实验报告

东北林业大学

信息与计算机科学技术实验中心

|  |
| --- |
| 一、实验目的  （1）理解Kmeans、Meanshift、层次聚类算法等算法的特点及主要的应用情境，能够利用sklearn中相关库解决现实世界中的各类聚类问题；  （2）掌握利用matplotlib对相关数据、图像、模型等信息进行可视化的方法；  （3）掌握对聚类模型结果进行分析和解释的能力。 |
| 二、实验环境  （1）硬件：PC机；  （2）软件：Anaconda Jupyter Notebook，Spyder，Pandas，Sklearn |
| 三、实验内容及结果  （一）基于聚类算法的遥感影像变化检测实验  1、导入相关库，其中包括对图像进行读取的PIL库中的Image对象。    2、利用Image对象打开图像文件。其中im1，im2为前后两期遥感影像。imgch为变化检测标注结果。    3、查看图像。Imgch中白色（像素值为255）的区域为变化区域，黑色（像素值为0）区域位未变化区域。    4、将图像转换为数组对象，数据类型选择两个字节整数，这个非常重要否则，Image对象的每个像素的数据类型默认为np.uint8，也就是无符号1个字节整数，用0-255表示光谱范围的值。如果不转换，两个图像相减时负值将表示为无符号型整数，出现混乱。    5、查看图像数组的特征。  从中可以看出，彩色图像中每个像素的彩色值是由三个整数组成的，分别为R、G、B三个波段，是一个三维数组。图像为725行，941列，也就是图像的长宽分别为941和725。    从中可以看出，图像光谱值的最大值和最小值分别为0和255。光谱均值分别为80和82差别不大。可以查看R、G、B每个波段上的灰度分布情况。    6、查看图像的灰度分布。  从图中可以看出，两个时相图像中灰度分布都不是标准的正态分布，红色波段数据集中于20-40部分。  7、查看两时相图像对应的数据。    8、利用im1和im2生成差异图像。    从中可以看出，发生变化的部分变化幅度较大，其明暗程度能够指示区域的变化情况。  9、对比查看原始两时相数据、变化标注、差异图像。    10、利用差异图像生成聚类样本集，每个像素一个样本，每个样本三个光谱分量。  11、利用KMeans算法对差异样本，进行聚类，将所有像素分类两类，变化类和未变化类。    12、显示两个类别的质心。  其中第一个是0标注类的质心，第二个为1标注类的质心。从其中可以看出0标注类的质心为变化幅度，小于1标注类质心的变化幅度。但是，并不是每次都这样，KMeans为每类标注的结果0和1是随机的，也有可能0标注类的质心变化幅度大于1标注类，这样时0表示变化类，1表示未变化类。而进行显示时，如果想用白色显示变化类，那么就需要将变化类的值修改为255，为变化类的值修改为0。  13、处理两个类的像素点值。当0标注类的质心变化幅度大于1标注类的质心时，将0的值修改为1,1的值修改为0。  14、将检测结果转换为Image对象后，保存图像。    15、利用标注图像，生成变化类/非变化类标注结果y\_true。由于标注图像是黑白图像，三个波段值都相同。采用0波段的值制作标注结果集，同时标注图像中用255来表示变化类，需要修改为1。    16、利用变化类预测结果和真是标注进行模型准确性评估。  从中可以看出，准确率为91.07，混淆矩阵如上图所示。有36060个未变化像素被错误的分为了变化像素，同时有24848个变化像素被错误的分为了未变化像素，精确率为55.33%，召回率为64.25%，也就是说，虽然准确度为91.07%，比较高。但是，检测变化类的像素中只有55.33%是正确的，只有64.25%的真实变化像素被检测出来，精确率和召回率都相对较低。  17、利用图像对参考图像和预测图像进行对比。  从中可以看出，预测结果中包含大量的虚警情况（红圈所示区域），图像中散布着很多比较零散的变化区域。同时变化区域内部不纯粹，其中很多变化像素没有检测出来。但是变化区域基本都能检测到，不存在漏检区域。但是，变化区域的边界较小，不纯粹。  18、虚警（漏检）像元和漏检像元的分布情况。  从图中可以看出，变化检测的结果中虚警像元的分布比较零散，这是由于高分辨率遥感影像在对地物进行精细化表达的同时，也会导致大量噪声的产生，带来变化检测的误诊。漏检像元都是由于变化区域周边变化幅度较小的区域，在聚类时错误的分为了未变化类。  19、查看差值图像中各波段数据的分布情况。  从中可以看出，变化类像素和未变化类像素之间的数据连续性较大，区分度并不好，所以导致很多错分像元的产生。  20、可以利用中值滤波对检测结果进行优化。中值滤波的原理是，设置一个滤波范围size（比如为3），对于每一个像素，利用以其为中心周围3行3列的9个像素的像素值进行排序，取最中间的值作为该像素的值。  21、对优化结果对比显示。  从中可以看出，图像中的部分虚警像元被处理掉了。  22、对优化结果的准确性进行评估。  从中可以看出，利用卷积核为3的中值滤波进行优化后，准确率从原来的91.07上升到92.77，精确率从55.33%上升到64.62%。详细分类结果为：  23、增大卷积核，将其设置为5，对优化结果进行评估。从中可以看出，增大卷积核后，准确率上升到93.82%，精确率从55.53%上升到72.36%，但是召回率从64.25%下降到63.73。也就是说，利用中值滤波进行优化时，可以起到提高精确率的效果，但是会导致更高的漏检率。综合评估，利用卷积核为5的中值滤波结果作为最终的检测结果。  24、将优化后的结果转化为图像进行保存。  打开优化前后的图像进行对比分析后发现，优化后零散的虚警像元处理的效果良好。  实验结论：  （1）利用KMeans聚类方法可以在没有任何先验知识的情况下进行变化区域的检测，且准确率良好。  （2）利用中值滤波可以对变化检测结果中的零散噪声问题进行优化。  （3）中值滤波对漏检问题的改良性能较差。 |

|  |
| --- |
| 四、实验过程分析与讨论  1． 实验过程分析与讨论：  （1）聚类算法解决分类问题的准确性： 在案例中，使用KMeans聚类算法对图像进行聚类，将像素分为两个类别。然后使用一些评估指标（如准确率、召回率和精确率）来评估聚类结果的准确性。准确率是指分类正确的样本数占总样本数的比例。然而，由于聚类算法是无监督学习算法，没有真实的标签可供参考，因此无法直接计算准确率。  （2）漏检是指将属于某个类别的样本错误地分为另一个类别，导致该类别的样本被错误地排除在外。在图像处理中，漏检可能会导致某些目标物体未被正确检测出来。例如，在目标检测任务中，如果聚类算法将某些目标物体错误地分为背景类别，那么这些目标物体就会被漏检。错检是指将不属于某个类别的样本错误地分为该类别，导致该类别的样本数量增加。在图像处理中，错检可能会导致一些背景噪声被错误地识别为目标物体。例如，在目标检测任务中，如果聚类算法将一些背景噪声错误地分为目标类别，那么这些背景噪声就会被错检。  （3）针对分析过程中出现的问题和错误，写出问题分析和处理过程。  1.首先，需要确定出现问题的具体情况和原因。可能的问题包括算法选择不当、数据质量问题、参数设置不合理等。  2.对数据进行详细的分析，包括数据的特征、分布情况、异常值等。通过数据分析可以帮助发现数据质量问题和异常情况。  3.如果问题是由于算法选择不当导致的，可以尝试使用其他算法或调整算法的参数来改善结果。例如，在聚类算法中，可以尝试使用其他聚类算法（如DBSCAN、层次聚类等）或调整KMeans算法的簇数。  4.如果问题是由于数据质量问题导致的，可以尝试进行数据预处理来改善结果。例如，可以进行数据清洗、特征选择、特征缩放等操作，以提高数据的质量和可用性。  5.对调整后的算法进行评估，使用合适的评估指标来衡量算法的准确性和性能。根据评估结果，可以进一步调整算法或数据处理方法。  6.根据评估结果和问题分析的反馈，不断迭代优化算法和数据处理过程，直到达到满意的结果。  （4）使用PIL库中的Image模块打开图像文件，并使用matplotlib.pyplot库显示图像，将图像转换为NumPy数组，以便进行后续的数据处理和分析，使用matplotlib.pyplot库绘制图像的直方图，以了解图像的像素分布情况，使用NumPy库对图像进行数组操作，如获取图像的形状、最大值、最小值和均值。将图像数组重塑为一维数组，以便进行聚类分析，将图像数组重塑为一维数组，以便后续的聚类分析。  （5）使用sklearn.cluster库中的KMeans算法对图像进行聚类，将像素分为两个类别：KMeans算法是一种常用的聚类算法，它将数据分为K个类别，使得每个数据点都属于离其最近的类别。在这段代码中，使用KMeans算法将图像的像素分为两个类别，以进行变化检测。使用classification\_report、confusion\_matrix、accuracy\_score、recall\_score和precision\_score等函数对聚类结果进行评估和分析，包括生成分类报告、计算混淆矩阵以及计算准确率、召回率和精确率等指标。 |
| 五、指导教师意见    指导教师签字：  年 月 日 |