

地震動の継続時間を考慮した機械学習に基づく液状化発生の予測

16T0235X 中山 洋斗

指導教員：丸山 喜久 劉 ウェン

1. 研究背景と目的

2011年に発生した東北地方太平洋沖地震では、東日本の広範囲において液状化が発生した。液状化が発生すると、一般の構造物や橋梁、ライフライン施設に甚大な被害を与える。そのため、今後発生すると予測されている地震に対して効率的に液状化対策を行うため、広域性と即時性を備えた液状化の発生予測は重要であると考えられる。一般的に行われている液状化判定にはボーリング資料などの土質試験データが使用されることが多いが、これでは精度は高いが広域性が欠けている。

液状化の発生率と地震動の継続時間には関係性があることが示されている¹⁾。本研究では既往研究²⁾をもとに地震動の継続時間を考慮して機械学習を行い、液状化発生の予測の高精度化を目指す。

2. データ説明と継続時間の算出

本研究では東北地方太平洋沖地震における千葉県を対象とした。使用したデータは国土交通省が整備する国土数値情報、防災科学技術研究所が整備する地震ハザードステーションと強震観測網、そして QuiQuake である。それぞれ行政地域、表層地盤データ、地震記録、震度のデータを使用する。このうち表層地盤、震度は5次メッシュ(250mメッシュ)ごとに格納されている。また、液状化発生地点のデータは若松・先名³⁾がまとめたものを使用する。これも5次メッシュごとに格納されている。

継続時間は、地震動の累積パワー曲線の占有時間から算出される SR (Significant/Relative)継続時間、指定の閾値を最初に超過してから最後に下回るまでの時間である BA (Bracketed/Absolute)継続時間、そして SR 継続時間の地動加速度を地動速度の時刻歴波形に代えてして算出した SRV 継続時間を使用する。これらは防災科学技術研究所の地震観測網のデータから観測点ごとに計算し、GIS上で面データに変換して5次メッシュに分割した。このように算出された各継続時間の千葉県における推定値を図-1～図-3に示す。SR 継続時間は南部を、BA 継続時間は北部を中心に継続時間が長くなっている。また、SRV 継続時間は前述の2つよりも大きい値となり、最大値と最小値の差が最も小さくなっている。

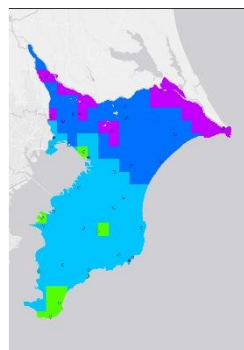


図-1 SR 継続時間

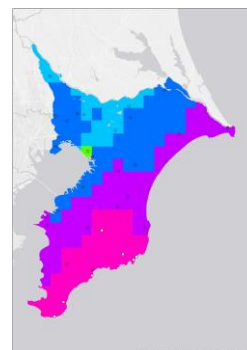


図-2 BA 継続時間

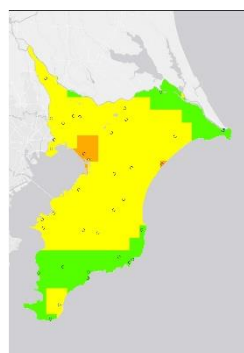


図-3 SRV 継続時間



3. 機械学習を使用した予測モデルの作成

プログラミング言語の一つである R 言語を使用して、液状化発生の予測モデルの検討を行う。本研究ではサポートベクターマシンとランダムフォレストの2種類の機械学習を用いた。

ランダムフォレスト(RF)とは、複数の決定木を用いて識別を行う機械学習アルゴリズムである。個々の決定木は高い識別性能を持たないが、複数用いることによって高い予測性能を得ることができる。図-4にRFの概要を示す。

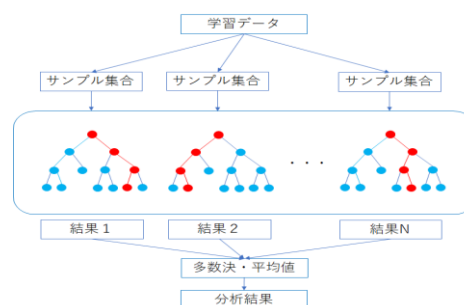


図-4 ランダムフォレストの概要

サポートベクターマシン³⁾ (SVM) は教師あり学習を用いたパターン認識手法の一つである。パターン分類問題が線形不可能な場合、特徴空間と呼ばれる高次元空間に変換することによって線形分離可能となり、最適な分離平面を求めることができる。

SVM では式 (1) , (2) のハイパーパラメータ C , γ が分類に大きな影響を与えるため、4 分割交差検証を用いてこれらの値を求め、予測を行った。

$$\min_{\omega, b, \xi} \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i \in [n]} \xi_i \quad (1)$$

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad (2)$$

ここで、 ω は実数ベクトル、 b はスカラー、 ξ は非負の変数、 K はカーネル関数であり、本研究では RBF カーネル関数を用いた。

4. 液状化発生地点の予測

RF において最も液状化予測の精度が高かったのが、SR 継続時間、微地形 24 分類を用い、学習データの割合を 30% としたときである。実際の液状化発生地点と予測地点を比較し、液状化発生地点の評価図を作成した (図-5)。

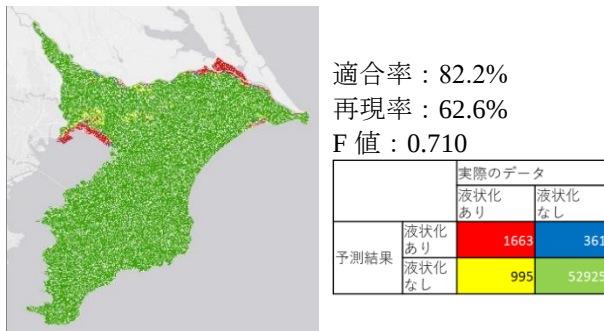


図-5 RF による液状化発生地点評価図

RF では適合率、F 値は高い値となっているが、再現率が 6 割程度と低くなっている。沿岸部や利根川沿いでの的中率は高いが、内陸部での液状化の見落としが多いためであると考えられる。

RF の利点としては各変数が分類の際にどれだけの影響を及ぼしているのかを可視化することができる点である (図-6)。

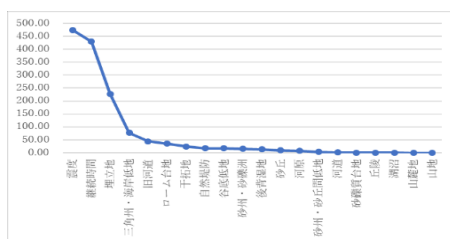


図-6 RF における各変数の影響度

本研究の RF の分析では、震度と継続時間が液状化の予測に大きく影響していた。また、微地形については、埋立地、三角州・海岸低地などの液状化の発生率が高い地点の影響が大きい。

SVM において最も精度が高かったのは、BA 継続時間と微地形 24 分類を用いた時であった。RF と同様に液状化発生地点の評価図を作成した (図-7)。

液状化発生地点の見落としを減らすため、液状化発生地点に 20 倍の重みづけをして SVM を実行した。その結果 RF と比べて適合率、F 値は下がったが、液状化発生地点の見落としは大幅に減った。

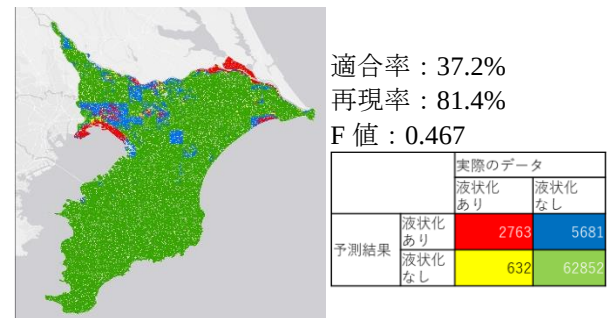


図-7 SVM による液状化発生地点評価図

5. まとめ

本研究では東北地方太平洋沖地震において液状化の被害が多かった千葉県を対象に、地震動の継続時間を考慮した液状化発生地点の予測モデルの作成を目指した。RF のほうが SVM よりも 3 指標で良好な値となったが、液状化発生地点の見落としが多かった。今後は、予測精度の向上のため、継続時間マップの手法の見直しや微地形の区分の見直し、学習量の増加をする必要がある。また、同一地震の他地域や他の地震での被害予測への適応性を検討する必要がある。

参考文献

- 1) 先名重樹, 松岡昌志, 若松加寿江, 翠川三郎: 液状化発生率に及ぼす強震動の継続時間と地域性の影響, 日本地震工学会論文集, Vol. 18, No. 2, pp. 1_82-94, 2018.
- 2) 柳瀬匡雄, 丸山喜久: 液状化地点の予測に向けた共分散構造分析とサポートベクターマシンの利用, 土木学会論文集 A1 (構造・地震工学), Vol. 75, No. 4, pp. 1_133-143, 2019.
- 3) 若松和寿江, 先名重樹: 2011 年東北地方太平洋沖地震による関東地方の液状化発生と土地条件, 日本地震工学会論文集, Vol. 15, No. 2, pp. 25-44, 2015.
- 4) 竹内一郎, 鳥山昌幸: サポートベクトルマシン (機械学習プロフェッショナルシリーズ), 講談社, 2015.