

ニューラルネットワークによるリングダウン重力波抽出のためのバンドパスフィルタの構築

高野 光生[†] 酒井 一樹[†]
[†] 長岡工業高等専門学校 電子制御工学科

1. はじめに

重力波とは、重い天体が加速度運動することによって生じる時空のさざ波のことであり、2015年、重力波検出器 Advanced LIGO が連星ブラックホール合体による重力波の人類史上初の直接観測に成功した。その後、現在までに多くの重力波の検出が報告されている。重力波の直接観測は連星ブラックホール合体によるものがほとんどであり、連星ブラックホール合体による重力波は、インスパイラル重力波、マージャー重力波、リングダウン重力波の3つのフェーズに分けられる。特にリングダウン重力波が重力理論の検証に有用であることが知られている。しかし、重力波は非常に微弱なため観測においてはノイズに埋もれてしまい、重力波の検出や分析にはデータ解析が必須である。

先行研究[1]では、ディープニューラルネットワークを用いてノイズの多い時系列データ内の重力波の検出と分類をリアルタイムで行う機械学習手法「ディープフィルタリング」が提案されている。このように、ニューラルネットワークの重力波解析への応用が注目を集めている。

本研究では、リングダウン重力波を高精度に抽出するためのバンドパスフィルタを設計するニューラルネットワーク構築することを目的とする。

2. ニューラルネットワークモデルの構造

本研究では、入力データをサンプリング周波数が 8192 Hz でデータ長が 0.25 s の 1 次元の時系列データとし、ニューラルネットワークの出力を生成するフィルタの中心周波数 f_c と Q にするように設計した。図 1 にその構造を示す。

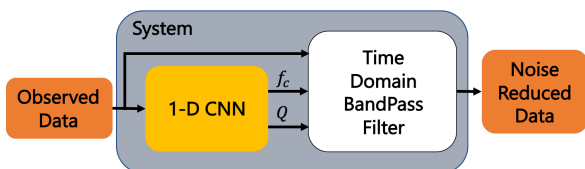


図1. ニューラルネットワークモデルの構造

3. 結果

バッチサイズを 32、エポック数を 50、最適化アルゴリズムを Adam、その学習率を 0.001 として学習させた。学習時の SNR は、初期値を 250 として最終値を 200 になるように減少させていった。SNR は重力波の分野で一般的に用いられるマッチドフィルタ SNR である。損失関数は、平均 2 乗誤差を採用した。損失関数に使用する区間が異なる 2 パターンで学習させた。出力データ全体を使用するパターン

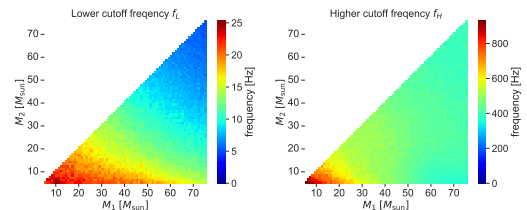


図2. パターン1の f_L , f_H のヒートマップ

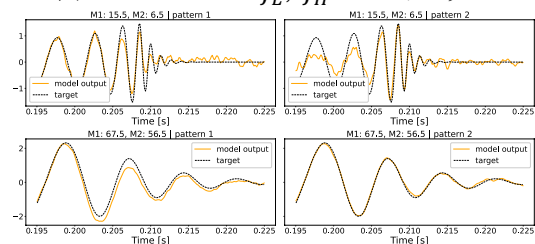


図3. 衝突付近のそれぞれのパターンの出力データと教師データとの比較

1と衝突後のみの区間を使用するパターン2である。

SNR が 100 の評価データによるパターン1のモデルの f_c と Q から計算した低域遮断周波数 f_L 、高域遮断周波数 f_H のヒートマップを図2に示す。左図が f_L 、右図が f_H についてのヒートマップである。

図2より、 f_L と f_H は共に連星ブラックホールの質量 M_1 , M_2 に反比例していることが確認できる。

さらに、リングダウン重力波に注目するためにパターン2で学習させたモデルとパターン1で学習させたモデルについて衝突付近のみの出力データを教師データと比較した結果を図3に示す。左図がパターン1、右図がパターン2についてである。

図3より、リングダウン重力波を精度よく抽出できているのはパターン2であることがわかる。また、衝突後のみの区間で計算した損失関数の値は、パターン1では、 3.599×10^{-3} 、パターン2では、 1.101×10^{-3} となり、パターン2の方が高精度であることが確認できた。

4. 今後の課題

実際の観測データに適用するために、より低い SNR で学習させて重力波を抽出できるようにフィルタを設計することが今後の課題である。

参考文献

- [1] Daniel George and E. A. Huerta, “Deep neural networks to enable real-time multimessenger astrophysics”, *Physical Review D* **97**, 044039 (2018)