

# 斜面崩壊危険箇所評価モデルにおける教師データに対する学習方法の一提案

東京理科大学大理工学部土木工学科 正会員 小島 尚人  
 東京理科大学大学院土木工学専攻 学生員 ○久松 弘典  
 東京理科大学大学院土木工学専攻 学生員 西村 刀  
 東京理科大学大学院土木工学専攻 学生員 田口 靖朋  
 (現:(株)オリエンタルコンサルタンツ)

## 1. はじめに

広域にわたって潜在危険斜面を推定することを目的として、リモートセンシングデータや各種地理情報を素因(説明変量)とした多変量解析モデルが数多く提案されている<sup>1)2)</sup>。特に、数量化理論モデル、確率理論モデル、ニューラルネットワークモデル等がよく知られているが、いずれも教師データ(既崩壊地:目的変量)に対する判別精度(的中率)を高めるようにモデルパラメータを学習推定することが目的となる。

しかし、既崩壊地(既崩壊データ)への判別精度が高くとも(必要条件)、評価領域全体の判別精度(十分条件)は必ずしも保証されない。異種モデルから得られる評価結果の精度を比較した研究もあるが<sup>2)</sup>、いずれも教師データのみの中率をもとに評価している。評価領域全体に対する判別精度を高めるためには、「既崩壊データ」と「未崩壊データ」両者に対する学習と、モデルパラメータを同時に推定できることが求められる。このことは多目的探索問題に相当する。

そこで、本研究では遺伝的アルゴリズムを導入して、モデルパラメータを推定するための学習方法について検討するとともに、その適用効果を示すものである。

## 2. 対象領域と入力用データセット

### (1) 対象領域

評価対象領域は、新潟県長岡市(旧山古志村)とした。新潟県中越地震(2004年10月23日)によって斜面崩壊が発生した領域である。

### (2) 素因データと教師データ

素因データ(説明変量)として、「地形分類、斜面方位、起伏量、標高区分、土壌、植生指標(NDVI)、谷密度」を整備した。植生指標はIKONOSデータから作成した。さらに、既崩壊地と未崩壊地に対応する画素を選定し、それぞれ「1」と「0」の数値を与え、「既崩壊教師データ」、「未崩壊教師データ」とした。

## 3. GAを導入した斜面崩壊危険箇所評価モデル

### (1) モデルの基本構成

図-1にGAを導入した斜面崩壊危険箇所評価アルゴリズム(GA-based Slope stability Evaluation model:GSEモデル)の全体構成を示す。ニューラルネットワークモデル等で広く利用されている次式の非線形関数を基に、素因  $x_{ij}$  を入力データとして評価値  $y_i$  を計算する。

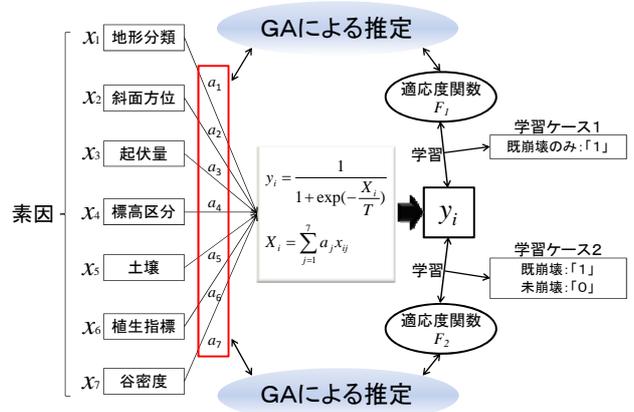


図-1 検討ケース:教師データに対する学習方法

$$y_i = \frac{1}{1 + \exp(-\frac{X_i}{T})} \quad (1)$$

$$X_i = \sum_{j=1}^7 a_j x_{ij}$$

但し、 $i$ : 画素番号、 $j$ : 素因番号、 $x_{ij}$ : 素因、 $a_j$ : 係数、 $T$ : 調整係数、 $y$ : 評価値

### (2) 学習方法別・適応度関数の設定

本研究では、以下の2つの学習ケースを設定した。それぞれについて、GA操作において使用する適応度関数を定義する点も本研究の特徴となる。

#### a) 学習ケース1: 対既崩壊教師データのみ(従来)

このケースでは、全ての既崩壊教師データの評価値が「1」に近づくように式(1)の係数を探索する。通常の学習方法に相当する。これを実現する上で、GA操作の過程で使用する適応度関数は次式となる。

$$F_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{1 + (y_i - y_i')^2} \quad (2)$$

但し、 $i$ : 画素番号、 $n$ : 既崩壊教師データの画素数、 $y_i$ : 教師データ、 $y_i'$ : 出力評価値

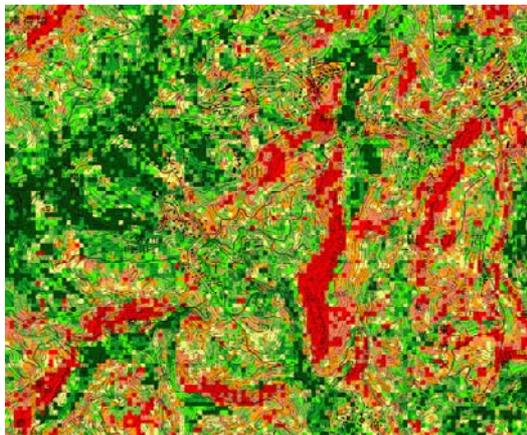
#### b) 学習ケース2: 対既崩壊&未崩壊教師データ(提案)

このケースでは、既崩壊教師データの評価値は「1」に、未崩壊教師データの評価値は「0」に近づくように式(1)の係数を探索する。多目的探索&学習方式となる。GA操作の過程で使用する適応度関数は次式となる。

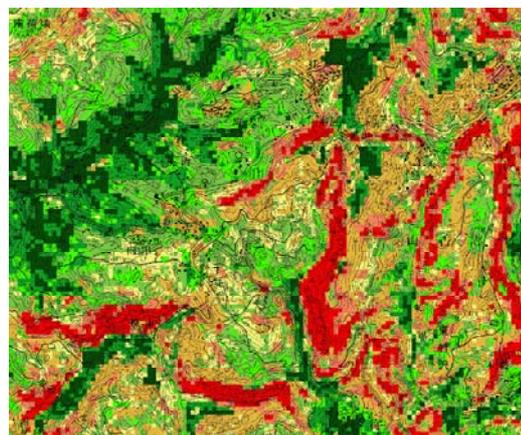
$$F_2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{1 + (y_i - y_i')^2} + \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m (1 + y_j^2) \quad (3)$$

但し、 $i$ : 既崩壊教師データの画素番号、 $n$ : 既崩壊教師データの画素数、 $y_i$ : 教師データ、 $y_i'$ : 既崩壊側出力評価値、

キーワード: 斜面崩壊危険箇所評価、教師学習方法、新潟中越地震、  
 遺伝的アルゴリズム、リモートセンシング、地理情報  
 〒278-8510 千葉県野田市山崎 2641  
 東京理科大学 理工学部土木工学科 地球環境工学研究室



(a) 学習ケース1: 対既崩壊教師データのみ



(b) 学習ケース2: 対既崩壊&未崩壊教師データ

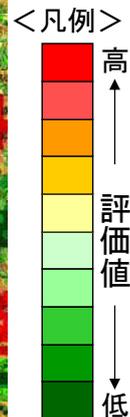


図-3 斜面崩壊危険箇所評価図

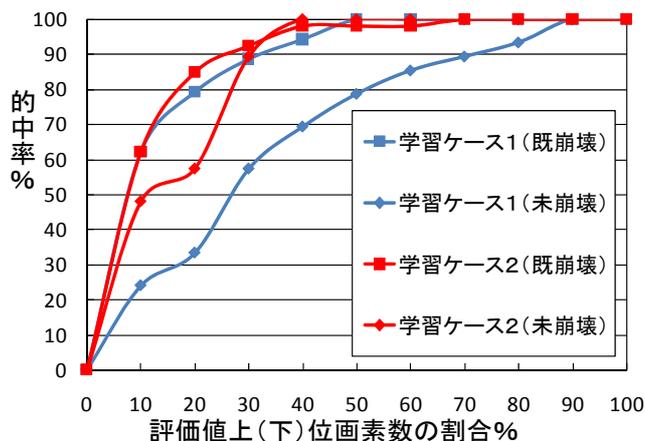


図-2 教師データに対する的中率曲線

$j$ : 未崩壊教師データの画素番号、 $m$ : 未崩壊教師データの画素数、 $y_j$ : 未崩壊側出力評価値

4. 斜面崩壊危険箇所評価精度

a) 的中率曲線

図-2に既崩壊教師データに対する的中率曲線を示す。横軸は、全画素数に対する評価値上位画素数の割合である。「既崩壊教師データ」に対する「上(下)位X%のデータの中に含まれる既崩壊教師データ」の割合が的中率となる。例えば、学習ケース1の既崩壊教師データに対する的中率曲線を見ると、評価値上位20%に対する的中率は約80%であることが読み取れる。

b) 既崩壊教師データに対する的中率

既崩壊教師データに対する的中率曲線を見ると、以下の2点を読み取れる。

①学習ケース1と学習ケース2における教師データに対する的中率は共に高い値を示した。

②評価値上位画素数の割合20%において、学習ケース1における的中率と比較すると、学習ケース2における的中率は、約5%優位となっている。

このことは、既教師データに加え、未崩壊教師データも用いたことにより、正確に各画素を崩壊側と未崩壊側に判別できたことを示唆している。

c) 未崩壊教師データに対する的中率

未崩壊教師データに対する的中率曲線を見ると、以下の2点を読み取れる。

①学習ケース1における未崩壊教師データに対する的中率と比較すると、学習ケース2における未崩壊教師データに対する的中率が高くなっている。

②既崩壊データに対する的中率と比較すると、未崩壊データに対する的中率は全体的に低くなっている。

以上より、学習ケース2は、学習ケース1よりも優れた判別が可能であることが示された。

5. 斜面崩壊危険箇所評価図

モデル毎に計算された各画素の判別得点をランク分けすることによって、斜面崩壊危険箇所評価図(図-3)を作成した。これらの評価図から以下の2点が判る。

①学習ケース1と学習ケース2における斜面崩壊発生懸念領域は、地形分類図(口頭発表時に記載)に照らし合わせると、いずれも「既崩壊地」に分布している。

②学習ケース2には、学習ケース1では随所に見られたゴマ状の分布が見られない。

このことは、提案学習モデルによる判別によって、明確に崩壊地と未崩壊地を分けられたことを示唆している。

6. まとめ

本研究の内容は、以下の3項目にまとめられる。

①斜面崩壊危険箇所評価モデルの構築に関わる研究が数多く報告されている状況にあって、教師データに対する学習方法の検討が意外にも見逃されている点を指摘した。

②すなわち、「既崩壊データ」と「未崩壊データ」両者に対する学習と、モデルパラメータを同時に推定することが必要条件であることを指摘し、これを実現するためにGAを導入した学習方法(GSEモデル)を構築した。

③この学習方法を適用すれば、「既崩壊データ」と「未崩壊データ」ともに的中率が向上することを示した。

GSEモデルの中核を成す式(1)として、様々な関数(線形・非線形合成関数等)を組み込むとともに、斜面崩壊形態別・学習精度の感度分析を予定している。

参考文献 1) Chung, C.F. and Fabbri, A.G.: Probabilistic prediction models for landslide hazard mapping, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol.65, No.12, pp.1389~1399,1999.  
2) 斜面安定性評価モデルの精度比較とその実用化への提案、大林成行、小島尚人、Chang Jo-F.Chung、土木学会論文集、No.609/VI-44、pp.77~89、1999年9月。