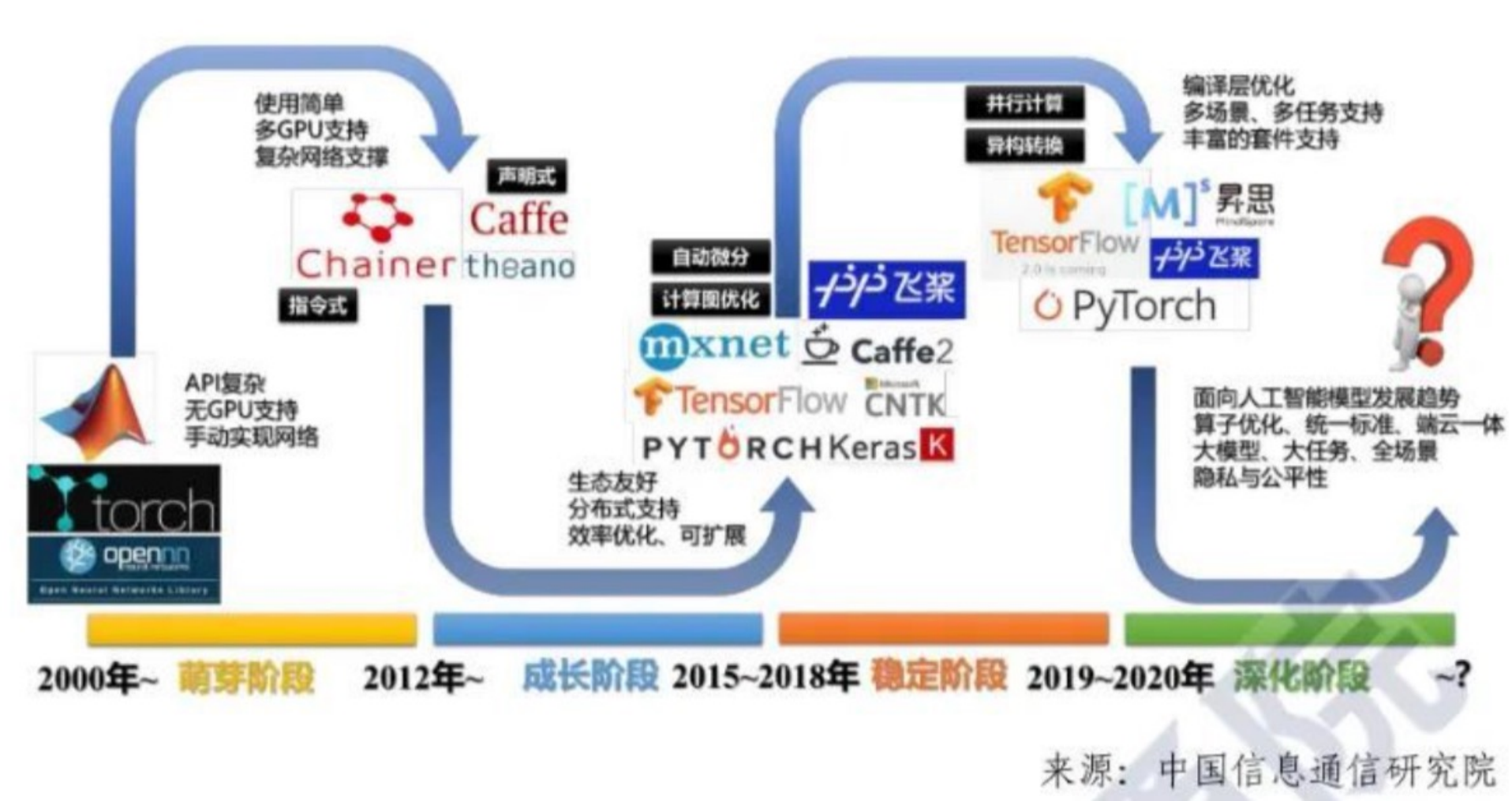
博学谷
www.boxuegu.com
黑马程序员线上品牌

PyTorch使用

一样的教育，不一样的品质

PyTorch


使用简单
多GPU支持
复杂网络支撑
声明式
Caffe
Chainer
theano
指令式
API复杂
无GPU支持
手动实现网络
torch
opennn
自动微分
计算图优化
mxnet
Caffe2
TensorFlow
CNTK
PYTORCH
Keras
生态友好
分布式支持
效率优化、可扩展
并行计算
异构转换
编译层优化
多场景、多任务支持
丰富的套件支持
TensorFlow
昇思
飞桨
PyTorch
面向人工智能模型发展趋势
算子优化、统一标准、端云一体
大模型、大任务、全场景
隐私与公平性
2000年~ 萌芽阶段
2012年~ 成长阶段
2015~2018年 稳定阶段
2019~2020年 深化阶段
~?
来源：中国信息通信研究院

PyTorch

一个 Python 深度学习框架，它将数据封装成张量（Tensor）来进行处理。PyTorch 中的张量就是元素为同一种数据类型的多维矩阵。在 PyTorch 中，张量以 "类" 的形式封装起来，对张量的一些运算、处理的方法被封装在类中。

Pytorch的安装：

pip install torch==2.0.1 -i https://pypi.tuna.tsinghua.edu.cn/simple

目录

Contents

01

张量的创建

学习目标

Learning Objectives

- 掌握张量创建方法
- 知道线性和随机张量的创建方法
- 知道0-1张量的创建方法
- 知道张量元素类型的转换方法

张量基本创建方式

- torch.tensor 根据指定数据创建张量
- torch.Tensor 根据形状创建张量, 其也可用来创建指定数据的张量

基本创建方式

1、torch.tensor() 根据指定数据创建张量

```
import torch
import numpy as np
# 1. 创建张量标量
data = torch.tensor(10)
print(data)
# 2. numpy 数组, 由于 data 为 float64, 下面代码也使用该类型
data = np.random.randn(2, 3)
data = torch.tensor(data)
print(data)
# 3. 列表, 下面代码使用默认元素类型 float32
data = [[10., 20., 30.], [40., 50., 60.]]
data = torch.tensor(data)
print(data)
```

输出结果:

```
tensor(10)
tensor([[ 0.1345,  0.1149,  0.2435],
        [ 0.8026, -0.6744, -1.0918]],
dtype=torch.float64)
tensor([[10., 20., 30.],
        [40., 50., 60.]])
```

基本创建方式

2.torch.Tensor() 根据指定形状创建张量，也可以用来创建指定数据的张量

```
# 1. 创建2行3列的张量, 默认 dtype 为 float32
data = torch.Tensor(2, 3)
print(data)
# 2. 注意: 如果传递列表, 则创建包含指定元素的张量
data = torch.Tensor([10])
print(data)
data = torch.Tensor([10, 20])
print(data)
```

输出结果:

```
tensor([[0.0000e+00, 3.6893e+19, 2.2018e+05],
        [4.6577e-10, 2.4158e-12, 1.1625e+33]])
tensor([10.])
tensor([10., 20.])
```

创建线性和随机张量

- torch.arange 和 torch.linspace 创建线性张量
- torch.randn 创建随机张量

创建线性和随机张量

1、torch.arange()、torch.linspace() 创建线性张量

```
# 1. 在指定区间按照步长生成元素 [start, end, step)
data = torch.arange(0, 10, 2)
print(data)

# 2. 在指定区间按照元素个数生成 [start, end, num]
data = torch.linspace(0, 11, 10)
print(data)
```

输出结果:

```
tensor([0, 2, 4, 6, 8])
tensor([ 0.0000,  1.2222,  2.4444,  3.6667,  4.8889,  6.1111,  7.3333,  8.5556,
         9.7778, 11.0000])
```

创建线性和随机张量

2、torch.randn() 创建随机张量

```
# 1. 创建随机张量
data = torch.randn(2, 3)  # 创建2行3列张量
print(data)
```

输出结果:

```
tensor([[-0.5209, -0.2439, -1.1780],
        [ 0.8133,  1.1442,  0.6790]])
```

创建0-1张量

- torch.ones 创建全1张量
- torch.zeros 创建全0张量
- torch.full 创建全为指定值张量

创建0、1、指定值张量

1、torch.zeros() 创建全0张量

```
# 1. 创建指定形状全0张量
data = torch.zeros(2, 3)
print(data)
```

输出结果:

```
tensor([[0., 0., 0.],
        [0., 0., 0.]])
```

创建0、1、指定值张量

2、torch.ones()创建全1张量

```
# 1. 创建指定形状全1张量
data = torch.ones(2, 3)
print(data)
```

输出结果:

```
tensor([[1., 1., 1.],
        [1., 1., 1.]])
```

创建0、1、指定值张量

3、torch.full()创建全为指定值张量

```
# 1. 创建指定形状指定值的张量
data = torch.full([2, 3], 10)
print(data)
```

输出结果:

```
tensor([[10, 10, 10],
        [10, 10, 10]])
```

张量的类型转换

- data.type(torch.DoubleTensor)
- data.double()

张量元素类型转换

1、data.type(torch.DoubleTensor)

```
data = torch.full([2, 3], 10)
print(data.dtype)
# 将 data 元素类型转换为 float64 类型
data = data.type(torch.DoubleTensor)
print(data.dtype)
# 转换为其他类型
# data = data.type(torch.IntTensor)
# data = data.type(torch.LongTensor)
# data = data.type(torch.FloatTensor)
```

输出结果:
torch.int64
torch.float64

张量元素类型转换

2、data.double()

```
data = torch.full([2, 3], 10)
print(data.dtype)
# 将 data 元素类型转换为 float64 类型
data = data.double()
print(data.dtype)
# 转换为其他类型
# data = data.int()
# data = data.long()
# data = data.float()
```

输出结果:
torch.int64
torch.float64

总结

sum up

1.创建张量的方式

- torch.tensor() 根据指定数据创建张量
- torch.Tensor() 根据形状创建张量, 其也可用来创建指定数据的张量

2.创建线性和随机张量

- torch.arrange() 和 torch.linspace() 创建线性张量
- torch.randn() 创建随机张量

3.创建01张量

- torch.ones() 创建全1张量
- torch.zeros() 创建全0张量
- torch.full() 创建全为指定值张量

4.张量元素类型转换

- data.type(torch.DoubleTensor)
- data.double()

02

张量的类型转换

学习目标

Learning Objectives

- 掌握张量转换为Numpy数组的方法
- 掌握Numpy数组转换为张量的方法
- 掌握标量张量和数字转换方法

张量转换为NumPy数组

使用Tensor.numpy()函数可以将张量转换为ndarray数组

```
# 1. 将张量转换为 numpy 数组
data_tensor = torch.tensor([2, 3, 4])
# 使用张量对象中的 numpy 函数进行转换
data_numpy = data_tensor.numpy()
print(type(data_tensor))
print(type(data_numpy))
```

输出结果:

```
<class 'torch.Tensor'>
<class 'numpy.ndarray'>
```

NumPy数组转换为张量

- 使用 from_numpy 可以将 ndarray 数组转换为 Tensor
- 使用 torch.tensor 可以将 ndarray 数组转换为 Tensor。

NumPy数组转换为张量

- 使用from_numpy()可以将ndarray数组转换为Tensor

```
data_numpy = np.array([2, 3, 4])
# 将 numpy 数组转换为张量类型
# 1. from_numpy
# 2. torch.tensor(ndarray)
data_tensor = torch.from_numpy(data_numpy)
print(data_tensor)
print(data_numpy)
```

输出结果:

```
tensor([100,   3,   4], dtype=torch.int32)
[100   3   4]
```

NumPy数组转换为张量

- 使用torch.tensor()可以将ndarray数组转换为Tensor。

```
data_numpy = np.array([2, 3, 4])
data_tensor = torch.tensor(data_numpy)
print(data_tensor)
print(data_numpy)
```

输出结果:

```
tensor([100,   3,   4], dtype=torch.int32)
[2 3 4]
```

标量张量和数字转换

- 对于只有一个元素的张量，使用item()函数将该值从张量中提取出来

```
# 当张量只包含一个元素时, 可以通过 item() 函数提取出该值
data = torch.tensor([30,])
print(data.item())
data = torch.tensor(30)
print(data.item())
```

输出结果:

```
30
30
```

总结

sum up

1. 张量转换为 numpy 数组

- data_tensor.numpy()

2. numpy 转换为张量

- torch.from_numpy(data_numpy)
- torch.tensor(data_numpy)

3.标量张量和数字转换

- data.item()

03

张量数值计算

学习目标

Learning Objectives

- 掌握张量基本运算
- 掌握张量点乘运算
- 掌握张量矩阵乘法运算

张量基本运算

加减乘除取负号：

add、sub、mul、div、neg

add_、sub_、mul_、div_、neg_（其中带下划线的版本会修改原数据）

张量基本运算

```
data = torch.randint(0, 10, [2, 3])
print(data)
# 1. 不修改原数据
new_data = data.add(10)  # 等价 new_data = data + 10
print(new_data)
# 2. 直接修改原数据 注意：带下划线的函数为修改原数据本身
data.add_(10)  # 等价 data += 10
print(data)
# 3. 其他函数
print(data.sub(100))
print(data.mul(100))
print(data.div(100))
print(data.neg())
```

输出结果:

```
tensor([[3, 7, 4],
        [0, 0, 6]])
tensor([[13, 17, 14],
        [10, 10, 16]])
tensor([[13, 17, 14],
        [10, 10, 16]])
tensor([[-87, -83, -86],
        [-90, -90, -84]])
tensor([[1300, 1700, 1400],
        [1000, 1000, 1600]])
tensor([[0.1300, 0.1700, 0.1400],
        [0.1000, 0.1000, 0.1600]])
tensor([[-13, -17, -14],
        [-10, -10, -16]])
```

点乘运算

点乘指（Hadamard）的是两个同维数组对应位置的元素相乘，使用mul 和运算符 * 实现。

例如：

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 5 & 6 \\ 7 & 8 \end{bmatrix}$$

则 A, B 的 Hadamard 积：

$$A \circ B = \begin{bmatrix} 1 \times 5 & 2 \times 6 \\ 3 \times 7 & 4 \times 8 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 5 & 12 \\ 21 & 32 \end{bmatrix}$$

点乘运算

```
data1 = torch.tensor([[1, 2], [3, 4]])
data2 = torch.tensor([[5, 6], [7, 8]])
# 第一种方式
data = torch.mul(data1, data2)
print(data)
# 第二种方式
data = data1 * data2
print(data)
```

输出结果:

```
tensor([[ 5, 12],
        [21, 32]])
tensor([[ 5, 12],
        [21, 32]])
```

乘法运算

- 数组乘法运算要求第一个数组 shape: (n, m)，第二个数组 shape: (m, p), 两个数组乘法运算 shape 为: (n, p)。

1. 运算符 @ 用于进行两个矩阵的乘积运算
2. torch.matmul 中输入的 shape 不同的张量, 对应的维度必须符合数组乘法的运算规则

乘法运算

```
# 乘法运算
data1 = torch.tensor([[1, 2], [3, 4], [5, 6]])
data2 = torch.tensor([[5, 6], [7, 8]])
# 方式一:
data3 = data1 @ data2
print("data3-->", data3)
# 方式二:
data4 = torch.matmul(data1, data2)
print("data4-->", data4)
```

输出结果:

```
data3--> tensor([[19, 22],
        [43, 50],
        [67, 78]])
data4--> tensor([[19, 22],
        [43, 50],
        [67, 78]])
```

总结

sum up

1. 张量基本运算函数

- add、sub、mul、div、neg等函数
- add_、sub_、mul_、div_、neg_等函数

2. 张量的点乘运算

- mul和运算符*

3. 矩阵乘法运算

- 运算符@用于进行两个矩阵的乘法运算
- torch.matmul 对应的维度必须符合矩阵运算规则

04

张量运算函数

学习目标

Learning Objectives

1. 掌握张量相关的运算函数

常见运算函数

PyTorch 为每个张量封装很多实用的计算函数：

- 均值
- 平方根
- 求和
- 指数计算
- 对数计算等等

常见运算函数

```
import torch


data = torch.randint(0, 10, [2, 3], dtype=torch.float64)
print(data)
# 1. 计算均值
# 注意: tensor 必须为 Float 或者 Double 类型
print(data.mean())
# 2. 计算总和
print(data.sum())
# 3. 计算平方
print(torch.pow(data, 2))
```

输出结果:

```
tensor([[4., 0., 7.],
        [6., 3., 5.]], dtype=torch.float64)

tensor(4.1667, dtype=torch.float64)

tensor(25., dtype=torch.float64)

tensor([[16.,  0., 49.],
        [36.,  9., 25.]], dtype=torch.float64)
```

常见运算函数

```
# 4. 计算平方根
print(data.sqrt())

# 5. 指数计算, e^n 次方
print(data.exp())

# 6. 对数计算
print(data.log())  # 以 e 为底
print(data.log2())
print(data.log10())
```

输出结果:

```
tensor([[2.0000, 0.0000, 2.6458],
        [2.4495, 1.7321, 2.2361]], dtype=torch.float64)

tensor([[5.4598e+01, 1.0000e+00, 1.0966e+03],
        [4.0343e+02, 2.0086e+01, 1.4841e+02]],
dtype=torch.float64)

tensor([[1.3863,   -inf, 1.9459],
        [1.7918, 1.0986, 1.6094]], dtype=torch.float64)
tensor([[2.0000,   -inf, 2.8074],
        [2.5850, 1.5850, 2.3219]], dtype=torch.float64)
tensor([[0.6021,   -inf, 0.8451],
        [0.7782, 0.4771, 0.6990]], dtype=torch.float64)
```

总结

sum up

1.张量运算函数

Sum,mean,sqrt,pow,exp,log等

05

张量索引操作

学习目标

Learning Objectives

- 掌握简单行列索引的使用
- 掌握列表索引的使用
- 掌握范围索引的使用
- 知道多维索引的使用

索引操作

在操作张量时，经常需要去获取某些元素就进行处理或者修改操作，我们需要了解在torch中的索引操作。

准备数据：

```
import torch
# 随机生成数据
data = torch.randint(0, 10, [4, 5])
print(data)
```

输出结果:

```
tensor([[0, 7, 6, 5, 9],
        [6, 8, 3, 1, 0],
        [6, 3, 8, 7, 3],
        [4, 9, 5, 3, 1]])
```

简单行、列索引

```
print(data[0])
print(data[:, 0])
```

输出结果:
tensor([0, 7, 6, 5, 9])
tensor([0, 6, 6, 4])

列表索引

```
# 返回 (0, 1)、(1, 2) 两个位置的元素
print(data[[0, 1], [1, 2]])

# 返回 0、1 行的 1、2 列共4个元素
print(data[[[0], [1]], [1, 2]])
```

输出结果:

```
tensor([7, 3])
tensor([[7, 6],
        [8, 3]])
```

范围索引

```
# 前3行的前2列数据
print(data[:3, :2])


# 第2行到最后的前2列数据
print(data[2:, :2])
```

输出结果:

```
tensor([[0, 7],
        [6, 8],
        [6, 3]])
tensor([[6, 3],
        [4, 9]])
```

多维索引

```
data = torch.randint(0, 10, [3, 4, 5])
print(data)
# 获取0轴上的第一个数据
print(data[0, :, :])
# 获取1轴上的第一个数据
print(data[:, 0, :])
# 获取2轴上的第一个数据
print(data[:, :, 0])
```

输出结果:

```
tensor([[[2, 4, 1, 2, 3],
         [5, 5, 1, 5, 0],
         [1, 4, 5, 3, 8],
         [7, 1, 1, 9, 9]],

        [[9, 7, 5, 3, 1],
         [8, 8, 6, 0, 1],
         [6, 9, 0, 2, 1],
         [9, 7, 0, 4, 0]],

        [[0, 7, 3, 5, 6],
         [2, 4, 6, 4, 3],
         [2, 0, 3, 7, 9],
         [9, 6, 4, 4, 4]]])
tensor([[2, 4, 1, 2, 3],
        [5, 5, 1, 5, 0],
        [1, 4, 5, 3, 8],
        [7, 1, 1, 9, 9]])
tensor([[2, 4, 1, 2, 3],
        [9, 7, 5, 3, 1],
        [0, 7, 3, 5, 6]])
tensor([[2, 5, 1, 7],
        [9, 8, 6, 9],
        [0, 2, 2, 9]])
```

总结

sum up

- 简单行列索引
- 列表索引
- 范围索引
- 多维索引

06

张量形状操作

学习目标

Learning Objectives

1. 掌握reshape()、squeeze()、unsqueeze()、transpose()、permute()、view()、contiguous()等函数使用

reshape()函数

reshape 函数可以在保证张量数据不变的前提下改变数据的维度，将其转换成指定的形状。

```
import torch

data = torch.tensor([[10, 20, 30], [40, 50, 60]])
# 1. 使用 shape 属性或者 size 方法都可以获得张量的形状
print(data.shape)
print(data.size)

# 2. 使用 reshape 函数修改张量形状
new_data = data.reshape(1, 6)
print(new_data.shape)
```

输出结果:

```
torch.Size([2, 3])
torch.Size([2, 3])
torch.Size([1, 6])
```

squeeze()和unsqueeze()函数

squeeze 函数删除形状为 1 的维度（降维），unsqueeze 函数添加形状为1的维度（升维）。

```
mydata1 = torch.tensor([1, 2, 3, 4, 5])
print('mydata1--->', mydata1.shape, mydata1) # 一个普通的数组 1维数据
mydata2 = mydata1.unsqueeze(dim=0)
print('在0维度上 拓展维度：', mydata2, mydata2.shape)  #1*5
mydata3 = mydata1.unsqueeze(dim=1)
print('在1维度上 拓展维度：', mydata3, mydata3.shape)  #5*1
mydata4 = mydata1.unsqueeze(dim=-1)
print('在-1维度上 拓展维度：', mydata4, mydata4.shape) #5*1
mydata5 = mydata4.squeeze()
print('压缩维度：', mydata5, mydata5.shape)  #1*5
```

输出结果:

```
mydata1---> torch.Size([5]) tensor([1, 2, 3, 4, 5])
在0维度上 拓展维度： tensor([[1, 2, 3, 4, 5]]) torch.Size([1, 5])
在1维度上 拓展维度： tensor([[1],
        [2],
        [3],
        [4],
        [5]]) torch.Size([5, 1])
在-1维度上 拓展维度： tensor([[1],
        [2],
        [3],
        [4],
        [5]]) torch.Size([5, 1])
压缩维度： tensor([1, 2, 3, 4, 5]) torch.Size([5])
```

transpose()和permute()函数

transpose 函数可以实现交换张量形状的指定维度, 例如: 一个张量的形状为 (2, 3, 4) 可以通过 transpose 函数把 3 和 4 进行交换, 将张量的形状变为 (2, 4, 3) 。 permute 函数可以一次交换更多的维度。

```
data = torch.tensor(np.random.randint(0, 10, [3, 4, 5]))
print('data shape:', data.size())
# 1 交换1和2维度
mydata2 = torch.transpose(data, 1, 2)
print('mydata2.shape--->', mydata2.shape)
# 2 将data 的形状修改为 (4, 5, 3), 需要变换多次
mydata3 =  torch.transpose(data, 0, 1)
mydata4 = torch.transpose(mydata3, 1, 2)
print('mydata4.shape--->', mydata4.shape)
# 3 使用 permute 函数将形状修改为 (4, 5, 3)
# 3-1 方法1
mydata5 = torch.permute(data, [1, 2, 0])
print('mydata5.shape--->', mydata5.shape)
# 3-2 方法2
mydata6 = data.permute([1, 2, 0])
print('mydata6.shape--->', mydata6.shape)
```

输出结果:

```
data shape: torch.Size([3, 4, 5])
mydata2.shape---> torch.Size([3, 5, 4])
mydata4.shape---> torch.Size([4, 5, 3])
mydata5.shape---> torch.Size([4, 5, 3])
mydata6.shape---> torch.Size([4, 5, 3])
```

view()和contiguous()函数

view 函数也可以用于修改张量的形状，只能用于存储在整块内存中的张量。在 PyTorch 中，有些张量是由不同的数据块组成的，它们并没有存储在整块的内存中，view 函数无法对这样的张量进行变形处理。

```
# 1 若要使用view函数, 需要使用contiguous() 变成连续以后再使用view函数
# 2 判断张量是否使用整块内存
data = torch.tensor( [[10, 20, 30],[40, 50, 60]])
print('data--->', data, data.shape)
# 1 判断是否使用整块内存
print(data.is_contiguous()) # True
# 2 view
mydata2 = data.view(3, 2)
print('mydata2--->', mydata2, mydata2.shape)
```

输出结果:

```
data---> tensor([[10, 20, 30],
        [40, 50, 60]]) torch.Size([2, 3])
True

mydata2---> tensor([[10, 20],
        [30, 40],
        [50, 60]]) torch.Size([3, 2])
```

总结

sum up

1.reshape 函数可以在保证张量数据不变的前提下改变数据的维度

2.squeeze 和 unsqueeze 函数可以用来增加或者减少维度

3.transpose 函数可以实现交换张量形状的指定维度，permute 可以一次交换更多的维度

4.view 函数也可以用于修改张量的形状，但是它要求被转换的张量内存必须连续，所以一般配合 contiguous 函数使用

07

张量拼接操作

学习目标

Learning Objectives

1.掌握torch.cat()使用

torch.cat()

- torch.cat()函数可以将两个张量根据指定的维度拼接起来，不改变维度数。

```
import torch
data1 = torch.randint(0, 10, [1, 2, 3])
data2 = torch.randint(0, 10, [1, 2, 3])
# 1. 按0维度拼接
new_data = torch.cat([data1, data2], dim=0)
print(new_data.shape)
# 2. 按1维度拼接
new_data = torch.cat([data1, data2], dim=1)
print(new_data.shape)
# 3. 按2维度拼接
new_data = torch.cat([data1, data2], dim=2)
print(new_data.shape)
```

输出结果:
torch.Size([2, 2, 3])
torch.Size([1, 4, 3])
torch.Size([1, 2, 6])

总结

sum up

1.cat()函数可以将张量按照指定的维度拼接起来

08

自动微分模块

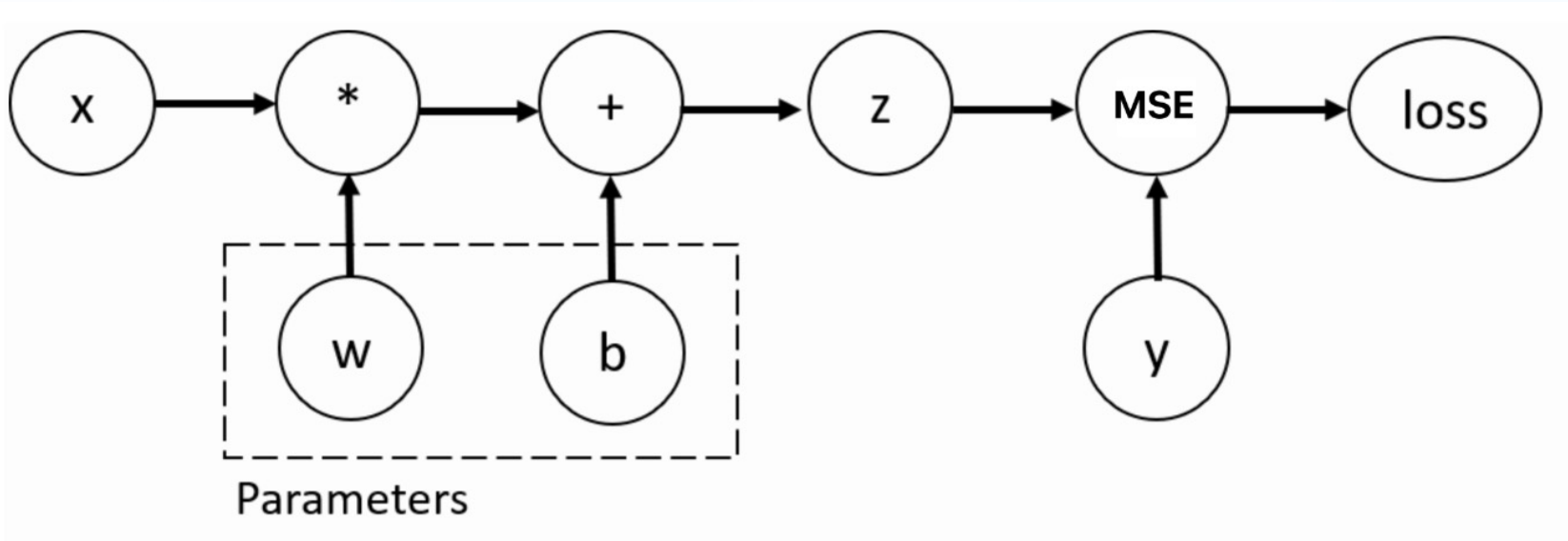
学习目标

Learning Objectives

1. 掌握自动微分模块的使用

自动微分模块

训练神经网络时，最常用的算法就是反向传播。在该算法中，参数（模型权重）会根据损失函数关于对应参数的梯度进行调整。为了计算这些梯度，PyTorch内置了名为 torch.autograd 的微分引擎。它支持任意计算图的自动梯度计算：



接下来我们使用这个结构进行自动微分模块的介绍。我们使用 backward 方法、grad 属性来实现梯度的计算和访问.

自动微分模块

```
import torch

# 1. 当X为标量时梯度的计算
def test01():
    x = torch.tensor(5)
    # 目标值
    y = torch.tensor(0.)
    # 设置要更新的权重和偏置的初始值
    w = torch.tensor(1., requires_grad=True, dtype=torch.float32)
    b = torch.tensor(3., requires_grad=True, dtype=torch.float32)
    # 设置网络的输出值
    z = x * w + b  # 矩阵乘法
    # 设置损失函数，并进行损失的计算
    loss = torch.nn.MSELoss()
    loss = loss(z, y)
    # 自动微分
    loss.backward()
    # 打印 w,b 变量的梯度
    # backward 函数计算的梯度值会存储在张量的 grad 变量中
    print("W的梯度:", w.grad)
    print("b的梯度", b.grad)
```

输出结果:

```
# 当X是标量时的结果
W的梯度: tensor(80.)
b的梯度 tensor(16.)
```

自动微分模块

```
import torch

def test02():
    # 输入张量 2*5
    x = torch.ones(2,5)
    # 目标值是 2*3
    y = torch.zeros(2,3)
    # 设置要更新的权重和偏置的初始值
    w = torch.randn(5, 3,requires_grad=True)
    b = torch.randn(3, requires_grad=True)
    # 设置网络的输出值
    z = torch.matmul(x, w) + b  # 矩阵乘法
    # 设置损失函数，并进行损失的计算
    loss = torch.nn.MSELoss()
    loss = loss(z, y)
    # 自动微分
    loss.backward()
    # 打印 w,b 变量的梯度
    # backward 函数计算的梯度值会存储在张量的 grad 变量中
    print("W的梯度:", w.grad)
    print("b的梯度", b.grad)
```

输出结果:

```
W的梯度: tensor(
[[ 0.0757, 0.6087, -0.6538], [ 0.0757,
0.6087, -0.6538], [ 0.0757, 0.6087, -
0.6538], [ 0.0757, 0.6087, -0.6538],
[ 0.0757, 0.6087, -0.6538]])
b的梯度 tensor([ 0.0757, 0.6087, -
0.6538])
```

总结

sum up

- 本小节主要讲解了 PyTorch 中非常重要的自动微分模块的使用和理解。
- 我们对需要计算梯度的张量需要设置 requires_grad=True 属性。

09

案例-线性回归案例

学习目标

Learning Objectives

- 知道线性回归是什么
- 知道损失函数是什么
- 知道线性回归的梯度下降优化方法

线性回归

- 假若有了身高和体重数据，来了播仔的身高，你能预测播仔体重吗？

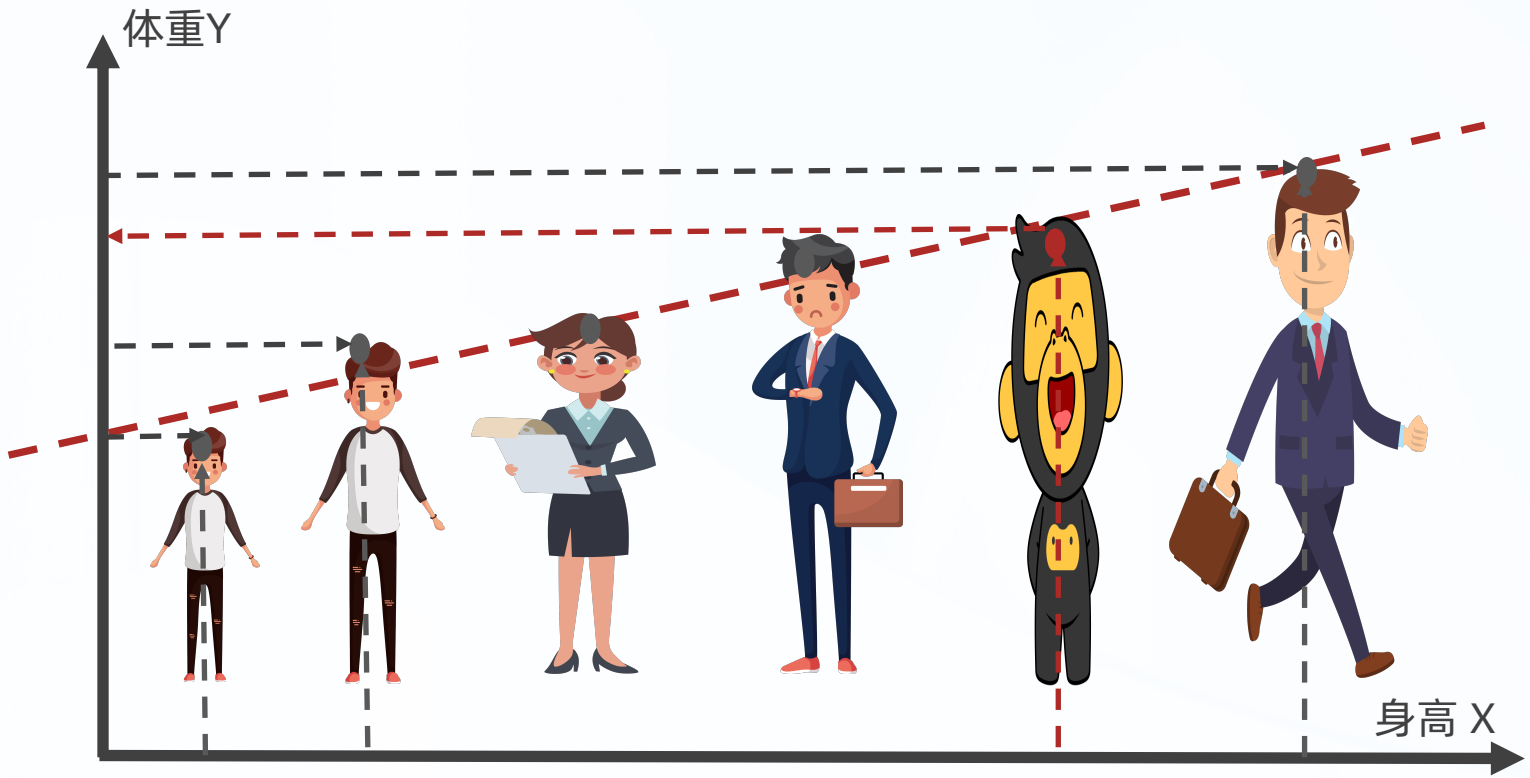
编号	身高	体重
1	160	56.3
2	166	60.6
3	172	65.1
4	174	68.5
5	180	75
6	176	?

线性回归

- 思路：先从已知身高X和体重Y中找规律，再预测

线性回归

- 数学问题：用一条线来拟合身高和体重之间的关系，再对新数据进行预测



编号	身高	体重
1	160	56.3
2	166	60.6
3	172	65.1
4	174	68.5
5	180	75
6	176	?

方程 y = WX + b

W160 + b = 56.3 -- (1)

W166 + b = 60.6 -- (2)

。。。。

W: 斜率 b:截距

若： y = 0.9 x + (-93)

0.9*176 + (-93) = ?

损失函数

损失函数用来衡量真实值和预测值之间的差异，为优化参数指明了方向

编号	身高	体重
1	160	56.3
2	166	60.6
3	172	65.1
4	174	68.5
5	180	75
6	176	?

均方误差 (Mean-Square Error, MSE)

$$J(w, b) = \frac{1}{m}\sum_{i=0}^{m}(h(x^{(i)}) - y^{(i)})^2$$

平均绝对误差 (Mean Absolute Error , MAE)

$$J(w, b) = \frac{1}{m}\sum_{0}^{m}\left|h(x^{(i)}) - y^{(i)}\right|$$

梯度下降法 - 梯度下降和梯度

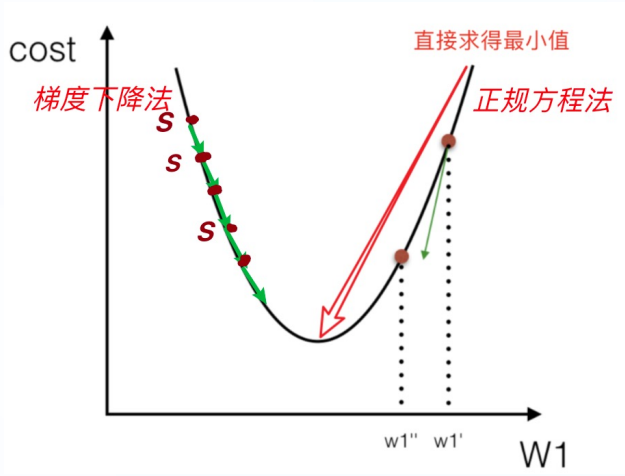
- 什么是梯度下降法
  - 顾名思义：沿着梯度下降的方向求解极小值
  - 举个例子：坡度最陡下山法

梯度下降过程就和下山场景类似

可微分的损失函数，代表着一座山

寻找的函数的最小值，也就是山底

- 输入：初始化位置S；每步距离为a 。输出：从位置S到达山底
- 步骤1：令初始化位置为山的任意位置S
- 步骤2：在当前位置环顾四周，如果四周都比S高返回S；否则执行步骤3
- 步骤3: 在当前位置环顾四周，寻找坡度最陡的方向，令其为x方向
- 步骤4：沿着x方向往下走，长度为a，到达新的位置S'
- 步骤5：在S'位置环顾四周，如果四周都比S'高，则返回S'。否则转到步骤3



梯度下降法 - 梯度下降和梯度

- 什么是梯度 gradient grad
  - 单变量函数中，梯度就是某一点切线斜率（某一点的导数）；有方向为函数增长最快的方向
  - 多变量函数中，梯度就是某一个点的偏导数；有方向：偏导数分量的向量方向

- 梯度下降公式
  - 循环迭代求当前点的梯度，更新当前的权重参数

$$\theta_{i+1} = \theta_i - \alpha \frac{\partial}{\partial \theta_i} J(\theta)$$

  - α: 学习率(步长) 不能太大, 也不能太小. 机器学习中：0.001 ~ 0.01
  - 梯度是上升最快的方向, 我们需要是下降最快的方向, 所以需要加负号

梯度下降法 - 梯度下降和梯度

- 单变量梯度下降 – 举个栗子

函数：$J(\theta) = \theta^2$, 求当 θ 为何值时，J(θ) 值最小　J(θ) 函数关于 θ 的导数为: 2θ

初始化 ：起点为：1 ，学习率：α = 0.4

我们开始进行梯度下降的迭代计算过程:

第一步：θ = 1

第二步：θ = θ - α * (2θ) = 1 - 0.4 * (2*1) = 0.2

第三步：θ = θ - α * (2θ) = 0.2 - 0.4 * (2*0.2) = 0.04

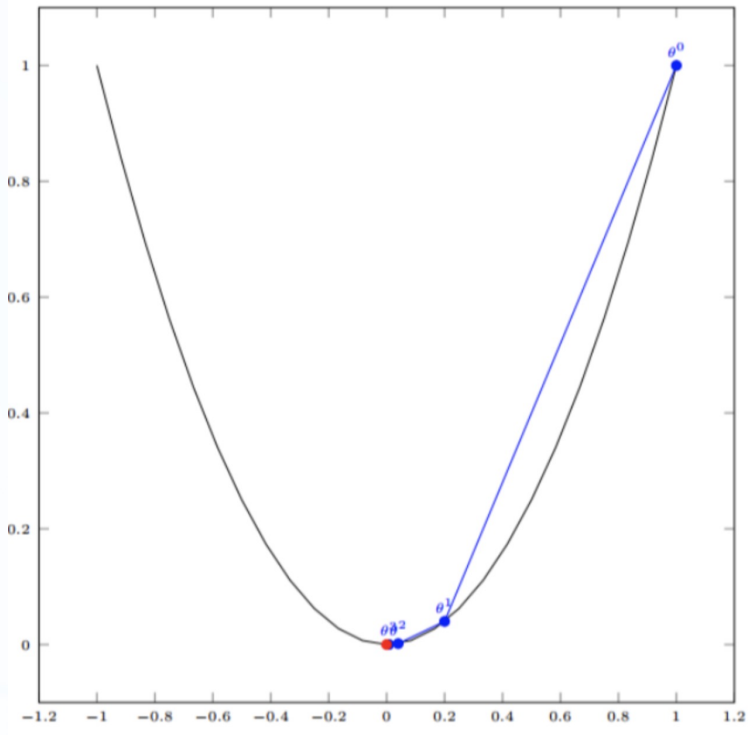
第四步：θ = θ - α * (2θ) = 0.04 - 0.4 * (2*0.04) = 0.008

第五步：θ = θ - α * (2θ) = 0.008 - 0.4 * (2*0.008) = 0.0016

....

第N步：θ 已经极其接近最优值 0，J(θ) 也接近最小值。

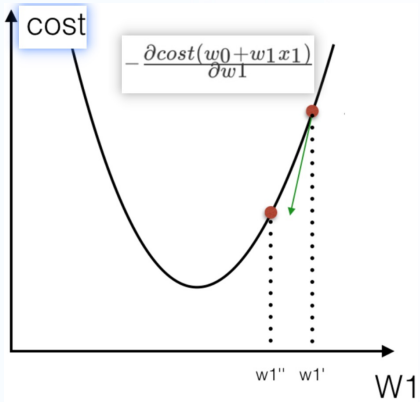
小结：经过四次的运算，即走了四步，基本抵达了函数的最低点



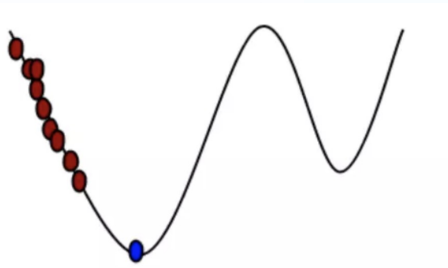
梯度下降法 - 梯度下降和梯度

- 梯度下降优化过程
  1. 给定初始位置、步长（学习率）
  2. 计算该点当前的梯度的负方向
  3. 向该负方向移动步长
  4. 重复 2-3 步 直至收敛
     - 两次差距小于指定的阈值
     - 达到指定的迭代次数

- 梯度下降公式中，为什么梯度要乘以一个负号
  - 梯度的方向实际就是函数在此点上升最快的方向！
  - 需要朝着下降最快的方向走，负梯度方向， 所以加上负号



- 有关学习率步长(Learning rate)
  1. 步长决定了在梯度下降迭代的过程中，每一步沿梯度负方向前进的长度
  2. 学习率太小，下降的速度会慢
  3. 学习率太大：容易造成错过最低点、产生下降过程中的震荡、甚至梯度爆炸



学习目标

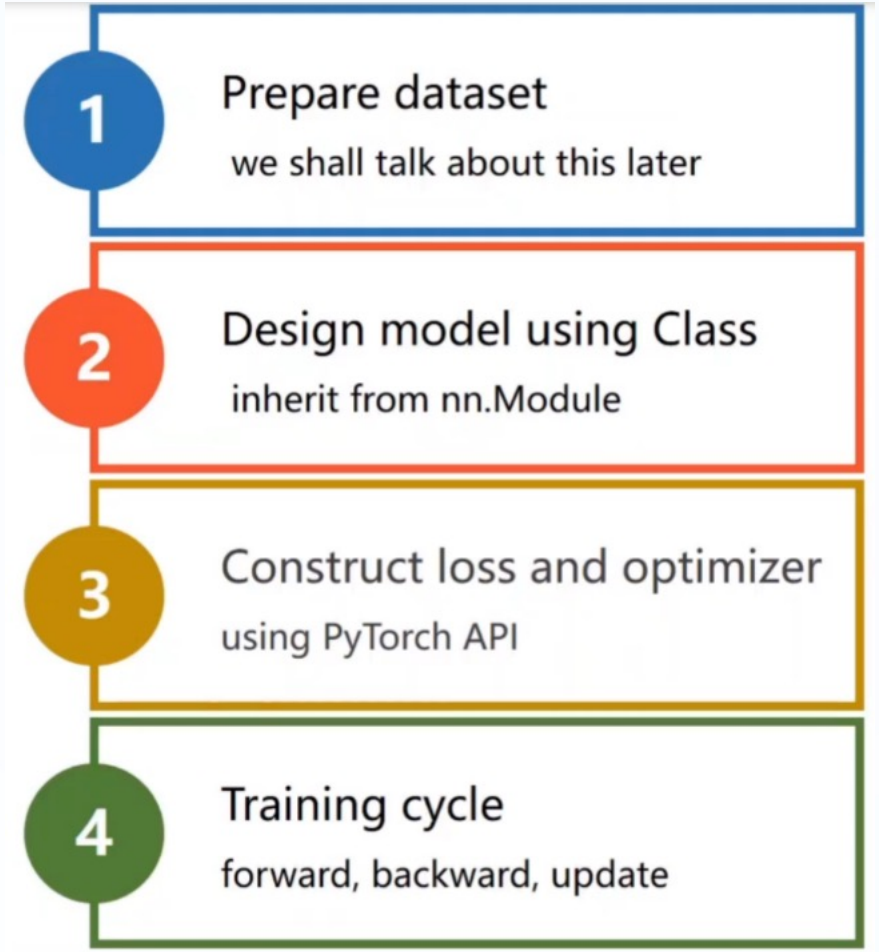
Learning Objectives

- 掌握PyTorch构建线性回归模型相关API

模型构建

我们使用 PyTorch 的各个组件来构建线性回归的实现。在pytorch中进行模型构建的整个流程一般分为四个步骤：

- 准备训练集数据
- 构建要使用的模型
- 设置损失函数和优化器
- 模型训练



要使用的API

- 使用 PyTorch 的 nn.MSELoss() 代替自定义的**平方损失函数**
- 使用 PyTorch 的 data.DataLoader 代替自定义的**数据加载器**
- 使用 PyTorch 的 optim.SGD 代替自定义的**优化器**
- 使用 PyTorch 的 nn.Linear 代替自定义的**假设函数**

导入工具包

```
# 导入相关模块
import torch
from torch.utils.data import TensorDataset  # 构造数据集对象
from torch.utils.data import DataLoader  # 数据加载器
from torch import nn  # nn模块中有平方损失函数和假设函数
from torch import optim  # optim模块中有优化器函数
from sklearn.datasets import make_regression  # 创建线性回归模型数据集
import matplotlib.pyplot as plt

plt.rcParams['font.sans-serif'] = ['SimHei']  # 用来正常显示中文标签
plt.rcParams['axes.unicode_minus'] = False  # 用来正常显示负号
```

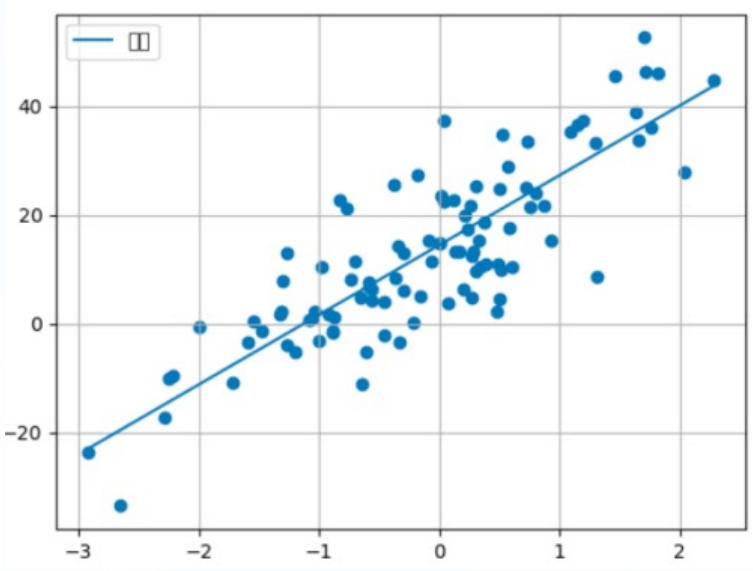
数据集构建

```
def create_dataset():
    x, y, coef = make_regression(n_samples=100,
                                 n_features=1,
                                 noise=10,
                                 coef=True,
                                 bias=1.5,
                                 random_state=0)

    # 将构建数据转换为张量类型
    x = torch.tensor(x)
    y = torch.tensor(y)
    return x, y, coef
```

构建数据集

```
if __name__ == "__main__":
    # 生成的数据
    x,y,coef=create_dataset()
    # 绘制数据的真实的线性回归结果
    plt.scatter(x, y)
    x = torch.linspace(x.min(), x.max(), 1000)
    y1 = torch.tensor([v * coef + 1.5 for v in x])
    plt.plot(x, y1, label='real')
    plt.grid()
    plt.legend()
    plt.show()
```



使用dataloader构建数据加载器并进行模型构建

```
# 构造数据集
x, y, coef = create_dataset()
# 构造数据集对象
dataset = TensorDataset(x, y)
# 构造数据加载器
# dataset=:数据集对象
# batch_size=:批量训练样本数据
# shuffle=:样本数据是否进行乱序
dataloader = DataLoader(dataset=dataset, batch_size=16, shuffle=True)
# 构造模型
# in_features指的是输入张量的大小size
# out_features指的是输出张量的大小size
 model = nn.Linear(in_features=1, out_features=1)
```

设置损失函数和优化器

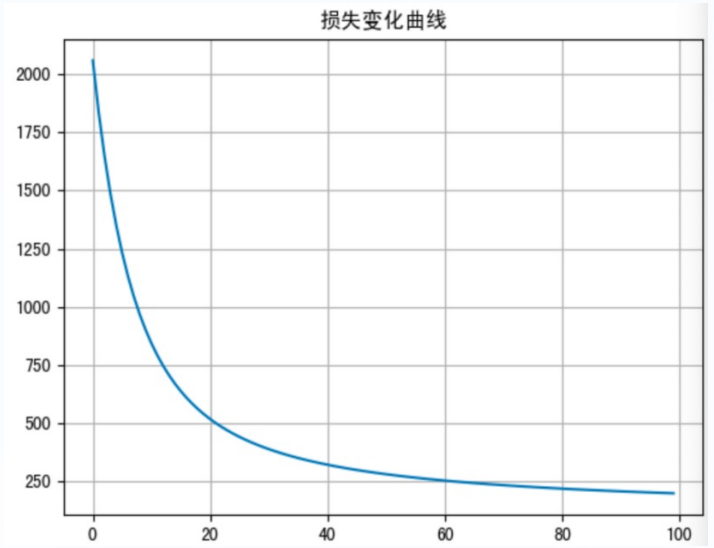
```
# 构造平方损失函数
criterion = nn.MSELoss()
# 构造优化函数
optimizer = optim.SGD(params=model.parameters(), lr=1e-2)
```

模型训练

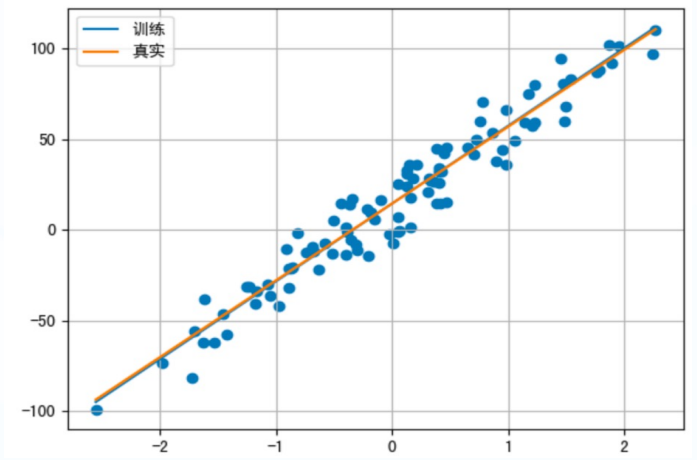
```
epochs = 100
# 损失的变化
loss_epoch = []
total_loss=0.0
train_sample=0.0
for _ in range(epochs):
    for train_x, train_y in dataloader:
        # 将一个batch的训练数据送入模型
        y_pred = model(train_x.type(torch.float32))
        # 计算损失值
        loss = criterion(y_pred, train_y.reshape(-1, 1).type(torch.float32))
        total_loss += loss.item()
        train_sample += len(train_y)
        # 梯度清零
        optimizer.zero_grad()
        # 自动微分(反向传播)
        loss.backward()
        # 更新参数
        optimizer.step()
    # 获取每个batch的损失
    loss_epoch.append(total_loss/train_sample)
```

构建训练模型函数

```
# 绘制损失变化曲线
plt.plot(range(epochs), epoch_loss)
plt.title('损失变化曲线')
plt.grid()
plt.show()
# 绘制拟合直线
plt.scatter(x, y)
x = torch.linspace(x.min(), x.max(), 1000)
y1 = torch.tensor([v * model.weight + model.bias for v in x])
y2 = torch.tensor([v * coef + 1.5 for v in x])
plt.plot(x, y1, label='训练')
plt.plot(x, y2, label='真实')
plt.grid()
plt.legend()
plt.show()
```



调用 train 函数，最后输出的结果为：



博学谷
www.boxuegu.com
黑马程序员线上品牌

扫码关注博学谷微信公众号