

異なるニューラルネットワークを使用したトルコ・オヴァジユク地方での  
地すべり安定性マッピングに関する研究紹介

国際委員 菊地 輝行

## 1. まえがき

深層学習(ディープラーニング)という用語を日常の生活においても目にすることが多くなった。深層学習とは、多層ニューラルネットワーク(人間の脳細胞と神経細胞の間の信号のやり取りをコンピューターの上で擬似したもので、ニューロン(神経)のネットワークの意)による機械学習(実際のデータを使ってプログラムのパラメータを決め、これを使って新しいデータを予測する)である。ニューラルネットワークは、学習によりニューロンを繋ぐシナプス(脳細胞体の間を繋ぐ情報伝達部)の結合強度(重み付け)を変化させ問題解決を行うモデルを示すものである。その研究の歴史は古いが、土木分野においては、コンクリートのひび割れの進行<sup>1)</sup>や道路斜面の劣化診断への活用<sup>2)</sup>等が試みられている。しかし複雑な要素からなる自然現象に加えて人工的な要素も関連することや十分なデータ量を準備する必要があることから、高い汎用性を有する成果が得られているとは言えない状況である。一方、データの量という点では衛星データや各地方で実施されている LiDAR データは、今後確実に蓄積が進むと考えられる。このような蓄積データは、すでに防災分野等において活用が試みられており<sup>3),4),5)</sup>、今後より一層の活用が期待できる。

本稿で紹介する研究<sup>6)</sup>は、地すべりの安定性マッピングにニューラルネットワーク(Artificial neural network, 以下 ANN と省略)を適用し、異なる4種類のアルゴリズムの解析成果を評価したものである。表題の Landslide susceptibility mapping は、地すべりを安定から不安定までの範囲のカテゴリにランク付けするもの<sup>7)</sup>として、“地すべり安定性マッピング”と記載した。いわゆる地すべり地形判読図とハザードマップの中間に位置し、人的被害等の要素は入らないものである<sup>8)</sup>。

## 2. Can et al. (2019)<sup>6)</sup>の概要

Can et al. (2019)<sup>6)</sup> は、Bulletin of Engineering Geology and the Environment の第78巻 89～102 ページに掲載されている論文で、論文タイトルは「Landslide susceptibility mapping at Ovacik-Karabuk (Turkey) using different artificial neural network models: comparison of training algorithms」である。筆者の Asli Can, Gulseren Dagdelenler, Murat Ercanoglu, Harun Sonmez は、トルコの首都アンカラにあるハジエツペ大学(Hacettepe University)の地質工学部(Geological Engineering Department)に所属する。

## Introduction

調査地域のトルコ北部は、地すべりが多く発生する地域に位置している<sup>9)</sup>。地すべりの安定性マップは、地すべりが発生する可能性の高い地域を特定するための有用なツールとして活用されている。地すべり安定性マップの作成手法は、定性的・定量的の2つの作成手法がある<sup>10),11),12)</sup>。定性的方法は、専門家の熟練度に依存するため客観性に欠けるが、逆に定量的方法は、実際に発生した局所的な事象に対して正しく判断できないという主観性を低下させる欠点がある。そこで本研究は、地すべりの安定性マップについて、ANNを用いることで、高精度に定量化できる手法について検討を行う。

## Study area

調査地域は、トルコ北部カラブク州の南東に位置する地域である。面積は 200 km<sup>2</sup> であり、標高 455~1447 m の山岳地帯である。斜面の傾斜角は平均 17° を示し、全体的に南傾斜である。調査地域は、しばしば豪雨を伴う典型的な黒海気候であり、土地利用は主に森林と農地、果樹園、および集落である。地質は、白亜紀後期から古第三紀の地層が広く分布している。これらの地層は、砂岩、頁岩、礫岩、および石灰岩等からなる。このうち、最も広く分布する地層は、上部白亜紀の Ulus 層 (Ku) であり強い風化作用を受けている (図-1 参照)。

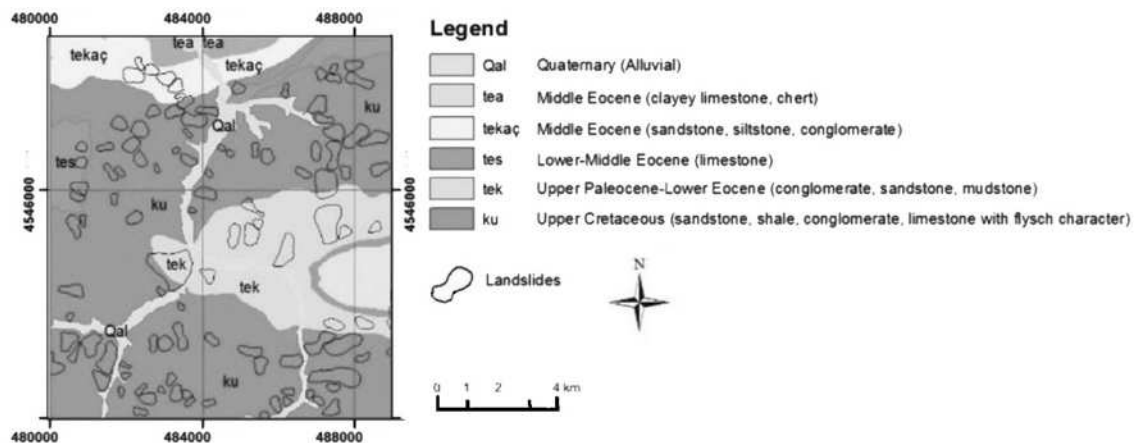


図-1 岩相分布と地すべり地形の関係図 (Can et al. <sup>6)</sup>, Fig. 4) に修正・加筆

Reprinted by permission from Springer Nature, License Number 4690580839284

## Database preparation と Landslide inventory

調査地域の数値標高モデルは、ArcGIS 10.3 を使用して、1 ピクセルが 25 × 25 m となる解像度で作成した。ANN のための学習用データは、全体のデータの 75% (240 万ピクセル) がランダムに抽出され、残り 25% (80 万ピクセル) を検証用データとして使用した。地すべりの学習データ作成は、滑落崖周辺地形とそれ以外の地形を対象とした。この結果、地す

べり該当地 196 点, 非地すべり該当地 196 点となり, 合計 392 点である.

調査地域は, 野外調査と航空写真判読を用いて, 地すべり該当地 196 点を縮尺 1:25,000 で図化した. このうち最小の地すべり面積は 12,200 m<sup>2</sup>, 最大の地すべり面積は 801,900 m<sup>2</sup> である. これらの地すべりは, Varnes<sup>13)</sup>による分類を適用した. 特徴的なことは, 地すべりの多くは風化の影響を受けた領域に集中していることであった.

### Landslide conditioning parameters

6 項目のパラメータについて以下に概要を示す.

- ①地形標高値 (m): 455m から 1447 m の間であった.
- ②傾斜量 (degrees): 0° から 46° の範囲で変化している.
- ③アスペクト比 (移動体の奥行と幅の比): 0~360 移動体が流動したり, 流動を繰り返したものはアスペクト比は大きくなり, 急斜面は崩落したようなものは小さい傾向がある.
- ④湿潤度: 0~21, Beven と Kinkby が提案した地形的特徴に基づいて計算した表流水のたまりやすさを示す指標.
- ⑤岩相分布 (%): 図-1 に示す上部白亜系と古第三系の八つの地層と, それらを覆う第四系からなる. その分布割合は頻繁に地すべりが発生する Ulus 層 (Ku) が 36%, Abant 層 (Ktab) が 1%, Kışlaköy 層 (Tek) が 24%, Safranbolu 層 (Tes) が 13%, çeçen 層 (Tekaç) が 3%, Karabük 層 (Teka) が 17%, Akçapınar (Tea) が 1%, Sog'anlı 層 (Teso) 層が 1%, 沖積層 (Qal) が 5% である.
- ⑥正規化植生指数 (NDVI): -0.49~0.65. 植生の被覆状況を数値的に示す. 負の値は植生がないか乏しいことを示し, 正値は健全な植生であることを示す.

### Artificial neural network (ANN) analyses

ニューラルネットワークを学習させるには, 適切なタイプの問題に最適なアルゴリズムを選択する必要がある. 多層ネットワークの学習段階で使用される一般的な手法である誤差逆伝播法, クイック伝播法, 共役勾配降下法, および Levenberg-Marquardt 法の概要を以下に記す.

- ① 誤差逆伝播法 (以下, BBP: batch back-propagation)<sup>14)</sup>は, ANN において一般的に使用される手法である. Backpropagation とは, 関数の最小値を見つけるために微分の連鎖計算を行い, 勾配降下として誤差を最小化する. BBP の目的は, 学習サンプルを再現するような, 重みを設定して入力と出力の結果を調節するものである. この手法は繰り返しの計算により確実に誤差を小さくすることができるが, 計算に時間がかかる.
- ② クイック伝播法 (以下, QP: quick propagation)<sup>15)</sup>は, 逆伝播 (BP) アルゴリズムを高度化したものである. QP は, 重みの更新時に単純な「勾配降下」の代わりに 2 次方程式を使用する. QP は, BP アルゴリズムのスケール問題を解決するための最良な手法であり, BP アルゴリズムよりも高速に計算できる.

- ③ 共役勾配降下法（以下，CGD：conjugate gradient descent）<sup>16)</sup>は，関連性の探索方向で最適な距離によって重みが更新される<sup>17)</sup>．このアルゴリズムの利点は，BBPよりも正確であることと，特に学習データが大量にある場合に効率的である．
- ④ レベンバーグ・マーカート法（以下，LM：Levenberg-Marquardt）<sup>18)</sup>は，逆伝播（BP）の勾配降下法とニュートン法の組み合わせである．これは，2次導関数の使用に基づく非線形最適化アルゴリズムである．LMは，Gauss-Newton法と最急降下法のうち，最適なものを選択する．Gauss-Newton法は，関数の作る曲面のうち，局所的な変化が極めて小さい停留点が存在するが，これを探索するために，関数を2回微分する．停留点が極めて小さい場合は，Gauss-Newtonを使用するが，これ以外は通常の勾配降下法を使用する．LMアルゴリズムは，解析時間の点で高速であるが，多層ニューラルネットワークにしか使用できない．

## Design of ANN

ANN設計は，解析層（hidden layers）の数と層ごとのニューロンの数を決定する．一般に解析層は，1または2階層によって設計された場合が良好である．3つ以上の階層を有すると，過学習である可能性がある．このため，この研究で使用されたANN設計は1および2階層に限定した．ANN設計の最終的な出力段階は，シグモイド（ロジスティック）関数が選択され，各入力値に対して0から1の間の値が生成した．このほか，モデルの収束に影響を与える重要なパラメータとして，学習率および平均二乗誤差（MSE）値を用いている．MSE値がゼロに近いことは，ターゲット値と予測値が良好な一致性を示している．

## Landslide susceptibility mapping using training algorithms

4つの異なる学習アルゴリズムと2つの異なるANN設計を評価して合計8つのANNモデルを作成した．地すべり安定性マップは，最大値と最小値を均等に分割し，「非常に低い」，「低い」，「中」，「高い」，「非常に高い」の5区分として作成した．

## Validation of landslide susceptibility maps

異なるアルゴリズムの地すべり安定性マップは，ROC(Relative Operating Characteristics)曲線法<sup>19)</sup>により検証した．ROC曲線は，地すべりの外側の対象箇所の安定度評価が正しく分類された割合を示す．AUC (Area Under the Curve:曲線下面積値)は，解析結果を評価するための一般的な指標の1つである<sup>20)</sup>．AUCの最大値は1で，モデルが完全な予測ができていることを意味する．一方，最小値は0.5である．さらにクロスチェックの目的で解析結果を評価する異なる手法として，ファジーロジックのバイナリデータ比較において使用される実際の値と予測値の関係を表す $r_{ij}$ 値を用いた<sup>21)</sup>．その値の範囲は0から1で，0に近い値は，2つのデータ群の関係性が弱いことを示し，1に近い値は良好な関係にあることを表す<sup>22)</sup>．

## Results and conclusions

解析結果は、Levenberg–Marquardt (LM) アルゴリズムが最速であった。一方、最も遅いアルゴリズムは CGD (1 階層) アルゴリズムであった。AUC で比較を行うと、BBP (1 階層) は BBP (2 階層) よりも優れ、QP (2 階層) は QP (1 階層) よりも優れ、CGD (1 階層) は CGD (2 階層) よりも優れ、LM (1 階層) は LM (2 階層) よりも優れていた。同様に、 $r_{ij}$  値を比較すると、すべてのアルゴリズムの 1 階層ネットワークを持つモデルは、2 階層を持つネットワークモデルよりも優れた予測値を発揮した。

その結果、既存の地すべりを表す上で最も効率的なマップは、CGD1 モデルと判断した。CGD アルゴリズムは他のアルゴリズムよりも計算は低速であるが、予測した結果に関しては最も良い成果(AUC : 0.817,  $r_{ij}$  : 0.972)を生むアルゴリズムとして評価できた。

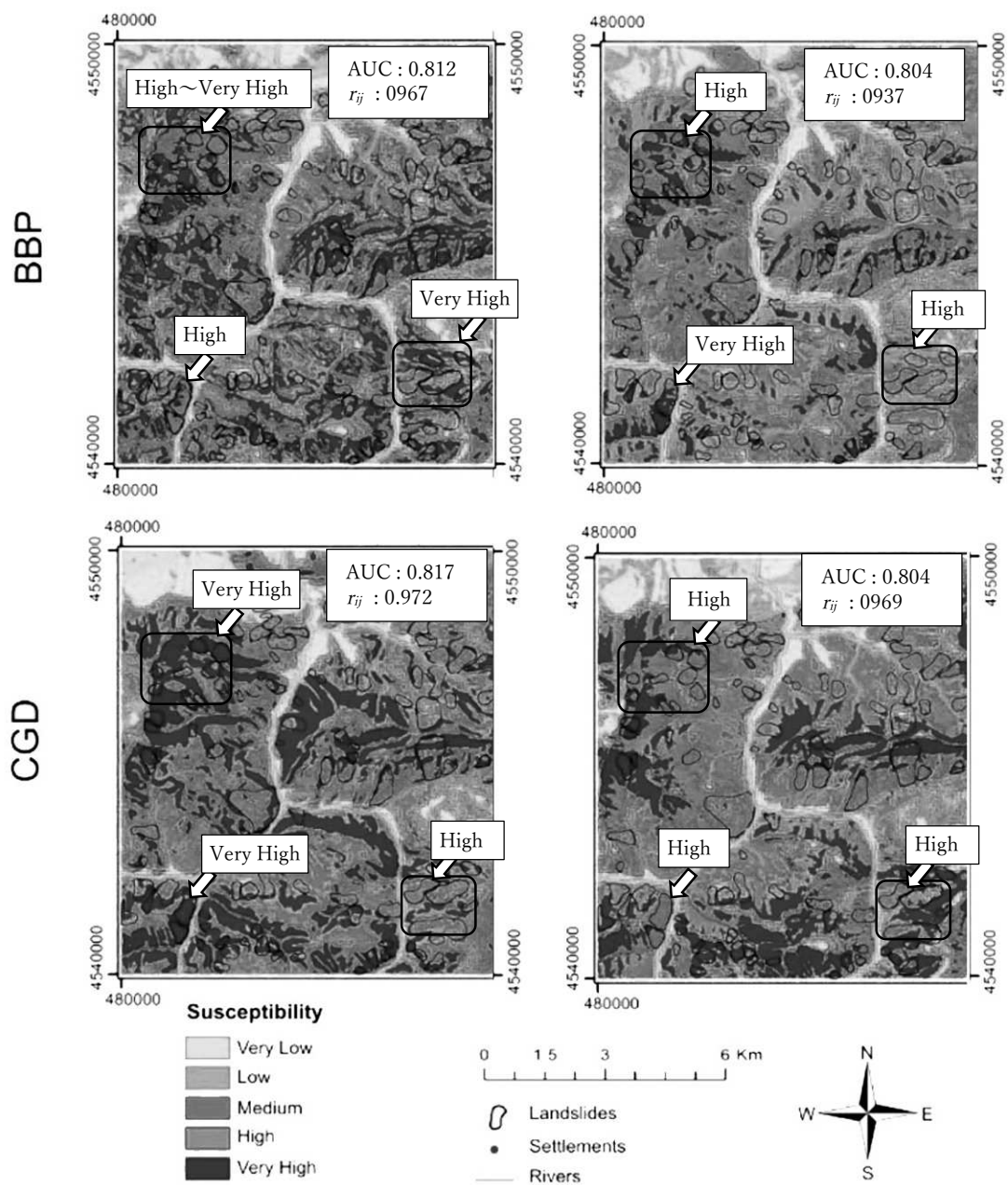


図-2 BBP と CGD による解析結果<sup>6)</sup>に修正・加筆 左が 1 階層, 右が 2 階層解析結果であり, 特徴的な箇所を矢印・黒枠で加筆した.

Can et al.<sup>6)</sup>, Fig. 6) Reprinted by permission from Springer Nature, License Number 4690580839284

### 3. あとがき

ニューラルネットを用いた地すべり安定性マップの作成事例を紹介した。アルゴリズムおよび階層別に 8 種類の手法比較が行われている。本文では省略したが解析時間に関する検討も行われているため、参照されたい。

解析結果は図-2 の矢印・黒枠で示すように、明らかに 1 階層の方が 2 階層よりも地すべり地形の予測が一致している。また、最も一般的な手法である BBP 法よりも CGD 法の方が地すべり地形の予測が一致していることは、単純な重みづけや、階層の多重化よりも多次元の情報の関連性を効果的に解析することが重要であることを示唆している。本研究成果では、地すべりではない地形の箇所に予測結果 Very High 判定が多くあるが、これらを地すべり発生可能性のあるエリアとするのか、誤判定となった何らかの理由があるのか、という点について検証が必要であろう。

機械学習が読み取り予測した関連性が、専門家による解釈と一致することが重要であり、ブラックボックスであると思われては、なかなか活用は広まらないと考える。また、最も有効な要素が何であったかについても本論文中では評価されていないが、筆者には傾斜量と湿潤度の影響が大きいように思われた。このような多次元の項目の関係性は自己組織化マップ(Self-organizing Map)<sup>2)</sup>による解析で明らかにできると考えられる。

最後に、地すべり地形の判読は地形判読の専門家の卓越した技術に依存するといわれているが、若年技術者の減少や働き方改革で技術継承にも限界があると考えられる。本研究のような多次元の情報を同時に学習し、地すべり地形の判定について一つの回答を得ることは、専門家の考え方を具現化できる可能性を示唆しており、今後期待できる分野であると考えられる。

#### 4. 引用文献

引用文献を以下に示す。このうち文献 1) ～8) は筆者による 1 章で引用されたもので、文献 9) ～22) は、論文中の引用文献に相当する。

- 1) 全邦釘, 嶋本ゆり, 大窪和明, 三輪知寛, 大賀水田生(2017): ディープラーニングおよび Random Forest によるコンクリートのひび割れ自動検出手法, 土木学会論文集 F3 (土木情報学), vol. 73, No.2 pp. I\_297-I\_307.
- 2) 小山倫史(2016): 自己組織化マップを用いた道路斜面の健全性評価手法に関する提案, 関西大学社会安全学研究 vol.6, pp.147~155.
- 3) 高山陶子, 濱田 耕平, 花井健太, 織田和夫, 角田里美(2018): ディープラーニングと赤色立体地図を用いた微地形自動判読手法の検討, 平成 30 年度砂防学会研究発表会概要集, pp.697-698.
- 4) 根本佳介, 今泉友之, 彦坂修平, 吉川和男, 野呂智之, 神山嬢子, 鈴木大和, 山下久美子 (2018): ディープラーニングを用いた地すべり性干渉縞の検出におけるマルチモーダル地理データの効果的な利用, 日本リモートセンシング学会第 64 回学術講演論文集, pp.61-64.
- 5) 菊地輝行, 崎田晃基, 秦野輝儀, 吉川慶, 西山哲, 大西有三 (2019): 深層学習による崩壊・非崩壊地の自動判読手法の開発, 地すべり学会誌, Vol.56, No.5, pp.1-9.
- 6) Can, A., Dagdelenler, G., Ercanoglu, M., Sonmez, H. (2019) : Landslide susceptibility mapping at Ovacık-Karabük (Turkey) using different artificial neural network models:

- comparison of training algorithms. *Bull. Eng. Geol. Environ.*, 78, pp.89–102.
- 7) Committee on the Review of the National Landslide Hazards Mitigation Strategy (2004) : Partnership for reducing landslide risk, the National Academic Press, Washington DC, 123p.
  - 8) 山岸宏光(2014) : GIS による総合防災マップと地すべりハザードマップ—四国と中米ホンジュラスの例—, 地すべり学会誌, Vol.51, No.2, pp.24-29.
  - 9) Nadim F, Kjekstad O, Peduzzi P, Herold C, Jaedicke C (2006) : Global landslide and avalanche hotspots. *Landslides* 3(2) , pp.159–174.
  - 10) Sooters R, Van Westen CJ (1996) : Slope stability recognition analysis and zonation. In: Turner AK, Schuster RI (eds) *Landslides: investigation and mitigation*, transportation research board special report 247. National Academy Press Washington DC, pp.129–177.
  - 11) Aleotti P, Chowdhury R (1999) : Landslide hazard assessment: summery review and new perspective. *Bull Eng Geol Env* 58(1), pp.28–44.
  - 12) Fell R, Corominas J, Bonnard C, Cascini L, Leroi E, Savage WZ (2008) : Guidelines for landslide susceptibility, hazard and risk zoning for land-use planning. *Eng Geol* 102, pp.99–111
  - 13) Varnes DJ (1978) : Slope movement, types and processes. In: Schuster RL, Krizek RJ (eds) *Landslides, analysis and control*, special report 176: Transportation research board. National Academy of Sciences, Washington DC, pp.11–33.
  - 14) Rumelhart D, Hinton G, Williams R (1985) : Learning internal representations by error propagation. ICS Report 8506.
  - 15) Fahlman SE (1988) : Faster-Learning Variations on Back-Propagation: An Empirical Study. In *Proceedings of the 1988 Connectionist Models Summer School*, Morgan Kaufmann, pp.1–17.
  - 16) Hestenes MR, Stiefel E (1952) : Methods of conjugate gradients for solving linear systems. *J Res Natl Bur Stand* 49:2379.
  - 17) Ding L, Matthews J (2009) : A contemporary study into the application of neural network techniques employed to automate CAD/CAM integration for 130 die manufacture. *Comput Ind Eng* 57, pp.1457–1471
  - 18) Hagan MT, Menhaj MB (1994) : Training feedforward networks with the Marquardt algorithm. *IEEE Trans Neural Netw* 5, pp.989–993.
  - 19) Sweet JA (1988) : Measuring the accuracy of diagnostic systems. *Science* 240:1285–1293.
  - 20) Begueira S (2006) Validation and evaluation of predictive models in hazard assessment and risk management. *Nat Haz* 37, pp.315–329.
  - 21) Ercanoglu M (2005) : Landslide susceptibility assessment of SE Bartin (West Black Sea region, Turkey) by artificial neural networks. *Nat Haz Earth Sys Sci* 5, pp.979–992.



22) Ross TJ (1995) : Fuzzy logic with engineering applications. Mc-Graw-Hill, New Mexico