

CNNを用いた立体地図と空中写真からの 土砂災害の危険箇所推定

鹿児島大学 学生会員 山下 悠也, 非会員 重井 徳貴
長崎大学 正会員 杉本 知史, 非会員 高江洲 竜馬, 非会員 石塚 洋一

1. はじめに

土砂災害が多く発生する日本では、防災のため、急傾斜地及びその周囲で人家等に被害が想定される場所を急傾斜地崩壊危険箇所として公表している [1]。この調査は、地図と航空写真を用いた技術者の手作業によるところが多く、労力や精度の問題があると考えられる。一方、近年、起伏を表現した立体地図画像と深層学習を用い、地すべりなどのリスク地形を自動抽出することが検討されている [2, 3]。しかしながら、急傾斜地崩壊危険箇所は家屋の有無も条件に入るため、起伏のみの情報では判別することができない。

本研究では、画像から急傾斜地崩壊危険箇所の推定を行うために、赤色立体地図に加え空中写真を用いる手法について検討する。深層学習の手法として、畳み込みニューラルネットワーク (CNN) を用いる。推定精度を改善するために、学習データにおける危険箇所のラベルの決め方及び危険箇所と非危険箇所の画像枚数の比率について検討する。

2. CNN を用いた危険箇所推定

本研究では、画像認識分野を中心に広く利用されている深層学習の一つである CNN を用いる [4]。画像には赤色立体地図 (2 チャンネル) と空中写真 (3 チャンネル) を用いる。赤色立体地図は斜面傾斜と尾根谷度を各々彩度と明度に割り当てて作成した画像である。図 1 に本研究で用いる CNN の構成を示す。入力には赤色立体地図のみの $C = 2$ チャンネル画像もしくは赤色立体地図と空中写真を重ねた $C = 5$ チャンネルの画像が入力され、出力にはその画像の中心部分の判定結果が出力される。出力は、危険箇所に該当するか否かの 2 値出力であり、0 なら非危険箇所、1 なら危険箇所である。入力と出力層の間では、畳み込み層は特徴を抽出し、プーリング層は特徴を縮小する。この繰り返しにより、位置不変な特徴抽出が可能となっている。全結合層では特徴量の重み付きの総和 u_0, u_1 を求め、Softmax 層では非危険箇所の尤度 y_0 、危険箇所の尤度 y_1 を求める。最終的

な判定結果は、尤度が大きい方となる。学習については、誤差関数である交差エントロピー $E = -\sum_{i=0}^1 t_i \log y_i$ に関する誤差逆伝搬法で学習データを用いて畳み込み層、プーリング層、全結合層の重みを調整する。ここで、 (t_0, t_1) はある入力画像に対する教師であり、非危険箇所と危険箇所ではそれぞれ (1,0), (0,1) である。

3. 学習データの作成方法と判定方法

3.1 学習データの作成方法

国土数値情報の土砂災害危険箇所データに基づき、学習データにおける危険箇所のクラスラベル付けを行う。このラベルに応じて教師 (t_0, t_1) が与えられる。図 2 に示すように入力画像 (サイズ $M \times M$) の中心 $N \times N$ の部分全てが急傾斜地崩壊危険箇所と指定されている場合、その画像のクラスラベルを危険箇所とし、それ以外の場合を非危険箇所とする。これらと同一地点の立体地図及び空中写真の画像を切り出し、そのラベルに対応した入力画像とする。

3.2 危険箇所の判定方法

1 枚の画像が入力されたとき、判定領域は入力画像の中心 $P \times P$ の部分とし、(非) 危険箇所と判定された場合は $P \times P$ 全てを (非) 危険箇所とする。 P はラベル付け時に用いられた領域のサイズ N と異っても良いこととする。これは、 N には適度な値が存在すると考えられ、大きい N を用いる場合、 P と N を同じにすると判定の解像度が荒くなるからである。任意の矩形領域 $X \times Y$ 全体の危険箇所判定を行う場合は、 P ピクセルずつ縦あるいは横方向にずらしながら $M \times M$ の画像を取得し、 $P \times P$ の判定対象領域の判定を行っていく。

4. シミュレーション

学習データには、福岡県北部の比較的広範囲な領域からサンプリングして得た危険箇所 1 万枚と非危険箇所 1 万枚の合計 2 万枚、危険箇所 5 千枚と非危険箇所 1 万枚の合計 1 万 5 千枚の 2 つのデータセットを用いる。2 種類のデータ

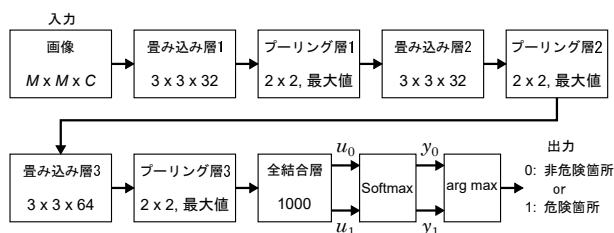


図 1: 使用する CNN の構成

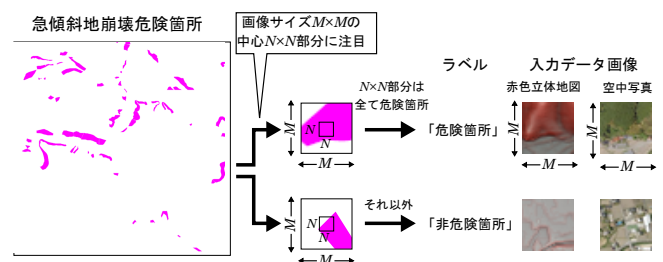


図 2: 学習データの作成

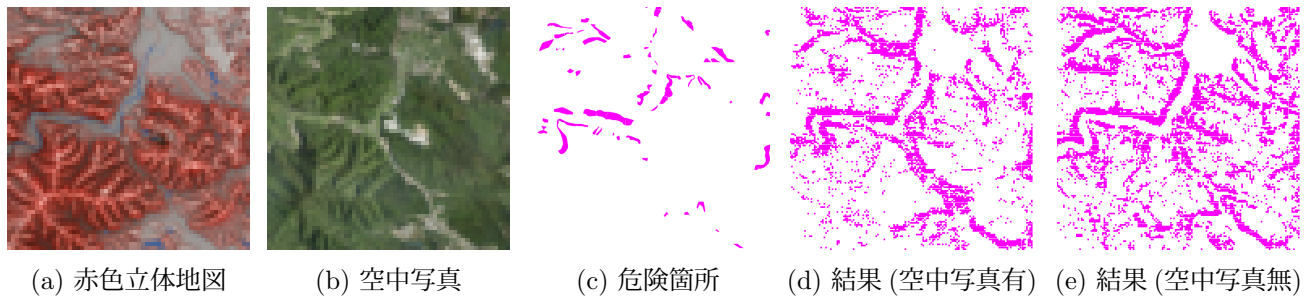


図 3: 使用した各種画像および判定結果画像.

表 1: 異なる N および学習データの比率における結果

N	危険 : 非危険	再現率	適合率	F1 スコア
4	1 万 : 1 万	0.716	0.161	0.264
	5 千 : 1 万	0.609	0.194	0.294
6	1 万 : 1 万	0.683	0.164	0.265
	5 千 : 1 万	0.609	0.196	0.297
10	1 万 : 1 万	0.445	0.198	0.274
	5 千 : 1 万	0.395	0.227	0.289

表 2: 空中写真の有無における比較

空中写真	再現率	適合率	F1 スコア
有り	0.716	0.161	0.264
無し	0.788	0.128	0.221

を用いる理由は、対象とするデータは非危険箇所が危険箇所比べてはるかに多い偏りのあるデータであるため、偏り対策としてどのような比率が良いかを確認するためである。テストでは、福岡県宮若市の縦 3.6km× 横 3.0km のある領域全体の推定を行う。推定範囲の危険箇所及び非危険箇所の割合はピクセルベースで、危険箇所が 4.5%、非危険箇所が 95.5% である。立体地図には、アジア航測 (株) 作成の赤色立体地図 RRIM®5+を用い、空中写真には電子国土基本図 (オルソ画像) のズームレベル 17 のものを用いる。図 3(a),(b),(c) にテストに用いた立体地図、空中写真、急傾斜地崩壊危険箇所を示す。判定領域のサイズは $P = 4$ とする。評価指標は、再現率、適合率、F1 スコアを用いる。再現率は実際の危険箇所を危険箇所と推定した割合、適合率は危険箇所と推定した中で実際に危険箇所である割合、F1 スコアは再現率と適合率の調和平均である。

最初に、立体地図と空中写真を併用する手法において、データ数の比率と学習データにおける判定サイズ N に関して評価を行う。ラベルの判定サイズは $N = 4, 6, 10$ について調べる。表 1 に結果を示す。表 1 より、学習データにおける危険箇所のラベルの判定サイズが小さいほど、再現率は高くなるが、適合率、F1 スコアは下がる傾向がある。危険箇所の画像枚数を減らすと、再現率は下がるが、適合率、F1 スコアは高くなっている。従って、再現率重視とするならば学習データにおける危険箇所の割合を増やし判定領域のサイズ N は小さくすれば良い。一方、F1 スコア重視

ならば N は 6 程度で学習データにおける危険箇所の割合を減らすと良い。

最後に、空中写真無しの場合と比較することで空中写真併用の効果を確認する。表 2 に結果を示す。また、図 3(d),(c) それぞれに空中写真有りの場合と無しの場合の判定結果を示す。いずれも、 $N = 4$ 、画像枚数は危険箇所と非危険箇所ともに 1 万枚である。結果より、再現率は空中写真無しの方が高いが、適合率、F1 スコアは空中写真を併用した方が高くなっている。空中写真を用いることで家屋の有無が考慮され、その結果、適合率が改善されていると考えられる。再現率と適合率は一般にトレードオフの関係にあるが、F1 スコアも改善されていることから、効率的に改善されているといえる。

5. まとめ

赤色立体地図に空中写真を組み合わせて CNN を用いて急傾斜地崩壊危険箇所の推定を行う手法について検討した。空中写真を用いることで家屋の有無を考慮した推定がある程度はできていることを確認した。学習データのラベル付けに用いる判定領域のサイズ、ならびに、学習データにおける危険箇所と非危険箇所の比率を変えることでトレードオフの関係にある再現率と適合率はある程度は調整できることを確認したが、実用のためには 100%に近い再現率においてできるだけ高い適合率が望まれる。

出典

図 2, 3 の急傾斜地崩壊危険箇所は国土数値情報 (福岡県提供資料より作成) を使用した。図 2, 3 の赤色立体地図はアジア航測 (株) の赤色立体地図作成手法 (特許 3670274, 特許 4272146) を使用し、アジア航測 (株) が作成したものである。図 2, 3 の空中写真は国土地理院のものを使用した。

参考文献

- [1] 国土交通省, 土石流危険渓流及び急傾斜地崩壊危険箇所に関する調査結果の公表について, 2003.
- [2] 高山ほか, 日本写真測量学会 平成 29 年度秋季学術講演会発表論文集, pp.66-67, 2017.
- [3] 古木ほか, 平成 30 年度砂防学会研究発表会概要集, pp.145-146, 2017.
- [4] Y. LeCun et al., Proc. of the IEEE, vol. 86, no. 11, pp.2278-2324, 1998.