

# 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 報まで見る事が可能	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間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。
--------------------------------	-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	---------------------------------------------------------------------------