

# 重力波波形抽出のためのフィルタを生成する ニューラルネットワークの検討

高野 光生<sup>†</sup> 酒井 一樹<sup>††</sup>

<sup>†</sup> 長岡工業高等専門学校 専攻科電子機械システム工学専攻 <sup>††</sup> 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。文献[1]より、重力理論などの新しい検証などが行えることが期待されている。しかし、重力波は微弱であり検出機のノイズに比べて非常に小さいため、重力波の波形を用いた解析のためには高精度なノイズ除去が必須である。

そこで、本研究では SNR が低いデータに対しても有効なモデルの構築を目的とし、高度なニューラルネットワークのモデルとして Long short-term memory (LSTM) と Transformer を対象として、重力波の観測データから信号を抽出する性能について比較を行った。

## 2. ニューラルネットワークによる重力波波形の抽出

### 2.1 ニューラルネットワークモデルの構造

入力データをサンプリング周波数が 8192 Hz でデータ長が 0.125 s の 1 次元の時系列データとし、モデルの出力  $h_{\text{output}}$  を入力データ  $h_{\text{input}}$  に含まれる重力波波形  $h_{\text{target}}$  となるように設計した。図 1 にニューラルネットワークのモデルの構造、図 2a、図 2b に LSTM と Transformer を使用したモデルの構造を示す。 $h_{\text{output}}$  が  $h_{\text{target}}$  を再現できるように誤差を逆伝播させ学習させる。

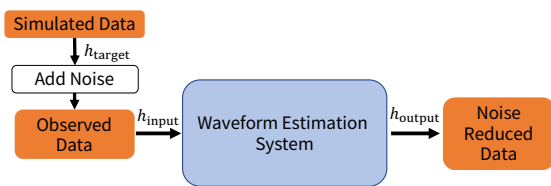


図 1. ニューラルネットワークモデルの構造

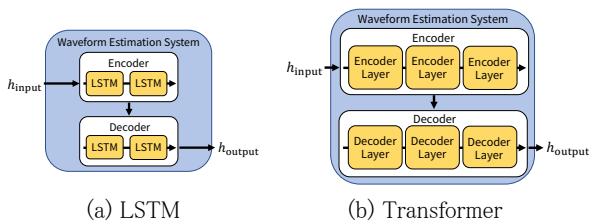


図 2. 波形推定ネットワークの構造

### 2.2 シミュレーション結果

LSTM, Transformer をそれぞれ使用したモデルは、エポック数を 100、バッチサイズを 20、最適化アルゴリズムを

Adam, 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、最終的に 200 になるように減少させた。損失関数には、平均 2 乗誤差を採用した。

SNR が 200 の評価データに対する LSTM と Transformer の平均 2 乗誤差のヒートマップを図 3、LSTM と Transformer のそれぞれの出力波形と出力波形と教師データとの差の一例を図 4 に示す。図 3 の左側が LSTM、右側が Transformer についてである。図 3 より、LSTM の方が Transformer より損失関数の値が全体的に小さく、成分質量が様々な組み合わせの連星ブラックホール合体による重力波に対して有効であることが確認できる。図 4 より、LSTM の方が出力波形と教師データとの誤差が小さく、高精度に重力波を抽出できている。

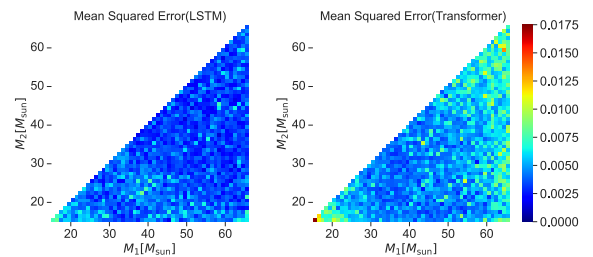


図 3. それぞれのモデルの平均 2 乗誤差のヒートマップ

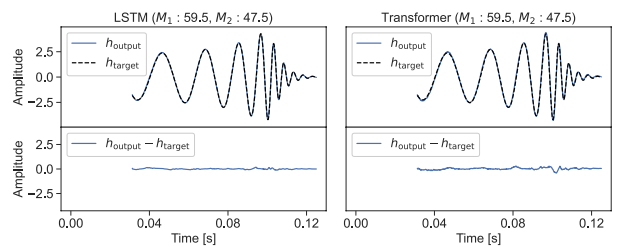


図 4. それぞれのモデルの出力波形と教師データとの誤差

## 4. まとめ

LSTM と Transformer を対象として、重力波の観測データから信号を抽出する性能について比較し、LSTM の方が高精度に重力波を抽出できていることが確認できた。今回の実験結果から、LSTM を用いて SNR が低いデータに対しても有効なモデルを構築していく。

## 参考文献

[1] R. Abbott, *et al.*, “Tests of general relativity with binary black holes from the second LIGO–Virgo gravitational-wave transient catalog”, *Phys. Rev. D* **103**, 122002 (2021)