

# 危険予測のための機械学習コンポーネントの高速化に関する研究

2020SE052 坂田悠真

指導教員：野呂昌満

## 1 はじめに

本研究室では3次元点群データをもとに機械学習を用いた物体検出と危険予測をおこなうアーキテクチャを加地らが提案した。この研究の処理速度に関して一般的な結果と違う結果を得ていたので本研究では再検討をおこなう。

先行研究である加地ら [1] の研究では LSTM の処理時間に大差なかったが、James Bradbury ら [2] の研究や一般的に QRNN は処理速度が LSTM よりも高速である。

本研究は、加地らの先行研究の再検証を行い、処理時間の短い NN (Neural Network) を確かめることを目的とする。

本研究の目的は先行研究で LSTM より処理速度が遅かった QRNN の高速化を図ることである。本研究では QRNN の構造と学習方法に着目して QRNN を高速にする変更を考察をする。実験科学の方法論に則り問題解決を図るという観点から、研究課題を以下に示す。

### RQ1. 既存の機械学習モデルの妥当性の検討

加地らが作成してモデルは水谷らが提案したモデルである。このモデルは予測と検知をおこなうのに優れているモデルであるので先行研究と同じモデルを用いる。本研究では、先行研究である加地らのモデルを再構築しモデルの確認をおこなう先行研究の結果と同じように LSTM が高速になっていることを確認する。精度に関しては正確な結果を得ていたが速度に関しては QRNN について先行研究と同様の結果を得られるか確認をおこなう。

### RQ2. 学習方法の問題点の検証

先行研究とは異なるデータセットをダウンロードし、検証する。

### RQ3. NN の構造に関する考察

処理速度の計測に特化したアーキテクチャを使用して検証をおこなう。QRNN の構造として畳み込み処理を行いながら時系列データを取り扱うという特徴がある。本研究では QRNN の構造内の構造隠れ層のユニット数を増減、コードの変更をして実装する。

### RQ4. 実データに基づく処理速度の計測と評価

3つのデータを用意し、学習方法と構造に着目して変更したデータセットや NN を実装し計測する。計測結果から先行研究で QRNN が高速でなかった原因は構造に問題があったのか学習方法に問題があったのかを考察する。

## 2 先行研究

### 2.1 加地ら [1] の研究

加地らは危険予測システムについての研究が未だ十分に行われていないとして車載センサの点群データを用いて物体検出と危険予測をおこなうことを目的とし、この検出と予測についてリアルタイム性と予測精度の両立という対立した要求を解決することを研究課題とした。状況に応じて NN を選択し、検出時間の短縮を優先するか精度を優先するかを選択可能にすることによって対立する要求の解決した。

結果として、精度は長年機械学習に用いられ長時間のデータ保存に長けている LSTM が高く、予想に反して QRNN の処理速度は高くないという結果を得た。

## 3 課題解決へのアプローチ

先行研究である加地らの研究をもとに QRNN の処理速度を高速化することを目的とし、本研究では構造と学習方法に着目し再検証をおこなう。先行研究と同様物体検知には PointPillars [3]、危険予測には QRNN、LSTM を用いた危険予測システムにより検証をおこなう。実装結果から構造と学習方法についてどのような変更が QRNN の高速化に繋がったか考察する。

### 3.1 構造

構造について変更する箇所は、隠れ層のユニット数と冗長なコードである。一般的に適切な隠れ層のユニット数を選択することでモデルの性能に直接影響を与えるとされているので、データの特性やタスクの複雑さに応じて、適切なユニット数を選択する必要があるとされている。本研究では、隠れ層のユニット数を 1, 10, 100 の3通り実装し、処理速度の計測と LSTM と QRNN の速度比較、最も高速であった隠れ層のユニット数の記録をおこなう。

### 3.2 学習方法

学習方法について変更する箇所は、データセットの種類と1つのデータの長さである。本研究は先行研究で用いられた KITTI Dataset [5] から Waymo Open Dataset [4] に変更して実装をおこなう。Waymo Open Dataset は、KITTI Dataset と同様 LIDER データが3次元点群データで保存されている。Waymo Open Dataset は KITTI Dataset と異なりリフレッシュレートが高く高画質であり、一つのデータに多くのラベルがあり KITTI Dataset との比較に最適であると考えられる。

## 4 実装

### 4.1 隠れ層ユニット数の増減

隠れ層のユニット数を 1, 10, 100, に変更して LSTM と QRNN の実装時間の計測をおこなった。実装結果を図 1 のグラフにまとめた。

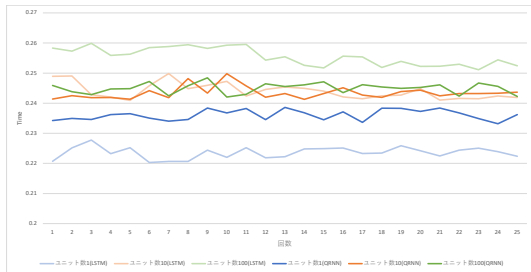


図 1 隠れ層ユニット数変更

### 4.2 データセット変更

waymo open dataset を用いた時の実装時間の結果である。Waymo Open Dataset は高画質でありラベル数も多いので学習に時間がかかったが、テストデータは KITTI Dataset と同じ計測時間になるようデータの調整をおこなった。Waymo open Dataset に変更したときの実装結果を図 2 のグラフにまとめた。

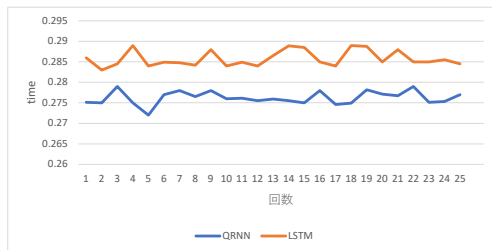


図 2 データセット変更

## 5 考察

本研究の実装結果から、4 パターンのうち構造では隠れ層のユニット数変更、学習方法ではデータセットの変更が QRNN の高速化に繋がった。

### 5.1 構造

QRNN の場合総数を増やした方が高速化したことから隠れ層のユニット数が QRNN の実行時間に影響を与え、ユニット数が増えると LSTM よりも実行時間ははやくなると考えられる。本研究では隠れ層のユニット数を増やしたことで空のユニットが発生し、メモリや計算の省略がおこなわれた可能性があると考えられる。結果として隠れ層のユニット数を増やしたことで高速化した。

### 5.2 学習方法

本研究では KITTI Dataset と Waymo Open Dataset の 2 種類のデータセットを用いて学習をさせた。Waymo open dataset では QRNN が高速であるという結果を得た。KITTI Dataset としか比較ができなかったが、データセットによって実装時間が異なっていることや高速である NN が異なった結果を得たことから学習用データセットによって学習結果が異なると考えられる。

## 6 まとめ

本研究は、加地らの先行研究の再検証を行い、処理時間の短い NN (Neural Network) を確かめることを目的として先行研究の再検証と学習データやアーキテクチャと再検証し、機械学習の学習方法と構造を変更することによって高速化を実現しようとした。結果として、本研究で試した 4 パターンの中から QRNN の高速化につながる変更点を見つけることができ、QRNN が高速で LSTM よりも高速であるということを確認することができた。最適な隠れ層のユニット数を把握することができたが、データセットについても 2 種類のデータセット比較の結果では優良なデータセットに変更したことによって処理速度が速くなったとまとめるには不十分であり、本研究と先行研究で用いたデータセット以外の特徴を持つデータセットを用意し比較する必要があると考えられる。

今後それらに向けての以下のことが考えられるが、これらに向けての基盤が構築できたと考えられる。

1. アーキテクチャの再検討
2. グリッドサーチなどのチューニングによるハイパーパラメータの最適化
3. 本研究で使用しなかったデータセットでの実装

## 7 参考文献

### 参考文献

- [1] 加地智也, 野呂昌満, “機械学習を用いた危険予測システムアーキテクチャの提案,” 南山大学, 2022
- [2] James Bradbury, Stephen Merity, Caiming Xiong, Richard Socher, “Quasi-Recurrent Neural Networks,” ICLR, 2021.
- [3] A. H. Lang, et al, “PointPillars: Fast Encoders for Object Detection from Point Clouds,” Proc. of CVPR, 2019.
- [4] A. Geiger, et al, “Vision Meets Robotics: The KITTI Dataset,” *International Journal of Robotics Research*, sage journals, Vol.32, No. 11, 2013.
- [5] W. Xinshuo, et al, “All-In-One Drive: A Large-Scale Comprehensive Perception Dataset with High-Density Long-Range Point Clouds,” Carnegie Mellon University, 2020.