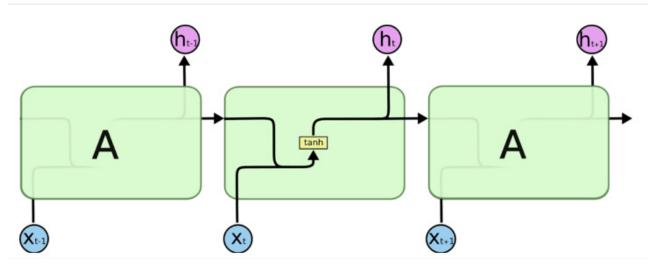
PyTorch 中的循环神经网络模块

前面我们讲了循环神经网络的基础知识和网络结构,下面我们教大家如何在 pytorch 下构建循环神经网络,因为 pytorch 的动态图机制,使得循环神经网络非常方便。

一般的 RNN



对于最简单的 RNN, 我们可以使用下面两种方式去调用,分别是 torch.nn.RNNCell() 和 torch.nn.RNN(),这两种方式的区别在于 RNNCell() 只能接受序列中单步的输入,且必须传入隐藏状态,而 RNN() 可以接受一个序列的输入,默认会传入全 0 的隐藏状态,也可以自己申明隐藏状态传入。

RNN() 里面的参数有

input_size 表示输入 x_t 的特征维度

hidden_size 表示输出的特征维度

num_layers 表示网络的层数

nonlinearity 表示选用的非线性激活函数,默认是 'tanh'

bias 表示是否使用偏置,默认使用

batch_first 表示输入数据的形式,默认是 False,就是这样形式,(seq, batch, feature),也就是将序列长度放在第一位,batch 放在第二位

dropout 表示是否在输出层应用 dropout

bidirectional 表示是否使用双向的 rnn,默认是 False

对于 RNNCell(),里面的参数就少很多,只有 input_size,hidden_size,bias 以及 nonlinearity

```
import torch
from torch.autograd import Variable
from torch import nn
```

```
# 定义一个单步的 rnn
rnn_single = nn.RNNCell(input_size=100, hidden_size=200)
```

```
# <mark>访问其中的参数</mark>
rnn_single.weight_hh
```

```
Parameter containing:

1.00000e-02 *

6.2260 -5.3805 3.5870 ... -2.2162 6.2760 1.6760

-5.1878 -4.6751 -5.5926 ... -1.8942 0.1589 1.0725

3.3236 -3.2726 5.5399 ... 3.3193 0.2117 1.1730

... ...

2.4032 -3.4415 5.1036 ... -2.2035 -0.1900 -6.4016

5.2031 -1.5793 -0.0623 ... 0.3424 6.9412 6.3707

-5.4495 4.5280 2.1774 ... 1.8767 2.4968 5.3403

[torch.FloatTensor of size 200x200]
```

```
# 构造一个序列, 长为 6, batch 是 5, 特征是 100
x = Variable(torch.randn(6, 5, 100)) # 这是 rnn 的输入格式
```

```
# 定义初始的记忆状态
h_t = Variable(torch.zeros(5, 200))
```

```
# 传入 rnn

out = []

for i in range(6): # 通过循环 6 次作用在整个序列上

h_t = rnn_single(x[i], h_t)

out.append(h_t)
```

```
h_t
```

```
Variable containing:

0.0136  0.3723  0.1704  ...  0.4306 -0.7909 -0.5306

-0.2681 -0.6261 -0.3926  ...  0.1752  0.5739 -0.2061

-0.4918 -0.7611  0.2787  ...  0.0854 -0.3899  0.0092

0.6050  0.1852 -0.4261  ...  -0.7220  0.6809  0.1825

-0.6851  0.7273  0.5396  ...  -0.7969  0.6133 -0.0852

[torch.FloatTensor of size 5x200]
```

```
len(out)
```

6

out[0].shape # 每个输出的维度

torch.Size([5, 200])

可以看到经过了 rnn 之后,隐藏状态的值已经被改变了,因为网络记忆了序列中的信息,同时输出 6 个结果

下面我们看看直接使用 RNN 的情况

```
rnn_seq = nn.RNN(100, 200)
```

访问其中的参数

rnn_seq.weight_hh_l0

```
Parameter containing:

1.00000e-02 *

1.0998 -1.5018 -1.4337 ... 3.8385 -0.8958 -1.6781

5.3302 -5.4654 5.5568 ... 4.7399 5.4110 3.6170

1.0788 -0.6620 5.7689 ... -5.0747 -2.9066 0.6152

... ...

-5.6921 0.1843 -0.0803 ... -4.5852 5.6194 -1.4734

4.4306 6.9795 -1.5736 ... 3.4236 -0.3441 3.1397

7.0349 -1.6120 -4.2840 ... -5.5676 6.8897 6.1968

[torch.FloatTensor of size 200x200]
```

```
out, h_t = rnn_seq(x) # 使用默认的全 0 隐藏状态
```

```
h_t
```

```
Variable containing:

(0,.,.) =

0.2012  0.0517  0.0570  ...  0.2316  0.3615 -0.1247

0.5307  0.4147  0.7881  ... -0.4138 -0.1444  0.3602

0.0882  0.4307  0.3939  ...  0.3244 -0.4629 -0.2315

0.2868  0.7400  0.6534  ...  0.6631  0.2624 -0.0162

0.0841  0.6274  0.1840  ...  0.5800  0.8780  0.4301

[torch.FloatTensor of size 1x5x200]
```

```
len(out)
```

```
6
```

这里的 h_t 是网络最后的隐藏状态, 网络也输出了 6 个结果

自己定义初始的隐藏状态

```
h_0 = Variable(torch.randn(1, 5, 200))
```

这里的隐藏状态的大小有三个维度,分别是 (num_layers * num_direction, batch, hidden_size)

```
out, h_t = rnn_seq(x, h_0)
```

```
h_t
```

```
Variable containing:

(0,,,) =

0.2091 0.0353 0.0625 ... 0.2340 0.3734 -0.1307

0.5498 0.4221 0.7877 ... -0.4143 -0.1209 0.3335

0.0757 0.4204 0.3826 ... 0.3187 -0.4626 -0.2336

0.3106 0.7355 0.6436 ... 0.6611 0.2587 -0.0338

0.1025 0.6350 0.1943 ... 0.5720 0.8749 0.4525

[torch.FloatTensor of size 1x5x200]
```

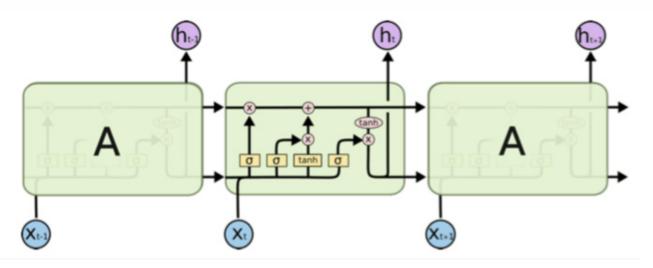
```
out.shape
```

```
torch.Size([6, 5, 200])
```

同时输出的结果也是 (seq, batch, feature)

一般情况下我们都是用 nn.RNN() 而不是 nn.RNNCell() ,因为 nn.RNN() 能够避免我们手动写循环, 非常方便,同时如果不特别说明,我们也会选择使用默认的全 0 初始化隐藏状态

LSTM



LSTM 和基本的 RNN 是一样的,他的参数也是相同的,同时他也有 [nn.LSTMCell()] 和 [nn.LSTM()] 两种形式,跟前面讲的都是相同的,我们就不再赘述了,下面直接举个小例子

```
lstm_seq = nn.LSTM(50, 100, num_layers=2) # 输入维度 100, 输出 200, 两层
```

```
lstm_seq.weight_hh_l0 # 第一层的 h_t 权重
```

```
Parameter containing:

1.00000e-02 *

3.8420 5.7387 6.1351 ... 1.2680 0.9890 1.3037

-4.2301 6.8294 -4.8627 ... -6.4147 4.3015 8.4103

9.4411 5.0195 9.8620 ... -1.6096 9.2516 -0.6941

... ...

1.2930 -1.3300 -0.9311 ... -6.0891 -0.7164 3.9578

9.0435 2.4674 9.4107 ... -3.3822 -3.9773 -3.0685

-4.2039 -8.2992 -3.3605 ... 2.2875 8.2163 -9.3277

[torch.FloatTensor of size 400×100]
```

小练习: 想想为什么这个系数的大小是 (400, 100)

```
lstm_input = Variable(torch.randn(10, 3, 50)) # 序列 10, batch 是 3, 输入维度 50
```

```
out, (h, c) = lstm_seq(lstm_input) # 使用默认的全 0 隐藏状态
```

注意这里 LSTM 输出的隐藏状态有两个,h 和 c,就是上图中的每个 cell 之间的两个箭头,这两个隐藏状态的大小都是相同的,(num_layers * direction, batch, feature)

```
h.shape # 两层, Batch 是 3, 特征是 100
  torch.Size([2, 3, 100])
  c.shape
  torch.Size([2, 3, 100])
  out.shape
  torch.Size([10, 3, 100])
我们可以不使用默认的隐藏状态,这是需要传入两个张量
  h_init = Variable(torch.randn(2, 3, 100))
  c_init = Variable(torch.randn(2, 3, 100))
  out, (h, c) = lstm_seq(lstm_input, (h_init, c_init))
  h.shape
```

torch.Size([2, 3, 100])

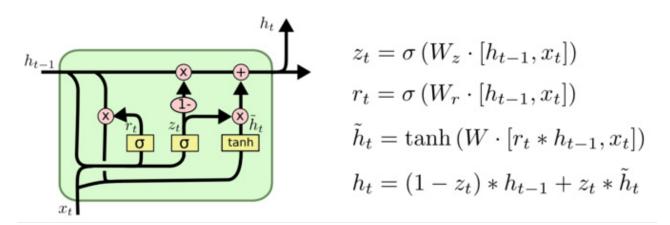
c.shape

```
torch.Size([2, 3, 100])
```

out.shape

torch.Size([10, 3, 100])

GRU



GRU 和前面讲的这两个是同样的道理,就不再细说,还是演示一下例子

```
gru_seq = nn.GRU(10, 20)
gru_input = Variable(torch.randn(3, 32, 10))
out, h = gru_seq(gru_input)
```

gru_seq.weight_hh_10

```
Parameter containing:

0.0766 -0.0548 -0.2008 ... -0.0250 -0.1819  0.1453

-0.1676  0.1622  0.0417 ...  0.1905 -0.0071 -0.1038

0.0444 -0.1516  0.2194 ... -0.0009  0.0771  0.0476

...  ...

0.1698 -0.1707  0.0340 ... -0.1315  0.1278  0.0946

0.1936  0.1369 -0.0694 ... -0.0667  0.0429  0.1322

0.0870 -0.1884  0.1732 ... -0.1423 -0.1723  0.2147

[torch.FloatTensor of size 60x20]
```

```
h.shape
```

```
torch.Size([1, 32, 20])
```

out.shape

```
torch.Size([3, 32, 20])
```