

深層学習による地すべり地形分布図作成のための学習データの特徴化の検討

愛知工業大学大学院 学生会員 ○竹内祐太郎
愛知工業大学 正会員 山本 義幸

1 序論

土木分野では、これまで、畳込みニューラルネットワーク (CNN) によるひび割れ検出等に関する研究が行われてきた。近年は、セマンティックセグメンテーションや GAN による地図作成についても研究が進められている。GAN の一種である pix2pix[1] は、航空写真からの地図作成において良好な結果を示している。しかしながら、元々、二次元の画像ベースで行われていた地図作成への適用性は高いものと推察するが、三次元情報をベースに作成する主題図の場合は、学習データとしての二次元画像に如何に識別しやすい特徴化を施すかが画像作成の鍵となるものと考えられる。

例えば、地すべり地形分布図 [2] は、空中写真の立体視で地すべり地形を判読している。これを深層学習で作成するならば、立体視で得た三次元情報 (像) から地すべり地形判読に至る特徴を学習データや処理ネットワークに組み込むことが効果的と考える。これまで、その特徴は、脳内で経験的に捉えられているため、明らかにすることは容易ではなかった。これにおいて、CNN の特徴マップの可視化 (Grad-CAM[3]) で解明できる可能性がある。pix2pix は、CNN がベースとなっており、CNN による地すべり地形の分類器における特徴マップを可視化することで、どの箇所を着目して分類に至ったかを知ることができる。

本研究は、深層学習で地すべり地形分布図を作成するために有効な学習データの特徴化について検討する。深層学習は、先行研究 [4] でも利用されていた pix2pix を使用し、地すべり地形分布図は CS 立体図 [5] から作成することとする。学習データの特徴化は、CS 立体図上の地すべり地形の有無の二分類問題を CNN で行い Grad-CAM で CNN での着目箇所から推察する。これより、学習データとしての CS 立体図の特徴化に有効な処理法について検討する。

2 深層学習による地すべり地形分布図の作成

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 [2] (図名: 豊橋) を使用した。これは、空中写真の立体視を行って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 [5] 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 (図 1)。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。

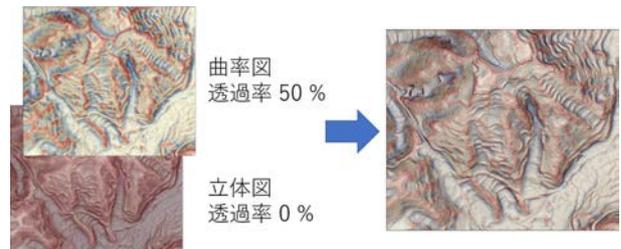


図 1: CS 立体図の作成方法 ([6] 掲載図を編集)

2.3 pix2pix による地すべり地形分布図作成

pix2pix[1] で使用する学習データは、図 2 のように、地すべり地形分布図と CS 立体図から、先行研究 [4] 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 10 m 四方とした。ハイパーパラメータは表 1 のとおりである。

表 1: ハイパーパラメータ (pix2pix)

学習データ	テストデータ	エポック数	バッチサイズ
400 ペア	100 枚	200	1

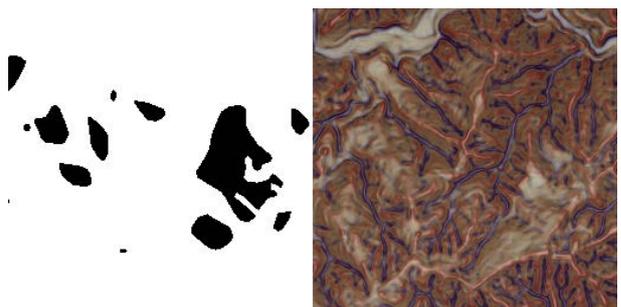


図 2: 学習データ (左: 地すべり地形, 右: CS 立体図)

3 特徴マップの可視化

学習データの有効な特徴化を明らかにするために、Grad-CAM[3] による特徴マップの可視化を行った。特徴とは、CNN における隠れ層のパラメータのことである。特徴マップとは、これらのパラメータで形成される隠れ層の畳込み

キーワード 深層学習, 地すべり地形分布図, CS 立体図, CNN, 特徴マップ

連絡先 〒470-0392 愛知県豊田市八草町八千草 1247 愛知工業大学大学院工学研究科 TEL 0565-48-8121

処理からの出力である。よって、その大小は最終的な分類結果に寄与した（着目した）領域を示す。表2は、CNNの処理でのハイパーパラメータである。学習データは、地すべり地形あり・なしのCS立体図で、それぞれ400枚を90度回転、左右反転、上下反転、明度によるデータ拡張で、それぞれ12000枚に水増しした。

表2: ハイパーパラメータ (CNN)

学習データ	テストデータ	エポック数	バッチサイズ
12000枚ずつ	50枚ずつ	130	30

4 pix2pixによる地すべり分布図の作成結果

図3に地すべり地形分布図の作成結果を示す。再現率は0%、適合率は10%と低かった。これは、先行研究[4]と比較して、再現率は低く、適合率は同程度であった。



図3: 地すべり地形分布図の作成結果
(左:作成結果, 中央:正解, 右:CS立体図)

5 特徴マップの可視結果・考察

5.1 CNNの分類性能

表3に示すように、CNNによる分類性能は、感度とF値が低く、地すべり地形ありのCS立体図に対する認識が不十分であることが示された。

表3: 分類精度評価結果

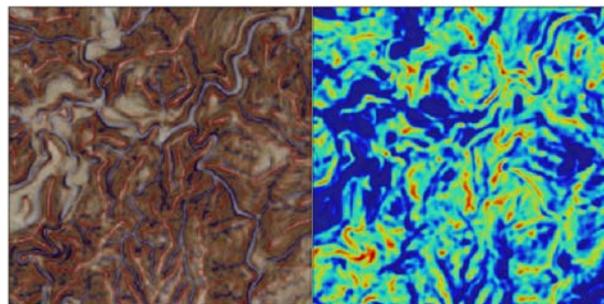
分類結果 \ 正解	地すべり地形あり	地すべり地形なし
	地すべり地形あり	17
地すべり地形なし	33	46

正解率 (%)	感度 (%)	特異度 (%)	適合率 (%)	F 値 (%)
63	34	92	81	48

5.2 CNNの着目領域

図4に、特徴マップの可視結果の一例を示す。他の結果も、この図と同様に、地すべり地形がある白色系～淡銀色系の色ではなく、濃青色で示された谷に着目（特徴マップでの赤色領域）していることが示された。このことが、pix2pixによる画像作成とCNNによる分類性能に影響を与えたものと推察する。画像上で、濃青色周辺は高周波領域で、地すべり地形の白色系～淡銀色系は低周波領域である。よって、高周波領域を削除したCS立体図を学習データとして使用することが有効な特徴化となる可能性が推察された。具体的には、CS立体図を作成する際に使用する曲率図の高周波領域の削除ならびに透過率の増加、また、

曲率図作成過程のDEMデータの平滑化処理の最適化も有効な特徴化のための手法として推察された。



(a)CS立体図 (b)特徴マップ

図4: 特徴マップの可視結果

6 結論

深層学習による地すべり地形分布図作成での学習データの特徴化として下記の処理が有効な可能性が示された。

- CS立体図の高周波領域の削除
- 曲率図の透過率の増加
- 曲率図の高周波領域の削除
- 曲率図作成過程のDEMデータの平滑化処理の最適化

参考文献

- [1] Isola, P., Zhu, J.-Y., Zhou, T., & Efros, A. A. (2016). Image-to-Image Translation with Conditional Adversarial Networks. CoRR, abs/1611.07004.
- [2] 防災科学技術研究所：地すべり地形分布図デジタルアーカイブ, https://dil-opac.bosai.go.jp/publication/nied_tech_note/landslidemap/index.html
- [3] Selvaraju, R. R., Cogswell, M., Das, A., Vedantam, R., Parikh, D., & Batra, D. (2017, 22-29 Oct. 2017). Grad-CAM: Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-Based Localization. 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)
- [4] 古木宏和, 稲垣裕, 一言正之, 藤平大, 櫻本智美. (2019). 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 (特集 AI とビッグデータ). 地盤工学会誌 = Geotechnical engineering magazine : 土と基礎, 67(6), 20-23.
- [5] 戸田堅一郎. (2014). 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, 56(2), 75-79. https://doi.org/10.18922/jjfe.56.2_75
- [6] 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, www.pref.nagano.lg.jp/ringyosogo/seika/documents/bichikei.pdf