

2022年度 修士論文

画像の切抜を用いた河川の水位推定と評価

広島市立大学大学院
情報科学研究科 システム工学専攻
ヒューマンマシンインターフェース研究室

氏名 渡邊 康平
指導教員 島 和之 准教授

2023年1月24日 提出

目 次

1 序章	1
1.1 研究背景	1
1.2 研究目的	1
2 関連研究	2
2.1 土砂災害について	2
2.1.1 土砂災害とは	2
2.1.2 土砂災害警戒情報について	4
2.1.3 土砂災害に対する避難状況の現状	10
2.2 災害発生前の前兆現象について	12
2.2.1 前兆現象の種類	12
2.2.2 土砂災害発生までのプロセス	13
2.2.3 前兆現象と時間的切迫性	16
2.3 置込みニューラルネット (CNN)	18
3 先行研究	19
3.1 概要	19
3.2 画像の分割とラベル付け	19
3.3 相関係数による評価	20
4 提案手法	21
4.1 概要	21
4.2 切抜画像の生成	22
4.3 水位の推定方法	23
5 評価実験	25
5.1 学習モデルの構築と評価	26
5.2 推定値と測定値の相関	29
5.3 近似曲線を用いた水位変換	32

5.4	他日の分類と推定	33
5.5	学習データの輝度値変更と推定	34
6	考察	36
7	まとめ	37
	参考文献	40
	謝辞	40

1 序章

1.1 研究背景

土砂災害は、広島市で起きた平成30年7月の豪雨をはじめ、全国各地で年平均約1081件（昭和57年から平成30年までの平均）発生している。全国で土砂災害が発生するおそれのある区域は約67万区域（令和元年度末時点）である[1]が、対策施設などの整備水準は未だ約20%にとどまっている現状がある[2]。これは、対策設備の設置や人員の配置といった金銭的なコストが原因となっている。

また、土砂災害発生前には前兆現象があることが知られており、これを早期に検知し、住民を避難させることで人的被害の削減に繋がると期待されている。土砂災害にはかけ崩れや地すべり、土石流などがあり「川の水の濁り」や「降雨が続くにもかかわらず川の水位が低下する」といった現象が確認されている[3]。

1.2 研究目的

先行研究で平田[4]は、前兆現象の1つである「降雨が続くにもかかわらず川の水位が低下する」現象に着目し、河川の様子を写した監視カメラ画像を深層学習の畳込みニューラルネットを用いて判別し、水位を推定した。ただし、濁流によって学習の前後で川底が変化し、学習に用いる画像と判別に用いる画像が大きく異なると水位変動の推定精度が低くなるという問題があった。

続いて、先行研究の今井[5]は、同じ前兆現象に着目し、河川の様子を写した監視カメラ画像を5列×5枚の計25枚に分割し、この分割画像を畳込みニューラルネット（CNN）[6]で判別を行う手法で川の水位を推定することを試みた。しかし、水位が一定以上の変化を示さなければ、推定される水面の割合が変わらないことで、細かな水位変化の推定が難しい問題があった。

本研究でも同じ前兆現象に焦点を当てるが、現時点でこの現象を撮影した画像は入手できていない。そこで、本研究では約5秒毎に撮影された川の画像を用いて、川の小さな水位変化であっても反映できる手法を提案することを目的とする。

2 関連研究

川の水位変化の推定や検出を目的とする研究は数多くなされている。渡辺ら[7]は、定点カメラで撮影された河川の時系列画像の任意の x 軸の縦 1 列を各フレーム内から切り出して、それらをつなぎ合わせることで、時空間断裂画像に変換することで水位変動の可視化を行った。塙ら[8]は、流況画像から得られる河川水の濁りに着目し、Deep Learning による画像分類を用いて、安価な監視カメラによる河川モニタリング手法を提案した。

2.1 土砂災害について

2.1.1 土砂災害とは

土砂災害はがけ崩れ（土砂崩れ）、地すべり、土石流の 3 つに大きく分けられる。以下にそれぞれの説明をする。

がけ崩れ（土砂崩れ）とは、一般に集中豪雨による土塊の不安定化や岩塊の風化に伴う緊縛力の低下が発生現場と言われている。状況にもよるが、崩れ落ちるまでの時間がほかの災害よりも比較的短いため、人家の近くでは逃げ遅れも発生し、人命を奪うことが多い。対策としては、国の公共工事があり、国土交通省の補助事業である急傾斜地崩壊対策事業や農林水産省の補助事業である民有林治山事業が行われるほか、中小規模の崩壊に対しては市町村の単独事業が対策として講じられる。

地すべりとは、地下の地層中に円弧上または平面状に形成される地質的不連続面、すなわち「すべり面」を境にして、すべり面上の地塊が移動する現象である。日本の地すべり等防止法では「土地の一部が地下水等に起因してすべる現象又はこれに伴って移動する現象」と定義されている（地すべり等防止法 2 条 1 項）。斜面の一部あるいは全部が地下水の影響と重力によってゆっくりと斜面下方に移動し、その土塊の移動量が大きいため莫大な被害が発生する。地すべりが発生する場所には、地形・地質条件など幾つかの自然条件から規制を受ける素因と、すべり滑動発生の引き金となった何らかの（人為的な）誘因がある。この地すべり発生機構を把握することで、形態や範囲を特定したマス・ムーブメント（移動ブロック）としての対策が可能となる。

最後に，土石流とは，土砂が水（雨水や地下水）と混合して，河川・溪流などを流下する現象のことである．時速 20~40km という速度で一瞬のうちに人家や畠などを壊滅させてしまう恐れがある．集中豪雨が主要因となるが，発生のメカニズムは大きく 3 つに区分される場合が多い．1 つは，溪流内に堆積している不安定な土砂が，集中豪雨等による異常な出水のはたらきで流動化し，土石流となる場合．2 つ目は，集中豪雨，あるいはその他の自然現象が原因となり発生した山腹崩壊（土砂崩れ）の崩壊土砂が，多量の湧水や表面流を得て流動化し，溪流内に流れ込みそのまま土石流化する場合．3 つ目は，集中豪雨，あるいはその他の自然現象が原因となり，地すべりや山腹崩壊が発生した際，その崩壊土砂により河川が一時的に閉塞されて天然ダムを形成し，その後，湛水に伴う水位上昇によりそれが決壊して土石流化する場合である．土石流の発生や流下する区間は，河川の勾配により推測することができるため，対策としては，砂防事業による砂防ダム，治山事業による治山ダムなどの発生源対策，流下抑止対策が挙げられる．

2.1.2 土砂災害警戒情報について

気象庁では、大雨警報の中でもほかの大雪に係る災害とともに土砂災害に対する警戒の呼びかけを行っており、昭和 29 年には雨量基準に基づく運用を開始している。昭和 58 年には、長崎豪雨（昭和 57 年）等の災害を踏まえて警報文の文頭で 48 文字の「見出し的警告文」を用いて警戒を具体的に呼びかけ始めた。また、地方自治体においても長崎豪雨を契機として建設省（現国土交通省）の指導のもとで「警戒避難基準雨量」を導入し、この基準に基づき土砂災害への警戒呼びかけを行っている。気象庁では平成 12 年から「土壤雨量指数」を活用して過去数年で最も土砂災害の起こる可能性が高くなった場合に一層の警戒を呼び掛ける大雨警報の切り替え運用を開始した。

平成 14 年度には、国土交通省河川局砂防部（現国土交通省水管理・保全局砂防部）と気象予報部が連携して、新たな土砂災害警戒情報の提供に向けた検討を行い、大雨による土砂災害に対する市町村長の避難勧告等の発令の判断や住民の自主避難の参考となるよう、都道府県砂防部局と気象台が連携して発表する「土砂災害警戒情報」の運用を平成 17 年から一部の件で開始した。「土砂災害警戒情報」は平成 20 年 3 月から全ての都道府県で実施している。

「土砂災害警戒情報」の発表の判断に用いる指標とその基準は、「AND/OR 方式」と「連携案方式」がある。「AND/OR 方式」は、土砂災害警戒情報の基準を府県と気象台が各々設定し、双方の基準に到達すると予測された場合に土砂災害警戒情報を発表する。これを「AND 方式」と呼ぶ。ただし、震度 5 強以上の地震が発生した後の暫定基準等により、府県と気象台のいずれかの基準に到達した時に土砂災害警戒情報を発表する「OR 方式」も実施する場合がある。この方式は、平成 25 年 6 月時点、全国 7 府県（山形県、大阪府、高知県、長崎県、熊本県、宮崎県、鹿児島県）で実施している。その他の都道府県は「連携案方式」で実施している。「連携案方式」は、土砂災害警戒情報の基準を府県と気象台が共通の基準として設定し、この基準に到達すると予想された場合に土砂災害警戒情報を発表する「連携案方式」による土砂災害警戒情報の基準は、「国土交通省砂防部と気象庁予報部の連携による土砂災害警戒避難基準雨量の設定手法（案）」（平成 17 年 6 月 国土交通省砂防部 気象庁予

報部 国土交通省国土技術政策総合研究所)に基づき、作成されている。事例を以下の図1に示す。

短期降雨指標とは、半減期1.5時間で計算された実行雨量をさし、長期雨量指標とは半減期72時間で計算された実行雨量をさす。実行雨量とは、過去に降った雨量の影響を時間とともに減少させて計算した雨量である。土壤雨量指数とは、降った雨が土壤にどれだけ貯まっているか雨量データから、「タンクモデル」という手法を用いて指数化したものである。

「タンクモデル」とは、降った雨が土壤中を通って流れ出る様子を孔の開いたタンクを用いてモデル化したものであり、図2に示す。

土壤雨量指数は、この各タンクに残っている水分量(貯蓄量)の合計になる[9]。

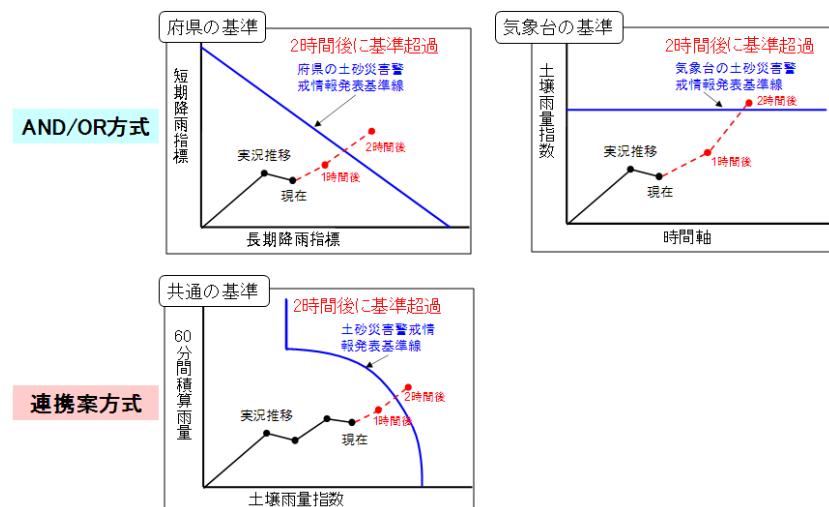


図1: 土砂災害警戒情報の発表時の判断基準

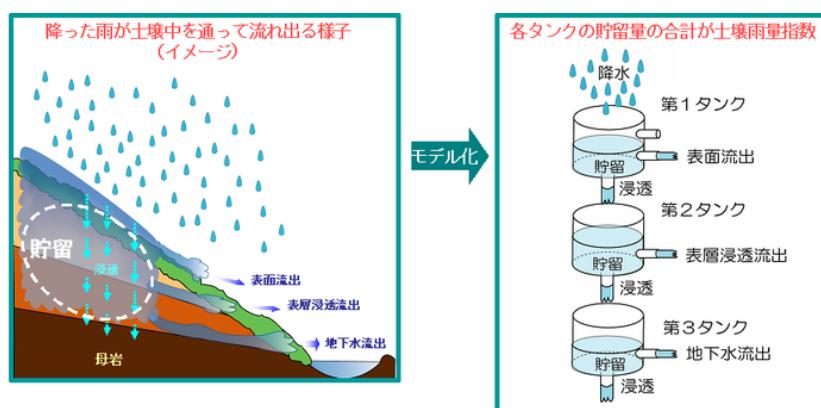


図2: 雨が土壤中にたまっていく様子とタンクモデルの対応

表 1: 土砂災害警戒情報 全国運用 4 年間の評価表

	平成 20 年(2008 年)	平成 21 年(2009 年)	平成 22 年(2010 年)	平成 23 年(2011 年)	4 年間平均
土砂災害警戒情報 発表総数(上段) 発表地域あたりの年発表回数(下段)	1012	906	895	1442	1064
	0.58	0.52	0.51	0.98	0.63
土砂災害警戒情報の「発表あり」で災害発生数 (中段は災害発生率) (下段は災害捕捉率)	23	34	36	55	37
	2.3%	3.8%	4.0%	3.8%	3.5%
	71.9%	69.4%	73.5%	82.1%	75.1%
土砂災害警戒情報の「発表なし」で災害発生数 (中段は見逃し率) (下段は土砂災害危険基準線の未経過数)	9	15	13	12	12
	28.1%	30.6%	26.5%	17.9%	24.9%
		8	10	10	9

次に、国土交通省が平成 24 年 7 月に発表した土砂災害警戒情報の運用実績を説明する。

上の表 1 は全国で土砂災害警戒情報の運用を開始した平成 20 年 3 月から平成 23 年 12 月までの約 4 年間の評価を示している。災害発生率とは土砂災害警戒情報の発表をしたときに、災害が発生した割合を言う。災害発生時刻は、分単位で判明することが少なく、多くは時間単位であることから、土砂災害警戒情報発表期間の前後 1 時間以内に発生した災害を災害発生率に含めている。災害捕捉率とは、災害が発生した時に、土砂災害警戒情報を発表していた事例の割合を言う。見逃し率とは、土砂災害警戒情報の発表なしで、災害が発生した割合を言う。表 1 より、平成 21 年からの 3 年間を見ると、災害捕捉率は上昇傾向にあり、それに伴い、災害見逃し率は年々減少にあることがわかる。

よって、評価値の比較から、土砂災害警戒情報の精度は年々向上していると考えられる。その要因の一つとして、精度向上のために土砂災害警戒情報の発表基準の見直しを隨時行っており、平成 20 年 3 月以降、平成 24 年 5 月までに、23 道府県で基準の改正が行われたためであると考えられる [10]。次に、見方を変えて、土砂災害警戒情報の発表と災害発生の時間的関係を以下の図 3~7 に示す。

図 3~7 は、土砂災害警戒情報の全国運用が開始された平成 20 年から平成 22 年までの、国土交通省が都道府県から収集したデータを分析したものである「避難勧告等」には避難基準情報・勧告・指示が含まれる。これらは本来、それぞれの目的・趣旨の異なるものであるが、ここでは、市町村から住民への避難を促す何らかの働きかけが行われたタイミングを示すものとして同列に扱うこととした。また、ここで

いう「災害」とはがけ崩れか土石流が1件以上発生した災害を抽出している。

図3より、警戒情報発表時点で既に約3割以上の土砂災害が発生し、発表後1時間までに5割の災害が発生していることがわかる。これより、土砂災害警戒情報の精度向上が必要であると言える。

図4より、土砂災害警戒情報は避難勧告等は連れの必要条件として活用されていることがわかる。

図5より、避難勧告等は住民避難を促すのに有効に機能していることがわかる。

図6より、避難勧告等は必ずしも土砂災害発生前に行われてることではないことがわかる。

図7より、自主避難は土砂災害発生後に多く行われていることがわかる。

図4~7の結果より、土砂災害警戒情報を早めの避難勧告等発令に結びつけられるような取り組みが必要であることが言える。また、少ないものの土砂災害警戒情報解除後にも2.5%土砂災害が発生しているという運用実績データがあった。

以上のデータより、被害削減のためにこれから改善していかなければならないことは、土砂災害警戒情報の精度向上のみではなく避難行動の現状にも目を向ける必要がある。次に、そのことについて詳しく述べる。

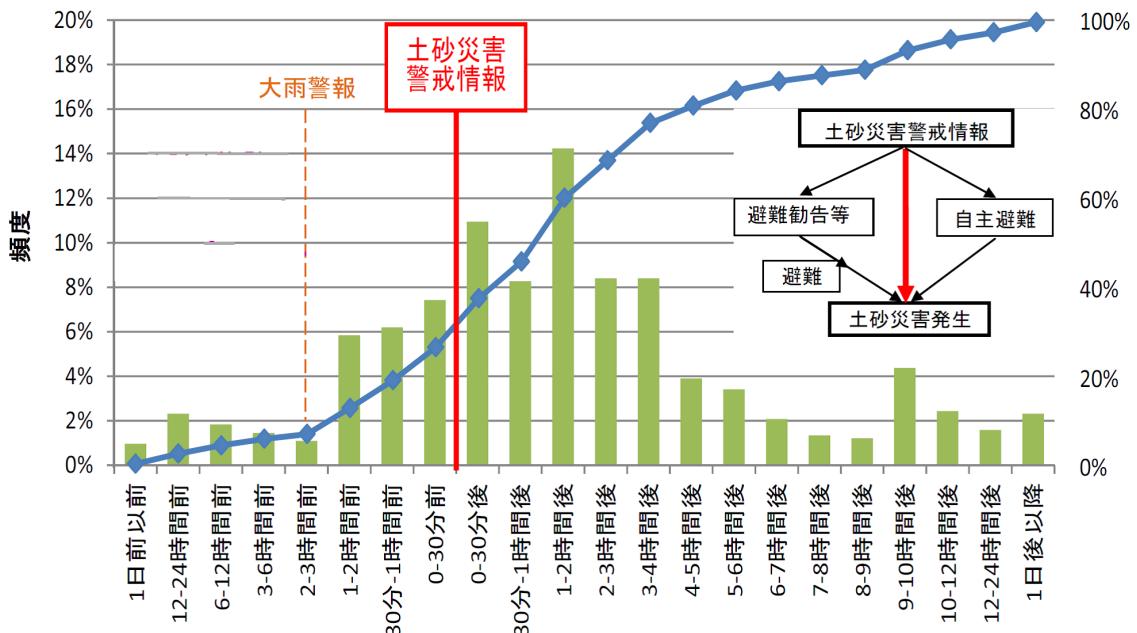


図 3: 土砂災害警戒情報の発表と災害発生の時間的関係

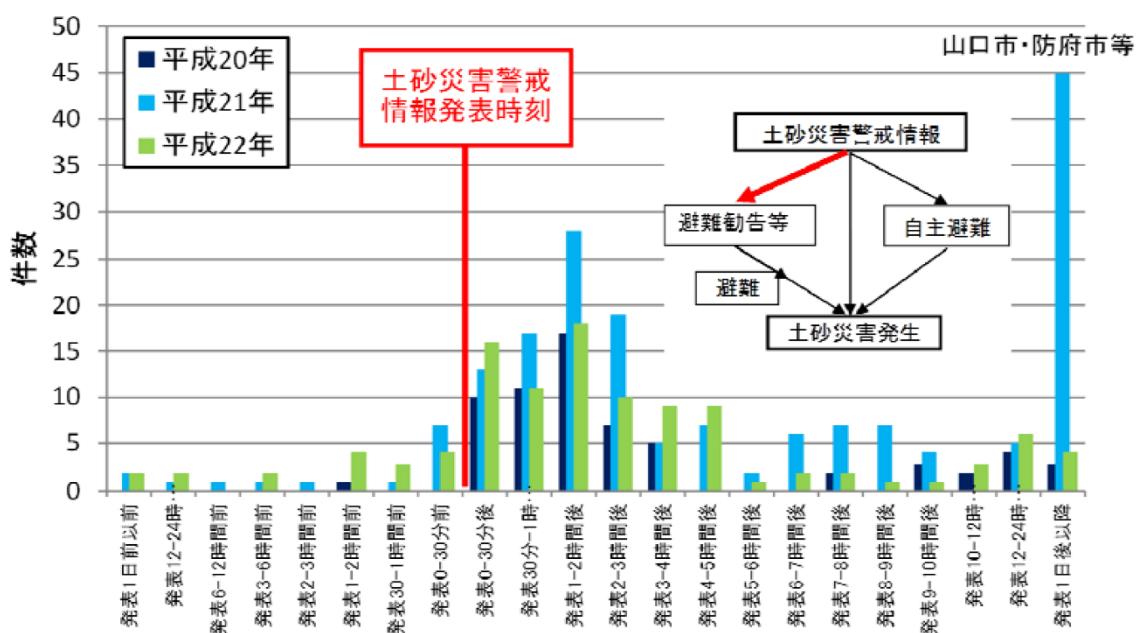


図 4: 警戒情報発表と避難勧告等発令の時間的関係

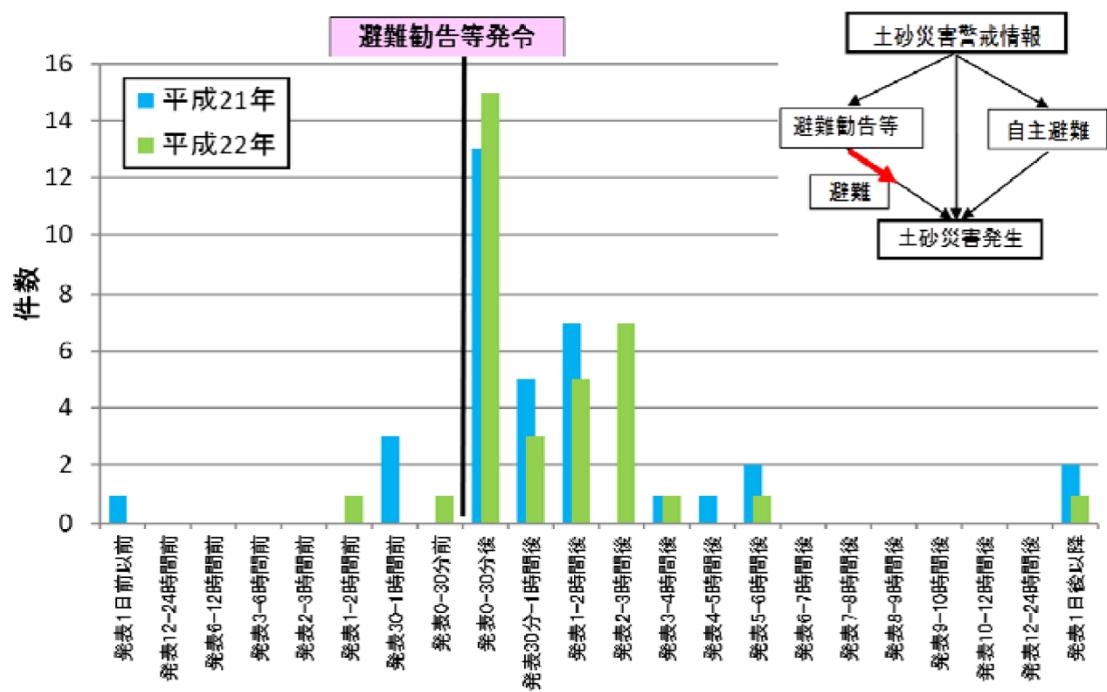


図 5: 土砂災害警戒情報の発表と災害発生の時間的関係

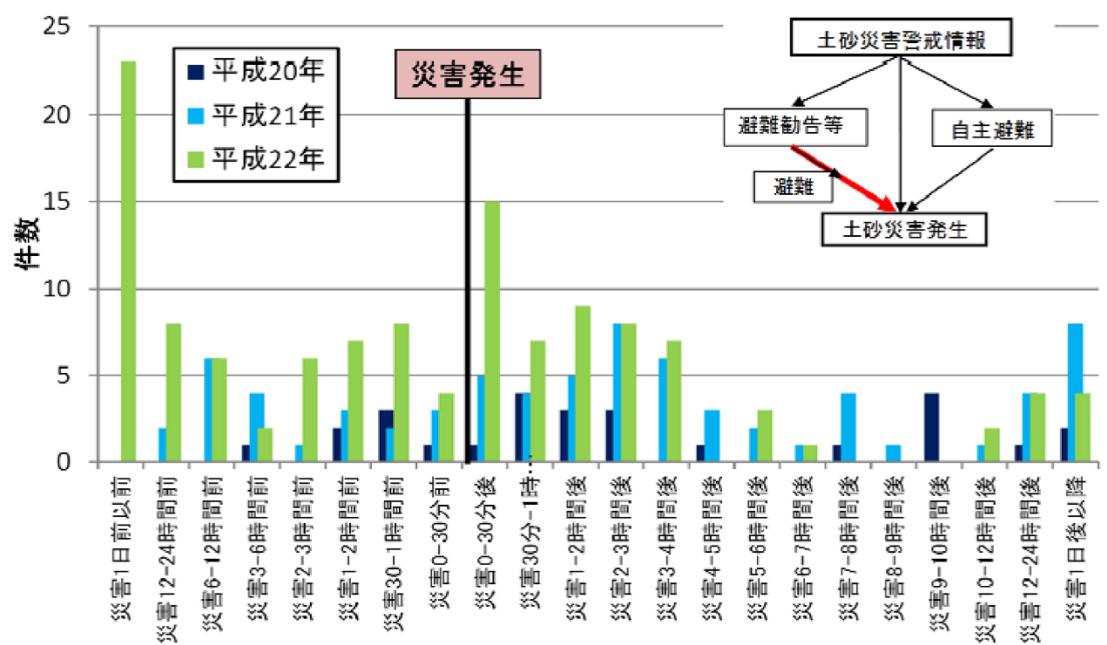


図 6: 避難勧告等発令と土砂災害発生の時間的関係

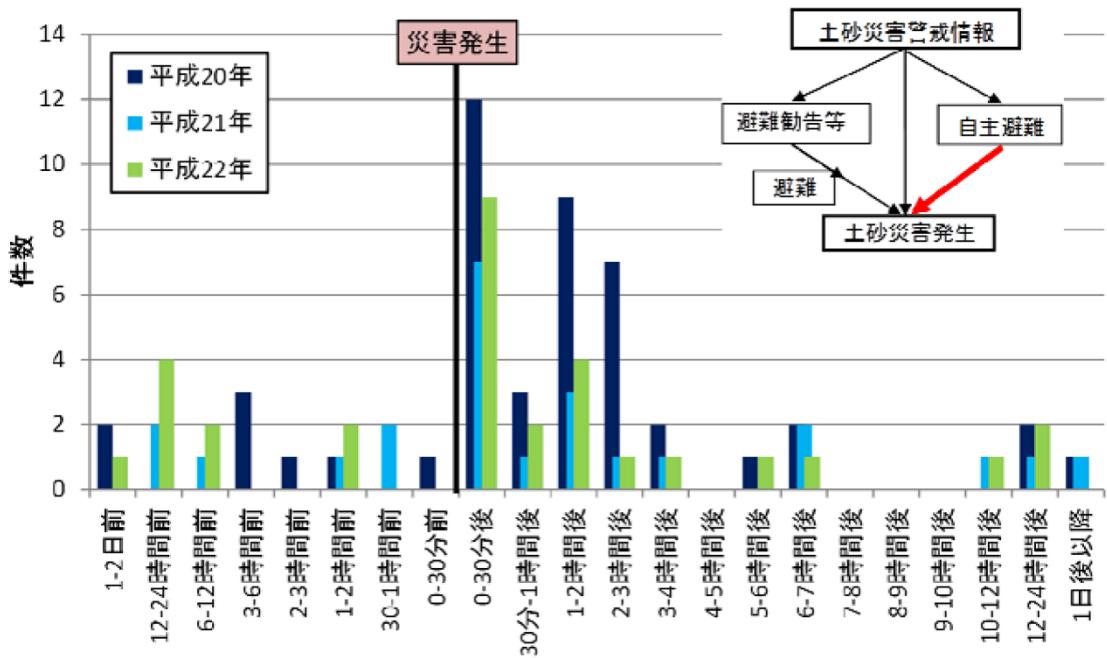


図 7: 自主避難と土砂災害発生の時間的関係

2.1.3 土砂災害に対する避難状況の現状

住民が大雨時に避難行動をとる際には、土砂災害警戒情報や避難勧告等の情報に加えて、大雨や周囲の異変等の状況、地震の避難能力（身体能力面）、避難場所までの距離・安全性、避難場所の安全性・快適性、自宅の安全性、過去の経験など、様々な要素をもとに、避難するか否かの判断を行っているものと思われる。

現在の避難の呼びかけに際しては、上記のような複数の多岐にわたる条件を評価しないまま、一律に避難を推奨しているが、実際には、大雨又は夜間に安全でない避難路を通って遠い避難場所まで移動することが、かえって危ないようなケースもあると思われる。

また、避難する意思はあっても危険な屋外へ出るリスクを冒すより、家にとどまることを選択しているケースや、避難したいが、お年寄りなど支援なしには避難が困難であるため、自ら支援を求めるなどをためらって避難を諦めているケースなどがあるものと思われる。

これら個人、世帯、地域ごとの避難行動を十分に把握・評価した上で避難行動モ

モデルを作成し、地域ごとに実現可能で少しでも安全な避難行動モデルを複数の選択肢から地域自らが選択できるような仕組みづくりが求められていると言える。

また、現在では、地域防災計画で指定された避難場所への避難が推奨されているが、指定避難場所が遠い場合や、安全性・快適性が十分でない場合もあり、実際に地区内の親戚・知人宅などに避難していると思われる事例も見られる。基本的に通常規模の土砂災害であれば、RC造又は鉄骨造の2階以上（特に谷川）に避難すれば安全である場合が多く、地区内の旅館、ホテル、観光施設、病院、福祉施設など、これまで指定されていない民間の建築物について、一時的な避難場所として指定するような取り組みを奨励することが必要である。これらの取り組みを進めるため、土砂の堆積範囲と家屋構造・被害との関係、人的被害との関係等について、現地調査を通じてさらに調査研究を進めていく必要がある。

土砂災害が発生すると「自分の住んでいる裏山が崩れるとは思っても見なかった」、「これまでこのような大雨でも災害は起きていないのでまさかと思った」、「ここだけは大丈夫だと思っていた」などの被災者の声がよく聞かれる。これは危険が迫っていても危険を認めようとしない心理、過去の経験にとらわれすぎて正しい判断ができない心理、根拠のない過信などが原因であり、心理的な要素が避難の判断に大きく作用しているとする研究事例が多く見られる。このような心理的な偏りを取り除き避難行動を促すための平常時におけるリスクコミュニケーション、防災教育の促進、切迫感のある情報提供のあり方などの検討が必要である。

現在、土砂災害警戒情報が土砂災害に関する最も一般的な警戒避難情報であるが、同情報だけをもとに自主的に避難行動を決定し住民はほとんどいないという調査結果がある。実際には土砂災害が近くで発生し始めること、斜面のただならぬ変化を感じたこと等が自主避難を判断した理由として上位を占めている。土砂災害警戒情報は、年平均で1000回発表されているが（表1より）、個々の斜面で見れば空振りとなることも多いため、土砂災害警戒情報の提供にあわせて、周辺の災害発生状況や前兆現象を警戒避難情報に取り入れる仕組みづくりが求められている。次に、本研究で着目した「土砂災害の前兆現象」について詳しく述べる。

2.2 災害発生前の前兆現象について

2.2.1 前兆現象の種類

土砂災害発生前には、様々な前兆現象が見られることがある。以下の表2にまとめる。

表2より、土砂災害の前兆現象は、土砂災害の種類別（土石流、地すべり、がけ崩れ）に異なっていることがわかる。理由としては、土石流、地すべり、がけ崩れの発生原因、また、それぞれ発生するまでのプロセスが異なっているためである。発生原因については2.1章で記したとおりである。発生するまでのプロセスに関しては次に詳しく述べる。

表2: 土砂災害と前兆現象の分類

五感	移動主体	土石流	地すべり	がけ崩れ
視覚	山・斜面・がけ	<ul style="list-style-type: none"> ・溪流付近の斜面が崩れだす ・落石が生じる 	<ul style="list-style-type: none"> ・地面にひび割れができる ・地面の一部が落ち込んだり盛り上がったりする 	<ul style="list-style-type: none"> ・がけに割れ目がみえる ・がけから小石がパラパラと落ちる ・斜面がはらみだす
	水	<ul style="list-style-type: none"> ・急に川の水が濁る ・雨が降り続いているのに川の水位が下がる 	<ul style="list-style-type: none"> ・沢や井戸の水が濁る ・斜面から水が噴き出す ・池や沼の水かさが急減する 	<ul style="list-style-type: none"> ・表面流が生じる ・がけから水が噴き出す ・湧水が濁りだす
	樹木	<ul style="list-style-type: none"> ・濁水に流木が混じりだす 	<ul style="list-style-type: none"> ・樹木が傾く 	<ul style="list-style-type: none"> ・樹木が傾く
	その他		<ul style="list-style-type: none"> ・家や擁壁に亀裂が入る ・擁壁や電柱が傾く 	
聴覚		<ul style="list-style-type: none"> ・地鳴りがする ・山鳴りがする 	<ul style="list-style-type: none"> ・樹木の根が切れる音がする 	<ul style="list-style-type: none"> ・樹木の根が切れる音がする ・樹木の揺れる音がする ・山鳴りがする
嗅覚		<ul style="list-style-type: none"> ・腐った土のにおいがする 		

2.2.2 土砂災害発生までのプロセス

どのようにして土砂災害（土石流，地すべり，がけ崩れ）が発生しているかを物理的気候や前兆現象を踏まえながら表3～5にそのプロセスを説明する。

表3より、土石流とは主に、多量または集中的な降雨によって、渓流付近の斜面の表層土が流動化して渓流に流入することにより発生していることがわかる。前兆現象として、地下水位の上昇や表面流の発生、流水の濁りや渓流水位の激減等が挙げられる。

表3: 土砂災害発生までのプロセスと前兆現象（土石流）

場所	発生までのプロセス	物理的機構	前兆現象
渓流付近の斜面	・多量な降雨	・飽和状態の進行（不飽和 飽和）	・地下水位の上昇
	・集中的な降雨	・浸透能を超える降雨	・表面流の発生 渓流への流入
	（斜面の不安定化の進行）	・間隙水圧の上昇 ・新たなあるいは過剰な地下水の供給 ・せん断抵抗力の低下	・渓流付近の斜面の崩れだし、落石
	・表層度の流動化	・崩壊土と斜面との間で摩擦（音の発生） ・表層土のかく乱、樹木の倒壊	・地鳴り、山鳴り ・土臭いにおい
渓流	・渓流への流入	・土壤粒子、樹木の流水への混入	・流水の濁り ・流木の発生
	・渓流への堆積（天然ダムの形成）	・流水の貯留	・水位の激減
	・天然ダムの決壊 ・堆積土の流動化	・越流 ・パイピング ・土石流が流下する音	・急激な濁り、流木の混入 ・流木の混入 ・渓流内での火花
	・土石流の発生	・渓流内で石同士や木の衝突	・地鳴り、山鳴り ・焦げ臭いにおい

表4: 土砂災害発生までのプロセスと前兆現象（地すべり）

場所	発生までのプロセス	物理的機構	前兆現象
斜面	<ul style="list-style-type: none"> ・地下水位を上昇させる水の供給 ・土塊の不安定化の進行 ・土塊の移動 ゆっくりした移動 	<ul style="list-style-type: none"> ・間隙水圧の上昇 ・せん断抵抗力の低下 ・安全率の低下 ($F_s < 1$) により、土塊が移動を開始 	<ul style="list-style-type: none"> (・地下水位の上昇) ・湧水量の増加 ・新たな湧水の発生 (地面からの水の吹き出し) ・湧水の枯渇 ・井戸水の濁り ・池や沼の水かさの急変 ・亀裂や段差の発生・拡大 ・斜面、構造物のはらみだし、傾き ・落石や小崩壊の発生 ・構造物のクラックの発生 ・根の切れる音 ・樹木の傾き
	急速な移動		<ul style="list-style-type: none"> ・地面の振動 ・地鳴り、山鳴りの発生

表4より、地すべりとは主に、地下水位を上昇させる水の供給によって土塊の不安定化が進行し、その土塊が移動することによって発生していることがわかる。前兆現象として、湧水の増加や発生、井戸水の濁りや地面の振動等が挙げられる。

表 5: 土砂災害発生までのプロセスと前兆現象（がけ崩れ）

場所	発生までのプロセス	物理的機構	前兆現象
斜面	・多量な降雨 ・強度な降雨	・飽和状態の進行 不飽和 飽和	・表面流の発生 ・沢の水の濁り
	・土塊の不安定化の進行	・地下水位の上昇 ・間隙水圧の上昇 ・せん断抵抗力の低下 ・微小な斜面変位	・新たな湧水の発生 ・湧水の濁り ・小石が斜面からパラパラ落下 ・斜面のはらみ ・亀裂の発生 ・倒木
	・がけ崩れの発生	・安全率の低下 ($F_s < 1$) による土塊の移動	・地鳴り, 山鳴りの発生

表 5 より、がけ崩れとは主に、多量または強度な降雨によって、土塊の不安定化が進行し発生していることがわかる。前兆現象として、表面流の発生や沢の水の濁り、湧き水の濁りや亀裂の発生等が挙げられる。

以上より、3つの土砂災害（土石流、地すべり、がけ崩れ）の前兆現象に共通していることは「水（湧き水、渓流）に関する変化（濁り、水量の増減）」であることがわかった [11]。

2.2.3 前兆現象と時間的切迫性

前兆現象は発生直前から数時間、時によっては数日前から認められることもある。表6には、前兆現象確認時刻および災害発生時刻が既知の52件の土石流を対象に、各前兆現象の確認時刻と災害発生時間との関係を示す。

表6: 土石流災害箇所において確認された前兆現象と確認時刻の関係 [3]

時間(分)	直前	1~30分前	~1時間前	~2時間前	~3時間前	3時間~	総数
斜面の湧水、表面流の発生	9	9	7	6	3	3	9
小石がパラパラ落ちる	5	5	5	5	4	4	5
河川水位の上昇	14	13	10	9	4	2	14
渓流内で転石がぶつかり合う音	17	17	12	11	8	5	17
流水の異常な濁り	15	15	11	8	7	5	15
水の溢れ(溢水、浸水、冠水)	19	18	13	7	4	1	19
土臭いにおい	6	6	4	2	2	2	6
斜面のはらみだし、亀裂の発生	8	7	3	3	1	1	8
土砂流出	6	4	4	2	1	0	6
流木、倒木の発生	13	11	6	6	4	4	13
水位の激減	11	7	4	3	3	2	11
地鳴り	28	16	8	4	2	2	28
渓流付近の斜面崩壊	2	2	2	0	0	0	2
渓流内の火花	1	0	0	0	0	0	1
合計							154

これより、前兆現象が確認された時刻と災害発生時刻の関係は、下記に示す3パターンに分類できる。

- 早期の段階で住民に発見される現象(3時間以上前から確認される)
「渓流内で転石がぶつかり合う音」、「小石がぱらぱら落ちる」等
- 時間の経過とともに発見数が増加する現象(1時間前から多くなる)
「流水の異常な濁り」、「水の濁り」等
- 災害発生直前で発見される現象(30分前頃から多くなる)
「流木、倒木の発生」、「水位の激減」等

表7は、表6を前兆現象を確認した住民の割合を「3時間前～」、「～3時間前」、「～2時間前」等の順に確認時間毎に積算しそれぞれ百分率で示したものである。

表7: 前兆現象確認時刻の割合の累計値 [3]

時間(分)	直前	1~30分前	~1時間前	~2時間前	~3時間前	3時間~
斜面の湧水、表面流の発生	100%	100%	78%	67%	33%	33%
小石がパラパラ落ちる	100%	100%	100%	100%	80%	80%
河川水位の上昇	100%	93%	71%	64%	29%	14%
渓流内で転石がぶつかり合う音	100%	100%	71%	65%	47%	29%
流水の異常な濁り	100%	100%	73%	53%	47%	33%
水の溢れ(溢水、浸水、冠水)	100%	95%	68%	37%	21%	5%
土臭いにおい	100%	100%	67%	33%	33%	33%
斜面のはらみだし、亀裂の発生	100%	88%	38%	38%	13%	13%
土砂流出	100%	67%	67%	33%	17%	0%
流木・倒木の発生	100%	85%	46%	46%	31%	31%
水位の激減	100%	64%	36%	27%	27%	18%
地鳴り	100%	57%	29%	14%	7%	7%
渓流付近の斜面崩壊	100%	100%	100%	0%		
渓流内の火花	100%	0%				

70%以上の住民が気付いた段階は、土石流に直結する多くの前兆現象が確認されており土石流の発生が切迫した段階であると考えられる。時間的余裕をもった段階的な警戒避難の行動をとることを考慮すると、25%以上の住民が前兆現象を発見した段階が、早めの警戒避難に必要であると考えた。発見した割合として25%以上に着目すると、発災までの時間区分により現れる前兆現象は次の通りに分類できる。

1. 発災1時間前まで(例えば避難指示に活用)
「渓流内の火花」、「水位の激減」、「地鳴り」、「渓流付近の斜面崩壊」
2. 発災前1~2時間(例えば避難勧告に活用)
「水の溢れ」、「斜面のはらみだし、亀裂の発生」、「土砂流出」
3. 発災2時間以上前(例えば避難準備情報に活用)
「河川水位の上昇」、「渓流内の転石の音」、「流水の濁り」、
「流木・倒木の発生」、「小石がパラパラ落ちる」、
「斜面の湧水、表面流の発生」、「土臭いにおい」[3]

2.3 置込みニューラルネット (CNN)

置込みニューラルネット (Convolutional Neural Network) は、主に画像認識に応用される順伝播型ネットワークの一種である。現在、置込みニューラルネットは画像認識の問題全般に対する最も重要な技術に位置付けられている。

置込みの定義として画像サイズを $W \times W$ 画素とし、画素をインデックス (i, j) ($i = 0, \dots, W - 1, j = 0, \dots, W - 1$) で表す。画素値を x_{ij} と書き、負の値を含む実数値とする。そして、フィルタと呼ぶサイズの小さい画像を考え、そのサイズ $H \times H$ 画素とする。フィルタの画素はインデックス (p, q) ($p = 0, \dots, H - 1, q = 0, \dots, H - 1$) で表す。画素値を h_{pq} と書き、任意の実数値をとる。画像の置込みとは、画像とフィルタ間で定義される下記の積和計算で表す。

$$u_{ij} = \sum_{p=0}^{H-1} \sum_{q=0}^{H-1} x_{i+p, j+q} h_{pq}$$

画像の置込みはフィルタの濃淡パターンと類似した濃淡パターンが入力画像上のどこにあるかを検出する働きがある。つまり、フィルタが表す特徴的な濃淡構造を画像から抽出する働きがある [6]。

出力層 L の各ユニット $k (= 1, \dots, K)$ の総入力は、1つ下の層 $L - 1$ の出力を元に $u_k^{(L)}$ と与えられ、出力層の k 番目のユニットの出力は

$$y_k = \frac{\exp(u_k^{(L)})}{\sum_{j=1}^K \exp(u_j^{(L)})}$$

と表せる（ただし出力 y_1, \dots, y_K は、総和がいつも 1 になる ($\sum_{k=1}^K y_k = 1$)）。この関数はソフトマックス関数と呼ばれる。

クラスを C_1, \dots, C_K と表すとき、出力層のユニット k の出力 $y_k (= z_k^{(L)})$ は、与えられた入力 x がクラス C_k に属する確率を表すものと解釈する。

$$p(C_k | x) = y_k = z_k^{(L)}$$

そして、入力 x をこの確率が最大になるクラスに分類する [6]。

3 先行研究

3.1 概要

先行研究 [5] は、土砂災害の前兆現象の一つである「降雨が続くにもかかわらず川の水位が低下する」現象に着目した。監視カメラによる河川の画像を図 8 のように分割し、分割した画像が水面かどうかを畳込みニューラルネットによって判別し、水面と判別された画像の割合によって水位の変動を推定した。水位変動が大きい河川の画像を学習画像として用いて、深層学習を用いた水位変動と実際の水位変動との相関を評価した。

3.2 画像の分割とラベル付け

撮影された河川の画像を、5列×5枚に分割する。続いて、分割した画像を以下に示す3つのクラスに分類してラベル付けを行った。例として、図 8 に分割とラベル付けを行った例を示す。

- ・ 「水面」：水面が写っている画像
- ・ 「壁面」：壁面が写っている画像
- ・ 「その他」：測定ポールや水面と壁面の両方が含まれる画像

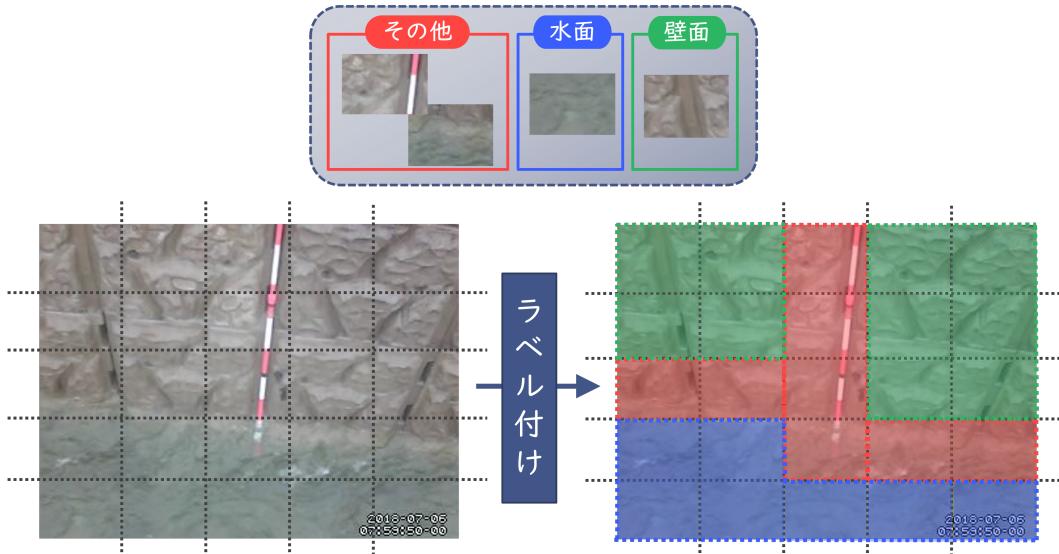


図 8: 切抜画像の生成

3.3 相関係数による評価

クラス分けされた各切抜画像に対して畳込みニューラルネットで学習と分類を行つた際に「水面」クラスと判別された画像の割合から求めた推定値と，測定ポールを参考にした目視の測定値の相関を相関係数を用いて評価した。結果は表 8 の通りとなった。なお、「水面」，「壁面」と「その他」の 3 つのクラスで学習と分類を行つた結果を先行 3 分類とし，「その他」を除いた 2 つのクラスで学習・分類を行つた結果を先行 2 分類とした。

表 8: 推定値と測定値の相関 [5]

クラス	相関係数
先行 3 分類	0.808
先行 2 分類	0.528

4 提案手法

4.1 概要

本研究では、先行研究[4][5]に引き続き、土砂災害の前兆現象の一つである「降雨が続くにもかかわらず川の水位が低下する」現象に着目する。

先行研究[5]では監視カメラによる河川の画像を $5\text{列} \times 5\text{枚}$ に分割し、分割した画像が水面かどうかを畳込みニューラルネットによって判別し、水面と判別された画像の割合によって水位の変動を推定した。しかし、先行研究の手法では、「水位が一定以上の変化を示さなければ、推定される水面の割合が変わらない」ことで、細かな水位変化の推定が難しい問題があった。

本研究では、同じ前兆現象に着目し、同様に撮影された河川の画像を縦方向にさらに細かく画像を切り抜くことで、小さな水位変化であっても反映できる手法を提案することを目的とする。

提案手法では、まず撮影された河川の画像に対して図9の通り、画像1枚あたり $4\text{列} \times 25\text{枚}$ 、計100枚となるように画像を切り抜く（以後、切抜画像と呼称する）。続いて、切抜画像を以下に示す3つのクラスに分類して正解ラベルを振り分ける。

- ・ 「水面」：水面が写っている画像
- ・ 「壁面」：壁面が写っている画像
- ・ 「その他」：水面と壁面の両方が含まれる画像

クラス分けされた各切抜画像に対して、畳込みニューラルネットで学習と分類を行った際にソフトマックス関数で算出された「水面」クラスのソフトマックス値と、元の河川の画像における縦の座標値を用いて、河川の水位を推定した。

4.2 切抜画像の生成

本研究で取り扱う河川の画像は、監視カメラを川岸に設置し、もう一方の川岸に向かって撮影された画像である。撮影される川の画像の大きさは幅 320 × 高さ 240 pixel である。この川の画像の幅を 5 等分（幅 64 × 高さ 240 pixel）になるように切り分ける。そのうち、測定ポールを含む中央の列は一般には存在しないため、除外を行う。残った各 4 列に対して、高さを元の川の画像を 5 等分した大きさ（各 48 pixel）となるように、幅 64 × 高さ 48 pixel の画像を縦に 8 pixel ずつ移動させて、最下段まで切り抜く（図 9）。

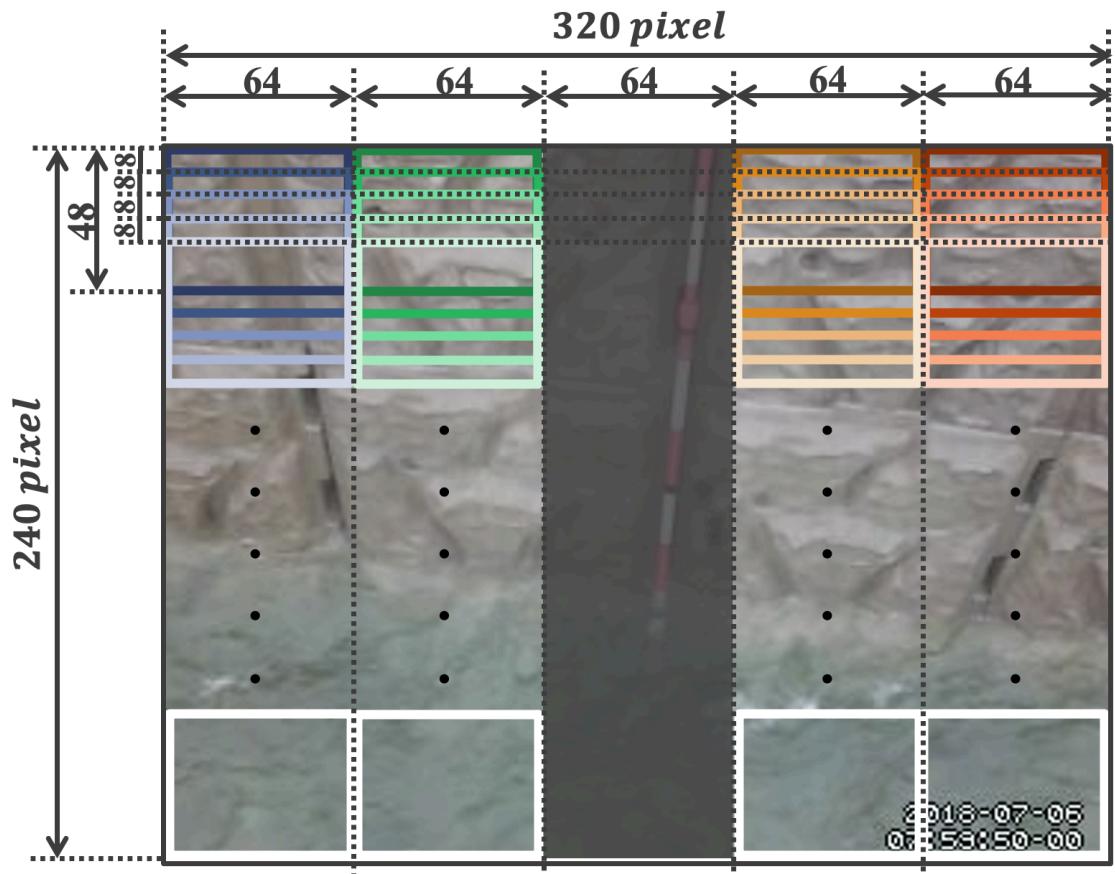


図 9: 切抜画像の生成

4.3 水位の推定方法

4.2 節で生成した切抜画像を用いて河川の水位を推定する。各切抜画像に対して、畳込みニューラルネットで学習と分類を行った際にソフトマックス関数で算出された「水面」クラスのソフトマックス値 S_{water} と、元の河川の画像における縦の座標値 y を用いて、河川の水位を推定した。このとき、水位の推定値 E は、元画像から n 枚の切抜画像が得られたとき、以下の式(1)で算出した。

$$E = \frac{\sum_n y S_{water}}{\sum_n S_{water}} \quad (1)$$

例として、水位の推定値を算出する流れを図 10 で説明する。なお、説明の際はわかりやすいように、簡略した 5 列 × 5 枚で切り抜いた場合について考える。まず、中央の列は測定ポールを含んでいるため除外する。続いて、各切抜画像を分類し、「水面」クラスに属する確率に相当する、ソフトマックス値を算出する（切抜画像内の数値）。また、元の河川の画像における、各切抜画像の上辺と下辺の高さを二分する高さの座標値を求める。最後に、式(1)に数値を代入することで水位の推定値を算出する。例の場合、水位の推定値 $E = 190.8$ である。このとき、壁面と水面の境界線は図 10 の白線の部分であるが、水位の推定値は、画像中における水面の面積の半分にする縦の座標値に相当する。例で求めた水位の推定値にしたがって、縦の座標値波線の矢印を引くと、水面の面積をおよそ半分にする位置に求まっていることがわかる。

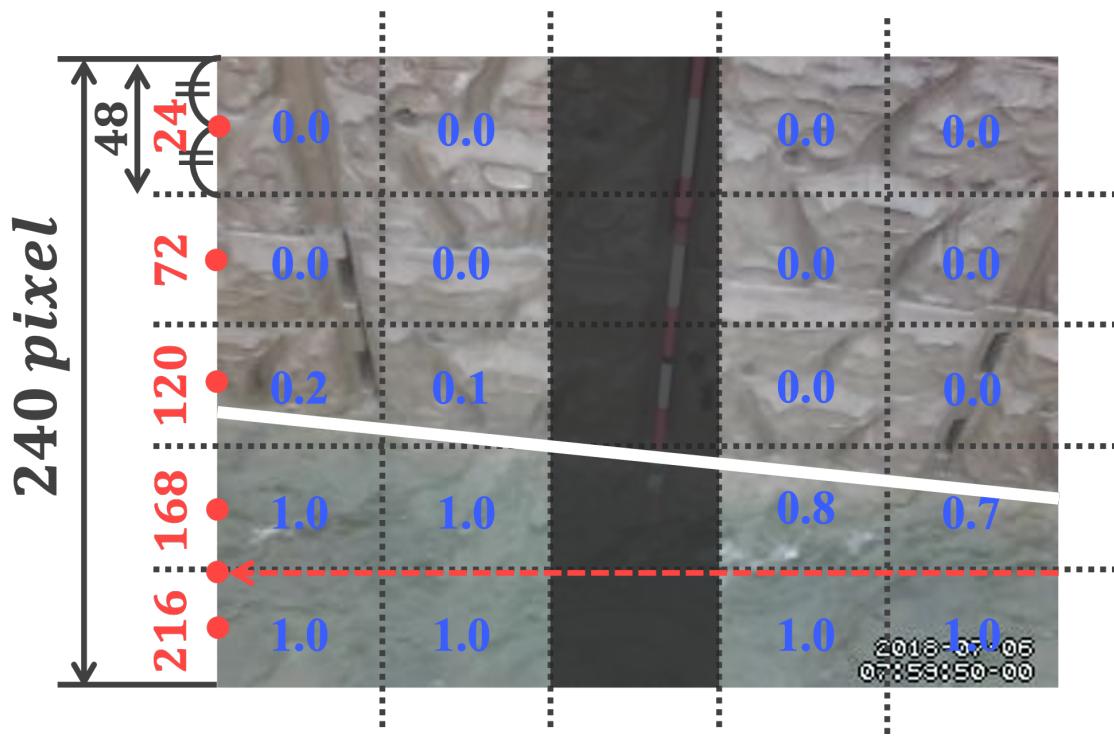


図 10: 推定値算出の流れ

5 評価実験

「目視で計測した実際の水位変化」と「深層学習で推定した水位変化」の相関関係を評価することで、画像判別による深層学習を用いた水位変化の推定の有用性を示す。また、提案手法と先行研究の手法の結果を比較することで本手法の有効性を示す。

河川の画像として、本学情報工学科モニタリングネットワーク研究室にて運用中の広島市安佐北区三入地区桐原川の監視システムにおいて撮影された図11のようなカメラ画像を使用した。なお、監視カメラの画像は5秒ごとに収集されている。



図 11: 桐原川の監視カメラ画像

5.1 学習モデルの構築と評価

学習モデルに投入する切抜画像の枚数を変化させて再現率と正解率で評価することで、適切に学習するために必要な切抜画像数を調査した。

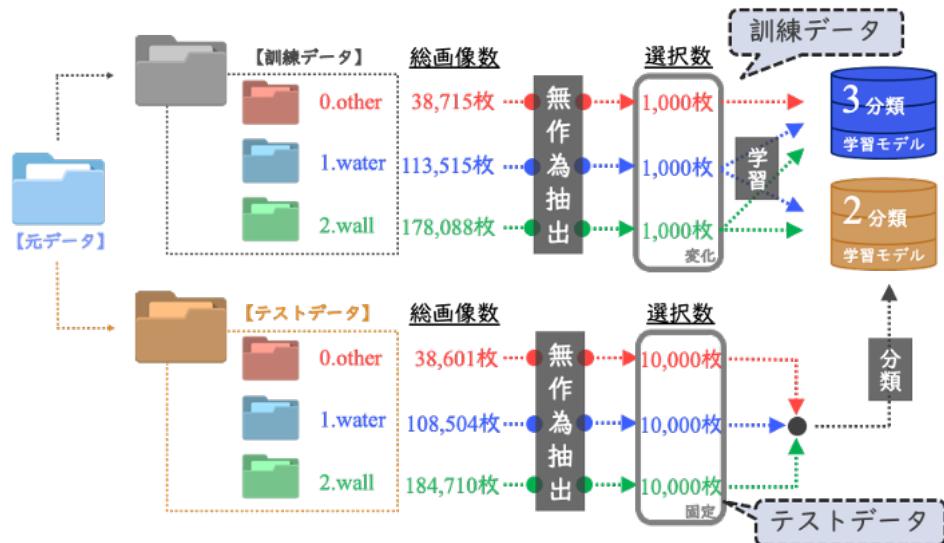


図 12: 学習モデルの構築

図 12 のように、2018 年 7 月 6 日の 7:00 から 18:59 までの画像を重複しないように訓練用データとテストデータに分ける。次に、各データの画像に対して本手法を用いることで、画像 1 枚あたり 4 列 × 25 枚、計 100 枚の切抜画像に変換する。この切抜画像を、以下に示す 3 つのクラスに分類してラベル付けを行う。

- ・ 「水面」：水面が写っている画像
- ・ 「壁面」：壁面が写っている画像
- ・ 「その他」：水面と壁面の両方が含まれる画像

また、学習モデルを構築する際は、モデルに投入するクラス数が異なる、以下の 2 種類に分けて実験を行う。

- ・ 2 分類学習モデル：「水面」・「壁面」で構築
- ・ 3 分類学習モデル：「水面」・「壁面」・「その他」で構築

訓練用データから、各クラス任意の枚数を無作為抽出して、学習モデルを構築した。本実験では、学習に利用する各クラスの枚数を変え、構築した 2 種類の学習モデルを再現率と正解率で評価を行った。

まず，再現率によって評価を行った．各クラスの切抜画像の枚数を 100 枚から 2000 枚まで，100 枚刻みで変化させて学習モデルを構築した．その後，2 分類学習モデルと 3 分類学習モデルに対して，学習に含まれないテストデータで分類を行った．このとき，分類に用いたテストデータは，各クラスから無作為抽出した 10,000 枚のデータとした．このとき，各クラスの再現率は「水面」，「壁面」，「その他」の順に図 13 から図 15 の通りとなった．続いて，正解率で評価した．同様にして，2 種類の学習モデルに，同じく無作為に抽出したテストデータで分類を行った．算出された正解率の結果を図 16 に示す．

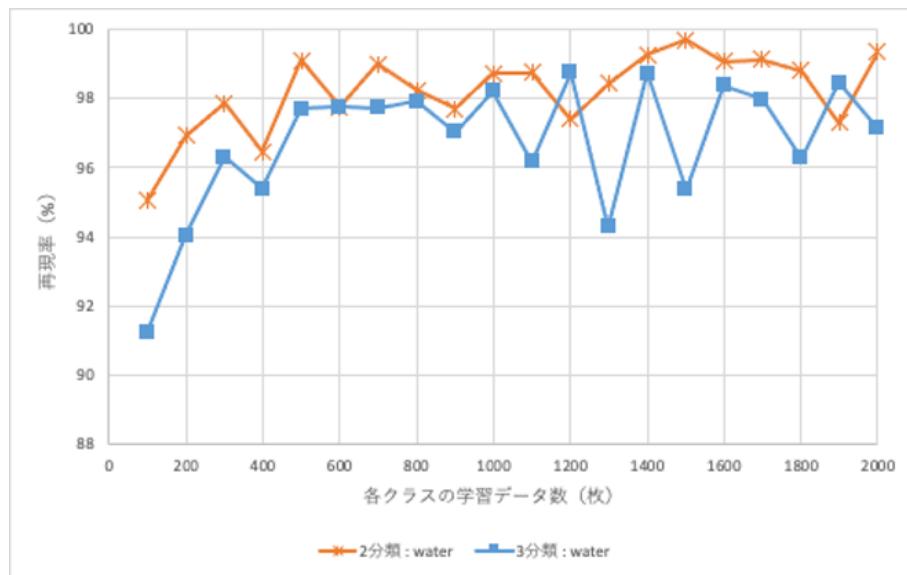


図 13: 「水面」クラスの再現率の推移

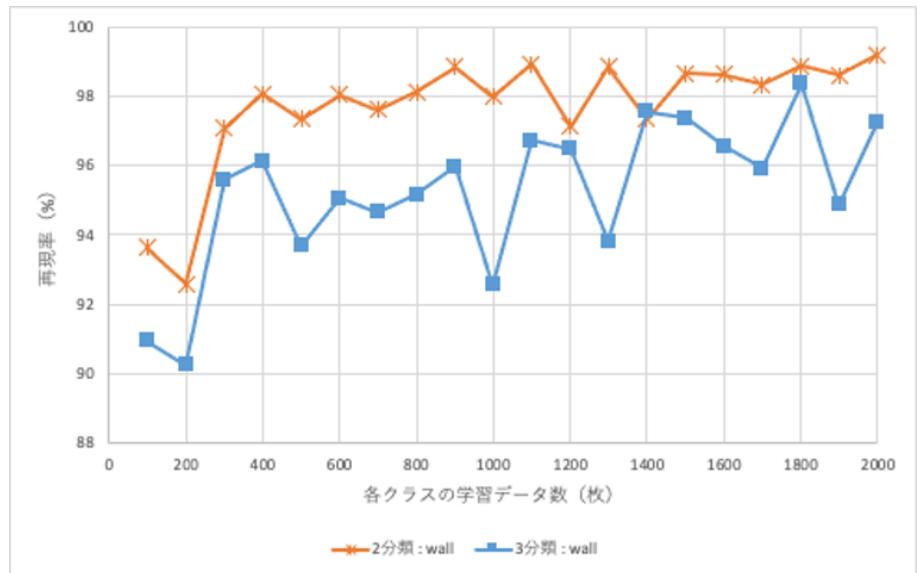


図 14: 「壁面」クラスの再現率の推移

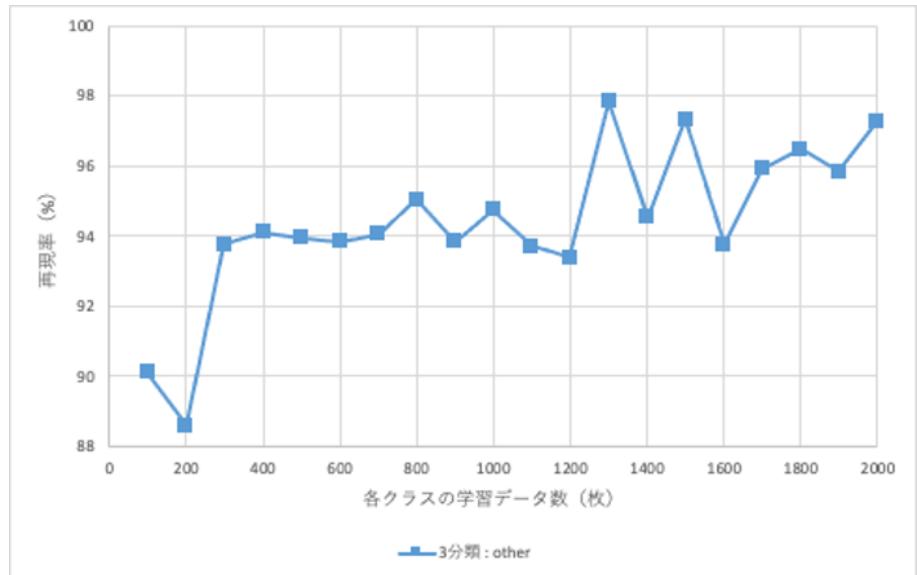


図 15: 「その他」クラスの再現率の推移

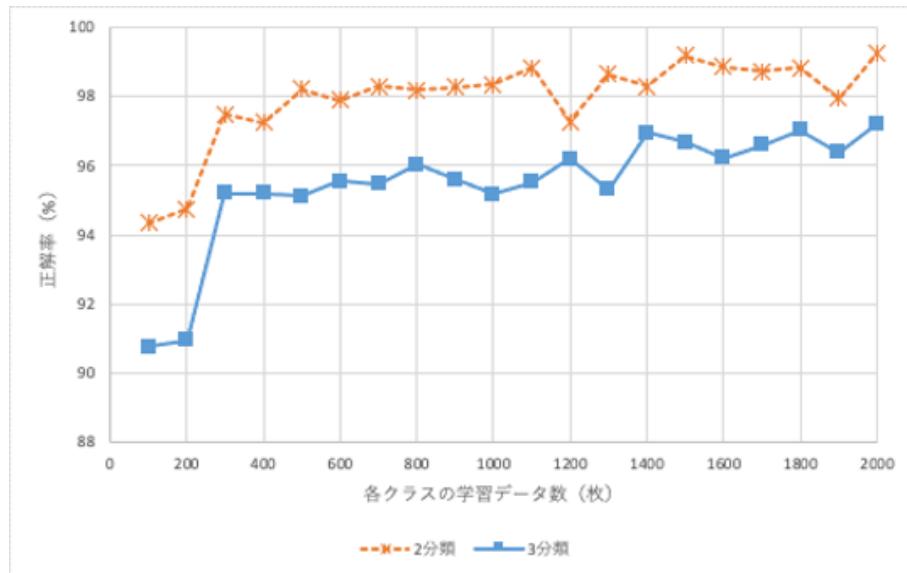


図 16: 正解率の推移

5.2 推定値と測定値の相関

2種類の学習モデルで求まった「深層学習で推定した水位変化」と「目視で計測した実際の水位変化」の相関を相関係数で評価した。なお、「目視で計測した実際の水位変化」は、測定ポールを参考にして、10分間隔で観測した水位に対して線形補間を行ったものである。

本手法と先行研究の手法 [5] に対し、2種類の学習モデルで推定したとき、測定値との相関は表9の通りとなった。また、測定値と比較した結果を図17から図20に示す。

表 9: 手法と学習モデルの種類ごとの相関関係

	2分類学習モデル	3分類学習モデル
本研究	0.956	0.930
先行研究	0.824	0.883

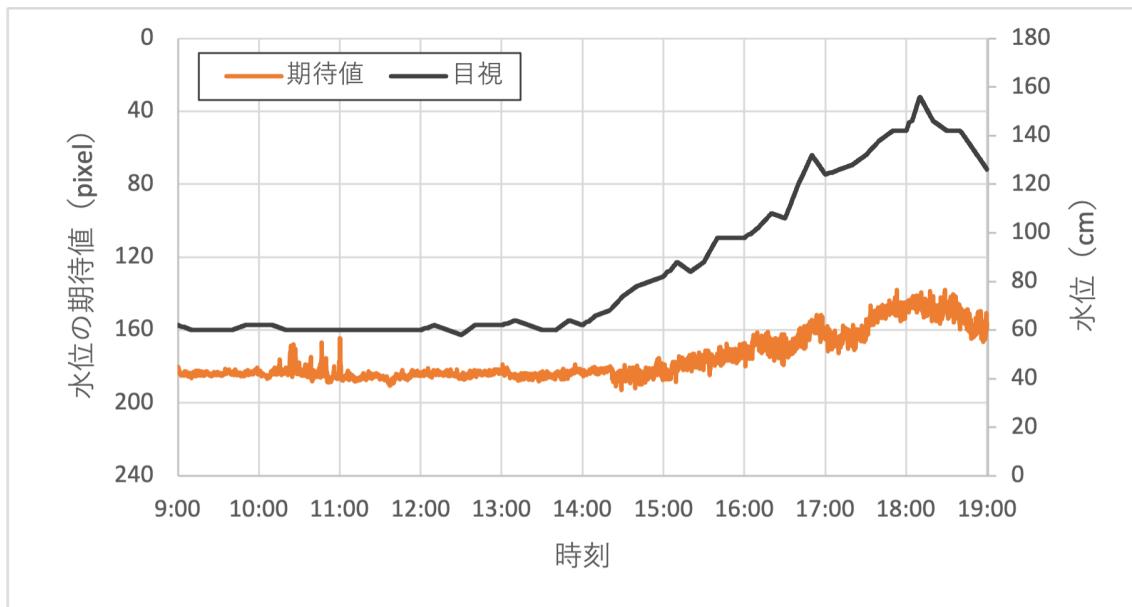


図 17: 本手法 : 2 分類学習モデルの推定結果

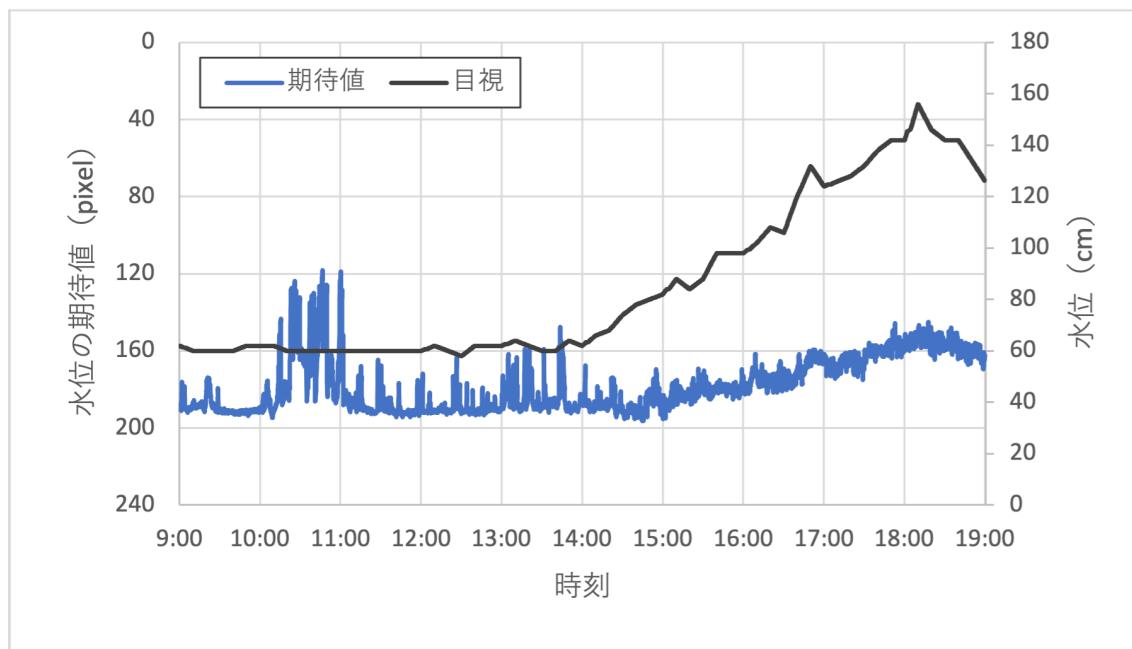


図 18: 本手法 : 3 分類学習モデルの推定結果

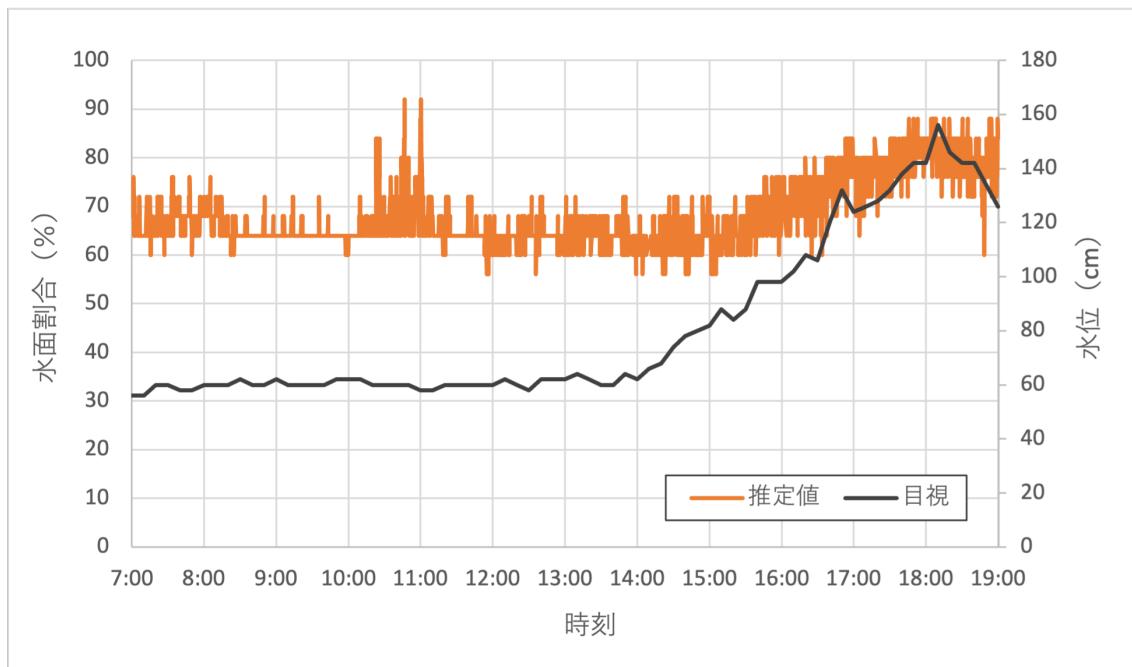


図 19: 先行研究の手法 : 2 分類学習モデルの推定結果

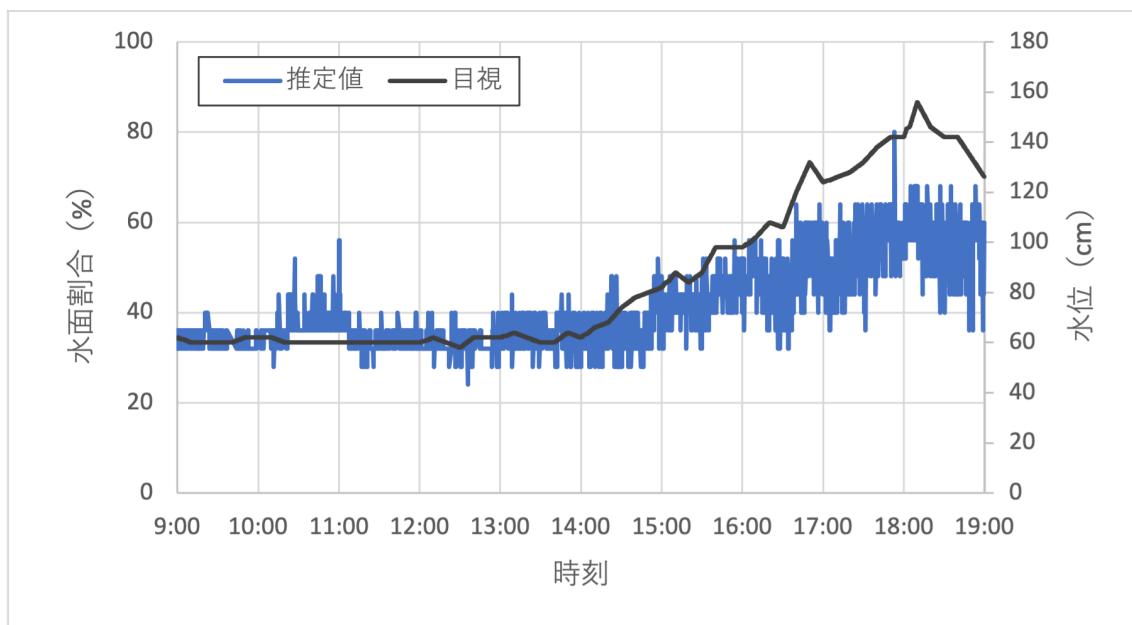


図 20: 先行研究の手法 : 3 分類学習モデルの推定結果

5.3 近似曲線を用いた水位変換

先行研究の手法や本研究の式(1)で求めた推定値は、画像上に映る水面の割合を表している。しかし、実際の運用を鑑みると、出力は水位である方が扱いやすい。そこで、推定値を近似曲線を用いて水位に変換した。

5.2節で測定値との相関がより高かった、先行研究の3分類学習モデルと本手法の2分類学習モデルの結果を用いた。それぞれの推定値と測定値から、推定値を水位に変換する近似曲線を求めた。各推定値を求めた近似曲線で水位に変換した結果は図21の通りとなった。また、変換した水位と測定値との相関と最小二乗誤差は表10であった。

表 10: 相関と最小二乗誤差

	相関係数	最小二乗誤差 (cm)
提案：2分類	0.957	8.8
先行：3分類	0.880	14.1

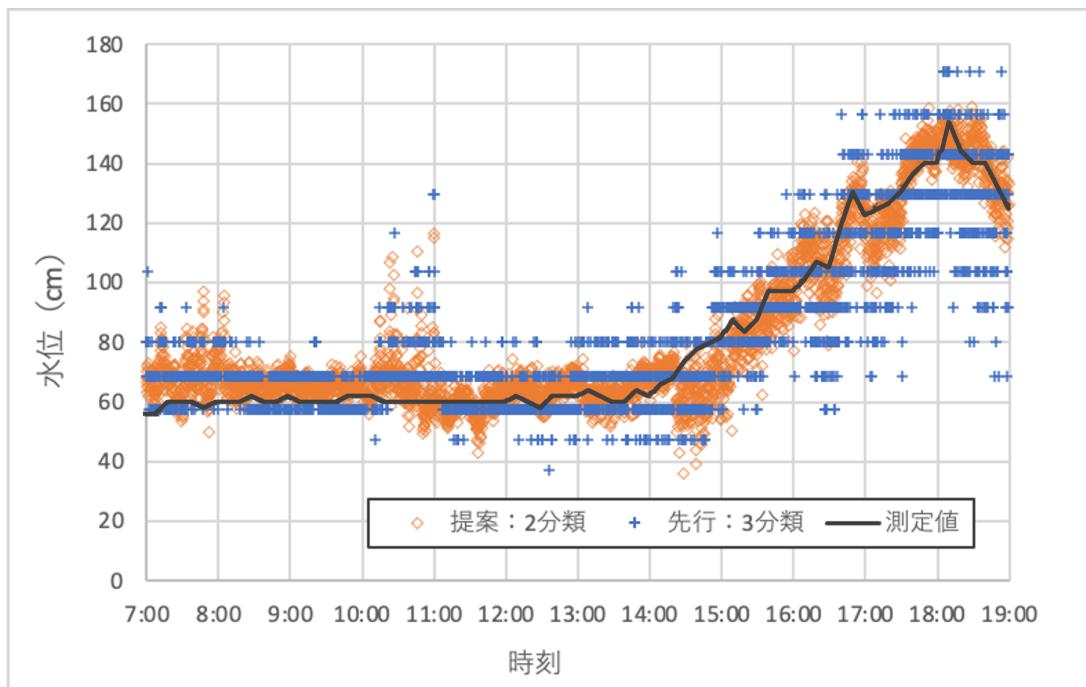


図 21: 近似曲線による補正結果

5.4 他日の分類と推定

2018年7月6日のデータで構築された学習モデルに対して、他日のデータで分類と推定を行う。

1.2節でも上述したように本研究の目的は、前兆現象の1つである「降雨が続くにもかかわらず川の水位が低下する」現象を捉えることである。したがって、同地点で河川の水位が下降している2018年7月7日をテストデータと選定し、5.3節でより相関が高かった本手法の2分類学習モデルを用いて分類と推定を行った。推定した結果は図22であり、相関係数は-0.897であった。

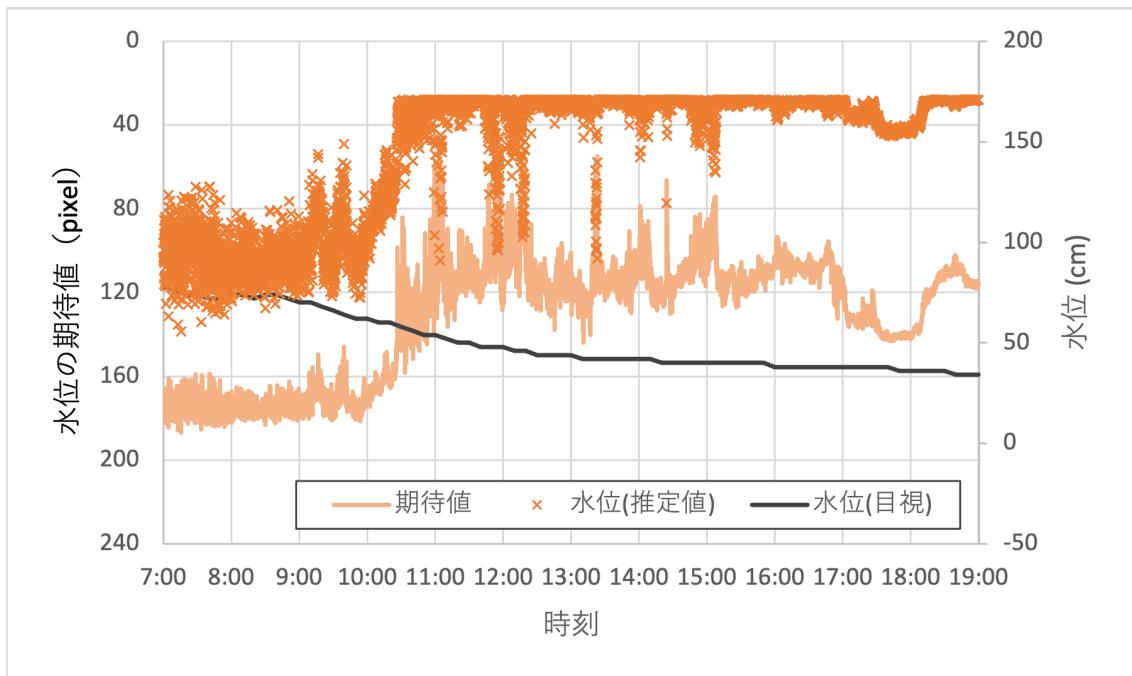


図22: 他日の分類と推定結果

5.5 学習データの輝度値変更と推定

2018年7月6日で構築した学習モデルと5.4節で用いたテストデータに含まれる切抜画像の平均輝度値の範囲を調査した結果を表11に示す。続いて、学習データに含まれる「壁面」クラスの平均輝度値の範囲を図23のように、テストデータと同じ範囲となるように変更を加えた。具体的には、データを平均輝度値の順に並べて10段階の画像群を作成し、この画像群を同様に10段階に区切ったテストデータの輝度値の範囲と同じ値にそれぞれ変更した。このように、輝度値を変更し、新しく生成した学習モデルで分類と推定を行った結果は図24であり、相関係数は0.210であった。

表 11: 学習データとテストデータの平均輝度値の範囲

	最大平均輝度値 (pixel)	最小平均輝度値 (pixel)
学習データ	169.6	96.9
テストデータ	192.4	90.5

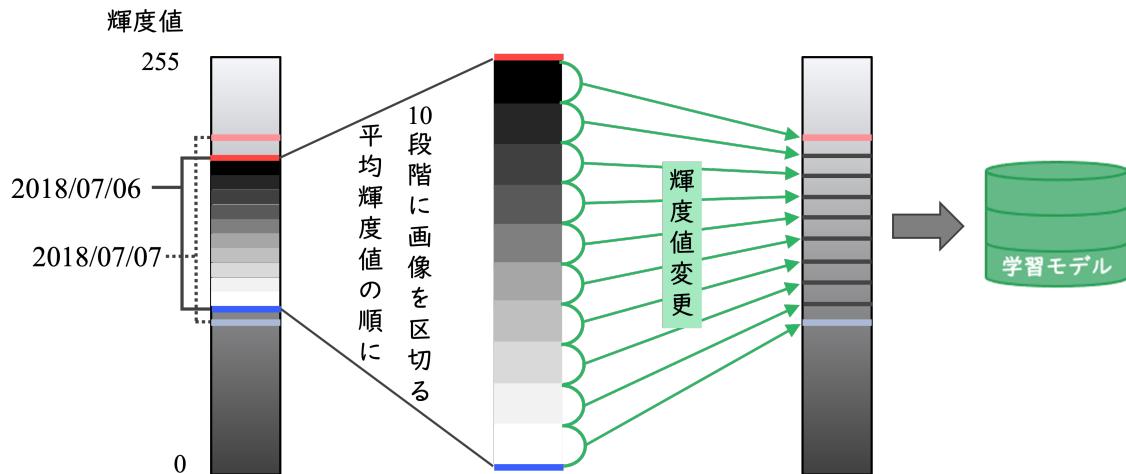


図 23: 段階的な輝度値変更方法

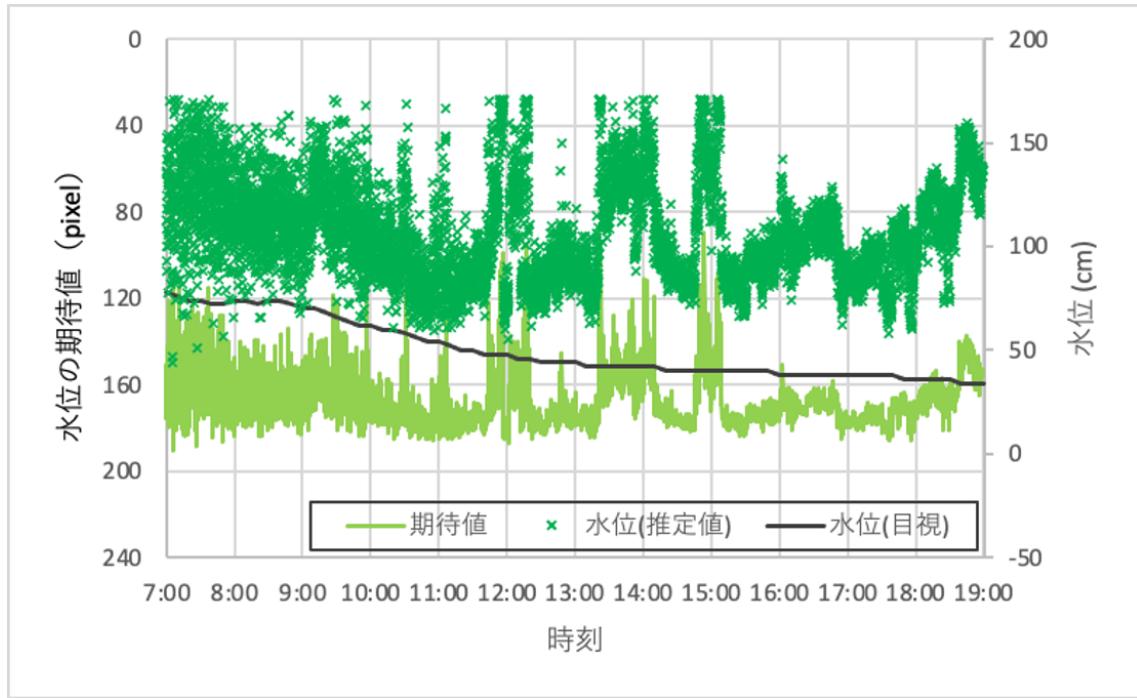


図 24: 他日の分類と推定結果

6 考察

5.1 節では、学習モデルを構築する最適な学習データ枚数を再現率と正解率の観点から調査した。再現率は図 13 から図 15 より、「水面」クラスでは 500 枚、「壁面」と「その他」クラスでは 1500 枚以上で、再現率は横ばいとなっていることが確認できた。正解率は図 16 より、1500 枚以上で十分であると考えられる。したがって、学習に利用する各クラスの訓練データ数は最低でも 1,500 枚以上必要であるといえる。

5.2 節では、2種類の学習モデルで求まった「深層学習で推定した水位変化」と「目視で計測した実際の水位変化」を先行研究の手法の結果と比較した。表 9 より、2 分類や 3 分類といった学習モデルの分類方法に関わらず、本研究の手法を用いた場合の方が、測定値との相関が高くなった。また、総じて相関が高かったのは、2 分類学習モデルで本研究の手法を用いた場合であった。

5.3 節では、5.2 節で手法ごとに相関が高かった種類の学習モデルで、近似曲線を求め、推定値を水位に変換した。表 10 より、先行研究の手法と比べて、本手法を用いた方が相関が高く、最小二乗誤差は小さくなった。

5.4 節では、他日のデータを構築した学習モデルで分類し、5.3 節で求めた近似曲線を用いて水位の推定を行った。図 22 より、元々の推定ができていないことで、近似曲線で補正した結果も誤っていることがわかった。テストデータでは雨が止み壁面が乾燥したことで、一部の壁面の輝度値が上がり、学習データには存在しないような特徴が見られたことが原因だと考えられた。

5.5 節では、5.4 節の結果を受けて、学習データに含まれる「壁面」クラスの輝度値を他日のテストデータに近づけたときに推定の精度が改良するかどうかを調査した。表 11 より、学習データの「壁面」クラスの平均輝度値はテストデータと比較して、最大の平均輝度値は小さく、最小の平均輝度値は大きかった。この結果から、図 23 のように学習データを、平均輝度値の範囲をテストデータと同じ値に拡張したデータに変更して新たな学習モデルを構築した。求めた推定値と測定値の相関は相関係数より、5.4 節の輝度値変更前の学習モデルを用いた場合よりも高くなっていることが確認できたが、図 24 より、分類にはらつきがある点や局所的に推定値が大きくなっている箇所が見受けられた。

7 まとめ

本研究では、撮影された川の画像に深層学習を用いて、川の小さな水位変化であっても反映できる手法を提案した。2種類の学習モデルで本手法と先行研究の手法で水位を推定し、目視で測定した水位との相関を相関係数を利用して評価を行った。その結果、本手法を用いて2分類学習モデルを用いた場合の相関が最も高く、相関係数は0.956であった。また、近似曲線で推定値を水位に変換したところ、本手法を用いた方が先行研究の手法に比べて相関が高く、最小二乗誤差も小さくなり、本手法の有効性が確認できた。しかし、他日のデータを分類すると精度が低い問題点も見受けられた。これを受け、壁面が乾いているデータに近づけるに近づけるように学習データを変更したが、分類にはらつきがある点や局所的に推定値が大きくなっている箇所が見受けられた。今後の課題として、テストデータに風や天気などの外因によって、監視カメラの向きや画像の輝度や特徴が違う画像を含んだデータで推定した結果の改良が必要だと考えられる。

発表論文

渡邊康平, 島和之 : 画像切抜と深層学習を用いた水位変化の推定 , 第 73 回電気・情報関連学会中国支部連合大会 , R22-22-10 , 2022 年 10 月 (電子情報通信学会中国支部奨励賞受賞) .

参考文献

- [1] 政府広報オンライン : 「あなたも危険な場所にお住まいかもしれません! 土砂災害から身を守る 3 つのポイント」, <https://www.gov-online.go.jp/useful/article/201106/2.html>, 2020 年 5 月.
- [2] 国土交通省水管理・国土保全局砂防部 : 「今後の土砂災害対策の方向性」, <http://www.mlit.go.jp/river/sabo/kongo/dosyasaigai/1107houkousei.pdf>, 2020 年 3 月.
- [3] 国土交通省水管理・国土保全局砂防部 : 「土砂災害警戒避難に關わる前兆現象情報の活用のあり方について」, <http://www.mlit.go.jp/common/001021004.pdf>, 2006 年 3 月.
- [4] 平田崇一郎 : 「土砂災害の前兆現象検知を目的とした水位変動の深層学習を用いた推定の相関係数による評価」, 広島市立大学情報科学部 2019 年度卒業論文, 2020 年 1 月.
- [5] 今井 健人 : 「土砂災害の前兆現象検知を目的とした画面分割と深層学習を用いた水位変動の推定」, 広島市立大学情報科学部 2020 年度卒業論文, 2021 年 1 月.
- [6] 岡谷 貴之 : 「深層学習=Deep learning」, 講談社, 2015 年 4 月.
- [7] 渡辺 大地, 斎藤 隆文 : 「監視カメラ画像からの水位変動の可視化」, 第 79 回全国大会講演論文集, No.1, pp.87-88, 2017.

- [8] 塙 翔一郎, 藤田 昌史, 桑原 祐史: 「Deep Learning 応用による河川水の濁りを対象とした流況画像分類に基づく河川モニタリング－茨城県水戸市沢渡川を対象として－」, 土木学会論文集 G (環境), Vol.75, No.5, I_297-I_306, 2019.
- [9] 気象庁 : 「土砂災害警戒情報・大雨警報(土砂災害)の危険度分布」, <http://www.jma.go.jp/jma/kishou/know/bosai/doshakeikai.html>.
- [10] 気象庁 : 「土砂災害警戒情報の運用成績」, <http://www.jma.go.jp/jma/kishou/know/dosya/24part1/24-1-shiryo3.pdf>, 2012年7月.
- [11] 国土交通省河川局砂防部: 「土砂災害警戒避難に關わる前兆現象情報検討会(説明資料)」, <http://www.mlit.go.jp/common/001021016.pdf>, 2006年2月.

謝辞

本研究に関して多大なるご指導を頂きました広島市立大学大学院情報科学研究科システム工学専攻の島和之准教授に心より御礼申し上げます。平素より島准教授には、研究の進め方について丁寧にご指導とご鞭撻を賜りました。重ねて感謝いたします。また、本論文の副査を快く引き受けてくださいました同研究室満上育久教授、副査に加えて本実験で使用する河川の画像をご提供くださいました同学情報工学専攻モニタリングネットワーク研究室西正博教授に厚く感謝申し上げます。最後に、多くのご助言を頂きました同研究高橋雄三助教と同学情報工学専攻モニタリングネットワーク研究室小林真助教に深く感謝致します。