

队伍编号	1927
赛道	B

基于多光谱数据的机器学习模式识别算法的优化评估

摘 要

农业的可持续发展离不开对耕地的有效利用，准确把控耕地的数量和质量是解决农业发展困境的关键。利用遥感技术，通过获取的卫星影像可快速、高效地提取并识别出耕地，并进行专题地图的制作。为了更高效的提取耕地地块，需要利用算法，建立合理的模型，来实现耕地的识别与提取。而模式识别耕地边界的精度，直接影响了耕地数量与质量的把控，所以，建立精确的模型提取耕地地块已经成为农业发展的进一步要求。

在初赛当我们对基于高光谱数据的模式识别多种算法进行了较为广泛的比较与评估，选用较为传统的遥感数字图像处理模式识别的算法和人工智能信息提取为两条大的技术路线。其中人工智能信息提取主要通过深度学习算法、遥感语义分割算法以及随机森林模型予以实现。通过对各种模型的应用得出相对于传统的遥感数字图像处理的方法，深度学习、随机森林和语义分割更适用于在高分辨率、大尺度范围内进行模式识别的结论。

在复赛中我们继续沿用初赛的解题思路，舍弃对高分辨率、大尺度范围识别存在困难的传统的遥感数字图像处理模式识别的算法。仅选取在初赛中表现较为优秀的深度学习、随机森林和语义分割三类机器学习算法进行进一步的优化与分析。并通过人工多次尝试与计算机随机参数提取的两种方式，着重放眼于关键参数的选取，从而使每种模型表现出相对较高的验证精度。通过参数的选择及对模型的优化，得到深度学习分类的总体精度由初赛的89%-91%提升到了94%-95%，随机森林分类精度由初赛的93%-95%提升到了94%-98%。验证精度显著提升，分类结果从主观上看也有了更好效果。通过Majority/Minority分析对于田间小路等细节信息进行了相应的保留与提出，并使得分类的结果更加平滑且具有连续性。

对于初赛提出的创新性思路——语义分割，我们进行了实践并对算法从以下方面进行了优化：（1）数据集增强，使用python-opencv进行更多的操作制作更加丰富质量更高的数据集。（2）使用Google的笔记本Colab进行训练。（3）增加训练迭代次数。（4）分割后处理使用全连接CRFs提升精度。

由于深度学习、随机森林和语义分割在模型建立与经度验证方面相对独立，在优化提升各自模型精度的基础上，为了将三种模型得到的结果进行有机的整合，我们创新性的将集成学习用于模型融合，将三种模型得到的结果进行有机的叠加。从而得到更加具有说服力且集成三种模型的结果。

关键词：模式识别 随机森林 语义分割 深度学习 高光谱遥感影像

目录

一、问题重述	1
1.1 问题背景.....	1
1.2 需要解决的问题。	1
二、问题分析	1
2.1 分析概述.....	1
2.2 问题1分析.....	2
2.3 问题2分析.....	2
三、问题假设	2
四、符号说明	3
五、模型的建立	3
5.1深度学习.....	3
5.1.1 卷积神经网络CNN	4
5.1.2 全卷积FCN网络模型	5
5.1.3 Deeplab-V3 网络模型	6
5.2 随机森林模型.....	7
5.2.1 随机森林模型解释.....	7
5.2.2 随机森林模型建立.....	7
5.3 语义分割模型的建立.....	8
5.3.1基于U-Net网路语义分割模型.....	8
5.4 分类结果的后处理.....	9
5.5 模型融合思路.....	10
六、模型的求解与优化	11
6.1 耕地所占面积比例提取.....	11
6.2分类后处理.....	11
6.2.1深度学习Deeplab-V3模型的分类后处理	11
6.2.2随机森林算法的分类后处理结果.....	13
6.2.3分类后处理的结果分析.....	14
6.3模型的精度验证参数.....	15
6.3.1深度学习模型的精度验证参数选择.....	15
6.3.2分类影像的的精度验证参数选择.....	15
6.4深度学习的求解与结果分析.....	16
6.4.2 深度学习Deeplab-V3网络模型的建立的结果	16
6.4.3深度学习Deeplab-V3网络模型参数设置	17
6.4.3 深度学习Deeplab-V3模型及分类影像的的精度评价	18
6.2.3深度学习Deeplab-V3模型的模型分析	19
6.5 随机森林的求解与结果分析.....	19
6.5.1随机森林模型的建立的结果.....	20
6.5.2 随机森林精度评价.....	20
6.5.3 随机森林模型分析.....	20
6.6 语义分割的求解与优化.....	21
6.6.1 数据集增强优化.....	21
6.6.2 运行环境优化.....	22

6.6.3 增加迭代次数.....	22
6.6.4 分割后处理优化.....	24
6.7 模型融合的结果.....	25
七、参考文献	26
八、附录	26

一、问题重述

1.1 问题背景

农业的可持续发展离不开对耕地的有效利用，准确把控耕地的数量和质量是解决农业发展困境的关键。利用遥感技术，通过获取的卫星影像可快速、高效地提取并识别出耕地，并进行专题地图的制作。这为我国农业的可持续发展及国家各项重大决策都提供了有力得支撑。但在当前，大部分情况下是通过遥感中的目视解译方法实现耕地地块的提取。会耗费大量的人力、物力，造成不必要的资源浪费。为了更高效的提取耕地地块，需要利用算法，建立合理的模型，来实现耕地的识别与提取。而模式识别耕地边界的精度，直接影响了耕地数量与质量的把控，所以，建立精确的模型提取耕地地块已经成为农业发展的进一步要求。

1.2 需要解决的问题。

问题1：通过遥感影像的模式识别算法提取出这两幅遥感影像中的耕地地块（用白色表示），再利用数字图像处理的区域分割算法，实现对整幅图像中耕地面积比例的求算，并优化改进模型，使得算法在提取耕地边界处精度有所提高。

问题2：获取改进后的模式识别系统的关键参数，并计算这些关键参数下的识别精度，最终得出该参数对精度的影响机理。

二、问题分析

2.1 分析概述

在初赛的建模过程中，利用了区域生长法来进行边缘的提取，从而识别出田块所占的面积比例。区域生长法是一种根据事先定义的准则将像素或子区域聚合成更大区域的过程。区域生长法主要考虑像素及空间邻域像素之间的相似性关系。区域内像素的相似性度量可以包括平均灰度值、纹理、颜色等信息。对于耕地地块的提取，在初赛论文中，重点采用了传统的遥感模式识别算法与机器学习提取田块算法。通过初赛的研究与试验，将两者在各个参数及优缺点进行比较，最后得出结论：传统的遥感数字图像处理的方法不太适用于高分辨率、大尺度范围内的模式识别，而机器学习模式识别在高分辨率、大尺度范围内的模式识别的应用方便有较好的性能，其中随机森林与深度学习为最优的模型。通过机器学习提取了耕地地块并创新性的提出了应用基于U-Net网路语义分割模型实现大尺度的高光谱遥感影像的分类的新思路。

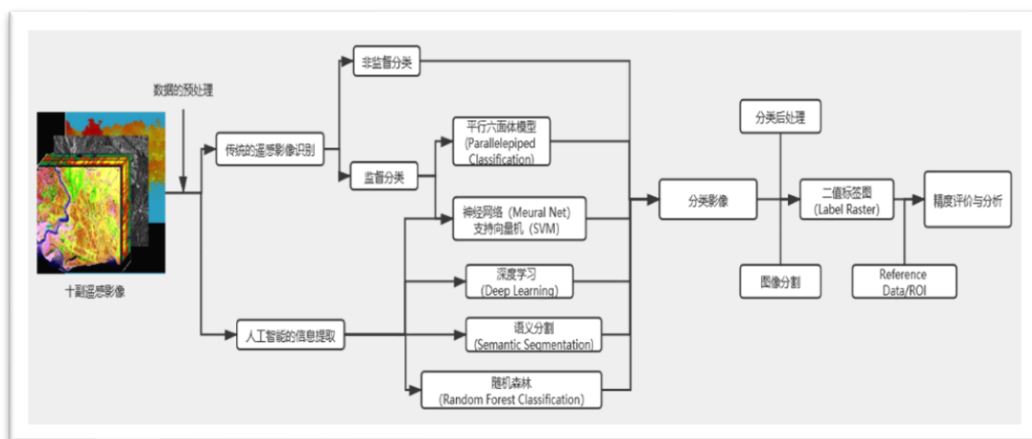


图 1 初赛的模型构建的流程框架

2.2 问题1分析

针对本题目，要在初赛的模型中做出优化，具体体现在参数的优化与分类后处理中。在初赛的论文中，对各种模式识别算法进行了比较，得出机器学习提取田块算法精度要高于传统模式的模式识别。因此，在本文中，将对初赛表现效果较好的机器学习模式识别的深度学习DeepLab-v3 网络模型和随机森林模型以及进行进一步的优化，并对U-Net网路语义分割模型这一创新思路进行应用与实践。利用优化过后的模型进行田块的提取，制得标签图。通过初赛论文对各分类方法整体精度的比对，我们得出随机森林与深度学习对于影像的分类精度较高。制得标签图后，再利用区域生长算法，对识别出来的田块进行面积比例的提取。

2.3 问题2分析

针对问题一中采用的两种精度较高的模型，通过对图像中田块的分布位置的目视解译，确定大致的参数范围。随机森林的树的数目决定这分类的精度，适当的增加树的数目会提升分类的精度。深度学习算法精度的提高依赖于每次迭代训练的切片数，固定距离和模糊距离等关键参数。这里我们建立起提取参数的模型——暴力提取法，暴力提取法是通过随机获取参数来训练各个模型，再将所有的任务交予计算机处理，最后通过人的主观判断，选取最优的参数组合。本次建模的技术流程路线如下图所示：

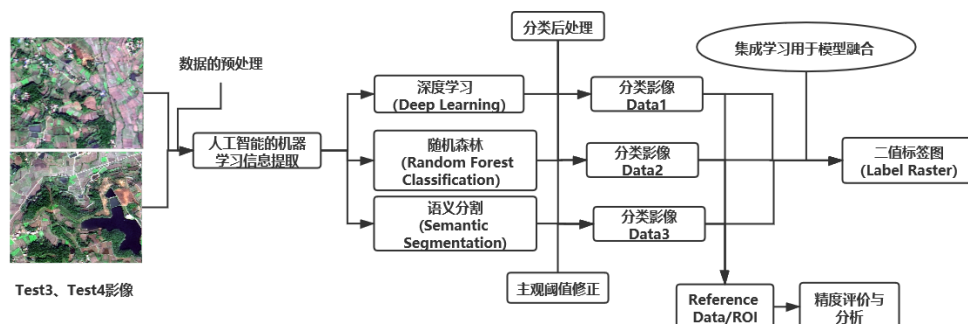


图 2 复赛的模型构建的流程框架

三、问题假设

- 1、假定不考虑混合像元
- 2、假定选择的训练场是同质的
- 3、假定训练场的同一类中各组分具有较高的相关性，类内可分离度低，类间可分离度高

四、符号说明

所用符号	解释
TP	预测是阳性，而且预测对了，实际也是正例
TN	预测是阴性，而且预测对了，实际也是负例
FP	预测是阳性，预测错了，实际是负例
FN	预测是阴性，预测错了，实际是正例
$h_i(x)$	第 i 个基分类器
$I(...)$	示性函数

五、模型的建立

5.1深度学习

深度学习技术作为一种新框架，能够从与不同抽象级别相对应的二维和三维信息中学习高级层次结构特征，使其在图像处理领域占据主导地位。深度学习常用模型包括，如卷积神经网络、深度置信网络等模型，已经应用于计算机视觉、语音识别以及其他相关领域都有重要的应用。

以深度卷积神经网络为代表的网络模型体系及优化方法，面对海量卫星图像大数据进行解析，具备一定能力的特征学习能力，并且可以批量化处理数据。初赛中，我们采用了卷积神经网络CNN和FCN网络模型来构建深度学习模型。本文中，采用Deeplab-V3 网络模型来构建深度学习模型。模型构建与实现的流程如下图。

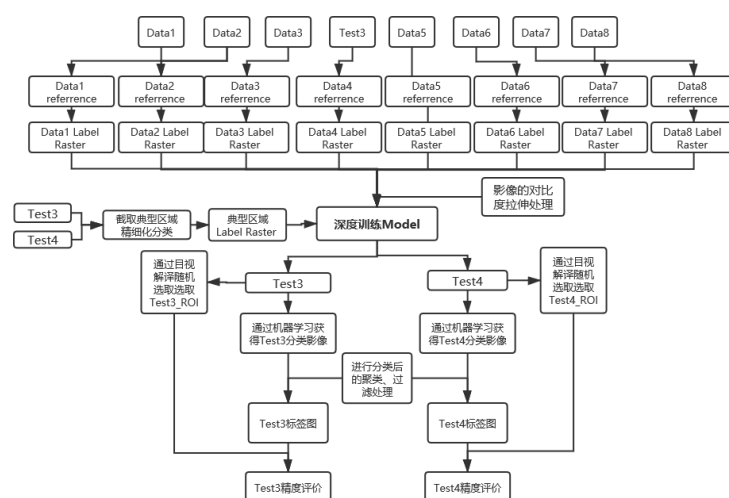


图 3 深度学习模型流程图

5.1.1 卷积神经网络CNN

初赛中我们选用了卷积神经网络CNN进行模型的初始构建。卷积神经网络CNN特点主要有三个，分别是：局部感知、共享权重和池化。

1)局部感知:在计算机视觉中,所存在的视觉人脑神经元都不会查阅获取所有的视野信息,对外界的观察是从局部到全部,是有选择性的去关注重点的部分区域。这里的部分区域就是卷积核(局部感知野)。影像内部之间每一个像素点是紧密连接在一起,神经元可以对部分信息进行搜索,然后再结合所有特征点,从而得到整张影像信息。如图 5.1.1所示,局部感知可以减少连接的总数量,从而降低卷积神经网络模型中计算参数的总数量,可以提高网络训练效率,并且还可以减少过拟合的存在。目前常用的神经网络中,一般设置多个卷积核来获取不同的特征映射,从而可以提取影像的不同特征。

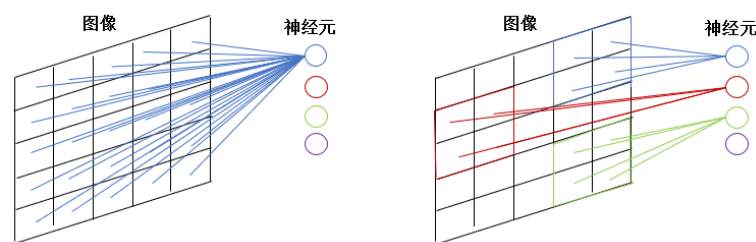


图 4 全连接和局部感知示意图

2)共享权重:局部连接过程,内部结构参数是相同的并且同卷积核在图像中是共享,进而进一步来降低参数的数量。对于本题需要分类的遥感影像背景的房屋进而不同光谱属性的耕地的特征可能出现在图像中的任意一个位置,我们可以用同一神经元来感知整幅影像。因此,共享权值是一种与位置没有关联的特征提取方法。对于本题提供的 600×500 的卫星TIFF图像,用一个神经元对其操作,则大小是300000。如果为 10×10 卷积核,需要的参数只有100个,加上偏向 b ,一共需要101个参数,获得的图像大小仍然是 600×500 ,共享权值可以很大程度的减少网络计算量。局部感知、权值共享模式如图 5.1.2所示。

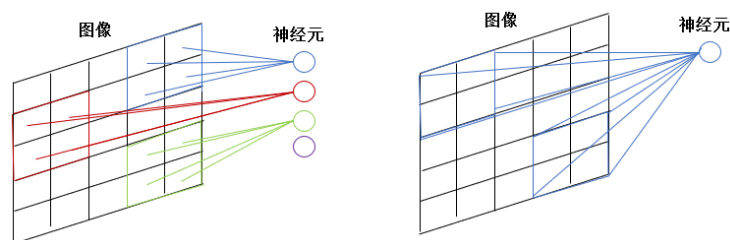


图 5 局部感和权值共享示意图

3)池化:又称作下采样,一般池化层在卷积层的后面,能够简化从卷积层输出的信息,获得一个不随图像大小变化的稳定特征。使用池化层可以使其设计的卷积神经网络模型在进行网络训练时减少过拟合,减少网络模型参数。如图5.1.3所示,经过两次最大池化操作后,都获得相同的结果。

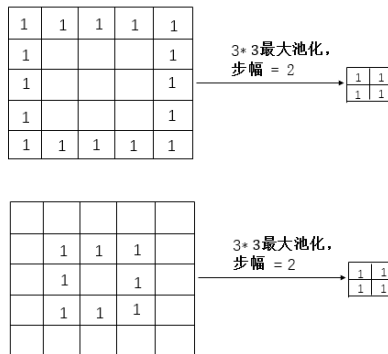


图 6 池化不变性示意图

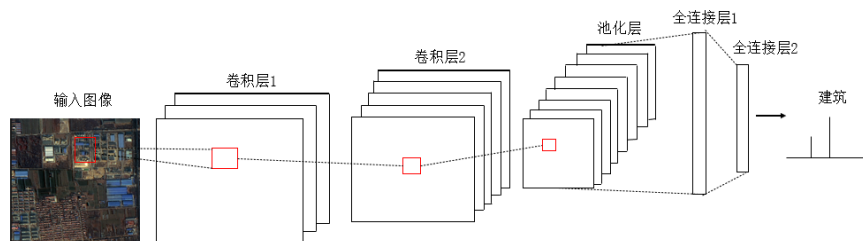
5.1.2 全卷积FCN网络模型

FCN网络是CNN网络上的扩展和进一步的改进。卷积神经网络优点在于网络结构可以学习内部信息，同时，卷积神经网络的输入数据能够与神经网络拓扑结构相似，这种结构特点能够为后续网络学习提供有利训练模型。然而，CNN下采样将会降低卫星影像的分辨率，丢失详细信息。并且，CNN需要调整模型参数，需要大量样本，基于CNN的不足改进为FCN模型。

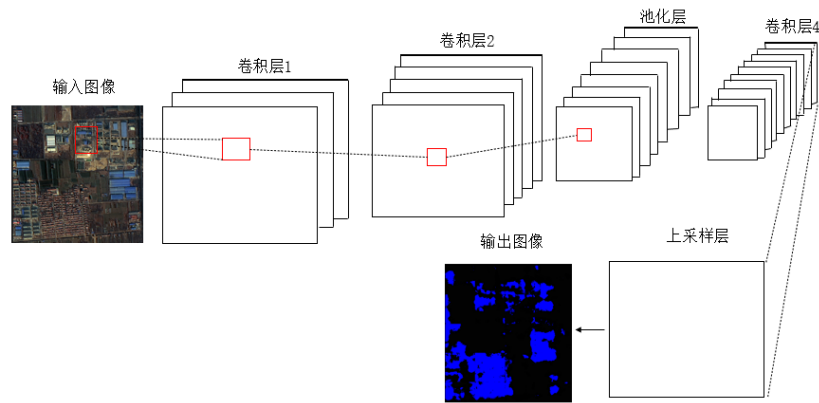
FCN与CNN神经网络模型的区别如下图5.1.4所示，图5.1.4 (a)代表的是CNN网络，图5.1.4 (b)中代表的是遥感建筑物提取二分类问题。FCN尝试为每个像素分配标签，即从图像级别分类到像素级别分类最终实现耕地有背景的的二分类。FCN在预训练网络的VGG-16分类模型上进行了微调，可以实现端到端的训练。在VGG-16网络的基础上，FCN用卷积层替换了所有完全连接的层，以确保可以将任何大小的图像馈送到网络中。为了实现密集的预测，FCN采用了编码和解码架构。CNN方法存在以下缺点：

- (1)模型分类计算效率低。滑动窗口以步长为1滑动时，获得的图像存在大量的重复，资源浪费。
- (2)存储量大。
- (3)感知区域大小有限。网络模型最后全连接层的大小限制了输入影像数据的大小，并且会影响分类效果。

FCN网络体系结构如下图5.1.4 (b)中所示，全卷积神经网络对卷积后的特征数据进行上采样，保留原始影像信息，将尺寸恢复原来大小。上采样操作可以对所有像素产生出预测，分割出像素代表什么含义，也可以还原像素在原始影像的位置,定位像素位置，因此FCN网络可以实现图像逐像素的分类。



(a) 基于CNN模型的卫星图像建筑物识别分类结构图



(b) 基于FCN模型的卫星图像建筑物识别分类结构图

图 7 CNN与FCN网络模型对比

5.1.3 Deeplab-V3 网络模型

Deeplab-V3网络模型进一步拓展了FCN的思想，在DeepLab-V3中，金字塔池化模块用于提取多个尺度的特征图。其他先进的方法包括处理不同尺度信息，类似于在网络中学习、细化、可以跨不同渠道聚合信息。并且可以细化特征图，提高各阶段的识别能力。最大融合策略，可以结合深层和浅层信息，避免由于FCN中的下采样而丢失详细信息。然而，在对高维表示进行编码的过程中，原始的逐像素场景上下文会遭受空间分辨率损失，FCN网络基线缺乏对小目标进行预测的能力。第一个问题是存在多个尺度的对象会导致类别分类困难。为了解决这个问题，提出了空间金字塔池化模块。

DeepLab-V3 网络的主要结构由三部分组成，如图5.1.5所示，第一部分是基本网络，它使用 ResNet架构，并在 ImageNet 作为主要特征提取网络进行训练，该网络执行多尺度特征的学习，原始 ResNet 中最后一块包含的卷积扩张率为2。第二部分是空洞金字塔池化（ASPP）结构，它使用四种不同扩张速率的扩张卷积对前一层的输出结果进行卷积运算以获得多尺度信息和执行上采样以恢复图像正确的大小。此外，全局平均池化增加了更多全上下文信息。在最后一部分，通过集中操作将每个分支的特征合并为单个特征图。然后，使用 1×1 卷积的滤波器来获得微调的结果，并获得最终分割结果。

该金字塔表明，有效地对不同比例的特征进行重新采样对于准确和有效地对任意比例的区域进行分类是有效的，并且，在 ASPP 中包括批处理规范化。研究发现，随着采样率变大，有效滤波器权重（即应用于有效特征区域而不是填充零的权重）的数量会越来越少。当将 3×3 滤波应用于具有不同原子速率的 65×65 特征图时，这种效果如图 4 所示。在比率值接近要素图像大小的极端情况下，由于仅中心过滤器权重有效，因此 3×3 过滤器会退化为简单的 1×1 过滤器，而不是捕获整个图像上下文。如图5.1.5所示，改进的空洞金字塔模型包括一个 1×1 卷积。当输出步幅=16 时，三个 3×3 卷积的比率= (6,12,18)（均具有 256 个过滤器和批量归一化），以及 (b) 图像级别特征。注意，当输出步幅= 8 时，速率增加一倍。然后，将来自所有分支的结果特征进行级联，并通过另一个 1×1 卷积（也具有 256 个过滤器和批处理归一化），然后进行最终 1×1 卷积，从而生成结果。

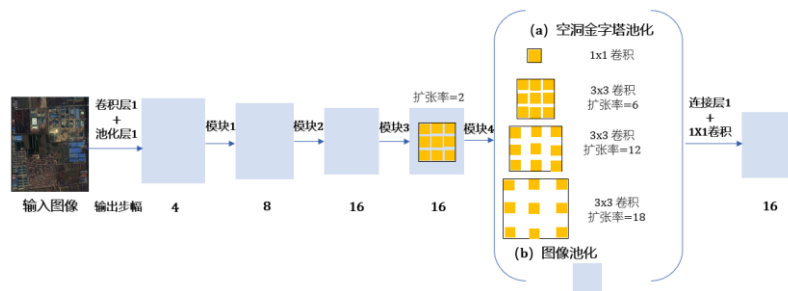


图 8 DeepLab-v3 网络模型体系结构

5.2 随机森林模型

5.2.1 随机森林模型解释

随机森林作为一种集成学习方法，在图像分类中具有很好的应用，简单说，随机森林就是Bagging和决策树的组合，随机森林将多颗独立的决策树整合成森林，每棵树之间相互独立，权重相等，并合起来运用投票的方式来预测最终分类结果。随机森林训练速度很快，并且能够处理很高维度的数据，对不平衡的数据集还可以平衡误差，这些优点让此算法应用极为广泛。

随机森林算法常用来进行分类和回归任务，其由一系列分类回归树(Classification And Regression Tree CART)组成，每一棵决策树由随机抽取的数据子集训练产生，通过投票表决的方式，随机森林将样本归类至得票最多的类中。随机森林可以同时减少偏差和方差，因此，它往往能比决策树提供更加精确的特征分类结果。

5.2.2 随机森林模型建立

随机森林的构建过程用文字表述大致如下:假设原始样本集 $D(x, Y)$ ，样本个数 n ，要建

立 k 棵树。

1) 抽取样本集:从原始训练集中随机有放回地抽取 n 个样本(子训练集)并重复 n 次，每一个样本被抽中的概率均为 $1/n$ 。被剩下的样本组成袋外数据集(OOB)，作为最终的测试集。从原始样本集中以有放回抽样的方式抽取样例，在Test4和Test4两图中进行随机采样。由于随机森林容易因为数据集相对小时出现过拟合现象应选择足够数量的样本集。

2) 抽取特征:从总数为 M 的特征集合中随意抽取 m 个组成特征子集，其中 $m < M$ 。

3) 特征选择:计算节点数据集中每个特征对该数据集的基尼指数,选择基尼指数最小的特征及其对应的切分点作为最优特征与最优切分点(一般方法有ID3、CART和信息增益率)，从节点生成两个子节点，将剩余训练数据分配到两个子节点中。

4) 生成CART 决策树:在每个子节点的样本子集中重复执行(3) 步骤，递归地进行节点分割，直到生成所有叶节点。选择量化工具进行构建。生成的若干棵决策树之间相互独立的，认为他们具有相同的权值。

在CART算法中，通常选用Gini系数度量分裂的不纯度，对决策树的节点 t ，

*Gini*系数 反映了样本集合的不确定性程度，其越大，样本集合的不确定性程度越高计算表达式如下：

$$Gini(t) = 1 - \sum_k [p(c_k|t)]^2$$

我们样本不确定性程度的减少，故应选择最小*Gini*系数的特征分裂。父节点对应的样本集合为*D*,*CART*选择特征*A*分裂为两个子节点，对应集合为*D_L*和*D_R*，分裂后的*Gini*系数为：

$$G(D, A) = \frac{|D_L|}{|D|} Gini(D_L) + \frac{|D_R|}{|D|} Gini(D_R)$$

5)形成随机森林:重复执行(2)~(4)， 得到*k*棵不同的决策树。

*RF*算法在提升精确度的同时也对缺失数据和噪声具有很好的容忍性，增加了相应的复杂性。有很好的容忍性，增加了相应的复杂性。主要通过集成方式验证改进的特征选择方式的可行性，集成框架如图所示：

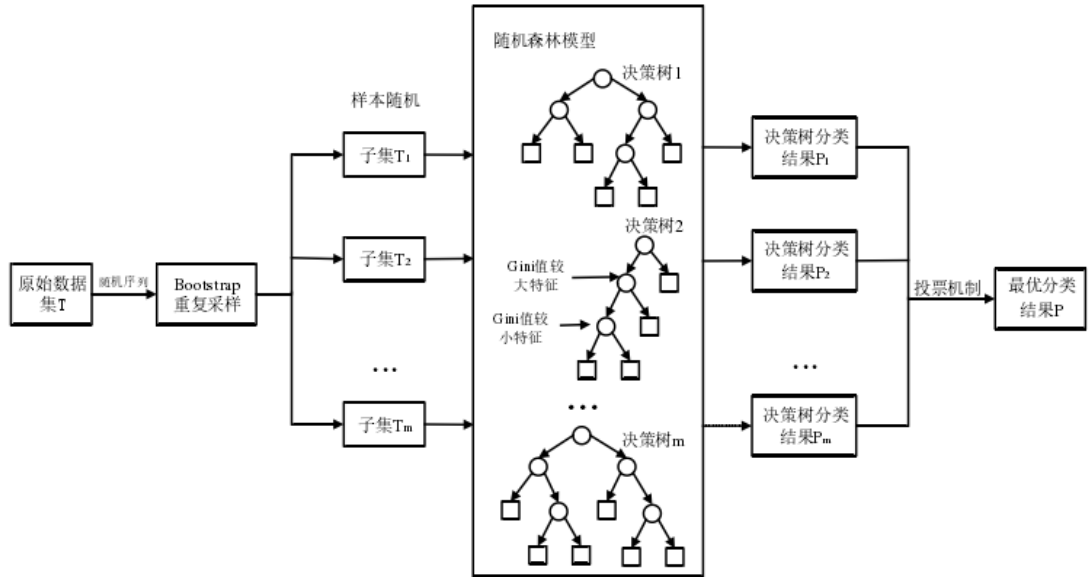


图 9 随机森林框架设计

6) 结合*B agging*与决策树的思想，本章主要利用重采样机制，增加样本子集之间的差异性，部分未被采样的数据作为袋外数据用于测试。应用传统集成投票机制，得到决策公式如下：

$$H(X) = \arg \max_Y \sum_{i=1}^m I(h_i(x) = Y)$$

6)测试数据及模型的验证:每一棵决策树都对测试集中的每一 条数据进行分类，统计*k*个分类结果，票数最多的类别，即为该样本的最终类别。

5.3 语义分割模型的建立

5.3.1 基于 U-Net 网路语义分割模型

• U-Net 模型解释

U-Net是全卷积网络FCN的改进，其首先利用卷积进行下采样，提取各层的特征，然后进行上采样，最后得到每一个像素点对应其种类的图像，其基本结构如下图所示：左边部分即前半部分是特征提取，后半部分即右边部分是上采样。

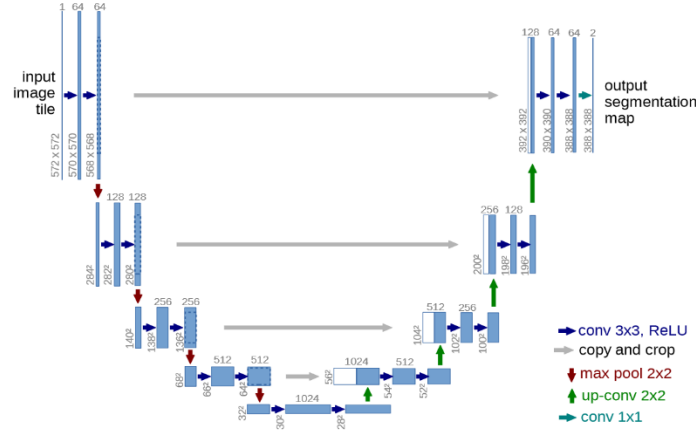


图 10 U-Net网络结构图

U-Net的特征融合方式是拼接，将特征在channel维度拼接，形成更厚的特征，而FCN的融合方式是对应点相加，并不形成更厚的特征。

我们选择U-Net网络的原因：（1）U-Net可以更加有效的运用相应的有标样本，基于全卷积神经网络，通过少量的训练图片仍可以得到更精确的分割。（2）U-Net模型在二分类中具有很好的效果。

训练过程中，最终的能量函数使用了Soft-max函数和交叉熵函数。

Soft-max函数定义为：

$$p_k(X) = \frac{e^{(a_k(X))}}{\sum_{k'} e^{(a_{k'}(X))}}$$

图像最终在每个位置 $p_{l(X)}(X)$ 的Soft-max与交叉熵函数结合为：

$$E = \sum_{X \in \Omega} w(X) \log(p_{l(X)}(X))$$

突出某些像素点的重要性，引入权重函数

$$w(X) = w_c(X) + w_0 \cdot e^{\left(-\frac{(d_1(X)+d_2(X))^2}{2\sigma^2}\right)}$$

网络的权重由高斯分布初始化，高斯分布：

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)}$$

5.4 分类结果的后处理

应用深度学习、随机森林、分割分类,分类结果中不可避免地会产生一些面积很小的图斑。无论从专题制图的角度，还是从实际应用的角度,都有必要对这些小图斑进行剔除或重新分类。选用Majority/Minority 分析。

Majority/Minority分析采用类似于卷积滤波的方法将较大类别中的虚假像元归到该类中，先定义一个变换核尺寸，用变换核中占主要地位（像元素最多）的像元类别代替中心像元的类别。如果使用次要分析（Minority Analysis），将用变换核中占次要地位的像元的类别代替中心像元的类别。考虑到耕地是只要提取目标，且分类后的小版块大都是背景图斑，因此采用Majority分析，将其进行剔除并重新分类，是图像的准确度提高。

为较为清楚地展示处理的效果，对Test4初分类影像开一个小窗口，并分别应用不同的变换核尺寸进行处理。下图（a）、（b）、（c）、（d）分别是原图、变换核尺寸 3×3 、变换核尺寸 5×5 、变换核尺寸 7×7 得到的结果，结果全图在后面结果分析中予以呈现。

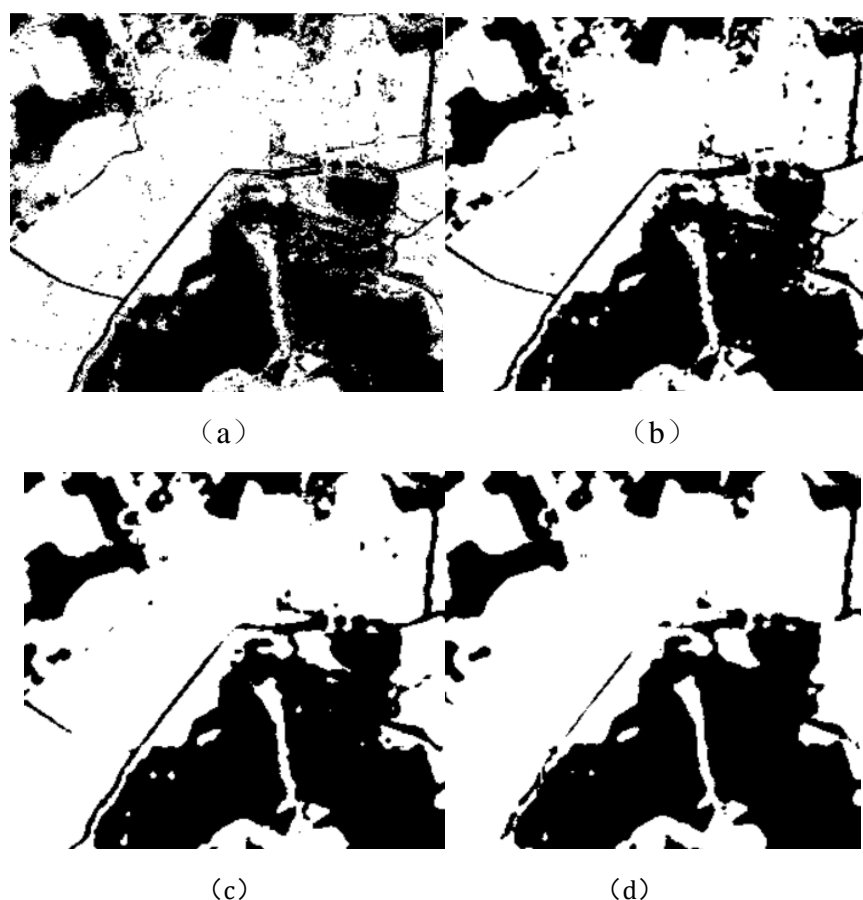


图 11 分类后处理影像结果图

5.5 模型融合思路

我们采用了随机森林，深度学习和语义分割方法，为了使结果更加精确，采取模型融合的思路，对每张图片的每个像素点进行投票表决，三张结果图相应位置的像素点的类别进行预测，票数最多的类别即为该像素的类别。这样可以很好地去掉一些明显分类错误的像素点，很大程度上改善模型的预测能力。

在大小相同的二值化的结果图，同一个位置对于一个像素点pixel，定义 $Sumgray$ 为三张图片的灰度值之和， $gray$ 为像素点的亮度值，依照下列思路进行投票，思路如下公式所示：

- （1） 如果 $Sumgray = 255$ ，那么此点 $gray = 0$

- (2) 如果 $Sumgray = 0$ ，那么此点 $gray = 0$
- (3) 如果 $Sumgray = 765$ ，那么此点 $gray = 255$
- (4) 如果 $Sumgray = 510$ ，那么此点 $gray = 255$

六、模型的求解与优化

6.1 耕地所占面积比例提取

耕地在图像中所占比例，经过对复赛问题的分析结合初赛的结果，采用精度较高的三种机器学习算法应用于二副测试影像得到待求的二值影像，并继续运用初赛当中二值图像区域面积提取模型的算法对二值影像中的耕地的面积进行了相应的提取。由于本次采用的建模思路是以机器学习和人工干预的阈值及相关参数的界定来进行影响分割，难免会存在一定范围内的误差，在此给出各个模型就得的耕地面积的范围，从而更加准确的对影像中耕地进行表示。

选用的模型			
	深度学习 (%)	随机森林 (%)	语义分割(%)
Test3	56.385	58.244	64.848
Test4	42.762	52.508	59.570

集成学习模型应用于模型融合的最终结果 (%)	
Test3	62.211
Test4	54.414

6.2 分类后处理

6.2.1 深度学习Deeplab-V3模型的分类后处理

Test3经过深度学习Deeplab-V3模型提取耕地的图像及提取后的面积比例图如下：

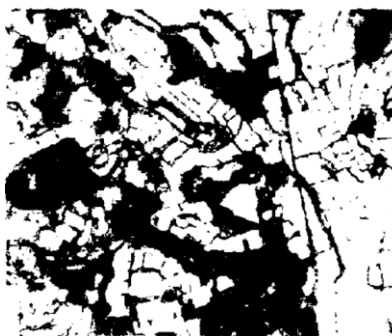
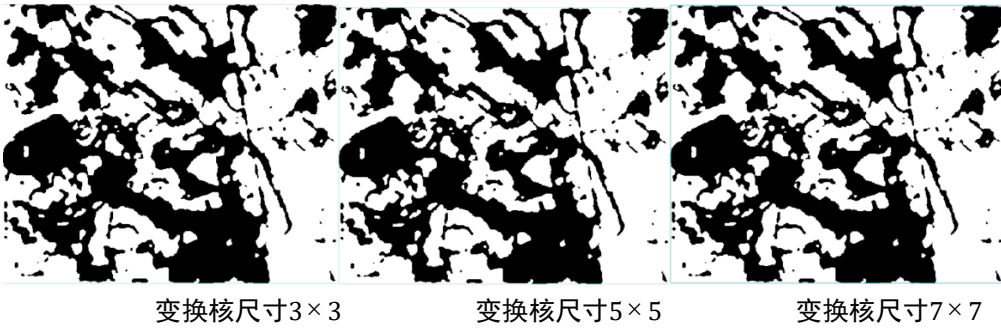


图 12 Test3深度学习Deeplab-V3模型提取耕地图

各个变换核处理后的结果图如下：



Test3 深度学习 Deeplab-V3 模型分类后处理		
变换核尺寸：	总体精度（%）：	Kappa 系数：
随机森林分类结果	90.6421	0.8135
变换核尺寸 3×3	90.7833	0.8163
变换核尺寸 5×5	90.8680	0.8180
变换核尺寸 7×7	90.7927	0.8165

Test4经过深度学习Deeplab-V3模型提取耕地的图像及提取后的面积比例图如下：

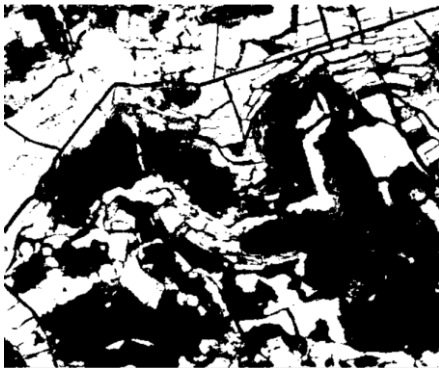


图 13 Test4深度学习Deeplab-V3模型提取耕地图

各个变换核处理后的结果图如下：



Test3 深度学习 Deeplab-V3 模型分类后处理		
变换核尺寸：	总体精度（%）：	Kappa 系数：
深度学习分类结果	95.4808	0.9096
变换核尺寸 3×3	95.5975	0.9119
变换核尺寸 5×5	95.6473	0.9129
变换核尺寸 7×7	95.5963	0.9119

通过对模型的经度验证，可以看出深度学习的总体精度可达95%以上，Kappa

系数可达0.9以上，分类效果较好。通过不同变换核尺寸应用于分类后影像的尝试可以发现总体精度成二次形态分布。变换核尺寸为 3×3 时，影像中仍有少量图斑，变换核尺寸为 7×7 时，分类影像中的道路等北京地物被分到了耕地面积中。变换核尺寸为 5×5 时，既可以有效地保留背景中的田间小路等细节地物类型，又可以有效的去除影像中的碎图斑块，总体精度和Kappa系数达到最高。

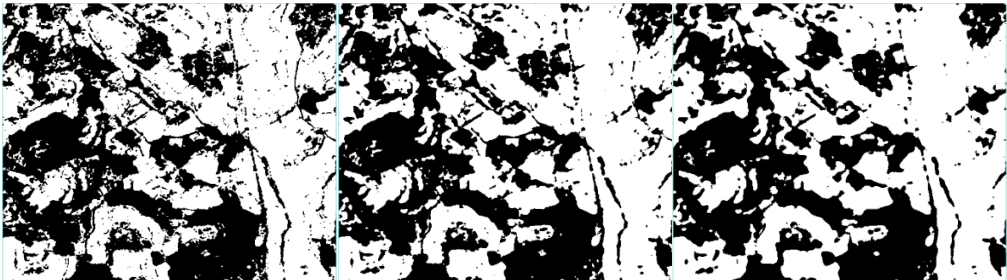
6.2.2随机森林算法的分类后处理结果

Test3经过随机森林模型提取耕地的图像及提取后的面积比例图如下：



图 14 Test3随机森林模型提取耕地图

由于小斑块较多，我们使用分类后处理的方法对图像进行处理，以下是各个变换核处理后的结果。



变换核尺寸 3×3

变换核尺寸 5×5

变换核尺寸 7×7

Test3 随机森林分类后处理		
变换核尺寸：	总体精度（%）：	Kappa 系数：
随机森林分类结果	93.8052	0.8758
变换核尺寸 3×3	94.9077	0.8980
变换核尺寸 5×5	94.9098	0.8981
变换核尺寸 7×7	94.2804	0.8856

通过人工目视解译的方法进行判断，5x5的变换核处理后图像效果最好的，它在去除

小斑块的同时，最大程度的保留了原图像上的背景区域的连续性。

Test4经过随机森林模型提取耕地的图像及提取后的面积比例图如下：

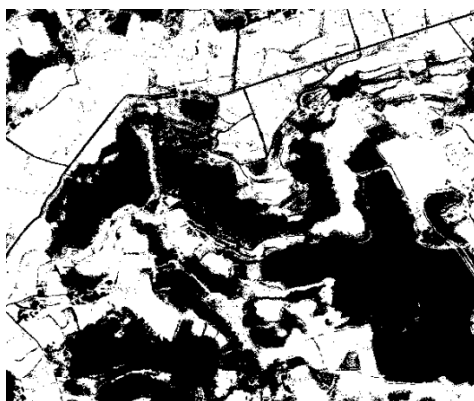
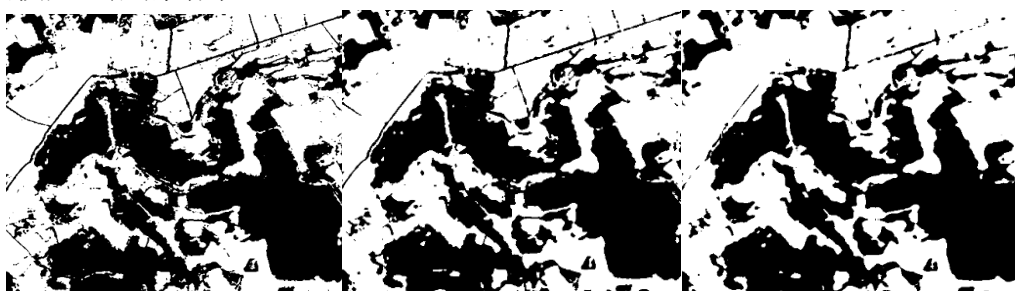


图 15 Test4随机森林模型提取耕地图

由于小斑块较多，我们使用分类后处理的方法对图像进行处理，以下是各个变换核处理后的结果。



变换核尺寸 3×3

变换核尺寸 5×5

变换核尺寸 7×7

Test4 随机森林分类后处理		
变换核尺寸:	总体精度 (%) :	Kappa 系数:
随机森林分类结果	98.6119	0.9722
变换核尺寸 3×3	98.8343	0.9767
变换核尺寸 5×5	98.6860	0.9737
变换核尺寸 7×7	97.6091	0.9522

通过对模型的经度验证，可以看出随机森林的总体精度可达97%以上，Kappa系数可达0.97以上，分类效果较好。通过不同变换核尺寸应用于分类后影像的尝试可以发现总体精度以此降低。变换核尺寸为 5×5 和 7×7 时，影像中的道路等细节信息会出现错分。变换核尺寸为 3×3 时，既可以有效地保留背景中的田间小路等细节地物类型，又可以有效的去除影像中的碎图斑块，总体精度和Kappa系数达到最高。

6.2.3分类后处理的结果分析

通过分类后处理我们可以得到以下结论：

- (1) 不同的算法得到的分类影像结果虽然精度效果较高，但仍有许多碎图斑块零星分布与整副影像之中且每类地物的边缘会有锯齿状的图形存在。
- (2) 不同的影像其最佳的变换核尺寸是不一样的，如深度学习Deeplab-V3模型Test3选择变换核尺寸为 5×5 、Deeplab-V3模型Test4选择变换核尺寸为 5×5 ，随机森林模型Test3选择变换核尺寸为 5×5 ，Deeplab-V3模型Test4选择变换核尺寸为 3×3 ，会得到最佳的验证精度及视觉主观效果。（在后文的模型结果分析中均采用如上相应的变换核尺寸处理后的分类影像进行分析与评价）

- (3) 通过Majority/Minority分析可以有效地提高采用不同算法初分类结果的精度，经过不同变换核尺寸的尝试我们发现，变换核尺寸不宜选则过大，窗口开的过大对导致像道路这样的细节信息丢失。一般选择3×3或5×5的变换核尺寸会得到较好地效果，既能腐蚀掉碎屑斑块，又能最大程度的保留了原图像上的背景区域的连续性。

6.3模型的精度验证参数

6.3.1深度学习模型的精度验证参数选择

深度学习模型采用以下4个参数对训练模型的构建进行评估：

(1) Loss: 一个无量纲的数值。用于表示模型与验证训练数据的匹配程度。0表示完全匹配。值越大，匹配越不准确。

(2) Precision:称为用户精度 (user accuracy)。表示正确分类的像元数占分类结果该类别像元数的比例。

$$precision = \frac{TP}{(TP + FP)}$$

(3) Recall:也被称为生产者精度 (producer accuracy)。表示正确分类的像元数占该类别实际像元数的比例。

$$recall = \frac{TP}{(TP + FN)} = \frac{TP}{P} = sensitive$$

(4) F1:F1分数，是Precision和 Recall 的调和平均值，计算公式如下：

$$F1 = \frac{(Precision \times Recall)}{(Precision + Recall)}$$

通过深度学习训练模型的计算机自动迭代，以上四个参数也在时刻变化，上述四个参数值域均在[0,1] 以内，其中经过反复迭代Loss值逐渐趋向于0，Precision、Recall、F1值逐渐趋向于1。

6.3.2分类影像的的精度验证参数选择

对于分类影像的的精度验证采用将分类结果与分类建立混淆矩阵(概率)报表，从中计算求得总体分类精度、Kaappa系数、错分误差、漏分误差、制图精度以及用户精度。

(1) 总体分类精度:等于被正确分类的像元总和除以总像元数。被正确分类的像元数目沿着混淆矩阵的对角线分布，总像元数等于所有真实参考源的像元总数，

(2) Kappa系数:通过把所有真实参考训练样本的像元总数(N)乘以混淆矩阵对角线(XKK)的和，再减去耕地或背景中真实参考像元数与该类中被分类像元总数之积之后，再除以像元总数的平方减去某一类中真实参考像元总数与该类中被分类像元总数之积对所有类别求和的结果。Kappa 计算公式为：

$$K = \frac{N \sum_k^x - \sum_k^x k \sum_k^x \sum_k^x k}{N^2 - \sum_k^x k \sum_k^x \sum_k^x k}$$

(3) 错分误差(Cmmission): 指被分为背景, 而实际属于耕地的像元, 或是被分为耕地, 而实际属于背景的像元, 它显示在混淆矩阵里面。

(4) 漏分误差(Omission): 指本身属于耕地真实分类, 当没有被分类器分到相应类别中的像元数。

(5) 制图精度(Prod. Acc): 指分类器将整个图像的像元正确分为耕地(或背景)的像元数(对角线值)与该类真实参考总数(混淆矩阵中某类列的总和)的比率。

(6) 用户精度(User Acc):指正确分到耕地(或背景)的像元总数(对角线值)与分类器将整个图像的像元分为该类的像元总数(混淆矩阵中该类行的总和)比率。

6.4深度学习的求解与结果分析

本次复赛中利用对初赛FCN与CNN神经网络模型的优化模型——深度学习Deeplab-V3模型进行耕地地块的提取, 设定好相应的参数, 迭代训练, 得出相应的二值影像, 在经过分类后处理, 分割出背景与耕地的边界, 实现对耕地地块的提取。

6.4.2 深度学习Deeplab-V3网络模型的建立的结果

Test3和Test4经深度学习Deeplab-V3模型提取耕地的图像及提取后的面积比例图如下:

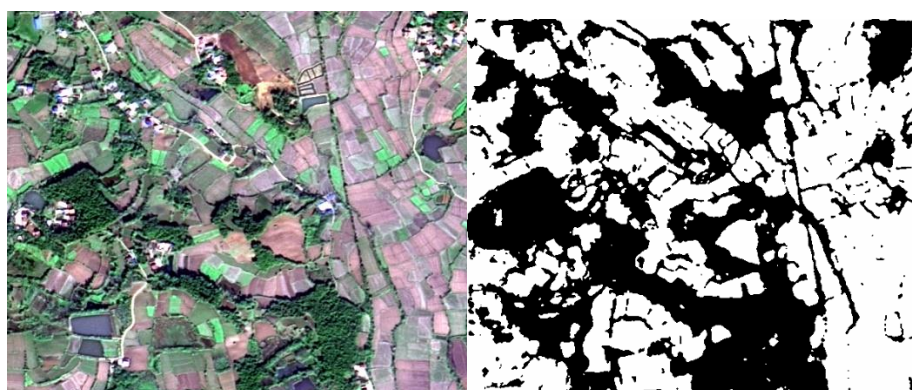


图 16 Test3 深度学习Deeplab-V3网络模型提取耕地图



图 17 Test4 深度学习Deeplab-V3网络模型提取耕地图

将待提取的Test4的左上角进行等距离裁剪, 通过多次试验我们发现, 裁剪训练样本需要足够典型, 几乎能涵盖整景影像的波普信息, 然后通过人工目视解译的方法, 进行耕地的性细化提取, 之后通过编程构建训练样本的掩模图层(Lable

Raster)。



图 18 小区域的模型训练样本（左）、训练样本的掩模图层

6.4.3深度学习Deeplab-V3网络模型参数设置

深度学习Deeplab-V3网络模型需要首先依照待提取的影像，构建小区域的模型训练样本，然后由R、G、B三个波段进行模型迭代，通过反复的试验，我们发现迭代的次数过少模型的精度较低，迭代的次数过多，模型容易过拟合导致参数溢出。因此我们选择将训练模型迭代200次已达到且相对通用的训练精度。

深度学习模型依赖于切片大小，波段个数，切片采样比率，每次迭代训练的切片数，类权重，损失权重，固定距离和模糊距离等关键参数来训练模型，实现图像中耕地地块的提取。对该模型的每个参数设置一个默认值，通过暴力提取法，遍历每一个参数，并进行迭代，对每个参数进行模型的求解，生成结果图。通过人工目视解译原图像中耕地地块边缘的细节，我们可以从暴力提取法生成的每个结果图中选择出效果最好的那个图。

1) 关键参数中的切片大小的选择是取决于计算机的内存与显存，切片的每个单元越大，对显存和内存的要求越大，而且最后切片的大小不能大于原图像的大小。

2) 波段数的选择要与原图像的波段数一致，此题目用到的图像是3个波段的，所以该参数的设定就为原图像的波段，不用暴力提取法进行筛选了，这样减少了模型迭代的次数，使其时间复杂度降低，提高了算法的效率。

3) 切片采样比率的选择依赖于图像本身各个类型间的分布情况，当相同的类分布较为稀疏时，适当增加该值会提高分类的精度。对于切片太小的情况，这个参数应当设置大一点，会适当提高精度。

4) 每次迭代训练的切片数的选择区间一般定在200-1000之间。一般是随着训练数据的多少来变化，当训练数据量越小时，此值设置的越小。

5) 类权重用于强调特征像素，一般缺省为2。

6) 损失权重用于检查训练训练效果时突出强调特征像素。当耕地像素分布过于稀疏时，可以将其设置为2或3，来提升提取的精度。

7) 固定距离用于提高图像中线性地物的分类精度，在Test3与Test4图像中体现在道路的提取上。值越大，对道路的分割越精确，但同时会降低耕地的分类精度。

8) 模糊距离用于提高ROI对图像特征边界的识别，一般设置为10。

经过暴力提取算法，Test3与Test4都获得了其最高的分类精度的关键参数。

其中，波段采样比率为16，每次迭代训练的切片数为300，损失权重设置为2，固定距离设置为3。

通过深度学习的模型我们可以得到出分类的影像，之后在通过分类后处理即通过类内的分解与类间的合并，以及数学形态学的腐蚀膨胀处理，得到最后仅包含耕地和背景两类地物的分类影像图。

结果影像如下：

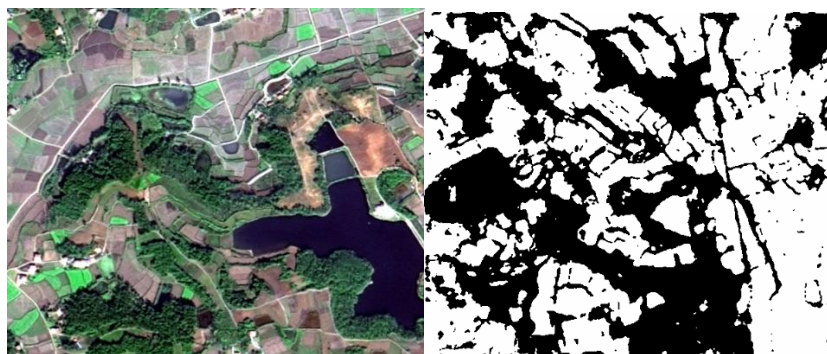
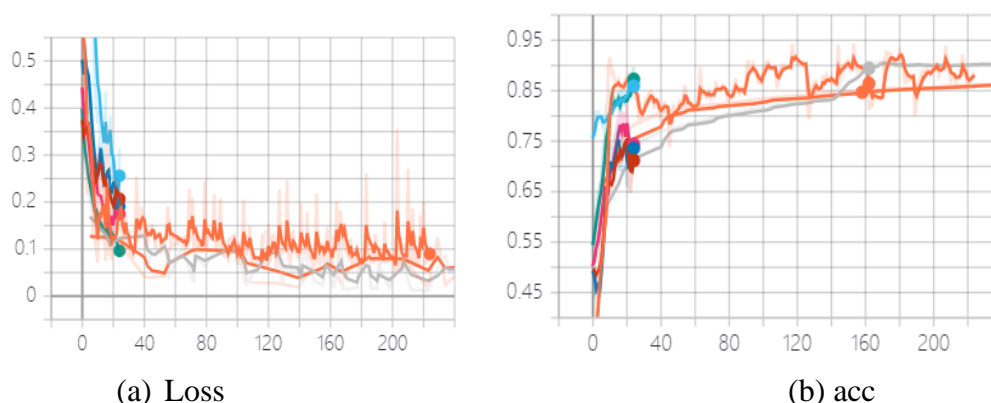


图 19 Test3原图及经过分类后处理的深度学习分类影像



图 20 Test4原图及经过分类后处理的深度学习分类影像

6.4.3 深度学习Deeplab-V3模型及分类影像的的精度评价



Loss: 经过200次的模型迭代后，Loss值达到了0.0633742，趋近于0，说明模型的迭代训练较好。

Precision: 经过200次的模型迭代后，Precision值达到了0.896182，趋近于1，说明模型的迭代训练较好。

Recall: 经过200次的模型迭代后，生产者精度值达到了0.930251，趋近于1，

说明模型的迭代训练较好。正确分类的像元数占该类别实际像元数的比例较高。

F1: 经过200次的模型迭代后, F1值达到了0.912899, 趋近于1, 说明模型的迭代训练较好。

通过深度学习训练模型的计算机自动迭代, 经过反复迭代Loss值逐渐趋向于0, Precision、Recall、F1值逐渐趋向于1, 各项指标均表征出模型的迭代训练效果较好。

• 分类影像的经度验证

Test3 混淆矩阵精度评定				
	生产者精度 (Prod. Acc)	用户精度 (User Acc)	错分误差 (Commission)	漏分误差 (Omission)
耕地	97.19 %	84.80 %	15.20 %	2.81 %
背景	85.67 %	97.37 %	2.63 %	14.33 %
总体精度:	94.9098%		Kappa 系数:	0.8981

表1 Test3深度学习Deeplab-V3模型混淆矩阵精度评定

Test4 混淆矩阵精度评定				
	生产者精度 (Prod. Acc)	用户精度 (User Acc)	错分误差 (Commission)	漏分误差 (Omission)
耕地	95.16 %	96.10 %	3.90 %	4.84 %
背景	96.05 %	95.09 %	4.91 %	3.95 %
总体精度:	95.5975%		Kappa 系数:	0.9119

表2 Test4深度学习Deeplab-V3模型混淆矩阵精度评定

6.2.3深度学习Deeplab-V3模型的模型分析

通过建立混淆矩阵得到Test3和Test4两幅图的相应检测指标可以看出深度学习Deeplab-V3模型的精度相比于之前的CNN与FCN有了很大的提升, 是由于训练参数以及阈值的选取的更加符合图像实际, 该模型对于提取耕地有较好的效果耕地的漏分误差可以控制在5%以内。但由于参数本身的相互制约, 以及迭代次数的限制, 背景的漏分误差还是不能很好的控制, 还有待改进。

6.5 随机森林的求解与结果分析

本次采用随机森林算法来进行分类识别, 构建一系列分类回归树组成, 每一棵决策树由随机抽取的数据子集训练产生, 通过投票表决的方式, 随机森林将样本归类至得票最多的类中。减少偏差和方差, 比决策树提供更加精确的特征分类结果。在提升精确度的同时也对缺失数据和噪声具有很好的容忍性, 增加了相应的复杂性。有很好的容忍性, 增加了相应的复杂性。

6.5.1随机森林模型的建立的结果

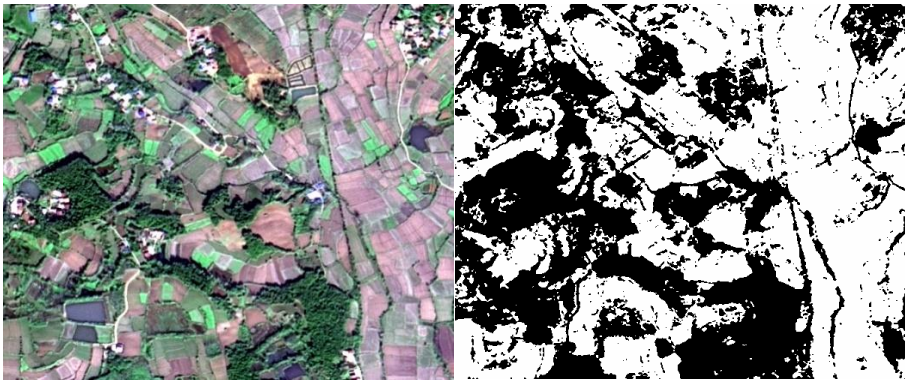


图 21 Test3原图及经过分类后处理的随机森林分类影像



图 22 Test4原图及经过分类后处理的随机森林分类影像

6.5.2 随机森林精度评价

Test3 随机森林混淆矩阵精度评定				
	生产者精度 (Prod. Acc)	用户精度 (User Acc)	错分误差 (Commission)	漏分误差 (Omission)
耕地	97.84 %	91.68 %	8.32 %	2.16 %
背景	92.40 %	98.04 %	1.96 %	7.60 %
总体精度:		94.9098%	Kappa 系数:	0.8981

表1 Test3随机森林混淆矩阵精度评定

Test4 随机森林混淆矩阵精度评定				
	生产者精度 (Prod. Acc)	用户精度 (User Acc)	错分误差 (Commission)	漏分误差 (Omission)
耕地	99.85 %	97.89 %	2.11 %	0.15 %
背景	97.79%	99.85 %	0.15 %	2.21 %
总体精度:		98.8343	Kappa 系数:	0.9767

表2 Test4随机森林混淆矩阵精度评定

6.5.3 随机森林模型分析

通过建立混淆矩阵得到Test3和Test4两幅图的相应检测指标可以看出随机森

林的精度相较于深度学习是更加优秀的，同时我们经过多次参数的尝试发现机器迭代的次数在250次左右为最佳，而当将迭代器设为100与500时，分类的精度都较低。通过250的迭代运算，对于提取耕地有较好的效果，耕地的漏分误差可以控制在3%以内。比初赛时分类的精度高，误差比初赛的要小。同时随机森林在提升精确度的同时也对缺失数据和噪声具有很好的容忍性，增加了相应的复杂性。

6.6 语义分割的求解与优化

在初赛的建模中，语义分割模型的效果并不是很好。我们经过总结与反思，决定在一下几个方面进行优化。

6.6.1 数据集增强优化

经过多次调试，我们发现使用Aug-mentor图像增强工具扩展的数据集在loss和acc曲线的表现都不好。如图为一次迭代60次训练得到的acc和loss曲线图，结果并不乐观。

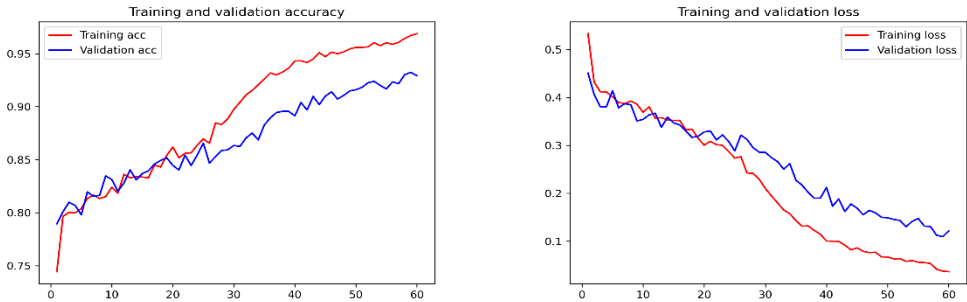


图 23 Aug-mentor数据集训练loss和acc曲线

于是我们放弃了这个工具，使用python-opencv进行数据集增强。首先进行随机窗口采样，之后进行以下集中操作：（1）扩充亮的部分（2）任意角度旋转（3）均值滤波（4）添加点噪声（5）双边过滤（6）高斯滤波进行增强。较之初赛，我们进行数据集增强的操作更加丰富，数据集的质量也更高。在训练之前，我们制作了含1200张图片的数据集。

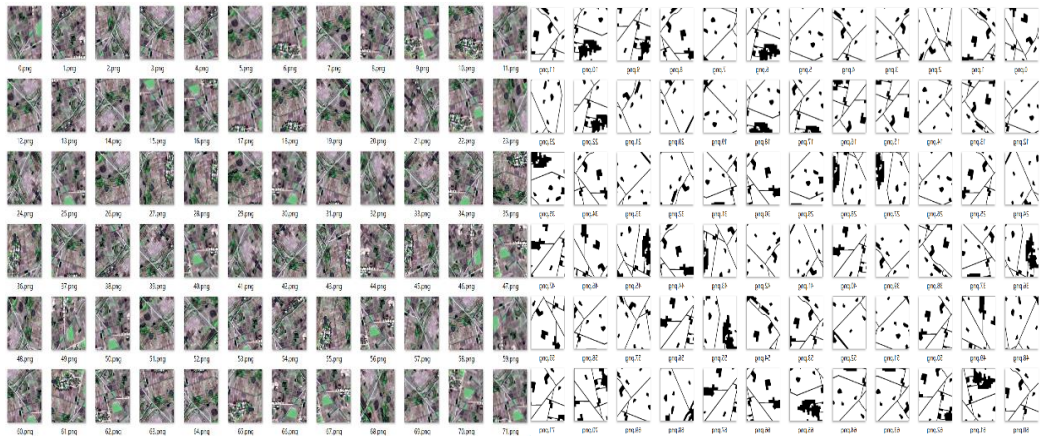


图 24 增强后数据集缩影

对比图7.2.3的曲线，新的数据集优化程度是可观的。

6.6.2 运行环境优化

选择线上完全云端进行训练。Google Colab是在Jupyter基础上开发的一种托管式Jupyter笔记本服务。Colab完全在云端运行，提供免费使用GPU/TPU资源。Colab比PC拥有更高的算力，是深度学习人工智能从业者必备。使用Colab提高了时间的运行效率，获得了更多次调试的机会。此时模型运行环境为Win10+Google Colab，模型训练的步骤如下：

- (1) 定义好U-Net网络模型，设置训练参数，数据集相关参数，模型相关参数
- (2) 读入数据集，我们选择验证集和训练集相等。
- (3) 设置优化器，损失标准，更新参数
- (4) 模型训练，保存训练结果，绘制loss和acc图。

6.6.3 增加迭代次数

(1) 增加迭代次数对训练精度的影响：迭代次数不足会导致模型训练程度不足，但训练次数过多可能带来过拟合。因此适当地增加迭代次数是提高精度的不二之选，经过多次调试，我们将训练模型的迭代总轮数epochs由40调整至60，数据集共1200张照片，这样一共具有72000次训练次数。

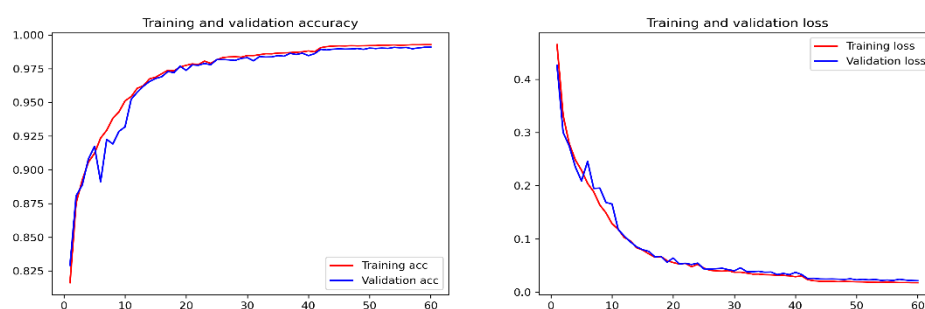


图 25 使用python-opencv数据集训练的loss和acc曲线图

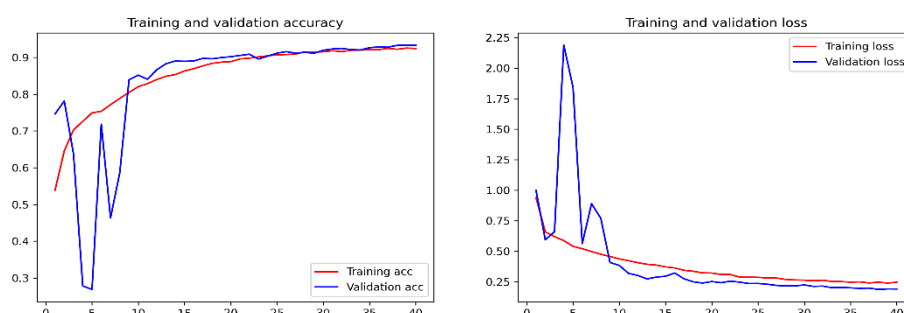


图 26 初赛loss和acc曲线图

对比初赛与复赛的loss和acc曲线，初赛的loss由最终徘徊在0.25左右，acc接近0.9，而复赛的loss已经下降到0.03以下，acc在0.98以上。

由此可以说明，提高数据集质量和增加迭代次数epochs可以提高训练精度。

- (2) 增加迭代次数对预测结果的影响

下面为两次预测的结果图：



图 27 迭代48000次的预测结果



图 28 迭代72000次的预测结果

接下来评测这两次训练结果的精度，一般来说，语义分割精度评价指标通常有以下几种：执行时间、内存占用和准确度

执行时间：根据运行结果显示，3000张图像的的训练集，训练总时间为659.9min

准确度：假设有 $k + 1$ 类（ k 个目标类和一个背景类）， p_{ij} 表示本属于 i 类却预测为 j 类的像素点的总数，那么有以下评价指标：

分类正确的像素点数和所有的像素点数的比例（PA）：

$$PA = \frac{\sum_{i=0}^k p_{ii}}{\sum_{i=0}^k \sum_{j=0}^k p_{ij}}$$

每一类分类正确的像素点数和该类的所有像素点数的比例然后求平均（MPA）：

$$MPA = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{p_{ii}}{\sum_{j=0}^k p_{ij}}$$

计算每一类的 IoU 并求取平均值 $MIoU$

对于第 i 类， $\sum_{j=0}^k p_{ji}$ 表示本属于其他类却预测为 i 类的像素点个数， $\sum_{j=0}^k p_{ij}$ 则表示本属于 i 类却预测为其他类的像素点个数。由此， $MIoU$ 的计算表达式：

$$MIoU = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{p_{ii}}{\sum_{j=0}^k p_{ij} + \sum_{j=0}^k p_{ji} - p_{ii}}$$

$MIoU$ 的提升形式：频权交并比 $FWIoU$

$$FWIoU = \frac{1}{\sum_{i=0}^k \sum_{j=0}^k p_{ij}} \sum_{i=0}^k \frac{p_{ii}}{\sum_{j=0}^k p_{ij} + \sum_{j=0}^k p_{ji} - p_{ii}}$$

我们分别计算PA，MPA，MIOU，FWIOU值，得到如下结果：

表一：精度评价表

指标	迭代 48000 次	迭代 72000 次
PA	0.92624	0.96119
MPA	0.92432	0.93786
MIOU	0.80208	0.89457
FWLOU	0.87176	0.92602

容易看出，迭代72000次具有更好的效果。

6.6.4 分割后处理优化

(1) 全连接CRFs

作为一种在处理深度学习分割影像常用的后处理方式，全连接CRFs理论上可以提升所有分割方法的精度。全连接CRFs的数学原理如下：

像素 i 的类别标签为 x_i ，观测值为 y_i ，在无向图中每个像素点都是某一个节点，将像素与像素之间的关系作为边连接，便组成了条件随机场。在条件随机场中，可以使用观测值 y_i 推测此像素 i 本来的类别标签 x_i

全连接条件随机场符合吉布斯分布：

$$P(x = X|I) = \frac{1}{Z(I)} e^{-E(X|I)}$$

其中 x 是观测值， $E(X|I)$ 是能量函数，由一元势函数和二元势函数构成，其表达式如下：

$$E(x|I) = \sum_i \psi_u(x_i) + \sum_{i,j} \psi_p(x_i, y_i)$$

在这里， $\sum_i \psi_u(x_i)$ 来自神经网络的后端输出，表达像素点 i 的观测值为 y_i 时，该像素点属于 x_i 的概率。定义相邻像素点颜色接近，则属于从一个类别的概率较大，颜色差异较大，分割结果应从二者其中裂开。 $\psi_p(x_i, y_i)$ 的作用是让分割结果尽量从图像边缘的地方裂开，其表达式为：

$$\psi_p(x_i, y_i) = u(x_i, y_i) \sum \omega^m K_G^m(f_i, f_j)$$

可以这样理解，正是因为 $\psi_p(x_i, y_i)$ 的存在，使得分类边界更加清晰。

在上式中， ω^m 是权值参数， $K_G^m(f_i, f_j)$ 是特征函数。 $\psi_p(x_i, y_i)$ 是标签兼容项，

可以约束像素间传导，只有相同标签条件下，能量可相互传导。 $K_G^m(f_i, f_j)$ 是特征函数，其表达式为：

$$K_G^m(f_i, f_j) = W^{(1)} e^{-\frac{|p_i - p_j|^2}{2\theta_\alpha^2} - \frac{|l_i - l_j|^2}{2\theta_\beta^2}} + w^{(2)} e^{-\frac{|p_i - p_j|^2}{2\theta_\gamma^2}}$$

此公式以特征的形式表示了不同像素之间的亲密度，第一项被称作表面核，第二项被称作平滑核。

在实际操作中，我们通过迭代最小能量函数，得到最终后处理结果，经过多次测试，确定迭代次数为20.

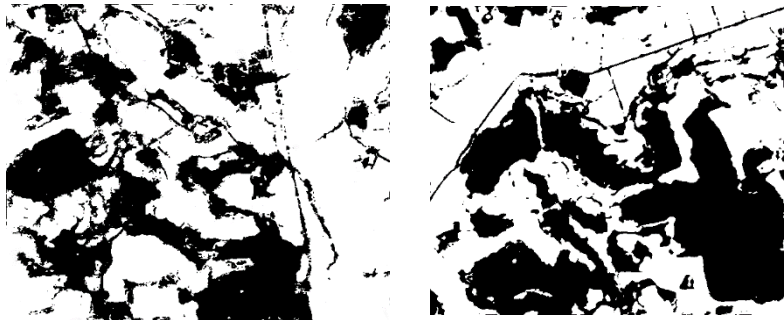


图 29 语义分割后处理后的结果

6.7 模型融合的结果

本文采用了随机森林，深度学习和语义分割方法，为了使结果更加精确，采取模型融合的思路，对每张图片的每个像素点进行投票表决，三张结果图相应位置的像素点的类别进行预测，票数最多的类别即为该像素的类别。

投票之后的结果图为：

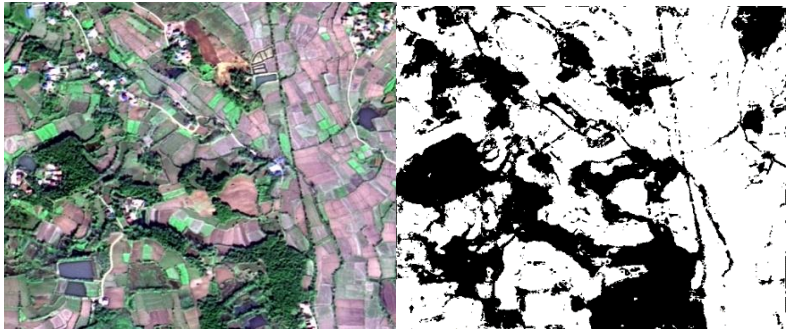


图 30 Test3原图及经过模型融合结果分类影像



图 31 Test4原图及经过模型融合结果分类影像

最后统计黑白像素所占比例，得到耕地面积的比例：

集成学习模型应用于模型融合的最终结果 (%)	
Test3	62.211
Test4	54.414

七、参考文献

- [1]尹宇辉,李浩然,张宇飞,陈海昕.机器学习辅助湍流建模在分离流预测中的应用[J/OL].空气动力学学报:1-10[2021-03-14].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1192.TK.20210311.1645.002.html>.
- [2]董建华,刘小刚,吴立峰,黄国敏,杨启良.基于机器学习的ET_0跨站适应性研究[J/OL].西北农林科技大学学报(自然科学版),2021(09):1-11[2021-03-14].<https://doi.org/10.13207/j.cnki.jnwafu.2021.09.017>.
- [3]魏纯,李明,龙嘉川.采摘机器人果实识别与定位研究——基于双目视觉和机器学习[J].农机化研究,2021,43(11):239-242.
- [4]刘钊,赵桐,廖斐凡,李帅,李海洋.基于语义分割网络的高分遥感影像城市建成区提取方法研究与对比分析[J].国土资源遥感,2021,33(01):45-53.
- [5]许赞,许艾文.基于随机森林的遥感影像云雪雾分类检测[J].国土资源遥感,2021,33(01):96-101.
- [6]李冠争,李斌,王帅,李超,刘昊,田杨阳.基于特征选择和随机森林的电力系统受扰后动态频率预测[J/OL].电网技术:1-12[2021-03-14].<https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2021.0027>.
- [7]郑建华,李小敏,刘双印,李迪.融合级联上采样与下采样的改进随机森林不平衡数据分类算法[J/OL].计算机科学:1-19[2021-03-14].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1075.TP.20210311.0909.002.html>.
- [8]徐浩,刘岳镭.基于深度学习的无人机声音识别算法[J/OL].计算机科学:1-12[2021-03-14].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1075.TP.20210310.1557.032.html>.
- [9]杨柳青青,储莫闲,刘必林,孔祥洪.基于动量自适应BP神经网络的鸢鸟贼模式识别[J/OL].热带海洋学报:1-12[2021-03-14].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1500.p.20210304.1632.003.html>.
- [10]Bai Shuang,Wang Congcong. Information aggregation and fusion in deep neural networks for object interaction exploration for semantic segmentation[J]. Knowledge-Based Systems,2021,218.

八、附录

因代码较长,本队经所有用到的运行代码打包放在附件当中,请评委老师见附件查阅。

