

生成 AI を用いた土砂移動予測 Predicting Sediment Transport Using Generative Artificial Intelligence

○木次 貫太・中谷 加奈
○Kanta KOTSUGI, Kana NAKATANI

In recent years, climate change has increased rainfall intensity, leading to a growing number of sediment-related disasters. Large-scale heavy rainfall events, such as the July 2018 torrential rains in Japan, caused severe damage due to simultaneous sediment outflows over wide areas. In such disasters, delayed responses can significantly amplify damage, highlighting the need for rapid, wide-area situation assessment. Although physics-based numerical simulations provide high accuracy, their heavy computational cost limits real-time analysis and simultaneous evaluation of multiple sites. To address this issue, this study develops a surrogate model using generative AI to achieve fast predictions while maintaining the reproducibility and generality of physical models. The proposed approach trains an image generation model on sediment runoff simulation results. Conventional image-to-image models such as pix2pix show limited accuracy for continuous physical phenomena due to their single-encoder structure. Therefore, this study introduces a multi-encoder generative model that independently processes multiple conditional inputs representing different physical factors. The applicability of this model for predicting complex sediment transport phenomena is examined (166 words).

1. はじめに

近年、地球温暖化の影響により降雨量が増加し、土砂災害の発生件数は増加傾向にある。その中でも、平成 30 年 7 月豪雨をはじめとする記録的豪雨災害では、広域かつ多数地点での同時多発的な土砂流出で甚大な被害が発生した。大規模災害においては、対応の遅れが被害拡大に繋がるため、迅速に広域の状況の把握や判断を行う必要がある。そのため、限られた時間で出力が行える数値シミュレーションを行う技術の開発が急務である。

しかし、一般的な物理方程式ベースの数値シミュレーションは、高精度な一方で計算負荷が極めて大きく、複数地点に対する同時解析やリアルタイム性の確保が困難な課題を抱える。そのため、緊急時の迅速な対応や広域のリスク評価等の実務ニーズに対しては不十分であると言える。

そこで、本研究では、物理モデルの高い再現性・汎用性を保ちつつ、迅速な解析を可能とするために、画像生成 AI を活用したサロゲートモデルの構築を実施する。サロゲートモデルとは、AI に CAE (Computer Aided Engineering) の計算結果を学習させて、AI が高速に CAE の計算結果を予測する手法である。そのため、計算コストを大幅に削減することができ、短時間での出力が可能となり、広範囲での解析に適していると考えられる。

そこで本研究では、サロゲートモデル開発のための第 1 段階として、実災害での土砂移動データを学習させたマルチエンコーダー構造の画像生成モデルの開発を行った。

2. 生成モデルと学習データ

今回の研究では、画像生成モデルとして pix2pix を採用した。pix2pix は、GAN (敵対的生成ネットワーク) を用いた画像から画像への変換手法である。GAN は、画像を生成する 生成器 (Generator) と、それが本物か偽物かを判別する 識別器 (Discriminator) から構成され、両者を競わせながら学習を行う。pix2pix における生成器は エンコーダー・デコーダー構造を持ち、エンコーダーで入力画像から特徴を抽出し、デコーダーでその特徴をもとに出力画像を生成する。このように pix2pix は、GAN による敵対的学習と、入力画像と出力画像の対応関係を利用した教師あり学習を組み合わせることで、入力に忠実で現実的な画像変換を可能とする。

砂防分野でも地形判読などを中心に画像生成 AI を使った研究が行われている。しかし、AI モデルである pix2pix は地形判読などでは一定の精度を示すが、地すべりの発生範囲や土石流を含む土砂移動などの物理的な自然現象や連続的に発生する現象の再現においては、精度が著しく低下する

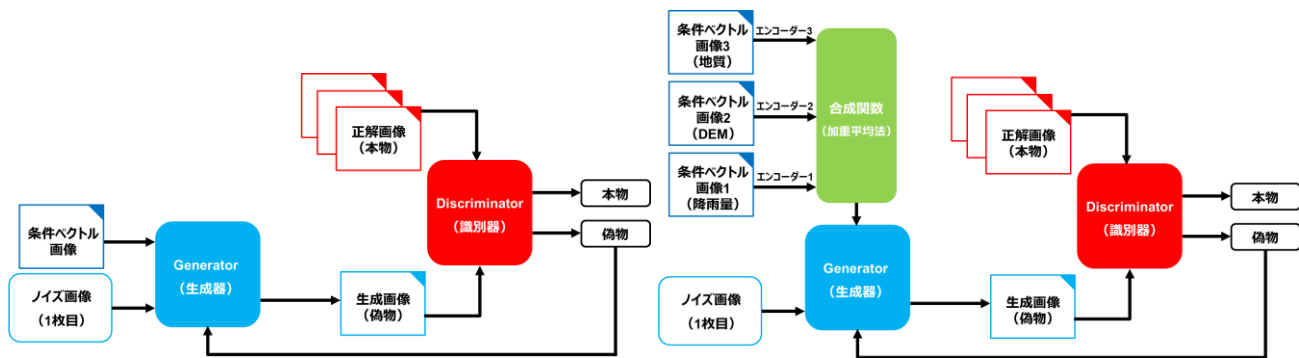


図 1 従来の pix2pix

図 2 マルチエンコーダー型 pix2pix

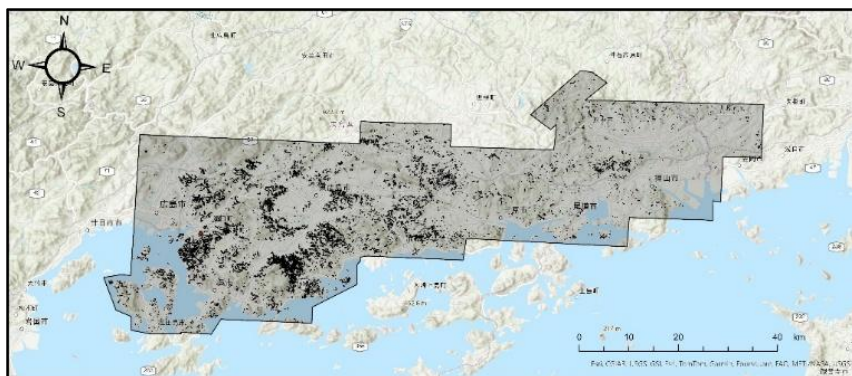


図 3 解析対象範囲と土砂移動分布

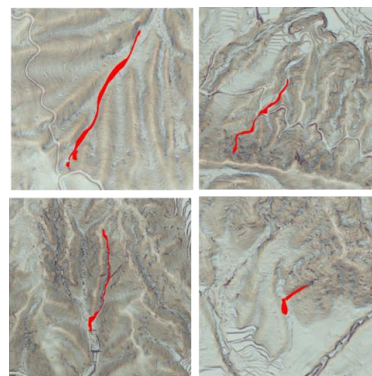


図 4 土砂移動ポリゴン

傾向がある。この背景には、図 1 に示すように単一のエンコーダーであるために生成の際に与えられる条件ベクトル画像が 1 枚に限定され、現象を引き起こす多様な要因を十分にモデルに反映できないという構造的な問題があると考えられる。

条件ベクトル画像として広く使用される CS 立体図などの地形情報は視覚的特徴を捉える上では有用である一方で、降雨量・粒径などの土砂移動に関わる物理的因子を網羅的には含んでいない。このため、単一のエンコーダーでは、AI モデルが現象の力学的背景を正しく学習・再現するには限界がある。

そこで、図 2 に示すマルチエンコーダー構造を採用した pix2pix モデルを構築する。地形・地質・気象条件などの多様な物理的因子を十分に反映するため、条件ベクトル画像として、流出開始点、デジタル標高モデル (DEM), CS 立体図をそれぞれ個別のエンコーダーに入力する設計とする。これにより、各因子の特徴を保持したまま学習を行い、統合的に土砂移動範囲を予測する能力をもたせる。エンコーダーの出力の統合に加重平均統合といった、複数の統合方式を検討し、精度と効率の両面から最適な融合手法を選定する。

モデルの学習に用いる実災害データとしては、広島大学平成 30 年 7 月豪雨災害調査団 (地理学グループ) ¹⁾により作成された広範囲土砂災害の

実観測データを用いる (図 3)。航空写真により判読された土砂移動範囲を示すポリゴン (図 4) を学習対象とする。このデータは、主に広島県南西部を対象としたものであり、解析の対象範囲は 2,906 km²に及び、約 8,000 箇所への土砂流出が確認されている。極めて高密度な災害記録データであり、モデルの学習に適している。

また、生成される出力は土砂移動が起きた範囲とその他の範囲の 2 つの RGB 値に限定して出力することで、データ構造の単純化と学習効率の向上を図る。以上のように、実災害データを用いたマルチ条件入力型生成モデルの初期構築を行った。

3. 今後の検討事項

構築した実災害データに基づく生成モデルの成果を踏まえ、山野井ら ²⁾の研究を基に物理モデルの数値シミュレーションの結果を学習対象としたサロゲートモデルの構築に取り組む。土砂の移動範囲の予測に加えて、土砂移動量をコンター図として同時に生成可能なモデル構造を設計する。

参考文献

1. 広島大学平成 30 年 7 月豪雨災害調査団 (地理学グループ): 平成 30 年 7 月豪雨による広島県の斜面崩壊分布図 (第四報), 2018.
2. 山野井一輝, 田中天悠, 中谷加奈: 砂災害確率ハザードマップを用いた避難時の推奨行動の変化に関する研究, 水工学講演会, 2025.