1. **个人在项目中的工作**

主要负责搭建EDSR网络。

1. **具体介绍**

EDSR 全称 Enhanced Deep Residual Networks，主要解决图像超分辨率问题。之所以选择EDSR，是因为EDSR是NTIRE2017超分辨率挑战赛上获得冠军的方案，能取得非常不错的效果，相比更新的一些挤牙膏的网络，最终决定选择EDSR。

如论文中所说，EDSR最有意义的模型性能提升是去除掉了SRResNet的模块，从而可以扩大模型的尺寸来提升结果质量。EDSR的网络结构如下图所示。

图示

描述已自动生成

其中的multi-scale model即多尺度模型，一开始每个尺度都有两个独自的残差块，之后经过若干个残差块，最后再用独自的升采样模块来提高分辨率。此模型称之为MDSR。能同时不同上采样倍数的网络结构MDSR，如下图。

游戏的截图

中度可信度描述已自动生成

MDSR的中间部分还是和EDSR一样，只是在网络前面添加了不同的预训练好的模型来减少不同倍数的输入图片的差异。在网络最后，不同倍数上采样的结构平行排列来获得不同倍数的输出结果。

EDSR在结构上与SRResNet相比，就是把批规范化处理(batch normalization, BN)操作给去掉了。其中一种合理的解释是，以图像超分辨率来说，网络输出的图像在色彩、对比度、亮度上要求和输入一致，改变的仅仅是分辨率和一些细节，而Batch Norm，对图像来说类似于一种对比度的拉伸，任何图像经过Batch Norm后，其色彩的分布都会被归一化，也就是说，它破坏了图像原本的对比度信息，所以Batch Norm的加入反而影响了网络输出的质量。虽然Batch Norm中的scale和shift参数可以抵消归一化的效果，但这样就增加了训练的难度和时间，还不如直接不用。不过有一类网络结构可以用，那就是残差网络（Residual Net），但也仅仅是在residual block当中使用，比如SRResNet，就是一个用于图像超分辨率的残差网络。为什么这类网络可以使用Batch Norm呢？有人认为是因为图像的对比度信息可以通过skip connection直接传递，所以也就不必担心Batch Norm的破坏了。

基于这种想法，也可以从另外一种角度解释Batch Norm为何在图像分类任务上如此有效。图像分类不需要保留图像的对比度信息，利用图像的结构信息就可以完成分类，所以，将图像都通过Batch Norm进行归一化，反而降低了训练难度，甚至一些不明显的结构，在Batch Norm后也会被凸显出来（对比度被拉开了）。

而对于照片风格转移，为何可以用Batch Norm呢？原因在于，风格化后的图像，其色彩、对比度、亮度均和原图像无关，而只与风格图像有关，原图像只有结构信息被表现到了最后生成的图像中。因此，在照片风格转移的网络中使用Batch Norm或者Instance Norm也就不奇怪了，而且，Instance Norm是比Batch Norm更直接的对单幅图像进行的归一化操作，连scale和shift都没有。

说得更广泛一些，Batch Norm会忽略图像像素（或者特征）之间的绝对差异（因为均值归零，方差归一），而只考虑相对差异，所以在不需要绝对差异的任务中（比如分类），有锦上添花的效果。而对于图像超分辨率这种需要利用绝对差异的任务，Batch Norm只会添乱。

1. **实验结果分析**

图表

描述已自动生成

**表格

描述已自动生成**

1. **收获（思政）**

机器学习是一门多领域交叉学科，涉及概率论、统计学、逼近论、凸分析、算法复杂度理论等多门学科。通过该课程的学习，我对机器学习有了初步的了解，期间学习了众多经典的机器学习算法诸如K最邻近（KNN，K-NearestNeighbor）分类算法，一个思路简单，易于理解，易于实现，无需估计参数的分类算法；决策树(Decision Tree)，一种易于理解和实现的十分常用的监督学习的分类方法；贝叶斯分类算法，一类利用概率统计知识进行分类的算法，方法简单、分类准确率高、速度快；逻辑回归，一种广义的线性回归分析模型，用途十分广泛；支持向量机（Support Vector Machine, SVM）是一类按监督学习方式对数据进行二元分类的广义线性分类器，其决策边界是对学习样本求解的最大边距超平面；等等。此外，通过小组协作学习，完成任务，我对这些算法有了更加深刻的理解，并培养了我的团队协作能力。时下机器学习方法异常火热，逐渐被应用于生活的方方面面，不仅仅是我们耳熟能详的信息检索，推荐算法，甚至扶贫工作，乡村振兴中，也有大数据农业的应用，相信课堂所学到的知识必然能让我在将来为社会为国家做出贡献。