データサイエンス特論 授業課題 第七回分

（深層学習モデル）

豊橋技術科学大学大学　情報知能工学専攻

音声言語処理研究室M1

203319木内貴浩

伝統的な３つの基本的なニューラルネットワーク『全結合型ニューラルネット』(FC)、『畳 込み型ニューラルネット』(CNN)、『再帰型ニューラルネット』(RNN)、ならびに最近頻繁 に利用されている『Transformer とその関連技術に基づくニューラルネット』の違いを、以 下の表を埋めることで簡潔に記述せよ。表のサイズは適宜、拡張してよい。

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | 特徴 | 利点 | 問題点 |
| FC | 特徴量が重みWによって任意の特徴量空間に射影される | すべての特徴量を用いて何らかの特徴空有間に射影されるため、データ全体を見て射影することができる。 | 特徴量全体をまんべんなく見て射影するため、局所性などの問題を解決できない  可変長のデータなどに対応できない |
| CNN | シーケンスデータや画像などの位置に意味を持ったデータを用いて、カーネルごとに特徴量を変換することができる | 入力データの局所性を特徴量に変換することができる。  可変長データの対応可  Dilated 1D-CNNなどを使えばSequenceデータにも対応できる | はなれた部分間の関係性などの特徴量へのEmbeddingができない |
| RNN | NNを逐次的に計算して、Sequenceデータに応用できるようにしたもの。  時間tのときに生成された隠れ状態をt+1のNNに渡すことで、過去の情報を保持する | Sequenceデータに利用可能  LSTMを用いれば、勾配消失や爆発などの問題を解決し、より過去の情報まで見ることが可能 | 過去の情報を保持するが、限界がある。例えば、自然言語処理で最後のRNNの特徴量を利用したとすると、最初のデータの情報は直近の情報に比べて薄くなっている可能性がある。 |
| Tranformer  (Self-Attention) | Self-attentionを用いたTransformerでは、Sequenceデータの各データの関係を特徴量として生成することができる。例えば、自然言語処理を考えると、各トークンの関係性などを特徴量空間に射影することができる。 | Convolutionなどと併用することで、Convolutionの問題点であった離れたカーネル間の関係をEmbedすることができる。その他、Encoder-decoderモデルによりSequence dataをある特徴量空間に落とし込み、それを用いて文章生成など、RNNのように生成することができる。 | パラメータの数が多すぎるため、膨大な計算資源が必要となる。また、Encoderの部分は逐次的に実行することができないため、リアルタイム性が無い。 |