

# RNN 循环神经网络 1（基础模型）

Author: Zhouqi Hua, Tongji University

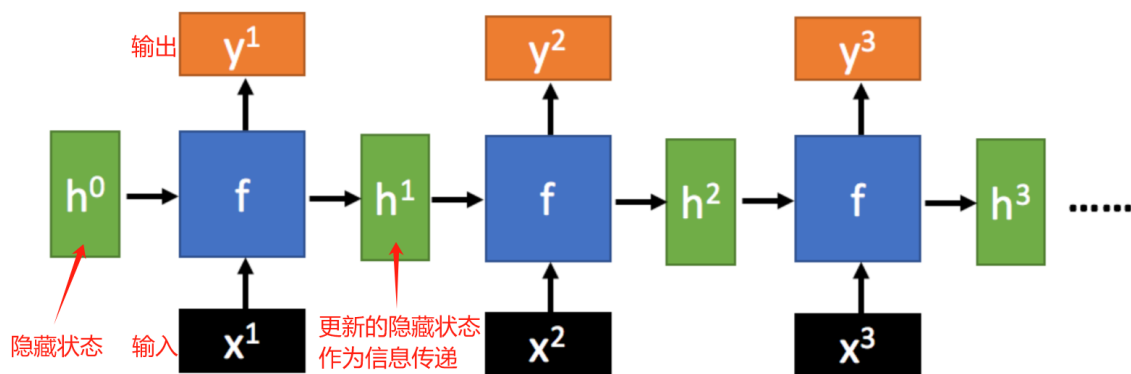
Email: [henryhua0721@foxmail.com](mailto:henryhua0721@foxmail.com)

Date: 2024/5/4

Code: `RNN_basic.py`

## ☀ 一句话模型总结

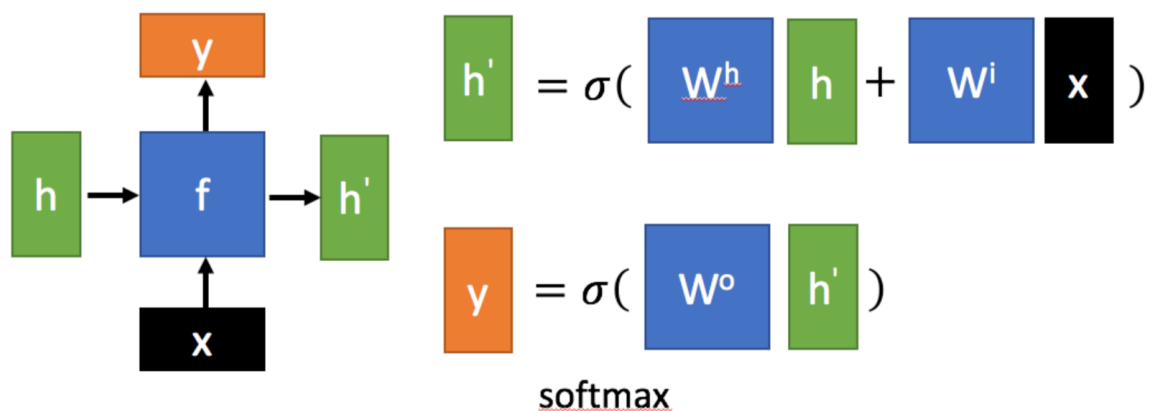
为了更好地利用**序列信息**的前后文关系，引入时间序列上实时更新的**隐藏状态**，在下一个时间步作为输入的一部分被传递，从而实现信息的传递。



## ☀ 模型架构解释

使用传统的 CNN 难以处理长序列的问题，而 RNN 通过其**隐藏状态**的传递可以实现前后文的**信息传递**，从而可以处理**序列变化的数据**（如某个单词的含义会根据上文内容而变化）。

具体实现如下：（此处忽略网络偏置）



- $x$ : 当前时间步的输入
- $h$ : 上一个时间步传递给当前的**历史状态**
- $h'$ : 根据  $x$  和  $h$  获得的传递给下一个时间步的**当前状态**
- $y$ : 根据  $x$  和  $h$  获得的**输出**

通常情况下：

- $h' = \sigma(W^h h + W^i x)$ , 即当前状态是由历史状态和输入共同决定的
- $y = \sigma(W^o h')$ , 即输出一般是当前状态的一个**维度映射**后通过softmax得到需要的数据

## 🌟 代码解析

(调包) 模型定义：

```
1 import torch
2 from torch import nn
3
4 class Rnn(nn.Module):
5     def __init__(self, INPUT_SIZE):
6         super(Rnn, self).__init__()
7
8         self.rnn = nn.RNN(
9             input_size=INPUT_SIZE,
10            hidden_size=32,
11            num_layers=1,
12            batch_first=True
13        )
14
15        self.out = nn.Linear(32, 1)
16
17    def forward(self, x, h_state):
18        r_out, h_state = self.rnn(x, h_state)    # 实现RNN的链式推理过程，将
19
20        outs = []
21        for time in range(r_out.size(1)):
22            outs.append(self.out(r_out[:, time, :]))
23        return torch.stack(outs, dim=1), h_state
24
```

代码 Line 18 展示了完整的 RNN 推理过程，从 torch 的源码可以看到 `torch.nn.RNN` 返回为完整的输出序列、以及重新排序的隐藏状态。

```
503
504     return output, self.permute_hidden(hidden, unsorted_indices)
505
```

其中使用 `permute_hidden` 方法：

`self.permute_hidden(hidden, unsorted_indices)` 的作用是根据 `unsorted_indices` 参数指定的索引顺序，对隐藏状态 `hidden` 进行重新排序。如果没有提供索引，那么隐藏状态将保持不变。

附上 pytorch 官方文档的代码解释，有兴趣建议阅读：

## Recurrent layers

### `class torch.nn.RNN( args, * kwargs)[source]`

将一个多层的 `Elman RNN`，激活函数为 `tanh` 或者 `ReLU`，用于输入序列。

对输入序列中每个元素，`RNN` 每层的计算公式为

$$h_t = \tanh(w_{ih} * x_t + b_{ih} + w_{hh} * h_{t-1} + b_{hh})$$

$h_t$  是时刻  $t$  的隐状态。  $x_t$  是上一层时刻  $t$  的隐状态，或者是第一层在时刻  $t$  的输入。如果 `nonlinearity='relu'`，那么将使用 `relu` 代替 `tanh` 作为激活函数。

参数说明：

- `input_size` – 输入 `x` 的特征数量。
- `hidden_size` – 隐层的特征数量。
- `num_layers` – `RNN` 的层数。
- `nonlinearity` – 指定非线性函数使用 `tanh` 还是 `relu`。默认是 `tanh`。
- `bias` – 如果是 `False`，那么 `RNN` 层就不会使用偏置权重  $b_{ih}$  和  $b_{hh}$ ，默认是 `True`。
- `batch_first` – 如果 `True` 的话，那么输入 `Tensor` 的 `shape` 应该是 `[batch_size, time_step, feature]`，输出也是这样。
- `dropout` – 如果值非零，那么除了最后一层外，其它层的输出都会套上一个 `dropout` 层。
- `bidirectional` – 如果 `True`，将会变成一个双向 `RNN`，默认为 `False`。

```
1 | RNN`的输入: **(input, h_0)** - input (seq_len, batch, input_size): 保存输入序列特征的`tensor`。`input`可以是被填充的变长的序列。细节请看`torch.nn.utils.rnn.pack_padded_sequence()
```

- `h_0` (`num_layers * num_directions, batch, hidden_size`): 保存着初始隐状态的 `tensor`

`RNN` 的输出: `(output, h_n)`

- `output` (`seq_len, batch, hidden_size * num_directions`): 保存着 `RNN` 最后一层的输出特征。如果输入是被填充过的序列，那么输出也是被填充的序列。
- `h_n` (`num_layers * num_directions, batch, hidden_size`): 保存着最后一个时刻隐状态。

`RNN` 模型参数:

- `weight_ih_l[k]` – 第 `k` 层的 `input-hidden` 权重，可学习，形状是 `(input_size x hidden_size)`。
- `weight_hh_l[k]` – 第 `k` 层的 `hidden-hidden` 权重，可学习，形状是 `(hidden_size x hidden_size)`
- `bias_ih_l[k]` – 第 `k` 层的 `input-hidden` 偏置，可学习，形状是 `(hidden_size)`
- `bias_hh_l[k]` – 第 `k` 层的 `hidden-hidden` 偏置，可学习，形状是 `(hidden_size)`

示例：

```
1 rnn = nn.RNN(10, 20, 2)
2 input = variable(torch.randn(5, 3, 10))
3 h0 = variable(torch.randn(2, 3, 20))
4 output, hn = rnn(input, h0)
```

参考：

- [一文搞懂RNN（循环神经网络）基础篇 - 知乎\(zhihu.com\)](#)
- [循环神经网络 - 维基百科，自由的百科全书\(wikipedia.org\)](#)
- [RNN详解\(Recurrent Neural Network\)-CSDN博客](#)
- [【神经网络】学习笔记十一——RNN和LSTM参数详解及训练1.0 lstm训练过程-CSDN博客](#)
- [初学者入门，使用pytorch构建RNN网络 - 知乎\(zhihu.com\)](#)
- [PyTorch基础入门七：PyTorch搭建循环神经网络\(RNN\)\\_rnn代码pytorch-CSDN博客](#)
- [pytorch-handbook/chapter3/3.3-rnn.ipynb at master · zergtant/pytorch-handbook \(github.com\)](#)
- [torch.nn - PyTorch中文文档\(pytorch-cn.readthedocs.io\)](#)