Dropout、Normalization、Learning Rate Decay、Convolution Kernel Size、Network Depth

在这段代码中,定义了一个典型的卷积神经网络(CNN)模型,用于图像识别任务。这个模型通过堆叠卷积层、池化层、批量标准化层和全连接层来处理输入的图像数据。下面是对每一行代码的详细解释:

类定义和构造函数

```
class CNN(nn.Module):
    def __init__(self):
        super(CNN, self).__init__()
```

- class CNN(nn.Module):定义了一个名为 CNN 的类,它继承自 nn.Module,后者是所有神经网络模块的基类。
- super(CNN, self).__init__(): 这行调用了父类 nn.Module 的构造函数,是面向 对象编程中常见的初始化父类的方法。

卷积层和批量标准化层

```
self.conv1 = nn.Conv2d(3, 64, kernel_size=3, padding=1)
self.bn1 = nn.BatchNorm2d(64)
self.conv2 = nn.Conv2d(64, 128, kernel_size=3, padding=1)
self.bn2 = nn.BatchNorm2d(128)
self.conv3 = nn.Conv2d(128, 256, kernel_size=3, padding=1)
self.bn3 = nn.BatchNorm2d(256)
```

- nn.Conv2d(3, 64, kernel_size=3, padding=1): 第一个卷积层, 输入通道为3 (对应RGB三通道图像), 输出通道为64, 使用3x3的卷积核, 边缘填充1个像素 (padding=1)以保持图像尺寸。
- nn.BatchNorm2d(64):对第一个卷积层的输出进行批量标准化,有助于模型训练时的稳定性和速度。
- 第二个和第三个卷积层及其批量标准化层类似地增加输出通道数(分别为128和 256),这有助于网络捕获更复杂的特征。

池化层

```
self.pool = nn.MaxPool2d(2, 2)
```

nn.MaxPool2d(2, 2):最大池化层,使用2x2的窗口进行池化操作,步长为2,用于降低特征图的空间维度(高宽),同时保留重要特征。

全连接层和Dropout

```
self.fc1 = nn.Linear(256 * 4 * 4, 1024)
self.fc2 = nn.Linear(1024, 512)
self.fc3 = nn.Linear(512, 10)
self.dropout = nn.Dropout(0.3)
```

- nn.Linear(256 * 4 * 4, 1024):第一个全连接层,输入维度是256个通道,每个通道4x4大小的特征图(来自前面的卷积和池化层),输出维度是1024。
- nn.Dropout(0.3): Dropout层, 随机丢弃30%的数据, 防止过拟合。
- 第二个全连接层将1024个特征减少到512个,第三个全连接层则将这512个特征映射到10个输出类别,对应CIFAR-10数据集的10个分类。

前向传播函数

```
def forward(self, x):
    x = self.pool(F.relu(self.bn1(self.conv1(x))))
    x = self.pool(F.relu(self.bn2(self.conv2(x))))
    x = self.pool(F.relu(self.bn3(self.conv3(x))))
    x = x.view(-1, 256 * 4 * 4)
    x = self.dropout(F.relu(self.fc1(x)))
    x = self.dropout(F.relu(self.fc2(x)))
    x = self.fc3(x)
    return x
```

- forward 函数定义了数据通过网络的前向传递路径。
- 每个卷积层后应用批量标准化和ReLU激活函数,然后进行池化。
- x.view(-1, 256 * 4 * 4):在传递给全连接层前,将数据展平。
- 在全连接层后使用ReLU激活函数和Dropout。
- 最后通过第三个全连接层输出最终的分类结果。

这个CNN模型通过逐层增加复杂度,逐步提取并压缩输入图像的特征,最终输出用于分类的特征表示。