

# Recurrent Neural Network(RNN)

简介

RNN是一种特殊的神经网络，用于处理序列数据。

特点

优点

1. 能够处理变长序列
2. 能够捕捉长期依赖关系
3. 能够处理序列中的噪声

缺点

image-20250420134243810

## Long Short-term Memory(LSTM)

简介

LSTM是一种特殊的RNN，能够捕捉长期依赖关系。

特点

1. 细胞状态 (Cell State)
  - 用于存储长期信息
  - 通过遗忘门和输入门进行更新
2. 遗忘门 (Forget Gate)
  - 决定是否遗忘细胞状态中的信息
  - 通过sigmoid函数和点积运算实现
3. 输入门 (Input Gate)
  - 决定是否将新信息添加到细胞状态
  - 通过sigmoid函数和点积运算实现
4. 输出门 (Output Gate)
  - 决定是否将细胞状态中的信息输出
  - 通过sigmoid函数和点积运算实现
5. 隐藏状态 (Hidden State)
  - 由细胞状态和遗忘门、输入门的输出共同决定
  - 通过tanh函数和点积运算实现

公式

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$$

$$c_t = \sigma(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c)$$

1. 遗忘门

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$$

输入门

- $W_f$  遗忘门权重,  $b_f$  遗忘门偏置
- $f_t$  遗忘门输出,  $C_t$  细胞状态

## 2. 計算

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad \tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C)$$

計算

- $W_i$ 、 $W_C$  の初期化
- $\tilde{C}_t$  の計算
- $i_t$  と  $\tilde{C}_t$  を用いて  $C_t$  の計算

## 3. 計算

$$C_t = f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \tilde{C}_t$$

- $f_t$  の計算

## 4. 計算

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o)$$

計算


- $W_o$  の初期化

## 5. 計算

$$h_t = o_t \odot \tanh(C_t)$$

計算

- $o_t$  と  $C_t$  を用いて  $h_t$  の計算

 image-20250806101607590

計算

**LSTM (リカレントニューラルネットワーク)** は、RNNの一種で、LSTMはリカレントニューラルネットワーク

1. **セル状態 (Cell State)** - LSTMのセル状態は、"記憶"を保持するための重要な役割を果たす。これは、過去の情報を保持するためのメモリとして機能する。
2. **ゲート** - LSTMは、セル状態を更新するための4つのゲートを使用する。
  - forget gate (忘却ゲート)
  - input gate (入力ゲート)
  - output gate (出力ゲート)
3. **セル状態の更新** - forget gateとinput gateの出力を組み合わせ、セル状態を更新する。
4. **出力** - output gateの出力と更新されたセル状態を組み合わせ、最終的な出力を生成する。

RNNの一種であるLSTMは、**Memory**と**Input**の概念を用いて、過去の情報を保持し、現在の入力に基づいて出力を生成する。

計算

## GRU (Gated Recurrent Unit)

LSTMと同様に、GRUもリカレントニューラルネットワークの一種である。

計算

1. **update gate**

計算

重置门控制重置隐藏层状态  $z_t = \sigma(W_z \cdot [h_{t-1}, x_t])$

- $W_z$  权重矩阵
- $z_t$  重置门输出，范围在 0 到 1 之间
- $z_t$  控制重置隐藏层状态

## 2. 重置门 reset gate

重置门控制重置隐藏层状态  $r_t = \sigma(W_r \cdot [h_{t-1}, x_t])$

- $W_r$  权重矩阵
- $r_t$  重置门输出，范围在 0 到 1 之间

候选

## 1. 候选

候选重置隐藏层状态  $z_t = \sigma(W_z \cdot [h_{t-1}, x_t])$

## 2. 候选

候选重置隐藏层状态  $r_t = \sigma(W_r \cdot [h_{t-1}, x_t])$

## 3. 候选

候选重置隐藏层状态  $\tilde{h}_t = \tanh(W \cdot [r_t \odot h_{t-1}, x_t])$

## 4. 候选

候选重置隐藏层状态  $h_t = (1 - z_t) \odot h_{t-1} + z_t \odot \tilde{h}_t$

## Slot Filling

槽填充

1. 槽填充：将输入序列中的每个元素填充到槽中
2. 槽填充：将输入序列中的每个元素填充到槽中
  - 槽填充：将输入序列中的每个元素填充到槽中

槽

槽填充

1. 槽填充：将输入序列中的每个元素填充到槽中
2. 槽填充：将输入序列中的每个元素填充到槽中
3. 槽填充：将输入序列中的每个元素填充到槽中

槽填充

1. 槽填充：将输入序列中的每个元素填充到槽中
2. 槽填充：将输入序列中的每个元素填充到槽中
3. 槽填充：将输入序列中的每个元素填充到槽中

## Connectionist Temporal Classification

CTC 连接时序分类

槽

槽填充：将输入序列中的每个元素填充到槽中“hello”槽填充：将输入序列中的每个元素填充到槽中CTC 槽填充

- `XX`
- `XXXXXXXXXXXX blank XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX`

11

CTC Loss “ ” loss