

循环神经网络

xbZhong

2025-07-15

[本页PDF](#)

Recurrent Neural Network (RNN)

核心思想

RNN的核心思想是在处理序列时，网络不仅考虑当前输入，还利用之前的信息

工作原理

具体来说：

1. 隐藏层接收**当前输入** x_t 和前一时间步的**隐藏状态** h_{t-1}
2. 隐藏层计算得到新的**隐藏状态** h_t （这就是隐藏层的输出）
3. 这个隐藏层的输出 h_t 会：
 - 被存储为记忆并传递到下一时间步
 - 作为当前时间步的状态表示

同一个Network在3个不同的时间点，被使用了3次

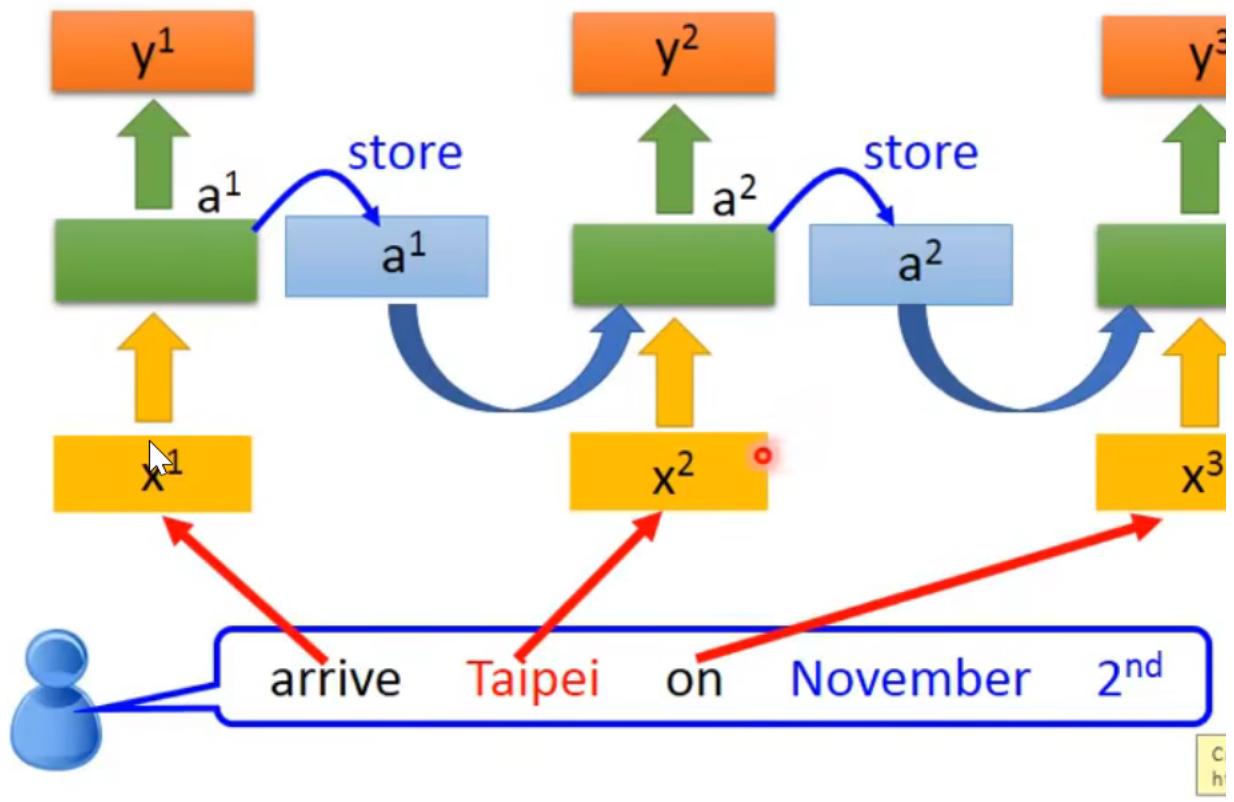
RNN

The same network is used again and again

Probability of
“arrive” in each slot

Probability of
“Taipei” in each slot

Probability
“on” in each slot



Long Short-term Memory(LSTM)

核心思想

引入了门控机制和细胞状态，使网络能够更有效地学习长距离依赖关系

核心组件

1. 细胞状态 (Cell State):
 - 存储的是系统的**长期记忆信息**
 - 表示为 C_t
2. 三种门控机制:
 - 遗忘门 (**Forget Gate**): 决定丢弃细胞状态中的哪些信息
 - 输入门 (**Input Gate**): 决定更新哪些新信息到细胞状态
 - 输出门 (**Output Gate**): 决定基于细胞状态输出哪些信息
3. 隐藏状态 (Hidden State):
 - 对外输出，反映当前上下文，也是下一个时间步的输入
 - 由细胞状态经过输出门得出
 - 表示为 h_t

工作流程

◦ 为逐元素相乘，这是因为门控机制的存在。

◦ 门的输出会赋予输入的每个维度一个权重，因此要用到 ◦

1. 遗忘门计算

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

其中：

- W_f 是遗忘门的权重矩阵， b_f 是偏置
- f_t 是遗忘概率，决定上一时刻的细胞状态 C_t 保留多少

2. 输入门计算

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

其中：

- W_i , W_C 是输入门和候选记忆的权重
- \tilde{C}_t 为候选记忆
- i_t 主要用于控制候选记忆 \tilde{C}_t 对记忆细胞 C_t 的贡献

3. 更新记忆细胞

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

- f_t 决定了上一时间步的细胞状态应该保留多少

4. 输出门计算

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

其中：

- W_o 是输出门的权重

5. 计算隐藏状态并传递到下一时刻

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

其中：

- o_t 为输出门的输出， C_t 为细胞状态

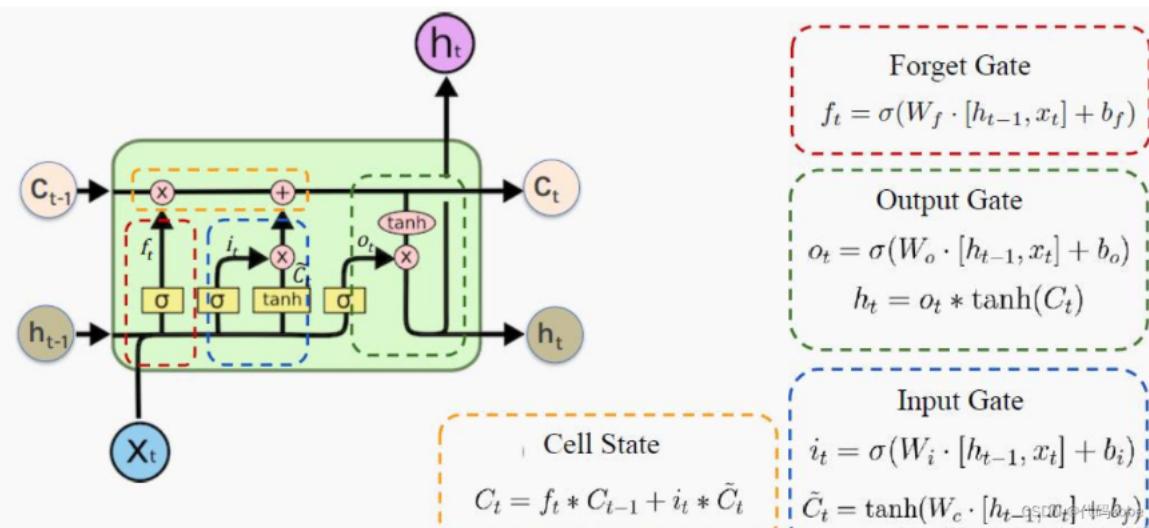


image-20250806101607590

优势

LSTM (长的短期记忆网络) 被专门设计用来缓解RNN中的梯度消失问题。LSTM通过几个关键机制有效地处理了梯度消失：

- 单元状态 (Cell State)** - LSTM引入了一条贯穿整个序列的“高速公路”，让信息可以直接从早期时间步传递到后期时间步，而不必经过多次非线性变换。这条路径上只有简单的线性操作（加法和乘法），使梯度能够更容易地反向流动。
- 门控机制** - LSTM有三个门：输入门、遗忘门和输出门。这些门控制信息的流动：
 - 遗忘门决定丢弃哪些信息
 - 输入门决定存储哪些新信息
 - 输出门决定输出哪些信息
- 加法操作** - 与标准RNN中的乘法操作不同，LSTM使用加法来更新单元状态。由于加法操作的导数是1，不会导致梯度缩放，从而避免了梯度消失问题。
- 选择性记忆机制** - LSTM可以学会长期保存重要信息，同时有选择地更新或丢弃不再需要的信息。

从数学角度看，标准RNN中梯度会依赖于权重的连乘，而LSTM中的单元状态更新主要涉及加法操作 (**Memory**和**Input**的值是相加的)，反向传播时梯度不会因为连乘而衰减。

GRU (门控循环单元)

简化版的**LSTM**，是**LSTM**的变体，与**LSTM**相比结构更加简单，训练速度更加快，无单独的记忆单元

核心组件

1. 更新门 (update gate)

用于融合当前信息和过去信息

决定有多少过去的信息需要保留到当前时刻，以及有多少当前的输入信息需要被整合到新的隐藏状态中

$$z_t = \sigma(W_z \cdot [h_{t-1}, x_t])$$

- W_z 是更新门的权重矩阵
- z_t 接近1时，表示更多地保留过去的隐藏状态
- z_t 接近0时，表示更多地使用当前的输入来更新隐藏状态

2. 重置门 (reset gate)

用于控制要遗忘多少过去的信息 h_{t-1}

$$r_t = \sigma(W_r \cdot [h_{t-1}, x_t])$$

- W_r 是重置门的权重矩阵
- r_t 接近0时，表示过去的隐藏状态 h_{t-1} 被更多的遗忘，模型更容易捕捉到新的输入信息

工作流程

1. 计算更新门

更新门控制多少旧的记忆 h_{t-1} 保留到当前 h_t 中

$$z_t = \sigma(W_z \cdot [h_{t-1}, x_t])$$

2. 计算重置门

重置门控制遗忘多少旧信息，用于生成新的候选状态

$$r_t = \sigma(W_r \cdot [h_{t-1}, x_t])$$

3. 计算候选状态

基于当前输入 x_t 和部分历史信息 h_{t-1} 以及重置门 r_t ，生成一个临时状态

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

4. 计算新的隐藏状态

结合更新门 z_t , 将旧状态 h_{t-1} 和候选状态 \tilde{h}_t 融合
$$\$ \$ h_t = (1 - z_t) \odot h_{t-1} + z_t \odot \tilde{h}_t \$ \$$$

Slot Filling (槽位填充)

工作原理

1. **槽位定义**: 根据特定领域或任务预先定义一组槽位 (如餐厅预订可能包括“菜系”、“人数”、“日期”、“时间”等槽位)
2. **序列标注**: 通常将槽位填充建模为序列标注问题
 - 对输入句子中的每个词进行标注, 指出它是否属于某个槽位

缺陷

梯度爆炸原因

1. **重复矩阵乘法**: 在反向传播过程中, 梯度会通过时间步骤反向传递, 这涉及到重复的权重矩阵乘法。如果权重矩阵的特征值大于1, 那么随着时间步的增加, 梯度值会呈指数增长。
2. **长序列累积效应**: 当处理长序列数据时, 梯度需要通过多个时间步传播, 每通过一步就会与权重矩阵相乘, 如果权重较大, 梯度会迅速累积膨胀。
3. **激活函数的导数**: 如果使用的激活函数 (如ReLU) 在某些区域导数大于1, 也会放大梯度。

梯度消失原因

1. **重复矩阵乘法**: 与梯度爆炸类似, 但当权重矩阵的特征值小于1时, 重复相乘会导致梯度值逐渐变得非常小。
2. **饱和激活函数**: 传统RNN常用的sigmoid和tanh激活函数, 它们的导数在输入绝对值较大时会接近于0, 进一步促进了梯度消失。
3. **长距离依赖问题**: 对于长序列, 早期时间步的信息需要经过多次传递才能影响当前输出, 但梯度消失使得网络难以捕获这些长期依赖关系。

Connectionist Temporal Classification (连接时序分类)

CTC是一个用于序列建模和标注对齐的损失函数

作用

在语音识别中, 输入是一个很长的声学特征序列, 而输出是一段文本 (如“hello”)。传统方法需要知道每个字符对应声学特征的起止时间, 即对齐信息。CTC 的关键就在于:

- 不需要对齐标注, 它自动学习从输入序列中找出最可能的输出序列。
- 允许重复字符和空白符 `blank`, 通过规则对多个路径进行归一合并, 从而输出最终的目标序列。、

学习

CTC Loss 给每一条“合法路径”分配一个概率, 最后对所有合法路径求和得到一个总概率。模型学习的目标就是: 让这些合法路径的概率之和最大化 (也就是 loss 越小越好)。