

(様式7 終了時A)

研究プロフィールシート (終了時評価)

研究課題名：機械学習を用いた地震波検測に関する研究

研究期間：2019年度～2020年度

研究代表者：工藤祥太 (大阪管区気象台地震火山課)

研究担当者：飯盛 裕 (大阪管区気象台地震火山課 地震活動調査係長)

下條 賢梧 (大阪管区気象台地震火山課)

溜瀧 功史 (気象研究所地震津波研究部第2研究室)

1. 研究の背景・意義 ※現状、問題点、研究の必要性及び緊急性についても記載

(社会的背景・意義)

平成28年(2016年)熊本地震、平成30年(2018年)北海道胆振東部地震など、大規模地震及びそれに伴う余震等に対する自動震源は、報道発表資料はもとより地震調査委員会の評価等でも活用されている。また、南海トラフ沿いの地震に関する評価検討においては、地震発生時に余震域の広がりから震源域(主破壊域及び割れ残りの範囲)を推測することや余震活動の活発さの程度を評価することが期待されている。この観点からも、自動震源は重要な役割を果たす。自動震源決定プロセスで用いられる地震波の検測処理を改善できれば、自動震源の精度向上につながる。

ところで昨今、様々な領域で機械学習、とりわけDeep Learningが用いられ、目覚ましい成果を挙げている。これは、ITインフラの発達により、データの転送・保存・処理能力が各段に上がってきたことと、Deep Learningを用いるためのソフトウェアやライブラリが充実してきたことが要因である。気象庁は、地震波形や検測値、震源などのデータを長期間に渡って大量に保有しており、地震についてDeep Learningを活用するのに理想的な状態にある。気象庁ではDeep Learningを用いた業務システムは未だ導入が進んでおらず、本研究はDeep Learningを活用した先進的事例となりうる。

(学術的背景・意義)

地震波の自動検知、検測は、STA/LTA、分散比、Characteristic Function (Allen, 1978) やAR-AIC (横田・他, 1981)などを計算し、その変化点を見つけることで行われている。しかし、これらの方法は、様々な変化点を検出するため、地震波とノイズを区別することができず、地震の誤検知・見逃しが発生する場合がある。また、

P相とS相の判別は鉛直／水平方向の振幅比によって簡易的に行われているが、十分ではない。これらの問題点を解決すべく、畳み込みニューラルネットワーク（以下、CNN）を用いたP相検測や、CNNを用いたノイズ／P相／S相の識別が提案されている（Ross et al.、2018）。気象庁の保有する日本の地震データについてこれらの手法を適用し、震源精度や地震の検知能力を向上させることができれば、一元化震源カタログのさらなる充実につなげることができる。

（気象業務での意義）

現行の自動震源決定プロセス（PF法、溜瀧・他、2016、Tamaribuchi、2018）は2016年4月に気象庁に導入され、地震多発時等における自動震源決定に一定の効果を上げている。しかし、発破やスパイク状のノイズを地震波として誤検知したり、S相をP相として取り間違えたりすることにより、誤った震源を決定してしまうといった課題がある。Deep Learningを用いてこれらの課題を解決することができれば、より信頼性の高い自動震源の提供や、現業の一元化震源決定作業の負担減につながる可能性がある。

2. 研究の目的

気象庁が保有する地震波形、検測値、震源データ等を活用し、Deep Learningを用いて、地震波の識別・検測を行うモデルを構築し、検測・震源精度の向上に資する。

3. 研究の目標

- ・機械学習（特にDeep Learning）を行うのに必要な開発環境を構築する。
- ・地震波形データおよび検測値データを収集する。
- ・P相・S相を「検測」するモデルを作成、学習し、精度検証を行う。
- ・P相／S相／ノイズを「識別」するモデルを作成、学習し、精度検証を行う。
- ・連続地震波形データに対して学習済みモデルを適用した場合の、震源精度の検証を行う。
- ・地震火山部システムへの導入を見据えた運用プログラムを作成する。

4. 研究結果

（1）成果の概要

< 1年目 >

【環境構築】

- ・既整備のGPU搭載ワークステーションに、より高速な処理を行えるようSSDを増

設。また、Python、CUDA や CuDNN、scikit-learn、TensorFlow など機械学習・Deep Learning 向けのソフトウェアをインストール。また、これらの環境構築手順をドキュメントに残した。

【データ収集】

- ・データの取得から前処理までの一連の処理を半自動化するプログラムを作成。このプログラムは、マグニチュードや震源フラグを指定すると、検測値周囲の地震波形を取得し、C 言語と Python を連携した win 波形データの高速なデコードを行い、オフセット除去、フィルタ、訓練・検証・テストデータへの分配、規格化、numpy や tfrecord というフォーマットへの変換を行う。

- ・2013 年～2019 年の 7 年間に、人手で精査検測・簡易検測された日本全国のすべての地震に相当する、約 300 万個以上の地震波形データ、検測値データを地震観測処理システムから取得し、Deep Learning に利用可能なフォーマットに変換。

【相検測モデルの構築】

- ・4 秒間の地震波形から P 相・S 相を検測する CNN モデル（相検測モデル）を作成し、学習させたところ、一元化震源の検測値と比較して P 相は 0.05 秒、S 相は 0.1 秒程度の誤差で検測することに成功。

【相識別モデルの構築】

- ・4 秒間の地震波形からノイズ/P 相/S 相を識別する CNN モデル（相識別モデル）を作成し、学習させたところ、テストデータに対しては識別の正解率 98.7%を達成。

【連続地震波形データへのモデルの適用】

- ・2019 年 4 月 1 日分の全国の連続地震波形データについて、学習済みのモデルと現行の自動震源決定処理（PF 法）を組み合わせ、決定される震源の変化を調べた。

- ・相識別モデルと相検測モデルを組み合わせ、連続波形を検測する処理（以下、「CNN 検測」）を作成し、PF 法の検測処理を置き換えた。その結果、ノイズレベルの高い地震波形などの見逃しが増える一方で、ノイズを地震として誤って検測する事例も増えてしまい、自動震源の精度は現行の PF 法より低下した。

- ・相識別モデルを、PF 法の検測処理の後にノイズ除去処理（以下、「デノイザ」）として追加した。すなわち、PF 法による検測値周りの波形を相識別モデルによって識別し、ノイズの確率が高ければその検測値を除去する。その結果、地震波形の見逃しをほとんど増やさずに、ノイズのみを除去でき、秋田付近や台湾付近のノイズによる誤った震源を低減させることができた。

- ・発破波形やスパイク状のノイズについては、デノイザによって除去することがで

きなかった。

< 2年目 >

【システム導入を見据えた運用プログラムの作成】

- ・データ取得、前処理、モデルの学習、精度検証の一連の流れを主に Python のプログラムで 1 つのプロジェクトにまとめ、実行方法などのドキュメントを作成した。
- ・学習済みモデルによるデノイザを C 言語 (TensorFlow C API を利用) によって PF 法に組み込み、気象研サーバ上でルーチン的に稼働させた。
- ・モデルの更新を行う際は、上記プロジェクトでデータの追加、モデルの再学習を行う。学習済みモデルは 1 つのバイナリファイルとして生成され、これを差し替えれば、再コンパイルの必要なしにデノイザを更新できる。

【相検測モデル・相識別モデルの改良及び精度検証】

- ・地震波形に複数のフィルタ処理を行う前処理 (フィルタバンク) を行うことで、精度が改善するか調査を行った。
 - ・モデルへの入力を単入力 (2Hz 以上のハイパスフィルタ) ではなく、フィルタバンク (フィルタなし・2-8Hz のバンドパスフィルタ・5Hz 以上のハイパスフィルタ) による 3 入力にしたところ、テストデータに対してはわずかに精度が上がった。
 - ・連続地震波形データにモデルを適用した場合、フィルタバンクのありの場合は、単入力の場合に比べ、決定される震源について以下のような結果となった。
 - ・デノイザとして適用：現行の PF 法に比べ、正しい震源を減らし、過剰な震源を増やしてしまった。
 - ・CNN 検測として適用：現行の PF 法に比べ、正しい震源はほぼ減らさないが、過剰な震源を増やしてしまった。しかし、過剰な震源のうち多くは実際には一元化震源に登録されていない未知の震源であった。
-
- ・訓練データを増やすことで精度が改善するか調査を行った。
 - ・M2 以上の地震に限定した場合、訓練データを約 30 万個以上に増やしても相識別モデルの精度はほとんど向上しなかった。
 - ・M0 以上の地震に限定した場合、訓練データを約 100 万個以上に増やしても相識別モデルの精度はほとんど向上しなかった。
 - ・M0 以上の地震に限定した訓練データを約 200 万個以上に増やした場合、相識別モデルの学習過程で精度が極端に落ちる、「勾配消失」という問題が発生した。勾配消失への対策として、訓練データをランダムに間引いて削減する、1 エポックのステップ数を小さくしてこまめに学習の早期終了を判定するという事を行った。

- ・マグニチュードの範囲により精度が改善するか調査を行った。
- ・相識別モデルの、テストデータに対する精度はM0以上よりもM2以上の地震に限定したときの方が高かった。しかし、テストデータに対する精度はあくまでも条件を限定したデータに対するモデルの精度である。テストデータに対する精度が高くても、連続地震波形データに適用したときの性能が高くなるとは限らない。
- ・連続地震波形データにモデルを適用した場合、M0以上に限定して学習させたモデルは、M2以上に限定して学習させたモデルに比べ、決定される震源について以下のような結果となった。
- ・デノイザとして適用：現行のPF法に比べ、正しい震源は変わらず、過剰な震源を増やしてしまった。
- ・CNN検測として適用：現行のPF法に比べ、正しい震源を増やすことができたが、過剰な震源も増やしてしまった。しかし、過剰な震源のうち多くは実際には一元化震源に登録されていない未知の震源であった。

・連続地震波形データにCNN検測(M0以上、フィルタバンクあり)を適用した結果、一元化震源よりも過剰に震源が決まってしまった。しかし、過剰な震源を目視で精査したところ、その過半数が一元化震源に登録されていない未知の震源であった。また、過剰な震源のうちこの未知の震源を除くと、ほとんどは発破による震源であった。さらに、現行のPF法よりもノイズによる誤った震源を削減できていた。

・発破波形について除去するために、地震観測処理システム内に保存されている2017年8月～2020年8月の発破登録の検測値および波形を収集し、P相／発破識別モデルを学習させた(M0以上、フィルタバンクあり)。

・CNN検測ののち、P相／発破識別モデルで発破の確率が高い検測値を除去すると、発破による震源の7割程度が削減できた。

(2) 当初計画からの変更点(研究手法の変更点等)
特になし。

(3) 成果の他の研究への波及状況
特になし。

(4) 事前・中間評価の結果の研究への反映状況
(中間評価を実施していないものは事前評価の結果の研究への反映状況)

◎ 短い期間のフェージビリティ研究として、得られた成果や課題を次の計画につなげることを想定して進めていただきたい。

⇒ データの収集や前処理、モデルの学習を含めた機械学習システムを1つのプロジェクトにまとめ、ドキュメントを作成したことによって、今後の計画に再利用しやすくした。これにより、データ条件の設定を変えるだけで目的（発破・低周波地震の識別など）に応じたモデルの学習が容易にできる。

◎ 業務化に至るまでの中期的な研究目標の設定も別途検討すべきである。

⇒ まずは、P相・S相の「検測」モデルとノイズ/P相/S相の「識別」モデルを構築し、それぞれテストデータに対する精度を求めるという目標を決めて取り組んだ。その後、これらのモデルを現行のPF法に組み込むための開発に取り組んだ。

◎ 機械学習とはいえ、問題の本質を人間が把握しておくことは重要であり、研究遂行中に発生した課題や問題点の整理は十分に行っておくべきだろう。

⇒ 単純に一元化検測値まわりの波形データだけでモデルを学習させた場合は、発破波形、スパイク状のノイズを誤って検測してしまうことを確認した。また、発破波形を学習データに追加してやることで、ある程度発破波形の検測を抑えられることを確認した。フィルタバンクなどの前処理や、学習に用いる地震データのマグニチュードの範囲によって、モデルの性能がどう変化するかを確認した。

◎ 今後、両方向（CNN検測とデノイザ）からの検測手法の完全を図り、地震業務に導入できるよう、期待する。

⇒ M2以上の地震データで学習させた際には、CNN検測よりデノイザとして利用した方が、現行のPF法よりも正しい震源をあまり減らさずに、過剰な震源を減らすことができ、有望であった。しかし、M0以上の地震データで学習させた際には、デノイザとして利用するとM2以上の時よりも過剰な震源が増えてしまった。一方、CNN検測として利用すると、現行のPF法よりも正しい震源を増やすことができたが、過剰な震源も増やしてしまった。しかし、CNN検測を利用したときの過剰な震源の内訳を確認してみると、実際には一元化震源カタログに登録されていない未知の震源が過半数を占めた。この未知の震源を除くと、誤った震源の大半は発破によるものであった。そこで、P相/発破識別モデルを別途学習させ、CNN検測の後に発破除去処理として適用すると、未知の震源の個数はそのままに、発破による震源を7割近く削減することができた。

◎ 学会での発表、本庁等への情報共有を進めるとともに、論文化、報道発表等も行っていきたい。ぜひとも成果を論文に仕上げるよう、ご指導をよろしくお願ひしたい。大阪管内だけのことではないので、積極的に本庁にもアピールして頂きたい。来年度はぜひ課題をクリアし論文等にまとめた上で業務化を目指してください。

⇒ 2019 年度、2020 年度の地震学会秋季大会でポスター発表を行った。また、研究集会での口頭発表や、本庁における地震火山技術検討会での発表も行った（詳しくは 6. 1 研究成果リストを参照）。論文については 2020 年度中に駿震時報への投稿に向け準備中である。

（5）今後の課題

- ・依然として、スパイク状のノイズなどは地震として誤って検出してしまうことが多い。ノイズデータは検測値として気象庁のシステム上に残らないため、大量に収集することが難しく、モデルの学習データに与えることができなかった。今後、現業の協力を得て、様々な種類のノイズを集めたデータベースを作ることが望まれる。
- ・地震波形やノイズの事例を追加すると、自動で機械学習モデルがアップデートされ、自動震源決定処理の性能評価まで行うようなシステムを構築したい。こうすることで、新たに追加した事例によって自動震源決定処理がどう向上／悪化するかのフィードバックがすぐに得られ、ノイズ事例収集などのモチベーションも上げることができる。
- ・遠地地震、低周波地震を識別できるようにしたい。この際、本研究のように 1 地点・4 秒間の波形だけで識別するのではなく、複数地点・10 秒間以上の波形を用いるという工夫が考えられる。
- ・CNN 検測において、相識別の閾値を低くすると、一元化震源にない過剰な震源が増える傾向があった。本研究では、ある一つの閾値について、過剰な震源の中に未知の震源が含まれることを確認したが、閾値をさらに低くした場合に増える過剰な震源に、より多くの未知の震源が含まれているのではないかとすることを精査したい。
- ・2016 年 4 月 14 日～2016 年 4 月 29 日の熊本地震発生後の、地震が大量に連発していた時期については、モデルによるデノイザはほとんど機能せず、一元化震源にない過剰な震源を減らすことができなかった。このことから、データの領域、期間を変えるなど、様々な条件で性能を評価する必要がある。
- ・本研究では一元化震源と比較して震源数がどう変化するか、という点に絞って性能評価をした。さらに深く震源精度の変化を議論するためには、計算された震源と一元化震源の緯度経度や深さ、マグニチュードについての残差を統計的に評価する必要がある。
- ・現行の PF 法に比べ、P 相と S 相の取り間違いが改善したかを定量的に評価する必要がある。
- ・気象研サーバ上でルーチン化したのは、現行の PF 法にデノイザを組み込んだものについてのみである。PF 法の検測処理を完全に CNN 検測で置き換えたものもルーチン化したい。

5. 自己点検

(1) 到達目標に対する達成度

・機械学習を行うのに必要な開発環境の構築は研究の初期段階で行い、2年間の研究途上で必要に応じて環境の改善を行った。また、今後活かせるよう環境構築についてのドキュメントを作成した。

・地震波形データや検測値データを一回きりの作業で大量に取得するだけでなく、再現性が得られるように、条件を指定して簡便にデータを取得し直せるようなプログラムを作成した。また、データの前処理についても設定により簡単に条件を変更して再実行できるようなプログラムを作成した。また、これらのドキュメントを作成した。

・相検測モデルについては、一元化震源の検測値と比較してP相は0.05秒、S相は0.1秒程度の誤差で検測することに成功。

・相識別モデルについては、識別の正解率98.7%を達成。

・連続地震波形データに対してモデルをデノイザやCNN検測として適用した場合のそれぞれについて、震源数の変化を評価した。CNN検測については、P相／発破識別モデルと組み合わせることで、現行のPF法よりも未知の震源を多く検知できる上、ノイズによる誤った震源を削減できることが分かった。

・地震火山部システム導入を見据え、相識別モデルをデノイザとしてPF法に組み込み、気象研サーバ上でルーチン的に稼働させた。

以上より、当初掲げた目標についてはおおむね達成できたと考える。

(2) 到達目標の設定の妥当性

・Deep Learningにおいては、開発環境や大量のデータ取得・処理が重要であるため、これらを目標の一項目として明確に意識する必要があった。

・機械学習モデルは学習用データに対しては精度が高くとも、実運用データに対してはさほど性能が出ないということもあり、学習用データ・連続地震波形データのそれぞれについて精度を確認する必要があった。

・学習済みモデルを本番運用にどのように適用するか（実運用できるのか）というノウハウを得る必要があった。

これらの観点から、到達目標の設定は妥当であったと考えられる。

(3) 研究の効率性（実施体制、研究手法等）について

・担当者が少数であることで意識・知見の共有が容易にでき、むしろ研究が進めやすかった。一方、手作業でたくさんの事例を見る場合には不利であった。

・チャットシステム（2019年度はMattermost、2020年度はMicrosoft Teams）を

活用することにより、気象研究所と大阪管区の担当者間で緊密で対話的なやり取りができ、疑問点の解消や項目の洗い出し、考察のブラッシュアップに大変役立った。

- ・ Python 言語を用いることで、広く一般に用いられているデータ処理、統計解析、機械学習についてはライブラリが活用でき、効率的にやりたいことを実装することができた。

- ・ 開発したプログラム等は GitLab という Git リポジトリマネージャーで管理し、Web ブラウザからドキュメントやソースコードの変更履歴を容易に参照できるようにした。これにより、同じネットワーク上であれば、管区・気象研のどの端末からでも効率的に情報共有ができた。

(4) 成果の施策への活用・学術的意義

今後、地震火山部の自動震源決定処理に本研究の成果を組み込むことができれば、誤った震源の削減や、これまで検知できなかった地震の検知ができるようになると考えられる。これにより、自動震源の精度が向上し、地震活動の評価に資することができる。また、一元化震源決定作業の負担減や、一元化震源カタログのさらなる充実を図ることができる。

(5) 総合評価

気象庁内に Deep Learning を用いた研究事例がほとんどない中、担当者間で様々な情報を調べ、開発環境の整備からデータ収集、モデルの学習、評価、現行の自動処理への組み込みまで行い、部内外での発表も複数回行うことができた。Deep Learning 活用の先進的事例として十分成果を挙げたと考える。

6. 参考資料

6.1 研究成果リスト

(1) 査読論文

特になし。

(2) 査読論文以外の著作物（翻訳、著書、解説）

特になし。

(3) 学会等発表

ア. 口頭発表

- ・ 国際的な会議・学会等

特になし。

- ・ 国内の会議・学会等

工藤 祥太、下條 賢梧、溜淵 功史、豊み込みニューラルネットワークによる地震／

ノイズの識別【依頼講演】、震源物理研究会、2019年11月、大阪府大阪市

工藤 祥太、下條 賢梧、溜淵 功史、畳み込みニューラルネットワークを用いた地震波形検測、2019年度東京大学地震研究所共同利用研究集会「地震動をはじめとする地球科学データの即時解析・即時予測と情報の利活用」、2020年1月、東京都文京区

地震火山技術検討会、2020年2月、気象庁本庁

工藤 祥太、下條 賢梧、溜淵 功史、畳み込みニューラルネットワークを用いた地震波形検測【依頼講演】、東京大学地震研究所共同利用研究集会「AIはどのように地震学を加速させるか」、2020年3月、東京都文京区

機械学習を用いるためのPython入門【依頼講演】、震源物理研究会、2020年6月～11月、大阪府大阪市

地震火山技術検討会、2021年2月、気象庁本庁

イ. ポスター発表

・国際的な会議・学会等

特になし。

・国内の会議・学会等

工藤 祥太、下條 賢梧、溜淵 功史、畳み込みニューラルネットワークによる地震／ノイズの識別（ポスター発表）、日本地震学会2019年度秋季大会、2019年9月、京都府京都市

下條 賢梧、工藤 祥太、岩崎 友理子、溜淵 功史、畳み込みニューラルネットワークによるノイズ除去と地震検知（ポスター発表）、日本地震学会2020年度秋季大会、2020年10月、オンライン開催

6.2 報道・記事

特になし。

6.3 その他（3.（3）「成果の他の研究への波及状況」関連）

特になし。