

B-12 電波干渉回避のための分離型CNNを用いた信号識別機に関する一検討

劉一繁*, Muhammad Taqiyuddin*, 長尾勇平**, 黒崎正行**
 (*九州工業大学大学院 情報工学府, **九州工業大学大学院 情報工学研究院)

1. はじめに

空港や公共インフラなどの重要施設では、多数の無線信号が混在しており、電波干渉が生じる可能性が高い。通信環境の信頼性と安全性を確保するためには、他局の位置や信号周波数帯域などの情報を正確に把握し、信号を効率的に識別できる技術の開発が必要である。

CNNなどの深層学習モデルは信号識別に有効であるが、大規模な学習及び推論には大量のデータと計算資源が求められている。この課題に対して、データ源に近い場所で処理や解析を行い、遅延や帯域幅の負担を低減できるエッジコンピューティングが近年注目されている。

そこで本研究では、エッジコンピューティング環境に適した分離型CNNによる信号識別機を提案する。モデルを分割し、特徴抽出と圧縮を組み合わせることで、データ量を削減しつつ、資源制約のあるエッジ環境においても高精度リアルタイム信号識別を実現する。また、エッジ側で収集したデータをデータセンターで学習させ、モデルを継続的に更新することも可能である。

2. 分離型CNNを用いた信号識別機の概要と実装

本研究で提案するエッジコンピューティング環境での運用を想定した分離型CNN識別モデルの構造を図1に示す。提案モデルでは、識別を行おうとしている信号(I/Q信号)を80サンプルごとに分けて、提案モデルに入力し、4つの種類(drone, TT&C, IEEE802.11ax, unknown)に分類できるように学習を行う。学習時には結合された図1のモデルで学習を実施する。運用時には、学習済みモデルを次の二つのPre-AIとPost-AIに分割して運用する。

Pre-AIは送信側に搭載するシステムである。I/Q信号から特徴量を抽出し、バッチ単位で特徴量を圧縮する。圧縮は100個の特徴量を平均化することで実現する。これにより、入力されるI/Q信号と比較して出力される特徴量を約1/125に削減することができる。

Post-AIは受信側に搭載するシステムである。Pre-AIから送信された圧縮済みの特徴量に基づいて、信号の識別を行う。

3. 識別モデルのシミュレーション結果及び性能評価

各信号を 2×9440000 サンプル(118000分割数分)用意し、K-foldアルゴリズムを用いて、20epochでCNNモデルをPython環境で学習させ、 2×800000 サンプルでテストした結果の識別率を図2に示す。図2により、各信号において高い精度での識別が可能であることが確認できた。

次にハードウェア上でのリアルタイム識別の実現可能性について検討する。学習済みモデルを分割し、Pre-AI部分をMATLABに移植し、その後MATLAB Coderを用いて検証済みのPre-AIをC言語のコードに変換する。変換されたPre-AIの出力とPython上でのモデルの出力を比較し、平均二乗誤差を算出した結果、 $-51.3[\text{dB}]$ の精度で実装可能であることが確認できた。この結果により、二つのモデルの出力の誤差は約 7.41×10^{-6} であり、C言語によるモデル構築に成功したと判断でき、ハードウェアにおいても運用が可能であることが確認できた。

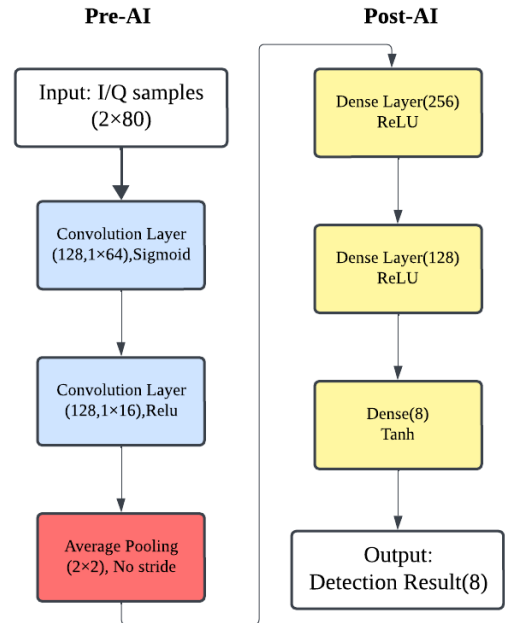


図1:分離型CNNモデルの構造

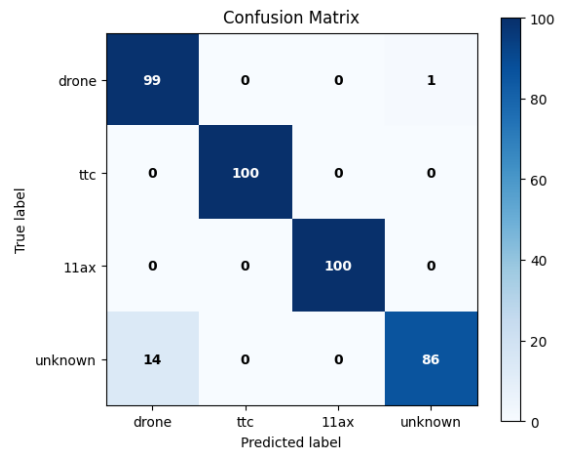


図2:CNNモデルの識別結果

4. まとめと今後の展望

本研究では、4種類の無線信号を対象とした分離型CNNモデルを設計し、遠距離通信環境における運用可能性について検証した。その結果、本モデルは高精度に信号を識別でき、ハードウェアへの実装も可能であることが確認された。

今後の展望として、テストデータの追加やテスト条件の変更を繰り返し行い、モデルの改良と精度向上を継続的に追求していくことが挙げられる。

参考文献

- [1] M.Taqiyuddin, D.Ichiwana Putra, and H.Ochi, "Classification of Unmanned Aerial Vehicle Signals using Convolutional Neural Network," Proc. SISA2023, pp.128-133, 2023.