

# 5.一维卷积

## 5.1函数

一维卷积不代表卷积核只有一维，也不代表被卷积的feature是一维的。

一维的意思是，卷积的方向是一维的。

```
1 torch.nn.Conv1d(in_channels, out_channels, kernel_size,
2                 stride=1, padding=0, dilation=1, groups=1, bias=True)
3
4 in_channels(int) - 输入信号的通道。在文本分类中，即为词向量的维度
5 out_channels(int) - 卷积产生的通道。卷积核的个数。
6
7 kernel_size(int or tuple) - 卷积核的宽度，长度由in_channels来决定的
8                             卷积核的大小 [in_channels, kernel_size]
9
10 stride(int or tuple, optional) - 卷积步长
11 padding (int or tuple, optional)- 输入的每一条边补充0的层数
12
13 bias(bool, optional) - 如果bias=True, 添加偏置
14
```

## 5.2 实例

```
1 import torch
2 import torch.nn as nn
3
4 # inchannels = 4, out_channels = 2, kernel_size = 3
5 # 卷积核的大小 (inchannels * kernel_size) (4,3)
6 # 输出的维度是2: 卷积核的个数 是 2.
7 m = nn.Conv1d(4, 2, 3, stride = 2)
8
9 # 第一个参数理解为batch的大小，输入是4 * 9格式
10 input = torch.randn(1, 4, 9)
11 output = m(input)
12
13 print(output.size()) # (1,2,4)
```

理解输入：输入是一个三通道的矩阵【N, X, Y】。

**N**：样本的数量，那么每一个样本的特征就是一个二维的矩阵。

**X, Y**：就是这个样本的特征矩阵。

那么卷积核就是直接对【X,Y】矩阵进行卷积操作，得到一个结果。

二维卷积的滑动窗口，向右滑动，向下滑动。一维卷积的滑动窗口就是一个方向滑动，那就是向右/向下。

原始的输入的矩阵大小为：【4,9】

那么卷积核的大小是：【4,9】，每隔两个步骤卷积一次，【4\*3】卷4次即可。

第一个卷积核进行如下操作：

-0.2105,	-1.0958,	0.7299,	1.1003,	2.3175,	0.8186,	-1.7510,	-0.1925,	0.8591
1.0991,	-0.3016,	1.5633,	0.6162,	0.3150,	1.0413,	1.0571,	-0.7014,	0.2239
-0.0658,	0.4755,	-0.6653,	-0.0696,	0.3483,	-0.0360,	-0.4665,	1.2606,	1.3365
-0.0186,	-1.1802,	-0.8835,	-1.1813,	-0.5145,	-0.0534,	-1.2568,	0.3211,	-2.4793

得到输出1\*4的输出：

[-0.8012, 0.0589, 0.1576, -0.8222]

第二个卷积核进行类似操作：

-0.2105,	-1.0958,	0.7299,	1.1003,	2.3175,	0.8186,	-1.7510,	-0.1925,	0.8591
1.0991,	-0.3016,	1.5633,	0.6162,	0.3150,	1.0413,	1.0571,	-0.7014,	0.2239
-0.0658,	0.4755,	-0.6653,	-0.0696,	0.3483,	-0.0360,	-0.4665,	1.2606,	1.3365
-0.0186,	-1.1802,	-0.8835,	-1.1813,	-0.5145,	-0.0534,	-1.2568,	0.3211,	-2.4793

得到输出1\*4的输出：

[-0.8231, -0.4233, 0.7178, -0.6621]

合并得到最后的2\*4的结果：

```
tensor([[[[-0.8012, 0.0589, 0.1576, -0.8222],  
          [-0.8231, -0.4233, 0.7178, -0.6621]]], grad_fn=<SqueezeBackward1>)
```

输入的input为 4 \* 9，输出为 2 \* 4

## 5.3完整分类实例

```

1 class CNN(nn.Module):
2     def __init__(self, B):
3         super(CNN, self).__init__()
4         self.B = B
5         self.relu = nn.ReLU(inplace=True)
6         self.conv1 = nn.Sequential(
7             nn.Conv1d(in_channels=15, out_channels=64, kernel_size=2), # 24 - 2
            + 1 = 23
8             nn.ReLU(),
9             nn.MaxPool1d(kernel_size=2, stride=1), # 23 - 2 + 1 = 22
10        )
11        self.conv2 = nn.Sequential(
12            nn.Conv1d(in_channels=64, out_channels=128, kernel_size=2), # 22 - 2
            + 1 = 21
13            nn.ReLU(),
14            nn.MaxPool1d(kernel_size=2, stride=1), # 21 - 2 + 1 = 20
15        )
16        self.Linear1 = nn.Linear(self.B * 128 * 20, self.B * 50)
17        self.Linear2 = nn.Linear(self.B * 50, self.B)
18
19    def forward(self, x):
20        x = self.conv1(x)
21        x = self.conv2(x)
22        # print(x.size()) # 15 127 20
23        x = x.view(-1)
24        # print(x.size())
25        x = self.Linear1(x)
26        x = self.relu(x)
27        x = self.Linear2(x)
28        x = x.view(x.shape[0], -1)
29
30        return x
31

```