

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107789

基于表面粗糙度聚类的机载雷达 点云数据地物分类方法研究*

王瑞 杨风暴

(中北大学信息与通信工程学院 太原 030051)

摘要: 在机载激光雷达的发展与应用下,获取地物的空间分布情况变得更加快速便捷。为了实现面向机载激光雷达点云数据的地物分类,首先利用高程直方图去除原始点云的离群点;其次利用 VoxelGrid 滤波器采样,在确保形状的前提下,大量降低点云数量;然后改进 K-means 聚类方法,结合三维点云数据携带的高程信息对原始聚类中心和 K 值进行确定,并采用点云表面粗糙度做聚类分析,从而得到对地物的精确分类。通过对实验采集数据和公开数据上的结果对比可知,所提方法对点云数据分类的准确性高,总体分类精度分别为 88.17% 和 90.47%,Kappa 系数分别为 0.81 和 0.85。

关键词: 机载激光雷达;点云数据;K-means 聚类;地物分类

中图分类号: TP79 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 120.99

Research on terrain classification method of airborne radar point cloud data based on surface roughness clustering

Wang Rui Yang Fengbao

(School of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: With the development and application of airborne radar technology, it is faster and more convenient to obtain the spatial distribution of ground objects. To realize the terrain classification for airborne radar point cloud data, we first adopt the elevation histogram to remove the outliers of the original point cloud. Then, the VoxelGrid filter is used to sample the point cloud, which can greatly reduce the number of points while maintaining the shape characteristics of the point cloud. Next, the K-means clustering method is improved. The K value and initial clustering center are determined through the height information of three-dimensional point cloud data, and the point cloud surface roughness is used for cluster analysis to realize the classification of different ground objects. The experimental results on the collected data and the open data show that the proposed method has high accuracy for point cloud data classification, with the overall classification accuracy reaching 88.17% and 90.47%, respectively, and the Kappa coefficient being 0.81 and 0.85, respectively.

Keywords: airborne radar; point cloud data; K-means clustering; terrain classification

0 引言

随着社会经济的发展,地理空间数据已经成为国家国土规划的重要信息支撑,如何准确地判别所获取信息中地物的类别是问题的关键所在,准确判别地物类型对城市地貌、地形实现立体化模拟起到重要作用。随着国内外遥感测绘手段的不断更新进步,如高桂荣等^[1]提出的遥感图像

变化检测,Uto 等^[2]提出的无人机载光学影像、赵俊宏等^[3]提出的激光雷达算法、李红旭等^[4]提出的能见度反演算法等均可被广泛应用于地物分类研究,利用遥感数据可以更加便捷、直观地获取土地覆盖特征,通过遥感技术进行地物分类随之变为了地物分类的重要方式之一。

20 世纪 70 年代,卫星光学遥感和机载光学影像对地物进行分类是比较有效的手段,它们的核心理念是参照同

收稿日期:2021-09-06

* 基金项目:国家自然科学基金项目(61972363)、山西省重点研发计划(国际科技合作)项目(201903D421043)、中北大学研究生科技基金项目(20201728)资助

类地物在相同条件下其光谱信息是相同或相似的,如阮建武^[5]利用波谱信息对地物特征进行分类识别。虽然通过遥感图像获取的信息具有分辨率高、纹理信息丰富等优点,但是其在地物分类上也存在着缺点:受阴影以及天气影响导致影像质量差,地物类型复杂时会产生波谱与地物不吻合或不匹配的现象,这都会影响地物分类的结果,为了弥补这一缺点,车载 LiDAR 技术应用而生,该技术起源于传统的工程测量中的激光测距技术。作为一种新型分类手段,车载 LiDAR 传承了雷达与激光科技的经典优势,具有获取空间信息速度快,效率高,作业适用性强,安全可靠的优点。车载 LiDAR 通过发射激光并探测回波的方式对距离和方向进行确定,通过获取速度和位置信息并结合波束特征对被测物全面而高效地识别,已被广泛应用于数字高程建模、地形测绘、3D 物体建模和地物分类等领域。

近年来对车载 LiDAR 点云数据进行地物分类方法研究受到国内外学者的重点关注,并且已经有了一定的进展,如解全波等^[6]根据地物反射率信息将原始点云数据栅格化后进行分类;冯裴裴^[7]根据原始点云提取高程差、强度等分类特征,引入不确定性理论对特征图像进行分类,这类手段的核心是实现三维点云到二维图像的转换,这会导致信息流失进而影响分类结果。近年来许多专家学者通过在大规模数据集训练的基础上,使用深度学习方法对点云数据进行地物分类,如赵传等^[8]采取双层全连接和全卷积神经网络分类手段实现车载 LiDAR 的点云分类;朱奕杰^[9]将点云的形状几何信息和拓扑信息融入到训练学习过程中,利用改进的神经网络对点云进行分类和部件分割,此类方法虽然对无序点云数据的分类效果明显,但是均需要大量的训练样本,成本高时间长。也有许多专家学者直接对点云数据进行分类,比如龚亮^[10]提出了一种基于强度信息聚类的地面点云聚类方法,采取发射和探测激光回波的方式反演介质属性差别强的地物特征和信息,将水泥材质的道路信息从地面点云中提取出来,但对于回波强度相似的地面点云则效果不佳。

综上,本文对车载 LiDAR 三维点云数据进行探究,利用改进的 K-means 聚类实现三维点云数据不同地物的分类。首先对原始点云进行去除离群点和下采样处理,根据三维点云数据的高程信息确定 K 值和初始聚类中心,利用点云表面粗糙度做聚类分析,完成基于点云数据不同地物的分类。实验结果表明,该方法可以有效地将车载激光雷达点云数据进行分类处理,并且可以同时对于树木、建筑以及道路 3 种地物进行精确分类,用本文方法进行分类得到的点云数据可以应用于建筑物检测与重建、城市规划、三维城市建模等后续研究中,为城市政府决策、促进智慧城市建设、规划和数字化管理应用提供了新的技术保障。

1 研究区域

在此选取中北大学科学楼以东的区域进行实验,地理

坐标为东经 $112^{\circ}44' \sim 112^{\circ}45'$,北纬 $38^{\circ}01' \sim 38^{\circ}02'$ 之间,分类目标研究区域地物类别包括建筑物、树木、草地、裸地、道路、车辆、路灯等。本文考虑了土地覆盖图最重要的类别及其在该研究区域的可用性,并选择了 3 种主要类型进行分类:建筑物、树木和道路。实验所用的无人机载雷达数据由中北大学信息融合与识别研究所杨风暴团队于 2021 年 6 月 25 日飞行获得,数据采集设备为蜂鸟微型无人机 LiDAR 系统,搭载的飞行器为大疆 M600pro 无人机,无人机在研究区域上空进行环绕飞行扫描,高度 100 m,速度 5.6 m/s,单位平方米的采集点密度为 247 个点,解算好的原始点云如图 1 所示。

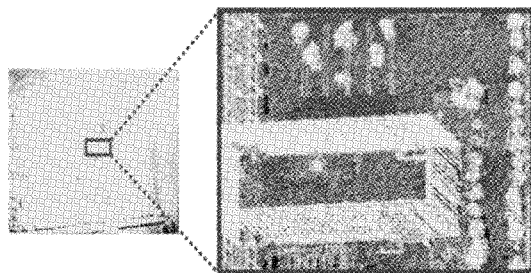


图 1 原始点云

2 基于表面粗糙度聚类的地物分类方法

本方法的技术流程如图 2 所示,首先将解算好的点云数据根据高程信息进行数理统计,基于高程直方图去除最初点云中的离群点,并通过 VoxelGrid 滤波器对点云实现下采样;然后,通过计算点云表面粗糙度,利用聚类思想对滤波后的点云完成分类目标;最后将 Global Mapper 自动分类的结果作为基准对比分析本文所用方法的分类精度。除了本课题组采集所得数据外,还在国际摄影测量和遥感学会(ISPRS)的 Vaihingen 开放的数据集上进行了评估,该数据集采集自德国的 Vaihingen 地区。

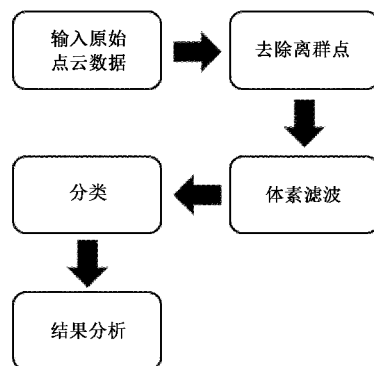


图 2 技术流程

2.1 去除离群点

受限于设备精度、波束衍射、外界干扰、数据拼接配准操作过程的因素,测试数据中会有部分噪声点的存在,将其中极高于或极低于密集点云的部分统称为离群点,为了后

续分类的准确性,将离群点的去除作为第 1 步。

1) 将原始点云的高程值分段,即将整个高程值的范围从左到右均匀分成 m 个间隔 $C_i, i=1, 2, \dots, m$, 每个间隔的高程跨度 $L=(H_{\max}-H_{\min})/m$ 。其中, H_{\max} 和 H_{\min} 表示原始点云的高程极值。高程直方图如图 3 所示(图 3(a)为公开数据集,图 3(b)为本课题组采集所得)。

2) 计算每个间隔 C_i 中包含的点数。

3) 如果每个间隔 C_i 中点数超过设定阈值 n , 则认为原始点云中无离群点; 否则, 自动分类为离群点。

最优的 m 和 n 值可以直观地从高程直方图视觉判断, 因为离群点数量上比正常点少很多。本文取 $m=10$, $n=100$ 。

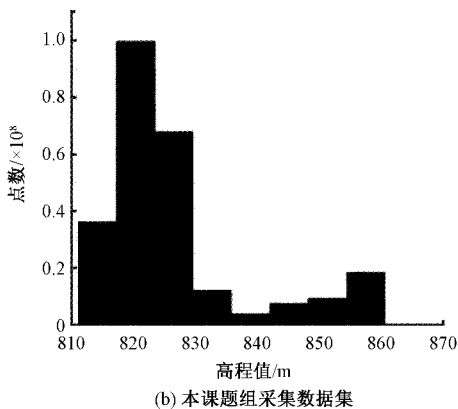
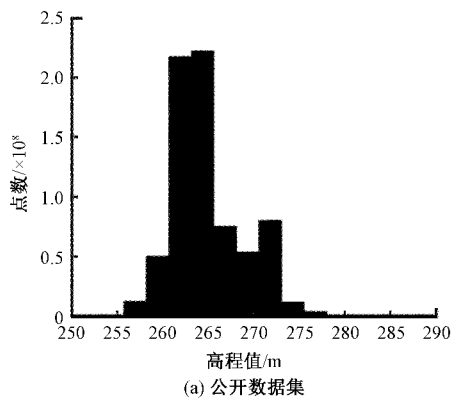


图 3 高程直方图

2.2 体素滤波

在获取点云数据时,由于航带重叠度以及飞行速度的影响导致点云密度非常厚,造成数据的冗余,可以采用 VoxelGrid 滤波器提升效果,如图 4、5 所示为两个数据集离群点去除后点云与滤波后的点云可视化结果,从中可以发现,在有效降低数据体量的前提下,不论是外貌特点还是空间分布都和初始点云并无太多的差异。如图 4(a)和(b)所示为公开数据集滤波前后的结果,命令输出显示,处理后的数据量有效降低,点云数由 726 562 变为 284 591;图 5(a)和(b)为本课题组采集数据滤波前后的结果,命令输出显示,处理后的数据量有效降低,点云数由 24 601 074 变为 397 313。

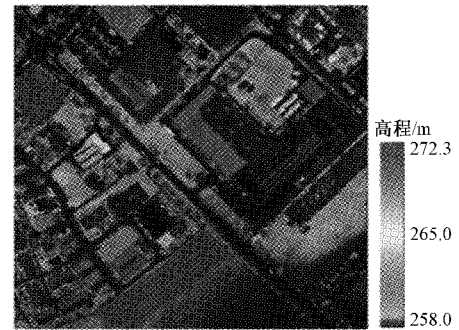
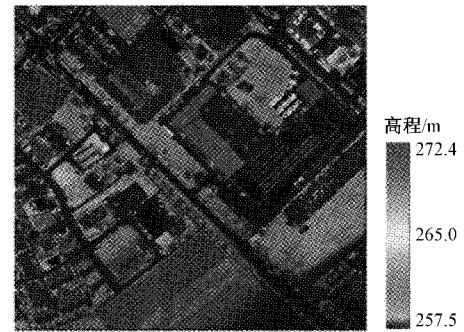


图 4 公开数据集滤波前后带有高程信息的点云图

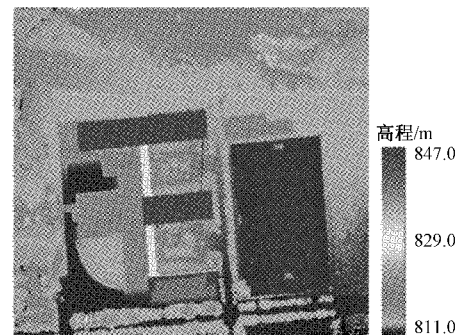
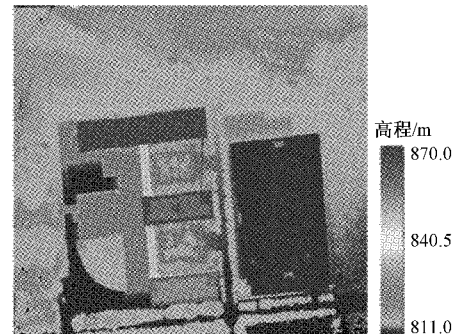


图 5 本课题组采集数据滤波前后带有高程信息的点云图

2.3 基于表面粗糙度聚类的分类结果

本文接下来利用三维点云数据的特征信息确定 K 值和初始聚类中心,根据点云表面粗糙度做聚类分析,可以将

在距离上有着明显差异的地物进行聚类识别。

1) 对于含有 n 个点的点云集 $\begin{bmatrix} x_1 & y_1 & z_1 \\ x_2 & y_2 & z_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n & y_n & z_n \end{bmatrix}$, 可以提

取和计算得到平均高度 \bar{z} , 计算公式如式(1)所示。

$$\bar{z} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n z_i \quad (1)$$

2) 计算粗糙度, 计算公式如式(2)所示, 其中 z_i 是离散点云的高度, \bar{z} 是离散点云的平均高度, n 是离散点云的数量, R 为粗糙度。

$$R = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (z_i - \bar{z})^2} \quad (2)$$

3) 由于建筑物表面主要由平面拼接而成, 较为平坦, 所以建筑物的粗糙度 R 值较稳定且小, 而树木的粗糙度 R 值起伏较大。利用 K-means 算法的原理, 将粗糙度较小且在固定值内的点聚为一类, 粗糙度起伏值较大的归为一类, 接下来对这类点的高度和粗糙度再求解, 并对平均高度值及各处点的粗糙度采用迭代分配和更新, 直至类簇的变化很小。

如图 6 所示为 Global Mapper 软件自动分类的结果(图 6(a)为公开数据集, 图 6(b)为本课题组采集数据集), 如图 7 所示为本文算法分类结果(图 7(a)为公开数据集, 图 7(b)为本课题组采集数据集)。

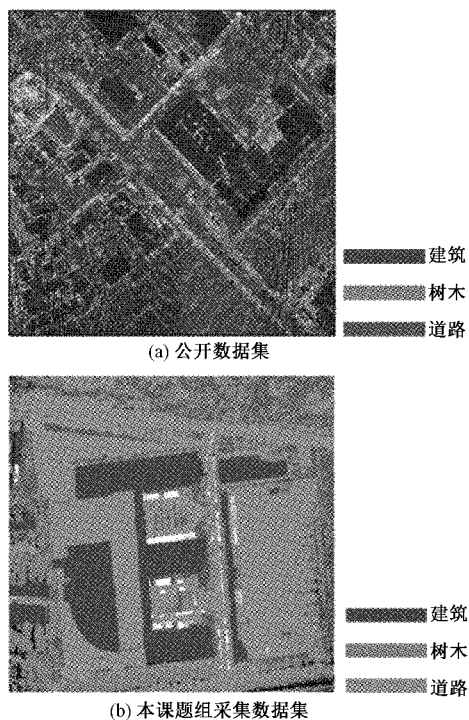


图 6 Global Mapper 自动分类的结果

3 实验结果分析

如图 7(a)和(b)所示的对比分类结果中可以直观地看

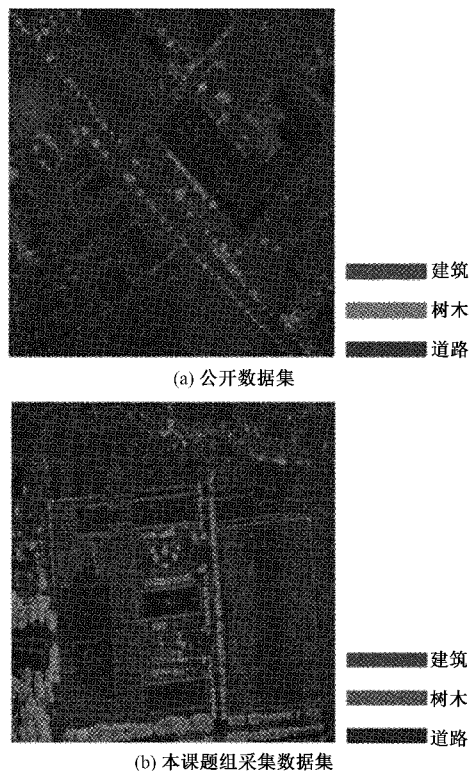


图 7 本文算法分类结果

出, 本文的分类方法能对机载雷达数据进行较好的分类处理, 本文方法对建筑、树木以及道路具有很好的分类效果。从图 7 中可以看出本文方法对于建筑物适应性很好, 分类后的建筑物信息具有很好的整体性, 对于道路的分类效果也很好, 能很好地分出道路, 但在分类过程中也存在错分现象, 如在本课题组采集的数据中, 由于公路后山山坡高度影响, 错误的将道路点分成了建筑点; 由于足球场的球门上表面点云扫到的信息是一个近似长 7 m 宽 2.5 m 的长方形, 在计算附近点云粗糙度时其值较稳定, 所以将球门错误的分类为建筑。综合来看, 本文所提算法的分类效果较好。

如表 1 和 2 所示, 本文采用混淆矩阵定量分析分类结果。由表 1 计算所得本文方法在公开数据集上的分类结果的总体精度达到 90.47%, 其中建筑物被正确分类的概率为 95.6%, 树木被正确分类的概率为 75%, 道路被正确分类的概率为 89.2%, Kappa 系数为 0.85, 由表 2 计算所得本文方法在课题组采集数据集上的分类结果的总体精度达到 88.17%, 其中建筑物被正确分类的概率为 93.2%, 树木被正确分类的概率为 86.9%, 道路被正确分类的概率为 88.7%, Kappa 系数为 0.81, 计算公式如式(3)所示。

$$k = \frac{p_o - p_e}{1 - p_e} \quad (3)$$

其中, p_o 是每一类正确分类的样本数量之和除以总样本数, 即总体分类精度。假设每一类的真实样本个数分别为 a_1, a_2, \dots, a_c , 而分类出来的每一类的样本个数分别为

b_1, b_2, \dots, b_c , 总样本个数为 n , 则有: $p_c = \frac{a_1 \times b_1 + a_2 \times b_2 + \dots + a_c \times b_c}{n \times n}$ 。为了评估本文的研究结

果,进一步证明这项工作的优势,在 ISPRS 公开数据集上将其与 5 种分类方法进行了比较,包括 LUH^[11]、WhuY4^[12]、VPNet^[13]、JGVNet^[14] 和 DRN^[15]。如表 3 所示,通过对比不同方法的总体分类精度,可以看出本文提出的方法具有一定的优势,总体分类精度为最佳结果,相比于其他方法,本文方法的总体分类精度分别高出 8.87%、5.57%、6.47%、5.47%、3.67%。实验结果表明,本文所提出的方法对机载激光雷达点云数据的分类结果较可靠,可以将其分类结果应用于后续研究。

表 1 本文方法在公开数据集上分类结果的混淆矩阵

类型	建筑	树木	道路	其他
建筑	47 566	1 082	738	362
树木	6 547	25 680	986	1 014
道路	866	632	15 427	368
其他	4 568	4 011	5 921	30 003

表 2 本文方法在课题组采集数据集上分类结果的混淆矩阵

类型	建筑	树木	道路	其他
建筑	37 532	488	1 245	976
树木	9 920	139 537	8 358	2 642
道路	8 754	9 641	170 293	3 246
其他	837	318	572	2 954

表 3 分类方法结果对比

分类方法	总体分类精度/%
LUH ^[11]	81.6
WhuY4 ^[12]	84.9
VPNet ^[13]	84.0
JGVNet ^[14]	85.0
DRN ^[15]	86.8
本文方法(公开数据集)	90.47

4 结 论

本文利用高程直方图去除初始点云中离群点,并采用 VoxelGrid 滤波器对点云实现下采样;然后,通过计算点云表面粗糙度,利用 K-means 聚类算法对机载激光雷达点云数据实现对不同地物的分类;最后将 Global Mapper 自动分类的结果作为基准对比分析本文所用方法的分类精度。测试效果表明,本工作可以有效的将机载激光雷达点云数据进行分类处理,并且效果明显,该方法在采集数据和公开数据集上点云数据分类的准确性高,总体分类精度分别达到 88.17%和 90.47%,Kappa 系数分别为 0.81 和 0.85。用本文方法进行分类得到的点云数据可以用于后续研究如建筑物检测与重建、城市规划、三维城市建模等,但该方法也

确实存在一些错分现象,在今后的研究中我们将考虑实验数据的多源融合,这将在一定程度上提高分类精度。

参考文献

- [1] 高桂荣,严威,夏晨阳,等. 结合空间信息的 PTSVM 的遥感图像变化检测[J]. 电子测量技术, 2016, 39(4): 45-48.
- [2] UTO K, SEKI H, SAITO G, et al. Characterization of rice paddies by a UAV-Mounted miniature hyperspectral sensor system [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2013, 6(2), 851-860.
- [3] 赵俊宏,吕恩利,陆华忠,等. 基于激光雷达的托盘位姿识别算法及验证[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(10):2469-2476.
- [4] 李红旭,常建华,朱玲娜,等. 基于微脉冲激光雷达的能见度反演算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(10):1555-1560.
- [5] 阮建武. 基于地物波谱数据库的分类识别研究[D]. 长春:吉林大学, 2004.
- [6] 解全波,刘荣,张海明,等. 一种地物点云数据栅格化分类新方法[J]. 北京测绘, 2021, 35(2):6.
- [7] 冯裴裴. LIDAR 数据快速地对地物分类的精度提高方法研究[D]. 太原:中北大学, 2016.
- [8] 赵传,郭海涛,卢俊,等. 基于深度残差网络的机载 LiDAR 点云分类[J]. 测绘学报, 2020, 2:202-213.
- [9] 朱杰杰. 基于深度学习的三维形状显著性检测和分类分割[D]. 杭州:浙江大学, 2019.
- [10] 龚亮. 机载 LIDAR 点云数据分类技术研究[D]. 郑州:解放军信息工程大学, 2011.
- [11] NIEMEYER J, ROTTENSTEINER F, SORGEL U, et al. Hierarchical higher order crf for the classification of airborne lidar point clouds in urban areas [J]. Remote Sense, 2016, 41: 655-662.
- [12] YANG Z, TAN B, PEI H, et al. Segmentation and multi-scale convolutional neural network-based classification of airborne laser scanner data[J]. Sensors, 2018, 18: 3347.
- [13] QIN N, HU X, WANG P, et al. Semantic labeling of ALS point cloud via learning voxel and pixel representations [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2020, 17: 859-863.
- [14] ZHANG J, HU X, DAI H. A graph-voxel joint convolution neural network for ALS point cloud segmentation[J]. IEEE Access, 2020, 8: 139781-139791.
- [15] ZHAO C, GUO H, LU J, et al. ALS point cloud classification with small training dataset based on transfer learning [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2020, 17: 1406-1410.

作者简介

王瑞,博士研究生,主要研究方向为信息融合、图像处理、数据分析与应用。

E-mail:809397491@qq.com

杨风暴(通信作者),工学博士,教授,博士生导师,主要研究方向为信息融合与应用、图像处理与信息反演等。

E-mail:yfengb@163.com