Python程序设计——第七次实验报告

2311095 宋卓伦 计算机科学与技术 2024.10.25

一、实验目的

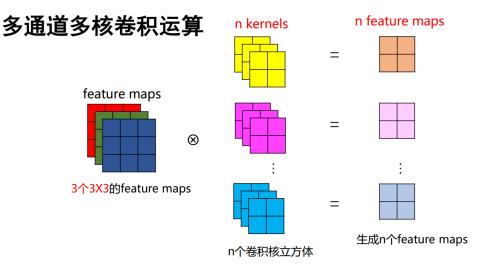
安装Python工具包,基于Python工具包编写程序,掌握Python工具包的安装和使用方法,理解 Python工具包在解决实际问题中的作用。

二、实验描述

修改下面程序, 实现如下图所示的多通道多卷积核的卷积运算

(指定输入数据、卷积核形状及卷积核数量后,随机生成运算数据)。

```
1 #原始代码.py
  import numpy as np #导入numpy工具包
2
4 F=np.array(# 创建ndarray类对象F(对应一个3*3矩阵, 待做卷积计算的二维数据)
5
      [[1, 2, -1],
6
       [-2, -3, -4],
7
       [3, 4,5]]
8
   )
9
  C =np.array(# 创建ndarray类对象C(对应一个2*2矩阵,卷积核)
10
      [[0.3, 0.1],
11
12
       [0.2, 0.4]]
  )
13
14
15
   R = np.zeros((2,2))
16 # 创建2行*2列、所有元素值都为零的ndarray类对象
17 for row in range(2):
      # 依次获取切片操作的起始行索引
18
19
      for col in range(2):
20
         #依次获取切片操作的起始列索引
21
22
          R[row,col] = np.sum(F[row:row+2,col:col+2]*C)
23
24
          # 先对F切片操作得到2行*2列元素并将切片结果与C做哈达玛积
25
          # 再调用np.sum函数计算哈达玛积结果矩阵的元素之和
          # 最后将求得的和保存到结果矩阵相应位置
26
27
28
   print("卷积结果:\n",R)
29
```



三、实验代码

```
#实验代码.py
 2
    #导入相关的包
3
    import numpy as np
 4
    from numpy import random
6
    #随机生成一个p*p的矩阵,每个元素值在0-1之间
7
    def given_value(p):
 8
        Fs = random.random(size=(p, p))
9
        return Fs
10
11
    #通道数
12
    channel_num = int(input("请输入通道数: "))
    #feature map的个数
13
    numbers = int(input("请输入 feature map 的个数: "))
14
15
    #每个feature map的尺寸
16
    fm_size = int(input("请输入 feature map 每个的大小: "))
    #每个kernel的尺寸
17
    kernel_size = int(input("请输入 kernel 每个的大小: "))
18
19
20
    #生成矩阵的尺寸计算公式(这里步长为1,简化了计算过程)
21
    tmp = fm_size - kernel_size + 1
22
23
    #储存feature_maps矩阵
24
    feature_maps = []
25
    for index in range(numbers):
        feature_maps.append(given_value(fm_size))
26
27
    #储存kernels矩阵
28
29
    kernels = []
30
    for index in range(channel_num):
31
       kernels.append([])
32
        for index0 in range(numbers):
33
            kernels[index].append(given_value(kernel_size))
34
    #储存最终results矩阵
35
36
    results = []
37
    for index in range(channel_num):
        results.append([])
38
39
        for index0 in range(numbers):
```

```
40
            results[index].append(np.zeros((tmp, tmp)))
41
42
    #计算多通道卷积,首先提取数组中的矩阵元素
    for i in range(channel_num):
43
44
        for j in range(numbers):
45
            #提取
46
47
            F = feature_maps[j]
            G = kernels[i][j]
48
49
            R = results[i][j]
50
            #正式计算多通道卷积
51
52
            for row in range(tmp):
53
                for col in range(tmp):
54
                    R[row, col] =
                    np.sum(F[row:row + kernel_size, col:col + kernel_size] * G)
55
56
57
    #打印计算结果
    for i in range(channel_num):
58
59
        R = sum(results[i])
60
        print('卷积', i + 1, ': \n', R)
61
```

```
"C:\Program Files\Python312\python.exe" 请输入通道数: 3 请输入 feature map 的个数: 3 请输入 feature map 每个的大小: 3 请输入 kernel 每个的大小: 2 卷积 1:
[[3.49001661 3.77692827]
[3.14991584 2.26693036]] 卷积 2:
[[3.64056554 3.97555746]
[3.25361907 2.33783569]] 卷积 3:
[[2.99454047 2.80562123]
[2.55259055 1.97752759]]
```

四、实验反思

• 时间复杂度相当高 其中后半段存在四个循环,最大复杂度近似为channel_num的四次方,即 $o(n^4)$;

进程已结束,退出代码为 0

• 代码长度过大

有很多重复的地方,比如为各矩阵数组赋值等处;

• 可以导入torch

pytorch专门用于机器学习、深度学习等领域,里面含有大量处理卷积的函数可以尝试使用。

五、实验改进

下面的程序我们导入了pytorch里面的库进行计算:

```
import torch
2
   import torch.nn as nn
3
   import numpy as np
5
   # 设置随机种子以确保结果的可重复性
6
   torch.manual_seed(0)
7
   np.random.seed(0)
8
   # 获取输入参数
9
10
    channel_num = int(input("请输入通道数: "))
11
   numbers = int(input("请输入 feature map 的个数: "))
12
    fm_size = int(input("请输入 feature map 每个的大小: "))
   kernel_size = int(input("请输入 kernel 每个的大小: "))
13
14
15
   # 初始化feature maps和kernels
16
   feature_maps = [torch.rand(1, fm_size, fm_size) for _ in
17
                   range(numbers)] # 每个feature map的形状为[1, fm_size, fm_size]
18
19
   kernels = [torch.rand(1, kernel_size, kernel_size) for _ in
              range(channel_num)] # 每个kernel的形状为[1, kernel_size,
20
    kernel_sizel
21
   # 使用PyTorch的Conv2d模块进行卷积操作
22
23
   conv_layers = nn.ModuleList(
24
        [nn.Conv2d(1, 1, kernel_size=(kernel_size, kernel_size), padding=
    (kernel\_size - 1) // 2) for _ in
        range(channel_num)])
25
26
27
   # 应用卷积
28
   results = []
29
   for i in range(channel_num):
30
       # 更新卷积层的权重为当前的kernel
       conv_layers[i].weight.data = kernels[i].view(1, 1, kernel_size,
31
   kernel_size)
32
       # 应用卷积到每个feature map
33
       result = []
34
       for fm in feature_maps:
           fm = fm.view(1, 1, fm_size, fm_size) # 添加batch和channel维度
35
36
           conv_result = conv_layers[i](fm) # 应用卷积
37
           result.append(conv_result.squeeze().detach().numpy()) # 移除batch和
    channel维度并转换为numpy
38
       results.append(result)
39
   # 打印结果
40
   for i in range(numbers):
41
42
       print('原矩阵', i + 1, ': \n', feature_maps[i].squeeze().numpy())
43
```

```
for i in range(channel_num):

print('卷积', i + 1, ': \n', np.array(results[i]).sum(axis=0)) # 将所有
feature map的结果相加

46
```

```
"C:\Program Files\Python312\python.exe"
请输入通道数: 3
请输入 feature map 的个数: 3
请输入 feature map 每个的大小: 3
请输入 kernel 每个的大小: 2
卷积 1:
 [[-0.42883754 -0.25691563]
 [-0.0117801
             0.44036308]]
卷积 2:
 [[1.2030253 1.352327 ]
 [1.1940564 1.377857 ]]
卷积 3:
 [[2.160815 2.6061153]
 [3.298646 4.198612]]
进程已结束,退出代码为 0
```

在PyTorch中,nn.ModuleList 是一个容器,用于包含子模块(nn.Module)的列表。与普通的Python列表不同,nn.ModuleList 会被正确地注册到网络中,使得所有的子模块都能被正确地管理和访问。这对于构建复杂的神经网络结构,特别是那些包含多个相同或相似组件的结构时,非常有用。

对于Conv2d:

```
class torch.nn.Conv2d(in_channels, out_channels, kernel_size,
stride=1, padding=0, dilation=1, groups=1, bias=True)
```

可以看出,这个类将步长默认为1,没有填充。同时定义了一个卷积核,方便后面进行二维卷积操作。最后没有解决的小问题:为什么在打印矩阵的过程中会出现一些空格?