

文章编号: 1672-8785(2021)04-0041-08

激光雷达系统与 VHR 数据在建筑物检测与地图测绘中的应用(上)

0 引言

激光雷达中的光探测和测距技术可以应用于对地观测和环境监测等方面,能极大地提高很多监测系统的性能和可靠性。利用自动或半自动的传感器系统对周围环境进行有效探测正成为人们探索外部环境的重要方向。比如,目前炙手可热的自动驾驶、电动汽车的充电机器人等等都是这方面的典型应用。激光雷达系统在这类实际应用中具有很好的优势。与其它主动探测系统(如微波雷达)相比,它尤其对小目标具有很强的探测能力。

从 20 世纪 90 年代开始,激光雷达技术逐渐进入商业应用。在过去的十年里,通过激光雷达与其它传感器的结合对地表进行探测和数据分析的技术得到了日新月异的发展。将激光雷达系统与光学甚高分辨率(Very High Resolution, VHR)数据结合,可以提高对特定领域监测的能力并改善数据分析的效果。利用激光雷达的点云数据可以在探索外部环境、自动提取城市建筑物特征等方面发挥重要作用。

从下面篇幅中第一个案例的研究结果可以看出,探测系统成功地提高了对特定领域的分析和监测能力。需要特别强调的是,激光雷达数据能够帮助探索外部环境并从城市环境中提取建筑物特征。而另一个案例表明,采用西克公司生产的三维激光雷达可以对建筑物、树木以及道路等组成的周围环境进行有效监测。

1 激光雷达系统

激光雷达具有数据采集速度快与地面分辨率高等突出优点,通过计算发射信号与接收信号的时间间隔来实现测距功能。此外,它可以对目标区域扫描从而形成激光点云,并能进一

步获得数字地形模型(Digital Terrain Model, DTM)和数字表面模型(Digital Surface Model, DSM)。获得的高度信息精度可以达到厘米量级。

激光雷达在水文及地质危险区域的测绘与形态表征、各类地质灾害的预警、城市和基础设施的建模与规划、电力和能源分配线路的设计、森林农田等的清查和管理等很多方面均有重要应用。

一般情况下,激光雷达通过扫描一个平面上的目标获取激光点云。它是障碍物探测(如扫地机器人中的应用)、即时定位与绘图应用中最常用的设备。如果一个二维激光雷达可以在垂直于扫描平面的方向上移动,那么就能获取三维空间的数据了。

此外,激光雷达还可以安装在无人机上,进而实现对小范围地面环境的测绘。比如,美国华威大学就研发了一个工作于户外的自主飞行系统。该系统通过多次重复飞行路线获取激光点云数据,并可以绘制三维地图。又如,日本北阳公司将搭载 UGR-4LX 型激光雷达的垂直起降小型无人机应用于室内。该小型系统采用了一些简易的机械结构,使得二维激光雷达实现了三维激光雷达的部分功能。无人机在空中快速运动时需要具备躲避障碍物的能力。而激光雷达通过扫描测距正可以起到近距离报警的作用,为无人机的视觉导航作出了巨大贡献。

2 城市环境监测和特征提取

只有在充分了解城市化发展动态的基础上,才能提供基本的土地资源管理服务。因此,对城市环境探索的信息必须及时且准确才

能有效,而且政府相关政策的颁布也依赖于这些信息。然而,城市环境极其复杂且结构多样,通常由建筑物、道路、各类植被、裸露的土壤以及水体等组成。

将 VHR 图像和激光雷达数据等结合,可以极大地提高城市测绘和地区分类的能力。最近几年,将基于目标的图像分析法(Object-Based Image Analysis, OBIA)与光学卫星遥感数据、激光雷达点云数据相结合的技术备受关注。总的来说,OBIA 中的有效信息不包含在单一像素中,而是包含在目标影像或具有共同特征(比如颜色、纹理和亮度相同)的像素组群中。因此,这项技术可以将图像中的不同目标按几何、结构和关系等特征分类。大量研究表明,将 OBIA 系统与激光雷达结合使用,在城市环境监测和特征提取的应用中卓有成效。在这些研究中,共同点是都采用了基于激光雷达数据并面向对象的方法来进行城市覆被分类;而区别仅仅在于类别参数的选择(不同的参数会产生不同的数据库)。

接下来将介绍两个案例。其中,意大利阿维利诺的案例演示了激光雷达点云数据与 VHR 卫星图像相结合可以自动并准确提取建

筑物特征,进一步阐明了 OBIA 技术在地球观测和环境监测中的重要性。第二个案例描述的是一种新的三维激光雷达系统在华沙董布罗夫斯基军队技术学院的测试试验。

3 利用 OBIA 从激光雷达数据和 WorldView-2 图像中提取建筑特征

下面将着重描述如何将激光雷达数据和 WorldView-2 图像相结合,以及如何通过 OBIA 技术绘制城市建筑物的详细地图。此外,还归纳总结出一个简单而精确的用于建筑特征提取的工作流程,从而满足决策者关于城市规划及其它相关方面的需求。

3.1 算法和数据

3.1.1 研究区域

Lioni 位于意大利南部的阿维利诺,海拔为 550 m,位于 $40^{\circ}52'N$ 、 $15^{\circ}11'E$ 。首先,将算法应用于该地区中随机选取的约 200 m^2 区域。然后将该算法扩展应用到整个 Lioni 地区(总面积共 5.3 km^2),从而验证算法的可靠性和通用性。试验结果表明,该算法通用性良好,无需进行参数的调整。Lioni 及周边地区的地图如图 1 所示。

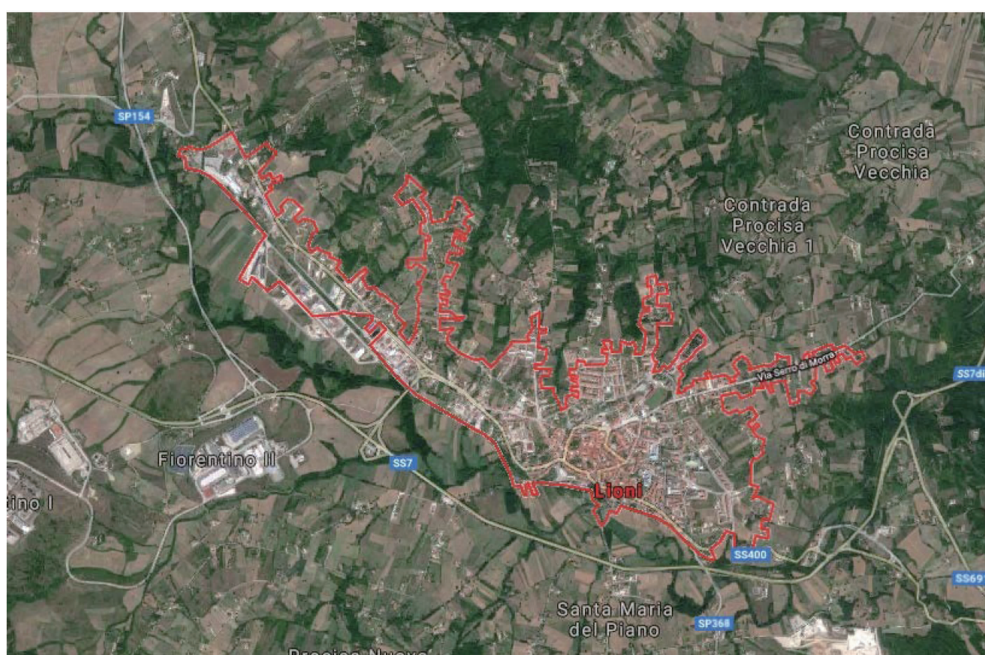


图 1 Lioni 及周边地区地图

3.1.2 数据集

分类算法流程如图 2 所示。其中, 激光雷达数据、WorldView-2 图像、区域技术图 (CTR) 和正射影像为输入数据, 下面将对它们详细阐述。

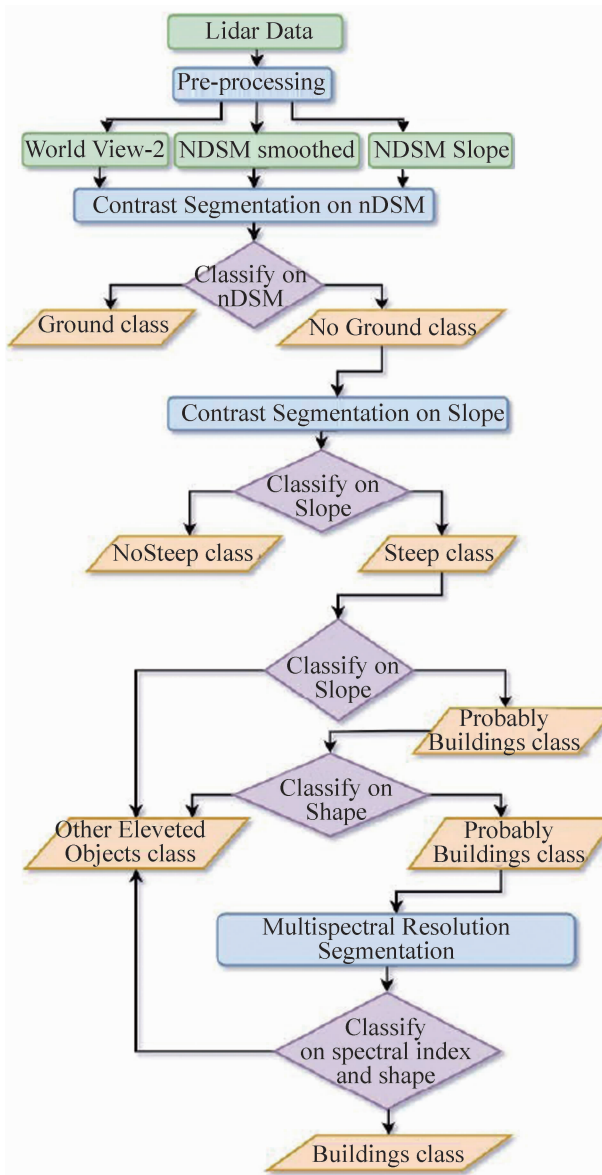


图 2 分类算法流程图

3.1.2.1 激光雷达数据

Lioni 地区的 DTM 和 DSM 是从意大利环境保护部门的激光雷达与 EPRS-E 传感器数据得来。数据的采集年份可以追溯到 2011 年。有必要建立一套基于这类数据的区域建筑物特征提取的具体方法, 同时该方法须具备一定的稳定性和通用性。

3.1.2.2 WorldView-2 图像

Lioni 地区的 WorldView-2 图像是卫星于 2017 年 6 月 5 日, 在云层覆盖量 1% 的情况下以 16° 的角度拍摄的, 包含八个多光谱波段。

利用 Mapsat 公司 (参与这项研究的合作伙伴) 购买的数据进行了遥感图像融合与正射校正过程。其中, 图像融合采用的是加拿大新布伦瑞克大学 Zhang Y 开发的算法, 可以将全色基准下的 0.5 m 几何分辨率, 转换到多光谱基准下的 2 m 分辨率, 最终生成分辨率为 0.5 m 的图像。正射校正方法采用 CE90 标准和 Toutin 模型, 误差小于 4 m。图 3 所示为上述数据处理流程。

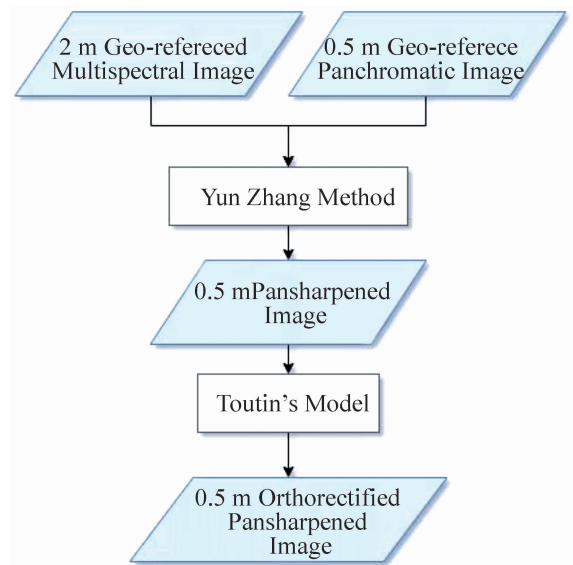


图 3 WorldView-2 图像预处理流程图

3.1.2.3 CTR 和正射影像

为了验证该算法, 使用了坎帕尼亚区域的 CTR 和正射影像。其中, 比例尺为 1:85000 的 CTR 数据于 2004 年获得, 而比例尺为 1:10000 的正射影像于 2011 年获得。由于两种数据获取时间的差异, 正射影像中有不少 CTR 中没有的新建建筑物。同样, CTR 中也有一些已经拆除的不存在于正射影像的建筑物。

3.1.3 激光雷达数据处理

为了生成标准化的 DSM (nDSM)、平滑处理后的 nDSM (见图 4) 以及坡度图 (见图 5), 需要在 QGIS 环境下处理激光雷达的 DSM 和

DTM 数据。

nDSM 是从 DSM 中减去 DTM 而生成的。为了消除地形因素的影响, 必须进行标准化。此外, 为了提高 nDSM 的数据质量, 采用了复杂的插值方法来获得平滑的 nDSM, 可以使插值曲线更加平滑, 图像边缘也更加清晰。平滑过程还可以将激光雷达的几何分辨率, 调整到与 WordView-2 图像的分辨率相匹配, 使不同数据源的数据可以结合使用。平滑处理前后的 WordView-2 图像的像素图分别如图 6(a)和图 6(b)所示。

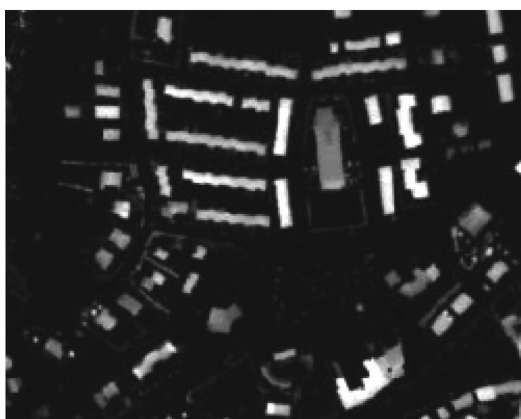


图 4 平滑处理后的 nDSM

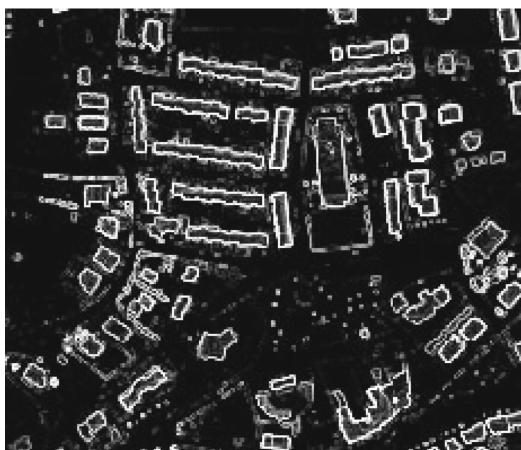


图 5 坡度图

采用 Zevenbergen Thorne 算法处理平滑后的 nDSM 可以获得坡度图。与其它方法相比, 该算法对曲率的计算更为详尽。坡度是一个非常重要的信息, 它可以将区域内所有的建筑分辨出来。

激光雷达数据处理流程如图 7 所示。

3.1.4 基于目标的分类方法

近年来, OBIA 被证明是一种非常有效的高分辨率分类方法。正如前面篇幅中强调过的, 该技术所依赖的信息并不体现在单个像素上, 而是包含在图像的目标当中, 即存在于具有相似特征(比如颜色、纹理或亮度等相似)的像素组群中。开发这种分类算法的步骤大致为: (1)分割目标区域; (2)提取和分类特征。

其中, 分割算法将图像分为独立、均匀的区域。这个环节不仅利用了光谱特征, 还需要利用目标的几何形状、结构等相关属性。经过分割算法处理之后, 图像像素被分成若干组, 不仅可以轻松获得单一目标的光谱、形状、大小以及背景等信息, 还获得了包含在不同目标相互关系中的很多信息。而这类信息可以在区域的目标分类中发挥很大的作用。

特征提取与分类的规则主要依赖于分析人员对空间、光谱、结构以及海拔等特征的综合认知与判断。例如: 建筑物与道路的海拔高度不一样; 道路通常比较狭长; 树林的纹理比草原要粗糙; 不同的屋顶材料在纹理和光谱特征上各不相同。这种人为认知方法与相应的分类推理过程也被借鉴应用到 OBIA 的处理过程中。确定好分类的规则, 相应的阈值也就确定下来了。在该案例中, 选取了平均波段值、几何特征和光谱指标等三个特征属性来分类。

采用 Trimble 公司开发的用于图像分析和解释的 eCognition Developer 软件来分类。该软件可实现面向对象的半自动分类, 算法的详细过程与图 2 所示的流程图基本一致。在图像分类的实际操作过程中, 算法所选择的分类特征与具体操作人员对建筑、美学等的理解力与判断力有密切的关系。面对不同目标时, 已经选取的特征参数的重要程度也有主次之分。但必须强调的是, 从激光雷达数据中获得的 nDSM 和坡度图是分类算法的基础(利用的就是建筑物与周围环境高度的陡变)。

3.2 结果分析及准确度评定

Lioni 地区首个试验区域的分割与建筑物

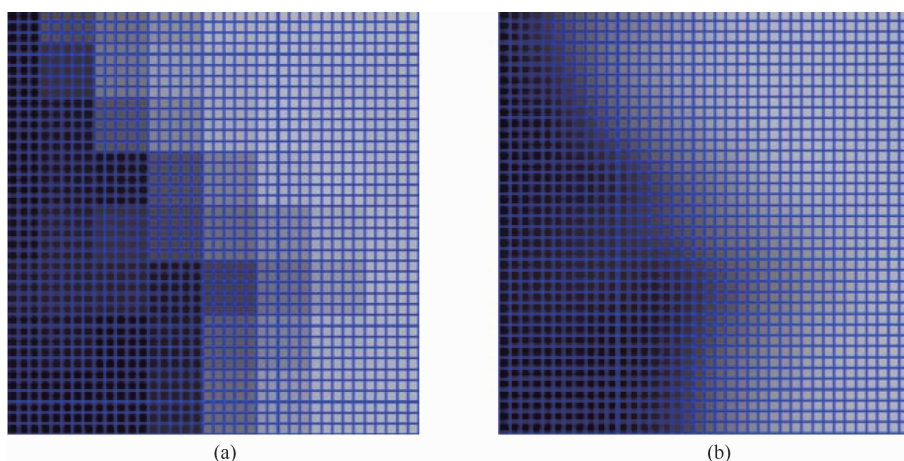


图 6 WordView-2 图像的像素图:(a)平滑处理前;(b)平滑处理后

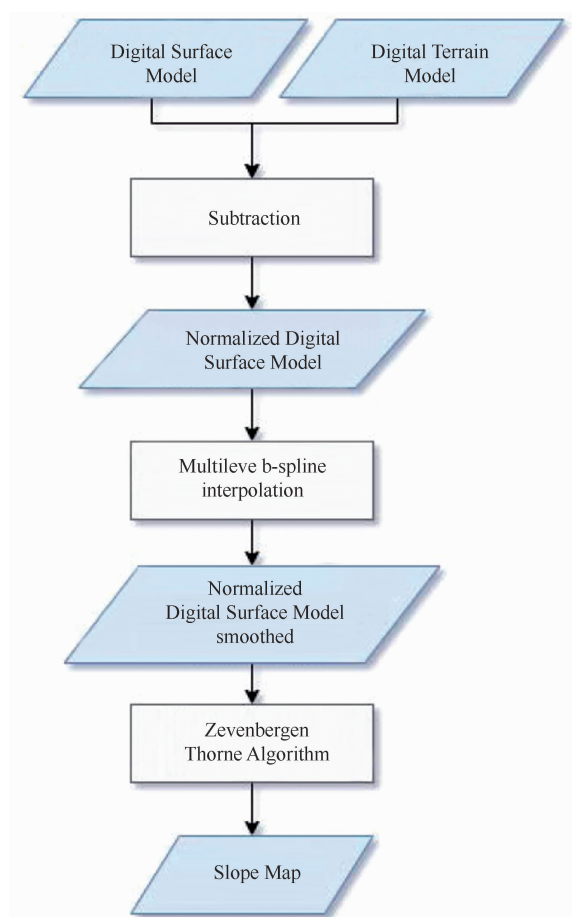


图 7 激光雷达数据处理流程

提取结果分别如图 8 和图 9 所示。为了验证建筑物检测的准确性,在 GIS 环境中分别使用 2011 年的正射影像和 2004 年的 CTR。正如前面所介绍的,由于数据的日期有些久远,正射影像中有一些新建的、CTR 中所没有的建筑物。同样,还有一些在正射影像中找不到的、

已经拆除的建筑物存在于 CTR 中。因此,在验证算法的过程中,正射影像与 CTR 仅仅只能用于参考,而不能作为标准。为方便起见,做了一个基本假设,即认为建筑物的总数等于 CTR 中的建筑物数量与正射影像中新落成建筑物数量之和。而分类算法计算得到的建筑物数量为被正确分类的建筑物数量与被误认为是建筑物(即假阳性)的数量之和。

采用一个混淆矩阵来描述分类结果和参考数据,并由此计算出生产者精度(Producer Accuracy, PA)和用户精度(User Accuracy, UA)。其中,PA 为正确分类的建筑物数量与建筑物总数的比值,而 UA 为正确分类的建筑物数量与所有参与分类建筑物总数的比值。

在该案例中,正确完成检测和分类的建筑物数量为 200,假阳性的数量为 14;而参考数据中建筑物总数为 220。经过计算可得,PA 和 UA 分别为 91%和 93.5%。

将该算法用于 Lioni 整个行政区域的效果如图 10 所示。其中,参考数据的建筑物数量为 1538,参与分类的建筑物数量为 1479(正确分类数为 1372,假阳性数为 107)。经过计算可得,PA 和 UA 分别为 89%和 93%。

低密度的激光雷达点云可能会影响建筑物边缘提取。然而,该算法依然卓有成效。它可以提供城市规模的信息,还可以用于生成或更新市政数据库(见图 11)和 CTR(见图 12)。



图 8 Lioni 地区首个试验区域的分割结果



图 9 Lioni 地区首个试验区域的建筑物提取结果

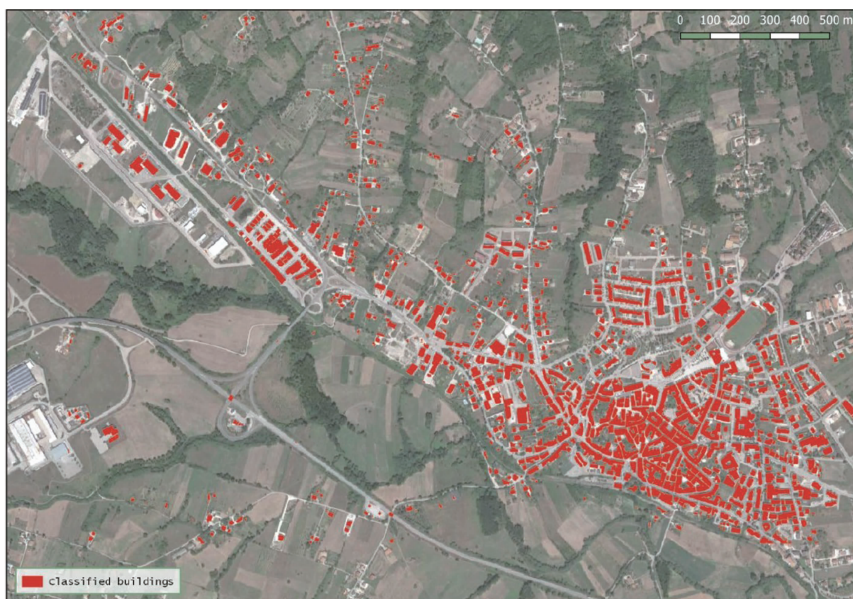


图 10 Lioni 整个行政区域的 WorldView-2 图像与建筑物提取结果



图 11 更新的市政地图和数据库

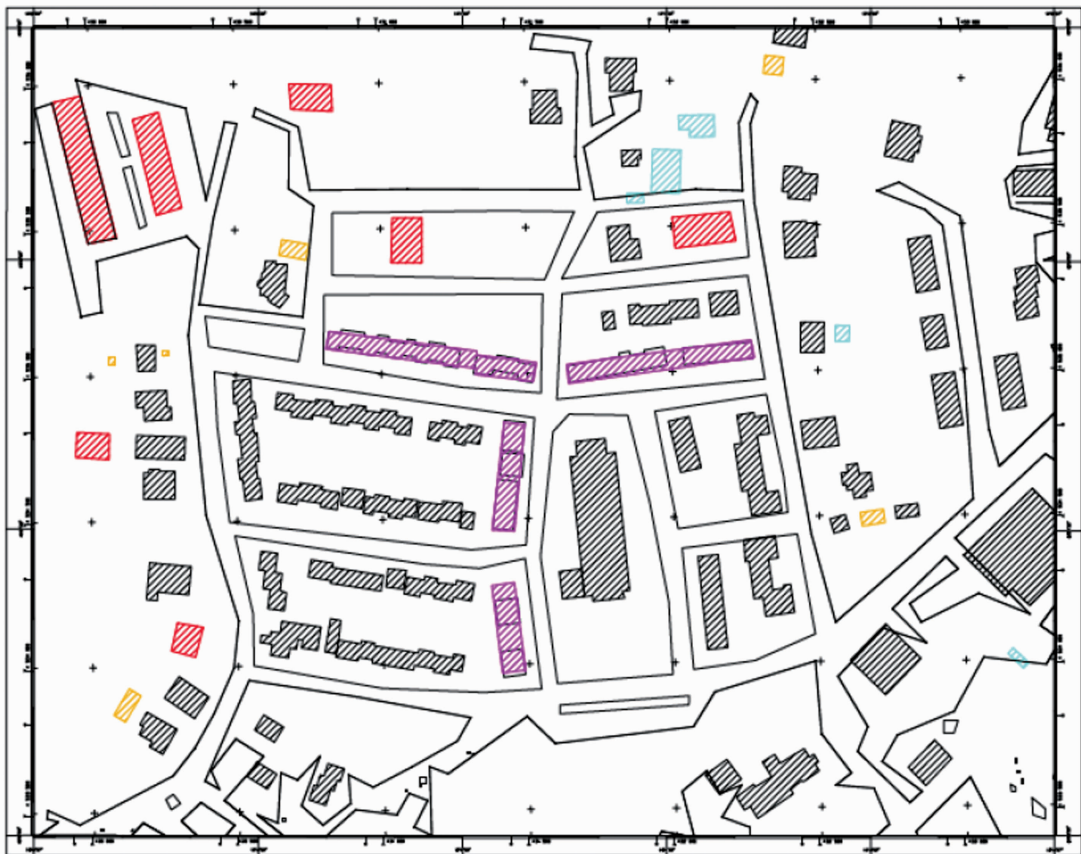


图 12 更新的 CTR

此外，为了系统性地了解运行该算法所需的资源量，表 1 和表 2 分别列出了算法的运行时间和计算机的主要配置。

结果表明，利用激光雷达数据并采用 OBIA 技术可以获得关于城市土地覆被的有用信息。需要注意的是，将该算法应用到整个 Lioni 地区时，并没有修改分类规则，参数也没有调整。此外，由于使用的激光雷达数据是免费的，激光雷达点云的密度较低，但这也并不影响算法的精度。在客观条件较为苛刻的情况下，该算法还能保持较好的性能指标。

表 1 建筑提取步骤的软件环境与平均计算时间

建筑物提取的主要步骤	软件环境	平均计算时间
预处理过程	QGIS	5 min 15.376 s
处理过程	eCognition	21 min 59.784 s

表 2 计算机配置

处理器	内存	操作系统
Intel (R) Core (TM) i3 CPU 530 @2.93 GHz	4.00 GB (2.99 GB 可用)	32 位

(未完待续)

□于 啸编译