
アリゾナ州立大学・アーカンソー大学（アメリカ合衆国） 研修報告書 土石流危険度評価マップの作製

先進理工系科学研究科 社会基盤環境デザインプログラム 木次 貴太

1. はじめに

2023年9月18日から10月22日までのアメリカ合衆国のアリゾナ州立大学とアーカンソー大学で共同研究した結果について報告する。

2. 研修/共同研究課題の決定

近年、記録的な豪雨による同時多発的な土砂災害による被害が問題となっている、そのため限られた予算の中で、土砂災害による被害を最小限に抑えることができる技術が求められている。しかし、土砂災害の発生の恐れがある土砂災害危険箇所は多く、全国の整備率は約20%程度である。現在、技術者の経験などを基に作られた点数評価方式という対策優先度を定める手法が採用されている。しかし、精度が不安定であるという問題が指摘されているため、対策優先度を定める精度の高い机上評価手法が求められている。近年、機械学習を用いた土石流危険度評価マップの作製に関する研究が盛んに行われ、精度の高いマップが作製されている。しかし、作製にはGIS・統計的技術・リモートセンシングデータの加工・土砂災害に関する知識・公開データに関する知識などが必要となるため、作製が行える研究者は限られている。そこで、集水域に関する統計的研究を得意とするアーカンソー大学のRebecca教授と共同研究を行い、機械学習を用いた土石流危険度評価マップの作製を行う。

3. 研修/共同研究スケジュール

9月18日 出国
9月18日～9月20日 アリゾナ州立大学
9月21日 移動（アリゾナ州立大学→アーカンソー大学）
9月22日～10月22日 研究
10月23日 帰国

4. 研修先/共同研究派遣先の概要

Arizona State University

所在地：アメリカ合衆国 アリゾナ州 テンピ

指導教官：Prof. Edward Kavazanjian

University of Arkansas

所在地：アメリカ合衆国 アーカンソー州 フェイエットビル

指導教官：Prof. Rebecca Muenich

5. 研修/共同研究の内容

5.1 研究背景

近年、地球温暖化などの影響により降雨量が増加し、土砂災害の発生件数は増加傾向にある。しかし、予算が限られているため全ての溪流に対して対策を行うこと難しい。そのため、対策の優先順位を決める机上評価手法を用いることにより、発災危険度の高い溪流から効率良く対策を行うことができ、災害による被害を抑えることができる。

現在、日本で採用されている机上評価手法は点数評価方式という方法であり、技術者の経験や勘を基に項目と各項目の点数を決め、点数が高い溪流が発災危険度が高いと判断する手法である。しかし、

項目や点数を決める際の主観的な要因が大きく精度が不安定であることが指摘されている。そのため、点数評価方式より精度の高い机上評価手法が求められている。近年、統計的手法である機械学習を用いた机上評価手法に関する研究が盛んに行われている。機械学習のモデルの高度化や詳細な GIS データの公開などにより、発災の正答率が 90%以上を超える精度の高い土石流危険度評価マップが作製されている。

しかし、多くの研究は発生危険度を 4~5 段階のみで示しているが、日本全国には数十万もの土砂災害危険箇所があるため、より多くの段階で分ける必要がある。例えば、高速道路の管理で採用されている点数評価方式では、発生危険度の他に道路に影響を与えるかについても考慮して対策の優先順位を決めている。しかし、統計的手法を用いて発生後の土砂移動まで考慮した机上評価手法は開発されていない。そのため、本研究では統計的手法を用いた発災後の土砂移動が道路や家屋に影響を与える可能性についても考慮した机上評価手法の開発を行う。

そのため、1 段階目に機械学習を用いた土石流危険度評価マップの作製を行い、2 段階目に発生後の土砂移動形状を予測し、道路や家屋に与える影響について評価する。その後、2 つの手法の結果を合わせてインフラ影響度評価マップの作製を行う。今回の海外共同研究では、1 段階目の機械学習を用いた土石流危険度評価マップの作製を行ったため、危険度評価マップの作製に関する報告を行う。

5.2 研究方法

まず、研究の流れに関して説明を行う。今回の土石流危険度評価マップは、教師あり学習のクラス分類を用いて作製を行う。手順は Fig.1 に示すように、データ収集、前処理、学習、精度評価、精度の比較、マッピングという流れで研究を行った。今回の海外共同研究では、学習の際のチューニングの段階まで終了させた。

始めに、データ収集に関して説明を行う。Table.1 に示すように、今回は説明変数として、地形・地質・誘因（降雨）の計 12 パラメータを収集する。地形データとして、標高、平均勾配、集水域面積、集水域周囲長、集水域の標高差、斜面の向きを計 6 パラメータを採用した。地質データは、国土地理院が公開している 10 m メッシュの DEM データを ArcGISPro の水文解析ツールを用いて集水域の特定を行ったあと、ArcGISPro のツールを用いて集水域毎の地形データを収集する。地質データとして、NDVI（正規化植生指数）、地質分類、断層までの距離の計 3 パラメータを採用した。NDVI のデータに関しては、NASA が公開している 250 m メッシュの Terra のバンドルデータを Google Earth Engine を用いて災害時のラスターデータを作製する。その後、作製したデータを ArcGISPro を用いて各集水域のデータとしてまとめる。地質分類に関しては、国土交通省が公開している分類図を用いたが、公開されているデータは分類が 18 種類と複雑であるため加工を行った。中国地方の土石流の発災と地質分類の関係に関してまとめた論文を参考に特徴が似ているものをまとめ、分類を 4 種類に減らした。降雨データとしては、累積雨量、時間最大雨量、降雨量が 15 mm/hour 以上の時間の計 3 パラメータを採用した。国土交通省が公開している 250 m メッシュの XRain の 1 時間降雨量のデータは CSV ファイルで提供されるため、Python を用いてラスターデータの作製を行った。また、目的変数として平成 30 年 7 月豪雨の広島県の発災履歴データを用いた。

次に収集したデータの前処理を行う。まず正規化を行い、それぞれのパラメータの値の範囲を 0~1 に変換し、各パラメータのオーダーの差を無くした。その後、相関関係分析と主成分分析を用いて次

元削減を行う。Fig.2 に示すように、集水域周囲長と集積面積、標高差と勾配、最大降雨量と降雨量が 15 mm/hour 以上の時間の間で高い相関が見られた。そのため、今回は集水域周囲長と集積面積、標高差と勾配、最大降雨量と降雨量が 15 mm/hour 以上の時間を主成分分析を行い、次元削減を行う。集水域周囲長と集積面積を PC1、標高差と勾配を PC2、最大降雨量と降雨量が 15 mm/hour 以上の時間を PC3 としてパラメータ数を減らした。主成分分析後の相関関係分析の結果を Fig.3 に示す。

次に、機械学習のモデルを用いて収集したデータを学習させる。今回は機械学習のモデルとして、ロジスティック回帰、サポートベクターマシン、単純ベイズ分類器、人工ニューラルネットワーク、ランダムフォレスト、勾配ブースティングの 6 つを用いた。その中で人工ニューラルネットワーク、ランダムフォレスト、勾配ブースティングに関してはハイパーパラメータを持っており、適切なパラメータを設定するチューニングを行うことにより最も精度の高い結果が得られる。また、汎化性能を向上させるために、k分割クロスバリデーション (k=10) を導入した。

次に、精度評価を行う。精度評価の指数としては、ACC と AUC を用いて判断を行う。ACC は発災・非発災の正答率であり、AUC は偽陽性率と真陽性率によって描かれる ROC 曲線の下部面積である。最も精度の高いモデルを最終モデルとして選択し、ArcGISPro を用いてマッピング化を行う。

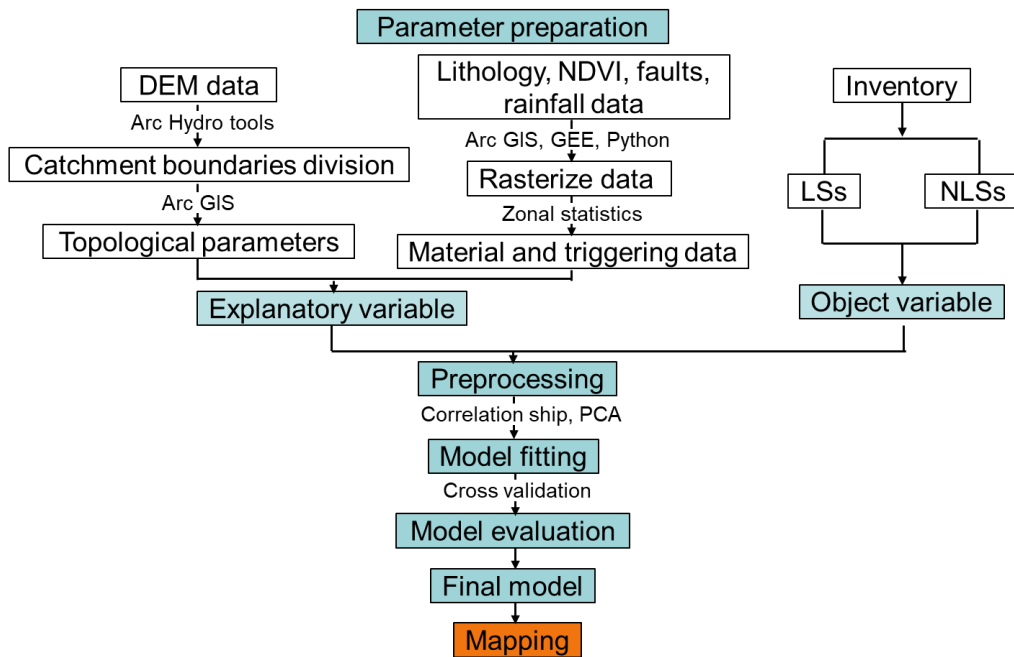


Fig.1 Flow of this research

Table.1 Explanatory and object variable

Explanatory variable			Object variable
Topological data	Material data	Triggering data	Inventory data
Elevation Average slope Catchment area Catchment perimeter Catchment relief Aspect	NDVI Soil material class Distance to faults	Accumulative data Peak Duration over 15 mm/hour	

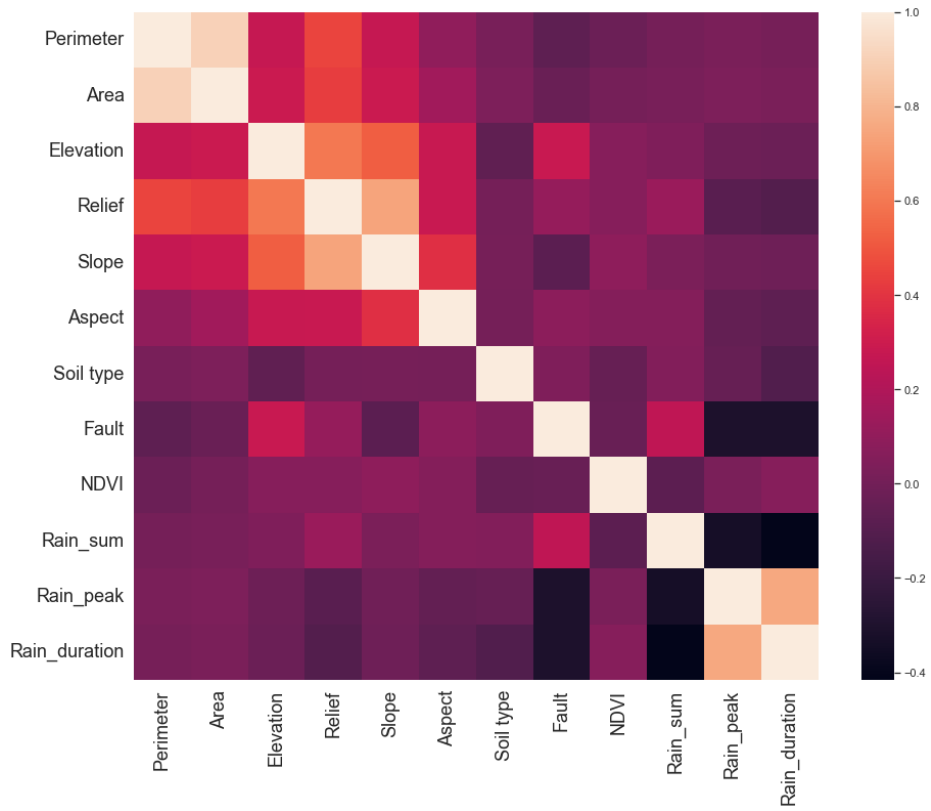


Fig.2 Result of correlation ship before PCA

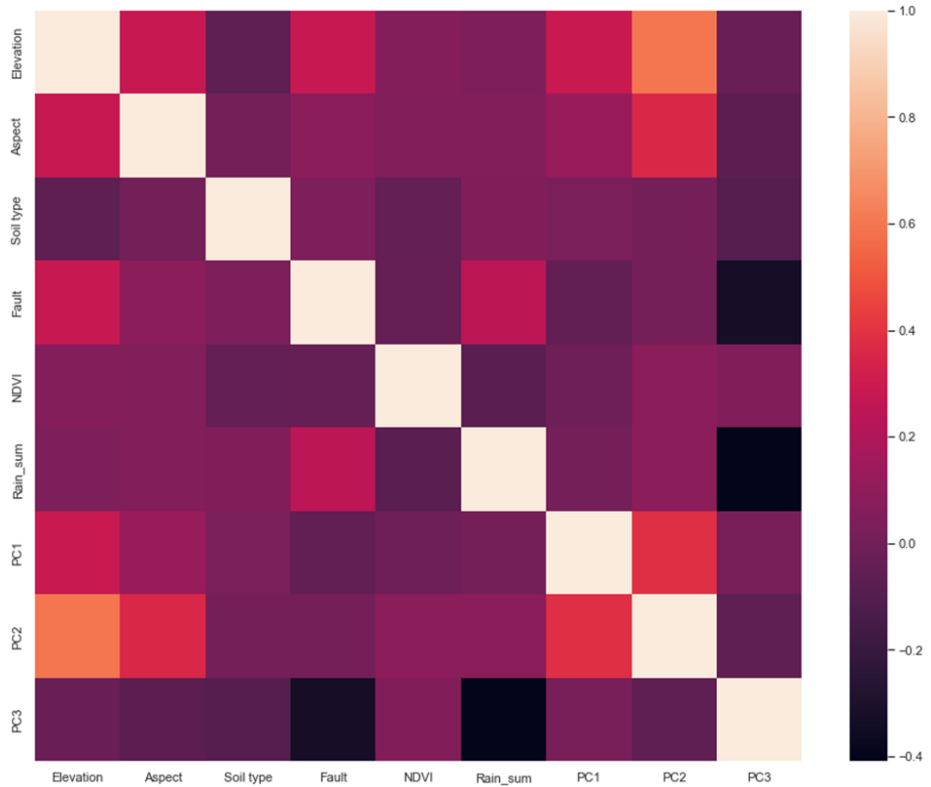


Fig.3 Result of correlation ship after PCA

5.3 解析結果

解析後の各学習モデルの ACC と AUC の結果をまとめる。しかし、人工ニューラルネットワーク、ランダムフォレスト、勾配ブースティングに関してはハイパーパラメータを持っており、現在チューニングを行っている最中である。そのため、Table.2 に示している結果は最終の数値ではないが、現在は勾配ブースティングが最も高い精度を示している。

Table.2 Result of each model

	LR	SVM	NB	ANN	RF	GB
ACC	0.747	0.748	0.742	0.764	0.757	0.765
AUC	0.798	0.811	0.805	0.821	0.822	0.821

6. まとめ

今回の海外共同研究を通して、初めての海外経験と初めての英語での共同研究を行う機会を頂いた。慣れない環境であったが研究室の人のサポートもあり、無事に約 1 ヶ月間生活することができた。研究に関しては、分からないことは積極的に聞き、言っていることが理解できないときは理解できるまで何度も聞き、自分の意見が分かって貰えないときは図や翻訳機を使い、理解して貰うまで何度も説明をした。その結果もあり研究は予定通りに進み、帰国後も共同研究を続けることが決まった。現在はオンラインでコンタクトを取り研究を進めている。また、それぞれの大学で出会った学生は皆研究へのモチベーションが高く、良い刺激を受けた。今後もより良い研究成果が得られるように、研究を頑張りたい。

7. 謝辞

本研究を行うにあたり貴重なご意見をいただいた Edward Kavazanjian 教授・Rebecca Muenich 教授、受け入れ中にお世話をして下さった Ting Liu Ph.D, 現地での生活や研究を支えて下さった 研究室の皆様にお礼申し上げます。また、このような貴重な機会を与えて下さった広島大学先進理工系科学研究科島俊郎教授に厚くお礼申し上げます。最後に、海外共同研究プログラムをサポートしていただきました実行委員会の諸先生をはじめとする学生支援グループ国際事業担当の皆様にご心よりお礼申し上げます。
