论文在干什么

在**传统图像**上深度学习进行分割、分类、预测的框架已较为成熟,但在**高光谱图像**上进行此操作暂无很好的办法。

于是想要开发一种框架,用来在高光谱图像上深度学习进行分割、分类、预测。

论文在现有的 U-Net 基础上开发了 UwU-Net 框架,可以解决上述问题,并在三个实际问题上验证有效。

图像

什么是传统图像

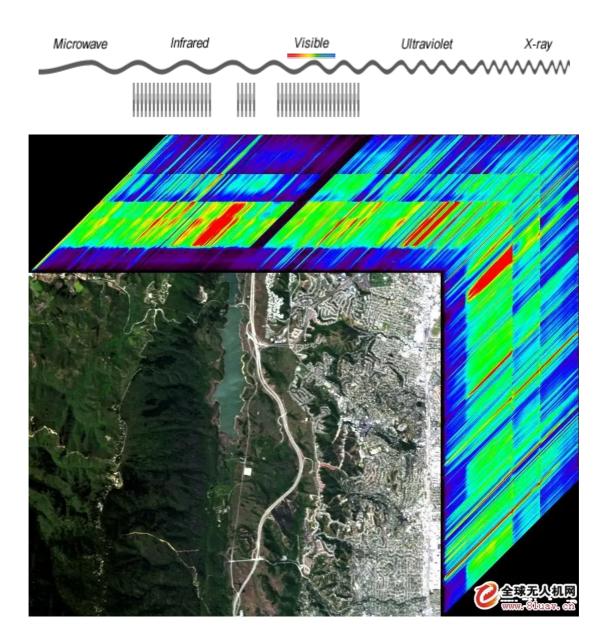
灰度图 (N*N*1): 一层二维网格, 每个点有一个值

0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.2 0.5 0.9 0.9 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 0.6 0.1 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.1 0.8 0.8 0.8 1.0 1.0 1.0 1.0 0.9 0.1 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.2 0.9 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 0.7 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.2 0.9 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 0.3 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.1 0.2 0.2 0.2 0.2 0.2 0.6 1.0 1.0 0.3 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.2 0.7 1.0 0.1 0.0 0.0 0.0 0.1 0.4 0.9 1.0 1.0 0.9 0.3 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0

RGB图 (N*N*3): 三层二维网格, 每层的每个点有一个值

什么是高光谱图像

光谱 (Spectrum):全称为"光学频谱",是由复色光经过色散系统 (例如:棱镜、光栅)分光后,被色散分离成的单色光,通过成像系统投射在探测器上显示为按照波长 (或频率)大小依次排列的图案。



U-Net 和 UwU-Net

应用于传统图像的 U-Net

U-Net框架一般用于传统图像识别

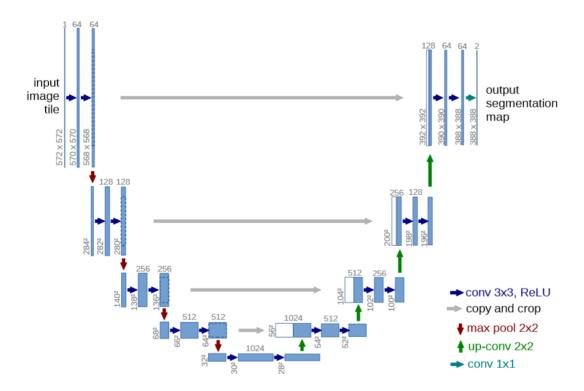


Fig. 1. U-net architecture (example for 32x32 pixels in the lowest resolution). Each blue box corresponds to a multi-channel feature map. The number of channels is denoted on top of the box. The x-y-size is provided at the lower left edge of the box. White boxes represent copied feature maps. The arrows denote the different operations.

https://blog.csdn.net/qq_33924470

由于传统图像单点数据很少,因此可以说 U-Net 更注重点之间的空间关系信息(后简称**空间信息**),而忽视了同一点间不同波段信息间的相互作用(后简称**波段信息**)

在高光谱图像上应用 U-Net 的问题

- 想要让 U-Net 能够识别波段信息,一种简单的办法是使用三维卷积核。但这种适用于 RGB 图像的 三维卷积核在面对单点波段信息如此多的高光谱图像时会变得敏感,使模型丢失鲁棒性
- 另外的一些办法往往针对性强,只能针对特定高光谱图像进行处理,这不是我们想要的

UwU-Net 是怎样解决 U-Net 遇到的问题的

UwU-Net 将高光谱图像处理划分为了三个阶段,**波段信息学习阶段、空间信息学习阶段、信息混合学习 阶段**

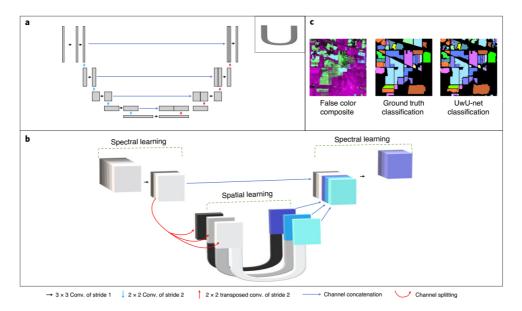


Fig. 1| Architecture diagrams and Indian Pines classification. a, A schematic representation of the traditional U-Net (adapted from Ounkomol et al.³³) where a single two-dimensional image is convolved to encode and decode spatial features. The U in the upper right corner denotes its schematic representation as used in b. b, A schematic representation of the UwU-Net where an arbitrarily dimensioned hyperspectral stack is convolved both spectrally and spatially to produce an arbitrarily dimensioned output stack. N × N describes the pixel dimensions of the kernel used for convolution (conv.). c, A false-colour composite of three different spectral bands from the original 200-band hyperspectral stack (left), the ground-truth (middle) and predicted (right) classifications from the UwU-net.

- 利用现有背景知识处理原始高光谱图像,使之变成能够被 U-Net 直接处理的光谱图像并备份,认为此图像中保留了原图像的**光谱信息**
- 对预处理好的光谱图像使用 U-Net 处理,认为处理出的图像中保留了原图像的空间信息
- 将处理好的含有光谱信息与空间信息的图像合并,再次进行光谱学习得到结果

验证 UwU-Net

分别在 3 组高光谱数据集上对 UwU-Net 进行了训练与验证

- 印度松树识别与划分
- 检测鼠的肝组织中药物的位置

这两个任务在进行分割和分类

- 高光谱受激拉曼散射显微镜图像的无标记荧光图像
- 在受激拉曼散射 (SRS) 显微镜图像上进行荧光图像无标记预测

这个任务在进行预测

印度松树识别与划分

检测鼠的肝组织中药物的位置

波段非常多、图像分辨率低,要同时分辨 12 种药物的位置

在受激拉曼散射(SRS)显微镜图像上进行荧光图像无标记 预测