

画像認識技術を活用した 浸水把握システム実証の取組について

梶本 秀樹

近畿地方整備局 福知山河川国道事務所 綾部国道維持出張所（〒623-0031綾部市味方町字中ノ坪10-1）。

近年の情報通信技術の発展やAI技術の向上により、カメラ画像から自動的に様々な情報を抽出、分類可能となってきた。一方、河川分野において、災害の激甚化や担い手不足などの問題を抱えている。特に災害時において河川管理者は効率的な状況把握やきめ細やかな情報発信が求められており、ICT技術の積極的な活用が望まれる。そこで、著者らは、汎用的な監視カメラからAI技術を用いて水面を認識し、浸水把握を自動でリアルタイムに行うシステムの実現を目指し、実証に取り組んだ結果、一定の成果を得たので本論文において報告する。

キーワード 浸水把握, AI, 画像認識, リアルタイムシステム

1. はじめに

近年、ICT技術、AI技術が急速に発展しており、様々な分野で研究開発や社会実装の取り組みがなされている。気候変動による災害の激甚化や担い手不足などの課題を抱える河川の分野においても、これらの技術を活用し、河川管理の効率化や防災、減災につなげていくことが期待されている。

災害時の状況把握においても、観測機器や監視設備などから得られるデータを通じて、情報収集の自動化による効率化、高度化などにより、より迅速かつ精度よく行うことができる可能性があり、研究・実証の取組が進められている。

例えば国土交通省の取組である「革新的河川技術プロジェクト」¹⁾では、「洪水時の観測に特化した低コストの水位計（危機管理型水位計）」や「簡易型河川監視カメラ」等の開発を行い、中小河川への普及展開を進めることで、地域住民の避難行動を促す情報提供のニーズに対応しつつある。

著者らは、これらの背景を踏まえ、画像認識技術を活用した洪水による浸水状況の自動把握に注目し、実証の取組を行った。

2. 浸水把握の有効性

豪雨災害による洪水被害を防ぐ、または軽減するため

には、住民主体の避難行動の推進と、自助・共助・公助による防災意識の高い社会の構築を進めることが重要である。

そのために、河川管理者や自治体には、特に災害発生時において、住民主体の避難行動に結びつく切迫感のある情報をタイムリーに、かつ真に情報を必要とする人へ届ける仕組みの構築が求められている。

現在、姫路河川国道事務所においては、管轄する加古川、揖保川において洪水時の自治体における避難指示等の発令の判断に資する洪水予報や水防警報の発表を行っている。また、代表地点の水位情報や河川状況の画像等をHP等²⁾にて公開している。これらの情報に加えてリアルタイムに浸水発生状況を把握することができれば、①河川管理者にとって、効率的に情報を把握でき、よりきめ細やかで迅速な災害対応や情報発信につなげることが可能となる②自治体による避難情報発信の際に重要な参考情報となる③住民にとってより身近な地域の浸水情報を切迫感をもって受信し、避難経路を選択できるようになる、といった効果が期待できる。

現状、浸水情報の把握については、住民からの情報提供が中心であるが、連絡を受けた自治体等は災害対応で煩忙を極めている場合がほとんどであり、浸水情報をリアルタイムに整理し、発信することは容易ではない。

よって、浸水の発生状況をリアルタイムに把握できる技術が実現できれば画期的である。一方で、河川管理者、自治体にとっては、予算が限られる中、広い範囲を比較的容易で安価な技術が望まれる。

また、近年各分野においてIoTの導入が進み、パソコンや携帯電話に限らず様々なモノがネットワーク網を介

してつながり、通信することが一般化している。カメラも例外ではなく、撮影画像を無線回線を含むネットワーク回線により、遠隔地のサーバーに送信し、サーバー上で画像を処理、他の端末に配信することが可能となっている。このようなネットワーク機能に対応したカメラ（IPカメラ）の市場規模は、近年約300億円超との調査結果³もあり、普及が進んでいるものとみられる。工場のような屋内利用だけでなく、防犯目的の監視カメラとして家屋、マンション、駐車場など市街地中に設置されているカメラが増加していると考えられる。自治体がIPカメラを活用する事例もある。例えば兵庫県加古川市においては「安心して子育てができるまち」を目指し、1400台を超えるカメラを市中に設置している⁴。

また、AI技術に代表されるように画像認識技術の進歩により、画像から様々な特徴・情報を自動で抽出・分類することが可能になってきた。人やモノの検知⁵など様々な方面で研究や活用の取組がなされている。

これらの技術は河川防災への活用も期待できる。水面の上昇・下降や浸水の発生状況の把握へ画像認識技術を応用し、地形データ等と照らし合わせることで、浸水範囲や浸水深をリアルタイムに推定することができれば、素早い浸水発生情報の発信や適切な避難経路の割り出し、救助活動の円滑化など、災害対応の高度化に大きく寄与でき、住民の命や財産を守る重要な情報となり得る。

このような背景の中、著者らは汎用監視カメラ等の画像を用いてAIによる画像解析により浸水状況を把握することを目指し、検討・実証の取組を行った。

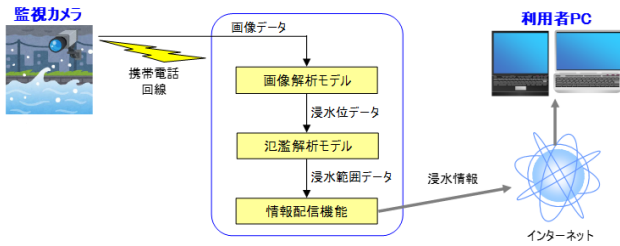


図-1 浸水把握システムの全体構成



図-2 監視カメラの外観

3. 実証内容の紹介

(1) 浸水把握システムの構成

本研究では、監視カメラ画像から地先の水位を解析し、かつ浸水範囲をリアルタイムで把握できる浸水把握システム（以下「本システム」）を構築した。本システムの全体構成を図-1に示す。

(2) カメラ設置

市中の監視カメラにより撮影された画像を想定した、画像解析による浸水位検出および精度確認を行うため、加古川沿川の5箇所（図-2）にカメラ（図-3）を設置した。カメラの仕様をに表-1に示す。設置位置は用地の確保のしやすさや浸水実績に留意しながら、水路の規模や量水標の有無等検討パターンが多様となるように選定した（図-3、表-2）。

表-1 設置カメラの仕様

	仕様
有効画素数	1920×1080
F値	F1.6
水平画角	30° ~112.5°
最低被写体照度	0.005ルクス
圧縮方式（静止画）	JPEG 対応
電源	DC 12V/1.5A（変圧器内蔵）
動作温度	-30℃~60℃
動作湿度	90%以下

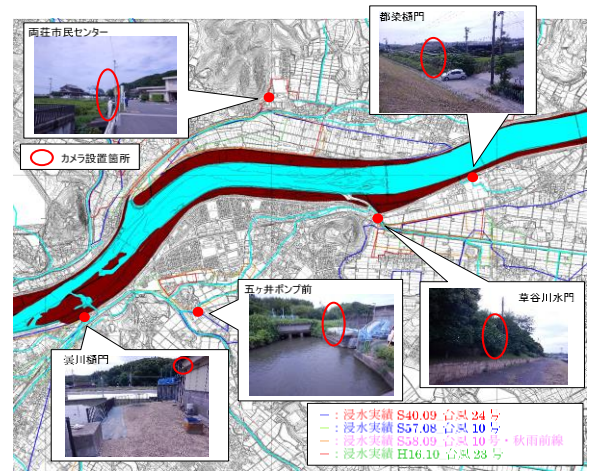


図-3 監視カメラの設置位置

表-2 設置カメラの仕様

設置箇所	検討パターン		
	河川の川幅	目標物	監視する周辺の状況
曇川樋門	10m程度	量水標	水面が良好に確認できるが、水面付近がアスファルトで覆われ、周辺状況の変化が小さい
草谷川水門	10m以上	量水標	水面が確認できるが河道内植生の影響あり
都染樋門	5m未満	ポール	水面が確認できるが河道内植生の影響あり
両荘市民センター	5m未満	ポール	水面に加え、近傍の市民センター、畑の浸水状況を監視 平常時に水が流れていない
五ヶ井ポンプ前	10m以上	ポール	水面に加え、近傍の住宅地の浸水状況を監視

(3) 画像解析モデル構築

本研究では、他河川流域への適用・展開を考慮し、汎用性が高いモデルの作成を目指した。

画像解析モデルによる水位算定の流れを図-4に示す。画像解析モデルとして深層学習手法のひとつであるCNN (MobileNetV3[®]) を用いたモデルを適用した。本モデルにカメラ画像を入力し、水面として認識した箇所の結果を出力した。併せてカメラ設置箇所毎に測量を行い、画像データのピクセル毎の水位を把握し、写真の画角の中に仮定の量水標を設け、検知した水面が写真のどの位置にあるかにより、水位を把握した。

水面検知のモデルについて、汎用性を高めるため、インターネット上に公開されている全国のCCTVカメラ画像1,000枚を収集し、水面域を手動でラベリングすることで学習用データを作成した。学習用データの概要を表-3に示す。

学習枚数による精度への感度を確認するため、学習用データの枚数を250枚、500枚、750枚、1,000枚としたモデル1_1~1_4の4モデルを作成した。なお、9割を訓練用データとしてモデル学習 (モデルにおける各種重みの更新) に用い、1割を検証用データ (汎化能力の向上を狙いとしたハイパーパラメータの調整段階における評価を行うためのデータ) とした。また、検証用データの精度向上に過剰に偏ったモデルとなっていないか、学習用データとは別にテストデータを用意し、次節において評価を行った。

表-3 学習データ概要

項目	内容
河川状況	平常時, 増水時, 洪水時
時間帯	日中, 夜間
気象条件	晴天, 曇天, 雨天
画像枚数	1000 枚

(4) 全国の監視カメラ画像を用いたAIモデル

一般的に、AI の学習において、学習用データに対しては、精度よく出力するが、実用上使用するデータに対しては不十分な精度となる問題 (過学習とよばれる) がしばしば起こることがある。このため、構築した AI モデルが実用上十分な精度を有するか定量的な評価を行った。精度の評価に際して、表-4 に示す指標値を用いた。学習用データの枚数を変えた4モデルについて、加古川市内 (水位計が設置されている曇川樋門近傍) のカメラによるテスト画像 450 枚 (晴天時 150 枚, 荒天時 150 枚, 夜間時 150 枚) を用いて各モデルの定量的な評価を行った結果を表-5 に示す。なお、水位計による観測値を正値として評価を行った。

表-4 精度評価指標

No.	評価指標	概要	最適値
1	正検知率	正解値のクラスに対してAIが正しく正解値と予測したクラス数の割合	1.0
2	誤検知率	不正解値のクラスに対してAIが誤って正解値と予測したクラス数の割合	0.0
3	未検知率	正解値のクラスに対してAIが誤って不正解値と予測したクラス数の割合	0.0

表-5 精度評価指標

No	モデル	学習	テスト用データ	正検知率	誤検知率	未検知率
1	モデル1_1	250枚	日中 晴天時: 150枚	0.630	0.074	0.296
			日中 荒天時: 150枚	0.650	0.082	0.268
			夜間 150枚	0.227	0.350	0.423
2	モデル1_2	500枚	日中 晴天時: 150枚	0.695	0.053	0.252
			日中 荒天時: 150枚	0.785	0.076	0.139
			夜間 150枚	0.238	0.283	0.479
3	モデル1_3	750枚	日中 晴天時: 150枚	0.749	0.076	0.175
			日中 荒天時: 150枚	0.849	0.085	0.066
			夜間 150枚	0.283	0.279	0.438
4	モデル1_4	1000枚	日中 晴天時: 150枚	0.786	0.068	0.146
			日中 荒天時: 150枚	0.852	0.082	0.066
			夜間 150枚	0.291	0.244	0.465

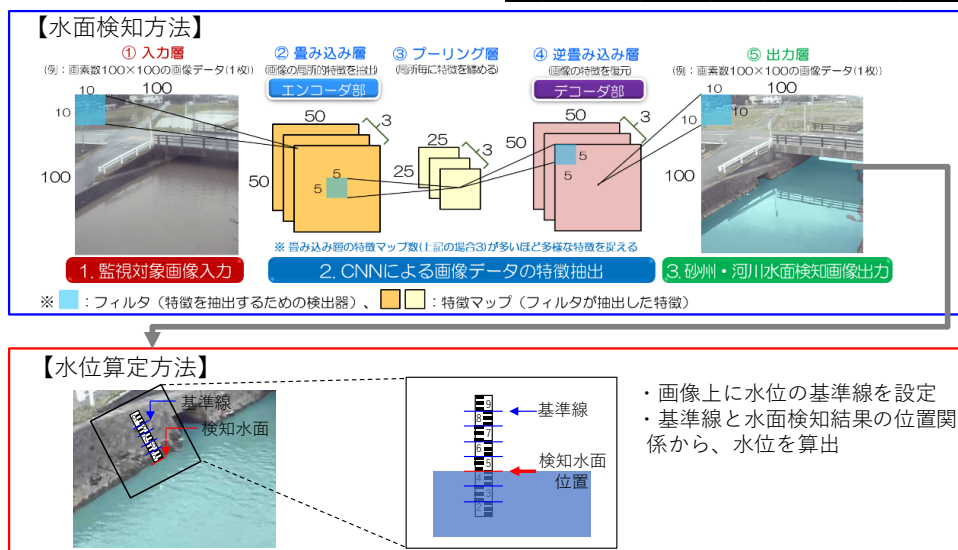


図4 画像解析モデルによる水位算定の流れ

モデル 1_4(訓練 900 枚, 検証 100 枚)が最も精度が良いことから, 学習枚数が多い程, 水面検知精度は向上した。モデル 1_4 は, 晴天時, 荒天時であれば 8 割程度で水面検知が可能であった。一方で, 以下のような課題が明らかになった。

- ・朝日や夕日といった日照条件の違いによる誤検知, 未検知。
- ・夜間の誤検知, 未検知。
- ・水たまり等の誤検知。
- ・水際箇所での未検知。

特に, 水際箇所の未検知は, 水位算出精度に影響するため, 今後精度向上を図る必要があると考えられる。

(5) 転移学習を用いたAIモデルの精度改善

カメラ設置箇所毎の特性を転移学習によりモデルに反映し精度向上を試みた。最後に転移学習させたモデルを用いて, 加古川市内に設置したカメラによる画像に適用し, 精度を確認した。

水面検知の向上策として「転移学習」を適用し, 現行モデルに水面検知箇所の画像を追加学習する方法を試み, 改良モデル (モデル2) を構築した。改良モデル構築には, 前節で最も精度が良いモデル1_4をベースとし, 加古川市内に設置したカメラの画像データ500枚 (各地点100枚) を追加学習用データとして用いた。

転移学習とは, 既存モデルをベースとして別の領域に適用させる方法であり, モデルの最終層を削除し, 新しい層を追加して別の領域のデータを学習させてモデルを構築するものである。図-6に転移学習のイメージを示す。

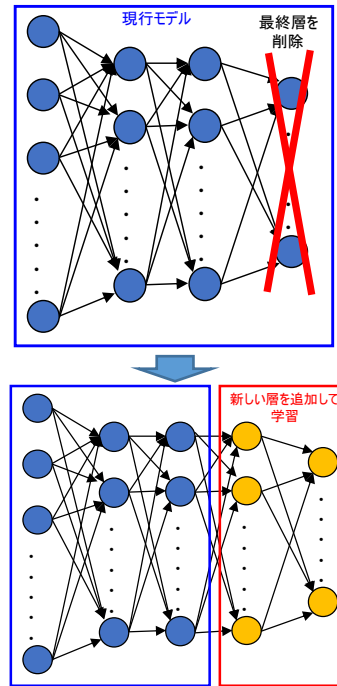


図-6 転移学習のイメージ

転移学習前のモデルと, 転移学習を用いたモデル 2 の水面検知の精度検証結果を図-5 および表-6 に示す。モデル 2 の水面検知精度は, 95%程度まで向上した。該当地点におけるコンクリート面と水面との写り方の違いといった, 各地点のカメラ画像における特性を反映したモデルとなり, 日照条件等の影響による誤検知や未検知が減少した。

表-6 転移学習前後におけるモデル1_4とモデル2の精度検証結果

モデル	モデル1_4		モデル2	
	全国のカCTV画像を学習したモデル		転移学習後のモデル	
テスト用データ	日中90枚	夜間60枚	日中90枚	夜間60枚
正検知率	0.8	0.32	0.96	0.95
誤検知率	0.02	0.19	0.01	0.01
未検知率	0.18	0.5	0.04	0.04

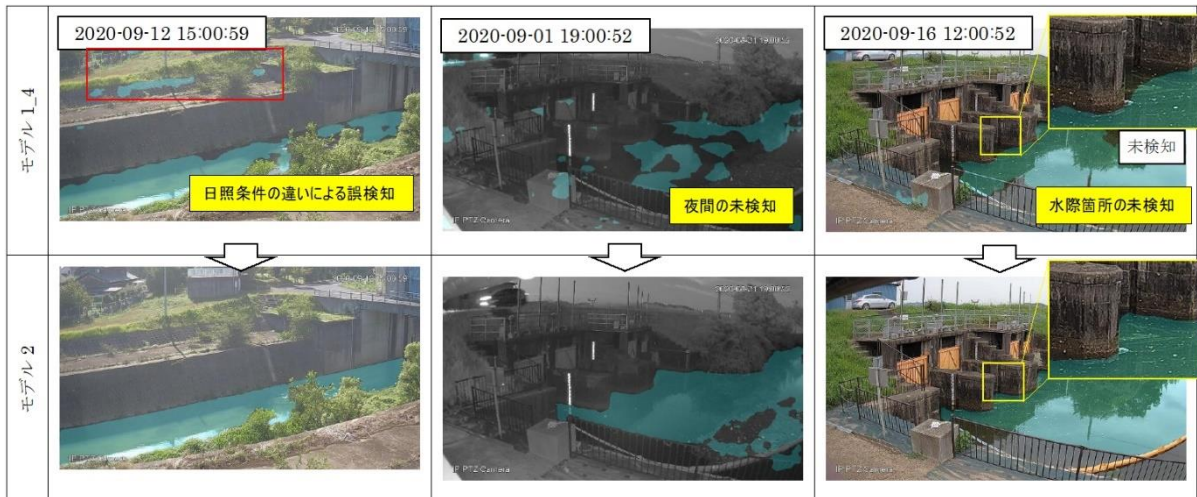


図-5 水面検知の精度検証結果 (モデル 1_4/モデル 2)

次に、カメラ画像取得期間中に水位変動が確認できた曇川樋門地点について、水位算定の精度検証結果を図-7に示す。晴天時における絶対値誤差の平均は転移学習前のモデル1_4が0.41m、改良モデルが0.04mであり、改良モデル（モデル_2）はモデル1_4と比べて大幅に水位算定精度が向上した。以上より転移学習の有効性が確認された。

(6) 氾濫解析モデルの構築

カメラ画像から把握した水位をもとに浸水範囲を把握するため、氾濫解析モデルを構築した。本実証地域が貯留型の氾濫域であることから、氾濫解析モデルは浸水位レベルバックモデルとした。図-8に氾濫解析モデルのイメージを示す。

画像解析モデルと氾濫解析モデルを組み合わせて浸水把握システムを構築した。本システムは、図-8に示すように、設置した監視カメラから得られるリアルタイム画像データから水位および浸水範囲を算定し、情報提供する事を考慮した。

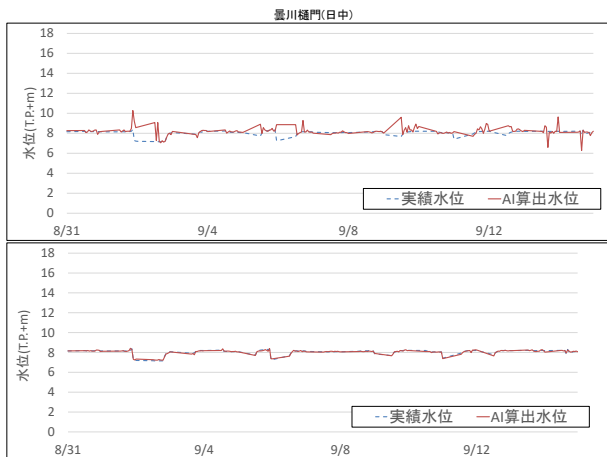


図-7 水位算定の精度検証結果（モデル1_4/モデル2）

4. 実証の結果

(1) 実用化の可能性

本研究において加古川沿川に設置したカメラについては、本システムによる浸水把握の結果を、図-9に示す出力画面にて試験的に表示した。

本システムの将来的な実用化に向けた検討として、監視カメラによる浸水把握を自治体等他機関で活用する場合を想定し、カメラ設置箇所近隣のエリアとして加古川市を事例として、既設カメラ活用やカメラの新規設置を想定した設置密度等の検討を行った。

手順は①カメラ選定の目安として一定範囲に1箇所設置することを想定して、メッシュ状にカメラを選定。

(0.5km²に1箇所設置, 1.0km²に1箇所設置など) ②加古川の想定最大規模の浸水深と監視カメラ設置位置の重ね図を作成し、カメラ設置位置のメッシュの浸水深を抽出。③抽出した浸水深を用いて簡易法（図-10）により地点の浸水位を算定する。元の浸水深（想定最大規模）を検証材料として、簡易法により算定した浸水深と比較し、浸水深算定結果の妥当性を評価した。

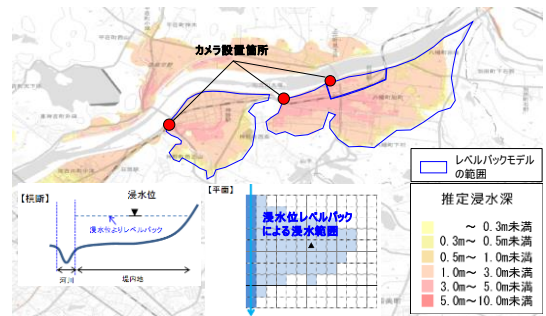


図-8 氾濫解析モデルのイメージ

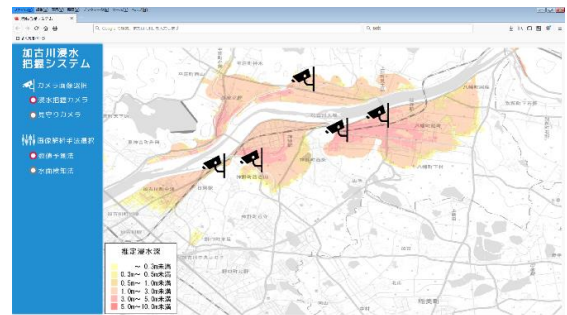


図-9 浸水把握システム画面例

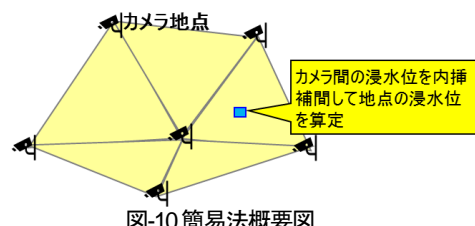


図-10 簡易法概要図

対象エリア（想定最大規模浸水想定区域図の範囲内）の地域について、同心円面積が0.5km²～10km²の範囲で5ケース適用した。浸水想定区域図と簡易法における氾濫ボリュームの算出結果を図-11に示す。この結果から、10%程度の誤差を許容としたとき、2km²以内に1箇所の間隔とすればよいことがわかった（今回事例とした加古川市の場合54箇所となる）。

地形特性や土地利用特性を踏まえ、適用地域ごとに上記のような精度確認を行うことが望ましいが、多くの地域で実用可能であると考ええる。

(2) 今後の課題

①今年度は、AIのテストデータとして用いた9月～10月において洪水を経験していない。そのため、大雨時や水位上昇時における画像解析モデルの精度検証が不十分である。異なる季節にモデルを適用した場合、日照条件による画像の見え方の違い等により、画像解析モデルの精度が低下する可能性がある。従って、年間を通じてカメラ画像を取得し、洪水時や積雪時等異なる季節における諸条件の画像を追加学習、精度検証を行うことが望ましいと考えられる。

②現状収集できた全国のカメラ画像数で学習した画像解析モデルに、当該地点のカメラ画像を追加学習（転移学習）する方法では、カメラ毎の学習速度は高まるものの、画像解析モデルの構築に手間がかかる。そのため、全国のカメラ画像をより多く収集し、AIに学習させることで、転移学習にかかるコストを低減し、より汎用性が高まることが期待できると考えられる。

③本研究において検討した画像解析モデルは、各カメラ画角（固定画角）の範囲で簡易測量を実施し、水面位置と浸水位の関係を予め定めておく必要がある。しかし、カメラ地点が増えた場合にカメラ地点毎に測量を実施することは困難と考えられる。

④本研究において検討した画像解析モデルは、ある一定性能のカメラを用いて検証した。今後様々なカメラを浸水把握に適用する場合に際して、必要なカメラ性能の要件を確認する必要があると考えられる。

5. システム導入に向けた留意点・課題

本研究は、一般的な監視カメラで捉えた画像から浸水の発生状況をリアルタイムで検知するシステムの実証を行ったものである。一定の条件を満たしていれば基本的にどのようなカメラ画像からでも浸水把握ができるため、既存の監視カメラを活用することが技術的には可能である。一方で、住民の肖像権やプライバシー保護の観点を考慮すると、適切な閲覧権限やプライバシーマスクの設定、セキュリティの確保にも配慮することが求められる

場合が考えられる。また、自治体等に導入する場合、監視カメラ運用に関する条例や各種規定を踏まえた運用が必要である。また、将来的に自治体等への情報提供を考えると、サーバー運用の方法や保守・管理の方法を検討する必要があると考えられる。近年ではWEB-APIの活用⁷⁾が進んでおり、この手法は自治体において、浸水表示システムの機能を、APIを利用して構築でき、システムの構築の負担が小さいなどメリットが大きい。また、浸水把握システムへ接続する自治体等が増大した場合に、構築したWEB-APIを共通的に利用できる利点もあるが、不正侵入や情報漏洩等の対策が必要であり、専用回線による接続方法など代替手法と比較しながら検討をおこなう必要があると考えられる。

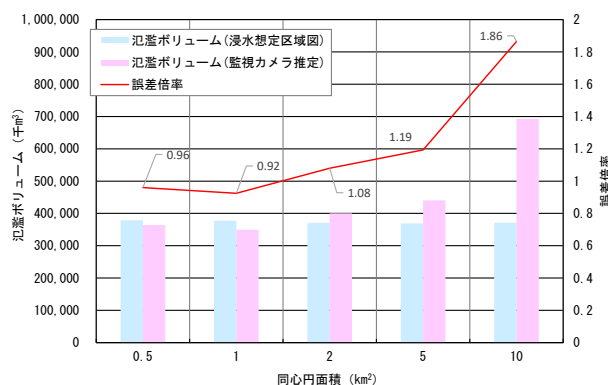


図-11 氾濫ボリュームの比較

謝辞：本論文を作成するにあたり、ご協力いただきました加古川市、建設技術研究株式会社のご担当者様、また関係者の皆様へ感謝いたします。

6. 参考文献

- 1)国土交通省. 革新的河川技術プロジェクト. https://www.mlit.go.jp/river/gi_jutsu/innovative_project/index.html
- 2)国土交通省川の防災情報. <https://www.river.go.jp/index>
- 3)富士経済. マーケット情報. https://www.fuji-keizai.co.jp/market/detail.html?cid=18104&view_type=2
- 4)加古川市. 見守りカメラについて. <https://www.city.kakogawa.lg.jp/soshikikarasagasu/shiminbu/shiminseikatsuanshinka/ICT/mimamori.html>
- 5)Ren, Shaoqing, et al. "Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks." arXiv preprint arXiv:1506.01497 (2015).
- 6)Howard, Andrew, et al. "Searching for mobilenetv3." Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. 2019.
- 7)総務省. APIによるデータ収集と利活用 https://www.soumri.go.jp/ict_skill/pdf/ict_skill_1_5.pdf