

土砂災害警戒区域の設定に対する深層学習の適用事例

中電技術コンサルタント株式会社○倉本和正、西原尚輝、池田寛、小宮山賢太郎
 関西大学 西田篤史、石井唯嵩、広兼道幸

1.はじめに

土砂災害警戒区域の基礎調査は、令和元年度までにすべて完了予定であるが、その後も各区域で地形や土地利用等の変化が認められた場合等には、概ね5年ごとに詳細な調査を行うとされている¹⁾。それらを踏まえて、著者らは、基礎調査に関わるコスト縮減と作業の効率化を目的に、深層学習を用いた土砂災害警戒区域(土石流)(以下、警戒区域)の自動抽出モデル(以下、検討モデル)を開発した。その結果、検討モデルでは、高い精度で警戒区域を設定でき、自動化・効率化への可能性を示すことができた²⁾。

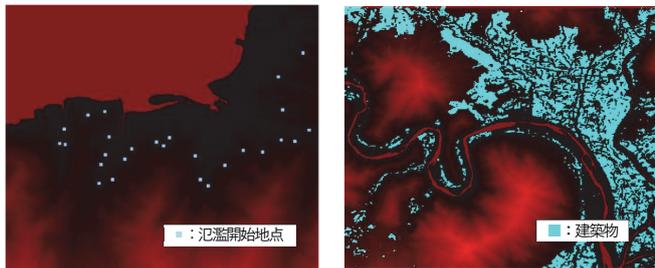
しかしながら、その一方で、入力が地形データのみであるため、谷地形であれば、保全対象の有無にかかわらず、警戒区域を抽出するという課題も明らかになっている。

本検討では、上記課題を解消することを目的に、建築物データを用いたフィルタリング手法を追加することによる検討モデルの適合率向上を試みた。

2. 使用データの概要

深層学習に用いたデータは、地形データと氾濫開始地点データの2種である。ここで、地形データには、国土地理院の「5mメッシュ数値標高モデル(以下、5mDEM)」を用いた。また、氾濫開始地点データには、広島県HP(土砂災害ポータルひろしま)より抽出した氾濫開始地点(9,203地点)を用いた。なお、氾濫開始地点データは、5mDEMと対応するようにした(図-1(a)参照)。

また、フィルタリングに用いる建築物データには、国土地理院の「建築物の外周線」を用いた。なお、建築物データは、「建築物の外周線」を5mDEMに割り付けて作成した(図-1(b)参照)。



(a) 地形および氾濫開始地点 (b) 建築物
 図-1 検討に用いる各種データ(代表例)

3. 検討方法

本検討では、5mDEMから氾濫開始地点を自動で抽出するU-net³⁾を参考に構築したニューラルネットワークと当該地点から警戒区域を設定する再帰的アルゴリズムを組み合わせたモデルを用いた。本検討の検討フローを図-2に示す。

ここで、再現率、適合率の定義は、以下のとおりである(表-1参照)。なお、表中のTP、FP、FNは、予測区域、評価用区域の面積を用いて算出している。

$$\text{再現率} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$\text{適合率} = \frac{TP}{TP + FP}$$

表-1 混同行列

		評価用区域	
		有	無
予測区域	有	True Positive (TP)	False Positive (FP)
	無	False Negative (FN)	True Negative (TN)

また、既指定の氾濫開始地点に対して再帰的アルゴリズムで警戒区域を設定した結果は、図-3に示すとおりである。図より、指定済区域と評価用区域は非常によく一致しており、当該アルゴリズムでは、実際に設定されている警戒区域を概ね再現できると推察される。

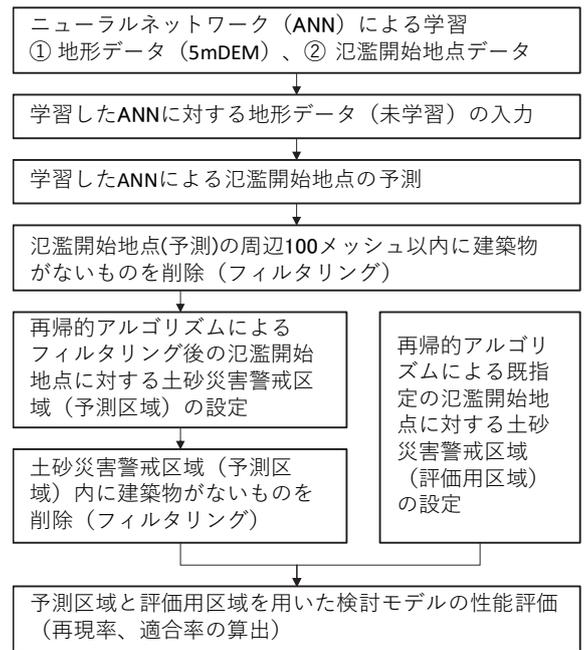
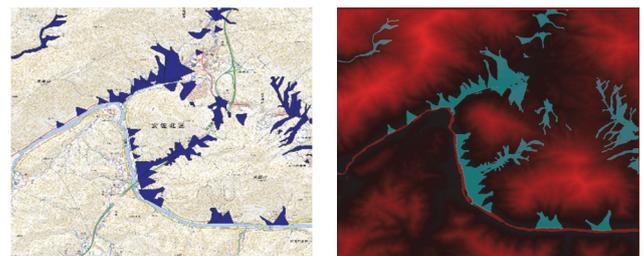


図-2 検討フロー

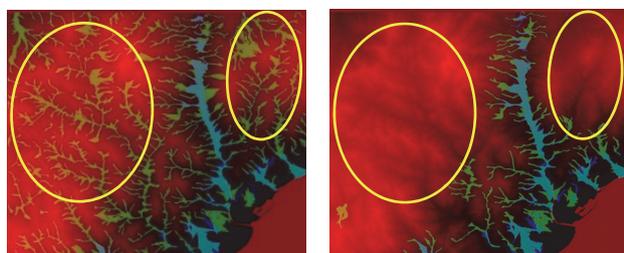


(a) 指定済区域 (b) 評価用区域
 図-3 指定済箇所と評価用区域の比較

4. 検討結果

(1) フィルタリングによる効果の評価

図-2に示す方法により算出した結果を図-4、表-2に示す。なお、図-4、表-2では、フィルタリングの効果の評価するために、フィルタリングを行わない場合の結果も併記している。なお、図中の■、■、■は、それぞれ予測区域、評価用区域、両区域の重複部分である。



(a) フィルタリング無 (b) フィルタリング有

図-4 モデルによる出力結果 (代表例)

表-2 フィルタリングの有無によるモデル性能の比較結果

Case	種別	再現率(%)	適合率(%)
フィルタリング 無	学習データ	85.4	29.0
	テストデータ	83.5	17.5
フィルタリング 有	学習データ	82.6	38.6
	テストデータ	80.3	26.3

図、表より、フィルタリング無の場合、非常に多くの予測区域が示されており、その結果、再現率は学習・テストデータともに80%を超える高い値を示している。しかしながら、適合率は、学習・テストデータでそれぞれ29.0%、17.5%という低い値となった。

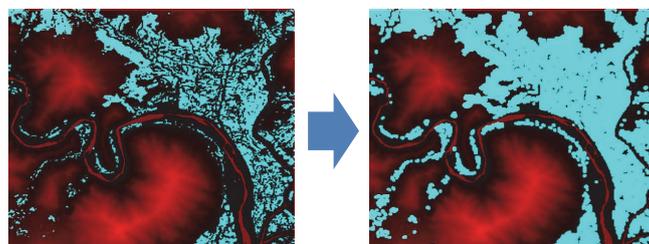
それに対して、フィルタリング有の場合、図中の○で示す範囲で予測区域が出力されておらず、適合率は、学習・テストデータとも、フィルタリング無に比べ10%程度向上している。ただし、依然として評価用区域上流における予測区域が多く、適合率が再現率を大幅に下回っており、さらなる精度向上が望まれる。

また、再現率は、いずれも3%程度低下する結果となったが、これは使用した建築物データの精度(基礎調査で人家と判断された建築物が建築物データにない場合など)による影響が考えられる。

(2) 検討範囲の限定効果の評価

本節では、上記で示した建築物データの影響を除外するために、建築物データが集中して存在する範囲に限定して、図-2の方法により再度検討を行った。なお、建築物データは、その精度を勘案し、外周線を割り付けた各メッシュをそれぞれ5×5メッシュ(25m格子)に拡大した(図-5参照)。

検討結果を表-3に示す。表には、比較のため、前節での検討結果(フィルタリング有の場合)も併記している。



(a) 範囲拡大前 (b) 範囲拡大後

図-5 建築物の分布 (代表例)

表-3 範囲限定の有無によるモデル性能の比較結果

Case	種別	再現率(%)	適合率(%)
範囲限定無	学習データ	82.6	38.6
	テストデータ	80.3	26.3
範囲限定有	学習データ	86.0	55.4
	テストデータ	83.2	37.7

表より、検討範囲を限定することにより、限定しない場合に比べ、再現率が3%向上することが確認された。これは、評価用区域内に建築物データが存在しなかった場合の影響を回避できたためと考えられる。したがって、検討範囲をある程度限定することで、フィルタリング実施後も、再現率を低下させることなく、適合率を向上させることが可能となった。

なお、この検討では、適合率も約10%向上することになったが、これは検討の対象範囲を狭めたことにより、山間部等における予測区域の出力を抑制したためであると考えられる。

5. おわりに

本検討では、開発した検討モデルにフィルタリング手法を追加し、当該モデルの適合率向上を試みた。また、検討範囲を限定することにより、フィルタリング実施後も再現率を低下させることなく、適合率の向上が可能であることを示した。

しかしながら、現状では、検討モデルで適合率が十分とは言い難く、引き続き、適合率向上に向けた検討を行う必要がある。また、既指定区域についても、見逃すことがないように、再現率のさらなる向上も必要である。

参考文献

- 国土交通省：土砂災害防止対策基本指針(平成29年8月10日国土交通省告示第752号変更)、2017。
- 石井唯嵩、広兼道幸、道財健斗、倉本和正：深層学習を用いた土砂災害警戒区域設定のためのデータセットの検討、土木学会論文集F6(安全問題)、vol.75, No.2, pp. I_177-I_184, 2019。
- Ronneberger O., Fischer P., Brox T., U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation, MICCAI 2015, LNCS, 9351, pp.234-241, 2015。