

深層学習を用いた常時微動記録の自動処理手法の開発

山梨大学 工学部土木環境工学科 正会員 ○宮本 崇
 山梨大学 工学部コンピュータ理工学科 非会員 古屋 貴彦
 東京工業大学 環境・社会理工学院 正会員 盛川 仁

1. はじめに

地盤構造の探査手法の一つである微動探査法は、近年では地盤構造の面的な探査を目的とした多点観測や、数か月程度の長期観測記録を利用する地震波干渉法などへ応用されており、取り扱う観測記録量が次第に大規模化している傾向にある。一方で、微動探査では観測の対象が微弱な震動であるため、観測時には人の歩行や交通振動などによる非定常的な震動がノイズとして観測される。このようなノイズは微動に比較して振幅が大きく解析結果にも影響を及ぼしうることから、解析時にはノイズの少ない時系列区間を目視で判断・抽出することが一般的である。目視による抽出は確実性が高い一方で、上記のような大規模な観測記録の処理時には大きな時間的ボトルネックとなる。

そこで本研究は、従来は目視で行っていた微動観測記録からの解析対象区間の抽出を、自動的に行う手法の開発を目的とする。これにより、大規模な微動観測記録の処理におけるボトルネックを解消し、観測記録処理の全自動化によって観測の無人化・高密度化を推進する。自動化の手法として、分類問題などにおける性能の高さから近年主流となっている深層学習を適用し、その抽出精度を実際の微動観測記録を用いて検証する。

2. 提案手法

本研究では、連続的な常時微動記録の一部を切り取った時系列データに対して、この時系列データに非定常的なノイズが含まれているかどうかを自動的に判別するシステムを、教師あり学習モデルの1種であるニューラルネットワークにより構築する。ニューラルネットワークにおいては、多層モデルの構築の際に問題とされていた勾配消失や過学習などの現象を回避・抑制する手法の開発に伴い、近年はネットワーク構造が複雑化された深層学習の研究・利用が進んでいる¹⁾。そこで、本研究は多層パーセプトロン(MLP)、畳み込みニューラルネットワーク(CNN)の2種類の深層学習モデルを適用し、それぞれの精度を検証する。

MLPは、各層の間でユニットが全結合し、入力層から出力層へ順に情報が伝播していくモデルである。従来は、中間層を1層として全体が3層となるモデルが多く用いられているが、本研究では中間層の数を増やし多層化したモデルを用いることとした。表-1に、構築したモデルの概要を整理する。各中間層における活性化関数には正規化線形関数を、出力層の活性化関数にはソフトマックス関数を適用し、各中間層には50%のドロップアウトを適用すると共に、L2正則化によってパラメータ値を抑制するものとした。

CNNは画像認識の分野で多く用いられている手法である。このモデルは、フィルタをデータに畳み込む操作を行うことによりデータの局所特徴量を抽出する畳み込み層と、抽出された特徴量の位置感度を下げると共にデータ次元を削減するプーリング層を階層的に並べることによってデータの特徴量を抽出し、この特徴量を元に全結合層によって分類を行うものである。CNNは、モデルの学習において畳み込み層のフィルタ値を最適化の対象パラメータとすることによって、与えられた分類問題に適したフィルタを学習によって自動的に構成する点に特徴を有している。表-2に、本研究で構築した1次元畳み込みのCNNモデルの概要を整理する。MLPと同様に、各層の活性化関数やドロップアウト、L2正則化を設定した。

表-1 MLP の設定

パラメータ	値
層数	6
入力層ユニット数	2048
中間層ユニット数	各 300
出力層ユニット数	2
ドロップアウト率	0.5
正則化項係数	0.05

キーワード 深層学習, 微動, 多層パーセプトロン, 畳み込みニューラルネットワーク

連絡先 〒400-8511 山梨県甲府市武田 4-3-11 山梨大学工学部土木環境工学科

3. 数値実験による検証

ニューラルネットワークの学習に用いるデータには、29地点の微動観測記録の水平南北成分を用いた。地点毎に平均が0、分散が1となるよう記録の正規化を行った上で、ノイズが少なく解析に適した時系列ブロックを計203サンプル、ノイズが多く含まれているブロックを計198サンプル抽出した。各ブロックは、100Hzサンプリングで20.48秒の記録であり、2048次元のベクトルとして表現される。

このようにして得られたデータを2分割し、200サンプルをモデルの学習に利用する訓練データとして、201サンプルをモデルの汎化性能の評価に用いるテストデータとした。また、モデルの過学習を避け判別精度を向上させるために、時間シフトを与えることにより訓練データを4000サンプルに拡張し、交差検証法によるモデルの精度検証を行った。

4. 検証結果

各モデルにおいて Adaptive Moment Estimation 法²⁾による1000回のバッチ学習を行った時の正解率を図-1に示す。図には、比較のために時系列ブロックの最大振幅、2乗積分値の2種の閾値によって判定を行った場合の正解率と、ドロップアウトやL2正則化、データ拡張を適用しない標準的な3層のMLPモデルにおける正解率を併せて示している。多層MLPモデルやCNNモデルは、いずれも閾値判定や3層モデルに比較して高い正解率を有しており、本研究で適用した手法

の有効性が確認できる。特にCNNでは97.5% (196サンプル/201サンプル)の正解率を得られており、CNNを利用することにより人的な時系列ブロックの抽出とほぼ変わらない精度で微動記録の処理が可能となり得る。

5. おわりに

本研究では深層学習を用いて微動観測記録からノイズのない時系列ブロックを自動抽出する手法の開発を行った。今後は、高密度観測記録に対して本手法を適用し、人的に抽出された時系列ブロックを用いた解析結果と比較することにより、提案手法の有効性の実証を行っていく。

参考文献

- 1) LeCun, Y., Yoshua, B. and Hinton, G.; Deep learning, Nature, Vol. 521, pp.436-444., 2015.
- 2) Kingma, D. and Ba, J.: Adam: A Method for Stochastic Optimization, arXiv:1412.6980, 2014.

表-2 CNNの設定

層	領域サイズ	ユニット数 (フィルタ数)	ストライド	出力サイズ
入力層	None	None	None	2048×1
畳み込み	12	20	4	510×20
プーリング	2	None	2	255×20
畳み込み	12	20	1	244×20
プーリング	2	None	2	122×20
畳み込み	6	20	1	117×20
畳み込み	6	20	1	112×20
プーリング	2	None	2	56×20
全結合	None	50	None	1×50
全結合 (出力層)	None	2	None	1×2

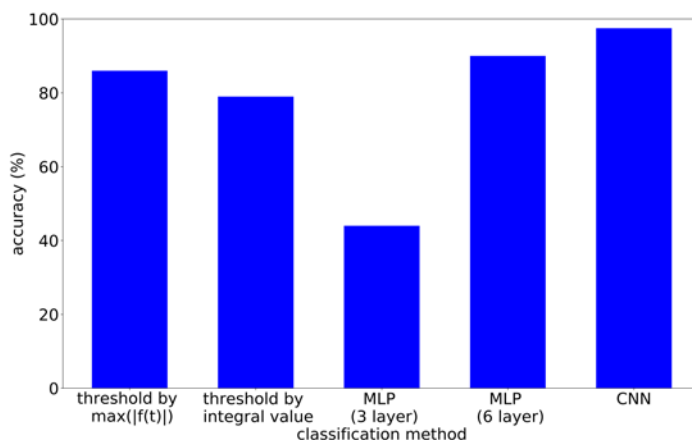


図-1 各手法における判別精度の比較