## 深層学習

系列データのためのネットワーク

会津大学 コンピュータ理工学研究科 コンピュータ情報システム学専攻 髙橋輝

1

## 系列データ

個々の要素が順序付きの集まり

$$\mathbf{x}^1, \mathbf{x}^2, \mathbf{x}^3, \cdots, \mathbf{x}^T$$

として与えられるデータを系列データと呼ぶ

### 約束

- 要素の並びをインデックス $1, 2, 3, \cdots, T$ で表し, tを時刻と呼ぶ.
  - 時刻は物理的な時間と対応するとは限らない
- 個々のデータが順序を持っている, つまり, 並びに意味を持っていればよい.

## 今回扱う問題

## 1. テキスト to 多クラス (Text to Multi-class)

- レストランの利用客の感想を3段階で評価.
- 文を構成する各単語をベクトルで表現. (下に例示)  $\mathbf{x}^1 = \text{'They'}, \mathbf{x}^2 = \text{'have'}, \cdots, \mathbf{x}^{15} = \text{'better'}$
- データの最小単位は一つの文 $(\mathbf{X}_n = (\mathbf{x}^1, \mathbf{x}^2, \cdots, \mathbf{x}^{T_n}))$ .
- 単語数は自由なので、系列長 $T_n$ も自由.

## 今回扱う問題

## 2. 音声認識(Speech Recognition)

- 発話を記録した時間信号から発話内容を推定する.
- 信号は一定の周期で標本化され,量子化されたデジタルデータ(=一般的な音声データ)
- 前処理
  - $\circ$  方法の例: 10ms間隔で25ms幅の窓で切り出し, 周波数スペクトルの分布情報を取り出して, 特徴ベクトルの系列 $(\mathbf{x}^1,\mathbf{x}^2,\cdots,)$ を得る.
- 入力に前処理を行ったデータを取り,発話を構成する音素(phoneme) or 発話内容を直接表す文字列を推定する.

## 1, 2共に, 出力は入力と異なる長さの系列を出力できる必要がある

4

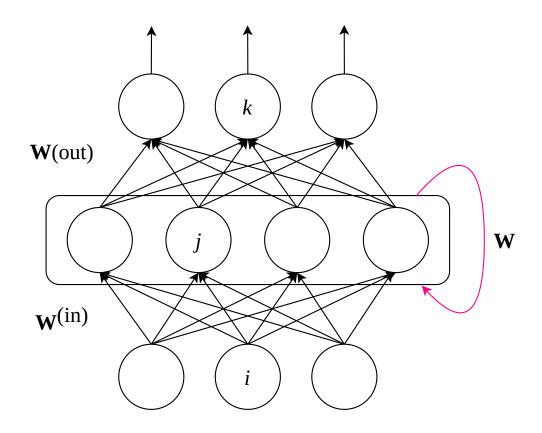
## リカレントニューラルネットワーク

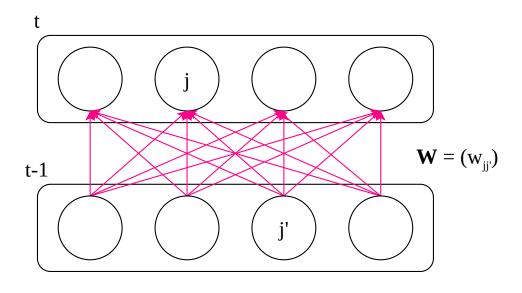
# 1. リカレントニューラルネットワーク(RNN)とはなんぞや?

A. リカレントニューラルネットワーク(Recurrent Neural Network)とは, 内部に(有向)閉路を持つニューラルネットワーク の総称である.

- 例として、
  - Elman Network
  - Jordan Network
  - Time Delay Network
  - Echo State Network など様々なものがあるが, 始めは単純なものを考える.

## シンプルなRNN





前図のように,中間層のユニットの出力が自分自身に重み付きで戻されるRNNを考える. この自分自身に戻ってくるパスを<mark>帰還路</mark>と呼ぶ.

この構造により、中間層のユニットは、ひとつ前の状態を**覚える**ことができる.

また, このユニットは, ひとつ前の出力と, 現在の入力の両方を考慮して状態が変わるため, 振る舞いを**動的に変化させる**ことができる.

この二つの特性により、この単純なRNNは系列データ中の"文脈"を捉えることが期待される.

RNNは各時刻tにつき1つの入力 $\mathbf{x}^t$ を受け取り、出力 $\mathbf{y}^t$ を出力する.これは、入力と同じ長さの系列を出力することを意味する.

過去に受け取った入力(理論上はすべて)が帰還路を通して出力に影響を与える.

### 順伝播型ネットワークとの比較

	順伝播型ネットワーク	RNN
帰還路	なし	あり
写像	$\mathbf{x}^t \mapsto y$	$(\mathbf{x^0}, \mathbf{x^1}, \cdots, \mathbf{x^t}) \mapsto \mathbf{y}$

このRNNは、系列データについて、順伝播型ネットワークと同じ万能性を持つ、

## RNNの順伝播

系列 $(\mathbf{x^0}, \mathbf{x^1}, \cdots, \mathbf{x^t})$ を順に入力すると、系列 $(\mathbf{y^0}, \mathbf{y^1}, \cdots, \mathbf{y^t})$ を出力する. $y: (\mathbf{x^0}, \mathbf{x^1}, \cdots, \mathbf{x^t}) \mapsto (\mathbf{y^0}, \mathbf{y^1}, \cdots, \mathbf{y^t})$ 

この計算の詳細を後のスライドで説明するが、その前に定義を行う.

## 定義

- $\mathbf{x}^t = (x_i^t)$ :ネットワークの入力
- $oldsymbol{\mathbf{u}}^t = (u_j^t)$ ,  $\mathbf{z}^t = (z_j^t)$  : 中間層ユニットの入出力
- $\mathbf{v}^t = (v_k^t)$ ,  $\mathbf{y}^t = (y_k^t)$ : 出力層ユニットの入出力
- $\mathbf{d}^t = (d_k^t)$ : 目標とする出力

10

## 続・定義

- $\mathbf{W}^{(in)} = (w_{ji}^{(in)})$ : 入力層と中間層のユニット間の重み
- $oldsymbol{\cdot} \mathbf{W} = (w_{j'j})$ : 帰還路の結合重み
- $\mathbf{W}^{(out)} = (w_{kj}^{(out)})$ : 中間層と出力層のユニット間の重み
- $x_0^t=1, z_0^t=1$ : 各層の0番目はバイアスを表現するため, 常に1を出力するユニットを配置する.
  - $\circ$  つまり, 中間層のバイアスは,  $w_{j0}^{(in)}$ ,  $w_{k0}^{(out)}$ によって表現される.

## RNNの順伝播

#### References

- 1. https://qiita.com/mochimochidog/items/ca04bf3df7071041561a
- 2. Hornik, K., Stinchcombe, M., & White, H. (1989). Multilayer feedforward networks are universal approximators. Neural networks, 2(5), 359-366.