

12. 深層生成モデルによる地すべり地形分布図の画像生成

山本義幸

1. はじめに

地すべり発生箇所は、現在滑動が進行しているものはもとより現在滑動が休止状態であったとしても、将来的に再滑動や崩壊等が起きやすい。よって、地すべり地形分布図から得る地すべり地形の位置は、防災対策を講ずるにあたって有用な情報となる。地すべり地形を深層生成モデルの対象とする場合、他の一般的な生成対象とは異なり、二つの偏りが考えられる。一つ目は、教師データの画像における、地すべり地形のサイズの偏りである。一般に、深層生成モデルは、教師データの各画像上での対象物を同程度のサイズにそろえ効率的に学習する。しかしながら、地すべり地形のサイズは不均一である（空間的不均一性）ため、教師データは、同程度のサイズばかりでそろえられない。また、画像内の対象物のサイズが小さい場合に、多くの面積を占めている非対象物の特徴を評価し誤分類する結果が報告されている。このことなどから、特に、空間的不均一性を有している地すべり地形のデータセットにおいて対象物の面積占有率が誤出力の原因となる可能性が懸念される。二つ目は、深層生成モデルからの出力の偏りである。これは、一つ目の偏りに起因する側面もあるが、深層生成モデルが、教師データの地すべり地形（地すべり移動体）のサイズに応じた学習をし、そのように出力する特性である。即ち、地すべり地形の大きなサイズの教師データで学習した深層生成モデルは、地すべり地形の小さなサイズのところでも、大きく出力する可能性がある。よって、地すべり地形分布図の深層生成は、この地すべり地形の空間的不均一性に起因する二つの偏りを是正することで、効率的な学習と高い精度の出力を可能にするものと考えられる。

本研究は、地すべり移動体の深層生成において、地すべり地形の空間的不均一性・連続性に関わる2つの正規化手法を提案し、それによる地すべり地形分布図の深層生成に関する下記を検討した。

1. 地すべり地形の空間的不均一性からなる教師データの偏りを、地すべり移動体が画像中に存在する割合（面積占有率）で正規化した深層生成モデルの性能評価
2. 検証データの空間的連続性を活用した出力結果の後処理正規化手法の有効性評価

なお、今回の深層生成では、滑落崖や微地形の情報は使用する分解能（1ピクセル10m四方）では画像上に現れにくいと考えられ生成対象とは扱わず、上述の通り地すべり移動体のみを対象としている。

本報告は、投稿論文¹⁾をとりまとめたものである。

2. pix2pixによる地すべり地形分布図の作成

画像生成の深層学習であるpix2pix²⁾を利用して、地すべり地形分布図の作成を試みた。以下に、これらの概要を記載する。

2.1 地すべり地形分布図

地すべり地形分布図は、防災科学技術研究所の地すべり地形GISデータ³⁾を使用した。これは、空中写真の立体視で判読した地すべり地形をデジタル化したものである。ここでは、移動体の輪郭・境界のうち「後方に滑落崖があり、移動体の輪郭が明瞭ないし判定可能」のポリゴンをラスタ化し、正解データとした。

2.2 CS立体図 (学習データ)

CS立体図⁴⁾ から、深層学習で地すべり地形分布図を作成する。CS立体図は、DEMから標高・傾斜・曲率を計算し作成した立体図と曲率図を重ねて作成される。CS立体図上、谷（凹）地形を青色、尾根（凸）地形を赤色、緩斜面を淡い色、急斜面を濃い色で段彩化し表示され、地すべり地形は淡白色系～淡銀色系の色調で表示される。

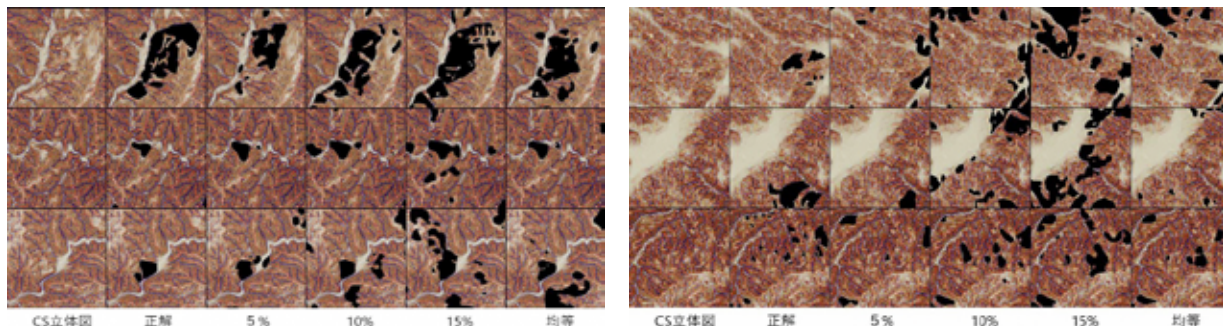


図1 空間的不均一性に関する正規化処理結果

2.3 地すべり地形分布図作成手法

pix2pixで使用する学習データは、地すべり地形分布図とCS立体図から、先行研究⁵⁾と同様に3/4オーバーラップさせながらスライドし取得した256×256画素の画像とした。ここで、1画素は10m四方とした。

3. 空間的不均一性に関する正規化手法

地すべり地形は、一般に、分布に偏りがあり、空間的不均一性を有している。AIにおいて元来、教師データの偏りは、学習を妨げる。そこで、本研究では、教師データを、分割画像中の地すべり移動体の面積占有率で階級分けして、偏り（空間的不均一性）を正規化し是正することで、学習が効率的に行えるのではないかと考えた。先行研究⁵⁾では教師データの正規化として、専門家の知見でCS立体図を鮮鋭化し地形を強調することで性能向上が図られ、有効性が示された。これに対して、提案手法は、機械的に処理を行うため、非専門家でも、対応可能な処理である。さらに、この正規化によって不均一な地すべり地形のサイズに対してフレキシブルに対応した出力が期待できる。

4. 出力結果の後処理正規化手法

地すべり地形の調査は、ある程度の広さの範囲を対象とすることが多い。これを深層生成モデルで扱う際には、対象範囲の画像は分割して入力される。よって、入力される分割画像は、もともと両隣で連担していた画像の集まりである。すなわち、空間的連続性を有するもので、出力された画像は再結合が可能である。上述のとおり、地すべり地形の深層生成では、空間的不均一性・不確実性のため、出力結果に偏りが起きるものと考えられる。それは、例えば、重複領域を含むように分割した画像を入力して、深層生成モデルで出力したとしても、各分割画像の重複領域において、全く同じ出力にはならない現象である。これは、地すべり地形分布図が有する不確実性、ならびに、深層生成モデルの大局的・局所的な処理、地すべり地形の不均一性によるものである。そこで、上述の偏りを是正するために、地すべり地形分布図およびCS立体図の空間的連続性を利用した出力結果の正規化を行う。深層生成モデルへの入力画像は複数枚の重複領域を有するものとし、その入力画像の重複領域における、複数枚の出力結果を出力頻度で正規化する。即ち、複数枚にわたって出力頻度が高い場所は、学習済みの深層生成モデルが地すべり移動体として判定する確率が高い箇所となる。よって、地すべり地形データ及びCS立

体図が有する空間的連続性を利用して、重複箇所を有するようにスライドして分割した画像を深層生成モデルに入力した後に、出力結果を結合・重ね合わせ処理を行い、その出力頻度から推論結果の偏りを正す正規化手法を提案する。

5. 結果・考察

5.1 空間的不均一性に関する正規化処理評価

教師データの面積占有率による（空間的不均一性に関する）正規化が、推論結果にどのような影響を与えているかを分割画像から評価した。結果は、図1のとおり、左からCS立体図・正解・5%以上・10%以上・15%以上・均等の順に並んでいる。なお、推論結果は、地すべり移動体の有無で2色(黒：有, 白：無)で出力するようにしているが、ここではCS立体図上に地すべり移動体の出力のみを重ね合わせている。

均等の結果は、図1を見ていくと、5%以上と同等な大きさに出力したり、15%以上と同等な大きさに出力したりと、出力のフレキシブルさが推察される。これは、均等では学習した面積占有率に偏りがなかったため、フレキシブルな出力が可能な深層生成モデルのパラメータの重み付けがされたためと考えられる。また、面積占有率が高い教師データだけを学習させた場合ほど、サイズが大きい地すべり移動体を出力する傾向にある。これは、深層生成モデルが、与えられた教師データと同程度のサイズに近づくように学習されたモデルパラメータを有すためであると考えられる。

5.2 出力結果の後処理正規化処理評価

図2に正規化処理前後（処理前：左，処理後：右）のエリア全体の画像を示す。図2左（上から5%以上・10%以上・15%以上・均等・正解）を比較すると、正解画像では東側に地すべり移動体が多く存在するが、出力結果の正規化前では、検証エリア全体に出力されている。さらに、分割画像周縁部分の不自然な接合の格子状の出力が現れている。また、

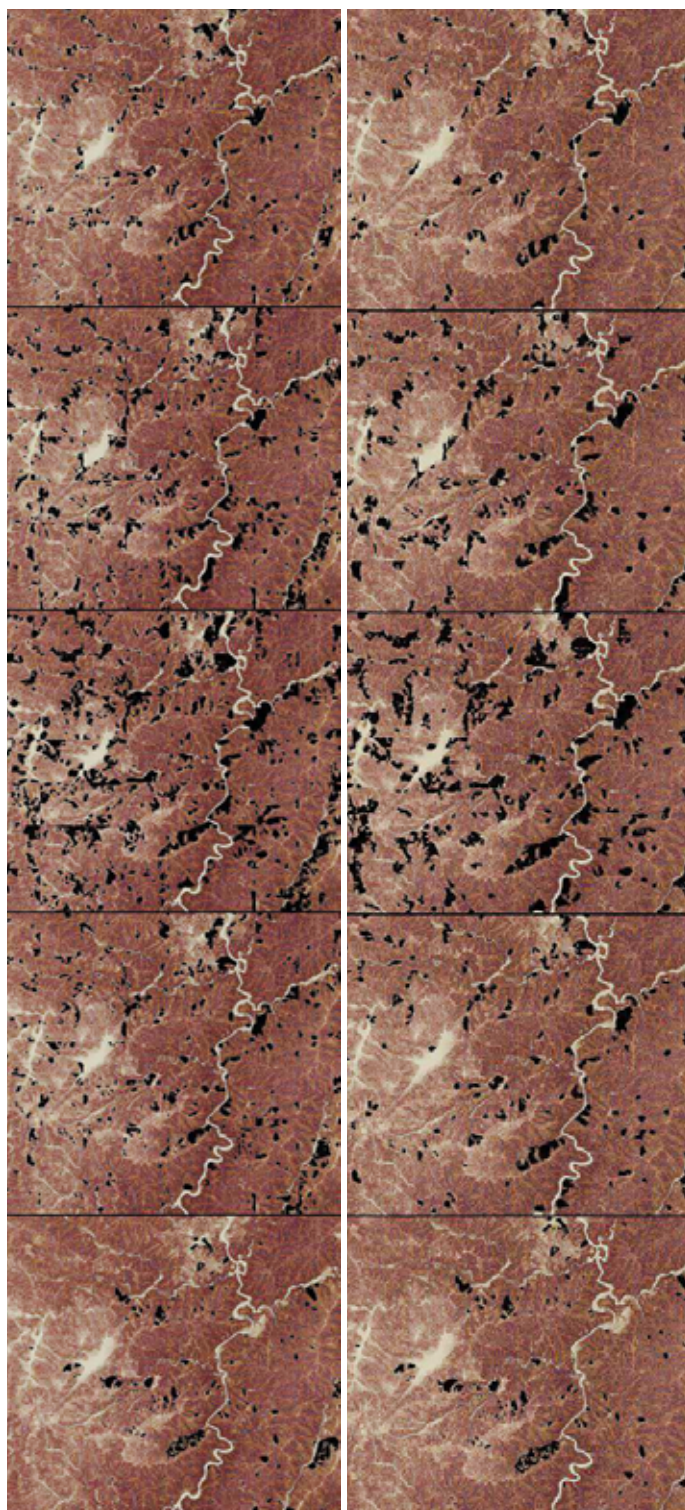


図2 出力結果の後処理正規化処理評価

正解では5,000ピクセル以下の地すべり移動体がほとんどない中、10%以上・15%以上では5,000ピクセル以上の出力が多く、明らかに出力される面積が大きい。そのため、専門家からすると、明らかに土砂移動がない場所を出力箇所（候補地）から外すといった手間を要求される。その点で、5%以上および均等では、出力面積が小さく、正解をカバーできず正解率は低かったが、出力の周辺には土砂移動に関わる場所が多くあり、逆に、出力がない場所には高い確率で何もないため、専門家に示す一次資料の精度向上において有用性があるものと考えられる。

面積占有率による正規化を施した均等は、最も学習枚数の多い5%以上の教師データセットの1/8程度の教師データ枚数で学習しているにもかかわらず、5%以上と同等の結果を出すことができている。また、本研究のマシンスペックにおいて、5%以上の学習時間が24時間以上だったことに対して、学習枚数が少ない均等のデータセットでは約6時間程度となり、学習時間が1/4程度に短縮された。このことから、地すべりの深層生成において面積占有率による教師データの正規化の有用性が示された。また、均等では5%以上よりも大きく出力している場合もあるが、これは大きめの地すべり移動体に対してフレキシブル（大きいものは大きく、小さいものは小さく）に出力した結果と推察される。

図2右に正規化処理後のエリア全体の画像（上から5%以上・10%以上・15%以上・均等・正解）を示す。正規化処理前の出力結果（図2左）と比較して、格子状の出力は目立たなくなり、明らかに地すべり地形の無い領域の出力をキャンセルできている。これは、深層生成モデルの特性上、何かしら出力してしまう課題に対して、正規化が適切な処理を施したものと考えられる。また、面積の小さい出力が目立つが、これは、先行研究⁵⁾では正規化処理で是正された、画像を分割した際の見切れてしまった地すべり移動体を学習していることや、開析が進んでいて移動土塊の特徴が薄れてきた箇所であることが原因として考えられる。

6. 結論

本研究は、地すべり地形の空間的不均一性による教師データの偏りを、地すべり移動体のサイズで正規化し、学習した深層生成モデルの性能評価と検証データの空間的連続性を活用した出力の正規化の有効性評価を行った結果、以下のことが明らかとなった。

1. 面積占有率で正規化(データの枚数構成)した教師データセットは、枚数は少なくとも、大量の不均一な教師データと同等の性能が得られた。
2. 空間的連続性を利用した出力結果の正規化は、不自然な出力を低減し、信頼性の高い出力を可能とした。

以上のことから、本研究の提案する正規化手法は、空間情報系の深層生成において、有効であることを明らかにした。

参考文献

- 1) 竹内祐太郎・山本義幸・古木宏和・宇津木慎司・吉田一也・中村吉男 (2022). 空間的不均一性・連続性に関する正規化処理による地すべり移動体の深層生成, 写真測量とリモートセンシング, 61 (1), pp.14-31.
- 2) Isola, P., Zhu, J.-Y., Zhou, T., & Efros, A. A. (2016). Image-to-Image Translation with Conditional Adversarial Networks. CoRR, abs/1611.07004.
- 3) 防災科学技術研究所: J-SHISマップ, <https://www.j-shis.bosai.go.jp/map/> (2022年4月30日確認)
- 4) 戸田堅一郎. (2012). 数値地形データを用いた「微地形図」の作成方法, <https://www.pref.nagano.lg.jp/ringyosogo/seika/documents/bichikei.pdf> (2022年4月30日確認)
- 5) 古木宏和. (2021). 3次元地形情報を用いた深層学習による地すべり移動体抽出, 日本地すべり学会誌, Vol.58, No.2, pp.65-72.