

Recurrent Neural Network[RNN]

ဗိုလ်ချုပ်

RNN သည် တစ်ခုမှ တစ်ခု အထူးဆုံး ပေါ်လောက်သွားသော မြတ်စွာ ပေါ်လောက်သွားသော မြတ်စွာ

ဗိုလ်ချုပ်

ဗိုလ်ချုပ်

1. x_t မှာ ပေါ်လောက်သွားသော h_{t-1} \$
2. h_t မှာ ပေါ်လောက်သွားသော h_{t-1} \$
3. h_t မှာ
 - မြတ်စွာ ပေါ်လောက်သွားသော
 - မြတ်စွာ ပေါ်လောက်သွားသော

ဗိုလ်ချုပ် Network 3 မှာ ပေါ်လောက်သွားသော 3 ဗိုလ်ချုပ်



Long Short-term Memory(LSTM)

ဗိုလ်ချုပ်

ဗိုလ်ချုပ် မြတ်စွာ ပေါ်လောက်သွားသော မြတ်စွာ

ဗိုလ်ချုပ်

1. ဗိုလ်ချုပ် (Cell State)
 - မြတ်စွာ ပေါ်လောက်သွားသော
 - C_t
2. ဗိုလ်ချုပ်
 - ** မြတ်စွာ (Forget Gate) ** မြတ်စွာ ပေါ်လောက်သွားသော
 - ** မြတ်စွာ (Input Gate) ** မြတ်စွာ ပေါ်လောက်သွားသော
 - ** မြတ်စွာ (Output Gate) ** မြတ်စွာ ပေါ်လောက်သွားသော
3. ဗိုလ်ချုပ် (Hidden State)
 - မြတ်စွာ ပေါ်လောက်သွားသော
 - မြတ်စွာ ပေါ်လောက်သွားသော
 - h_t

ဗိုလ်ချုပ်

\odot မြတ်စွာ ပေါ်လောက်သွားသော မြတ်စွာ

ဗိုလ်ချုပ် မြတ်စွာ ပေါ်လောက်သွားသော \odot

1. ဗိုလ်ချုပ်

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

ဗိုလ်ချုပ်

- W_f မြတ်စွာ ပေါ်လောက်သွားသော b_f
- f_t မြတ်စွာ ပေါ်လောက်သွားသော C_t

2. ဗုဒ္ဓဓမ္မ

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

ဗုဒ္ဓ

- W_i W_C

- \tilde{C}_t

- i_t \tilde{C}_t C_t

3. ဗုဒ္ဓဓမ္မ

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

- f_t

4. ဗုဒ္ဓဓမ္မ

$\$ \$ o_t = \sigma(W_o \cdot h_t + b_o) \$ \$$

ဗုဒ္ဓ

- W_o

5. ဗုဒ္ဓဓမ္မ

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

ဗုဒ္ဓ

- o_t C_t



ဗု

LSTM (လျှပ်စီး) အောက်ဖြင့် RNN အောက်တွင် LSTM အောက်တွင်ဖြင့်

1. ဗုဒ္ဓ (Cell State) - LSTM အောက်တွင် "ဗုဒ္ဓ" အောက်တွင်ဖြင့်
အောက်တွင်ဖြင့်
2. ဗုဒ္ဓ- LSTM အောက်တွင်ဖြင့်
3. ဗုဒ္ဓ - အောက်တွင်ဖြင့် LSTM အောက်တွင်ဖြင့် 1 အောက်တွင်ဖြင့်
4. ဗုဒ္ဓဓမ္မ - LSTM အောက်တွင်ဖြင့်

အောက်တွင်ဖြင့် RNN အောက်တွင်ဖြင့် LSTM အောက်တွင်ဖြင့် **Memory Input** အောက်တွင်ဖြင့်

GRU အောက်တွင်

အောက်တွင်ဖြင့် LSTM အောက်တွင့် LSTM အောက်တွင်ဖြင့် LSTM အောက်တွင်ဖြင့်

အောက်

1. ဗုဒ္ဓ update gate

အောက်တွင်ဖြင့်

$\text{z}_t = \sigma(W_z \cdot h_{t-1}, x_t)$

- W_z
- z_{t-1}
- x_t

2. **reset gate**

$\text{r}_t = \sigma(W_r \cdot h_{t-1}, x_t)$

- W_r
- r_{t-1}
- x_t

1. **计算**

$\tilde{h}_t = \tanh(W \cdot r_t \odot h_{t-1}, x_t)$

2. **更新**

$\text{h}_t = (1 - z_t) \odot \tilde{h}_t + z_t \odot \tilde{h}_{t-1}$

3. **输出**

$\text{h}_t = \tanh(W \cdot r_t \odot h_{t-1}, x_t)$

4. **隐藏状态**

$\text{h}_t = (1 - z_t) \odot \tilde{h}_t + z_t \odot \tilde{h}_{t-1}$

Slot Filling

1. **输入**

1. 读取输入字符“a”“b”“c”“d”“e”“f”
2. 将输入映射为向量
- 将输入映射为向量

2. **解码**

1. 将向量输入到一个带有1个隐藏单元的RNN
2. 将向量输入到一个带有1个隐藏单元的RNN
3. 将向量输入到一个带有1个隐藏单元的RNN

3. **输出**

1. 将向量输入到一个带有1个隐藏单元的RNN
2. 将向量输入到一个带有1个隐藏单元的RNN
3. 将向量输入到一个带有1个隐藏单元的RNN

Connectionist Temporal Classification

CTC

1. **输入**

将输入序列“hello”映射为向量序列，然后将其输入到一个带有1个隐藏单元的RNN中，从而生成一个CTC损失值。

- **blank** **blank** **blank** **blank** **blank** **blank** **blank**
 - **blank** **blank** **blank** **blank** **blank** **blank** **blank**

2

CTC Loss “逐字” “逐帧” “逐行” “逐列” “逐字符” loss