

An Attempt to Classify a Pattern of Changes in Strain Observation Data by Machine Learning

*Takahiro Tsuyuki¹

1. Meteorological Research Institute, Japan Meteorological Agency

Sacks-Evertsonタイプの体積ひずみ計や石井式多成分ひずみ計の観測データに現れる現象には、フィリピン海プレート深部でのゆっくりすべりにともなう変化や大きな地震のコサイスミックなステップ、火山活動にともなう変化などの「本来の」地殻変動による変化のほか、観測点周辺での地下水のくみ上げによる変化などの観測点固有のローカルな変化がみられる場合もあり、様々な変化のパターンが存在する。

木村・他(2013)は、ひずみ計などの地殻変動データに現れた現象の分類とデータベース化を試みた。これに基づいて気象庁ではルーチン的に変化パターンの分類が続けられているが、何らかの現象による変化を検知した場合に、その変化パターンや原因を分類するのは、あくまでも人の判断によっている。その判断の背景には、地震や深部低周波微動の情報や、過去の観測履歴等があるわけであるが、これまでの40年近い観測で蓄積された膨大な時系列データを機械的に分類することができれば、人の経験による分類では見出し得ない新たな発見があるかもしれない。その手法として、機械学習による変化のパターンの分類は有効な手段となる可能性がある。

山室・他(2018)は、時系列データをDeepLearningにより分類するためのアルゴリズムとして、DEEPPLAITとよばれるモデルを提案している。このモデルは、まず時系列パターンの変化点と種類を自動的に把握し、データセット全体の要約情報を抽出した上で、得られた情報を基に、畳み込みニューラルネットワーク(CNN)や再帰型ニューラルネットワーク(RNN)とAttention[Bahdahnau et al., 2015]を組み合わせで深層学習を行うものである。この手法では、学習結果から得られた重要度を確認することで、人の直感に合った重要な時系列パターンを発見できるとしている。

DEEPPLAITにおいて、時系列データのパターンを表現する情報を抽出する技術として使われているのがAutoPlait[Matsubara et al. 2014]である。AutoPlaitでは、隠れマルコフモデルの拡張である多階層連鎖モデルによりパターンのグループ化を行い、最小記述長概念を用いて、与えられた時系列データを適切に表現するモデルを見つけるアルゴリズムを提案している。

ひずみ観測データの変化のパターンを機械学習によって分類する第一段階として、このAutoPlaitをひずみ観測の時系列データに適用してみて、その有用性の検証を試みた。用いたデータは、前述の木村・他(2013)のデータベースに登録されている現象の時間値である。変化の期間をはさむ前後数日分の時間値を用いた。多成分ひずみ計については、全成分を同時にデータセットとした。また、気圧や潮汐等の影響は補正されているが、気圧と降水のデータも合わせてデータセットとすることで、時系列の要約情報に違いが出るかも確認した。

それぞれの変化現象は、緩和的变化やステップ状変化などの変化の形状のパターンとその原因が調べられているが、ここでは変化の形状には着目せず、原因を12種類に分類してあらかじめラベル付けを行った。AutoPlaitによる要約情報と与えられたラベルとの比較を行った結果、何らかの原因によって変化が起きているという人の目による分類とAutoPlaitによる現象の要約情報はおおむね一致しているものと考えられる。このことから、次の段階として深層学習を行うことによって、ひずみ観測データの変化のパターンの機械的な分類が可能ではないかと考えている。

謝辞：<https://www.dm.sanken.osaka-u.ac.jp/technology/autoplait/>で公開されているソフトウェアを使用

させていただきました。