

Python小练习：优化器torch.optim的使用

作者：凯鲁嘎吉 - 博客园 <http://www.cnblogs.com/kailugaji/>

本文主要介绍Pytorch中优化器的使用方法，了解optimizer.zero_grad()、loss.backward()以及optimizer.step()函数的用法。

问题陈述：假设最小化目标函数为 $L = \sum_{i=1}^N x_i^2$ 。给定初始值 $\left[x_1^{(0)}, x_2^{(0)} \right] = [5, 10]$ ，求最优解 $\hat{x} = \arg \min L$ 。

1. optim_test.py

```
1 #-*- coding: utf-8 -*-
2 # Author: 凯鲁嘎吉 Coral Gajic
3 # https://www.cnblogs.com/kailugaji/
4 # Python小练习：优化器torch.optim的使用
5 # 假设损失函数为 $loss = \sum (x^2)$ ，给定初始 $x(0)$ ，目的是找到最优的 $x$ ，使得 $loss$ 最小化
6 # 以2维数据为例， $loss = x_1^2 + x_2^2$ 
7 #  $loss$ 对 $x_1$ 的偏导为 $2 * x_1$ ， $loss$ 对 $x_2$ 的偏导为 $2 * x_2$ 
8 '''
9 部分参考：
10 https://www.cnblogs.com/zhouyang209117/p/16048331.html
11 '''
12 import torch
13 import torch.optim as optim
14 import numpy as np
15 import matplotlib.pyplot as plt
16 plt.rc('font', family='Times New Roman')
17
18 # 方法一：
19 # 自己实现的优化
20 rate = 0.1 # 学习率
21 iteration = 30 # 迭代次数
22 num = 3
23 data = np.array([5.0, 10.0]) # 给定初始数据 $x(0)$ 
24 for i in range(iteration):
25     loss = (data ** 2).sum(axis = 0) # 优化目标：最小化 $loss = x_1^2 + x_2^2$ 
26     my_grad = 2 * data # 梯度 $d(loss)/dx$ :  $2 * x_1, 2 * x_2$ 
27     print('%d.' % (i+1),
28           '数据: ', np.around(data, num),
29           '\t损失函数: ', np.around(loss, num),
```

```

30         '\t梯度: ', np.around(my_grad, num)
31     )
32     data -= my_grad * rate # 优化更新:  $x = x - \text{learning\_rate} * (d(\text{loss})/dx)$ 
33
34     print('-----')
35 # 方法二:
36 # pytorch自带的优化器
37 data = np.array([5.0, 10.0]) # 给定初始数据x(0)
38 data = torch.tensor(data, requires_grad=True) # 需要求梯度
39 optimizer = optim.SGD([data], lr = rate) # 优化器: 随机梯度下降
40 plot_loss = []
41 for i in range(iteration):
42     optimizer.zero_grad() # 清空先前的梯度
43     loss = (data ** 2).sum() # 优化目标: 最小化  $\text{loss} = x_1^2 + x_2^2$ 
44     print('%d.' % (i+1),
45           '数据: ', np.around(data.detach().numpy(), num),
46           '\t损失函数: ', np.around(loss.item(), num),
47           end=' ',
48           )
49     loss.backward() # 计算当前梯度  $d(\text{loss})/dx = 2 * x$ , 并反向传播
50     print('\t梯度: ', np.around(data.grad.detach().numpy(), num)) # 打印梯度
51     optimizer.step() # 优化更新:  $x = x - \text{learning\_rate} * (d(\text{loss})/dx)$ 
52     plot_loss.append([i+1, loss.item()]) # 保存每次迭代的loss
53
54 plot_loss = np.array(plot_loss) # 将list转换成numpy
55 # -----画Loss曲线图-----
56 plt.plot(plot_loss[:, 0], plot_loss[:, 1], color = 'red', ls = '-')
57 plt.xlabel('Iteration')
58 plt.ylabel('Loss')
59 plt.tight_layout()
60 plt.savefig('Loss.png', bbox_inches='tight', dpi=500)
61 plt.show()

```

2. 结果

D:\ProgramData\Anaconda3\python.exe "D:/Python code/2023.3 exercise/optimizer/optim_test.py"

```

1. 数据: [ 5. 10.]    损失函数: 125.0    梯度: [10. 20.]
2. 数据: [4. 8.]     损失函数: 80.0     梯度: [ 8. 16.]
3. 数据: [3.2 6.4]   损失函数: 51.2     梯度: [ 6.4 12.8]
4. 数据: [2.56 5.12] 损失函数: 32.768    梯度: [ 5.12 10.24]
5. 数据: [2.048 4.096] 损失函数: 20.972    梯度: [4.096 8.192]
6. 数据: [1.638 3.277] 损失函数: 13.422    梯度: [3.277 6.554]
7. 数据: [1.311 2.621] 损失函数: 8.59     梯度: [2.621 5.243]
8. 数据: [1.049 2.097] 损失函数: 5.498    梯度: [2.097 4.194]
9. 数据: [0.839 1.678] 损失函数: 3.518    梯度: [1.678 3.355]

```

10. 数据:	[0.671 1.342]	损失函数:	2.252	梯度:	[1.342 2.684]
11. 数据:	[0.537 1.074]	损失函数:	1.441	梯度:	[1.074 2.147]
12. 数据:	[0.429 0.859]	损失函数:	0.922	梯度:	[0.859 1.718]
13. 数据:	[0.344 0.687]	损失函数:	0.59	梯度:	[0.687 1.374]
14. 数据:	[0.275 0.55]	损失函数:	0.378	梯度:	[0.55 1.1]
15. 数据:	[0.22 0.44]	损失函数:	0.242	梯度:	[0.44 0.88]
16. 数据:	[0.176 0.352]	损失函数:	0.155	梯度:	[0.352 0.704]
17. 数据:	[0.141 0.281]	损失函数:	0.099	梯度:	[0.281 0.563]
18. 数据:	[0.113 0.225]	损失函数:	0.063	梯度:	[0.225 0.45]
19. 数据:	[0.09 0.18]	损失函数:	0.041	梯度:	[0.18 0.36]
20. 数据:	[0.072 0.144]	损失函数:	0.026	梯度:	[0.144 0.288]
21. 数据:	[0.058 0.115]	损失函数:	0.017	梯度:	[0.115 0.231]
22. 数据:	[0.046 0.092]	损失函数:	0.011	梯度:	[0.092 0.184]
23. 数据:	[0.037 0.074]	损失函数:	0.007	梯度:	[0.074 0.148]
24. 数据:	[0.03 0.059]	损失函数:	0.004	梯度:	[0.059 0.118]
25. 数据:	[0.024 0.047]	损失函数:	0.003	梯度:	[0.047 0.094]
26. 数据:	[0.019 0.038]	损失函数:	0.002	梯度:	[0.038 0.076]
27. 数据:	[0.015 0.03]	损失函数:	0.001	梯度:	[0.03 0.06]
28. 数据:	[0.012 0.024]	损失函数:	0.001	梯度:	[0.024 0.048]
29. 数据:	[0.01 0.019]	损失函数:	0.0	梯度:	[0.019 0.039]
30. 数据:	[0.008 0.015]	损失函数:	0.0	梯度:	[0.015 0.031]

1. 数据:	[5. 10.]	损失函数:	125.0	梯度:	[10. 20.]
2. 数据:	[4. 8.]	损失函数:	80.0	梯度:	[8. 16.]
3. 数据:	[3.2 6.4]	损失函数:	51.2	梯度:	[6.4 12.8]
4. 数据:	[2.56 5.12]	损失函数:	32.768	梯度:	[5.12 10.24]
5. 数据:	[2.048 4.096]	损失函数:	20.972	梯度:	[4.096 8.192]
6. 数据:	[1.638 3.277]	损失函数:	13.422	梯度:	[3.277 6.554]
7. 数据:	[1.311 2.621]	损失函数:	8.59	梯度:	[2.621 5.243]
8. 数据:	[1.049 2.097]	损失函数:	5.498	梯度:	[2.097 4.194]
9. 数据:	[0.839 1.678]	损失函数:	3.518	梯度:	[1.678 3.355]
10. 数据:	[0.671 1.342]	损失函数:	2.252	梯度:	[1.342 2.684]
11. 数据:	[0.537 1.074]	损失函数:	1.441	梯度:	[1.074 2.147]
12. 数据:	[0.429 0.859]	损失函数:	0.922	梯度:	[0.859 1.718]
13. 数据:	[0.344 0.687]	损失函数:	0.59	梯度:	[0.687 1.374]
14. 数据:	[0.275 0.55]	损失函数:	0.378	梯度:	[0.55 1.1]
15. 数据:	[0.22 0.44]	损失函数:	0.242	梯度:	[0.44 0.88]
16. 数据:	[0.176 0.352]	损失函数:	0.155	梯度:	[0.352 0.704]
17. 数据:	[0.141 0.281]	损失函数:	0.099	梯度:	[0.281 0.563]
18. 数据:	[0.113 0.225]	损失函数:	0.063	梯度:	[0.225 0.45]
19. 数据:	[0.09 0.18]	损失函数:	0.041	梯度:	[0.18 0.36]
20. 数据:	[0.072 0.144]	损失函数:	0.026	梯度:	[0.144 0.288]
21. 数据:	[0.058 0.115]	损失函数:	0.017	梯度:	[0.115 0.231]
22. 数据:	[0.046 0.092]	损失函数:	0.011	梯度:	[0.092 0.184]
23. 数据:	[0.037 0.074]	损失函数:	0.007	梯度:	[0.074 0.148]
24. 数据:	[0.03 0.059]	损失函数:	0.004	梯度:	[0.059 0.118]
25. 数据:	[0.024 0.047]	损失函数:	0.003	梯度:	[0.047 0.094]

26. 数据:	[0.019 0.038]	损失函数:	0.002	梯度:	[0.038 0.076]
27. 数据:	[0.015 0.03]	损失函数:	0.001	梯度:	[0.03 0.06]
28. 数据:	[0.012 0.024]	损失函数:	0.001	梯度:	[0.024 0.048]
29. 数据:	[0.01 0.019]	损失函数:	0.0	梯度:	[0.019 0.039]
30. 数据:	[0.008 0.015]	损失函数:	0.0	梯度:	[0.015 0.031]

Process finished with exit code 0

