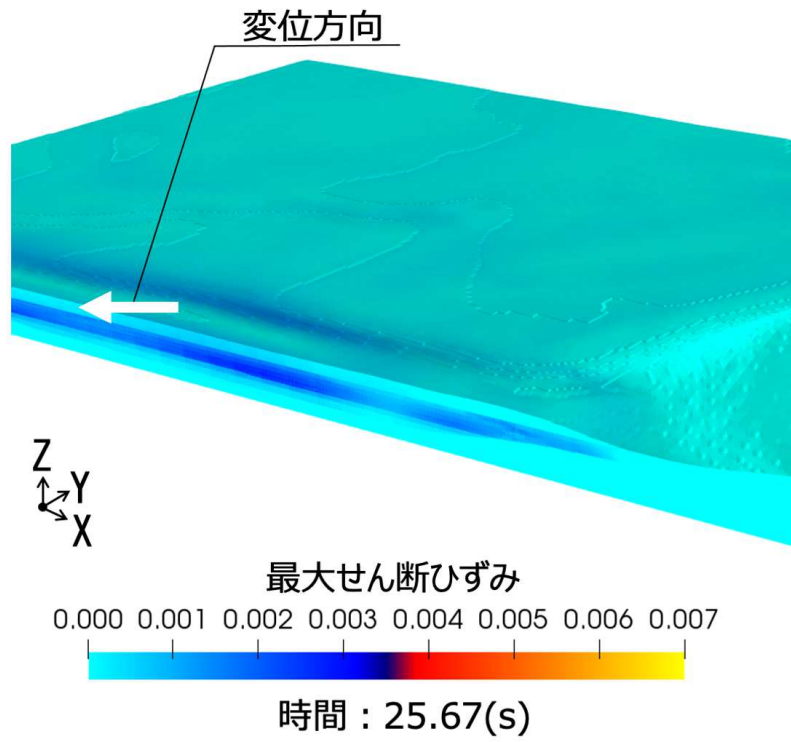


図-3.14 (a)-3 最大せん断ひずみ分布の時刻歴

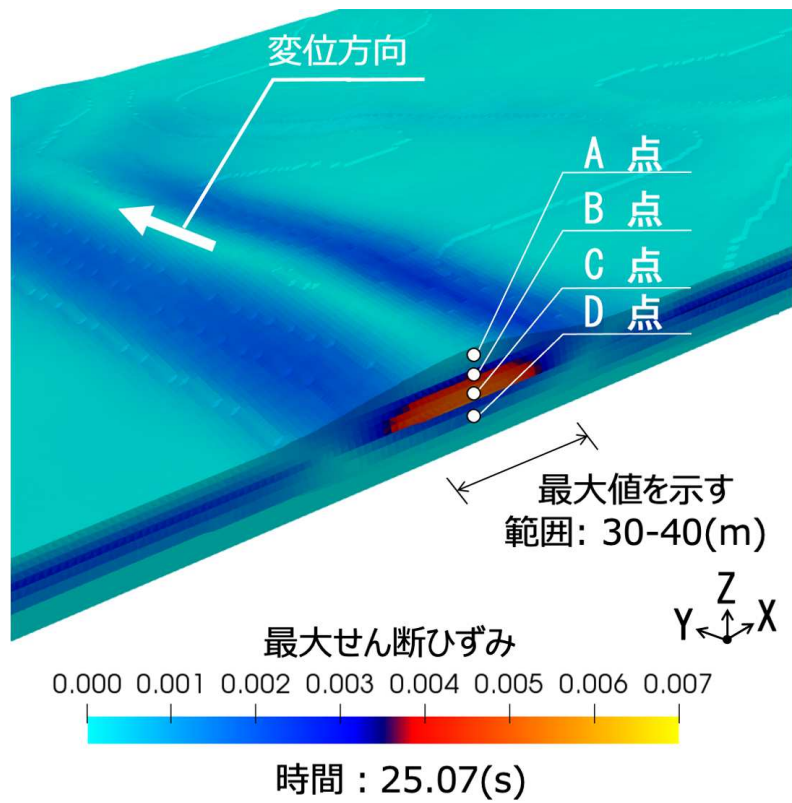


図-3.15 (b) 最大応答時におけるため池堤体の長辺方向の断面図

各成分のひずみの時刻歴応答は、堤体の中央付近において、その時間帯、加振開始より 20 秒から 30 秒の間で最大応答を示す。図-3.16(a)-1 から図-3.18(a)-3 に X, Y, Z 方向の軸ひずみを各々に示す。X 方向の軸ひずみ ε_{xx} は、表層に近い A 点および表層より堤体内部である B 点において、0.02%となる。Y 方向の軸ひずみ ε_{yy} は、B 点において 0.01%となる。Z 方向の軸ひずみ ε_{zz} は、B 点および堤体底に近い C 点において 0.02%となる。図-3.19(b)-1 から図-3.21(b)-3 に示す最大せん断ひずみの 0.7%と比べると X, Z 方向の軸ひずみは 1/35, Y 方向の軸ひずみは 1/70 となる。

せん断ひずみを図-3.19(b)-1～図-3.21(b)-3 に示す。xy 方向のせん断ひずみ γ_{xy} は、表層に近い A 点および B 点において 0.03%程度となる。しかしながら、yz 方向のせん断ひずみ γ_{yz} は、堤体底面の C 点において 0.46%を示し、図-3.16(a)-1 および図-3.18(a)-3 の X および Z 方向の軸ひずみと比べると約 23 倍である。また、図-3.21(b)-3 において、C 点における、zx 方向のせん断ひずみ γ_{zx} が 0.70%となる。よって、Z 方向の成分が含まれるせん断のひずみは、軸方向と比べてかなり大きくなる傾向がある。ここで、図-3.22(c)-1 において、ひずみがピークを示す時間帯における C 点での軸ひずみの時刻歴応答を、また、図-3.23(c)-2 において、同じ時間帯と場所でのせん断ひずみの時刻歴応答を示す。図-3.22(c)-1 に示すように、せん断ひずみがピークを示す時間帯 25.0 秒直後において、それまで Z 方向のみが卓越していた軸ひずみが小さくなり、逆に、X 方向および Y 方向が大きくなる。このとき、図-3.23(c)-2 に示すように、zy および xz 方向のせん断ひずみ γ_{yz} および γ_{zx} が急激に大きくなる。理由として、せん断ひずみに関して、単純に鉛直方向 (Z 方向) の軸ひずみが大きくなったからといってせん断ひずみが大きくなるわけではなく、水平方向 (X 方向および Y 方向) の軸ひずみが同時に発生することで、せん断力として作用するひずみが大きくなるためである。つまり、堤体の底面と基盤との境界において、様々な方向のひずみが同時に発生するため、堤体が損傷するレベルのせん断ひずみが発生することが予想される。なお、同図 C 点において γ_{zx} が最大 0.7%を示す時間帯 25.0 秒直後において、他の 5 成分は、それぞれ、 ε_{xx} が 0.006%, ε_{yy} が 0.001%, ε_{zz} が 0.002%, γ_{xy} が 0.004%, γ_{yz} が 0.006%と非常に小さい値を示し、ひずみの方向は、この瞬間において、ほぼ zx 方向が支配的といえる。少し時間が進み、 γ_{xy} が最小値 0 を示す時間においては、 γ_{yz} は 0.1%に変化する。このような複雑な挙動が繰り返し継続されることとなる。

次に、各点における最大せん断ひずみがピークを示す時間帯を抜粋する。図-3.24(a) に 20 秒から 30 秒の間の最大せん断ひずみの時刻歴応答を示す。ここでは、C 点における最大せん断ひずみが 0.70%を示す。また、図-3.25(b) に 50 秒から 60 秒の間の最大せん断ひずみ時刻歴応答を示す。ここでも同様に、C 点での最大値が 0.54%を示し、堤体が損壊するレベルのひずみに達している。この時間帯では、図-3.3(d) に示す入力地震波において、Y 方向が 20 秒から 30 秒の間と比べて大きくなる。さらに、Z 方向は、他の成分と比べて相対的に小さくなるため、せん断方向のひずみが大きくなった。以上より、堤体が損傷するレベルのせん断ひずみが、時間をおいて 2 度も発生すると、堤体の損傷はより大きくなるのが容易に予想できる。巨大地震では、余震レベルも大きいことが知られており、ため池の防災に関して注意が必要である。

3.2.6 地震応答解析結果：ため池堤体頂部における加速度応答

次に、ため池堤体の頂部の加速度応答に着目する。X, Y, Z 方向の表層加速度を図-3.26(a) に示す。X 方向の最大値が 730Gal, Y 方向において 580Gal, Z 方向において 155Gal を示す。X 方向の最大加速度 730Gal を気象庁震度に変換すると最大震度 6 強に相当する。同様に、図-3.27(b) に示す表層の変位は、応答加速度のピークに対応して、X 方向において最大値が 6.6cm, Y 方向において 5.4cm, Z 方向において 1.0cm を示す。堤体頂部の加速度および変位のピークから、ため池堤体の応答は、25 秒経過したあたりで X 方向が大きく応答した後、およそ 6 秒経過した時点において Y 方向にも大きく応答する。

本節の地震応答解析の結果から、盛土内の応力集中領域と堤体底部のひずみ集中領域の規模と位置を推定できることが分かった。その結果に基づき、貯水池の被害リスクを検討した。盛土を設計

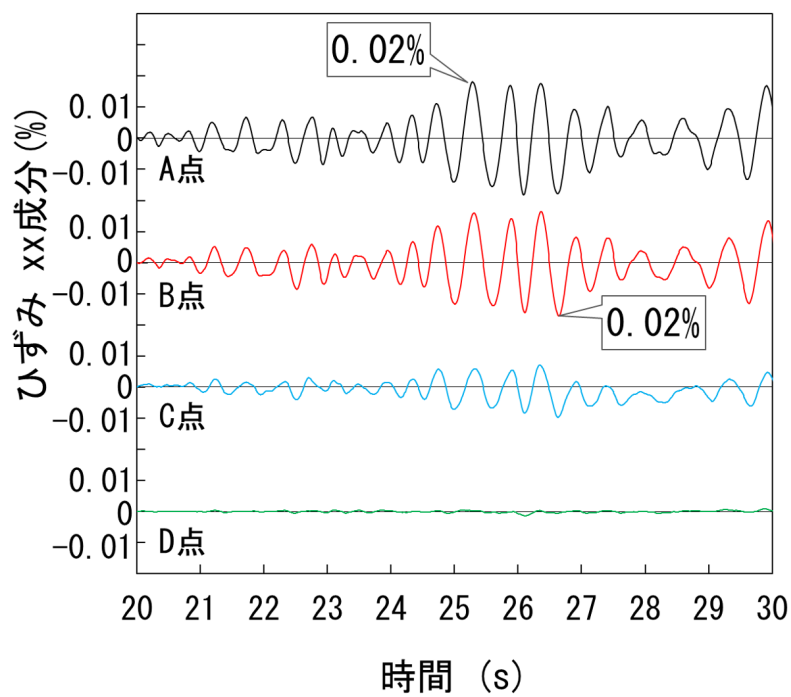


図-3.16 (a)-1 軸ひずみ成分の時刻歴応答

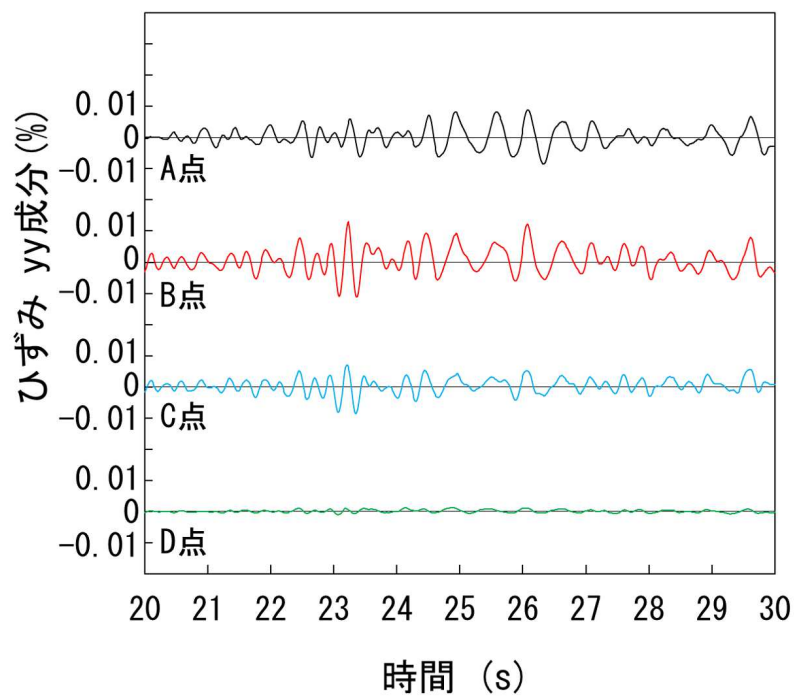


図-3.17 (a)-2 軸ひずみ成分の時刻歴応答

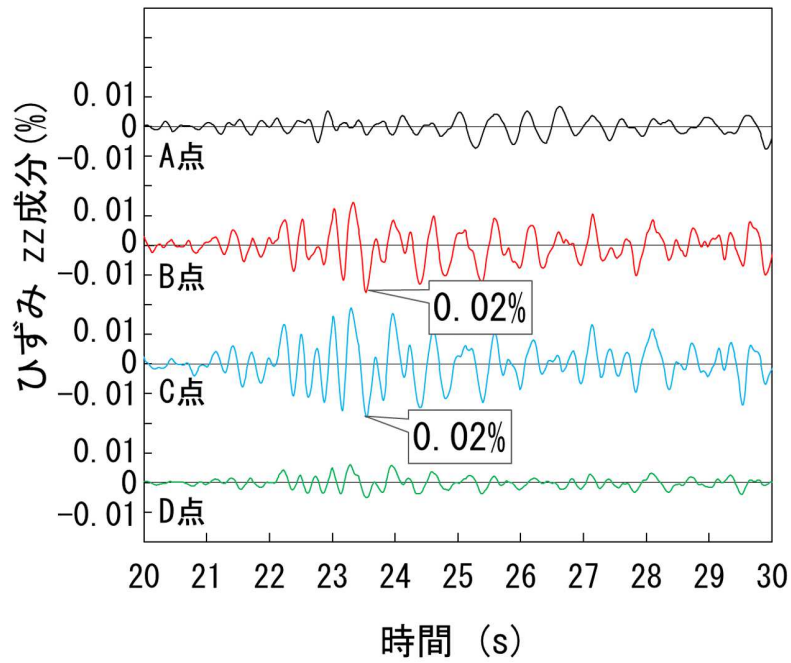


図-3.18 (a)-3 軸ひずみ成分の時刻歴応答

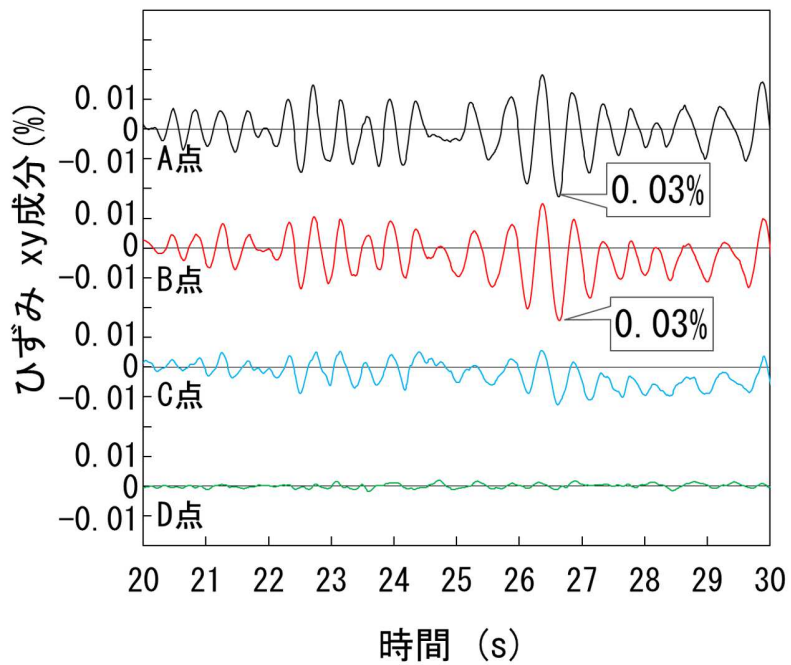


図-3.19 (b)-1 せん断ひずみ成分の時刻歴応答

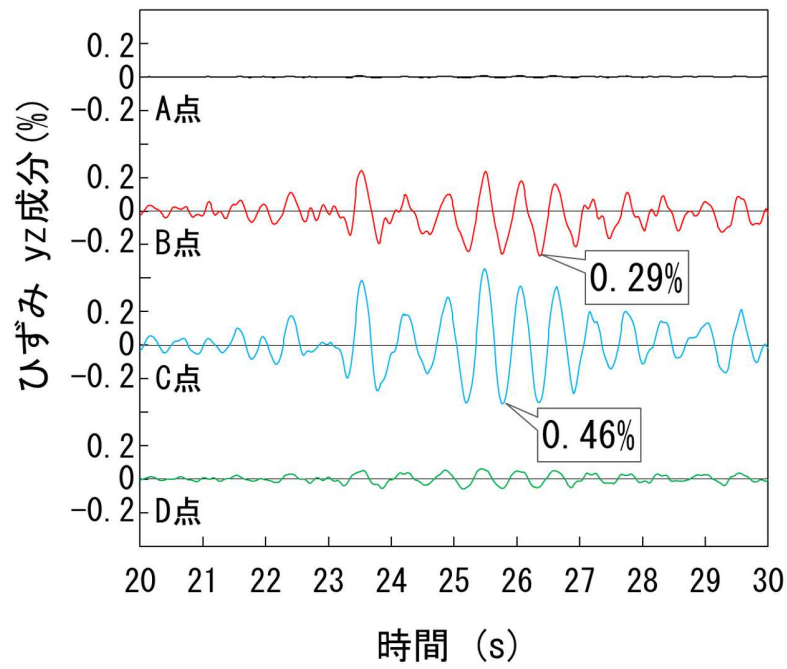


図-3.20 (b)-2 セン断ひずみ成分の時刻歴応答

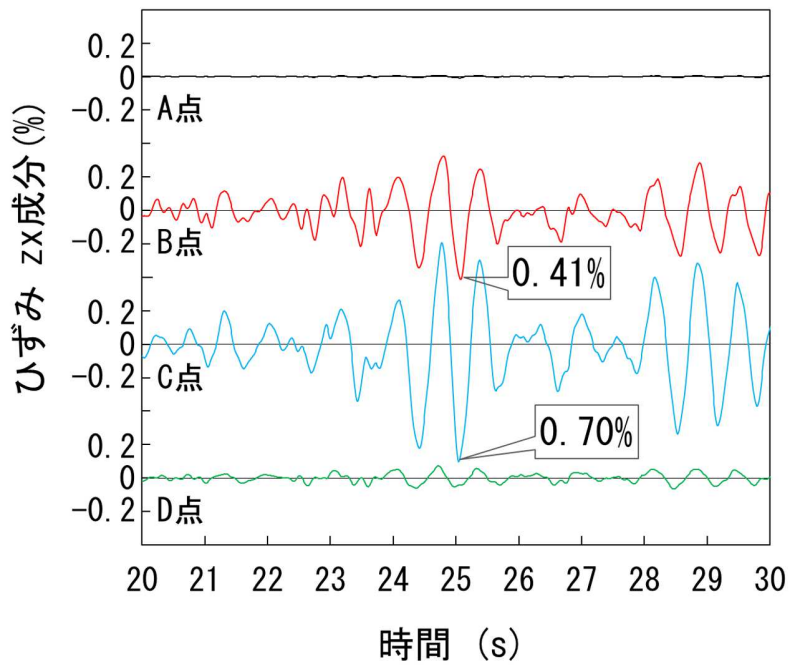


図-3.21 (b)-3 セン断ひずみ成分の時刻歴応答

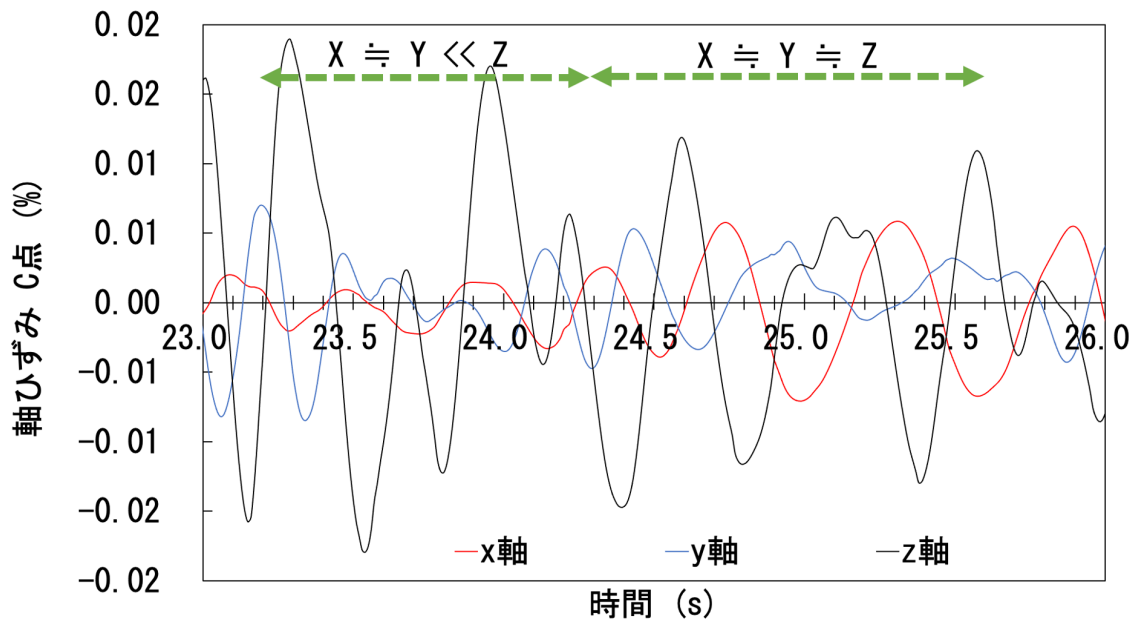


図-3.22 (c)-1 C点での軸ひずみの時刻歴応答

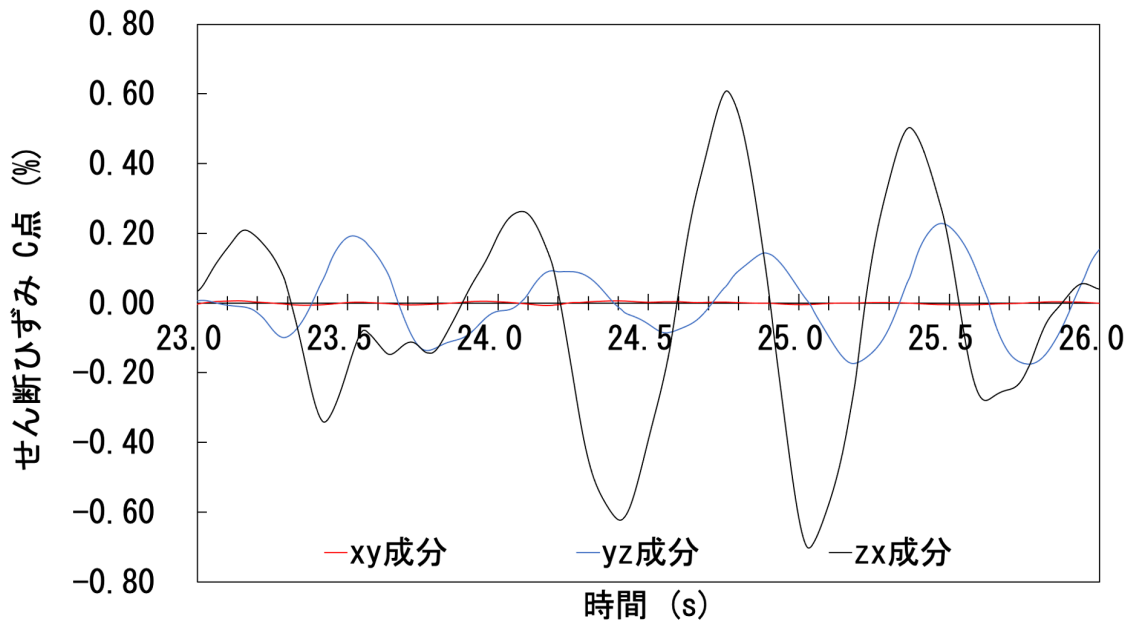


図-3.23 (c)-2 C点でのせん断ひずみの時刻歴応答

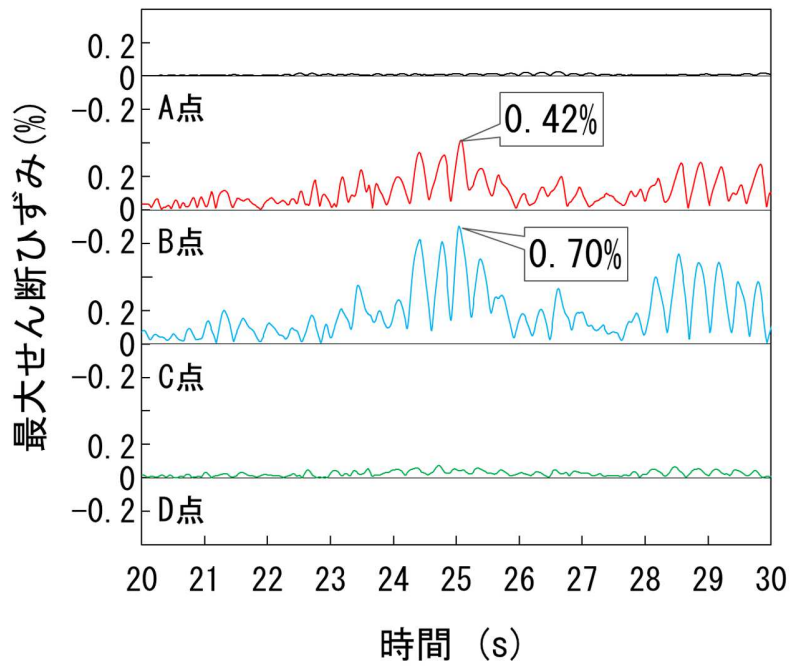


図-3.24 最大せん断ひずみの時刻歴応答, (a)20秒から30秒の間

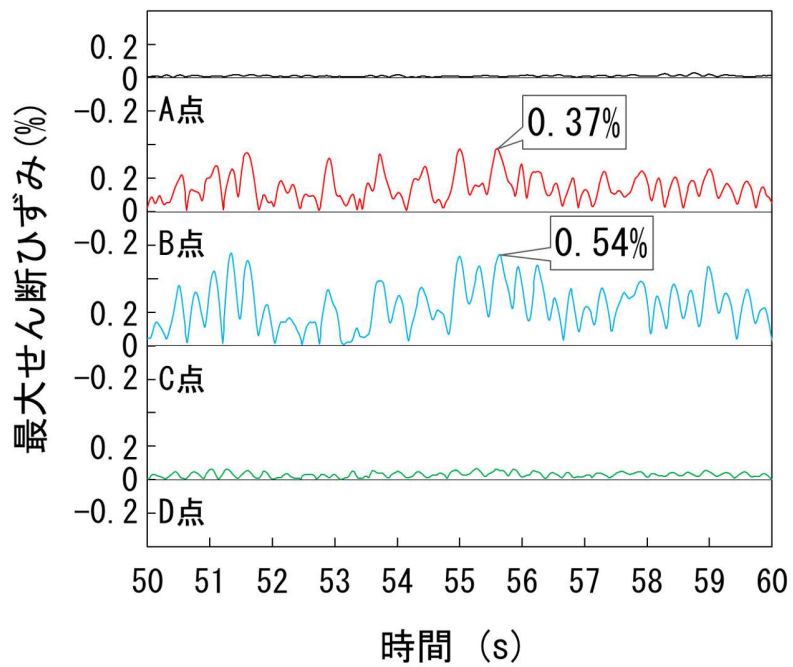


図-3.25 最大せん断ひずみの時刻歴応答, (b)50秒から60秒の間

する際には、比較的強度の高い基礎地盤上に築造することが望ましい。そのため、基礎地盤と盛土の間には、盛土と周辺地盤との力学特性の違いにより、潜在的な弱い表面が存在する可能性がある。本研究で示されたように、大きな地震動が発生すると、ひずみ、特にせん断ひずみは弱い表面近くで増加する。本解析で得られたレベルのせん断ひずみが盛土内に発生すると、盛土が損傷する可能性がある。実際に、過去に盛土が損傷した際に、本解析で得られたものと同程度のせん断ひずみが発生した。次の節では、盛土の破壊による洪水解析を行い、本節の解析結果を参考にして盛土の被害規模を決定する。この区間では、せん断ひずみが支配的となる位置及び面積は、盛土中央付近でX方向60m~90m、Y方向30m~40mであった。次項の解析では、盛土の被害幅を90mと想定している。

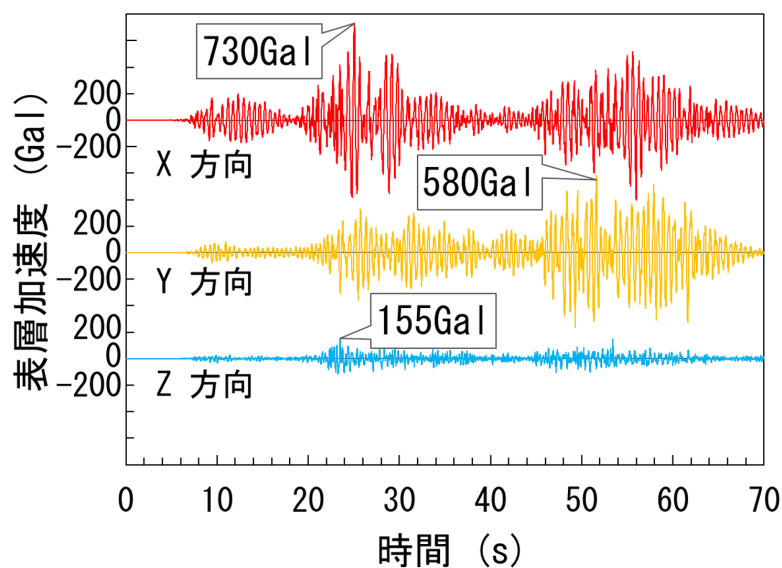


図-3.26 (a) 堤体頂部における加速度の時刻歴応答

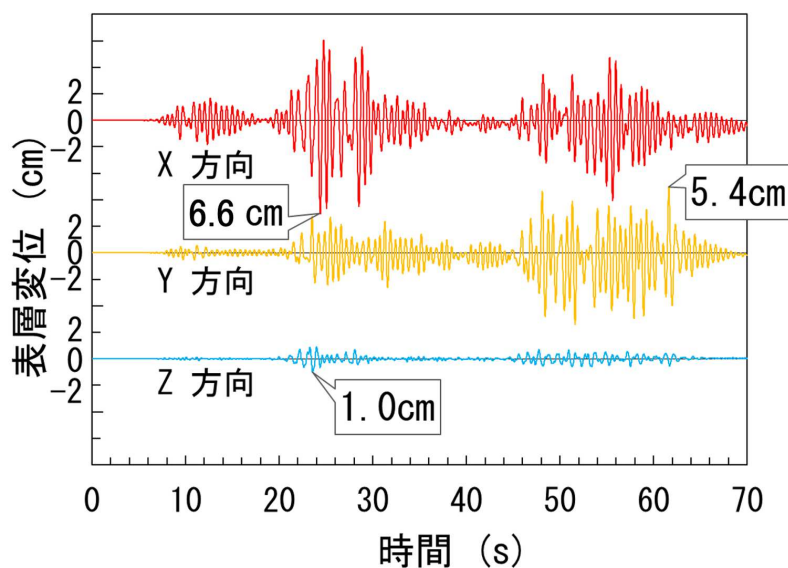


図-3.27 (b) 堤体頂部における変位の時刻歴応答

3.3 洪水解析の妥当性の検証

近年、線状降水帯の形成に伴う猛烈な雨が、特定の地域へ継続して降ることによって記録的な累加雨量となり、河川では氾濫危険水位を超える洪水が、また山間部では斜面崩壊等を起因とする土砂災害が発生している^{104),105)}。特に農業用ため池は山間部の土石流の流出経路に存在することが多く、その中には老朽化によって改修が必要なため池も少なくない。集中豪雨によって急激に増水すると、吐水口が十分管理されていない古い農業用ため池は、急激な増水に耐えられない可能性がある¹⁰⁶⁾。このような古いため池は、流木を含む土石流により、短時間で吐水口でふさがれると、一気に決壊に至る場合もある。ため池の下流に住宅地があるような地域においては、上流のため池の決壊によって大量の流木を含む土砂が流れ込み、被害は甚大となる。こうしたことを受け、水害等に関するハザードマップの配布が平成17年5月の水防法の改正により義務化され、各自治体により災害情報等の伝達方法および避難場所などの周知の徹底がなされた。その結果、全国のため池のうち、下流域に住宅や公共施設等が存在する主要なため池に関しては、ため池ハザードマップが整備された¹⁰⁷⁾。さらに、過去に土砂および洪水の災害経験がある地域においては、ワークショップ手法により独自の詳細な自主防災マップが作成され、防災訓練に活用している¹⁰⁸⁾。しかしながら、これらの自主防災マップは、河川の氾濫およびため池決壊による浸水予測範囲が地図上で示されてはいるものの、時々刻々と変化する浸水の状況までは示されていない。また、自主防災マップのため池の決壊に関しては、流出経路が地形に沿っているとは限らず、流出先端の平野部における浸水分布が標高とは無関係な広がりを示したり、周囲より低地であってもあたかも浸水しないような表現がなされていたりする場合がある。このため、安全側の被害想定を示す自主防災マップが、場所によっては被害が過小評価され、自主防災マップを参照する自治体や防災組織などの防災担当者にその脅威が伝わらない場合は、災害リスクそのものが過小評価される可能性もある。既往の研究として、河川の洪水氾濫解析および山間部の土石流氾濫解析を用いて地域ごとの災害リスクを評価する手法が提案されている¹⁰⁹⁾。また、鈴木ら¹¹⁰⁾は、大型ため池模型の越水実験、洪水氾濫シミュレーションを実施し、崩壊の仮定を示したが、ため池が地震により突如崩壊して決壊する場合は、ほとんど研究されておらず、その有用性が証明されていない。

そこで本研究では、ため池の下流域にある市街地の浸水リスクを把握するために再現解析を実施し、解析の最終結果と浸水被害の実例および自主防災マップにおける「堤が決壊した場合に浸水のおそれがある範囲」との相違点の抽出を行う。また、浸水解析の時間的変化を示し、浸水経路についても考察する。なお、後述する再現解析の対象は、上流のため池堤体の決壊ではなく、中流域のため池の自然放流およびその下流域の市街地エリアの浸水状況とする。

3.3.1 ため池災害を再現した洪水解析

本研究では、豪雨による大量の土石流等がため池へ流入することにより、ため池が貯水容量を超え、吐水路等から流出した水が下流の住宅地域へ流れ込む浸水範囲を時系列で把握するため、浸水シミュレーションを行った。対象となるため池は、平成 29 年 7 月九州北部豪雨による被災ため池の一つである鎌塚（かまつか）ため池とした。ため池の規模は、堤高 11.5m、堤長 122.0m、総貯水量 99,000m³、流域面積 2.77 km²、堤体の高低差 11.5m である。鎌塚ため池の吐水路からの流出によって、大量の流木や土砂等が下流の集落および田園地域に堆積した。被害の状況を被害前後で比較するため、浸水被害前の国土地理院による航空写真を図-3.28 に、浸水被害を受けた後の航空写真¹¹¹⁾を図-3.29 に示す。なお、洪水痕跡を時系列で示すデータは入手できなかった。

被害の主な原因として考えられているのは、上流の山の神ため池が決壊し、大量の土砂と流木が鎌塚ため池へ流入したためであると調査より報告されている^{112),113)}。満水位まで土砂等が堆積し、堤体越流はしなかったものの、堰き止められた土砂は大量の流木とともに堤体の下方へ流れて側方の洪水吐水路に集中し、その結果、吐水路が大きく浸食された。下流域の解析対象となる山田地区は、崩壊した山の神ため池および浸食された鎌塚ため池を上流にもつ奈良ヶ谷川（図-3.30 参照）の下流域で、河川ならびに河川上部を横切る国道 386 号線沿いに集落が分布している。

下流においては、奈良ヶ谷川と交差する用水路に至るまでの間に果樹園や水田が広く分布しており、今般の豪雨災害では、それら一帯に大量の土砂が流入し、周辺の農地における土砂の堆積は深さ 20cm 程度となった。同地域においては、平成 24 年九州北部豪雨¹¹⁴⁾による洪水被害を経験していたため、地域ごとに詳細な自主防災マップを作成し、それを基に避難訓練の実施等を行ってきたが、自主防災マップは安全側に見積もって作成されるはずが、下流における浸水領域は実際の半分程度であった。なお、災害の後、図-3.31 に示すとおり、自主防災マップは更新され、解析結果とほぼ同等の状態を表示している。

3.3.2 洪水解析の概要

本研究では、上記の地域の中で、住宅被害の直接原因となった中間部のため池に貯留された水の流出に着目し、洪水解析を行った。3 次元解析領域の平面図（XY 平面）を 図-3.32 に示す。

XY 平面は、国土地理院の数値標高モデル¹¹⁵⁾のうち 5m のメッシュを利用した。Z 方向はため池深さ 10m およびため池の高低差を考慮して全体の高さ D を 20m とした。また、高さ方向のメッシュ幅については、解析精度を考慮して、最下層においては 0.5m、最上層においては 5m とし、二層目からは上層にむかって徐々に大きくし、合計で 5,519,280 個の要素を用意した。地表面の粗度係数については、ため池堤体の近辺は建物が少なく生活道路および耕地が主に分布しているため、 $0.02\text{m}^{-1/3}\text{s}$ とした。水の流出口となった吐水路は若干の破損程度にとどまったと報告されている。これは、吐水口がコンクリート等で補強されていたため、破堤幅と高さはほぼ一定値に保たれたものと推測する。よって、当該吐水路付近の幅と高さについては、国土地理院の数値標高モデルそのままの状態メッシュを作成した。吐水路の幅を計測すると、約 15m（図-3.32 参照）である。解析では、この吐水路からの自然放流を再現した。また、境界条件については、地表底面を非流出境界、上空の頂面を大気境界、水平方向の側方四面を流出境界とした。上流のため池が決壊による水流は、一旦、鎌塚ため池で堰き止められ、時間の経過とともに、ため池の水量が徐々に増加し、容量を超えた時点でため池側方の洪水吐水路から流出したとされている。つまり、鎌塚ため池は、当時満水状態であり、これを基に解析する。水量については、高さ 10m のボックス状の水柱を、ため池の水量および平面形状にあわせて複数配置した。なお、自然放流のため、吐水路の幅およびため池の水深の違いによる浸水範囲の影響は小さいため、本研究では感度解析は行っていない。表-3.2 に気相（空気）と液相（水）の解析条件を示す。

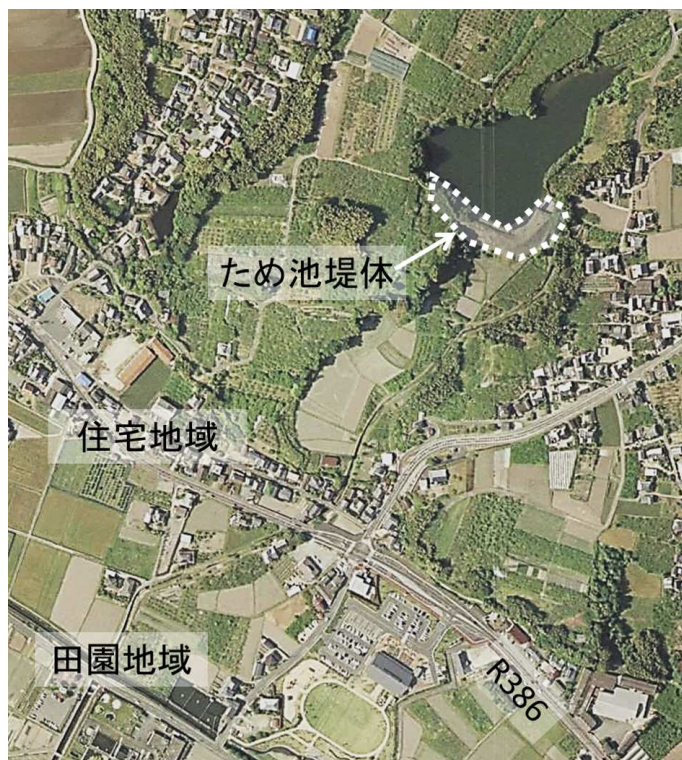


図-3.28 平常時（災害前）の空中写真（国土地理院より抜粋）¹¹¹⁾



図-3.29 災害後の空中写真（国土地理院より抜粋）¹¹¹⁾



図-3.30 災害前のハザードマップ（朝倉市公開資料より一部抜粋）



図-3.31 災害後に更新されたハザードマップ朝倉市公開資料より一部抜粋）

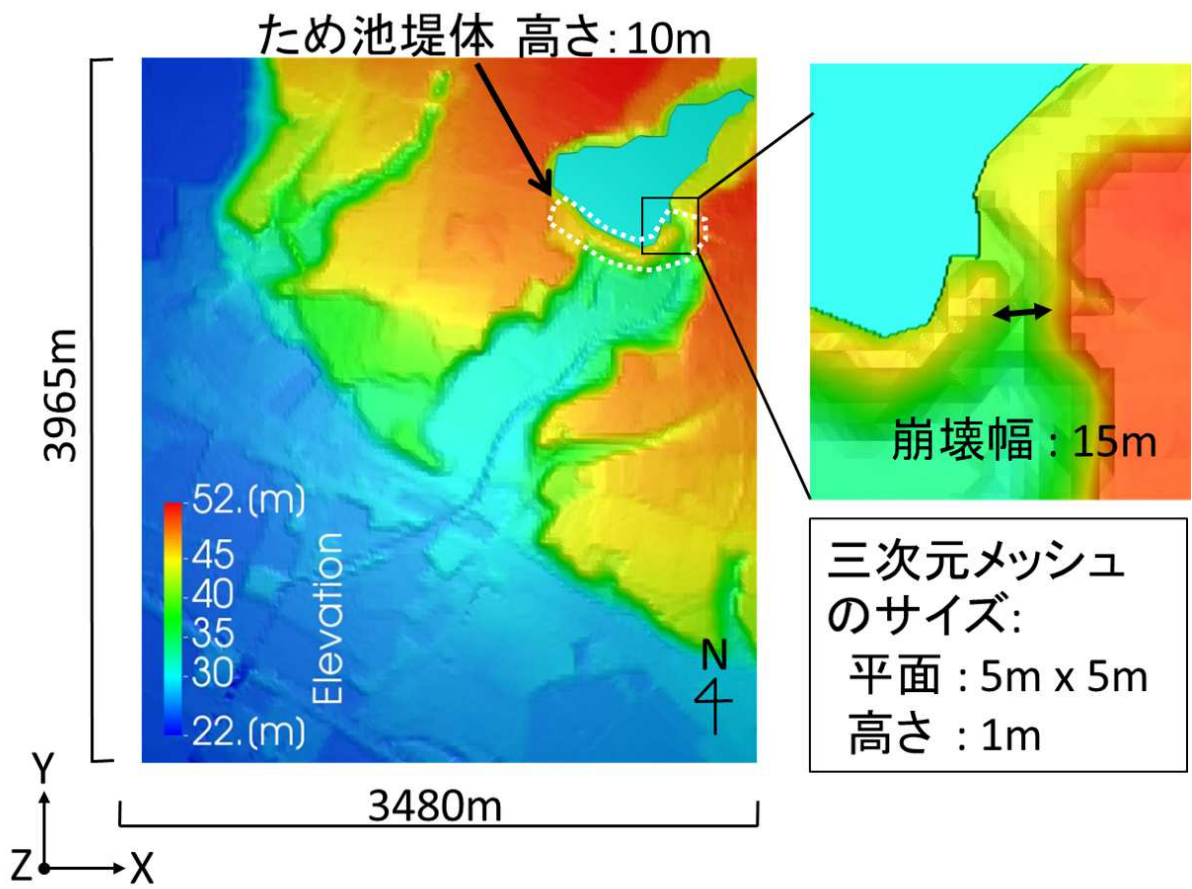


図-3.32 解析対象

表-3.2 水と空気の材料特性

物性	渦動粘性係数 (m ² /s)	密度 (kg/m ³)
水	1.00 × 10 ⁻⁶	1000
空気	1.48 × 10 ⁻⁵	1

3.3.3 洪水解析の結果

満水状態のため池のモデルを作成し、ため池側面の吐水口から自然流出させた。解析開始より、2.5分後、5分後、12.5分後および15分後という各時間における浸水状態を、それぞれ図-3.33、図-3.34、図-3.35、図-3.36に図示した。コンター分布は、前述のVOF法（Volume of fluid）による液相体積分率（ α ）を示している。本研究は、水面形状の詳細な状態を再現するのが目的ではなく、どの程度の浸水があったかが知りたいことから、解析領域における底面要素に着目し、この要素における α から浸水深を見積もることとした。ここで、要素の高さは、前述のとおり0.5mと設定しているため、 α が0.5を超える範囲（図において白い範囲）は、浸水高さが0.25mを超える範囲である。この高さは、成人の膝丈程度であり、通常の避難は困難となる。

2.5分後（図-3.33）の解析結果では、吐水口からの流出水が住宅地へ到達した。吐水口から住宅地までは、谷上の地形のうえに障害物があまりない状態であるため、実況においても流出水の到達は非常に早かったものと考えられる。

5分後（図-3.34）の解析結果では、奈良ヶ谷川の容量を大きく超えた水流が、谷の地形に沿って流れ続け、下流域の各所において完全に水没が認められる。このとき、住宅地の北西部の若干高くなっている地域においては浸水していない。流出の先端は、国道および住宅地まで広範囲に拡大した。

12.5分後（図-3.35）においては、住宅地のほぼ全域が浸水している。ごく一部の標高が高くなっている場所では浸水していないように見える。流出先端部の果樹園や水田が分布する地域（図-3.28）のほとんどでは三角州状に広がって浸水した。さらに、南東部の地域においては、災害前に作成されたハザードマップ（図-3.30）に示されていない地域が浸水した。

15分後（図-3.36）においては、側方に広がった水はゆっくりと道路などに沿うようにして土地の低い方へ移動し、下流へと流出した。

解析結果と実際の被害写真（図-3.29）とを比較する。解析において水が溜まる場所と被害写真における被害状況とは左右方向の広がりが異なるように見えるが、解析での流出水の流れは、洪水が落ち着いた後、左右方向に既に浸水した後に水たまりが残っている状態を示しており、浸水履歴としては、実被害と概ね一致している。一方、解析結果と自主防災マップ（図-3.30）とを比較すると、浸水経路および浸水範囲ともに大きな相違が見られた。災害前に作成された自主防災マップは、地域住民の助言を元に作成されたものであったが、災害後に作成されたハザードマップのように、地形データを元に解析的検証を実施した上で作成することの重要性を示唆している。

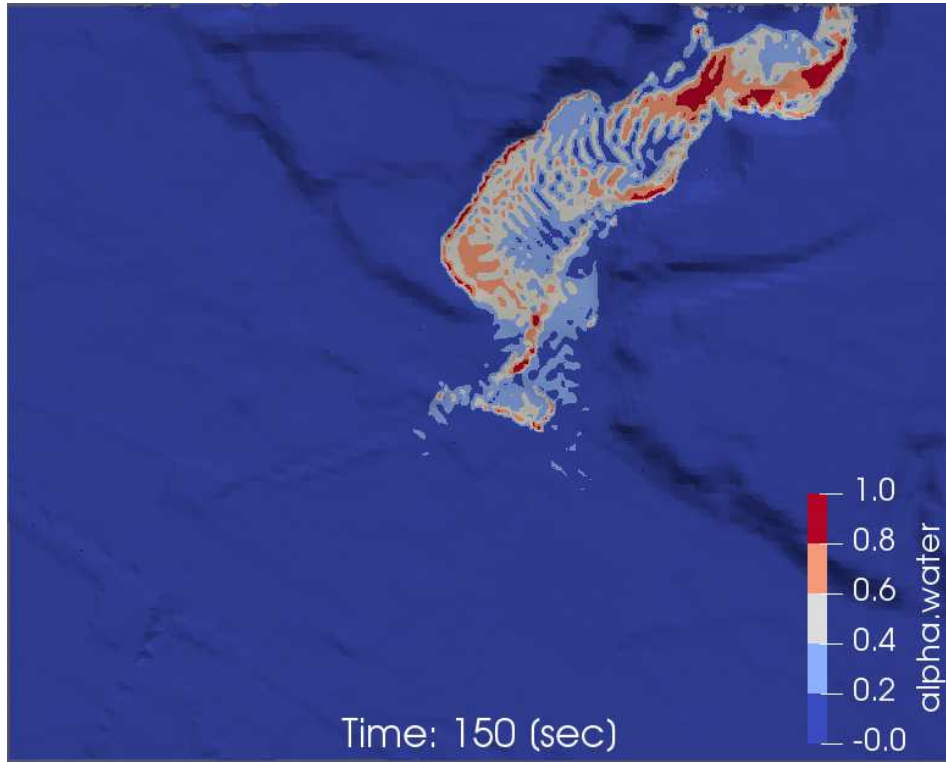


图-3.33 浸水状况 (2.5分後)

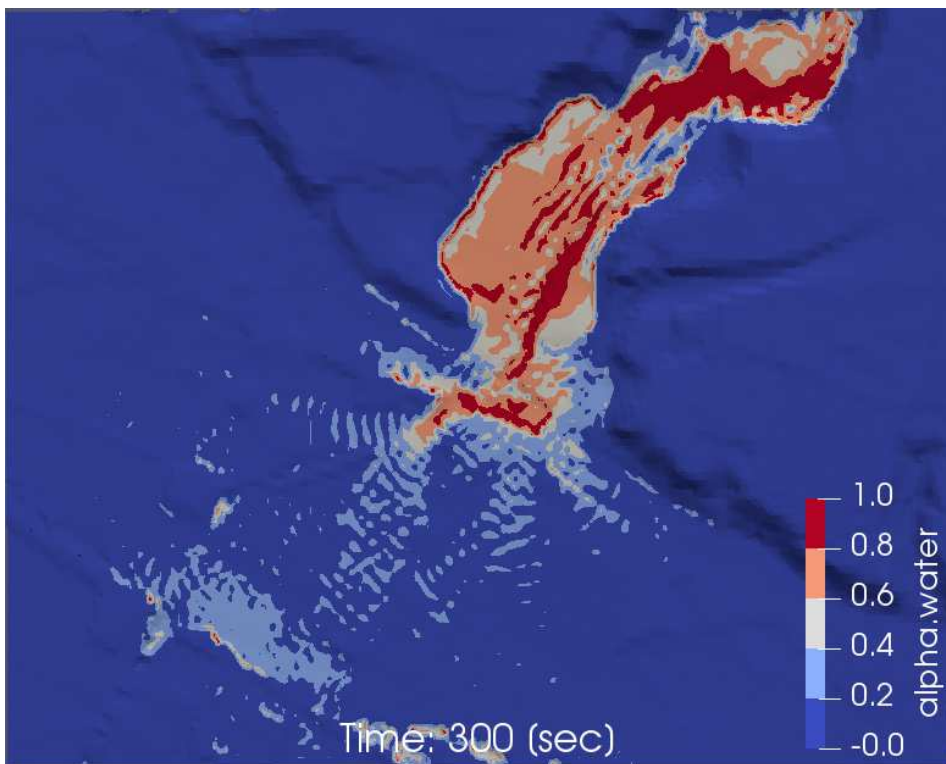


图-3.34 浸水状况 (5分後)

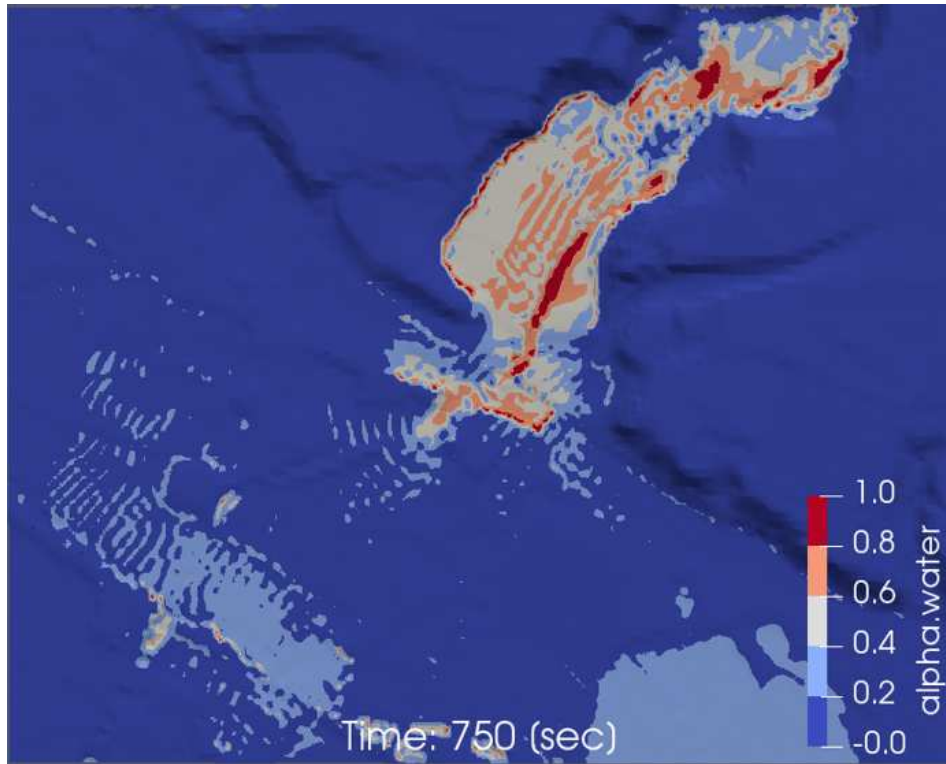


图-3.35 浸水状况 (12.5 分後)

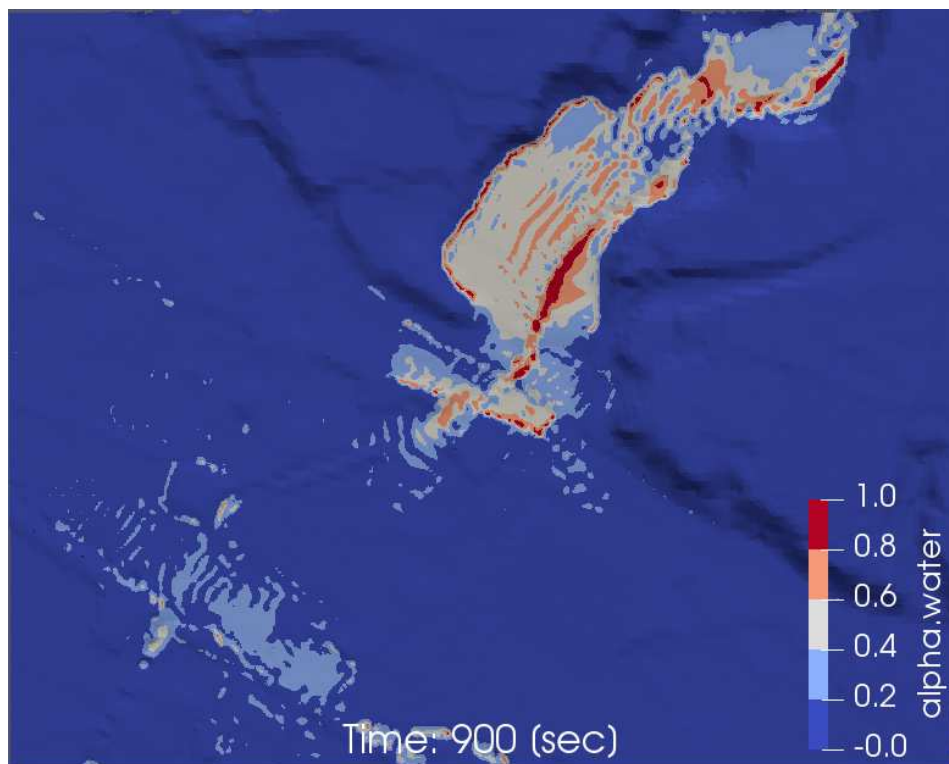


图-3.36 浸水状况 (15 分後)

3.3.4 洪水解析の妥当性の検証のまとめ

平成 29 年 7 月九州北部豪雨災害の事例を題材として福岡県朝倉市の山田地区を対象として浸水解析を実施した。解析の結果、浸水被害を受けた地域と解析結果により浸水した範囲はおおむね一致したものの、解析結果と自主防災マップと比較すると、下流の流出域の範囲に大きな差が見られた。解析においては、時間的な浸水状況も明らかになるため、一般の方々でも浸水のイメージが容易となり、避難計画にも役立たせることができる。さらに、地形の高低差により水が引きにくい地域も明らかとなるため、避難経路や交通規制の参考となる資料を提供することができる。

以上により、本研究による洪水解析は実況の浸水結果と概ね一致し、解析条件等は妥当であることを示すことができた。次節では、ため池を対象として洪水解析を実施する。

3.4 ため池の洪水解析

3.4.1 洪水解析の概要

地震応答解析結果を踏まえた堤体の崩壊規模および崩壊位置を反映させた洪水解析を実施する。解析対象のため池は、市街地に近く、貯水量は124万トンである。図-3.37に解析対象の概要を示す。解析領域の水平方向は、ため池およびその流出域が十分に含まれる範囲を確保することとし、東西方向（X方向）に1,563m、南北方向（Y方向）に2,734mとする。高さ方向については、100mとする。境界条件は、地表底面を非流出境界、上空の頂面を大気境界、水平方向の側方四面を流出境界とする。

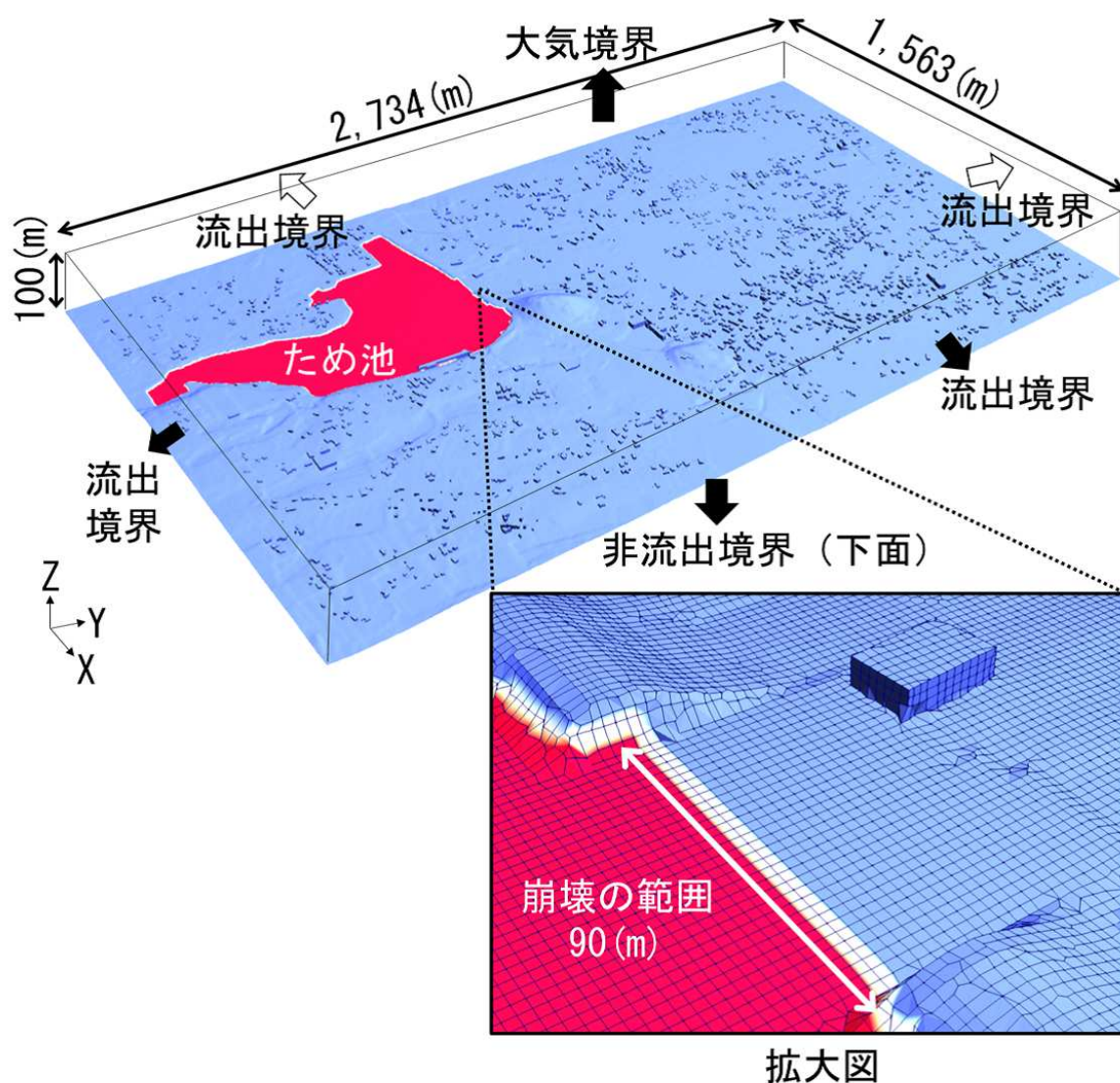


図-3.37 ため池の洪水解析のモデル

地表面の粗度を実況と合わせるため、市街地の建物形状を数値表層モデル：DSM（Digital Surface Model）から取得し、地表面データと組み合わせる。本研究では、建物がある場合と建物がない場合の2種類の解析メッシュを作成する。また、地表面（底面）の形状は、国土地理院の5mメッシュ

の標高データから取得する。なお、ため池の堤体高さは、地盤面から11.4mとなる。国土地理院の標高データは、ため池の底面を含まない。したがって、ため池底面のメッシュは標高データを補間して、ため池堤体付近においては、堤体直下の平野部と同レベルの高さに設定し、堤体底面から上流に向かって緩やかな勾配に設定した。図-3.38(a)に建物がある場合、図-3.39(b)に建物がない場合、それぞれについて、解析モデル底面の標高差分を示す。ここでは、標高の最小値を0mと設定している。

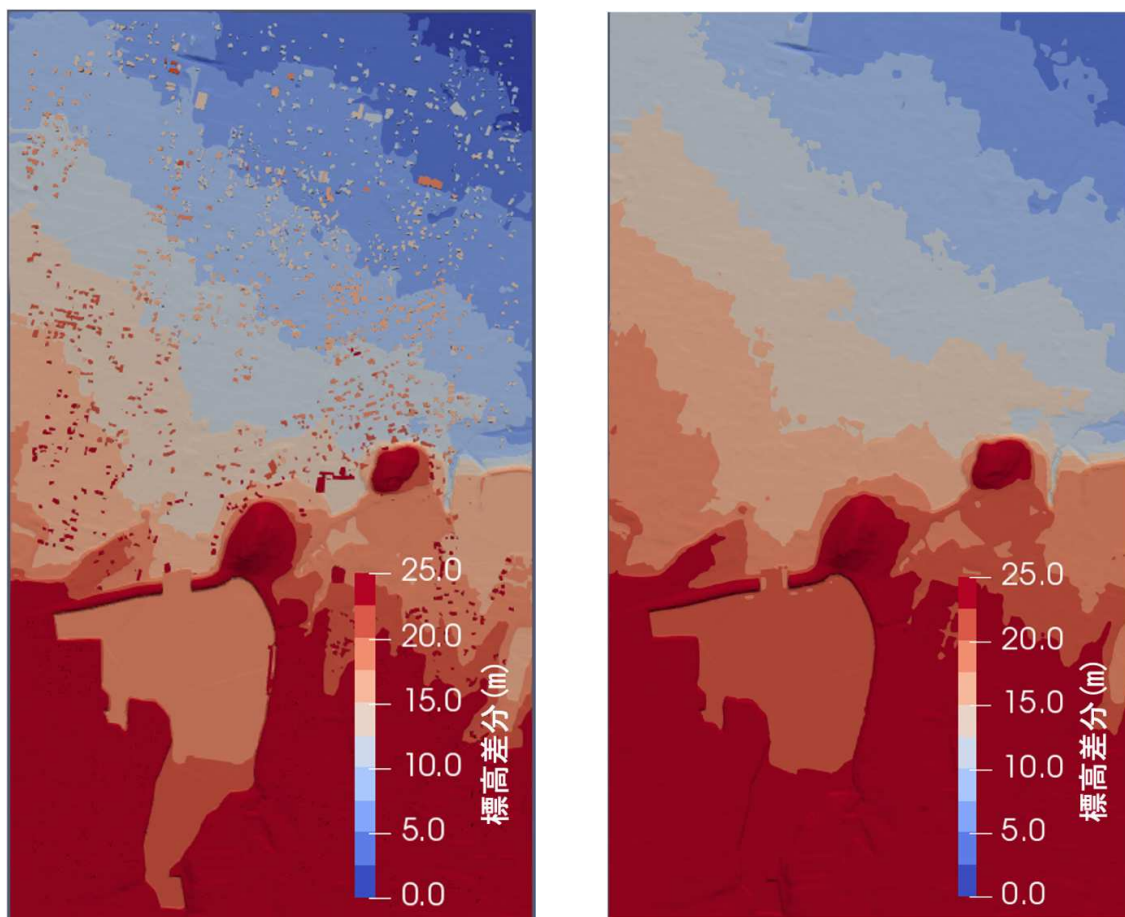


図-3.38 (a) 建物を考慮した解析メッシュ底面の標高差分

図-3.39 (b) 建物を考慮しない解析メッシュ底面の標高差分

3.4.2 洪水解析の境界条件

ため池の貯水量は、地震時において常時の水面であることを想定し、水深4.5mから5.0mとする。損壊の幅は、前節における地震応答解析を参考に、安全側を考慮して、90mとする。地表面の粗度は、汎用解析コード：OpenFOAMのソルバーとして実装されている壁関数(nutkRoughWallFunction)を採用する。ため池の流出水は乱流となることが予想されるため、地表面境界では渦動粘性係数の影響を受けることになる。ここで、気相(空気)および液相(水)に対する渦動粘性係数および密度を表-3.3に示す値とする。さらに、底面境界における摩擦も考慮するため、文献¹⁰³⁾を参考に、生活道路や耕地を想定して $K_s=0.2\text{m}$ と設定する。

解析メッシュの要素分割は、汎用解析コード：OpenFOAMの自動要素分割機能(snappyHexMesh)を採用する。この機能によって、地表面境界における凹凸を滑らかに細分化し、さらに、高さ方向に向かうほど要素がZ方向の長さを大きくなるため、計算コストが大幅に削減できる。自動分割

表-3.3 水と空気の材料特性

物性	渦動粘性係数 (m ² /s)	密度 (kg/m ³)
水	1.00 × 10 ⁻⁶	1000
空気	1.48 × 10 ⁻⁵	1

の設定は、水平方向は、概ね均一の大きさになるように、また、奥行方向は、アスペクト比6以下程度を満足する比率を保ちながら徐々に要素サイズが大きくなるように、六面体要素を構成するものとする。建物メッシュに近接する付近の要素分割は、隣接する六面体要素と同程度の大きさを保ちながら、任意形状の四面体要素に自動的に細分化される。参考として、任意地点における要素を底面から3層分のみ抽出し、拡大して表示したものを図-3.40に示す。自動要素分割により、底面における要素のサイズは、縦2.5m、横3.0mとなる。3層分の要素の大きさは、底面から順に0.6m、0.9m、1.4mとなる。体積は、底面から順に4.7m³、7.1m³、10.7m³となる。最終的に、全体のメッシュ数は、4,992,579個となる。なお、解析ステップについては、流出水が下流域まで到達するまでの十分な解析時間を確保する。

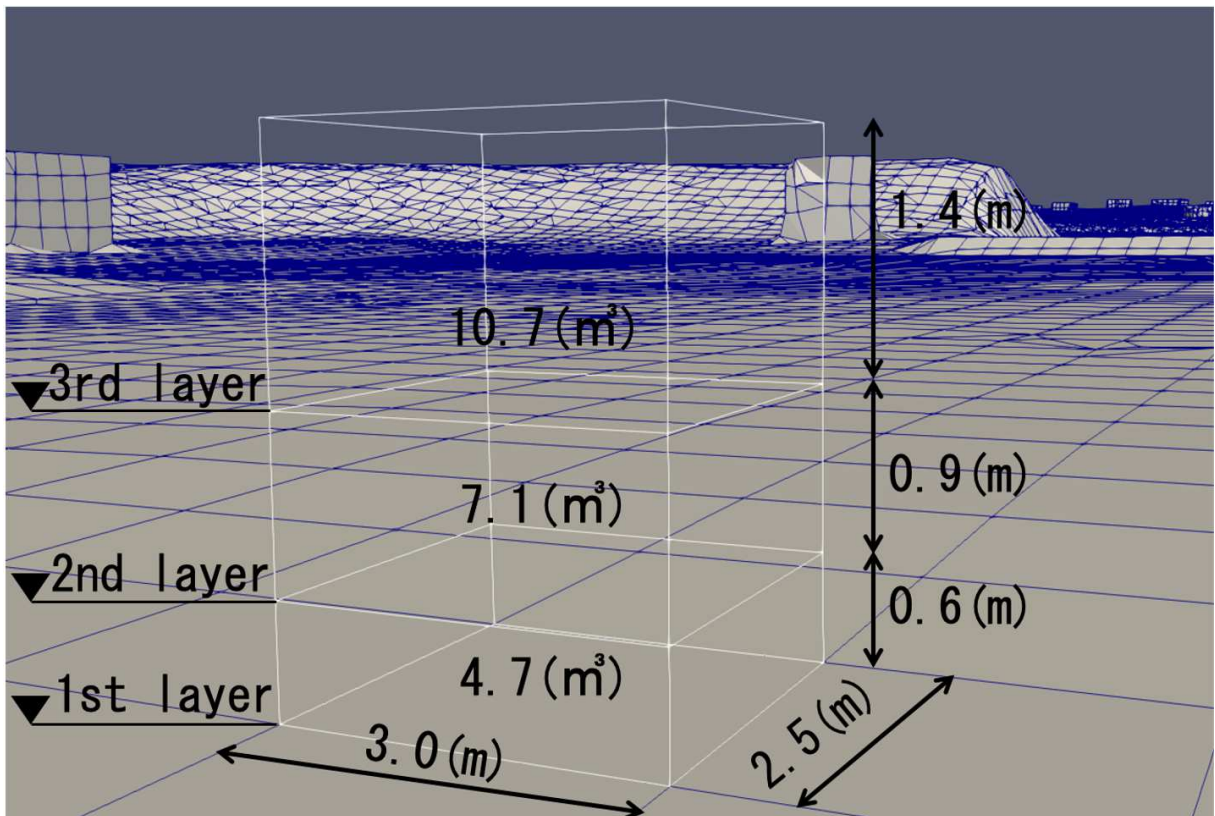


図-3.40 底面から3層分の解析要素を抽出した概念図

3.4.3 洪水解析の結果：流速分布

流出水の流速と浸水深のピークは概ね一致する¹²²⁾ため、各地点における流速および浸水深の最大値を抽出することで、氾濫水の特徴を把握することができる。流速の抽出に関しては、底面から2層目の解析要素から抽出する。2層目の要素中心の高さは、地上から約1.1m(図-3.40において、0.6 m + 0.45 m)から1.3mのため、これは一般木造家屋の1階の中央付近に該当する。この高さにおけるすべての地点の要素に対して最大流速を抽出することで、平面地図上に流速分布を構成することができる。建物のメッシュを含む解析結果を図-3.41(a)に、建物を含まない結果を図-3.42(b)に示す。同図によると、堤体の崩壊位置から直近の地域において、4.0m/sから5.0m/sを示す。また、堤体から500m離れた地域において、2.0m/sから3.0m/sと周囲より速度が大きくなっている。これは地表面の凹凸の影響である。一般的に、河川の氾濫では崩壊した堤体から離れている場所においては流速が減衰するが、本研究のように、ため池が大地震によって突如崩壊する場合においては、堤体から離れた地域であっても、1.0m/sから3.0m/sという値を保ったまま、それほど減速せずに流出水が到達する。さらに、この地域において建物が少ないという地域的要因もあって、流速が減衰しない範囲(図中、白破線内)が広がる。一方、建物が多量な地域(図中、黒破線内)においては、流速が減衰しており、堅牢な建物であれば、流出水の勢いを低減させる効果があることを示す。よって、建物が無い場合、建物がある場合と比較して、流速1.0m/sから2.0m/sの範囲が広がる。また、ため池堤体から遠い地域においても同様に、流速1.0m/sから2.0m/sの範囲が広がる。このため、実況においても建物の有無によって浸水範囲が異なることが予想される。

3.4.4 洪水解析の結果：浸水深分布

次に、最大浸水深を示す。流速分布と同様に、建物がある場合を図-3.43(a)、建物がない場合を図-3.44(b)に示す。同図において、最大浸水深が2.0mから2.5mを示す箇所は、堤体から近傍のみならず、遠方にも存在する。この理由は、地表面の凹凸を反映する形で、図のような浸水分布となる。ここでも流速の場合と同様に、堤体から500m付近と1,000m付近において、浸水深が大きくなる場所が存在する。なお、北面近傍において最大浸水深が2.5mから3.0mを示す箇所があるが、これは立体道路等における立体交差(アンダーパス)に水がたまっただけのものである。また、建物を含まない結果では、浸水深1.0m未満の領域が、建物を含む場合と比較して、広い範囲で存在する。これより、市街地の建物が浸水深へ影響を及ぼしている。

3.4.5 現行のハザードマップとの比較

現行のハザードマップ¹³⁸⁾と解析結果とを比較する。図-3.45は、行政庁が公開しているため池のハザードマップである。図において、浸水深が2m以上の部分に点線マークを追記する。図-3.46は、前節の解析結果の浸水分布において、ハザードマップと同じく、2m以上の浸水エリアに点線マークを追記したものである。両図を比較すると、平面的な広がりには、おおむね一致する。しかしながら、ため池堤体が損傷する箇所は明らかではなく、被害が最も大きくなる損傷箇所を選定しているため、本研究とは異なる。前節の解析では、非線形弾性体モデルによる解析であることから塑性変形や残留応力を解析することはできないが、応力やひずみが集中する箇所の目安を示唆するため、ため池損壊の概要が把握できる。また、解析では、500mまたは1,000mほど離れた箇所において、現行のハザードマップにおいて明示されていない、浸水深が2m以上となる場所(点線で囲まれた部分)が出現する。この辺りでは、地形の凹凸のみならず、建物の影響で迂回、回折する際に、瞬間的に浸水深が大きくなる箇所であると考えられる。このように、現行のハザードマップでは、建物を考慮しない場合の浸水状況に近く、建物を考慮した場合と浸水状況が異なるため、より安全に配慮して、建物も考慮した3次元洪水解析結果も反映すべきであろう。

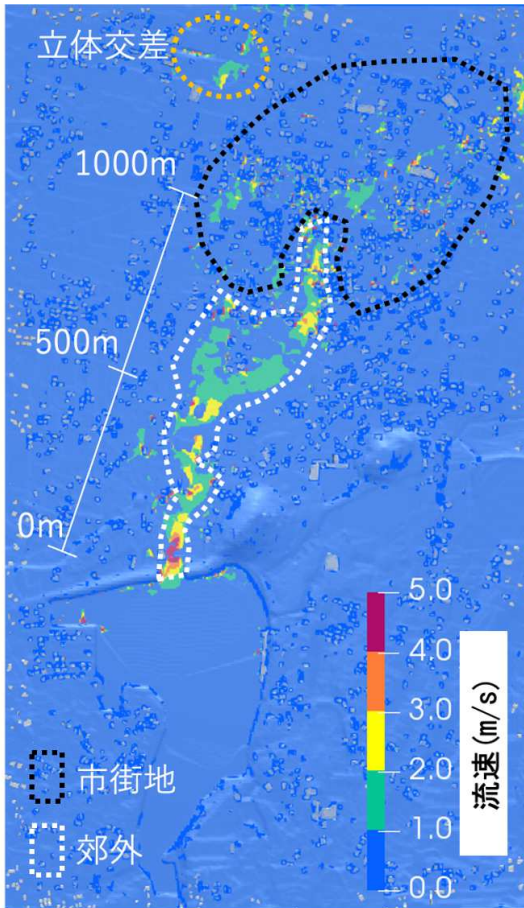


図-3.41 (a) 建物を考慮した解析メッシュにおける家屋高さ1.1 mにおける最大の流速 (m/s)

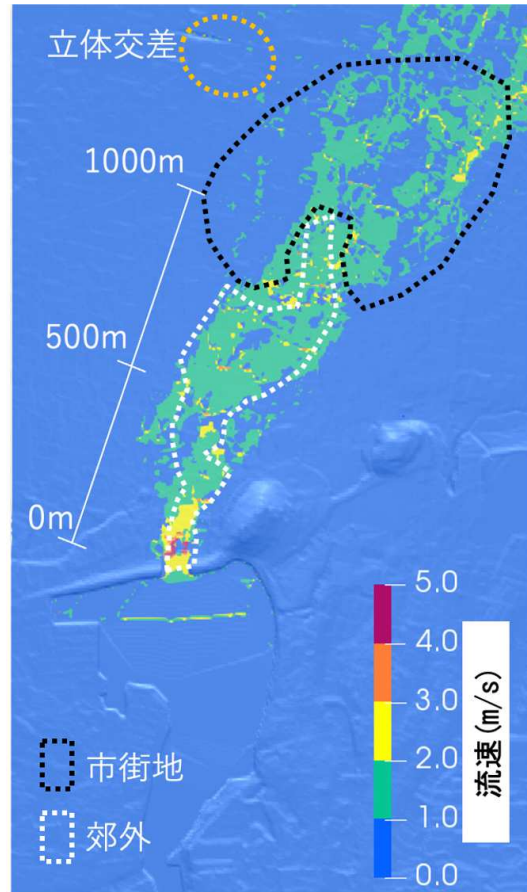


図-3.42 (b) 建物を考慮しない解析メッシュにおける家屋高さ1.1 mにおける最大の流速 (m/s)

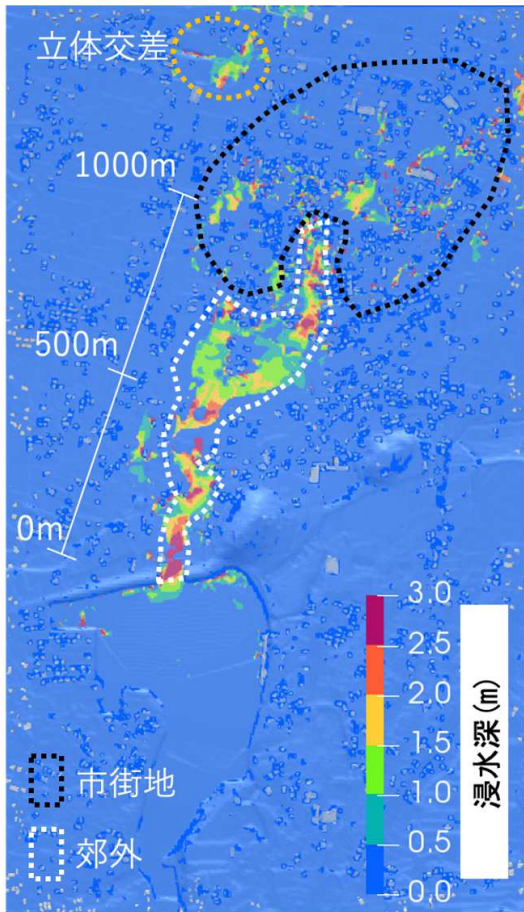


図-3.43 (a) 建物を考慮した解析メッシュにおける最大浸水深 (m)

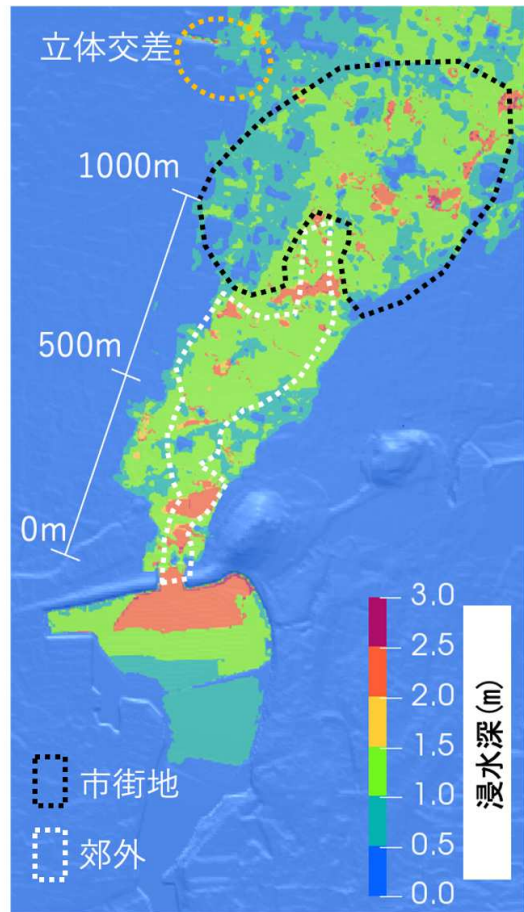


図-3.44 (b) 建物を考慮しない解析メッシュにおける最大浸水深 (m)

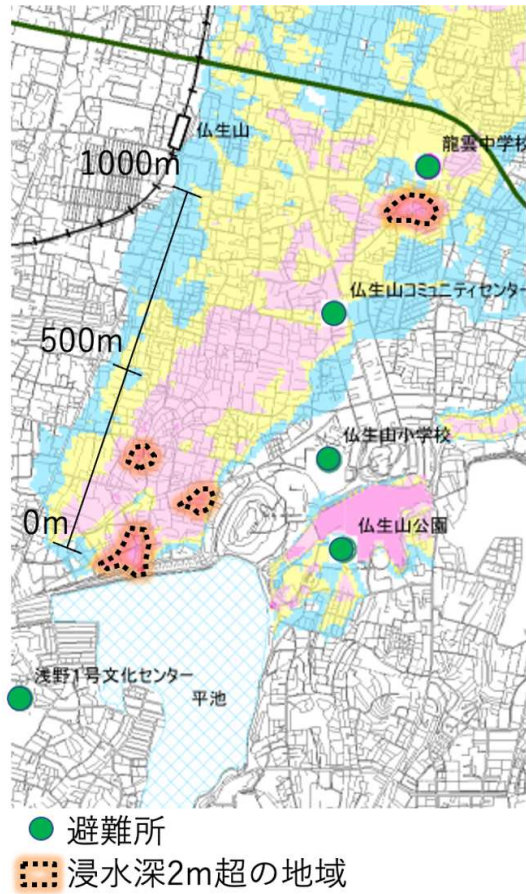


図-3.45 ハザードマップの2m超の地域を強調して表示

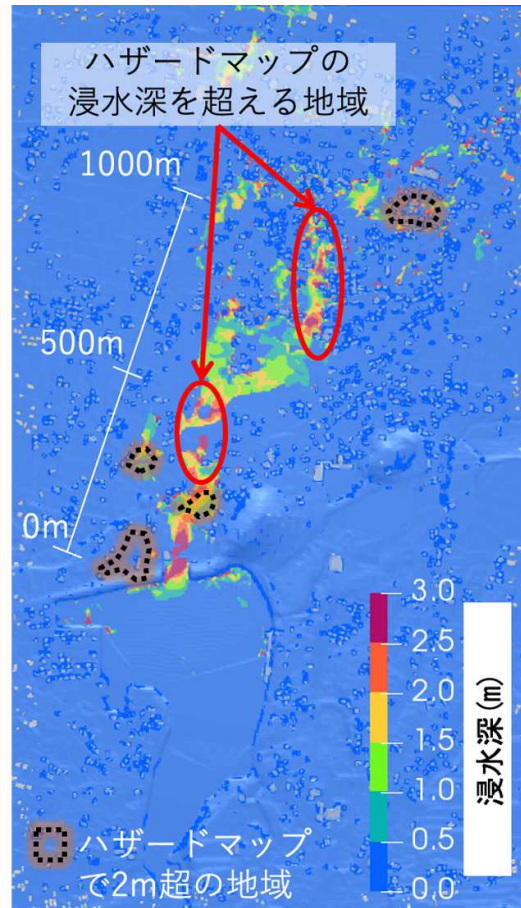


図-3.46 解析結果の最大浸水深とハザードマップの2m超の地域を重ねて表示

3.4.6 堤体の損傷規模の違いによる浸水被害への影響

地震による損傷の規模の違いが浸水被害へにどのように影響するか、について考察する。前小節では損傷幅を安全側に 90m と設定したが、実際には損傷幅が小さくなる可能性もある。損傷規模が小さい場合、浸水範囲や流出水の勢いにどのように影響するかを数値解析によって把握することは有用と考える。本研究では、地震応答解析によって、堤体頂部の応答が最大を示す範囲の下限値が 30m 程度であったことから、損傷幅の最小値を 30m に設定する。また、上限値が 90m 程度であったことから、下限値との中間として 60m に設定する。なお、解析条件は損傷幅 90m の場合と同様である。

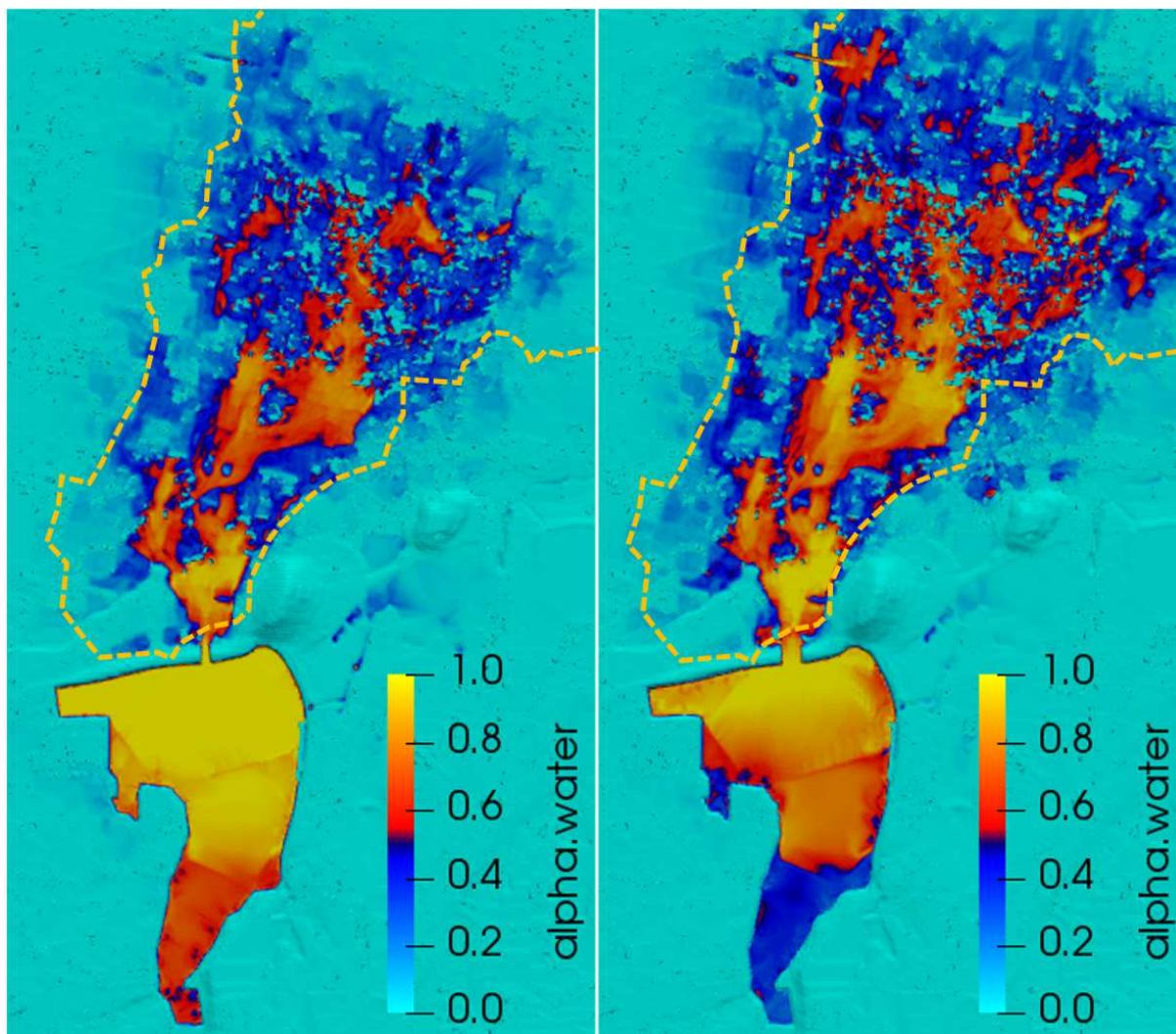


図-3.47 損壊幅 30m (左) および 60m (右) の浸水分布

損壊幅 30m および 60m の浸水分布を図-3.47 に示す。図に示すように平面的な浸水分布の広がりについては、損壊幅の違いによる大きな差は見られなかった。解析による浸水範囲と自治体により公開されているため池ハザードマップの浸水範囲(図の点線)とを比較すると、堤体の損壊位置は異なるものの、浸水範囲に関しては概ね一致した。このことから、平面的な浸水状況については損壊規模の影響や三次元解析か二次元解析かの違いは大きく影響しないことが示された。

次に、流出水が到達するまでの時間経過と浸水高さとの関係を図-3.48 に示す。ここでは、当該

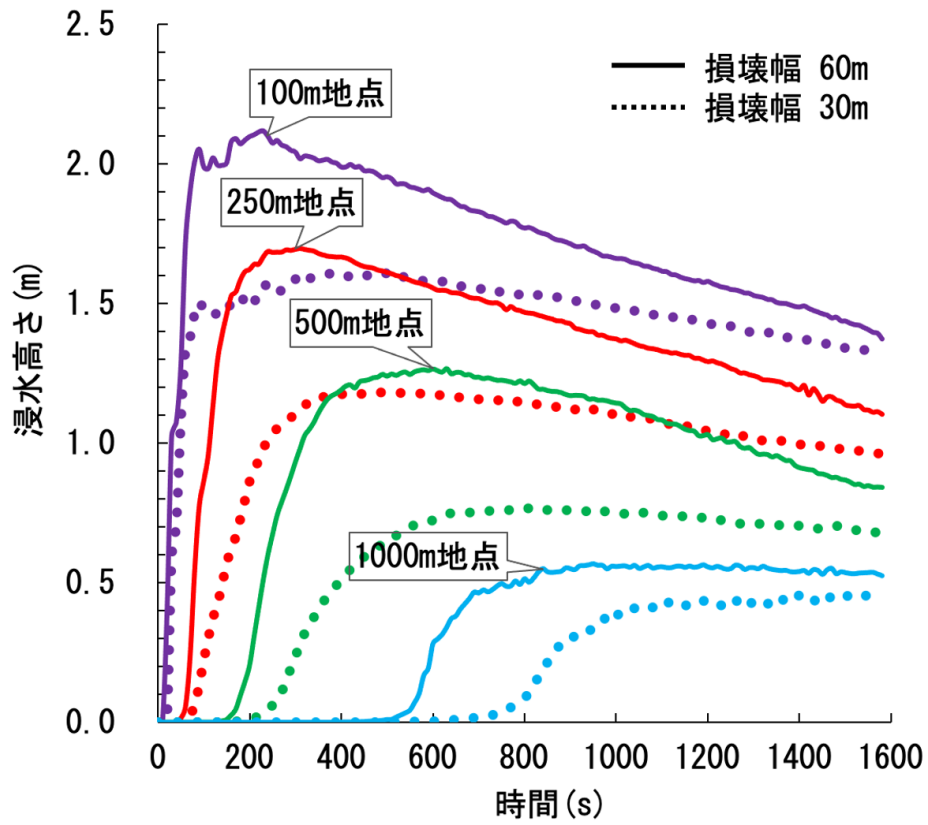


図-3.48 浸水高さの時間経過

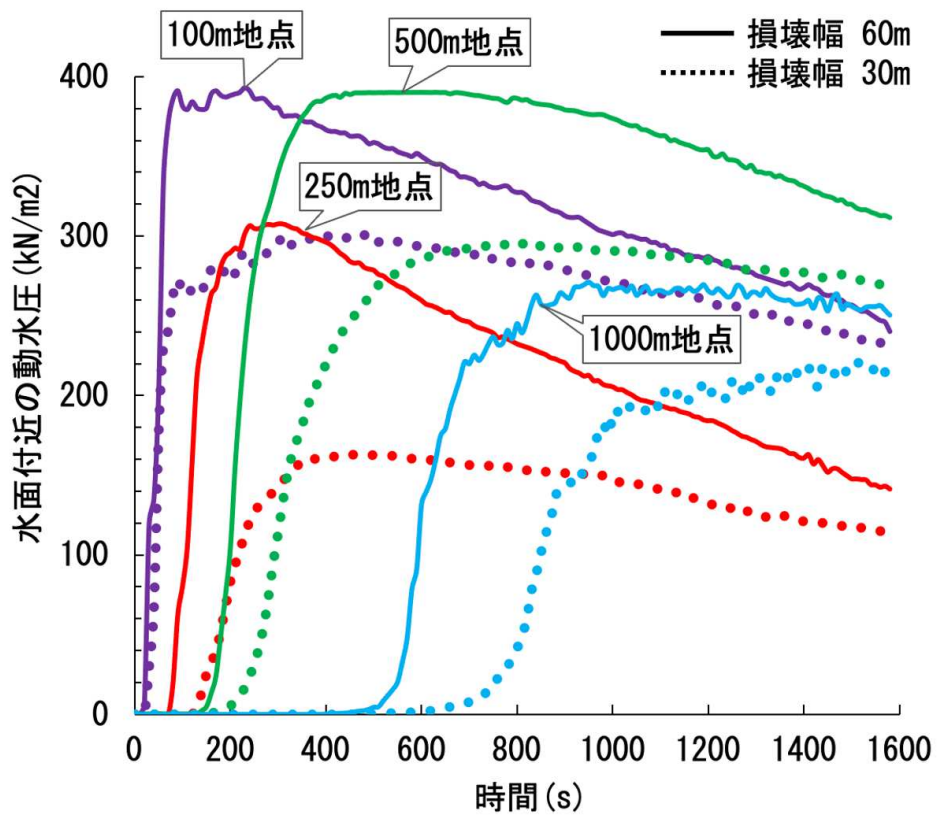


図-3.49 動水圧の時間経過

地域ハザードマップには浸水までの時間が示されていないため、解析結果のみで検証する。同図において、ため池堤体からの距離を100m、250m、500mおよび1,000mとした。これらのしきい値は、農業用ため池の管理及び保全に関する法律における防災重点ため池の指定基準において100m以内に家屋がある場合、貯水量1,000m³以上で100mから500m以内に家屋がある場合、貯水量2,000m³以上で500m以上に家屋等がある場合に区分していることを参考にした。損壊幅60mの場合において、ため池堤体から100mの地点では100秒で浸水深2m、500mの地点では400秒で浸水深1.2m、1,000mの地点では700秒で浸水深0.5mとなった。損壊幅30mの場合では、浸水高さが3割程度低くなった。

動水圧が建物に及ぼす影響を確認するため、図-3.49に各地点における動水圧の時間経過を示す。地形データや建物を三次元的に取り扱う場合、家屋に対する水の回り込みや跳ね返りの影響が動水圧へ反映されるため、従来のハザードマップでは得られない情報が把握できる。ここで、家屋1階の中央部または水深が低い地点における水面付近の動水圧を抽出した。いずれの地点においても、動水圧は200kN/m²を超えており、家屋へこの流出水が到達する場合、家屋の損傷は避けられないことを意味する。

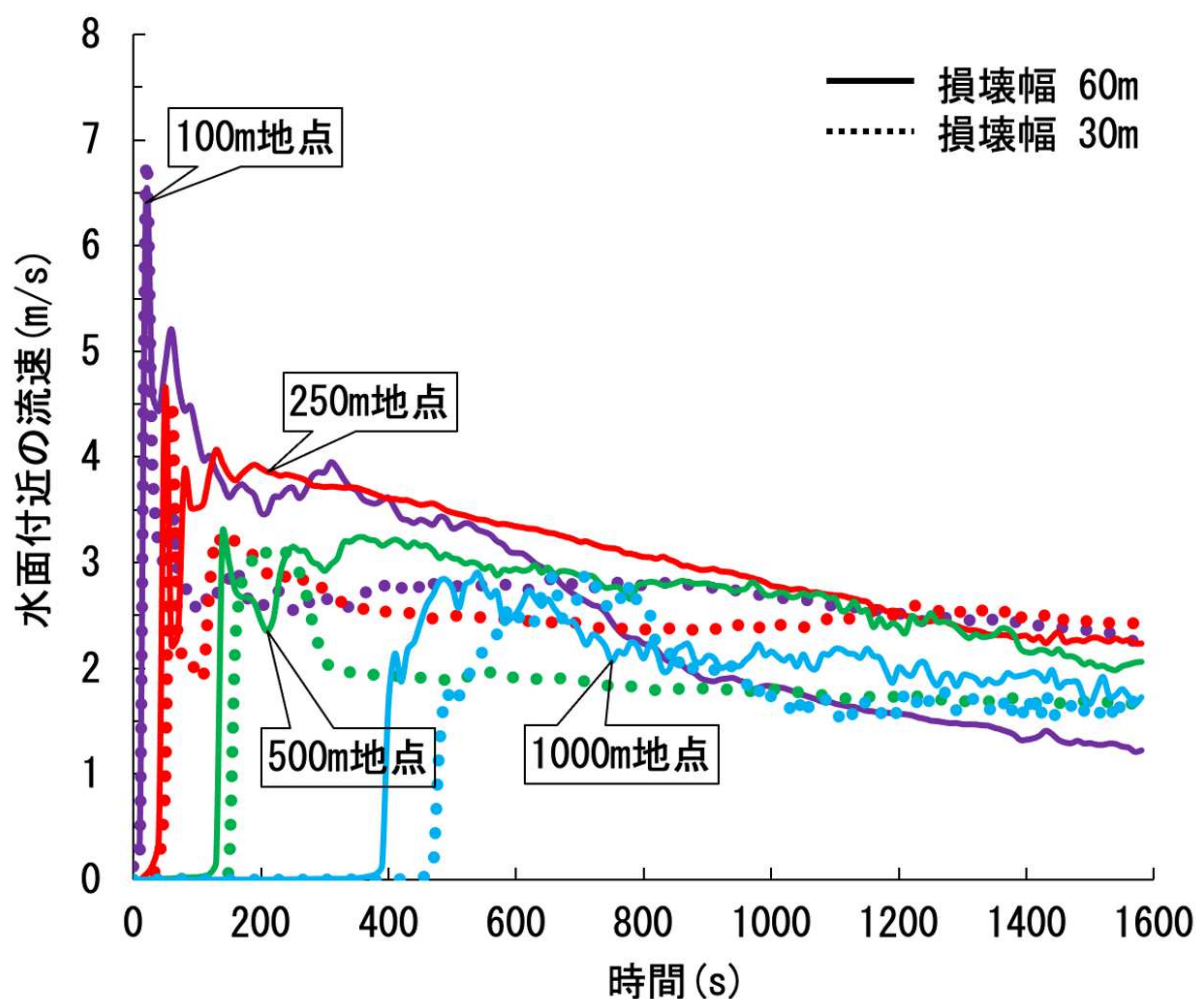


図-3.50 流速の時間経過

各地点における流速の時間経過を図-3.50示す。ここでのデータ抽出高さも動水圧と同様にした。

解析の結果，100m 地点においては瞬間的に 7.0m/s，250m の地点では 4.5m/s を示し，その他の地点では 3.0m/s に収束した。

以上より，堤体の損傷規模の違いによる解析結果を示した。解析の結果，堤体の規模の大小は，平面的な浸水範囲の広がり大きく影響しないことが示された。一方，浸水深，動水圧および流速に関しては，堤体に近いほど損傷幅の大小の影響が強くなった。これらのことから，ため池に近い地域においては，堤体の損傷規模の違いが浸水被害に大きく影響するリスクをハザードマップ等を利用して示すことが重要であると考えられる。

3.5 ため池堤体の崩壊および浸水リスクの評価のまとめ

本研究では、複雑な地盤情報をそのまま利用して解析メッシュを作成し、それに南海トラフの巨大地震を想定した地震波を入力して3次元地震応答解析を実施した。解析の結果、ため池堤体における損傷箇所および損傷範囲が把握できることを示した。

つぎに、洪水解析の妥当性を実際の災害を例に再現し、解析条件の妥当性を示した。その後、地震応答解析結果（崩壊した堤体の規模および箇所）を反映させた洪水解析を実施した。解析の結果、浸水高さならびに流速を面的に把握することができた。さらに、地表面データに建物を考慮した場合と考慮しない場合の2通り想定したが、洪水解析の結果と現行のハザードマップとの比較より、ハザードマップは建物を考慮しない場合の解析結果と類似しており、他方で、建物を考慮した場合は、建物の存在が浸水深ならびに流速に影響を与えることが判明した。つまり、現行のハザードマップにおいても、地形データに建物の配置も考慮した方が浸水予測の確度が上がる可能性があることを示唆した。

次章では、洪水解析結果で得られる流速および浸水深の分布から、家屋の被害予測分布を評価する。

4. 家屋被害のリスク評価

4.1 概説

南海トラフにおける大地震が発生する確率は、内閣府によると30年以内に80%とされ、中国・四国地方および近畿地方瀬戸内海側沿岸部においては甚大な被害が予測される。大地震の被害の特徴の一つとしてため池の崩壊があり、2011年の東北地方太平洋沖地震では福島県のため池の一つである藤沼ダムが決壊した⁸⁴⁾。その他比較的大きな地震が発生する度に多数のため池堤体は損傷を受けており、管理が行き届いていないため池は特に危険度が高まっている。大地震に加え、近年では集中豪雨や台風による洪水被害が生じたことも相まって、都道府県や市町村による全国のため池の一斉再点検が実施された。その結果、一定の基準に該当するため池については、防災重点ため池として、農林水産省によって改めて選定された。その中には老朽化して補修が必要なため池が多数存在するものの、ため池全てに対して耐震補強を早期に実施するようなハード対策は現実的に困難である。このため、災害が発生する前に適切に避難して人命を守ることを目的としたハザードマップが作成され、これを活用した防災訓練を実施するなどのソフト対策も同時に採用されている。その一方で、防災訓練の対象者となる地域住民の意識向上が難しいという課題もあり、ハザードマップが実際の災害時においては活用されない等の課題がある（例えば、文献¹¹⁶⁾など）。

こうした背景から、最近では水災害の激甚化や水災害リスクの増大を踏まえた減災への取り組み¹¹⁷⁾が検討されてはいるものの、大地震時のため池決壊に対しては、災害事例の希少さもあって、ほとんど検討されていない。ため池の堤体の崩壊にともなう洪水と家屋の被害等に関する事例は東北太平洋沖地震等の大地震に集中しているが、被害記録からは家屋被害の要因は不明で、詳細な検討が行われていない。大地震によってため池の堤体が突如崩壊する場合、通常の河川氾濫と異なり、堰き止められていた貯留水が鉄砲水となって一気に溢れ出す。このため、ため池の近傍に住む住民にとって住居から安全地域への避難は不可能に近く、避難が困難な状況下においては、家屋内にて垂直避難等が命を守る手段となる。このとき、流出水によって家屋が被害を受け、垂直避難さえも困難となる可能性が明らかになれば、家屋の被害リスクを住民に説明することができる。そこで本研究では、ため池が崩壊することにより発生する流出水を洪水解析によって予測し、家屋の被害リスクを評価する。

4.2 家屋の被害判定の概要

浸水深から家屋の被害判定を実施する。被害の判定基準としては、農林水産省のため池作成ガイドライン⁹⁰⁾においては、流速を縦軸、浸水深を横軸として算出した建物の耐力曲線が示され、家屋被害の具体例が国土交通省の洪水浸水想定区域図作成マニュアル等^{8),118)}においては、想定される浸水深に応じた流速 U (m/s) と浸水深 h (m) との関係式が提示されている。そこで本研究においては、木造家屋の1階部分(地表から1.10m程度)が浸水する場合を想定して下式の耐力式とした。ここでは、新耐震基準を式(4.1)、旧耐震基準を式(4.2)、滑動による場合を式(4.3)の3種類想定する。

倒壊(新耐震基準) :

$$U = \sqrt{\frac{5.83}{(h - 1.10)}} \dots\dots\dots (4.1)$$

倒壊(旧耐震基準) :

$$U = \sqrt{\frac{1.56}{(h - 1.10)}} \dots\dots\dots (4.2)$$

滑動 :

$$U = \sqrt{\frac{35.76}{h}} \dots\dots\dots (4.3)$$

ここで、一般的に、最大流速と最大浸水深の時間的なピークは概ね一致すること、洪水浸水想定区域図作成マニュアル等において流速 U および浸水深 h は最大値で検討することから、本研究では、洪水解析での時間的な非定常値を逐次算出した解を求めず、解析値の最大値のみを抽出し、倒壊等の判定を実施することとした。また、滑動の判定式(4.3)については、作用荷重が基礎底面の摩擦力を上回ることを前提としているため、洗堀までは考慮されていない。本来は、洗堀まで考慮された式を用いることが望ましいが、本研究では、地盤パラメーターまで把握することが難しいことも勘案し、簡易的に、流速と浸水深という2つのパラメーターのみで家屋の倒壊等を判定する式(4.3)を採用した。

汎用解析コード : OpenFOAM は、三次元数値解析によって流速は直接得られるが、浸水深は直接得ることができない。そこで本研究では、洪水解析によって得られる体積分率 α を用いる。解析要素における物理量となる水量は、解析要素節点における体積分率に流体の密度を乗じ、さらに各節点の平均をとった要素中心の値によって得られる。VOF法では水面を明示的に解くことができないため、解析要素における水量の比率を指定する必要がある。解析メッシュの分解能が十分である場合、VOF法における水面は、便宜上、解析要素の中心にあるとされるため、本研究では、水面が存在する条件を $\alpha \geq 0.5$ とした。また、水面とされる要素の下方の要素は、 $0.5 \leq \alpha \leq 1$ の範囲において様々であるが、過大評価になるものの、安全側を考慮するために $\alpha = 1.0$ の液相と設定した。なお、当然であるが、水面とされる要素の上方にあたる要素では、 $\alpha < 0.5$ を満たしている。ここで、地表面に接する解析要素から n 番目の解析要素において水面があるとすると、浸水深 h_n (m) は、体積分率 α_n 、体積 V_n (m³) および底面積 A_n (m²) との関係から下式により算出できる。

$$h_n = \begin{cases} \alpha_n \cdot \frac{V_n}{A_n} + \sum_{i=0}^{n-1} \frac{V_i}{A_i} & \alpha \geq 0.5 \\ h_{n-1} & \alpha < 0.5 \end{cases} \dots\dots\dots (4.4)$$

4.3 家屋被害判定の妥当性の検証

4.3.1 解析概要

大地震によってため池が崩壊し、下流の家屋が被害を受けた際の詳細なデータの入手は、その事象の少なさ故に困難である。そこで本研究における家屋の被害リスク手法の妥当性を検証するため、便宜的に豪雨災害による被害実例を参考に再現解析を実施することとした。洪水解析の対象は、平成30年の西日本豪雨災害を受けた岡山県真備町の実例¹¹⁹⁾を対象とした。対象する河川は末政川と称され、右岸の越水と左岸の洗堀によって両岸が決壊し、決壊箇所の上流にある家屋群が被害を受けたとされている¹²⁰⁾。これを再現するためのモデルを作成する。解析メッシュを図-4.1に示す。境界条件は、地表面底面を非流出境界、4側面を流出境界、上空は大気境界とする。地表面の凹凸を実況と近づけるため、国土地理院から取得した5m要素の標高データを用いた。また、堤体が決壊した位置において上流(Y方向)から流れ続ける水が左右(X方向)に流出したという被害報告および被害状況の写真から、堤体の崩壊範囲を再現した。文献¹²⁰⁾によれば、決壊の範囲は最終的には20~30mを超える範囲の被害が発生したとあるが、国土地理院の被害後の空中写真も計測し、安全側の予測幅として36mとした。また、同文献では、バックウォーターが発生したと報告されており、解析にて再現するために水側からの逆流を入力することも考えられるが、解析が煩雑となるため、本研究では便宜上、簡易的な盛土を作成することで再現した。また、河川単体の流量記録がないため、解析では流れが定常状態になるまで継続入力した。なお、準備解析においては崩壊が起こったことを前提に、崩壊相当箇所を標高データを編集して削っている。河川水は徐々に越水するのではなく壊れた直後に一気に流出するため、現状を全て再現できているわけではないが、家屋の被害は堤体の崩壊によって多くの河川水が流出したことによるものであろうことから、崩壊状態を模擬した地表データを用いて解析しても問題ないとする。

4.3.2 準備解析の結果

流速ベクトルおよび浸水深の空間分布を図-4.2に示す。上流からの定常流が河川中央部において両側(X方向)に分離し、左側と比較して標高が低い右側の流出域の方が流速および浸水深ともに大きくなった。ここで、左側の任意点を地点A、右側の任意点を地点Bとする。流速は、堤防から60mの地点Aにおいては1.6m/s、堤防から20mの地点Bで5.0m/sであった。また、浸水深は、地点Aで1.5m、地点Bで0.8mであった。堤防に近い地点Bの地盤面が1.0mほど高い盛土となっていることが浸水深に若干の影響を与えている。また、速度の差は距離の差に大きく影響している。堤防から流出した流れは、堤防付近においては浸水深が浅い一方で流れが非常に速く、堤防から離れると流速が低下する一方で低い地盤の水たまりにより浸水深が深くなるものとする。

4.3.3 家屋の被害判定

両岸における任意の多点において家屋の被害判定を実施した。流速(スカラー値)については図-4.2から抽出し、浸水深については、式(4.4)に解析出力の体積分率 α を代入して浸水深を求め、式(4.1)、(4.2)、(4.3)を用いて家屋被害の推定を実施した。家屋の耐力曲線および任意の多点における流速と浸水深との関係を図-4.3に示す。同図において、滑動による被害の発生は微妙であるが、新耐震基準および旧耐震基準での倒壊が発生するという判定となった。

次に、流速および浸水深を解析領域全域で抽出し、それぞれの基準について、家屋の限界耐力を超える地点を平面的に表示した。図-4.4、図-4.5に国土地理院による災害前後の空中写真結果を示す。ここで、解析結果の検証を実施するため、災害前と災害後の空中写真(国土地理院¹²¹⁾)も同図内に示す。空中写真において、×印の示す箇所が実際に倒壊した家屋の位置を示している。

図-4.6、図-4.7、図-4.8に新耐震基準、旧耐震基準および滑動による被害判定結果を図-4.2に重ねて表示する。なお、家屋の被害判定結果において中央の河川部分は判定には用いない。判定の

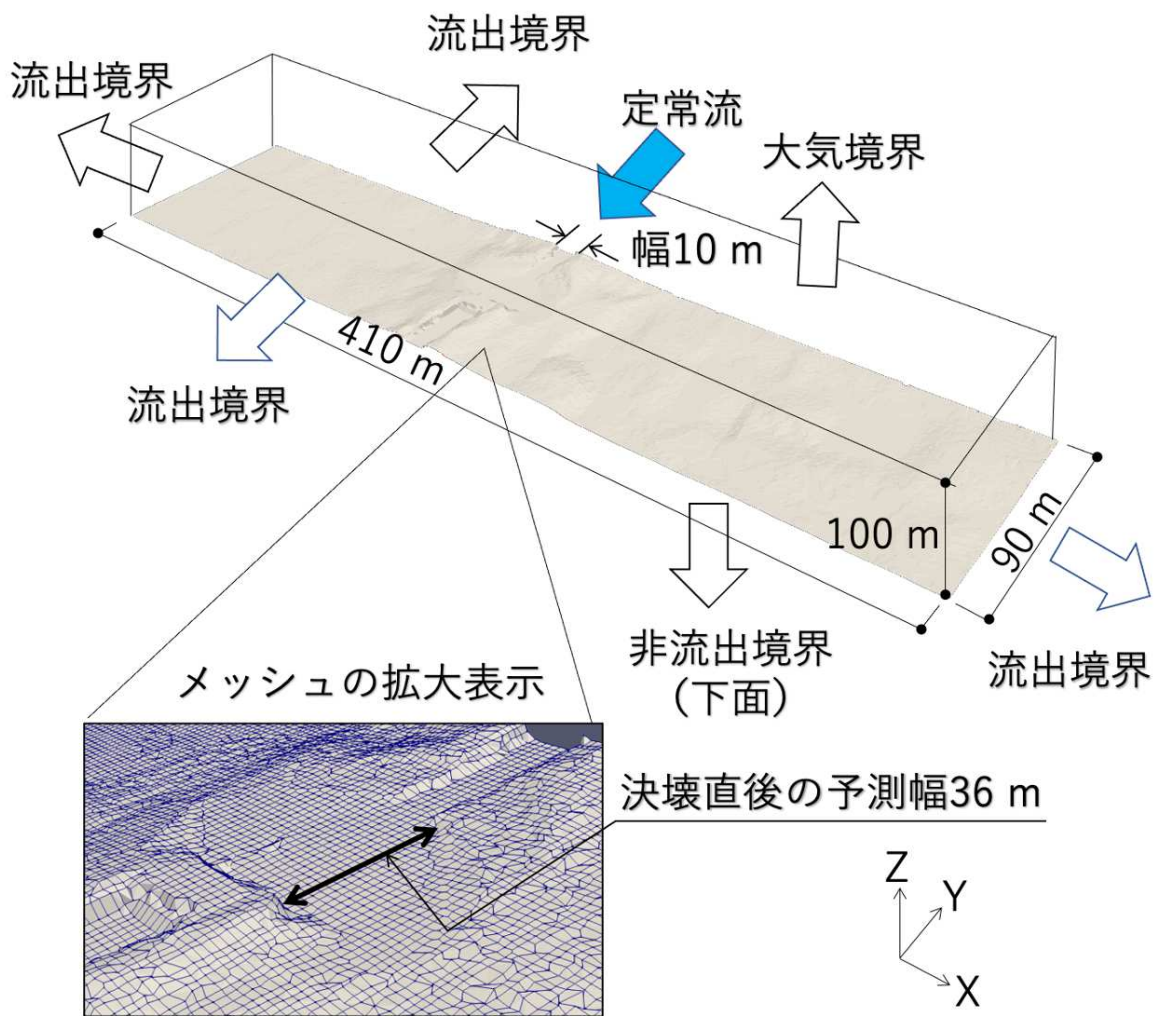


図-4.1 準備解析の解析メッシュ

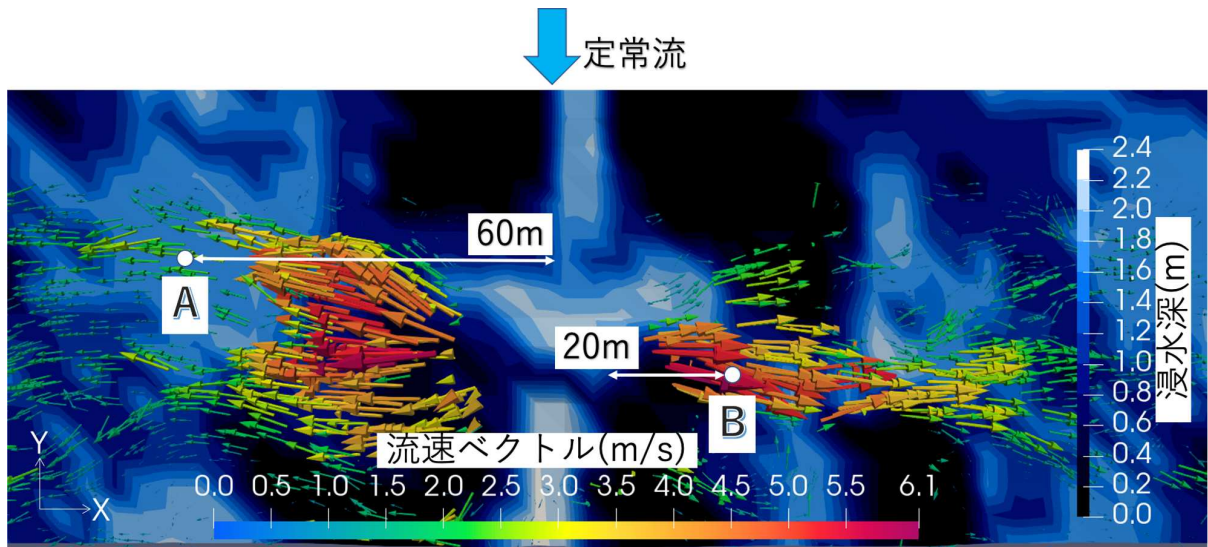


図-4.2 準備解析結果 (流速ベクトルおよび浸水深の空間分布)

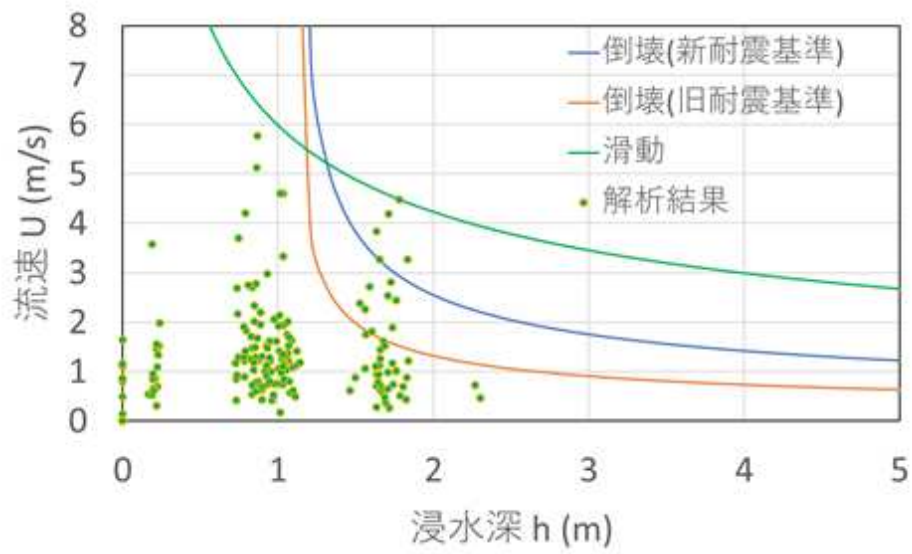


図-4.3 家屋の被害判定



図-4.4 災害前の空中写真



図-4.5 災害後の空中写真

結果、実際の家屋被害と本研究による家屋判定結果とが概ね一致した。ここで、堤体崩壊箇所から左下部分は地面の盛り上がりにより浸水深が低くなっている影響で流速が他と比べて遅くなっていることが影響し、旧耐震基準であっても被害が発生しない判定となっているが、ここでは、長時間の越流水が堤防を浸食し、最終的に左下部分の地盤が浸食されたことによって家屋が被害を受けたものとする。しかしながら、前述のように、洗堀を考慮した判定も含めることが望ましいが、本研究にて採用した滑動の判定式(4.3)には洗堀を考慮していないため、崩壊しない判定となったと考える。洗堀による判定は、今後の検討課題としたい。

以上より、再現解析によって堤防が突如決壊して流出した氾濫水は、流出速度が減衰せず、かつ、ある一定以上の浸水深にて家屋に衝突すると、一般的な木造住宅においては被害を受ける可能性が高いことが判明した。なお、流体解析では地表面のデータのみを採用しており、建物は反映していない。家屋がない空き地であっても流速および浸水深のみで倒壊判定を実施している。また滑動被害については、空中写真の被災前後の写真と比較した結果、滑動被害（家が移動している被害）は確認できないため、再現解析結果による判定と概ね一致すると考える。解析結果と実況との比較を通して、本手法は、洪水にともなう家屋の被害を概ね再現できることが示された。これより、本提案手法を用いて家屋の被害を評価することは概ね妥当であり、提案手法を用いて、大地震時にため池が突如崩壊する場合の家屋被害を予測することが可能と考える。

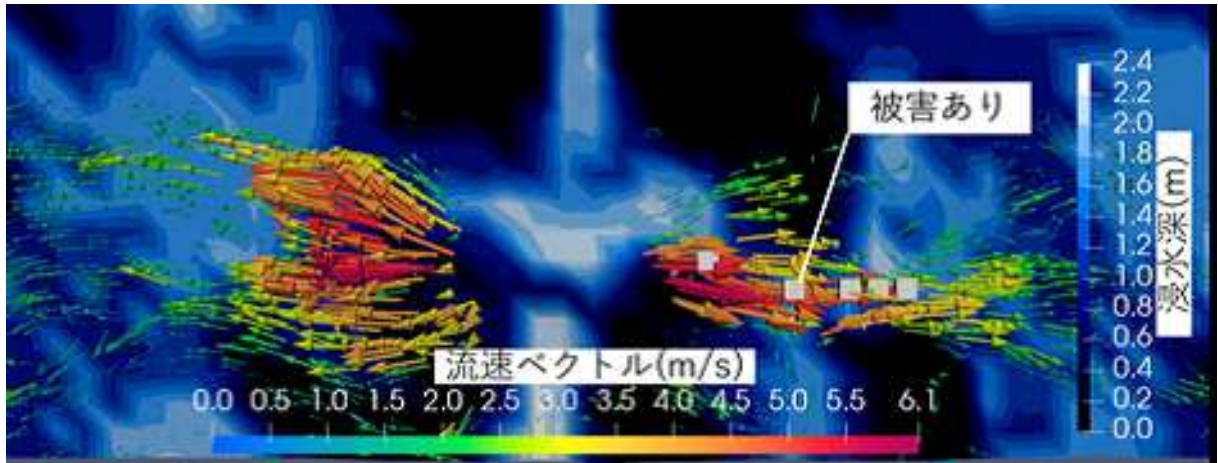


図-4.6 家屋の被害判定（新耐震基準）

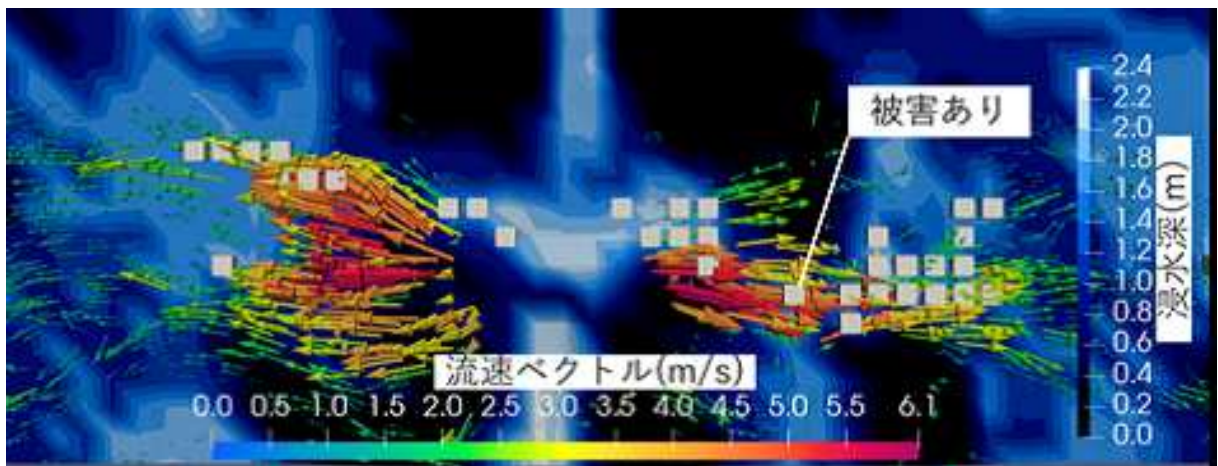


図-4.7 家屋の被害判定（旧耐震基準）

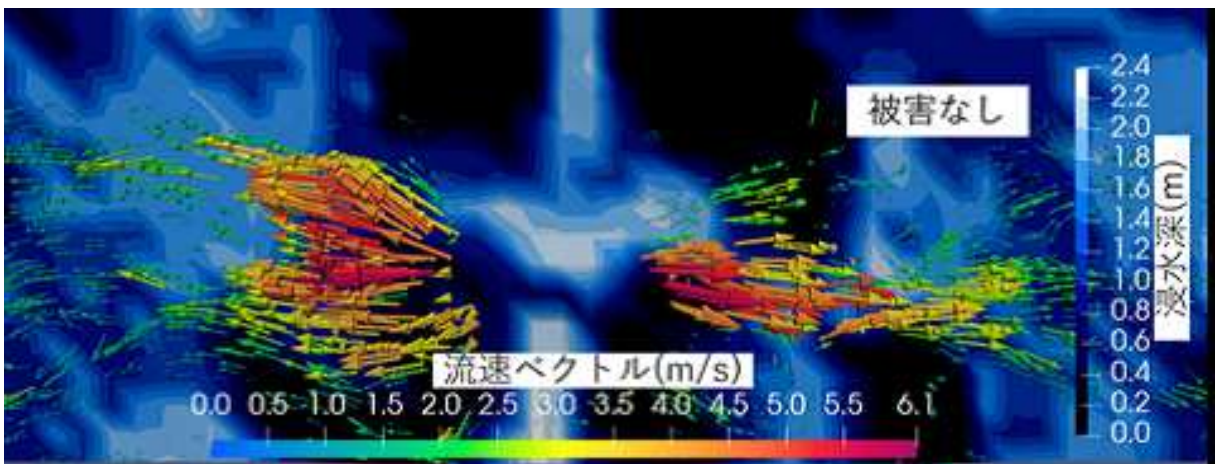


図-4.8 家屋の被害判定（滑動）

4.4 ため池崩壊による家屋被害判定

洪水解析を実施し、流出水による家屋被害の判定を行う。洪水解析の対象とするため池は、農林水産省の調査結果による防災重点ため池に該当し、市街地に近く、貯水量が124万トンの中規模ため池である。このため池の防災対策として、ハード対策およびハザードマップが整備されているものの、大地震によって堤体が突如崩壊し、洪水が発生する場合の家屋の被害の推定までは評価がなされていない。同ため池に対して、筆者ら¹²²⁾によって大地震時の地盤応答解析を実施した結果、堤体が崩壊する危険性があることが明らかとなったが、それに付随して発生する洪水による任意地点の家屋の被害について、簡易な判定をするに留まっており、家屋の被害判定を地図上に示していない。そこで本研究では、前節において、家屋被害の推定手法の妥当性を示せたことから、ため池災害に対して同様の評価方法を適用し、現行のため池ハザードマップで示されていない家屋の被害を判定することとした。なお、流出水が家屋に到達する時間は、前章において検討済みであるため、本節においては詳細な説明を省略するが、洪水解析より、流出水の流速と浸水深のピークは概ね一致することがわかっている。このため、家屋の被害判定に関しては、簡易的に、最大流速と最大浸水深を抽出して用いることとした。この手法により、洪水解析をベースとした家屋被害のリスクをハザードマップへ図示することが可能となり、水平避難は勿論のこと、垂直避難についても危険となる家屋を割り出すことが期待できる。

4.4.1 洪水解析の概要

前節と同様の手法により洪水解析を実施する。図-4.9に解析対象の概要を示す。解析領域の水平方向については、ため池と流出域が十分に含まれる範囲を確保するため、東西方向(X方向)に1,563m、南北方向(Y方向)に2,734mとした。高さ方向については、安定した解析に必要なアスペクト比を確保するため、80mと設定した。境界条件については、地表面を非流出境界、上空の頂面を大気境界、水平方向の側方四面を流出境界とした。

地表面の状況を再現するため、地表面(底面)の形状は国土地理院の5mメッシュ標高データから取得した。解析対象ため池の堤体高さは、地盤面から11.4mとなっている。また、国土地理院の標高データは、ため池の底面を含まないため、ため池堤体付近においては、堤体底と同レベルの高さに設定し、堤体底面から上流に向かって緩やかな勾配になるような底面を再現した。図-4.10に解析モデル底面の標高差分を色別分類にて示す。さらに、できるだけ実況に近づけるため、市街地の建物形状を数値表層モデル:DSM(Digital Surface Model)から取得し、地表面と組み合わせた。

ため池の水量の設定については、大地震発生時は常時の貯水量であると仮定し、水深4.5m~5.0mに設定した。損壊の幅は、筆者ら¹²²⁾の実施した洪水解析を参考に安全側の配慮として90mと設定した。地表面の粗度は、汎用解析コード:OpenFOAMのソルバーとして実装されている壁関数(nutkRoughWallFunction)を採用した。ため池が突如崩壊することで乱流となることが予想される流出水は、地表面境界において渦動粘性係数の影響を受けることになる。ここで、気相(空気)および液相(水)に対する渦動粘性係数および密度を表-4.1に示す。さらに、底面境界における表面の粗さを考慮するため、地面の砂粒高さ K_s については、生活道路や耕地を想定して0.2mと設定した。

表-4.1 水と空気のマテリアル特性

物性	渦動粘性係数 (m^2/s)	密度 (kg/m^3)
水	1.00×10^{-6}	1000
空気	1.48×10^{-5}	1

解析メッシュの要素分割については、汎用解析コード:OpenFOAMの自動要素分割機能(snap-

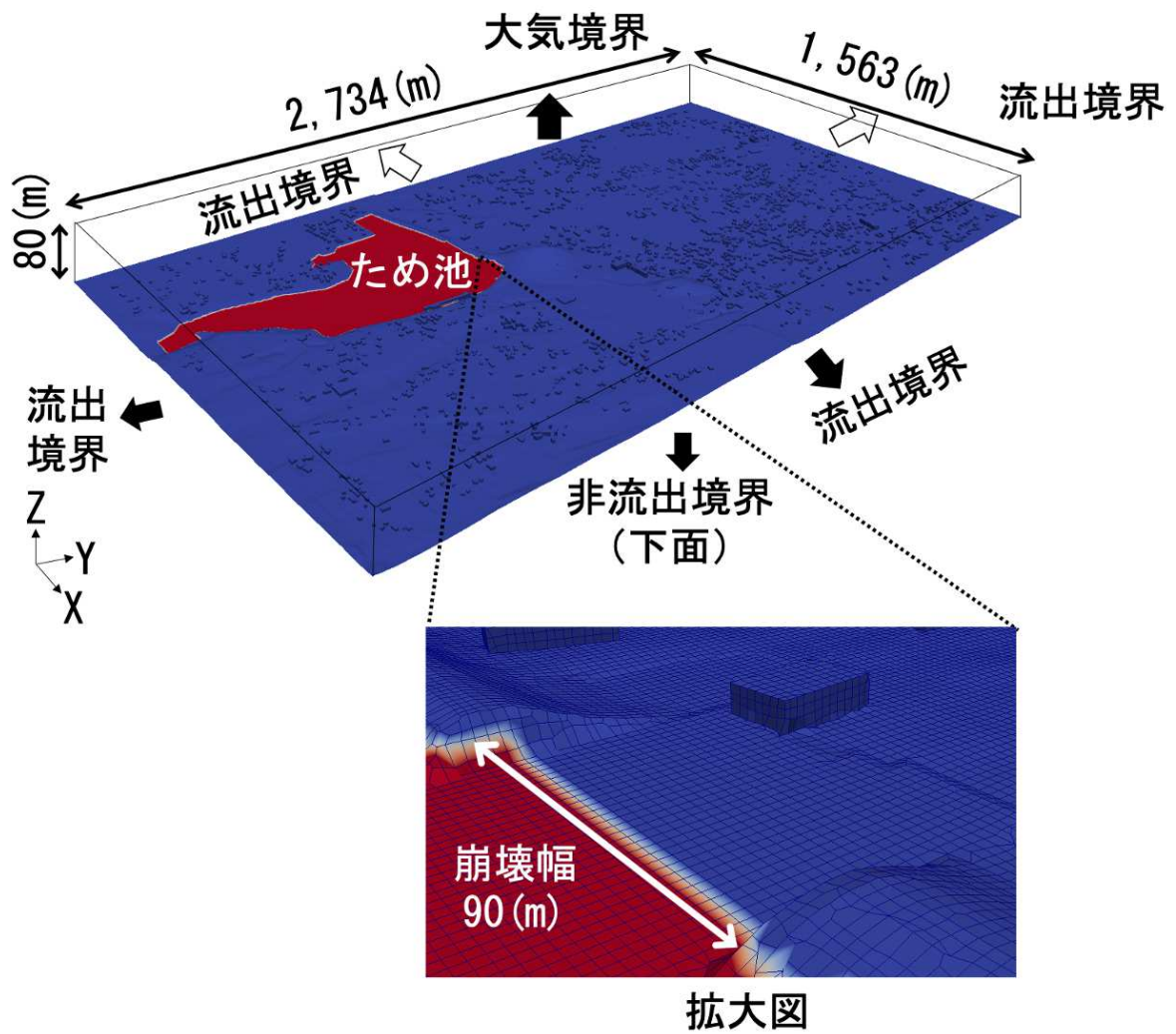


図-4.9 ため池洪水解析のモデル

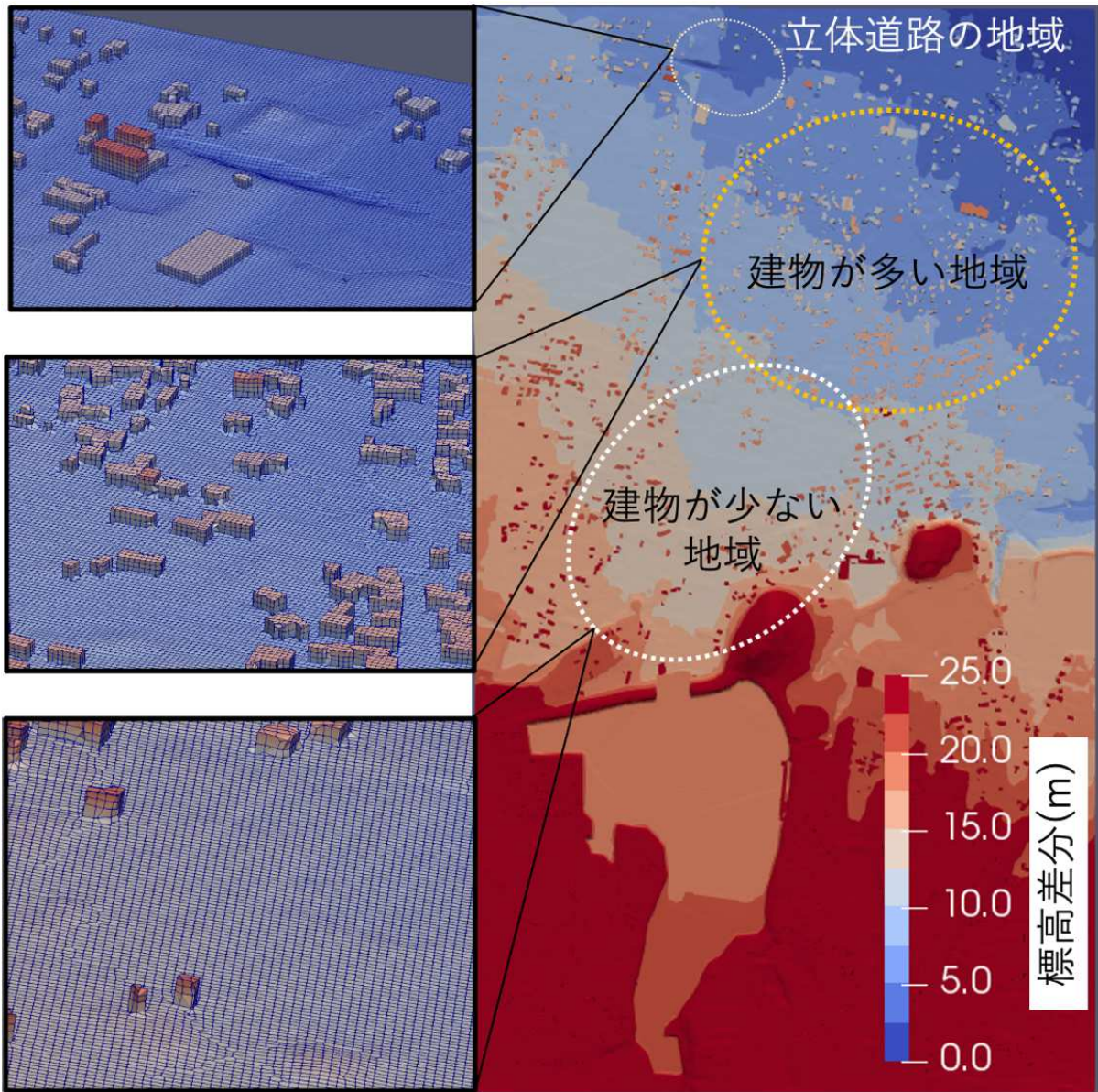


図-4.10 解析モデル底面の標高差分表示

pyHexMesh) を利用した。この機能によって、地表面境界における凹凸を滑らかに細分化し、さらに、高さ方向に向かうほど要素が拡大するため計算コストが削減できる。自動分割の結果、水平方向は、概ね均一の大きさになるように、また、鉛直方向は、アスペクト比 6 以下程度を満足するな比率を保ちながら徐々に要素サイズが大きくなるよう、それぞれ六面体要素を生成した。建物に近接する付近においては、隣接する六面体要素と同程度の大きさを保ちながら、任意形状の四面体要素に細分化した。洪水解析では、水面が到達する要素が底面から数えて 3 層目の要素までという結果が得られたため、洪水解析によって得られた流速および浸水深の抽出も 3 層分とした。

4.4.2 洪水解析の結果

洪水解析の結果より、流速および浸水深の最大値を示す。結果データは、前章と同様に、下面から 3 層分の要素のデータを抽出する (図-3.40 参照)。流速に関しては、中央値として、底面から 2 層目の解析要素から抽出する。2 層目の要素中心の高さは、地上から約 1.1m (図-3.40 において、0.6 m + 0.45 m) のため、これが一般木造家屋の 1 階の中央付近に該当する。これら同一層におけるすべての要素に対して流速が最大となる値を抽出し、最大の流速分布を得ることができる。抽出結果を図-4.11 に示す。同図において、堤体の崩壊位置から直近の地域は 4.0m/s~5.0m/s となり、堤体から少し離れた地域においても、図-4.10 に示したような地面の標高差が約 2.0m で急勾配となる箇所では 2.0m/s~3.0m/s と周囲より速度が大きい傾向が見られた。一般的に、河川の氾濫では崩壊した堤体から離れている場所においては流速が減衰するが、本研究のように、ため池が大地震によって突如崩壊する場合においては、堤体から離れた地域であっても、1.0m/s~3.0m/s という値を保ったまま、それほど減速せずに流出水が到達する結果となった。さらに、この地域において建物が少ないという地域的要因もあって、流速が減衰しない範囲 (図中、白破線内) が広がったと考える。一方、建物が多い地域 (図中、黄破線内) においては流速が減衰しており、堅牢な建物であれば、流出水の勢いを低減させる効果があることが示された。

次に、最大浸水深を図-4.12 に示す。同図において、最大浸水深が 2.0m~2.5m を示す箇所が必ずしも堤体から近傍に集中しておらず不自然に見える箇所があるが、これは地表面の凹凸を反映する形で、図のような浸水分布となっている。例えば、解析要素の 2 層目にある水面の高さは、低い位置にある隣の要素にとっては 3 層目の水面になる。一方で、ため池堤体近傍にもかかわらず最大浸水深が 1.0m~1.5m と表示されている箇所は最大浸水深を過小評価しているように見えるが、上記と同様に周囲より標高が高いため、1 または 2 層目のみにおいて水面があることが影響している。なお、北面において最大浸水深が 2.5m~3.0m を示す箇所は、立体道路等による影響をうけている。

4.4.3 家屋の被害判定

家屋の耐力式 (4.1), (4.2), (4.3) に上記で求めた最大流速と最大浸水深を代入し、家屋の限界耐力を超える地点を明らかにする。判定手順は前節の準備解析と同様に、洪水解析結果の最大浸水深 (図-4.11) および最大流速 (図-4.12) の関係と図-4.3 の耐力曲線とを比較して家屋の被害判定を実施する。最大流速と最大浸水深の図において特徴的であった地域をそれぞれ A, B および C と定義する。まず、新耐震基準による判定結果を図-4.13 に示す。倒壊判定となるのは、図の赤い部分である。ため池近傍の地域 A においては、最大流速が非常に速いため、浸水深が浅くても倒壊する判定結果となったが、その他の地域 B および C においては倒壊しない判定結果となった。次に旧耐震基準による判定結果を図-4.14 に示す。新耐震基準と比べて耐力が低く設定されているため、倒壊判定の範囲は広がり、地域 A, B および C いずれにおいても倒壊と判定された。最後に、滑動による判定結果を図-4.15 に示す。滑動による被害は、流速と浸水深のしきい値が高く設定されているため、ため池の堤体に近接するごく一部を除き、滑動による被害は発生しない判定結果となった。

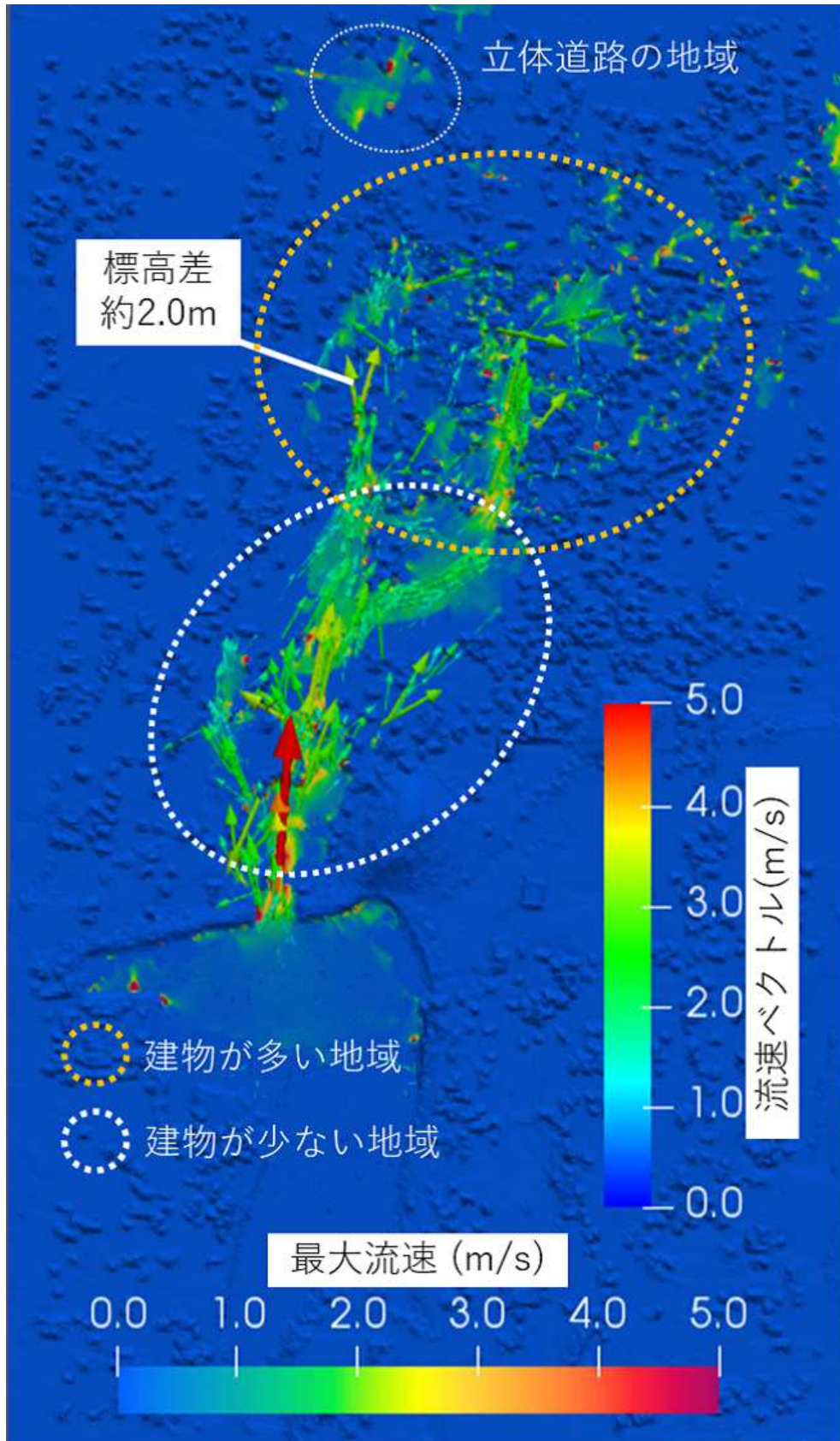


図-4.11 高さ 1.1m における最大流速 (m/s)

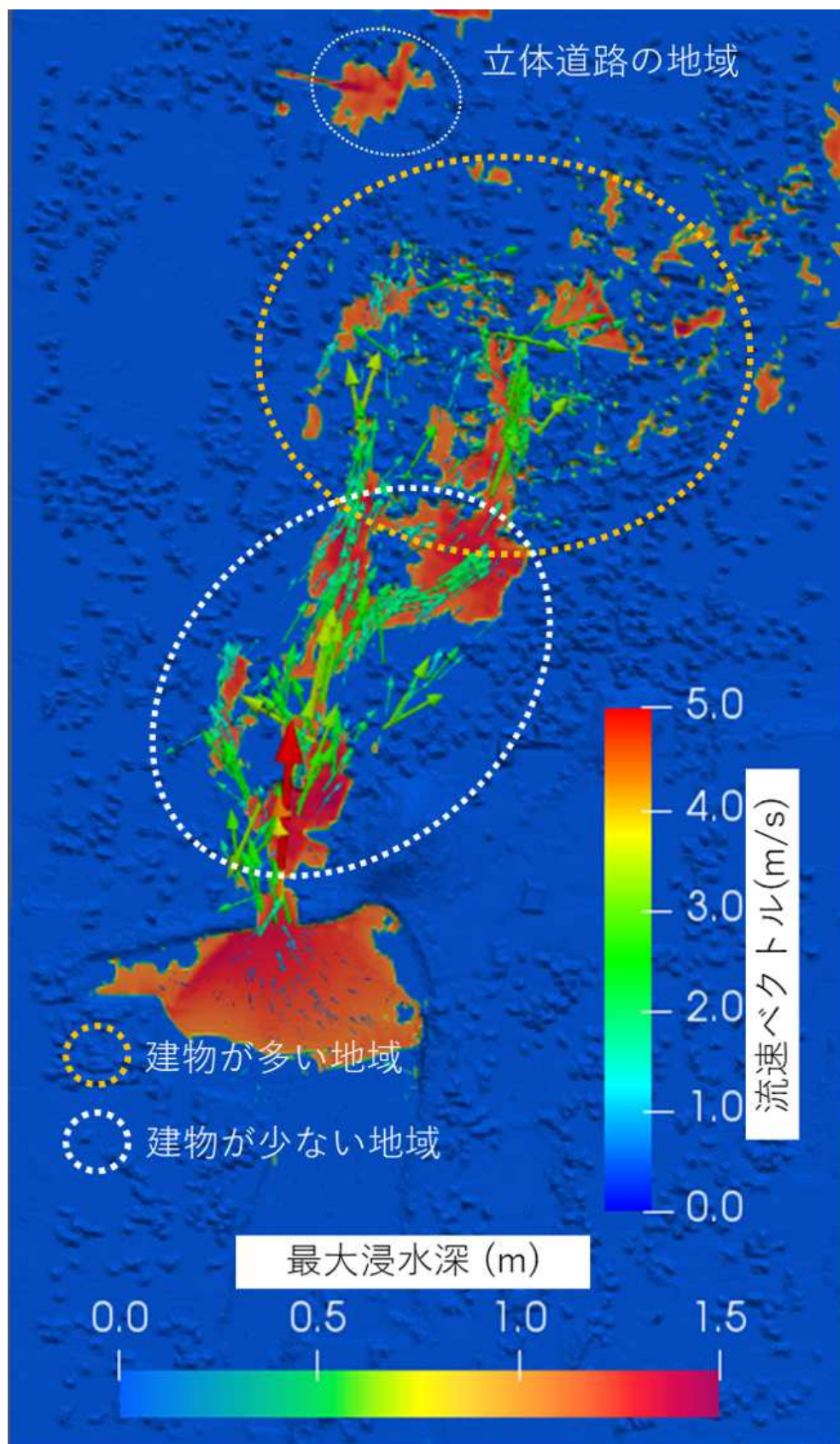


図-4.12 高さ 1.1m における流速ベクトル (m/s)

以上により，大地震時におけるため池の災害事象を総合的に評価した．崩壊箇所と崩壊規模を地震応答解析によって予測し，その結果を解析モデルに反映させた洪水解析を実施した．そして，その解析結果から流速と浸水深を抽出し，それらを家屋の被害判定に用いることで災害リスクを評価できることを示した．

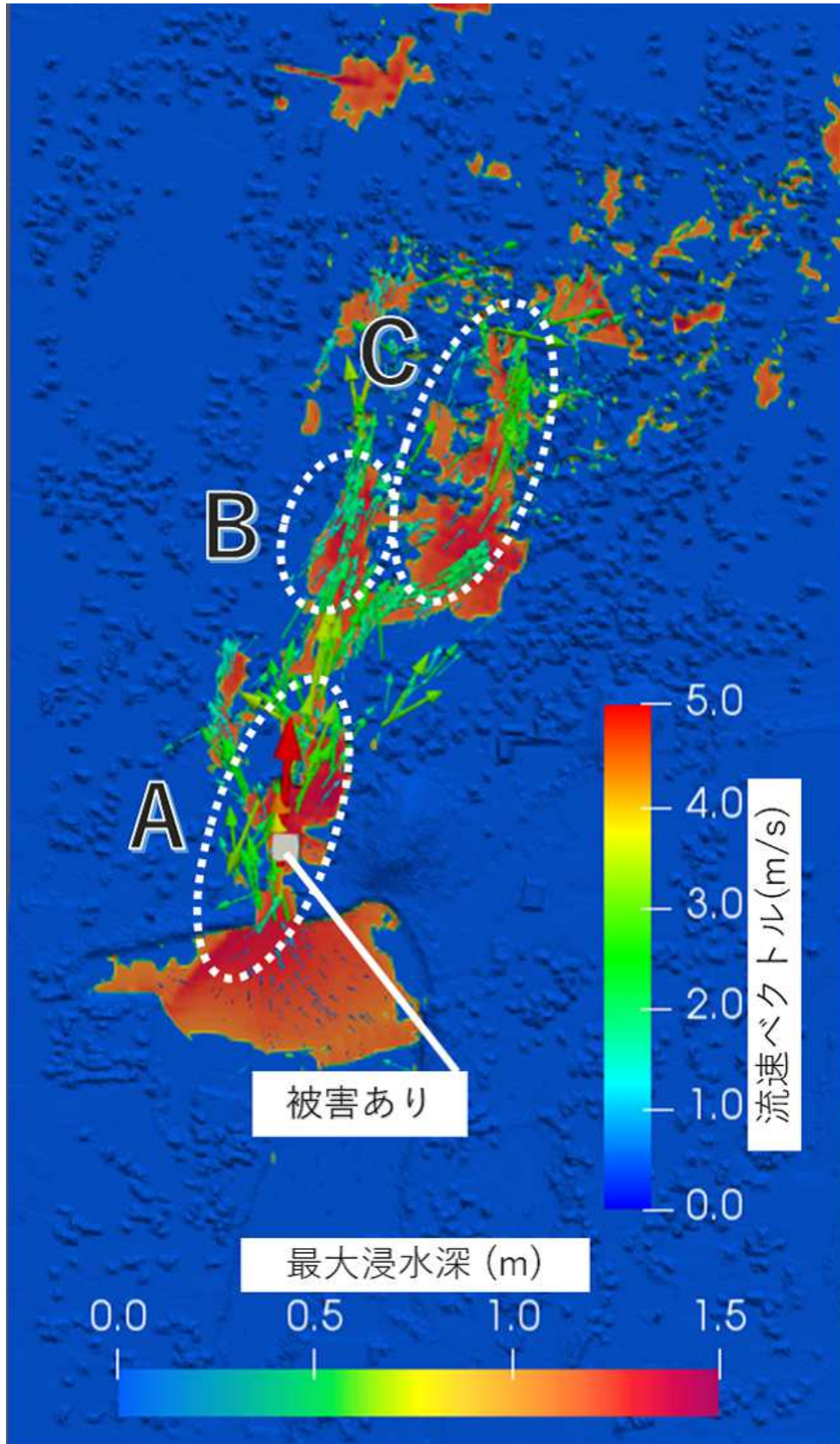


図-4.13 家屋の被害判定（新耐震基準）

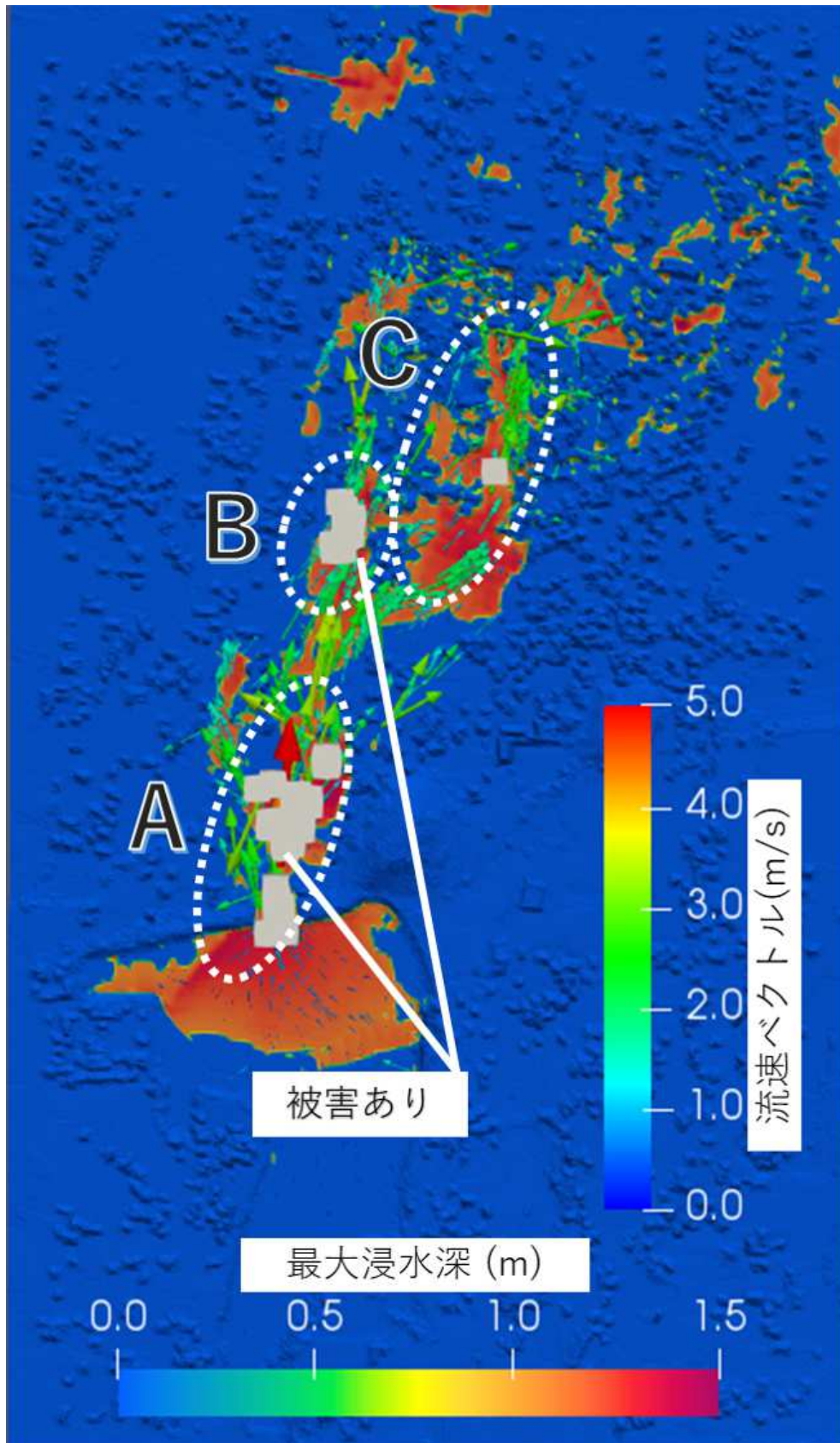


図-4.14 家屋の被害判定 (旧耐震基準)

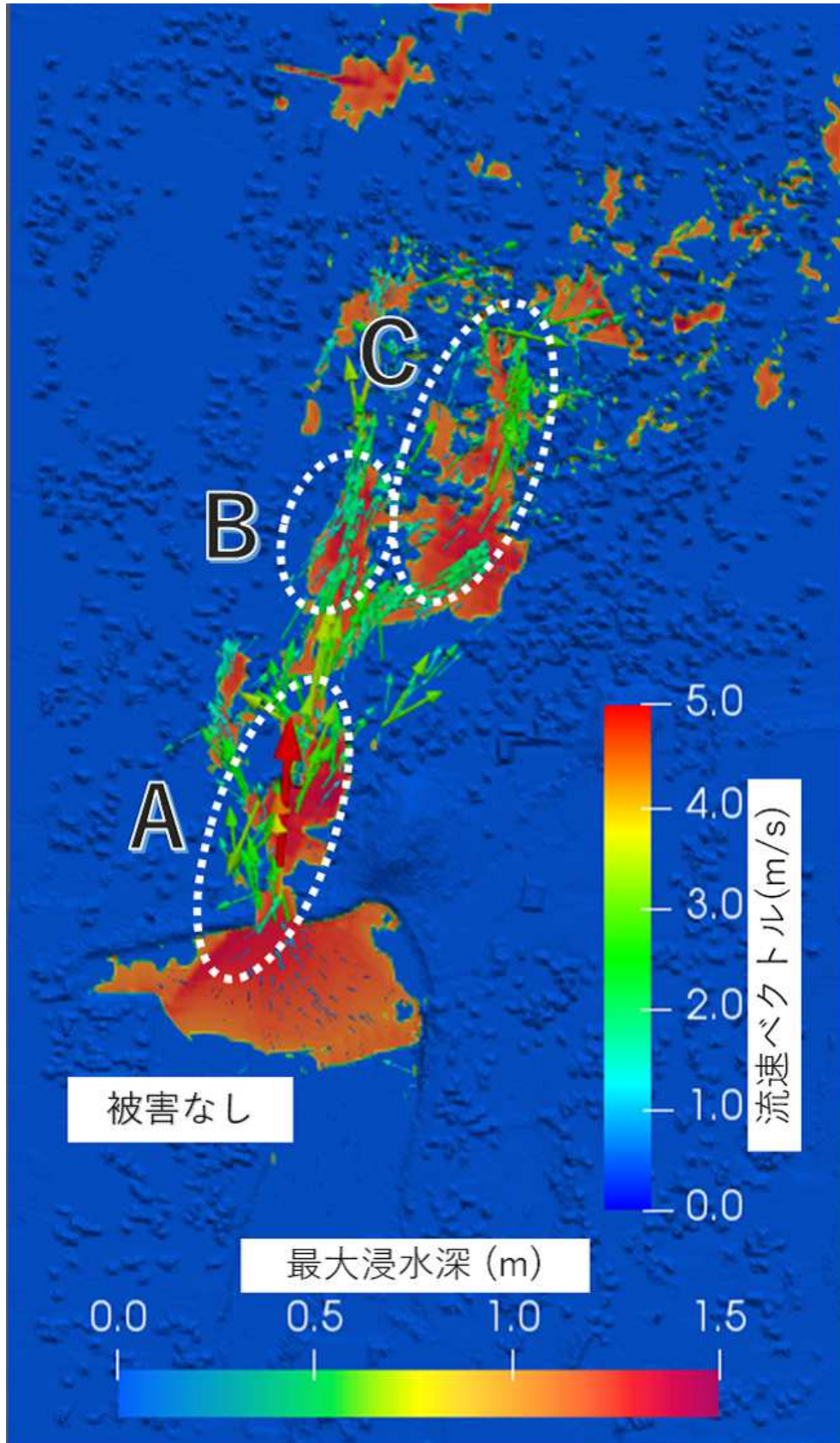


図-4.15 家屋の被害判定（滑動）

4.5 家屋被害判定によるリスク評価のまとめ

本研究では、ため池の堤体が大地震時によって突如崩壊する場合の流出域における家屋の被害を判定する手法を提案した。家屋の被害判定手法の妥当性を検証するため、実際の災害事例の再現解析を取り上げ、洪水解析より得られる流速と浸水深を用いた家屋の被害判定の結果は実際の被害と良好の一致をみた。これより、提案手法の妥当性が確保されたと考え、次に、この手法をため池の氾濫問題へ適用し、家屋の被害判定を実施した。家屋の被害判定には、流出水の流速および浸水深を取得する必要があるため、地表の凹凸や建物の形状を実況にあわせた解析メッシュを作成し、汎用解析コードによる洪水解析を実施した。解析結果より最大流速と最大浸水深を抽出し、ため池堤体の決壊によって流出した氾濫水による家屋被害に関するリスクを評価した。検討の結果、今回の解析結果においては、流出水の速度や地形による浸水深の違いが影響し、新耐震基準の家屋であれば、家屋の被害は少ないことが示された。

以上、ため池災害による家屋被害を評価した。この手法によって、例えば、ハザードマップに家屋の被害地域を転記すれば、2階への垂直避難を期待している住民に対して災害のリスクを明確に伝えることができる。将来的に、ため池と家屋とが近い箇所について、本研究において提案する手法によって「家屋被害ハザードマップ」を作成し、ため池氾濫等に際して、適切な避難方法や、災害に強いまちづくり等の政策に貢献することが期待できる。

5. 災害被害規模の評価

5.1 概説

近年、多発する豪雨等による土砂災害およびため池災害のリスクが高まる中、防災・減災のみならず、災害発生後の復旧・復興の取り組みを円滑に進めることが求められている¹²³⁾。復旧・復興の迅速な対応のためには、災害状況をいち早く把握し、かつ客観的な情報の整理が必要となる。災害後の地形情報の収集方法は様々であるが、詳細な地形データを取得できる例として、航空レーザー計測が採用されている。菊池ら¹²⁴⁾は、航空レーザー計測の情報を分析して地すべりおよび斜面崩壊の状況を定量的に取得する方法を提案した。また、乾ら¹²⁵⁾は、平成28年熊本地震で地すべりが発生した森林域における航空レーザー計測による斜面調査結果を治山施設の復旧に有益な情報として提供した。これらの詳細な地形情報を活用することによって、きめ細かい復旧・復興計画が策定可能となっている。しかしながら、航空レーザー測量の実施およびデータ処理には専門的な知識が必要な上に計測機器も特殊のため、どのような災害状況であっても手軽に情報収集ができるとは限らない。

災害状況を分析するための新たな手法として、人工知能による分析手法が活発化している。例えば、岡崎ら¹²⁶⁾は、建物データベースを利用したディープラーニングによる建物特性の抽出と台風被害の予測手法を開発した。また、植田ら⁵⁵⁾は、災害前後の衛星電波を利用した詳細な地形が得られるSAR画像と航空レーザー測量データによる地形データ（DEMデータ）を用い、人工知能の手法である畳込みニューラルネットワーク（Convolutional Neural Network：CNN¹²⁷⁾）による土砂災害の検出手法を開発した。これらの手法も前述と同様に、高度な調査によって取得した詳細なデータベースを基にしており、高精度ではあるが、災害直後の分析データが整うまでには時間を要するため、緊急用には不向きである。現時点において、実際の災害現場で活躍できる調査用装備としては、空中撮影が可能であるヘリコプターやドローンである。篠原ら¹²⁸⁾は、平成26年（2014年）8月広島豪雨において、土砂災害現場の最前線で救助を行った消防隊員への聞き取り調査で、災害情報を把握する上で特に有効であった装備の一つにドローンによる撮影が挙げられており、従来のヘリコプターによる空中撮影と同様に高く評価されていたと報告している。このように、現場において実践投入が可能なドローンによる空中写真や動画による情報収集の手法は、当面の間は主力となると考えられ、航空レーザー測量やSAR画像等による詳細な調査は後日実施するとしても、災害直後の迅速な実態把握を目的とした調査方法としては、有効な手段と考える。

そこで本研究では、災害後に撮影された空中写真を用い、災害状況を自動検知する人工知能の開発を目的とした基礎的な研究を行う。人工知能を学習させるための手法として、CNNを利用する。CNNを災害画像に適用すると、災害の画像において特徴となる部分を自動で認識するモデルが構築される。一方、CNNによる手法は大量のサンプル画像が必要となるため、災害後の空中写真を撮影した事例が少ない状況において、被害の判定に採用できるものは限られ、解析精度に課題を残すという指摘¹²⁹⁾がある。筆者らの研究¹³⁰⁾においても、ため池の氾濫が発生した豪雨災害を想定し、CNNによる家屋の被害判定を実施したものの、データ数が少ないため、精度の向上が課題であった。そこで本研究では、比較的サンプル数が多い土砂災害およびため池災害の空中写真に着目

し，これらの災害を自動検知するための基礎的な研究を実施した．災害後の空中写真によって被害状況を把握することができれば，目視等の人間による評価よりも客観的に，かつ迅速に被災状況を把握することが期待できる．

5.2 深層学習モデルによる豪雨災害後の懸濁ため池および土砂災害の検知

5.2.1 学習データの準備

本研究では、空中写真から自動車の台数を推定する手法⁸³⁾を応用し、土砂災害によって斜面が露出した箇所およびため池災害によって土砂が堆積した箇所の検出を実施する。まず、教師あり学習を実施するための学習用の地図データを作成する。空中写真のデータは、災害後の空中写真を公開している国土地理院¹³¹⁾から入手する。入手が容易な公開データを学習用データとして採用できることは社会的にも有用である。次に、入手した地図の画像から災害箇所検知用の学習データを作成する。学習用のデータは、すべて同じサイズ画像に統一する。地図から切り抜く画像サイズが大きくなると、計算コストも同時に大きくなる。本研究では、計算機の負荷を抑えるため、解像度を1ピクセルあたり35cmとし、1200×1200ピクセル(420m×420m)の大きさの空中写真を切り取った。そして、それらの収集した画像を徐々に増やし、サンプル画像が18枚、サンプル画像をもとに90度回転した画像を18枚、同様に180度回転した画像を18枚、合計54枚のサンプル数において結果が安定したため、本研究では54枚とする。これらの空中写真データに対して、災害箇所(Positiveと定義)を土砂災害およびため池災害の被害を受けた可能性が高い箇所と位置づけ、目視によって、災害箇所の中央部に1×1ピクセルの「点」を追加する(Annotationと定義)。そして、上記Positive以外の構造物(Negativeと定義)として田畑、山林、道路、集落等においても同様に点を追加する。このように、元の空中写真の画像が54枚、Positiveの位置に点のみを追加する画像が54枚、同様にNegativeの位置に点のみを追加する画像が54枚、合計162枚の画像を用意する。空中写真のオリジナル画像に、Positiveの点を重ねて表示するものとNegativeの点を同様にオリジナル画像に重ねて表示する例を図-5.1に示す。なお、点の大きさは1×1ピクセルと小さく判読が難しいため、ここでは点を拡大して表示している。同図の中央における画像は、CAM(Class Activation Mapping)¹³²⁾により、CNNの学習モデルが災害箇所を正しく認識しているかを確認した結果である。任意の地点において、災害箇所に対してCAMを実施すると、図-5.1に示されるとおり、災害の画像において、被害を受けている箇所と被害を受けていない箇所で色相が異なることを示している。また、同図右端において、点による画像のAnnotation部分と災害箇所の位置とが概ね一致しており、適切に画像が分類されていることを示している。このように、点を追加した教師画像を学習データとして利用することによって、低い解像度であっても精度の良い分析が可能となる。

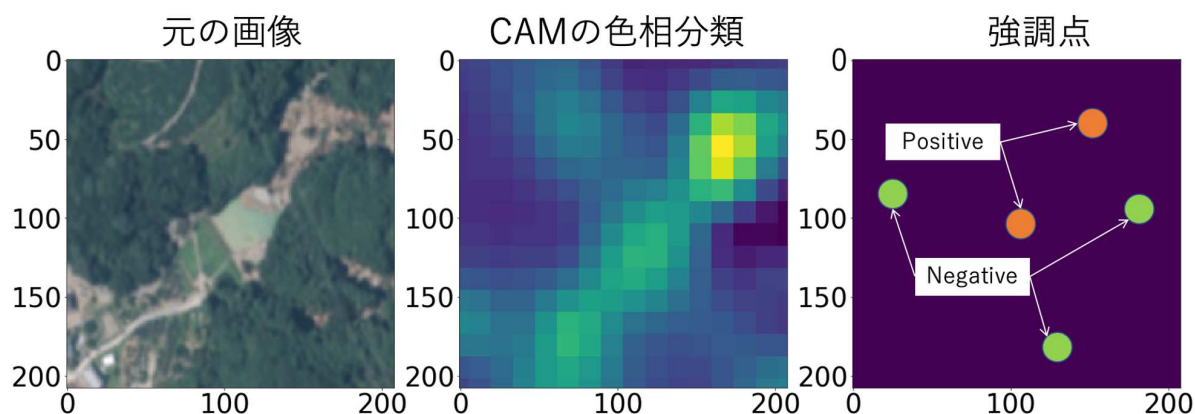


図-5.1 被害を受けている箇所と被害を受けていない箇所において色相を強調

次に、学習データを作成する。空中写真から切り取った 1200×1200 ピクセルの空中写真を ResNet に採用されている 224×224 ピクセル ($78.4m \times 78.4m$) の小領域に分割する。本研究では、 1200×1200 の空中写真から 224×224 ピクセルの小領域を等分できないため、相互で重なる領域をもつ訓練データも任意の数作成している。

5.2.2 学習データによる訓練

本研究では、更新される写像の最適化を 50 層繰り返した学習済みデータの ResNet50 を利用する。学習率については、Momentum SGD 法¹³³⁾を利用する。ここで、SGD (確率的勾配降下法, Stochastic Gradient Descent) とは、最適なパラメータ θ より目的関数 $J(\theta)$ を最小化することによって、目的関数の勾配方向 $\nabla_{\theta} J(\theta)$ とは逆方向にパラメータを更新する手法である。さらに、上記の SGD 法に慣性項 (Momentum) を加えることで計算の収束時間を短くなると同文献において記されている。現時点の更新ベクトルを v_t 、過去のタイムステップの更新ベクトルを v_{t-1} とし、 γ を更新時の割合、学習率を η とすると、式 (5.1) の関係となる。

$$v_t = \gamma v_{t-1} + \eta \nabla_{\theta} J(\theta) \dots\dots\dots (5.1)$$

学習率 η は、文献¹³⁴⁾を参考に、学習の反復回数をエポック (Epoch) とすると、30 エポックまでを 0.01, 45 エポックまでを 0.001, 60 エポックまでを 0.0001 とし、更新ベクトルの割合 γ を 0.9 と設定する。

5.2.3 学習結果の検証

CNN では正解となる画像：訓練 (Training と定義) データを用いて学習を実施している (教師あり学習)。また、学習済みのモデルの予測精度を確認するため、検証 (Validation と定義) データを用いる。学習の進捗を示すため、学習曲線を図-5.2 および図-5.3 に示す。ここで、横軸は、学習の反復回数 (エポック) を示す。図-5.2 の縦軸は、深層学習による予測値と画像データの特徴量とが一致する割合：正解率 (Accuracy と定義) を示しており、推定した値が真の値に近いほど 1.0 に近づく。また、このグラフの振動が少ないことは、学習に用いたデータは不足していないことを示している。同図において、訓練データの正解率と検証データの正解率を同時に表示している。学習の反復回数が進むにつれて、訓練データの正解率が順調に推移していることに対し、Validation データは 30 エポックあたりから 0.85 付近に収束しており、50 エポックの時点と 60 エポックの時点とではあまり差が生じていない。正解率としては 8 割を超えるため概ね妥当であると考えられる。図-5.3 の縦軸は、深層学習による予測値と画像データの特徴量との誤差を収束させるための損失関数のパラメータ (損失率：Loss と定義) に着目する。一般的に、損失が小さくなるほど学習が収束していることを示し、Loss が増加勾配に転ずると過学習であることを表している。図-5.3 において、20 エポック付近でやや乱れはあるものの、40 エポック以降は順調に収束しており、学習としては概ね妥当な結果を示している。本研究では、Accuracy が概ね収束する 50 エポック付近の学習モデルを採用することにする。

次に、訓練データにおける災害検知回数の分布状況を図-5.4 に示す。ここでの縦軸 (Patch count) はデータ数、横軸 (Damage number) は土砂災害等として認識した数を示す。同図において、土砂災害等の認識数が 0 の箇所が 1 と比べて 2 倍近い。これは、 224×224 ピクセルの小領域中に土砂災害等の被害が全くない領域も訓練データに加えた結果であるが、必要なデータである。実際の土砂災害では、災害状況や地形に大きく影響するため、災害状況の分布も様々となる。本研究では、災害箇所のみを訓練データに採用すると災害のない箇所の検知精度が低下する可能性があるため、災害が発生していないデータを含む地域を選定している。このように、様々な状況を含む訓練データを用いて学習することは一般的¹⁴²⁾であり、本研究においても採用することとした。

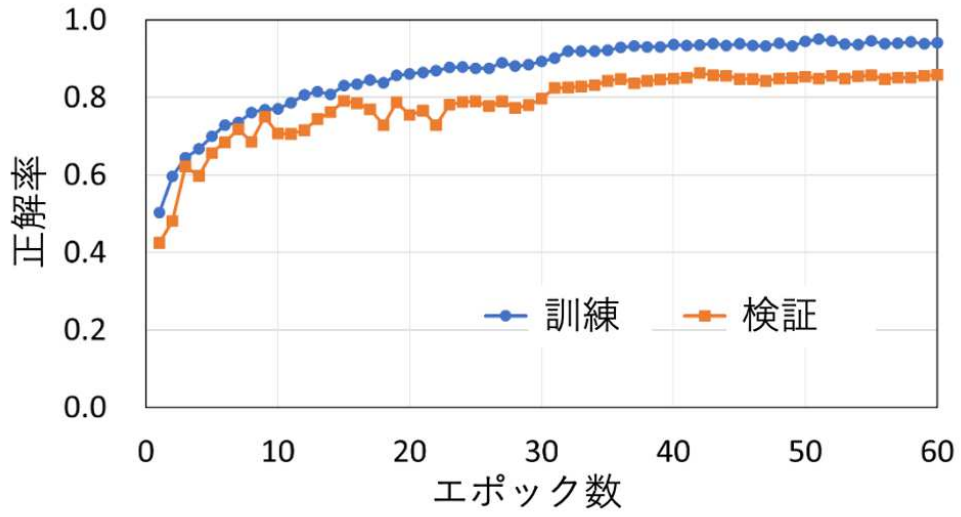


図-5.2 正解率を示す学習曲線

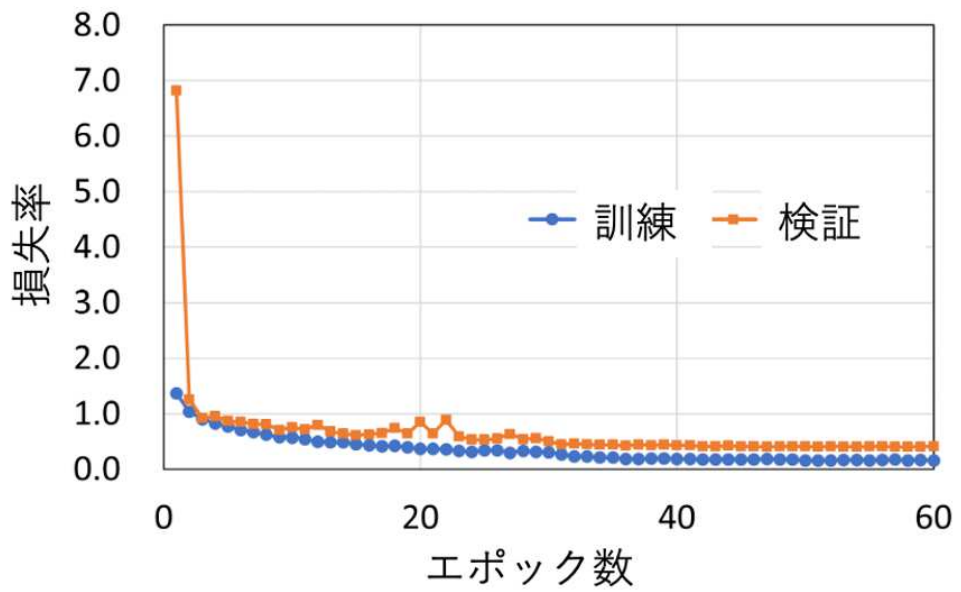


図-5.3 損失率を示す学習曲線

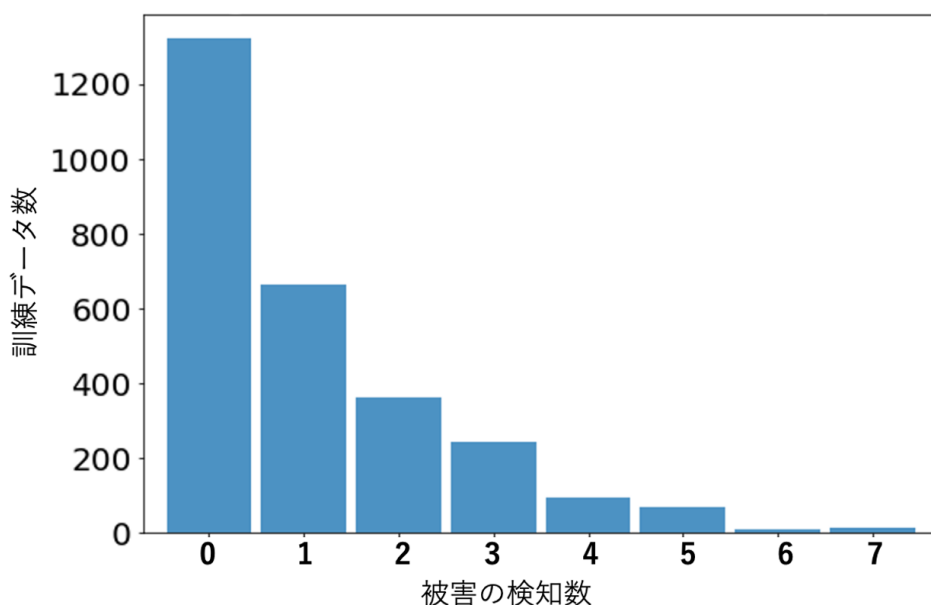


図-5.4 訓練データで検出された災害数の分布

5.2.4 空中写真による土砂災害およびため池災害の検知

画像処理を施していない空中写真を用いて、学習モデルによる土砂災害およびため池災害の検知を実施する。なお、空中写真は国土地理院（平成 29 年 7 月九州北部豪雨に関する情報）から入手した。判定に使用する空中写真の大きさは、被害地域と無被害地域の両方が含まれる範囲として縦×横：1248×1248 ピクセルとする。学習モデルは、224×224 ピクセルの大きさで土砂災害およびため池災害の有無を判定するため、図-5.5 に示すように小領域に分割した範囲毎に災害を検知する。なお、判定エリアの重複を避けるため、外周幅 8 ピクセルの境界領域においては判定対象から除く。判定地域においては、記録的な豪雨の影響で山腹崩壊が発生し、大量の流木をともなう土砂が集落へ流れ込み、それらが山間部の農業用ため池の崩壊を誘発したことにより甚大な被害が発生した。学習モデルは斜面崩壊特有の土砂色およびため池の濁りを検知する。各小領域において示される数値は、検知される回数であり、本研究では数字が大きいほど被害が甚大であると判断する。判定の結果、山腹崩壊を示す線状の部分を検知した。図中央部において数値が 3 を示す箇所においては、小領域に占める山腹崩壊の割合が比較的多いため、学習モデルが強く反応したものと考えられる。また、山間部であっても山腹崩壊していない部分や濁りのないため池においては、検知しなかった。

次に、被害は少ないが、ため池に関する検知精度を確認するため、土砂で濁った箇所と濁らなかった箇所が混在する地域において災害検知を実施する。検知結果を図-5.6 に示す。図の中央右側の濁ったため池において、災害検知回数が 2 となる。また、その他の小領域においては、小規模な崩壊を検知している。一方で、濁りのないため池およびその他の土砂に近い色をしている田畑においては、検知しなかった。

さらに、学習モデルの検知精度を把握するため、図-5.7 に示す混合行列を表示する。横軸は 224×224 の範囲において検知された土砂災害等の検知数を示し、縦軸は実際の値（正解データ）を示す。精度が高いほど対角線上に数値が集まる。本研究での結果は、検知回数が 1 から 4 の範囲においては概ね対角線上に数値が集まっており、この範囲においては良い精度が期待できる。一方、

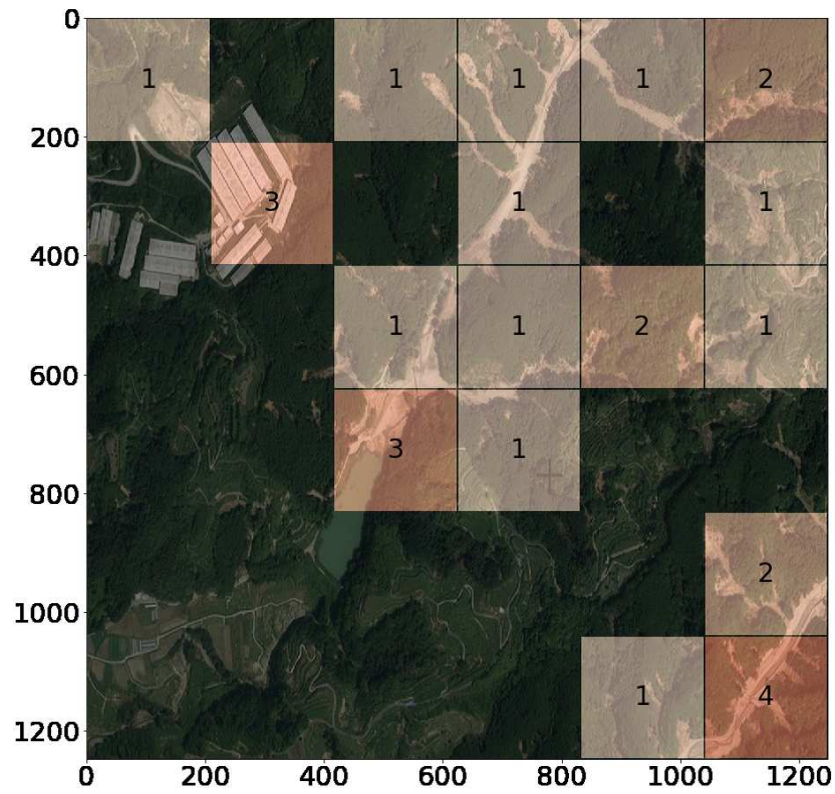


図-5.5 空中写真による土砂災害およびため池災害の検知

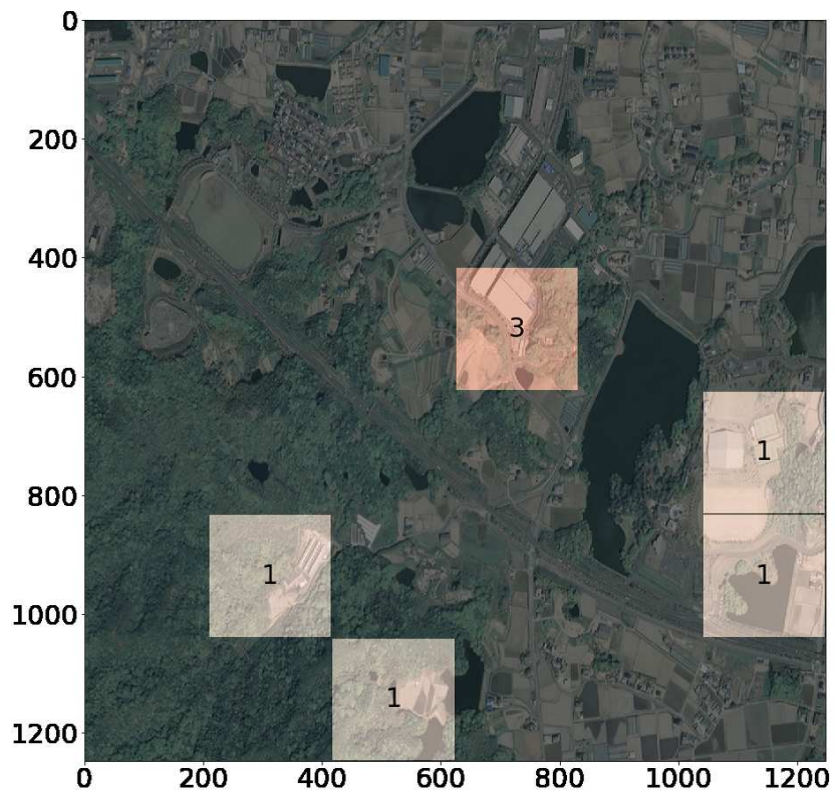


図-5.6 土砂によるため池の混濁状態の有無が混在する地域における災害検知

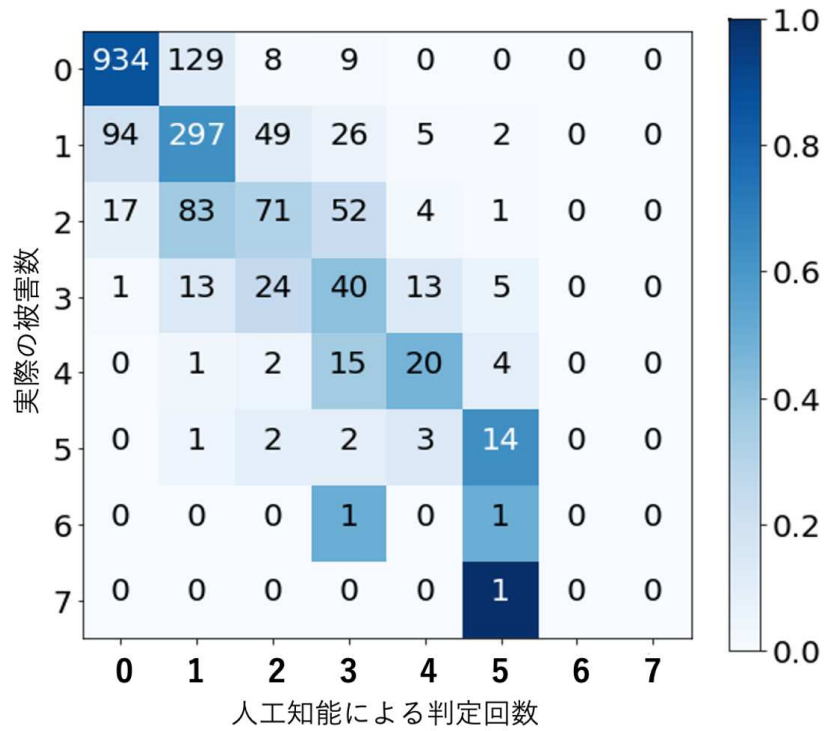


図-5.7 学習モデルの検知精度を把握するための混合行列

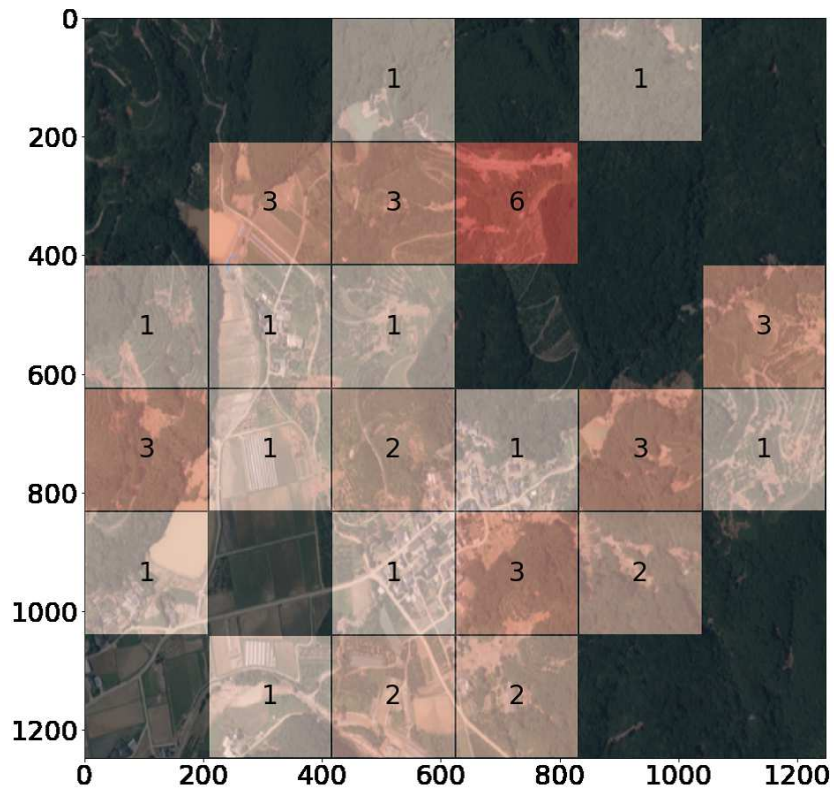


図-5.8 災害の検知回数が小領域において最大を示した結果

検知回数が6回において精度が低下するが、小領域における災害箇所が6を示す地域では、小領域の範囲のほとんどが山腹崩壊およびため池が濁っている状態ではない。参考として、図-5.8に検知結果を示す。検知回数が6となっている箇所において、ごく小規模な山腹崩壊が複雑に分布しており、これが精度低下の原因と考える。したがって、今回のケースに限れば、1から4の検知回数での災害判定であれば、判定精度が保たれるものと考えられる。なお、山腹崩壊とため池災害を別々に学習すると、検知判定の結果が2種類となるが、このような検知精度の低下は防止できる可能性はある。別の方法として、高解像度の画像を用いるとより精度の高い検知が期待できるが、本研究では、現時点において容易に入手できるドローン等による解像度の空中写真でも判定できることを目的としている。将来的には、高解像度の空中写真が容易に入手できるようになれば、それらを用いて学習モデルを構築することも期待できる。高解像度の空中写真は国土地理院以外から解像度1200dpi相当にて入手可能である。本研究で採用した空中写真の解像度が72dpiであることと比較すると、約16.6倍の差があり、画像のコストの観点からも違いが明らかである。

本研究は、深層学習によって土砂災害およびため池災害の推定規模を見積もるための基礎的な研究を実施した。災害復旧・復興には、国の制度的な課題も指摘されているが、現時点で実施可能な災害規模の見積もりを迅速に行うことができる本研究の災害評価は社会的意義があると考えられる。加えて、本研究で用いた空中写真は国土地理院の公開データであるため、画像収集のコストを大幅に低減できるため、実用性が高いと考える。災害判定では人の手による手間がかかるが、人工知能による災害検知では、大規模な範囲を短期に判定することも可能で、客観性も確保できる。また、災害前の空中写真と災害後の空中写真とを人間が見比べるのは手間を要するが、本研究のような災害検知結果を併用すれば、概ねの土砂災害およびため池災害の規模を見積もることができる。しかしながら、本研究では土砂災害およびため池災害の災害検知に限定され、実際の災害では家屋の浸水や流出などの様々な状況が想定される。本学習モデルの判定結果を復旧・復興計画にそのまま導入するにあたっては慎重に検討すべきであり、原則、人間による最終判断を補助するためのツールとして使われるべきである。今後の課題として、実際の災害に採用されるような検知精度が求められる。

5.3 深層学習モデルによる家屋家屋の検知

5.3.1 家屋被害の検知

近年、人工知能による研究が活発化しており、地図の画像を詳細に分析する研究が進められている¹³⁵⁾。本研究では、人工知能の一つである深層学習を利用することで、防災計画上有益な情報を空中写真から抽出する方法について検討する。具体的には、空中写真と洪水解析結果であるハザードマップとを重ね合わせ、その浸水地域の中にある建物の数をカウントする。本論文では、建物をカウントすることのみに留めているが、この手法を展開し、洪水解析結果を学習させることで解析を実施しなくとも建物被害分布を空中写真から検知するようなモデルに応用するという発展形を考えている。このように、ハザードマップなどの応用として、被害を受ける前の状態である空中写真から、倒壊に至るような洪水被害を受ける建物を短時間で検知できれば、防災上有益と考える。また、地方における人口減少や技術者の不足等によって、高度な判断を要するため池調査の検証が難しい状況が予測されるが、今後も防災に係る業務は必要不可欠と考える。技術の継承がされないことで引き起こされるヒューマンエラーを人工知能で防止し、適切な判断ができるように研究を積み重ねることは社会的な意義がある。

5.3.2 建物検出のための学習データ

空中写真から自動車の台数を推定する手法⁸³⁾を応用し、ため池堤体の崩壊にともない被害を受ける建物棟数を推定する。まず、教師あり学習を実施するための学習用の地図データを作成する。地図データは、国土地理院撮影の空中写真(2007年撮影)が一般公開されており、全国どの地域でも入手可能である。本研究では、入手が容易なデータであっても学習用データとして有用であることも同時に示すこととした。次に、入手した地図の画像から建物検知用の学習データを作成する。学習用のデータは、すべて同じサイズ画像に統一する。地図から切り抜く画像サイズが大きくなると、計算コストも同時に大きくなる。本研究では、計算機の負荷を抑えるため、解像度を1ピクセルあたり22cmとし、512×512ピクセル(112.64m×112.64m)の大きさの空中写真を切り取った。また、ため池のある地域は、都市部よりは地方都市や山間部にあることが多い。学習用データの空中写真の収集場所は、地方都市およびため池の周辺に限定した。そして、それらの収集した画像の枚数は、学習率が概ね安定する20枚を用意した。これらの空中写真データに対して、勾配屋根をもつ建物(Positiveと定義)を洪水時に倒壊等の被害を受ける可能性が高い建物と位置づけ、目視によって、「点」を追加する(Annotationと定義)。そして、上記Positive以外の構造物(Negativeと定義)として田畑、車、樹木、道路および水路等においても同様に点を追加する。このように、元の空中写真の画像が20枚、Positiveの位置に点のみを追加した画像が20枚、同様にNegativeの位置に点のみを追加した画像が20枚、合計60枚の画像を用意した。Positive画像中にある点の数の合計が81箇所、Negative画像中にある点の数が合計で711箇所となった。空中写真のオリジナル画像に、Positiveの点を重ねて表示したものとNegativeの点を同様にオリジナル画像に重ねて表示したものを図-5.9、図-5.10に示す。このように、点を追加した教師あり画像を用意し、学習画像として利用することによって、低い解像度かつ低コストであっても精度の良い分析が可能となる。

さらに、畳み込みニューラルネットワーク(CNN)¹³⁶⁾による画像認識用の学習データを作成する。畳み込みとは、カーネルという小領域のフィルタを用いて元の画像データから特徴を抽出する操作のことで、抽出されたデータは別途作成した小さい領域(特徴マップ)へ畳み込まれる。具体的には、空中写真から切り取った512×512ピクセルの空中写真を96×96ピクセルの小領域に畳み込む操作となる。96×96の大きさは、空中写真において建物が概ね1棟収まるサイズである。空中写真は、複数の色を持つRGB画像のため、特徴マップは3層となる。

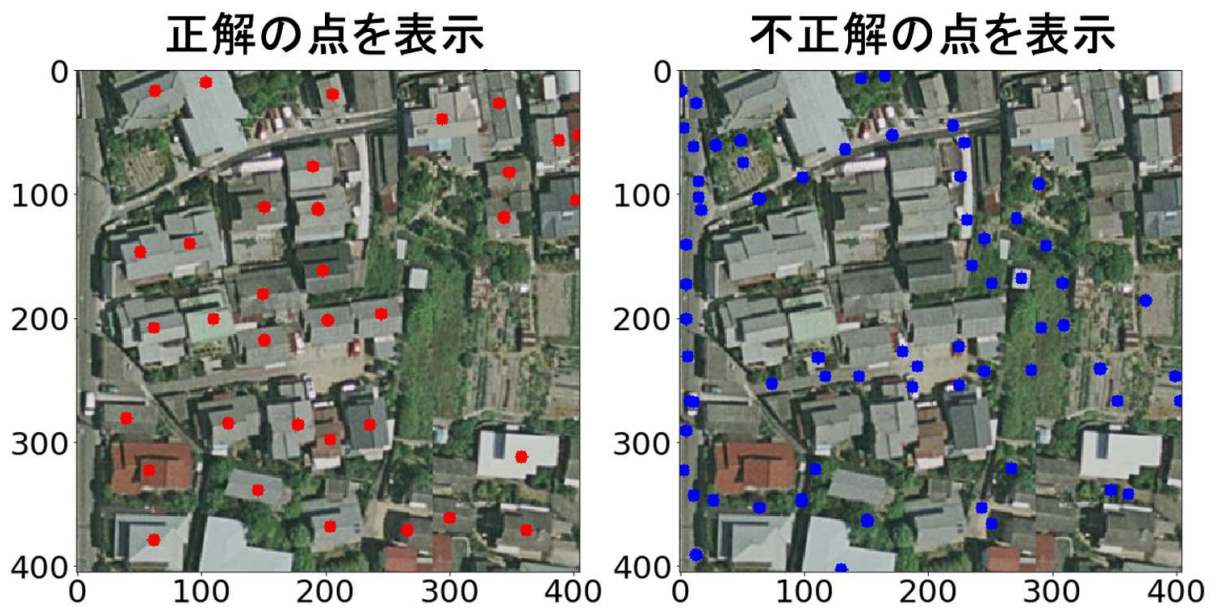


図-5.9 目視による「点」の追加 (Positive)

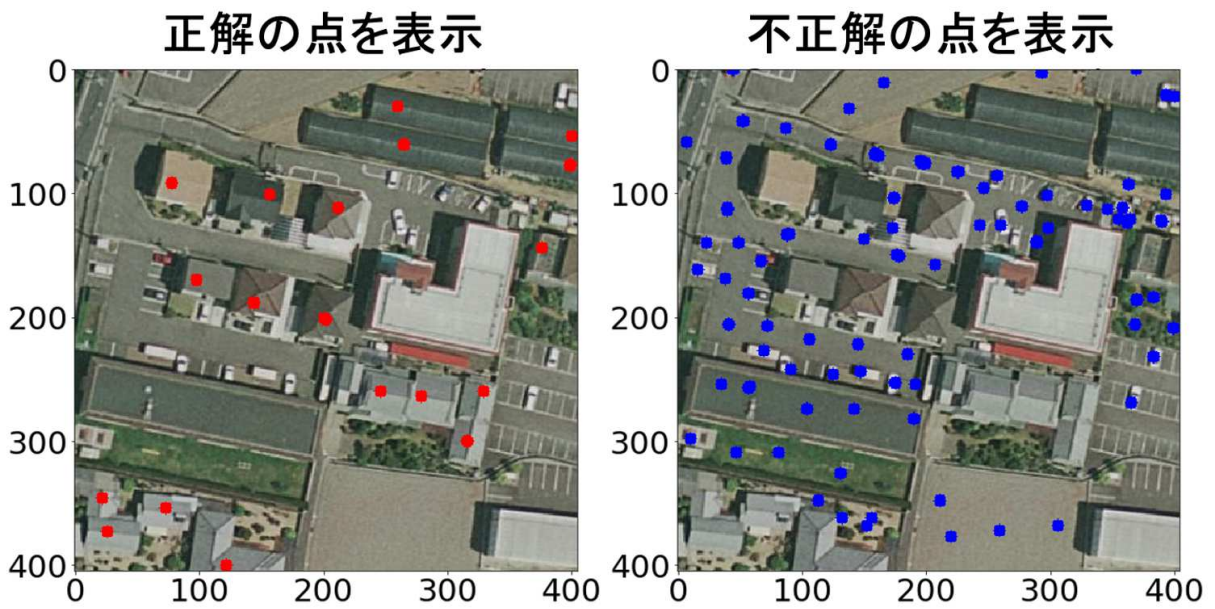


図-5.10 目視による「点」の追加 (Negative)

5.3.3 畳み込みニューラルネットワークによる学習

CNNによる学習には、ResNet(Residual Network)⁸²⁾を利用する。ResNetは、残差の写像が最適となるように残差関数を再構築することで知られている。画像の写像を $H(x)$ とすると、入力画像 x との残差 F は $F(x) = H(x) - x$ となる。同式の右辺第2項 $-x$ を左辺へ移動し、元の写像 $H(x)$ に足し合わせると写像 $H(x) = F(x) + x$ が更新される。

学習率については、前節において土砂災害等による検知方法と同様に Momentum SGD 法¹³³⁾を利用した。学習率は、学習の反復回数をエポック (Epoch) とすると、30 エポックまでを 0.01、45 エポックまでを 0.001、60 エポックまでを 0.0001 と設定した。また、更新ベクトルの割合を 0.9 とした。学習の手順の概要を以下に示す。

1. 正解のデータと予測値の誤差を計算する
2. 写像の誤差を更新して収束させる
3. 別の検証データと比較する
4. 1.~3. をエポック回数分繰り返す

5.3.4 学習結果の検証

CNNでは正解となる訓練データ (Training と定義) を用いて学習を実施する、教師あり学習を採用する。また、学習済みのモデルの予測精度を確認するため、検証 (Validation と定義) データを用いる。本研究では、512×512 ピクセルの学習用の空中写真を 96×96 ピクセルで分割し、これを 20 枚準備した。同図において、黒色の部分が訓練データ、白色の部分が検証データとなる。訓練データは、学習が進むごとに更新されるデータ、検証データは、元データからの更新は行わないデータとなる。本研究で利用した 20 枚の空中写真を全て分割すると、訓練データが 1260 個、検証データが 295 個となった。

次に、学習の進捗を示すため、学習曲線 (Model accuracy と Model loss) の結果を図-5.11 および図-5.12 に示す。ここで、図-5.11 の縦軸は、深層学習による予測値と画像データの特徴量とが一致する割合：正解率 (Accuracy と定義) を示しており、推定した値が真の値に近いほど 1.0 に近づく。また、このグラフの振動が少ないことは、学習に用いたデータが不足していないことを示している。同図において、訓練データの正解率 (Training accuracy) と検証データの正解率 (Validation accuracy) を同時に表示している。学習の反復回数が進むにつれて、訓練データの正解率が順調に推移していることに対し、Validation データは 40 エポックあたりから 0.5 付近に収束しており、50 エポックの時点では過学習の可能性があると推定される。

次に、深層学習による予測値と画像データの特徴量との誤差を収束させるための損失関数のパラメータ (損失 : Loss と定義) に着目する。図-5.12 において、損失が小さくなるほど学習が収束していることを示しているが、Loss が増加勾配に転ずると過学習であることを表している。ここでも図-5.11 と同様に、Training データと Validation データを表示している。Training データは順調に収束するが、Validation データは 30 エポックまでは振動が大きく、40 エポックから収束の傾向が始まり、50 エポックを過ぎると Validation の勾配が反転して増加に転ずる傾向がみられた。このため、50 エポック以降は過学習の可能性があると推定し、本研究では 50 エポック時点の学習済みデータを採用することにした。

次に、CAM(Class Activation Mapping)¹³²⁾により、CNNの学習モデルが建物を正しく認識しているかを確認する。任意の地点において、建物に対してCAMを実施すると、図-5.13、図-5.14 に示されるとおり、建物の画像における色相が変化している。また、同図右端において、点による画像のアノテーション部分と建物の位置とが概ね一致しており、適切に画像が分類されていることを示している。

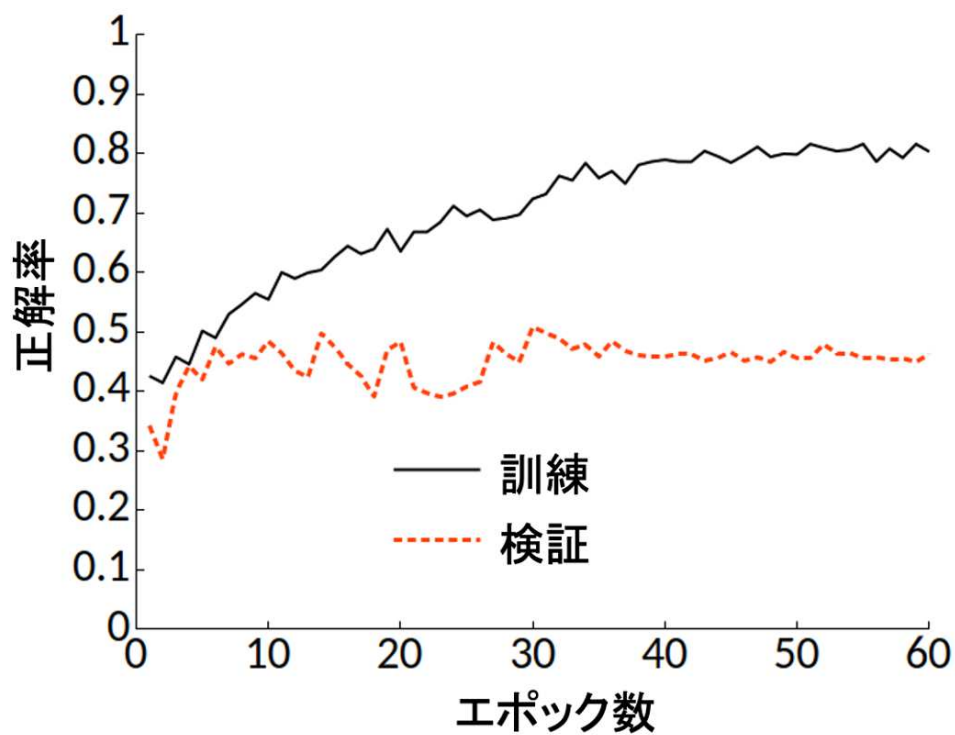


図-5.11 正解率の履歴

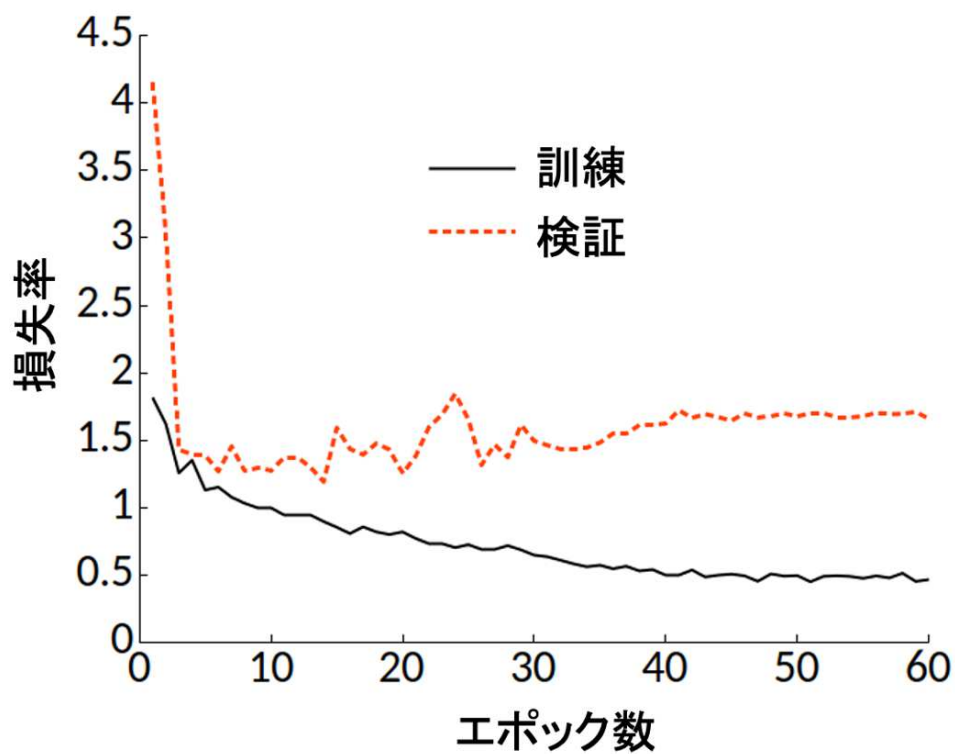


図-5.12 損失率の履歴

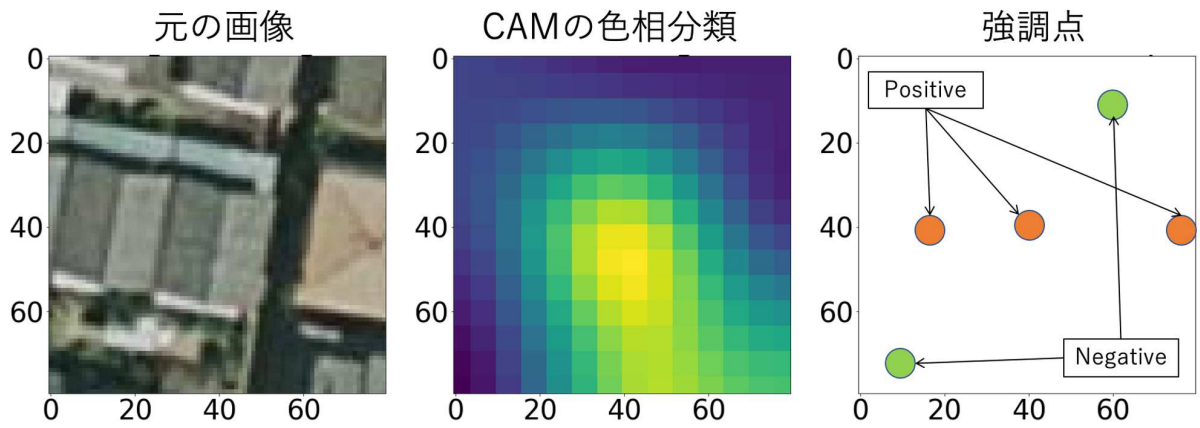


図-5.13 CAMによる色相分類

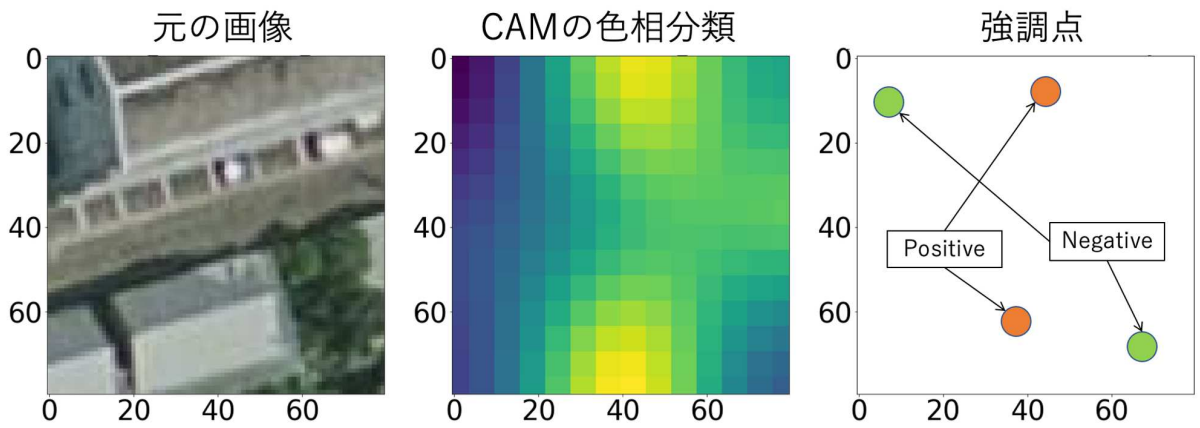


図-5.14 CAMによる色相分類

5.3.5 浸水範囲画像の準備

浸水範囲において建物被害棟数をカウントするため、建物が洪水による被害を受ける範囲を設定する。ため池ハザードマップ作成の手引き⁹⁰⁾では、洪水時における木造建物の倒壊および滑動に関する耐力曲線は、流出水の流速と浸水深さの関係が示されており、例えば、浸水深が1.5mかつ流速が1.5 m/s の状況下では、家屋が倒壊または滑動の被害を受けるとされている。また、「農業用ため池の管理及び保全に関する法律」においても、ため池の規模とため池からの距離によって防災上重要なため池の判定が可能で、大規模なため池の場合、距離500m以上の浸水区域内に家屋、公共施設等があり、かつ貯水量が5,000m³以上が防災重点ため池としている。また、筆者らの研究¹³⁷⁾において、三次元数値解析の結果とハザードマップとを比較した結果、平面的な浸水範囲の広がりについては概ね一致するものの、ハザードマップは、時々刻々と変化する浸水深および流速までは表現できないことも示している。これらの情報をもとに、本研究においては、平面的な浸水領域については、現時点で自治体により公開されているため池ハザードマップ¹³⁸⁾を参照する。また、ハザードマップで示される浸水領域のうち、浸水深と流速が建物の倒壊等に影響すると予想される領域として、浸水深が2m以上かつため池からの距離が概ね600mの範囲を簡易的に設定した。図-5.15において、太線域内を被害予想範囲として示す。なお、被害予想範囲については、洪水解析によって得られる浸水深と流速から示すこともできるが、深層学習用のデータの抽出方法にも関係するため、今後の検討課題としたい。空中写真は、学習用データと同様に国土地理院撮影の空中写真(2007年撮影)を使用した。建物が被害を受ける浸水予測範囲が十分収まる大きさとし、縦×横：4060×2927ピクセルの空中写真を用意した。なお、空中写真に対して画像処理は実施していない。本研究では、太線で示した領域の内部を建物が倒壊等の被害を受ける領域と仮定し、96×96ピクセルの大きさに分割した領域毎に建物棟数のカウントを実施する。

5.3.6 建物検知の結果

深層学習によって被害建物の棟数をカウントした結果を図-5.16に示す。拡大表示の部分に着目すると、建物規模によらず、建物が認識できている。また、浸水部分のカウント数の合計と実際の建物を目視により合計した結果の比較を表-5.1に示す。なお、目視の方法については、個人差によりばらつきが予想されるため数人がかりでカウントして平均化して比較している。比較の結果、深層学習による建物数の合計と目視による建物数の合計との一致比率は99%となった。

表-5.1 家屋数の比較

学習モデル	目視(人間)	正解率
107	108	99%

次に、深層学習によるカウントの判定について、拡大図によって考察する。空中写真の建物形状とカウント数とを拡大表示したものを図-5.17に示す。ここでは、96×96ピクセルの大きさに分割した判定領域を透過して表現している。この判定領域の境界内において2つの建物が概ね半分程度重複している場合には、ダブルカウントとなる。一方、建物のごく一部のみがかかる場合においては、カウントされない。そこで、分割セルの大きさによるカウント数の影響を確認するため、分割セルを128×128ピクセルへ拡大した。結果を図-5.18に示す。判定領域が大きくなったことで、領域内のカウント数が増加し、96×96ピクセルのようなダブルカウントの影響は低減された。一方、カウント数が4棟となっている区画領域においてのみ、実際の棟数より1棟分が過大評価となった。これは、庭木と屋根が複雑に重複している状況が学習用データにあまり含まれていなかったことが原因と思われるが、建物の被害棟数の推定を実施するうえでは十分な精度と言える。

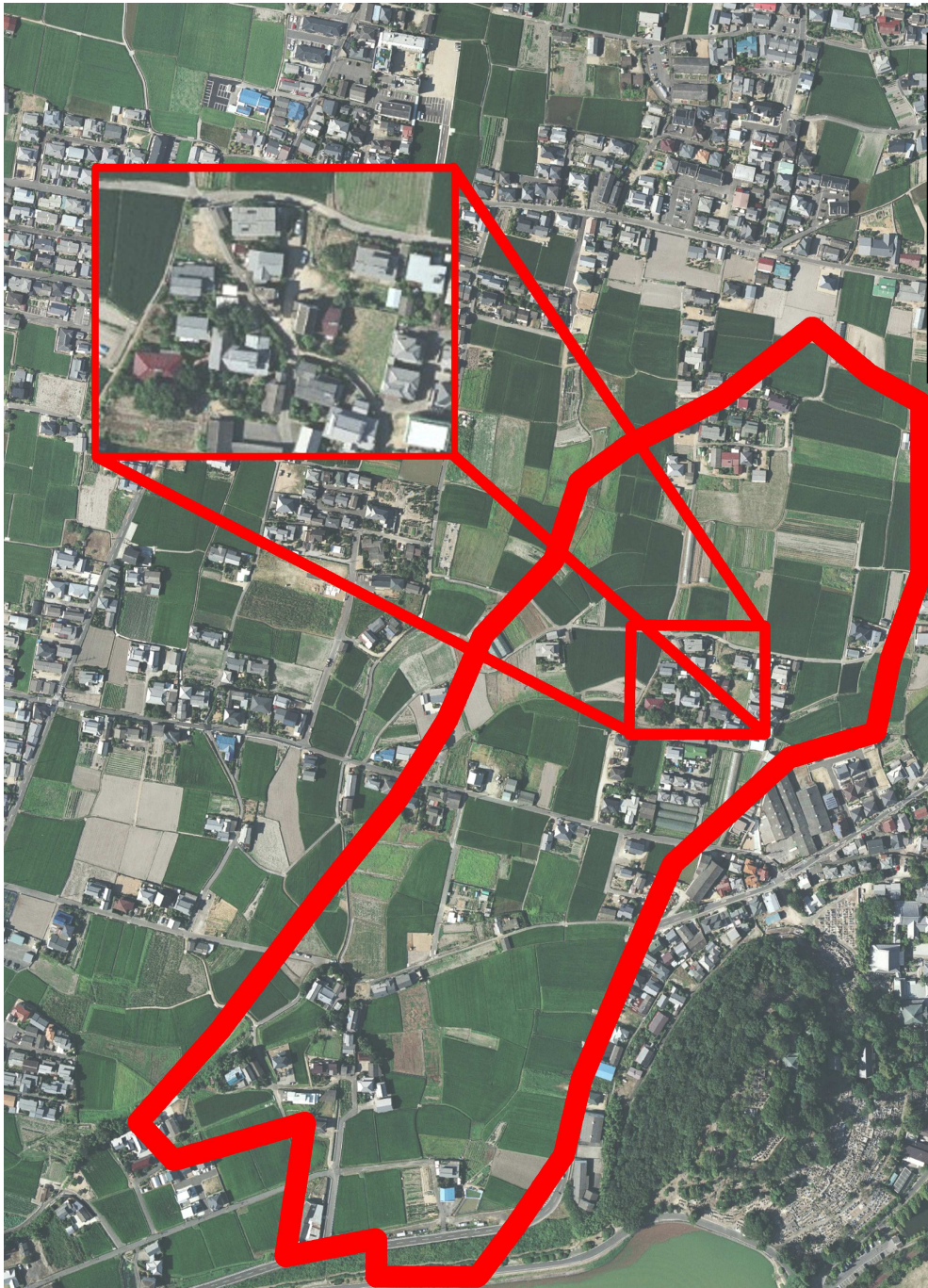


図-5.15 浸水の想定範囲

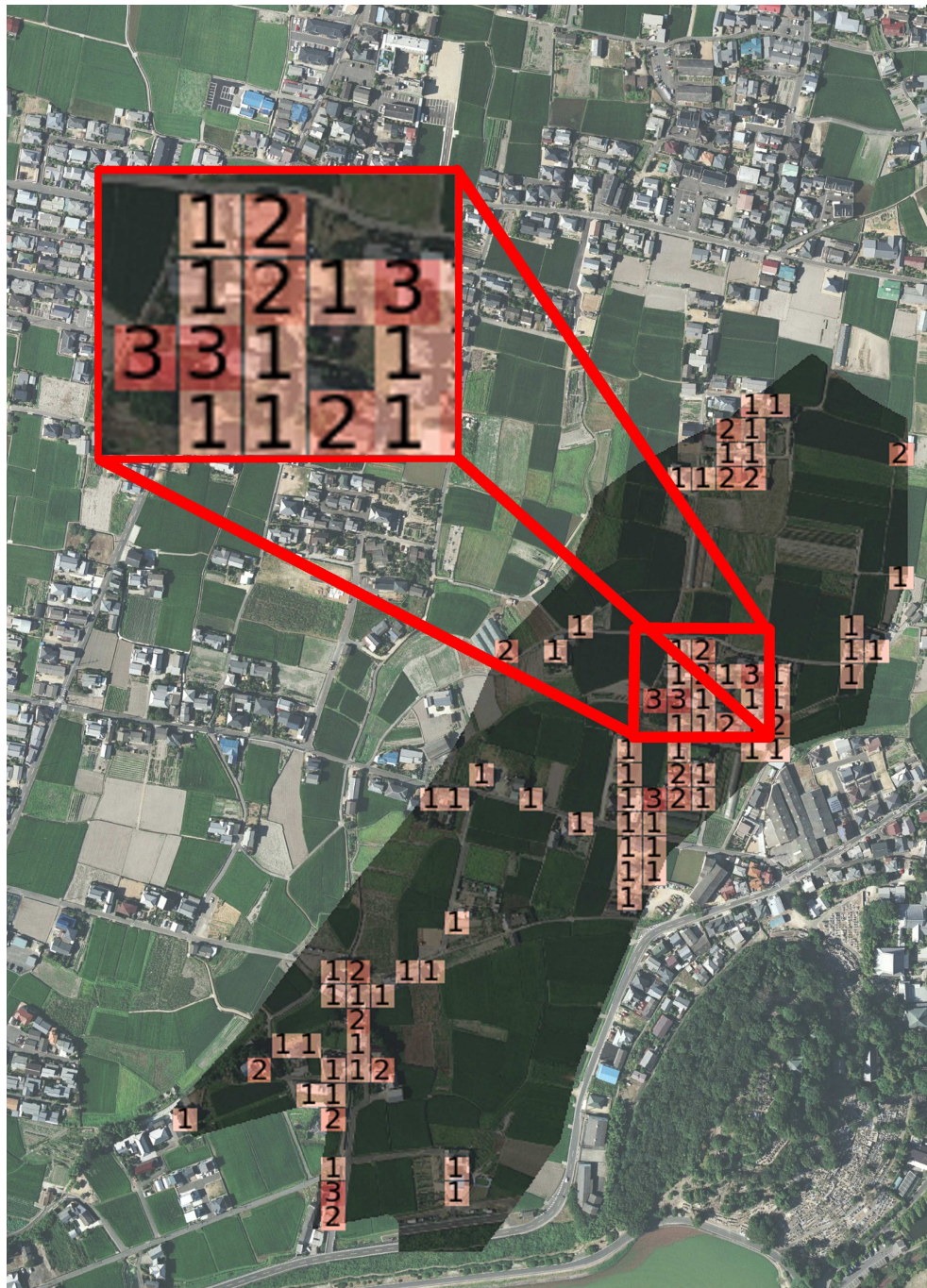


図-5.16 浸水想定範囲内における建物の検知

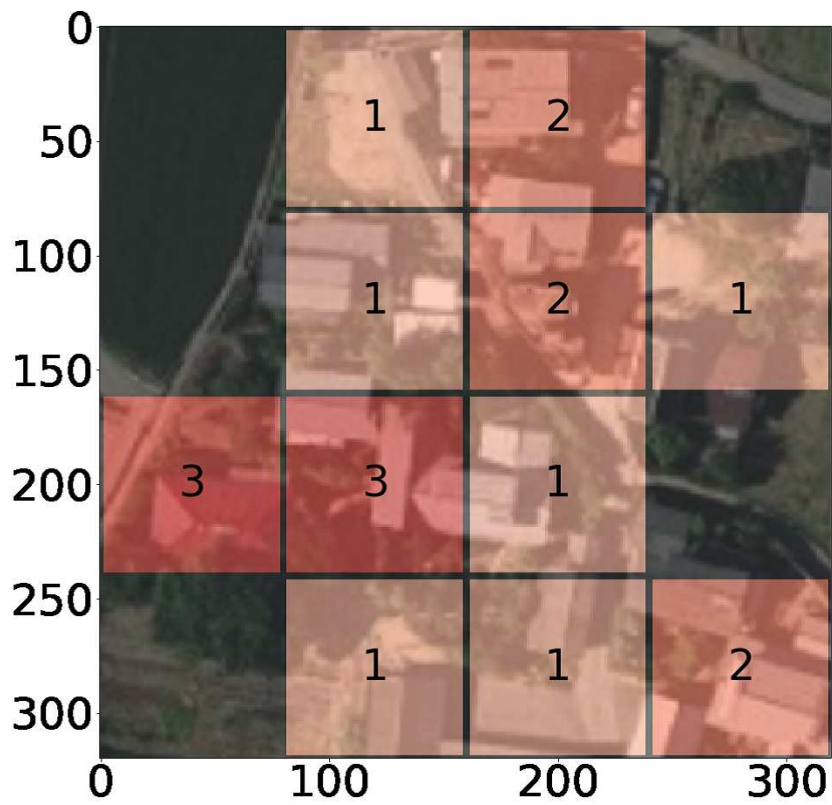


図-5.17 96×96 ピクセルの大きさに分割した場合の判定

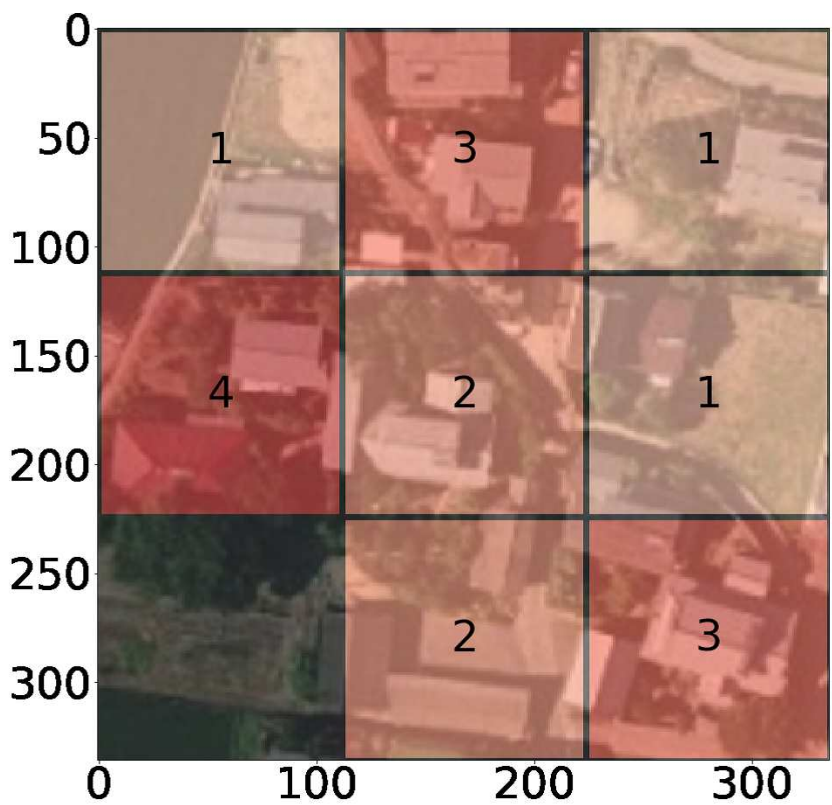


図-5.18 128×128 ピクセルの大きさに分割した場合の判定

5.4 深層学習モデルによる倒壊した家屋の検知

5.4.1 被災後の家屋の検知

近年の予想を超える自然災害への対策として、防災に対する住民の認識が益々重要となってきている¹³⁹⁾。災害前の避難を促すメディアや自治体による避難誘導等が活発化されてきたことにより、自然災害の危険性が増す地域住民自らが情報端末等を使ってハザードマップやインターネットによる情報を収集し、災害を意識的に回避する行動がとられるようになってきた。このように、災害前の対策が重要であることは世の中に浸透しつつあるが、災害後の復興対策については、依然、多くの課題がある。例えば、固定資産にあたる一般的な木造家屋は、浸水対策などを想定していない場合がほとんどであるため、洪水等によって損傷してしまうと、支援なくして再建できない場合がある¹⁴⁰⁾。復興支援を迅速に実行するためには、行政機関などが災害状況を迅速かつ客観的に災害状況を把握することが重要となる。災害状況を把握するため、災害後の空中写真を撮影することが有効な手法の1つであるが、どの地域においてどの程度の密度で被災しているかを把握するのは人の手による作業となるため、迅速かつ客観的に作業を遂行しても、相当の時間を要する。災害状況の正確な把握には、自治体が有する住宅情報によって可能となるが、災害時の混乱の中で、復興担当者が専任でない限りは、住宅情報を適切に把握するまでには、こちらも相当の時間を要する。このような初動調査は、迅速な復興計画や経費の概算を見積もるための調査として重要で、とりわけ、短期で復興計画を策定し、実行に移す上で、家屋の被害状況の把握は欠くことができない（例えば文献¹⁴¹⁾）。近年、人工知能による研究が活発化しており、地図の画像を詳細に分析する研究が進められている（例えば、文献⁵⁸⁾）。こうした研究を防災の分野にも展開させ、深層学習を援用し、早期な災害検出（例えば、文献⁵⁹⁾）などに係る研究が進められている。本研究においても、深層学習を空中写真の画像に対して援用することで、災害後の被害状況を把握するための基礎的な手法について検討する。空中写真は、セスナ機やドローンなどで容易に入手でき、災害直後の迅速な調査を実施するうえで実用性が高い。一方で、深層学習は大量のサンプル画像が必要であるが、災害後の空中写真を撮影した事例が少なく、家屋被害の判定に採用できるものは限られる。このため、解析精度に課題を残す指摘（例えば、文献¹²⁹⁾）がある上に、我が国における災害記録や研究の数も、まだ十分とは言えない。筆者らの研究¹³⁰⁾において、河川氾濫が発生した場合を想定し、深層学習を援用することで家屋の被害判定を実施した。しかしながら、実際の被災地の空中写真を使って被災判定を実施していないため、泥で埋もれた地面の状況や半壊した家屋に対して判定できるほどの実用性はなかった。そこで本研究では、被災後の空中写真を学習データに取り込み、残存する家屋の状況を判定できるようなステップアップを行った。災害後の空中写真で建物の状況を把握することができれば、目視等のアナログ的な評価よりも客観的に、かつ迅速に被災状況を把握することが期待できる。

5.4.2 学習データの準備

まず、教師あり学習を実施するための学習用の地図データを作成する。空中写真のデータは、災害後の空中写真を公開している国土地理院¹²¹⁾から入手する。入手が容易な公開データを学習用データとして採用できることは社会的にも有用である。次に、入手した地図の画像から建物検知用の学習データを作成する。学習用のデータは、すべて同じサイズ画像に統一する。地図から切り抜く画像サイズが大きくなると、計算コストも同時に大きくなる。本研究では、計算機の負荷を抑えるため、解像度を1ピクセルあたり22cmとし、1028×1028ピクセル(226.16m×226.16m)の大きさの空中写真を切り取った。そして、それらの収集した画像の枚数を徐々に増やし、学習率が18枚のサンプル数にて結果が安定したため、本研究では18枚とする。これらの空中写真データに対して、木造家屋と見られる屋根をもつ建物(Positiveと定義)を洪水時に倒壊等の被害を受ける可能性が高

い建物と位置づけ、目視によって、建物の中央部に1×1ピクセルの「点」を追加する（Annotationと定義）。そして、上記 Positive 以外の構造物（Negative と定義）として田畑、車、樹木、道路および水路等においても同様に点を追加する。このように、元の空中写真の画像が18枚、Positiveの位置に点のみを追加する画像が18枚、同様に Negative の位置に点のみを追加する画像が18枚、合計54枚の画像を用意する。空中写真のオリジナル画像に、Positive の点を重ねて表示するものと Negative の点を同様にオリジナル画像に重ねて表示する例を図-5.19に示す。なお、点の大きさは1×1ピクセルと小さく判読が難しいため、ここでは点を拡大して表示している。同図の中央における画像は、CAM(Class Activation Mapping)¹³²⁾により、CNNの学習モデルが建物を正しく認識しているかを確認した結果である。任意の地点において、建物に対してCAMを実施すると、図-5.19に示されるとおり、建物の画像における色相が薄くなっている。また、同図右端において、点による画像のアノテーション部分と建物の位置とが概ね一致しており、適切に画像が分類されていることを示している。このように、点を追加する教師あり画像を用意し、学習画像として利用することによって、低い解像度かつ低コストであっても精度の良い分析が可能となる。

次に、学習データを作成する。空中写真から切り取った1028×1028ピクセルの空中写真をResNetに採用されている224×224ピクセル(49.28m×49.28m)の小領域に分割する。本研究で利用する18枚の空中写真を訓練データと検証データに3:1の割合で分割する。

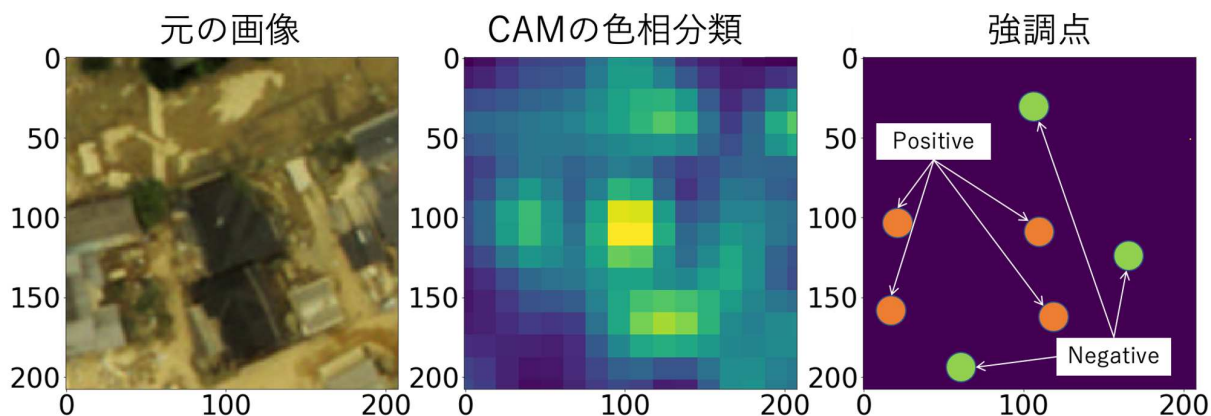


図-5.19 (左) 学習データとしての空中写真,(中央) CAMによる画像認識の可視化,(右) Annotationによる点を強調して表示

5.4.3 学習データによる訓練

本研究では、更新される写像の最適化を50層繰り返した学習済みデータのResNet50を利用する。学習率については、Momentum SGD法¹³³⁾を利用する。学習率は、文献¹³⁴⁾を参考に、学習の反復回数をエポック(Epoch)とすると、30エポックまでを0.01、45エポックまでを0.001、60エポックまでを0.0001とし、更新ベクトルの割合 γ を0.9と設定する。

CNNでは正解となる画像:訓練(Trainingと定義)データを用いて学習を実施している(教師あり学習)。また、学習済みのモデルの予測精度を確認するため、検証(Validationと定義)データを用いる。学習の進捗を示すため、学習曲線を図-5.20および図-5.21に示す。ここで、図-5.20の縦軸は、深層学習による予測値と画像データの特徴量とが一致する割合:正解率(Accuracyと定義)を示しており、推定した値が真の値に近いほど1.0に近づく。また、このグラフの振動が少ないことは、学習に用いたデータは不足していないことを示している。同図において、訓練データの正解率と検証データの正解率を同時に表示している。学習の反復回数が進むにつれて、訓練データの正

解率が順調に推移していることに対し、Validation データは 40 エポックあたりから 0.5 付近に収束しており、50 エポックの時点では過学習の可能性があると推定される。次に、深層学習による予測値と画像データの特徴量との誤差を収束させるための損失関数のパラメータ（損失率: Loss と定義）に着目する。図-5.21 において、損失が小さくなるほど学習が収束していることを示しているが、Loss が増加勾配に転ずると過学習であることを表している。ここでも図-5.20 と同様に、Training データと Validation データを表示している。Training データは順調に収束するが、Validation データは 30 エポックまでは振動が大きく、40 エポックから収束の傾向が始まり、50 エポックを過ぎると Validation の勾配が反転して増加に転ずる傾向がみられた。このため、50 エポック以降は過学習の可能性があると推定し、本研究では 50 エポック時点の学習済みデータを採用することにする。

次に、訓練データにおける家屋数の分布状況を図-5.22 に示す。ここでの縦軸 Patch count はデータ数、横軸 House number は家屋として認識した数を示す。各々の学習段階において、家屋として認識する割合は、3 から 5 か所が多いことを示している。このことから、訓練データとしては、家屋の分布が平均的に配置されており、訓練データには偏りが無いことを表している。また、図-5.23 において、建物検知の結果の全体数を把握するための混合行列を表示する。横軸は 224×224 の範囲において検知された建物数を示し、縦軸は実際の値（正解データ）を示す。精度が高いほど対角線上に数値が集まる。本研究での結果は、建物が多くなると若干精度が低下するように見えるが、3 から 5 棟の範囲は、訓練データも多数あったことが影響して、良い精度が保たれている。

5.4.4 空中写真による建物の検知

学習済みのデータを用いて画像処理は実施していない空中写真において建物の数をカウントする。空中写真は、国土地理院（平成 30 年の西日本豪雨災害）から入手する。画像の大きさは、被害を受けた範囲が概ね収まる程度の縦×横：1028×1028 ピクセルの空中写真（地域 A）を用意する。学習済みデータによって、対象画像を 224×224 ピクセルの大きさに分割して建物棟数のカウントする。全体図を表示すると判読が難しいため、便宜上 600×600 程度の大きさでの拡大表示を示す。棟数をカウントした結果を図-5.24 に示す。全体的に浸水被害を受けており、特に中央部分において倒壊の被害が発生している。ここでは屋根として判定可能な家屋において、建物をカウントしている。次に、被害の少ない別の地域 B における建物の検知結果を図-5.25 に示す。地域 B では、被害がある場所とない場所とが混在している空中写真である。地域 A と比べて家屋がない場所は、家屋をカウントしていないことがわかる。また、図右上の住宅地密集地域においては、家屋の密集度合いが表現できており、また、図中央右の地域においては、浸水の泥などが道路をふさいだ状況や、一部家屋が倒壊しているように見える。本研究の学習モデルにおいて、このような混在した状況下においても建物の数をカウントしていることがわかる。

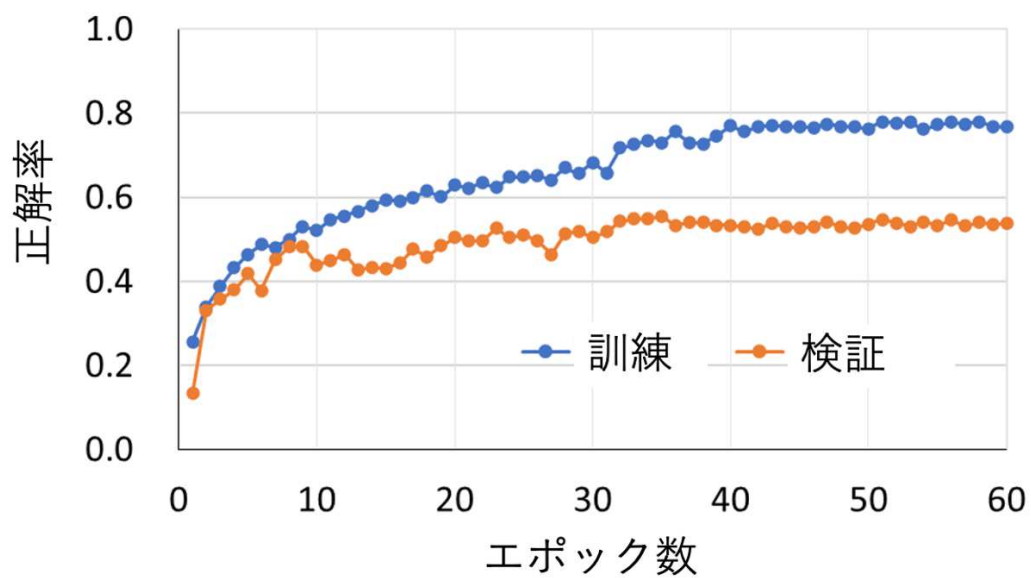


図-5.20 学習曲線 (正解度)

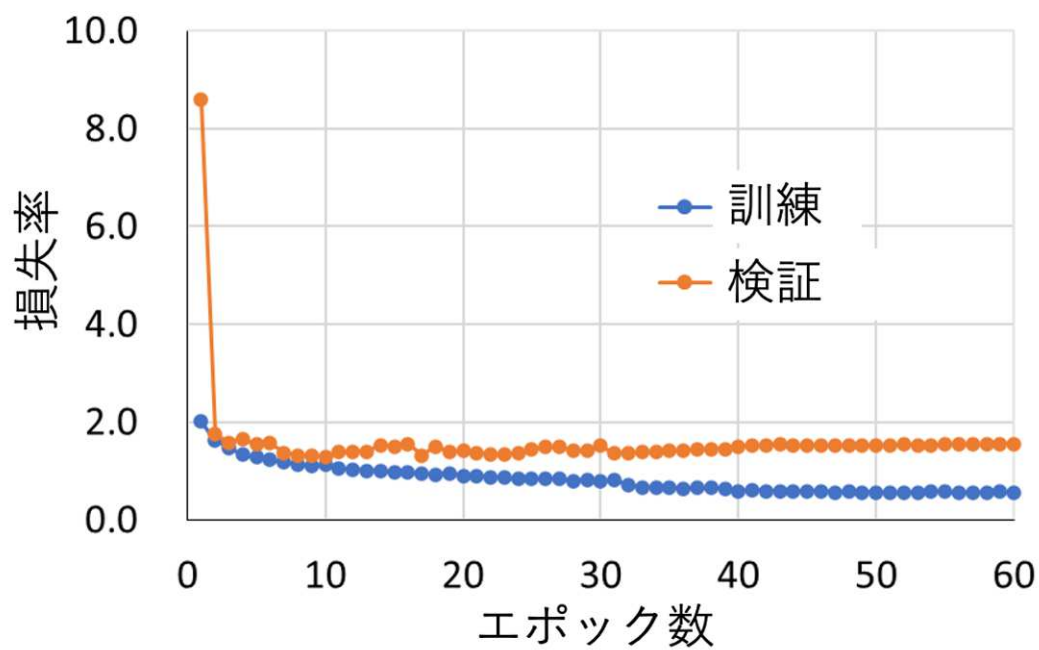


図-5.21 学習曲線 (損失率)

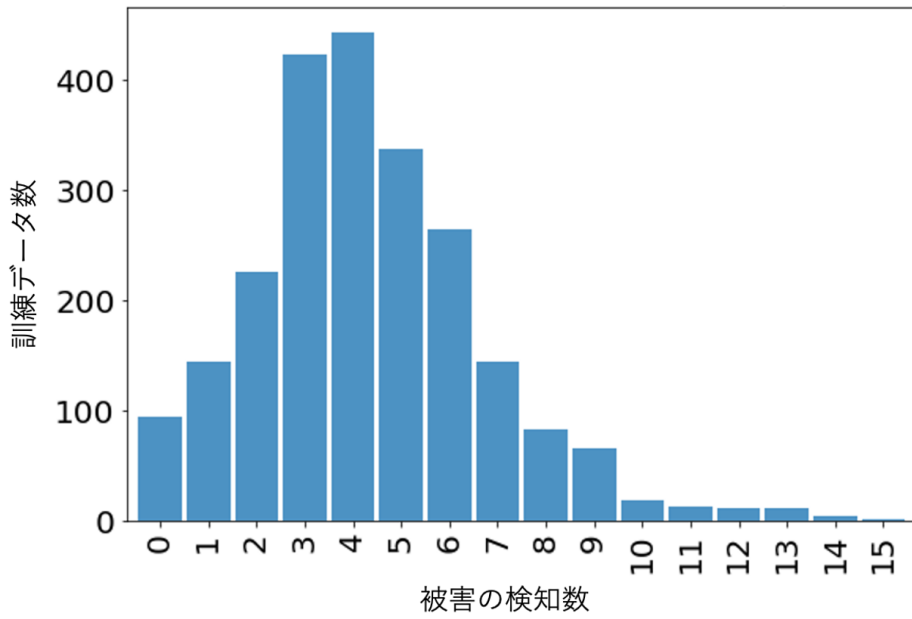


図-5.22 訓練データにおける家屋の数の分布

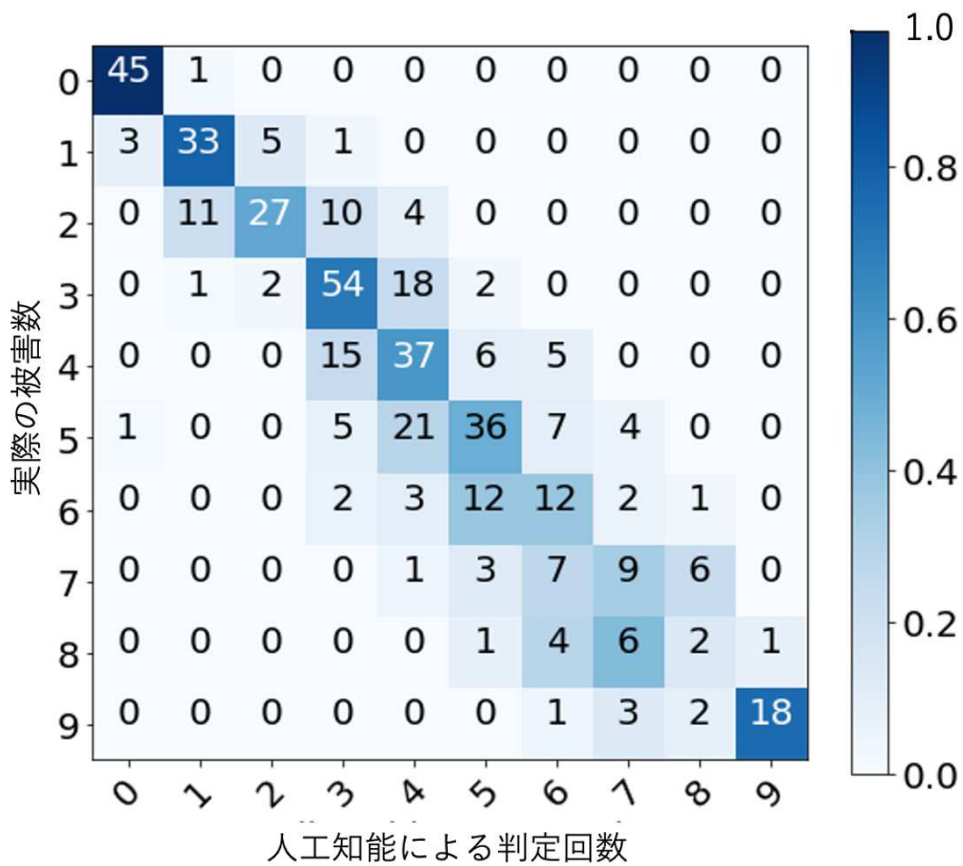


図-5.23 テスト画像における家屋の数の検知結果

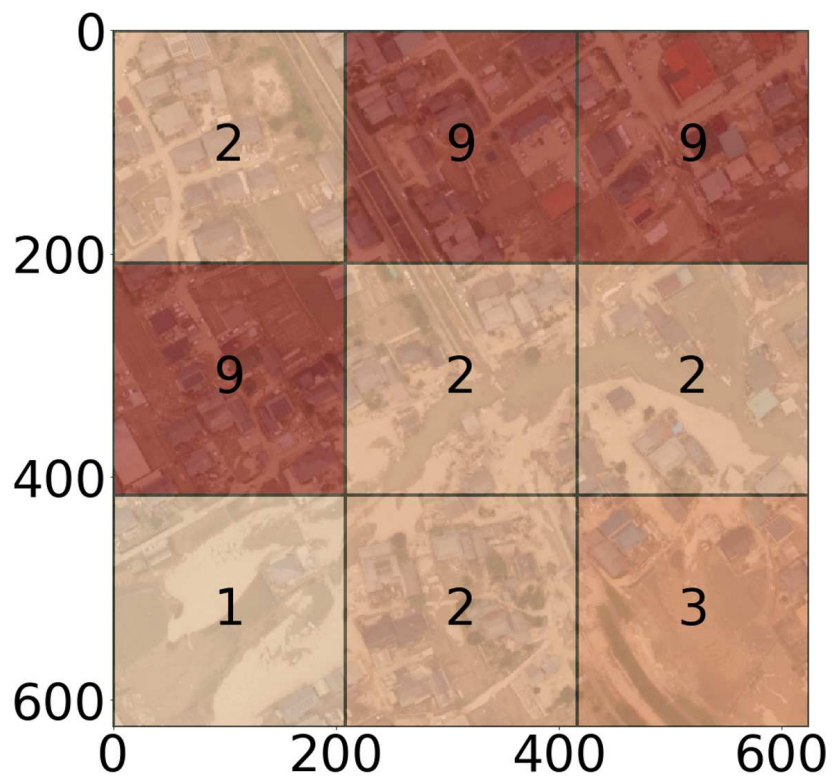


図-5.24 建物存在密度の判定結果（地域 A）

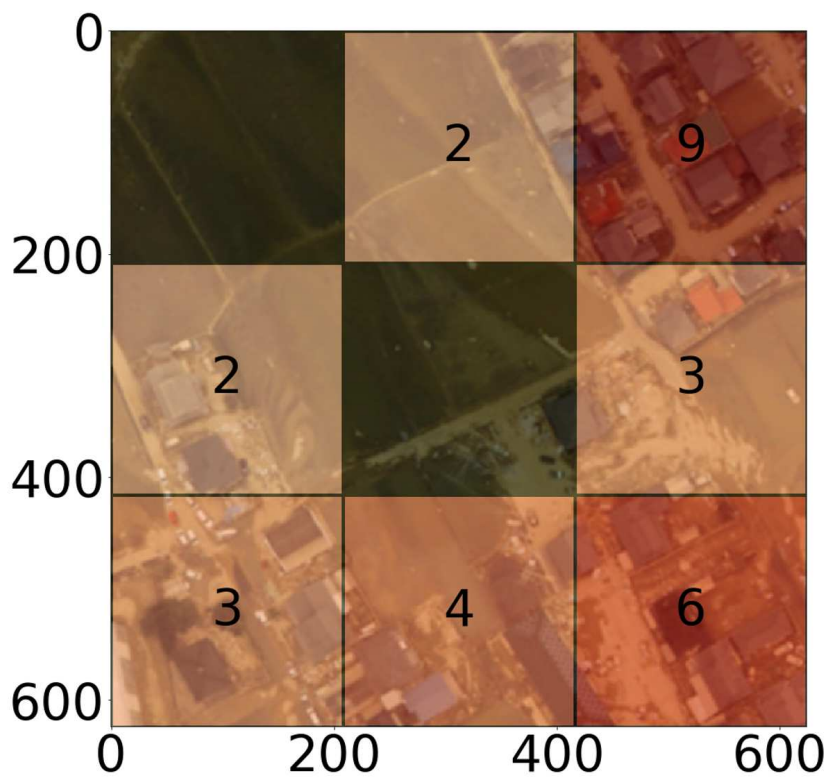


図-5.25 建物存在密度の判定結果（地域 B）

5.5 災害被害規模の評価のまとめ

本研究は、深層学習によって土砂災害およびため池災害の推定規模を見積もるための基礎的な研究を実施した。災害復旧・復興には、現時点で実施可能な災害規模の見積もりを迅速に行うことができる本研究の災害評価は社会的意義があると考えられる。加えて、本研究で用いた空中写真は国土地理院の公開データであるため、画像収集のコストを大幅に低減できるため、実用性が高いと考える。災害判定では人の手による手間がかかるが、人工知能による災害検知では、大規模な範囲を短期に判定することも可能で、客観性も確保できる。また、災害前の空中写真と災害後の空中写真とを人間が見比べるのは手間を要するが、本研究のような災害検知結果を併用すれば、筆者ら^{130),143)}の研究結果においても示す通り、家屋倒壊、土砂災害およびため池災害の概ねの規模を見積もることができる。しかしながら、本研究では土砂災害およびため池災害の災害検知に限定され、実際の災害では家屋の浸水や流出などの様々な状況が想定される。本学習モデルの判定結果を復旧・復興計画にそのまま導入するにあたっては慎重に検討すべきであり、原則、人間による最終判断を補助するためのツールとして使われるべきである。今後の課題として、実際の災害に採用されるような検知精度が求められる。

6. 総括

本論文は、老朽化や大地震による災害リスクが高まる農業用ため池に対し、防災・減災から復旧・復興に至る総合的な評価を実施した。

第1章では、ため池のリスク評価に関する研究動向、課題の位置づけを詳述すると共に、本研究の意義と目的を示した。

第2章では、災害リスクを評価するために用いた地震応答解析、洪水解析および深層学習の基礎理論について詳述した。

第3章では、地震応答解析による堤体の損壊箇所や損壊規模を反映させた洪水解析を実施することで、ため池の地震災害における浸水リスクを評価した。地震応答解析については、ため池堤体周辺地域を含む地盤モデルを構築し、南海トラフを想定した工学的基盤における入力地震波によって、有限要素法に基づく三次元地震応答解析を実施した。解析の結果、堤体頂部における加速度応答は、震度換算で6強に相当し、最大せん断ひずみは、堤体が崩壊するレベルに達することが明らかとなった。また、現行のハザードマップでは表現されていなかった堤体の損壊箇所および損壊規模を示すことができた。洪水解析に採用したオープンソースコードをため池の洪水に利用された研究事例が少ないため、解析手法の妥当性の検証から実施した。大地震によるため池崩壊に伴う洪水の記録は極めて少なく、研究に有効な計測データも存在しないため、豪雨災害においてため池堤体が損壊した平成29年7月九州北部豪雨災害の事例を題材として福岡県朝倉市の山田地区を対象として浸水解析をおこなった。解析の結果、浸水被害を受けた地域と解析結果により浸水した範囲はおおむね一致し、本解析手法の妥当性を示した。解析結果と災害発生前に作成されていた自主防災マップと比較すると、下流の流出域の範囲に大きな差が見られた。解析によって時間的な洪水状況が明確になるため、浸水被害のイメージが容易となり、避難計画にも役立たせることができる。さらに、地形の高低差により水が引きにくい地域も明らかとなるため、避難経路や交通規制の参考となる資料を提供することが可能であることを示した。次に、ため池に対して洪水解析を実施した。解析対象は三次元地震応答解析による堤体の損壊箇所および損壊規模を三次元洪水解析の解析要素に反映させた。さらに、建物が解析要素に含まれる場合と含まれない場合とを比較するため、実際の市街地を解析要素に再現した。解析の結果、浸水領域に関しては、建物の有無にかかわらず、現行のハザードマップと一致した。さらに、洪水解析では、地表面データに建物を考慮した場合と考慮しない場合の2通り想定したが、洪水解析の結果と現行のハザードマップとの比較より、ハザードマップは建物を考慮しない場合の解析結果と類似しており、他方で、建物を考慮した場合は、建物の存在が浸水深ならびに流速に影響を与えることが判明した。つまり、現行のハザードマップにおいても、地形データに建物の配置も考慮した方が浸水予測の確度が上がる可能性があることを示唆した。今後の課題としては、洪水解析の流速および浸水深の分布から家屋の被害予測分布を作成し、その分布をハザードマップに反映させることによって、適切な避難方法や災害に強いまちづくり等の政策に貢献することであることを示した。

第4章では、ため池の堤体が大地震時によって突如崩壊する場合の流出域における家屋の被害を評価した。家屋の被害判定手法の妥当性を検証するため、実際の災害事例の再現解析を取り上げ、

洪水解析より得られる流速と浸水深を用いた家屋の被害判定の結果は実際の被害と良好の一致をみた。これより、提案手法をの妥当性が確保されたと考え、次に、この手法をため池の氾濫問題へ適用し、家屋の被害判定を実施した。家屋の被害判定には、流出水の流速および浸水深を取得する必要があるため、地表の凹凸や建物の形状を実況にあわせた解析メッシュを作成し、汎用解析コードによる洪水解析を実施した。解析結果より最大流速と最大浸水深を抽出し、ため池堤体の決壊によって流出した氾濫水による家屋被害に関するリスクを評価した。検討の結果、今回の解析結果においては、流出水の速度や地形による浸水深の違いによって、新耐震基準の家屋であれば、家屋の被害は少ないことが示された。この手法によって、例えば、ハザードマップに家屋の被害地域を転記すれば、2階への垂直避難を期待している住民に対して災害のリスクを明確に伝えることができる。将来的に、ため池と家屋とが近い箇所について、本研究において提案する手法によって「家屋被害ハザードマップ」を作成し、ため池氾濫等に際して、適切な避難方法や、災害に強いまちづくり等の政策に貢献することが期待できることを示した。

第5章では、災害後の被害情報を迅速に評価し、復旧・復興へ役立てるための情報を提供する目的で、災害後の空中写真から被害の程度を瞬時に検知する人工知能に関する基礎的な研究を実施した。判定手法は深層学習を援用し、山腹崩壊および懸濁ため池を自動判定するモデル、災害前の家屋の状態を自動判定するモデル、災害後の家屋倒壊を自動判定するモデルをそれぞれ作成し、いずれの場合においても、高い検知精度を得られることを示した。加えて、本研究で用いた空中写真は国土院の公開データのため画像収集のコストを大幅に低減でき、実用性が高いと考える。災害判定では人の手による手間がかかるが、人工知能による災害検知では、大規模な範囲を短期に判定することも可能である。また、災害前の空中写真と災害後の空中写真とを人間が見比べるのは手間を要するが、本研究のような災害検知結果を併用すれば、概ねの土砂災害およびため池災害の規模を見積もることができる。しかしながら、本研究では土砂災害、ため池災害または家屋倒壊の災害検知に限定され、実際の災害では火事などの現時点においては判定できない様々な状況が想定される。本学習モデルの判定結果を復旧・復興計画にそのまま導入するにあたっては慎重に検討すべきであり、原則、人間による最終判断を補助するためのツールとして使われるべきである。今後の課題として、実際の災害に採用されるような検知精度が求められることを述べた。

前章までの考察から、防災・減災・復旧・復興に関する対策は今後も実施され、とりわけデータサイエンスの分野においては、本論文のような数値解析を多様してより詳細なデータを分析することが求められる。最近では、政府と宇宙航空研究開発機構（JAXA）のデータ中継衛星を搭載したH2A ロケット43号機が2020年11月29日午後4時25分、鹿児島県の種子島宇宙センターから打ち上げられた。今後も打ち上げが予定されているデータ中継衛星網が全て整うと、地球観測衛星による自然災害現場の画像などのデータを衛星軌道による時間帯にかかわらず、常時データを受信して地上に素早く送ることができるようになる。このように、大規模データを利用した分析がより一層身近になり、本論文のような三次元数値解析および人工知能によって、将来的には社会実装も期待できる有益な情報となり得る。

謝 辞

本論文を作成するにあたり関わった全ての方々に感謝の意を表します。研究の全てにおいて香川大学創造工学部 吉田秀典教授のご指導のおかげで本研究をまとめる事ができました。心より深く感謝を申し上げます。吉田先生からは筆者が香川大学工学部へ入学した1998年から2005年の修士号取得まで、そして社会へ出た後においても節目においてご助言を賜り、さらには2015年に社会人学生として再び研究室へ迎え入れていただき、研究方法や問題解決に必要な様々なご鞭撻をいただきました。また、平日は仕事という筆者の学業環境をご理解くださり余裕のある目標設定を示していただきました。投稿論文のまとめにおいては、投稿期限間際の校閲という極めて厳しい状況が何度もありましたが、決して諦めず精緻なご指導をいただいたことは本当に貴重な経験でした。再度、深甚な謝意をここに表します。吉田先生の「博士号の取得するということは研究者になることであり、博士論文をまとめることは筆者の人生においてずっと自身の経歴として残る」とのご助言は今後も大切にいたします。

吉田先生と共同研究されておりました東京大学地震研究所 市村強教授には、地震解析に関するご講演を聴講する機会を賜り、その後の本研究の三次元非線形地震応答解析において、高度な専門知識をご教授いただきました。筆者が地盤の有限要素を作成するためのプログラムに悩んでいた研究初期において、大変ご多忙にも関わらず、オンライン通話によって東京から遠隔指導いただきました。また、筆者の主論文の著者として貴重なご助言をいただきました。心底より感謝申し上げます。

東京大学地震研究所 藤田航平助教におかれましては、筆者が作成した入力データを三次元非線形地震応答解析コードへの変換と地震応答解析を実施いただき、データのやり取りの仕方や大規模データを処理するプログラミング技術をご教授いただきました。研究の中盤において、筆者の知識不足にもかかわらず示唆に富むご助言を賜り、論文にまとめられるように導いてくださりました。また、筆者の主論文の著者として大変重要なご助言をいただきました。心よりお礼申し上げます。

国立研究開発法人海洋研究開発機構（元東京大学地震研究所教授）堀宗朗先生には、本研究のヒントとなる最先端のご講演を拝聴する機会をいただきました。広義では本論文の目標の根幹をなす研究目的であり、研究を行うことの社会的な意義を考えるきっかけを賜りました。厚くお礼申し上げます。

東京大学地震研究所 Wijerathne Maddegged 准教授には、本研究とは別に災害時の避難シミュレーションに関する講座として様々な専門的な知識を得る機会を与えてくださりました。避難シミュレーションを体験する際にはLinuxシステムを稼働させる必要がありましたが、当時の筆者の知識はゼロに等しい状態でした。そのためLinuxのセットアップに関する方法をご指導いただきました。筆者による初歩的な質問にも丁寧にご回答いただきましたことに深くお礼申し上げます。

香川大学創造工学部 長谷川修一教授には、本研究のテーマである農業用ため池に関する多様な知識をご教授いただきました。また、研究活動の節目における研究報告会において示唆に富むご鞭撻を賜り感謝申し上げます。

元香川大学創造工学部教授 野田茂先生には、筆者の研究活動の前半において地震解析ならびに研究活動に役立つご助言ご鞭撻を賜りました。心より感謝申し上げます。

香川大学創造工学部 野々村敦子准教授は、野田茂先生からの引き継ぎとなり、ご多忙中に関わら

ず本研究のヒントを与えてくださりました。本研究における災害評価に関する専門的で貴重な知識をご提供いただき心底より感謝申し上げます。また、研究活動の節目における研究報告会において大変貴重なご助言を賜り感謝申し上げます。

香川大学創造工学部 角道弘文教授，同 末永慶寛教授，同 山中稔教授におかれましては，在学中の手続きや研究活動のアドバイスを賜りました。また，大学ですれ違うたびにお声かけくださり，筆者を応援してくださりました。心より感謝申し上げます。

吉田研究室ではこれまで多くの所属学生の方々と研究してきました。久保栞様には，筆者の主論文の著者として多くのご鞭撻をいただきました。それだけではなく，令和元年度科学研究費補助金（特別研究員奨励費）のお手続きの際に，筆者を加えていただきました。また，避難シミュレーションの筆者へのご指導，類似した研究活動であったことも関連し，技術的な面で様々な刺激をいただきました。誠に感謝申し上げます。

友人の Ming Tang 氏には，筆者が博士号取得を志すきっかけを与えてくれました。心より感謝いたします。

ERI ホールディングス株式会社代表取締役社長 増田明世様，日本 ERI 株式会社代表取締役会長 中澤芳樹様，代表取締役社長 馬野俊彦様，技術顧問 深田良雄様，取締役 藤原卓士様，には本学業への学費をご支援いただき心より感謝申し上げます。また，職場においては，金本一成支店長，戸城英之部長，その他多くの方々から励ましのお言葉ご理解を頂きました。厚く御礼申し上げます。

最後に，妻・律子には筆者の研究活動を支えて頂きました。長期間におよぶ家庭における不在の時間，夜遅く帰宅したにも関わらずご提供いただきました健康的な食事，心労へのお心遣い，全てにおいてご支援いただき深く深く感謝申し上げます。娘・華怜には素直に育てくれたことに心より感謝します。義両親稲木敏宏様，典子様には諸手続きに関するご著名をいただき感謝申し上げます。両親益明，善子には勉学を暖かく見守っていただき深く感謝申し上げます。

本研究は令和元年度科学研究費補助金（特別研究員奨励費）-19J14428 の助成を受けたものです。

参考文献

第1章

- 1) 谷 茂：中山間地域におけるため池の役割とその技術的課題，農林水産技術研究ジャーナル，Vol.13，No.9，pp.19-25，1990.
- 2) 農林水産省 農村振興局整備部防災課：農村地域の防災対策と災害復旧（安全で安心な農村を目指して），https://www.maff.go.jp/j/nousin/bousai/bousai_saigai/b_tameike/，（2021年1月6日現在閲覧可）.
- 3) 滝沢 聡，島峰 徹夫，野澤 伸一郎，大町 達夫：2004年新潟県中越地震による浅河原調整池ダムの被害とその原因に関する考察，土木学会論文集 C，Vol.63，No.2，pp.612-623，2007.
- 4) 南 埜猛，本岡良太：日本における溜池の存在形態と動向-『ため池台帳』（1997年時点）をもとに-，兵庫教育大学 研究紀要，Vol.49，pp.33-39，2016.
- 5) 野口 教子：大規模災害と被害者救済システムに関する法的諸問題，高岡法科大学紀要，Vol.31，pp.3-22，2020.
- 6) 須賀川市：須賀川市東日本大震災の記録，https://www.city.sukagawa.fukushima.jp/_res/projects/default_project/_page_/001/004/131/skgshinsai_koukaiyou.pdf，2013（2021年1月6日現在閲覧可）.
- 7) 内閣府・中央防災会議・防災対策推進検討会議：南海トラフ巨大地震の被害想定（第二次報告）について，http://www.bousai.go.jp/jishin/nankai/nankaitrough_info.html，2013（2021年1月6日現在閲覧可）.
- 8) 国土交通省 水管理・国土保全局 河川環境課 水防企画室：洪水浸水想定区域図作成マニュアル（第4版），2017.
- 9) 国土交通省：第2回 気候変動を踏まえた水災害対策検討小委員会，配布資料，資料4，2020.
- 10) 東京都建設局：洪水ハザードマップ，https://www.kensetsu.metro.tokyo.lg.jp/jigyo/river/chusho_seibi/index/menu03.html，（2021年1月6日現在閲覧可）
- 11) 東かがわ市：ため池ハザードマップ，<https://www.higashikagawa.jp/itwinfo/i6137/>，（2021年1月6日現在閲覧可）
- 12) 南あわじ市：ため池ハザードマップ，<http://www.city.minamiawaji.hyogo.jp/soshiki/nouchi/tameikekanri.html>，（2021年1月6日現在閲覧可）
- 13) 坂出市：ため池ハザードマップ，<https://www.city.sakaide.lg.jp/soshiki/sangyou/tameike-hazardmap.html>，（2021年1月6日現在閲覧可）

- 14) 高槻市：ため池ハザードマップ， <http://www.city.takatsuki.osaka.jp/kakuka/toshi/gesuikik/gyomuannai/nogyosisetu/tameikehazado.html>， (2021年1月6日現在閲覧可)
- 15) 和久井 清次：高堰堤の地質學的考察，農業土木研究，Vol.4，No.3，pp.277-287，1932.
- 16) 井上 勇：土堰堤断面決定に際し天幅率と内外法率との關係に就て，農業土木研究，Vol.9，No.2，pp.17-24，1937.
- 17) 秋葉 滿壽次，仙波 秀男：秋田縣男鹿地震と溜池被害，農業土木研究，Vol.13，No.1，pp.31-59，1941.
- 18) 畑中 元弘：土堰堤の振動に関する次元的考察，土木学会誌，Vol.37，No.10，pp.423-428，1952.
- 19) 水野 裕，堀田 報誠：十勝沖地震による青森県の災害，東北地理，Vol.20，No.4，pp.187-194，1968.
- 20) 高瀬 國雄：アースダムの安全性に関する統計的研究，京都大学，<http://hdl.handle.net/2433/213121>，1969，(2021年1月6日現在閲覧可)
- 21) 伯野 元彦，藤野 陽三，片野 敏行，松原 勝己：1978年宮城県沖地震被害調査報告-土木關係を主として-，東京大學地震研究所彙報，vol.54，No.2，pp.351-398，1979.
- 22) 谷 茂，安中 正実，川口 徳忠，釜田 豊也：1983年日本海中部地震によるため池の被害調査報告，農業土木試験場技報，Vol.169，No.CE-4，pp.1-92，1985.
- 23) 谷 茂，安中 正実，川口 徳忠，釜田 豊也：日本海中部地震によるため池の災害と土質工学的性質(農業における土質工学)，土と基礎，地盤工学会，Vol.33，No.9，pp.51-56，1985.
- 24) 谷 茂，長谷川 高士：日本海中部地震を中心とした溜池の地震被害，農業土木学会誌，Vol.55，No.10，pp.939-947，a1，1987.
- 25) 谷 茂：溜池の話あれこれ，農業土木学会誌，Vol.57，No.12，pp.1118-1120，1989.
- 26) 山崎 晃，三宅 克之，中村 正博，池見 拓：ため池の地震被害の分析，土木学会論文集，Vol.404，pp.361-366，1989.
- 27) 谷 茂，牛窪 健一，播磨 宗治，山田 和広：ため池データベースの開発とその防災への応用，情報地質，Vol.7，No.4，pp.287-296，1996.
- 28) 安中 正実，谷 茂，毛利 栄征：平成5年(1993年)北海道南西沖地震による農地・農業用施設の被害調査報告，農業工学研究所報告，Vol.35，pp.111-142，1996.
- 29) 藤井 弘章，国政 香菜，難波 明代，島田 清，西村 伸一：兵庫県南部地震による淡路島のため池被害の要因分析，地震工学研究発表会講演論文集，Vol.24，pp.1141-1144，1997.
- 30) 谷 茂：宮城県北部地震による農業施設の地震被害調査報告，農業工学研究所技報，Vol.196，pp.29-43，1998.
- 31) 守田 秀則，森下 一男：市町村レベルにおけるため池の類型化手法に関する研究-ため池整備計画のための類型化-，農村計画学会誌，Vol.18，pp.133-138，1999.

- 32) S. Tani, M. Nakashima: Earthquake damage to earth dams in Japan — maximum epicentral distance to cause damage as a function of magnitude, *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, Vol.18, pp.593-602, 1999.
- 33) 谷 茂：鳥取県西部地震、芸予地震におけるため池被害について，地震工学研究発表会講演論文集，Vol.26，pp.61-64，2001.
- 34) 小林 範之，吉武 美孝，勝仙 邦久，岡林 千江子：ため池地震危険度評価システムの構築，農業土木学会論文集，Vol.222，pp.697-703，2002.
- 35) 毛利 栄征，堀 俊和，松島 健一：新潟県中越地震におけるため池・土構造物の被害状況，ジオシンセティックス技術情報，Vol.21，No.2，pp.25-30，2005.
- 36) 谷 茂：ため池リアルタイム防災データベースの開発，農業土木学会誌，Vol.73，No.9，pp.817-820，a2，2005.
- 37) 大矢陽介，吉田望，飛驒善雄：土要素の引張破壊を考慮した堤体の変形解析，第39回地盤工学研究発表会（新潟），Vol.879，No.E-02，pp.1755-1756，2004.
- 38) 森井 俊広，寺館 俊祐：2004年新潟県中越地震における農業用ため池の被災状況，新潟大学農学部研究報告，Vol.59 No.1 pp.45-50，2006.
- 39) 若井 明彦，田中 頼博，阿部 真郎，吉松 弘行，山邊 康晴，渡邊 泰介：中山間地の地震時斜面崩壊リスクを評価するための有限要素法に基づく広域被害予測システム，日本地すべり学会誌，Vol.45，No.3，pp.207-218，2008.
- 40) 鈴木 尚登：農業用ため池の地震動による被害要因に関する研究，農工研報，Vol.54，pp.73-155，2015.
- 41) 水間 啓慈，西村 伸一，柴田 俊文，珠玖 隆行：応答曲面法によるため池破堤リスクの簡易評価，農業農村工学会論文集，Vol.84，No.1，pp.I.47-I.55，2016.
- 42) 神山 惇，鈴木 素之，神木 雄一：ため池堤体土の繰返しせん断強度特性に及ぼす初期せん断応力および拘束圧の影響，土木学会論文集 C（地圏工学），Vol.74，No.4，pp.500-512，2018.
- 43) 高田 祐希，上田 恭平，渦岡 良介：ため池堤体の浸透流を考慮した地震時挙動とその対策工の効果，土木学会論文集 C（地圏工学），Vol.76，No.3，pp.254-265，2020.
- 44) 森 洋，朝倉 紀樹：青森県における日本海中部地震の被害ため池周辺での堤体材料特性について，日本地震工学会論文集，Vol.20，No.3，pp.3.116-3.123，2020.
- 45) 上野 和広，泉 明良，DUTTINE Antoine，矢崎 澄雄，堀 俊和：非排水繰返し荷重を受ける飽和土の非排水せん断強度の簡易推定手法，地盤工学ジャーナル，Vol.15，No.2，pp.241-256，2020.
- 46) 中野 卓，木内 望：水害リスクを踏まえた都市づくりにおける洪水浸水想定区域の活用可能性と課題，都市計画論文集，Vol.55，No.3，pp.888-895，2020.
- 47) 福岡 捷二，川島 幹雄，横山 洋，水口 雅教：密集市街地の氾濫シミュレーションモデルの開発と洪水被害軽減対策の研究，土木学会論文集，Vol.600，pp.23-36，1998.

- 48) 川池 健司, 井上 和也, 林 秀樹, 戸田 圭一: 都市域の氾濫解析モデルの開発, 土木学会論文集, Vol.698, pp.1-10, 2002.
- 49) 小嶋 創, 向後 雄二, 島田 清, 正田 大輔, 鈴木 尚登: 平成 23 年 (2011 年) 東北地方太平洋沖地震によって決壊した農業用ため池の氾濫解析, 農業農村工学会論文集, Vol.84, No.2, pp.I.93-I.101, 2016.
- 50) 堀 俊和, 泉 明良: 地震・豪雨時にため池決壊による被害を防ぐ「ため池防災支援システム」, 農業土木機械化協会, Vol.66, pp.11-16, 2018.
- 51) 李 瑾, 周 霏: 水害ハザードマップにおけるより現地に適した災害リスク情報を反映する手法の提案, 都市計画論文集, Vol.55, No.3, pp.896-901, 2020.
- 52) 金重 稔, 西村 伸一, 柴田 俊文, 珠玖 隆行: 3次元計測を利用した効率的な3次元有限要素モデル化法の提案, 岡山大学環境理工学部研究報告, Vol.25, No.1, pp.1-4, 2020.
- 53) 羽鳥 剛史, 大竹 勇太郎, 森脇 亮: 洪水災害に関する住民理解の促進に向けたハザードマップの開発と効果検証: 西予市野村町におけるゾーン別ハザードマップの取り組み, 土木学会論文集 F5 (土木技術者実践), Vol.76, No.1, pp.98-112, 2020.
- 54) 河村 圭, 中村 優志, 若月 強, 佐村 俊和: 深層学習を用いた空中写真からの土砂移動範囲自動検出に関する研究, 土木学会論文集 F3 (土木情報学), Vol.74, No.2, pp.I.132-I.143, 2018.
- 55) 植田 大介, 間普 真吾, 呉本 堯: 災害前後 SAR 画像と DEM データを用いた CNN による土砂災害検出, 第 32 回人工知能学会全国大会論文集, No.1D1-02, pp.1-2, 2018.
- 56) 石井 友, 松岡 昌志, 牧 紀男, 堀江 啓, 田中 聡: 兵庫県南部地震後に撮影された航空写真と現地写真を用いた深層学習による建物被災度判別の試み, 日本建築学会構造系論文集, Vol.83, No.751, pp.1391-1400, 2018.
- 57) 肥田 剛典, 八百山 太郎, 高田 毅士: 畳み込みニューラルネットワークによる建築物の被災度判定, 第 32 回人工知能学会全国大会論文集, No.3K1-OS-18a-03, pp.1-2, 2018.
- 58) 藤田 翔乃, 畑山 満則: 航空写真を用いた深層学習による地震災害時の屋根損傷家屋の把握, 研究報告情報システムと社会環境, Vol.10, pp.1-6, 2019.
- 59) 石井 唯嵩, 広兼 道幸, 道財 健斗, 倉本 和正: 深層学習を用いた土砂災害警戒区域設定のためのデータセットの検討, 土木学会論文集 F6 (安全問題), Vol.75, No.2, pp.I.177-I.184, 2019.
- 60) J. Sublime and E. Kalinicheva: Automatic Post-Disaster Damage Mapping Using Deep-Learning Techniques for Change Detection: Case Study of the Tohoku Tsunami, Remote Sens, Vol.11, No.9, 1123, 2019.
- 61) N. Francesco, D. Duarte, F. G. Tonolo, and N. Kerle: Structural Building Damage Detection with Deep Learning: Assessment of a State-of-the-Art CNN in Operational Conditions, Remote Sens, Vol.11, No.11, 2765, 2019.
- 62) 菊地 輝行, 崎田 晃基, 秦野 輝儀, 吉川 慶, 西山 哲, 大西 有三: 深層学習による崩壊・非崩壊地の自動判読手法の開発, 日本地すべり学会誌, Vol.56, No.5, pp.255-263, 2019.

- 63) 古木 宏和, 荒木 光一, 一言 正之, 野村 卓矢, 田方 智: 土木・防災技術者の暗黙知の深層学習と分野適用性の検討, 第34回人工知能学会全国大会論文集, No.205-GS-13-01, pp.1-2, 2020.
- 64) 廣重 法道, 植木 亜奈, 鶴田 直之: 深層学習を利用した震災画像への自動タグ付け機能開発, 情報処理学会, 第82回全国大会講演論文集, Vol.1, No.1, pp.21-22, 2020.
- 65) 高山 陶子, 濱田 耕平, 角田 里美: 深層学習を用いた土砂災害地形自動抽出の検討事例 (小特集 AIで地質調査はどう変わるのか), 地質と調査, Vol.155, No.1, pp.22-25, 2020.
- 66) 内藤 昌平, 友澤 弘充, 森 悠史, 門馬 直一, 中村 洋光, 藤原 広行: 複数の地震における航空写真を用いた深層学習による建物被害判別モデルの開発, 日本地震工学会論文集, Vol.20, No.7, pp.7.177-7.216, 2020.
- 67) 宮本 崇, 浅川 匡, 久保 久彦, 野村 泰稔, 宮森 保紀: 防災応用の観点からの機械学習の研究動向, AI・データサイエンス論文集, Vol.1, No.J1, pp.242-251, 2020.
- 68) 全 邦釘: 土木工学分野における人工知能技術活用のために解決すべき課題と進めるべき研究開発, AI・データサイエンス論文集, Vol.1, pp.9-15, 2020.
- 69) P. H. Reza, K. Narges, A. Mahdis, E. Mohsen, Z. Mehrdad, B. Thomas, C. Artemio: Assessing and mapping multi-hazard risk susceptibility using a machine learning technique, Scientific Reports, Vol.10, No.3203, pp.1-11, 2020.

第2章

- 70) 龍岡 文夫, Duttine A., 矢崎 澄雄, 毛利 栄征: 非排水繰返し載荷による強度低下とひずみ軟化を考慮したニューマーク法による地震時斜面残留変位推定, 地盤工学会特別シンポジウム—東日本大震災を乗り越えて—発表論文集, pp.403-410, 2014.
- 71) T. Ichimura, M. Hori and H. Kuwamoto: Earthquake Motion Simulation with Multiscale Finite-Element Analysis on Hybrid Grid, Bulletin of the Seismological Society of America, Vol.97 No.4 pp.1133-1143. 2007.
- 72) I. M. Idriss, R.D. Singh and R. Dobry: Nonlinear Behavior of Soft Clays during Cyclic Loading, Journal of the Geotechnical Engineering Division, Vol 104, No.12, pp.1427-1447, 1978.
- 73) G. Masing: Eigenspannungen und Verfestigung beim Messing, Proceedings of the 2nd International Congress of Applied Mechanics, pp.332-335, 1926.
- 74) T. Ichimura, K. Fujita, P. E. B. Quinay, M. Lalith, M. Hori, S. Tanaka and et al.: Implicit nonlinear wave simulation with 1.08t DOF and 0.270t unstructured finite elements to enhance comprehensive earthquake Simulation, Proceedings of the International Conference for High Performance Computing, Networking, Storage and Analysis, New Orleans, LA, IEEE Computer Society Press, 2015.
- 75) OpenCFD Ltd (ESI Group): OpenFOAM, <http://www.openfoam.com>, (2021年1月6日現在閲覧可)

- 76) C. W. Hirt and B.D. Nichols : Volume of Fluid (VOF) Method for the Dynamics of Free Boundaries, Journal of Computational Physics, Vol.39, p.201, 1981.
- 77) 秋山 守, 有富 正憲 : 新しい気液二相流数値解析-多次元流動解析-, コロナ社, 272P, 2002.
- 78) K. Walters and D. Cokljat. A: Three-Equation Eddy-Viscosity Model for Reynolds-Averaged NavierStokes Simulations of Transitional Flow, Vol.130 No.12, 2008.
- 79) F. R. Menter : Zonal Two Equation $k-\omega$ Turbulence Models for Aerodynamic Flows, 29th American Institute of Aeronautics and Astronautics, Fluid Dynamics Conference, Vol.98-2554, 1998.
- 80) F. R. Menter, M. Kuntz, and R. Langtry: Ten years of industrial experience with the SST turbulence model, In Proceedings of the fourth international symposium on turbulence, heat and mass transfer, pp.625-632, 2003.
- 81) S. Ioffe and C. Szegedy: Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift, In International Conference on Machine Learning, pp.448-456, 2015.
- 82) K. He, X. Zhang, S. Ren and J. Sun: Deep Residual Learning for Image Recognition, 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.770-778, 2016.
- 83) T. Mundhenk, G. Konjevod, W. Sakla and K. Boakye: A Large Contextual Dataset for Classification, Detection and Counting of Cars with Deep Learning, European Conference on Computer Vision, pp.785-800, 2016.

第3章

- 84) 田中 忠次, 龍岡 文夫, 毛利 栄征 : 東北地方太平洋沖地震による藤沼湖の決壊原因調査について, ダム工学, Vol.23, No.2, pp.99-114, 2013.
- 85) S. Tani: Consideration of Earthquake Damage to Earth Dam for Irrigation in Japan, International Conferences on Recent Advances in Geotechnical Earthquake Engineering and Soil Dynamics, Vol.10, 1991.
- 86) 農林水産省 : ため池, http://www.maff.go.jp/j/nousin/bousai/bousai_saigai/b_tameike/, (2021年1月6日現在閲覧可)
- 87) 国土交通省: 気候変動を踏まえた水災害対策のあり方について, https://www.mlit.go.jp/report/press/mizukokudo03_hh_001030.html, (2021年1月6日現在閲覧可)
- 88) 長谷川 修一, 加藤 真吾, 野々村 敦子, 山中 稔 : 専門家参加型防災マップの作成と課題, 地盤災害・地盤環境問題論文集, 地盤工学会四国支部, Vol.8, pp.83-90, 2008.
- 89) 水管理 国土保全局 河川環境課 水防企画室 国土技術政策総合研究所 河川研究所 水害研究室 : 氾濫浸水想定区域図作成マニュアル(第4版), p.37, 2017.
- 90) 農林水産省農村復興局防災課 : ため池ハザードマップ作成の手引き, p.29, 2013.

- 91) T. Ichimura, K. Fujita, S. Tanaka, M. Hori, M. Lalith, Y. Shizawa and H. Kobayashi: Physics-based urban earthquake simulation enhanced by $10.7 \text{ BlnDOF} \times 30 \text{ K}$ time-step unstructured FE non-linear seismic wave simulation, Proceedings of the International Conference for High Performance Computing, Networking, Storage and Analysis, pp.15-26, 2014.
- 92) 藤田 航平, 市村 強, 田中 聖三, 堀 宗朗, Lalith MADDEGEDARA : 3次元地盤震動解析と多数シナリオの構造物応答解析による都市地震シミュレーション, 土木学会論文集 A1(構造・地震工学), Vol.71, No.4, pp.I.680-I.688, 2015.
- 93) 宮本 崇, 入原 渉, 鈴木 猛康, 藤田 航平, 市村 強 : 3次元非線形地盤震動解析を用いた堆積層における地盤ひずみの集中効果の検証, 土木学会論文集 A1(構造・地震工学), Vol.72, No.4, pp.I.768-I.776, 2016.
- 94) A. Yoshiyuki, K. Fujita, T. Ichimura, M. Hori and L. Wijerathne: Development of Scalable Three-Dimensional Elasto-Plastic Nonlinear Wave Propagation Analysis Method for Earthquake Damage Estimation of Soft Grounds, International Conference on Computational Science, Vol.10861, pp.3-16, 2018.
- 95) K. Fujita, T. Yamaguchi, T. Ichimura, M. Hori and L. Maddegedara: Acceleration of Element-by-Element Kernel in Unstructured Implicit Low-Order Finite-Element Earthquake Simulation Using OpenACC on Pascal GPUs, 2016 Third Workshop on Accelerator Programming Using Directives (WACCPD), Salt Lake City, UT, pp. 1-12, 2016.
- 96) 金 盛弥, 古澤 裕, 木村 昌弘, 西園 恵次 : 狭山池ダム・古代の堤体が語る土木技術史について, 土木史研究, Vol.15, pp.483-490, 1995.
- 97) 長谷川 修一 : 高松クレーター論争の検証, 応用地質, Vol.50, No.6, pp.336-344, 2010.
- 98) 中央開発株式会社 : 地盤情報ナビ, <http://www.geonavi.net/georisknavi2/>, (2021年1月6日閲覧可)
- 99) 斎藤 章彦, 山中 稔 : 香川県におけるため池堤体の維持管理調査技術, 地盤工学会誌, Vol.60, No.5, pp.24-27, 2012.
- 100) G 空間情報センター : 強震断層モデル (4) 工学的基盤における強震動波形, <https://www.geospatial.jp/ckan/dataset/1204/>, (2021年1月6日閲覧可)
- 101) R. Kusakabe, T. Ichimura, K. Fujita, M. Hori, L. Wijerathne: A finite element analysis method for simulating seismic soil liquefaction based on a large-scale 3D soil structure model, Soil Dynamics and Earthquake Engineering, Vol.123, pp.64-74, 2019.
- 102) 小林 範之, 吉武 美孝, 勝山 邦久, 横尾 久美恵 : 石灰処理されたコアを有するため池の動的挙動, 農業土木学会論文集, Vol.225, pp.303-310, 2003.
- 103) J. Franke, M. Sturm, C. Kalmbach: Validation of OpenFOAM 1.6.x with the German VDI guideline for obstacle resolving micro-scale models, Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, Vol.104-106, pp.350-359, 2012.
- 104) 山本 晴彦, 山崎 俊成, 山本 実則, 小林 北斗 : 2012年7月に大分県北部で発生した豪雨と洪水災害の特徴, 日本自然災害学会, Vol.32, No.3, pp.233-248, 2013.

- 105) 国土交通省九州地方整備局：平成 29 年 7 月九州北部豪雨災害に関する情報， http://www.qsr.mlit.go.jp/bousai_joho/H29hokubugouou.html，（2021 年 1 月 6 日現在閲覧可）
- 106) 農業農村工学会：平成 29 年 7 月九州北部豪雨による被災ため池等の第一次現地調査報告書（速報），平成 29 年 8 月 21 日版， http://www.jsidre.or.jp/wordpress/wp-content/uploads/2017/08/170821_kyushuhokubugou-report.pdf，（2021 年 1 月 6 日現在閲覧可）
- 107) 農林水産省：ため池ハザードマップポータルサイト， https://www.maff.go.jp/j/nousin/bousai/bousai_saigai/b_tameike/portal.html，（2021 年 1 月 6 日現在閲覧可）
- 108) 朝倉市：朝倉地区自主防災マップ， <http://www.city.asakura.lg.jp/www/contents/1332397590637/>，（2021 年 1 月 6 日現在閲覧可）
- 109) 田中 耕司・金 淵中・中島 秀明・中北 英一・養老 伸介・羽生 雅則：豪雨による洪水・土石流の発生を想定したマルチ・ハザードと避難判断基準に関する研究，河川技術論文集，Vol.21，pp.485-490，2015.
- 110) 鈴木 健吾，篠原 麻太郎，守屋 博貴，二瓶 泰雄，長谷部 由莉，五十川 周，矢野 真一郎，赤松 良久：平成 29 年九州北部豪雨による福岡県朝倉市山の神ため池の決壊・洪水氾濫状況，土木学会論文集 B1（水工学），Vol.74，No.4，pp.L1183-L1188，2018.
- 111) 国土地理院：6 月 30 日からの梅雨前線に伴う大雨及び平成 29 年台風第 3 号に関する情報， http://www.gsi.go.jp/BOUSAI/H29hukuoka_ooita-heavyrain.html，（2021 年 1 月 6 日現在閲覧可）
- 112) 矢野 真一郎：平成 29 年九州北部豪雨災害先遣調査報告 2 朝倉山田地区（溜池決壊と流木）， <http://committees.jsce.or.jp/report/node/149>，（2021 年 1 月 6 日現在閲覧可）
- 113) 地盤工学会：「平成 29 年 7 月九州北部豪雨」地盤災害説明会－被害の状況とこれから私たちが気をつけること－， https://www.jiban.or.jp/?page_id=4889，（2021 年 1 月 6 日現在閲覧可）
- 114) 気象庁：平成 24 年度災害時自然現象報告書， http://www.jma.go.jp/jma/kishou/books/saigaiji/saigaiji_2012.html，（2021 年 1 月 6 日現在閲覧可）
- 115) 国土地理院：基盤地図情報， <https://www.gsi.go.jp/kiban/>，（2021 年 1 月 6 日現在閲覧可）

第 4 章

- 116) 安井 智哉・篠原 麻太郎・太田 夏帆・二瓶 泰雄：平成 30 年西日本豪雨における倉敷市真備町住民の避難行動と洪水ハザードマップの認知度の関係，土木学会論文集 B1（水工学），Vol.75，No.2，pp.L1381-L1386，2019.
- 117) 国土交通省都市局都市計画課：水災害対策とまちづくりの連携のあり方， https://www.mlit.go.jp/toshi/city_plan/toshi_city_plan_tk_000059.html，（2021 年 1 月 6 日現在閲覧可）
- 118) 佐藤 智・今村 文彦・首藤 伸夫：洪水氾濫の数値計算および家屋被害について，水理講演会論文集，Vol.33，pp.331-336，1989.

- 119) 国土地理院：平成 30 年 7 月豪雨による倉敷市真備町周辺浸水推定段彩図，2018，<https://www.gsi.go.jp/common/000208572.pdf>，(2021 年 1 月 6 日現在閲覧可)
- 120) 海津 正倫：倉敷市真備町における西日本豪雨災害時の洪水流について，E-journal GEO, Vol.14, No.1, pp.53-59, 2019.
- 121) 国土地理院：平成 30 年 7 月豪雨に関する情報，2018，<https://www.gsi.go.jp/BOUSAI/H30.taihuu7gou.html>，(2021 年 1 月 6 日現在閲覧可)
- 122) 和田 光真，久保 栞，吉田 秀典，藤田 航平，市村 強：地震応答解析に基づくため池堤体の損壊判定と損壊に伴う洪水解析，土木学会論文集 A2(応用力学)，Vol.75, No.2, pp.155-164, 2019.

第 5 章

- 123) 国土交通省：今後の国土交通行政が向き合うべき課題と方向性，令和 2 年版国土交通白第 3 章第 1 節，<https://www.mlit.go.jp/statistics/file000004.html>，(2021 年 1 月 6 日現在閲覧可)
- 124) 菊地 輝行，崎田 晃基，秦野 輝儀，西山 哲：航空レーザ計測データを用いた地すべり・崩壊斜面における地形判読と地形変状規模の定量化，情報地質，Vol.31, No.2, pp.37-45, 2020.
- 125) 乾 光一，吉田 真佐也，佐藤 修治，淵上：平成 28 年熊本地震で被災した治山施設の復旧について－「特定民有林直轄治山施設災害復旧等事業」の取り組み－，砂防学会誌，Vol.71, No.5, pp.66-69, 2019.
- 126) 岡崎 豪，レブル オリオル：ディープラーニングによる建物特性の抽出と台風被害想定的手法，人工知能学会全国大会論文集，第 31 回全国大会，No.3P1-NFC-00a-4, pp.1-4, 2017.
- 127) Y. LeCun and Y. Bengio: Convolutional networks for images, speech, and time-series, The Handbook of Brain Theory and Neural Networks, pp.255-258, 1998.
- 128) 篠原 徹，酒井 将也，若月 強，中谷 剛，三隅 良平：テキストマイニングを用いた消防職員が大規模土砂災害現場で必要とする消防防災技術と情報共有に関する分析～平成 26 年 (2014 年) 8 月広島豪雨の経験者を対象とした調査～，自然災害科学，Vol.38, No.1, pp.55-72, 2019.
- 129) T. Valentijn, J. Margutti, M. V. D. Homberg and J. Laaksonen: Multi-Hazard and Spatial Transferability of a CNN for Automated Building Damage Assessment, Remote Sensing, Vol.12, No.2839, pp.1-29, 2020.
- 130) 和田 光真，吉田 秀典：深層学習によるため池崩壊に伴う建物被害棟数の推定，計算数理工学論文集，Vol.19, pp.85-90, 2019.
- 131) 国土地理院：平成 29 年 7 月九州北部豪雨に関する情報，https://www.gsi.go.jp/BOUSAI/H29hukuoka_ooita-heavyrain.html，(2021 年 1 月 6 日現在閲覧可)
- 132) R. Selvaraju, M. Cogswell, A. Das, R. Vedantam, D. Parikh and D. Batra: Grad-CAM: visual explanations from deep networks via gradient-based localization, The IEEE International Conference on Computer Vision, pp.618-626, 2016.

- 133) N. Qian: On the momentum term in gradient descent learning algorithms, *Neural Networks: The Official Journal of the International Neural Network Society*, Vol.12, pp.145-151, 1999.
- 134) S. L. Smith, P. J. Kindermans, C. Ying and Q. V. Le: Don't Decay the Learning Rate, Increase the Batch Size, *International Conference on Learning Representations*, 11p, 2018.
- 135) R. Hamaguchi and S. Hikosaka: Building Detection from Satellite Imagery using Ensemble of Size-specific Detectors, *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, pp.187-191, 2018.
- 136) S. Ren, K. He, R. Girshick and J. Sun: Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks, *Advances in neural information processing systems*, Vol.28, pp.91-99, 2015.
- 137) 和田光真, 久保栞, 吉田秀典: ため池損壊にともなう貯留水の流出シミュレーション, *計算数理工学論文集*, Vol.17, pp.89-94, 2017.
- 138) 高松市: 高松市ため池ハザードマップ, https://www.city.takamatsu.kagawa.jp/sangyou/toti/takamatsuhigashiH24PDF/14heiike/pdf/F14_hei_5.pdf, (2021年1月6日閲覧可)
- 139) 小林 礼奈, 渡壁 守正, 齋藤 開, 鳥越 沙綾: 平成 30 年 7 月豪雨災害の被害状況分析と住民防災意識に関する調査研究 (その 2) アンケート調査に基づく中川地区住民の防災意識調査, *日本建築学会中国支部研究報告集*, Vol.42, pp.979-982, 2019.
- 140) 天野 ゆか, 佐藤 圭二: 東海豪雨被災住宅の復旧状況に関する調査報告 (災害), *日本建築学会技術報告集*, Vol.11, No.22, pp.585-590, 2005.
- 141) 鮫島 和夫, 岡田 知子, 徳田 光弘, 江上 徹: 九州圏における災害復興と現在の居住, *都市住宅学*, Vol.80, pp.54-61, 2013.
- 142) 藤田 翔乃, 畑山 満則: 航空写真を用いた深層学習による地震災害時の屋根損傷家屋の把握, *土木学会論文集 D3 (土木計画学)*, Vol.75, No.6, pp.I.127-I.135, 2020.
- 143) 和田 光真, 久保 栞, 吉田 秀典: 深層学習に基づく土砂災害およびため池災害の規模の推定に関する基礎的研究, *計算数理工学論文集*, Vol.20, pp.137-145, 2020.

Doctoral Thesis

Evaluation of Reservoir Disaster
by Numerical Analysis and Deep Learning

March, 2021

Kagawa University Graduate School of Engineering
Safety Systems Construction Engineering

Mitsumasa Wada

Abstract

Reservoir, which has contributed to the development of Japanese agriculture for a long time, has become difficult to maintain properly due to the change of generations of managers and the weakening of management organizations. In recent years, the possibility of natural disasters and major earthquakes exceeding expectations has increased. It is necessary to comprehensively evaluate from disaster prevention to restoration for reservoirs that are not well managed. Currently, there are about 160,000 reservoirs in Japan, most of them are unevenly distributed in western Japan. In Kagawa prefecture, the density of reservoirs throughout the prefecture is the highest in Japan, the dependence on agricultural water is far above the national average, and there is a high possibility of a major earthquake caused by the Nankai Trough. Therefore, resilience of reservoirs to disasters is an urgent issue. It is an effective means to achieve resilience by strict measures such as reinforcement construction on the embankment of the reservoir. However, reservoirs are not easy because of the private owners. On the other hand, as the reservoir collapses during a large earthquake, hazard maps have been developed to show the arrival time of runoff, flood depth, evacuation shelters, etc. Hazard maps are software measures that can be expected to be effective in a short period of time. However, the arrival time of the runoff expressed in the hazard map is not always properly evaluated because the location and scale of the embankment breach are unclear. Besides, due to the momentum of the runoff due to the collapse of the reservoir, there is a risk of being caught in the runoff before reaching the evacuation center. Therefore, it is extremely difficult to move in the horizontal direction. As a countermeasure, vertical evacuation to the second floor of the house is unavoidable, however, the risk of collapse of the house is not shown in the reservoir hazard map.

In response to the above, in this paper, a series of disasters such as damage to the reservoir embankment, floods, and collapse of houses caused by a large earthquake is comprehensively evaluated by three-dimensional numerical analysis. The evaluation results show that disaster information is provided to the current reservoir hazard map. Multifaceted evaluation is expected to lead to more effective and practical disaster prevention and mitigation policies. Regarding the damage to the embankment, a three-dimensional seismic response analysis based on the finite element method was carried out for the actual reservoir in Takamatsu city. As a result of the analysis, it was clarified that the acceleration response at the top of the embankment corresponds to a little over 6 in terms of seismic intensity, and the maximum shear strain reaches the level at which the embankment collapses. Also, the location and scale of damage to the embankment, which was not represented in the current hazard map, are shown. Regarding floods, there are very few records of floods caused by the collapse of the reservoir due to the earthquake, and there is no useful measurement data for research. Therefore, the validity of the analysis was verified using the records of the damage to the reservoir embankment in the heavy rain disaster. As a result of the analysis, the results were almost the same as the actual damage situation, so the flood analysis was carried out by this method, reflecting the location and scale of the damage caused by the earthquake on the reservoir embankment. Furthermore, in order to compare the case where the building is included in the analysis and the case where the building is not included, the presence or absence of the building is reflected in the analysis. As a result of the analysis,

it was shown that the flood area is almost the same as the current hazard map regardless of the presence or absence of buildings. Regarding the flood depth and flow velocity, it was clarified that there are differences depending on the presence or absence of buildings and that the layout of buildings causes areas where the flood risk is higher than the current hazard map. Succeeding, as a result of evaluating the collapse risk for wooden houses using the flood depth and flow velocity obtained from the flood analysis results, there is a risk that the wooden houses will be damaged even in urban areas not assumed in the current hazard map. In addition, it was found that the runoff due to the collapse of the reservoir may reach even in the area far enough from the reservoir, and there are areas where vertical evacuation is difficult.

In addition, the evaluation of disasters related to recovery and reconstruction was also examined. In this paper, deep learning, which is one of artificial intelligence, was used to construct a basic model for detecting damage information quickly and at low cost from aerial photographs after a disaster. As for the artificial intelligence model, a model for automatically determining the hillside collapse and the suspended reservoir, a model for automatically determining the state of the house before the disaster, and a model for automatically determining the collapse of the house after the disaster were constructed. As a result of the examination, it was shown that all of them have high detection accuracy and can significantly reduce the cost of image collection. When evaluating a disaster by deep learning, it is expected that the judgment will be quick and stable because it does not involve human work.

As mentioned above, an integrated evaluation using three-dimensional numerical analysis and artificial intelligence was made for disaster prevention and mitigation, and recovery and reconstruction. We conclude that these evaluation methods are able to be useful information and implemented in society in the future.

Table of contents

1	Introduction	1
1.1	Disaster Prevention for Reservoirs and Previous Research	1
1.1.1	Disaster Prevention for Reservoirs	1
1.1.2	Previous Research	11
1.2	Significance and Purpose of Study	16
1.3	Framework	18
2	Basic Theory for Assessing Disaster Risk	20
2.1	Basic Theory of Seismic Response Analysis	20
2.2	Basic Theory of Flood Analysis	24
2.3	Basic Theory of Deep Learning	26
3	Evaluation of Collapse of the Reservoir Embankment and Flood Risk	36
3.1	Overview	36
3.2	Seismic Response Analysis	39
3.2.1	Overview of seismic response analysis	39
3.2.2	Boundary conditions for seismic response analysis	41
3.2.3	Seismic response analysis result: Displacement distribution	44
3.2.4	Seismic response analysis result: Stress distribution	44
3.2.5	Seismic response analysis result: Strain distribution	47
3.2.6	Seismic response analysis result: Acceleration response at the top of the reservoir	56
3.3	Validation of Flood Analysis	60
3.3.1	Flood analysis that reproduces the reservoir disaster	61
3.3.2	Overview of flood analysis	61
3.3.3	Results of flood analysis	66
3.3.4	Summary of validation of flood analysis	69
3.4	Flood Analysis of Reservoir	70
3.4.1	Overview of flood analysis	70
3.4.2	Boundary conditions for flood analysis	71
3.4.3	Flood analysis results: Flow velocity distribution	74
3.4.4	Results of flood analysis: flood depth distribution	74
3.4.5	Comparison with the current hazard map	77
3.4.6	Impact on flood damage due to different scale of embankment damage	77
3.5	Summary of Evaluation of Collapse of the Reservoir Embankment and Flood Risk	83

4	Risk Assessment of House Damage	84
4.1	Overview	84
4.2	Outline of Damage Judgment of House	85
4.3	Verification of Validity of House Damage Judgment	87
4.3.1	Analysis summary	87
4.3.2	Results of preparatory analysis	87
4.3.3	Damage judgment of a house	89
4.4	Judgment of Damage to Houses due to the Collapse of Reservoir	93
4.4.1	Overview of flood analysis	93
4.4.2	Flood analysis results	96
4.4.3	Damage judgment of a house	97
4.5	Summary of Risk Evaluation by House Damage Judgment	103
5	Evaluation of Disaster Damage Scale	104
5.1	Overview	104
5.2	Detection of Floating Reservoirs and Sediment-related Disasters after Heavy Rain Disasters using Deep Learning Models	106
5.2.1	Preparation of training data	106
5.2.2	Training with learning data	107
5.2.3	Verification of learning results	107
5.2.4	Detection of sediment-related disasters and reservoir disasters by aerial pho- tography	109
5.3	House Detection by Deep Learning Model	114
5.3.1	Detection of house damage	114
5.3.2	Training data for building detection	114
5.3.3	Learning with CNN	115
5.3.4	Verification of learning results	115
5.3.5	Flood range image preparation	117
5.3.6	Result of building detection	121
5.4	Detection of Collapsed Houses by Deep Learning Model	124
5.4.1	Detection of houses after the disaster	124
5.4.2	Preparation of training data	125
5.4.3	Training with learning data	125
5.4.4	Detection of buildings by aerial photography	129
5.5	Summary of Evaluation of Disaster Damage Scale	131
6	Conclusion	132
	Acknowledgment	135
	References	137

List of Tables

2.1	Initial parameters of $k-\omega$ SST model	25
3.1	The mechanical properties of each layer	43
3.2	Material properties of water and air	65
3.3	Material properties of water and air	72
4.1	Material properties of water and air	96
5.1	Count comparision of houses	121

List of Figures

1.1	Number of reservoirs subject to notification by prefecture based on the Reservoir Management and Conservation Law (Ministry of Agriculture, Forestry and Fisheries, July 2020)	3
1.2	Notification status by prefecture based on the Reservoir Management and Conservation Law (Ministry of Agriculture, Forestry and Fisheries, July 2020)	3
1.3	History of the major earthquake that caused the damage to the reservoirs	4
1.4	Example of damage caused by 2011 the Pacific coast of Tohoku Earthquake (Additional illustration added to the photo excerpted from Sukagawa City data ⁶⁾)	4
1.5	Evacuation method (horizontal evacuation)	5
1.6	Evacuation method (vertical evacuation)	5
1.7	River Flood Hazard Map, Tokyo, Partial excerpt from 2020 (Reiwa 2) ¹⁰⁾	7
1.8	Reservoir Hazard Map, Higashikagawa City, Partial excerpt from 2015 (Heisei 27) ¹²⁾	7
1.9	Reservoir Hazard Map, Minamiawaji City, Partial excerpt from 2020 (Reiwa 2) ¹²⁾	8
1.10	Reservoir Hazard Map, Sakaide City, Partial Excerpt from 2013 (Heisei 25) ¹³⁾	8
1.11	Reservoir Hazard Map, Takatsuki City, Partial Excerpt from 2013 (Heisei 25) ¹⁴⁾	9
1.12	Conceptual diagram of a reservoir whose deep structure is unknown	9
2.1	A conceptual diagram of the volume fraction α	24
2.2	Overall flow chart of convolution neural network	27
2.3	Convolution: Filters the RGB image of the original data and adds a bias to reduce the capacity of the original data.	28
2.4	Processing to RGB image by filtering	28
2.5	Visualization of the filter at the early stage of the convolution proces	29
2.6	Visualization of the filter at the final stage of the convolution process	29
2.7	Batch normalization: Reduce data bias by averaging and distributing numbers without resizing convolution data.	30

2.8	ReLU function: An activation function that converts a negative value of normalized data to zero.	31
2.9	Max pooling: Extraction of maximum value.	31
2.10	Bottleneck A: Intermediate layer processing by type A flowchart.	33
2.11	Bottleneck B: Intermediate layer processing by type B flowchart.	33
2.12	Average pooling: The process of converting a two-dimensional array into a one-dimensional array.	34
2.13	Reshape: The process of converting a two-dimensional array to a one-dimensional array.	34
2.14	Linear function: Calculates the sum of weights.	34
2.15	Soft cross entropy: Outputs the loss rate due to cross entropy. . .	35
3.1	Geological cross-section around the reservoir (processed from the reference ⁹⁷)	41
3.2	(a)Overall view, (b)Mesh diagram, (c)Model diagram for middle yaler	42
3.3	Input wave	42
3.4	(a)-1 Time history maximum response displacement (m)	45
3.5	(a)-2 Time history maximum response displacement (m)	45
3.6	(a)-3 Time history maximum response displacement (m)	46
3.7	(b) Cross-sectional view of the reservoir embankment in the long side direction at the time of maximum response	46
3.8	(a)-1 Time history response of principal stress distribution (MPa)	48
3.9	(a)-2 Time history response of principal stress distribution (MPa)	48
3.10	(a)-3 Time history response of principal stress distribution (MPa)	49
3.11	(b) Cross-sectional view of the reservoir embankment in the long side direction at the time of maximum response (MPa)	49
3.12	(a)-1 Time history of maximum shear strain distribution	50
3.13	(a)-2 Time history of maximum shear strain distribution	50
3.14	(a)-3 Time history of maximum shear strain distribution	51
3.15	(b) Cross-sectional view of the reservoir embankment in the long side direction at the time of maximum response	51
3.16	(a)-1 Time history response of axial strain component	52
3.17	(a)-2 Time history response of axial strain component	52
3.18	(a)-3 Time history response of axial strain component	53
3.19	(b)-1 Time history response of shear strain component	53
3.20	(b)-2 Time history response of shear strain component	54
3.21	(b)-3 Time history response of shear strain component	54
3.22	(c)-1 Time history response of axial displacement of point C . . .	55
3.23	(c)-2 Time history response of axial displacement of point C . . .	55
3.24	Maximum shear strain time history response, (a) between 20 and 30 seconds	57
3.25	Maximum shear strain time history response, (b) between 50 and 60 seconds	57

3.26	(a) Time history response of acceleration at the top of the embankment of the reservoir	59
3.27	(b) Time history response of displacement at the top of the embankment of the reservoir	59
3.28	Aerial photograph of normal times (before disaster) (extracted from Geospatial Information Authority of Japan) ¹¹¹⁾	62
3.29	Aerial photograph after disaster (excerpt from Geographical Survey Institute) ¹¹¹⁾	62
3.30	Hazard map before the disaster (excerpt from Asakura City public materials)	63
3.31	Hazard map updated after the disaster Partial excerpt from Asakura City public materials)	63
3.32	Analysis object	64
3.33	Flood situation (2.5 minutes later)	67
3.34	Flood situation (5 minutes later)	67
3.35	Flood situation (12.5 minutes later)	68
3.36	Flood situation (15 minutes later)	68
3.37	Overview of flood analysis model	70
3.38	(a) Elevation difference of the bottom of the analysis mesh considering the building	71
3.39	(b) Elevation difference at the bottom of the analysis mesh that does not consider buildings	71
3.40	Conceptual diagram of 3 layers extracted from the bottom surface from the analysis elements	73
3.41	(a) Maximum flow velocity (m/s) at a house height of 1.1 m in an analysis mesh considering buildings	75
3.42	(b) Maximum flow velocity (m/s) at a house height of 1.1 m in an analysis mesh that does not consider buildings	75
3.43	(a) Maximum flood depth in the analysis mesh considering buildings (m)	76
3.44	(b) Maximum flood depth in the analysis mesh that does not consider buildings (m)	76
3.45	Emphasizes areas over 2m on the hazard map	78
3.46	The maximum inundation depth of the analysis result and the area over 2 m on the hazard map are superimposed and displayed.	78
3.47	Flood distribution with damage widths of 30m (left) and 60m (right)	79
3.48	Time history of flood height	80
3.49	Time history of dynamic water pressure	80
3.50	Time history of flow velocity	82
4.1	Analysis mesh for preparatory analysis	88
4.2	Preparatory analysis results (flow velocity vector and spatial distribution of flood depth)	90
4.3	Damage judgment of a house	90

4.4	Aerial photo before the disaster	91
4.5	Aerial photo after disaster	91
4.6	House damage judgment (new earthquake resistance standard) . .	92
4.7	House damage judgment (old earthquake resistance standard) . .	92
4.8	Damage judgment of house (sliding)	92
4.9	Reservoir flood analysis model	94
4.10	Elevation difference display on the bottom of the analysis model	95
4.11	Maximum flow velocity at a height of 1.1 m (m/s)	98
4.12	Flow velocity vector (m/s) at a height of 1.1 m	99
4.13	House damage judgment (new earthquake resistance standard) .	100
4.14	House damage judgment (old earthquake resistance standard) . .	101
4.15	Damage judgment of house (sliding)	102
5.1	Class Activation Mapping: A method of highlighting input areas that have contributed to a particular class in an image recognition model.	107
5.2	Learning curve showing the correct answer rate	108
5.3	Learning curve showing the loss rate	108
5.4	Distribution of the number of disaster detected in the training data	109
5.5	Detection of sediment-related disaster included reservoir disaster by aerial photography	111
5.6	Disaster detection in areas with both turbid and non-turbid areas	111
5.7	Confusion matrix to understand the detection accuracy of the training model	112
5.8	Disaster detection showing the maximum number of disaster judg- ments	112
5.9	Annotation plot (Positive)	116
5.10	Annotation plot (Negative)	116
5.11	CNN Model accuracy curves (train and validation) during the 60-epoch training process	118
5.12	CNN Model loss curves (train and validation) during the 60- epoch training process	118
5.13	Correctly classified	119
5.14	Correctly classified	119
5.15	Flooded area	120
5.16	The number of houses in flooded area	122
5.17	Enlarged view of 96 pixel division	123
5.18	Enlarged view of 128 pixel division	123
5.19	(Left) Aerial photograph as learning data, (Center) Visualization of image recognition by CAM, (Right) Highlighting points by Annotation	126
5.20	Learning curve (Accuracy)	127
5.21	Learning curve (Loss)	127
5.22	Distribution of the number of houses in the training data	128
5.23	Detection result of the number of houses in the test image	128

5.24	Judgment result of building abundance density (Area A)	130
5.25	Judgment result of building abundance density (Area B)	130

List of Photos

3.1	Surroundings of Heike (photographed from the eastern end to the west at the top of the embankment)	39
3.2	Surroundings of Heike (photographed revetment block inside the embankment)	40

1 . Introduction

1.1 Disaster Prevention for Reservoirs and Previous Research

1.1.1 Disaster Prevention for Reservoirs

The origin of the reservoirs have been started in the Kofun period and have supported Japanese agriculture. 70% of the remaining reservoirs were built before the Edo period and the construction method was mainly manual compaction method ,for example Tani¹⁾(1990). Because a large amount of water source is required at the same time as the development of agriculture, agricultural reservoirs have been actively constructed in various places. Many of them still exist today, there are about 160,000 locations according to a survey by the Ministry of Agriculture Forestry and Fisheries, at the end of July 2020(Reiwa 2). In this way, the agricultural reservoirs have fulfilled the purpose of water utilization, though every time a large earthquake occurs, the damage with large-scale is concentrated at the embankment²⁾. Recently, it is required to repair the existing reservoir embankment to deal with the damage. When renovating the existing embankment body, The "front blade metal construction method" is mainly used that is covered the front surface (water side) of the existing embankment with a cohesive clay blade and is covered on the embankment as a protective body. In addition, the inner surface where the water surface rises and falls is protected by stones and concrete blocks to prevent erosion, and water discharge channels and water intake facilities are provided as appropriate to manage against flooding. From the Meiji period to the present day, the reservoir embankment body in Japan has been efficiently and firmly repaired mainly by the front blade metal construction method. Under a large number of people were performed compaction and repair work without heavy machinery for many decades during the Edo period, a method of simply repeating embankment and compaction was adopted. Therefore, the construction age and construction method were difficult to clear and there is no design document that describes in detail, and it is difficult to grasp the details of the inside unless construct to repair the inside of the embankment is carried out. Takizawa et al.³⁾(2007) mentioned that there are many existing embankment bodies that were built before the Edo period in the deep part of the embankment body and have insufficient compaction and unconsidered against the large earthquake. It is also shown that there are many unclear points as to whether it has been repaired. Furthermore, there are many existing facilities for agriculture in areas with low rainfall, reservoirs were extremely important facilities that could secure irrigation water. For instance, Kagawa Prefecture has been short of water almost every year due to the Setouchi climate, therefore the density of reservoir is still the highest in Japan.

Maintenance of reservoirs is extremely important for disaster prevention measures. which has entered a period of high economic miracle after the war two in Japan, the agricultural population has declined sharply, and at the same time, the depopulation of rural areas that manage reservoirs

has made it difficult to take over managers correctly. As a countermeasure, in 1955 (Showa 30), the Ministry of Agriculture and Forestry established the "Reservoir Register". After that, the reservoir record was redeveloped again in 1997 (Heisei 9), and a particular degree of accuracy was obtained⁴).

Nevertheless, no matter how much the reservoir ledger is prepared, the residents who are at risk of receiving a reservoir disaster must be aware of the danger of the disaster and disaster prevention consistently. In March 2011 at the Pacific coast of Tohoku Earthquake, the Fujinuma Dam which is a relatively large reservoir broke down and causing damage to 8 people death, 19 completely destroyed houses, and 55 flooded houses above-floor level and underfloor level. In response to this, the Basic Act on Disaster Countermeasures was revised and the National Resilience Act was established in 2013 (Heisei 25), making it mandatory to create hazard maps throughout Japan in 2013 (Heisei 25). Furthermore in recent years, due to the frequent occurrence of heavy rain disasters caused by irregular weather, the Law Concerning the Management and Conservation of Agricultural Reservoir came into effect on July 1, 2019 (Reiwa 1). This law requires the manager to submit the official notification for reservoirs of a particular amount. According to the Ministry of Agriculture, Forestry and Fisheries, as of the end of July 2020 (Reiwa 2), the reservoirs that are subject to notification by prefecture based on the Management and Conservation Law have concentrated in the coastal area of Setouchi Sea that has low rainfall(**Fig.1.1**). Moreover, according to the notification status by prefecture based on the Reservoir Management and Conservation Law as of the end of July 2020 (Reiwa 2), the characteristic of the area where the notification achievement rate is as low as 60 %(**Fig.1.2**). The reason is not only a large number of reservoirs but also includes areas where it is difficult for managers to inherit reservoirs due to depopulation, Noguchi⁵)(2020).

Most of the reservoirs with low notification rates are concentrated in western Japan. Considering a high risk of Nankai Trough earthquakes in the area, Cabinet Office ⁷)(2013), a higher risk of the embankment of the reservoir collapsing due to the major earthquake comparing another place. Even in past cases, the damage caused by the collapse of the reservoir was concentrated when a major earthquake occurred. **Fig.1.3** shows the history of the major earthquakes that damaged the reservoir. The record of a major earthquake remains from the 1361 Shohei earthquake. After that, large earthquakes occurred periodically about every 100 years. According to the statistics of the Ministry of Agriculture, Forestry and Fisheries, the possibility that the reservoir collapsed due to a large earthquake is about 30%. In 1854 (Ansei 1), reservoirs broke in various places during the Ansei Igaueno earthquake. At Manno reservoir in Kagawa Prefecture, there is a record that the embankment cracked and broke a few days later. In the Nobi earthquake of 1891 (Meiji 24), the embankment of the reservoir in the city of Nagoya broke. Recently, the Pacific coast of Tohoku Earthquake in 2011, the large-scale Fujinuma Dam collapsed, killing 8 people, completely destroying 19 houses, and 55 houses flooded above the floor. When a reservoir such as the Fujinuma Dam collapses due to a large earthquake, the runoff water is a strong stream that can be described as an inland tsunami(**Fig.1.4**).

When the embankment of the reservoir is cracked by the earthquake, it is possible to evacuate taking time until collapse. Although when suddenly collapses like the Fujinuma Dam, the evacuation will be difficult. If the embankment collapses suddenly, there is a risk that the runoff water will reach the city area before the disaster alert. Furthermore, because a major earthquake causes multiple damages such as the collapse of buildings and fires, it is difficult for residents to

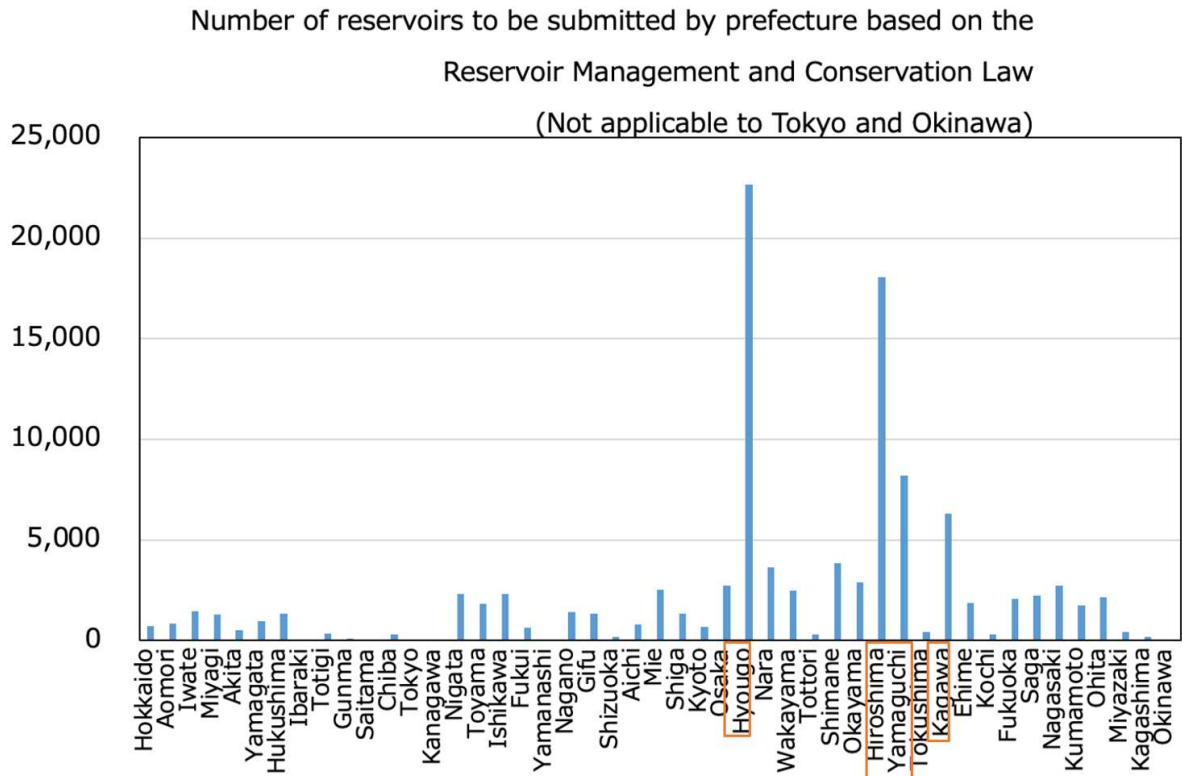


Fig.1.1 Number of reservoirs subject to notification by prefecture based on the Reservoir Management and Conservation Law (Ministry of Agriculture, Forestry and Fisheries, July 2020)

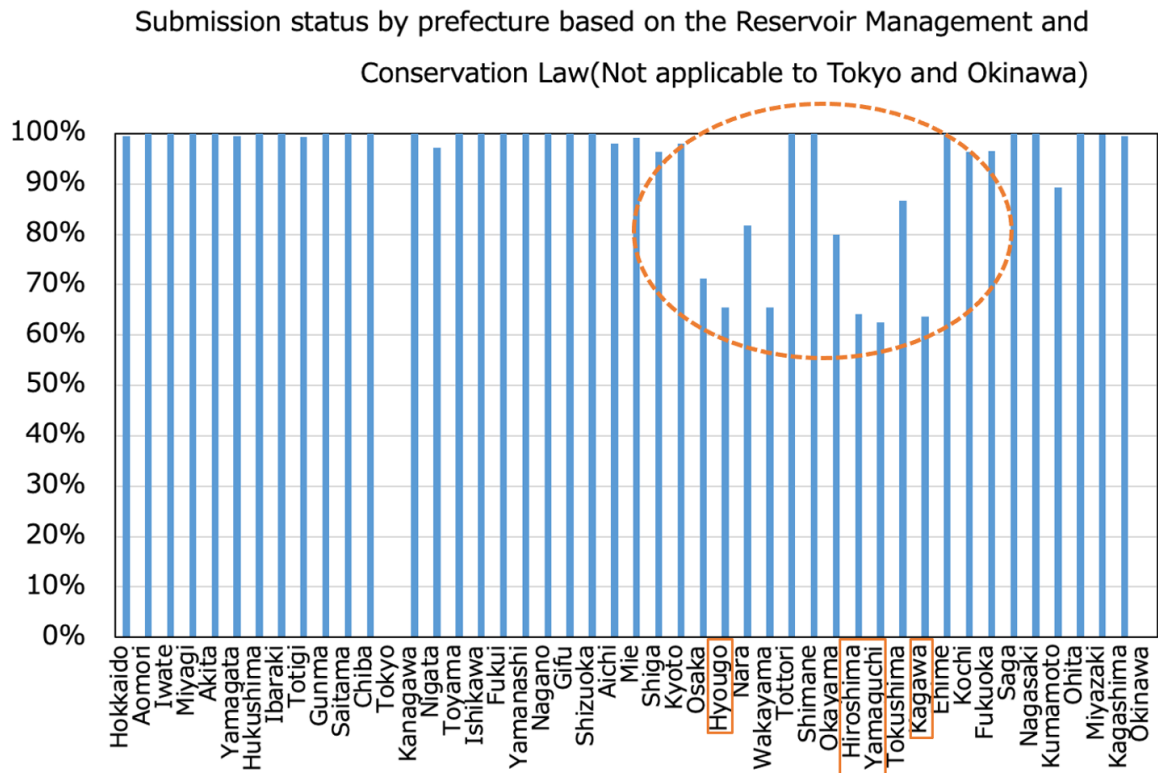


Fig.1.2 Notification status by prefecture based on the Reservoir Management and Conservation Law (Ministry of Agriculture, Forestry and Fisheries, July 2020)

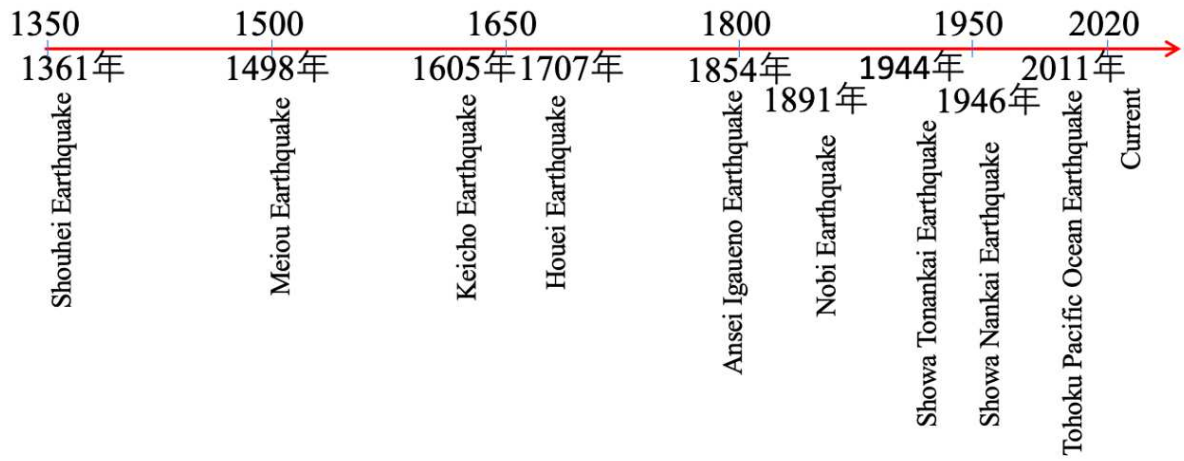


Fig.1.3 History of the major earthquake that caused the damage to the reservoirs



Fig.1.4 Example of damage caused by 2011 the Pacific coast of Tohoku Earthquake (Additional illustration added to the photo excerpted from Sukagawa City data⁶⁾)

be able to avoid flood areas and evacuate to disaster centers excepted the people who trained for disaster prevention. Moving horizontally toward an evacuation center is called horizontal evacuation (**Fig.1.5**), this evacuation way is not a realistic evacuation method in the case of a reservoir disaster. Therefore, if the embankment suddenly collapses, it will be forced to evacuate vertically to the second floor of the house, a robust building nearby, or a hill (**Fig.1.6**). However, no data is showing whether the house itself, the destination for evacuation is in a state where it can endure the runoff water.

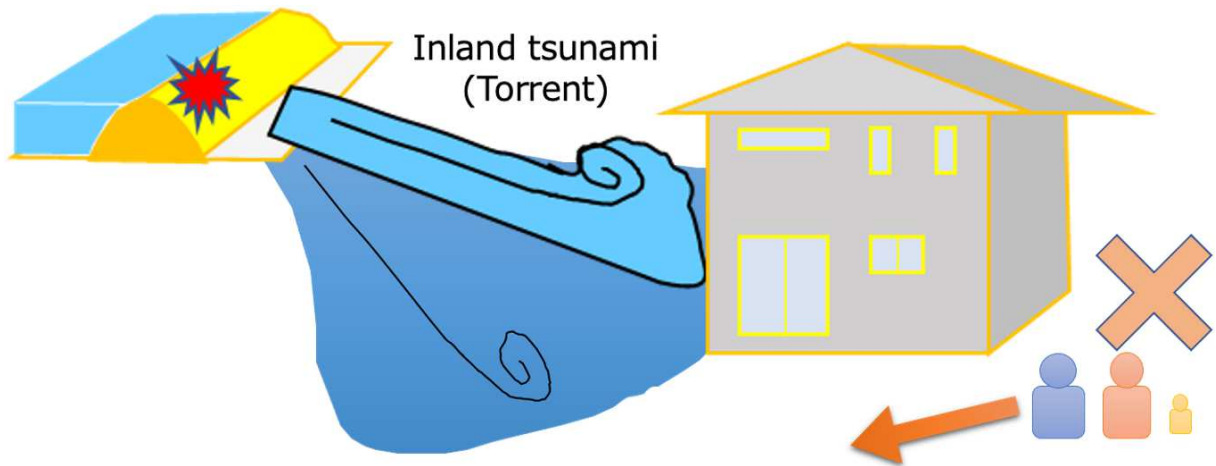


Fig.1.5 Evacuation method (horizontal evacuation)

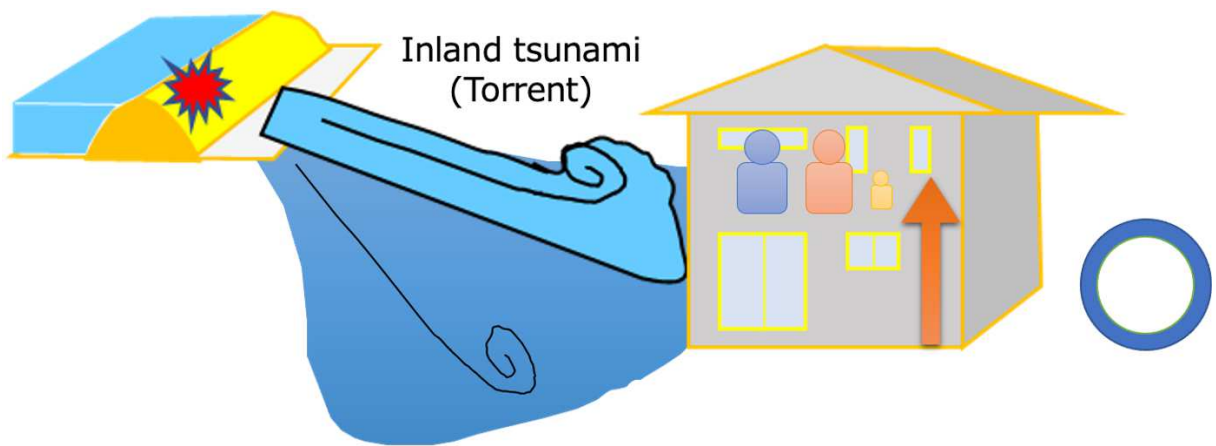


Fig.1.6 Evacuation method (vertical evacuation)

Although the risk of building collapse is not displayed on the reservoir hazard map, the risk assessment of house collapse was displayed at the same time as the flood control law was revised in 2015 (Heisei 27) for the hazard map of river flooding. For example, the river flood hazard map¹⁰⁾ based on the making manual⁸⁾ for possible flood zone was created by the Tokyo Metropolitan Government shown in **Fig.1.7**. In addition, as for the standards for houses, Article 39 of the Building Standards Law stipulates that local governments can specify restrictions such as the prohibition of buildings after designating disaster risk areas. The Ministry of Land, Infrastructure, Transport and Tourism's Water Disaster Countermeasures Review Subcommittee⁹⁾ (2020) indi-

cated a district plan in the area surrounding the lower reaches of the Yaguchi River in Hiroshima City, Hiroshima Prefecture, as a proper application as Article 39. Concerning the district policy, the restrictions on the floor height of first floor rooms in the area, the guidance of houses to areas that are less susceptible to flood damage, and the restriction of constructing houses with floor heights below 9.8 m above sea level were explained. On the other hand, unlike rivers, the law on the development of reservoirs is promoting the creation of a database of agricultural reservoirs, the designation of specific agricultural reservoirs, notification, and priority implementation of the constructive development. For instance, in Kagawa Prefecture, after the reinforcement work was examined by the Reservoir Seismic Resistance Improvement Review Committee in 2011, the Reservoir for Specified Agricultural Reservoir was established by the Reservoir Management and Conservation Law specified 181 places on August 31, 2020 (Reiwa 2). Reinforcement work will be carried out preferentially from these designated reservoirs, nevertheless, it will take time to complete all the work.

In parallel with the reinforcement measures, soft measures using hazard maps showing the range of runoff water, flood depth, evacuation methods, etc. are being implemented as reservoir disaster countermeasures. Currently, hazard maps have been prepared nationwide based on the guide for creating reservoir hazard maps (Ministry of Agriculture, Forestry and Fisheries, 2013 (Heisei 25), and published for anyone. However, there are very few cases in which the flood situation and the arrival time of the runoff water predict the actual disaster with high accuracy. Furthermore, there are no cases showing the risk of house collapse for the reservoir hazard map like in the river flood hazard map. For example, in Higashikagawa City¹²⁾, 2015 (Heisei 27), **Fig.1.8** shows that the effluent does not reach for 10 minutes even if the effluent reaches only a few hundred meters away after the reservoir collapses. Furthermore, in Minamiawaji City¹²⁾, 2020 (Reiwa 2), the arrival time of runoff water expresses a realistic value, nevertheless, it is assumed that the arrow in the evacuation direction will escape to the road. **Fig.1.9** shows how it is difficult to judge whether or not the actual evacuation behavior such as escaping can be correctly guided that the correct way is escaped to the hill or moreover high level buildings. Furthermore, even though the arrival time of the runoff water around the building near the embankment is only 1 minute, it is expressed as if it is urging evacuation in the horizontal direction from the building. In Sakaide City¹³⁾, 2013 (Heisei 25), the wide range of inundation according to the scale of the reservoir is shown in **Fig.1.10**. However, even though most of the area is flooded in just 5 minutes, it guides horizontal evacuation. If this guided horizontal evacuation can be followed, it appears that escape is required within 5 minutes of flooding time. However, it seems difficult to apply the instructed evacuation method as in this case to weak people such as elderly people and children. On the other hand, there is a method of vertical evacuation, however, this is not indicated in the hazard map, and there is a possibility that local residents may choose the wrong evacuation behavior. In Takatsuki City¹⁴⁾, 2013 (Heisei 25), as shown in **Fig.1.11**, the inundation range and the arrival time of water are shown appropriately, and the collapsed part of the reservoir body is assumed to be near the center of the embankment. It is assumed that this is a safety judgment. However, considering the results of analyzing the danger of the corners where the stress of the embankment is concentrated during an earthquake have not been shown, the location of the damage may be speculative.

As mentioned above, there are many cases where even the latest reservoir hazard map cannot be said to be properly evaluated. When creating a hazard map, it is desirable to predict the fragility

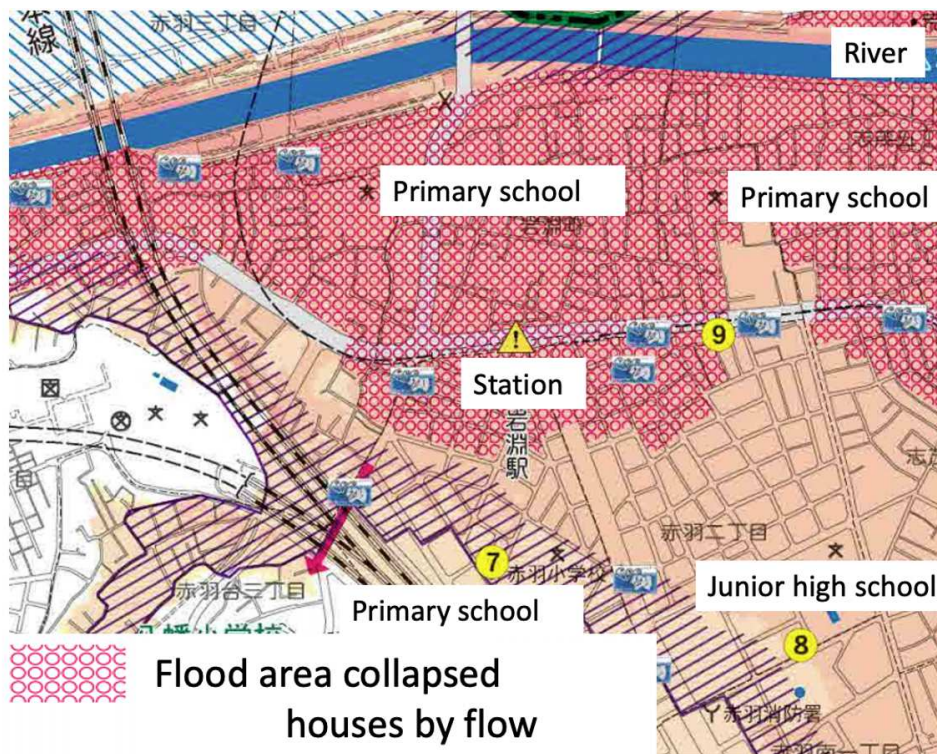


Fig.1.7 River Flood Hazard Map, Tokyo, Partial excerpt from 2020 (Reiwa 2)¹⁰⁾

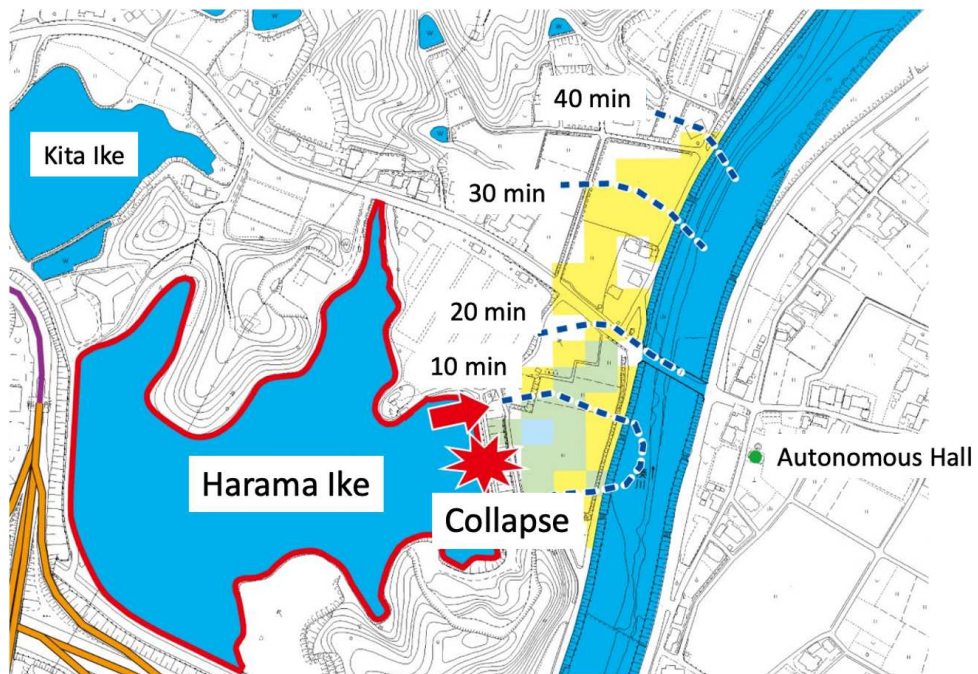


Fig.1.8 Reservoir Hazard Map, Higashikagawa City, Partial excerpt from 2015 (Heisei 27)¹²⁾

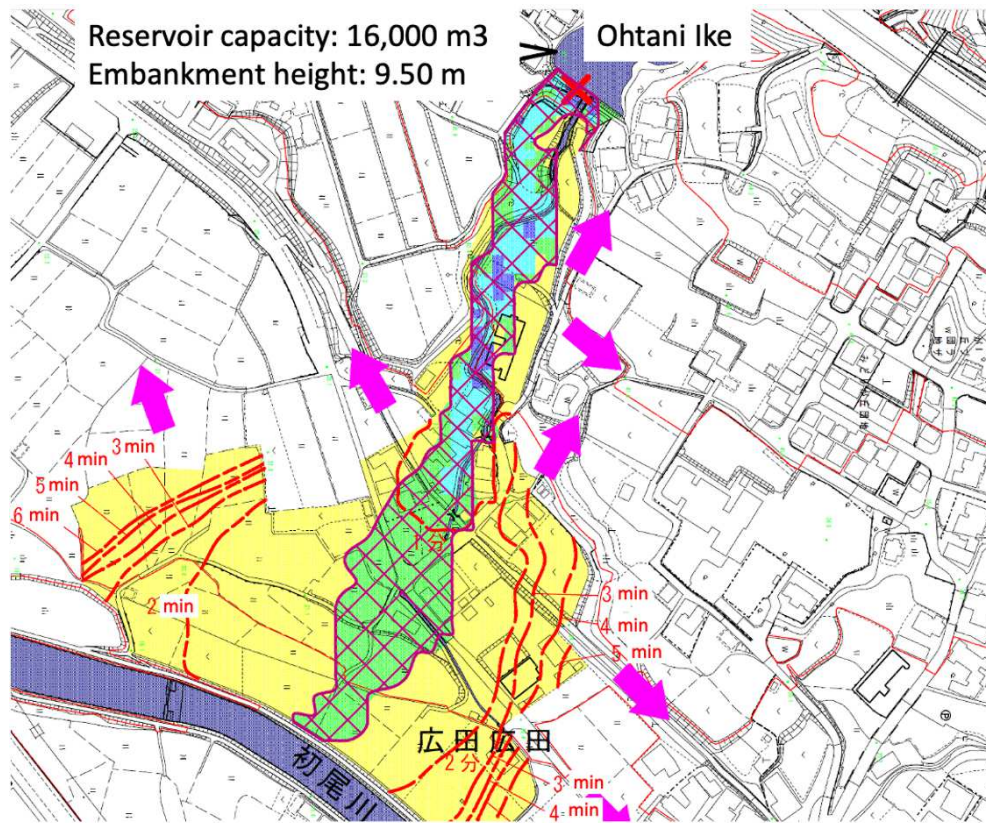


Fig.1.9 Reservoir Hazard Map, Minamiawaji City, Partial excerpt from 2020 (Reiwa 2)¹²⁾

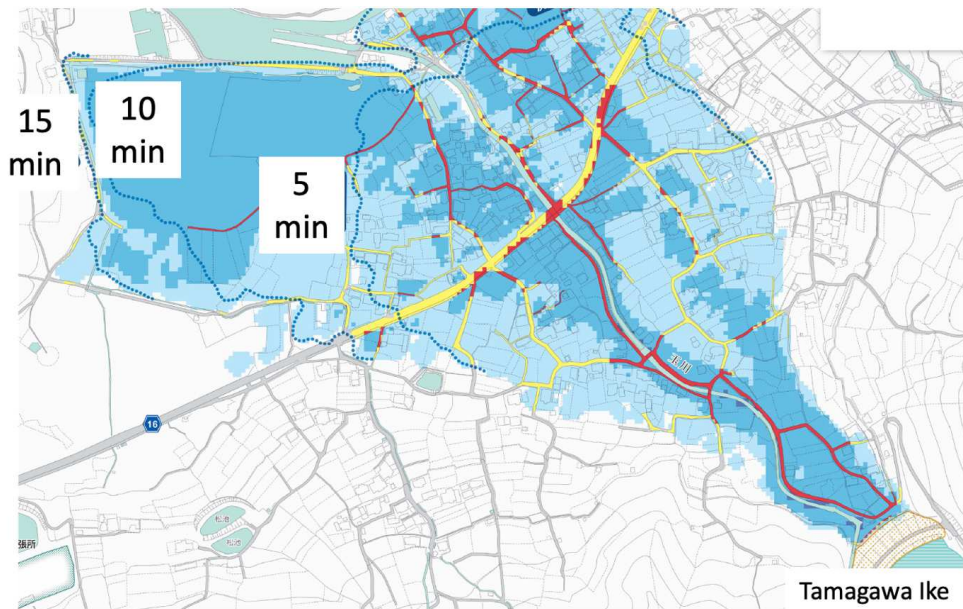


Fig.1.10 Reservoir Hazard Map, Sakaide City, Partial Excerpt from 2013 (Heisei 25)¹³⁾

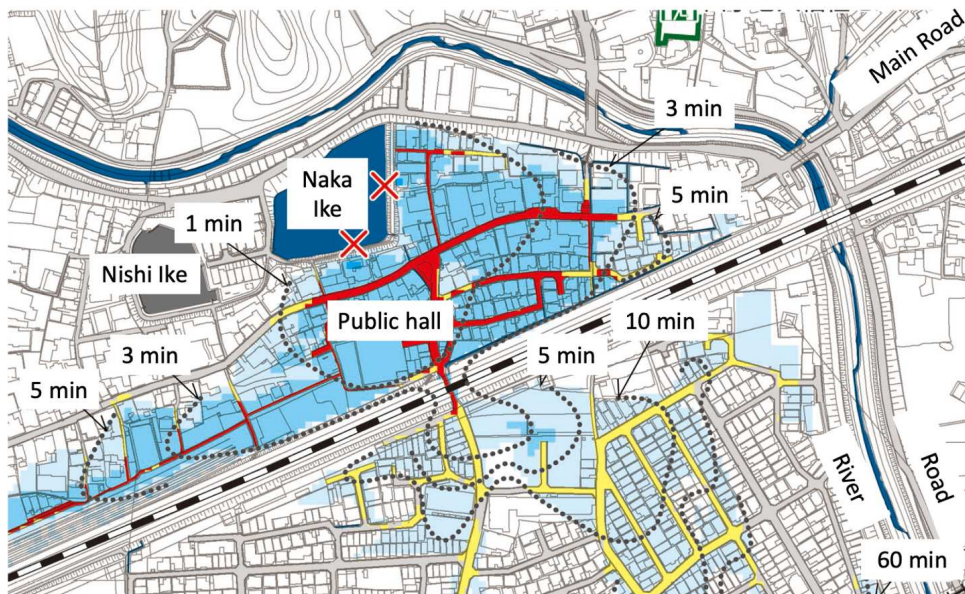


Fig.1.11 Reservoir Hazard Map, Takatsuki City, Partial Excerpt from 2013 (Heisei 25)¹⁴⁾

Old and loose ground?
 Edo Period?
 Unknown?

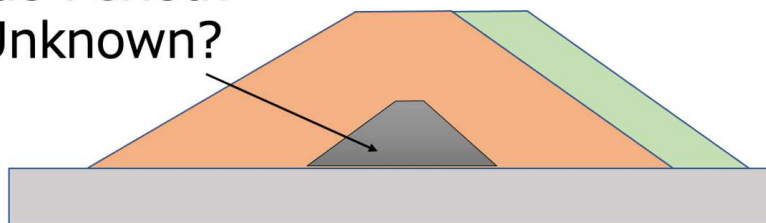


Fig.1.12 Conceptual diagram of a reservoir whose deep structure is unknown

of the embankment body to some extent before estimating the runoff water area. Regarding the seismic resistance evaluation of the embankment body of the reservoir, the method by the Newmark system that calculates the sliding surface by two-dimensional analysis of the cross-section in the orthogonal direction of the reservoir is mainly adopted. The rising of pore water pressure, decreasing of the strength, and the effects of liquefaction are simply analyzed. However, as a seismic evaluation of the embankment body shown in the hazard map, it is more important to grasp the ground condition around the embankment body, the shape of the embankment body, the damaged part, and the scale rather than grasping the detail. Furthermore, in the deep part of the reservoir embankment body, as shown in the conceptual diagram of the embankment in the figure, there are many embankments whose strength is decreasing due to low compaction soil and aging. For this reason, it is more useful to clarify the general vulnerability by three-dimensional seismic response analysis by the finite element method, rather than verifying the behavior during an earthquake by analyzing complicated ground characteristics in detail.

1.1.2 Previous Research

Past research on reservoir disasters caused by earthquakes began to accumulate academically after the establishment of the Agricultural and Civil Engineering Society in 1929 (Showa 4). In the research at the time of its inauguration, it was reported that the shape of the reservoir embankment body affects the damage. Wakui¹⁵⁾ (1932) stated that from a geological point of view, consideration was given to the selection of reservoir construction site and that the elastic waves of earthquakes affect the embankment, which is an artificial structure constructed on hard rock. Inoue¹⁶⁾ (1937) showed the formula to find the top width of the embankment from the relationship between the top width ratio of the embankment to the reservoir depth at full water level and the inner and outer slope on the water. Akiba et al.¹⁷⁾ (1941) showed that the most damage at the boundary between the flat land and the mountains in the 1939 M6.8 Oga earthquake in Akita prefecture, was the influence of the cohesive force of the soil composition and greater than the scale of height and top width relationship. Hatanaka¹⁸⁾ (1952) showed the period of two-dimensional shear free vibration when the embankment top length is more than four times compared height, with the relationship between the height and the shear wave velocity.

After that, there was damage to the reservoir due to repeated large earthquakes in the Tohoku area, and the causes of the collapse of the reservoir were progressing researched, and the soil characteristics of the embankment and the damage factors with statistical methods were studied. Mizuno et al.¹⁹⁾ (1968) showed that the disaster in Aomori Prefecture caused by M7.8 Tokachi-Oki in 1968 caused the collapse damage of the reservoir to infiltrate a part of the deteriorated slope, decreasing seismic resistance. Takase²⁰⁾ (1969) used statistical methods to suggest the causes of disasters and preventive measures based on historical facts related to earth dams and presented the design and construction methods of embankment bodies. Hakuno et al.²¹⁾ (1979) showed the vulnerability of the artificial embankment construction ground in the 1978 (Showa 53) M7.4 Miyagiken-Oki earthquake damage survey report. Tani et al.^{22),23)} (1985) in the damage investigation report of the reservoir caused by the M7.7 Central Japan Sea Earthquake in 1983 (Showa 58) speculated that the cause of the damage was the liquefaction at soft layers of the embankment deep layer where was accumulated with uncompressed sandy soil. Tani et al.²⁴⁾ (1987) analyzed the damage to the reservoir caused by the past five earthquakes, which has been recorded, using literature, materials, and field surveys. The possibility of the cause was confirmed combined using data such as soil tests. It was also pointed out that the wider the top of the embankment width, the greater the damage.

As damage data from past earthquakes have been accumulated, methods have been started to be adopted that analyze the data from multiple perspectives and utilize it for safety evaluation. Tani²⁵⁾ (1989) argued the need to evaluate the safety of seismic resistance studies of many reservoirs by a simple method. Yamazaki et al.²⁶⁾ (1989) calculated the damage rate by multivariate analysis based on the damage data of the reservoir in the 1983 Nihonkai-Chubu Earthquake, and calculated damage rate. It was also judged the seismic damage of the reservoir using the embankment top width, height, length, slope, geological age, soil quality at the foundation ground, subsidence, water storage rate. Tani²⁷⁾ (1996) developed a database on reservoirs, location, height, water content as structural information, topographic maps, photographs drawings as image information, past disaster data information, geology, geographic altitude, public facilities as geological information, active faults, and Amedas information were classified and presented a method of utilization for disaster prevention with the goal of improving information

input at 100,000 locations in the future. Yasunaka et al.²⁸⁾ (1996) reported that the collapsed reservoir correlated with the epicenter distance in the 1993 (Heisei 5) M7.8 Hokkaido Nansei-Oki Earthquake Damage Survey Report. Fujii et al.²⁹⁾ (1997) analyzed the factors of damaged and non-damaged reservoirs in the Awajishima reservoir damaged by the M7.3 Hyogo-ken Nanbu Earthquake in 1995 and the epicenter. The damage was quantitatively grasped by classification of distance from the epicenter, fault distance, embankment length and height, fault angle, epicenter angle, water storage capacity, and surface geology. Tani³⁰⁾ (1998) utilized the reservoir database in the earthquake damage survey report of agricultural facilities caused by the Miyagiken Northern Earthquake, which occurred three M5 level earthquakes in one day in 1996 (Heisei 8), and the effectiveness of damage prediction was shown from the relationship between the distance from the epicenter distance and the magnitude.

Research on maintenance of reservoir disaster prevention was also emphasized. Morita et al.³¹⁾ (1999) showed a method by weighting each classification method of disaster prevention, park maintenance, water quality conservation, and environmental conservation in order to consider the priority level of maintenance of reservoirs. In addition, as a method for evaluating earthquake damage in reservoirs at a practical level, Tani³²⁾ (1999) showed that the epicenter limit distance, which shows the relationship between the magnitude and the limit distance at which damage occurs, roughly matches the actual disaster. Tani³³⁾ (2001) reported the crack damage which was not collapsed occurred at the embankments body at the seismic intensity 5 lower when 2000 (Heisei 12) M7.3 Tottori-ken Seibu Earthquake and 2001 M6.4 Geiyo Earthquake. Kobayashi et al.³⁴⁾ (2002) proposed a method to show the risk of a reservoir by multivariate analysis using a neural network utilizing a reservoir damage survey and a reservoir disaster prevention database. Mohri et al.³⁵⁾ (2005) showed that the subsidence, cracks, and slip collapse of the slope were involved with full water level and pore water pressure in the embankment at the damage status report of the reservoir when the M6.8 Niigata Chuetsu Earthquake in 2004 (Heisei 16). Tani³⁶⁾ (2005) combines the reservoir disaster prevention database and real-time weather information in order to predict the possibility of reservoir damage during torrential rains and earthquakes in a wide area and in time based on a real-time weather information system and also have developed "Reservoir real-time disaster prevention database" that predicts wide-area disasters in the reservoir.

Research has also progressed on the dynamic factors during an earthquake. Oya et al.³⁷⁾ (2004) found that because there is a difference from the actual phenomenon in the method of expressing liquefaction by reducing the rigidity of the embankment concerning the tensile stress is generated when the embankment spreads laterally, focused on the behavior with analytically obtained the level of shear strain which was 2% in the supporting ground and 5% in the liquefied ground. Morii et al.³⁸⁾ (2006) shown that the condition of soil compaction inside the embankment was possibly related to the damage in the damage status report of the agricultural reservoir caused by the 2004 Mid Niigata Prefecture Earthquake. Wakai et al.³⁹⁾ (2008) compared the damage distribution of Yamakoshi Village (at that time) during the 2004 Mid Niigata Prefecture Earthquake with the results of a two-dimensional wide-area analysis based on the finite element method. As a result, it was shown that large shear stress was generated from the locally sharp terrain and intricate valleys to the lower part of the slope, which almost coincided with the actual slope failure position during an earthquake. Suzuki et al.⁴⁰⁾ (2015) defined the damage rate of agricultural reservoirs from 2011 off the Pacific coast of the Tohoku Earthquake of M9.0 and conducted risk assessment of damage factors such as seismic intensity, topography, geology, and shape. Mizuma

et al.⁴¹⁾ (2016) focused that the evaluation of reservoir breach risk was complicated instead of the method of estimating the damage amount by collecting and organizing the asset data of the flooded area after performing flood analysis, and found a method of the response curve that replaces the analysis with a simple alternative model, and proposed a response curve that calculates the amount of damage caused by the collapse of the reservoir. Kamiyama et al.⁴²⁾ (2018) found that the initial shear stress gives the non-drainage repeated shear strength of the embankment soil by the non-drainage repeated triaxial test which is one of the strength evaluations of the embankment during an earthquake. As a result of investigating the influence and the influence of the restraint pressure, the repeated shear strength of the embankment soil becomes stronger as the restraint pressure increased, and showed that it was possible to evaluate the repeated shear strength considering the influence of periodic shear stress with the fine particle content. Takada et al.⁴³⁾ (2020) investigated the effect on the amount of deformation and functionality using a centrifugal model experiment regarding the presence or absence of countermeasures for the reservoir embankment on which the osmotic flow acts. It was shown that when the reservoir level of the flooded part was high, the embankment body sank significantly due to the deformation to the upstream side and the downstream side. The deformation of the embankment was suppressed when the reservoir level of the flooded part was lowered. The high seismic resistance was exhibited by a method of lowering the infiltration surface on the downstream side such as the drain method, and the deformation of the embankment was suppressed by upstream presser embankment. Mori et al.⁴⁴⁾ (2020) studied the damage factor characteristics of the reservoir embankment in Aomori Prefecture during the 1983 Nihonkai-Chubu Earthquake. As a result of re-verification by the Geographic Information System (GIS) using the assumed seismic intensity distribution map, topography, geology, embankment material, foundation ground material, reservoir ledger data, etc., the damage factors of the reservoir embankment body were caused by the constituent materials of the embankment and base ground. In particular, when sandy soil materials were used, the damage rate was high, indicating that the effects of liquefaction on sandy soil materials were large. Ueno et al.⁴⁵⁾ (2020) studied efficiency seismic verification of reservoir embankments against Level 2 ground motions. A large number of test data on the non-drainage shear strength of saturated soil under repeated non-drainage loading were analyzed and examined as a method for easily estimating the non-drainage repetitive strength characteristics and strength reduction characteristics. As a result, it was shown that there is a high correlation between the degree of compaction in the case of gravel soil and sandy soil, and the clay content in the case of cohesive soil. Furthermore, A non-drainage repeated strength model and a strength reduction model were proposed. Nakano et al.⁴⁶⁾ (2020) proposed to provide effective information on the correlation between the estimated flood area due to flood damage and the actual damage, and the overlapping relationship between the area of city planning and the densely populated area. The actual damage caused by floods and the correspondence with the estimated flood area using the basic flood damage statistics survey table were analyzed. Based on the results, the possibility and issues of utilizing the flood area as flood risk information for the purpose of land use regulation and guidance were examined.

Research on grasping flood risk by numerical analysis has been accumulated as the processing capacity of computers has improved. Although the subject of analysis is different from that of reservoirs, research related to river flooding has become widespread as related research by numerical simulation based on fluid theory. Fukuoka et al.⁴⁷⁾ (1998) experimentally showed

that in a densely populated urban area, the fluid force that a river overflow flows on a house could be regarded as almost hydrostatic pressure, and could be calculated using the water depth difference in front of the house and back. A two-dimensional flood simulation that incorporated a densely populated urban area into the model was conducted and similar results were obtained in comparison with the flood model experiment. Kawaike et al.⁴⁸⁾ (2002) focused on roads and buildings existing in urban areas and proposed a flood analysis method incorporated into one-dimensional analysis. Kojima et al.⁴⁹⁾ (2016) used a high-resolution digital elevation model (DEM) for a reservoir that collapsed due to the Pacific coast of the Tohoku Earthquake 2011, and a method for predicting flood flow conditions was used when the reservoir collapsed and the validity of applying the two-dimensional flood analysis was verified. Hori et al.⁵⁰⁾ (2018) explained the outline of the "reservoir disaster prevention support system" that predicts and displays the risk of reservoir collapse and downstream damage in real-time and provides information to prevent damage. Lee et al.⁵¹⁾ (2020) showed the maximum flood depth, maximum flow velocity, and flood arrival time as an example of creating a Nakuma dam hazard map for the Isumi city reservoir and reflected disaster risk information suitable for them. Kanashige et al.⁵²⁾ (2020) proposed a method to use the detailed shape of the reservoir by three-dimensional measurement for modeling the structure. Hatori et al.⁵³⁾ (2020) pointed out the problems of the current hazard map assuming the largest possible flood damage and proposed a regional hazard map subdivided by the district. It was also pointed out that although the effect of increasing understanding of flood disaster conditions could be confirmed on the hazard map, the direct effect of viewing the hazard map could not be confirmed for evacuation decisions. Reservoir disasters have been evaluated by various approaches, however, there is no case of simultaneously evaluating the risk of damage to the reservoir embankment due to an earthquake and the risk of flood in the downstream area due to the subsequent collapse. Therefore, in this study, an integrated evaluation that reflects the damage scale and damage location of the embankment body in the flood analysis is carried out, and evaluate the flood risk that has not been shown in the hazard maps.

In recent disaster evaluations, it is expected that deep learning, which is one of artificial intelligence, will be used to evaluate not only reservoir disasters but also various disasters. Deep learning could be processed faster as the judgment accuracy when recognizing a specific image is higher and the performance of the graphics processing unit (GPU) of the computer is higher. When quickly image processing the situation of a natural disaster, it is possible to detect the disaster with high accuracy according to the purpose, and deep learning is compatible in the field of disaster prevention. Kawamura et al.⁵⁴⁾ (2018) proposed a method to improve the efficiency of automatic detection of sediment movement range in the event of a disaster using deep learning. Ueda et al.⁵⁵⁾ (2018) showed a method for identifying and detecting sediment-related disaster areas by deep learning in consideration of the characteristics of satellite images and topographical data before and after the disaster. Ishii et al.⁵⁶⁾ (2018) proposed a method for determining the degree of damage to a building using deep learning for aerial photographs and local photographs taken after the Hyogo-ken Nanbu Earthquake. Hida et al.⁵⁷⁾ (2018) showed the damage from the image data of the appearance of the building damaged by the earthquake and displayed the damage judgment result to grasp the geographical distribution of those damages on a map. Fujita et al.⁵⁸⁾ (2019) has developed a roof damage house grasping system that grasped the rough scale and overall picture of earthquake damage by deep learning using aerial photographs of earthquake disasters and building polygon data. Ishii et al.⁵⁹⁾ (2019) developed an automated setting system

for sediment-related disaster warning areas using deep learning. Sublime et al.⁶⁰⁾ (2019) evaluated post-disaster flood, urban damage area, and damage level using deep learning for remote sensing satellite images. Nex et al.⁶¹⁾ (2019) optimized images by deep learning in post-disaster satellite images, aerial photographs, and drone photographs, and evaluated the damage level of structures in detail. Kikuchi et al.⁶²⁾ used deep learning to determine the presence or absence of collapse in aerial laser measurement data that measured slope failures. Furuki et al.⁶³⁾ (2020) created teacher data for topographical interpretation based on the knowledge of experts and showed that the prediction site of sediment disaster occurrence could be detected by deep learning. Hiroshige et al.⁶⁴⁾ (2020) created a model for detecting house collapse, foundation collapse, and wood debris using deep learning in images of earthquake disasters normally taken from the ground. Takayama et al.⁶⁵⁾ (2020) found that it was difficult to completely automatically extract disaster terrain from a study example of a model that automatically extracts sediment-related disaster terrain using deep learning, however, some candidate areas were possible to select the approximate damaged area. As issues for operation at disaster sites, the necessity to ensure the quality of input data and improve the versatility for extracting learning models created by regions with different geology and topography were pointed out. Naito et al.⁶⁶⁾ (2020) developed a model that automatically determines the degree of damage to wooden buildings by deep learning using aerial photographs. Many of these studies conclude that it can be expected to supplement the knowledge of experts by using post-disaster satellite photographs and aerial photographs as learning data, although when using such methods, It has also been pointed out that the image collection cost increases because a large amount of training data is required. Miyamoto et al.⁶⁷⁾ (2020) investigated research trends in machine learning models and showed the essential shortage of data and the explanation and interpretability of task processing processes. In addition, when using machine learning for disaster prevention decision-making, a methodology that corresponds to a calculation model, a mathematical model that simultaneously addresses the above two issues, a concept of an integrated method of a data utilization model, a concrete method, and an application example were shown. Zen⁶⁸⁾ (2020) showed a sharing method through a platform for integrating and accumulating learning data as a methodology that enhances the versatility of learning data and enables flexible response and the way of reducing cost by automating the collection link knowledge. REZA et al. ⁶⁹⁾ created a sensitivity map by using a machine learning model to identify the effects of floods, forest fires, and landslide disasters by multi-hazard probability evaluation.

However, there are very few proposals that show concrete measures for the cost of collecting images, and there is no research to identify the disaster scale by incorporating artificial intelligence on reservoirs. Therefore, in this study, the evaluation of the post-disaster situation by reducing the cost of image collection associated with deep learning is shown.

1.2 Significance and Purpose of Study

Recently, taking hard measures such as reinforcement work for existing reservoirs is an effective means for strengthening, although it is not always easy because the reservoirs are privately owned. Therefore, as a soft measure, hazard maps assuming a large earthquake have been prepared in various places, and the arrival time of runoff water, flood depth, evacuation shelters, etc. are clarified. Hazard maps are created based on the results of flood simulation. In the boundary conditions of the simulation, the location and scale of the collapse of the reservoir embankment body are set on the safe side, however, the embankment body has not been analyzed. The reason for this is that the flood simulation is created based on river flooding. It is extremely difficult to predict the rupture position of an embankment in a river flood, and it is not realistic to assume an infinite number of patterns. Therefore, the top of the embankment body is evaluated as the water surface, and the difference between the contour line and the water surface is evaluated as the water depth, therefore the priority order for identifying the breach location of the embankment is low. On the other hand, regarding reservoirs, the range of embankment body collapse during a large earthquake is limited, consequently, the vulnerability can be identified by numerical analysis. Furthermore, by reflecting the fragile part of the embankment body in the flood simulation and conducting an integrated study, highly reliable numerical analysis results can be obtained. Even if a flood simulation is carried out based on a collapse prediction that is unclear whether it is on the safe side without examining the seismic behavior of the embankment body, the assumption on the safe side may not always be the correct answer. If the current reservoir hazard map can predict the damaged part and scale of the embankment body with a certain degree of accuracy and clarify the dangerous areas that could not be seen until presently, it is possible to show the disaster prediction in a more realistic state. By presenting more detailed and highly reliable analysis results to the residents, it would be of great social significance if the residents' awareness of disaster prevention could be raised and the damage caused by flood disasters could be reduced as a result. However, in the current hazard map, the arrival time of runoff water is not always evaluated correctly because the location and scale of the embankment body collapse due to a large earthquake are unclear. In addition, in a disaster accompanied by the collapse of a reservoir, it is difficult to move to the evacuation shelter because the flow velocity of the runoff water is high even if the evacuation shelter is indicated. For this reason, vertical evacuation to the second floor of the house is unavoidable, although the risk of collapse of the house has not yet been shown. Since an actual large earthquake will cause multiple damages, it is important to update to a highly reliable hazard map for future disaster prevention measures. In recent years, artificial intelligence methods have attracted attention for evaluation of recovery, and deep learning is highly reliable as a method for processing disaster situations as images. Deep learning is a basic model for quickly evaluating damage information after a disaster, and computer-based judgment leads to quick and consistent objective evaluation because no human intervention is required. Therefore, it can be expected to perform an active role in the field of disaster prevention.

The purpose of this study was to consistently evaluate from the occurrence of a disaster to recovery by using numerical analysis and deep learning for reservoir disasters. For numerical analysis, a series of disasters such as damage to the reservoir embankment, floods, and collapse of houses were simulated using three-dimensional elements. In the analysis results, the disaster risk that was not expressed in the current hazard map was shown. For deep learning, aerial

photographs after the occurrence of a disaster were used as learning data. The including the collapse of the hillside, the suspended reservoir, and the collapse of the house were adopted for the aerial photographs and created a model that automatically identifies only the disaster site.

1.3 Framework

This paper consists of the following 6 chapters.

Chapter 1 details the research trends and the positioning of issues related to the risk evaluation of reservoirs, and shows the significance and purpose of this research.

Chapter 2 details the basic theories of seismic response analysis, flood analysis and deep learning used to evaluate disaster risk.

In Chapter 3, flood analysis was carried out by seismic response analysis to reflect the location of damage to the embankment body and the scale of damage, and the risk of flood in the earthquake disaster of the reservoir was evaluated. For seismic response analysis, a ground model including the area around the reservoir body was constructed, and three-dimensional seismic response analysis based on the finite element method was carried out using the input seismic waves on the engineering foundation assuming the Nankai Trough. As a result of the analysis, it was clarified that the acceleration response at the top of the embankment body corresponds to a little over 6 in terms of seismic intensity, and the maximum shear strain reaches the level at which the embankment body collapses. The location and scale of damage to the embankment body, which was not represented by the current hazard map, were shown. Regarding flood analysis, due to few research cases in which the adopted open source code was applied to floods in reservoirs, the validity of the analysis method was confirmed. In addition, because there were few records of floods caused by the collapse of the reservoir due to a large earthquake and there were no valid measurement data for this study, the record of damage to the reservoir embankment due to the heavy rain disaster was adopted. As a result of the analysis, it was confirmed that the flood areas of the actual damage were almost identical, demonstrating that this analysis method was appropriate. Following the validation analysis, the flood numerical analysis was performed on the reservoir. The analysis target reflected the damaged part and the scale of damage of the embankment body by the seismic response analysis in the analysis elements of the three-dimensional flood analysis. Furthermore, for the purpose of comparing the case where the building was included in the analysis element and the case where it was not included, the actual urban area was reproduced as the analysis element. As a result of the analysis, the flood area was consistent with the current hazard map regardless of the presence or absence of buildings. Regarding the flood depth and flow velocity, the difference between the presence and absence of buildings was highlighted, and it became clear that there were areas where the flood risk was higher than the current hazard map depending on the layout of the buildings.

In Chapter 4, the collapse risk of wooden houses was evaluated using the flood depth and flow velocity obtained from the flood analysis results in the previous chapter. As a result of the analysis, the risk of damage to the wooden house was clarified even in the urban area not assumed in the current hazard map. The runoff water due to the collapse of the reservoir may have reached even in areas far enough from the reservoir, and it was found that there were areas where vertical evacuation was difficult.

In Chapter 5, in order to instantly evaluate damage information after a disaster, basic research on artificial intelligence that instantly detects the degree of damage from aerial photographs after a disaster was carried out. Deep learning was used as the judgment method, and a model for automatically judging landslide and suspended reservoirs, a model for automatically judging the state of houses before a disaster, and a model for automatically judging collapse of houses after

a disaster was created. In each case, it was shown that high detection accuracy was obtained. In addition, the aerial photographs used in this paper were able to significantly reduce the cost of image collection by using the public data of the Geospatial Information Authority of Japan. In addition, it was concluded that aerial photographs with a resolution equal to or higher than that of the Geospatial Information Authority of Japan can be easily learned even in a wider area, and are worthy of practical and useful information for disaster recovery.

Chapter 6 describes the conclusions of this paper and future research.

2 . Basic Theory for Assessing Disaster Risk

2.1 Basic Theory of Seismic Response Analysis

The Newmark method⁷⁰⁾ has been used as a seismic resistance evaluation method for the seismic behavior of the embankment of the reservoir, although the shape and geology of the embankment body, the surrounding terrain surrounding the embankment body, and the supporting ground analysis. The three-dimensional finite element method is useful for grasping all the effects of the earthquake and the place most strongly affected by the earthquake. In this research, the 3D nonlinear seismic response analysis code⁷¹⁾ is used, which makes it possible to reproduce the nonlinear behavior of a wide area and complicated ground by high-speed parallel processing of analysis by the 3D nonlinear finite element method. For the finite elements of the three-dimensional ground, solve the equation shown in the following equation (2.1).

$$\mathbf{M} \frac{d^2 \mathbf{u}}{dt^2}(t) + \mathbf{C}(t) \frac{d\mathbf{u}}{dt}(t) + \mathbf{K}(t)\mathbf{u}(t) = \mathbf{f} - \mathbf{q} \dots\dots\dots (2.1)$$

where, \mathbf{u} is the displacement increment, \mathbf{f} is the physical force, \mathbf{q} is the node vector corresponding to the external force, and \mathbf{M} is the mass, \mathbf{C} is the decay, \mathbf{K} is the stiffness matrix, and t is the time. For the non-linear characteristics of the ground, the modified R-O model⁷²⁾ and the Masing law⁷³⁾ are adopted. The relational expression is shown below.

$$\gamma = \frac{\tau}{G_0} \left(1 + \alpha \left| \tau^\beta \right| \right) \dots\dots\dots (2.2)$$

$$G_0 = \rho \cdot V_S^2 \dots\dots\dots (2.3)$$

$$\alpha = \left(\frac{2}{\gamma_{0.5} \cdot G_0} \right)^{\beta-1} \dots\dots\dots (2.4)$$

$$\beta = \frac{2 + \pi \cdot h_{max}}{2 - \pi \cdot h_{max}} \dots\dots\dots (2.5)$$

where, γ is the shear strain, τ is the shear strain, ρ is the ground density, V_S is the shear wave velocity, and $\gamma_{0.5}$ is the initial shear modulus. The reference strain, h_{max} , when the value divided by the elastic modulus G_0 is 0.5, is the maximum damping constant. In addition, the attenuation of the base layer adopts a simple Rayleigh attenuation⁷⁴⁾. The analysis code outputs the displacement increment vector $\delta \mathbf{u}$. In this study, the maximum shear strain is calculated using the output displacement increment vector. The strain matrix \mathbf{E} with 9 components is defined by the following equation.

$$\mathbf{E} = \mathbf{B} \delta \mathbf{u} \dots\dots\dots (2.6)$$

where, \mathbf{B} is the differential of the shape function of the tetrahedral quadratic element with 6×3 components. Assuming that the node of the tetrahedral quadratic element is i , \mathbf{B} is shown in the following equation (2.7).

$$[\mathbf{B}] = \begin{bmatrix} N_{xi} & 0 & 0 \\ 0 & N_{yi} & 0 \\ 0 & 0 & N_{zi} \\ N_{yi} & N_{xi} & 0 \\ 0 & N_{zi} & N_{yi} \\ N_{zi} & 0 & N_{xi} \end{bmatrix}_{i=1 \sim 10} \dots \dots \dots (2.7)$$

Where, N_{xi} , N_{yi} , and N_{zi} indicate the shape function of the tetrahedral quadratic element. The shape function can be expressed by the volume coordinates of the tetrahedral element. L_1, L_2, L_3, L_4 are the ratios of each face of the tetrahedral quadratic element, V is the volume of the tetrahedral element, V_1, V_2, V_3, V_4 for each face of the tetrahedral quadratic element, x_i, y_i and $z_i (i = 1 \sim 4)$ are the coordinates of each vertex of the tetrahedron. x, y and z are the coordinates of arbitrary points, the following equation (2.8) and (2.9) are indicated.

$$\begin{aligned} L_1 &= V_1/V \\ L_2 &= V_2/V \\ L_3 &= V_3/V \\ L_4 &= V - L_1 - L_2 - L_3 \dots \dots \dots (2.8) \\ V &= V_1 + V_2 + V_3 + V_4 \\ &= \frac{1}{6} \begin{bmatrix} 1 & x_i & y_i & z_i \end{bmatrix}_{i=1 \sim 4} \end{aligned}$$

$$L_i = \frac{1}{6V} \begin{bmatrix} a_i & b_i & c_i & d_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & x & y & z \end{bmatrix}_{i=1 \sim 4} \dots \dots \dots (2.9)$$

Where, the constants a_i, b_i, c_i and d_i are obtained by following equation (2.10) through a cyclic permutation of subscripts 1, 2, 3, and 4.

$$\begin{aligned} a_i &= \begin{bmatrix} x_{i+1} & y_{i+1} & z_{i+1} \\ x_{i+2} & y_{i+2} & z_{i+2} \\ x_{i+3} & y_{i+3} & z_{i+3} \end{bmatrix} \\ b_i &= - \begin{bmatrix} 1 & y_{i+1} & z_{i+1} \\ 1 & y_{i+2} & z_{i+2} \\ 1 & y_{i+3} & z_{i+3} \end{bmatrix} \dots \dots \dots (2.10) \\ c_i &= - \begin{bmatrix} x_{i+1} & 1 & z_{i+1} \\ x_{i+2} & 1 & z_{i+2} \\ x_{i+3} & 1 & z_{i+3} \end{bmatrix} \\ d_i &= - \begin{bmatrix} x_{i+1} & y_{i+1} & 1 \\ x_{i+2} & y_{i+2} & 1 \\ x_{i+3} & y_{i+3} & 1 \end{bmatrix}_{i=1 \sim 4} \text{ as cyclic permutation} \end{aligned}$$

Furthermore, assuming that the vertex i of the tetrahedral quadratic element and the node j

of the tetrahedral quadratic element, $[\mathbf{B}]$ is expressed by the following equation (2.11).

$$[\mathbf{B}] = \begin{bmatrix} \zeta_i & 0 & 0 \\ 0 & \kappa_i & 0 \\ 0 & 0 & \xi_i \\ \kappa_i & \zeta_i & 0 \\ 0 & \xi_i & \kappa_i \\ \xi_i & 0 & \zeta_i \end{bmatrix} [dN_{ij}]_{i=1\sim 4, j=1\sim 10} \dots\dots\dots (2.11)$$

where, $\zeta_i, \kappa_i, \gamma_i$ are unknown physical quantities in the XYZ coordinate system, and dN_{ij} is the differential of the shape function N . Furthermore, from the shape relationship of each node of the tetrahedral quadratic element, dN_{ij} is shown in the following equation (2.12).

$$[dN_{ij}] = \begin{bmatrix} 4L_1 - 1 & 0 & 0 & 0 & 4L_2 & 0 & 4L_3 & 4L_4 & 0 & 0 \\ 0 & 4L_2 - 1 & 0 & 0 & 4L_1 & 4L_3 & 0 & 0 & 4L_4 & 0 \\ 0 & 0 & 4L_3 - 1 & 0 & 0 & 4L_2 & 4L_1 & 0 & 0 & 4L_4 \\ 0 & 0 & 0 & 4L_4 - 1 & 0 & 0 & 0 & 4L_1 & 4L_2 & 4L_3 \end{bmatrix} \dots (2.12)$$

From the above equations, \mathbf{B} is shown by the following equation (2.13).

$$[\mathbf{B}] = \begin{bmatrix} \zeta_1 & \zeta_2 & \zeta_3 & \zeta_4 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \kappa_1 & \kappa_2 & \kappa_3 & \kappa_4 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \xi_1 & \xi_2 & \xi_3 & \xi_4 \\ \kappa_1 & \kappa_2 & \kappa_3 & \kappa_4 & \zeta_1 & \zeta_2 & \zeta_3 & \zeta_4 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \xi_1 & \xi_2 & \xi_3 & \xi_4 & \kappa_1 & \kappa_2 & \kappa_3 & \kappa_4 \\ \xi_1 & \xi_2 & \xi_3 & \xi_4 & 0 & 0 & 0 & 0 & \zeta_1 & \zeta_2 & \zeta_3 & \zeta_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 4L_1 - 1 & 0 & 0 & 0 & 4L_2 & 0 & 4L_3 & 4L_4 & 0 & 0 \\ 0 & 4L_2 - 1 & 0 & 0 & 4L_1 & 4L_3 & 0 & 0 & 4L_4 & 0 \\ 0 & 0 & 4L_3 - 1 & 0 & 0 & 4L_2 & 4L_1 & 0 & 0 & 4L_4 \\ 0 & 0 & 0 & 4L_4 - 1 & 0 & 0 & 0 & 4L_1 & 4L_2 & 4L_3 \end{bmatrix} \dots\dots (2.13)$$

Here the principal strain is concerned. Assuming that the principal strain P , the relation with the equation (2.6) is shown in following equations (2.14), (2.15).

$$\begin{bmatrix} \varepsilon_{xx} - P & \gamma_{xy} & \gamma_{xz} \\ \gamma_{yx} & \varepsilon_{yy} - P & \gamma_{yz} \\ \gamma_{zx} & \gamma_{zy} & \varepsilon_{zz} - P \end{bmatrix} = 0 \dots\dots\dots (2.14)$$

$$P^3 - J_1 P^2 + J_2 P - J_3 = 0 \dots\dots\dots (2.15)$$

where $\varepsilon_{xx}, \varepsilon_{yy}, \varepsilon_{zz}, \gamma_{xy}, \gamma_{yz}, \gamma_{zx}$ are strain components, and J_1, J_2, J_3 are invariants, which are shown in following equations (2.16), (2.17), (2.18).

$$J_1 = \varepsilon_{xx} + \varepsilon_{yy} + \varepsilon_{zz} \dots\dots\dots (2.16)$$

$$J_2 = \varepsilon_{xx}\varepsilon_{yy} + \varepsilon_{yy}\varepsilon_{zz} + \varepsilon_{zz}\varepsilon_{xx} - \gamma_{xy}^2 - \gamma_{yz}^2 - \gamma_{zx}^2 \dots\dots\dots (2.17)$$

$$J_3 = \varepsilon_{xx}\varepsilon_{yy}\varepsilon_{zz} + 2\gamma_{xy}\gamma_{yz}\gamma_{zx} - \varepsilon_{xx}\gamma_{yz}^2 - \varepsilon_{yy}\gamma_{zx}^2 - \varepsilon_{zz}\gamma_{xy}^2 \dots\dots\dots (2.18)$$

Substituting equations (2.16), (2.17), (2.18) into equations (2.14), (2.15), the principal strains $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3$ are expressed by the following equations (2.19), (2.20), (2.21).

$$\varepsilon_1 = \frac{1}{3}J_1 + \frac{2}{3} \left(\sqrt{J_1^2 - 3J_2} \right) \cos \varphi \dots\dots\dots (2.19)$$

$$\varepsilon_2 = \frac{1}{3}J_1 + \frac{2}{3} \left(\sqrt{J_1^2 - 3J_2} \right) \cos \left(\varphi - \frac{2\pi}{3} \right) \dots\dots\dots (2.20)$$

$$\varepsilon_3 = \frac{1}{3}J_1 + \frac{2}{3} \left(\sqrt{J_1^2 - 3J_2} \right) \cos \left(\varphi - \frac{4\pi}{3} \right) \dots\dots\dots (2.21)$$

where, φ is shown by the following equation (2.22).

$$\varphi = \frac{1}{3} \cos^{-1} \left[\frac{2J_1^3 - 9J_1J_2 + 27J_3}{2(J_1^2 - 3J_2)^{\frac{3}{2}}} \right] \dots\dots\dots (2.22)$$

From the relationship of $\varepsilon_1 \geq \varepsilon_2 \geq \varepsilon_3$, the maximum shear strain γ_{max} is expressed by the following equation (2.23).

$$\gamma_{max} = \frac{1}{2} (\varepsilon_1 - \varepsilon_3) \dots\dots\dots (2.23)$$

2.2 Basic Theory of Flood Analysis

As a tool of the flood analysis, the numerical fluid dynamics open source code: OpenFOAM⁷⁵ is used. The fluid theory is an uncompressed and isothermal mixed-phase flow in an uncompressed fluid by capture method based on the VOF (Volume of Fluid) method⁷⁶. The continuous equation of uncompressed fluid (2.24), the Navier-Stokes equation (2.25), and the free surface advection equation (2.26) are shown below.

$$\nabla \cdot \mathbf{u} = 0 \dots\dots\dots (2.24)$$

$$\frac{\partial \mathbf{u}}{\partial t} + \nabla \cdot (\mathbf{u}\mathbf{u}) = -\nabla p + \nabla \cdot (\nu \nabla \mathbf{u}) + f \dots\dots\dots (2.25)$$

$$\frac{\partial \alpha}{\partial t} + \nabla (\alpha \mathbf{u}) = 0 \dots\dots\dots (2.26)$$

where \mathbf{u} is velocity vector, t is time, p is pressure divided by density ρ , ν is kinematic viscosity coefficient, f is external force term, α is volume fraction of VOF function ($0 \leq \alpha \leq 1$, $\alpha = 0$: gas phase only, $\alpha = 1$: liquid phase only). **Fig.2.1** is shown as a conceptual diagram of the volume fraction α of the VOF function. When the ratio of α to the elements is 0.5 or more, it is judged to be a liquid phase. Since the runoff from the reservoir is a turbulent flow with Reynolds number

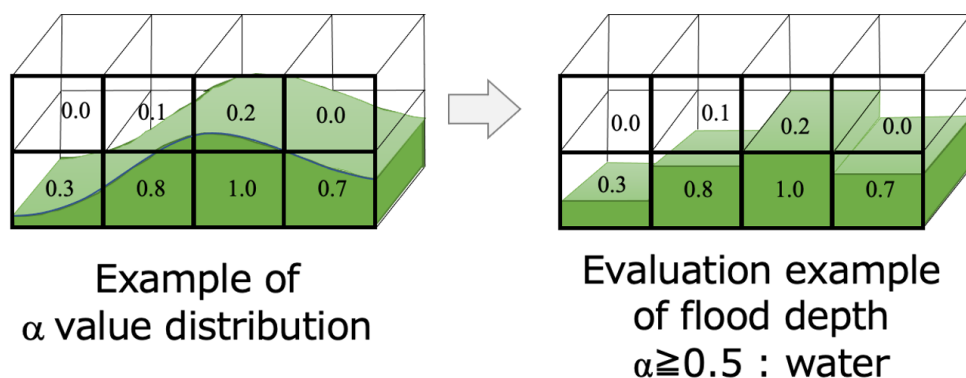


Fig.2.1 A conceptual diagram of the volume fraction α

around 10^6 the Reynolds average model (RANS)⁷⁸ implemented in OpenFOAM was used. In addition, the $k-\omega$ SST (shear stress transport) model^{79,80}, which provides a stable solution at the boundary surface of the ground and the peeling phenomenon of the flow at the bottom surface of the ruggedness, is used. The turbulent parameters are shown in Table 2.1. where v_c is the representative velocity, I is the turbulence intensity, the turbulent flow energy is shown by the following equation (2.27).

$$k = \frac{3}{2} (|u_c| |I|)^2 \dots\dots\dots (2.27)$$

Since L is the representative length ($L = 0.07D$) and D is the hydraulic diameter ($4 \times$ flood depth 2.5m) as a wide-open channel, the specific dissipation rate ω is calculated by the following

Table 2.1 Initial parameters of k - ω SST model

Items		Initial parameters
Representative velocity	u_c	2.00
Turbulence intensity	$I(\%)$	5.00
Hydraulic diameter	$D(\text{m})$	10.00
Turbulent flow energy	$k(\text{m}^2/\text{s}^2)$	1.50×10^{-2}
Dissipative rate	$\omega(\text{s}^{-1})$	0.17

equation (2.28). These parameters are used as the Reynolds stress of the pressure p of the first term on the right side in the Navier-Stokes equation (2.25).

$$\omega = \frac{k^{0.5}}{L} \dots\dots\dots (2.28)$$

2.3 Basic Theory of Deep Learning

The entire learning flow by CNN set in this study is shown in **Fig.2.2**. In addition, each process is approximately classified into three categories, and the first half of the process is explained.

Convolution is shown in **Fig.2.3** which reduces the capacity of the original data by applying a filter to the RGB image that is the original data and adding a bias. The four numbers (32, 3, 224, 224) which is the image in the aerial photograph of the original data in parentheses below are the number of batches (meaning the number of images to be processed in parallel, 32 in this study), RGB color types (3 types), and image size (224 pixels \times 224 pixels). The filters in the figure are cases of various image features (weights) such as emphasizing color and shape boundaries by multiplying the original image. The numerical values of the filters (64, 3, 7, 7) in the figure means that 64 types of filters which is the 6 power of 2 in CNN, 3 types of RGB colors classification (defined as a channel in CNN), and an array of 7×7 which designed value for the type and filter size. Multiplying the original data and the filter gives a weight that emphasizes the numerical value for each filter type. If the convolution data is defined as y_n , the relation between them is shown by the equation (2.29).

$$y_n = x_n \omega_n + b \dots\dots\dots (2.29)$$

where, the n th original image is x_n , the filter is ω_n , and the bias is b . Bias is composed of the same number of one-dimensional arrays as the filter, and by adding a uniform value to the weight of the image and the filter, it adjusts the ease of firing when the threshold is exceeded.

In the convolution, the concept of processing for filtering is shown in **Fig.2.4**. When there are 32 each of the three types of RGB image data, the depth changes to a compressed sequence of 64 by multiplying 32 any RGB image filters according to the image size.

The filter is displayed visually. **Fig.2.5** shows the image classification by convolution processing in the initial stage. Only the characteristic lines of the training data are highlighted by various filtering. Furthermore, **Fig.2.6** visually shows the final stage of the convolution process. Here, the convolution process is repeated, and many places showing zero values are displayed in the black color panel.

The processing of Batch Normalization ⁸¹⁾ shown in **Fig.2.7** is explained. Normalization is a process that reduces data bias by averaging and decentralizing numerical values without changing the size of the convolutional data array. Following equations (2.30), (2.31), (2.32), (2.33) are defined.

$$\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k x_i \rightarrow m_n \dots\dots\dots (2.30)$$

$$\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (x_i - m_n)^2 \rightarrow v_n^2 \dots\dots\dots (2.31)$$

$$\frac{x_i - m_n}{\sqrt{v_n^2 + \epsilon}} \rightarrow \hat{x}_i \dots\dots\dots (2.32)$$

$$\gamma \hat{x}_i + \beta \rightarrow y_i \dots\dots\dots (2.33)$$

where, in the equation (2.30), k is the number of training data (32 image data in this study). When x_i is the number for each k data, m_n means the average of the training data x_i . where n is

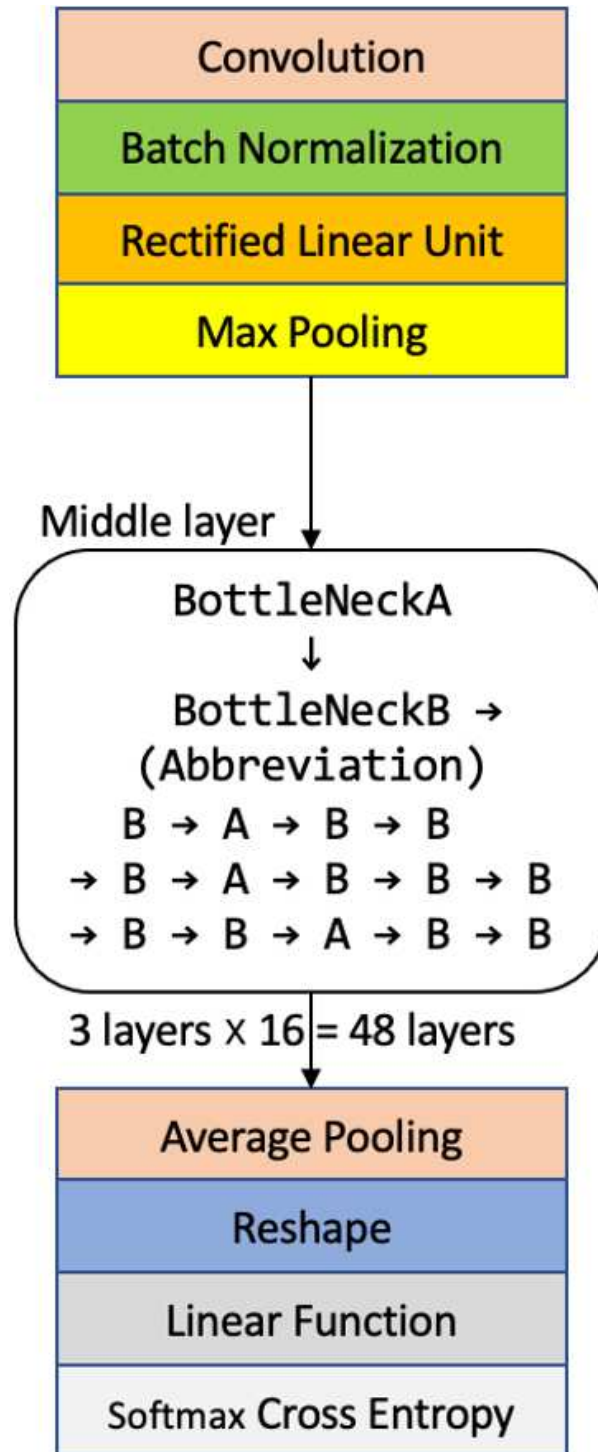


Fig.2.2 Overall flow chart of convolution neural network

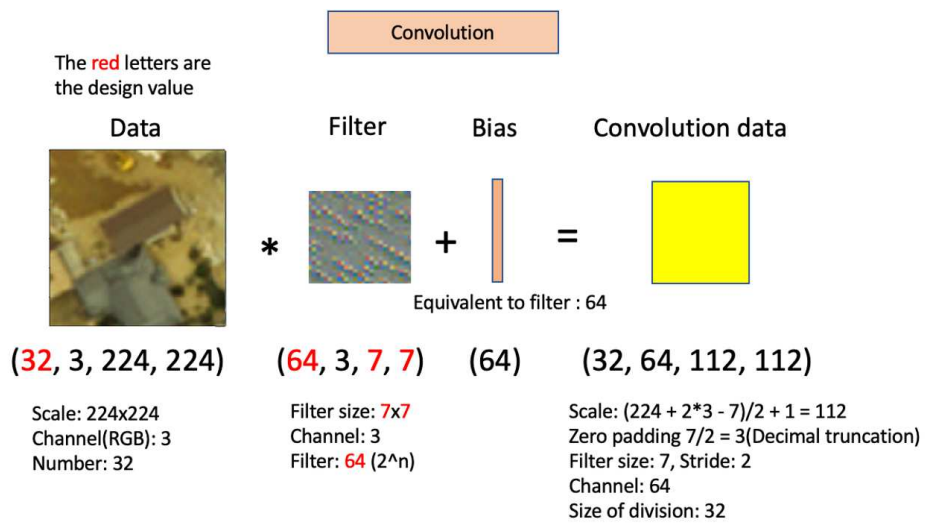


Fig.2.3 Convolution: Filters the RGB image of the original data and adds a bias to reduce the capacity of the original data.

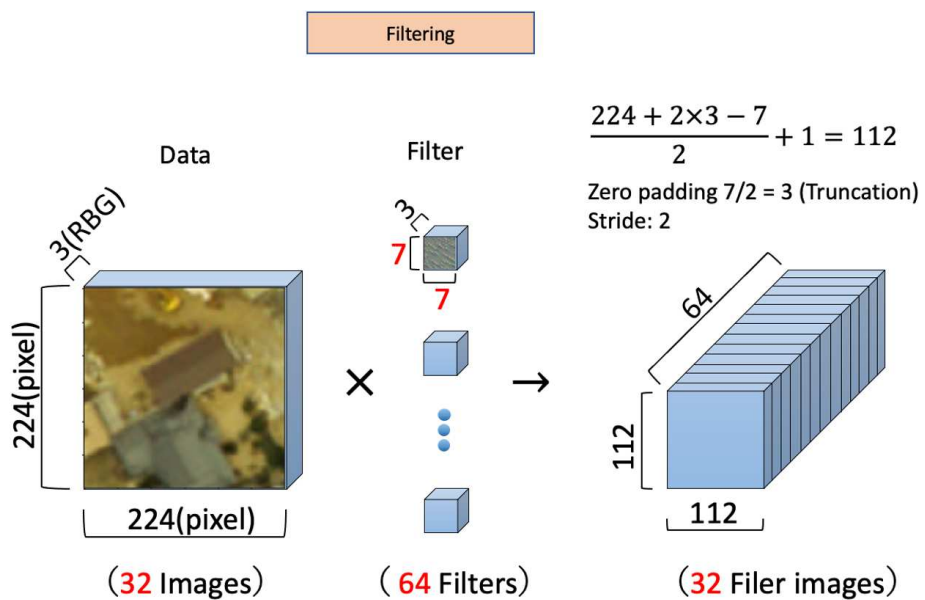


Fig.2.4 Processing to RGB image by filtering

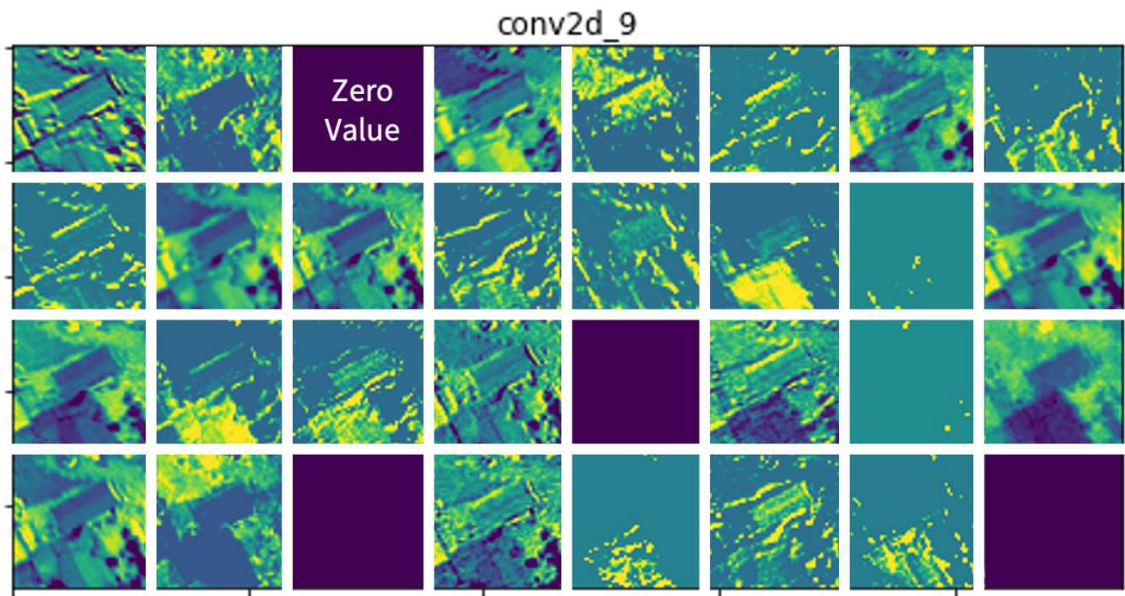


Fig.2.5 Visualization of the filter at the early stage of the convolution process

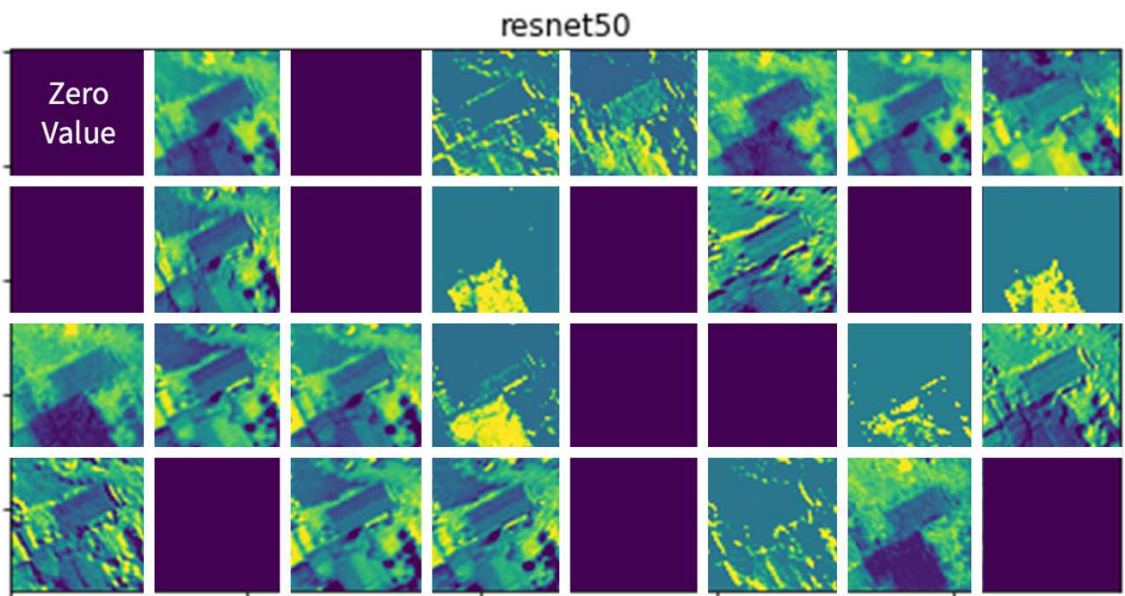


Fig.2.6 Visualization of the filter at the final stage of the convolution process

Batch Normalization

A method of forcibly optimizing the output of a layer so that the distribution of parameters in the middle layer is appropriate.

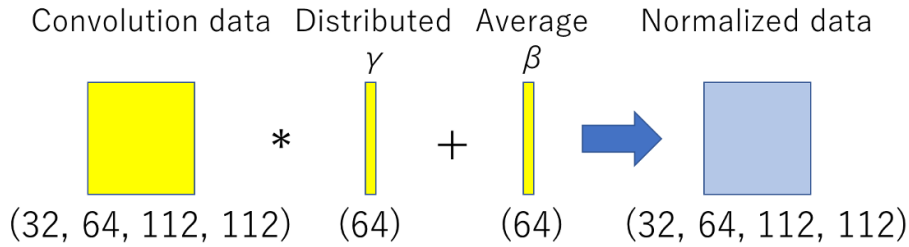


Fig.2.7 Batch normalization: Reduce data bias by averaging and distributing numbers without resizing convolution data.

a aggregation of training data, and $n = \{x_1, x_2, \dots, x_k\}$ (defined as a mini-batch). The equation (2.31) subtract the mean value m_n of the mini-batch from the training data x_i , and divide the sum of squares by the number of data k in order to obtain the variance v_n^2 . Furthermore, in the equation (2.32), normalization is performed by dividing the difference between the training data value and the mini-batch mean value by the positive square root (standard deviation) of the variance. The normalized set has a mean value of 0 and a variance value of 1. In addition, ϵ shows a quite small value to prevent it from becoming a 0 value and becoming incalculable. Then, in the equation (2.33), as the update parameter for iteratively learning for the normalized mini-batch \hat{x}_{kn} and optimizing by the moving average, multiplication by the variance value γ (initial value : 1) and addition by the mean value β (initial value : 0) are given. Since normalization only linearly transforms the data and does not change the output distribution of the original data, it is possible to prevent overtraining and improve the efficiency of learning speed.

The Rectified Linear Unit (ReLU) shown in **Fig.2.8** is defined by the following equation (2.34).

$$f(x) = \max(0, x) \dots\dots\dots (2.34)$$

where x indicates the normalized data and is the process of converting the negative value of the normalized data to 0. Using the above processing, unnecessary negative values are invalidated.

The extraction process of the maximum value by Max Pooling shown in **Fig.2.9** is explained. In order to compress the size of the data activated by ReLU function in half, slide the small area (2×2) in the ReLU data (112×112) which does not overlap. Then, only the largest numerical value is extracted, and the area is compressed (112×112 to 56×56). By this processing, the maximum value is given priority even if there is a slight difference in the data contained in the small area, and the features can be narrowed down even when there is a slight difference in the data.

Iterative processing in the intermediate layer is explained. **Fig.2.10** and **Fig.2.11** are defined as the processing in the middle layer, BottleNeck A and BottleNeck B, which are shown in the overall flow. Each process in BottleNeck A of **Fig.2.10** is performed by combining the above-mentioned Convolution, Batch Normalization and ReLU. On the left side of **Fig.2.10**,

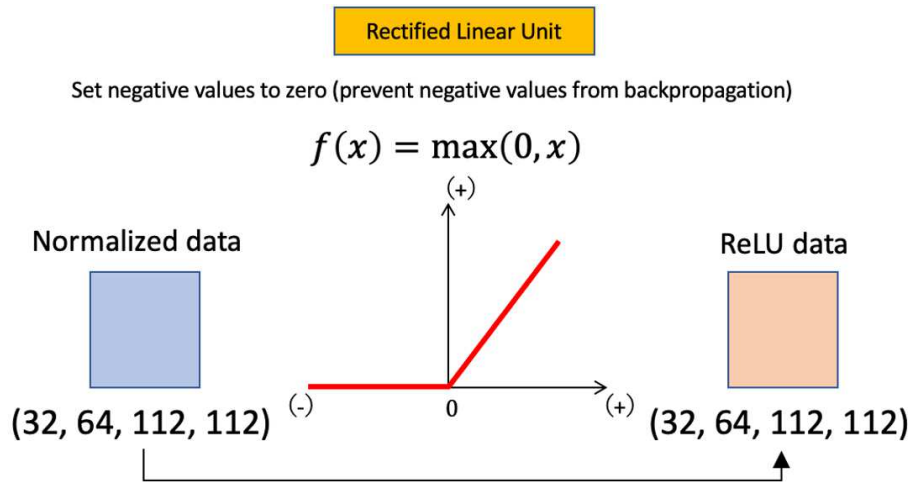


Fig.2.8 ReLU function: An activation function that converts a negative value of normalized data to zero.

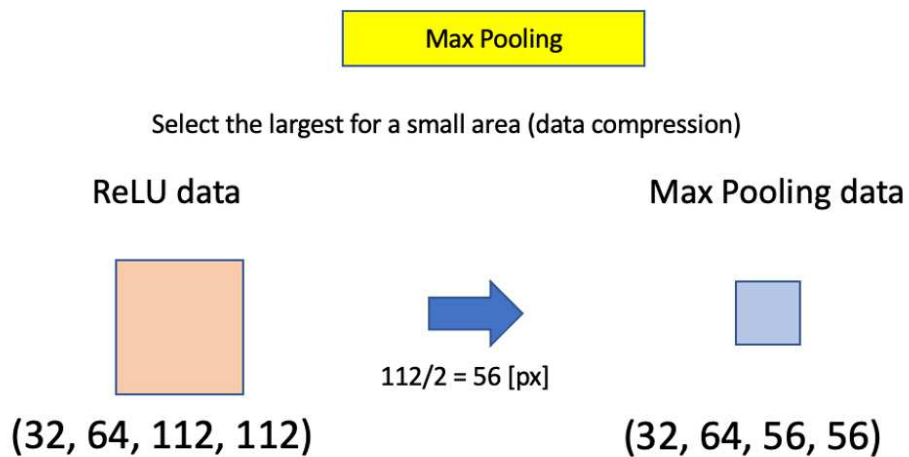


Fig.2.9 Max pooling: Extraction of maximum value.

Convolution and Batch Normalization are repeated, and on the right side, ReLU processing is repeated after Convolution and Batch Normalization. As shown in **Fig.2.10**, the array (32, 64, 56, 56) from the middle layer is reduced the dimension at once by the Convolution of 1×1 and 3×3 , and then returned to the original dimension in the later Convolution (256, 64, 1, 1). Each of these parallel-processed arrays is finally added and ReLU processing is performed.

In BottleNeck B of **Fig.2.11**, convolution processing and normalization processing are not performed in parallel compared to BottleNeck A. As a result of combining these two processes and repeating the overall flow and the intermediate layer process shown at the bottom of **Fig.2.11** (all sequences are not shown in order and omitted), the array that has passed through the BottleNeck intermediate layer is aggregated into (32, 2048, 7, 7), which reduces the amount of calculation for Convolution processing. This method is one of the features of ResNet (Residual Network)⁸²⁾ adopted in this study.

Furthermore, image processing at the final stage of the overall flow will be described. The Average Pooling is shown in **Fig.2.12** which is compressed the processed data into a small array of 7×7 into one average value by the BottleNeck middle layer. Furthermore, it is summarized to the smallest array of 1×1 .

The Reshape shown in **Fig.2.13** is converted from a two-dimensional array to a one-dimensional array in order to delete the 1×1 part by Average Pooling.

The Linear Function is shown in **Fig.2.14** is calculated the total weights (score x) by multiplying the weights with the same number as 2048 of Reshape data arrays and adjusting with bias.

Finally, as shown in **Fig.2.15**, the score x is converted to the probability distribution y with the maximum value set to 1.00 by the Softmax function, the loss rate L (approximating 0.00) is output by the Cross Entropy **Fig.2.15**. Here, the label t indicates a set of data including sediment-related disasters and reservoirs, the purpose image data is 1 if it is included and 0 if it is not included. In other words, the smaller the loss rate, the closer the value of the score x is to the number of correct disasters.

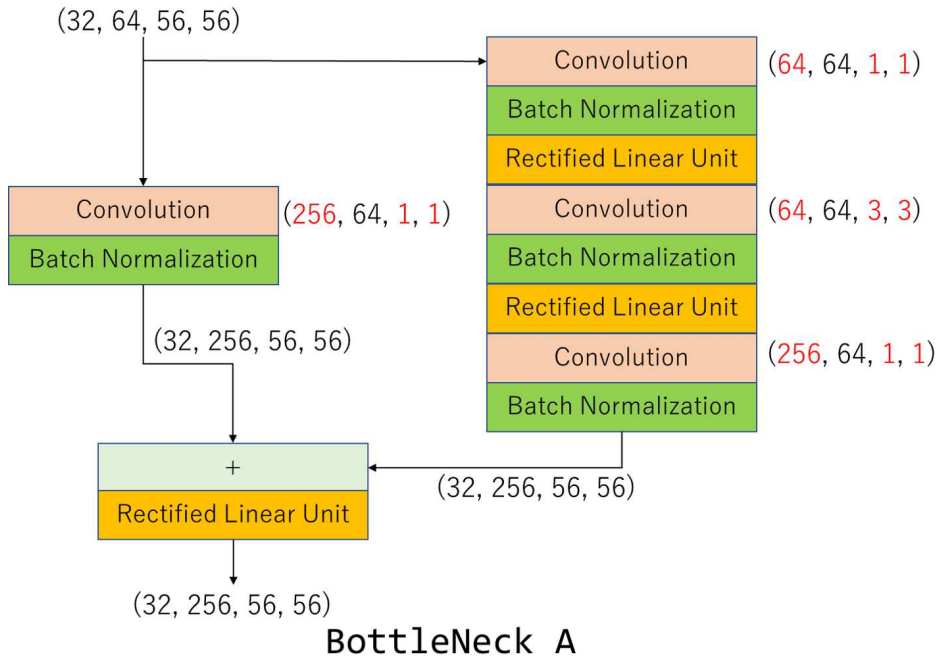


Fig.2.10 Bottleneck A: Intermediate layer processing by type A flowchart.

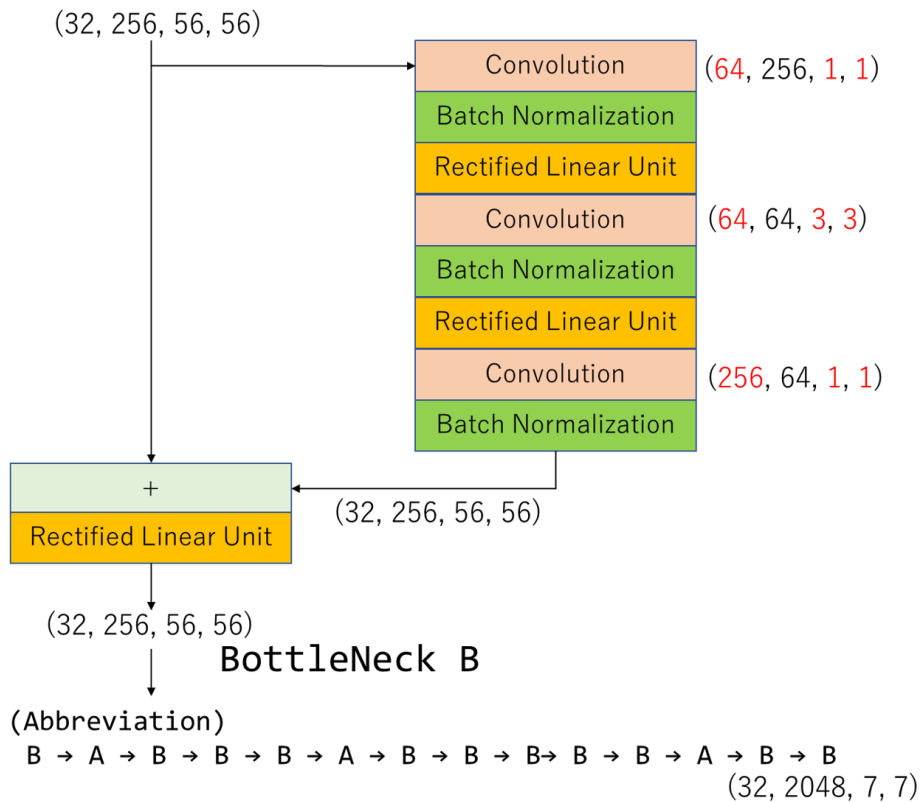


Fig.2.11 Bottleneck B: Intermediate layer processing by type B flowchart.

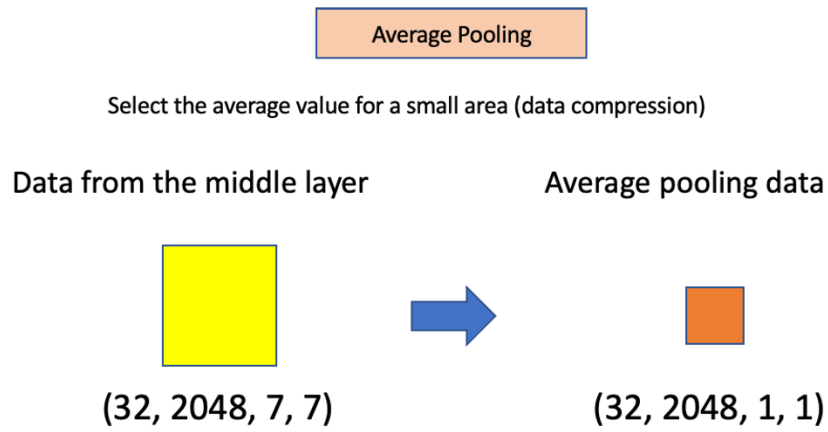


Fig.2.12 Average pooling: The process of converting a two-dimensional array into a one-dimensional array.

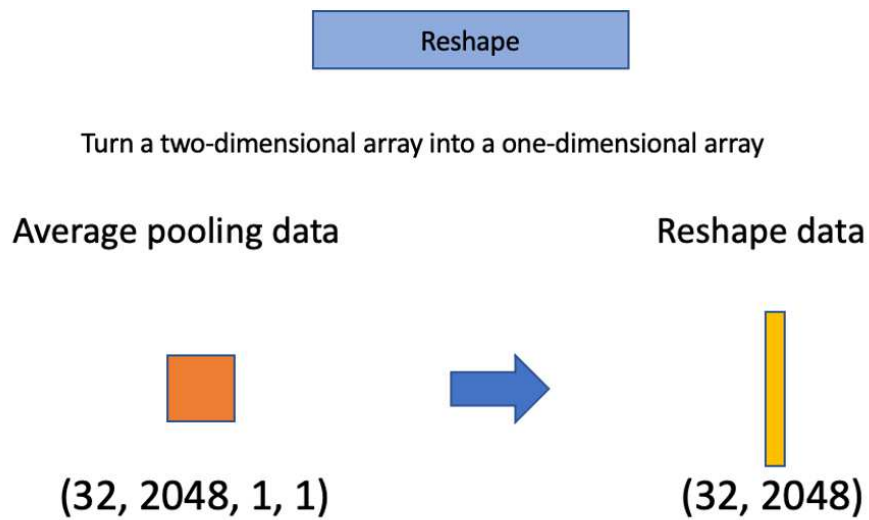
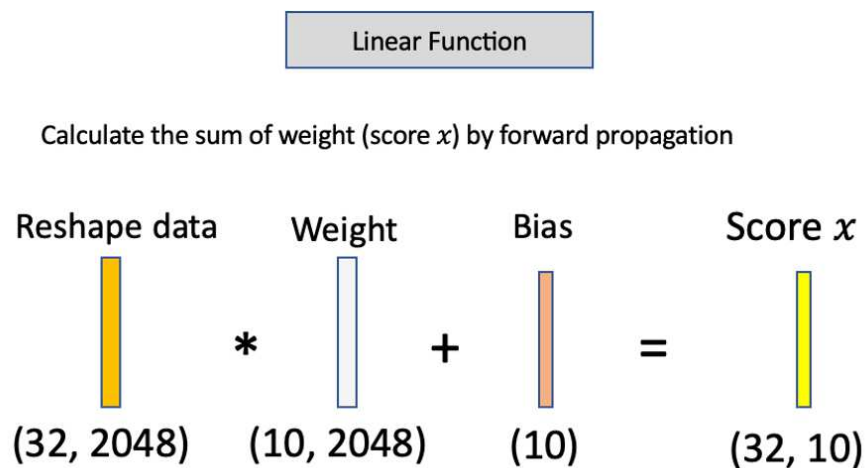


Fig.2.13 Reshape: The process of converting a two-dimensional array to a one-dimensional array.



34

Fig.2.14 Linear function: Calculates the sum of weights.

Softmax Cross Entropy

Softmax $y = \frac{e^x}{\sum e^x}$ Normalize score x
 (Output probability distribution y)

Cross Entropy $L = - \sum t \log y$ Output loss L from label t

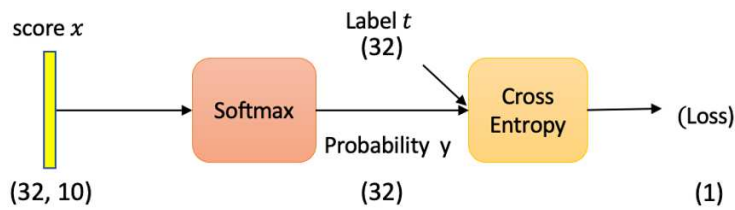


Fig.2.15 Soft cross entropy: Outputs the loss rate due to cross entropy.

3 . Evaluation of Collapse of the Reservoir Embankment and Flood Risk

3.1 Overview

By comparing the 3D inundation analysis results based on the 3D earthquake response analysis with the hazard map, the flood risk of the reservoir during a large earthquake can be considered. When the embankment body of the reservoir is severely damaged by a large earthquake, there is a high possibility that the embankment body will suddenly collapse. When the embankment body suddenly collapses, the runoff becomes flash floods, and it is expected that it will be extremely difficult for people living in the flooded area to evacuate horizontally while avoiding the runoff water. When the reservoir is located near the city, flood damage will be added to various disasters such as people's confusion, building damage, and fire. Therefore, predicting damage to reservoirs during a major earthquake is important in assessing disaster risk. Recent surveys have revealed that there are more than 60,000 agricultural reservoirs throughout Japan that can cause damage in the lower reaches. Currently, the hazard map is being redeveloped by the local government, however, the flood risk is not evaluated considering the scale of damage to the reservoir embankment due to the large earthquake and the layout of the buildings.

When Tohoku Pacific Ocean Earthquake in 2011 occurred, the Fujinuma Dam, one of the reservoirs in Fukushima Prefecture, was collapsed. The cause of this collapse was that strong vibrations continued for a long time against the embankment with insufficient compaction. In the seismic response analysis of the Fujinuma Dam, the maximum seismic motion at the top of the embankment was 442 Gal, and it was estimated that the seismic motion of 50 Gal or more was continued for 100 seconds ⁸⁴). Therefore, when an earthquake with a long duration occurs, there is a high possibility that the embankment of the reservoir will be damaged ⁸⁵). Long-duration earthquakes are likely to be large earthquakes caused by deep ocean plates. In recent years, the Cabinet Office has announced that there is a high probability that a large earthquake will occur in the Nankai Trough, which is a deep ocean plate located off the coast of Shikoku, Japan. The probability of its occurrence is 80% within 30 years. It is pointed out that this deep-seated earthquake could cause long-term seismic motion in the Chugoku, Shikoku, and Kinki regions along the Seto Inland Sea coast. Therefore, the embankment of the reservoir in these areas may behave in the same way as the collapse of the Fujisawa dam. In addition, there are many old agricultural reservoirs from the Edo period in the area to cope with low rainfall. Among them, a reservoir where a residential area is formed in the vicinity and the damage is expected to be enormous when the reservoir collapses is defined as an "Important reservoir for disaster prevention". The number of reservoirs nationwide was released by the Ministry of Agriculture, Forestry and Fisheries in November 2018, and according to the public document

⁸⁶⁾, the total number of agricultural reservoirs nationwide is 166,638. Furthermore, the total number of reservoirs that are important for disaster prevention is 63,772, and there are 39,104 in the area affected by the Nankai Trough earthquake. Many of these important reservoirs for disaster prevention include reservoirs that require repair work due to deterioration. However, reinforcement work for all reservoirs is not feasible. In recent years, hazard maps have been attracting attention as one of the ways of water disaster countermeasures that take into account climate change as well as reinforcement work ⁸⁷⁾. In order to make effective use of hazard maps, it is important that disaster prevention information is thoroughly disseminated and that knowledge for utilize hazard map is necessary. There are cases where hazard maps were not used in actual disasters ⁸⁸⁾. In addition, there are fewer cases of reservoir collapse during a major earthquake than in general water disasters. Furthermore, the awareness of the residents for the disaster is even lower.

Hazard maps have been developed and updated throughout Japan as a countermeasure against water disasters. The preparation method of the estimation map of the flooded area by river flooding is shown by the Ministry of Land, Infrastructure, Transport and Tourism⁸⁹⁾. Furthermore, the preparation method of the hazard map of the reservoir is shown by the Ministry of Agriculture, Forestry and Fisheries⁹⁰⁾. The hazard maps are evaluated based on elevation and ground surface shape. However, the scale of reservoir collapse due to large earthquakes has not been evaluated. In other words, hazard maps which do not have been clarify the scale of damage and the location of damage to the dam body provided. In such a case, the inundation prediction associated with damage to the dam body may not be accurate. Therefore, the risk of reservoir damage due to large earthquakes may be underestimated. The reliability of the hazard map will be improved if both the risk of damage to the levee body and the associated inundation risk during a large earthquake are evaluated numerically.

Though the conventional evaluation of the collapse risk of reservoir by a large earthquake is mostly based on the two-dimensional analysis, the three-dimensional analysis has become easy by the capacity improvement of recent computer. Based on this, three-dimensional nonlinear earthquake response analysis is carried out by the finite element method for the ground as an evaluation technique of the next generation. When a finite element analysis is carried out, there is an advantage that there are few parameters to represent a complex ground structure. Ichimura et al.⁹¹⁾ developed a large-scale three-dimensional nonlinear seismic response analysis code, which takes ground and urban building information into a wide-area analysis model, and realized a huge amount of analysis capacity by supercomputers^{92),93),94),95)}. In this study, the seismic response analysis is carried out using the analysis code developed by Ichimura et al., and the damaged part and the damage scale of the reservoir are estimated from the result of the earthquake response analysis. As an evaluation of the risk of flooding, the flood analysis using a three-dimensional analysis model is carried out using the numerical fluid dynamics open source code: OpenFOAM⁷⁵⁾. By using the result of the seismic response analysis of the reservoir by the large earthquake for the flood analysis, it is possible to improve the accuracy of disaster risk compared to conventional analysis methods without identifying the point and the scale of its collapse of the embankment.

Therefore, this study proposes based on the recent improvement in computer computing power, a disaster risk evaluation method based on large-scale numerical analysis. First, the risk of damage to the reservoir embankment during a large earthquake is evaluated by three-dimensional seismic response analysis using the finite element method. Second, the flood risk is evaluated by a three-

dimensional flood analysis that reflects the collapse of the reservoir embankment obtained from the seismic response analysis. Third, by comparing the analysis results with the current hazard map, new flood risk points are recognized.

3.2 Seismic Response Analysis

3.2.1 Overview of seismic response analysis

On the embankment of agricultural reservoir has, it is often a simple construction to pile up existing the embankment. In the deep part of the embankment, the older the embankment is, the lower the degree of compaction and the more uneven the soil layers⁹⁶⁾. The embankments of old reservoir piled up in the plain area were built by soil. This is defined as a dish type pond. The features of the dish type pond are that the height is as low as about 10 m, while the length is long. In this study, “Heike” in Takamatsu City, Kagawa Prefecture was selected for the analysis of the reservoir which has such features of the reservoir and in which the urban area is formed in the outflow destination of the reservoir. “Heike” is designated as an important reservoir for prior disaster prevention, and its storage capacity is 1,240,000 m³ and its embankment length is 700 m. The complete renovation work such as reinforcing the side of the embankment with blocks and improving a roadway at the top of the embankment were carried out in 1969. The photos of the surrounding situation taken on February 27, 2016 are shown in **Photo 3.1** and **Photo 3.2**.



Photo 3.1 Surroundings of Heike (photographed from the eastern end to the west at the top of the embankment)

There is a butte-shaped small mountain consisting of the biotite andesite on the east side of



Photo 3.2 Surroundings of Heike (photographed revetment block inside the embankment)

the reservoir, and the surface layer of the small mountain is covered with sandy soil of Alluvial sediments and stepladder sediments based on tuff⁹⁷⁾. The geological profile around the reservoir is shown in **Fig.3.1**.

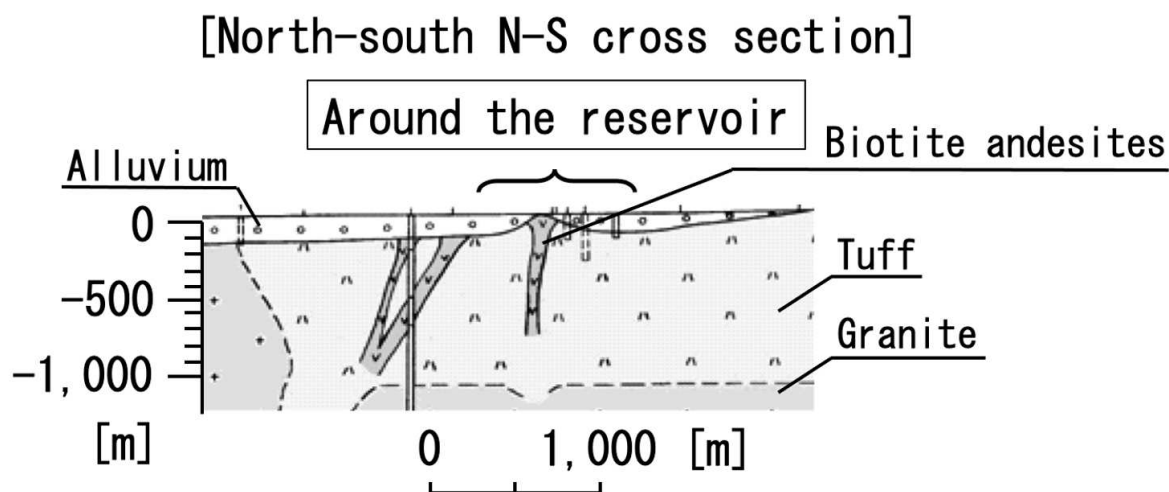


Fig.3.1 Geological cross-section around the reservoir (processed from the reference⁹⁷⁾)

In this study, the analysis region including the small mountain in the east side of the reservoir and the urban area in the outflow area is analyzed. The width of the region (in the X direction) is 2,440 m, and the length (in the Y direction) is 1,925 m. The overview of the analysis model is shown in **Fig.3.2(a)**. As the ground surface data, the digital elevation data of 5 m interval published by the Geospatial Institute of Japan is adopted, and the structure of the ground is composed of layers for each type of ground. According to a simple geological survey⁹⁸⁾, the N value of boring data shows more than 15 at a depth of 4 m and more than 25 at a depth of 5m. Since the samples of standard penetration test are not published in other surrounding areas, the parameters for representing the ground structure are estimated. The base layer is assumed to be located at 110 m depth from the ground surface.

The mechanical properties of each layer are shown in **Table 3.1**. The mechanical geophysical properties of the embankment of the reservoir are determined referring to the survey report⁹⁹⁾ of surface wave exploration and microtremor measurement. Where, ρ is density, V_s is shear wave velocity, γ is reference strain, and h_{max} is maximum damping constant. Furthermore, the damping constant of the engineering base is 2% to 5% in the typical bedrock shallower than 100m. The damping constant was estimated to be 2% since the layer close to the bedrock was distributed at a depth of about 15 m in the analysis region. The fifth layer is 303 (m/s) and lower other layers are set as the engineering bedrock.

3.2.2 Boundary conditions for seismic response analysis

The boundary conditions at the side are set omnidirectional as non-reflective boundary, and the ground is treated as semi-infinite horizontal stratified ground. In this study, only the self-weight is considered as the initial stress. The mesh of finite element method that consists of the ground is tetrahedral quadratic elements by which the analysis under the complicated ground

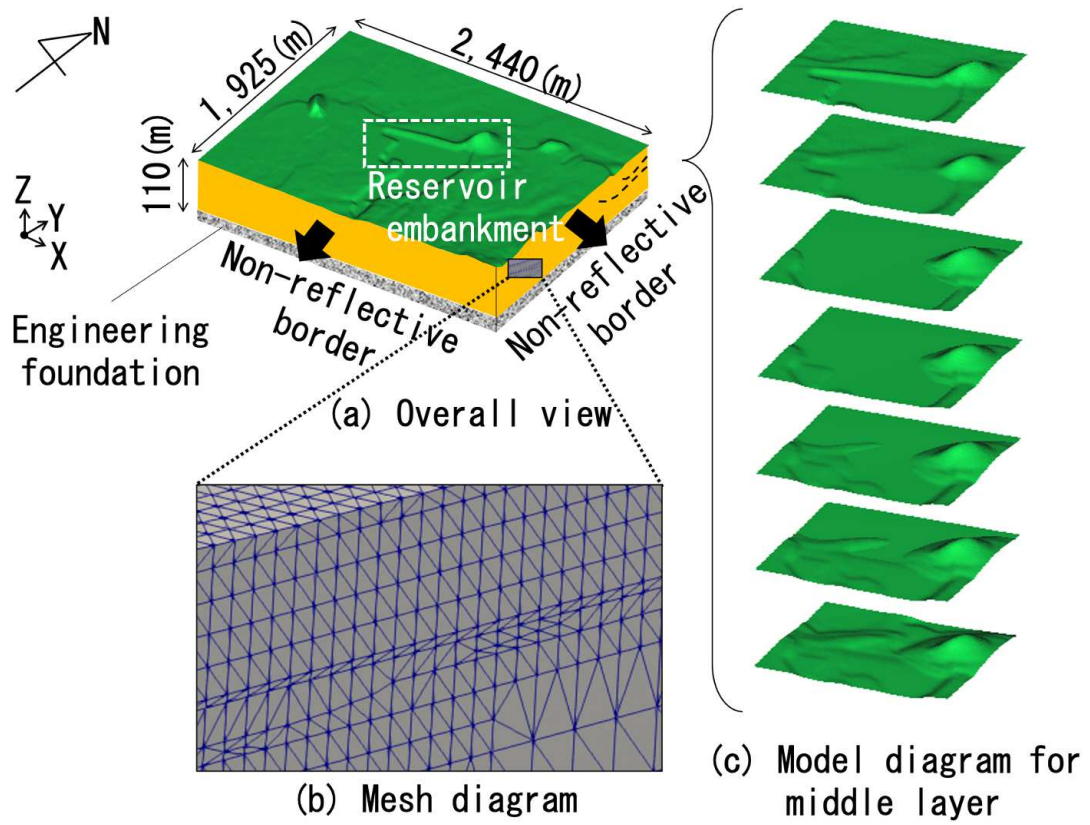


Fig.3.2 (a)Overall view, (b)Mesh diagram, (c)Model diagram for middle yaler

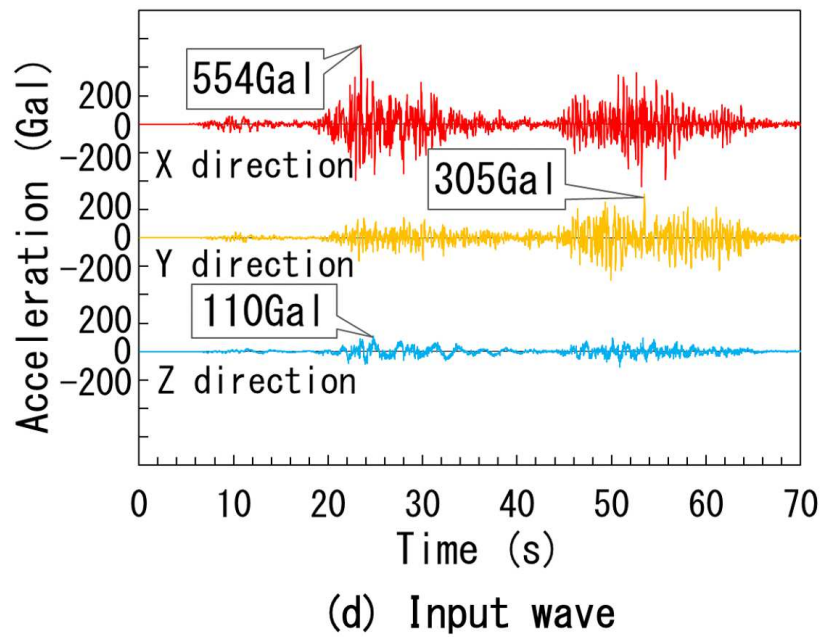


Fig.3.3 Input wave

Table 3.1 The mechanical properties of each layer

Layers	ρ (kg/m ³)	V_s (m/s)	γ	h_{max}
Embankment	900	200	0.0010	0.210
Sand	1600	160	0.0010	0.210
Sand	1700	195	0.0010	0.210
Gravel	1700	230	0.0010	0.210
Gravel	1800	303	0.0010	0.210
Gravel	1900	434	0.0010	0.210
Base	2300	2000	0.0005	0.105

layer can be efficiently conducted. In the boundary where the layers overlap each other, the mesh is automatically constructed using the analysis code of Ichimura et al. The cross section of the mesh is shown in **Fig.3.2(b)**. The minimum mesh size is 2.5m. This means that 5 Hz of wave frequency is divided into 10. Finally, the total number of nodes and meshes are 275,460,808 and 234,173,346, respectively. The boundary of the middle layer constitutes a smooth stratum interface estimated from ground surveys. The stratum boundary of the ground model is shown in **Fig.3.2(c)**. The public data¹⁰⁰⁾ are employed as the input seismic wave to the engineering base use. The time increment is 0.002 seconds. The total number of analysis steps is 35,000. The input waveform is shown in **Fig.3.3(d)**. The influence of water storage pressure and the hydraulic pressure due to the earthquake is not considered in the analysis, because the water surface is always kept low. It is desirable to take into account the effects of the water pressure and the liquefaction due to fluctuations of pore water in the embankment, and they are considered in the research by Ichimura et al.¹⁰¹⁾ using the same analysis code in this study. However, in this study, they are not considered, because only the behavior of the strain in the earthquake is noticed for the sake of simplicity of the analysis.

3.2.3 Seismic response analysis result: Displacement distribution

In **Fig.3.4(a)**-1 to **Fig.3.4(a)**-3, the magnitude of the displacement vector is indicated by contour lines and the magnitude and direction of the displacement vector are indicated by arrows between 25.07 seconds to 25.67 seconds when the embankment of the reservoir shows the maximum response. First, the difference in response between the embankment of the reservoir and the plane area is shown in **Fig.3.4(a)**-1. As shown in **Fig.3.4(a)**-1, the direction of displacement of the central part of the embankment of the reservoir is opposite to that of other plains. The mechanical properties and the geometric shape affect the difference of the response period of the analysis result. Next, the difference of the response between the embankment of the reservoir and the small mountain located on the east side is explained. As shown in **Fig.3.4(a)**-1, the deformation of the small mountain is smaller than that of the embankment of the reservoir. This is because the stiffness of the small mountain is so high that it corresponds to the base. As shown in **Table 3.1**, the shear wave velocity of the embankment of the reservoir is one-tenth that of that of the small mountain, which strongly affects the difference in response between the embankment of the reservoir and the small mountain. The study⁹³⁾ using the same analysis code also shows that the response of local ground structures such as a mountain varies greatly depending on the difference in elastic modulus. Additionally, the difference in elastic modulus also appears in the difference in the response between the base layer and the ground surface. As shown in the **Fig.3.7(b)** in which the cross section along the section line of **Fig.3.4(a)**-1 is displayed shows that the boundary between the soft part and the hard part is indicated by the dotted line in the cut surface, and that the deeper part of the dotted line corresponds to the base layer of the embankment of the reservoir and the base layer of the small mountain. The figure also shows that the deformation of the lower layer from the boundary surface with the base layer becomes small, while the response value of the displacement vector of the embankment of the reservoir becomes relatively large. This indicates the difference of geophysical properties is clearly shown across boundary surface of foundation. Furthermore, **Fig.3.5(a)**-2 and **Fig.3.6(a)**-3 show the displacement distributions at the time when the embankment swings east and west. As in **3.4(a)**-1, the displacement response of the embankment of the reservoir is different compared with the behavior of plain area and the small mountain.

3.2.4 Seismic response analysis result: Stress distribution

The distribution of the maximum principal stress at the same time as the previous subsection is shown in **Fig.3.8(a)**-1 to **Fig.3.10(a)**-3. As shown in **Fig.3.8(a)**-1 in the previous subsection the embankment of the reservoir was displaced to the west (-X direction) at time 25.07 seconds, when the whole reservoir was displaced to the east (+X direction). Therefore, tension stress is generated between the embankment and the base. This is considered to be caused by the fact that the small mountain composed of hard strata on the east side of the embankment played a role like a reflector for the movement of the embankment body. From **Fig.3.8(a)**-1, it can be seen that the value of the principal stress is from 50 kPa to 70 kPa. It is known that the distribution of stress at the same level is obtained in the reproduction analysis¹⁰²⁾ for the reservoir of the same scale and the earthquake motion of the same level. It is considered that there is a possibility that tensile stress of this degree occurs, though there is no record of actual earthquake damage in this reservoir. **Fig.3.11(b)** is a cross section in the Y direction (north-south direction), and the cut surface line in the Y direction is shown in **Fig.3.8(a)**-1. According to **Fig.3.11(b)**,

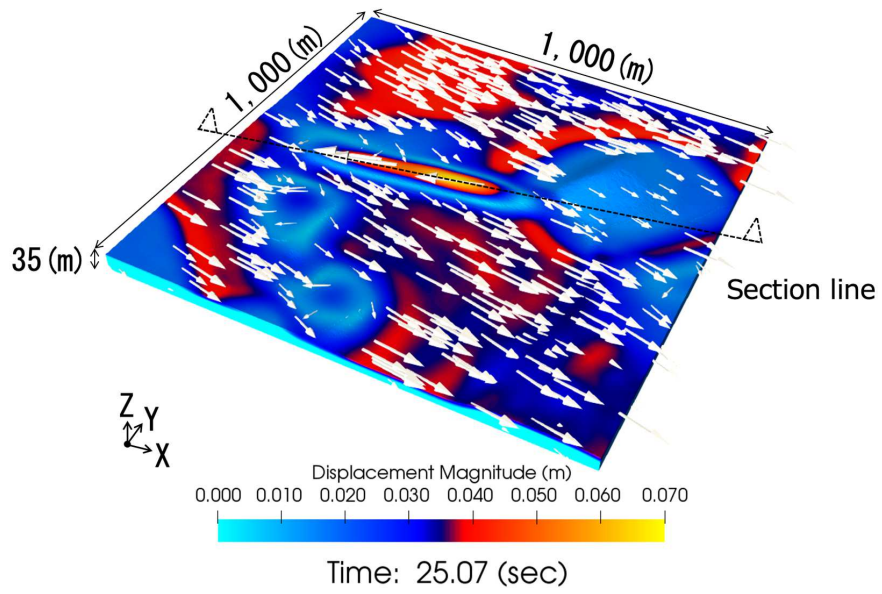


Fig.3.4 (a)-1 Time history maximum response displacement (m)

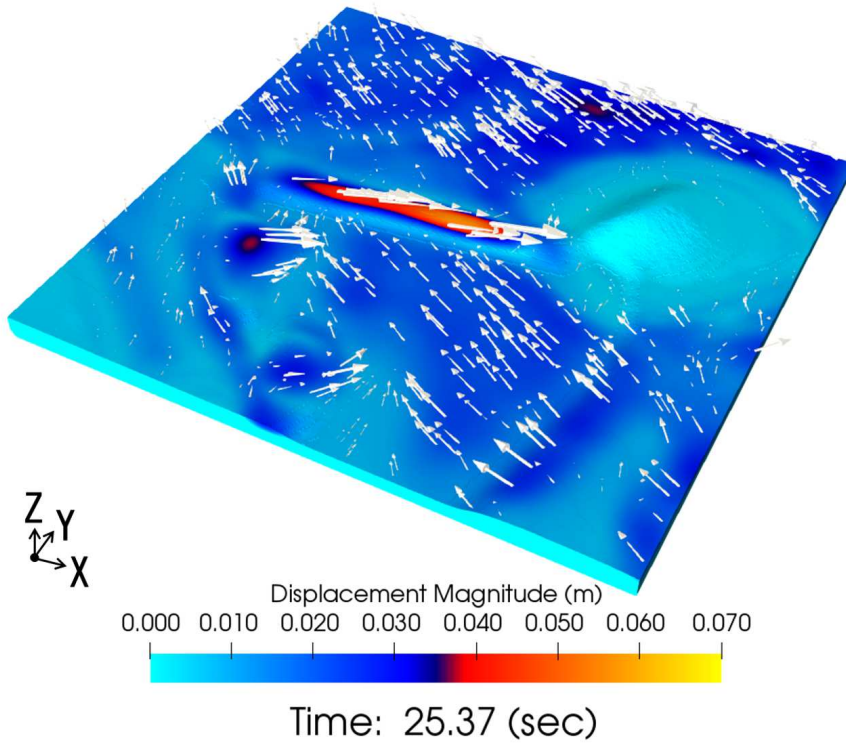


Fig.3.5 (a)-2 Time history maximum response displacement (m)

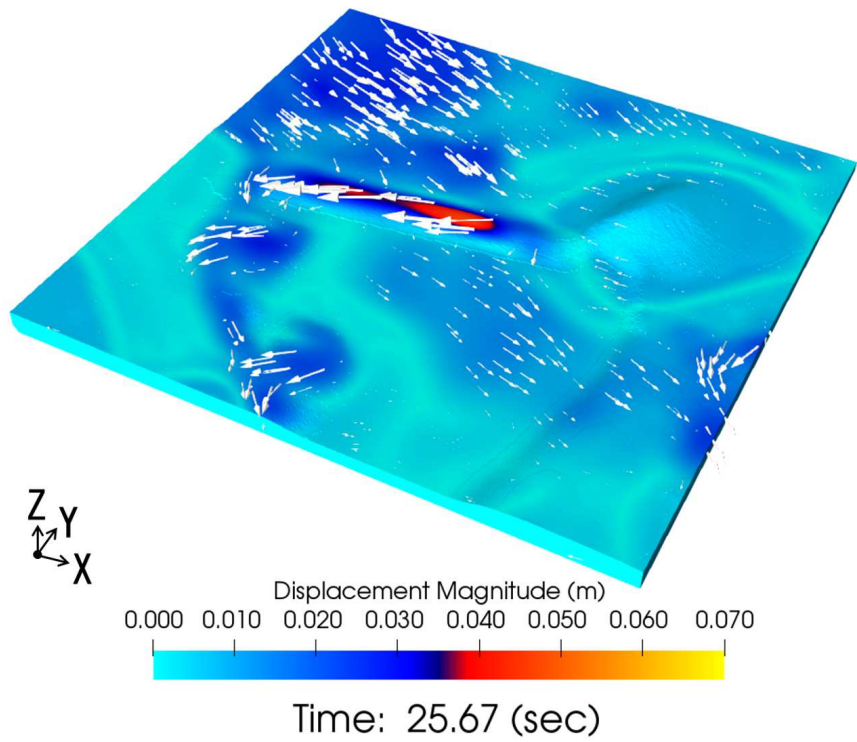


Fig.3.6 (a)-3 Time history maximum response displacement (m)

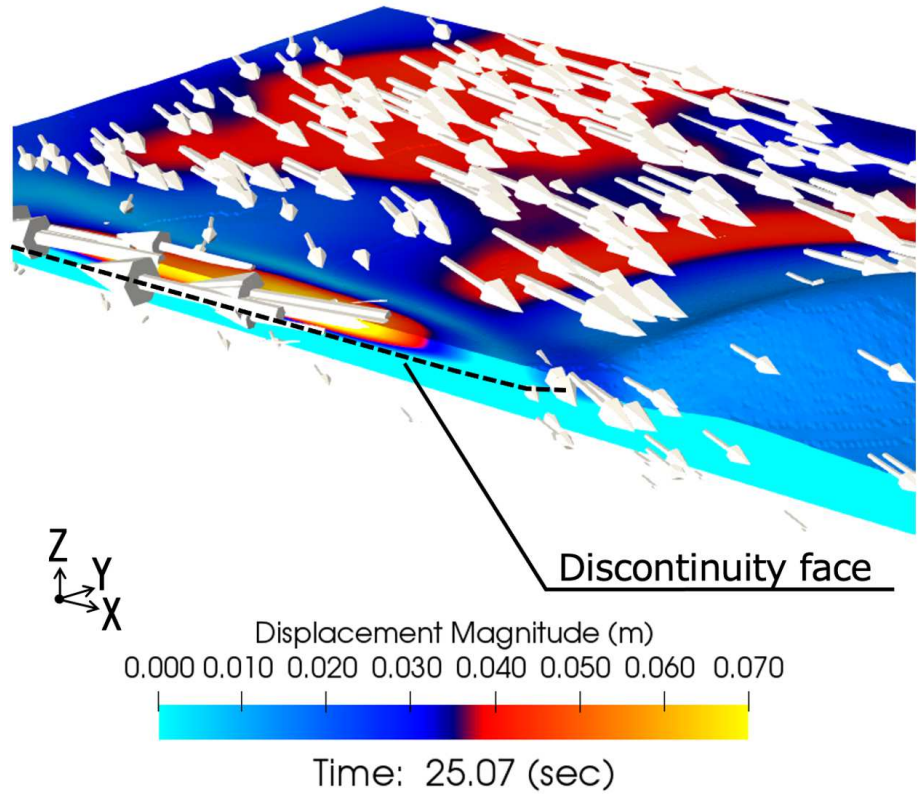


Fig.3.7 (b) Cross-sectional view of the reservoir embankment in the long side direction at the time of maximum response

tensile stress is also generated near the bottom of the embankment body. In addition, as shown in **Fig.3.9(a)-2** and **Fig.3.10(a)-3**, the stress level in the lower part of the boundary surface between the reservoir and the base layer is low, but the stress level of the embankment of the reservoir remains height. From these results, it can be seen that the stress distribution, as well as the displacement distribution, is significantly affected by the difference in the mechanical properties of the foundation and the embankment.

3.2.5 Seismic response analysis result: Strain distribution

The time history response of the maximum shear strain distribution is shown from **Fig.3.12(a)-1** to **Fig.3.14(a)-3**. A large shear strain is generated at the boundary surface between the embankment and the basement below the embankment, as in the previous subsection, due to the difference of the mechanical properties such as stiffness. The maximum value of the maximum shear strain is approximately 0.7%, which corresponds to a large deformation. When this level of maximum shear strain is generated in the embankment, the embankment can be damaged. The part of the embankment where is exhibited the large shear strain is shown. According to **Fig.3.12(a)-1**, in the X direction (east-west direction), high shear strain is observed near the center of the embankment, and the width of the area showing high shear strain is 60 m to 90 m. According to **Fig.3.15(b)**, in the Y direction (north-south direction), high shear strain is observed near the center of the embankment, and the width of the region showing high shear strain is from 30 m to 40m. The time history response of the strain is plotted at the four points which are from the point A to D shown in **Fig.3.15(b)**.

The time history response of each component of the strain at these four points shows the maximum value between 20 seconds to 30 seconds after the start of excitation. The axial strains in the X, Y, and Z directions are shown in **Fig.3.16(a)-1** to **Fig.3.18(a)-3**, respectively. The axial strain ε_{xx} in the X direction shows a maximum value of 0.02% at the point A near the surface layer and the point B on the inner side of the embankment. The axial strain ε_{yy} in the Y direction shows the maximum value of 0.01% at the point B. The axial strain ε_{zz} in the Z direction shows a maximum value of 0.02% at the points B and the point C near the bottom layer of the embankment. Compared with the maximum shear strain, approximately 0.7%, shown in **Fig.3.19(b)-1** to **Fig.3.19(b)-3**, the axial strain in the X and Z directions is approximately 1/35 and the axial strain in the Y direction is approximately 1/70.

The shear strain is shown in **Fig.3.19(b)-1** to **Fig.3.21(b)-3** of the points of A to D. The shear strain γ_{xy} is approximately 0.03% at the point A and the point B. The shear strain γ_{yz} is much larger than this value and shows 0.46% near the point C of the embankment. This value is about 23 times as large as 0.02% which is the axial strain in the X or Z direction, and the shear strain γ_{zx} at the point C is 0.70%. In other words, the shear strain associated with the Z direction tends to be considerably larger than the axial strain in the three directions. The time history response of the axial strain and shear strain at the point C are shown in **Fig.3.22(c)-1** and **Fig.3.23(c)-2**, respectively. As shown in **Fig.3.22(c)-1**, around the time when the shear strain peaks (25.0 seconds after start of calculation), the axial strain, which is predominant only in the Z direction until then, decreases, while the axial strain in the X and Y directions increases after that. At this time, the shear strain γ_{yz} and γ_{zx} rapidly increase as shown in **Fig.3.22(C)-1**. This is because the shear strain has not increased simply since the axial strain in the vertical direction (Z direction) increases. Since the axial strain in the horizontal direction (X and Y direction) simultaneously occurs, the strain acting as the shear force increases. In other words, since the

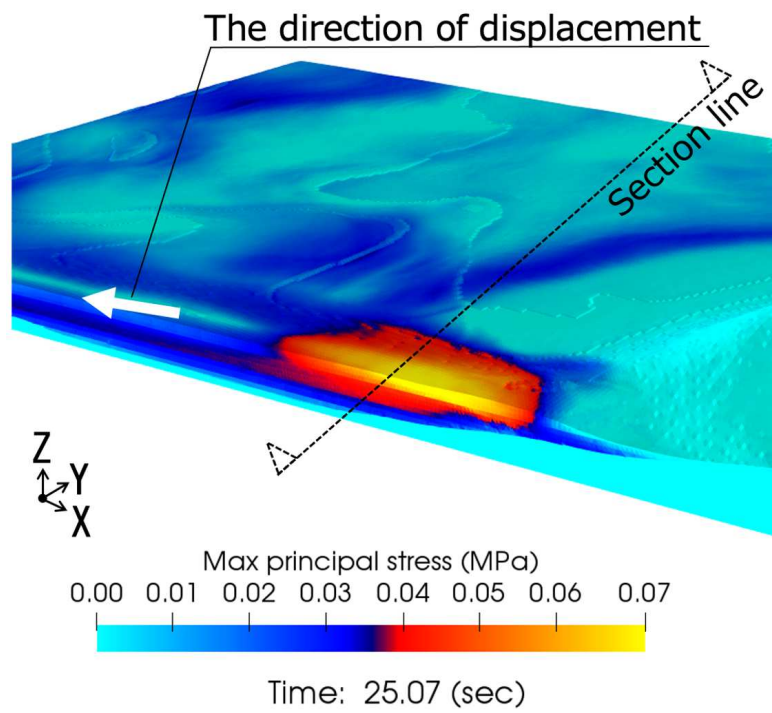


Fig.3.8 (a)-1 Time history response of principal stress distribution (MPa)

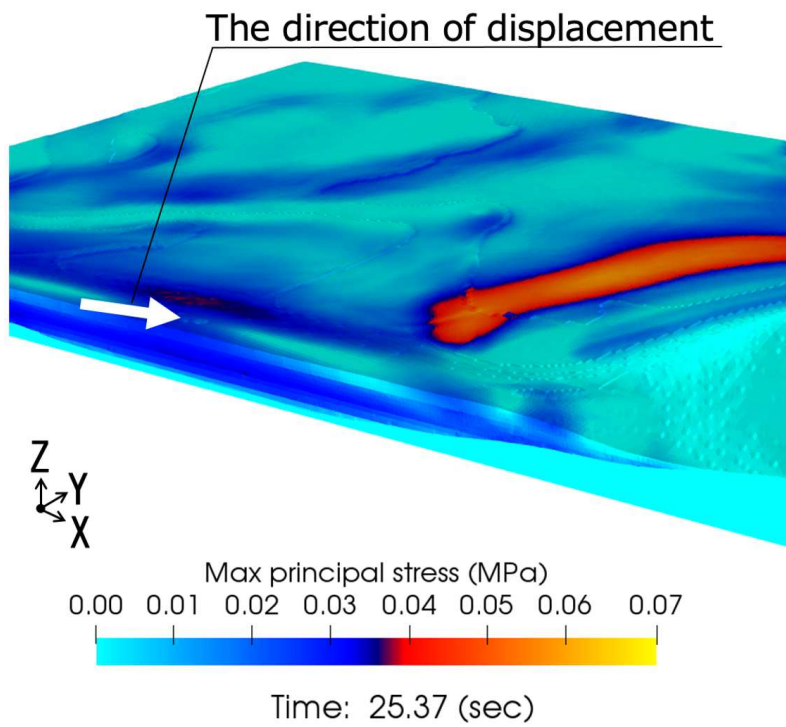


Fig.3.9 (a)-2 Time history response of principal stress distribution (MPa)

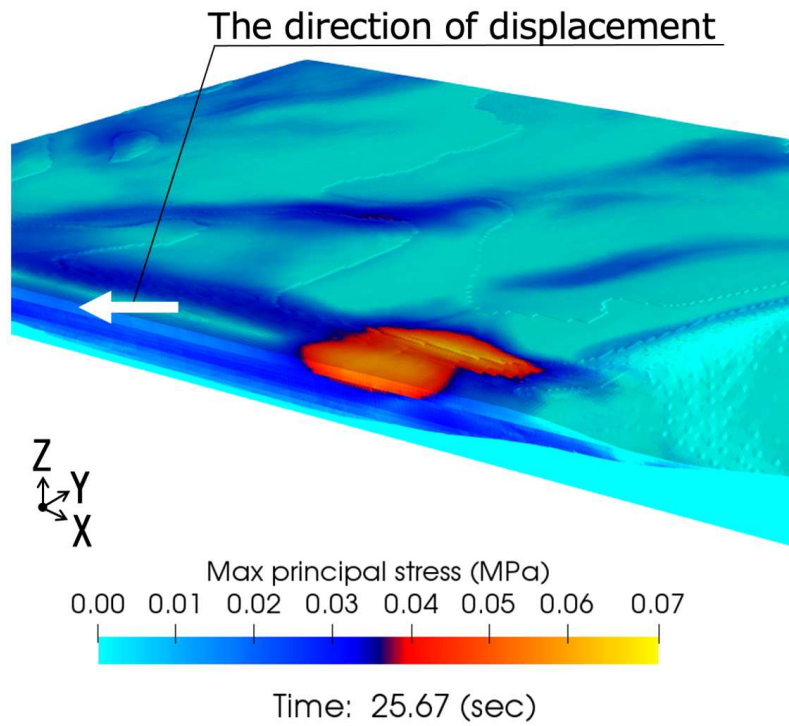


Fig.3.10 (a)-3 Time history response of principal stress distribution (MPa)

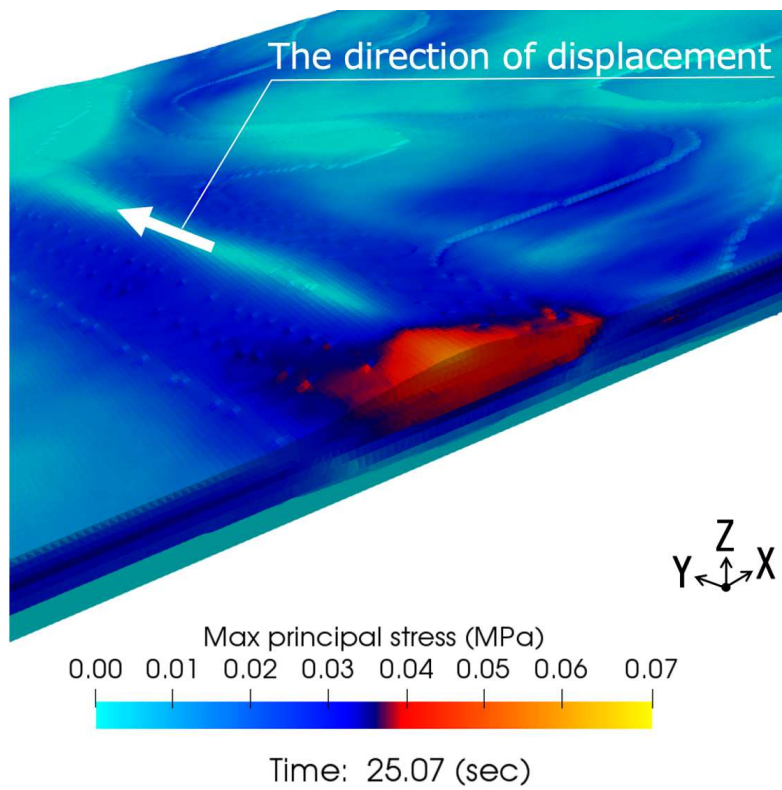


Fig.3.11 (b) Cross-sectional view of the reservoir embankment in the long side direction at the time of maximum response (MPa)

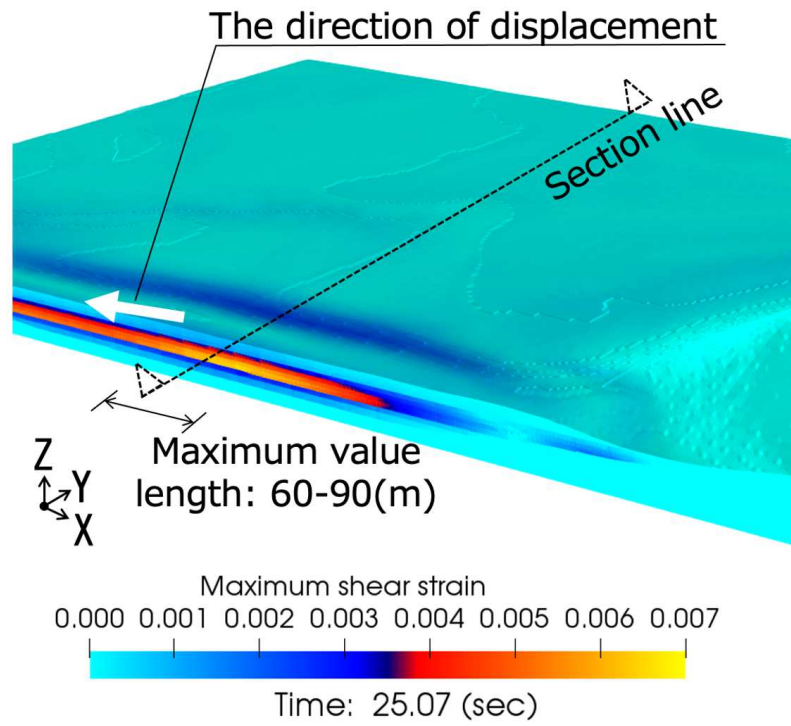


Fig.3.12 (a)-1 Time history of maximum shear strain distribution

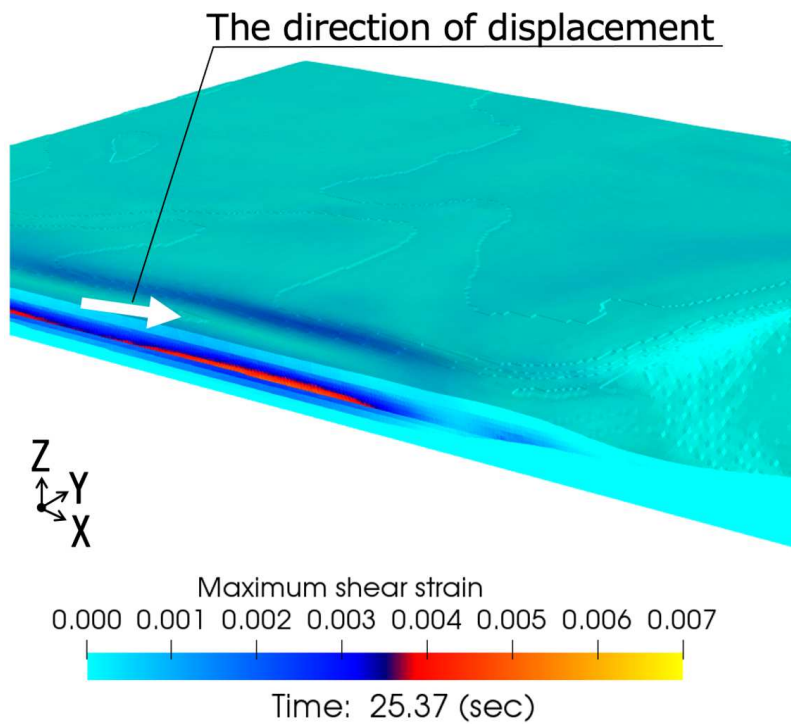


Fig.3.13 (a)-2 Time history of maximum shear strain distribution

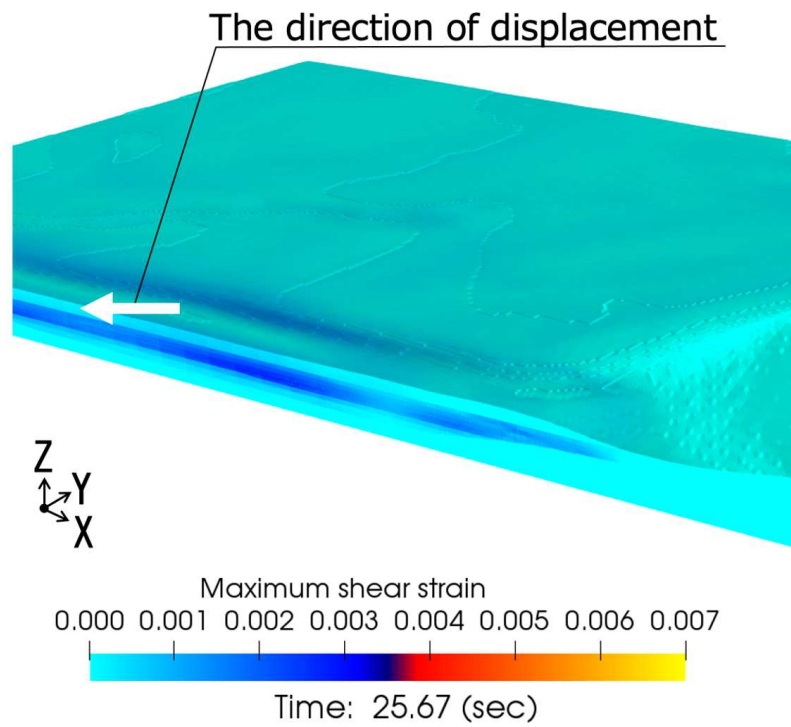


Fig.3.14 (a)-3 Time history of maximum shear strain distribution

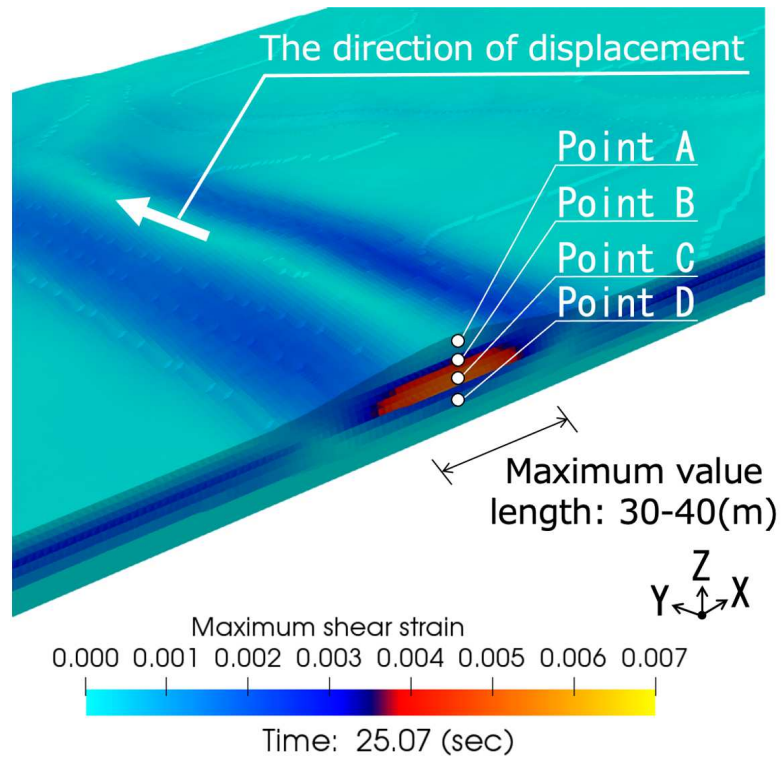


Fig.3.15 (b) Cross-sectional view of the reservoir embankment in the long side direction at the time of maximum response

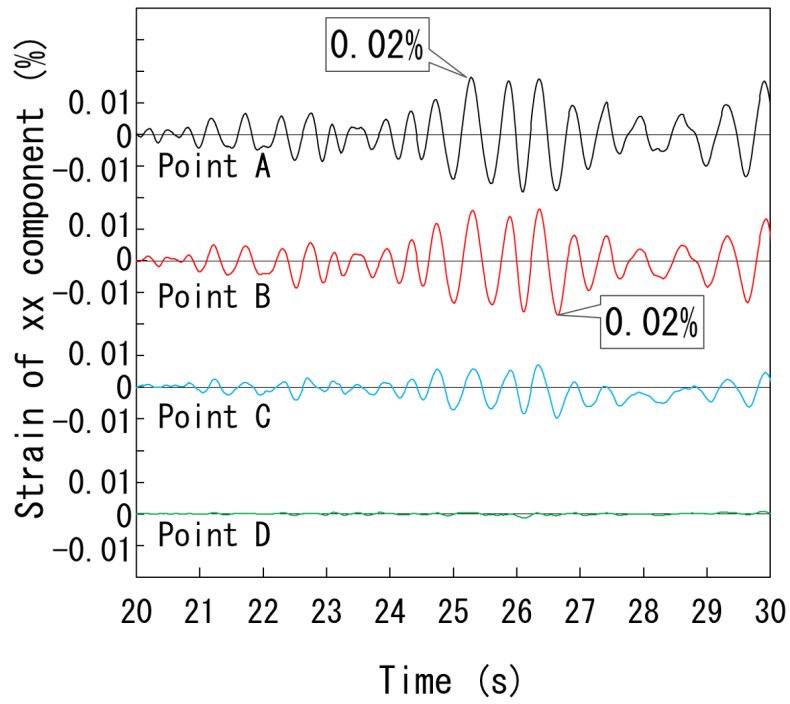


Fig.3.16 (a)-1 Time history response of axial strain component

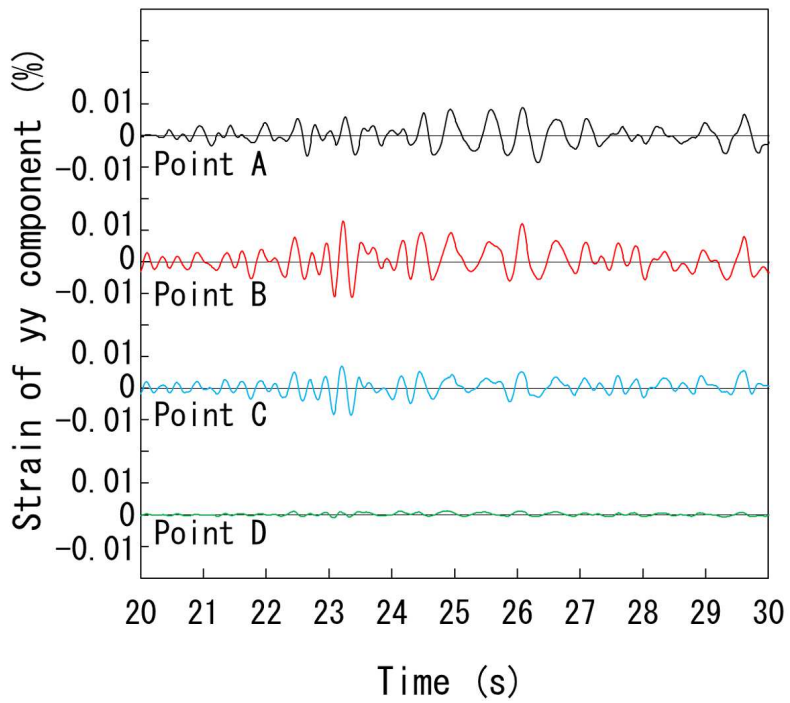


Fig.3.17 (a)-2 Time history response of axial strain component

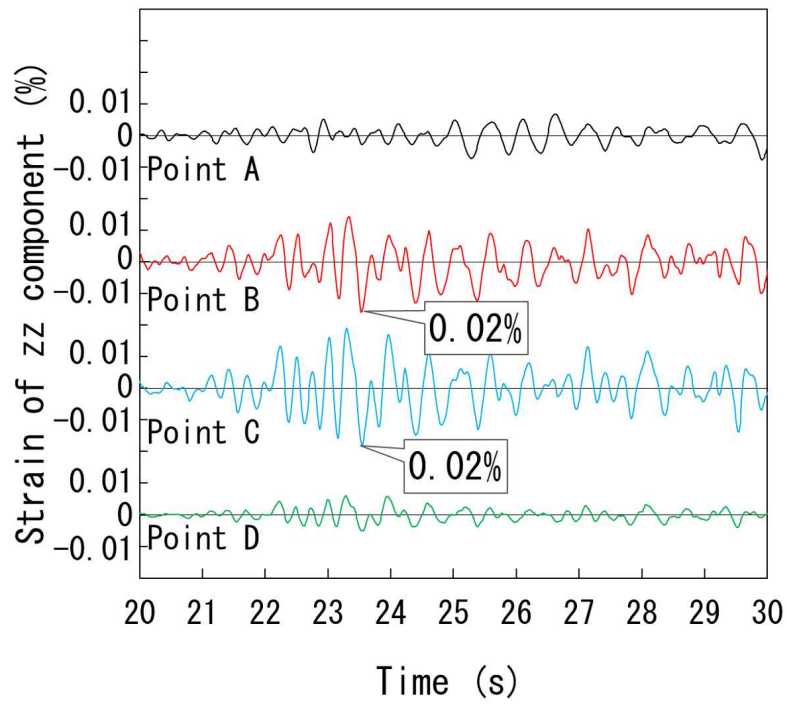


Fig.3.18 (a)-3 Time history response of axial strain component

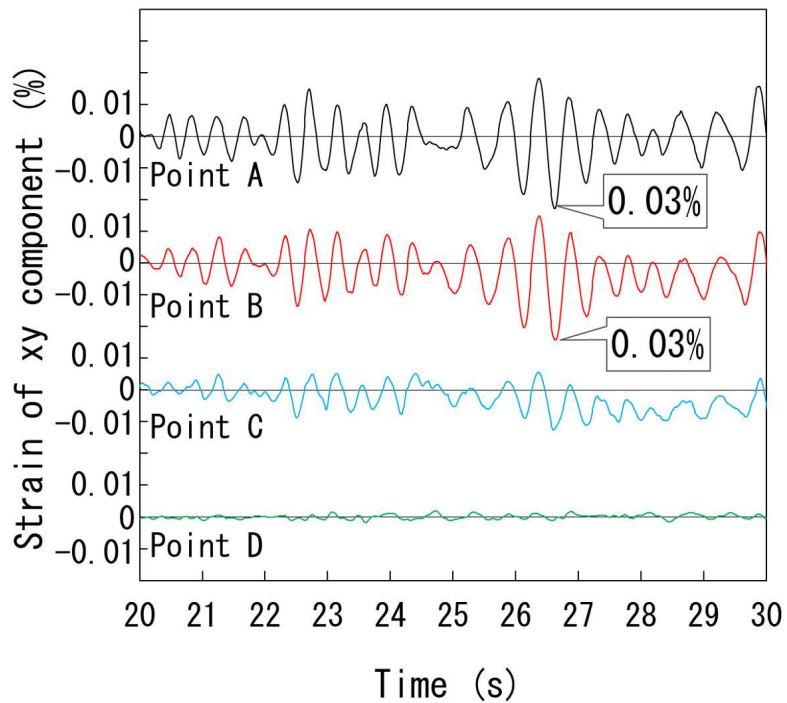


Fig.3.19 (b)-1 Time history response of shear strain component

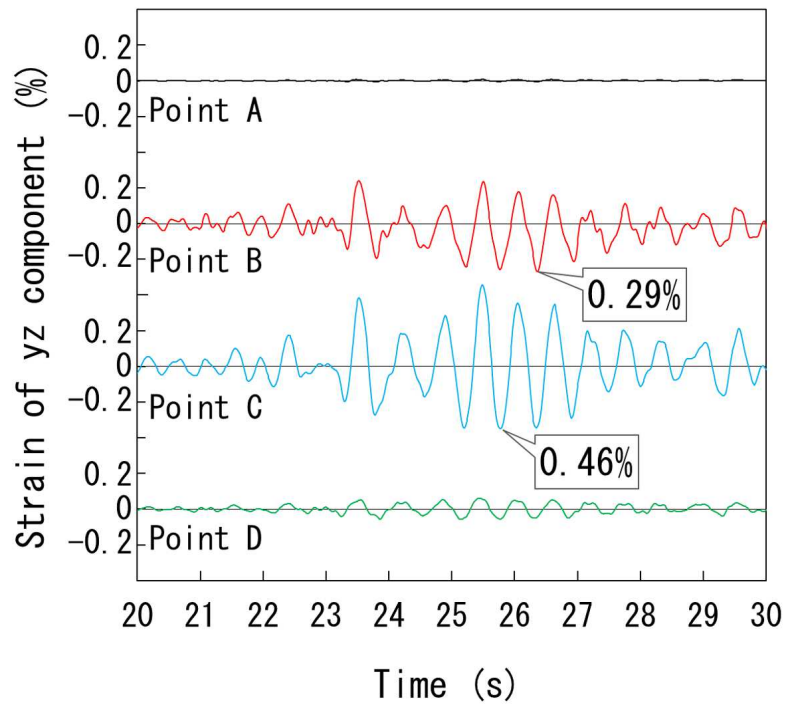


Fig.3.20 (b)-2 Time history response of shear strain component

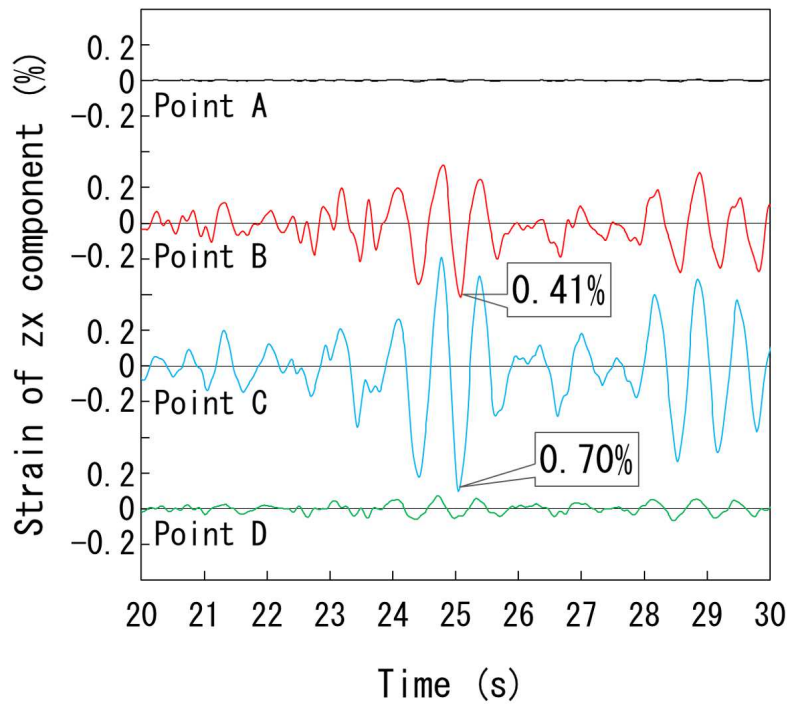


Fig.3.21 (b)-3 Time history response of shear strain component

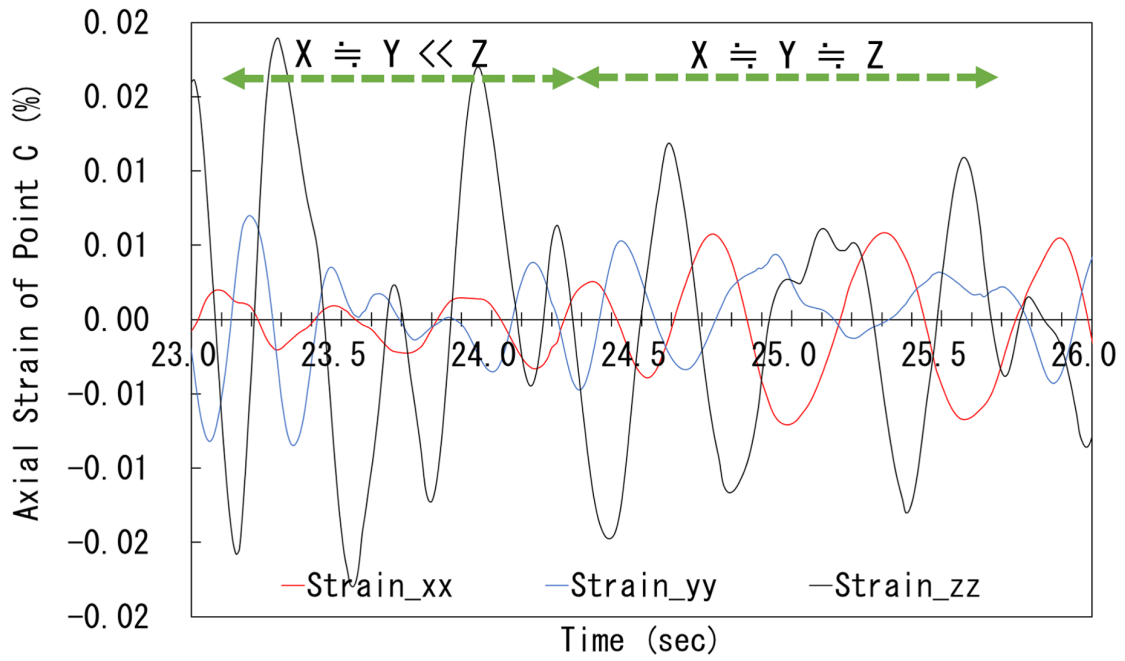


Fig.3.22 (c)-1 Time history response of axial displacement of point C

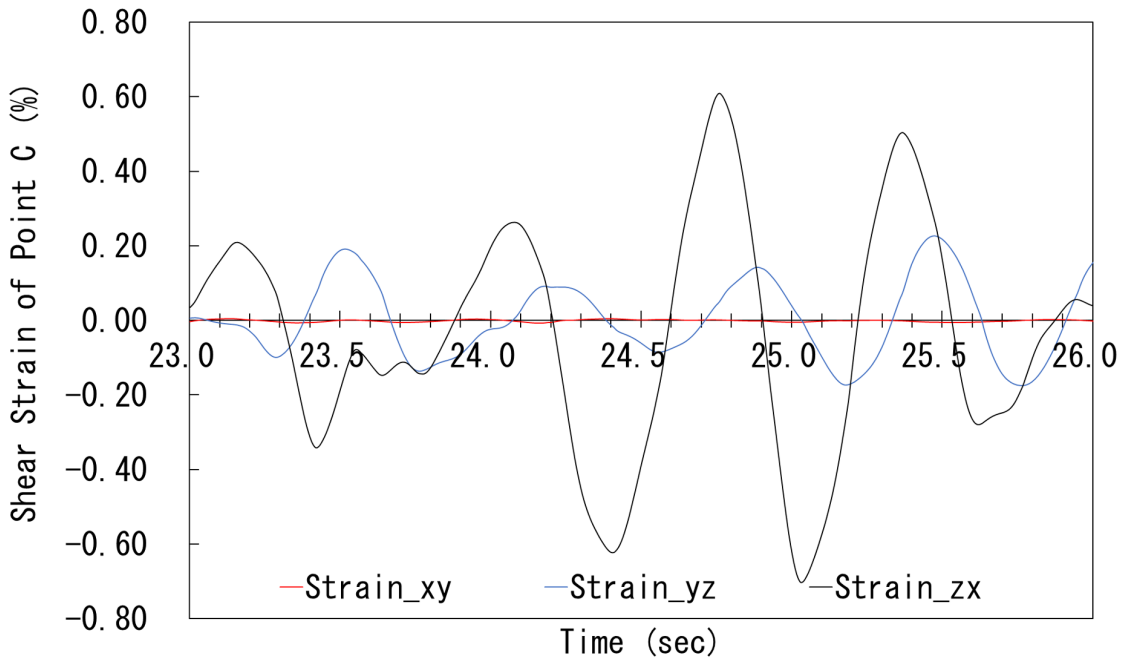


Fig.3.23 (c)-2 Time history response of axial displacement of point C

strain in various directions is generated at simultaneously, it is expected that the shear strain at the level of damage to the embankment is generated at the boundary between the bottom surface of the embankment and the base of the ground. When the maximum shear strain is shown at the point C during As shown in **Fig.3.23(c)**-2, immediately after 25.0 seconds have passed from the start of the analysis in which shear strain γ_{zx} shows a maximum of 0.7%, the other five components of strain show, very small values of ε_{xx} (0.006%), ε_{yy} (0.001%), ε_{zz} (0.002%), γ_{xy} (0.004%), and γ_{yz} (0.006%), respectively. At the time when γ_{xy} indicates the minimum value of 0, γ_{yz} changes to 0.1%. This complicated behavior is repeated.

Next, the value of each strain component around the time when the maximum shear strain at each point indicates the peak is shown. **Fig.3.24(a)** shows the time history response for the maximum shear strain at 20 and 30 seconds after the analysis start time. Here, the maximum shear strain is 0.70% at the point C. **Fig.3.25(b)** shows the maximum shear strain time history response at 50 and 60 seconds after the analysis start time. Similarly, the maximum value is 0.54% at the point C. Both the strain levels reach the level at which the embankment is damaged. As shown in **Fig.3.3(d)**, the acceleration in the Y direction at 50 seconds to 60 seconds after the analysis start time is larger than that at 20 seconds to 30 seconds after the analysis start time. Furthermore, since the acceleration in the Z direction is relatively small compared to that of the other components, the shear strain at the level of damage to the embankment is generated twice. In large earthquakes, it is known that the level of the aftershock is also large. Thus, an attention should be paid to the aftershock for the disaster prevention of a reservoir.

3.2.6 Seismic response analysis result: Acceleration response at the top of the reservoir

The acceleration response at the top of the embankment is focused. The acceleration responses in the X, Y, and Z directions are shown in **Fig.3.26(a)**. The maximum acceleration value in the X, Y, and Z directions are 730 Gal, 580 Gal, and 155 Gal, respectively. From the comparison of the seismic intensity of the Japan Meteorological Agency, the maximum acceleration of 730 Gal in the X direction has corresponded to the maximum seismic intensity of the upper 6. In addition, the displacement of the surface layer of the embankment is shown in **Fig.3.27(b)**. The maximum displacement values are 6.6 cm in the X direction, 5.4 cm in the Y direction, and 1.0 cm in the Z direction to correspond to the peak of the response acceleration. The peak time of acceleration and the displacement are almost similar. Considering the peak of the acceleration response value and the displacement response value, two large responses in the X direction at the time of approximately 25.0 seconds and in the Y direction at the time of approximately 55.0 seconds have occurred.

From the results of the seismic response analysis in this section, it was found that the scale and location of the stress concentration region in the embankment and the strain concentration region at the bottom of the embankment can be estimated. Based on the result, the damage risk of the reservoir is examined. When the embankment is designed, it is desirable for the embankment to be constructed on the base ground which is relatively strong. Therefore, it is possible that the potential weak surface exists between the base ground and the embankment due to the difference in mechanical properties between the embankment and its surrounding ground. When a large earthquake motion occurs, as shown in this study, the strain, especially shear strain, increases near the weak surface. When the shear strain at the level obtained by the present analysis is

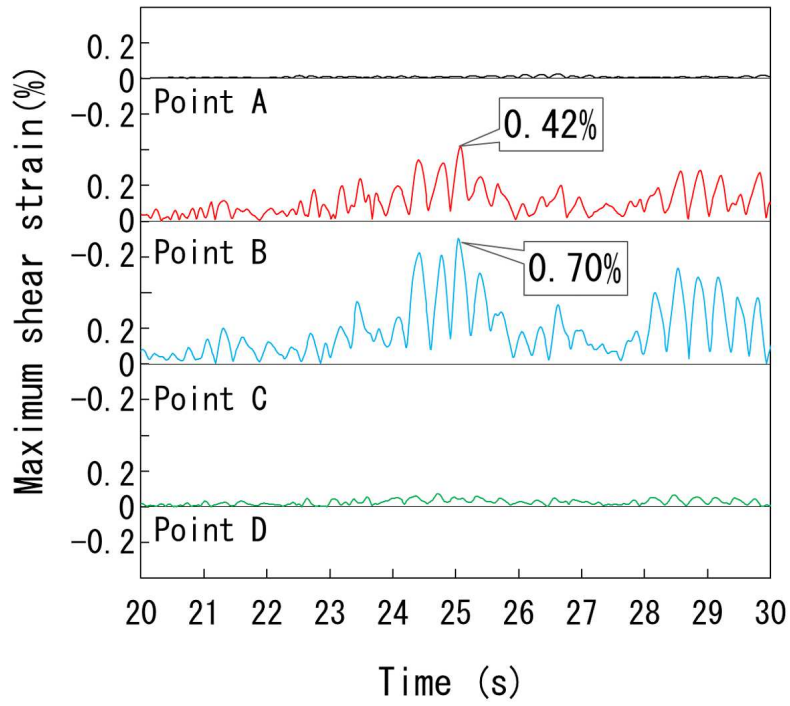


Fig.3.24 Maximum shear strain time history response, (a) between 20 and 30 seconds

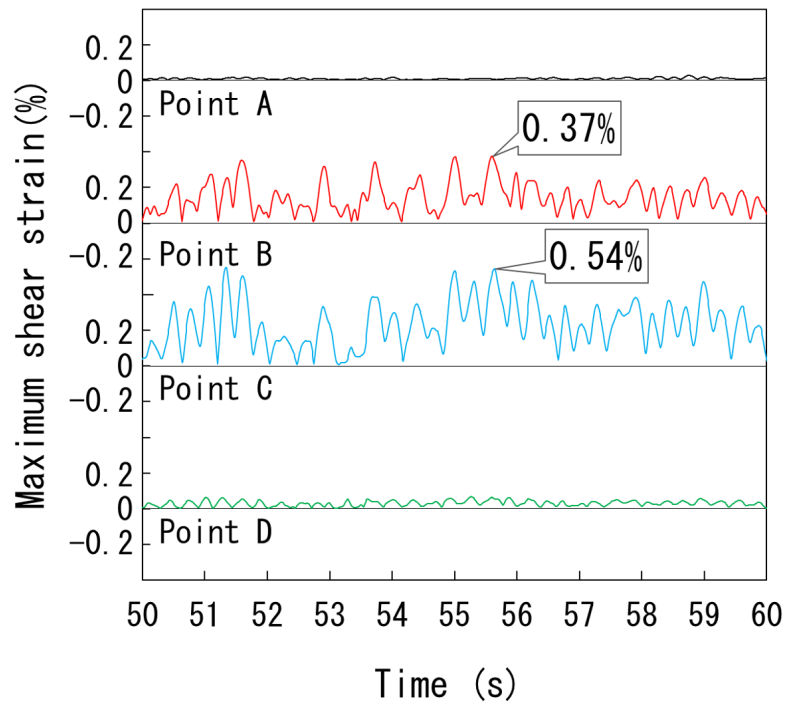


Fig.3.25 Maximum shear strain time history response, (b) between 50 and 60 seconds

generated in an embankment, it may be damaged. In fact, the shear strain whose level was more or less same as that obtained by the present analysis was generated when an embankment was damaged in the past. In the next section, a flood analysis due to the failure of an embankment is carried out, and the damage scale of the embankment is decided that referring to the analysis result in this section. In this section, the location and area where the shear strain was predominant were 60 m to 90 m in the X direction and 30 m to 40 m in the Y direction near the center of the embankment. In the analysis in the next section, the damage width of the embankment is assumed to be 90m.

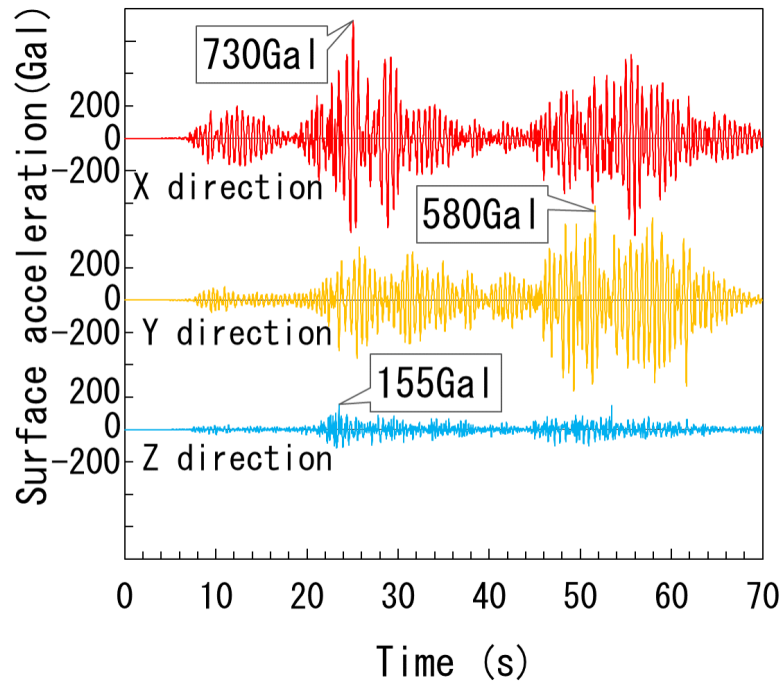


Fig.3.26 (a) Time history response of acceleration at the top of the embankment of the reservoir

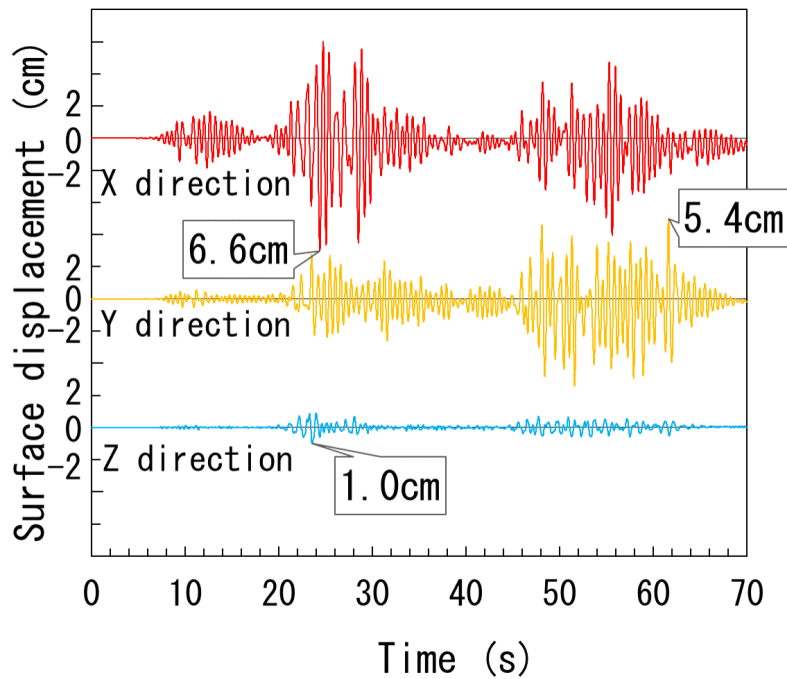


Fig.3.27 (b) Time history response of displacement at the top of the embankment of the reservoir

3.3 Validation of Flood Analysis

In recent years, heavy rainfall associated with the formation of linear precipitation zones has become a record cumulative rainfall due to continuous rainfall in specific areas, causing floods that exceed the flood risk level in rivers and slope failures in mountainous areas. A sediment-related disaster has occurred^{104),105)}. In particular, agricultural reservoirs often exist in the outflow routes of debris flows in mountainous areas, and many of them need to be repaired due to deterioration. Old agricultural reservoirs with incompletely controlled spouts may not be able to withstand rapid flooding due to torrential rains¹⁰⁶⁾. If such an old reservoir is blocked by a debris flow including driftwood in a short time, it may collapse immediately. In areas where there is a residential area downstream of the reservoir, if the upstream reservoir collapses, a large amount of earth and sand, including driftwood, will flow in and cause enormous damage. In response to this, the revision of the Hydraulic Prevention Law in May 2005 made it mandatory to distribute hazard maps such as floods, and each local government thoroughly disseminated disaster information and evacuation sites. As a result, a reservoir hazard map of major reservoirs with houses and public facilities in the downstream area was created¹⁰⁷⁾. In areas where sediment-related disasters and flood disasters have occurred in the past, we have created our own detailed voluntary disaster prevention map using a workshop method and used it for disaster prevention drills¹⁰⁸⁾. However, while these voluntary disaster prevention maps can be evaluated for the fact that the predicted range of flood due to flooding of rivers and the collapse of reservoirs is shown on the map, the situation of the flood that changes from moment to moment is not clear. Regarding the collapse of the reservoir on the voluntary disaster prevention map, the outflow route does not always follow the topography. In some cases, the flood distribution in the plain at the tip of the runoff shows a spread irrelevant to the altitude, or it is expressed as if it does not flood even if it is lower than the surrounding area. For this reason, the voluntary disaster prevention map showing the damage assumption on the safety side may underestimate the damage in some cases. Therefore, the threat of disaster may not be transmitted to disaster prevention personnel such as local governments and disaster prevention organizations that refer to the voluntary disaster prevention map. There is a possibility that disaster risk may be underestimated. As a previous study, a method for evaluating disaster risk in each region using river flood inundation analysis and debris flow inundation analysis in mountainous areas has been proposed¹⁰⁹⁾. In addition, Suzuki et al.¹¹⁰⁾ conducted flooding experiments and flood inundation simulations of a large reservoir model and showed the assumption of collapse, however, most of the research has not been proven when the reservoir suddenly collapsed by the earthquake.

Therefore, in this study, a reproduction analysis is carried out to understand the flood risk in the urban area downstream of the reservoir. The differences between the analysis results and the actual examples of flood damage as the "Range where there is a risk of flooding if the embankment breaks" in the voluntary disaster prevention map are extracted. It also shows the time historical changes in flood analysis and considers flood routes. The target of the reproduction analysis described later is not the collapse of the upstream reservoir embankment, however the natural discharge of the reservoir in the middle basin and the flood situation in the urban area in the downstream area.

3.3.1 Flood analysis that reproduces the reservoir disaster

In this study, a large amount of debris flow due to heavy rain flows into the reservoir, causing the reservoir to exceed the reservoir capacity and the flood range in which the water flowing out of the spout canal flows into the downstream residential area in chronological order. A simulation was performed. The target reservoir was the Kamatsuka reservoir, which is one of the reservoirs damaged by the heavy rain in northern Kyushu in July 2017. The scale of the reservoir is 11.5 m in height, 122.0 m in length, 99,000 m³ in total water storage, 2.77 km² in basin area, and 11.5 m in height difference of the embankment. Due to the outflow from the drainage channel of the Kamazuka Reservoir, a large amount of driftwood and earth and sand were deposited in the downstream villages and rural areas. In order to compare the damage situation before and after the damage, the aerial photograph taken by the Geographical Survey Institute before the flood damage is shown in **Fig.3.28**, and the aerial photograph after the flood damage¹¹¹⁾ is shown in **Fig.3.29**. Data showing flood traces in chronological order was not available.

It was reported that the main cause of the damage was the collapse of the Yamanokami Reservoir in the upper reaches and a large amount of earth and sand and driftwood flowing into the Kamazuka Reservoir^{112),113)}. The sediment accumulated to the full water level and did not overflow the embankment, although the sediment flowed below the embankment with a large amount of driftwood, and the sediment flow was concentrated in the lateral flood canal. As a result, the drainage channel was heavily eroded. The Yamada area to be analyzed in the lower reaches is under the Nara Gaya River (see **Fig.3.30**), which has the collapsed Yamanokami Reservoir and the eroded Kamazuka Reservoir upstream. In the basin, settlements are distributed along the river and National Highway 386, which crosses the upper part of the river.

In the downstream, orchards and rice fields are widely distributed up to the irrigation canal that intersects the Nara Gaya River, and in the recent heavy rain disaster, a large amount of sediment flowed into these areas and sedimented in the surrounding agricultural land. The depth of sediment was about 20 cm deep in those areas. In the same area, the flood damage due to the heavy rain in northern Kyushu in 2012¹¹⁴⁾ experienced, since detailed voluntary disaster prevention maps were created for each area, and evacuation training was conducted based on the map. Although the voluntary disaster prevention map should be estimated on the safe side, the prevention flood area downstream was about half of the actual damage. After the disaster, as shown in **Fig.3.31**, the voluntary disaster prevention map has been updated and the status is almost the same as the analysis result in this study.

3.3.2 Overview of flood analysis

In this study, the outflow of water in the reservoir in the middle part, which was the direct cause of housing damage in the above areas was focused and the flood analysis was carried out. The plan view (XY plane) of the 3D analysis area is shown in **Fig.3.32**.

For the XY plane, the analysis mesh of 5 m from the digital elevation model¹¹⁵⁾ of the Geographical Survey Institute was used. In the Z direction, the total height D was set to 20 m in consideration of the reservoir depth of 10 m and the height difference of the reservoir. In consideration of analysis accuracy. The mesh width in the height direction is 0.5 m for the bottom layer and 5 m for the top layer and gradually increases from the second layer toward the upper layer, for a total of 5,519,280 pieces of the elements were prepared. The roughness coefficient of the ground surface was set to 0.02 m^{-1/3}s because there are few buildings near the reservoir embankment

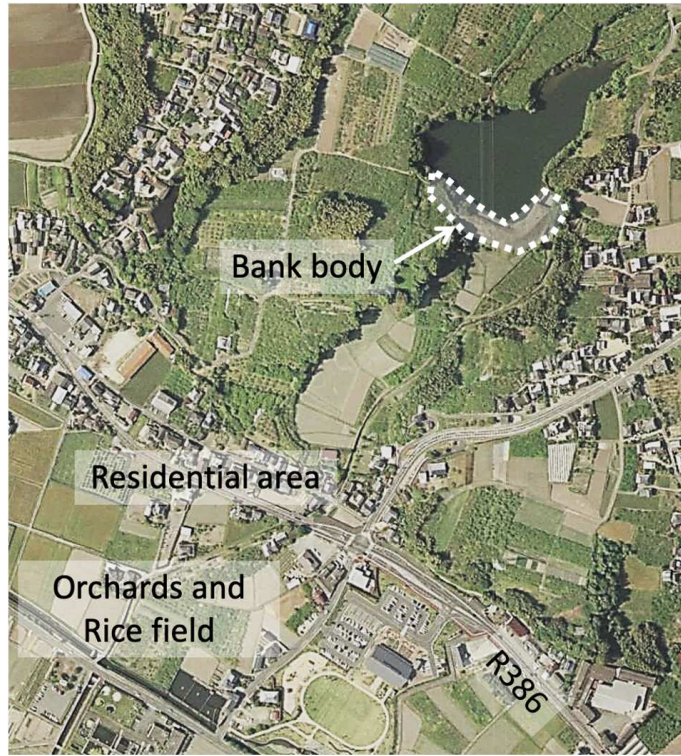


Fig.3.28 Aerial photograph of normal times (before disaster) (extracted from Geospatial Information Authority of Japan)¹¹¹⁾

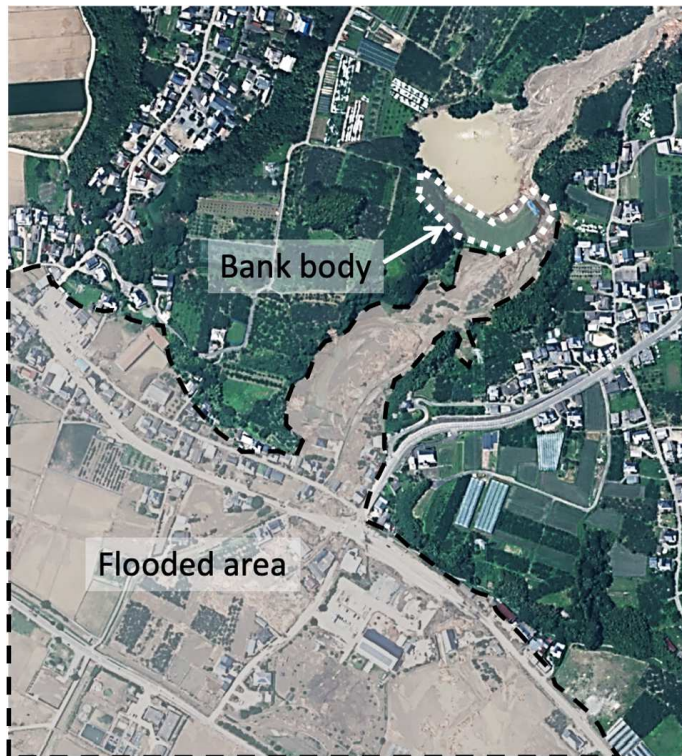


Fig.3.29 Aerial photograph after disaster (excerpt from Geographical Survey Institute)¹¹¹⁾

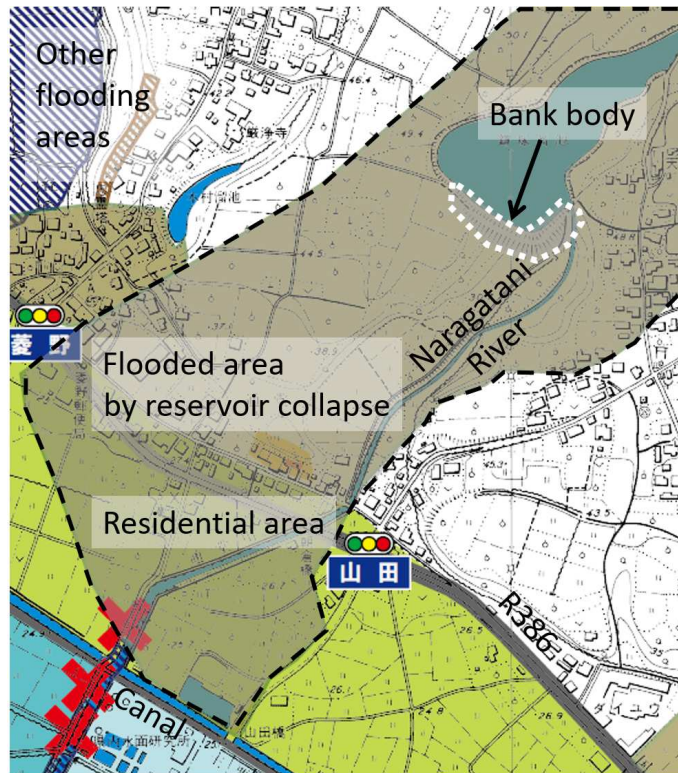


Fig.3.30 Hazard map before the disaster (excerpt from Asakura City public materials)



Fig.3.31 Hazard map updated after the disaster (Partial excerpt from Asakura City public materials)

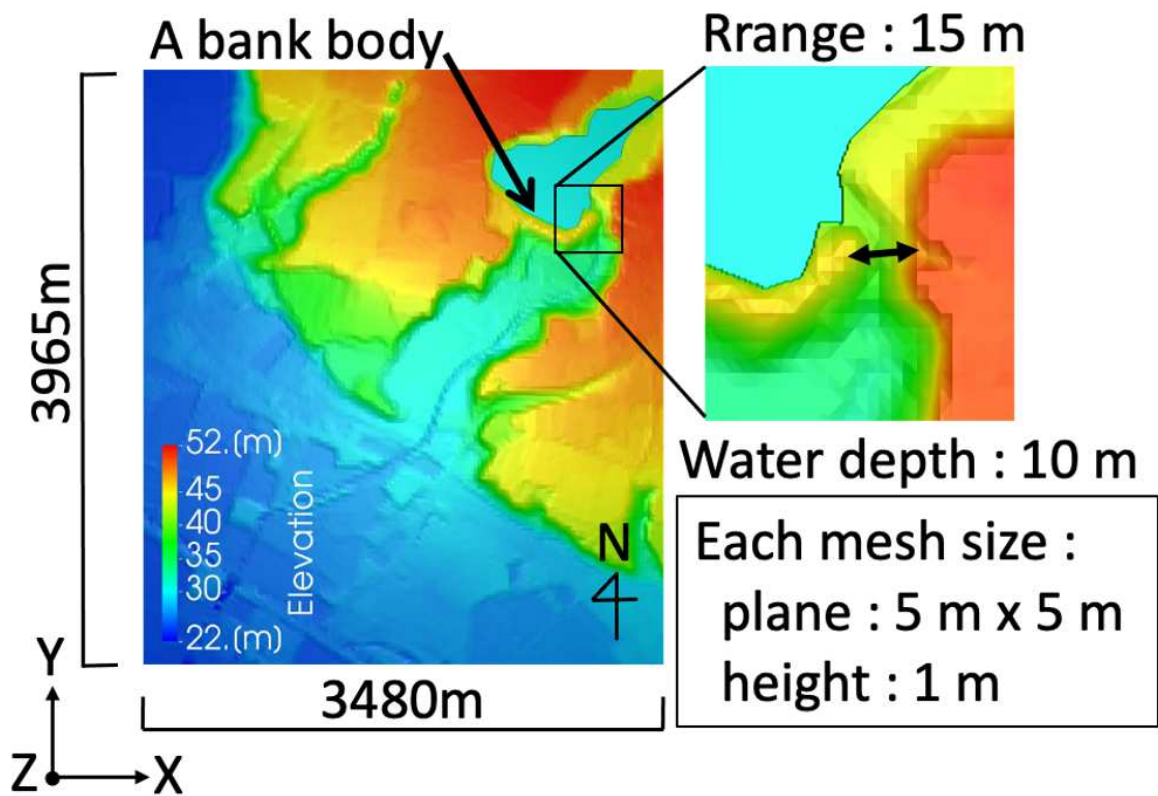


Fig.3.32 Analysis object

and residential roads and cultivated land was mainly distributed. It has been reported that the discharge channel, which was the outlet for water, was only slightly damaged. It is presumed that the width and height of the breach were kept almost constant because the channel was reinforced with concrete. Therefore, for the width and height near the drainage channel, a mesh was created using the digital elevation model of the Geographical Survey Institute. When the width of the drainage channel is measured, it is about 15 m (**Fig.3.32**). In the analysis, the natural flow from this drainage channel was reproduced. Regarding the boundary conditions, the bottom surface of the earth was the non-outflow boundary, the top surface of the sky was the atmospheric boundary, and the four horizontal sides were the outflow boundaries. The water flow due to the collapse of the upstream reservoir was once blocked by the Kamazuka Reservoir, and the amount of water in the reservoir gradually increased over time. Furthermore, it was reported that the water flowed out from the flood discharge channel on the side of the reservoir when the capacity was exceeded. Therefore the analysis was carried out based on the fact that the Kamazuka Reservoir at the time of the disaster was full. Regarding the amount of water, multiple box-shaped water columns with a height of 10 m are arranged according to the amount of water in the reservoir and the planar shape. Since the water is discharged naturally, the difference in the width of the drainage channel and the water depth of the reservoir has a small effect on the flood range, therefore the sensitivity analysis was not performed in this study. The analysis conditions for the gas phase (air) and the liquid phase (water) are shown in **Table 3.2**.

Table 3.2 Material properties of water and air

Physical characteristics	Vortex viscosity coefficient (m ² /s)	Density (kg/m ³)
Water	1.00×10^{-6}	1000
Air	1.48×10^{-5}	1

3.3.3 Results of flood analysis

A model of a fully-filled reservoir was created and naturally drained from the drainage ditch on the side of the reservoir. The flood conditions at each time of 2.5 minutes, 5 minutes, 12.5 minutes, and 15 minutes from the start of the analysis are shown as **Fig.3.33**, **Fig.3.34**, **Fig.3.35**, **Fig.3.36**. The contour distribution shows the liquid phase volume fraction (α) by the VOF method (Volume of fluid) described above. Because the purpose of this study is not to reproduce the detailed state of the water surface shape, the bottom element in the analysis mesh is focused and α in this element is estimated as the flood depth. Since the height of the element is set to 0.5 m as described above, the range where α exceeds 0.5 (white range in the figure) is the range as the flood height exceeds 0.25 m. This height is about the knee length of an adult, also is difficult to evacuate.

According to the analysis result after 2.5 minutes (**Fig.3.33**), the runoff water from the drainage ditch reached the residential area. From the drainage ditch to the residential area, there are not many obstacles on the topography of the valley, therefore it is considered that the runoff reached very quickly in the actual situation.

According to the analysis result after 5 minutes (**Fig.3.34**), the water flow that greatly exceeded the capacity of the Nara Gaya River continued to flow along with the topography of the valley and various parts of the downstream area. Was completely submerged in. At this time, there was no flood in the slightly elevated area in the northwestern part of the residential area. The tip of the spill has spread over a wide area of national roads and residential areas.

After 12.5 minutes (**Fig.3.35**), almost the entire residential area was flooded. It does not appear to be flooding in a few high altitude areas. Most of the orchards and rice fields at the tip of the runoff (**Fig.3.28**) spread in a delta shape and flooded. Furthermore, in the southeastern region, areas not flood shown in the hazard map (**Fig.3.30**) created before the disaster flooded.

After 15 minutes (**Fig.3.36**), the water that spread to the side slowly moved to the lower part of the land along the road and flowed downstream.

Compare the analysis result with the actual damage photo (**Fig. 3.29**). In the analysis, the location where water collects and the damage situation in the photograph seem to be different in the left-right direction. However, the flow of runoff in the analysis shows that after the flood has settled down, the flood has already flooded to the left and right, and then a puddle remains, and the flood history is almost the same as the actual damage. The analysis result and the voluntary disaster prevention map (**Fig.3.30**) the large difference was found in both the flood route and the flood range. The voluntary disaster prevention map created before the disaster was estimated based on the experimental advice of local residents, however, like the hazard map created after the disaster, analyzing and verifying based on the topographical data is important.

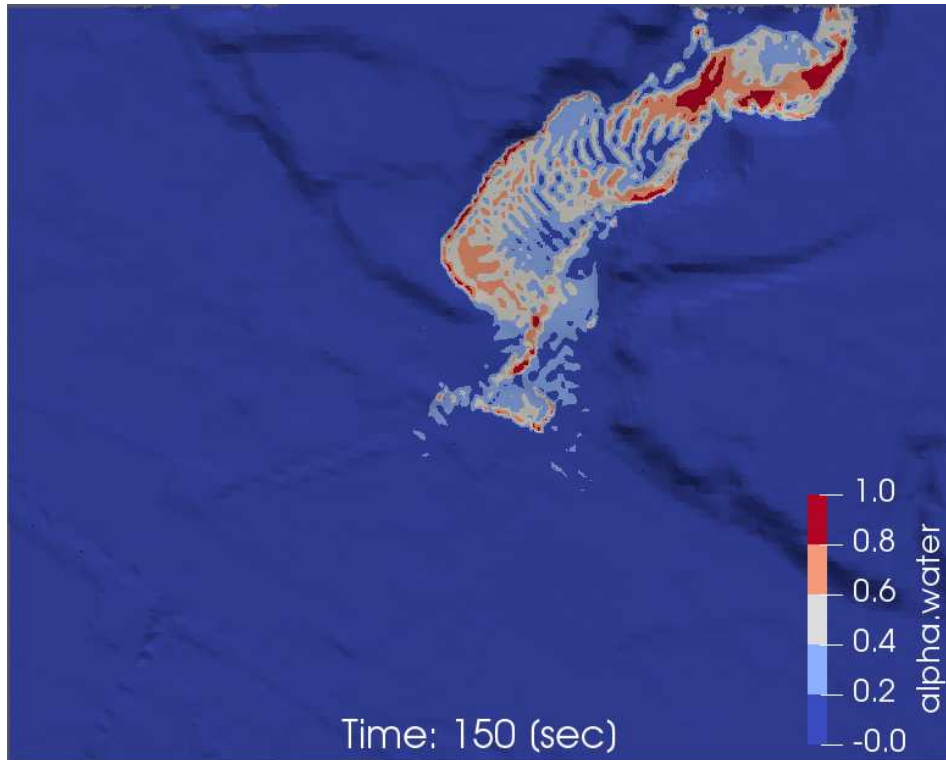


Fig.3.33 Flood situation (2.5 minutes later)

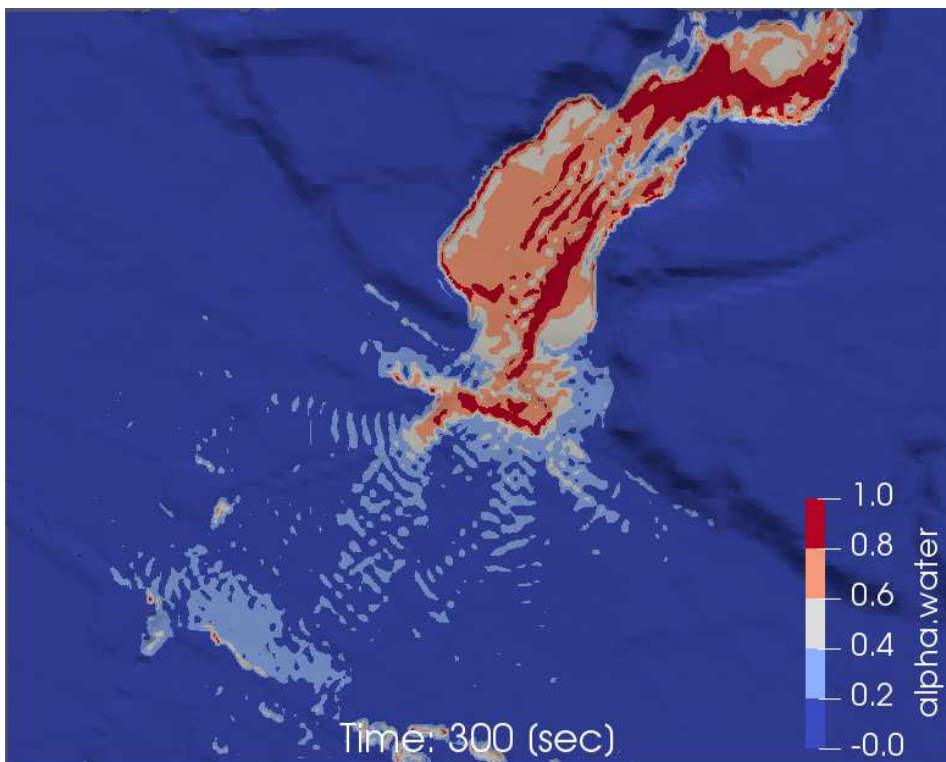


Fig.3.34 Flood situation (5 minutes later)

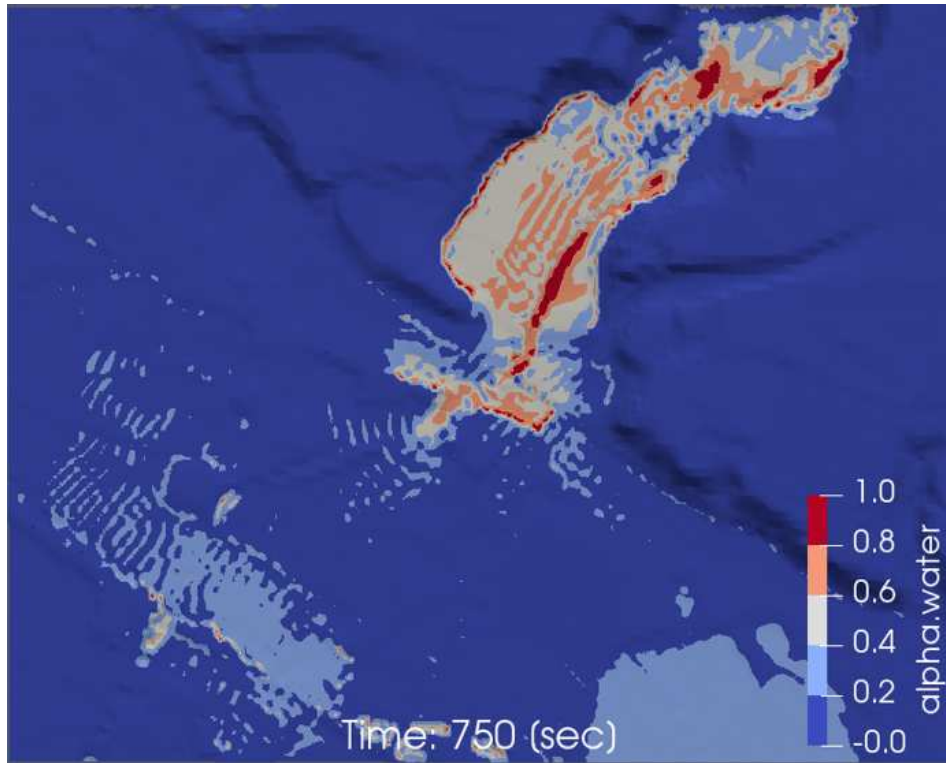


Fig.3.35 Flood situation (12.5 minutes later)

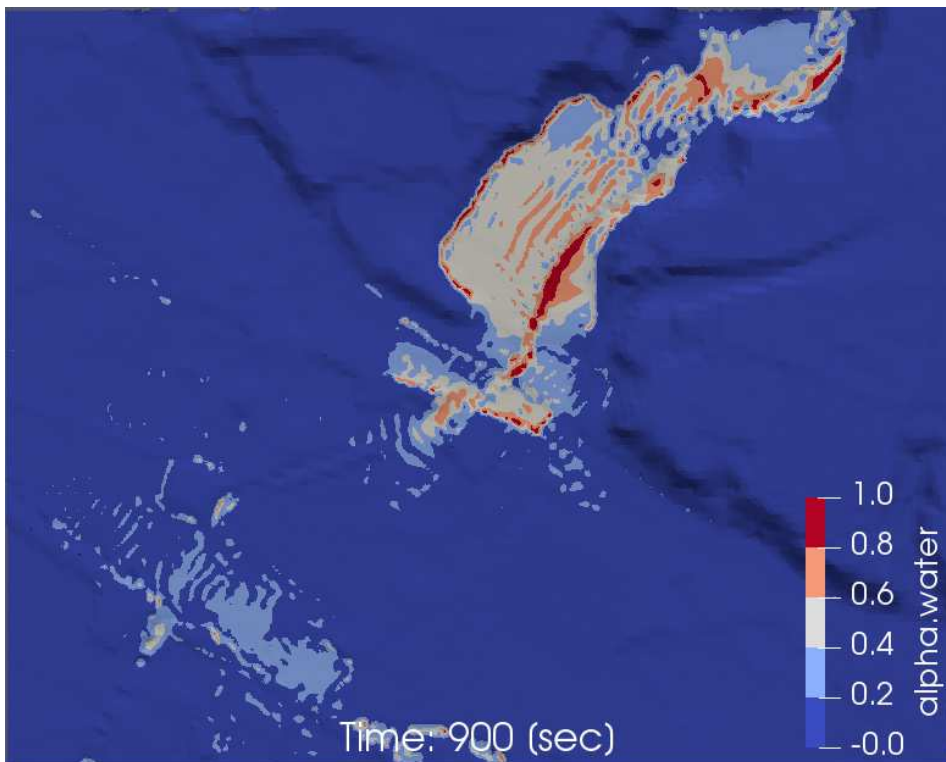


Fig.3.36 Flood situation (15 minutes later)

3.3.4 Summary of validation of flood analysis

Flood analysis was conducted in the Yamada area of Asakura City, Fukuoka Prefecture, based on the case of a heavy rain disaster in northern Kyushu in July 2017. As a result of the analysis, the area damaged by the flood and the flooded area in the analysis result were almost the same. However, when comparing the analysis results with the voluntary disaster prevention map, there was a large difference in the range of the downstream runoff area. In the analysis, the temporal flood situation is also clarified, therefore that even ordinary residents can easily imagine the flood, which can be useful for evacuation planning. Furthermore, since it became clear that areas where water is difficult to draw due to the difference in topography, it is expected to provide materials that can be used as a reference for evacuation routes and traffic regulations.

From the above, it was possible to show that the flood analysis by this study is almost in agreement with the actual flood results and that the analysis conditions are appropriate. In the next section, flood analysis is going to be carried out for the reservoir.

3.4 Flood Analysis of Reservoir

3.4.1 Overview of flood analysis

The flood analysis of the reservoir is carried out based on the results of the earthquake response analysis in the previous section. The reservoir as the analysis object is close to the urban district and the water storage capacity is 1.24 million tons. An overview of the analysis target is shown in **Fig.3.37**. The analytical domain is 1,563 m in the east-west direction (the X direction) and 2,734 m in the north-south direction (the Y direction) in order to secure the range which sufficiently includes the reservoir and its runoff area. The height direction (the Z direction) is 100 m. Regarding the boundary conditions, the bottom surface is a non-outflow boundary, the top surface is an atmospheric boundary, and four lateral surfaces in the horizontal direction are outflow boundaries.

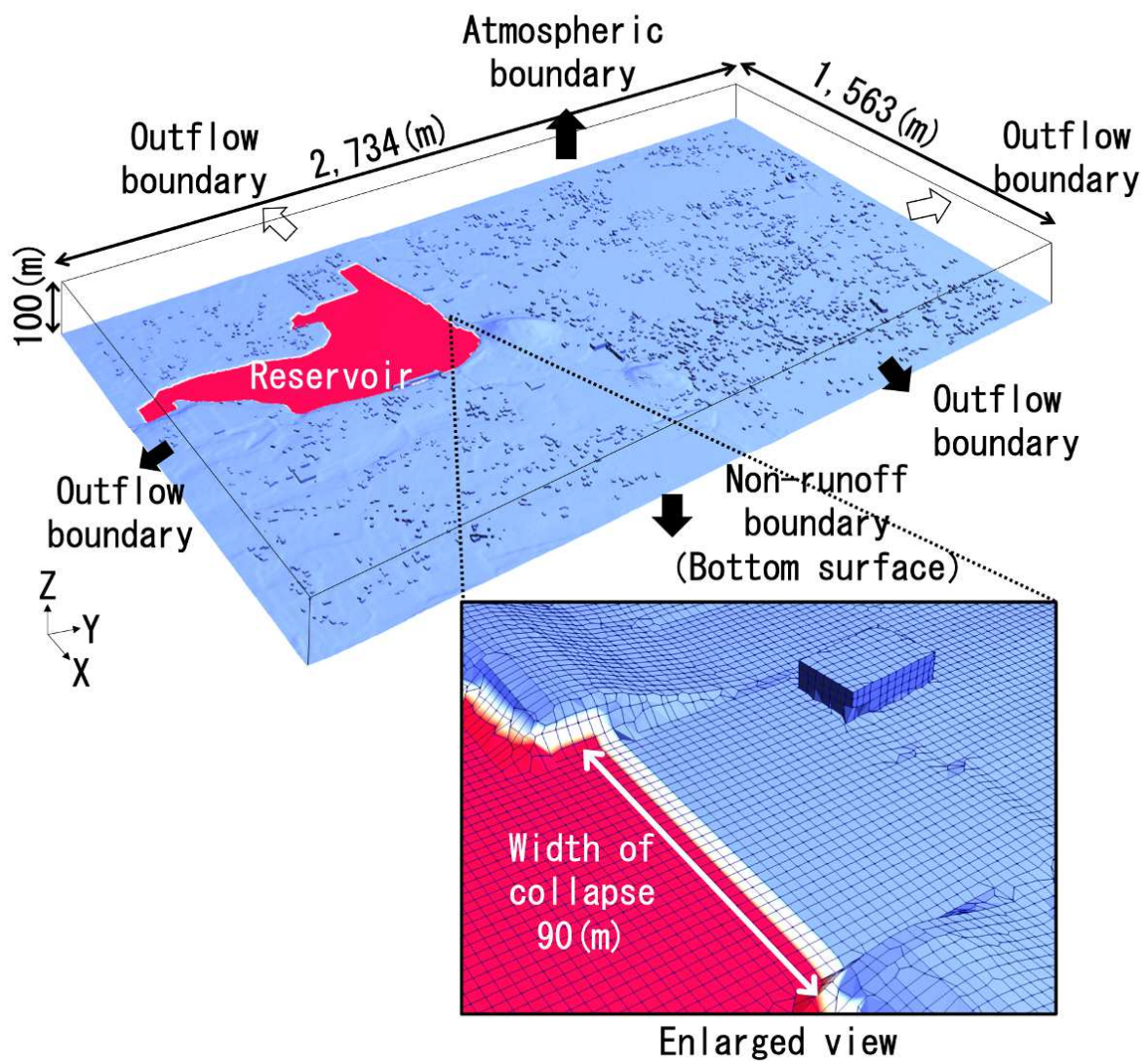


Fig.3.37 Overview of flood analysis model

the building shape of the urban district is acquired from the numerical surface model: DSM (Digital Surface Model) and is combed with the surface data in order to match the roughness of the ground surface with the actual condition. In addition, the two kinds of analysis mesh are estimated that one is considering buildings and the other is not considering buildings. The shapes of the ground surface are obtained from the elevation data of the 5 m mesh of the Geospatial Information Authority of Japan. It should be noted that the embankment height of the reservoir is 11.4 m from the ground level. The elevation data of the Geographical Survey Authority of Japan does not include the bottom of the reservoir. Therefore, the mesh of the bottom of the reservoir is set to the same level as the plain just under the embankment of the reservoir by interpolating the elevation data, and it was set to the gentle gradient from the bottom of the embankment body to the upstream. The difference in elevation at the bottom of the analytical model is shown in **Fig.3.38**(a) when there is a building and in **Fig.3.39**(b) when there is no building. The minimum value of the elevation is set to 0 m.

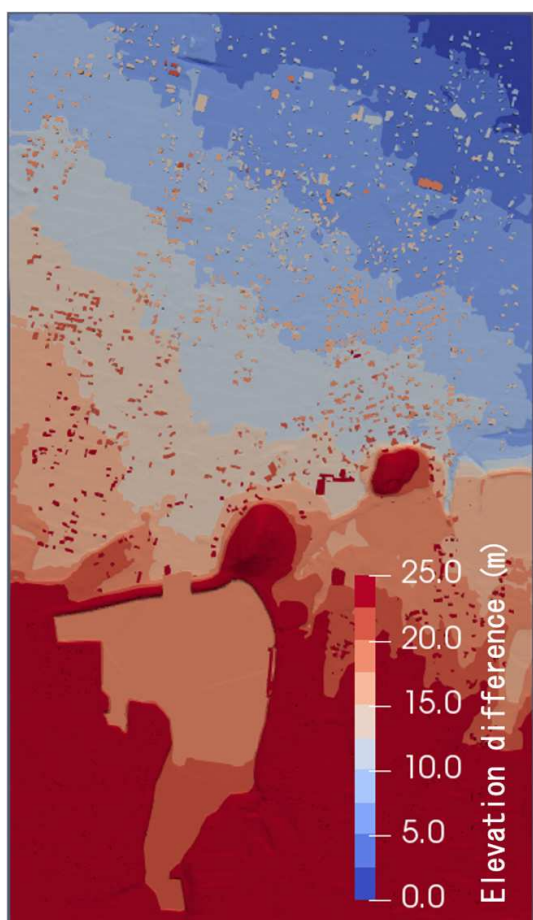


Fig.3.38 (a) Elevation difference of the bottom of the analysis mesh considering the building

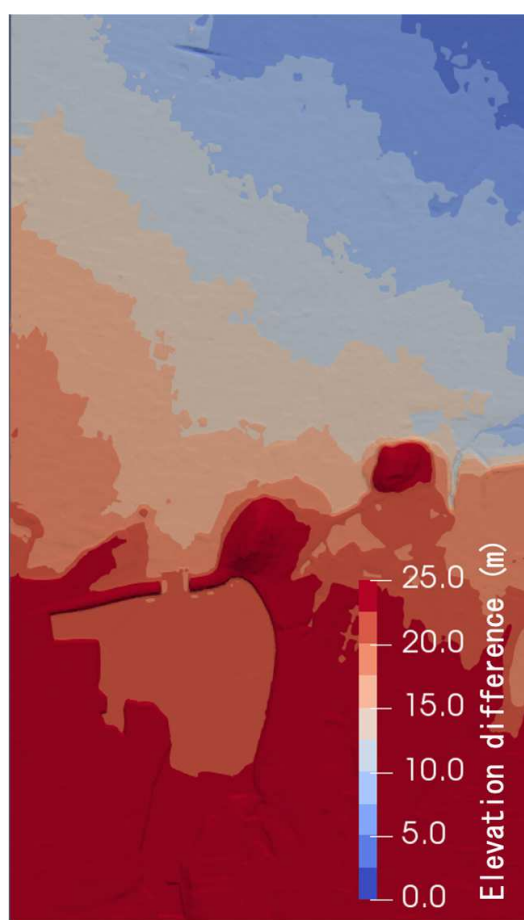


Fig.3.39 (b) Elevation difference at the bottom of the analysis mesh that does not consider buildings

3.4.2 Boundary conditions for flood analysis

The water depth of the reservoir is set to 4.5 m to 5.0 m, assuming that the water depth at the time of the earthquake is normal. The width of the embankment damage is 90 m considering the

safety side referring to the seismic response analysis in the previous section. The roughness of the ground surface adopts the wall function (nutkRoughWallFunction) implemented as a solver of the general analysis code of the OpenFOAM. Because the outflow from the embankment is expected to be turbulent flow, the flowing water is affected by the kinematic viscosity coefficient at the ground boundary. The kinematic viscosity coefficient and density for the gas phase (air) and liquid phase (water) are shown in **Table 3.3**. In addition, to consider friction at the bottom surface boundary, the roughness coefficient assuming a living road and arable land is set to $Ks = 0.2$ m, referring to the study¹⁰³).

Table 3.3 Material properties of water and air

Physical characteristics	Vortex viscosity coefficient (m ² /s)	Density (kg/m ³)
Water	1.00×10^{-6}	1000
Air	1.48×10^{-5}	1

The element division of the analysis mesh adopts the automatic element division function (snapPyHexMesh) of the OpenFOAM. This function smoothly subdivides irregularities at the ground boundary. In addition, the higher the height is, the longer the length of each element in the Z direction is in order to reduce the calculation cost. Regarding the setting of the automatic element division, hexahedral elements are constituted so that the element size becomes approximately uniform size in the horizontal direction, and the element size gradually becomes larger in the depth direction while adjusting so that the aspect ratio of the element keeps about 6 or less. The elements near the building mesh are automatically subdivided into any tetrahedral element of arbitrary shape. As an example of auto meshes, only three layers of elements at arbitrary locations are extracted from the bottom surface, and the enlarged display is shown in **Fig.3.40**. By the automatic element division, the element size at the bottom is 2.5 m in length and 3.0 m in width. The heights of the three layers of elements are 0.6 m, 0.9 m, and 1.4 m in order from the bottom. The volume is 4.7 m³, 7.1 m³, and 10.7 m³ from the bottom. By such element division, the total number of meshes is 4,992,579. In the analysis step, sufficient analysis time is ensured until the outflow reaches the downstream region.

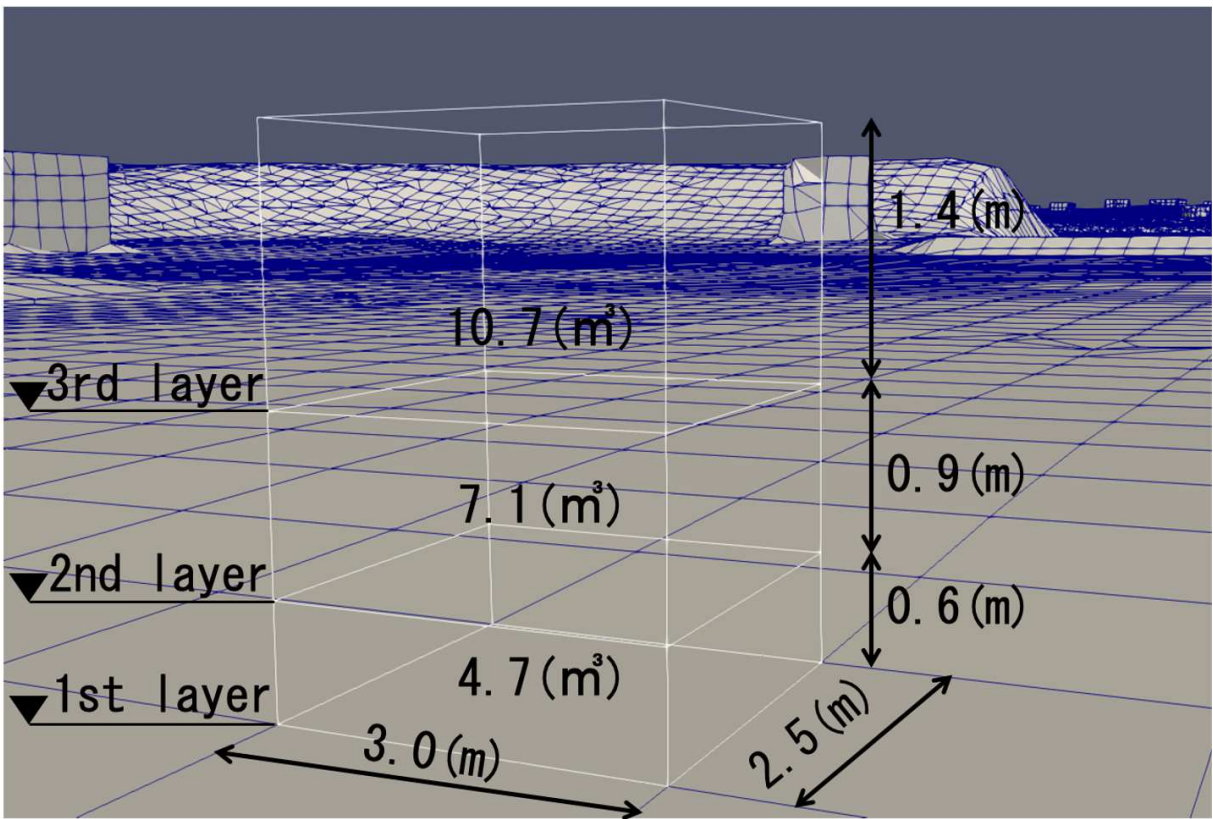


Fig.3.40 Conceptual diagram of 3 layers extracted from the bottom surface from the analysis elements

3.4.3 Flood analysis results: Flow velocity distribution

From the author's past study¹²²⁾ it is proven that the peak of the velocity and flood depth of the outflow water from the reservoir roughly agree. Therefore, it is considered that the features of floodwater can be grasped by extracting the maximum flow velocity and flood depth at each point located in the downstream of the reservoir. The analysis element of the second layer from the bottom is selected to extract the flow velocity. The height of the center of the second layer element is approximately 1.1 m (Fig. 3.40, 0.6 m + 0.45 m) to 1.3 m from the ground surface, which roughly corresponds to the center of the first floor of a general wooden house. The maximum velocity distribution on a plane map can be displayed by extracting the maximum velocity at this height for all elements. The velocity distribution in the analysis taking buildings into account is shown in Fig. 3.41(a), and the velocity distribution in the analysis not considering buildings is shown in Fig. 3.42(b). According to these figures, the flow velocity is 4.0 m/s to 5.0 m/s near the region of the embankment. The flow velocity is 2.0 m/s to 3.0 m/s in the region of 500 m away from the embankment. This is due to the effect of the unevenness of the ground surface. In general, the flow velocity decreases as the distance from the collapsed embankment increases in river floods. However, the reservoir suddenly collapses due to a large earthquake, as in this study, the outflow water velocity reaches the region far from the embankment without slowing down so much, keeping 2.0 m/s to 3.0 m/s of the velocity. Furthermore, due to the regional factor that there are few buildings within 500 m from the embankment, the range in which the flow velocity does not decrease (In Figures, in dashed white lines) expands. On the other hand, the flow velocity decrease in the area where there are many buildings (In Figures, in dashed black lines), and it is shown that the robust building has the effect of reducing the momentum of the outflow water is shown. Therefore, the flow velocity area from 1.0 m/s to 2.0 m/s is wider in the case not considering buildings compared with the case buildings. From these results, the flooded area will be different depending on the existence of buildings, when the flood of the reservoir actually occurs.

3.4.4 Results of flood analysis: flood depth distribution

In this sub-subsection, the maximum flooding depth is discussed. As well as the velocity distribution in the previous sub-subsection, Fig. 3.43(a) shows the maximum flooding depth distribution when considering the buildings, and Fig. 3.44(b) shows it when not considering the buildings. In both figures, the areas where with maximum flooding depth is from 2.0 m to 2.5 m exists not only near the embankment of the reservoir but also in the far distance from the embankment. This is due to the unevenness on the ground surface. As for the maximum flooding depth, there are places where the flooding depth becomes deeper around 500 m and 1,000 m from the reservoir, as in the case of the flow velocity. In addition, near the northern end of the analysis area, there is the area where the maximum inundation depth is 2.5 m to 3.0 m. This is due to the existence of grade separations (underpass) of the road. In addition, the flood area of the flooding depth less than 1.0 m exists in the wide area compared with the case in which the buildings are considered. This indicates that the presence or absence of buildings in urban areas has a large effect on the flooding depth.

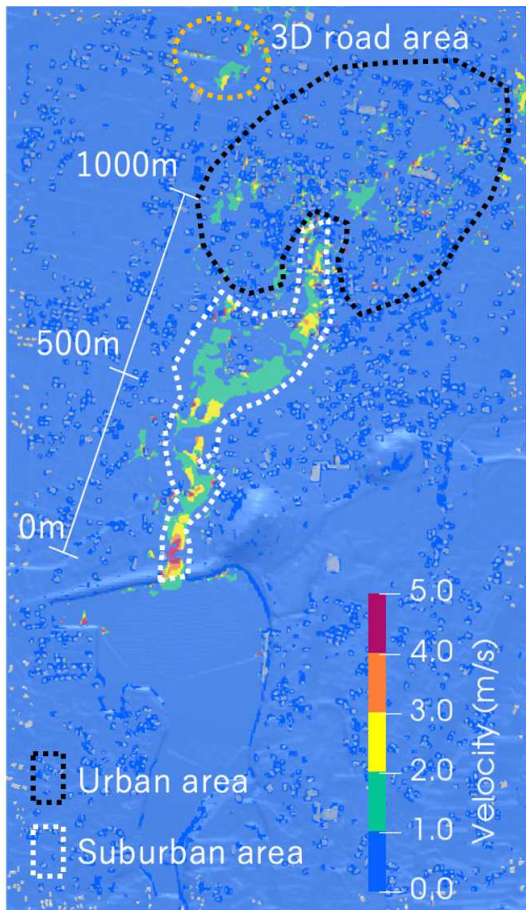


Fig.3.41 (a) Maximum flow velocity (m/s) at a house height of 1.1 m in an analysis mesh considering buildings

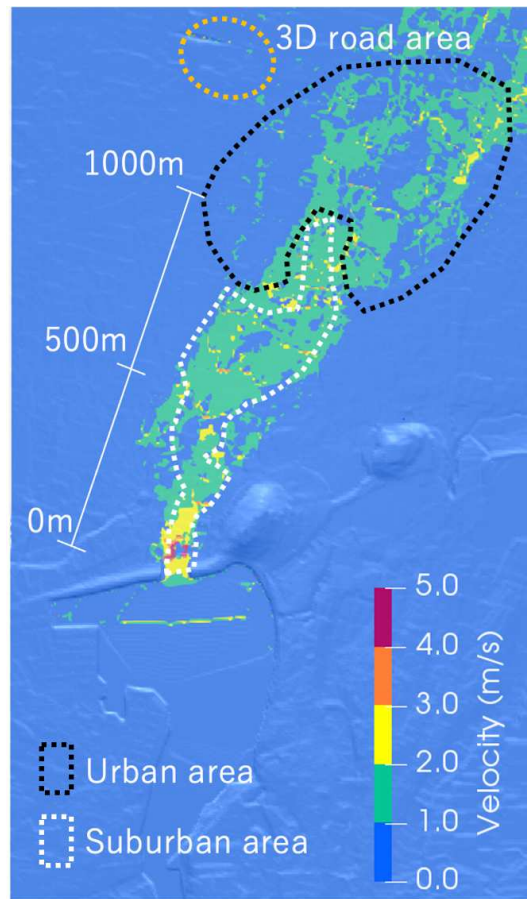


Fig.3.42 (b) Maximum flow velocity (m/s) at a house height of 1.1 m in an analysis mesh that does not consider buildings

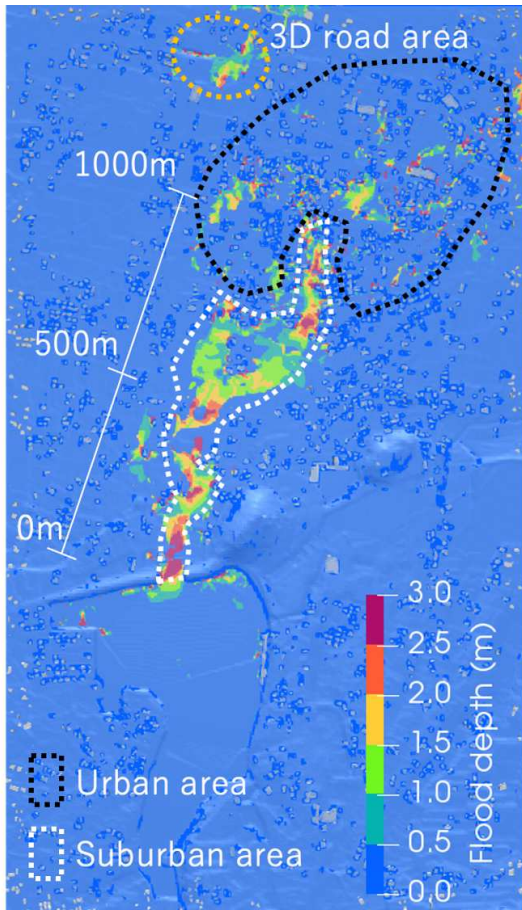


Fig.3.43 (a) Maximum flood depth in the analysis mesh considering buildings (m)

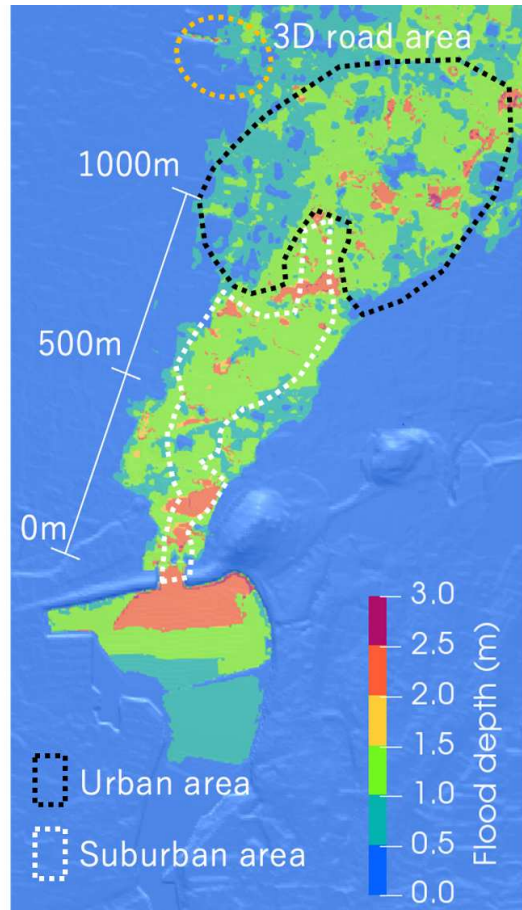


Fig.3.44 (b) Maximum flood depth in the analysis mesh that does not consider buildings (m)

3.4.5 Comparison with the current hazard map

the analysis results with the current hazard map¹³⁸⁾ provided by the government are compared to the analysis results. The hazard map of overflowing reservoirs provided by the government is shown in **Fig.3.45**. A dotted line mark is added to the figure in the portion where the flooded depth is 2 m or more. The result of the analysis of flood distribution shown in the previous sub-subsection with the addition of a dotted line mark in the flood area of 2 m or more as in the hazard map is shown in **Fig.3.46**. In the comparison of the two figures, the planar spread of water flow is generally consistent. However, in the hazard map, the damaged part of the reservoir is not clear. In addition, it is different from the analytical result shown in the previous sub-subsection, because the damage which becomes the largest is assumed in the hazard map. In the previous sub-subsection, plastic deformation and residual stress cannot be reproduced by the analysis, because the analysis is performed using a non-linear elastic model. However, the outline of the dam failure can be grasped, because the indication of the place where stress and strain concentrate are indicated.

In the analysis, the flood depth is 2 m or more at 500 m or 1,000 m away from the embankment distanced indicated by a red circle. Such a place does not exist in the hazard map provided by the government. In this area, the flood depth is assumed to increase instantaneously when the flood is diverted and diffracted by the influence of buildings as well as the unevenness at the ground surface. Therefore, the current hazard map is close to the flood situation without considering the buildings in the flood analysis, and the flood situation is different from that by considering the buildings in the analysis. In this way, it is considered that the three-dimensional flood analysis considering the building should also be reflected in the hazard map from more safety point of view.

3.4.6 Impact on flood damage due to different scale of embankment damage

The impact on flood damage due to the difference in the scale of damage caused by the earthquake was considered. In the previous section, the damage width was set to 90 m on the safe side. However, in reality, the damage width may be smaller. When the scale of damage is small, it is useful to understand how it affects the flood range and the momentum of runoff by numerical analysis. In this study, the minimum value of the damage width was set to 30 m because the lower limit of the range showing the maximum response at the top of the embankment was about 30 m by seismic response analysis. Furthermore, because the upper limit was about 90m, it was set to 60m as an intermediate value with the lower limit. The analysis conditions are the same as for the damage width of 90 m.

The flood distribution with damage widths of 30 m and 60m is shown in **Fig.3.47**. As shown in the figure, there was no significant difference in the spread of the horizontal flood distribution due to the difference in the damage width. Comparing the flood range obtained by the analysis with the flood range (dotted line in the figure) of the reservoir hazard map published by the local government, although the damaged positions of the embankments were different, the flood ranges were almost the same. Therefore, it was shown that the influence of the damage scale and the difference between the three-dimensional element analysis and the two-dimensional analysis do not significantly affect the horizontal flood situation.

Beside, the relationship between the passage of time until the runoff arrives and the flood height is shown in **Fig.3.48**. Here, since the hazard map of the area does not show the time

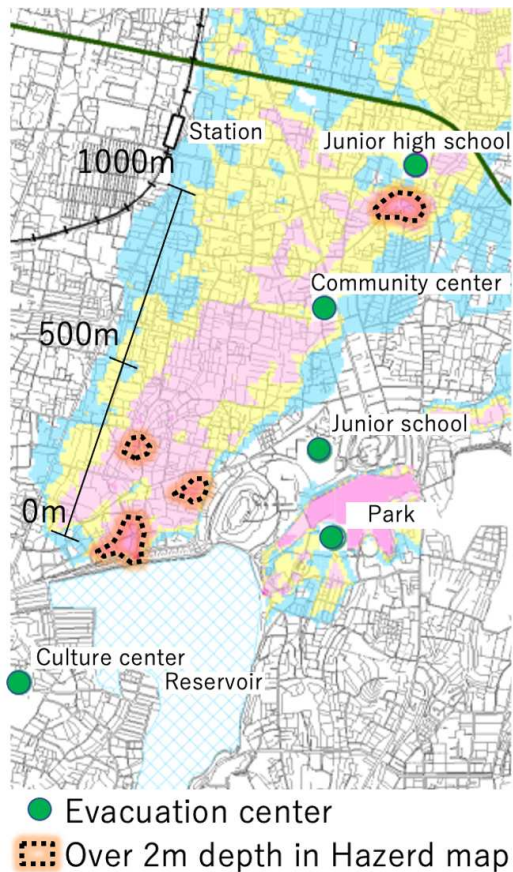


Fig.3.45 Emphasizes areas over 2m on the hazard map

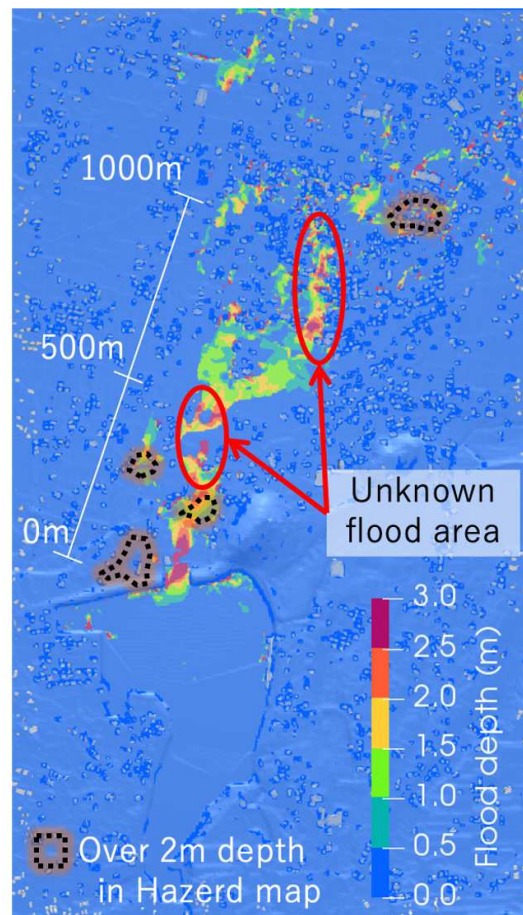


Fig.3.46 The maximum inundation depth of the analysis result and the area over 2 m on the hazard map are superimposed and displayed.

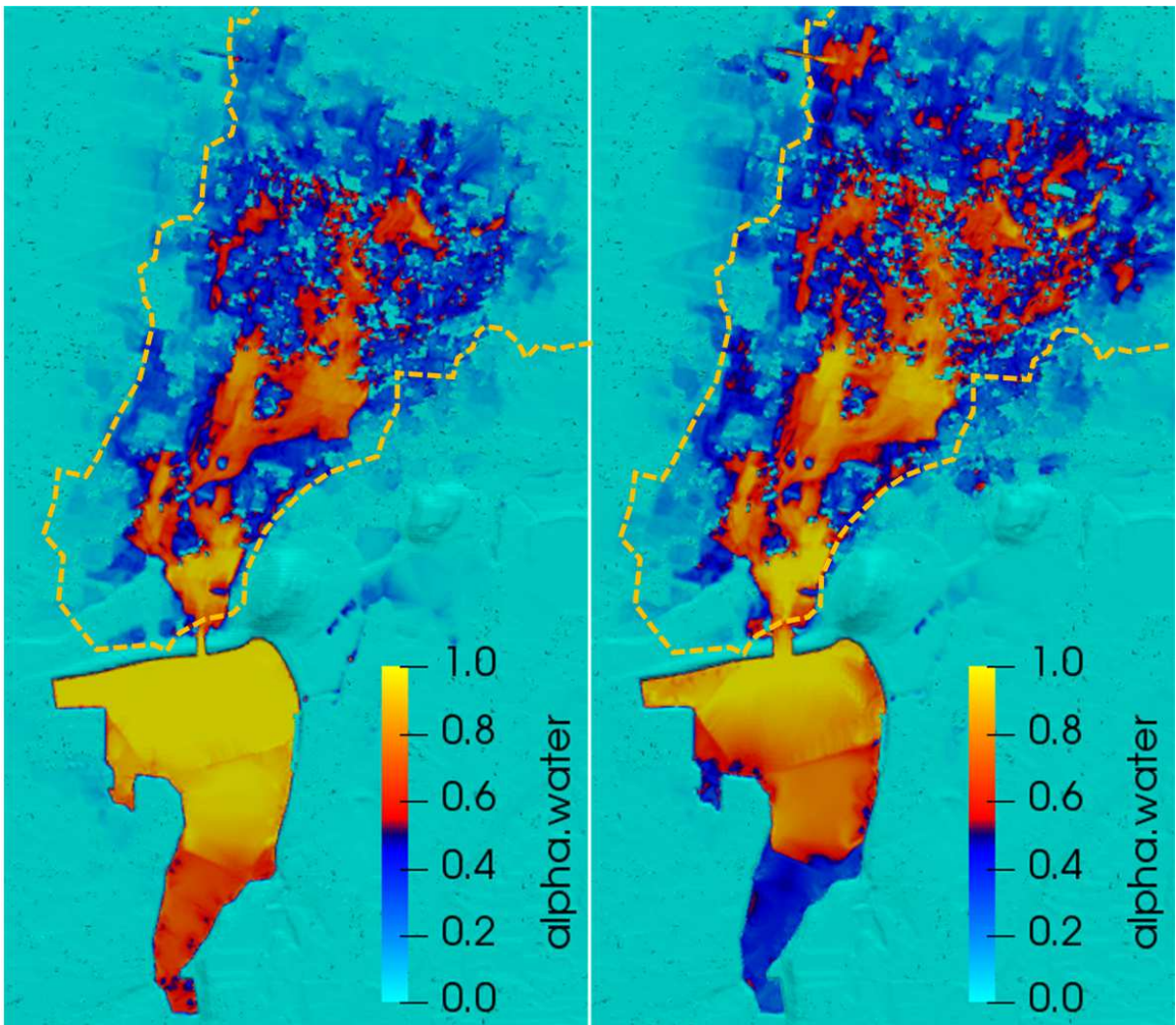


Fig.3.47 Flood distribution with damage widths of 30m (left) and 60m (right)

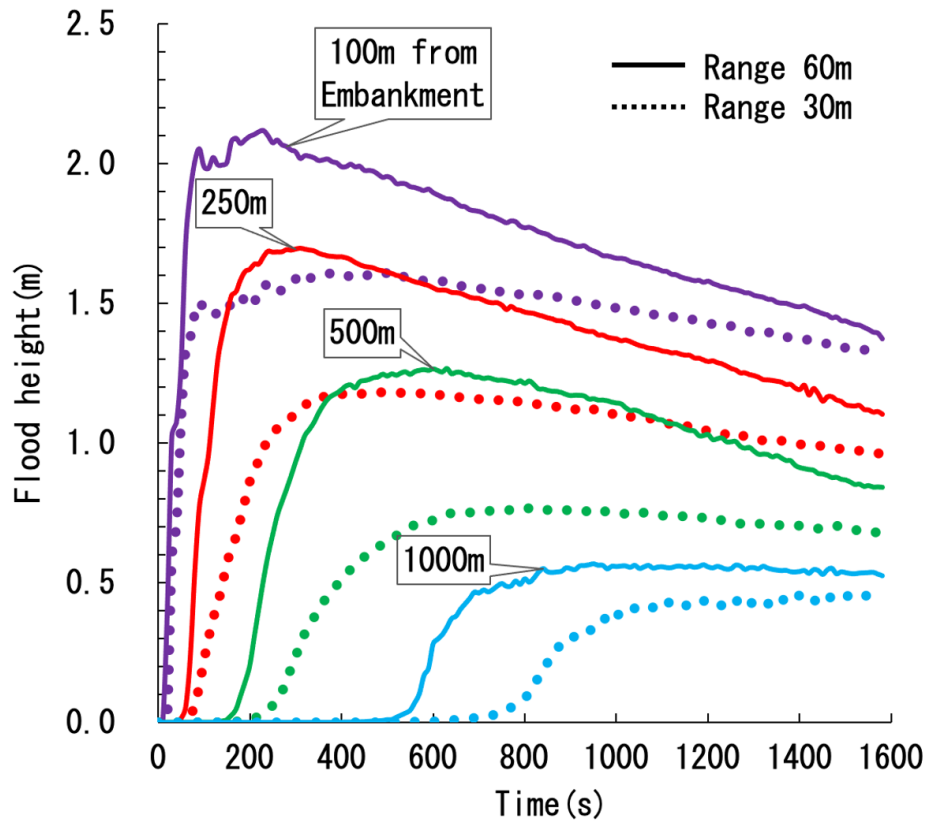


Fig.3.48 Time history of flood height

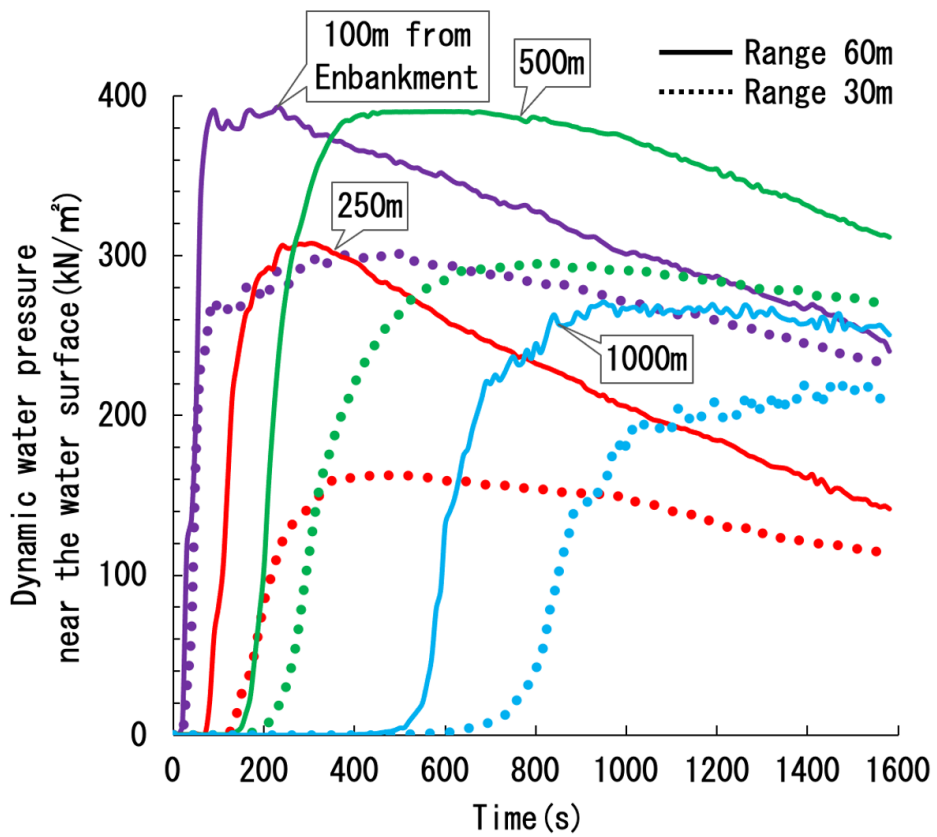


Fig.3.49 Time history of dynamic water pressure

until the flood, we will verify only the analysis results. In the figure, the distances from the reservoir embankment are 100 m, 250 m, 500 m, and 1,000 m. These thresholds are based on the designated criteria for disaster prevention priority reservoirs in the Law Concerning Management and Conservation of Agricultural Reservoir. By standard, the case of locating house within 100 m, the case of locating house within 100 m to 500 m with a water storage capacity of 1,000 m³ or more, and the case of locating house within 500 m with a water storage capacity of 2,000 m³ or more, are classified. When the damage width was 60 m, the flood depth reached 2 m in 100 seconds at a point of 100 m from the reservoir embankment. At the point of 500 m, the flood depth reached 1.2 m in 400 seconds, and at the point of 1,000 m, the flood depth reached 0.5 m in 700 seconds. When the damage width was 30 m, the flood height was reduced by about 30%.

In order to confirm the effect of hydrodynamic pressure on the building, **Fig.3.49** shows the time course of hydrodynamic pressure at each point. When handling topographical data and buildings three-dimensionally, the effects of water wraparound and bounce on houses are reflected in the hydrodynamic pressure. Therefore, it is possible to grasp information that cannot be obtained with conventional hazard maps. Here, the hydrodynamic pressure near the water surface in the central part of the first floor of the house or at a point where the water depth is low was extracted. At all points, the hydrodynamic pressure exceeded 200 kN/m², indicating that damage to the house was inevitable.

The time history of the flow velocity at each point is shown as **Fig.3.50**. The data extraction height here was set as the same as the hydrodynamic pressure height. As a result of the analysis, it showed 7.0 m/s instantaneously at the 100 m point, 4.5 m/s at the 250 m points, and converged to 3.0 m/s at the other points.

From the above, the analysis results according to the difference in the damage scale of the embankment are shown. As a result of the analysis, it was shown that the size of the embankment does not significantly affect the extent of the horizontal flood range. On the other hand, the closer to the embankment, the stronger the influence of the damage width on the flood depth, dynamic water pressure, and flow velocity. Therefore, in areas close to the reservoir, it is important to clarify the risk that the difference in the damage scale of the embankment will greatly affect the flood damage by using hazard maps.

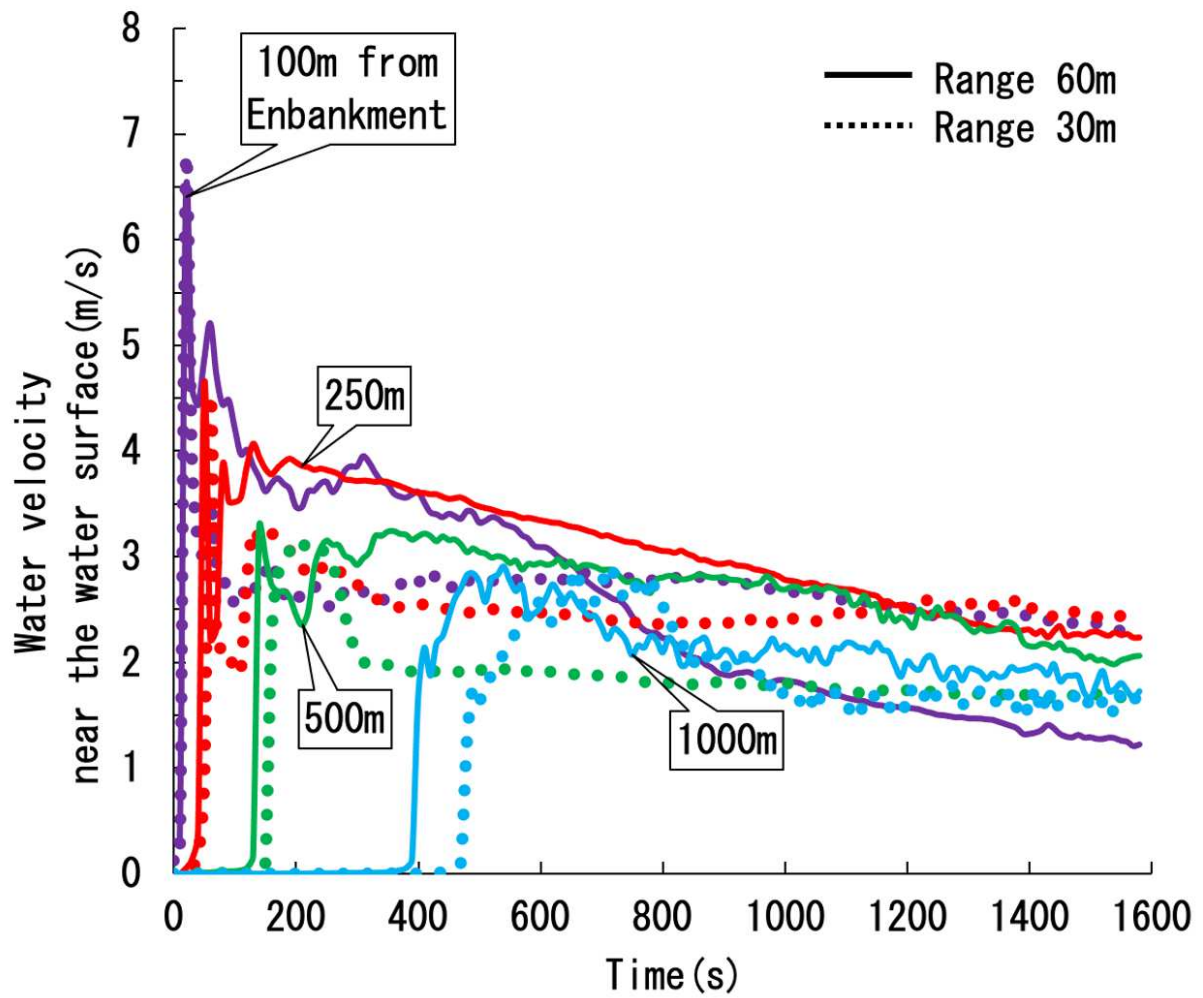


Fig.3.50 Time history of flow velocity

3.5 Summary of Evaluation of Collapse of the Reservoir Embankment and Flood Risk

In this study, at first, three-dimensional seismic response analysis was carried out. In the analysis, the analytical mesh was made with the use of complicated ground information as it is, and the seismic wave assuming the huge earthquake of Nankai Trough was input in it. As a result of the earthquake response analysis, it is shown that the damage location and the damage range in the embankment of the reservoir could be grasped.

Next, the three-dimensional flood analysis was carried out. In the analysis, based on the same ground surface data as the one used in the seismic response analysis, the damage locations and range of the embankment of the reservoir obtained by the seismic response analysis were reflected in the three-dimensional flood analysis. As a result of the flood analysis, it is possible to grasp the flood height and flow velocity on the ground surface.

In addition, in the flood analysis, it was assumed that the building was considered in the ground surface data and that it was not considered. From the comparison between the flood analysis results and the current hazard map, it is found that the hazard map is similar to the analysis results without considering the building, while the presence of the building affects the flood depth and flow velocity when considering the building. In other words, it is indicated that the accuracy of flood prediction may be improved by considering the buildings on the ground surface even for the current hazard map.

In the next chapter, the damage prediction distribution of houses will be evaluated from the distribution of flow velocity and flood depth obtained from the flood analysis results.

4 . Risk Assessment of House Damage

4.1 Overview

According to the Cabinet Office, the probability of a major earthquake in the Nankai Trough is 80% within 30 years, and great damage is predicted in the Chugoku-Shikoku region and the Kinki region on the Seto Inland Sea coast. One of the characteristics of the damage caused by the great earthquake was the collapse of the reservoir, and the 2011 Tohoku-Pacific Ocean Earthquake broke the Fujinuma Dam, one of the reservoirs in Fukushima Prefecture⁸⁴). Many other reservoir embankments are damaged each time a relatively large earthquake occurs, and poorly managed reservoirs are particularly dangerous. In addition to the large earthquakes, flood damage caused by torrential rains and typhoons has occurred in recent years, and prefectures and municipalities have conducted a simultaneous re-inspection of reservoirs nationwide.

As a result, the reservoirs that meet certain criteria were re-selected by the Ministry of Agriculture, Forestry, and Fisheries as disaster prevention priority reservoirs. Although there are many reservoirs that are aging and need repair, it is practically difficult to take hard measures such as early seismic retrofitting of all reservoirs. For this reason, hazard maps have been created for the purpose of appropriately evacuating and protecting human lives before a disaster occurs, and soft measures such as conducting disaster prevention drills using this map are also being adopted at the same time. On the other hand, there is also the problem that it is difficult to raise the awareness of local residents who are the target of disaster prevention drills, and there is a problem that hazard maps are not used in the event of an actual disaster (for example, literature¹¹⁶).

Against this background, efforts to mitigate disasters in light of the intensification of water disasters¹¹⁷) and the increased risk of water disasters have been considered recently, however, in response to the collapse of the reservoir during a major earthquake. Concerning the major earthquake disaster, it has been examined that cases related to floods and damage to houses due to the collapse of the reservoir embankment are concentrated in large earthquakes such as the Tohoku-Pacific Ocean Earthquake, however, the cause of damage to houses is unknown from the damage records, and detailed examinations have been unconduted. When the embankment of a reservoir suddenly collapses due to a major earthquake, unlike normal river flooding, the accumulated water becomes flash floods and overflows at once. For this reason, it is almost impossible for residents living near the reservoir to evacuate from their residence to a safe area, and in situations where evacuation is difficult, vertical evacuation inside the house is a means to save lives. At this time, when a house may be damaged by the runoff water and even vertical evacuation may be difficult, the risk of damage to the house can be explained to the residents. Therefore, in this study, the runoff water generated by the collapse of the reservoir is predicted by flood analysis, and the risk of damage to the house is evaluated.

4.2 Outline of Damage Judgment of House

Damage judgment of houses is carried out from the depth of flood. The criteria for damage are based on the Ministry of Agriculture, Forestry and Fisheries Reservoir Creation Guideline⁹⁰⁾. When the collapse evaluation of a house is carried out, the relation yield strength curve of the building calculated with the flow velocity as the vertical axis and the flood depth as the horizontal axis is shown. Particular examples of house damage are shown in the Ministry of Land, Infrastructure, Transport, and Tourism's flood estimation area map creation manual, etc.^{8),118)}. The flow velocity U (m/s) and the flood depth h (m) are assumed by the equations. Therefore, in this study, the following formula assuming the first floor of a wooden house (about 1.10 m from the ground surface) flooded are examined. Where the equation (4.1) is a new earthquake resistance standard, the equation (4.2) is the old earthquake resistance standard and the equation (4.3) case of sliding.

Collapse judgment equation based on the new earthquake resistance standard:

$$U = \sqrt{\frac{5.83}{(h - 1.10)}} \dots\dots\dots (4.1)$$

Collapse judgment equation based on the old earthquake resistance standard:

$$U = \sqrt{\frac{1.56}{(h - 1.10)}} \dots\dots\dots (4.2)$$

Collapse judgment equation due to sliding:

$$U = \sqrt{\frac{35.76}{h}} \dots\dots\dots (4.3)$$

In general, the maximum flow velocity U and the temporal peak of the maximum flood depth h are almost the same. Therefore, in this study, the collapse judgment is carried out by extracting only the maximum value of the analysis value, not the solution in which the temporal unsteady values in the flood analysis are sequentially calculated. In addition, the sliding judgment equation (4.3) does not take into account the scouring because it is premised that the acting load exceeds the frictional force on the bottom surface of the foundation. Originally, it is desirable to use an equation that takes into account the scouring, but in this study, considering that it is difficult to grasp the ground parameters, simply, only two parameters, flow velocity, and flood depth are used. Therefore, the equation for determining the collapse of a house (4.3) was adopted.

OpenFOAM, which is a general-purpose analysis code for 3D numerical analysis, can output the flow velocity, but cannot output the flood depth. Therefore, in this study, the flood depth is calculated from the volume fraction α output by OpenFOAM. The amount of water, which is a physical quantity in the analysis element, is calculated by multiplying the volume fraction at the node of the analysis element by the fluid density, and then outputs the average value of each node as the value at the element center. Since the water surface cannot be explicitly solved by the VOF method, it is necessary to specify the ratio of the amount of water in the analysis element. When the resolution of the analysis mesh is sufficient, the water surface in the VOF method is at the center of the analysis element for convenience. Therefore, in this study, the condition for the existence of the water surface was set to $\alpha \geq 0.5$. In addition, the elements below the element that is considered to be the water surface vary in the range of $0.5 \leq \alpha \leq 1$. Although it is an overestimate, the liquid phase was set to $\alpha = 1.0$ in order to consider the safety side. As a matter

of course, the element above the element considered to be the water surface satisfies $\alpha < 0.5$. Where, assuming that there is a water surface in the n the analytical element from the analytical element in contact with the ground surface, the flood depth h_n (m) can be calculated using a volume fraction α_n , a volume of V_n (m³) and a bottom area A_n (m²) as follows.

$$h_n = \begin{cases} \alpha_n \cdot \frac{V_n}{A_n} + \sum_{i=0}^{n-1} \frac{V_i}{A_i} & \alpha \geq 0.5 \\ h_{n-1} & \alpha < 0.5 \end{cases} \dots\dots\dots (4.4)$$

4.3 Verification of Validity of House Damage Judgment

4.3.1 Analysis summary

It is difficult to obtain detailed data when a reservoir collapses due to a large earthquake and the houses downstream are damaged due to the small number of events. Therefore, in order to verify the validity of the damage risk evaluation of the house in this study, we will carry out a reproduction analysis with reference to the actual damage caused by the heavy rain disaster for convenience. The target of the flood analysis is the heavy rain disaster¹¹⁹⁾ in Mabi-cho, Okayama Prefecture, which was affected by the heavy rain disaster in western Japan in 2018. The target river is called the Suemasa River, and it was reported that both embankments broke due to flooding on the right bank and scouring on the left bank, and the houses on both banks of the breach were damaged¹²⁰⁾. The analysis mesh is set to reproduce the above. The analysis mesh is shown in **Fig.4.1**. The boundary conditions are the non-outflow boundary at the bottom of the ground surface, the outflow boundary at the four sides, and the atmospheric boundary over the sky. In order to bring the unevenness of the ground surface closer to the actual situation, the elevation data of the 5 m interval element obtained from the Geographical Survey Institute is used. In addition, the collapse range of the embankment is reproduced from the damage report and the photograph of the damage situation that the water that continues to flow from the upstream (Y direction) flowed out to the left and right (X direction) at the broken. According to the literature¹²⁰⁾, it is reported that the damage occurred in the range of 20m to over 30m in the end. Therefore, in this study, we also measured aerial photographs after the damage of the Geographical Survey Institute and set the predicted width on the safe side to 36 m. In the same document, backwater was reported to have occurred. In order to reproduce the backwater in the flood analysis, it is possible to input the backwater from the underwater side, but since the analysis is complicated, a simple embankment was created for convenience in this study. In addition, since there is no record of the flow rate of a single river, the analysis continued to input until the flow became steady. In the preparatory analysis, the elevation data is edited and deleted on the premise that the collapse has occurred. Since river water does not overflow gradually but flows out at once immediately after it breaks, it is not possible to reproduce all the current situation, but the damage to the houses is due to a large amount of river water flowing out due to the embankment collapse. Therefore, it is considered that there is no problem even if it is analyzed using ground surface data simulating a collapsed state.

4.3.2 Results of preparatory analysis

The velocity vector and the spatial distribution of the flood depth are shown in **Fig.4.2**. The steady flow from the upstream separated on both sides (X direction) in the central part of the river, and the flow velocity and flood depth were larger in the outflow area on the right side, which is lower in altitude than on the left side. Where let the arbitrary point on the left side a point A 60 m from the embankment and the arbitrary point on the right side is a point B where is 20 m from the embankment. In the result of the analysis, the flow velocity was 1.6 m/s at point A and 5.0 m/s at point B. The flood depth was 1.5 m at point A and 0.8 m at point B. The fact that the ground level at point B near the embankment is about 1.0 m high has a slight effect on the flood depth. In addition, the difference in speed greatly affects the difference in distance. The flow flowing out of the embankment is very fast while the flood depth is shallow near the

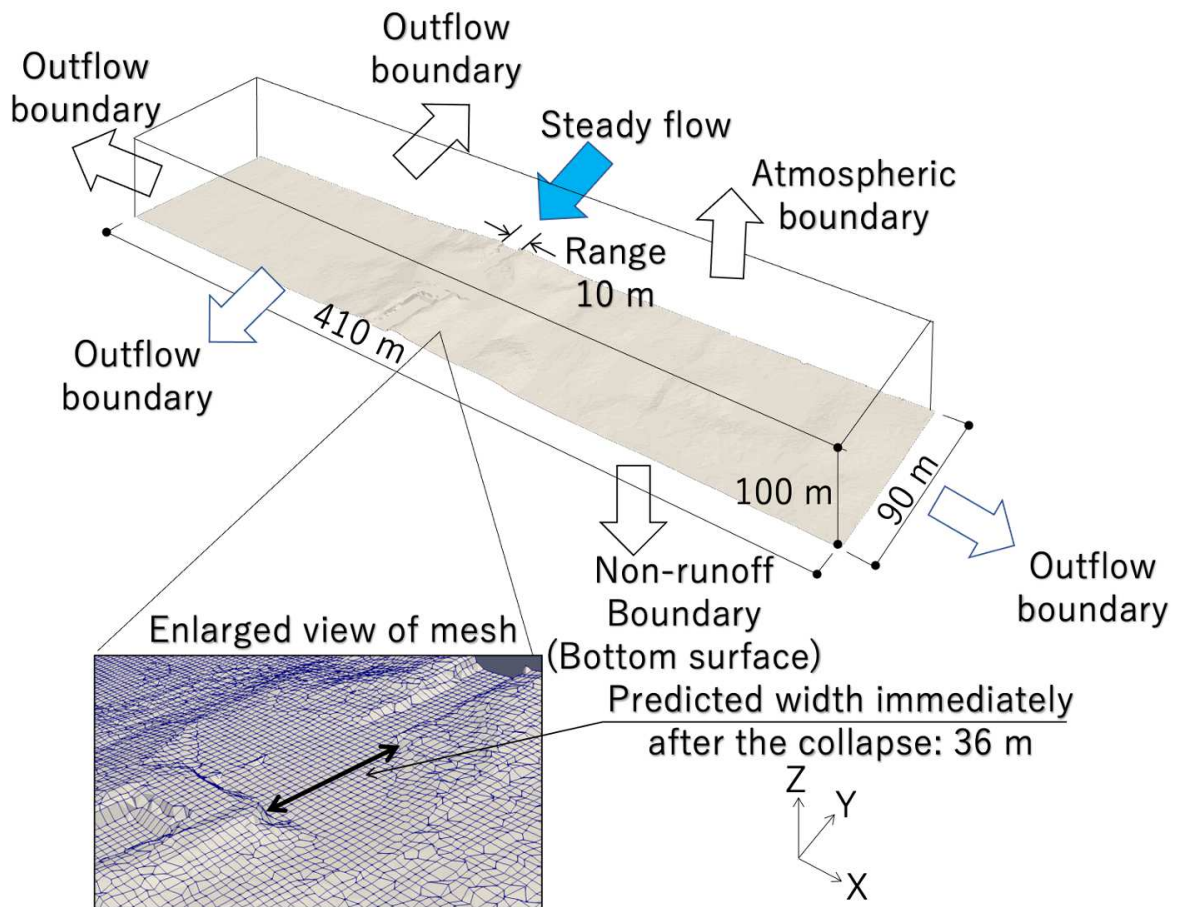


Fig.4.1 Analysis mesh for preparatory analysis

embankment. The flow velocity decreases as the distance from the embankment decreases, while the flood depth increases due to the effect of a low ground puddle.

4.3.3 Damage judgment of a house

Damage to the house was judged at any number of points in both directions of the collapsed embankment. The flow velocity (scalar value) is extracted from **Fig.4.2**, and the flood depth is the volume fraction of the analysis output in the equation (4.4). It was calculated by substituting α , and the equations (4.1), (4.2), and (4.3) were used to estimate the house damage. The relationship between the endurance curve of the house and the flow velocity and flood depth at any number of points is shown in **Fig.4.3**. In the figure, although the damage caused by sliding is subtle, it was judged that the new earthquake resistance standard and the old earthquake resistance standard would collapse.

Next, the flow velocity and flood depth were extracted over the entire analysis area, and the points exceeding the limit strength of the house were displayed in a plane for each criterion. **Fig.4.4**, **Fig.4.5** aerial photograph results before and after the disaster by the Geographical Survey Institute is shown. Where, in order to verify the analysis results, the aerial photographs before and after the disaster are also shown in the figure (Geographical Survey Institute ¹²¹). In the aerial photographs, the places marked with "x" indicate the location of the house that actually collapsed.

The new earthquake resistance standard, the old earthquake resistance standard, and the damage judgment result due to sliding are displayed on **Fig.4.6**, **Fig.4.7** and **Fig.4.8** overlaid on **Fig.4.2**. In the damage judgment result of the house, the central river part is not used for the judgment. As a result of the judgment, the actual damage to the house and the result of the house judgment by this study were almost the same. The flow velocity in the lower left part from the collapsed part of the embankment is slower than the others due to the influence of the low flood because of the rise of the ground. In this effect, it is judged that no damage will occur even under the old seismic standard. However, it is considered that the house was damaged by the long-term overflow water eroding the embankment and finally eroding the ground in the lower-left part. As mentioned above, it is desirable to include the judgment considering the scouring, however, the scouring is not considered in the sliding judgment equation (4.3) adopted in this study. Judgment by scouring will be an issue for future study.

From the above, the outflow velocity of the flood water that suddenly collapsed and flowed out by the reproduction analysis did not decrease. Therefore, it was found that when a house was hit at a flood depth above a certain level, there was a high possibility that a general wooden house would be damaged. The fluid analysis used only the ground surface data with no buildings. In this reproduction study, even if there are no houses in the vacant lot, the collapse judgment is carried out only by the flow velocity and flood depth. As for the sliding damage, as a result of comparing the aerial photographs before and after the damage, the sliding damage (damage of moving the house) cannot be confirmed. It is considered that it is almost the same as the judgment based on the reproduction analysis result. Through the comparison between the analysis results and the actual situation, it was shown that this method can almost reproduce the damage to the houses caused by the flood. From this result, it is generally appropriate to evaluate the damage to the house using the proposed method, and it is possible to predict the damage to the house when the reservoir suddenly collapses during a large earthquake.

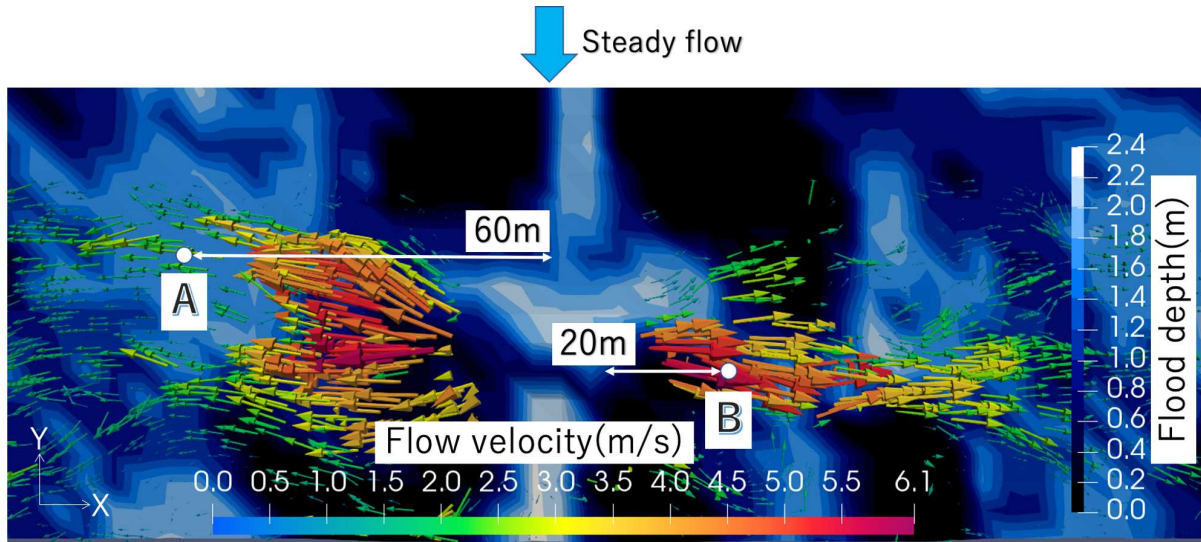


Fig.4.2 Preparatory analysis results (flow velocity vector and spatial distribution of flood depth)

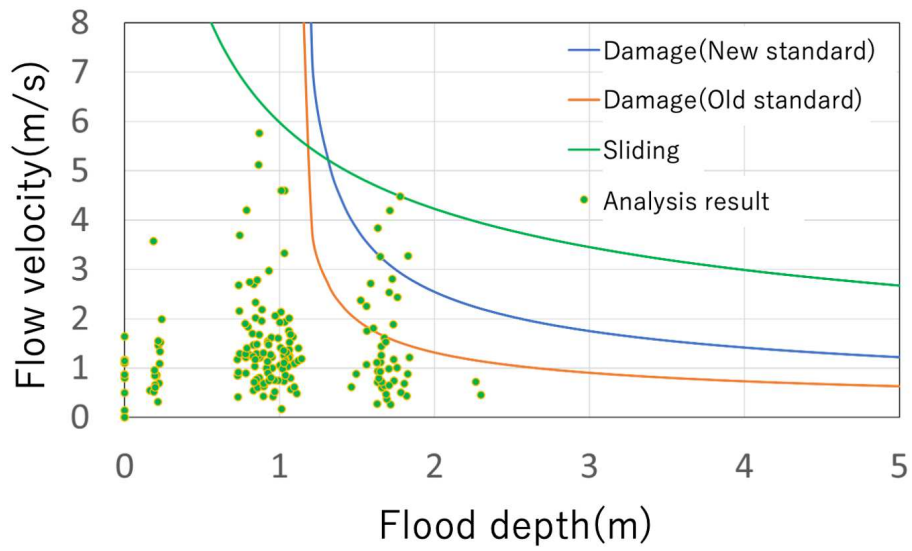


Fig.4.3 Damage judgment of a house



Fig.4.4 Aerial photo before the disaster



Fig.4.5 Aerial photo after disaster

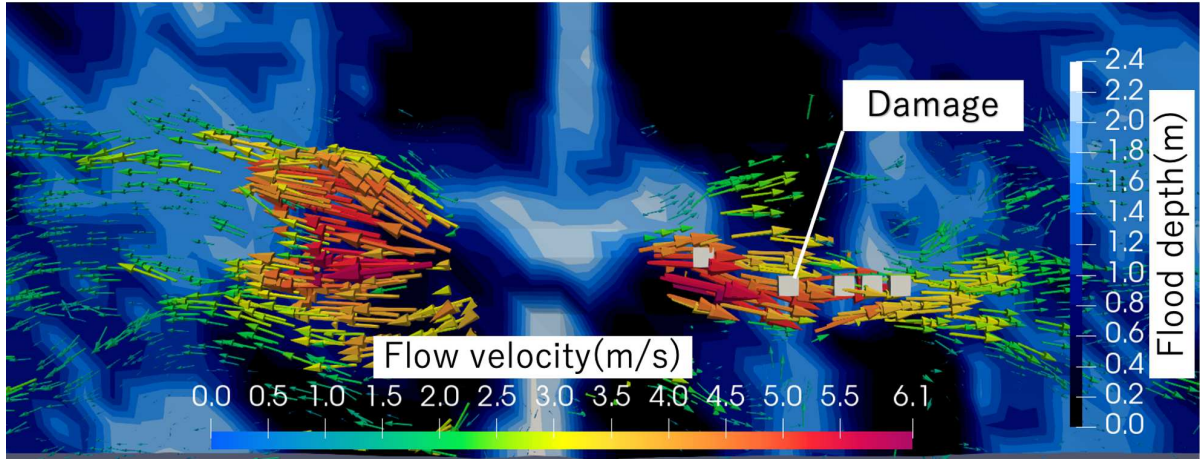


Fig.4.6 House damage judgment (new earthquake resistance standard)

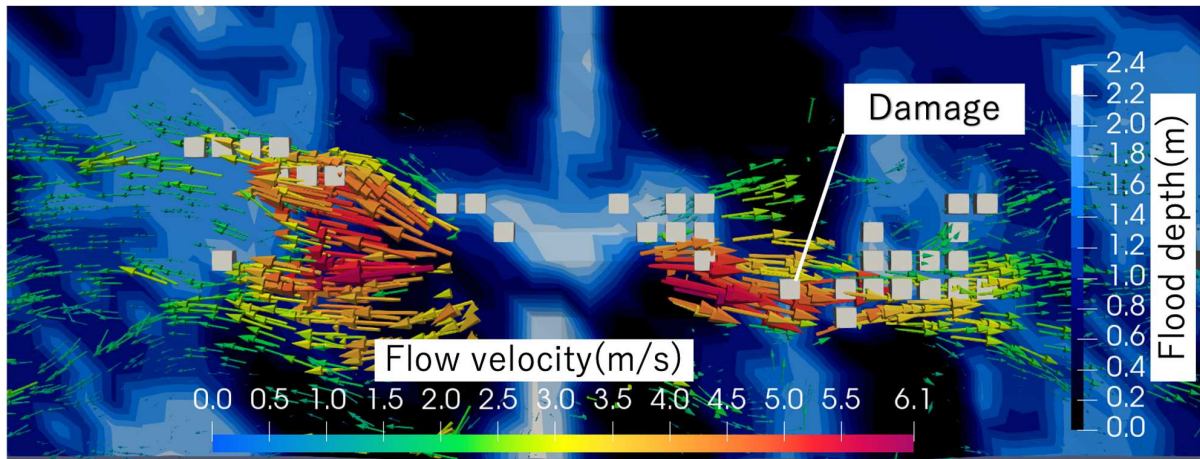


Fig.4.7 House damage judgment (old earthquake resistance standard)

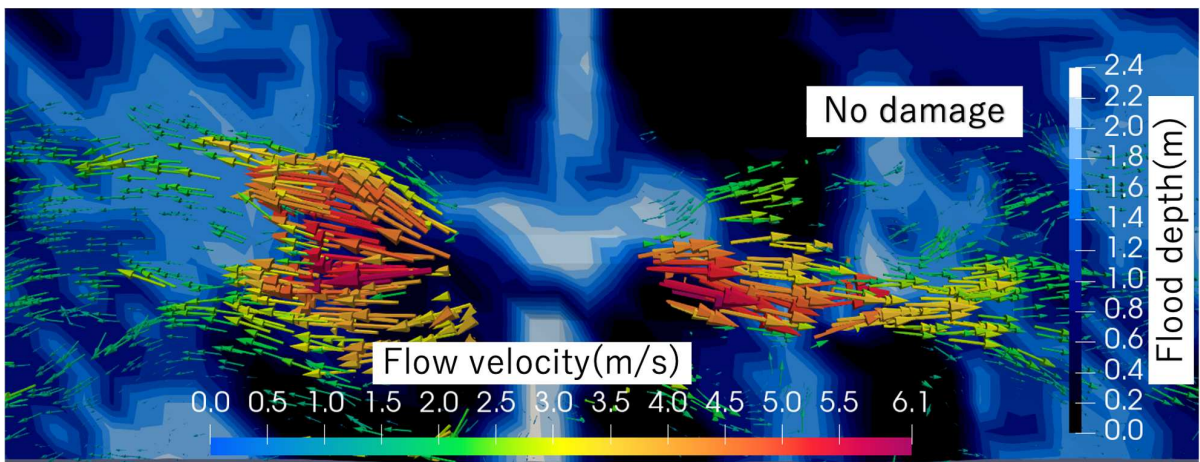


Fig.4.8 Damage judgment of house (sliding)

4.4 Judgment of Damage to Houses due to the Collapse of Reservoir

Flood analysis is carried out in this section to determine the damage to houses caused by runoff water. The reservoir targeted for flood analysis corresponds to the disaster prevention priority reservoir according to the survey results of the Ministry of Agriculture, Forestry and Fisheries, and is a medium-sized reservoir that is close to the urban area and has a water storage capacity of 1.24 million tons. As disaster prevention measures for this reservoir, hardware measures and hazard maps have been prepared. However, there is no evaluation that damage to houses is presumed due to the sudden collapse of the embankment due to a large earthquake and the occurrence of floods. As a result of conducting a ground response analysis at the time of a large earthquake by the authors¹²²⁾ for the reservoir, it became clear that there is a risk of the embankment collapsing. However, along with that, it was limited to a simple damage judgment of the house at an arbitrary point, and the damaged area could not be displayed on the map. Therefore, in this study, since the validity of the house damage estimation method was shown in the previous section, the same evaluation method is going to apply to the reservoir disaster which the house damage judgment is not displayed in the current reservoir hazard map.

Since the time for the runoff to reach the house was examined in the previous chapter, a detailed explanation is omitted in this section, although the flow velocity of the runoff and the peak of the flood depth are almost the same by flood analysis. For this reason, the maximum flow velocity and maximum flood depth were simply extracted and used to determine the damage to the house. With this method, it is possible to illustrate the risk of house damage based on flood analysis on a hazard map, and it is expected that houses that are dangerous not only for horizontal evacuation but also for vertical evacuation can be identified.

4.4.1 Overview of flood analysis

Flood analysis is carried out by the same method as in the previous section. **Fig.4.9** shows the outline of the analysis target. The horizontal direction of the analysis area was set to 1,563 m in the east-west direction (X direction) and 2,734 m in the north-south direction (Y direction) in order to secure a range that sufficiently includes the reservoir and runoff area. The height direction was set to 80 m in order to secure the aspect ratio required for stable analysis. Regarding the boundary conditions, the bottom surface of the earth was the non-outflow boundary, the top surface of the sky was the atmospheric boundary, and the four horizontal sides were the outflow boundaries.

In order to reproduce the condition of the ground surface, the shape of the ground surface (bottom surface) was obtained from the 5m mesh elevation data of the Geographical Survey Institute. The height of the reservoir to be analyzed is 11.4 m from the ground surface. In addition, since the elevation data of the Geographical Survey Institute does not include the bottom of the reservoir, the height is set to the same level as the bottom of the reservoir embankment nearby, and reproduce the bottom with a gentle slope from the bottom of the embankment to the upstream. **Fig.4.10** shows the elevation difference at the bottom of the analysis model by color classification. Furthermore, in order to get as close to the actual situation as possible, the building shape of the urban area was acquired from the Digital Surface Model (DSM) and combined with the ground surface.

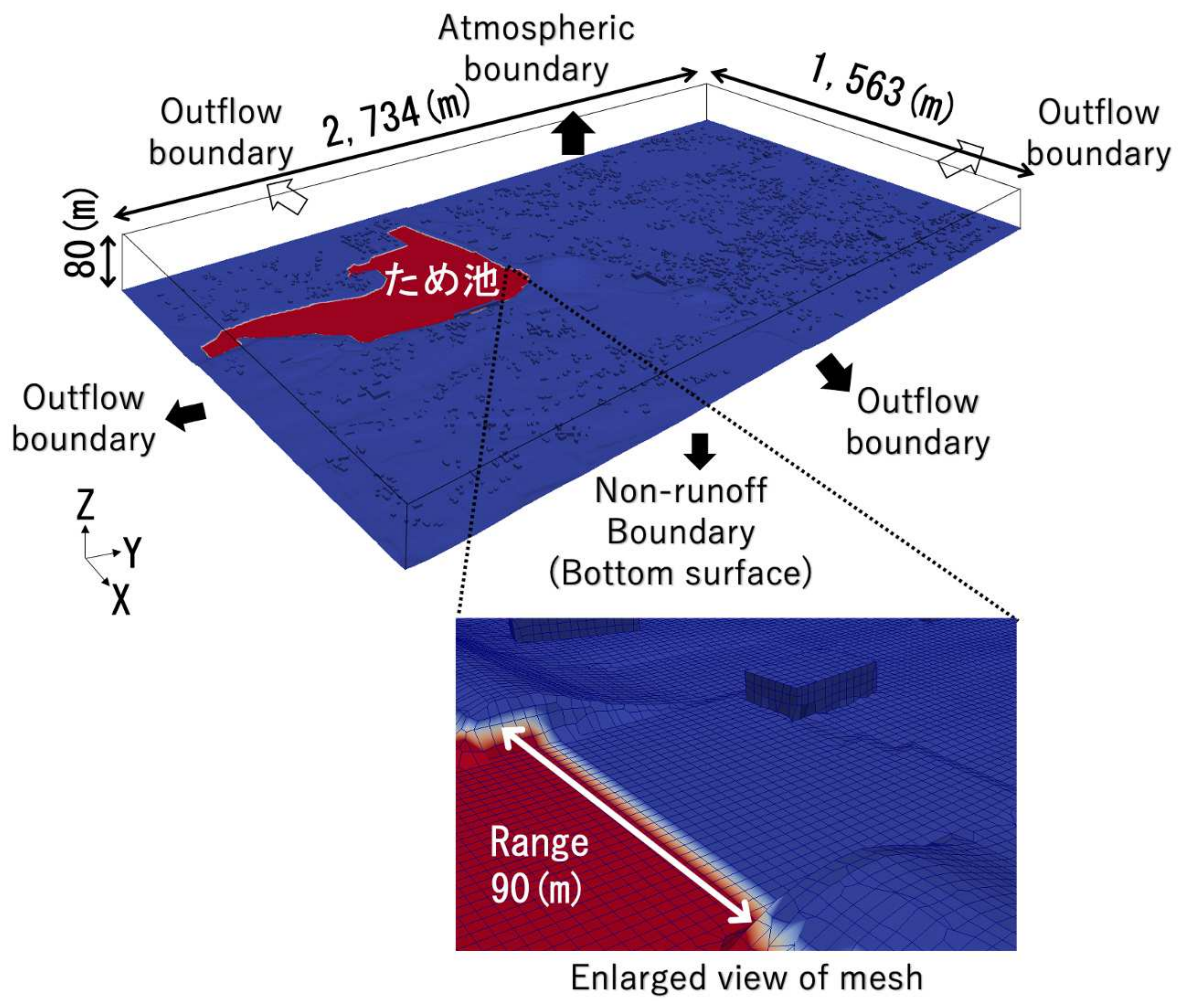


Fig.4.9 Reservoir flood analysis model

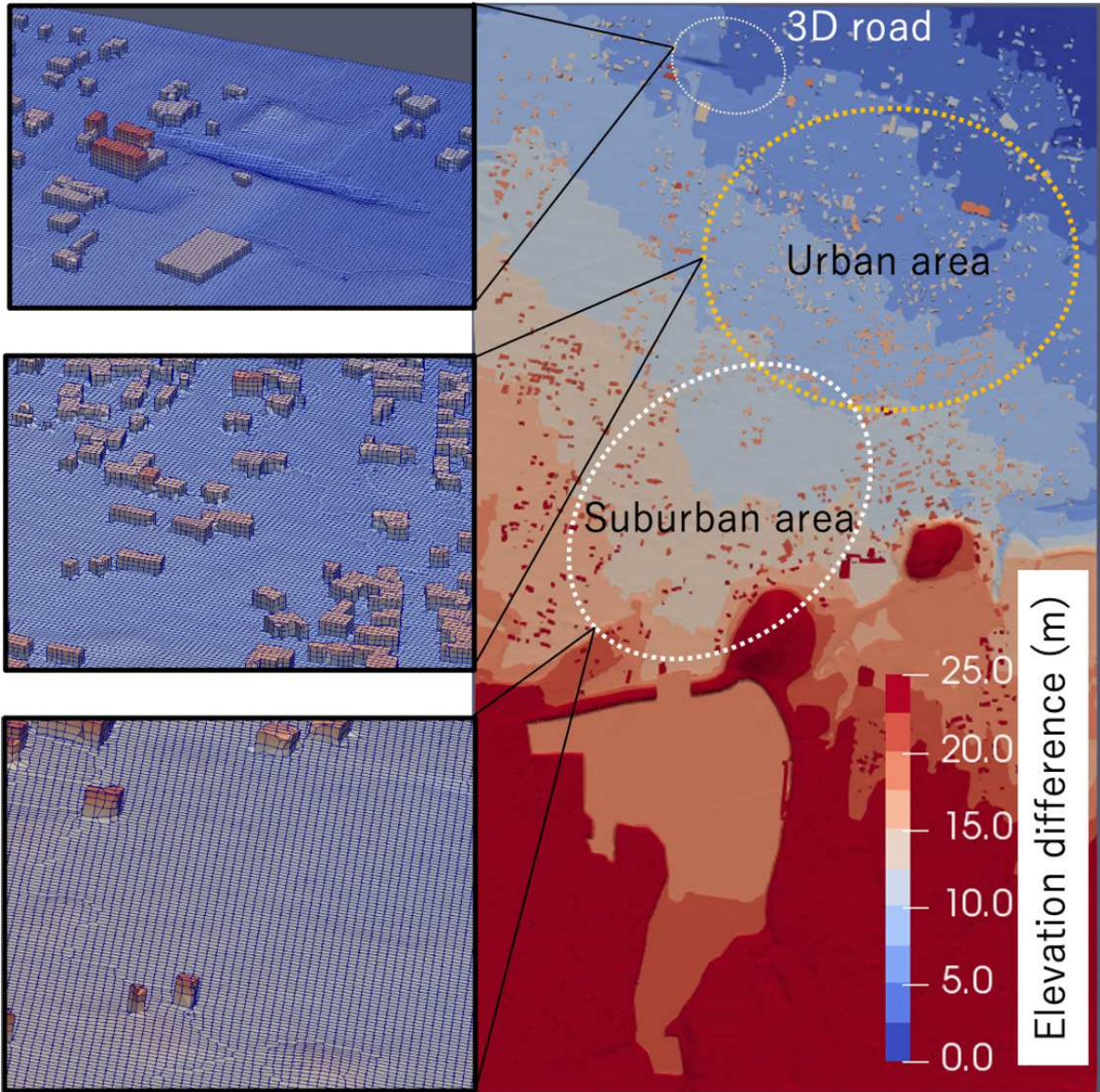


Fig.4.10 Elevation difference display on the bottom of the analysis model

Regarding the setting of the water volume of the reservoir, it was assumed that the water volume was always stored at the time of a large earthquake, and the water depth was set to 4.5 m to 5.0 m. The width of the damage was set to 90 m as a safety consideration with reference to the flood analysis conducted by the authors¹²²). For the roughness of the ground surface, the wall function (nutkRoughWallFunction) implemented as a solver of the general-purpose analysis code: OpenFOAM is adopted. The runoff water, which is expected to become turbulent due to the sudden collapse of the reservoir, will be affected by the vortex viscosity coefficient at the boundary of the ground surface. Where the vortex viscosity coefficient and density for the gas phase (air) and the liquid phase (water) are shown in **Table 4.1**. Furthermore, in order to consider the surface roughness at the bottom boundary, the sand grain height K_s on the ground was set to 0.2 m assuming the roads and cultivated land.

Table 4.1 Material properties of water and air

Physical characteristics	Vortex viscosity coefficient (m ² /s)	Density (kg/m ³)
Water	1.00×10^{-6}	1000
Air	1.48×10^{-5}	1

For the element division of the analysis mesh, the automatic element division function (snapPyHexMesh) of the general-purpose analysis code: OpenFOAM was used. With this function, the unevenness at the boundary of the ground surface is smoothly subdivided, and the elements expand toward the height, at the same time the calculation cost can be reduced. As a result of the automatic division, hexahedral elements were generated as that the horizontal direction would be approximately uniform in size, and in the vertical direction, the element size would gradually increase while maintaining an aspect ratio of 6 or less. In the vicinity of the building, it was subdivided into tetrahedral elements of arbitrary shape while maintaining the same size as the adjacent hexahedral elements. In the flood analysis, the elements reached by the water surface reached the third layer from the bottom, so the flow velocity and flood depth obtained by the flood analysis were also extracted for three layers.

4.4.2 Flood analysis results

From the results of flood analysis, the maximum values of flow velocity and flood depth are shown. As for the result data, the data of three layers of elements is extracted from the bottom surface as in the previous chapter(**Fig.3.40**). The flow velocity is extracted from the analysis element in the second layer from the bottom as the median value. The height of the element center of the second layer is about 1.1 m(**Fig.3.40**, 0.6 m + 0.45 m) from the ground, which corresponds to the vicinity of the center of the first floor of a general wooden house. The value that maximizes the flow velocity is extracted for all the elements in the same layer, and the maximum flow velocity distribution is obtained. The extraction result is shown in **Fig. 4.11**. In the figure, the area closest to the collapsed position of the embankment is 4.0 m/s to 5.0 m/s. In the area slightly away from the embankment, as shown in **Fig.4.10**, at the point where the elevation difference of the ground is about 2.0 m, the speed was higher than the surroundings at 2.0 m/s to 3.0 m/s. In general, flooding of rivers reduces the flow velocity at a location away from the collapsed embankment. However, when the reservoir suddenly collapses due to a large earthquake as in this study, the flow velocity is maintained at 1.0 m/s to 3.0 m/s even in the area away from the embankment, and the runoff water does not slow down. Furthermore, it is

considered that the range where the flow velocity does not decrease (inside the white dashed line in the figure) has expanded due to the regional factor that there are few buildings in this area. On the other hand, in areas with many buildings (inside the yellow dashed line in the figure), the flow velocity is attenuated, indicating that a robust building has the effect of reducing the momentum of runoff water.

Next, the maximum flood depth is shown in **Fig.4.12**. In the figure, the places where the maximum flood depth is 2.0 m to 2.5 m are not always concentrated in the vicinity of the embankment, and there are places that look unnatural. This reflects the unevenness of the ground surface and is shown in the figure. The flood distribution is as follows. For example, the height of the water surface in the second layer of the analysis element is the water surface in the third layer for the adjacent element at a lower position. On the other hand, the location where the maximum flood depth is displayed as 1.0m to 1.5m, despite the vicinity of the reservoir embankment, seems to underestimate the maximum flood depth. However, the elevation is higher than the surroundings because of the high water level, the presence of water in the first or second layer has been affected. The area on the north side where the maximum flood depth is 2.5m to 3.0m is affected by the three-dimensional road.

4.4.3 Damage judgment of a house

Substituting the maximum flow velocity and maximum flood depth obtained above into the yield strength equations (4.1), (4.2), (4.3) for the house and find the places where the limit strength is exceeded. The judgment procedure is the same as the preparatory analysis in the previous analysis, the relationship of the maximum flood depth (**Fig.4.11**) and maximum velocity (**Fig.4.12**) of the flood analysis results and the damage judgment of houses (**Fig.4.3**) is compared, the failure judgment of houses in flood area is expressed. The areas that were characteristic of the maximum flow velocity and maximum flood depth figures are defined as A, B, and C, respectively. First, the judgment result based on the new earthquake resistance standard is shown in **Fig.4.13**. The collapse judgment is the red part of the figure. In Area A near the reservoir, the maximum flow velocity was very high, so it was judged that it would collapse even when the flood depth was shallow. However, in other areas B and C, the judgment result was that they did not collapse. Next, the judgment result based on the old earthquake resistance standard is shown in **Fig.4.14**. Since the yield strength is set lower than the new earthquake resistance standard, the range of collapse judgment has expanded, and it was judged to be collapsed in all areas A, B, and C. Finally, the judgment result by sliding is shown in **Fig.4.15**. Since the flow velocity and flood depth thresholds are set high for the damage caused by sliding, the judgment result shows that no damage caused by sliding occurs except for a small part near the embankment of the reservoir.

Based on the above, the disaster events in the reservoir during a large earthquake were comprehensively evaluated. Flood analysis was carried out in which the location and scale of the collapse were predicted by seismic response analysis and the results were reflected in the analysis model. Then, it was shown that the disaster risk can be evaluated by extracting the flow velocity and flood depth from the analysis results and using them for the damage judgment of the house.

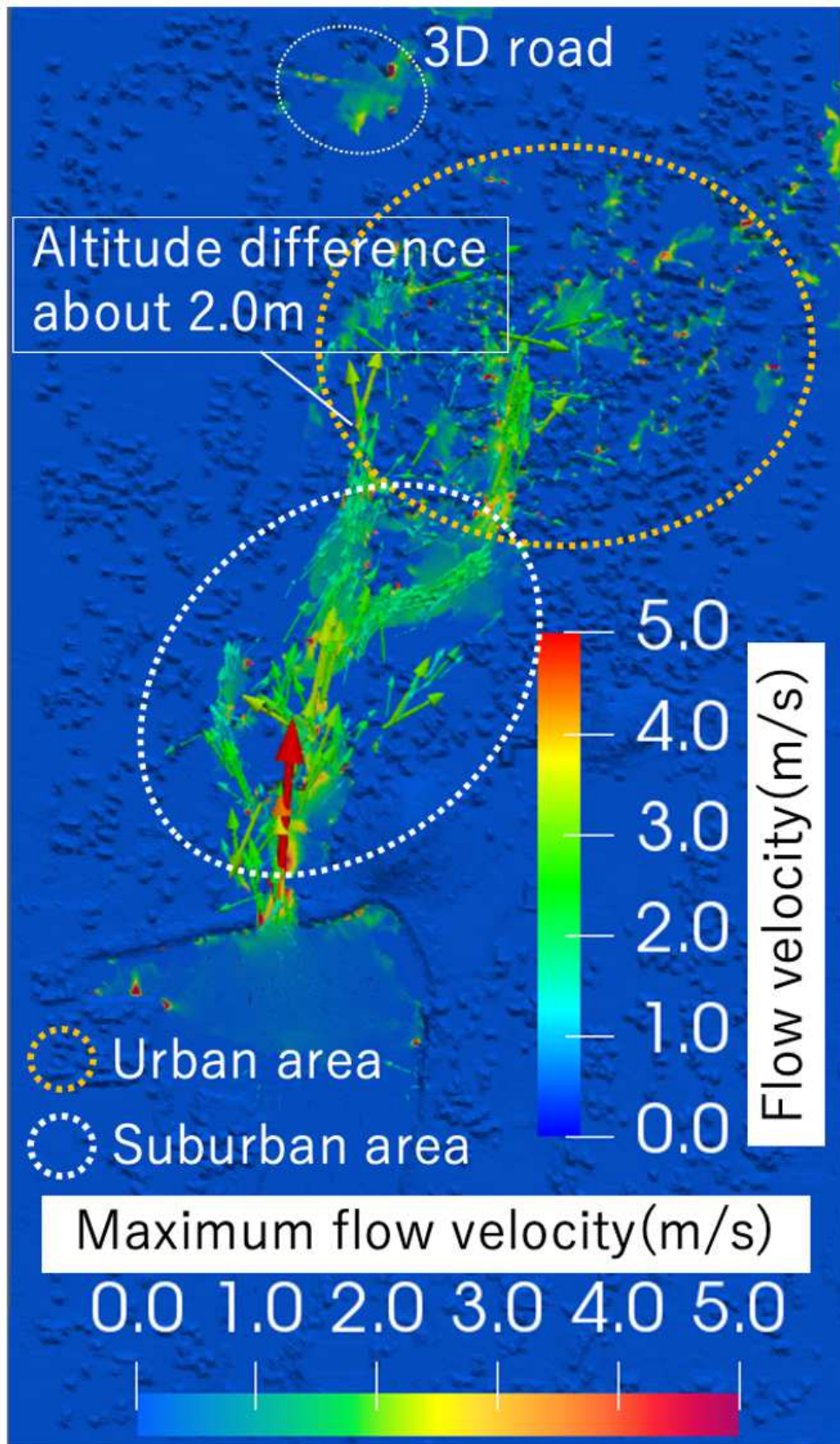


Fig.4.11 Maximum flow velocity at a height of 1.1 m (m/s)

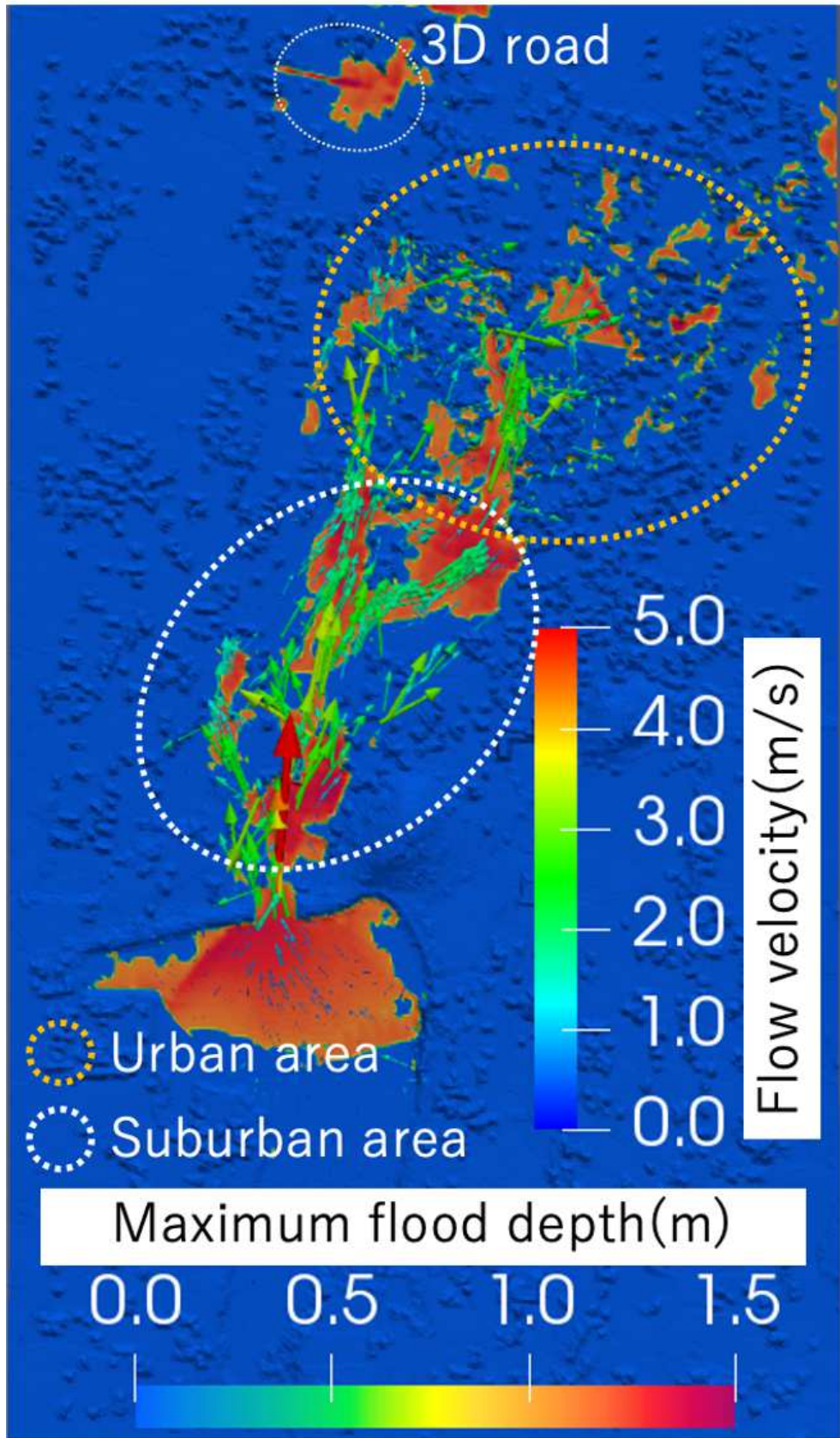


Fig.4.12 Flow velocity vector (m/s) at a height of 1.1 m

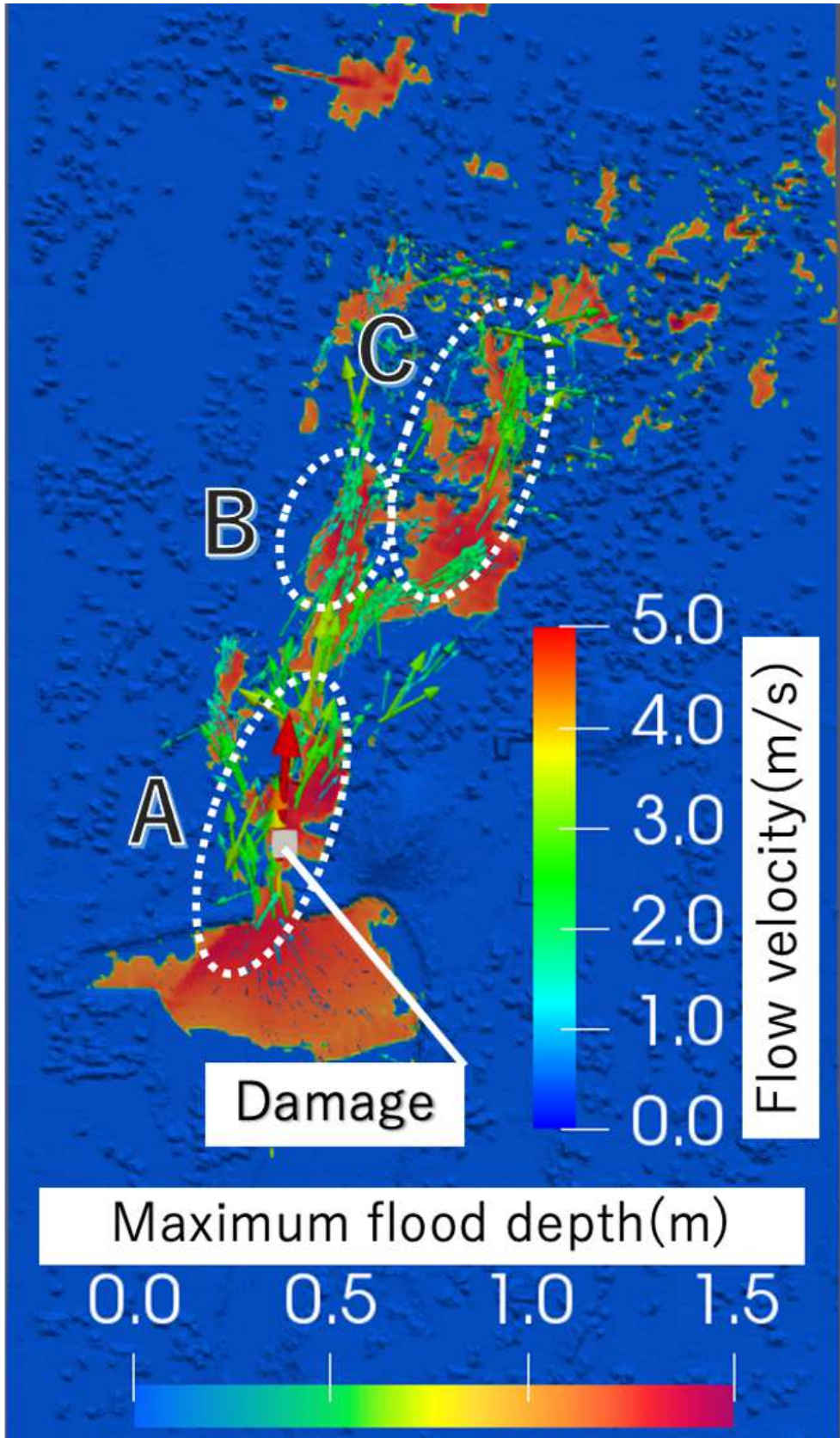


Fig.4.13 House damage judgment (new earthquake resistance standard)

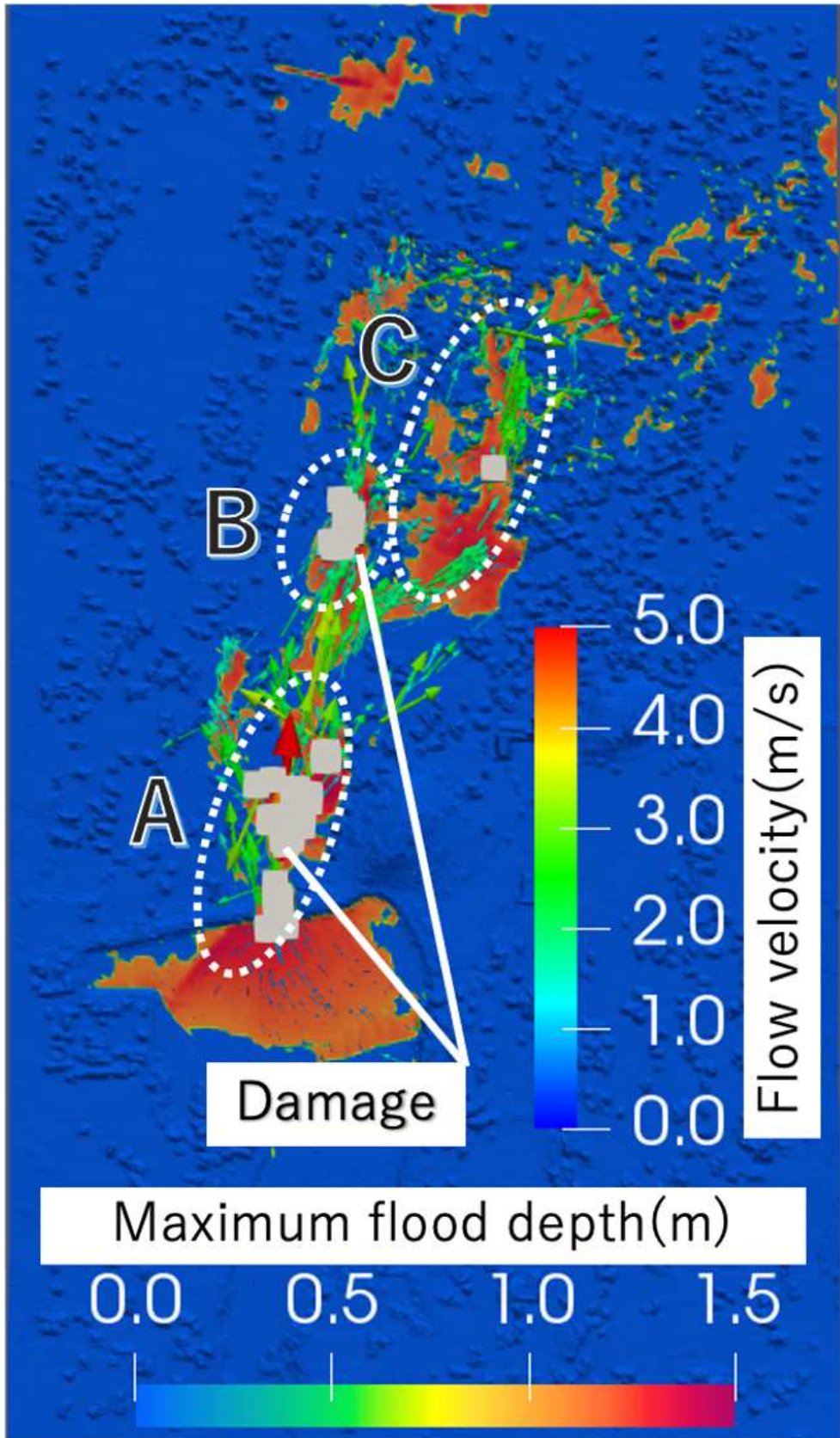


Fig.4.14 House damage judgment (old earthquake resistance standard)

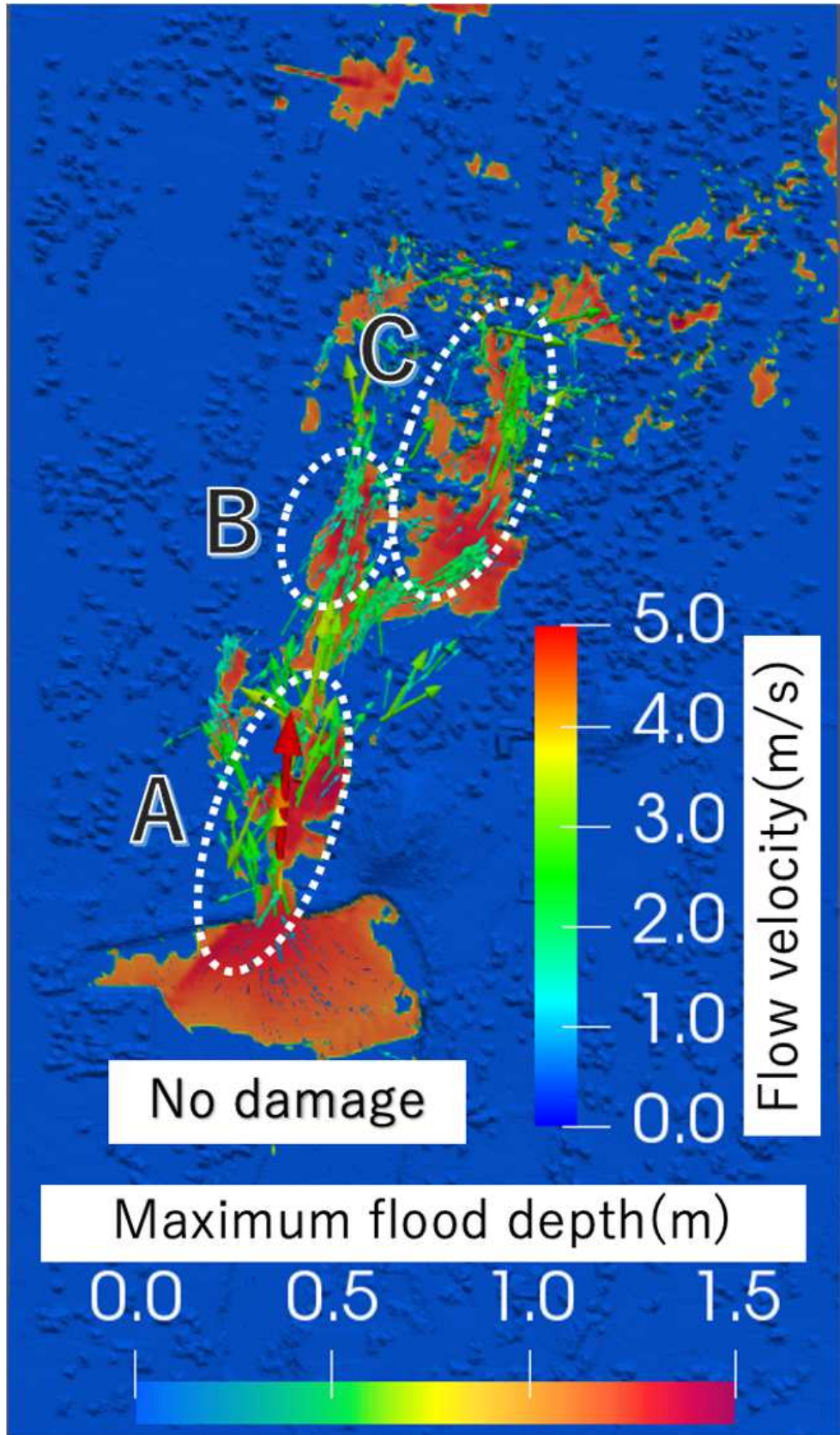


Fig.4.15 Damage judgment of house (sliding)

4.5 Summary of Risk Evaluation by House Damage Judgment

In this study, the damage to houses in the outflow area when the embankment of the reservoir suddenly collapsed due to a large earthquake was evaluated. In order to verify the validity of the house damage judgment method, we reproduced the actual disaster case by numerical analysis and tried to judge the house damage using the flow velocity and flood depth obtained from the flood analysis. In the analysis results, there was a general agreement with the actual damage. It is considered that the validity of the proposed method of this study was secured by the reproduction analysis. Next, this method was applied to the flooding problem of the reservoir, and the damage to the house was judged. Since it is necessary to obtain the flow velocity and flood depth of the runoff to determine the damage to the house, the analysis mesh matched the unevenness of the ground surface and the shape of the building to the actual situation. Then, flood analysis was performed using a general-purpose analysis code. From the analysis results, the maximum flow velocity and maximum flood depth were extracted, and the risk of damage to houses due to flooding caused by the collapse of the reservoir embankment was evaluated. As a result of this examination, not only the distance from the reservoir but also the difference in flood depth depending on the speed of runoff water and the geographical effect, and when the house has the new earthquake resistance standard, the damage to the house is small.

The damage to houses caused by the reservoir disaster was evaluated above. By this method, for example, by expressing the damaged area of a house on a hazard map, the risk of disaster can be clearly communicated to residents who are expecting vertical evacuation to the second floor. In the future, it will be possible to create a "House damage hazard map" by the method proposed in this study for places where the reservoir and the house are close to each other. In the event of a reservoir flood, it is expected to contribute to appropriate evacuation methods and create a city that is resilient to disaster development policies.

5 . Evaluation of Disaster Damage Scale

5.1 Overview

In recent years, as the risk of sediment-related disasters and reservoir disasters due to frequent heavy rains has increased, it is required to smoothly promote not only disaster prevention and mitigation but also recovery and reconstruction after disasters¹²³⁾. In order to enable quick response to recovery and reconstruction, it is necessary to quickly grasp the disaster situation and organize information objectively. There are various methods for collecting topographical information after a disaster. Aeronautical laser measurement is used as an example of obtaining detailed topographical data. Kikuchi et al.¹²⁴⁾ proposed a method for quantitatively acquiring landslides and slope failures by analyzing information from aerial laser measurements. In addition, Inui¹²⁵⁾ showed that the slope survey results by aerial laser measurement are useful information for the restoration of the mountain restoration facility in the forest area where the landslide occurred in the 2016 Kumamoto earthquake. As mentioned above, it has become possible to formulate detailed restoration and reconstruction plans by utilizing detailed topographical information. However, aerial laser surveying and processing of enormous terrain data require specialized knowledge, and since the measuring equipment is special, it is not always possible to easily collect information in any disaster situation.

As a new method for analyzing disaster situations, analysis methods using artificial intelligence are becoming active. For example, Okazaki et al.¹²⁶⁾ developed a method for extracting building characteristics and predicting typhoon damage by deep learning using a building database. In addition, Ueda et al.⁵⁵⁾ use a convolutional neural network (CNN), which is an artificial intelligence method, using SAR images that can obtain detailed terrain using satellite radio waves before and after the disaster and ground surface data based on aerial laser survey. Similar to the above, these methods are also based on the detailed database obtained by advanced research, and although they are highly accurate, it takes time to prepare the analysis data immediately after the disaster under emergency situations. At present, helicopters and drones capable of aerial photography are survey equipment that can be used in actual disaster sites. Shinohara et al.¹²⁸⁾ reported the particular effect in grasping disaster information in interviews with firefighters who rescued at the forefront of sediment-related disaster sites during the heavy rains in Hiroshima in August 2014. One of the equipment that were used was shooting with a drone, and it was reported that it was highly evaluated as well as aerial shooting with a conventional helicopter. In this way, the method of collecting information using aerial photographs and videos using drones as a survey method for the purpose of quickly grasping the actual situation immediately after a disaster that can be put into practice at the site is considered to be the mainstay for the time being, and for detailed surveys using aerial laser surveys and SAR images are mainly conducted after a disaster.

Therefore, in this research, basic research is carried out for the purpose of developing artificial intelligence that automatically detects the disaster situation using aerial photographs taken after the disaster. CNN is used as a method for learning artificial intelligence. When CNN is applied to a disaster image, a model that automatically recognizes the characteristic parts of the disaster image is constructed. On the other hand, since the CNN method requires a large number of sample images, it is pointed out that in a situation where there are few cases of taking aerial photographs after a disaster, the accuracy judgment of damage is limited¹²⁹⁾. In the author's research¹³⁰⁾, a heavy rain disaster that caused the flooding of the reservoir and determined the damage to the house by CNN was assumed, however, the number of data was small, thus improving the accuracy was an issue. Therefore, in this study, aerial photographs of sediment-related disasters and reservoir disasters, which have a relatively large number of samples are focused on and conducted basic research to automatically detect these disasters. When the damage situation can be grasped from the aerial photographs after the disaster, it can be expected that the damage situation can be grasped more objectively and quickly than the evaluation by human beings such as visual inspection.

5.2 Detection of Floating Reservoirs and Sediment-related Disasters after Heavy Rain Disasters using Deep Learning Models

5.2.1 Preparation of training data

In this study, the method of estimating the number of automobiles from aerial photographs⁸³⁾ is applied to detect areas where slopes are exposed due to sediment-related disasters and areas where sediment is accumulated due to reservoir disasters. First, map data for learning to carry out supervised learning is created. The aerial photograph data can be obtained from the Geographical Survey Institute¹³¹⁾, where the aerial photographs after the disaster are published. It is socially useful to be able to adopt public data that is easily available as learning data. Next, the learning data for detecting the disaster location is created from the obtained map image. All training data should be unified to the same size image. The larger the map image size, the higher the calculation cost. In this study, in order to reduce the load on the computer, the resolution is set to 35 cm per pixel, and aerial photographs with a size of 1200×1200 pixels ($420 \text{ m} \times 420 \text{ m}$) are prepared. Then, gradually increasing the number of collected images, 18 sample images, 18 images rotated 90 degrees based on the sample images, 18 images rotated 180 degrees in the same way, a total of 54 samples. Since the results were stable, the number of images was 54 in this study. With respect to these aerial photograph data, the disaster location (defined as Positive) is positioned as a location that is likely to have been damaged by sediment-related disasters and reservoir disasters and visually add a 1×1 pixel "point" in the center of the disaster area (defined as Annotation). Then, points are added in the same way for fields, forests, roads, villages, etc. as structures other than the above Positive (defined as Negative). In this way, 54 images of the original aerial photograph, 54 images that add only points to the Positive position, 54 images that add only points to the Negative position, a total of 162 images prepare. **Fig.5.1** shows an example of displaying the positive points superimposed on the original image of the aerial photograph and displaying the negative points superimposed on the original image in the same way. Since the size of the points is as small as 1×1 pixel and difficult to read, the points are enlarged and displayed in this figure. The image in the center of the figure is the result of confirming whether the learning model of CNN correctly recognizes the disaster location by CAM (Class Activation Mapping)¹³²⁾. When CAM is performed on a disaster location at any point, as shown in **Fig.5.1**, in the image of the disaster, it is shown that the color differs between the damaged part and the undamaged part. In addition, at the right end of the figure, the Annotation part of the image by points and the position of the disaster location are almost the same, indicating that appropriate image classification is being carried out. In this way, by using the teacher image with points added as training data, accurate analysis is possible even at low resolution.

Next, create training data. The 1200×1200 pixel aerial photograph cut out from the aerial photograph is divided into a small area of 224×224 pixels ($78.4\text{m} \times 78.4\text{m}$) used in ResNet. In this study, since the small area of 224×224 pixels cannot be equally divided from the aerial photograph of 1200×1200 , an arbitrary number of training data with overlapping areas are created.

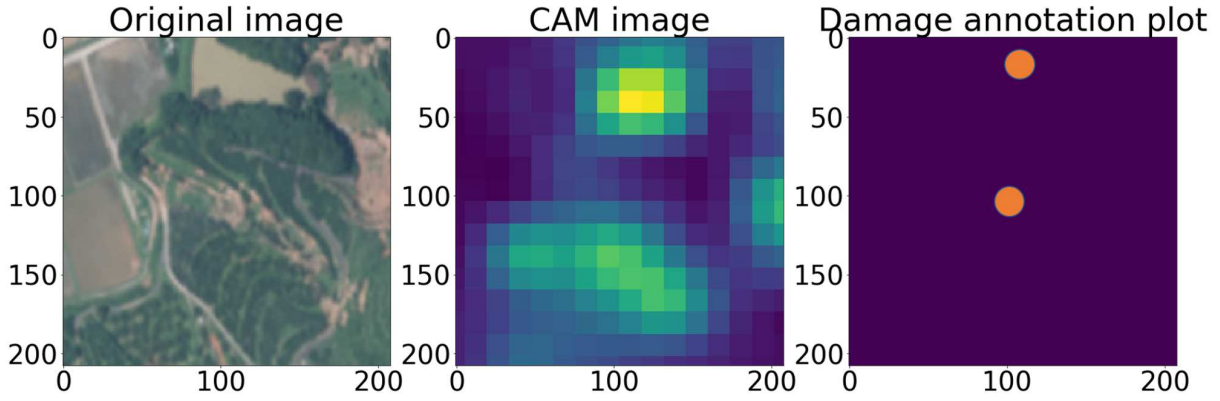


Fig.5.1 Class Activation Mapping: A method of highlighting input areas that have contributed to a particular class in an image recognition model.

5.2.2 Training with learning data

In this study, we use ResNet50, which is trained data in which 50 layers of updated mapping optimization are repeated. For the learning rate, the Momentum SGD method¹³³) is used. Where SGD (Stochastic Gradient Descent) is a method of updating the parameters in the direction opposite to the gradient direction $\nabla_{\theta}J(\theta)$ of the objective function by minimizing the objective function $J(\theta)$ from the optimal parameter θ . Furthermore, it is stated in the above study that the convergence time of the calculation is shortened by adding Momentum to the SGD method. When the current update vector v_t , the update vector of the past time step v_{t-1} , update rate γ and learning rate η are defined, the relation is shown by the equation (5.1).

$$v_t = \gamma v_{t-1} + \eta \nabla_{\theta} J(\theta) \dots\dots\dots (5.1)$$

The learning rate η is updated by referring to the literature cite smith and assuming that the number of learning iterations is an epoch, up to 30 epochs is 0.01, up to 45 epochs is 0.001, and up to 60 epochs is 0.0001, and the vector ratio γ is set to 0.9.

5.2.3 Verification of learning results

Deep learning is performed using the correct teacher data as Training data in CNN. In addition, validation data is used to confirm the prediction accuracy of the trained model. To express the progress of learning, the learning curve is shown in **Fig.5.2** and **Fig.5.3**. Where the horizontal axis shows the number of learning iterations (epochs). The vertical axis of **Fig.5.2** indicates the accuracy rate (defined as Accuracy) in which the predicted value by deep learning and the feature amount of the image data match. Accuracy approaches 1.0 as the estimated value approaches the true value. In addition, the small disturbance of this graph indicates that the data used for learning is not insufficient. In the figure, the correct answer rate of the training data and the correct answer rate of the verification data are displayed at the same time. As the number of learning iterations progresses, the accuracy rate of the training data is steadily changing, while the validation data converge from around 30 epochs to around 0.85, and at the time of 50 epochs and 60 epochs that is not much difference. Since the correct answer rate exceeds 80%, it is considered to be generally appropriate. The vertical axis of **Fig.5.3** focuses on the loss function parameter

Loss rate for converging the error between the predicted value by deep learning and the feature amount of the image data. In general, the smaller the loss, the more the learning converges, and when Loss turns to an increasing gradient, it means overfitting. In **Fig.5.3**, although there is some disturbance around 20 epochs, it converges smoothly after 40 epochs, showing generally reasonable results for learning. In this study, a learning model near 50 epochs in which accuracy generally converges was adopted.

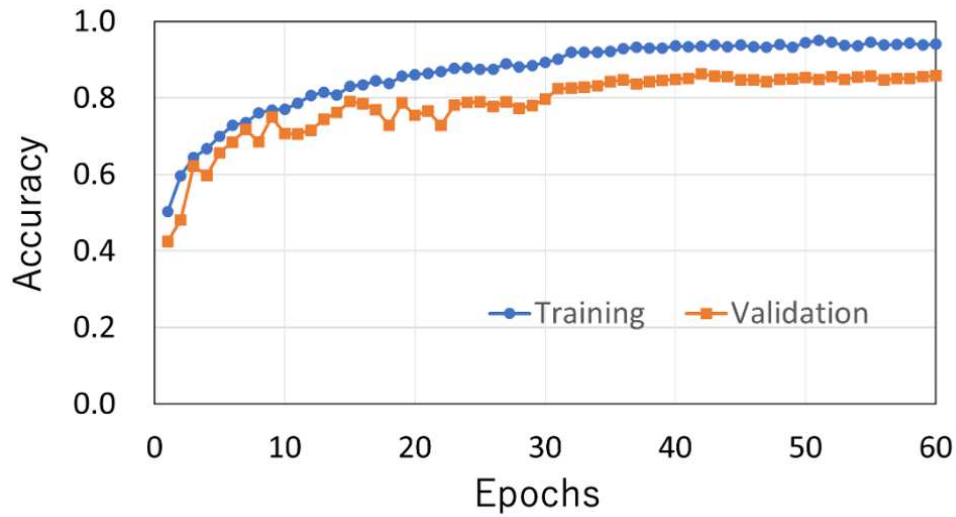


Fig.5.2 Learning curve showing the correct answer rate

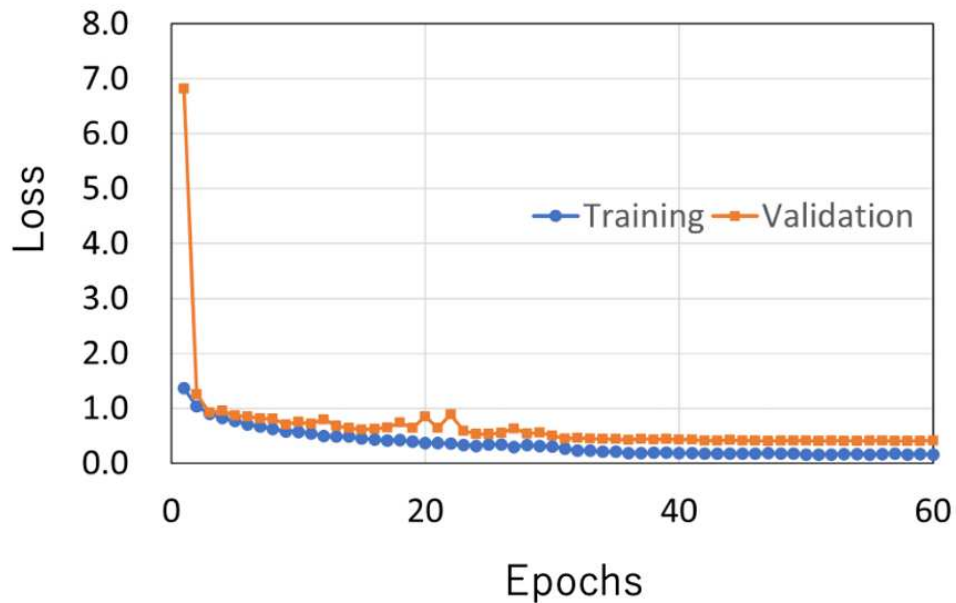


Fig.5.3 Learning curve showing the loss rate

Next, the distribution of the number of disaster detections in the training data is shown in **Fig.5.4**. Here, the vertical axis (Patch count) indicates the number of data, and the horizontal

axis (Damage number) indicates the number recognized as a sediment disaster. In the figure, the number of areas where the number of recognized sediment-related disasters is 0 is nearly twice that of 1. This is the result of adding to the training data the area where there is no damage such as sediment-related disasters in the small area of 224×224 pixels, although necessary data. In an actual sediment-related disaster, the distribution of the disaster situation varies because it greatly affects the disaster situation and topography. In this study, when only the disaster location is used for the training data, the detection accuracy of the disaster-free location may decrease. Therefore, the area containing the disaster-free data is selected. In this way, learning using training data that includes various situations is common¹⁴²⁾ and was also adopted in this study.

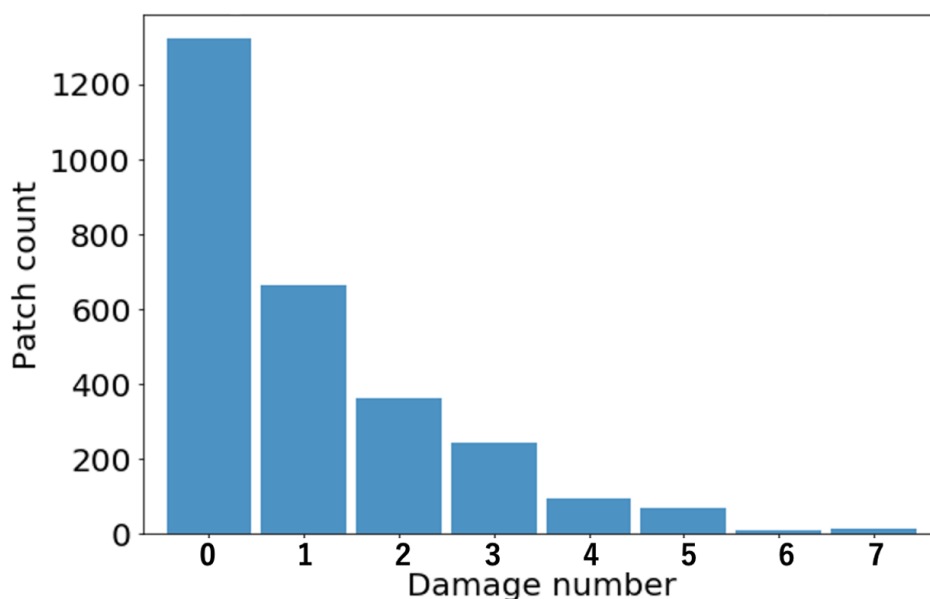


Fig.5.4 Distribution of the number of disaster detected in the training data

5.2.4 Detection of sediment-related disasters and reservoir disasters by aerial photography

Sediment disasters and reservoir disasters are detected by a learning model using aerial photographs that have not been image-processed. The aerial photograph was obtained from the Geographical Survey Institute (information on heavy rainfall in northern Kyushu in July 2017). The size of the aerial photograph vertical \times horizontal as a range that includes both damaged and non-damaged areas: 1248×1248 pixels. The training model has each size of 224×224 pixels and is divided into small areas as shown in **Fig.5.5** to determine the presence or absence of land-slide and reservoir disasters. In order to avoid duplication of judgment areas, the boundary area with an outer circumference width of 8 pixels is excluded from the judgment target. In the judgment area, a landslide collapse occurred due to the influence of record heavy rain, and sediment with a large amount of driftwood flowed into the village. Which sediment caused the collapse of the agricultural reservoir in the mountains, causing enormous damage. The learning model detects

the sediment color and turbidity of the reservoir, which are peculiar to slope failures. The numerical value shown in each small area is the number of detections, and in this study, it is judged that the larger the number, the greater the damage. As a result of the judgment, a linear part indicating a landslide collapse was detected. In the central part of the figure where the numerical value is 3, the ratio of hillside collapse to the small area is relatively high, so it is considered that the learning model reacted strongly. Moreover, even in the mountainous area, it was not detected in the part where the hillside did not collapse or in the reservoir without turbidity.

Next, in order to confirm the detection accuracy of the reservoir, although the damage is small, disaster detection will be carried out in an area where there are both turbid and non-turbid areas. The detection result is shown in **Fig.5.6**. In the muddy reservoir on the right side of the center of the figure, the number of disaster detections is 2. In other small areas, small-scale collapses have been detected. On the other hand, it was not detected in the clear reservoir and other fields with a color close to that of earth and sand.

Furthermore, in order to understand the detection accuracy of the learning model, the confusion matrix shown in **Fig.5.7** is displayed. The horizontal axis shows the number of detected sediment-related disasters in the range of 224×224 , and the vertical axis shows the actual value (correct answer data). The higher the accuracy, the more the numerical values gather diagonally. The results of this study show that the numerical values are gathered almost diagonally in the range of 1 to 4 detections, and reasonable accuracy can be expected in this range. On the other hand, the accuracy decreases when the number of detections is 6, although, in the area where the disaster location in the small area shows 6, most of the area of the small area is not in a state of landslide collapse and turbid reservoir. For reference, the detection result is shown in **Fig.5.8**. At the location where the number of detections is 6, very small landslide collapses are distributed in a complicated manner, which is considered to be the cause of the decrease in accuracy rate. Therefore, in the case of this case only, it is considered that the judgment accuracy can be maintained if the disaster is judged with the number of detections from 1 to 4. When landslide collapse and reservoir disaster are learned separately, there will be two types of detection judgment results, however, there is a possibility that such a decrease in detection accuracy can be prevented. Alternatively, if you use a high-resolution image, you can expect more accurate detection. However, the purpose of this study is to make it possible to judge even the resolution of aerial photographs by drones, etc., which are easily available at the present time. In the future, if high-resolution aerial photographs become readily available, it can be expected that learning models will be constructed using them. High-resolution aerial photographs are available from sources other than the Geographical Survey Institute at a resolution equivalent to 1200 dpi. Compared to the resolution of the aerial photograph used in this study, which is 72 dpi, there is a difference of about 16.6 times, and the difference is clear from the viewpoint of image cost.

In this study, we conducted a basic study to estimate the estimated scale of sediment-related disasters and reservoir disasters by deep learning. Although national institutional issues have been pointed out for disaster recovery and reconstruction, it is possible to quickly estimate the scale of disasters that can be implemented at this time. Therefore, the disaster assessment in this study has social significance. In addition, since the aerial photographs used in this study are public data of the Geographical Survey Institute, the cost of image collection can be significantly reduced, and it is considered to be highly practical. Although it takes time and effort to judge a disaster, a large-scale range in a short period of time and objective research by detecting a disaster

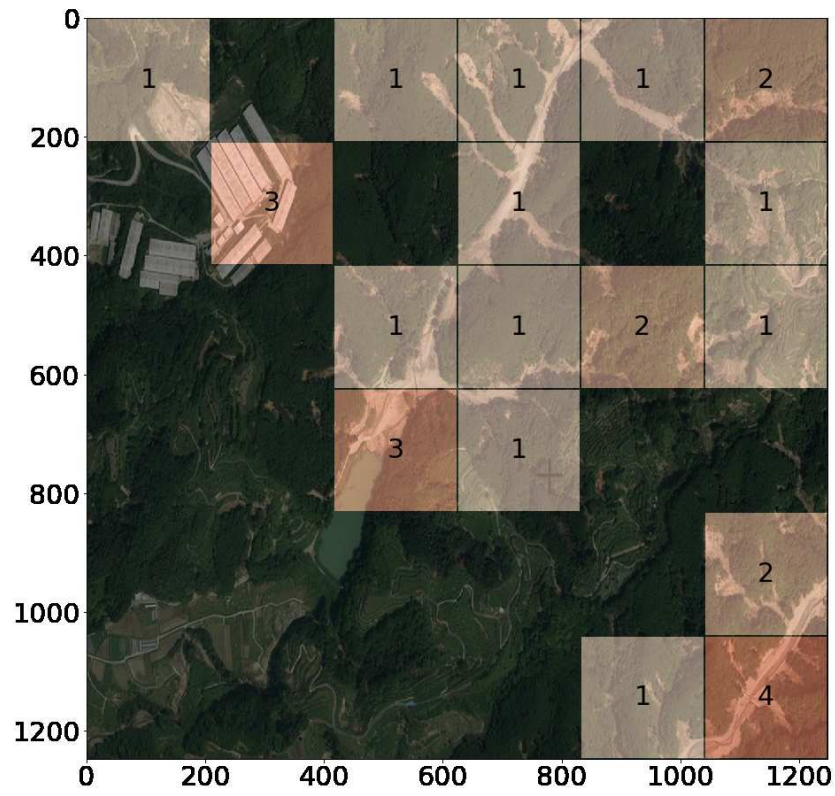


Fig.5.5 Detection of sediment-related disaster included reservoir disaster by aerial photography

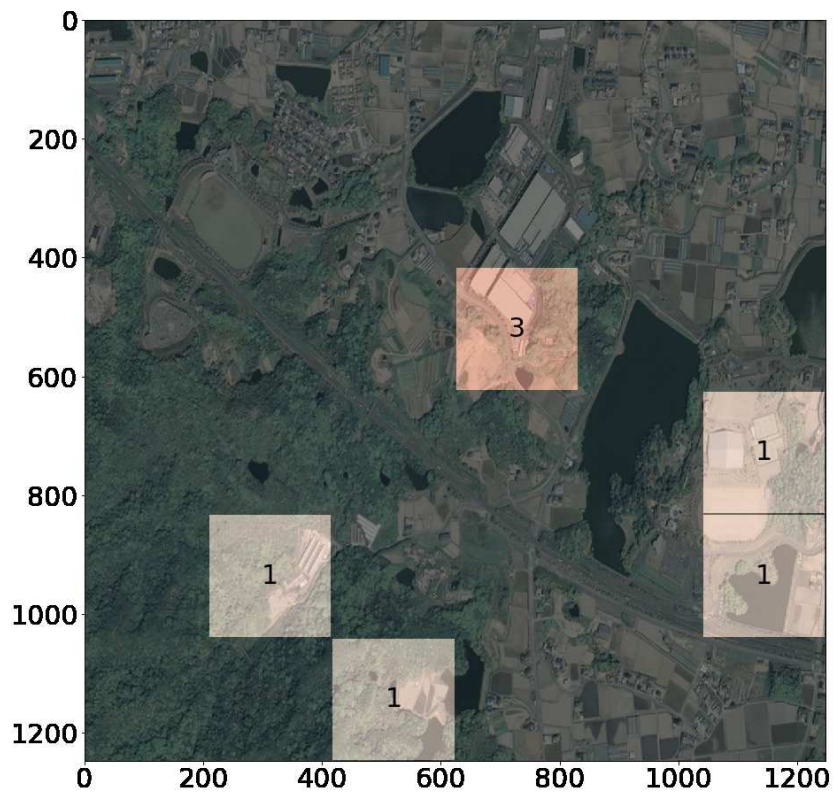


Fig.5.6 Disaster detection in areas with both turbid and non-turbid areas

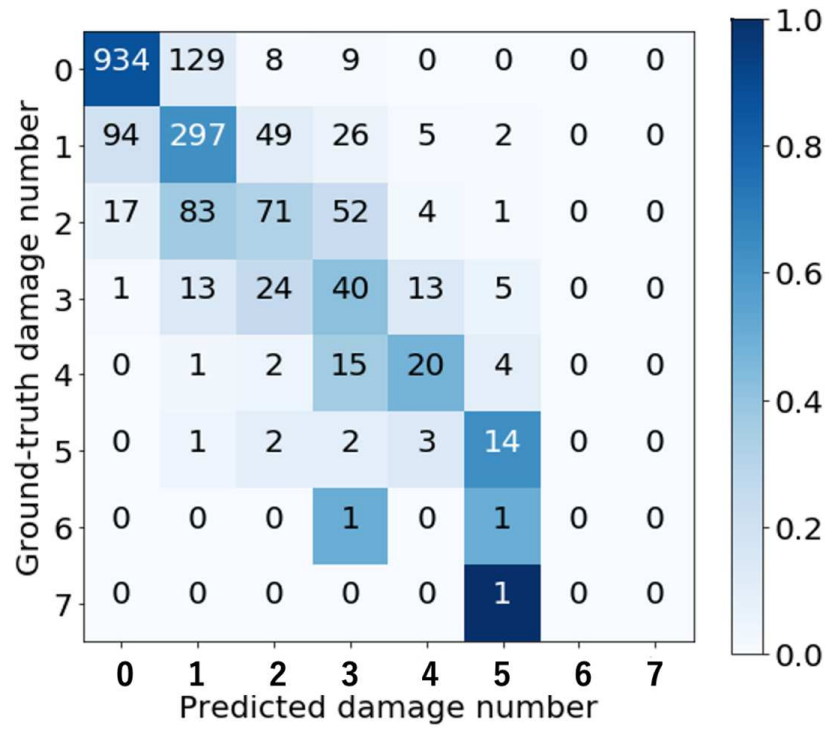


Fig.5.7 Confusion matrix to understand the detection accuracy of the training model

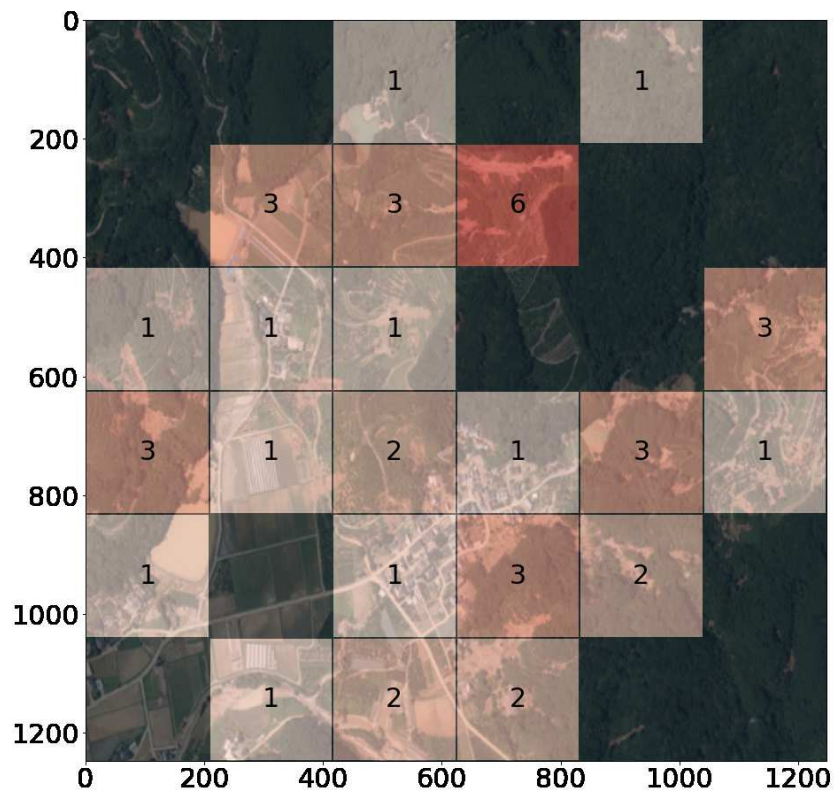


Fig.5.8 Disaster detection showing the maximum number of disaster judgments

are able to possible by artificial intelligence. In addition, it takes time for humans to compare the aerial photographs before the disaster with the aerial photographs after the disaster, although when the disaster detection results as in this study are used together, the scale of sediment-related disasters and reservoir disasters can be estimated. However, this study is restricted to disaster detection of sediment-related disasters and reservoir disasters, and various situations such as floods and runoffs of houses are assumed in actual disasters. Careful consideration should be given to introducing the judgment results of this learning model into recovery and reconstruction plans as they are, and in principle, they should be used as a tool to assist the final judgment by humans. As a future task, detection accuracy that will be adopted in actual disasters is required.

5.3 House Detection by Deep Learning Model

5.3.1 Detection of house damage

In recent years, research using artificial intelligence has become active, and research on detailed analysis of map images has been active¹³⁵). In this study, we examine a method of extracting useful information for disaster prevention planning from aerial photographs by using deep learning, which is one of artificial intelligence. Specifically, the aerial photograph and the hazard map that is the result of flood analysis are superimposed, and the number of buildings in the flooded area is counted. In this paper, we only count buildings, but by developing this method and learning the flood analysis results, an advanced model that detects building damage distribution from aerial photographs without performing analysis is expected. In this way, as an application of hazard maps, it would be beneficial for disaster prevention when detect buildings by floods that will lead to collapse from aerial photographs before they were damaged. In addition, it is predicted that it will be difficult to verify the reservoir survey, which requires advanced judgment, due to the declining population in rural areas and the shortage of engineers, but we believe that disaster prevention work will continue to be indispensable. It is socially significant to accumulate research so that human error caused by non-inheritance of technology can be prevented by artificial intelligence and appropriate decisions can be made.

5.3.2 Training data for building detection

By applying the method⁸³) to estimate the number of automobiles from aerial photographs, the number of buildings damaged by the collapse of the reservoir embankment is estimated. First, we create map data for learning to carry out supervised learning. As for the map data, aerial photographs taken by the Geographical Survey Institute (taken in 2007) are open to the public and can be obtained in any region of the country. In this study, we also showed that even data that is easily available is useful as learning data. Next, the learning data for building detection is created from the obtained map image. All training data should be unified to the same size image. As the size of the image cropped from the map increases, so does the calculation cost. In this study, in order to reduce the load on the computer, the resolution was set to 22 cm per pixel, and an aerial photograph with a size of 512×512 pixels ($112.64 \text{ m} \times 112.64 \text{ m}$) was cut out. In addition, areas with reservoirs are often located in local cities and mountainous areas rather than in urban areas. The collection location of aerial photographs of learning data was limited to local cities and the area around the reservoir. Then, 20 images with a stable learning rate are prepared. For these aerial photograph data, "points" (defined as Annotation) are visually added to buildings with sloped roofs (defined as Positive). Annotation is positioned as a building that is likely to be damaged by collapse during floods. Then, points are added in the same way for fields, cars, trees, roads, waterways, etc. as structures other than the above Positive (defined as Negative). In this way, 20 images of the original aerial photograph and 20 images with only dots added to the Positive position, and 20 images with only dots added at the Negative position were added, and a total of 60 images were prepared. The total number of points in the positive image was 81, and the total number of points in the negative image was 711. **Fig.5.9** shows the original image of the aerial photograph overlaid with Positive dots. In addition, **Fig.5.10** shows that the Negative points are similarly superimposed on the original image. In this way, by preparing a supervised image with added points and using it as a learning image, accurate analysis is possible

even at low resolution and low cost.

Furthermore, training data for image recognition by CNN¹³⁶⁾ is created. Convolution is an operation to extract features from the original image data using a small area filter called Kernel, and the extracted data is convoluted into a separately created small area called Feature map. Specifically, it is an operation to convolve an aerial photograph of 512×512 pixels cut out from an aerial photograph into a small area of 96×96 pixels. The size of 96×96 is the size that one building can fit in the aerial photograph. Since the aerial photograph is an RGB image with multiple colors, the feature map has three layers.

5.3.3 Learning with CNN

ResNet (Residual Network)⁸²⁾ is used for learning by CNN. ResNet is known for reconstructing the residual function so that the mapping of the residuals is optimal. If the mapping of the image is $H(x)$, the residual F with the input image x is $F(x) = H(x) - x$. Moving the second term $-x$ on the right side of the same equation to the left side and adding it to the original map $H(x)$ updates the map $H(x) = F(x) + x$.

For the learning rate, the Momentum SGD method¹³³⁾ was used in the same way as the detection method for sediment-related disasters in the previous section. The learning rate was set to 0.01 for up to 30 epochs, 0.001 for up to 45 epochs, and 0.0001 for up to 60 epochs, where the number of learning iterations was the epoch. The ratio of update vectors was set to 0.9. The outline of the learning procedure is shown below.

1. Calculate the error between the correct data and the predicted value
2. Update and converge mapping error
3. Compare with other validation data
4. Repeat steps 1 to 3 for the number of epochs

5.3.4 Verification of learning results

CNN adopts supervised learning, in which learning is carried out using the correct training data (defined as Training). In addition, verification (defined as Validation) data is used to confirm the prediction accuracy of the trained model. In this study, aerial photographs for learning of 512×512 pixels were divided into 96×96 pixels, and 20 photographs were prepared. In the figure, the black part is the training data and the white part is the verification data. The training data is the data that is updated as the learning progresses, and the verification data is the data that is not updated from the original data. When all the 20 aerial photographs used in this study were divided, the training data was 1260 and the verification data was 295.

Next, to show the progress of learning, the results of the learning curve (Model accuracy and Model loss) are shown in **Fig.5.11** and **Fig.5.12**. Where the vertical axis of **Fig.5.11** indicates the ratio at which the predicted value by deep learning and the feature amount of the image data match, and the accuracy rate (defined as Accuracy). The closer the estimated value is to the true value, the closer it is to 1.0. In addition, the small vibration of this graph indicates that the data used for learning is not insufficient. In the figure, the correct answer rate (Training accuracy) of the training data and the correct answer rate (Validation accuracy) of the verification data are displayed at the same time. As the number of learning iterations progresses, the accuracy rate of

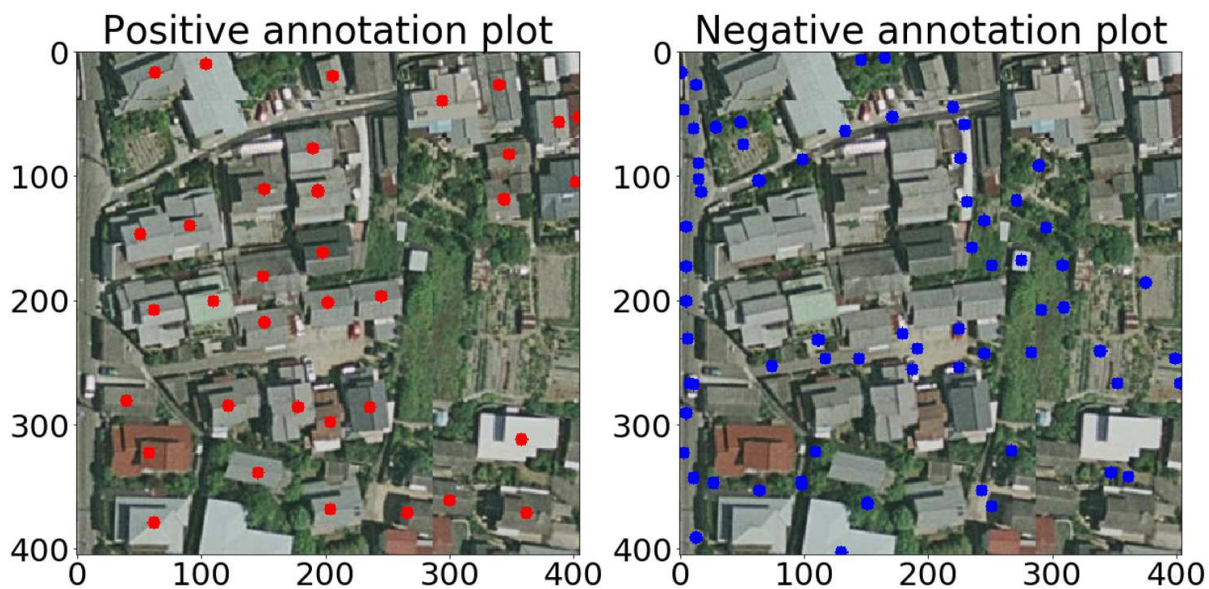


Fig.5.9 Annotation plot (Positive)

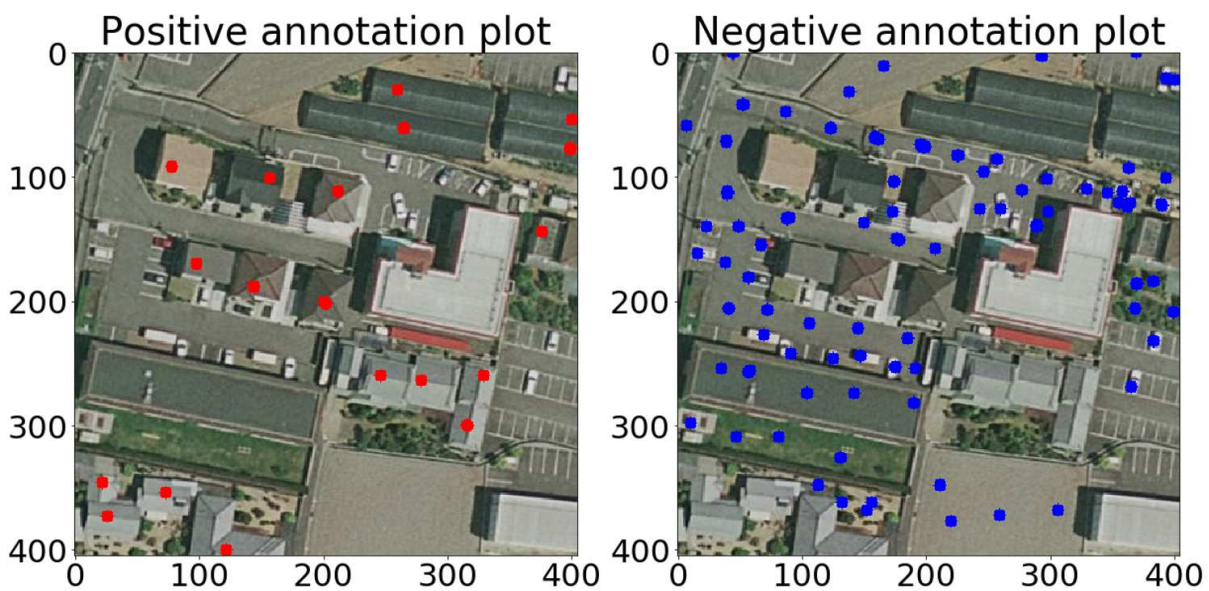


Fig.5.10 Annotation plot (Negative)

training data is steadily changing. On the other hand, the validation data converge from around 40 epochs to around 0.5, and there is a high possibility of overfitting at the time of 50 epochs.

Next, we focus on the parameters of the loss function (defined as Loss) for converging the error between the predicted value by deep learning and the feature amount of the image data. In **Fig.5.12**, it is shown that learning converges as the loss decreases, although when Loss turns to an increasing gradient, it indicates overfitting. Where, as with **Fig.5.11**, Training data and Validation data are displayed. The training data converged smoothly, but the validation data vibrated significantly up to 30 epochs, and the tendency of convergence started from 40 epochs, and after 50 epochs, the gradient of validation tended to reverse and turn to increase. Therefore, it is estimated that there is a possibility of overfitting after 50 epochs, and we decided to use the trained data at the time of 50 epochs in this study.

Next, check whether the learning model of CNN correctly recognizes the building by CAM (Class Activation Mapping)¹³²⁾. When CAM is performed on a building at any point, **Fig.5.13**, **Fig.5.14** are shown. The color in the image of the building is changing. In addition, at the right end of the figure, the annotation part of the image by points and the position of the building are almost the same, indicating that the images are properly classified.

5.3.5 Flood range image preparation

In order to count the number of buildings damaged in the flood range, the range in which the building is damaged by the flood is set. The Reservoir Hazard Map Creation Guide⁹⁰⁾ shows the relationship between runoff flow velocity and flood depth as a load-bearing curve for collapse and sliding of wooden buildings during floods. For example, when the flood depth is 1.5 m and the flow velocity is 1.5 m/s, the house is described as being damaged by collapse or sliding. Furthermore, in the Law Concerning the Management and Conservation of Agricultural Reservoir, it is possible to judge the danger of a reservoir, which is important for disaster prevention, by the relationship between the size of the reservoir and the distance from the reservoir. The conditions for being designated as a disaster prevention priority reservoir are that there are houses and public facilities in a flood area with a distance of 500 m or more, and the water storage capacity is 5,000 m³ or more. In addition, in the author's research¹³⁷⁾, the results of 3D numerical analysis and hazard maps were compared. The extent of the flat flood range is generally the same. However, the current hazard map cannot express the historically changing flood depth and flow velocity. Therefore, in this study, we refer to the reservoir hazard map¹³⁸⁾ currently published by the local government for the flat flood area. In addition, within the flood area shown by the hazard map, the area where the flood depth and flow velocity are expected to affect the collapse of the building was temporarily set. In the hazard map, the flood depth is 2 m or more and the distance from the reservoir is approximately 600 m. In **Fig.5.15**, the area within the thick line area is shown as the expected damage range. The expected damage range can be indicated by the flood depth and flow velocity obtained by flood analysis, though this is for further study. As the aerial photograph, the aerial photograph taken by the Geographical Survey Institute (taken in 2007) was used as well as the learning data. An aerial photograph of 4060 × 2927 pixels was taken in the vertical × width to accommodate the flood prediction range where the building will be damaged. No image processing was performed on the aerial photographs. In this study, the inside of the area indicated by the thick line is assumed to be the area where the building is damaged such as collapse, and the number of buildings is counted for each area divided into 96 × 96 pixels.

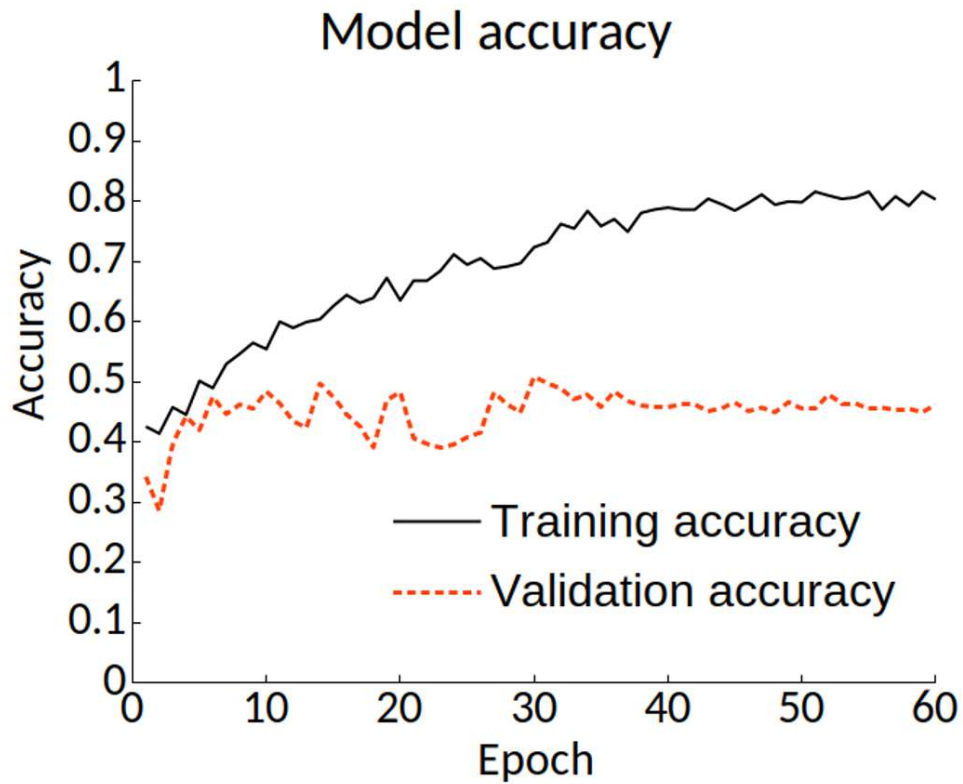


Fig.5.11 CNN Model accuracy curves (train and validation) during the 60-epoch training process

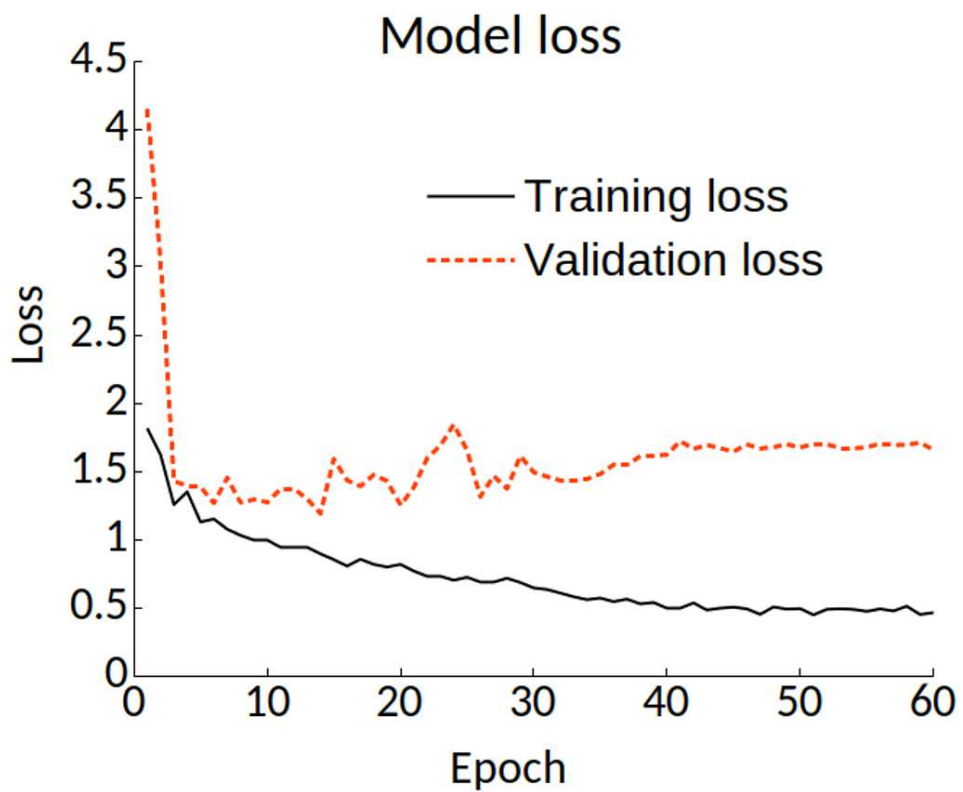


Fig.5.12 CNN Model loss curves (train and validation) during the 60-epoch training process

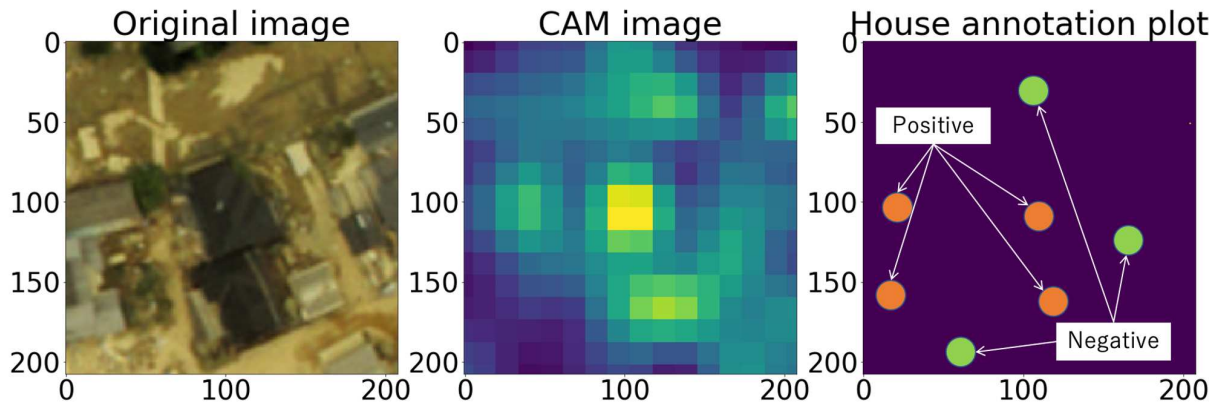


Fig.5.13 Correctly classified

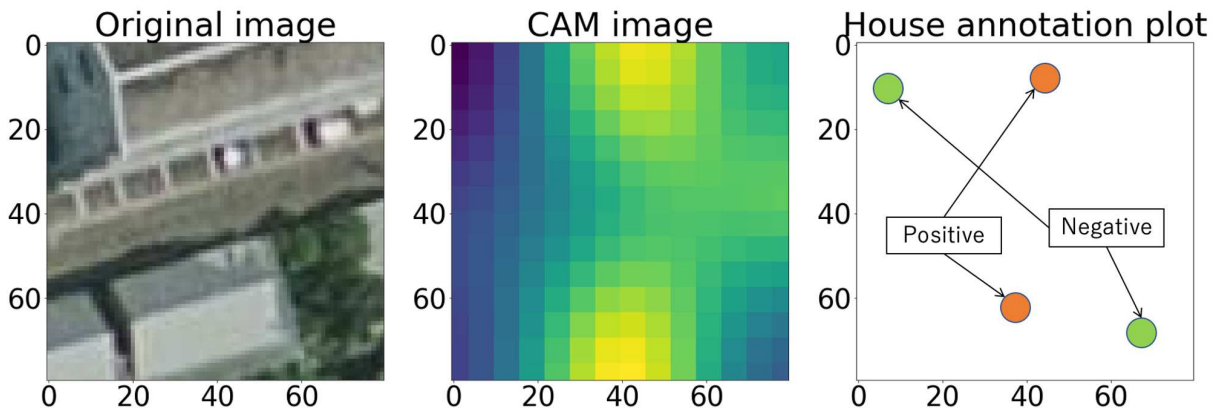


Fig.5.14 Correctly classified

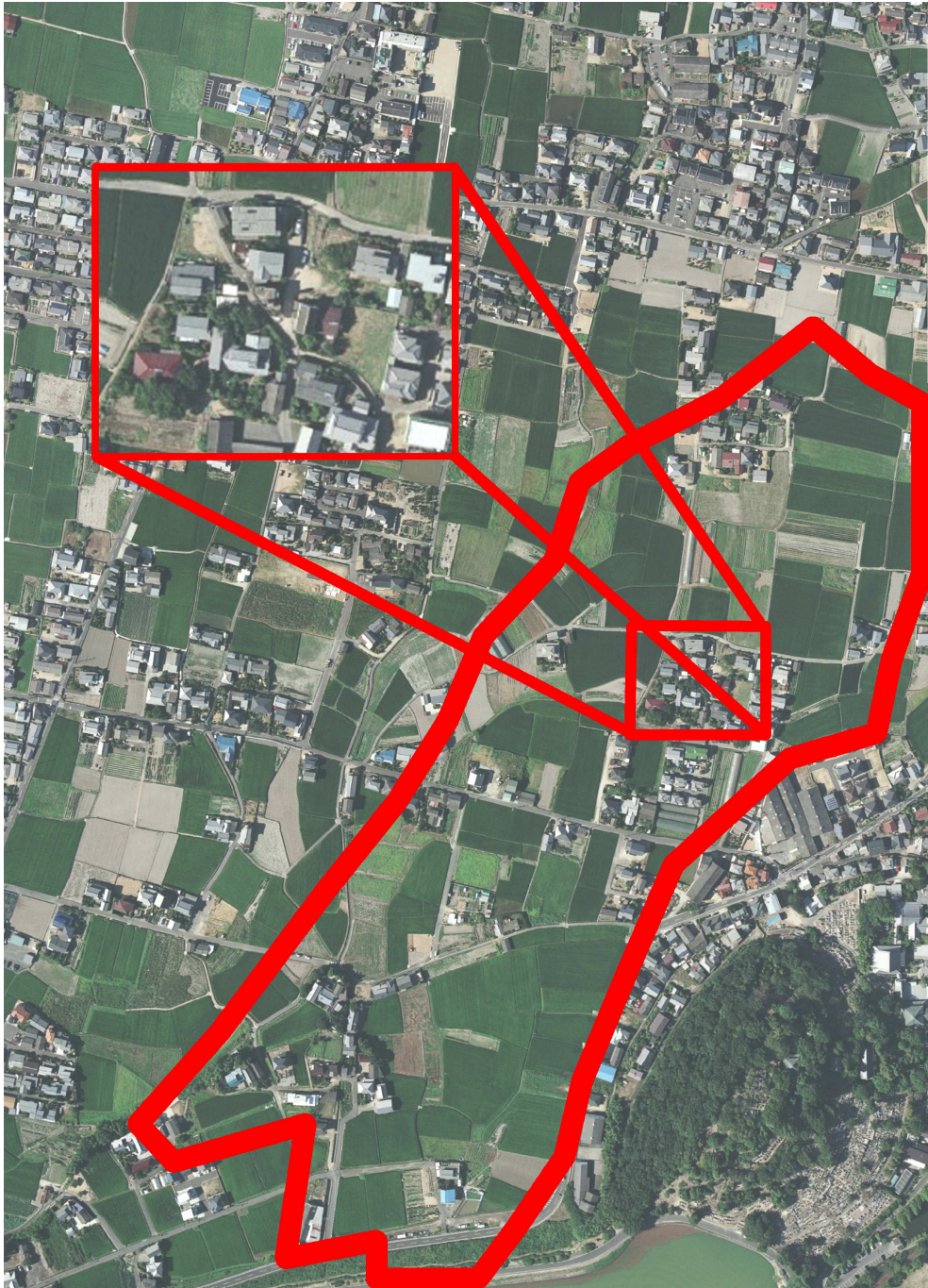


Fig.5.15 Flooded area

5.3.6 Result of building detection

The number of damaged buildings was counted by deep learning. The result is shown in **Fig.5.16**. Focusing on the enlarged display, the building can be recognized regardless of the size and type of the building. In addition, in **Table 5.1**, a comparison of the total number of flooded counts and the visual sum of actual buildings is shown. Since the visual method is expected to vary due to individual differences, it was counted by several people, averaged, and then compared. As a result of the comparison, the concordance ratio between the total number of buildings by deep learning and the total number of buildings by visual inspection was 99%.

Table 5.1 Count comparison of houses

CNN	Visually	Correct ratio
107	108	99 %

Next, the judgment of the count by deep learning will be considered using an enlarged view. The building shape and count number of the aerial photograph are enlarged and displayed in **Fig.5.17**. Where, the judgment area divided into 96×96 pixels is transparently expressed. If two buildings overlap by about half at the boundary of this judgment area, the count is doubled. On the other hand, if only a small part of the building overlaps the boundary, it is not counted. Therefore, in order to confirm the effect of the count number on the size of the divided cell, the divided cell was expanded to 128×128 pixels. The result is shown in **Fig.5.18**. As the judgment area increased, the number of counts in the area increased, and the double count seen in the case of 96×96 pixels decreased. On the other hand, in the section area where the count number is 4, one building was overestimated from the actual number of buildings. This is probably because the garden trees and roofs overlapped in a complicated manner, and the training data was irregular. However, it can be said that the accuracy is sufficient for estimating the number of damaged buildings.

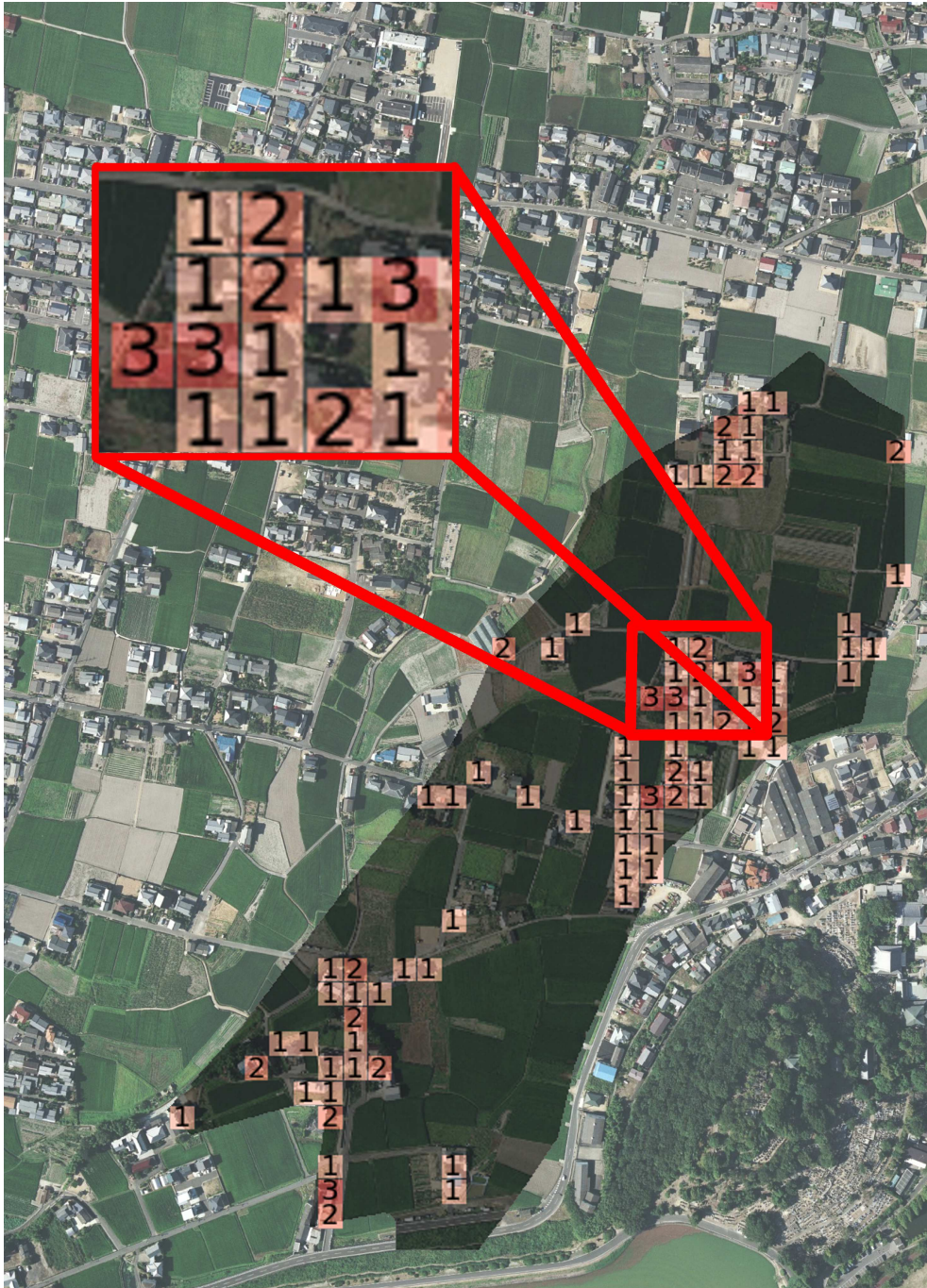


Fig.5.16 The number of houses in flooded area

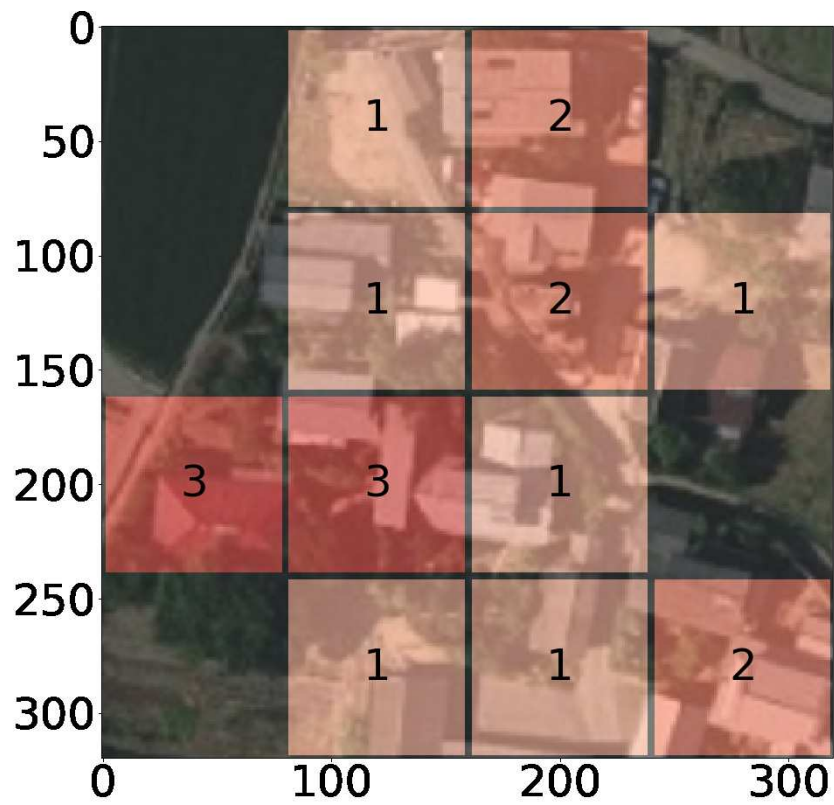


Fig.5.17 Enlarged view of 96 pixel division

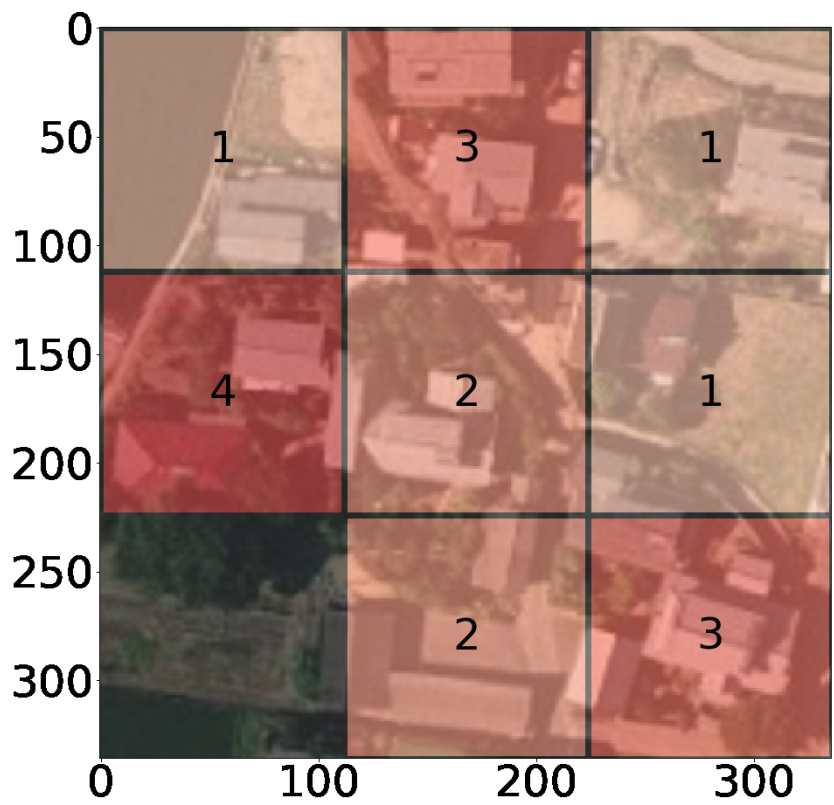


Fig.5.18 Enlarged view of 128 pixel division

5.4 Detection of Collapsed Houses by Deep Learning Model

5.4.1 Detection of houses after the disaster

Residents' awareness of disaster prevention is becoming more and more important as a counter-measure against natural disasters that exceed expectations in recent years¹³⁹⁾. Local residents, whose evacuation guidance by local governments and media promoting evacuation before disasters have become more active and the risk of natural disasters has increased, have collected disaster prevention information by themselves using hazard maps and the internet. In this way, the importance of pre-disaster measures is becoming widespread. However, there are still many issues regarding post-disaster reconstruction measures. For example, most of the general wooden houses, which are fixed assets, do not assume measures against inundation. When it is damaged by floods, it cannot be rebuilt without donations¹⁴⁰⁾. In order to promptly implement reconstruction assistance, it is important for government agencies to quickly and objectively grasp the disaster situation. Taking an aerial photograph after a disaster is one of the effective methods to grasp the disaster situation. However, it is a manual task to grasp in what area and on what scale the damage is occurring. Therefore, even if humans perform the work quickly and objectively, it takes a considerable amount of time. An accurate grasp of housing disasters is possible by the housing information possessed by the local government, though in the confusion of a disaster unless the person in charge of reconstruction is dedicated, it will take a considerable amount of time to properly grasp housing information. Early disaster investigations are important for expeditious reconstruction plans and cost estimates. In particular, in order to formulate a reconstruction plan in a short period of time and put it into practice, it is indispensable to grasp the damage situation of the house¹⁴¹⁾.

In recent years, disaster prevention research using artificial intelligence has become active. For example, research is underway to analyze map images in detail⁵⁸⁾. Such studies, with the help of deep learning, include studies on early disaster detection⁵⁹⁾. In this research, deep learning is adopted for aerial photograph images, and basic research is carried out to grasp the damage situation after a disaster. Aerial photographs can be easily obtained with Cessna aircraft and drones, and are highly practical for conducting quick surveys immediately after a disaster. On the other hand, although deep learning requires a large number of sample images, there are few cases of taking aerial photographs after a disaster, so the ones that can be used to determine damage to houses are limited. Therefore, there is an indication¹²⁹⁾ that leaves a problem in analysis accuracy, and the number of disaster records and studies in Japan is insufficient. In the author's research¹³⁰⁾, the case of river flooding and determined the damage to the house by using deep learning was assumed. However, since the damage judgment was not carried out using the actual aerial photographs of the disaster area, it was not practical enough to judge the condition of the ground buried in mud or the partially destroyed house. Therefore, in this study, aerial photographs after the disaster into the learning data and stepped up so that the situation of the remaining houses could be judged. If the situation of the building can be grasped from the aerial photograph after the disaster, it can be expected that the situation of the disaster can be grasped more objectively and quickly than the analog evaluation such as visual inspection.

5.4.2 Preparation of training data

First, the map data for learning to carry out supervised learning is created. The aerial photograph data is obtained from the Geographical Survey Institute¹²¹⁾, which publishes aerial photographs after the disaster. It is socially useful to be able to adopt public data that is easily available as learning data. Next, the learning data for building detection is created from the obtained map image. All training data should be unified to the same size image. As the size of the image cropped from the map increases, so does the calculation cost. In this study, in order to reduce the load on the computer, the resolution was set to 22 cm per pixel, and an aerial photograph with a size of 1028×1028 pixels ($226.16 \text{ m} \times 226.16 \text{ m}$) was cut out. Then, the number of collected images was gradually increased, and the result was stable when the learning rate was 18 samples. Therefore, in this study, the number is 18. Based on these aerial photograph data, a building with a roof that seems to be a wooden house (defined as Positive) is positioned as a building that is likely to be damaged by collapse during floods, and visually, in the center of the building, 1×1 pixel point is added (defined as Annotation). Then, points are added to fields, cars, trees, roads, waterways, etc. as structures other than the above Positive (defined as Negative). In this way, 18 images of the original aerial photograph, 18 images that add only points to the Positive position, 18 images that add only points to the Negative position, a total of 54 images prepare. **Fig.5.19** displays an image in which Positive points are superimposed on the original image of the aerial photograph and Negative points are also superimposed on the original image. It is shown in. Here, the size of the point is as small as 1×1 pixel and it is difficult to read, therefore the point is enlarged and displayed. The image in the center of the figure is the result of confirming whether the learning model of CNN correctly recognizes the building by CAM (Class Activation Mapping)¹³²⁾. When CAM is performed on a building at an arbitrary point, the hue in the image of the building becomes faint as shown in **Fig.5.19**. In addition, at the right end of the figure, the annotation part of the image by points and the position of the building are almost the same, indicating that the images are properly classified. In this way, by preparing a supervised image to add points and using it as a learning image. Accurate analysis is possible even at low resolution and low cost.

Second, create learning data. 1028×1028 pixel aerial photograph cut out from the aerial photograph is divided into a small area of 224×224 pixels ($49.28\text{m} \times 49.28\text{m}$) used in ResNet. The 18 aerial photographs used in this study are divided into training data and verification data at a ratio of 3:1.

5.4.3 Training with learning data

In this study, we use ResNet50, which is trained data in which 50 layers of updated mapping optimization are repeated. For the learning rate, the Momentum SGD method¹³³⁾ is used. The learning rate is 0.01 for up to 30 epochs, 0.001 for up to 45 epochs, 0.0001 for up to 60 epochs, and Set the update vector ratio γ to 0.9 ¹³⁴⁾.

In CNN, learning is carried out using the correct training data (defined as Training), which is defined as supervised learning. In addition, verification (defined as Validation) data is used to confirm the prediction accuracy of the trained model. To show the progress of learning, the learning curve is shown in **Fig.5.20** and **Fig.5.21**. Where, the vertical axis of **Fig.5.20** is the accuracy rate (defined as Accuracy), which is the ratio at which the predicted value by deep learning and the feature amount of the image data match. Accuracy approaches 1.0 as the

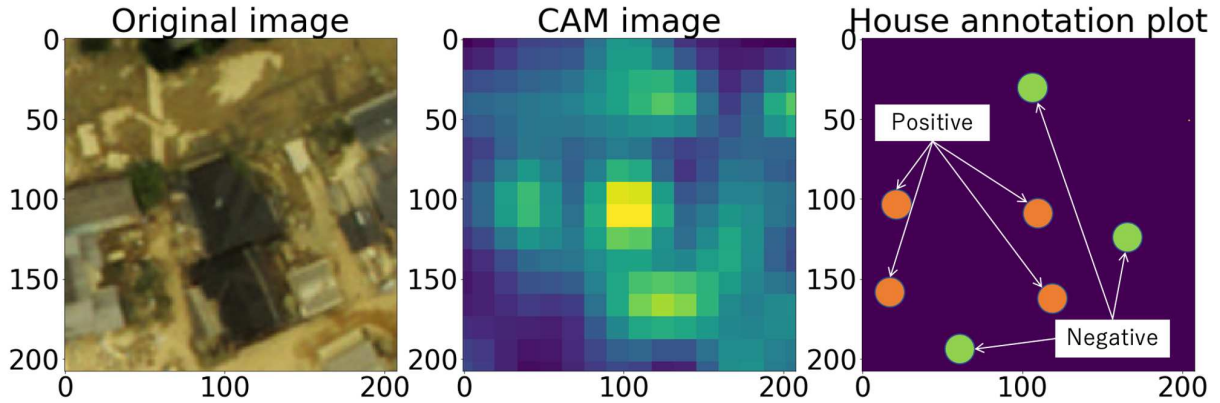


Fig.5.19 (Left) Aerial photograph as learning data, (Center) Visualization of image recognition by CAM, (Right) Highlighting points by Annotation

estimated value approaches the true value. Moreover, the fact that the vibration of this graph is small indicates that the data used for learning is not insufficient. In the figure, the correct answer rate of the training data and the correct answer rate of the verification data are displayed at the same time. As the number of learning iterations progresses, the accuracy rate of training data is steadily changing. On the other hand, the validation data converges from 40 epochs to around 0.5, and there is a possibility of overfitting at 50 epochs. Next, in order to converge the error between the predicted value by deep learning and the feature amount of the image data, we focus on the parameters of the loss function (loss rate, defined as Loss). In **Fig.5.21**, it is shown that the learning converges as the loss decreases. However, overfitting is shown when Loss turns to an increasing gradient. Where Training data and Validation data are displayed in the same way as **Fig.5.20**. The training data converges smoothly, and the validation data vibrates significantly up to 30 epochs, the tendency of convergence starts from 40 epochs, and after 50 epochs, the gradient of validation reverses and starts to increase. Therefore, it is estimated that there is a possibility of overfitting after 50 epochs, and in this study, the trained data at the time of 50 epochs was adopted.

Next, the distribution of the number of houses in the training data is shown in **Fig.5.22**. Here, the vertical axis Patch count shows the number of data, and the horizontal axis House number shows the number recognized as a house. At each learning stage, the ratio of recognition as a house is high in 3 to 5 places. Therefore, the training data shows that the distribution of houses is arranged evenly and there is no bias. Furthermore, in **Fig.5.23**, a confusion matrix is displayed in order to grasp the total number of building detection results. The horizontal axis shows the number of buildings detected in the range of 224×224 , and the vertical axis shows the actual value (correct answer data). The higher the accuracy, the more the numerical values gather diagonally. The results of this study show that the accuracy decreases slightly as the number of buildings increases, although the range of 3 to 5 buildings is maintained with good accuracy due to a large amount of training data.

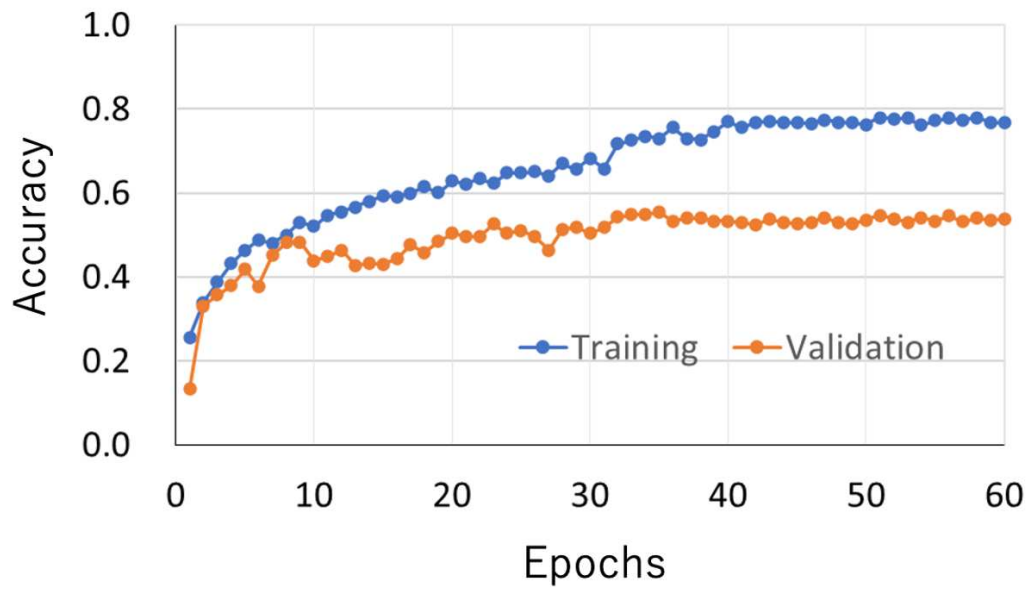


Fig.5.20 Learning curve (Accuracy)

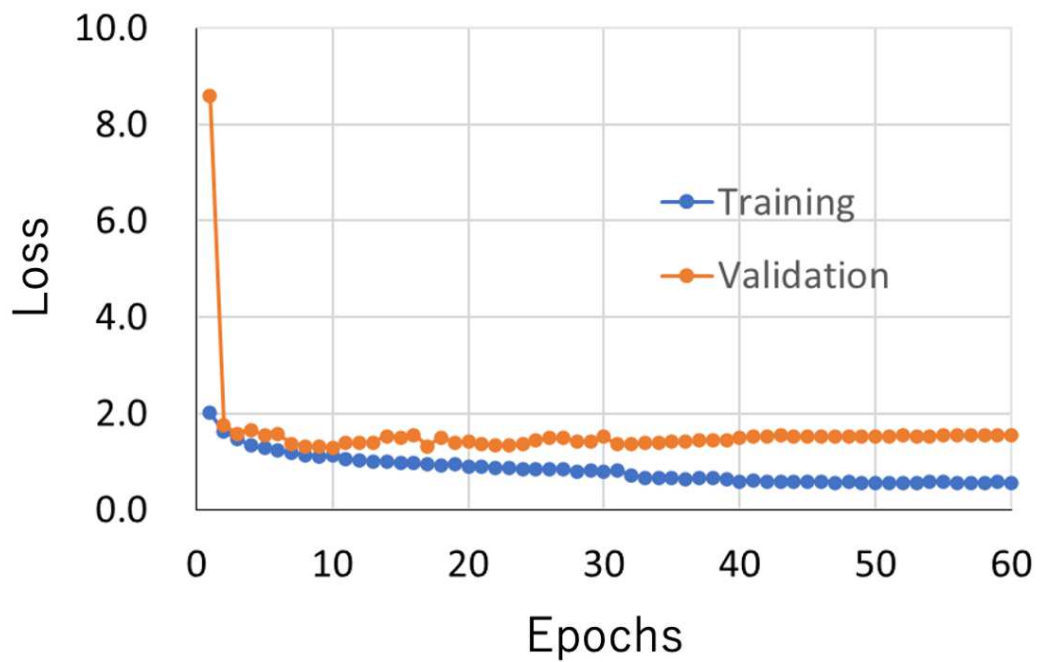


Fig.5.21 Learning curve (Loss)

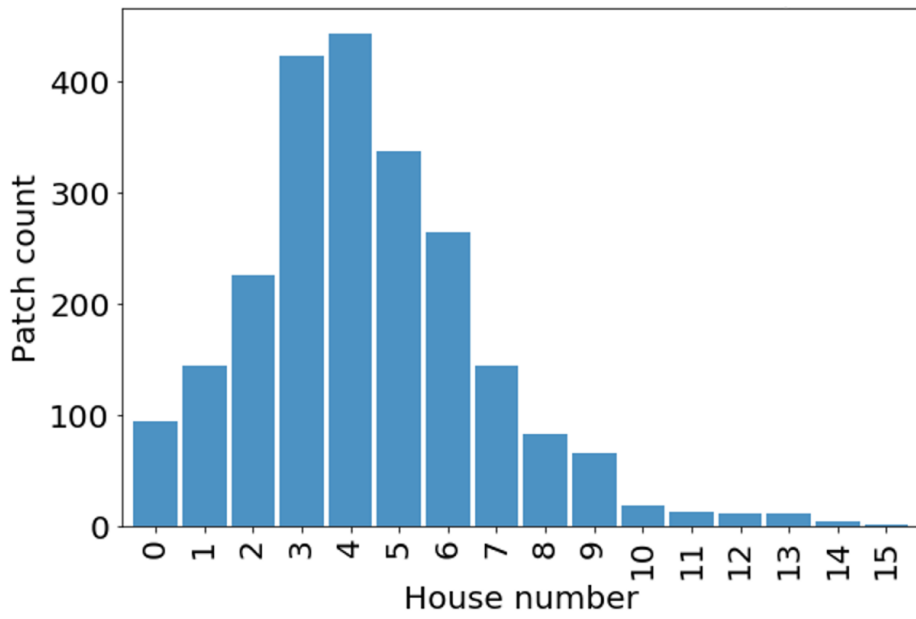


Fig.5.22 Distribution of the number of houses in the training data

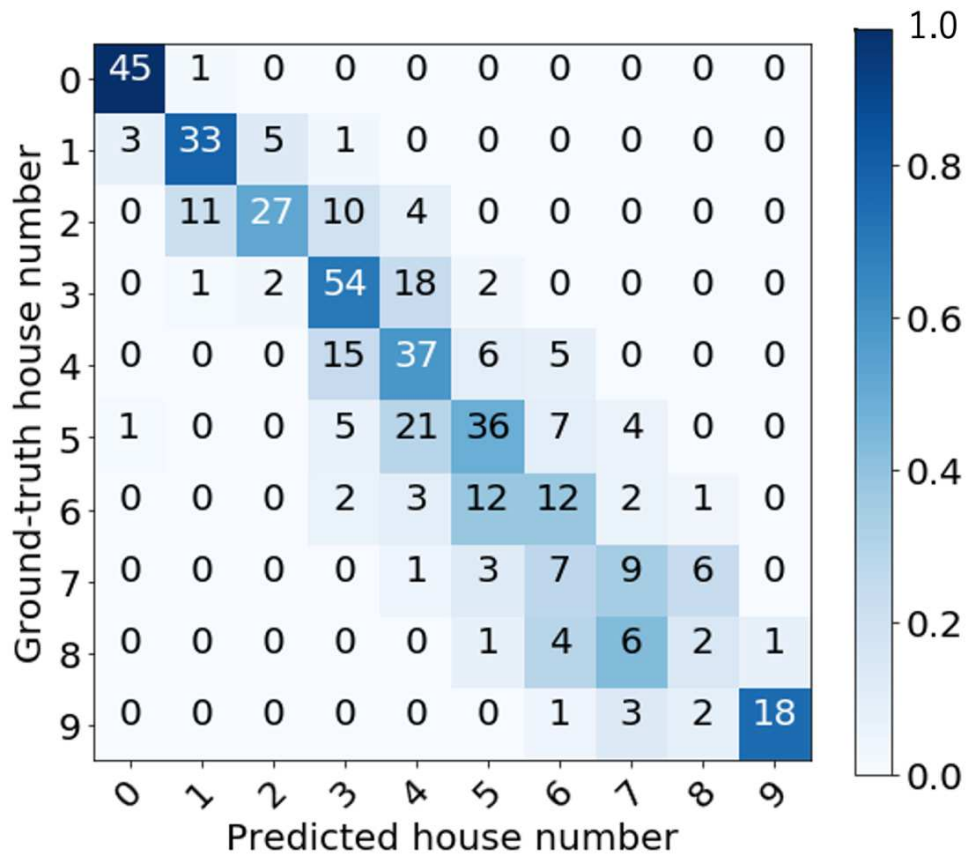


Fig.5.23 Detection result of the number of houses in the test image

5.4.4 Detection of buildings by aerial photography

Using the trained data, the number of buildings is counted for the aerial photographs that have not been image-processed. Aerial photographs are obtained from the Geospatial Information Authority of Japan (2018 heavy rain disaster in western Japan). The size of the image is about the size of the damaged area, and an aerial photograph (area A) with a length of \times and a width of 1028×1028 pixels is prepared. Based on the learned data, the target image is divided into 224×224 pixels and the number of buildings is counted. Since it is difficult to read the whole view, an enlarged display of about 600×600 is shown for convenience. The result of counting the number of buildings is shown in **Fig.5.24**. The entire area has been damaged by floods, especially in the central part. Here, the buildings are counted in the houses that can be judged as roofs. Next, in another area B with less damage, the building detection result is shown in **Fig. 5.25**. Area B is an aerial photograph in which some areas are damaged and some are not. It can be seen that the places where there are no houses compared to Area A do not count the houses. In addition, the degree of density of houses can be expressed in the densely populated residential area on the upper right of the figure. In the area on the right of the center of the figure, roads are closed due to flood mud, and some houses appear to have collapsed. It can be seen that the learning model of this study counts the number of buildings even in such a mixed situation.

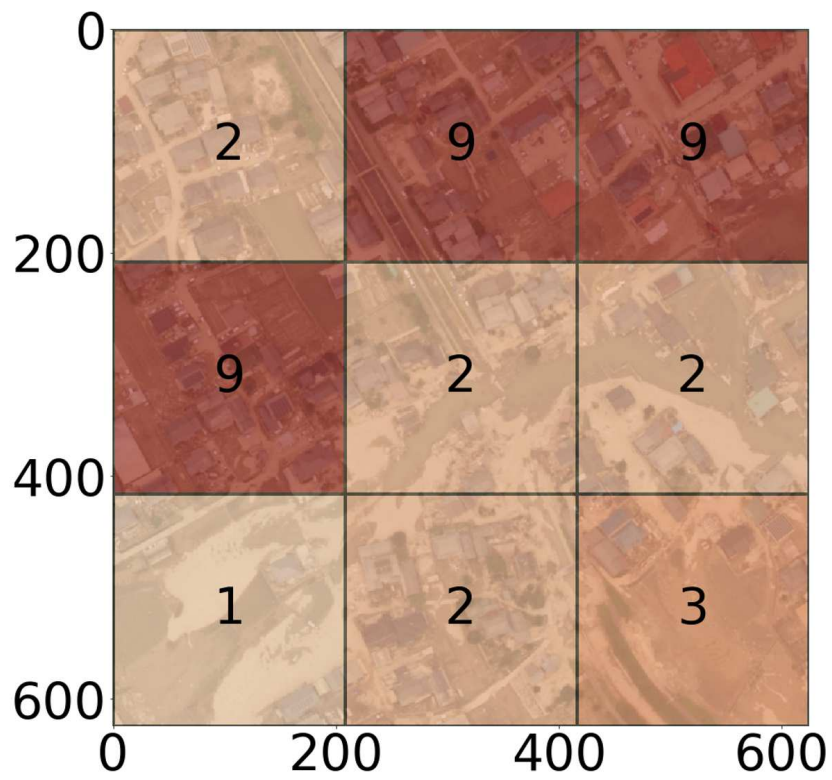


Fig.5.24 Judgment result of building abundance density (Area A)

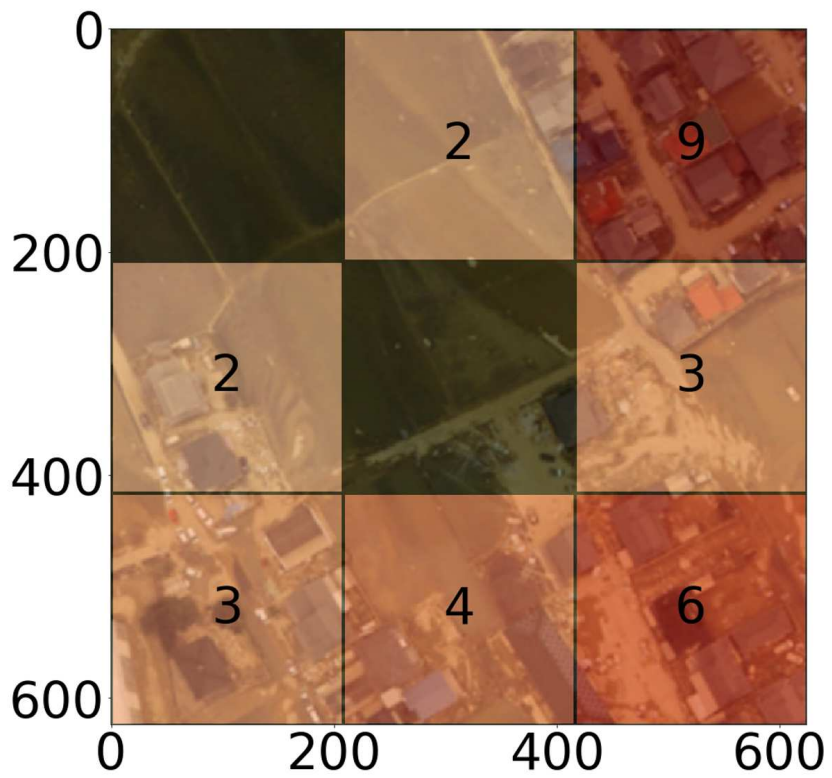


Fig.5.25 Judgment result of building abundance density (Area B)

5.5 Summary of Evaluation of Disaster Damage Scale

In this study, basic research was carried out to estimate the estimated scale of sediment-related disasters and reservoir disasters by deep learning. Since disaster recovery and reconstruction can quickly estimate the scale of disasters, the disaster evaluation in this study has social significance. In addition, since the aerial photographs used in this study are public data of the Geospatial Information Authority of Japan, the cost of image collection can be significantly reduced, and it is considered to be highly practical. Although it takes time and effort to judge a disaster, it is possible to judge a large-scale range in a short period of time by detecting a disaster by artificial intelligence, and it is possible to secure objectivity. In addition, it takes time for humans to compare the aerial photographs before the disaster with the aerial photographs after the disaster. However, from our research^{130),143)}, when adopting the disaster detection results, house collapse, sediment-related disasters and sediment-related disasters It is possible to estimate the approximate scale of a reservoir disaster. However, this study is limited to the detection of sediment-related disasters and pond disasters, and various situations such as inundation and runoff of houses are assumed in actual disasters. Careful consideration should be given when the judgment results of this learning model are directly introduced into the restoration and reconstruction plans. In principle, it should be used as a tool to assist human final judgment. As a future task, detection accuracy that will be adopted in actual disasters is required.

6 . Conclusion

This paper conducted a comprehensive evaluation of agricultural reservoirs, where the risk of disasters due to aging and large earthquakes increases, from disaster prevention and mitigation to restoration and reconstruction.

In Chapter 1, the research trends and the positioning of issues related to the risk assessment of reservoirs were described in detail, and the significance and purpose of this research were shown.

In Chapter 2, the basic theories of seismic response analysis, flood analysis and deep learning were described in order to evaluate disaster risk.

In Chapter 3, flood analysis was carried out by seismic response analysis to reflect the location and scale of damage to the embankment, and the flood risk in the earthquake disaster of the reservoir was evaluated. For seismic response analysis, a ground model including the area around the reservoir embankment was constructed. A three-dimensional seismic response analysis based on the finite element method was carried out by input seismic waves on an engineering basis assuming the Nankai Trough. As a result of the analysis, the acceleration response at the top of the embankment was equivalent to a little over 6 in terms of seismic intensity. The maximum shear strain reached the level at which the embankment collapsed. In addition, the location of damage and the scale of damage to the embankment, which is not represented by the current hazard map, were explained. The open-source code used for flood analysis was carried out from the verification of the validity of the analysis method because there are few research cases used for flooding of reservoirs. There are very few records of floods caused by the collapse of reservoirs due to large earthquakes, and there are no useful measurement data for research. Therefore, a flood analysis was conducted in the Yamada area of Asakura City, Fukuoka Prefecture, using the case of the heavy rain disaster in northern Kyushu in July 2017 when the reservoir embankment was damaged in the heavy rain disaster. As a result of the analysis, the area affected by the flood and the area flooded by the analysis result were almost the same, demonstrating the validity of this analysis method. Comparing the analysis results with the voluntary disaster prevention map created before the disaster occurred, there was a large difference in the range of the downstream runoff area. Since the analysis clarifies the temporal flood situation, it is easy to imagine the flood damage and it can be useful for evacuation planning. Furthermore, it was shown that it is possible to provide reference materials for evacuation routes and traffic regulations because areas, where water is difficult to draw due to the height difference of the topography, will be clarified. Next, a flood analysis was carried out on the reservoir. The analysis target reflected the damaged location and scale of the embankment by the 3D seismic response analysis in the analysis elements of the 3D flood analysis. Furthermore, in order to compare the case where the building is included in the analysis element and the case where it was not included, the actual urban area was reproduced as the analysis element. As a result of the analysis, the flood area

was consistent with the current hazard map regardless of the presence or absence of buildings. Furthermore, in the flood analysis, two types were assumed, one with and without the building in the ground surface data. From the comparison between the flood analysis results and the current hazard map, the hazard map was similar to the analysis result when the building was not considered. On the other hand, when considering buildings, the existence of buildings affected flood depth and flow velocity. In other words, even in the current hazard map, it was suggested that the accuracy of flood prediction was improved by considering the layout of buildings in the topographical data. As a future task, it was shown that a damage prediction distribution for houses was created from the distribution of flow velocity and flood depth in flood analysis, and that distribution was reflected in the hazard map. Furthermore, it was explained that it can be expected to contribute to appropriate evacuation methods and disaster-resistant community development policies.

In Chapter 4, damage to houses was evaluated by the runoff generated when the embankment of the reservoir suddenly collapsed due to a large earthquake. In order to verify the validity of the damage judgment of the house, a reproduction analysis of actual disaster cases was carried out. As a result of the analysis, the damage judgment of the house using the flow velocity and the flood depth obtained from the flood analysis showed good agreement with the actual damage. From this, the validity of the proposed method was ensured, and then this method was applied to the flooding problem of the reservoir, and the damage of the house was judged. To judge the damage to a house, it is necessary to obtain the flow velocity and flood depth of the runoff water. In this study, an analysis mesh was created according to the actual conditions of the unevenness of the ground surface and the shape of the building, and flood analysis was carried out using a general-purpose analysis code. The maximum flow velocity and maximum flood depth were extracted from the analysis results, and the risk of damage to the house due to the inundation that flowed out due to the collapse of the reservoir embankment was evaluated. As a result of the examination, it was shown that the damage to the house is small only for the house of the new earthquake resistance standard due to the difference in flood depth depending on the speed of runoff water and the geography. By expressing the damaged area of the house on the hazard map by this method, the danger of disaster can be clearly communicated to the residents who are expecting vertical evacuation to the second floor. In the future, it will be possible to create a house damage hazard map by the method proposed in this study for areas where the reservoir and the house are close to each other. It was explained that in the event of a reservoir flood, it can be expected to contribute to policies such as appropriate evacuation methods and disaster-resistant community development.

Chapter 5 provides basic information on artificial intelligence that instantly detects the degree of damage from aerial photographs after a disaster, with the aim of quickly evaluating post-disaster damage information and providing information useful for recovery and reconstruction. As the judgment method, deep learning was used to create a model that automatically judges landslide collapse and suspended reservoir, a model that automatically judges the state of the house before the disaster, and a model that automatically judges the collapse of the house after the disaster. It was shown that high detection accuracy can be obtained even in some cases. In addition, since the aerial photographs used in this study are public data of the Geographical Survey Institute, the cost of image collection can be significantly reduced, and it is considered to be highly practical. It takes a lot of time and effort to judge a disaster. On the other

hand, disaster detection by artificial intelligence can judge a large range in a short period of time. In addition, when comparing the aerial photograph before the disaster with the aerial photograph after the disaster, it takes time and effort for human beings to compare, though when the disaster detection results together, the scale of the disaster can be roughly estimated. However, this research is limited to the detection of sediment-related disasters, reservoir disasters, or house collapses, and various situations that cannot be determined at this time, such as fires in actual disasters, are assumed. Careful consideration should be given to directly introducing the judgment results of this learning model into the restoration and reconstruction plan. In principle, it should be used as a tool to assist human final judgment. As a future task, detection accuracy that will be adopted in actual disasters is required.

From the consideration up to the previous chapter, measures related to disaster prevention, disaster mitigation, recovery, and reconstruction will continue to be implemented, and especially in the field of data science, it is required to diversify numerical analysis as in this study method using detailed data. Recently, the H2A rocket No. 43, which carries the data relay satellite of the government and the Japan Aerospace Exploration Agency (JAXA), was launched from the Tanegashima Space Center in Kagoshima Prefecture at 4:25 pm on November 29, 2020. When all the data relay satellite networks scheduled to be launched in the future will be completed, the data of the image of the natural disaster site by the earth observation satellite will always receive the data and quickly transfer it to the ground regardless of the sanitary time. From the above, analysis using large-scale data will become even more familiar. Three-dimensional numerical analysis and artificial intelligence as in this paper will be useful information that is expected to be implemented in society in the future.

Acknowledgment

I wish to thank all the people involved in writing this paper. I am grateful to Professor Hidenori Yoshida, Faculty of Creative Engineering Kagawa University for all this research can be summarized Doctor course. I would like to express my deepest gratitude. Professor Yoshida gave me advice during the undergraduate from 1998 to 2005 when I entered the Faculty of Engineering at Kagawa University, and even after I went out to society, and in 2015 I was back in the laboratory again as a working student. He gave me various encouragements necessary for research methods and solutions. Additionally, on weekdays, he understood the author's academic environment of work and showed me the goal-setting that I can afford. In summarizing the submitted papers, there were many extremely difficult situations of reviewing just before the submission deadline, however, it was a really valuable experience to never give up and receive detailed guidance. Once again, I would like to express my deepest gratitude here. I will continue to value Professor Yoshida's advice that "acquiring a doctoral degree means becoming a researcher, and compiling a doctoral dissertation will remain as one's own career in my life."

I am indebted to Professor Tsuyoshi Ichimura, Earthquake Research Institute, the University of Tokyo who collaborated with professor Yoshida, for giving me the opportunity to listen to a lecture on seismic analysis and advanced expertise in the subsequent three-dimensional nonlinear seismic response analysis of this research. In the early days of my research, when I was worried about the program to create finite elements of the ground, I was taught remotely from Tokyo by online call, despite my busy schedule. In addition, I received valuable advice about the author's main paper. Thank you from the bottom of my heart.

I would like to acknowledge the support of Assistant Professor Kohei Fujita, Earthquake Research Institute, the University of Tokyo. He converted the input big data into a three-dimensional nonlinear seismic response analysis code and performed seismic response analysis, and discussed how to exchange data and large-scale data. He taught me the programming technology to process. In the middle of my research, despite my lack of knowledge, I received thought-provoking advice and guided me to put it together in a treatise. In addition, I received very important advice as to the author of the author's main treatise.

I thanks to Dr. Muneo Hori, Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology (former Professor, Earthquake Research Institute, The University of Tokyo) for the opportunity to listen to hints for this research. In a broad sense, it is the research purpose that forms the basis of the goals of this paper, and it gave me an opportunity to think about the social significance of conducting research.

I wish to thank Associate Professor Wijerathne Madgeded, Earthquake Research Institute, the University of Tokyo, for the advice of multiple specialized knowledge as a course on evacuation simulation in the event of a disaster, apart from this research. It was necessary to run a Linux system to experience the evacuation simulation, even the knowledge of the author at that time

was equal to zero. Therefore, he taught me how to set up Linux. I would like to express deep gratitude for politely answering the elementary questions.

Thanks are due to Professor Shuichi Hasegawa, Faculty of Creative Engineering, Kagawa University, for comments and various knowledge about the agricultural reservoir, which is the theme of this research. He also constructive advice at the research report meeting.

Thanks are due to Professor Shigeru Noda, a former professor of the Faculty of Creative Engineering, Kagawa University, for comments and suggestions about seismic analysis and research activities in the first half of my research activities.

Thanks are due to Associate Professor Atsuko Nonomura, Faculty of Creative Engineering, Kagawa University, who took over from Professor Shigeru Noda, for specialist discussions and encouragement for this research regardless of his busy schedule. I wish to thanks for sincere gratitude for providing specialized and valuable knowledge regarding disaster assessment in this research. She also constructive advice at the research report meeting.

I am grateful to Professor Hirofumi Kakudo, Professor Yoshihiro Suenaga, and Professor Minoru Yamanaka of the Faculty of Creative Engineering, Kagawa University for advice on procedures and research activities during our studies. Also, every time I passed each other at the university, they spoke to me and supported the event.

At Yoshida Laboratory, I have been researching with many students. I wish to thank Mr. Shiori Kubo for a lot of encouragement as the main paper. She added me to the procedure for the Grant-in-Aid for Scientific Research (Special Researcher Incentive) for the first year of Reiwa. In addition, I received various technical stimuli in connection with the guidance to the author of the evacuation simulation and the fact that the research activities were similar.

Thanks, Ming Tang, for giving me an opportunity to aim Ph.D.

I wish to thank ERI Holdings Co., Ltd. President, and CEO Akiyo Masuda, Japan ERI Co., Ltd. President, and CEO Yoshiki Nakazawa, President and CEO Toshihiko Umamo, Technical Advisor Yoshio Fukada, Director Takushi Fujiwara, for supporting the school expenses of this doctor course. In addition, at the workplace, I thank the branch manager Kanemoto Kazunari, the manager Hideyuki Toshiro, and many colleagues for words of encouragement.

Finally, My special thanks are due to my wife, Ritsuko, for supporting my all research activities. Thanks go to Ritsuko for support in all of the long-term absences at home, the healthy eating provided even though I returned home late at night and the consideration for our efforts. I am deeply grateful to my daughter, Karen, for raising her obediently. I wish to thank our parents-in-law, Toshihiro Inagi and Noriko, for their prominence in the procedures. I wish to thank my parents, Masuaki and Yoshiko, for warm encouragement.

This research was supported by Grant-in-Aid for Scientific Research in the first year of Reiwa (Special Researcher Incentive) -19J14428.

References

Chapter 1

- 1) S. Tani:Role of Reservoirs in Mountainous Areas and Technical Issues, Research Journal of Food and Agriculture, 1990, Vol.13, No.9, pp.19-25.
- 2) Ministry of Agriculture, Forestry and Fisheries Disaster Prevention Division, Development Department, Rural Promotion Bureau:Disaster Prevention Measures and Disaster Recovery in Rural Areas (Aiming for Safe and Secure Rural Areas), https://www.maff.go.jp/j/nousin/bousai/bousai_saigai/b_tameike/, (Available on January 6, 2021).
- 3) S. Takisawa, T. Shimamie, S. Nozawa and T. ohmachi:Damage of Asagawara Reservoir Dam Caused by the 2004 Niigataken-Chuetsu Earthquake and Consideration of the Cause, Journal of Japan Society of Civil Engineers, Ser. C, 2007, Vol.63, No.2, pp.612-623.
- 4) T. Minami and R. Motooka:Irrigation Tanks in Japan:Its Present and Trends, Hyogo University of Teacher Education journal, 2016, Vol.49, pp.33-39.
- 5) N. Noguchi:Legal Issues for Victim Support System in Large-scale Disasters, The Bulletin of Takaoka University of Law, 2020, Vol.31, pp.3-22.
- 6) Sukagawa City:Record of the Great East Japan Earthquake in Sukagawa City, https://www.city.sukagawa.fukushima.jp/_res/projects/default_project/_page_/001/004/131/skgshinsai_koukaiyou.pdf, 2013(Available on January 6, 2021).
- 7) Cabinet Office Central Disaster Prevention Council Disaster Prevention Measures Promotion Review Meeting>About damage estimation (second report) of Nankai Trough giant earthquake, http://www.bousai.go.jp/jishin/nankai/nankaitrough_info.html, 2013 (Available on January 6, 2021).
- 8) Ministry of Land, Infrastructure, Transport and Tourism Water and Disaster Management Bureau River Environment Division Flood Control Planning Office:Flood Inundation Estimated Area Map Creation Manual (4th Edition), 2017.
- 9) Ministry of Land, Infrastructure, Transport and Tourism:2nd Subcommittee on Water Disaster Countermeasures Based on Climate Change, Handouts, Document 4, 2020.
- 10) Tokyo Metropolitan Government Bureau of Construction:Flood hazard map, https://www.kensetsu.metro.tokyo.lg.jp/jigyo/river/chusho_seibi/index/menu03.html (Available on January 6, 2021)

- 11) Higashikagawa City:Reservoir Hazard Map, <https://www.higashikagawa.jp/itwinfo/i6137/>, (Available on January 6, 2021)
- 12) Minamiawaji City:Reservoir Hazard Map, <http://www.city.minamiawaji.hyogo.jp/soshiki/nouchi/tameikekanri.html>, (Available on January 6, 2021)
- 13) Sakaide City:Reservoir Hazard Map, <https://www.city.sakaide.lg.jp/soshiki/sangyou/tameike-hazardmap.html>, (Available on January 6, 2021)
- 14) Takatsuki City:Reservoir Hazard Map, <http://www.city.takatsuki.osaka.jp/kakuka/toshi/gesuikik/gyomuannai/nogyosisetu/tameikehazado.html>, (Available on January 6, 2021)
- 15) S. Wakui:Geological Consideration of High Dam, Journal of the Agricultural Engineering Society, Japan, 1932, Vol.4, No.3, pp.277-287.
- 16) I. Inoue:Relationship Between Ceiling Width Ratio and Internal and External Law Ratio Eetermining Check Dam Surface, Journal of the Agricultural Engineering Society, Japan, 1937, Vol.9, No.2, pp.17-24.
- 17) T. Akiba and H. Senba:Akita Prefecture Oga Earthquake and Reservoir Damage, Journal of the Agricultural Engineering Society, Japan, 1941, Vol.13, No.1, pp.31-59.
- 18) M. Hatanaka:Dimensional Consideration of Vibration of Check dam, Journal of the Japan Society of Civil Engineers, 1952 Vol.37, No.10, pp.423-428.
- 19) Y. Mizuno and H. Hotta:Report on the Damages caused by the Tokachi-oki Earthquake in Aomori Prefecture, Tohoku Geography, 1968, Vol.20, No.4, pp.187-194.
- 20) K. Takase:Statistical study on Earthdam safety, Kyoto University, <http://hdl.handle.net/2433/213121>, 1969, (Available on January 6, 2021)
- 21) M. Hakuno, Y. Fujino, T. Katano and K. Matsubara:A Report on the Damage to Civil Engineering Structures Caused by the Miyagi-Ken Oki Earthquake of 1978, Bulletin of the Earthquake Research Institute, University of Tokyo, 1979, vol.54, No.2, pp.351-398.
- 22) S. Tani, M. Yasunaka, N. Kagwaguchi and T. Kamata:Report on the Damage of Small Earth Dams for Irrigation by the 1983 nihonkai-chubu Earthquake, Agricultural Civil Engineering Experiment Station Technical Report, 1985, Vol.169, No.CE-4, pp.1-92.
- 23) S. Tani, M. Yasunaka, N. Kagwaguchi and T. Kamata:The damage of small earth dams for irrigation by the Nihonkai-Chubu Earthquake and the geomechanical property, Soil and Foundation, Japanese Geotechnical Society, 1985, Vol.33, No.9, pp.51-56.
- 24) S. Tani and T. Hasegawa:Earthquake damage to reservoirs centered on the Central Sea of Japan Earthquake, Journal of the Agricultural Engineering Society, Japan, 1987, Vol.55, No.10, pp.939-947, a1.
- 25) S. Tani:The story of Tameike, Journal of the Agricultural Engineering Society, Japan, 1989, Vol.57, No.12, pp.1118-1120.

- 26) A. Yamazaki, K. Miyake, M. Nakamura and H. Ikemi: A Statistical Analysis of Seismic Damage of Small Earth Dams for Irrigation, Proceedings of the Japan Society of Civil Engineers, 1989, Vol.404, pp.361-366.
- 27) S. Tani, K. Ushikubo, S. Harima and K. Yamada: Construction of Database System of Earth Dam and Its Application to Disaster Prevention, Geological Data Processing, 1996, Vol.7, No.4, pp.287-296.
- 28) M. Yasunaka, S. Tani and Y. Mohri: The Damage of Agricultural Structures and Farming land Caused by the 1993 Hokkaido Nansei Oki Earthquake, Bulletin of the National Research Institute of Agricultural Engineering, 1996, Vol.35, pp.111-142.
- 29) H. Fujii, K. Kunimasa, A. Nanba, K. Shimada and S. Nishimura: Factor analysis of reservoir damage on Awaji Island caused by the Hyogo-ken Nanbu Earthquake, Proceedings of the Japan Society of Civil Engineers Earthquake Engineering Symposium, 1997, Vol.24, pp.1141-1144.
- 30) S. Tani: Earthquake Damage to Agricultural Facilities by the Miyagi -ken Hokubu Earthquake, Technical report of the National Research Institute of Agricultural Engineering, 1998, Vol.196, pp.29-43.
- 31) H. Morita and K. Morishita: A Study on the Grouping Methods of Irrigation Ponds at Municipality Level - Grouping for Irrigation Ponds Improvement Planning -, Journal of Rural Planning Association, 1999, Vol.18, pp.133-138.
- 32) S. Tani and M. Nakashima: Earthquake Damage to Earth Dams in Japan - Maximum Epicentral distance to Cause Damage as a Function of Magnitude, Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 1999, Vol.18, pp.593-602.
- 33) S. Tani: Reservoir Damage Caused by the Tottori-ken Seibu Earthquake and Geiyo Earthquake, Proceedings of the Japan Society of Civil Engineers Earthquake Engineering Symposium, 2001, Vol.26, pp.61-64.
- 34) N. Kobayashi, Y. Yoshitake, K. Katsuyama and C. Okabayashi: Development of Seismic Risk Evaluation System for Small Earth Dams - A Case Study through the Geiyo Earthquake in 2001 -, Transactions of The Japanese Society of Irrigation, Drainage and Reclamation Engineering, 2002, Vol.222, pp.697-703.
- 35) E. Mouri, T. Hori and K. Matsushima: Damage to Reservoirs and Soil Structures During the Niigata Chuetsu Earthquake, Geosynthetic Technical Information, 2005, Vol.21, No.2, pp.25-30.
- 36) S. Tani: Development of Real Time Database System for Disaster Prevention of Small Earth Dams, Journal of the Agricultural Engineering Society, Japan, 2005, Vol.73, No.9, pp.817-820, a2.
- 37) Y. Oya, N. Yoshida and Y. Tobita: Deformation Analysis of Embankment Considering Tensile Failure of Soil Element, Proceedings of the 39th Japan National Conference on Geotechnical Engineering (Niigata), 2004, Vol.879, No.E-02, pp.1755-1756.

- 38) T. Morii and S. Teradate:Some Characteristics of Mechanical or Structural Damages of Irrigation Ponds Which Were Caused by the Mid Niigata Prefecture Earthquake in 2004, Bulletin of the Faculty of Agriculture, Niigata University, 2006, Vol.59 No.1 pp.45-50.
- 39) A. Wakai, N. Tanaka, S. Abe, H. Yoshimatsu, K. Yamabe and T. Watanabe:Large-area Damage Prediction System Based on Finite Element Method for Risk Assessment of Seismic Slope Failure in Mountains Area, Journal of the Japan Landslide Society, 2008, Vol.45, No.3, pp.207-218.
- 40) H. Suzuki:Study on Damage Factors to Earth Dams for Irrigation due to Earthquake Motions - In the Case of the 2011 Offshore Pacific Coast Tohoku Earthquake -, Technical Report of the National Research Institute of Agricultural Engineering, 2015, Vol.54, pp.73-155.
- 41) K. Mizuma, S. Nishimura, T. Shibata and T. Shuku:Simplified Estimation of Risk from Floods due to Earth Dam Breaches Using Response Surface Methods, Transactions of The Japanese Society of Irrigation, Drainage and Rural Engineering, 2016, Vol.84, No.1, pp.I.47-I.55.
- 42) A. Koyama, M. Suzuki and Y. Kamiki:Effects of Initial Static Shear Stress and Confining Pressure on Cyclic Shear Strength Characteristics of Embankment Soils of Reservoirs, Journal of Japan Society of Civil Engineers, Ser. C (Geosphere Engineering), 2018, Vol.74, No.4, pp.500-512.
- 43) Y. Takada, K. Ueda and R. Uzuoka:Seepage-seismic Coupled Behavior of Small Scale Earth Dams Considering Countermeasure Techniques, Journal of Japan Society of Civil Engineers, Ser. C (Geosphere Engineering), 2020, Vol.76, No.3, pp.254-265.
- 44) H. Mori and T. Asakura:Embankment Material Characteristic of Around Damaged Small Earth Dam for Irrigation on the 1983 Middle Japan Sea Earthquake in Aomori Prefecture, Journal of Japan Association for Earthquake Engineering, 2020, Vol.20, No.3, pp.3.116-3.123.
- 45) K. Ueno, A. Izumi, A. Duttine, S. Yazaki and T. Hori:Simple Method for Prediction of Undrained Shear Strength of Saturated Soil Subjected to Cyclic Loading, Japanese Geotechnical Journal, 2020, Vol.15, No.2, pp.241-256.
- 46) T. Nakano and N. Kiuchi:Applicability and Issues of the Flood Inundation Risk Area for Urban Planning Regarding Flood Risks, Journal of the City Planning Institute of Japan, 2020, Vol.55, No.3, pp.888-895.
- 47) S. Fukuoka, M. Kawashima, H. Yokoyama and M. Mizuguchi:The Numerical Simulation Model of Flood-induced Flows in Urban Residential Area and the Study of Damage Reduction, Proceedings of the Japan Society of Civil Engineers, 1998, Vol.600, pp.23-36.
- 48) K. Kawaike, K. Inoue, H. Hayashi and K. Toda:Development of Inundation Flow Model in Urban Area, Proceedings of the Japan Society of Civil Engineers, 2002, Vol.698, pp.1-10.
- 49) H. Kojima, Y. Kohgo, K. Shimada, D. Shoda and H. Suzuki:Flood Analysis of the Small Earth Dam Break Caused by the 2011 Off the Pacific Coast of Tohoku Earthquake, Transactions of The Japanese Society of Irrigation, Drainage and Rural Engineering, 2016, Vol.84, No.2, pp.I.93-I.101.

- 50) T. Hori and A. Izumi:Prevent the Damage Caused by the Reservoirs Outburst at the Time of the Earthquake and Heavy rain "Reservoir Disaster Prevention Support System", Japan Agricultural Engineering Mechanization Association, 2018, Vol.66, pp.11-16.
- 51) J. Li and F. Zhou:Proposal of the Method to Reflect Disaster Risk Information More Suitable for Localities in Flood Hazard Maps, Journal of the City Planning Institute of Japan, 2020, Vol.55, No.3, pp.896-901.
- 52) M. Kaneshige, S. Nishimura, T. Shibata and T. Shuku:Efficient Modelling of 3-d Finite Element Mesh Formation with use of 3-d Topographic survey, Okayama University Faculty of Environmental Science and Engineering Research Report, 2020, Vol.25, No.1, pp.1-4.
- 53) T. Hatori, Y. Otake and R. Moriwaki:Development of Hazard Map and its Effect to Promote Resident's Understanding of Flood Disaster: A Case of Zoning-hazard Map in Nomura District at Seiyo-city, Journal of Japan Society of Civil Engineers, Ser. F5 (Professional Practices in Civil Engineering), 2020, Vol.76, No.1, pp.98-112.
- 54) K. Kawamura, Y. Nakamura, T. Wakatsuki and T. Samura:A Study of the Automatic Detection of Landslide from Aerial Photographs using Deep Learning, Journal of Japan Society of Civil Engineers, Ser. F3 (Civil Engineering Informatics), 2018, Vol.74, No.2, pp.I.132-I.143.
- 55) D. Ueda, S. Mabu and T. Kuremoto:Landslide Detection Using CNN with SAR Images before/after the Disaster and DEM, Proceedings of the 32nd Annual Conference of Japanese Society for Artificial Intelligence, 2018, No.1D1-02, pp.1-2.
- 56) Y. Ishii, M. Matsuoka, N. Maki, K. Horie and S. Tanaka:Recognition of damaged building using deep learning based on real and local photos taken after the 1995 Kobe earthquake, Journal of Structural and Construction Engineering (Transactions of Architectural Institute of Japan), 2018, Vol.83, No.751, pp.1391-1400.
- 57) T. Hida, T. Yaoyama and T. Takeda:Damage evaluation of building via convolutional neural network, Proceedings of the 32nd Annual Conference of Japanese Society for Artificial Intelligence, 2018, No.3K1-OS-18a-03, pp.1-2.
- 58) S. Fujita and M. Hatakeyama:Estimation Method of Roof-damaged Buildings from Aero Photo Images using Deep Learning in Earthquake Disaster, Research report Information system and social environment, 2019, Vol.10, pp.1-6.
- 59) T. Ishii, M. Hirokane, K. Dosai and K. Kuramoto:Examination of Data Set in Setting of Sediment Disaster Warning Area using Deep Learning, Journal of Japan Society of Civil Engineers, Ser. F6 (Safety Problem), 2019, Vol.75, No.2, pp.I.177-I.184.
- 60) J. Sublime and E. Kalinicheva:Automatic Post-Disaster Damage Mapping Using Deep-Learning Techniques for Change Detection:Case Study of the Tohoku Tsunami, Remote Sens, 2019, Vol.11, No.9, 1123.
- 61) N. Francesco, D. Duarte, F. G. Tonolo, and N. Kerle:Structural Building Damage Detection with Deep Learning:Assessment of a State-of-the-Art CNN in Operational Conditions, Remote Sens, 2019, Vol.11, No.11, 2765.

- 62) T. Kikuchi, K. Sakita, T. Hatano, K. Yoshikawa, S. Nishiyama and Y. Ohnishi:Automatic Differentiation of Failure and Non Failure Sites using Deep Learning, Journal of the Japan Landslide Society, 2019 Vol.56, No.5, pp.255-263.
- 63) H. Furuki, K. Araki, M. Hitokoto, T. Nomura and S. Tagata:A Study of Applicability of Deep Learning to Extract Tacit Knowledge of Civil Engineering and Disaster Prevention Engineers, Proceedings of the 34th Annual Conference of Japanese Society for Artificial Intelligence, 2020 No.205-GS-13-01, pp.1-2.
- 64) N. Hiroshige, T. Ueki and N. Tsuruta:Development of Tagging Function for Earthquake Images using Deep Learning, Information Processing Society of Japan, The 82nd Proceedings of the National Convention, 2020, Vol.1, No.1, pp.21-22.
- 65) T. Takayama, K. Hamada and S. Tsunoda:Examination Example of Automatic Extraction of Sediment-related Disaster Topography using Deep Learning (How will geological survey change with special feature AI), Geology and Survey, 2020, Vol.155, No.1, pp.22-25.
- 66) S. Naito, H. Tomozawa, Y. Mori, N. Monma, H. Nakamura and H. Fujiwara:Development of the Deep Learning Based Damage Detection Model for Buildings Utilizing Aerial Photographs of Plural Earthquakes, Journal of Japan Association for Earthquake Engineering, 2020, Vol.20, No.7, pp.7_177-7_216.
- 67) T. Miyamoto, T. Asakawa, H. Kubo, Y. Nomura and Y. Miyamori:Research Trends in Machine Learning from the Perspective of Disaster Prevention Applications, Intelligence, Informatics and Infrastructure, 2020, Vol.1, No.J1, pp.242-251.
- 68) P. Chun:A.I. In Civil Engineering:A Roadmap for Research and Development, Intelligence, Informatics and Infrastructure, 2020, Vol.1, pp.9-15.
- 69) P. H. Reza, K. Narges, A. Mahdis, E. Mohsen, Z. Mehrdad, B. Thomas, C. Artemio:Assessing and mapping multi-hazard risk susceptibility using a machine learning technique, Scientific Reports, Vol.10, No.3203, pp.1-11, 2020.

Chapter 2

- 70) F. Tatsuoka, A. Duttine, S. Yazaki and Y. Mohri:Evaluation of Seismic Slip Displacement of Slope by Newmark Method Taking into Account Soil Strength Reduction due to Undrained Cyclic Loading and Strain-softening, Special Symposium of the Japanese Geotechnical Society - Overcoming the Great East Japan Earthquake - Presentation Proceedings, 2014, pp.403-410.
- 71) T. Ichimura, M. Hori and H. Kuwamoto:Earthquake Motion Simulation with Multiscale Finite-Element Analysis on Hybrid Grid, Bulletin of the Seismological Society of America, 2007, Vol.97 No.4 pp.1133-1143.
- 72) I. M. Idriss, R.D. Singh and R. Dobry:Nonlinear Behavior of Soft Clays during Cyclic Loading, Journal of the Geotechnical Engineering Division, 1978, Vol 104, No.12, pp.1427-1447.
- 73) G. Masing:Eigenspannungen und Verfestigung beim Messing, Proceedings of the 2nd International Congress of Applied Mechanics, 1926, pp.332-335.

- 74) T. Ichimura, K. Fujita, P. E. B. Quinay, M. Lalith, M. Hori, S. Tanaka and et al.:Implicit Nonlinear Wave Simulation with 1.08t DOF and 0.270t Unstructured Finite Elements to Enhance Comprehensive Earthquake Simulation, Proceedings of the International Conference for High Performance Computing, Networking, Storage and Analysis, New Orleans, LA, IEEE Computer Society Press, 2015.
- 75) OpenCFD Ltd (ESI Group) :OpenFOAM, <http://www.openfoam.com>, (Available on January 6, 2021)
- 76) C. W. Hirt and B.D. Nichols:Volume of Fluid (VOF) Method for the Dynamics of Free Boundaries, Journal of Computational Physics, 1981, Vol.39, p.201.
- 77) M. Akiyama and M. Aritomi:New Gas -liquid Two-phase Flow Numerical Analysis-multidimensional Flow Analysis -, Corona Publishing, 2002, 272P.
- 78) K. Walters and D. Cokljat. A:Three-Equation Eddy-Viscosity Model for Reynolds-Averaged NavierStokes Simulations of Transitional Flow, 2008, Vol.130 No.12.
- 79) F. R. Menter:Zonal Two Equation $k-\omega$ Turbulence Models for Aerodynamic Flows, 29th American Institute of Aeronautics and Astronautics, Fluid Dynamics Conference, 1998, Vol.98-2554.
- 80) F. R. Menter, M. Kuntz, and R. Langtry:Ten Years of Industrial Experience with the SST Turbulence Model, In Proceedings of the Fourth International Symposium on Turbulence, Heat and Mass Transfer, 2003, pp.625-632.
- 81) S. Ioffe and C. Szegedy:Batch Normalization:Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift, In International Conference on Machine Learning, 2015, pp.448-456.
- 82) K. He, X. Zhang, S. Ren and J. Sun:Deep Residual Learning for Image Recognition, 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016, pp.770-778.
- 83) T. Mundhenk, G. Konjevod, W. Sakla and K. Boakye:A Large Contextual Dataset for Classification, Detection and Counting of Cars with Deep Learning, European Conference on Computer Vision, 2016, pp.785-800.

Chapter 3

- 84) T. Tanaka, F. Tatsuoka and E. Mouri:The outburst investigation of Tsuguoki lake by the Tohoku Pacific Ocean Earthquake, Dam Engineering, 2013, Vol.23, No.2, pp.99-114.
- 85) S. Tani:Consideration of Earthquake Damage to Earth Dam for Irrigation in Japan, International Conferences on Recent Advances in Geotechnical Earthquake Engineering and Soil Dynamics, 1991, Vol.10.
- 86) Ministry of Agriculture, Forestry and Fisheries:Reservoirs, http://www.maff.go.jp/j/nousin/bousai/bousai_saigai/b_tameike/, (Available on January 6, 2021)

- 87) Ministry of Land, Infrastructure, Transport and Tourism:Water Disaster Countermeasures based on Climate Change, https://www.mlit.go.jp/report/press/mizukokudo03_hh_001030.html, (Available on January 6, 2021)
- 88) S. Hasegawa, S. Kato, A. Nonomura and M. Yamanaka:Cooperative Works of Residents and Professionals for Local Disaster Reduction Mapping, Proceedings of ground disasters and environmental problems, Japanese Geotechnical Society Shikoku Branch, 2008, Vol.8, pp.83-90.
- 89) Water and Disaster Management Bureau River Environment Division Flood Control Planning Office, National Institute for Land and Infrastructure Management River Research Institute Flood Damage Laboratory:Inundation Area Map Creation Manual (4th edition), 2017, p.37.
- 90) Ministry of Agriculture, Forestry and Fisheries, Disaster Prevention Division, Rural Reconstruction Bureau:Reservoir Hazard Map Creation Guide, 2013, p.29.
- 91) T. Ichimura, K. Fujita, S. Tanaka, M. Hori, M. Lalith, Y. Shizawa and H. Kobayashi:Physics-based Urban Earthquake Simulation Enhanced by $10.7 \text{ BlnDOF} \times 30 \text{ K}$ Time-step Unstructured FE Non-linear Seismic Wave Simulation, Proceedings of the International Conference for High Performance Computing, Networking, Storage and Analysis, 2014, pp.15-26.
- 92) K. Fujita, T. Ichimura, S. Tanaka, M. Hori and L. Maddegedara:Urban Earthquake Simulation using 3D Nonlinear Ground Motion Analysis and Multi-Scenario Building Response Analysis, Journal of Japan Society of Civil Engineers, Ser. A1 (Structural Engineering and Earthquake Engineering), 2015, Vol.71, No.4, pp.I.680-I.688.
- 93) T. Miyamoto, W. Irihara, T. Suzuki, K. Fujita and T. Ichimura:Analysis of Strain Concentration in Alluvium using Three Dimensional Nonlinear Seismic Ground Response Analysis, Journal of Japan Society of Civil Engineers, Ser. A1 (Structural Engineering and Earthquake Engineering), 2016, Vol.72, No.4, pp.I.768-I.776.
- 94) A. Yoshiyuki, K. Fujita, T. Ichimura, M. Hori and L. Wijerathne:Development of Scalable Three-Dimensional Elasto-Plastic Nonlinear Wave Propagation Analysis Method for Earthquake Damage Estimation of Soft Grounds, International Conference on Computational Science, 2018, Vol.10861, pp.3-16.
- 95) K. Fujita, T. Yamaguchi, T. Ichimura, M. Hori and L. Maddegedara:Acceleration of Element-by-Element Kernel in Unstructured Implicit Low-Order Finite-Element Earthquake Simulation Using OpenACC on Pascal GPUs, 2016 Third Workshop on Accelerator Programming Using Directives, Salt Lake City, UT, 2016, pp.1-12.
- 96) W. Kanamori, Y. Hurusawa, M. Kimura and K. Nisizono:History of civil-Engineering From Ancient Bank, Historical Studies in Civil Engineering, 1995, Vol.15, pp.483-490.
- 97) S. Hasegawa:Verification of the Debate on the Takamatsu Crater, Journal of the Japan Society of Engineering Geology, 2010, Vol.50, No.6, pp.336-344.
- 98) Chuo Kaihatsu Co., Ltd.:Ground Information Navigation, <http://www.geonavi.net/georisknavi2/>, (Available on January 6, 2021)

- 99) A. Saito and M. Yamanaka:Management and Survey Technology for Embankment of Irrigation Pond in Kagawa, the Japanese Geotechnical Society, 2012, Vol.60, No.5, pp.24-27.
- 100) G Spatial Information Center:Strong Motion Fault Model (4), Strong Motion Waveform on Engineering Foundation, <https://www.geospatial.jp/ckan/dataset/1204/>, (Available on January 6, 2021)
- 101) R. Kusakabe, T. Ichimura, K. Fujita, M. Horii and L. Wijerathne:A Finite Element Analysis Method for Simulating Seismic Soil Liquefaction based on a large-scale 3D soil structure model, Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 2019, Vol.123, pp.64-74.
- 102) N. Kobayashi, Y. Yoshitake, K. Katsuyama and K. Yokoo:Dynamic Behavior of Small Earth Dam with Central Core Stabilized by Lime, Transactions of The Japanese Society of Irrigation, Drainage and Reclamation Engineering, 2003, Vol.225, pp.303-310.
- 103) J. Franke, M. Sturm and C. Kalmbach:Validation of OpenFOAM 1.6.x with the German VDI Guideline for Obstacle Resolving Micro-scale Models, Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 2012, Vol.104-106, pp.350-359.
- 104) H. Yamamoto, T. Yamazaki, M. Yamamoto and H. Kobayashi:Characteristics of Heavy Rainfall and Flood Disaster in Northern Part of Oita Prefecture on July, 2012, Japan Society for Natural Disaster Science, 2013, Vol.32, No.3, pp.233-248.
- 105) Ministry of Land, Infrastructure, Transport and Tourism Kyushu Regional Development Bureau:Information on Heavy Rain Disaster in Northern Kyushu in July 2017, http://www.qsr.mlit.go.jp/bousai_joho/H29hokubugou.html, (Available on January 6, 2021)
- 106) Water, Land and Environmental Engineering:July 2017 First Field Survey Report (breaking news) of reservoirs Damaged by Heavy Rain in Northern Kyushu, 2017 August 21 edition, http://www.jsidre.or.jp/wordpress/wp-content/uploads/2017/08/170821_kyushuhokubugou-report.pdf, (Available on January 6, 2021)
- 107) Ministry of Agriculture, Forestry and Fisheries:Reservoir Hazard Map Portal, https://www.maff.go.jp/j/nousin/bousai/bousai_saigai/b_tameike/portal.html, (Available on January 6, 2021)
- 108) Asakura City:Asakura District Voluntary Disaster Prevention Map, <http://www.city.asakura.lg.jp/www/contents/1332397590637/>, (Available on January 6, 2021)
- 109) K. Tanaka, Y. Kim, H. Nakashima, E. Nakakita, S. Yourou and M. Hanyu:Development of an Emergency Evacuation System for Comprehensive Disaster Prevention Countermeasures, Advances in River Engineering, 2015, Vol.21, pp.485-490.
- 110) K. Suzuki, A. Shinohara, H. Moriya, Y. Nihei, Y. Hasebe, A. Isogawa, S. Yano and Y. Akamatsu:Breach and Flood of Yamanokami Irrigation Pond in Asakura City, Fukuoka Prefecture due to 2017 Northern Kyushu Flood, Journal of Japan Society of Civil Engineers, Ser. B1 (Hydraulic Engineering), 2018, Vol.74, No.4, pp.I.1183-I.1188.
- 111) Geospatial Information Authority of Japan:Information of Heavy Rain and 2017 Typhoon No.3 due to Seasonal Rain front from June 30, http://www.gsi.go.jp/BOUSAI/H29hukuoka_ooita-heavyrain.html, (Available on January 6, 2021)

- 112) S. Yano:2017 Northern Kyushu Heavy Rain Disaster Advance Survey Report 2 Asakura Yamada District (Reservoir Collapse and Driftwood), <https://committees.jsce.or.jp/report/node/149>, (Available on January 6, 2021)
- 113) Japanese Geotechnical Society:"July 2017 Heavy Rain in Northern Kyushu" Ground Disaster Briefing Session - Damage Situation and What we should be careful -, https://www.jiban.or.jp/?page_id=4889, (Available on January 6, 2021)
- 114) Japan Meteorological Agency:2012 Disaster Natural Phenomenon Report, http://www.jma.go.jp/jma/kishou/books/saigaiji/saigaiji_2012.html, (Available on January 6, 2021)
- 115) Geospatial Information Authority of Japan:Base map information, <https://www.gsi.go.jp/kiban/>, (Available on January 6, 2021)

Chapter 4

- 116) T. Yasui, A. Shinohara, K. Ota and Y. Nihei:Relationship Between Evacuation Behavior and Awareness of Flood Hazard-map in Mabi Town, Kurashiki City due to 2018 Western Japan Floods, Journal of Japan Society of Civil Engineers, Ser. B1 (Hydraulic Engineering), 2019, Vol.75, No.2, pp.I-1381-I-1386.
- 117) Ministry of Land, Infrastructure, Transport and Tourism, City Bureau City Planning Division:Study Group on "Cooperation between water disaster countermeasures and community development", https://www.mlit.go.jp/toshi/city_plan/toshi_city_plan_tk_000059.html, (Available on January 6, 2021)
- 118) S. Sato, F. Imamura and N. Shuto:Numerical Simulation of Flood and Damage to Houses, Proceeding of the Japanese Conference on Hydraulics, 1989, Vol.33, pp.331-336.
- 119) Geospatial Information Authority of Japan:Estimated Flood around Mabi-cho, Kurashiki-shi due to Heavy Rain in July 2018, 2018, <https://www.gsi.go.jp/common/000208572.pdf>, (Available on January 6, 2021)
- 120) M. Umitsu:Flood Flows in the Mabi Town District, Kurashiki City, Due to the 2018 West Japan Severe Flood Disaster, E-journal GEO, 2019, Vol.14, No.1, pp.53-59.
- 121) Geospatial Information Authority of Japan:Information on heavy rains in July 2018, 2018, <https://www.gsi.go.jp/BOUSAI/H30.taihuu7gou.html>, (Available on January 6, 2021)
- 122) M. Wada, S. Kubo, H. Yoshida, K. Fujita and T. Ichimura:Failure Judgment of Reservoir Body Based on Seismic Response Analysis Accompanying Destruction, Journal of Japan Society of Civil Engineers, Ser. A2 (Applied Mechanics), 2019, Vol.75, No.2, pp.155-164.

Chapter 5

- 123) Ministry of Land, Infrastructure, Transport and Tourism:Issues to be Addressed by and the Future Direction of Land, Infrastructure, Transport and Tourism Administration, White Paper on Land, Infrastructure, Transport and Tourism, Chapter 3, Section 1, <https://www.mlit.go.jp/statistics/file000004.html>, (Available on January 6, 2021)

- 124) T. Kikuchi, K. Sakita, T. Hatano and S. Nishiyama:Topographic Interpretation and Quantification of Landslide Terrain Deformation Using Aerial Laser Measurement Data, *Geoinformatics*, 2020, Vol.31, No.2, pp.37-45.
- 125) K. Inui, M. Yoshida, S. Sato and S. Fuchigami:Restoration of forest conservation facilities damaged in connection with the Kumamoto Earthquake in 2016, *Journal of the Japan Society of Erosion Control Engineering*, 2019, Vol.71, No.5, pp.66-69.
- 126) T. Okazaki and O. G. Rebull:Identifying Building Characteristics by Deep Learning and a Method of Assessing Typhoon Losses, *Annual Conference of the 31st Japanese Society for Artificial Intelligence*, 2017, No.3P1-NFC-00a-4, pp.1-4.
- 127) Y. LeCun and Y. Bengio:Convolutional networks for images, speech, and time-series, *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks*, 1998, pp.255-258.
- 128) T. Shinohara, M. Sakai, T. Wakatsuki, T. Nakatani and R. Misumi:Investigation of Disaster Mitigation Technologies and Information Sharing Systems Needed by the Fire Fighters Worked Against the Sediment Disasters in Hiroshima City in August 2014, *Journal of Japan Society for Natural Disaster Science*, 2019, Vol.38, No.1, pp.55-72.
- 129) T. Valentijn, J. Margutti, M. V. D. Homberg and J. Laaksonen:Multi-Hazard and Spatial Transferability of a CNN for Automated Building Damage Assessment, *Remote Sensing*, 2020, Vol.12, No.2839, pp.1-29.
- 130) M. Wada and H. Yoshida:Estimation of the Number of Damaged Buildings due to Reservoir Collapse by Deep Learning, *Proceedings of Computational Methods in Engineering*, 2019, Vol.19, pp.85-90.
- 131) Geospatial Information Authority of Japan:Information on Heavy Rainfall in Northern Kyushu in July 2017, https://www.gsi.go.jp/BOUSAI/H29hukuoka_oita-heavyrain.html, (Available on January 6, 2021)
- 132) R. Selvaraju, M. Cogswell, A. Das, R. Vedantam, D. Parikh and D. Batra:Grad-CAM:visual explanations from deep networks via gradient-based localization, *The IEEE International Conference on Computer Vision*, 2016, pp.618-626.
- 133) N. Qian:On the momentum term in gradient descent learning algorithms, *Neural Networks: The Official Journal of the International Neural Network Society*, 1999, Vol.12, pp.145-151.
- 134) S. L. Smith, P. J. Kindermans, C. Ying and Q. V. Le:Don't Decay the Learning Rate, Increase the Batch Size, *International Conference on Learning Representations*, 2018, 11p.
- 135) R. Hamaguchi and S. Hikosaka:Building Detection from Satellite Imagery using Ensemble of Size-specific Detectors, *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, 2018, pp.187-191.
- 136) S. Ren, K. He, R. Girshick and J. Sun:Faster R-CNN:Towards real-time object detection with region proposal networks, *Advances in neural information processing systems*, 2015, Vol.28, pp.91-99.

- 137) M. Wada, S. Kubo and H. Yoshida:Outflow Simulation of Water Storage Caused Reservoir Damaged, Proceedings of Computational Methods in Engineering, 2017, Vol.17, pp.89-94.
- 138) Takamatsu City:Reservoir Hazard Map of Takamatsu City, https://www.city.takamatsu.kagawa.jp/sangyou/toti/takamatsuhigashiH24PDF/14heiike/pdf/F14_hei_5.pdf, (Available on January 6, 2021)
- 139) R. Kobayashi, M. Watakabe, H. Saito and S. Torigoe:A Study on Causal Analysis about the Damage Overview of the Disaster Area and Protection Against Disasters Investigation by the Heavy Rain Event of July 2018 (Part2) The Disaster Awareness of Nakagawa Disaster Area Citizens Based on Questionnaire Survey, Architectural Institute of Japan Chugoku Branch Research Report Collection, 2019, Vol.42, pp.979-982.
- 140) Y. Amano and K. Sato:Research on the Rehabilitated Condition of Flooded Houses Caused by Tokai Heavy Rain (Disaster), Architectural Institute of Japan Journal of Technology and Design, 2005, Vol.11, No.22, pp.585-590.
- 141) K. Samejima, K. Okada, M. Tokuda and T. Egami:Disaster Recovery and Current Residence in the Kyushu Area, Urban Housing Sciences, 2013, Vol.80, pp.54-61.
- 142) S. Fujita and M. Hatayama:Estimation Method of Roof-Injured Buildings from Aero Photo Images using Deep Learning in Earthquake Disaster, Journal of Japan Society of Civil Engineers, Ser. D3 (Infrastructure Planning and Management), 2020, Vol.75, No.6, pp.I-127-I-135.
- 143) M. Wada, S. Kubo and H. Yoshida:Fundamental Research on The Estimation of the Scale of Sediment and Reservoir Disasters Based on Deep Learning, Proceedings of Computational Methods in Engineering, 2020, Vol.20, pp.137-145.