

ニューラルネットワークを用いた 桜島における侵食発生場所予測モデルの構築

CONSTRUCTION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORK MODEL TO PREDICT EROSION AREA AT SAKURAJIMA

伊藤 真一¹・松尾 風雅²・酒匂 一成³・荒木 義則⁴・岩田 直樹⁵・小泉 圭吾⁶

Shinichi ITO, Fuga MATSUO, Kazunari SAKO, Yoshinori ARAKI, Naoki IWATA and Keigo KOIZUMI

¹鹿児島大学学術研究院理工学域工学系 (〒890-0065 鹿児島県鹿児島市郡元 1-21-40)

E-mail: itou@oce.kagoshima-u.ac.jp

²鹿児島大学大学院理工学研究科 (〒890-0065 鹿児島県鹿児島市郡元 1-21-40)

³鹿児島大学学術研究院理工学域工学系 (〒890-0065 鹿児島県鹿児島市郡元 1-21-40)

⁴中電技術コンサルタント株式会社 (〒734-0001 広島県広島市南区出汐 2-3-30)

⁵中電技術コンサルタント株式会社 (〒734-0001 広島県広島市南区出汐 2-3-30)

⁶大阪大学大学院工学研究科 (〒565-0871 大阪府吹田市山田丘 2-1)

Key Words: *artificial neural network, erosion, digital elevation model, topographical characteristics*

1. はじめに

現在も活発に活動を続けている桜島では、毎年、降雨による土石流が多発している。そのため、桜島では、砂防堰堤の整備、ワイヤーセンサー・監視カメラの設置、1 年間隔での航空レーザー測量などの様々な防災対策が実施されており、その結果、土石流による人的被害は減少している。しかし、桜島の火口付近には立ち入り禁止区域があるため、土石流の発生源である溪流上部まで現地踏査を行って侵食が発生した地点を直接調査することは不可能である。火山噴火時には、土砂災害防止法に基づいて緊急調査を実施する必要があるが、桜島のように土石流発生域への立ち入りが現実的に困難な状況は他の火山地域でも想定される。したがって、様々なデータが計測されている桜島を研究対象地域として、火山噴火後の降雨によって侵食が発生する危険性が高い場所を予測できるモデルの構築が可能になれば、火山地域における今後の防災対策の策定に対して有効であると考えられる。

火山地域における土石流の発生に関する研究は数

多く行われているが、それらの既往の研究は、立ち入りが可能な地点において土質特性¹⁾や流出特性²⁾を調査した研究が多い。本研究のように、立ち入り禁止区域内を対象とした研究としては、近年、ドローンを用いた調査研究が行われている³⁾。ただし、そこから得られたデータを用いて土石流や侵食の発生予測を行うためには、更なるデータの蓄積が必要である。火山地域における侵食の発生に影響を与える要因としては、地形、地質、降雨、降灰など様々な要因が考えられるが、立ち入り禁止区域内において現時点で最も詳細な情報が得られているデータは数値標高モデル(Digital Elevation Model, 以下 DEM)データであると考えられる。したがって、檜垣ら⁴⁾が阿蘇火山を対象に行った地形解析のようなアプローチが、立ち入り禁止区域内において侵食発生予測を行うための手法として有効であると考えられる。

本研究の目的は、桜島の立ち入り禁止区域を対象として、近年、様々な分野で適用されているニューラルネットワーク(Artificial Neural Network, 以下 ANN)を用いて侵食発生場所予測モデルの構築を試みて、そのモデルの適用性と課題について明らかに

することである。まず、地形的特徴と侵食傾向の関係について分析し、その後、ANNを用いて地形情報に基づく侵食発生場所予測モデルの構築を試みる。第2章では、適用データの作成について説明する。第3章では、DEMデータから得られる地形的特徴と侵食傾向の関係について分析する。第4章では、第3章で得られた分析結果を考慮してANNによるモデル化を試みる。最後に、第5章では、本研究によって得られた知見をまとめ、今後の課題を示す。

2. 適用データの作成

(1) 本研究で使用したDEMデータ

本研究では、平成24年から平成30年までの7年間に桜島において毎年計測された航空レーザー測量によるDEMデータを用いて分析を行った。対象範囲は火口付近の南北に4,250m、東西に3,750mの範囲とした。DEMデータの間隔は5mであるため、対象範囲内には南北に850個、東西に750個の合計637,500個の標高データが含まれており、それらが7年分蓄積されている。なお、DEMデータの高さの精度は標準偏差で0.3m以内である。

(2) 地形変化と地形的特徴を表す評価指標

a) 地形変化に関する評価指標

同一地点における2年間のDEMデータの差分を算出することで、その地点における堆積量や侵食量を概算できる。本研究ではこの各地点におけるDEMデータの差分値を地形変化量と定義する。地形変化量がマイナスの地点は、侵食だけでなく崩壊の地点も含まれていると考えられるが、本研究では、それらを区別せず便宜的に侵食と呼ぶこととする。図-1は一例として平成24年から平成25年の地形変化量の分布を示している。地点によっては数mのオーダーで標高値が変化していることがわかる。この地形変化量によって地形の侵食傾向を把握することとした。なお、図-1における枠線で囲まれた範囲は、火山の爆発の影響によって、1年間での地形変化量が非常に大きい(年によっては30m以上)。これらは降雨による侵食や堆積ではないにも関わらず、分析結果に多大な影響を与えるため、本研究ではこの範囲における地形変化量は考慮しないこととした。

b) 地形的特徴に関する評価指標

DEMデータから算出される地形的特徴として、DEMデータの1階微分である傾斜と2階微分であるラプラシアンを各地点で算出した。対象とする地点(Z)の近傍の8点($Z_N, Z_{NE}, Z_E, Z_{SE}, Z_S, Z_{SW}, Z_W$,

Z_{NW})を図-2のように定義すると、傾斜 I は各地点の標高値を用いて次式のように算出される。

$$I = \frac{360}{2\pi} \cdot \arctan \left\{ \sqrt{\left(\frac{dz}{dx} \right)^2 + \left(\frac{dz}{dy} \right)^2} \right\} \quad (1)$$

ここに、

$$\frac{dz}{dx} = \frac{(Z_{NW} + 2Z_W + Z_{SW}) - (Z_{NE} + 2Z_E + Z_{SE})}{8\Delta x} \quad (2-1)$$

$$\frac{dz}{dy} = \frac{(Z_{NW} + 2Z_N + Z_{NE}) - (Z_{SW} + 2Z_S + Z_{SE})}{8\Delta y} \quad (2-2)$$

である。また、ラプラシアン lap^6 は式(3)のように算出した。式(3)からもわかるように、ラプラシアンはプラスが凹地形、マイナスが凸地形を表している。

$$lap = \left(\frac{Z_E - 2Z + Z_W}{\Delta x^2} \right) + \left(\frac{Z_N - 2Z + Z_S}{\Delta y^2} \right) \quad (3)$$

図-3は平成24年における傾斜の分布図を、図-4は平成24年におけるラプラシアンの分布図をそれぞれ示している。本研究は、図-3と図-4に示す各地点の地形的特徴を用いて、図-1の地形変化量について説明できるモデルの構築を目指す。

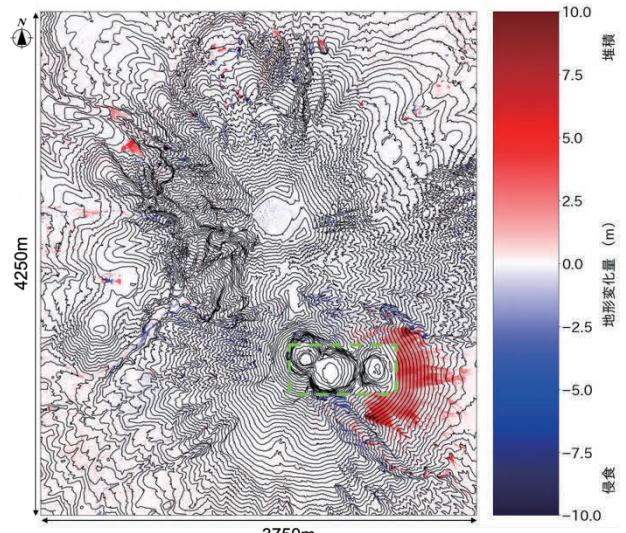


図-1 地形変化量の分布(平成24年から平成25年)

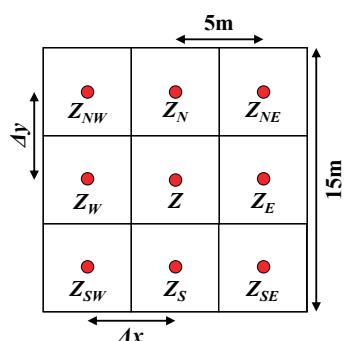


図-2 地形的特徴の計算における各記号の定義

3. 地形的特徴と侵食傾向の関係に関する分析

本章では、ANNを用いて地形情報に基づく侵食発生予測モデルの構築が可能であるかを検証するために、地形的特徴と侵食傾向の関係について分析を行った。図-5は平成24年における地形的特徴と平成24年から平成25年における地形変化量の関係を表した散布図を示している。図中の縦軸は各地点におけるラプラシアン、横軸は傾斜の値を表している。また、図中のプロットのセンターは各地形的特徴が該当する地点における地形変化量を表しており、プラスが堆積量、マイナスが侵食量である。同図において、合計637,500個のDEMデータの情報が重なっているため、この散布図を用いて地形的特徴と地形変化量の関係を把握することは困難である。したがって、地形的特徴ごとにグループ分けを行い、そのグループ内に含まれるプロットの地形変化量の平均値を算出し、地形的特徴と地形変化量の関係について分析した。具体的には、ラプラシアンは-1.00から1.00までの範囲を0.25間隔で8分割し、傾斜は0°から90°までの範囲を10°間隔で9分割することで合計72個のグループを作成し、そのグループごとの地形変化量の平均値を算出した。図-6は平成24年から平成30年までの7年分の各グループにおける地形変化量の平均値のセンター図を示している。この結果より、まず、傾斜が急な地点は非常に強い侵食傾向を示していることがわかる。これは傾斜が急な斜面は侵食されやすいという一般的な知見とも一致する。次に、ラプラシアンがマイナスの地点も全体的に侵食傾向は強いことがわかる。ラプラシアンは地形の凹凸を表現した指標であるが、ラプラシアンがマイナスの地点は凸地形であることを意味している。写真-1は立ち入り禁止区域外において現地調査を行った際の状況を示している。桜島の溪流は岩肌が剥き出しの状態であり、溪流の側面の斜面は凸型の遷急線⁷⁾を有していることが確認できる。本研究で用いたDEMデータは5m間隔であるため、写真-1に示す遷急線を十分に表現することができる。このことから、ラプラシアンがマイナスの地点で侵食傾向が強い理由として遷急線の影響が考えられる。

以上の結果から、傾斜が急な地点やラプラシアンがマイナスの地点は侵食傾向が強いことがわかった。このことから、本研究で用いた地形的特徴(傾斜とラプラシアン)によって桜島における侵食発生場所を予測するモデルを構築できる可能性が示唆された。

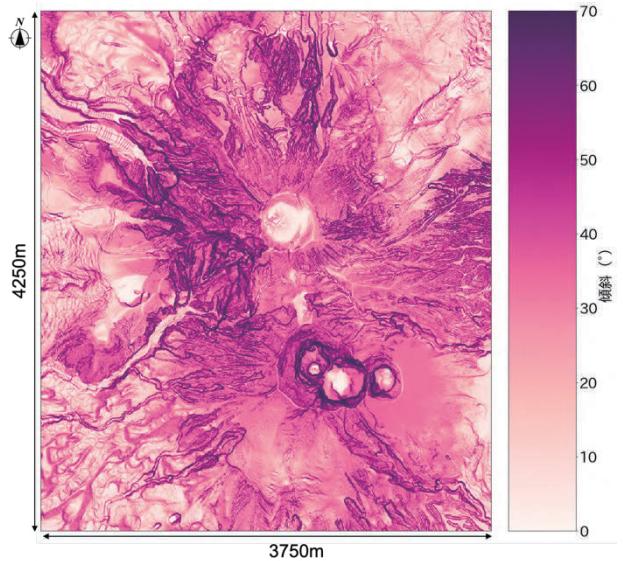


図-3 傾斜の分布図(平成24年)

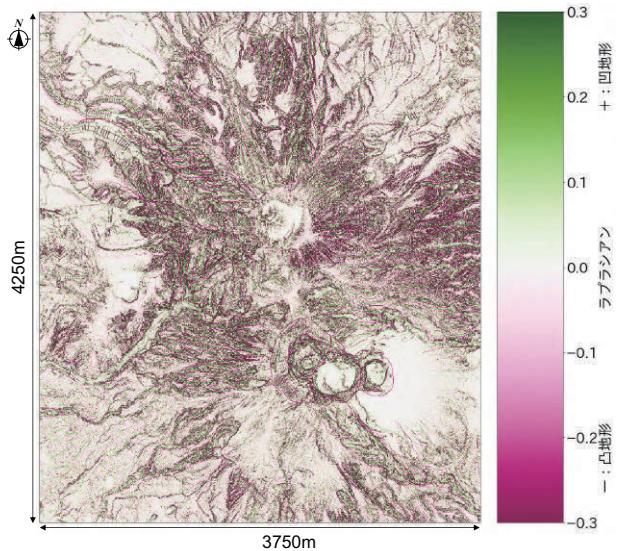


図-4 ラプラシアンの分布図(平成24年)

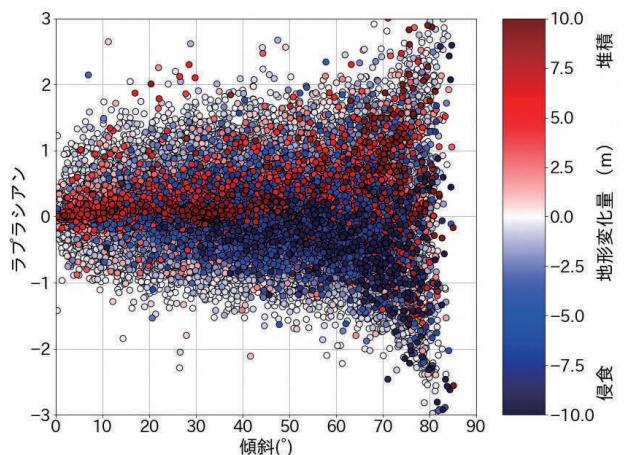


図-5 地形変化量の散布図(平成24年から平成25年)

4. ニューラルネットワークを用いた侵食発生場所予測モデルの構築

(1) 入力データ

ANN に適用するデータは、目的変数に該当するラベルと説明変数に該当する入力ベクトルが必要である。本研究では、ラベルとして地形変化量を用い、入力ベクトルとしては傾斜とラプラシアンを用いた。ラベルは、地形変化量が 1 年間で 1m 以上侵食された地点のラベルを 1 として、それ以外の地点のラベルを 0 とした。入力ベクトルに関しては、各ラベルが対応する地点の近傍の 400 個 (100m × 100m の範囲) の傾斜とラプラシアンを用いた。つまり、800 個の入力 (傾斜 : 400 個、ラプラシアン : 400 個) から各地点におけるラベルを推定する ANN モデルの構築を試みた。

(2) 解析手法

本研究では、Python 用の ANN フレームワークである Keras⁸⁾を用いて、桜島における侵食発生場所予測モデルの構築を試みた。図-7 は本研究で用いた ANN モデルの構成図を示している。本モデルはそれぞれ 32 個のユニットを持つ三つの中間層と一つの出力層から構成されており、中間層の活性化関数は ReLU、出力層の活性化関数は Sigmoid とした。出力層からは Sigmoid 関数の予測値に基づくスコア (0 から 1 の値) が output される。このモデルにおける未知パラメータは合計 27,777 個である。最適化アルゴリズムとしては RMSprop、損失関数は binary_crossentropy を用いてこれらの未知パラメータを推定した。ANN の学習に用いるデータとしては、平成 24 年から平成 28 年までのデータを学習データとして用い、平成 28 年から平成 30 年までのデータをテストデータとした。なお、学習データやテストデータの入力ベクトルに関しては、前章と同様に、2 年間のうちの年代の古い方の地形的特徴 (傾斜、ラプラシアン) を用いた。

(3) 解析結果

学習データに基づいて構築された ANN モデルの精度 (=正解数/全体数) は、学習データもテストデータも 97.0% 以上であった。これは、データのほとんどのラベルが 0 であったことが影響していると考えられる。したがって、本研究では、ラベルと予測結果を地形図上にプロットすることで、構築されたモデルの再現性や課題について議論することとした。

図-8 は平成 24 年から平成 25 年における学習デー

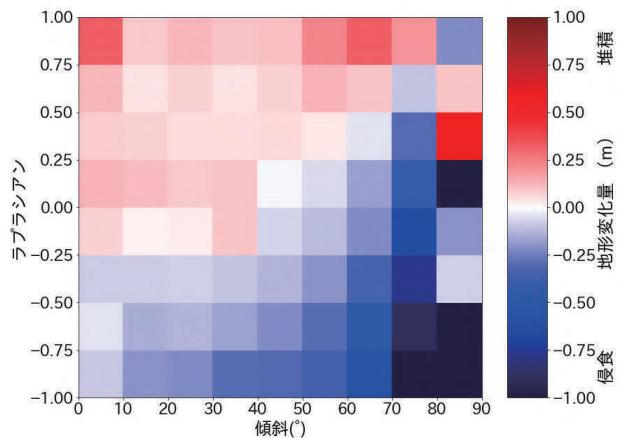


図-6 地形変化量の平均値のコンター図

(平成 24 年から平成 30 年)



写真-1 溪流側面の斜面における遷急線

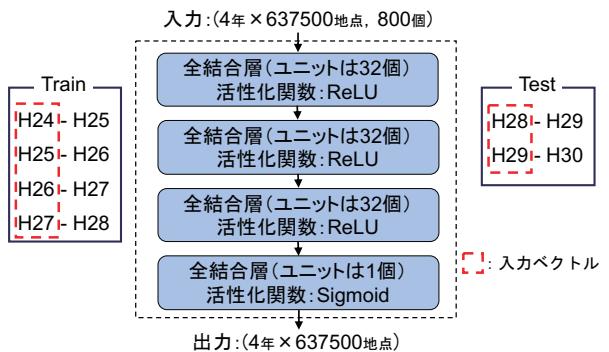


図-7 ANN モデルの構成図

タのラベルと構築された ANN による予測結果の比較を示している。(a)学習データにおける色付けされた地点は実際に 1 年間で 1m 以上侵食された地点であり、(b)予測結果における色付けされた地点は 1m 以上侵食されると ANN が予測した地点である。図-8 の結果より、まず、全体的な傾向としては、渓流の付近で侵食される地点が多いという学習データの特徴を ANN によって表現できていると考えられる。地点ごとに着目すると、地点 A 付近の予測結果は、侵食傾向にある学習データの特徴を良好に再現でき

ている。それに対して、地点 B や地点 C では、予測結果でも侵食傾向自体は表現できているものの、学習データと比較すると侵食されると予測された地点の割合が少ない。反対に、地点 D や地点 E は、実際の学習データはそれほど侵食されていないのに対して、予測結果は多くの地点で侵食されると予測されている。このように学習データと ANN による予測結果に違いが生じた理由として、学習データに用いた入力ベクトルが影響していると考えられる。具体的には、地質情報の導入が必要であったと考えられる。図-9 は対象地域における地質図⁹⁾を示している。侵食傾向が強い地点 A、地点 B、地点 C が該当する地質は、斜方輝石单斜輝石安山岩溶岩及び火碎物である。それに対して、地点 D や地点 E が該当する地質は分類がデイサイトである。このことから、本研究では、立ち入り禁止区域において最も詳細な情報が得られる DEM データの地形情報を侵食傾向に影響を与える要因として仮定して ANN モデルの構築を試みたが、解析結果と地質図を考慮すると、地質情報も侵食傾向に影響していると考えられる。今後は、これらの地質情報も ANN に学習させることで、より高精度な ANN モデルを構築する必要がある。

図-10 は平成 29 年から平成 30 年におけるテストデータと構築された ANN による予測結果の比較を示している。全体的な傾向としては、テストデータを用いた場合も、渓流沿いの急斜面での侵食は表現できているが、地点 F 周辺における侵食傾向を全く表現できていないことがわかる。これは、平成 28 年頃から地点 G の昭和火口の火山活動が弱まったこと

が原因であると考えられる。平成 28 年以前は昭和火口が頻繁に噴火していたことで、地点 F 周辺は多量の土砂が供給されており堆積傾向にあった。しかし、平成 28 年以降は昭和火口の活動が弱まることで、土砂の供給がなく地点 F 周辺は侵食傾向が非常に強くなった。それにも関わらず、本研究では、平成 24 年から平成 28 年までのデータを学習データとして用いたため、平成 28 年以降に地点 F 周辺で侵食が強まつたことを ANN が学習しておらず、このような解析結果になったと考えられる。この結果から、今後は火山活動の履歴も考慮した学習データを適用してモデル化を行う必要があることがわかった。

5. まとめ

本研究では、桜島における地形的特徴と侵食傾向の関係について分析し、ニューラルネットワークを用いて侵食発生場所を予測するためのモデルの構築を試みた。得られた知見を以下に示す。

- (1) 7 年分の DEM データを用いて地形的特徴と侵食傾向の関係について分析した結果、傾斜が急な地点やラプラスアンがマイナスの地点は侵食傾向が強いことがわかった。ラプラスアンがマイナスの地点に関しては、遷急線が影響していると考えられる。
- (2) ANN によって構築された予測モデルを用いると、渓流の付近で侵食される地点が多いという全体的な傾向は表現できるが、地点によっては学習データを表現できない地点もあることがわかった。

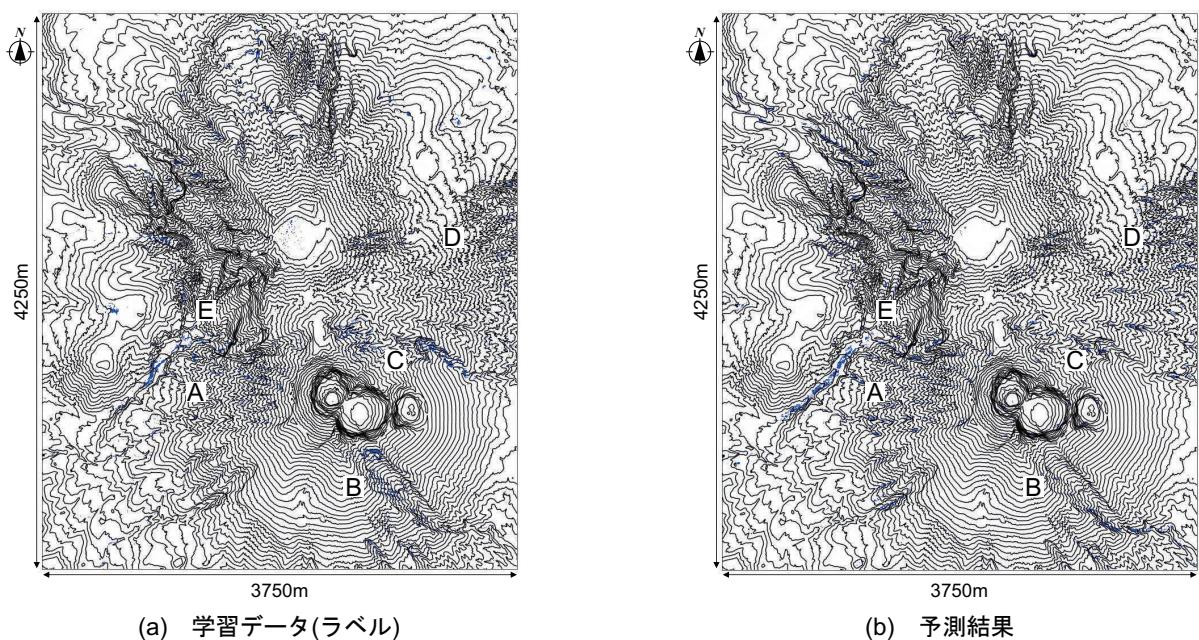


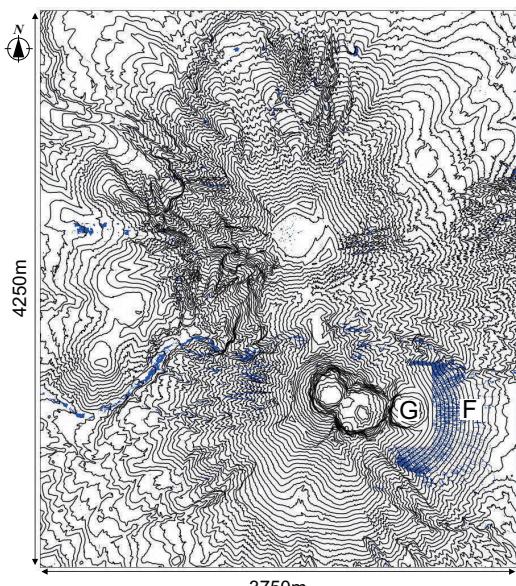
図-8 学習に用いたラベルと予測結果の比較

- (3) 学習データと ANN による予測結果に違いが生じた理由として、地質情報の影響が大きいことが考えられる。今後は、地形情報だけでなく地質情報も学習させた ANN モデルの構築が必要である。
- (4) 火山活動の履歴を考慮せずに学習データとテストデータを分割すると、実現象を表現できないモデル化になることがわかった。

謝辞：本研究を実施するにあたって、国土交通省九州地方整備局大隅河川国道事務所には航空レーザー測量のデータをご提供いただいた。ここに記して感謝の意を表します。

参考文献

- 1) 山下祐一, 石川芳治, 草野慎一：土石流発生源の崩壊地の土質特性, 新砂防, Vol.44, No.5, pp.19-25, 1992.
- 2) 地頭蘭隆, 下川悦郎：桜島における火山活動が土石流・泥流の発生や流出に及ぼす影響, 新砂防, Vol.43, No.6, pp.9-15, 1991.
- 3) 皆川淳, 島田徹, 永田直己, 金崎裕之, 永谷圭司, 羽田靖史, 糸山国彦：ドローンを用いた火山噴火時の土石流予測システム, 砂防学会誌, Vol.72, No.6, pp.63-66, 2020.
- 4) 檜垣大助, 李学強, 林郁真, 鄭青穎, 木村誇, 林信太郎, 佐藤剛, 後藤聰：阿蘇火山の降下テフラ被覆斜面における豪雨による斜面崩壊の発生場の地形条件, 日本地すべり学会誌, Vol.56, pp.218-226, 2019.
- 5) 独立行政法人土木研究所 土砂管理研究グループ 地すべりチーム：土木研究所資料 地すべり地における航空レーザー測量データ解析マニュアル, 土木研究所資料, No.4150, 2009.



(a) テストデータ(ラベル)

- 6) 佐藤丈晴, 中島翔吾：大規模崩壊の兆候となる微地形の抽出方法一天川村における評価事例一, 日本地すべり学会誌, Vol.52, No.3, pp.141-145, 2015.
- 7) 今村達平：地形工学入門, 鹿島出版会, 2012.
- 8) Francois Chollet : Python と Keras によるディープラーニング, マイナビ出版, 2019.
- 9) 産業技術総合研究所 地質調査総合センター：日本の活火山, 桜島火山地質図(第2版), https://gbank.gsj.jp/volcano/Act_Vol/sakurajima/map/volc_map01.html.

(2020. 7. 1 受付)

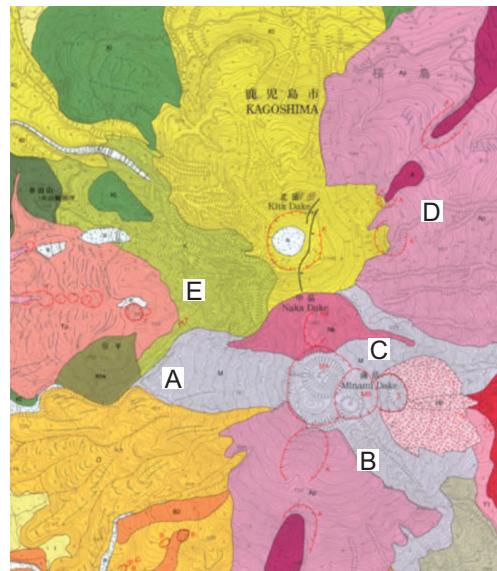
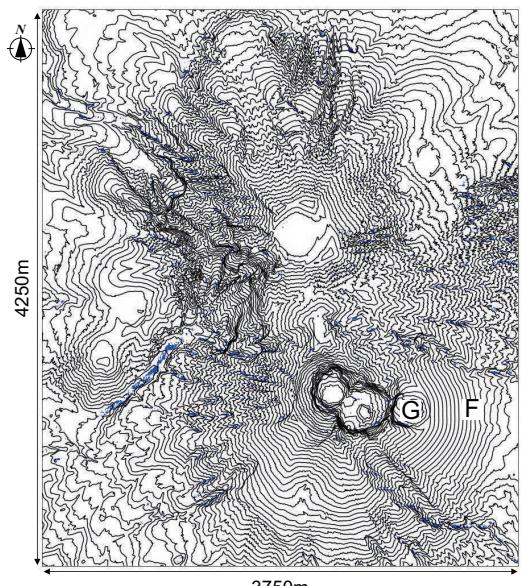


図-9 桜島火口付近の地質図



(b) 予測結果

図-10 学習に用いたラベルと予測結果の比較