

ML_卷积神经网络

填空题

- 1, 假设输入的图像的尺寸是 4×4 , 卷积核的尺寸是 3×3 , 步幅是1; 如果将填充设置为 1×1 , 则输出数据的尺寸是____; 如果将填充设置为 2×2 , 则输出数据的尺寸是____; 如果将填充设置为 3×3 , 则输出数据的尺寸是____;
- 2, 填充 (padding) 在卷积操作中的作用是_____。
- 3, 卷积神经网络反向传播的过程中, 卷积操作的梯度计算通常使用_____算法。
- 4, 在反向传播中, 激活函数的导数被用来计算_____。
- 5, 反向传播中的损失函数对于输出层的梯度计算通常使用_____。
- 6, Batch Normalization 中反向传播的过程涉及到计算对于输入的梯度, 该梯度计算通常需要计算均值和方差的_____。
- 7, 在反向传播中, 全连接层的权重梯度计算通常利用_____算法。
- 8, 反向传播中的优化算法, 如随机梯度下降 (SGD) 的更新规则是通过将参数沿着梯度的_____方向进行更新。

选择题

- 1, 卷积神经网络中的卷积层和池化层分别用于什么目的?
A. 特征提取和降采样
B. 特征降维和特征映射
C. 激活函数和正则化
D. 参数初始化和反向传播
- 2, 在卷积神经网络中, 填充的作用是什么?
A. 增加输出特征图的尺寸
B. 防止卷积操作导致边缘信息丢失
C. 减少模型的参数数量
D. 提高模型的训练速度
- 3, 在卷积神经网络的反向传播中, 梯度下降的目标是调整什么参数?
A. 输入数据
B. 权重和偏置
C. 激活函数的阈值

D. 卷积核的尺寸

4, 反向传播中的池化层的梯度是如何传播的?

A. 池化层没有梯度

B. 反向传播时取池化层输入的最大值作为梯度

C. 反向传播时将梯度均匀分配给池化层输入的所有元素

D. 池化层梯度由卷积层的梯度传播而来

5, 反向传播中的卷积操作涉及哪些参数的梯度更新?

A. 输入数据

B. 卷积核的权重

C. 池化层的输出

D. 批量归一化的参数

判断题

1, 步幅越大, 池化层输出的特征图尺寸越小。

A. 对

B. 错

2, 在卷积神经网络中, 通道数指的是卷积核的数量。

A. 对

B. 错

简答题

1, 卷积神经网络的经典结构有哪些? 简单介绍一下近年来具有代表性的深度卷积神经网络的设计思路;

答案

填空题

1. 4×4 ; 8×8 ; 10×10

2. 防止输入边缘信息丢失。

3. 链式法则 (**chain rule**)

4. 神经元的局部梯度

5. 交叉熵 (**cross-entropy**)

6. 梯度
7. 链式法则 (chain rule)
8. 负方向

选择题

1. A. 特征提取和降采样
2. B. 防止卷积操作导致边缘信息丢失
3. B. 权重和偏置
4. D. 池化层梯度由卷积层的梯度传播而来
5. B. 卷积核的权重

判断题

1. A. 对
 - 在池化层中，步幅 (stride) 表示每次移动的步长，步幅越大，每次移动的距离就越远，导致输出特征图的尺寸减小。这是因为池化操作会在输入特征图上以一定的步幅滑动，然后在每个滑动窗口上执行池化操作，取窗口内的最大值或平均值。如果步幅较大，每次取样的窗口之间会有重叠，导致输出特征图的尺寸减小。因此，步幅越大，池化层输出的特征图尺寸越小，这有助于减少计算量和参数数量，同时保留主要的特征信息。
2. B. 错
 - 通道数指的是输入和输出的特征图的数量，不是卷积核的数量。

简答题

(参考) 答案参考PPT

卷积神经网络的经典结构有：LeNet, AlexNet, VGG, ResNet;

LeNet:

在80年代末期在银行和邮局等识别手写数字处于支配的地位，名字来源于论文作者Y. LeCun ; LeNet展示了通过梯度下降训练卷积神经网络可以达到手写数字识别在当时最好的结果，是卷积神经网络奠基性的工作，CNN的三个特性:1.局部感知、2.下采样、3.权值共享

AlexNet

2012年被提出，模型名字来源于论文第一作者Alex Krizhevsky，赢得了2012 ImageNet比赛 (Top 5 误差率 15.3%，当年第二好的模型误差率为 26.2%)。AlexNet使用了8层卷积神经网络；其特点有：

AlexNet将Sigmoid激活函数改成了更加简单的ReLU激活函数。

AlexNet通过Dropout(丢弃法)来控制全连接层的模型复杂度。

AlexNet引入了大量的图像增广的方法，如翻转、裁剪和颜色变化，进一步扩大数据集防止过拟合。

不需要进行图像预处理

VGG

VGG组成规律: 连续使用数个相同的填充为1、窗口形状为3x3的卷积层后接上一个步幅为2、窗口形状为2x2的最大池化层。卷积层保持输入的高和宽不变, 而池化层则对其减半。

VGG的名字来源于作者所在的**V**isual **G**eometry **G**roup实验室。该网络是在ILSVRC 2014上的相关工作, 主要工作是证明了增加网络的深度能够在一定程度上影响网络最终的性能。VGG有两种结构, 分别是VGG16和VGG19, 两者并没有本质上的区别, 只是网络深度不一样。提出了可以通过重复使用简单的基础块来构建深度模型的思路。

原理:在VGG中使用3个3x3卷积核代替7x7(ZFNet) 卷积核, 使用2个3x3卷积核来代替5x5(LeNet)卷积核, 在保证具有相同感知野的条件下, 提升了网络的深度, 减小了网络参数, 在一定程度上提升了神经网络的效果。

ResNet

2015年, 何凯明等人提出的残差网络(ResNet)在ImageNet图像识别大赛 夺冠, 并深刻影响了后来的深度学习网络的设计。ResNets解决深度神经网络的“退化”问题。

使用了残差链接:

- 设输入为 x , 如果期望的潜在映射为 $H(x)$, 可以拟合的函数为 $F(x)$ 。与其让 $F(x)$ 直接学习潜在的映射, 不如去学习残差 $H(x)-x$, 即 $F(x):=H(x)-x$, 这样原本的前向路径上就变成了 $F(x)+x$, 用 $F(x)+x$ 来拟合 $H(x)$ 。
- 残差映射在实际中更容易优化。
- 残差块中的输入可以通过跨层的数据线(短路链接, Shortcut)更快的向前传播。

ResNet采用残差块和Shortcut identity mapping, 取得了极其好的效果。