機械学習による地すべりの崩壊予測プログラムの紹介

株式会社　藤井基礎設計事務所

○新宮直人, 斉藤龍太

1. はじめに

機械学習とは、人間が行う学習能力と同様の機能を AI（人工知能）技術によりコンピュータで実現する技術のことである。近年、こういった AI 技術の発達が著しく、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るようになった。そこで機械学習を用いて、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プログラムを開発した。今回はその中の一例を今後の課題なども含めて報告する。

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）。

2. 1 雨量計・伸縮計データの収集

機械学習に必要なデータを収集する。今回は気象庁 HP より雨量データ、現地で観測している伸縮計データを用いた。しかし、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。今回の場合、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、その中から崩壊あるいは崩壊に至る寸前までのものを選定した。

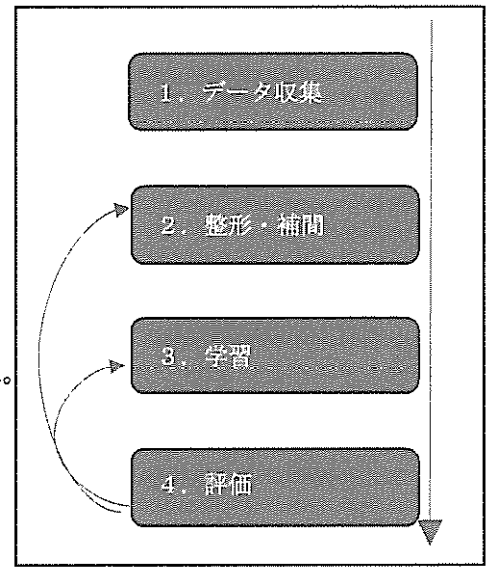

図-1 機械学習の手順

2. 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学習させようとする状況によって異なる。例え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である。また、今回伸縮計が、10 分間隔で取得しているデータであったのに対し、雨量は 1 時間ごとに取得しておらず、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整形作業を行った。

2. 3 機械学習させる手法

機械学習と一口にいっても回帰・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せを選定しなければならない（図 - 2）。どの方法が崩壊予測に適しているかを、データや地すべりの変位パターンから試

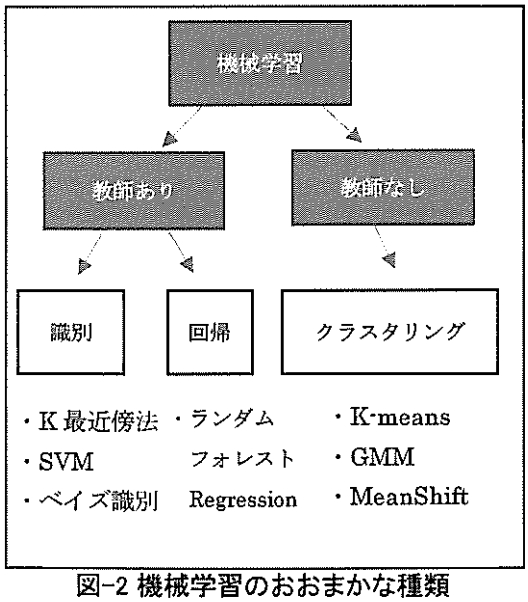

図-2 機械学習のおおまかな種類

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た。この手法では、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できる。

2.4 学習成果の評価

学習結果の評価は、評価関数や予測精度といった機械的な方法だけで判断をするだけではなく、最終的には人間がどう評価するかが重要となってくる。

今回の機械学習では、予測できるかの検証を行うため実際の現場データを、「過去」と「未来」に分けて与え、過去のデータ（雨量と伸縮計の関係）を学習させた。その学習した結果を評価するため、未来の雨量を与えたときの伸縮計データを予測値として算出し。実測値と予測値を比較した（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を設定しなければならないケースもあった。このように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を変えていく必要があることがわかった。

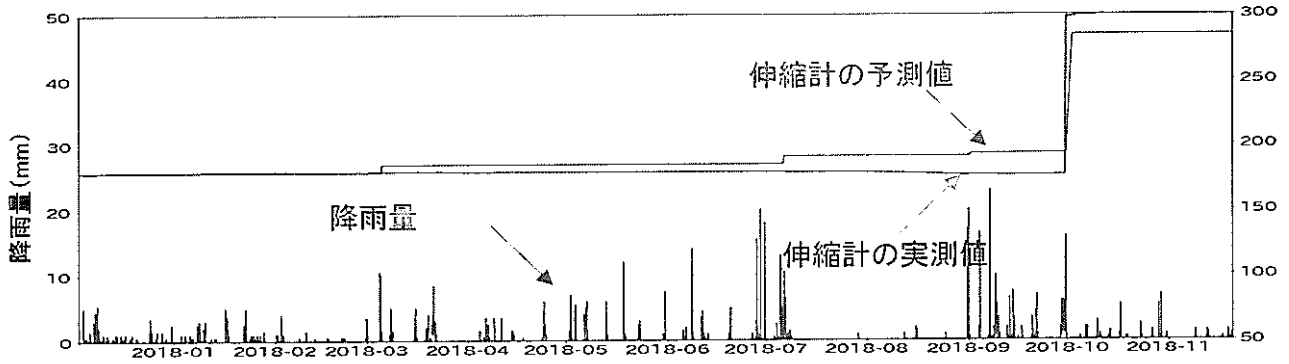

図-3 現場 D 雨量が直接の要因で変位する場合の予測例[2)]

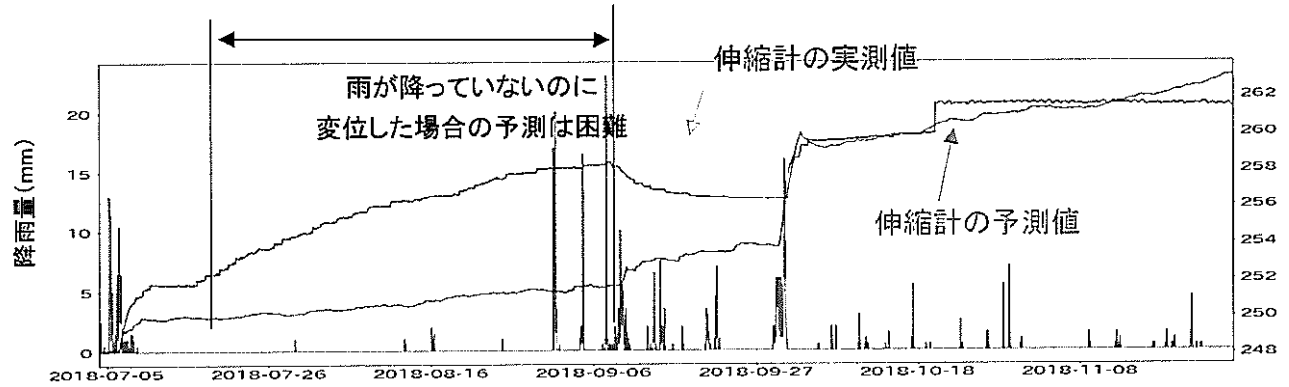

図-4 現場 I 想定外な変位をした場合の予測例[2)]

3. 崩壊予測プログラムの紹介

3.1 実測値予測グラフ

図-5 のグラフは、現在試験運用中の崩壊予測プログラムの実施状況である。図-5 中の、左側の線は実際の観測値、右側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[3)]。現時点（X 軸中央）までに伸縮計に変状はみられない。しかし、今後連続した雨量が予測されているため、19 時ごろに伸縮計がわずかに動く可能性があると機械学習の結果で表示されている。現状では課題が多く、実務で使用できる段階ではない。降雨と伸縮計データの学習方法を改善する必要

がある。特に、10 分毎に学習データが蓄積していくが、降雨がなく、変動しない期間を学習してしまうと、降雨イベントの影響を低く見積もってしまう。つまり「雨が降っても普段動いていないから今回も平気だろう」というように機械が誤った学習をしてしまった。そのため、今後は運用中にデータの選別法を工夫していく必要がある。上述した通り降雨による変位の予測は理論上可能であるが、降雨以外の動きを予測することは現在難しい状態である。また、変位が収まってきてしまったことが原因で、突発的な大雨が降った時に以前の様な予測をすることが現在難しい状態である。今後はデータを間引いていくことも視野にいれながら考えていく必要がある。

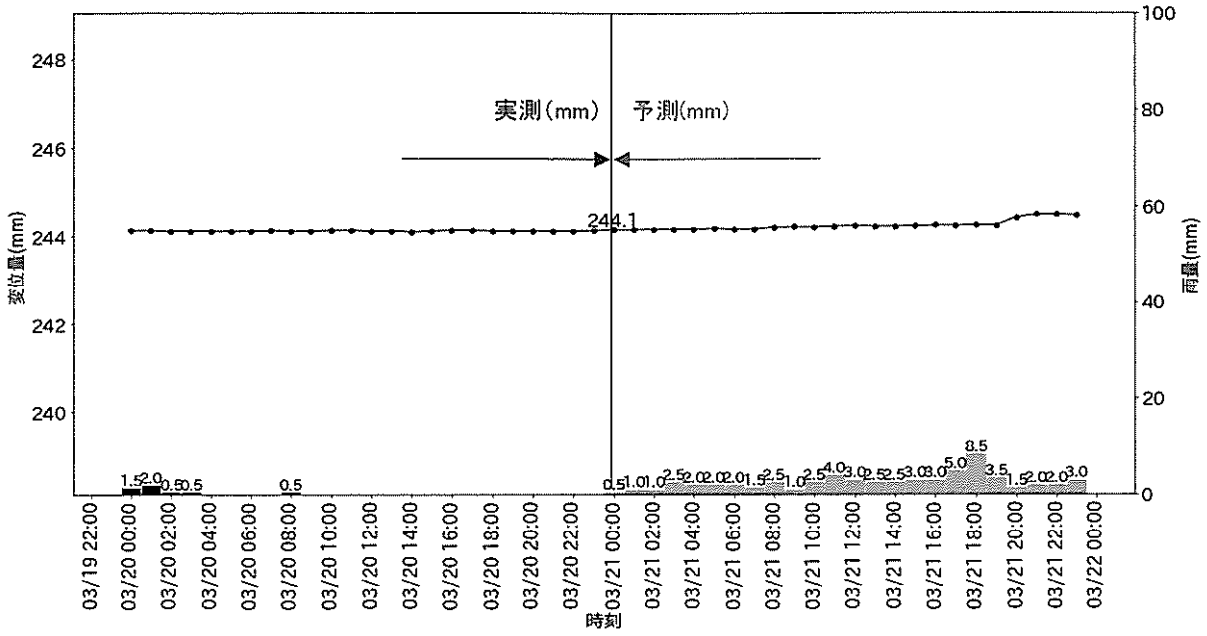

図-5 崩壊予測の実測グラフ

3. 2 速度予測グラフ

図-6 は、伸縮計の実測値を速度に変換して崩壊予測でよく用いられる 1/V グラフの表示である。現時点（X 軸中央）までに V=1mm/h（1/V=1）で変動しているが、今後の降雨が予測されていないため、地すべり速度が減速すると機械学習の結果が予測している（図-6）。このように崩壊までの加速過程だけではなく、原則過程も予測できる。

ただし、まだ開発途中のものなので、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。

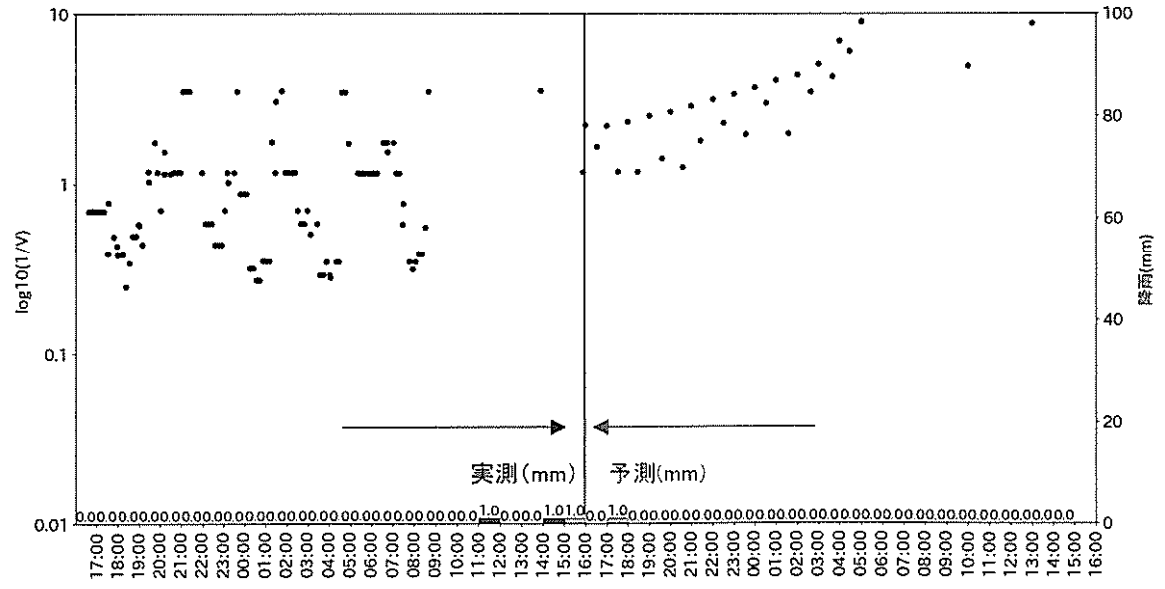

図-6 崩壊予測の速度グラフ

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木村忍氏、徳田大剛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)気象庁　松江　毎正時の観測データ
https://www.jma.go.jp/bosai/amedas/#area_type=offices&area_code=320000
最終閲覧日(2021年5月24日)

2)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（2021年5月24日）