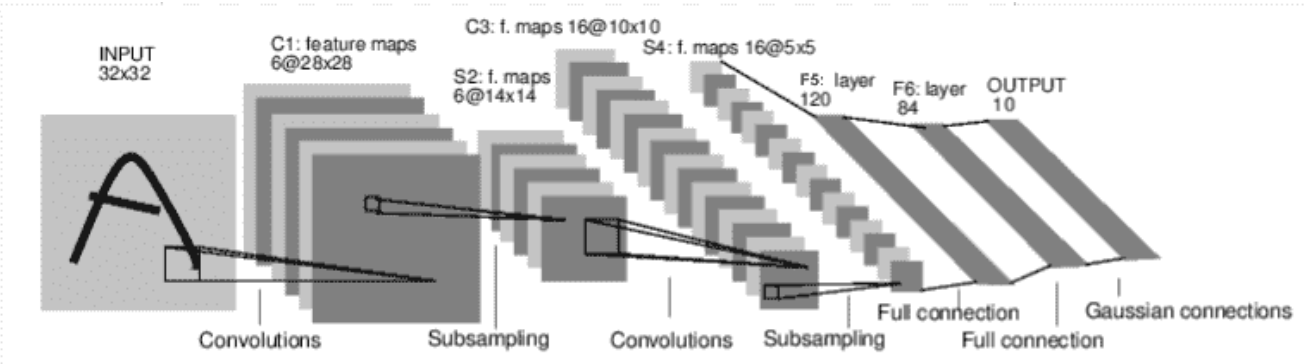
神经网络

> 原文：https://pytorch.org/tutorials/beginner/blitz/neural_networks_tutorial.html#sphx-glr-beginner-blitz-neural-networks-tutorial-py

可以使用 `torch.nn` 包构建神经网络。

现在您已经了解了 `autograd` ， `nn` 依赖于 `autograd` 来定义模型并对其进行微分。 `nn.Module` 包含层，以及返回 `output` 的方法 `forward(input)` 。

例如，查看以下对数字图像进行分类的网络：



卷积网

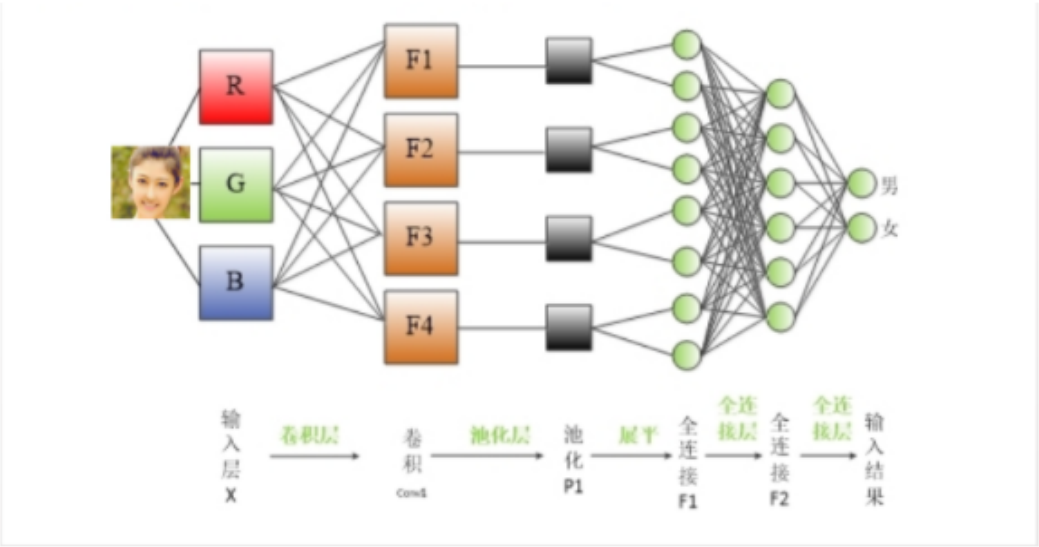
这是一个简单的前馈网络。 它获取输入，将其一层又一层地馈入，然后最终给出输出。

神经网络的典型训练过程如下：

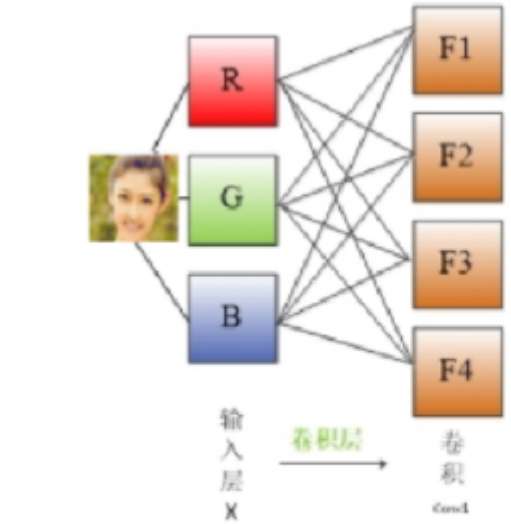
- 定义具有一些可学习参数（或权重）的神经网络
- 遍历输入数据集
- 通过网络处理输入1c
- 计算损失（输出正确的距离有多远）
- 将梯度传播回网络参数
- 通常使用简单的更新规则来更新网络的权重： `weight = weight - learning_rate * gradient`

依序分析神经元层次结构

> 神经元结构参考网址：
>
> **初识神经网络中的各种层和神经网络结构*ch206265*的博客-*CSDN*博客神经网络的各个层**
>
> **深入学习卷积神经网络中卷积层和池化层的意义 - 战争热诚 - 博客园(cnblogs.com)**

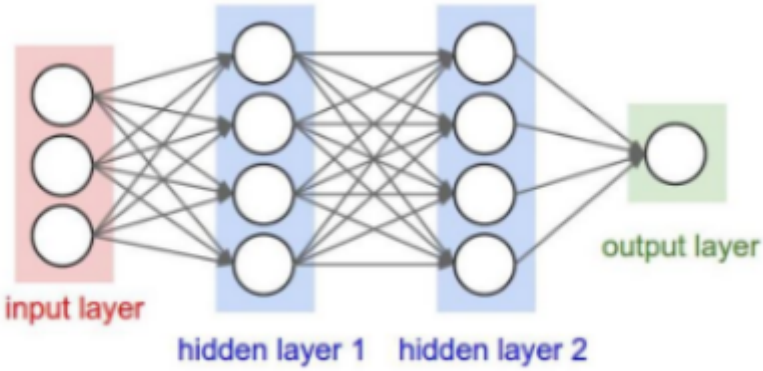


- 输入层：预处理输入(一般是整张图象),将输入数据去均值和归一化,再在各个维度上PCA和白化,降维形成若干不相关的特征轴
  - 取均值和归一化 类似于 将正态分布标准化为标准正态分布
  - PCA和白化 类似于 将多元分布展开为若干边缘分布,再进行归一化
- 卷积层：一种多输入和多结果的运算,但是结果个数与输入个数可以不同
  - 每个结果,与每个输入的不同的某个特定局部相关(局部感知)：
    - F1可能以R的左上侧,G的右下侧,B的左上侧为卷积层的输入
    - F2可能以R的左下侧,G的右上侧,B的左下侧为卷积层的输入



- 激活层：非线性层,使输出控制在一定范围内,包括ReLu,tanh等函数
- 池化层：pooling层,在不同深度上欠采样(损失信息的采样),降低特征的维度,防止过拟合
- 输出层(全连接层):神经网络的最后一层,结构是线性层+softmax函数,视为多分类器
  - 线性层：linear层,满足$y=x*A^T+b$,
  - softmax函数：将K阶向量映射为新K阶向量,新K阶向量的各分量相当于各label的概率(权重),相当于是k个标签的分类器得出的各标签概率结果

- 一般在全连接层前可以进行神经元的dropout(删减)和局部归一化



定义网络

让我们定义这个网络:

```
import torch
import torch.nn as nn
import torch.nn.functional as F


class Net(nn.Module):

    def __init__(self):
        super(Net, self).__init__()
        # 1 input image channel, 6 output channels, 5x5 square convolution
        # kernel
        self.conv1 = nn.Conv2d(1, 6, 5)
        self.conv2 = nn.Conv2d(6, 16, 5)
        # an affine operation(仿射变换): y = Wx + b
        self.fc1 = nn.Linear(16 * 5 * 5, 120)  # 5*5 from image dimension
        self.fc2 = nn.Linear(120, 84)
        self.fc3 = nn.Linear(84, 10)

    def forward(self, x):
        # Max pooling over a (2, 2) window
        x = F.max_pool2d(F.relu(self.conv1(x)), (2, 2))
        # If the size is a square, you can specify with a single number
        x = F.max_pool2d(F.relu(self.conv2(x)), 2)
        x = torch.flatten(x, 1) # flatten all dimensions except the batch dimension
        x = F.relu(self.fc1(x))
        x = F.relu(self.fc2(x))
        x = self.fc3(x)
        return x
```

```
29
30
31  net = Net()
32  print(net)
```

出:

```
Net(
  (conv1): Conv2d(1, 6, kernel_size=(5, 5), stride=(1, 1))
  (conv2): Conv2d(6, 16, kernel_size=(5, 5), stride=(1, 1))
  (fc1): Linear(in_features=400, out_features=120, bias=True)
  (fc2): Linear(in_features=120, out_features=84, bias=True)
  (fc3): Linear(in_features=84, out_features=10, bias=True)
)
```

您只需要定义 `forward` 函数，就可以使用 `autograd` 为您自动定义 `backward` 函数（计算梯度）。 您可以在 `forward` 函数中使用任何张量操作。

模型的可学习参数由 `net.parameters()` 返回

```
params = list(net.parameters())
print(len(params))
print(params[0].size())  # conv1's .weight

```

出:

```
10
torch.Size([6, 1, 5, 5])

```

让我们尝试一个 `32x32` 随机输入。 注意：该网络的预期输入大小（LeNet）为 `32x32` 。要在 MNIST 数据集上使用此网络，请将图像从数据集中调整为 `32x32` 。

```
input = torch.randn(1, 1, 32, 32)
out = net(input)
print(out)

```

出:

```
tensor([[ 0.0818, -0.0857,  0.0695,  0.1430,  0.0191, -0.1402,  0.0499,
-0.0737,
         -0.0857,  0.1395]], grad_fn=<AddmmBackward0>)

```

使用随机梯度将所有参数和反向传播的梯度缓冲区归零：

```
net.zero_grad()
out.backward(torch.randn(1, 10))

```

注意

`torch.nn` 仅支持小批量。 整个 `torch.nn` 包仅支持作为微型样本而不是单个样本的输入。

例如， `nn.Conv2d` 将采用 `nSamples x nChannels x Height x Width` 的 4D 张量。

如果您只有一个样本，只需使用 `input.unsqueeze(0)` 添加一个假批量尺寸。

在继续之前，让我们回顾一下到目前为止所看到的所有类。

回顾：

- `torch.Tensor` -一个多维数组，支持诸如 `backward()` 的自动微分操作。 同样，保持相对于张量的梯度。
- `nn.Module` -神经网络模块。 封装参数的便捷方法，并带有将其移动到 GPU，导出，加载等的帮助器。
- `nn.Parameter` -一种张量，即将其分配为 `Module` 的属性时，自动注册为参数。
- `autograd.Function` -实现自动微分操作的正向和反向定义。 每个 `Tensor` 操作都会创建至少一个 `Function` 节点，该节点连接到创建 `Tensor` 的函数，并且编码其历史记录。

目前为止，我们涵盖了：

- 定义神经网络
- 处理输入并向后调用

仍然剩下：

- 计算损失
- 更新网络的权重

损失函数

损失函数采用一对（输出，目标）输入，并计算一个值，该值估计输出与目标之间的距离。

`nn` 包下有几种不同的**损失函数**。 一个简单的损失是： `nn.MSELoss` ，它计算输入和目标之间的均方误差。

例如：

```
output = net(input)
target = torch.randn(10)  # a dummy target, for example
target = target.view(1, -1)  # make it the same shape as output
criterion = nn.MSELoss()

loss = criterion(output, target)
print(loss)

```

出：

```
tensor(1.1649, grad_fn=<MseLossBackward0>)

```

现在，如果使用 `.grad_fn` 属性向后跟随 `loss` ，您将看到一个计算图，如下所示：

```
input -> conv2d -> relu -> maxpool2d -> conv2d -> relu -> maxpool2d
      -> view -> linear -> relu -> linear -> relu -> linear
      -> MSELoss
      -> loss

```

因此，当我们调用 `loss.backward()` 时，整个图将被微分。 损失，并且图中具有 `requires_grad=True` 的所有张量将随梯度累积其 `.grad` 张量。

为了说明，让我们向后走几步：

```
print(loss.grad_fn)  # MSELoss
print(loss.grad_fn.next_functions[0][0])  # Linear
print(loss.grad_fn.next_functions[0][0].next_functions[0][0])  # ReLU

```

出：

```
<MseLossBackward0 object at 0x7f71283dd048>
<AddmmBackward0 object at 0x7f71283dd7f0>
<AccumulateGrad object at 0x7f71283dd7f0>

```

反向传播

要反向传播误差，我们要做的只是对 `loss.backward()` 。 不过，您需要清除现有的梯度，否则梯度将累积到现有的梯度中。

现在，我们将其称为 `loss.backward()` ，然后看一下向后前后 `conv1` 的偏差梯度。

```
net.zero_grad()     # zeroes the gradient buffers of all parameters

print('conv1.bias.grad before backward')
print(net.conv1.bias.grad)

loss.backward()

print('conv1.bias.grad after backward')
print(net.conv1.bias.grad)

```

出：

```
conv1.bias.grad before backward
tensor([0., 0., 0., 0., 0., 0.])
conv1.bias.grad after backward
tensor([ 0.0188,  0.0172, -0.0044, -0.0141, -0.0058, -0.0013])

```

现在，我们已经看到了如何使用损失函数。

稍后阅读：

> 神经网络包包含各种模块和损失函数，这些模块和损失函数构成了深度神经网络的构建块。 带有文档的完整列表位于此处。

唯一需要学习的是：

> - 更新网络的权重

更新权重

实践中使用的最简单的更新规则是随机梯度下降（SGD）：

> `weight = weight - learning_rate * gradient`

我们可以使用简单的 Python 代码实现此目标：

```
learning_rate = 0.01
for f in net.parameters():
    f.data.sub_(f.grad.data * learning_rate)

```

但是，在使用神经网络时，您希望使用各种不同的更新规则，例如 SGD，Nesterov-SGD，Adam，RMSProp 等。为实现此目的，我们构建了一个小包装：`torch.optim`，可实现所有这些方法。 使用它非常简单：

```
import torch.optim as optim

# create your optimizer
optimizer = optim.SGD(net.parameters(), lr=0.01)

# in your training loop:
optimizer.zero_grad()   # zero the gradient buffers
output = net(input)
loss = criterion(output, target)
loss.backward()
optimizer.step()    # Does the update

```

注意

观察如何使用`optimizer.zero_grad()`将梯度缓冲区手动设置为零。 这是因为如**反向传播**部分中所述累积了梯度。

脚本的总运行时间：（0 分钟 3.778 秒）

下载 Python 源码： `neural_networks_tutorial.py`

下载 Jupyter 笔记本： `neural_networks_tutorial.ipynb`

由 Sphinx 画廊生成的画廊