

项目编号 S2016801

武汉大学大学生创新创业训练 计划项目科研总结

基于 SLIC 超像素的遥感影像分割算法 设计与应用

院（系）名 称：测绘学院

专 业 名 称 ： 测绘工程

学 生 姓 名 ： 廖溥昀 朱雨晴

指 导 教 师 ： 张晓东 教授

二〇一七年三月

摘要

项目申请人廖溥昀，武汉大学测绘学院 2014 级测绘工程摄影测量与遥感方向本科生。
项目申请人朱雨晴，武汉大学测绘学院 2014 级测绘工程卓越工程师方向。

指导老师测绘遥感信息工程国家重点实验室张晓东教授，主要研究方向为摄影测量与遥感，GIS 应用。

随着图像分割技术的发展,人们对图像分割的研究已经从最初的简单的阈值分割、边缘检测和区域提取转向将新的概念、新的方法引入图像分割领域,非常重视多种分割算法的有效结合。通过综合使用两种或两种以上的方法,可以部分克服单独的图像分割算法难以对一般图像取得令人满意的分割效果的问题,而采取什么样的结合方式才能体现各种方法的优点,弥补各自的不足,取得好的预期效果,仍是人们关注的主要问题之一。进入八十年代以后,越来越多的学者开始将模糊理论、马尔科夫模型、遗传算法理论、分形理论和小波理论等研究成果运用于图像分割的研究,并取得了很大进展。但由于图像类型的复杂多样性,虽然人们已经进行了广泛深入的研究,但目前尚无通用的图像分割理论提出,现有算法都各有局限性。因此,探索新的分割理论和分割算法对于图像处理、分析具有重大意义。

项目完成了 SLIC 算法的实现,将原始以像素为单位的遥感图像转换成了以超像素为单位,面向对象的遥感图像。在此基础上,可以更加便利地进行遥感图像解译工作,在如何解决遥感图像自动解译的问题上,我们进一步地展开更深入的研究,最终决定使用当下比较热门的深度学习算法进行图像自动解译的工作。

一、项目选题的背景

该项目选题自我们初步接触数字图像处理系统前后,对于遥感图像的处理向来自然被认为是遥感学科的一大重要命题,基于这个,我们展开了对遥感图像分析的研究。显然,为解决遥感图像自动解译这一难题,想要简单地通过对原图像特征提取是一件效率低下的事情,所以我们首先考虑借用数字图像处理中所学习到的图像分割算法对问题进行简化。

在图像分割算法的选择上,我们考虑了基于频率,基于像素,基于纹理等等常见的遥感图像分割算法。于是在此之前,我们参考了肖鹏峰,冯学智先生编著的《高分辨率遥感图像分割与信息提取》、何东健先生编著的《数字图像处理》以及关泽群,刘继琳先生编著的《遥感图像解译》等等相关的资料。在此之中,我们参考面向对象的目标,特征提取的便利性,以及算法本身的简洁性,考虑使用了 SLIC 算法完成任务。

在此之后,为了进行进一步的遥感图像解译工作,我们选择了深度学习算法,参考了周志华先生编著的《机器学习》、Simon Haykin 先生编著的《神经网络与机器学习》、舒宁,马洪超、孙和利先生编著的《模式识别的理论与方法》、清华大学出版社的《MATLAB 神经网络原理与实例精解》、Yoshua Bengio 先生编写的《DeepLearningBook》等等一系列的书籍,选取了 CNN 网络进行遥感图像自动解译工作,限于时间并未代码实现。

二、项目成员的组成、特长、分工及成员间相互协调配合的情况，导师指导情况

项目小组成员共两名，廖溥昀和朱雨晴同学，各自发挥了其特点和专长，相互协调配合完成了本次任务。廖溥昀同学负责了相关数理基础和代码的编辑工作，朱雨晴同学负责了与老师的沟通，答辩，PPT 制作，文档整理等工作。在研究工作中，问题得到及时的反馈，对相关文章的参考及时地应用到了程序当中，使得本项目能够圆满完成。

三、项目的创新点与特色

该项目采用了面向对象的科学思想和当下最热门的深度学习算法，以解决遥感图像自动解译这一复杂的问题。

首先是 SLIC 超像素图像分割算法，使得原本的图像由以像素为单元，变为了以超像素为单元，所谓超像素，是由许多像素点构成的小区域，这些像素点在位置上是相邻的，并且在某些特征(图像的亮度、颜色、纹理等特征)存在一定的相似性，这些小区域大都没有破坏图像的边界信息，而且还保留了对图像进行进一步分割的有效信息。基于超像素的优点有以下几方面：1. 更符合人类视觉系统。人类视觉感知到的图像信息并不是从某一个孤立的像素点得到的，而是从由大量像素点组合而成的区域得到的，孤立的单一像素点并没有具体的实际意义，只有许多像素点组合在一起才对人类的视觉感知有意义。2. 大幅度降低后续处理的计算复杂度。它将图像快速分割为一定数量的具有语义意义的子区域，相比于传统处理方法中的基本单元像素，超像素更有利于局部特征的提取与结构信息的表达。

其次是深度学习算法，借用三大牛 Yann LeCun、Yoshua Bengio 和 Geoffrey Hinton 的观点，“深度学习就是一种特征学习方法，把原始数据通过一些简单的但是是非线性的模型转变成成为更高层次的，更加抽象的表达。通过足够多的转换的组合，非常复杂的函数也可以被学习。”“深度学习的核心方面是，上述各层的特征都不是利用人工工程来设计的，而是使用一种通用的学习过程从数据中学到的。”“在不久的将来，深度学习将会取得更多的成功，因为它需要很少的手工工程，它可以很容易受益于可用计算能力和数据量的增加。目前正在为深度神经网络开发的新的学习算法和架构只会加速这一进程。”

四、项目实施的进展情况及初步取得的创新成果

该项目已完美地完成了 SLIC 超像素图像分割的问题，实现了超像素图像分割的相关代码，但更进一步的卷积神经网络解决图像自动解译的问题，尚处于理论研究阶段，并未以代码形式实现。

首先对 SLIC 超像素图像分割的算法和实验结果进行介绍。

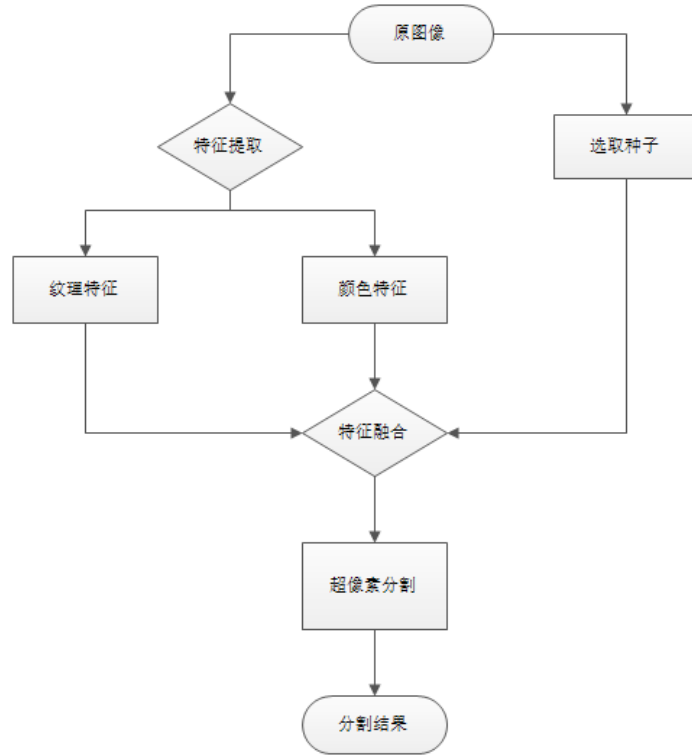


图1 SLIC 分割算法流程图

如图1所示，首先对原图像进行特征 $F_i = [C_i, T_i, L_i]^T$ 进行提取， C_i 是颜色特征空间， T_i 是纹理特征空间， L_i 是空间位置。颜色特征提取是从 RGB 空间 $C_i = [r_i, g_i, b_i]^T$ 到 CIELAB 空间 $C_i = [l_i, a_i, b_i]^T$ 的转换。这种常规的方法，简单快速，保障了颜色特征提取的时间。其次，根据输入的期望超像素个数 SP_{num} ，由如式(2.3)得到 $G_{num} \times G_{num}$ 型种子网格，这样保障每个期望超像素种子就位于 $G_{num} \times G_{num}$ 区域的中心，种子的 $L_i = [x_i, y_i]^T$ 可以根据像素的空间坐标确定， x_i 为空间横坐标， y_i 为空间纵坐标。然后，利用各个种子的 L_i 定位局部区域尺度的大小，在选择各个区域内像素点的特征 $F_i = [C_i, T_i, L_i]^T$ 进行融合，判断图像局部特征的相似性。最后，利用 SLIC 的思想进行分割超像素。

上述 SLIC 方法处理第一步迭代后的图像没有特别强调像素间的联通性，结果可能会形成许多小的、孤立的分割点。而对于最后一步迭代后孤立的点，SLIC 形成形状、大小一致的超像素作为下一步的应用，将孤立点无限制地归为孤立点所在位置的最大邻域内，显然这种做法对分割结果准确率是有很大影响的。

另外，简单线性迭代聚类(SLIC)方法需要人为设定图像分割时所需超像素的数目，这样设定值容易过大或过小，不能保证待分割图像处理的要求。

相应地，我们也对该问题进行了进一步的改进。针对出现多连通情况、超像素尺寸过小，单个超像素被切割成多个不连续超像素等问题，可以通过采取邻近合并策略，增强连通性解决。主要思路是：新建一张标记表，表内元素均为-1，按照“Z”型走向（从左到右，从上到下顺序）将不连续的超像素、尺寸过小超像素重新分配给邻近的超像素，遍历过的像素点分配给相应的标签，直到所有点遍历完毕为止。

针对 SLIC 超像素分割方法中存在的需要人为设定超像素个数问题，提出利用图像的颜色信息自动确定其所需超像素的数目。当要处理的图像很大时，其颜色信息很多，如果对其整体进行扫描，就会占用过多不必要的运行时间和存储空间，所以假设图像大小为 $M \times N$ ，只随机扫描图像的 M/e 行或者 N/e 列， e 是用来控制所需颜色信息数量的平衡参数， e 取

值越大，所要扫描的像素信息越少， e 取值越小，所要扫描的像素信息就越多，经过实验验证，这里取 $e = 10$ 时，可得到较满意的结果。

程序对图 2 进行试验，并得到如图 3 的成果



图 2 SLIC 分割算法试验原图

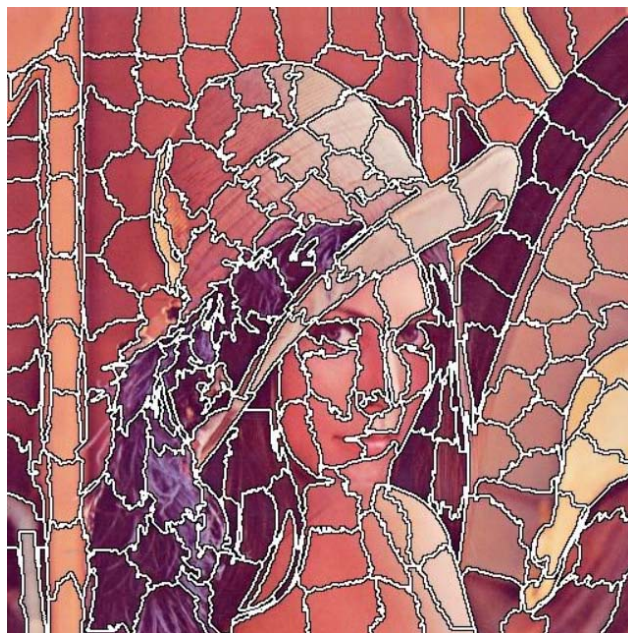


图 3 SLIC 分割算法试验结果图

为简单地表示神经网络算法在进行图像模式识别任务中强大的运算效率和功能，我们实现了许多相关简单的程序。其中，将使用神经网络 BP 算法实现数字图片自动识别的程序展示如下：

如图 4，我们获得了一份共 100 组样本的 training dataset，进行梯度下降共 50 次迭代后，将 cost function 降低到 0.5 左右，获得学习得到的模型 neural network。再将原始数据随机选取若干组样本，加入大量噪声如 5 所示并进行数字自动识别，准确率仍然能够达到 95.06% 以上，且运行效率极高。

除此之外，我们还编写了使用神经网络解决 TSP 问题、解决股市短期预测问题、解决个人信贷信用评估问题、解决图像压缩问题等等相关问题，在这些问题上，神经网络机器学习算法，均展示出了不俗的成绩和非常高的精度。为最终遥感图像自动解译问题的解决，打下了坚实的理论基础，提供了很大的信心。



图 4 神经网络模型的 training dataset

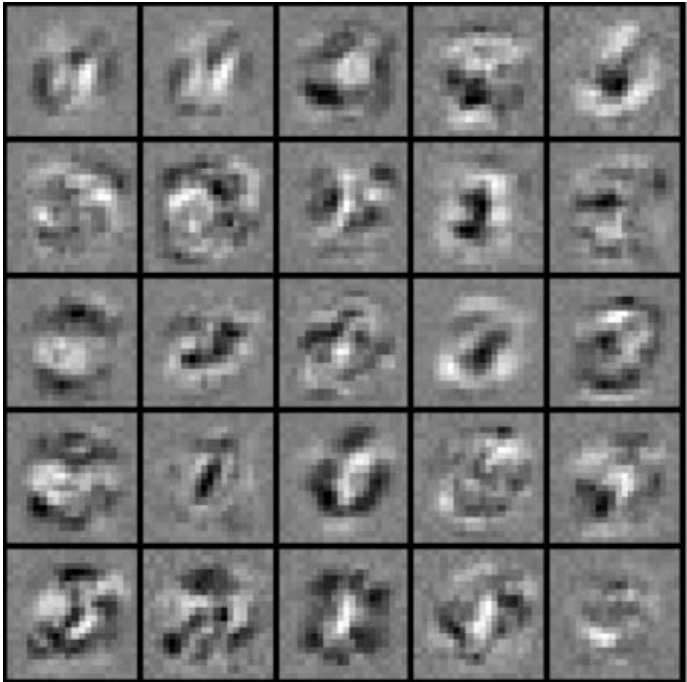


图 5 加入噪声点后的样本

五、项目实施过程中的收获与体会

项目在设计过程中，我们学习到了很多计算机知识、图像分割知识以及模式识别知识。虽然我们在项目中并没有完全使用它们中的全部，但作为遥感图像解译知识的一部分，对它们的学习将会是让我们一生受用的。

首先，作为算法的实现工具，程序语言是我们必不可少需要掌握的一大科目。本次代码均以 C++ 语言和 MATLAB 语言编写。在 C++ 语言中，我们对容器、类、模板等等相关的知识都进行了充分的学习。

一个容器就是一些特定类型对象的集合。其中我们较多使用了顺序容器，它为程序员提供了控制元素存储和访问顺序的能力。这种顺序不依赖于元素的值，而是与元素加入容器时的位置相对应。标准库还提供了三种容器适配器，分别为容器操作定义了不同的接口，来与容器类型适配。

类的基本思想是数据抽象和封装。数据抽象是一种依赖于接口和实现分离的编程设计技术。类的接口包括用户所能执行的操作；类的实现则包括类的数据成员、负责接口实现的函数体以及定义类所需的各种私有函数。封装实现了类的接口和实现的分离。封装后的类隐藏了它的实现细节，也就是说，类的用户之能够使用接口而无法方法实现部分。类想要实现数据抽象和封装，需要首先定义一个抽象数据类型。在抽象数据类型中，由类的设计者负责考虑类的实现过程；使用该类的程序员则只需要抽象地思考类型做了什么，而无需了解类型的工作细节。

模板是 C++ 中泛型编程的基础。一个模板就是一个创建类或函数的蓝图或者说公式。当使用一个 `vector` 这样的泛型类型，或者 `find` 这样的泛型函数时，我们提供足够的信息，将蓝图转换为特定的类或函数。这种转换发生在编译时。

其次，我们学习了各种各样的高分辨率遥感图像分割技术。目前高分辨率遥感图像的信息提取已成为遥感应用基础研究的热点，遥感图像分割新方法的探索和研究，将推进遥感信息提取技术从基于象元的分类逐步过渡到面向对象的识别。通过地物频谱分析，基于频域滤波进行遥感图像特征提取，有望实现快速精确的遥感图像分割。

图像分割就是基于同质性或异质性准则将一副图像划分为若干有意义的子区域的过程，它一般是基于亮度值的两个基本特性之一：不连续性或相似性。因此，图像分割方法可以相应地分为两大类：基于边界的方法和基于区域的方法。前者如边缘生长、边界检测，后者如阈值分割、区域生长、区域分割-合并等。

主要从图像的数学变换、频谱特征分析、频域纹理特征提取、频域边缘特征提取、多特征融合、遥感图像分割等方面进行研究和学习。发现遥感图像的频谱分析和频域特征提取在遥感图像处理领域的理论和应用研究都比较少，滤波器设计的研究也往往针对合成纹理图像或是自然纹理图像，很少有针对遥感图像的滤波器设计方面的研究。而且，现有的图像分割方法都是针对灰度图像或者彩色图像设计的，如果将其应用到遥感图像的处理和识别，必须要解决图像分割模型从单波段图像向多光谱图像扩展的问题。

自从认识到人脑计算与传统的数字计算机相比是完全不同的方式开始，关于人工神经网络，简称神经网络的研究就开始了。人脑是一个高度复杂的、非线性的和并行的计算机器。人脑能够组织它的组成成分，即神经元，以比今天已有的最快的计算机还要快许多倍的速度进行特定的计算。例如，考虑人类视觉，这十二个信息处理任务。视觉系统的功能是为我们提供一个关于周围环境的表示，并且更重要的是提供我们与环境交互所需的信息。具体来说，完成一个感知识别任务，人脑大概需要 100-200 毫秒，而一台高效的计算机却要花费比人脑

多很多的时间才能完成一个相对简单的任务。由此，激发了包括我们在内的许多人的研究和探讨，由此我们也学习到了更多的神经网络算法知识，领略到了其超乎寻常的计算效率。