

修士学位論文要約（令和4年3月）

放射線治療のための注意機構を用いた
深層学習による肺がん位置変動予測に関する研究

西山 亮

指導教員：杉田 典大

A Study on Lung Tumor Motion Prediction based on Deep Learning by using
Attention Mechanism for Radiation Therapy

Ryo NISHIYAMA

Supervisor: Norihiro SUGITA

In radiation therapy of lung cancer moving with respiration, tumor motion prediction is a technical challenge to achieve an accurate dynamic tumor tracking system. For this prediction problem, deep learning (DL) model-based methods by using recurrent neural networks (RNN) have achieved favorable performances in recent years. However, the deep RNN-based methods are difficult to apply to clinical situations due to their long learning time. For achieving accurate and computationally efficient prediction, this study presents a new method based on Informer model by using an attention mechanism. The attention mechanism has powerful learning ability with fast parallel computing. In addition, we further explicitly introduced the instantaneous phase of the target signal as a potential clue for improving the prediction accuracy of respiratory tumor motion. Experimental results by using several clinical datasets showed that the proposed method outperformed the original Informer model and the conventional deep RNN model in prediction accuracy. Also, both the Informer-based methods achieved faster learning than the deep RNN model.

1. はじめに

肺がん放射線治療では、呼吸により変化する腫瘍の位置・形状をリアルタイムで計測し、その変化に応じて照射制御を行う動体追尾照射法がある。しかし、計測から照射までの時間遅れにより照射の位置ずれが生じる。この時間遅れを補償するため将来の腫瘍位置を予測する必要があり、さまざまな予測手法が開発・提案されている¹⁾。

深層学習モデルに基づく予測法は、データから自動的に予測に有効な特徴を獲得可能な特長をもち、特に系列処理を得意とする Recurrent Neural Network (RNN) を用いた深層学習モデルを用いた手法により、良好な予測性能達成可能との報告がされている²⁾。また、これら深層学習モデルによる予測では、治療前に患者ごとにモデル構築することにより良い予測性能が得られることが示されている²⁾。一方、入力データの逐次処理を基本とする RNN に基づく深層学習モデルは訓練演算の並列化が難しく、患者ごとに異なる時系列特徴を獲得させるまでに長い訓練時間を要する。しかし、訓練用データ取得時からの経過時間が長くなると、患者の呼吸状態が変わるために性能が低下するといった応用に向けての課題がある。

本研究では、並列演算可能でより短時間での訓練が可能となる注意機構 (Attention) を用いた深層学習モデル Informer³⁾に着目し、呼吸変動時系列予測への適用と、その予測性能の改善を試みた。

2. 提案法

2.1 Informer による時系列予測

Informer は自然言語処理で最高水準の性能を達成している深層学習モデルとして知られる Transformer をもとに、時系列予測に特化したモデルである。Informer は Transformer と同様、Attention で構成される Encoder-Decoder 型の構造をもつ。

Attention は入力された系列データ間の内積により類似度を測り、系列の要素間での注意・着目箇所を学習する機構である。入力系列を行列積の演算にて処理するため、並列演算容易で高速な学習が可能になる。Attention では、系列処理を一度に行うため、そのままでは系列内の順序関係を捉えた学習が行われない。そのため、系列内での順序関係を示す位置や時刻情報を別途付与する必要がある。Informer では、Local Time Stamp と Global Time Stamp という2種類の時刻情報付与手法が導入されている。Local Time Stamp は、自然言語処理向けの Transformer と同じく、ひとつの入力系列内の絶対位置情報を数値ベクトルとして系列の各要素に加算する。一方、Global Time Stamp は時系列予測性能向上のために Informer 独自に導入された方法である。経済時系列などでは、観測値は通常長期にわたり曜日、週、月、年などの時刻情報と共に取得・記録される。このため、これらの時刻情報をもとに7日間、12ヶ月といった周期性を時系列内の関係性の学習や予測に活用可能である。しかし、Local Time Stamp は同じ月や曜日といった周期性を示

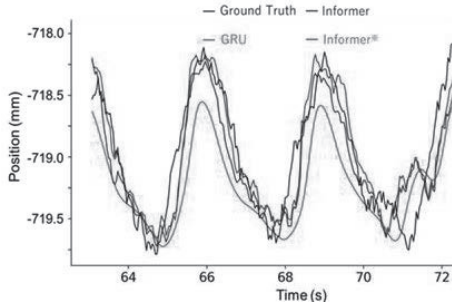


図1 予測結果例 (Subj. 1)

す情報が明示的に与えられず、これを活用した学習・予測は必ずしも容易ではない。そこで入力系列外も含め、全系列内における時刻情報(月, 週, 曜日等)を付与する方法が Global Time Stamp である。これにより, Informer では時系列中の同じ曜日や同じ月同士の関係(周期性)に着目した学習・予測を促している。

Informer による予測では, Encoder に過去の長期間のデータ, Decoder に直近の短期間のデータが入力として与えられる。各入力系列に対して各 Time Stamp が付与されたあと, Encoder-Decoder の各層で特徴抽出が行われ, Decoder 入力から得られた特徴に基づいて出力である将来の予測値が生成される。

2.2 呼吸変動時系列予測に向けた Informer の改善

肺がん放射線治療において予測対象となる腫瘍の呼吸変動は, 治療前, 治療中のごく短時間(最大数十分程度)に生じる事象である。したがって, ある時系列中の各時刻の腫瘍位置は全て同じ曜日, 同じ週となり, Informer で付与される Global Time Stamp は呼吸変動時系列予測ではその効果を発揮しない。

人の呼吸運動には吸息・呼息の繰り返しによる周期性がみられる。呼吸の周期は絶え間なく変動しており, 概ね 3~6 秒の周期である。この呼吸変動には呼気から吸気を経て, 次の呼気までを 1 周期とした, 各段階を示す呼吸位相を考慮することができ, 周期や振幅に差異はあっても, 同じ呼吸位相では類似の変動傾向がみられる。したがって Global Time Stamp に替えて, 呼吸位相に相当する情報を付与できれば, 呼吸の周期性を活用した予測を実現できると考えられる。そこで, 本研究では入力系列ごとに Hilbert 変換を行い, 呼吸位相に相当する情報として各時刻の瞬時位相を算出し, これを Local Time Stamp と同様に入力特徴量へと加算することで, 呼吸位相情報を付与する方法を導入する。

3. 呼吸変動時系列予測の実験評価

提案する瞬時位相を付与する Informer と通常の Informer, そして先行研究²⁾で用いられた RNN の一種 Gated Recurrent Unit (GRU) を用いて呼吸性変動時系列の予測実験を行った。予測対象として肺がん

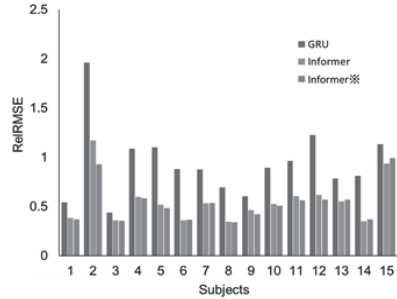


図2 全患者の予測全区における Relative RMSE

呼吸性変動時系列データ 15 名分を用い, 各モデルは 54 点分 (Informer は Decoder 入力 54 点分) の入力から 13 点 (0.6 秒) 先を予測するよう訓練された。学習効率評価には 1 エポックあたりの平均学習時間を用い, 予測性能評価には予測による照射制御なしの Root Mean Square Error (RMSE) を基準 1 として相対化した Relative RMSE (ReRMSE) を使用した。ReRMSE は 1 未満で小さいほど有効な予測を達成できたことを意味する。

訓練の結果, 平均学習時間は GRU が 10 秒, Informer が 4 秒であった。また Informer は GRU より小さな損失関数値へと到達した。このように Attention を導入した Informer は RNN ベースの GRU よりも高い学習効率をもつことが示された。次に訓練を終えた 3 つのモデルによる予測例を示す。瞬時位相付与した Informer, 通常の Informer, GRU の順で実測値 (Ground Truth) に近い予測値となっていることが見て取れる。図 2 に全 15 件のデータの ReRMSE をまとめた。瞬時位相付与した Informer は, 全て 1 未満の ReRMSE を達成した。一方, GRU の ReRMSE は 5 件で 1 以上であり, 通常の Informer は GRU と比較すると良好であるが, Subj. 2 で 1 以上となった。

4. おわりに

本研究では, 注意機構に基づく Informer モデルへ呼吸位相情報を付与することで, 深層学習モデルによる腫瘍の呼吸性変動の学習効率化と予測性能向上を図った。評価実験の結果, 提案手法は, 従来の RNN に基づく深層学習モデルよりも良好な学習効率を示し, また位相情報付与が予測性能向上に寄与することが示された。これら工夫による肺がん放射線治療の高度化が期待される。

文献

- 1) F. Ernst et al. Evaluating and comparing algorithms for respiratory motion prediction. *Phys. Med. Biol.*, 58(11), 3911–3929.
- 2) S. Yu, Rapid Prediction of Respiratory Motion Based on Bidirectional Gated Recurrent Unit Network. *IEEE Access*, 8, 49424–49435.
- 3) H. Zhou, Informer: Beyond Efficient Transformer for Long Sequence Time-Series Forecasting.