参考论文：[U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation (arxiv.org)](https://arxiv.org/pdf/1505.04597.pdf)

论文阅读：

现状：

1.由于可用训练集的大小，并考虑到网络的大小，卷积神经网络（CNN）有一定的缺陷

2.在很多视觉任务上，特别是在医学图像处理，期望的输出应该包含定位，即为每个像素分配类别标签，而不是传统的给每张图片一个类别标签

U-Net结构：

图表, 箱线图

描述已自动生成

#收缩路径（左边），每一步由两个重复的3\*3卷积核组成，且均使用修正线性单元Relu激活函数，和一个用于下采样的步长为2的2\*2最大池化操作，在每个下采样步骤中，我们将特征频道的数量加倍

扩张路径（右边），每一步都包含对特征图进行上采样，用2\*2的卷积核进行卷积运算（上卷积），用于减少一半的特征通道数量；再用两个3\*3的卷积核进行卷积运算

#最后一层，用1\*1的卷积核进行卷积运算，将每个64维的特征向量映射网络的输出层

优点：

1.U-Net网络结构可以对非常少的图像进行端到端地训练，并且在电子显微镜堆栈中的神经元结构分割的ISBI挑战上优于现有的最佳方法（滑动窗口卷积网络）

2.U-Net网络可以用于大型图片，避免了分辨率因GPU内存的限制而降低

3.网络可以学习图片中变形的不变性，而不需要在带注释的图像语料库中看到这些变换。这在生物医学图像分割中尤其重要，因为变形是组织中最常见的变化，并且可以有效地模拟真实的变化

技术创新

1. 在上采样部分，我们还有大量的特征通道，允许网络将上下文信息传递到更高分辨率的层
2. 网络没有卷积层，只是充分利用了每个卷积层的有效部分

结论：U-Net在生物医学分割上实现了非常好的性能，由于弹性变形数据，它只需要很少的注释图像。

数据：糖尿病性黄斑水肿的光学相干断层扫描图像分割

代码说明：

1.导入依赖包

图形用户界面, 文本, 应用程序

描述已自动生成

2.从文件获取数据

图形用户界面, 应用程序, Word

描述已自动生成

3.划分训练集与测试集

图形用户界面, 文本, 应用程序

描述已自动生成

4.建立模型

4.1收缩路径

图形用户界面, 文本, 应用程序

描述已自动生成

4.2扩展路径

日程表

中度可信度描述已自动生成

4.3最后一层

图形用户界面, 文本, 应用程序

描述已自动生成

4.4 全部的网络层（包括EnCode, Bottleneck,Decode）

文本

描述已自动生成

5.实现模型中定义的所有层

文本

描述已自动生成

6.定义损失函数和优化器

图形用户界面, 文本, 应用程序

描述已自动生成

7.定义训练函数，返回每一步训练的损失

图形用户界面, 应用程序

中度可信度描述已自动生成

8.定义测试集损失函数，返回测试集上的损失

图形用户界面, 应用程序

描述已自动生成

9.训练并输出测试结果

图形用户界面, 文本, 应用程序

描述已自动生成

10.运行结果：

表格

描述已自动生成

11.可视化展示结果：

文本

描述已自动生成

11.1训练集：原始图像->分割图像->分割图像定位->目标图像

日历

描述已自动生成

11.2 测试集：

图片包含 日历

描述已自动生成

12.保存模型

