水災害・土砂災害におけるAI技術の活用の取り組み

TECHNOLOGICAL DEVELOPMENT FOR FLOOD AND LANDSLIDE DISASTER PREVENTION USING AI

一言　正之＊・古木　宏和＊・荒木　健＊＊・櫻庭　雅明＊
Masayuki HITOKOTO, Hirokazu FURUKI, Takeru ARAKI and Masaaki SAKURABA

This paper introduces our technological development for flood and landslide disaster prevention using artificial intelligence. Specifically, 1) river water level prediction model using deep neural network, 2) dam operation using deep reinforcement learning, 3) estimation of flood inundation areas using the Generative Adversarial Networks, 4) real-time anomaly detection of river water level observation data, 5) extraction of landslide prone topography and rill and gully from the digital elevation data, are studied. We have evaluated the basic performance in items 3) and 4). And we achieved practical level in item 1), nearly practical level in 2) and 5).

Keywords：*artificial intelligence, AI, deep learning, flood disaster, landslide disaster, dam operation, disaster prevention*

1. はじめに

人工知能（AI）の発展は著しく、社会実装も進んできている。近年のAI技術のカギとなっている深層学習（ディープラーニング）[1]の活用を中心に、様々な分野でのAI応用が進められている。汎用的な解析技術のみでなく、様々な専門領域で、ドメイン知識と組み合わせたAIの研究開発が進められている。さらにディープラーニング技術の応用として、いわゆる教師あり学習のみでなく、半教師あり学習（強化学習）、画像生成など、より高度な技術の応用研究が進められている。

我々は、水災害・土砂災害に対してAI技術を活用したソリューションの開発に取り組んでいる。洪水災害の被害低減に向けて、筆者らはディープラーニングを適用した河川水位予測手法を構築し、精度向上を図ってきた[2)～5)]。近年は洪水予測AI技術の活用をさらに推進するため、経験したことのないような大洪水の予測や、予測が困難な都市中小河川での適用、画像認識技術とレーダ観測を組み合わせたより高度な予測など、より困難な条件での適用性向上に取り組んでいる。さらに近年は、洪水低減のための効率的なダム操作[6)]、堤防からの越水が生じてしまった際の洪水氾濫域の素早い推定[7)]、河川水位など観測データに含まれる異常値のチェック[8)]、地形データから土砂災害の危険区域の抽出[9)]、といった課題に対してAI技術の活用を進めている。

本稿では、こうした水災害・土砂災害に対するAI活用の取り組みを紹介するとともに、今後の展望について記す。

2. AIによる洪水予測

（1）背景

洪水時の河川水位予測は、住民の円滑な避難などのために重要である。予測手法としては降雨・流出過程を表現する物理型モデルが全国の河川で適用されているが、予測の過程に様々な誤差が内在する[10)]。洪水予測の精度向上に向けた取り組みとして、人工知能（AI）を用いた河川水位予測の研究が進んでいる[11),12)]。既往研究では、国内の一級河川を中心として、地点雨量や流域平均雨量などを入力データとして、予測地点の水位[2)～5)]やダム流入量[13)]を予測するディープラーニングのモデルを提案している。本検討でAIの苦手とされる経験のないような規模の洪水に対する適用性や、予測が困難とされる都市河川における適用性について検討した。また、レーダ雨量の面的な分布情報と画像認識技術の進歩に着目し、予測精度向上の検討を行った。

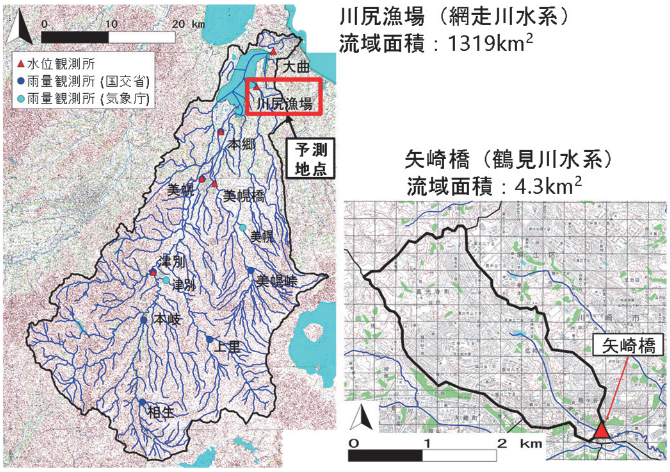
（2）経験のない規模の洪水に対する適用性検証[14)]

ディープラーニングをはじめとする機械学習モデルの一般的な弱点として、学習事例を上回るような事例に対しては予測性能が担保されない、という点が挙げられる。洪水予測においては、学習事例を上回るような大規模洪水への対応こそが重要である。こうした課題への対応として、本検討では過去最大となった2つの洪水事例に対する適用性検討を行った。

1）北海道・東北豪雨災害における網走川の洪水予測

2016年8月の台風10号により、北海道各地に記録的な大雨がもたらされ、27名の死者・行方不明者が生じた。

＊　技術本部　先端研究開発センター
＊＊　コンサルタント国内事業本部　基盤技術事業部　統合情報技術部



図－1　網走川、川尻漁場流域：左、鶴見川、矢崎橋流域：右

本検討では、過去最大の水位を観測した網走川下流の水位観測所（川尻漁場、**図－1左**）において、ディープラーニングモデルの精度検証を行った。モデルの出力データは、川尻漁場の6時間あたりの水位変化とした。入力データは、欠測等の少ない6地点の雨量観測所における7時間分の時間雨量、4地点の水位観測所における9時間分の水位変化、および予測地点における2時間分の水位、計80データとした。

2）西日本豪雨災害における高梁川の洪水予測

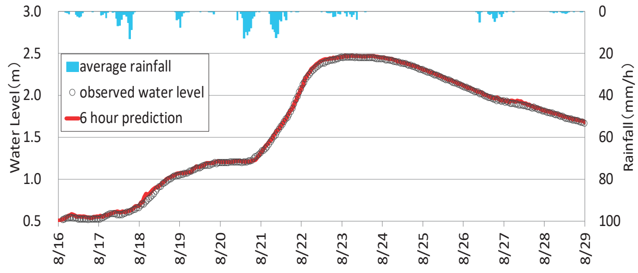
2018年7月、停滞前線により広域・長時間にわたる大雨がもたらされ、200名以上の死者・行方不明者が生じた。

本検討では、過去最大の水位を観測した高梁川の水位観測所（日羽）においてディープラーニングモデルの精度検証を行った。モデルの出力データは、予測地点（日羽）の1、2、3時間後までの水位変化とした。入力データは、9地点の雨量観測所における5時間分の時間雨量、2地点の水位観測所における3時間分の水位変化、および予測地点における2時間分の水位、計53データとした。

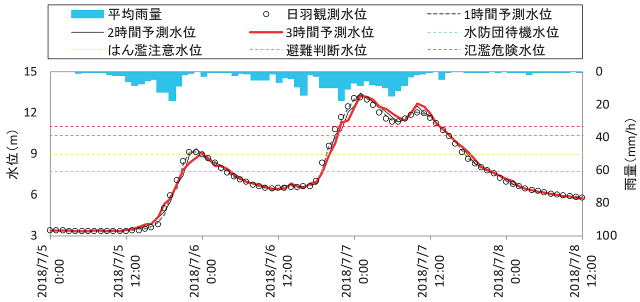
3）経験のない洪水に対する洪水予測 AI の精度評価

予測計算結果は**図－2**、**図－3**のように十分な予測精度を実現できている。なお各図では、実績水位と予測水位（例えば6時間前の6時間後予測水位）とを重ねて図化している。

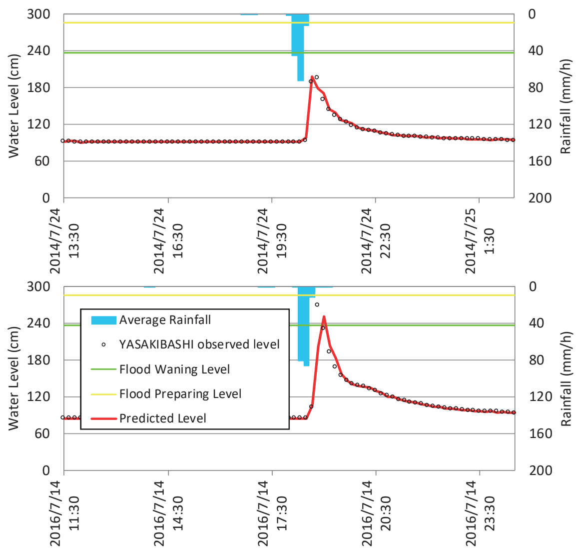
たいていの河川では、大洪水には至らないものの、短時間で急激な水位上昇が生じるような洪水を経験している。一方で災害を引き起こすような大洪水は、半日から数日もかけて降り続く雨によってもたらされる場合が多い。したがって「水位変化」に着目すると、未曾有の大洪水においても、過去に経験済みと見なせる場合が多い。本検討では「水位変化」を洪水予測 AI の出力目標とした工夫により、精度が高まった可能性がある[12),14)]。なお本検討の対象出水は、網走川（川尻漁場）は過去の最高水位 +4cm、高梁川（日羽）は +280cm であったが、より大規模な出水で精度がどうなったかは分からない。また、河道の断面形状や降雨－流出特性といった非線形性の影響は今後の検討課題である。



図－2　2016年（北海道東北豪雨）での網走川の水位予測



図－3　2018年（西日本豪雨）での高梁川の水位予測



図－4　都市河川（真光寺川、矢崎橋地点）の計算結果

（3）都市中小河川に対する適用性検証[15)]

全国の中小河川で溢水被害は頻発しているが、特に都市河川では、地表被覆や複雑な雨水排水網のため、流出時間が短くかつ予測が難しい。そこで本検討では、2010年より整備されている高解像度なレーダ雨量を用いて、ディープラーニングによる深層学習を適用した人工知能モデルにより、都市中小河川での適用性検証を行った。

対象は鶴見川水系真光寺川の矢崎橋観測所（**図－1右**）とした。流域の8割以上が市街地で、流域面積は $4.3km^2$ である。レーダ雨量の約 $1km^2$ の平均値を入力し、10分後の水位予測を行った。予測計算結果は**図－4**に示す通りであり、急激な水位上昇もある程度とらえている。より細かな水位データを利用すれば、さらに精度向上が見込まれる。また、予測雨量の活用により、予測時間も伸ばすことが可能である。

(4) 画像認識（CNN）を用いた洪水予測の適用性検証 [16)]

1) 画像認識技術の優位性

ディープラーニングとは深い階層構造を持ったニューラルネットワークの総称であり、いくつかの種類がある。前頁の洪水予測検討では「全結合型」と呼ばれるネットワーク（図－6）を用いたが、一般に画像認識などでは「畳み込みニューラルネットワーク（CNN）」により二次元的なデータを扱う。近年は CNN を始めとした画像解析 AI の性能が飛躍的に向上しており、様々な分野での応用が進んでいる。

本検討では CNN を洪水予測用に改良する。地点雨量や平均雨量のデータを用いた予測に代えて、CNN により雨量レーダの面的な情報を取り込んだ予測手法を開発した。

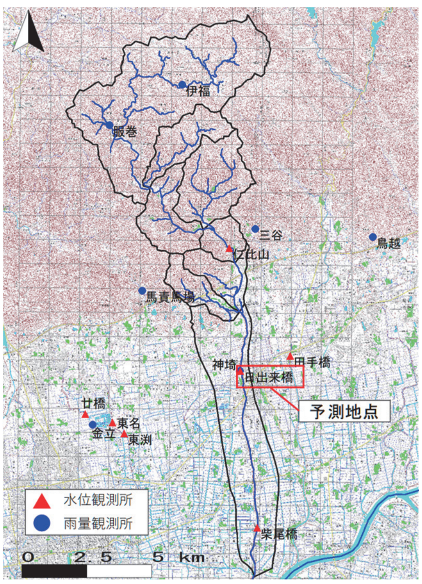
2) 検討条件

対象流域は、図－5 に示す筑後川水系城原川、日出来橋を対象地点とした。流域面積は 50.8km^2 で上流域は山地だが、日出来橋周辺は天井川となっており、越水時は周辺市街地が浸水するリスクを抱えている。レーダ雨量が入手できた 2006 年以降について、日出来橋で水防団待機水位以上の水位を記録した出水を抽出し、そのうち上位 30 出水を対象出水とした。26 出水を学習に、4 出水を精度検証に用いた。

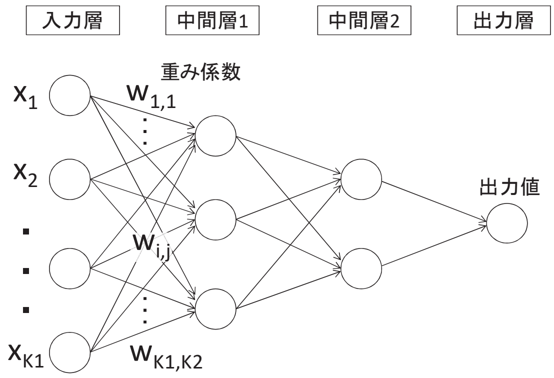
CNN では畳み込みと呼ばれる処理において、元画像にフィルタをかけることで特定の二次元情報を抽出する。元画像の特徴は、特徴マップとして別の二次元情報に変換される（図－7）。本検討では、時系列的な雨量情報を画像データの構造に見立て（図－8）、60 分後までの水位変化を出力とすることで水位予測モデルを構築した。

3) 検討結果

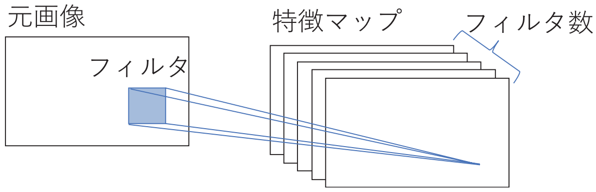
予測結果の例を図－9 に示す。いずれの出水においても洪水の挙動を再現できた。予測がずれる箇所もあるが、学習データの蓄積などにより今後の精度向上の余地がある。



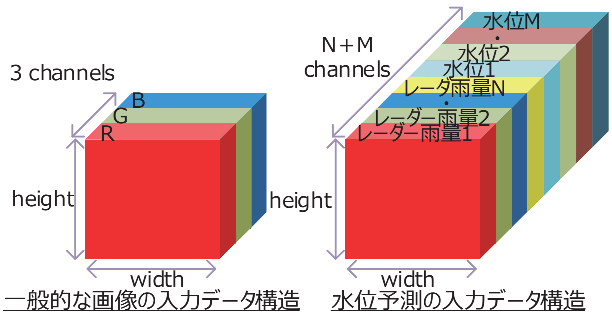
図－5 城原川流域および水位観測地点



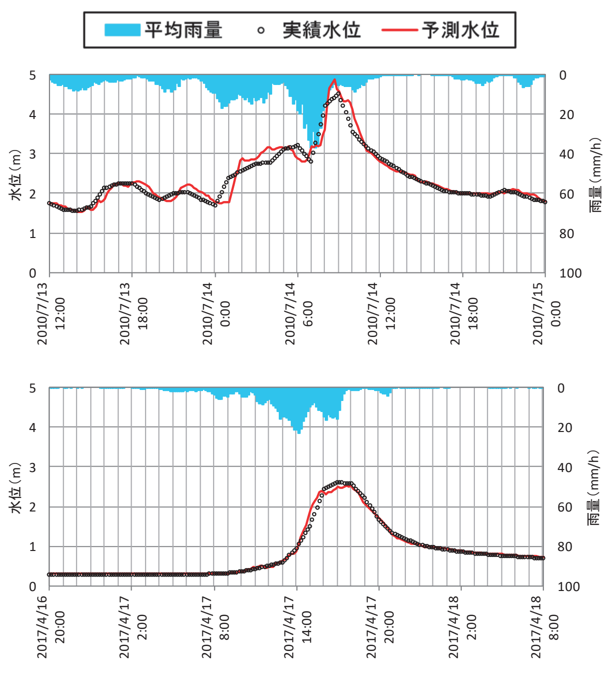
図－6 全結合型のニューラルネットワークの概念図



図－7 CNN による畳み込み処理の模式図



図－8 CNN による水位予測モデルの入力データ模式図



図－9 CNN による水位予測モデルの計算結果

3. AI によるダム操作[6)]

(1) 背景

2018 年の西日本豪雨災害など、近年の洪水の激甚化に伴い、ダムの重要性が高まってきている。一般に、ダム操作は操作規則・細則、ただし書き操作規則などをもとに行われる。しかし、異常洪水時などには、下流の被害を軽減するために柔軟な操作が求められる場合がある。ダム管理者は時々刻々と変化していく状況に応じて操作判断を行う必要に迫られるが、最適なダム操作を継続することは容易ではない。

本検討では、洪水時の適切なダム操作を支援するため、深層ニューラルネットワークを用いたダム操作 AI を構築し、強化学習による学習を試みた。強化学習とは、できるだけ高い報酬を得られるように、試行錯誤によりモデルを最適化することである。特に深層ニューラルネットワークに対する強化学習を深層強化学習と呼び、囲碁の AI（AlphaGO）における適用[17)]で脚光を集めた。

(2) 検討条件

1）モデルの構成

階層型のニューラルネットワークを用いた（**図－ 10**）。モデルの入力データは、現時刻の流入量データ、10 分前の放流量、6 時間後までの予測流入量データ、10 分前の貯水位とした。モデルの出力データは放流量とした。なお、水位に応じたダムの放流能力など前提条件はモデルに組み込んだ。

2）仮想洪水の作成

ニューラルネットワークの学習に用いるため、既存の操作規則では制御しきれないような仮想の洪水を作成した。作成手順は以下のとおりである。

① ダム流域の過去の降雨を引き伸ばして仮想降雨を作成する。また、九州北部豪雨（2012 年、2017 年）をダム流域にスライドさせた仮想降雨を作成する。

② 降雨－流出モデル（貯留関数）によって仮想降雨による仮想ダム流入量を計算する。

以上の手順により計 20 洪水を学習データとして作成した。

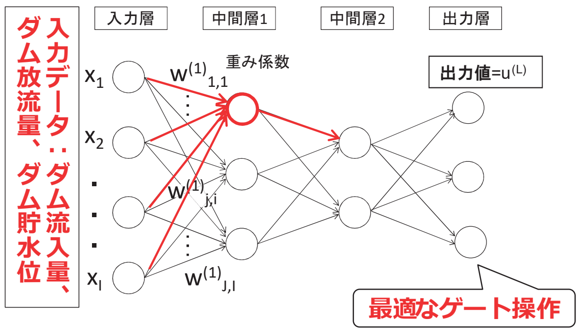
3）強化学習によるニューラルネットワークの最適化

仮想の洪水に対して、適切なダム操作により洪水調節をうまくできるようになるまで、強化学習によってニューラルネットワークを学習させた。

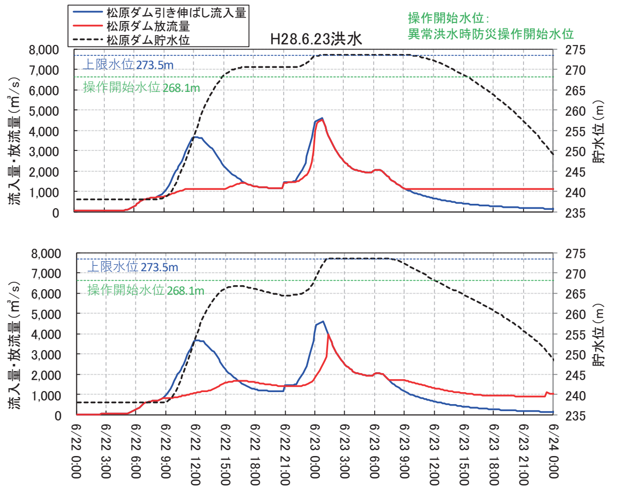
強化学習を適用するためには、ニューラルネットワークの出力結果を評価するために、結果に応じて与えられる報酬を設定する必要がある。本検討においては、適切なダム操作を定義し、報酬関数によって点数化した。設定した評価関数は次のとおりである。

- 洪水調節を行った（流入量＞放流量）際に調整流量に応じて加点
- 異常洪水時防災操作開始水位を超えた場合に、超えた水位に応じて減点
- 上限水位（＝設計洪水位）を超えた場合に、越流量に応じて大幅な減点
- 1 ステップの放流量変化が大きい場合に前ステップとの流量差に応じて減点

以上の定義に基づき、仮想洪水に対してできるだけ高い報酬を取るようにニューラルネットワークの学習を行った。



図－ 10　ダム操作 AI の模式図



図－ 11　ダム操作シミュレーション（上：操作規則、下：AI）

(3) 検討結果

仮想洪水に対するダム操作の結果（ダム流入量、放流量、ダム貯水位）を**図－ 11** に示す。上図が既存の操作規則によるシミュレーション、下図が学習済みの AI によるシミュレーションである。AI のシミュレーションでは、6 時間後までの流入量が完全に予測できているものと仮定し、10 分ごとに放流量を決定させた。

操作規則では、洪水ピークの時点でダム貯水位が上限に達しており、流入量と同等の放流量となっている。AI では、洪水ピークの時点でも放流量を低減させることができている。

なお本技術を操作支援に実用化するためには、流入量予測の不確実性の影響評価や、過放流の抑制など現実の運用ルールの反映など、検討すべき課題が残されている。

なおダム操作は人命に直結するため、責任問題が重要であり、AI の適用に向けての検討課題として残されている。

4. AI による異常値の検知 [8)]

(1) 背景

河川水位観測データ（以後、観測水位）の品質は、洪水時のリアルタイム防災情報としての実況把握、洪水予測の精度を左右する入力データとして重要である。観測水位をリアルタイムでインターネット配信している水文水質データベース [18)] や川の防災情報 [19)] では、迅速な情報提供を優先し、異常値の含まれる観測所からの送信データをそのまま公表している。

一方、近年は様々な分野において、機械学習を用いた異常検知手法の研究が進められている [20)]。本検討は、10 分ごとに配信される観測水位データを対象に、リアルタイムに異常値を検知する手法を開発した。

(2) 検討条件

観測水位の異常値には、電気系統などに起因する瞬間的な異常値（スパイクノイズ）や、水位計のゴミ詰まりにより水位が長時間動かなくなる異常値（頭打ち・底打ち）などがある。

まずスパイクノイズへの対応として、対象地点や周辺の雨量・河川水位の時系列挙動から、現時刻の対象地点の河川水位を推定する機械学習モデル（水位推定モデル）を構築した。実際に観測された値と、周辺情報から推定した値とのずれに着目して、観測値の異常度を算出した。異常度の閾値を設定することで、正常／異常の判定を行うものとした。

次に長時間にわたる観測水位の頭打ち・底打ちに対しては、時系列的な水位挙動から判断する必要があるため、リアルタイムでの検知は難しい。このような異常については、前後数十分から数時間の時系列挙動を踏まえて、ルールベースによる検知基準を設定した。設定した 2 つのルールは「大きな水位変化直後の短時間の水位静止」および「小さな水位変化直後の長時間の水位静止」という組み合わせで、様々な頭打ち・底打ちパターンに対応させた。

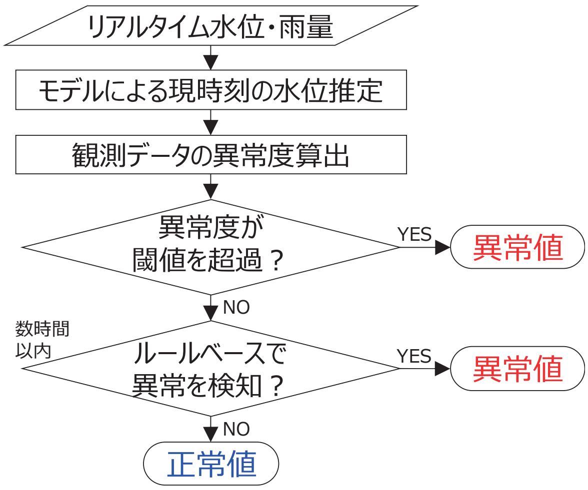
以上のように、本検討では水位推定モデルとルールベースを組み合わせた異常検知手法を構築した（**図－ 12**）。

(3) 検討結果

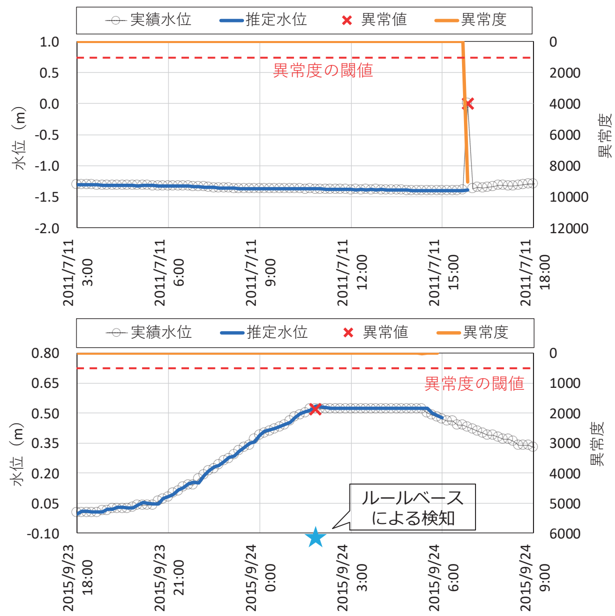
筑後川・遠賀川における 5 か所の水位観測所を対象に、提案手法の性能評価を行った。対象期間は、2016 年の全期間と、過去数年～ 10 年分の水位データのうち異常値が含まれる出水期間とした。対象データ数は 5 つの観測所でそれぞれ 5 万程度、異常値の個数は平均で 5、6 個程度である。

図－ 13 上に、水位推定によりスパイクノイズ異常を検知した例を示す。また**図－ 13** 下に、ルールベースにより頭打ち異常を検知した例を示す。

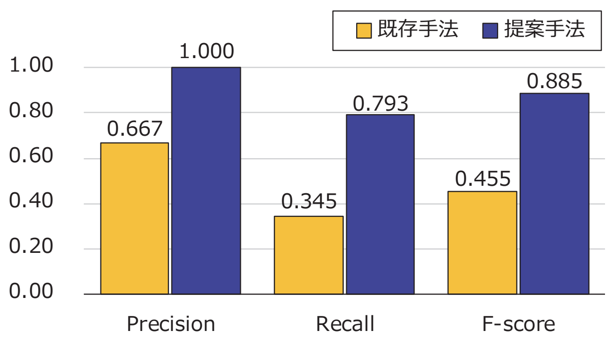
また提案手法の評価のため、既存手法（観測下限値より低い値、左右岸堤防を超える値、10 分間で± 50cm を超える変化があった値、同一の値が 7 日間以上続いた場合を異常する）との比較を行った。精度指標として、検知結果の正確さを表す適合率（Precision）、見逃さずに検知する性能を表す再現率（Recall）、および 2 つの指標の調和平均である F 値を算出した。提案手法では、いずれの指標においても既存手法を上回った（**図－ 14**）。



図－ 12 水位推定器とルールベースによる異常検知手順



図－ 13 提案する異常検知の適用例



図－ 14 異常検知手法（既存手法・提案手法）の精度評価

5. AI による洪水浸水域の推定 [7]

（1）背景

関東の首都圏を始め、日本の大都市の多くは沖積低地に位置しており、大なり小なり洪水・津波・高潮による浸水リスクを抱えている。2019 年 5 月に作成された東京都江戸川区のハザードマップ [21] では、周辺 5 区のほとんどが水没し、250 万人が浸水被害を受けることなどが想定されている。

災害発生時、浸水範囲を素早く知ることは、適切な避難行動や防災活動のために重要である。ハザードマップでは物理シミュレーションに基づき浸水範囲が想定されている。しかしながら、時々刻々と進展する浸水範囲をリアルタイムに計算・推定することは難しい。本検討では、災害時に得られるであろう点的な浸水観測情報を利用して、面的な浸水範囲を素早く的確に推定する AI モデル（浸水域推定モデル）を開発した。

（2）検討条件

浸水域推定の AI は、事前に行う物理シミュレーションを学習することで構築する。AI 構築の手順を**図－ 15** に示す。

① 様々な浸水シナリオ（浸水規模や堤防決壊箇所）に応じた物理型の氾濫シミュレーションを実施（堤防決壊箇所は**図－ 16** ●で示した地点。）。

② 氾濫シミュレーションの計算メッシュごとの浸水深をランダムに抽出することで、浸水の擬似観測データを作成。

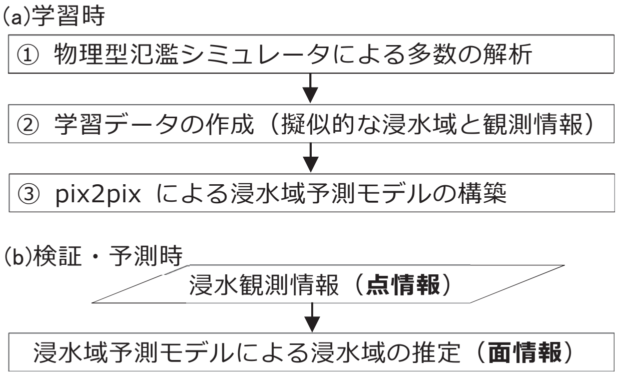
③ 画像生成モデルの一種である pix2pix [22] を用いて、画像化した浸水観測情報から、浸水深分布を推定する予測モデルを構築。

本検討では、荒川下流の江東デルタ地帯（**図－ 16**）を対象に、上記の①②③に基づきモデルを構築した。なお pix2pix は GAN（敵対的生成ネットワーク：Generative Adversarial Network）の一種であり、対となる画像の関連性を学習したうえで、「画像で入力」し、「画像で出力」するモデルである [23]。構築された予測モデルを用い、物理シミュレーションによる擬似的な浸水情報を用いて浸水域推定の検証を行った。

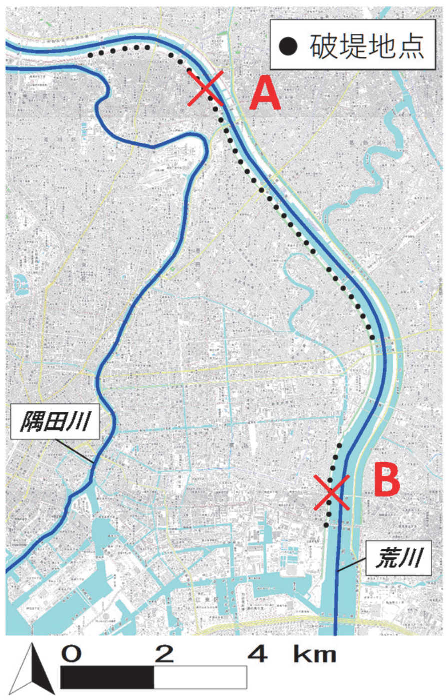
（3）検討結果

図－ 17 に、pix2pix による浸水域推定結果の一例を示す。図の左の画像が入力画像（擬似的な浸水観測情報）、中央が AI による推定結果、右が正解画像（氾濫シミュレーション結果）である。**図－ 17** 上は**図－ 16** の A 地点から氾濫した場合、**図－ 17** 下は A、B 両地点から氾濫した場合の、ある時刻の浸水状況である。

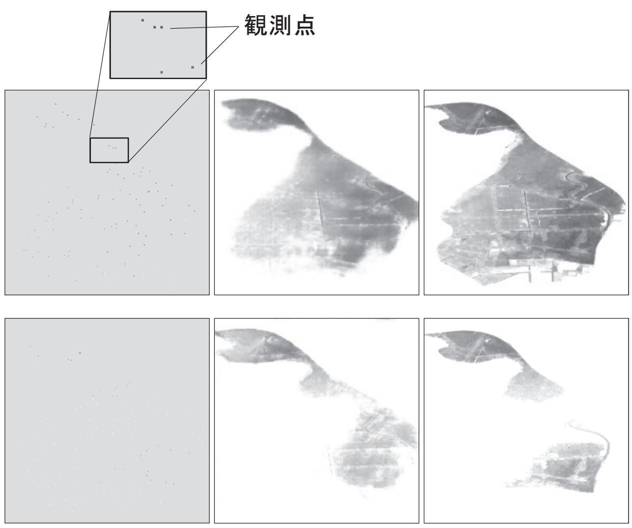
本検討では、災害時の浸水観測情報から瞬時に浸水域を推定することを目指した。物理的な氾濫シミュレーションと、pix2pix による画像変換を用いて、浸水の観測情報から浸水範囲を推定するモデルを構築した。構築したモデルは妥当な推定ができた。今後の実用化に向け、浸水観測データをリアルタイムに取得する方法を検討するとともに、観測データの質・量に応じた AI モデルの精度検証を行う必要がある。



図－ 15 解析対象範囲と想定破堤地点



図－ 16 解析対象範囲と想定破堤地点



入力画像（擬似観測情報） AI による浸水域推定結果 正解画像（物理シミュレーション結果）

図－ 17 構築した AI による浸水域推定結果例

6. AI による地すべり・侵食地形の抽出 [9)]

(1) 背景

ディープラーニングによる認識、検知、分析等の技術は、様々な分野での導入が始まっており、斜面防災分野でも土砂災害の発生場予測技術等の研究開発が進められている。

地形判読は、土砂災害発生場を予測する手法として従来行われてきた技術の一つであり、判読技術者の専門的知見が必要とされ、一定の手法が確立されている一方で、判読者による誤差が生じるケースがある。これは、経験的に培われた感覚的な要素を含むことから、定式化が困難な技術である。近年では、レーザープロファイラー測量技術等、比較的広範囲の地形情報を短時間で得られるようになったことから、判読技術者にとって、緻密な精度で広大な面積を判読する必要がある等、負担となる側面がある。本稿は、定式化が困難と言える地形判読技術について、ディープラーニングの有効性の検証と合わせ、技術者の負担軽減（省力化）、災害等発生直後の状況把握の迅速化に資する研究として、ディープラーニングにより地すべり地形、侵食地形の特徴を画像から学習し、その具体的な位置や形状等の自動的抽出を試みた。

(2) 検討条件

地形判読 AI の構築に用いた画像生成モデルは、5 章「AI による洪水浸水域の推定」と同様 pix2pix である。

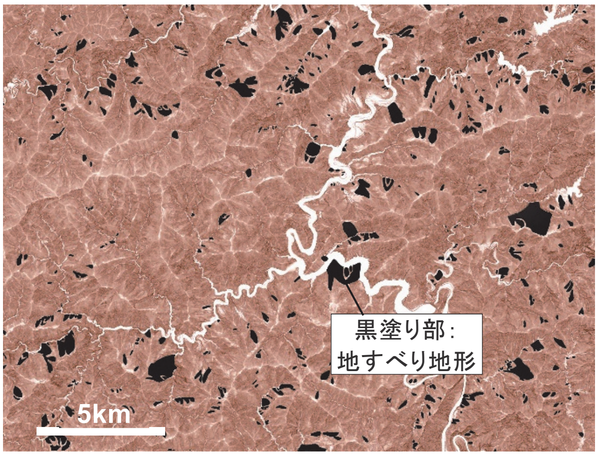
図－ 18 に地すべり地形の抽出にあたって作成した地形図を示す。対象地域は、地質的に地すべりが多発する地域 4 地区（北海道沙流郡、新潟県上越市、奈良県吉野郡、熊本県上益城郡～宮崎県上臼杵郡）とした。地形データは、国土地理院から提供されている基盤地図情報 [24)] を使用した。地すべり地形の正解データは、防災科学技術研究所が作成・公開している 1：50,000 地すべり地形分布図 [25)] とした。地形図は、CS 立体図 [26)] に加工した。

図－ 19 に侵食地形の抽出対象地域とした桜島の空中写真、地形起伏図、地形解析図を示す。空中写真を入力情報とした。侵食地形の正解データは、1 年ごとに取得される 1mDEM の地形データから解析されたラプラシアンの地形解析結果図とした。侵食地形は、地形解析上、ラプラシアンで凹地形として表現されることに着目し、プラス値（凹状地形）のみを表示した画像データを用いた。

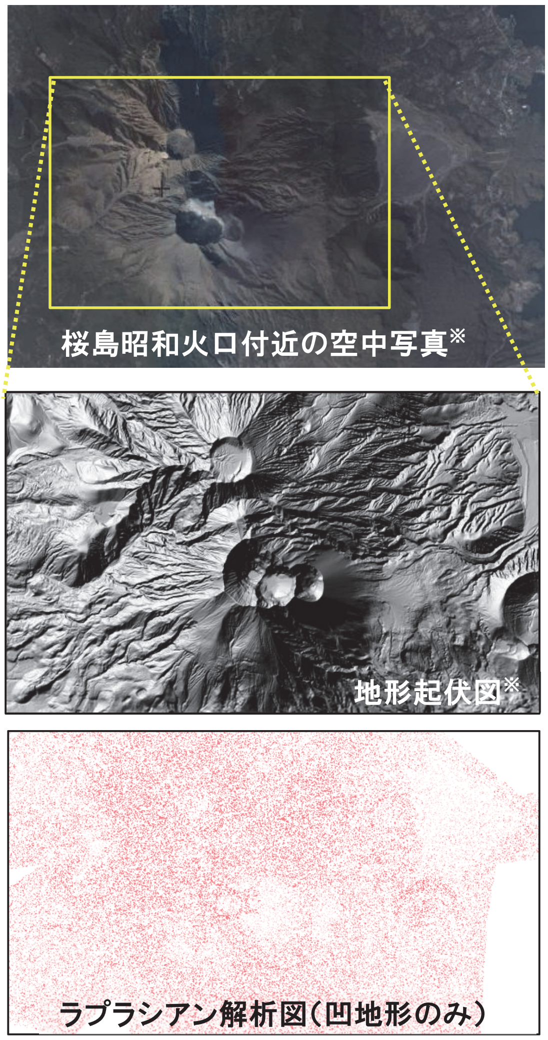
教師・検証データの作成例を**図－ 20** に、**表－ 1**、**表－ 2** に対象ごとの教師データ、検証データを示す。pix2pix では教師データと検証データの加工方法は同様である。AI は、画像 A と B の色調の関係性を特徴として学習する。

検証データは、教師データに含まれない範囲とした。地すべり地形抽出の教師データは、地すべり地形の輪郭や境界の明瞭度に着目し、明瞭な地すべり地形が画郭に含まれている画像を選別した。さらに、地すべり地形がフレームアウトしている、もしくは地すべり地形を含まない画像は除外した。

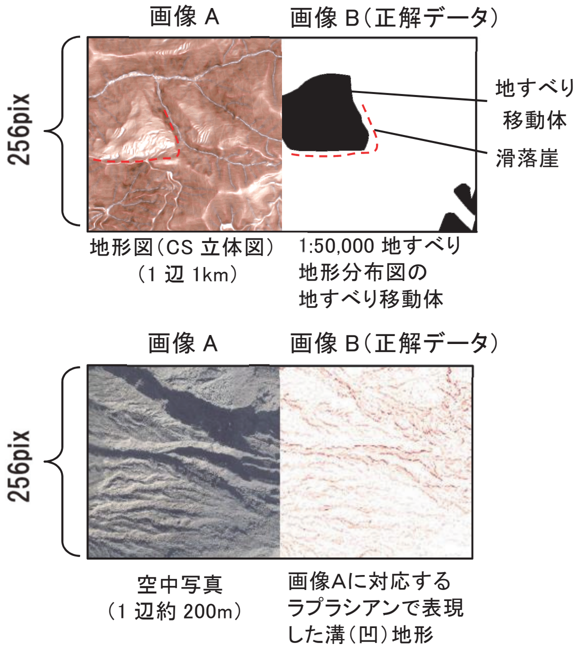
本稿では地すべり地形分布図を正解として教師データとしたが、地すべり地形分布図の判読精度と国土地理院の測量データの精度が異なること、侵食地形のラプラシアンの値は解析上の計算結果を用いていること、地形判読技術自体に判読技術者による誤差が含まれること等から、100％の正解ではない事を留意されたい。



図－ 18　CS 立体図と地すべり地形分布図の重ね図例



図－ 19　侵食地形の空中写真とラプラシアン解析図
※空中写真、地形起伏図は地理院地図より引用



図－20　pix2pix の教師・検証データ作成例
（上：地すべり地形、下：侵食地形）

表－1　地すべり地形判読に用いた地質体ごとの教師データ、検証データ

対象地域	地質体	教師ﾃﾞｰﾀ※	検証ﾃﾞｰﾀ
北海道	新第三～白亜紀付加体	764	120
新潟県	新第三紀堆積岩	1461	120
奈良県	白亜紀付加体	1021	100
熊本県	中～古生代付加体	1311	120

※教師データは地すべり地形が明瞭に表現されているものを選別

表－2　侵食地形判読に用いた教師、検証データ

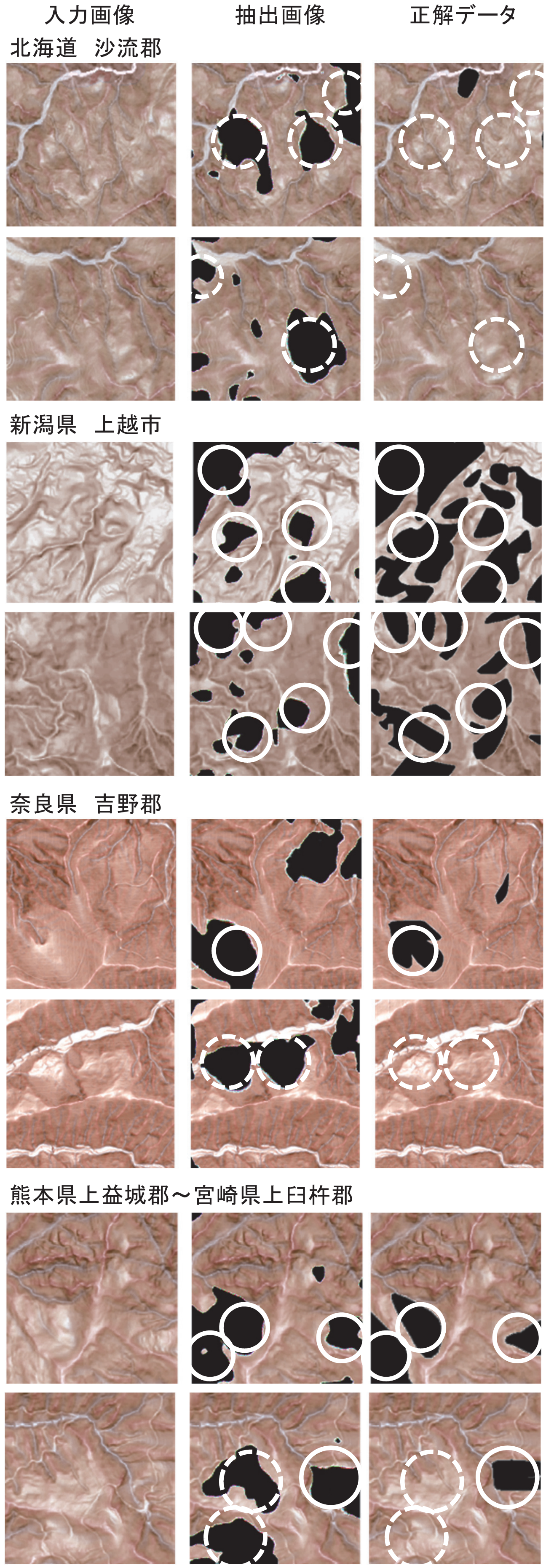
地域	教師データ	検証データ
桜島昭和加工付近	675	462

(3)　検討結果

1)　地すべり地形の抽出結果

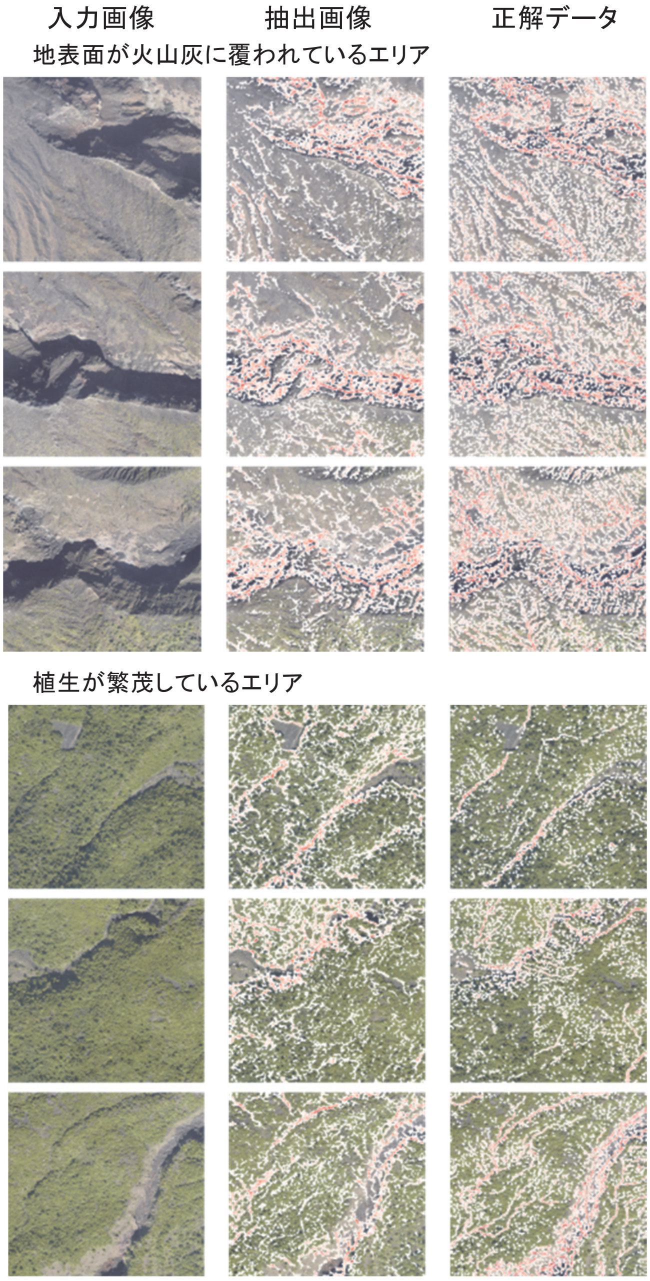
AI による地すべり地形の自動抽出結果を**図－21** に示す。学習の際、教師データは、**表－1** の全地区を集約した。抽出画像には、技術者視点で作成・選別した明瞭な地すべり地形が多数見られ（図中○）、教師データの特徴が反映されていることが確認できた。

地すべり地形判読は、複数の地形要素の組み合わせから総合的に判断されることから、技術者による判読の誤差も生じやすいことが知られている。本検討では、より明瞭に判別しやすい地形（移動体）を対象とし、地形判読作業の省力化と判読漏れの防止に利用することに配慮し、データを作成した。



図－21　地区（地質体）ごとの地すべり地形抽出結果

地すべり地形の抽出精度は、地すべり地形分布図を正解とした場合、正解率（地すべり範囲総数に対して抽出範囲が重なっている箇所数の割合）は 6 割～ 8 割であった。また、図ー 21 ◌印は、AI が正解データにない箇所に、新たに地すべり地形を抽出しているケースである。この位置は、判読技術的にも地すべりの可能性が高い箇所である。



図ー 22 地表状態ごとの侵食地形の抽出結果

2）侵食地形の抽出結果

侵食地形の自動抽出結果を図ー 22 に示す。侵食地形の抽出画像では、正解データと同様に赤色に表示した凹地形が空中写真上に表現されており、陰影の色調のコントラストが明瞭な部分に着色されている事がわかる。

（4）まとめ

詳細な地形情報、ライブラリ、ディープラーニングの実装を用いて、教師ありのディープラーニングを行い、地形判読の自動化を試みた。基図はいずれも RGB 画像を用いた。具体的には、地すべり地形判読では基図を CS 立体図、侵食地形では空中写真とした。両者ともに、意図した教師データと同様の特徴を捉えることができた。結果、ディープラーニングの特徴である特徴の自動抽出は、地形判読のように専門技術者の感覚的な技術にもある程度適用できることが判明した。さらに、その作成方法や選別基準を判読者の視点で拡充や選別を行う等、データの質を改善することで向上できることが判明した。

判読の精度は 6 ～ 8 割程度であった。専門技術者による厳密な成果には及ばないものの、事前に機械学習させておくことで、出力は数分で行う事が可能である点で、省力化（生産性向上）、抽出漏れによる人為的なエラーリスク低減の手法として有効であると考えられる。また、空中写真から地形や物体の検知が短時間で可能になれば、災害等発生直後の状況把握等、迅速化の面での適用性も高いと考えられる。

7. おわりに

本稿では、人工知能（AI）を用いた水災害・土砂災害に対する取り組みについて、技術紹介を行った。洪水予測 AI はこれまでの予測手法を上回る精度を示す場合が多く、既に社会実装に向けた段階に入っている。特に、水位予測システムの普及が遅れている中小河川においては、AI を用いた簡易で高精度な予測システムの実装が期待できる。河川水位の異常検知についても、本検討では十分に実用的な精度が得られた。実社会での活用に向け、より様々な地点での検証が必要である。また、観測データの蓄積・共有を進めて行くことが、今後の技術的発展のために有用である。

ダム操作、地形判読技術については、必ずしも人間を上回るレベルには達していないが、省力化、効率化の面で人間の判断を支援できるレベルには近づいていると考えられる。今後は技術的な改良により精度向上を図っていくとともに、様々なケースでの適用性を検証していく必要がある。

また、洪水浸水域の推定、火山地域における侵食地形の画像判読といった様々な課題に対して AI 技術による新たな取り組みを行い、実社会での活用が十分に期待できる結果が得られた。今後は技術的な検討を進めて行くとともに、データ取得の仕組みについてもあわせて検討する必要がある。

今後は水災害・土砂災害に関する防災 AI 技術について、世の中のニーズに合わせて社会実装を進めて行くとともに、発展の著しい AI の先端技術を取り込んで、さらなる技術開発に取り組んでいく。また、日本工営グループの各部署との連携を深め、交通・物流、エネルギー、環境、維持管理といった様々な社会インフラ分野での課題解決に向け、AI を活用した技術開発に取り組んでいきたい。

謝辞：本稿での研究実施にあたり、解析に利用したXRAINデータは、国土交通省より提供されました。また、国土交通省九州地方整備局九州技術事務所には、データ提供や研究の方向付けにおいて多大な協力をいただきました。厚く御礼申し上げます。

参考文献

1) Hinton, G.E., Osindero, S. and Teh,Y.：A fast learning algorithm for deep belief nets, Neural Computation, Vol.18, pp.1527-1544, 2006
2) 一言正之、櫻庭雅明、清雄一：深層学習を用いた河川水位予測手法の開発、土木学会論文集B1（水工学）、Vol.72（4）、pp.187-192、2015
3) 一言正之、櫻庭雅明：深層学習の適用によるニューラルネットワーク洪水予測の精度向上、河川技術論文集、Vol.22、pp.1-6、2016
4) 一言正之、桜庭雅明：多地点観測情報を活用した深層ニューラルネットワークによる河川水位予測の精度向上、河川技術論文集、Vol.23、2017
5) 一言正之、桜庭雅明：深層ニューラルネットワークと分布型モデルを組み合わせたハイブリッド河川水位予測手法、土木学会論文集（B1）、2017
6) 石尾将大、一言正之、島本卓三、房前和朋：深層強化学習を用いたダム操作モデルによる洪水調節、河川技術論文集、Vol.25、pp.339-344、2019
7) 一言正之、荒木光一、古木宏和：敵対的生成ネットワークによる洪水氾濫浸水域の推定、2019年度人工知能学会全国大会、2019
8) 一言正之、川越典子、橋田創、房前和朋：水位推定誤差の確率分布に基づく河川水位観測データのリアルタイム異常検知、土木学会論文集（B1）、2019（投稿中）
9) 古木宏和、稲垣裕、一言正之、藤平大、櫻本智美：ディープラーニングによる地すべり地形の自動抽出-精度と教師データの関係、地盤工学会誌、67巻、6号、pp.20-23、2019
10) 椿涼太、小林健一郎、内藤正彦、谷口丞：洪水予測技術の現状と課題について、河川技術論文集、Vol.19、pp.1-6、2013
11) 一言正之、桜庭雅明：ディープラーニングを用いた洪水予測モデルの開発と今後の展望、こうえいフォーラム、Vol.26、2018
12) 古田均、野村泰稔、広兼道幸、一言正之、小田和広、秋山孝正、宇津木慎司：AIのインフラ分野への応用、電気書院、2019
13) 一言正之、遠藤優斗、島本卓三、房前和朋：レーダ雨量を用いた深層学習によるダム流入予測、河川技術論文集、Vol.24、pp.403-408、2018
14) 一言正之、桜庭雅明：学習事例を上回る大洪水に対する深層学習水位予測モデルの検証、2018年度人工知能学会全国大会、2018
15) Masayuki HITOKOTO and Masaaki SAKURABA：River-stage prediction for urban small rivers with deep learning model by using x-band radar rainfall
16) 荒木健、箱石健太、一言正之、島本卓三、房前和朋：畳み込みニューラルネットワークによるレーダ雨量を用いた河川水位予測、河川技術論文集、Vol.25、pp.297-302、2019
17) David Silver et al.：Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search, nature, Vol.529 (7587), 484, 2016
18) 国土交通省、水文水質データベースwebページ、http://www1. river.go.jp/（最終閲覧日：2019年9月4日）
19) 国土交通省、川の防災情報webページ、http://www.river.go.jp/kawabou/ipTopGaikyo.do（最終閲覧日：2019年9月4日）
20) Raghavendra Chalapathy, Sanjay Chawla: Deep Learning for Anomaly Detection: A Survey, arXiv:1901.03407, 2019
21) 江戸川区、江戸川区水害ハザードマップ【日本語版】、https://www.city.edogawa.tokyo.jp/documents/519/sassi-ja.pdf（最終閲覧日：2018年9月4日）
22) Phillip Isola, Jun-Yan Zhu, Tinghui Zhou, Alexei A.Efros: Image-To-Image Translation With Conditional Adversarial Networks", CVPR2017, pp.5967-5976, 2017
23) 篠崎隆志：GAN—敵対的生成ネットワーク—の発展、人工知能、Vol.33、No.2、pp.181-188、2018
24) 国土交通省、国土地理院ウェブサイト、基盤地図情報 https://fgd.gsi.go.jp/download/menu.php（最終閲覧日：2019年10月30日）
25) 清水文健、井口隆、大八木規夫（2005）防災科学技術研究所「1:50,000地すべり地形分布図」、防災科学技術研究所研究資料、2005
26) 戸田堅一郎：曲率と傾斜による立体図法（CS立体図）を用いた地形判読、森林立地、Vol.56、No.2、pp.75-79、2014