

Automatic P-wave detection using deep learning and visualization of the decision process

*Shota Hara¹, Yukitoshi Fukahata², Yoshihisa Iio²

1. Graduate School of Science, Kyoto University, 2. Disaster Prevention Research Institute, Kyoto University

P波の到達時刻と初動極性は、震源位置やメカニズム解を決定する上で必須の情報である (Hardebeck & Shearer, 2002, Yang et. al., 2012)。P波の到達時刻の検出を自動で行うアルゴリズムは以前より盛んに研究が進められており、例えば、STA/LTAアルゴリズム (Allen, 1978)、AR-AIC法 (Sleeman & Van Eck, 1999) などがある。最近ではZhu & Beroza (2018) やRoss, et. al. (2018) が深層学習を用いた方法を提案した。一方、初動極性の判別について、既存の手法は人間の専門家よりも精度が低いという問題があった。本研究では、観測された地震波形データからP波の到達時刻と初動極性を検出することの可能な畳み込みニューラルネットワーク (CNN; Convolutional Neural Network) のモデルを開発した。観測データとしては、西日本 (山陰地方、近畿地方北部) の稠密地震観測網で得られた250 Hzの地震波形 (約13万個) と定常観測網で得られた100 Hzの地震波形 (約4万個) を使用し、到達時刻と初動極性の正解データとしては専門家による検出結果を用いてCNNの訓練を行った。その結果、訓練に用いていない地震波形に対するCNNによる到達時刻について、専門家とCNNの検出時刻の差の平均と標準偏差はそれぞれ、-0.002 sと0.040 s (250 Hz)、-0.009 sと0.071 s (100 Hz) となった。また、初動極性の検出結果は専門家が検出した結果に対し、約98 % (250 Hz) と約95 % (100 Hz) の一致精度を有した。これはRoss et. al. (2018) の結果と同等である。次に、初動極性検出結果について地域ごとの再訓練の必要性を調べるため、地震波形を観測地域で分け、片方の地域の波形データを用いてCNNを訓練し、もう一方の地域のデータに適用した。その結果、一致精度は最大でも約2 %の減少に留まり、地域ごとにCNNを再訓練させる必要性が低いことが分かった。また、現在の深層学習を用いた研究では、ニューラルネットワーク部分がブラックボックス的、つまりCNNがどのように結果を出力するかがわかりづらいという課題がある。そこで本研究では、Selvaraju, et. al. (2017) のGrad-CAMと呼ばれる可視化技術を用いて、CNNによる初動極性検出の決定プロセスの可視化を試みた。CNNが重視している箇所を可視化することにより、訓練されたCNNが到達時刻の検出結果のズレに柔軟に対応していることが分かった。また、多くの波形に対して初動到達直後よりもむしろ直前を重視していることも分かった。この特徴は、初動極性検出の専門家の判断基準に極めて近く、初動極性そのものの定義をCNNには与えていないにもかかわらず、人間と同等の判断力を身につけていると考えられる。