



3.1 高光谱遥感影像

高光谱成像技术是一种将成像技术与光谱技术结合的影像数据技术。通过高光谱技术可以获取探测目标的光谱信息,从而得到高光谱分辨率的连续、窄波段的影像数据。高光谱成像技术发展迅速,常见的包括光栅分光、声光可调谐滤波分光、棱镜分光、芯片镀膜等。目前,高光谱成像技术被广泛应用于医学诊断、遥感检测、食品质量与安全等方面。

高光谱数据主要由遥感传感器捕获,而遥感传感器可分为:摄影类型的传感器、扫描成像类型的传感器、雷达成像型的传感器与非影像类型的传感器。无论哪种类型的遥感传感器,它们都由收集器、探测器、处理器与输出器几部分构成。其中,收集器用来收集地物辐射来的能量,具体的元件包括透镜组、反射镜组、天线等。探测器将收集的辐射能转变成化学能或电能,具体的元器件包括感光胶片、光电管、光敏和热敏探测元件、共振腔谐振器等。处理器是对收集的信号进行处理操作(如显影、定影、信号放大、变换、校正和编码等),具体的处理器类型有摄影处理装置和电子处理装置等。输出器的类型有扫描晒像仪、阴极射线管、电视显像管磁带记录仪、彩色喷墨仪等,主要用来获取数据。

3.1.1 高光谱成像原理

1. 数据集特性

高光谱与多光谱是存在差异的,这是初学者容易混淆的两个概念。因此,在这里进行详细说明。以上两者的主要区别在于波段的数量和波段的窄度。其中,多光谱影像通常是指以像素表示的 3~10 个波段。每个波段都可以通过遥感辐射计获取。对于高光谱数据而言,其包含很窄的波段(10~20nm),高光谱影像可能有成千上万的波段。对于高光谱数据的每个波段而言,往往需要成像光谱仪进行获取。图 3.1 与图 3.2 分别为多光谱与高光谱示例图。

2. 优势

与高分辨率、多光谱影像相比,高光谱影像的优势在于:分辨率高,波段众多。它包含丰富的辐射、空间和光谱信息,是多种信息的综合载体。高光谱影像在地物制图、资源勘探

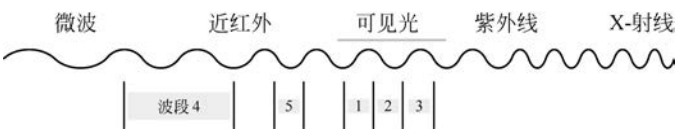


图 3.1 5 个波段的多光谱示例

(https://zhuanlan.zhihu.com/p/163448590?utm_source=qq)



图 3.2 数百个波段的高光谱示例

(https://zhuanlan.zhihu.com/p/163448590?utm_source=qq)

等领域得到了广泛使用。与常见的 RGB 影像不同,高光谱影像往往是多通道影像,因此,在获得高光谱数据时,需要对高光谱影像进行预处理才能够对其进行可视化,如取出多通道中的一个或者三个通道。高光谱的波段信息往往包含丰富的数据特征,可以通过不同地物对不同波段的敏感度不同,进行波段选择,以突出某类目标特征。

3.1.2 常用高光谱数据集

目前,公开的高光谱遥感数据集较多,以下将对几种常用数据集进行介绍。

1. Pavia Centre and University 数据集

Pavia Centre and University 数据集由 ROSIS 传感器在意大利北部的 Pavia 上空拍摄,其中,Pavia Centre 和 Pavia University 两个数据集的波段分别为 102 和 103。Pavia Centre 的大小是 1096×715 ,Pavia University 的大小为 610×340 。两幅影像中都包含 9 种地物类别,但是具体地物类别不一样。数据集如图 3.3 所示,各个类别数对应的样本数量如表 3.1 与表 3.2 所示。

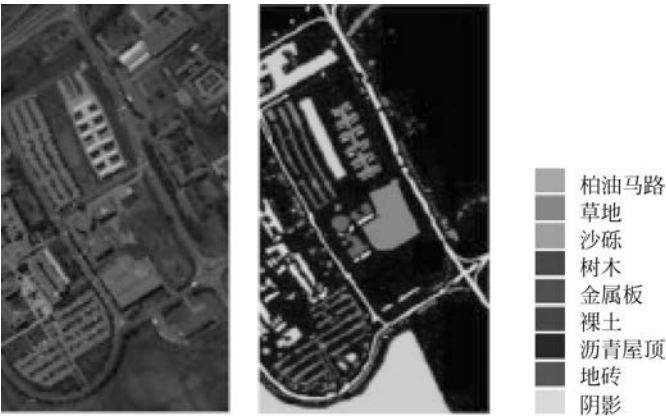


图 3.3 Pavia Centre 和 Pavia University 数据集

(http://www.ehu.eus/ccwintco/index.php?title=Hyperspectral_Remote_Sensing_Scenes)

表 3.1 Pavia Centre 数据集包含的地物类别与对应样本数量

编号	类 别	样本数	编号	类 别	样本数
1	Water/水	824	6	Tiles/瓷砖	1260
2	Trees/树木	820	7	Shadows/阴影	476
3	Asphalt/柏油马路	816	8	Meadows/草地	824
4	Self-Blocking Bricks/地砖	808	9	Bare Soil/裸土	820
5	Bitumen/沥青屋顶	808			

表 3.2 Pavia University 数据集包含的地物类别与对应样本数量

编号	类 别	样本数	编号	类 别	样本数
1	Asphalt/柏油马路	6631	6	Bare Soil/裸土	5029
2	Meadows/草地	18649	7	Bitumen/沥青屋顶	1330
3	Gravel/沙砾	2099	8	Self-Blocking Bricks/地砖	3682
4	Trees/树木	3064	9	Shadows/阴影	947
5	Painted metal sheets/金属板	1345			

2. Indian Pine 数据集

Indian Pine 数据集是由 AVIRIS 传感器在印度西北部的 Indian Pine 地点获取的。该数据集的大小为 145×145 ,由 224 个光谱反射率波段组成,去除水汽吸收严重的波段后,有效波段为 200 个。该数据集一共有 16 种农作物类别,如图 3.4 所示,各个类别对应的样本数量如表 3.3 所示。

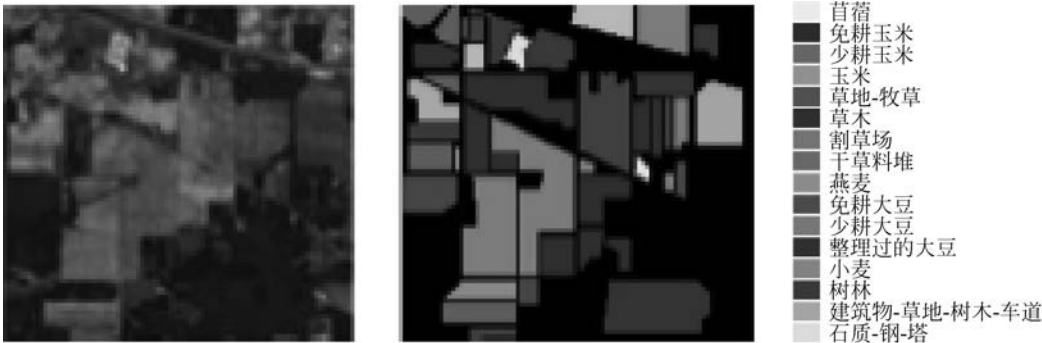


图 3.4 Indian Pine 数据集

(http://www.ehu.eus/ccwintco/index.php?title=Hyperspectral_Remote_Sensing_Scenes)

表 3.3 Indian Pine 数据集包含的地物类别与对应样本数量

编号	类 别	样本数	编号	类 别	样本数
1	Alfalfa/苜蓿	46	4	Corn/玉米	237
2	Corn-notill/免耕玉米	1428	5	Grass-pasture/草地-牧草	483
3	Corn-mintill/少耕玉米	830	6	Grass-trees/草木	730

续表

编号	类 别	样本数	编号	类 别	样本数
7	Grass-pasture-mowed/割草场	28	12	Soybean-clean/整理过的大豆	593
8	Hay-windrowed/干草料堆	478	13	Wheat/小麦	205
9	Oats/燕麦	20	14	Woods/树林	1265
10	Soybean-notill/免耕大豆	972	15	Buildings-Grass-Trees-Drives/ 建筑物-草地-树木-车道	386
11	Soybean-mintill/少耕大豆	2455	16	Stone-Steel-Towers/石质-钢-塔	93

3. Salinas 数据集

Salinas 数据集是由 AVIRIS 传感器在美国 Salinas Valley 地点采集的。该数据大小为 512×217,由 224 个光谱反射率波段组成,去除水汽吸收严重的波段后,有效波段为 204 个。该数据集共有 16 种农作物类别,如图 3.5 所示,各类别数对应的样本数量如表 3.4 所示。

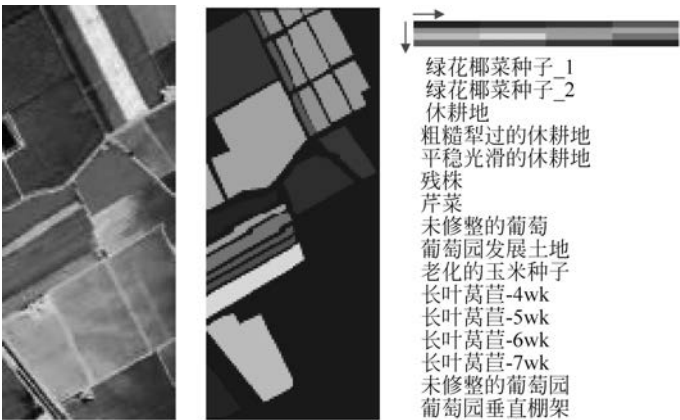


图 3.5 Salinas 数据集

(http://www.ehu.eus/ccwintco/index.php?title=Hyperspectral_Remote_Sensing_Scenes)

表 3.4 Salinas 数据集包含的地物类别与对应样本数量

编号	类 别	样本数
1	Brocoli_green_weeds_1/绿花椰菜种子_1	2009
2	Brocoli_green_weeds_2/绿花椰菜种子_2	3726
3	Fallow/休耕地	1976
4	Fallow_rough_plow/粗糙犁过的休耕地	1394
5	Fallow_smooth/平稳光滑的休耕地	2678
6	Stubble/残株	3959
7	Celery/芹菜	3579
8	Grapes_untrained/未修整的葡萄	11271

续表

编号	类 别	样本数
9	Soil_vinyard_develop/葡萄园发展土地	6203
10	Corn_senesced_green_weeds/老化的玉米种子	3278
11	Lettuce_romaine_4wk/长叶莴苣_4wk	1068
12	Lettuce_romaine_5wk/长叶莴苣_5wk	1927
13	Lettuce_romaine_6wk/长叶莴苣_6wk	916
14	Lettuce_romaine_7wk/长叶莴苣_7wk	1070
15	Vinyard_untrained/未修整的葡萄园	7268
16	Vinyard_vertical_trellis/葡萄园垂直棚架	1807

3.2 SAR 影像

SAR 是主动式微波成像设备,其成像原理是通过飞行载体运动形成雷达的虚拟天线,从而得到高方位分辨率雷达影像。SAR 根据飞行载体的不同可以分为机载和星载,两者各有优点与用途,机载 SAR 分辨率较高,而星载 SAR 可以长期观察广泛的地域,而且具有全局宏观性和周期性的优点,费用也低于机载 SAR,所以星载 SAR 得到了更广泛的应用。

3.2.1 SAR 成像原理

1. 真实孔径雷达

雷达是一种主动式微波遥感器,其自身发射微波辐射,并且接收从目标反射回来的电磁波。雷达的成像系统主要包含脉冲发生器、发射器、雷达天线、接收器和记录器。脉冲发生器产生高功率的调频信号,经发射器按照一定的时间间隔,反复发射某特定波长的微波脉冲。根据是否进行合成孔径处理,成像雷达可以分为真实孔径雷达(Real Aperture Radar, RAR)和 SAR。

RAR 是对雷达天线对飞行器的行进方向(称为方位向)的侧方(称为距离向)发射宽度极窄的脉冲电波波束,照射与飞行方向垂直的狭长地面条带,然后转换发射/接收开关,将雷达天线转置成接收工作状态,接收从目标反射回来的后向散射波,接收器将反射能量处理为振幅/时间视频信号,再通过记录仪获得地表影像。随着飞行器的行进,发射的波束沿着飞行方向以这种连续带状形式进行地表扫描,逐行成像。如图 3.6 所示,根据反射脉冲返回的时间排列可以进行距离向扫描,而根据飞行器的前进,扫描面在地面上移动,可以进行方位向的扫描。

雷达影像的分辨率包括距离向分辨率和方位向分辨率,距离向分辨率是指垂直飞行方向的分辨率,方位向分辨率是指沿飞行方向的分辨率。距离向分辨率的大小主要与雷达系统发射的脉冲信号有关,脉冲的持续时间越短,距离向分辨率越高。但是脉冲宽度过小则导

过合成孔径原理提高分辨率。辐射单元位置不断变化的同时,对接收的包含相位的信号进行记录、处理,即可得到与采用实际天线更长的虚拟天线长度(合成孔径长度)进行观测的同样效果。

对一个目标来说,合成孔径长度意味着真实孔径长度的天线能够照射的范围,其中有如下定义。

- (1) 实际波束宽度: $\beta = \frac{\lambda}{D}$ 。
- (2) 实际分辨率: $\Delta L = \beta R = L_s$ (合成孔径长度)。
- (3) 合成波束宽度: $\beta_s = \frac{\lambda}{3L_s} = \frac{D}{3R}$ 。
- (4) 合成分辨率: $\Delta L_s = \beta_s R = D/3$ 。

3.2.2 SAR 影像特性

1. SAR 影像的表征指标

表征 SAR 影像的性能指标有很多种,主要有定位精度、空间分辨率、射角、观测带宽、几何畸变、等效视数、等效噪声、辐射测量精度、模糊度、信噪比、峰值旁瓣比及积分旁瓣比等。下面介绍比较重要的几个指标。

(1) 空间分辨率是指目标在方位向和距离向上主瓣的半功率带宽。常用它来衡量 SAR 的影像质量。

(2) 均值是整幅影像灰度的平均数,反映目标平均后向散射特性:

$$\mu_1 = \frac{1}{XY} \sum_{i=1}^X \sum_{j=1}^Y A_{ij} \quad (3-1)$$

其中, X 、 Y 表示影像的长度和宽度, A_{ij} 代表原始影像中每个点的值。

(3) 方差表示了影像之间的差异性:

$$\sigma_1^2 = \frac{1}{XY} \sum_{i=1}^X \sum_{j=1}^Y (A_{ij} - \mu_1)^2 \quad (3-2)$$

(4) 等效视数可以用来衡量 SAR 影像的斑点噪声相对强度,以经验来看, SAR 影像上面的斑点噪声强度与等效视数成反比关系:

$$\text{ENL} = \frac{\mu_1^3}{\sigma_1^3} \quad (3-3)$$

(5) SAR 主要依靠辐射分辨率来分辨不同目标的后向散射系数,这个指标具有量度 SAR 影像灰度级的分辨能力,定义如下:

$$\gamma = 10 \lg \left(\frac{\mu_1}{\sigma_1} + 1 \right) \quad (3-4)$$

(6) 灰度分辨率定义为:

$$Q = T_b(\mu) / T_d(\mu) \quad (3-5)$$

其中, $T_b(\mu)$ 表示影像里面有 μ 个数据的值大于 b , 同理, $T_d(\mu)$ 表示的是影像里面有 μ 个数据的值小于 d , Q 值的大小与影像斑点模糊度成正比关系。

(7) SAR 系统的动态范围指的是在满足辐射度分辨率后, 雷达后向散射系数的范围通常是 50~90dB。

(8) 模糊度指的是目标重像与目标成像之间的能量强度的比值。

(9) 峰值旁瓣比表征 SAR 系统检测弱目标的能力, 通常, 峰值旁瓣比越大, 检测能力越强。

(10) 积分旁瓣比表示为影像的旁瓣能量与影像的主瓣能量的相对关系, 定义为:

$$\text{ISLR} = 10 \lg \left(\frac{E_s}{E_m} \right) \quad (3-6)$$

积分旁瓣比是一个非常重要的指标, 能够很好地衡量影像局部的对比度, 表征 SAR 影像质量。通常, 积分旁瓣比越小, 所衡量的影像的质量就越高。

2. SAR 影像的斑噪特性

除了从理论上介绍 SAR 影像特性的评价指标, 还要对 SAR 影像自身的特性有直观的认识, 下面有两幅同样都是 1m 空间分辨率的影像, 图 3.8 是高分二号光学全色影像, 图 3.9 是高分三号 SAR 影像。



图 3.8 高分二号光学全色影像(1m 空间分辨率)

(<https://kns.cnki.net/kcms/detail/detail.aspx?dbcode=CDFD&dbname=CDFDLAST2020&filename=1020017643.nh&v=9bOTL7LbJPt1cXOTHoW6PNN72v6WJlv%25mmd2BsnHruBPC1ofIJRRw2NyNgz3Oi8rUqiYp>)



图 3.9 高分三号 SAR 影像

(<https://kns.cnki.net/kcms/detail/detail.aspx?dbcode=CDFD&dbname=CDFDLAST2020&-filename=1020017643.nh&-v=9bOTL7LbJPt1cXOTHoW6PNN72v6WJlv%25mmd2BsnHruBPC1of1JRRw2NyNgz3Oi8rUqiYp>)

从整体上看,图 3.8 和图 3.9 都是灰度影像,很相似。如图 3.10 所示,将影像放大后,发现建筑物的形态不像光学影像那样清晰,边界特征也不明显,对比图 3.8 和图 3.9 很明显看到,SAR 影像中存在很多斑点,使地物目标的特征和边界不像光学影像中那么清晰明显。

影响 SAR 影像质量的主要有热噪声和相干斑点噪声两种噪声。热噪声与系统的设计直接相关,属于加性噪声,如天线噪声、接收器噪声等,通常可以通过优化系统避免热噪声。而相干斑点噪声是无法避免的,它与 SAR 的相干成像机理有关。因为 SAR 属于相干成像的系统,利用散射点进行成像,在成像过程中会相干叠加大量的没有规律的回波,由此产生斑点噪声(speckle noise),从而导致 SAR 影像没有办法正确反映地面物体的散射特性。这种斑点噪声在 SAR 影像中显示为各种没有规律的亮点。

3. SAR 遥感技术优点

SAR 通过发射电磁脉冲和接收目标回波来相干成像,可以全天时、全天候地拍摄多极化、多波段、高分辨率的影像,获取地物后向散射信息,从而实现对地观测任务。相较于光学和红外遥感技术,SAR 属于微波波段遥感,不仅可以测绘地形、地貌等地球表面信息,而且能够穿透地表获取地下或掩盖的信息,还能够在恶劣的环境下获得较高分辨率的地面测绘数据。



图 3.10 SAR 影像(图 3.9 局部放大图)中的建筑物形态特征

(<https://kns.cnki.net/kcms/detail/detail.aspx?dbcode=CDFD&dbname=CDFDLAST2020&filename=1020017643.nh&v=9bOTL7LbJPt1cXOTHoW6PNN72v6WJlv%25mmd2BsnHruBPC1of1JRRw2NyNgz3Oi8rUqiYp>)

具体地,SAR 遥感技术具有以下优点。

(1) 全天时、全天候: SAR 通过发射接收电磁波进行相干成像,电磁波的传播几乎不受气候情况的影响,因此,SAR 遥感可以全天时、全天候地进行对地观测,能够在恶劣气候条件下获得高质量的影像。

(2) 穿透性: SAR 成像的电磁波具有一定的穿透性,这使 SAR 影像可以在一定程度下探测到植被覆盖的地面信息、浅水覆盖的地下信息、被遮挡的隐藏信息,SAR 遥感因此在资源探测和军事侦察等领域具有独特的优势。

(3) 多极化、多波段: SAR 遥感技术可以拍摄多极化、多波段的影像。由于不同地物目标的物理和化学属性差异可以表现为不同的极化,目标的后向散射信号包含了去极化程度的信息,使得 SAR 影像对目标的几何属性和质地更加敏感。同时,地物目标对不同波段的电磁波信号的反应存在差异。因此,多极化、多波段的特点使 SAR 影像在一些特殊应用中具有明显优势。

(4) 高分辨率: SAR 传感器的分辨率与雷达平台的作用距离、飞行高度、工作波长没有关系,SAR 影像的分辨率不会随着作用距离的增加而降低,可以实现远距离高分辨率的成像。由于 SAR 成像是相干成像,通过幅度和相位的形式收集回波信号,再进行孔径的合成,

具有高分辨率的特点。

基于上述优点,目前 SAR 已经成为一种先进的遥感手段,在军事目标识别、海洋环境监测、城市覆盖调研、土地变化监测、环境减灾估测、生态系统监测等多个领域都得到广泛的应用。

3.2.3 常用 SAR 影像数据集

MSTAR(Moving and Stationary Target Acquisition Recognition)是一个公开的 SAR 影像数据集,采集该数据集的传感器为高分辨率的聚束式 SAR,雷达分辨率为 $0.3\text{m} \times 0.3\text{m}$ 。工作在 X 波段,所用极化方式为 HH 极化。SAR 影像的角度范围是 $0^\circ \sim 360^\circ$,但并不是所有的角度都有,影像角度的间隔为 $0^\circ \sim 5^\circ$ 。SAR 影像的像素主要是: 138×138 、 158×158 、 178×178 、 193×193 。MSTAR 数据库主要有 10 类图像(T63、T73、BMP3、BRDM3、BTR60、BTR70、3S1、D7、ZIL131 和 ZSU334)。

NWPU Dataset 是一个遥感影像数据集,其中 NWPU-RESISC45 Dataset 是由西北工业大学创建的 REmote 传感影像场景分类的公开可用基准,该数据集包含像素大小为 356×356 共计 31500 张影像,涵盖 45 个场景类别,其中每个类别有 700 张影像。这 45 个场景类别包括飞机、机场、棒球场、篮球场、海滩、桥梁、丛林、教堂、圆形农田、云、商业区、密集住宅、沙漠、森林、高速公路、高尔夫球场、地面田径、港口、工业地区、交叉口、岛、湖、草地、中型住宅、移动房屋公园、山、立交桥、宫、停车场、铁路、火车站、矩形农田、河、环形交通枢纽、跑道、海、船舶、雪山、稀疏住宅、体育场、储水箱、网球场、露台、火力发电站和湿地。

UC Merced Land-Use Dataset 是用于研究的 31 级土地利用影像遥感数据集,共拥有 100 类影像,均提取自 USGS National Map Urban Area Imagery 系列。此数据集公共领域影像的像素分辨率为 1ft($1\text{ft}=0.3048\text{m}$),影像像素大小为 356×356 ,包含 31 个类别的场景影像共计 3100 张,其中每个类别有 100 张。

3.3 极化 SAR 影像

极化 SAR(PolSAR)系统是在单通道 SAR 系统的基础上发展得到的,它能提供目标的多维遥感信息。与传统的单通道 SAR 相比,极化 SAR 不仅利用了目标散射回波的幅度、相位和频率特性,还利用了其极化特性。其中,波长较长的 L 波段能够穿透森林和地表植被覆盖,可以发现丛林或者浅埋地表的隐藏目标信息。极化 SAR 通过发射和接收不同极化方式的电磁波测量地物目标的极化散射特性,获得目标极化散射矩阵。由于电磁波的极化对目标的表面粗糙度、介电常数、几何形状和取向等物理特性比较敏感,因而极化散射矩阵蕴含着丰富的目标信息。近几十年来,极化 SAR 技术得到了飞速发展,其广泛应用也日益受到了人们的重视。同时,人们对 SAR 的要求也越来越高,希望能提供同一目标区域的不同频段、不同极化、不同视角的图像;另外,由于军事上无人侦察机以及小卫星上搭载的需求,

SAR 的小型化也显得非常重要。现如今极化 SAR 已成为遥感领域最先进的传感器之一,在民用和军用领域均有着巨大的应用价值和理论意义。

3.3.1 极化 SAR 成像原理

极化 SAR 通过测量地面每个分辨单元内的散射回波,进而获得其相关的极化散射矩阵,极化散射矩阵可以完全描述目标散射回波的幅度和相位特性。利用极化合成技术,可以由目标回波的马勒矩阵计算出天线在任意极化收发组合下所接收到的回波功率值。当平面电磁波的电场强度与散射表面平行时,此时的电磁波就被称为水平(H)极化波;当平面电磁波的电场强度与散射表面垂直时,此时的电磁波就被称为垂直(V)极化波。因此,极化 SAR 基于极化波的种类可以分为 4 种极化方式。

(1) VV 极化,即垂直发射/垂直接收,属于同极化方式,表明极化 SAR 发射天线发射的是垂直电磁波,接收天线接收的也是垂直电磁波。对于海洋遥感来说,适用于研究海面波与尾流波的粗糙度。

(2) HH 极化,水平发射/水平接收,属于同极化方式,表明极化 SAR 发射的是水平电磁波,接收的也是水平电磁波。

(3) VH 极化,垂直发射/水平接收,属于交叉极化方式,表明极化 SAR 发射的是垂直电磁波,而接收的是水平电磁波。

(4) HV 极化,水平发射/垂直接收,属于交叉极化方式,表明极化 SAR 发射的是水平电磁波,而接收的是垂直电磁波。

获得 4 种基本极化组合就可以准确地计算出天线在所有可能的极化状态下的接收功率值。总之,极化 SAR 通过调整收发电磁波的极化方式可以获得场景目标的极化散射矩阵,为更加深入地研究目标的散射特性提供了重要的依据,极大地增强了成像雷达对目标信息的获取能力。

极化 SAR 技术的成像原理是对观测目标发射不同的极化形式的电磁波,并接收反射回来的散射矩阵回波来收集影像信息。散射矩阵是极化 SAR 图像最基本的数据形式,其中包含的极化 SAR 信息反映了目标的结构特点,并通过相位、能量和极化特征等形式保存起来。将散射矩阵经过变换,就能得到其他常见的极化 SAR 数据表示形式,如马勒矩阵、极化相干矩阵、极化协方差矩阵及 Span 矩阵等。

全极化 SAR 测量获得的目标复散射矩阵为:

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} \mathbf{S}_{HH} & \mathbf{S}_{HV} \\ \mathbf{S}_{HV} & \mathbf{S}_{VV} \end{bmatrix} \quad (3-7)$$

其中,H 和 V 为极化方式,H 表示水平方向极化,V 表示垂直方向极化。Sinclair 矩阵通常简称为 $\mathbf{S}$ 矩阵。在 2×2 的矩阵中, $\mathbf{S}_{HH}$ 和 $\mathbf{S}_{VV}$ 是共极化分量,即数据发射接收形式是一样

的,分别表示水平方向接收和垂直方向接收的极化回波数据。 $\mathbf{S}_{\text{HV}}$ 和 $\mathbf{S}_{\text{VH}}$ 则是交叉极化分量,数据的发射和接收方式是不一样的,分别表示水平方向发射垂直方向接收和垂直方向发射水平方向接收的极化回波数据。这就是单个像素的极化 SAR 数据的表示形式。对矩阵 $\mathbf{S}$ 通过 Pauli 基进行分解,就可以获得极化 SAR 数据的散射向量:

$$\mathbf{k} = \frac{1}{\sqrt{2}}[\mathbf{S}_{\text{HH}} + \mathbf{S}_{\text{VV}}\mathbf{S}_{\text{HH}} - \mathbf{S}_{\text{VV}}2\mathbf{S}_{\text{HV}}]^{\text{T}} \quad (3-8)$$

其中 T 表示矩阵转置。

通过散射向量 $\mathbf{k}$,就可以变换得到极化 SAR 相干矩阵 $\mathbf{T}$:

$$\langle \mathbf{T} \rangle = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \mathbf{k}_i \mathbf{k}_i^{\text{H}} \quad (3-9)$$

其中, $\langle \cdot \rangle$ 表示按照极化视数取平均值,参数 L 是极化视数; $\mathbf{k}_i$ 是第 i 视的散射向量。极化相干矩阵的具体表现形式如下:

$$\begin{aligned} \mathbf{T} &= \langle \mathbf{k} \cdot \mathbf{k}^{\text{H}} \rangle \\ &= \frac{1}{2} \begin{bmatrix} \langle |\mathbf{S}_{\text{HH}} + \mathbf{S}_{\text{VV}}|^2 \rangle & \langle (\mathbf{S}_{\text{HH}} + \mathbf{S}_{\text{VV}})(\mathbf{S}_{\text{HH}} - \mathbf{S}_{\text{VV}})^* \rangle & \langle 2(\mathbf{S}_{\text{HH}} + \mathbf{S}_{\text{VV}})\mathbf{S}_{\text{HV}}^* \rangle \\ \langle (\mathbf{S}_{\text{HH}} - \mathbf{S}_{\text{VV}})(\mathbf{S}_{\text{HH}} + \mathbf{S}_{\text{VV}})^* \rangle & \langle |\mathbf{S}_{\text{HH}} - \mathbf{S}_{\text{VV}}|^2 \rangle & \langle 2(\mathbf{S}_{\text{HH}} - \mathbf{S}_{\text{VV}})\mathbf{S}_{\text{HV}}^* \rangle \\ \langle 2\mathbf{S}_{\text{HV}}(\mathbf{S}_{\text{HH}} + \mathbf{S}_{\text{VV}})^* \rangle & \langle 2\mathbf{S}_{\text{HV}}(\mathbf{S}_{\text{HH}} - \mathbf{S}_{\text{VV}})^* \rangle & \langle 4|\mathbf{S}_{\text{HV}}|^2 \rangle \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3-10)$$

同样地,把矩阵 $\mathbf{S}$ 进行变换可以得到极化 SAR 数据的另一种表示形式:极化协方差矩阵。首先将矩阵 $\mathbf{S}$ 向量化得 $[\mathbf{S}_{\text{HH}}\sqrt{2}\mathbf{S}_{\text{HV}}\mathbf{S}_{\text{VV}}]^{\text{T}}$ 。再将此向量跟自身的共轭转置做相乘运算即可得极化协方差矩阵:

$$\mathbf{C} = \langle [\mathbf{S}_{\text{HH}}\sqrt{2}\mathbf{S}_{\text{HV}}\mathbf{S}_{\text{VV}}]^{\text{H}}[\mathbf{S}_{\text{HH}}\sqrt{2}\mathbf{S}_{\text{HV}}\mathbf{S}_{\text{VV}}]^* \rangle \quad (3-11)$$

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} \langle |\mathbf{S}_{\text{HH}}|^2 \rangle & \sqrt{2}\langle \mathbf{S}_{\text{HH}}\mathbf{S}_{\text{HV}}^* \rangle & \langle \mathbf{S}_{\text{HH}}\mathbf{S}_{\text{VV}}^* \rangle \\ \sqrt{2}\langle \mathbf{S}_{\text{HV}}\mathbf{S}_{\text{HH}}^* \rangle & 2\langle |\mathbf{S}_{\text{HV}}|^2 \rangle & \sqrt{2}\langle \mathbf{S}_{\text{HV}}\mathbf{S}_{\text{VV}}^* \rangle \\ \langle \mathbf{S}_{\text{VV}}\mathbf{S}_{\text{HH}}^* \rangle & \sqrt{2}\langle \mathbf{S}_{\text{VV}}\mathbf{S}_{\text{HV}}^* \rangle & \langle |\mathbf{S}_{\text{VV}}|^2 \rangle \end{bmatrix} \quad (3-12)$$

其中, $*$ 表示这个数据的共轭, H 表示矩阵的共轭转置。矩阵 $\mathbf{C}$ 就是极化协方差矩阵,可以和极化相干矩阵 $\mathbf{T}$ 相互转换

$$\mathbf{T} = \mathbf{A}\mathbf{C}\mathbf{A}^{-1} \quad (3-13)$$

其中,

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \frac{\sqrt{2}}{2} & 0 & \frac{\sqrt{2}}{2} \\ \frac{\sqrt{2}}{2} & 0 & \frac{\sqrt{2}}{2} \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (3-14)$$

极化 SAR 数据常见的数据表示形式就是矩阵 S 、矩阵 T 和矩阵 C 。在实际应用中,矩阵 T 和矩阵 C 是最常使用的数据形式,其中包含着丰富的极化信息。

3.3.2 极化 SAR 影像特性

为了获得不同极化脉冲下的目标散射特征,同时克服传统 SAR 单通道单极化工作模式下只能获取有限信息的缺点,极化 SAR 成为新的 SAR 研究热点。极化 SAR 是一种多参数、多通道的成像雷达系统,它在回波信号的基础上,加入了相干的极化脉冲,发射并接收信号,实现对目标的观测。不同极化脉冲组合回波的相位差信息,丰富了对观测目标的描述,因此,结合测量到的振幅信息,极化 SAR 技术不仅能看得“透”,还能看得“清”。这对于遥感数据后期处理是有很大益处的。目前,极化 SAR 技术已经在实际应用中取得了值得关注的成果。

极化 SAR 雷达同时发射并同时接收水平和垂直极化脉冲,且各极化脉冲之间是相干的。这样,它不仅能测量振幅,也能记录不同极化状态组合回波的相位差,分析任意极化状态的地物回波信息,大大提高了它对地物的识别能力。除了散射系数矩阵,极化 SAR 还能得到极化散射功率矩阵(如相干矩阵、协方差矩阵)。这些极化测量矩阵可以用来完全描述目标散射回波的幅度和相位特性。总之,通过调整收发电磁波的极化方式可以获得场景目标的极化散射矩阵,为更加深入地研究目标的散射特性提供了重要的依据,极大地增强了成像雷达对目标信息的获取能力。

极化 SAR 可以提供更加丰富的目标信息。雷达发射的电磁波在目标感应电流而进行再辐射,从而产生散射电磁波,散射波的性质不同于入射波的性质,这是由于目标对入射波的调制效应所致。这种调制效应由目标本身的物理结构特性决定,不同目标对相同入射波具有不同的调制特性。也就是说,散射波含有关于目标的信息,是目标信息的载体。一个电磁波可由幅度、相位、频率以及极化等参量进行完整的表达,分别描述它的能量特性、相位特性、振荡特性和向量特性,而目标对电磁波的调制效应,就体现在调制其幅度、相位、频率以及极化等参量上。散射波的幅度特性、相位特性、频率特性和极化特性与入射波相应参量之间的差异,就成为获得目标信息乃至进一步提取目标分类识别特征的重要依据。极化测量能够提供目标的极化特性。因此相对于非极化测量,极化测量能够提供更加丰富的目标信息。

极化 SAR 有利于确定和理解散射机理。极化 SAR 观测,可以获得目标的散射矩阵,通过对散射矩阵的分析,特别是通过基于散射机理的目标分解,就可以确定目标的散射和成像机理。

极化 SAR 有利于提高目标检测、辨别和分类能力。对于同一目标,在其他条件不变的情况下,使用水平极化波观测和使用垂直极化波观测,会得到不同的散射信息。进行极化测量,获得散射矩阵后,可以得到任意极化的回波,就能够消除目标识别不确定性。

极化 SAR 有利于扩大 SAR 系统的应用范围。不同的观察对象要用相应的频率、视角和极化的电磁波才能得到最好的观察效果,因此,一个针对一类目标设计的优秀的 SAR 系统,对于另一类目标来讲可能就是很差的系统。这样单极化测量 SAR 系统的应用范围就会受到极化的限制。由于多极化 SAR 系统可以得到多个极化状态的 SAR 图像,其应用范围就得到了很大的扩展。

极化 SAR 有利于抑制杂波,提高抗干扰能力。杂波可能是人为的干扰信号,也可能是不感兴趣的目标的回波信号,极化 SAR 有助于寻找一种极化状态,在该状态下有用信号与无用信号的强弱对比最强,提高杂波抑制和抗干扰能力(尤其是对于单极化的干扰信号)。

对于极化 SAR 的目标也有独特的特性,极化 SAR 探测、成像的目标通常分为点目标、线目标、面目标;极化 SAR 的特殊探测、成像模式,会使获得的二维灰度图像具有目标特性,不同类型的目标在图像上具有不同的表征形式。

(1) 点目标:极化 SAR 图像上的点目标在极化 SAR 图像的表现形式通常为单个亮点。由于点目标散射回波强度很大,因此具有较强的亮度,但是大多时候尺寸非常小,甚至比一个极化 SAR 分辨单元的尺寸还要小。通常情况下,海面船舶、坦克、装甲车等作战目标在极化 SAR 图像以点目标的形式出现。

(2) 线目标:其在极化 SAR 图像上的表现形式通常具有线性特征,一般为直线或者弧线。线目标在极化 SAR 图像中在大多时候表现为不同种类被探测目标的分界线:由于线目标横向尺寸通常与极化 SAR 分辨率相当,因此,在大多数情况下,线目标的尺寸即为被探测目标的尺寸。

(3) 面目标:极化 SAR 图像上的面目标即为通常所说的分布目标,主要是由一系列随机的散射点组成。极化 SAR 在成像工作时,合成孔径天线阵列接收到的散射回波会形成周期性的信号,造成雷达图像上散射目标最强信号和最弱信号的周期性变化,并且形成一系列斑点噪声,也就是上述内容所提到的相干斑噪声。

极化 SAR 数据集因为是复数数据,所以如果想用神经网络去做,肯定需要对其进行处理。因为极化协方差矩阵和极化散射相关矩阵中包含了雷达测量得到的全部极化信息,所以经常使用极化协方差矩阵表示每一个像素值的特征。一般有以下几种处理方式。

(1) 实数化:对于只能使用实数的算法,需要将复数数据实值化,而又因为极化协方差矩阵为复共轭矩阵,因此极化 SAR 数据第 i 个像素点的特征向量 $\mathbf{I}_i$ 可以表示为:

$$\mathbf{I}_i = (C_{11}, C_{22}, C_{33}, \text{Re}[C_{12}], \text{Re}[C_{13}], \text{Re}[C_{23}], \text{Im}[C_{21}], \text{Im}[C_{31}], \text{Im}[C_{32}]) \quad (3-15)$$

其中,Re 表示取复数的实数部分,Im 表示取复数的虚数部分,而 C_{ij} 表示协方差矩阵的第 i 行第 j 列数据。经过观察, $\mathbf{I}_i$ 中的每一个值都很小,因此需要进行标准化处理。

(2) 利用空间邻域信息实数化:对于只能使用实数的算法,基于空间一致性假设,空间近邻的像素点往往有相同的类别,因此以待分类像素为中心点,利用其空间邻域信息,取其空间近邻窗口中的所有像素点信息来构建特征向量。空间信息的利用可以有效避免噪声干

扰,提高分类器的性能。像素点 i 的最终输入特征向量 $\mathbf{x}_i$ 可以表达为:

$$\mathbf{x}_i = [\mathbf{I}_{i-r-1}, \mathbf{I}_{i-r}, \mathbf{I}_{i-r+1}, \mathbf{I}_{i-1}, \mathbf{I}_i, \mathbf{I}_{i+1}, \mathbf{I}_{i+r-1}, \mathbf{I}_{i+r}, \mathbf{I}_{i+r+1}] \quad (3-16)$$

其中, r 表示极化 SAR 图像每行有多少个像素点。式(3-16)和式(3-15)中的 $\mathbf{I}_i$ 表达式一致。

(3) 复数算法: 对于支持复数处理的算法, 直接使用某个像素点的极化协方差矩阵作为该像素点的特征即可。

极化 SAR 是用来测量目标散射信号极化特征的新型成像雷达, 它具有能够获得多通道极化图像的优越性, 有利于确定和理解散射机理, 提高目标检测、辨别和分类能力, 有利于抑制杂波, 提高抗干扰能力。极化 SAR 的出现, 扩大了 SAR 系统的应用范围, 在采集地表或地面覆盖物的物理和电磁结构信息的应用中起着越来越重要的作用。

3.3.3 常用极化 SAR 影像数据集

1. 荷兰 Flevoland 地区农田数据集

荷兰 Flevoland 地区农田数据集是由 NASA/JPL ARISAR 获取的荷兰 Flevoland 地区的 L 波段图像数据。如图 3.11 所示是一个大小为 750×1024 的四视全极化图像, $12\text{m} \times 6\text{m}$ 分辨率(距离向 $\times$ 方位向), 包括 15 类不同的地物(不含背景), 分别是干豆、油菜籽、裸地、土豆、甜菜、三种小麦、豌豆、苜蓿、大麦、草地、森林、水域、建筑区。无标记区在真实类标图上是白色标记。去掉背景类后, 15 类不同的地物总数为 167712。

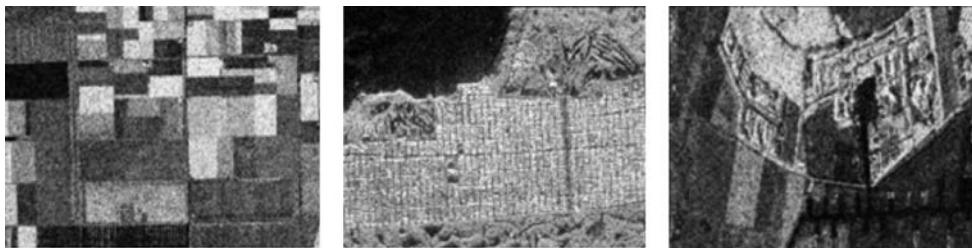


图 3.11 极化 SAR 数据集

2. San Francisco Bay 数据集

美国旧金山湾的 L 波段数据是由美国 NASA 在 1992 年提供的 1300×1200 的 L 波段四视全极化 SAR 图像, 共包含有海洋、植被、非密集型城市、密集城市和发达地区等 5 类地物。

3. Oberpfaffenhofen 数据集

由德国宇航中心的 E-SAR 传感器获取的 L 波段全极化雷达数据集。该极化雷达图像的距离分辨率和方向分辨率分别是 1.4m 和 0.92m , 图像大小为 1300×1300 。该区域包括 5 类: 郊区、农田、铁路、森林、其他。该数据集属于全分数数据集, 相比其他雷达数据集分类

难度有所提升,因此经常被用于检测所提出方法的有效性。

4. PolSF 数据集

该数据的实际位置为美国旧金山,该区域包括 7 类:未标记、山、水、植被、高密度城市、低密度城市和已开发。该数据收集了 5 幅开放式极化 SAR 影像,它们是旧金山地区的图像。这 5 幅影像来自不同时间的不同卫星(SF-ALOS2、SF-GF3、SF-RISAT、SF-RS2、SF-AIRSAR),具有很大的科研价值。另外,该数据集对收集的图像进行像素级别注释,以进行图像分类和分割。

SF-ALOS2 数据成像时间为 2015 年,空间分辨率为 18m,原始图像大小为 8080×22608 。SF-GF3 数据成像时间为 2018 年,空间分辨率为 8m,原始图像大小为 5829×7173 。SF-RISAT 数据成像时间为 2016 年,空间分辨率为 2.33m,原始图像大小为 8719×13843 。SF-RS2 数据成像时间为 2008 年,空间分辨率为 8m,原始图像大小为 2823×14416 。SF-AIRSAR 数据成像时间为 1989 年,空间分辨率为 10m,原始图像大小为 1024×900 。

3.4 机载 LiDAR 点云影像

机载 LiDAR 是集高动态载体姿态测定、激光和高精度动态 GPS 差分定位技术于一体的探测技术。激光雷达通过量测信号传播时间来确定扫描仪与对象点的相对距离。与传统摄影测量方法获取的数据相比,点云数据可以更精确体现地形的信息。机载激光雷达采集的数据是一系列空间分布不规则的离散的三维点,称为“点云”。

3.4.1 机载 LiDAR 成像原理

1. 机载 LiDAR 系统组成

机载 LiDAR 系统主要包括激光测距仪、惯性导航系统(Inertial Navigation System, INS)和动态差分 GPS 接收机。激光测距仪用于测定激光雷达信号发射点到地面目标点间的距离;INS 利用惯性测量单元测定飞机的扫描装置主光轴姿态参数;动态差分 GPS 接收机用来确定激光雷达信号发射点的空间位置。

2. 机载 LiDAR 系统信息获取的特点

机载 LiDAR 系统不仅能提供目标点的三维坐标,还能提供激光回波信号的强度信息,即激光脉冲从激光扫描仪发射后,经过地面点的反射或散射后所返回的激光脉冲信号的强度。由于每种物质对激光信号的反射特性不同,因此点云数据可以非常容易地区分不同地物的边界,从而进行地物分类。和其他传统的摄影测量技术相比较机载激光雷达的优势如下所述。

(1) 激光能穿透植被,从而获得植被的细节和植被覆盖下的真实地形数据,这是传统摄影测量技术难以获取的。机载 LiDAR 探测的操作时间短,速度快,并且不受自然条件的影

响,在森林、沙漠等人工探测比较困难的环境表现出显著的优势。

(2) 机载 LiDAR 通过发射激光脉冲获取目标的反射信号而直接获取地面三维信息,是一种主动式测量系统。因此测量不受光照条件的限制。

(3) 机载 LiDAR 测量可以获取精确的目标点的三维坐标,避免了传统光学遥感影像依靠立体像对和投影测量地物高度时产生的误差。

(4) 机载激光光束发散角小,能量集中,探测灵敏度高,分辨率高。因此机载激光雷达的探测过程和目标三维坐标的计算不需要地面控制点。

3. 机载 LiDAR 点云数据的构成

机载 LiDAR 系统在完成激光扫描飞行任务后,所获得的数据可以有定位定向 POS 数据和激光扫描测距数据。其中,定位定向 POS 数据包括差分 GPS 数据和惯性测量单元 IMU 数据。这些数据记录了每个激光脉冲的发射信息和返回信息,包括位置、方位/角度、距离、时间、强度、回波等飞行过程中系统所得到的各种数据。激光点在 WGS(World Geodetic System)84 坐标系下的 X 、 Y 、 Z 坐标可由 POS 数据和激光扫描测距数据计算出来。这些具有精确的三维坐标的离散点称为目标的 LiDAR 点云。

三维 LiDAR 点云数据包括点的空间三维坐标、回波强度、回波次数和扫描角度等信息。在实际应用中,人们常用的信息包括发射激光脉冲所返回的点云几何数据、激光强度数据和激光回波数据等,具体介绍如下。

(1) 几何数据。LiDAR 点云的几何数据及点云的空间三维坐标,是根据系统的 GPS、INS 和激光测距仪记录的数据计算出来的。这部分数据也是主要的生产数据,是核心数据。它记录了整个飞行区域所有地物地形的空间信息,通过坐标解算和转换完成整个地物区域的大地坐标换算。图 3.12 为机载小光斑脉冲测距 LiDAR 系统解算目标点三维坐标的参数示意图。图中 G 点为飞机原点, P 点为目标点。系统通过 GPS 和 INS 分别记录飞机此刻的位置信息 $G(X_G, Y_G, Z_G)$ 和姿态信息 (α, ω, κ) ,其中 α 为飞机俯仰角, ω 为飞机侧滚角, κ 为飞机偏航角。同时通过记录光波从发射到目标反射接收所经历的时间 t 计算目标到激光器的距离 S ,即 $S = (1/2)ct$,其中 c 为光速。可以根据记录的信息计算目标点 P 的三维坐标。

(2) 激光强度数据。激光强度信号反映的是地表物体对激光信号的响应,不同的激光雷达系统所采用的计量方式具有比较大的差别。不同材质目标的激光强度信号不同,因此可以利用激光强度数据进行地物目标的分类。实际上,激光强度信号并不能很好地用来重构地面物体的反射性质,主要原因是激光回波强度不仅与反射介质的特性有关,还同激光的入射角度、激光脉冲作用距离产生的大气对激光的吸收等因素相关。这一缺点不仅制约了激光强度数据的精度,而且也使根据强度数据分类地面物体变得困难。

(3) 激光回波数据。由于激光具有穿透性,导致不同的地物有着不同的回波次数和回波强度,当激光脉冲照射到平整的建筑物顶或光秃的地表面时产生一次回波,而当脉冲照射到植被时,脉冲可以穿透植被形成多次回波。现在的设备甚至可以以很小的采样间距获得

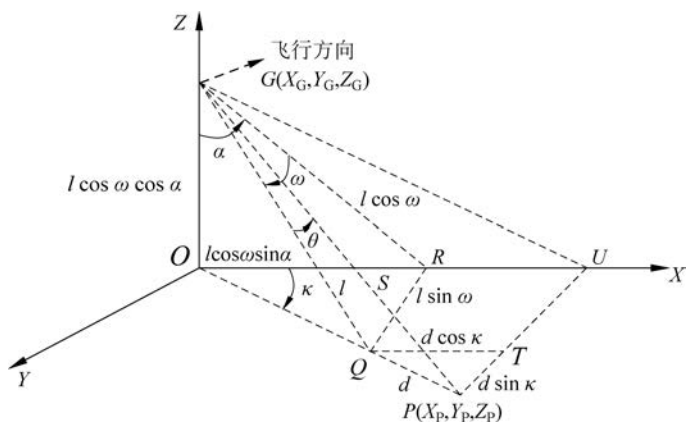


图 3.12 机载激光雷达系统参数示意图

(<https://kns.cnki.net/kcms/detail/detail.aspx?dbcode=CDFD&dbname=CDFD0911&filename=2009252698.nh&v=LW69c8gYNRX3%25mmd2FvOGLGP9S%25mmd2Ffiz6SMu7qobAlvI7oXDjNCMFr50U5oMnIvTa%25mmd2FgRCQa>)

每一次的波形结构(全波形),多重回波信号可用于数据分析,如区分土地和覆盖其上的植被,计算森林的蓄积率等,这样的多重回波信号对于数据分析具有重要意义。

(4) 光谱数据。LiDAR 能直接获得目标点的三维坐标,很好地提供了二维数据缺乏的高度信息,却缺少反映对象特征的光谱信息。尽管在提取空间位置信息上,激光雷达数据有其自身的优势,但图像数据包含光谱信息对认识物体也具有重要的作用。认识到这些特性,新的设备都集成多传感器系统,可以达到激光雷达数据与其他光谱数据结合使用,互补缺点同时又增强各自的优势。

3.4.2 机载 LiDAR 影像特性

机载 LiDAR 影像具有以下特性。

(1) LiDAR 点云数据是一系列三维离散点,地面和建筑物顶的点云分布比较规则,植被则容易被激光穿透从而形成垂直方向具有多个点的分布极不规则的点云。

(2) 与传统摄影测量相比,机载 LiDAR 所受的误差影响因素更多,并且理论推导误差传播模型更为复杂,数学公式难以建立。

(3) LiDAR 系统只包含点的三维空间信息,具有精确的高程信息及垂直分辨率高等优点。然而缺少点与点的邻域信息,并且点的排列呈现不规则的特性,相比多光谱影像数据,点云数据缺少影像的光谱信息。为了弥补这一缺点,很多研究将 LiDAR 系统与多光谱成像仪或 CCD 数码相机集成在一起,以获取 LiDAR 点云的光谱信息。

(4) 由于水体对激光有吸收作用,因此在水体区域会缺失回波点。

(5) 机载 LiDAR 很适合于获取数字地表模型(Digital Surface Model,DSM),通过对三

维激光点云数据进行去除噪声和滤波处理,可以得到测量区域的数字产品 DSM 和 DEM。相比传统摄影测量用立体影像匹配生成 DSM 的方式,LiDAR 系统在速度和精度上都有很高的保证。在一些紧急生产任务和高精度数据要求下,LiDAR 是获取 DSM 数据的最佳选择。

(6) LiDAR 点云的水平点密度还不够高,一般水平点密度为 $0.5 \sim 2 \text{ points/m}^2$ 。点密度主要与飞行高度有关,也与平台飞行速度、视场(Field Of View,FOV)和采样频率有关。

3.4.3 常用机载 LiDAR 数据集

1. WHU-TLS 点云数据集

WHU-TLS 数据集包含 115 个测站、17.4 亿个三维点以及点云之间的真实转换矩阵,涵盖了文化遗产建筑、地铁站、森林、高铁站、山地、公园、校园、住宅、河岸、地下矿道及隧道等 11 种不同的类别,该数据集为铁路安全运营、河流勘测和治理、森林结构评估、文化遗产保护、滑坡监测和地下资产管理等应用提供了典型有效数据。

2. Oakland 3-D 点云数据集

Oakland 3-D 数据集的采集点位于美国宾夕法尼亚州奥克兰市的芝加哥大学校园,它是使用 Navlab11 和侧视的 LMS 激光扫描仪收集的。数据格式为 ASCII, x, y, z 表示标签置信度,每行表示一个点。数据集还包括相应的 vrml 文件(.wrl)和标签计数文件(.stats)。数据集由两个子集(part2,part3)组成,每个文件包含 10 万个三维点。对训练集/验证集和测试集进行了筛选,并将其从 44 个标签重新映射到 5 个标签中。

3. Paris-rue-Madame 数据集

Paris-rue-Madame 数据收集于法国巴黎第六区的街道 rue Madame,实验区包含从 rue Mézières 至 rue Vaugirard 的长度为 160m 的街道,该数据集的获取时间为 2013 年 2 月 8 日 13:30。数据集由法国普里斯帕里斯蒂奇矿山的机器人实验室(CAOR)的 LARA2-3D 三维移动激光扫描仪获得的。数据标注是由法国枫丹白露矿业中心(MINES ParisTech)的数学形态学中心(CMM)以人工辅助的方式进行的。

数据集包含两个 ply 文件,每个 ply 文件包含 1000 万个点。每个文件包含一个点列表($x, y, z, \text{reflective}, \text{label}, \text{class}$),其中 x, y, z 对应于 Lambert 93 和 altitude IGN1969(grid RAF09)参考坐标系中的地理参考坐标(E, N, U),reflective 是激光强度,label 是分割后获得的对象标签,class 是对象类别。

4. IQmulus & TerraMobilita 数据集

IQmulus & TerraMobilita 数据集包含由 3 亿个三维点组成的点云数据。该数据集是在 iQmulus 和 TerraMobilita 项目的框架下生成的。它由法国国家测绘局(IGN)开发的 MLS 系统 Stereopolis II 获取。数据标注由 IGN 的 MATIS 实验室以手动方式进行。数据获取于法国的一个城市密集区域。

该数据集的数据存储为 ply 格式,全体三维点云被分割和分类,即每个点包含一个标签

和一个类,因此可以用逐点的方式执行计算。所有坐标对应于 Lambert 93 和 altitude IGN1969(grid RAF09)参考系统中的地理参考坐标(E, N, U),反射率为激光强度。已从 x, y 坐标中减去偏移量,目的是提高数据精度。每个文件包含以下属性。

- (1) (float32) X,Y,Z: Lambert 93 系统中的笛卡儿地理参考坐标。
- (2) (float32) reflectance: 后向散射强度校正距离。
- (3) (uint8) num_echo: 回声的数量(处理多个回声)。

5. District of Columbia 数据集

美国华盛顿的 LiDAR 点云数据由首席技术官办公室通过哥伦比亚特区地理信息系统计划管理,包含整个特区的平铺点云数据以及相关元数据,可供任何人在 Amazon S3 上使用。点云中的每个点都已根据以下模式进行了分类。

- (1) Class 1: 已处理未分类。
- (2) Class 2: 裸露地表。
- (3) Class 7: 低噪声。
- (4) Class 9: 水。
- (5) Class 10: 忽略地。
- (6) Class 11: 保留。
- (7) Class 17: 桥面。
- (8) Class 18: 高噪声。

6. Semantic3d 数据集

Semantic3d 是一个具有大标签自然场景的 3D 点云数据集,包含超过 40 亿个点。它涵盖了多种多样的城市场景:教堂、街道、铁轨、广场、村庄、足球场、城堡等。Semantic3d 提供的点云已使用最先进的设备进行静态扫描,包含非常精细的细节。Semantic3d 数据集三维场景中的语义分割评估有一个框架。

- (1) 大量点云,包含超过 40 亿个标记点。
- (2) 真实标签,由专业评估人员手工标记。
- (3) 一个通用的评估工具,可提供已建立的交叉联合度量方法以及完整的混淆矩阵。

7. Paris-Lille-3D 数据集

Paris-Lille-3D 数据由法国两个不同城市(巴黎和里尔)的移动激光系统(Mobile Laser System,MLS)产生,它是点云分类的基准数据集。点云数据被手工标记为 50 种类别,以用于进行自动点云分割和分类算法的研究。数据的每个文件均以单独的 ply 文件存储。每个 ply 点云文件均包含 10 个属性。

- (1) x, y, z (float): 点的位置。
- (2) $x_origin, y_origin, z_origin$ (float): LiDAR 位置。
- (3) GPS_time (double): 点云获取时间。

- (4) reflectance (uint8): 反射率。
- (5) label (uint32): 点云所属标签。
- (6) class (uint32): 点云所属类别。

8. DublinCity 数据集

DublinCity 数据集由都柏林大学学院(UCD)的城市建模小组通过 ALS 设备扫描都柏林市中心的主要区域(大约 5.6km²)获取。在总共的 14 亿个点云中包含大约 2.6 亿个标记点。标记区域位于点云的最密集采样部分,并且被航空影像完全覆盖。如图 3.13 所示,数据集被标注为 3 个级别共 13 个类。

(1) 第一级包含粗略的标签,包括 4 个类别:建筑物、地表、植被和未定义。建筑物都是可居住的城市结构(如房屋、办公室、学校和图书馆)。地表主要包含位于地形高程的点。植被类别包括所有类型的植物。未定义的点是那些不太受欢迎的点,可包含在城市元素中(如垃圾桶、装饰雕塑、汽车、长凳、电线杆、邮政信箱和非静态物体)。大约 10%的被标记为未定义的点主要是河流、铁路和建筑工地。

(2) 第二级对第一级的前三个类别进一步精细分类。建筑物分为外墙和屋顶;植被分为不同的植物(如乔木和灌木);地表分为人行道、街道和草地。

(3) 第三级包括屋顶(如屋顶窗和天窗)和外墙上的任何类型的门窗。

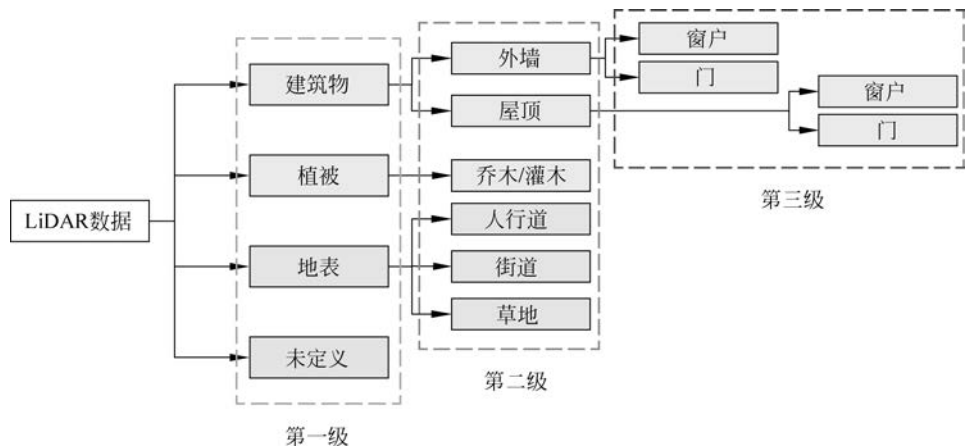


图 3.13 DublinCity 数据集标注

(https://mp.weixin.qq.com/s/ezuJX2q5nb1BL_Ydggkulz4A)

3.5 遥感光学影像

多光谱遥感是一种通过将地物辐射电磁波分割成若干个较窄的光谱段,以摄影或扫描的方式,在同一时间获得同一目标不同波段信息的遥感技术。

多光谱遥感原理:不同地物有不同的光谱特性,因此,同一地物则具有相同的光谱特性。不同地物在不同波段的辐射能量有差别,故而,取得的不同波段图像上有差别。

多光谱遥感不仅可根据影像的形态和结构的差异判别地物,还可根据光谱特性的差异判别地物,从而扩大遥感的信息量。航空摄影用的多光谱摄影与陆地卫星所用的多光谱扫描均能得到不同普段的遥感资料,分普段的图像或数据可以通过摄影彩色合成或计算机图像处理,获得比常规方法更为丰富的图像,从而为地物影像计算机识别与分类提供了可能性。

光学遥感影像中的四种信息往往会帮助我们进行遥感影像的解译和判读,它们分别是:辐射信息(亮度、强度、色调)、光谱信息(颜色、色调)、纹理信息、几何关系信息(形状、大小、样式、位置等)。

(1) 辐射信息:通常情况下大部分卫星均可以拍摄全色图像和多光谱图像。全色图像只有一个灰度图像波段,即特定像素的亮度与像素值成正比,该像素数字与像素中的目标反射并被检测器检测到的太阳辐射强度有关。辐射信息是解译中使用的主要信息类型。全色遥感影像一般空间分辨率高,但其图像的光谱信息少。在实际操作中,通过将全色图像与多波段图像进行有效的融合处理,可以得到既有全色图像的高分辨率,又有多波段图像的彩色信息的图像。

(2) 光谱信息:多光谱图像可以包含好几个波段,每个波段可以显示为一幅灰度图像,多波段遥感影像可以得到地物的色彩信息,但是空间分辨率较低。

(3) 纹理信息:纹理是图像解译的重要辅助信息,特别是对于高空间分辨率图像。加入纹理特征后,影像上的地物对比变得非常明显,故而提取某类地物时,不论是人工识别还是机器识别均会有更好的效果。

(4) 几何关系信息:使用几何关系信息进行图像解译需要一些有关区域的先验信息。通常使用的信息有形状、大小、样式、位置等。

由于遥感光学从数据到成像受到大气介质、温度、拍摄角度、拍摄距离等影响,经过几何矫正辐射矫正会出现斑点扭曲、同物异构、异物同构等现象。同时,遥感光学数据应用广泛,因此从场景分类、变化检测、语义分割、目标检测等角度对数据集进行简单介绍。

3.5.1 场景分类数据集

遥感分类详见图 3.14。其中,图 3.14(a)为待处理的数据,图 3.14(b)为分类后的结果示意图。后面会给出相关数据集的详细举例。

1. UC Merced Land Use Dataset

这是一个用于研究目的的 21 类土地利用图像数据集。每类有 100 幅图像:农业、飞机、棒球场、海滩、建筑物、灌木丛、密集住宅、森林、高速公路、高尔夫球场、港口、十字路口、中等住宅、移动住宅公园、立交桥、停车场、河流、跑道、稀疏住宅、储水池、网球场。每幅图像

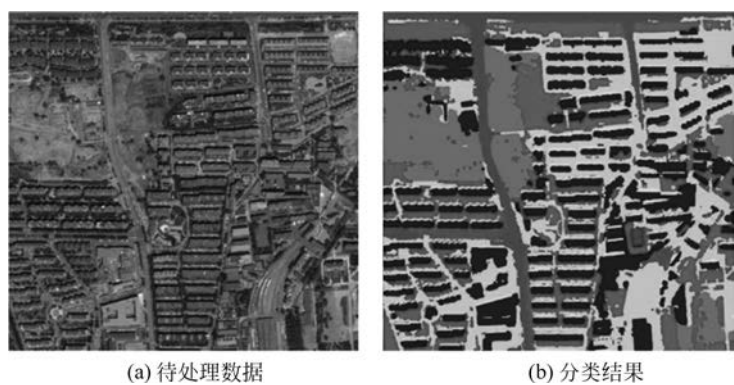


图 3.14 遥感分类示意图

(<https://mp.weixin.qq.com/s/hUSX2y-0p-LjP4apBZWK7g>)

的大小是 256×256 像素。

这些图像是从 USGU 国家地图城市区域图像集的大型图像中手动提取的,这些图像用于全国各地的城市区域。这个公开数据集的空间分辨率约为 0.3m。

2. RSSCN7

此数据集包含 2800 幅遥感影像,这些图像来自 7 种典型场景类别:草地、森林、农田、停车场、住宅区、工业区以及河湖。对于每个类别,有 400 幅从谷歌地球上采样收集的图像,分为 4 个不同的尺度,每个尺度 100 幅图像,每幅图像的大小为 400×400 像素。由于场景图像的多样性,这一数据集具有相当大的挑战性,这些图像是在季节变化和天气变化的情况下拍摄的,并以不同的比例进行采样。

3. AID

AID 是一个新的大型航空图像数据集,它从 Google Earth 图像中收集样本图像。尽管 Google Earth 图像是使用原始光学航空图像的 RGB 渲染进行后处理的,但事实证明,即使在像素级土地利用/覆盖图中,Google Earth 图像与实际光学航空图像之间也没有显著差异。因此,Google Earth 图像也可以用作评估场景分类算法的航空图像。

4. NWPU-RESISC45

NWPU-RESISC45 数据集是美国西北工业大学(NWPU)创建的一个公开的遥感影像场景分类数据集。该数据集包含 31500 幅图像,覆盖 45 个场景类,每个类 700 幅图像。

5. BigEarthNet

BigEarthNet 是一个新的大型 Sentinel-2 标杆数据集,由 590326 幅 Sentinel-2 图像块组成。为了建立 BigEarthNet 数据集,最初选择了在 2017 年 6 月至 2018 年 5 月期间在欧洲 10 个国家(奥地利、比利时、芬兰、爱尔兰、科索沃、立陶宛、卢森堡、葡萄牙、塞尔维亚、瑞士)获取的 125 幅 Sentinel-2 图像。所有的图像块都是由 Sentinel-2 level 2A 产品生成和格

式化工具(sen2cor)进行大气校正的。然后,将它们分为 590326 个不重叠的图像块。每个图像块由 2018 年(CLC 2018)CORINE 土地覆盖数据库提供的多个土地覆盖等级(即多个标签)进行注释。

3.5.2 常用变化检测数据集

变化检测数据集详见图 3.15。后文会给出相关数据集的详细举例。



图 3.15 变化检测数据集示意图

(<https://mp.weixin.qq.com/s/8wRcb0WNKnofPWQ3Ycgutg>)

1. The River Data Set

该数据集包含两幅高光谱影像,分别于 2013 年 5 月 3 日和 12 月 31 日采集自我国的某河流地区,所用传感器为 Earth Observing-1 (EO-1) Hyperion,光谱范围为 $0.4 \sim 2.5 \mu\text{m}$,光谱分辨率为 10nm ,空间分辨率为 30m ,影像大小为 463×241 像素,共有 242 个光谱波段,去除噪声后有 198 个波段可用。影像中的主要变化类型是河道缩减。

2. Wuhan multi-temperature scene (MtS-WH) Dataset

本数据集包含两幅由 IKONOS 传感器获得,大小为 7200×6000 像素的大尺寸高分辨率遥感影像,覆盖范围为我国的武汉市汉阳区,影像分别获取于 2002 年 2 月和 2009 年 6 月,空间分辨率为 1m ,包含 4 个波段(蓝、绿、红和近红外波段)。每个时相训练集包括 190 幅影像,测试集包括 1920 幅影像。

3. Season-varying Change Detection Dataset

该数据集包含 3 种类型图像:没有物体相对位移的合成图像、物体相对位移较小的合成图像、真实的季节变化遥感影像(Google Earth 获得)。其中,具有真实季节变化的遥感影像包含 7 对 4725×2700 像素大小的图像,并从中采集得到 16000 个大小为 256×256 像素的样本对(10000 个训练集、3000 个测试集和 3000 个验证集),空间分辨率为 $3 \sim 100\text{cm}$ 。

4. Onera Satellite Change Detection

OSCD 数据集由 24 对多光谱图像组成,这些图像于 2015 年和 2018 年由 Sentinel-2 卫星拍摄,包含 13 个波段,并具有 10m 、 20m 和 60m 共 3 种空间分辨率。其中 14 对图像具有

对应的像素级变化标记,可以用来训练和设置变化检测算法的参数。其余 10 对图像的变化标记尚未公开,但可以将预测的变化结果上传至 IEEE GRSS DASE 网站进行评估,计算每一类的准确性和混淆矩阵,检验变化检测算法的有效性。

3.5.3 常用语义分割数据集

语义分割数据集详见图 3.16。后文会给出相关数据集的详细举例。

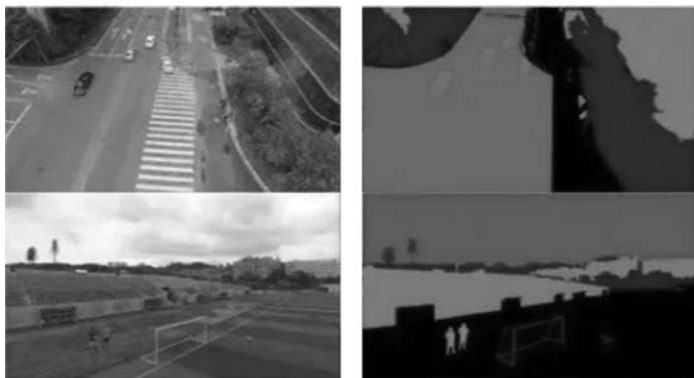


图 3.16 语义分割数据集示意图

(<https://mp.weixin.qq.com/s/o9dh3nxLPPuYVYDRc7Dq3g>)

1. Gaofen Image Dataset

Gaofen Image Dataset(GID)是一个用于土地利用和土地覆盖分类的大型数据集。它包含来自我国 60 多个不同城市的 150 幅高质量高分二号图像,这些图像覆盖的地理区域超过了 $5 \times 10^4 \text{ km}^2$ 。GID 图像具有较高的类内多样性和较低的类间可分离性。高分二号是高精度地球观测系统(HDEOS)的第二颗卫星。高分二号卫星包括了空间分辨率为 1m 的全色图像和 4m 的多光谱图像,图像大小为 6908×7300 像素。多光谱提供了蓝色、绿色、红色和近红外波段的图像。自 2014 年启动以来,高分二号卫星已被用于土地调查、环境监测、作物估算、建设规划等重要应用。

2. Aerial Image Segmentation Dataset

该航空图像分为来自 Google Earth 的航空遥感影像和来自 OpenStreetMap 的像素级的建筑、道路和背景标签。覆盖区域为柏林、芝加哥、巴黎、波茨坦和苏黎世。地物真实图像包括一张来自 Google Earth 的东京地区航空图像,以及手动生成的像素级的建筑、道路和背景标签。像素级标签以 RGB 顺序作为 PNG 图像提供,标记为建筑物、道路和背景的像素由 RGB 颜色 $[255, 0, 0]$ 、 $[0, 0, 255]$ 和 $[255, 255, 255]$ 表示。

3. 2018 IEE. E GRSS Data Fusion Contest

数据是由 NCALM 于 2017 年 2 月 16 日在 16:31 至 18:18 GMT 之间从国家机载激光

测绘中心获得的。在这场比赛中使用数据收集的传感器包括：有 3 个不同波段的激光雷达传感器 OPTech TITAM M(14sen/con340)、具有 70mm 焦距的高分辨率的彩色成像仪 Dimac ULTRALIGHT+、高光谱成像仪 ITRES CASI 1500。多光谱 LiDAR 点云数据波段在 1550nm、1064nm 和 532nm。高光谱数据覆盖范围为 380~1050nm,共有 48 个波段,空间分辨率为 1m。高分辨率 RGB 遥感影像的空间分辨率为 5cm,被分割成几个单独的图像。

4. SEN12MS

SEN12MS 是由 180748 张相应的 3 种类型遥感数据组成的一个数据集,包括了 Sentinel-1 双极化 SAR 数据、Sentinel-2 多光谱图像和 MODIS 土地覆盖图。其中 Sentinel-1 图像分辨率为 20m, Sentinel-2 多光谱图像分辨率为 10m,波段数为 13,MODIS 的土地覆盖的图像分辨率为 500m。

3.5.4 常用目标检测数据集

目标检测数据集详见图 3.17。后文会给出相关数据集的详细举例。



图 3.17 目标检测数据集示意图

(<https://mp.weixin.qq.com/s/tb2NZLCPpFq1ttechL8FwQ>)

1. LEVIR

用于遥感目标检测的数据集：LEVIR 数据集由大量 800×600 像素和 $0.2 \sim 1.0\text{m}$ /像素的高分辨率 Google Earth 图像和超过 2.2×10^4 个图像组成。该数据集涵盖了人类居住环境的大多数类型地面特征,例如城市、乡村、山区和海洋。数据集中未考虑冰川、沙漠和戈壁等极端陆地环境。

数据集中有 3 种目标类型：飞机、轮船(包括近海轮船和向海轮船)和油罐。所有图像总共标记了 1.1×10^4 个独立边界框,包括 4724 架飞机、3025 艘船和 3279 个油罐。每个图像的平均目标数量为 0.5。

2. DIOR

DIOR 是一个用于光学遥感影像目标检测的大规模基准数据集。数据集包含 23463 幅

图像和 192472 个实例,涵盖 20 个对象类。这 20 个对象类是飞机、机场、棒球场、篮球场、桥梁、烟囱、水坝、高速公路服务区、高速公路收费站、港口、高尔夫球场、地面田径场、天桥、船舶、体育场、储罐、网球场、火车站、车辆和风磨。

3. NWPU VHR-10 数据集

NWPU VHR-10 数据集是仅用于研究的公开的 10 类地理空间物体检测数据集,这 10 类物体是飞机、轮船、储罐、棒球场、网球场、篮球场、地面跑道、港口、桥梁和车辆。此数据集总共包含 800 幅超高分辨率(VHR)遥感影像,是从 Google Earth 和 Vaihingen 数据集裁剪而来,并由专家手动注释。

4. DOTA

DOTA 是用于航空图像中目标检测的大规模数据集。它可以用于开发和评估航空影像中的物体检测。

DOTA 数据集包含来自不同传感器和平台的 2806 幅航拍图像。每幅图像的大小在 800×800 到 4000×4000 像素的范围内,并且包含各种比例、方向和形状的对象。

3.6 遥感视频

遥感视频通常按照其承载传感器的平台不同分为航天遥感视频和航空遥感视频。航天遥感视频是一种星载视频,泛指在研究和探索外层空间有关的领域时,各种太空飞行器在航行活动中所获得的视频信息。卫星影像是指搭载影像载荷,能够获取地面目标区域的影像的卫星平台。卫星视频对目标区域进行长时间连续成像,可提供某地区动态信息,实现长时间动态实时监测,增强天基动态实时对地观测,服务于车辆实时监测、应急快速响应、重大基础设施监控以及军事安全等领域。

航空遥感视频是一种机载视频,泛指在大气层中,载人或非载人的飞行器等对地观测的遥感技术系统在航行活动中所获得的视频信息。其中常见的一种飞行器是无人机,这是一种无人驾驶飞行器,随着硬件性能的提升和图像处理算法的发展,国内外对无人机视觉系统的研究已成为无人机领域的热点。凭借其不受时间地域限制,可获得大范围、多角度、高分辨率数据等优势,无人机在目标跟踪、图像拼接、电力巡线、海岛监测、海岸线巡查、灾后监测以及河流汛期监测等方面发挥着愈加重要的作用。

3.6.1 遥感视频原理

1. 卫星遥感视频成像原理

卫星遥感视频相机搭载于微小卫星平台,由望远物镜、面阵焦平面探测器及电子处理线路等部分组成。其光学原理是,地面目标发出的光线进入望远物镜,经望远物镜聚焦后,在焦平面形成目标的像,被面阵焦平面探测器接收和记录。焦平面上像的大小与焦距成正比,

焦距越长,地面目标越清晰。但在成像过程中由于衍射效应的影响,点物所成的像变成一个斑,因此为了能够更加清楚目标细节,必须使相邻两个物点的像斑足够小且保证彼此分开。由于像斑半径大小与光学系统的 F 数成正比关系,故在增长焦距的同时须增大光学系统入瞳直径,以保证相机具有足够高的空间分辨率。另外,随着光学系统入瞳直径的增大,系统收集能量的能力增强,有利于提高信噪比,保障图像质量。

卫星遥感视频相机的工作原理如图 3.18 所示。望远物镜将二维视场范围内的地面景物成像于像面,经位于像面处的面阵探测器光电转换及电子电路处理后,得到地面景物的遥感影像。当控制曝光的快门打开时,地面景物发出的光线经大气传输后抵达相机入瞳,望远物镜将其聚焦在面阵焦平面探测器上,得到目标的一帧视频。随着卫星平台在轨飞行,相机与地面景物间发生相对运动,当快门再次打开时,从探测器处便再次得到目标的另一帧视频。如此循环下去,形成推帧过程。推帧成像过程中曝光时间往往大于单个像元对应的积分时间,所拍摄的影像在沿轨方向上容易产生位移(即像移),图像容易变得模糊。为了在拍摄过程中补偿像移的影响,可利用反作用轮或陀螺仪等像移补偿装置以调整相机姿态,从而达到消除或减少像移影响的目的。经过多帧影像的压缩、帧对准算法等软件处理后,最终形成连续动态视频。

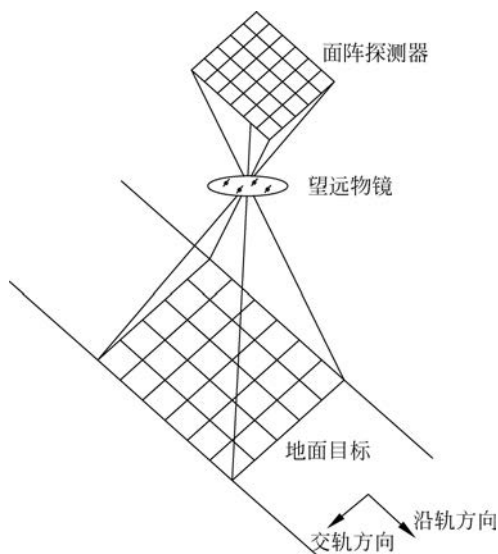


图 3.18 卫星遥感视频相机的工作原理

(<http://d.wanfangdata.com.cn/thesis/D01006802>)

经过多帧影像的压缩、帧对准算法等软件处理后,最终形成连续动态视频。

2. 无人机载视频成像原理

马达和螺旋桨是无人机起飞的重要部件,通过飞行控制器和电子速度控制器(ESC)沿无人机电机方向接收数据,可将无人机推向高空并向任意方向飞行或悬停飞行。

无人机的飞行状态除去起飞和降落之外,大致可分为悬停状态与巡航状态,在这两种状态下获得的视频具有不同的特点。无人机在悬停状态可以基本实现拍摄稳定的视频,但机翼旋转和外界风力影响会使画面出现抖动,导致视频背景存有不规律运动。无人机巡航状态指的是无人机进行前飞、后飞等平移飞行状态,在此时拍摄的视频中,影像在短时间内偏移量很大,除运动目标外,背景也存在大幅变化和运动。

因为无人机需要持续在空中飞行,对于重量和风阻的要求是非常严格的,所以航拍相机要在重量体积和成像画质之间取一个平衡点。因为无人机通常的拍摄对象为辽阔场景,所以镜头的光圈大小要适中,如果光圈太大,会导致画面远处或者近处模糊,而光圈太小会限制进光量,导致画面亮度不够,不利于夜景或者暗处的拍摄。

3.6.2 遥感视频特性

1. 卫星遥感视频特性

卫星遥感视频作为一种新型对地观测影像数据获取手段,适用于大尺度动态目标变化监测及其瞬时特性分析。它通过对特定区域采取“影像录像”的方式,缩小了相邻影像帧间的时间间隔,这样做既实现了大范围覆盖,又弥补了传统卫星受重返周期限制,从而无法对特定区域或对象进行高频次观测的不足。与传统遥感卫星相比,卫星遥感视频的目标观测区域小,但时效性好,可实现小区域的定点、定范围遥感监测,使其在一些重大工程领域中有着得天独厚的应用优势。比如,它能及时了解重大工程的进展、工程建设,而且对周边环境等的影响提供实时的视频信息支持。

卫星遥感视频具有对目标区域进行长时间连续成像的特点,故可提供某地区动态信息,实现长时间动态实时监测,如增强地基动态实时对地观测,实现对车辆实时监测、应急快速响应、重大基础设施监控以及军事安全等实际应用。同时卫星遥感影像数据具有高时间分辨率和高空间分辨率的特点,在很多领域都有应用。卫星遥感视频的应用包括:对特定商业对象进行实时监测;对商业活动进行实时价值评估;从商业活动价值评估进而预测商业行为;实时传回的动态观测影像能帮助救灾部门快速判断和决策;实时监视大洋环流、海面温度场的变化、鱼群的分布和迁移、污染物的运移等,有助于海洋渔业部门和环保部门采取相应的措施;在提取变化图斑的基础上,赋予变化类型的属性,计算变化面积以及类型转移情况,编制不同时期的土地利用变化图及统计表;调查城镇扩展进程及演变规律,分析城镇扩展态势。

相比于传统的视频监控影像数据,卫星遥感影像数据具有以下几个挑战。

(1) 在卫星遥感影像成像过程中传感器的缓慢移动引起建筑物或树木等目标发生位移变化,从而出现很多伪运动目标,使背景变得更加复杂。

(2) 卫星遥感成像空间分辨率的限制,导致目标在影像中仅为几个到十几个像素大小,并且与背景的对比性较低,无法获取目标更多的细节信息。

(3) 卫星遥感视频影像数据中光照变化、阴影移动及树木摆动等因素导致背景动态变化,使得伪运动目标增多,增加了运动车辆目标检测的复杂程度。

(4) 直接将传统运动车辆目标检测方法应用于卫星视频数据,导致检测率较低且误检率高。

2. 无人机载视频特性

无人机载影像数据相比传统卫星影像数据,有以下几个优点。

(1) 弥补了卫星遥感和普通航空遥感时效性不强,缺乏机动灵活性,受限于天气条件、时间等限制造成的区域部分信息缺失的不足。

(2) 无人机拍摄的影像分辨率高,能够获取飞行区域的高分辨率全景影像。而卫星拍

摄由于距离过远,导致影像分辨率精度无法得到满足。

(3) 无人机系统使用成本低、维护操作简单。

(4) 无人机系统能够快速获取中低空可见光成像和红外成像,对地巡察监测快速实时,能客观直白地记录影像现状。

相比其他较为稳定的摄像头设备,如道路或商场里的监控摄像头,无人机的高机动性可以使数据采集不受地域限制,在对车、人无法到达地带的资源环境监测、森林火灾监测及救援指挥等方面具有其独特的优势,应用更为灵活。高空飞艇搭载的航空相机及卫星等获取的影像数据,利用无人机进行运动目标检测显然更具挑战性。表 3.5 列出了无人机载影像数据与其他类型数据的特点对比。

表 3.5 无人机载影像数据与其他类型数据的特点对比

数 据 类 型	数 据 特 点
无人机视频	覆盖范围较大,背景十分不稳定,光照变化大,目标较大,类型多变,存在旋转及尺度变化
无人机影像	覆盖范围较大,背景存在变动,易有光照变化,目标较大,类型多变,且存在尺度变化
室内/外监控摄像头	覆盖范围有限,背景几乎无变化,有一定光照干扰,目标大,类型较单一,尺度随摄像头距离产生变化
飞艇等高空飞行器	覆盖范围大,背景较为稳定,有一定光照干扰,目标小,类型多变,几乎无尺度变化
卫星	覆盖范围广,背景稳定,有一定光照干扰,目标微小,无尺度变化

基于上述无人机与其他视觉系统的对比特性,可以发现由于小型或轻型无人机的飞行高度低,在低空作业时受风速、风向影响大。一般提高抗风性能的方法是增加飞机重量,但起降要求提高且无人机的载荷非常有限,同时能耗增大,所以如何很好地利用弹射起飞、撞网回收技术降低无人机对起飞场地的要求,以及在不增加重量或尽量轻的条件下,如何通过改进设计和提高飞行控制技术来提高抗风性能保证飞行的稳定性,均是无人机成为理想平台所急需解决的问题。

总体来说,无论从内容上或是时间上,视频数据比单独几幅影像含有更丰富的信息,特别是卫星逐渐开始发展视频功能,将会极大扩展视频数据来源,未来可以与卫星视频相结合,研究适用性更好的运动目标检测及跟踪等算法。

3.6.3 常用遥感视频数据集

1. UAV123 数据集

UAV123 由阿卜杜拉国王科技大学的 Matthias Mueller 等于 2016 年发布,如图 3.19 所示,是由低空无人机捕获视频组成的数据集,用于处理与分析最先进的跟踪算法在一组完

整的带注释的无人机航拍视频序列上的性能,与 OTB50、VOT2014 等主流跟踪数据集中的视频存在本质区别,该数据集被用于长期的空中目标跟踪。其包含 123 个视频,帧数超过 1.1×10^5 帧,总大小约为 13.5GB。它是 ALOV 300++ 之后的第二大目标跟踪数据集,特点是背景干净,视角变化较多。同时该数据集给出了特定的跟踪干扰,比如相机快速运动、照明变化、目标比例变化、目标遮挡等。值得注意的是,UAV123 中所有序列都能用直立边框进行完全注释,并且可以轻松地与可视跟踪器基准集成,其包含 UAV 数据集的所有边界框和属性注释。



图 3.19 UAV 数据集视频序列

(https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-46448-0_27)

2. VisDrone 数据集

VisDrone2020 数据集由天津大学机器学习和数据挖掘实验室的 AISKYEYE 团队收集,如图 3.20 所示。基准数据集由 265228 帧和 10209 帧静态影像组成的 400 个视频片段组成,这些视频片段由各种安装在无人机上的摄像机捕获,涵盖了广泛的方面,包括位置(取自我国数千个相距数千千米的 14 个不同城市)、环境(城市和乡村)、物体(如行人、车辆、自行车等)和密度(稀疏和拥挤的场景)。注意,该数据集是在各种情况下以及在各种天气和光照条件下使用各种不同模型的无人机收集的。这些框架通过超过 260 万个边界框或点的频繁目标(如行人、汽车、自行车和三轮车等)进行手动注释,还提供了一些重要属性(包括场景可见性、目标类别和遮挡)提高数据利用率。



图 3.21 DTB70 数据集视频序列

(<https://repository.ust.hk/ir/Record/1783.1-84619>)

参考文献

- [1] Lu G, Fei B. Medical hyperspectral imaging: A review[J]. Journal of Biomedical Optics, 2014, 19(1): 010901.
- [2] Adão T, Hruška J, Pádua L, et al. Hyperspectral imaging: A review on UAV-based sensors, data processing and applications for agriculture and forestry[J]. Remote Sensing, 2017, 9(11): 1110.
- [3] Liu Y, Pu H, Sun D W. Hyperspectral imaging technique for evaluating food quality and safety during various processes: A review of recent applications[J]. Trends in Food Science and Technology, 2017, 69: 25-35.
- [4] Landgrebe D. Hyperspectral image data analysis[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2002, 19(1): 17-28.
- [5] Plaza A, Benediktsson J A, Boardman J W, et al. Recent advances in techniques for hyperspectral image processing[J]. Remote Sensing of Environment, 2009, 113: S110-S122.

- [6] Shaw G, Manolakis D. Signal processing for hyperspectral image exploitation [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2002, 19(1): 12-16.
- [7] Jiao L, Liang M, Chen H, et al. Deep fully convolutional network-based spatial distribution prediction for hyperspectral image classification [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2017, 55(10): 5585-5599.
- [8] 焦李成, 杨淑媛, 刘芳, 等. 神经网络七十年: 回顾与展望 [J]. 计算机学报, 2016, 39(8): 1697-1716.
- [9] Feng J, Yu H, Wang L, et al. Classification of hyperspectral images based on multiclass spatial - spectral generative adversarial networks [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(8): 5329-5343.
- [10] Cao X, Xiong T, Jiao L. Supervised band selection using local spatial information for hyperspectral image [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2016, 13(3): 329-333.
- [11] 黄继高. SAR 遥感影像处理研究及其在 GIS 中的应用 [D]. 南京: 东南大学, 2014.
- [12] Rosen P A, Hensley S, Joughin I R, et al. Synthetic aperture radar interferometry [J]. Proceedings of the IEEE, 2000, 88(3): 333-382.
- [13] Ferretti A, Prati C, Rocca F. Permanent scatterers in SAR interferometry [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2001, 39(1): 8-20.
- [14] Moreira A, Prats-Iraola P, Younis M, et al. A tutorial on synthetic aperture radar [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine, 2013, 1(1): 6-43.
- [15] 黄波. 星载 SAR 影像处理 [D]. 南京: 东南大学, 2002.
- [16] 湛华. SAR 影像目标自动检测与识别方法研究 [D]. 北京: 中国科学院大学, 2019.
- [17] 耿杰. 基于深度学习的 SAR 遥感影像分类方法研究 [D]. 大连: 大连理工大学, 2018.
- [18] Hara Y, Atkins R G, Yueh S H, et al. Application of neural networks to radar image classification [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1994, 32(1): 100-109.
- [19] Guissard A. Mueller and Kennaugh matrices in radar polarimetry [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1994, 32(3): 590-597.
- [20] 吴永辉. 极化 SAR 图像分类技术研究 [D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2007.
- [21] Sinclair G. The transmission and reception of elliptically polarized waves [J]. Proceedings of the IRE, 1950, 38(2): 148-151.
- [22] Lee J S, Pottier E. Polarimetric radar imaging: From basics to applications [M]. CRC Press, 2017.
- [23] 张海剑, 杨文, 邹同元, 等. 基于四分量散射模型的多极化 SAR 图像分类 [J]. 武汉大学学报信息科学版, 2009, 34(1): 122-125.
- [24] A Z D, A F L, A B Y, et al. Registration of large-scale terrestrial laser scanner point clouds: A review and benchmark [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2020, 163: 327-342.
- [25] Roynard X, Deschaut J E, Goulette F. Paris-lille-3d: A point cloud dataset for urban scene segmentation and classification [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 20180.
- [26] Zolanvari S M I, Ruano S, Rana A, et al. DublinCity: Annotated LiDAR Point Cloud and its Applications [C]//30th British Machine Vision Conference, 2019.
- [27] Andrés Serna, Marcotegui B, François Goulette, et al. Paris-rue-Madame database: A 3D mobile laser scanner dataset for benchmarking urban detection, segmentation and classification methods [C]//International Conference on Pattern Recognition, 2014.

- [28] Vallet B, Brédif M, Serna A, et al. TerraMobilita/iQmulus urban point cloud analysis benchmark[J]. Computers and Graphics, 2015, 49: 126-133.
- [29] 李晓斌, 江碧涛, 王生进. 光学遥感图像场景分类技术综述和比较[J]. 无线电工程, 2019, 49(04): 5-11.
- [30] 李晓斌, 江碧涛, 杨渊博, 等. 光学遥感图像目标检测技术综述[J]. 航天返回与遥感, 2019, 40(4): 95-104.
- [31] 陈鑫鏢. 遥感影像变化检测技术发展综述[J]. 测绘与空间地理信息, 2012, 35(009): 38-41.
- [32] 岳伍军. 基于光学遥感图像的飞机目标检测算法研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2014.
- [33] 高昆, 刘迎辉, 倪国强, 等. 光学遥感图像星上实时处理技术的研究[J]. 航天返回与遥感, 2008, 29(1): 50-54.
- [34] Yang Y, Newsam S. Bag-of-visual-words and spatial extensions for land-use classification [C]// Proceedings of the 18th International Conference on Advances in Geographic Information Systems, 2010.
- [35] Qin Z, Li H N, Tong Z, et al. Deep learning based feature selection for remote sensing scene classification[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2015, 12(11): 2321-2325.
- [36] Xia G S, Hu J, Hu F, et al. AID: A benchmark data set for performance evaluation of aerial scene classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2017, 55(7): 3965-3981.
- [37] Cheng G, Han J, Lu X. Remote sensing image scene classification: Benchmark and state of the art [J]. Proceedings of the IEEE, 2017, 105(10): 1865-1883.
- [38] Sumbul G, Charfuelan M, Demir B, et al. Bigearthnet: A large-scale benchmark archive for remote sensing image understanding [C]//IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2019.
- [39] Lebedev M A, Vizilter Y V, Vygolov O V, et al. Change detection in remote sensing images using conditional adversarial networks[J]. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2018.
- [40] Daudt R C, Le Saux B, Boulch A, et al. Urban change detection for multispectral earth observation using convolutional neural networks [C]//IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2018.
- [41] Tong X Y, Xia G S, Lu Q, et al. Learning transferable deep models for land-use classification with high-resolution remote sensing Images [EB/OL]. <https://arxiv.org/abs/1807.05713>.
- [42] Zou Z, Shi Z. Random access memories: A new paradigm for target detection in high resolution aerial remote sensing images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 27(3): 1100-1111.
- [43] Li K, Wan G, Cheng G, et al. Object detection in optical remote sensing images: A survey and a new benchmark[J]. Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2020, 159: 296-307.
- [44] Cheng G, Zhou P, Han J. Learning rotation-invariant convolutional neural networks for object detection in VHR optical remote sensing images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2016, 54(12): 7405-7415.
- [45] Xia G S, Bai X, Ding J, et al. DOTA: A large-scale dataset for object detection in aerial images[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 3974-3983.
- [46] Cheng G, Han J, Lu X. Remote sensing image scene classification: Benchmark and state of the art [J]. Proceedings of the IEEE, 2017, 105(10): 1865-1883.
- [47] Yang Y, Newsam S. Bag-of-visual-words and spatial extensions for land-use classification [C]//

- Proceedings of the 18th SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems, 2010: 270-279.
- [48] 马瑞升,孙涵,林宗桂,等. 微型无人机遥感影像的纠偏与定位[J]. 南京气象学院学报, 2005, 28(5): 632-639.
- [49] 袁益琴,何国金,江威,等. 遥感视频卫星应用展望[J]. 国土资源遥感, 2018, 30(3): 1-8.
- [50] 张可,杨灿坤,周春平,等. 无人机视频图像运动目标检测算法综述[J]. Chinese Journal of Liquid Crystal & Displays, 2019, 34(1): 12.
- [51] 康金忠,王桂周,何国金,等. 遥感视频卫星运动车辆目标快速检测[J]. 遥感学报, 2020, 24(09): 44-52.
- [52] Du D, Zhu P, Wen L, et al. VisDrone-SOT2019: The vision meets drone single object tracking challenge results[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops, 2019.
- [53] Mueller M, Smith N, Ghanem B. A benchmark and simulator for uav tracking [C]//European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2016: 445-461.
- [54] Li S, Yeung D Y. Visual object tracking for unmanned aerial vehicles: A benchmark and new motion models[C]//Thirty-first AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2017.
- [55] 韩琳. 小型高分辨率视频遥感相机光学系统设计[D]. 苏州: 苏州大学, 2016.
- [56] 孙家柄. 遥感原理与应用[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2003.
- [57] IMARS 遥感大数据智能挖掘与分析[EB/OL]. <https://blog.csdn.net/hit2015spring/article/details/56672543>.