

# 開発中の機械学習による地すべりの崩壊予測プログラムの紹介 ～β版プログラムの概要～

株式会社藤井基礎設計事務所 ○新宮直人, 齊藤龍太  
しまねソフト研究開発センター 木村忍

## 1. はじめに

近年、AI（人工知能）の技術が自動車やスマートフォンなど私達の身近なものに実装されてきている。昨年、齊藤らは、機械学習による地すべりの地下水解析を発表した<sup>1)</sup>。

その結果、機械学習による地下水解析には課題があるものの、とても有用な助言ツールに成り得るものであるという手応えがあった。

その後、それを発展させて雨量の時間的変化を説明変数とし、伸縮計を目的変数とすることで、地すべりの崩壊予測を行うプログラムを開発したので報告する。

## 2. 機械学習の手順について

機械学習を行うためには、大きく分けて以下の4つの手順を踏まなければならない（図-1）。

### (1) 雨量計・伸縮計データの収集

データの選定にあたっては地すべりの変動に関する知識や実際の現場の状況などを知り判断できる技術者の手助けが必要であった。なぜなら、機械学習による崩壊予測に関して、どのデータが有用なものかという判別が困難であったからだ。今回、協議をした結果、いくつかの異なる変動パターンを持つ過去の地すべり観測データを用意し、いずれも崩壊あるいは崩壊に至る寸前までのものを使用することとなった。

### (2) データ整形・補間

実際の観測では、機器のトラブルやメンテナンス等、様々な要因により学習に適した完全なデータを入手することが難しく、データを使用するためには、学習に適した形に補間・整形することが必要不可欠であった。

データが欠損していた場合にそこの部分を補間したほうがいいのか、切り捨てた方がいいのかはデータによって異なる。例えば 欠損が激しいデータであっても重要なサンプルになる可能性があるので、データの利用において注意が必要だと感じた。

また、今回、伸縮計が10分間隔のデータであったのに対し、1時間ごとの雨量しか保有しておらず、データ数が統一されていなかった。そこで、1時間ごとの雨量の合計と伸縮計の最大値とを比較するようにし、データの間隔を等しくするように整形、補間作業を行った。

### (3) 機械学習させる手法

機械学習と一口にいても回帰・分類・クラスタ分

析・次元削減・ニューラルネットワーク等、様々な要素技術が存在し、その中で適切な組み合わせを選定しなければならない（図-2）。

どれが崩壊予測に適しているか、データや地すべりの変位パターンから試行錯誤した結果、今回は「ランダムフォレスト Regression」という手法を使用し、崩壊予測に取り組んだ。この手法は、説明変数の依存が少ない為、データが少々不足していてもある程度の結果を見込むことが出来る。今回の研究ではデータ整形する際にデータ数が減少していたことも「ランダムフォレスト Regression」を選んだ要因となっている。

### (4) 学習成果の評価

学習結果の評価は、評価関数や予測精度のパーセンテージなどといったものだけで判断をするのではなく、最終的には人間がこの学習結果をどう評価するかが重要となってくる。思い通りの結果にならない場合は、学習の手法やデータの与え方を改めて考える必要があるだろう。また、評価をする際にはデータ収集と同様に、プログラミングの知識以外にも、地すべりの知識がとても重要になってくる。

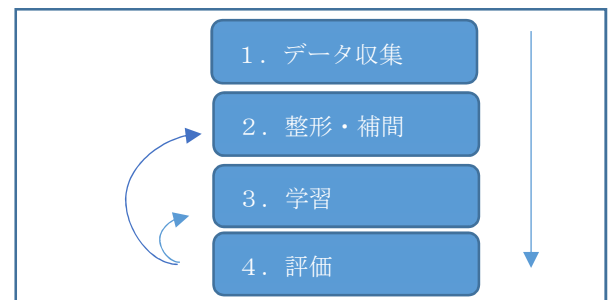


図-1 機械学習の手順

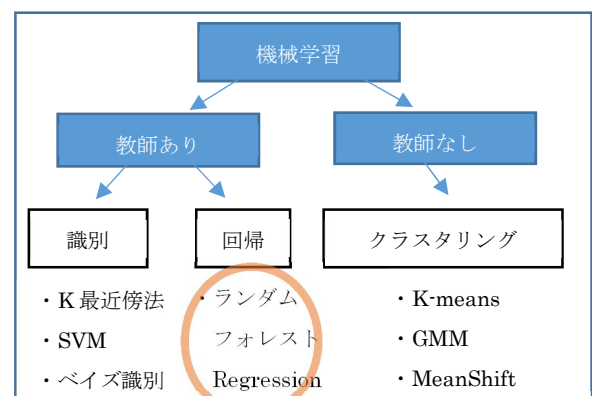


図-2 機械学習のおおまかな種類



図-3 現場 D 雨量が直接の要因で変位する場合の予測例<sup>2)</sup>

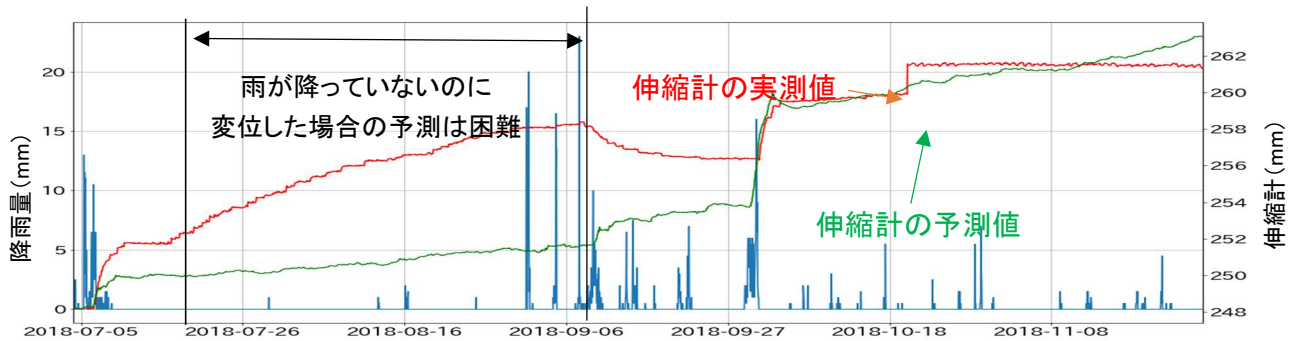


図-4 現場 I 想定外な変位をした場合の予測例<sup>2)</sup>

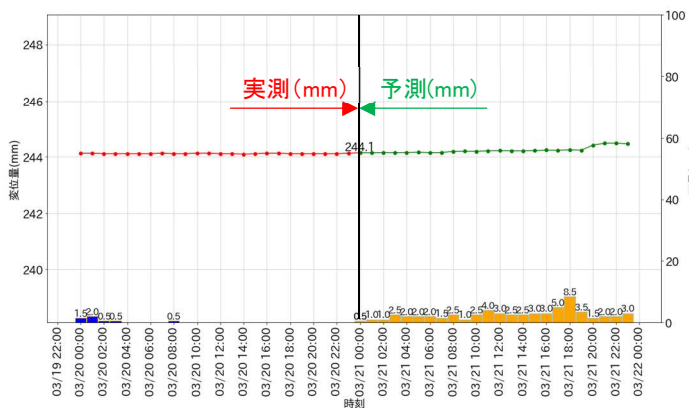


図-5 崩壊予測の観測グラフ

今回の機械学習では、実際の現場データを、「過去」と「未来」に分けて与え、実測値のわかっているものを予測し、赤線の実測値と緑線の予測値で比較した（図-3、図-4）。機械学習の結果を経験者と評価したところ、雨が直接の要因で動くデータに対しては予測も実測とほぼ同時期に変動をしているなど、予測の可能性がみえてきた。しかし、雨と伸縮計のデータのみを与える為、雨が降っていない状況に変位する様な、雨が直接の要因にはならない変位を予測することは困難であった。また、現場それぞれに違うパラメーターを設定しなければならないケースもあり、地すべり変位のパターンによって学習させる期間のパラメーターを変えていく必要があることがわかった。

今後は少しずつではあるが教師データも増えてくる。それに伴って現在予測出来ない場所が予測できると期待している。また、ある程度のパターンを事前に用意し、対応出来るようにしておくことも重要だろう。

### 3. 崩壊予測プログラムの紹介

今回の研究で作成したプログラムは、現在進行中の業務でテスト段階ではあるが、崩壊予測を行っている（図-5）。図-5 中の、赤の線は「実際の観測値」、緑の線は「予測雨量に基づく予測値」である。予測雨量は気象庁等の予報値を利用している<sup>3)</sup>。プログラム自体はまだ開発途中であるが、本研究によって AI を利用した崩壊予測の可能性がみえてきた。

今後は様々な現場でのテストや改良を繰り返し、更なる精度向上と正式な業務利用に向けて開発していきたい。

### 謝辞

本プログラムの開発に際し、しまねソフト研究開発センターの徳田大剛氏、平賀志歩氏にも有用なご助言をいただきました。ここに記し謝意を表します。

### 《引用・参考文献》

- 1) 斉藤龍太 藤井俊逸 新宮敦弘 木村忍(2018)「機械学習を用いた地すべりの地下水解析の事例紹介と今後の課題」, 全地連「技術フォーラム 2018」高松
- 2) 気象庁 松江 毎正時の観測データ  
[http://www.jma.go.jp/jp/amedas\\_h/](http://www.jma.go.jp/jp/amedas_h/)  
最終閲覧日(2019年6月1日)
- 3) 気象庁 今後の雨(降水短時間予報)  
<https://www.jma.go.jp/jp/kaikotan/index.html>  
最終閲覧日(2019年3月21日)