PyTorch API

冯哲*

西安电子科技大学计算机学院

2019年2月

目录

*电子邮件: 1194585271@qq.com

1 Pytorch 张量操作

1.1 创建 Tensor

1.1.1 从 numpy 导入

```
torch.from_numpy(numpy.array)
```

1.1.2 从 list 导入

```
torch.tensor(list)
```

1.1.3 未初始化

```
torch.empty(shape_no_list)
torch.Tensor(shape_no_list)
torch.IntTensor(shape_no_list)
torch.FloatTensor(shape_no_list)
```

1.1.4 设置 Tensor 默认类型

```
torch.set_default_tensor_type(torch.FloatTensor/DoubleTensor)
```

1.1.5 随机初始化

```
rand(shape)
randint(min,max,[shape]) #[min,max)
rand_like(tensor)
randn(shape) #data - N(0,1)
```

1.1.6 初始化为同一个数

```
torch.full([shape],number)
```

1.1.7 生成递增递减序列

```
torch.arange(min, max, step)   #[min, max)  int
torch.linspace(min, max, steps)   #[min, max]  steps=numbers  float
torch.logspace(min, max, steps) #[min, max]  step^n
```

1.1.8 ones/zeros/eyes/*_like

```
torch.ones(shape)
torch.zeros(shape)
torch.eye(shape)
torch.*_like(tensor)
```

1.1.9 生成随机种子

```
torch.randperm(int)
```

1.2 索引和切片

1.2.1 简单索引

```
a = torch.rand(10,3,28,28)
a[0]   #第0张照片
a[0,0]   #第0张照片的第0个通道
a[0,0,0]   #第0张照片的第0个通道的第0行像素 dim为1
a[0,0,0,0]   #第0张照片的第0个通道的第0行的第0个像素 dim为0
```

1.2.2 利用切片选取连续索引

```
a = torch.rand(10,3,28,28)
a[:2]  #取前两张图片
a[-2:]   #取后两张图片
a[:2,:1]   #取前两张图片的第一个通道
a[-2:,-2:]    #取后两张图片的后两个通道
```

1.2.3 利用切片选取间隔索引

```
a[:,:,0:28:2,0:28:2]    #取全部图片的全部通道的长宽均间隔采样
```

1.2.4 选取不规则索引

```
a[2][1][18][26] #取第2张图片的第1通道的第18行26列的像素值，标量
a.index_select(dim,tensor) #第一个参数表示维度，第二个是tensor值
a.index_select(0,torch.tensor([0, 3, 3])) #选择第0第3第3张图片
a.index_select(1,torch.tensor([0,2])) #选择四张图片的第0和第2的通道
a.index_select(2,torch.arange(0,8)) #选择四张图片每个通道的前8所有列的像素
```

1.2.5 使用符号 ... 推测维度

```
a[...].shape
a[:3,...].shape
a[:,1,...].shape
a[...,:10].shape
a[0,...,::2].shape  #间隔采样 ::
```

1.2.6 依据掩码的位置信息索引

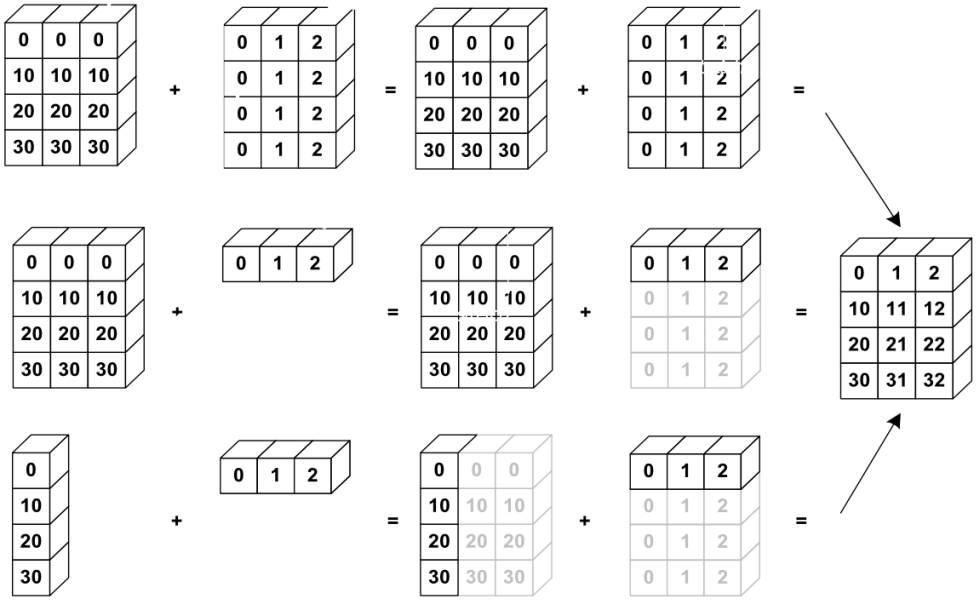
```
x = torch.randn(3,3)
mask = x.ge(0.5)  #>=0.5的位置信息
torch.masked_select(x,mask) #得到所有>=0.5的tensor值
```

1.2.7 打平索引

```
src = torch.tensor([[1,2,3], [4,5,6]])
torch.take(src, torch.tensor([0,2,5])).shape     #torch.Size([3])
```

2 Pytorch 张量高阶操作

2.1 Broadcasting



2.2 Tensor 分割与合并

2.2.1 合并不增加维度-cat

```
a = torch.rand(4, 32, 8) #[classes, students, scores]
b = torch.rand(5, 32, 8) cat维度可以不同
torch.cat([a, b],dim=0).shape #torch.Size([9, 32, 8])
```

2.2.2 合并增加维度-stack

```
a = torch.rand(32, 8) #[students, scores]
b = torch.rand(32, 8) 创建新的维度，旧维度必须一致
c = torch.rand(32, 8)
torch.stack([a, b, c],dim=0).shape #torch.Size([3, 32, 8])
```

2.2.3 根据长度分割-split

```
a = torch.rand(4, 32, 8) #[classes, students, scores]
aa, bb, cc = a.split([1,2,1], dim=0)
aaa, bbb = a.split(2, dim=0)
aa.shape #torch.Size([1, 32, 8])
bb.shape #torch.Size([2, 32, 8])
cc.shape #torch.Size([1, 32, 8])
aaa.shape #torch.Size([2, 32, 8])
bbb.shape #torch.Size([2, 32, 8])
```

2.2.4 根据数量分割-chunk

```
a = torch.rand(6, 32, 8) #[classes, students, scores]
aa, bb= a.chunk(2, dim=0)
cc, dd, ee =a.split(2, dim=0)
aa.shape #torch.Size([3, 32, 8])
bb.shape #torch.Size([3, 32, 8])
cc.shape #torch.Size([2, 32, 8])
dd.shape #torch.Size([2, 32, 8])
ee.shape #torch.Size([2, 32, 8])
```

2.3 Tensor 运算

2.3.1 加减乘除

```
a = torch.rand(4,3)
b = torch.rand(3)
torch.all(torch.eq(a+b, torch.add(a,b)))  #tensor(1, dtype=torch.uint8)
a-b     #torch.sub
a*b     #torch.mul
a/b     #torch.div
a//b     地板除
```

2.3.2 矩阵乘

```
a = torch.rand(4,3)    最后两维做矩阵乘运算，其他符合broadcast机制
b = torch.rand(3,8)
torch.mm(a, b)    #only for 2d
(a @ b).shape    #torch.matmul torch.Size([4, 8])
```

2.3.3 幂次方

```
a**2     #torch.pow
```

2.3.4 平方根/平方根的倒数

```
a.sqrt()     #a**0.5
a.rsqrt()
```

2.3.5 自然常数幂/自然常数底

```
torch.exp(a)     #e**a
torch.log(a)     #lna
```

2.3.6 近似运算

```
a = torch.tensor(3.14)   #tensor(3.14)
a.floor(), a.ceil(), a.round()   #tensor(3.)  tensor(4.)  tensor(3.)
a.trunc()     #tensor(3.)
a.frac()     #tensor(0.1400)
```

2.3.7 数字范围裁剪

```
grad = torch.rand(3,4)*15
grad.min()     #min number
grad.max()     #max number
grad.median()     #median number
grad.clamp(10)     #min number is 10
grad.clamp(0, 10)     #all numbers is [0,10]
```

2.4 Tensor 统计

2.4.1 范数

vector norm	matrix norm
$\|\|x\|\|_1 = \sum_{i=1}^{n} \|a_i\|$	$\|\|A\|\|_1 = \max_{i \le j \le n} \sum_{i=1}^{n} \|a_{ij}\|$
$\|\|x\|\|_e = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} x_i^2}$	$\|\|A\|\|_e = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} a_{ij}^2}$
$\|\|x\|\|_p = \Big(\sum_{i=1}^{n} \|x_i\|^p\Big)^{\frac{1}{p}}$	$\|\|A\|\|_p = \Big(\sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} a_{ij}^2\Big)^{\frac{1}{p}}$

```
a = torch.full([8], 1)
b = a.reshape(2, 4)
c = b.reshape(2, 2, 2)
a   #tensor([1., 1., 1., 1., 1., 1., 1., 1.])
b   #tensor([[1., 1., 1., 1.], [1., 1., 1., 1.]])
a.norm(1), b.norm(1), c.norm(1) #tensor(8.)
a.norm(2), b.norm(2), c.norm(2) #tensor(2.8284)
#two parameters norm, dimension
a.norm(1, dim=0)  #tensor(8.)
b.norm(1, dim=1)  #tensor([4., 4.])
c.norm(2, dim=2)  #tensor([[1.4142, 1.4142], [1.4142, 1.4142]])
```

2.4.2 最大最小平均累和累积

```
a = torch.arange(8).reshape(2,4).float()
a.min()   #tensor(0.)
a.max()   #tensor(7.)
a.mean()   #tensor(3.5)
a.mean(1)   #tensor([1.5000, 5.5000])
a.sum()   #tensor(28.)
a.prod()   #tensor(0.)
```

2.4.3 最大最小参数位置

```
a = torch.randn(4, 10) 4张照片 0-9 10个概率值
a.argmin() a.argmax() 无参数默认打平
a.argmax(1)  返回每张照片概率最大的数字
a.argmax(1, keepdim=True) 返回每张照片概率最大的数字并保持维度信息
a.max(1)  返回每张照片最大的概率及数字
```

2.4.4 第k大与topK

```
a = torch.randn(4, 10) 4张照片 0-9 10个概率值
a.topk(2, dim=1, largest=True)) largest = False 表示最小的 k 个
a.kthvalue(10, dim=1) 返回第10小的概率及位置
```

2.4.5 比较操作

```
>, <, >=, <=, !  =, ==
torch.eq()  可 braodcast, 返回 0/1 同型
torch.equal()  比较每一值, 都相等返回 True
```

2.5 Tensor 高阶操作

2.5.1 GPU离散复制-where

```
torch.where(condition, x, y) --> Tensor 满足条件取 x, 否则取 y
其功能可由for 逻辑功能实现, 但运行在CPU, 难以高度并行
condition 必须是与 x, y 同型的1/0型 x, y可 broadcast
a = torch.rand(2, 2)
b = torch.ones(2, 2)
c = torch.zeros(2, 2)
torch.where(a>0.5, b, c)
```

2.5.2 GPU收集查表操作-gather

```
torch.gather(input, dim, index, out=None) --> Tensor 查表操作
out[i][j][k] = input[index[i][j][k]][j][k] dim=0
out[i][j][k] = input[i][index[i][j][k]][k] dim=1
out[i][j][k] = input[i][j][index[i][j][k]] dim=2
Gather 查表用来索引全局标签
prob = torch.rand(4, 10) 四张图片十个概率值
idx = prob.topk(3, dim=1)[1]
label = torch.arange(10)+100
torch.gather(label.expand(4, 10), dim=1, index=idx)
共四张图片每张查概率最大的三个标
```

3 随机梯度下降

3.1 激活函数

3.1.1 Sigmoid/Logistic

```
torch.sigmoid()
```

3.1.2 tanh

```
torch.tanh()
```

3.1.3 ReLu

```
torch.relu()
```

3.2 损失函数

3.2.1 MSE

```
from toch.nn import functional as F
mse = F.mse_loss(y,w*x+b)
```

3.2.2 Cross Entropy Loss

```
torch.nn.CrossEntropyLoss
criterion = nn.CrossEntropyLoss()
loss = criterion(sample, target)
```

3.2.3 Softmax

```
from torch.nn import functional as F
a = torch.rand(3, requires_grad=True)
p = F.softmax(a, dim=0)
a   #tensor([0.4588, 0.0768, 0.0897], requires_grad=True)
p   #tensor([0.4212, 0.2875, 0.2912], grad_fn=<SoftmaxBackward>)
torch.autograd.grad(p[0], a, retain_graph=True) #output scalar
#(tensor([ 0.2438, -0.1211, -0.1227]),)
```

3.3 求导方法

3.3.1 自动求导

```
torch.autograd.grad(loss, [w1, w2, ...])
[w1 grad, w2 grad, ...]
```

3.3.2 反向回传求导数

```
loss.backward()
w1.grad
w2.grad
...
```