|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 搭建深度网络 | 配置深度学习环境 | 安装PaddlePaddle框架 |
| 导入依赖包 |
|  | 构建深度网络结构 | 调用API实现全连接层 |
|  |  | 选择激活函数 |
|  | 组合网络 |
|  | 训练深度学习模型 | 选择损失函数 |
|  | 选择优化算法 |
|  |  | 开始训练模型 |
|  | 验证模型 | 在验证集上验证 |
|  |  | 模型评估 |
|  |  | 过拟合处理 |
|  | 保存并调用模型 | 模型保存 |
|  |  | 调用模型 |
|  |  | 模型应用 |

2.卷积神经网络

3. 迁移学习

载入VGG16预训练模型

下载预训练参数

构造VGG16模型

载入参数

利用迁移模型实现图像分类

冻结模型参数

重构分类器

训练分类器

第一部分 构建深度神经网络

项目1 配置深度学习环境

学习情境：

自2012年AlexNet网络在ImageNet竞赛中取得优异成绩后，深度学习得到广泛关注。今天，计算机视觉领域的研究已与深度学习，特别是卷积神经网络密不可分。在学习使用深度学习模型之前，首先需要配置相关的环境。目前常用的深度学习框架包括TensorFlow, Pytorch, MxNet, PaddlePaddle等。在本项目中，将介绍如何安装PaddlePaddle框架。

学习目标

知识目标：

了解PaddlePaddle常用接口

技能目标：

能在不同操作环境下安装PaddlePaddle

能安装CPU与GPU版的PaddlePaddle

相关知识

项目2构建深度神经网络

学习情境：

学习目标

知识目标：

理解前馈神经网络

理解激活函数

理解反向传播

技能目标：

在Paddle动态图模式下搭建神经网络模型

掌握Paddle全连接层函数

能选用合适的激活函数

能正确组合模型

相关知识

人工神经元：

神经元模型是由具有适应性的简单单元组成的广泛并行互连的网络，它的组织能够模拟生物神经系统对真实世界物体所做出的交互反应。

在生物神经网络中，每个神经元与其他神经元相连。当神经元发生兴奋，会向相连的神经元发送化学物质，从而改变这些神经元内的电位；如果某神经元的电位超过了一个“阈值”，那么它就会被激活，即“兴奋”起来，向其他神经元发送化学物质。

1943 年，美国心理学家 McCulloch 和数学家 Pitts 基于对人脑神经元结构的分析和研究，提出了关于神经元的数学模型。我们将神经元间的信息传递的方式视为一种“线性组合”，而将兴奋条件近似为“激活函数”，从而构造了神经元模型的数学表达。

激活函数：

激活函数是作用于上层神经元输出和下层神经元输入之间的函数。在神经网络中，激活函数的作用是能够给神经网络加入一些非线性因素，使得神经网络可以更好地解决较为复杂的问题，解决非线性问题。

理论上应选择阶跃函数作为激活函数，这也符合生物神经元的现实状况。但由于阶跃函数具有不连续、不光滑等不好的性质，我们常使用以下激活函数：

Sigmoid函数：

sigmoid 函数具有非常好的性质：值域为（0，1），这非常符合我们对于概率的直观理解。因此，当我们进行二分类问题时，利用 sigmoid 函数能够让我们得到更直观的输出结果。

Softmax函数

与 sigmoid函数类似，Softmax函数也具有值域为（0，1）的性质，且各类别之和为一，因此适合作为多分类问题的输出结果。

tanh 函数

tanh 与 sigmoid 函数类似，但是值域为（-1，1）。这种中心化的函数在模型训练过程中能够带来相对更好的性质，因此在深度学习中的隐藏层 tanh 函数的性质大概率优于 sigmoid 函数。

ReLU 函数

ReLU函数具有简约、计算方便、表达能力强等性质。此外，ReLU函数的斜率在小于0的部分固定为零，在大于1的部分固定为1，很好解决了深度学习中梯度消失和梯度爆炸的问题，这在深度学习的计算中非常重要。因此，ReLU函数是在深度学习中最常使用的激活函数。

Leaky Relu函数：

由于经过ReLU函数后，小于0的值输出恒等于0。这可能会导致部分情况下参数停止更新。这种情况被称为‘Dead ReLU’。为避免这种情况，对ReLU函数进行改良便是Leaky Relu。在小于0的部分会乘以一个很小的斜率。

前馈神经网络：

前馈神经网络一般由3层人工神经元组成，即输入层，隐藏层和输出层。其中隐藏层可以包含多层，当隐藏层超过1层时，就构成了深度神经网络。前馈网络中，前馈代表着神经元之间不存在同层连接，也不存在跨层连接。多层前馈网络具有强大的表示能力，只需要一个包含足够多神经元的隐层，多层前馈神经网络就能以任意精度逼近任意复杂度的连续函数。

任务一：

在Paddle动态图模式下定义线性层

任务描述：  
在训练深度学习模型时，首先要做的是定义整个网络结构，通常是先定义神经网络的前馈部分。在此部分中，会使用Paddle接口在动态图模式下定义线性层，并将它们组合成前馈网络。

任务实施

1. 引入Paddle接口函数
2. 在动态图下定义全连接层
3. 组合前馈网络

项目2训练深度神经网络

学习情境：

学习目标

知识目标：

理解反向传播

理解损失函数

掌握梯度下降

技能目标：

能正确选用并定义损失函数

能选用适当的优化方法

能正确训练模型

相关知识

损失函数：

损失函数，也称为代价函数。是用于衡量预测值与真实值差距大小的函数。当两者差距越小，函数值越小，反之，函数值变大。在深度神经网络中，数据经过前馈网络传播后会得到预测值，将预测值与真实值比较后再经过反向传播，更新网络中的参数。训练模型的最终目的是找到一组参数组合，使得损失函数达到最小值。因此，理想的损失函数应为一个凸函数，使得训练时易于向最小值收敛。

深度学习的任务通常分为回归与分类两类。在回归任务中，最常使用的损失函数为MSE均方误差损失函数，即L2损失。此外还有MAE即L1损失等。在分类任务中最经常使用的损失函数为交叉熵损失函数。

反向传播：

20世纪80年代中期David Runelhart，Geoffrey Hinton等人分别独立发现了误差反向传播算法(Error Back Propagation Training)，简称BP，系统解决了多层神经网络隐含层连接权学习问题，并在数学上给出了完整推导。人们把这种进行误差校正的多层前馈网络称为BP网络，也称为全连接神经网络。

BP神经网络的过程主要分为两个阶段，第一阶段是信号的前向传播，从输入层经过隐含层，最后到达输出层；第二阶段是误差的反向传播，从输出层到隐含层，最后到输入层，通过链式求导法则，依次调节隐含层到输出层的权重和偏置，输入层到隐含层的权重和偏置。

梯度下降

在全连接网络中，一次训练过程包括由前向网络输出预测值，优化预测值与真实值之间的误差，最后经过反向传播调整网络权重。梯度下降便是一种优化误差的方法，其原理是计算当前点的梯度，沿梯度方向移动一小段距离，重复此过程直到到达最低点。梯度下降优点为：计算速度快、只需要一阶导数条件；缺点为：容易陷入局部最优点或鞍点。

根据输入数据的比例，梯度下降又分几种。批量梯度下降法（Batch Gradient Descent，简称 BGD）是梯度下降法最原始的形式，它要求在更新每一参数时都使用所有的样本来进行更新。随机梯度下降法（Stochastic Gradient Descent，简称 SGD）是为了解决批量梯度下降法这一速度过慢这一弊端而提出的，在随机梯度下降中，一次只关注一个训练样本。小批量随机梯度下降法MBGD（Mini-batch Gradient Descent）算法可以被视为是上述两种方法的折中，每一次随机选取一个 mini-batch进行训练。

常用优化算法还包括Adam，Momentum, Adagrad等。

任务实施：

定义损失函数与优化方法

训练模型

项目3评估深度神经网络

学习情境：

学习目标

知识目标：

掌握模型评估方法

掌握处理过拟合方法

技能目标：

能在验证集上验证模型

能够使用dropout层

相关知识

混淆矩阵

混淆矩阵也称误差矩阵，是表示精度评价的一种标准格式，用n行n列的矩阵形式来表示。具体评价指标有总体精度、制图精度、用户精度等，这些精度指标从不同的侧面反映了图像分类的精度。混淆矩阵的每一列代表了预测类别，每一列的总数表示预测为该类别的数据的数目；每一行代表了数据的真实归属类别，每一行的数据总数表示该类别的数据实例的数目。每一列中的数值表示真实数据被预测为该类的数目。根据预测值与真实值，可以得到模型效果。

准确率：

被正确预测的样本数/总样本数

精准率

正确预测为正的样本数/全部预测为正的样本数

召回率

正确预测为正的样本数/全部正样本数

IOU

在目标检测中评估目标检测框会用到的指标。IOU为检测框与基准框的交并比，即交集面积除以并集面积。IOU越大，说明检测框效果越好。

过拟合

过拟合指模型过分拟合了训练数据，使得其泛化能力很差。在表现上，过拟合体现在模型在训练集上效果远胜于在验证集上的效果。过拟合是在实际中经常会遇见的一个问题，处理过拟合的方法包括。

Dropout

DropOut是每一轮训练过程中，随机让一部分隐藏节点失效，这样就达到了改变网络结构的目的，但这些节点的权值都会保留下来。在最终预测时，打开全部隐藏层节点，使用完整的网络进行计算，就相当于把多个不同结构的网络结合在一起。

Early-stopping

在训练过程中，我们可以将样本分为训练数据集与验证数据集将在训练数据集上训练出的模型应用在验证数据集中，并查看验证结果。当验证误差升高时，停止模型训练。此外，我们还可以通过查看训练误差的变化确定终止时间。当训练误差多次迭代变化较小时，停止训练。然而，实际过程可能比我们上述的情况更为复杂。仍然很有可能出现欠拟合或过拟合，因

此 early-stopping 策略应谨慎使用。

正则化

过拟合的本质原因是模型学习了过多的细节特征，过于复杂的模型导致最终泛化能力下降。因此，我们可以设计降低模型的复杂程度，进而提高其泛化能力。在这里，我们通过在误差中加入正则项来使得输出更为光滑。加入正则项后，我们倾向于惩罚更复杂的模型，进而降低模型复杂度、提高泛化水平。

任务实施

在训练集上验证模型

输出在验证集上的混淆矩阵

项目3模型存储与调用

学习情境：

学习目标

知识目标：

技能目标：

能存储模型参数

存储图结构

调用模型

相关知识

迁移学习

项目1 静态图下构造VGG16模型

知识点：

卷积层

卷积层是卷积神经网络中的结构。它主要用来进行特征提取，常用的方式是进行卷积操作，在图片上采用合适大小的卷积核在每一个通道上进行扫描，卷积得到图像的邻域特征。

在处理图像时，

池化层：

VGG16模型

VGG16网络是最常使用的卷积神经网络结构之一，它通过反复堆叠

步骤：

项目2 利用预训练参数训练模型

知识点：

迁移学习

步骤

下载预训练参数

导入预训练参数

训练模型

项目3 模型保存与推理