

激光与光电子学进展

基于高辨识复合衍生特征的 LiDAR 数据分类方法研究

白慧, 杨风暴*

中北大学信息与通信工程学院, 山西 太原 030051

摘要 针对激光雷达测量技术现有数据特征单一、地物辨识能力粗糙、类别划分区间模糊导致地物分类精度低的问题, 提出了一种基于复合衍生特征和模糊 Dempster-Shafer (DS) 证据合成理论的地物分类方法。首先, 确定 LiDAR 数据分类特征对不同类型地物的可识别性, 选择特征空间中关联性强且区分度大的源特征与衍生特征; 然后, 比较归一化差值植被指数与绿色归一化差值植被指数对地物反应属性的差异性, 提出并构造具有高辨识能力的复合衍生特征复合归一化差值植被指数; 最后, 结合使用岭型信任分配函数进行模糊 DS 证据合成与决策, 最终实现对地物的精确分类。实验结果表明, 总分类精度由 85.78% 提高到了 89.20%, 证明了本文方法的有效性。

关键词 遥感; 机载 LiDAR 数据; 复合衍生特征; 模糊 Dempster-Shafer 证据合成理论; 地物分类

中图分类号 O436

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.0528001

LiDAR Data Classification Method Based on High Recognition Compound Derivative Feature

Bai Hui, Yang Fengbao*

College of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan, Shanxi 030051, China

Abstract In view of the problems of single data features, rough feature recognition ability, and blurred classification interval of lidar measurement technology, a ground object classification method based on compound derivative features and fuzzy Dempster-Shafer (DS) evidence synthesis theory was proposed. First, determine the recognizability of LiDAR data classification features for different types of features, and select source and derivative features with strong correlation and high discrimination in the feature space. Then, we compare the difference of the normalized difference vegetation index with green normalized difference vegetation index to ground reaction properties, and propose and construct a compound derivative feature compound normalized difference vegetation index with high identification ability. Finally, the combination of ridge-type trust allocation function performs fuzzy DS evidence synthesis and decision-making and achieves accurate classification of the ground. The experimental results show that the total classification accuracy is improved from 85.78% to 89.20%, which proves the effectiveness of the proposed method.

Key words remote sensing; airborne LiDAR data; compound derivative feature; fuzzy Dempster-Shafer evidence combination theory; land-cover classification

OCIS codes 280.3640; 280.4750

收稿日期: 2020-06-22; 修回日期: 2020-07-20; 录用日期: 2020-08-03

基金项目: 国家自然科学基金(61972363)、山西省重点研发计划(国际科技合作)项目(201903D421043)

*E-mail: yfengb@163.com

1 引言

机载激光雷达测量技术(LiDAR)采用非接触主动测量方式能够快速获取地物的三维信息几何特征,是遥感数据地物分类领域重要的特征数据来源^[1],能实现对不同地物目标的自动识别与分类,广泛应用于森林地形模型获取、地形地貌测绘等领域。Maltezos等^[2]将LiDAR原始点云数据归一化高度信息与法向量的分布、回波数、平面度、高程标准差等特征组合构造多维特征向量,提高了建筑物的提取识别精度;可视化全波形数据能够提供密度更大的点云数据信息,得到的地物表面形貌信息更多^[3];郭亚栋等^[4]提出了一种基于方向预测规则化算法的机载激光雷达建筑物正交轮廓线提取方法,提高了建筑物的识别精度,以上单源LiDAR数据特征只能针对特定地物种类进行分类;释小松等^[5]设计了一种点云与遥感影像的配准融合方法,综合利用了点云在地物三维特征表示上具有的优势与遥感影像包含丰富的光谱信息,实现了对城区点云数据的有效分类;文献^[6]中对经典几何统计特征和点直方图特征进行组合,将组合特征集作为分类依据,实现了城区点云的高精度分类;Wang等^[7]融合LiDAR波形数据与高光谱数据有效提高了地物识别精度,改善了单一LiDAR数据特征造成分类精度低的问题;但由于地物材质结构复杂、变化多样,上述特征只能针对限定场景,很难满足复杂地物环境下的高精度分类需求。

基于简单组合特征的机载LiDAR数据分类方法难以全面描述地物信息,计算量大、分类效果差^[8], Dempster-Shafer(DS)证据理论^[9]作为多传感器信息融合的一种重要算法,能有效综合LiDAR系统多源数据知识,处理分类特征信息的不精确性与不完备性,基本DS将类间阈值不确定性用软阈值表示,没有从根本上解决类别模糊点分类问题,模糊DS证据合成^[10]结合模糊分布构建了岭型信任分配函数,更好地

发挥了DS理论处理不确定性问题的优势。

综上所述,需要建立分类特征与地物类别间的关系并构建符合地物特性、对地物辨识能力强的特征,解决“相同地物不同数据特征”、“不同地物相同数据特征”导致分类精度降低的问题,本文提出并构建了一种具有高辨识能力的复合衍生特征绿红归一化植被指数(GRNDVI),且应用模糊DS证据合成理论进行地物分类。

2 复合衍生特征的构造

LiDAR数据特征空间中包含源特征与衍生特征,不同特征对不同地物的分类辨识能力有差异性。本文研究了特征空间中不同特征的获取方式与物理意义,比较了各特征对道路、建筑、树木、草地等典型地物的辨识能力,分析了不同地物在LiDAR数据源中的表现特征以及地物成像特性、成像环境影响地物分类精度的要素,根据地物混淆区域的特性,提出并构造了复合高辨识衍生特征,改善了原有数据空间中预先给定分类特征无法满足高精度分类需求的问题。

2.1 源特征

源特征是指通过LiDAR系统不同传感器输出的直接原始特征,包括首次回波高程特征、末次回波高程特征、强度特征,本文以数据集1为例,分析选用的源特征,如图1所示。

1)归一化高度(NH)。为了避免分类混淆,首先检测裸地点,然后应用最近点技术提取归一化数字地表模型(nDSM)^[2],包括首次(DSM_{FE})和末次(DSM_{LE})回波高程。当 $n=1$ 时,即为首次回波高程值,它可以准确表征地物点距离地面的高程信息,因此用来区分高度差异明显的地物。

$$M_{\text{nDSM}} = M_{\text{DSM}} - M_{\text{DEM}} \quad (1)$$

2)强度(IN)。回波强度指激光打到地物目标表面返回的脉冲最大幅值,它能够反映地物的反射特性,反射率越大,强度灰度值越大。树叶层次多激光



图1 机载LiDAR数据源特征图像。(a)首次回波高程;(b)末次回波高程;(c)回波强度

Fig. 1 Source feature images of airborne LiDAR data. (a) First echo height; (b) last echo height; (c) echo intensity

散射严重,导致回波强度很弱,强度灰度值很小,根据灰度值大小,利用 IN 能有效区分树木与其他地物。

2.2 衍生特征

衍生特征是指通过 LiDAR 不同数据组合运算、LiDAR 数据与光谱特征融合、光谱特征组合等方式得到的特征,包括高程差特征(HD)、高程标准差特征(STD)、归一化差值植被指数(NDVI)、绿色归一化差值植被指数(GNDVI)等,本文选用如图 2 所示的几个衍生特征。

1)HD。首末次回波高程差由(1)式衍生得到,HD由下式得到,LiDAR 激光束可以穿透叶片缝隙到达地面,在叶片、树枝、地面点经过多次反射产生多次回波,因此 HD 可以表征树木点的高度信息,但对于建筑物、道路、草地等不可穿透地物没有区分能力。

$$D_{HD} = M_{DSMFE} - M_{DSMLE} \quad (2)$$

2)STD。点云数据的高程标准差用于区分树木和人工结构,高偏移值表示树木,而低偏移值表示平面表面。

3)NDVI^[9]。NDVI 是一种光谱衍生特征,能有效区分植被与非植被,定义为

$$D_{NDVI} = \frac{R_{NIR} - R_{RED}}{R_{NIR} + R_{RED}}, \quad (3)$$

式中: R_{NIR} 、 R_{RED} 分别指近红外、红外的光谱反射率值。

4)GNDVI。文献[11]将绿色光谱范围内的反射率代替 NDVI 中红色光谱波段反射率,构造了 GNDVI 指数:

$$D_{GNDVI} = \frac{R_{NIR} - R_{GREEN}}{R_{NIR} + R_{GREEN}} \quad (4)$$

实验发现,该指数对大范围内叶绿素浓度的变化更敏感,能更精确评估叶绿素浓度。

2.3 复合衍生特征

复合衍生分类特征是指在机载 LiDAR 数据特征空间中源特征和基本衍生特征基础上,通过地物

物理特性的分析、局部特性及其与全局特征的协调等,将已有分类特征进行转换或组合,从而构建出有利于混淆区域分类及其精度提升、具有高辨识能力的一类新特征,本文构造了一种由两个植被指数光谱衍生特征组合加权得到的复合衍生特征,保证了植被分类高辨识度的同时也提高了建筑物、道路等人工结构地物的分类精度。

目前能有效区分植被与非植被的特征有 NDVI [图 2(b)]、GNDVI [图 2(c)] 等衍生特征。造成地物分类精度低的主要问题有:1)高大建筑物形成的阴影导致难以识别被遮挡地物是树木、草地、还是道路;2)树木过于茂盛,导致激光回波无法穿透,HD 特征出现误差;3)建筑物与树木二者的混淆区域;4)树木与草地同为植被类型导致的混淆区域。目前 LiDAR 数据特征空间中的特征还难以解决以上问题,尤其对于混淆区域来说,其分辨能力不强甚至无法识别地物类别,原有特征的局限性极为明显,不同 LiDAR 特征表示的物理意义不同,地物信息在各数据中的表现各异,结合制约分类精度下降的影响要素,本文构造了新的有利于分类精度提升的复合衍生特征 GNDVI,保证了植被的高分类辨识度,也提高了建筑物、道路的分类精度,GRNDVI 表示为

$$D_{GRNDVI} = \alpha D_{GNDVI} + \beta D_{NDVI}, \quad (5)$$

式中: α 和 β 分别为加权系数, $\alpha + \beta = 1$; D_{NDVI} 与 D_{GNDVI} 都为植被指数。因植被对绿色波段光谱反射率 R_{GREEN} 最高,且对红色波段光谱吸收率较高即对红色波段光谱反射率 R_{RED} 较低,但在近红外波段植被的光谱反射率比红色波段高,即 $R_{GREEN} > R_{NIR} > R_{RED}$,所以植被的灰度值在 NDVI 中大于 GNDVI,即植被的灰度值在图 2 (b)中大于图 2 (c);在被建筑物等遮挡的阴影区域,人眼难以分辨是道路还是草地、树木等地物时,NDVI 有更加明显的植被识别效果,不同 NDVI 值对应不同地物类型,表示为

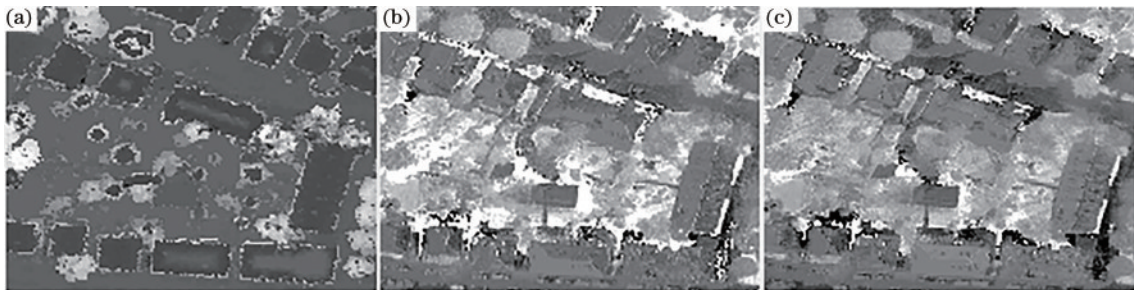


图 2 机载 LiDAR 数据衍生特征。(a)高程差;(b)NDVI;(c) GNDVI

Fig. 2 Derivative features of airborne LiDAR data. (a) Elevation difference; (b) NDVI; (c) GNDVI

$$\begin{cases} -1 \leq D_{NDVI} \leq 0, \text{cloud, water, and snow} \\ 0, \text{rock or bare earth} \\ 0 \leq D_{NDVI} \leq 1, \text{vegetation} \end{cases} \quad (6)$$

但对于建筑物、道路等人工结构地物,没有植被的反射特性,对绿色波段光谱反射率 R_{GREEN} 极低甚至为 0,对红色波段光谱的反射率 $R_{RED} > R_{GREEN}$,在 NDVI 和 GNDVI 中,当 R_{NIR} 相同时,NDVI 值小于 GNDVI 值,在图 2 (b) 中,建筑物与道路的灰度比图 2 (c) 中的暗;文献[10]中提出,GNDVI 对大范围叶绿素浓度的变化更敏感,如图 3 所示,随着叶绿素浓度从 0~45 nmol/cm² 变化,GNDVI 值也有很大的幅值波动,但 NDVI 对叶绿素浓度的变化不敏感,随着叶绿素浓度变化,NDVI 值变化范围很小;故 NDVI 也能感知叶绿素浓度相对较低的植被,与 GNDVI 相比,具有较好的植被识别能力,但是对于易与植被混淆的建筑物、道路等含极少叶绿素甚至不含叶绿素的地物,NDVI 难以识别,GNDVI 因为具有对叶绿素浓度变化的敏感特性,故在混淆区域也能很好地辨识建筑物与道路等地物。

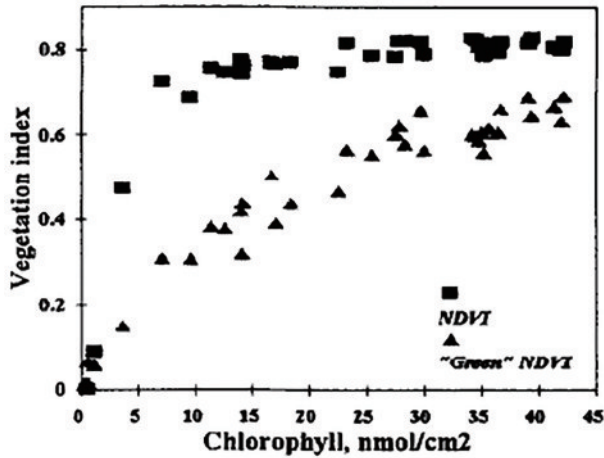


图 3 GNDVI 与总叶绿素浓度变化关系图^[10]

Fig. 3 Relationship between GNDVI and total chlorophyll concentration^[10]

综上,本文分析并综合了 NDVI 与 GNDVI 在识别各类地物时存在的差异性,将二者加权,构造了一种复合衍生特征,解决了分类特征与地物类别间多变、非规律性的关系问题,实现了特征与不同地物间的关联,以及建筑物、树木、草地、道路四类典型地物的精确分类。

3 模糊 DS 证据合成理论

模糊 DS 证据合成理论是将不确定性理论中的模

糊理论^[12]与证据理论^[13]结合,将模糊分布中的岭型分布对基本 DS 证据理论中的信任分配函数(BPA)进行改进,得到岭型 BPA 函数,并将分类类别间不确定的点归为模糊类别,以此解决分类时产生的不确定性问题。

3.1 DS 证据理论

DS 证据理论^[8]作为一种不确定性理论的推理方法,在信息融合方面具有广泛的应用。当其应用于地物分类问题时,输入 n 个相互独立的特征数据,数据集合称为识别框架 Θ ,由识别框架 Θ 的所有子集组成的集合称为 Θ 的幂集,记作 2^Θ 。在 DS 理论中,基本信任分配函数 $m(A)$ 是一个从集合 2^Θ 到 $[0, 1]$ 的映射, A 表示识别框架 Θ 的任意子集,记作 $A \in 2^\Theta$,且满足 $m(\varphi) = 0, \sum_{A \in 2^\Theta} m(A) = 1$,其中 φ 表示空集。 $m(A)$ 可根据传感器得到的数据计算得到,如 BPA 函数。框架 Θ 中的集合 A ,若 $m(A) > 0$,则称 A 为焦元。不精确的数据可以通过分配一个非零的信任函数给两个或两个以上类别进行处理。信任函数 $Sup(A)$ 和似然函数 $Pls(A)$ 这两个参数可用来描述其中任意子集 A 。

$$Sup(A) = \sum_{B_s \subseteq A} m(B_s), \quad (7)$$

$$Pls(A) = \sum_{A \cap B_{pl} \neq \varphi} m(B_{pl}) = 1 - Sup(\bar{A}), \quad (8)$$

式中: $B_s, B_{pl} \in 2^\Theta$,信任函数表示由数据源直接分配的所有信任函数的总和,而似然函数表示所有不属于类别补集的信任函数的总和; \bar{A} 表示 A 的补集; $Sup(\bar{A})$ 表示对 A 的假的信任程度,即对 A 的怀疑程度。

若已知 p 个数据源,每个数据源 i 有信任分配函数 $m_i(B_j)$,且有 $0 \leq i \leq p, B_j \in 2^\Theta$ 。对于每个集合 $A \in 2^\Theta$,DS 理论允许多个数据源的信任分配函数进行合成

$$m(A) = \frac{\sum_{B_1 \cap B_2 \dots \cap B_p = A} \prod_{1 \leq i \leq p} m_i(B_j)}{1 - \sum_{B_1 \cap B_2 \dots \cap B_p = \varphi} \prod_{1 \leq i \leq p} m_i(B_j)}, \quad (9)$$

式中:分母中的求和表示各个证据之间的冲突程度; $Sup(A)$ 和 $Pls(A)$ 可根据合成基本信任分配函数得到。最后,需要一个决策规则,决策规则的定义方法有多种,本文选用正交信任函数最大值作为决策规则。其表达式为

$$M_n(A) = \sum_{A \subseteq B_j} \frac{m(B_j)}{|B_j|}, \quad (10)$$

式中:焦元 $A, B_j \in 2^\Theta; |B_j|$ 是集合 B_j 的元素量。

3.2 岭型信任分配函数

不同于基本信任函数,本文使用岭型信任概率分配函数,函数曲线如图 4 所示,定义的模糊类别如

表 1 所示,考虑了分类类别不确定性点的情况,然后进行合成、决策与分类^[9],提高了地物分类的精度。岭型信任概率分配函数定义为

$$\begin{cases}
 M_{A_i}(x) = \begin{cases} P_2, x \leq h_1 \\ \exp[-k(x-h_1)^2], h_1 < x \leq h_{12} \end{cases} \\
 M_{B_i}(x) = \begin{cases} P_2 - \exp[-k(x-h_1)^2], h_{12} < x \leq h_2 \\ P_2, x \geq h_2 \end{cases} \\
 M_{A \cup B_i}(x) = \begin{cases} P_1, x \leq h_1 \\ P_2 - \exp[-k(x-h_1)^2], h_1 < x \leq h_{12} \\ \exp[-k(x-h_1)^2], h_{12} < x \leq h_2 \\ P_1, x \geq h_2 \end{cases}
 \end{cases} \quad (11)$$

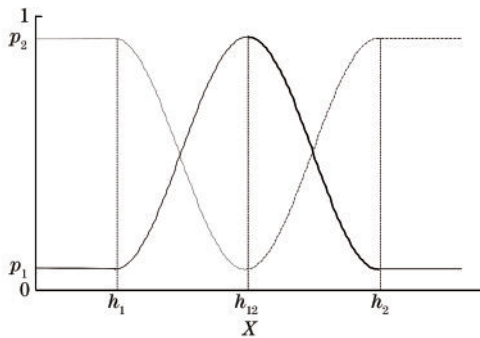


图 4 岭型信任分配函数

Fig. 4 Ridge trust allocation function

表 1 各个特征区分的互补集合

Table 1 Complementary sets of distinguishing features

Feature	Class	
	A	B
DSM _{FE}	CUT	GUR
HD	T	CUGUR
IN	CUGUR	T
GRNDVI	GUT	CUR

该函数的构造基于地物点在各特征图像中,灰度值与所属地物类别的概率呈岭型变化的假设,其中 $A \cup B$ 表示 A 类与 B 类之间模糊的类别, $A \cup B$ 中元素不能完全确定属于 A 类或 B 类,各个特征区分的互补模糊集合在表 1 中列出,其中, C 代表建筑, T 代表树木, G 代表草地, R 代表道路。通过以上所构建的模糊概率分配函数对各个特征进行概率分配,用 $M_{A \cup B_i}(x)$ 表示当数据源 i 的输出是 x 时,图像像素属于类别 $A \cup B$ 的概率。当输入 x 小于阈值 h_{12} 时, $M_{A_i}(x)$ 和 $M_{A \cup B_i}(x)$ 可分别根据 (11) 式求出,而此时表示 B 类别概率的 $M_{B_i}(x)$ 应为 0,且满足公式

$m(A \cup B) = 1 - m(A) - m(B)$ 。同理,即 $M_{A \cup B_i}(x) = 1 - M_{A_i}(x) - M_{B_i}(x)$,当输入 x 大于阈值 h_{12} 时, $M_{A_i}(x)$ 为 0, $M_{B_i}(x)$ 和 $M_{A \cup B_i}(x)$ 可分别根据 (11) 式求出。为了避免不确定数据的影响,本文中选取 $P_1 = 2\%$ 和 $P_2 = 98\%$ 来代替原本概率的上下阈值 0% 和 100%,其中 $m(A \cup B)$ 表示的模糊类别通过加权平均法重新分配到单一类别的概率分配中,最后由单一类别重分配的概率与四类地物总概率之比计算出各类地物的分类精度。

4 实验结果与分析

实验数据由 TopoSys GmbH 提供,所有数据都经过预处理并配准到 0.5 m 的空间分辨率上,对比真实数据由人工绘制。

本文采用 5 组不同场景下拍摄的数据集,进行了 5 次实验,不同数据集分别针对 2.3 节中提到的 4 类造成分类精度低的问题。数据集 1 中阴影区域比较多,主要存在问题 1 和 3;数据集 2 中主要存在问题 2 和 3;数据集 3 中植被区域比较多,主要存在问题 4;数据集 4 中主要存在问题 2 和 4;数据集 5 中主要存在问题 1、3 和 4;通过对 5 组不同场景数据集的实验,以及定量和定性分析,证明了本文构造的复合衍生特征 GRNDVI 的有效性。

为验证 GRNDVI 复合衍生植被指数的合理性,实验 1 分别使用 NDVI、GNDVI、GRNDVI 参与分类,并与其他几类区分度大的特征 DSM、IN、HD 实现多特征证据合并,来研究 GRNDVI 随加权系数变化呈现出对地物的不同辨识度;4.2 节主要用本文构造的特征参与分类,然后定量、定性分析该特征对最后分类结果的影响,本文选用传统的分类方法 DS 证据理论来进行地物分类,为了证明所选方法的高效性,将所有的对比实验组列出如表 2 所示。

表 2 基于不同植被指数特征与不同 DS 方法实验对比组
Table 2 Comparison groups of different vegetation index characteristics experiments and different DS methods

Method	Vegetation index characteristics	Other features	Classification method
Method 1	NDVI	DSM、IN、HD	Fuzzy DS
Method 2	GNDVI	DSM、IN、HD	Fuzzy DS
Method 3	GRNDVI	DSM、IN、HD	Basic DS
Proposed method	GRNDVI	DSM、IN、HD	Fuzzy DS

4.1 GRNDVI 有效性实验分析

实验 1 输出了复杂场景下建筑物、树木、草地、道路四类典型地物随着 GRNDVI 特征 α 和权值 β 变化与分类精度变化的曲线图,简单的等间隔取 $\alpha =$

$0:0.1:1, \beta = 1 - \alpha$, 研究该参数随系数变化对地物分类精度结果影响的趋势。由图 5(a)可知,随着 α 递增,建筑物与道路的分类精度明显逐渐提高, $\alpha = 0$ 为 NDVI 参与分类, $\alpha = 1$ 为 GNDVI 参与分类,比

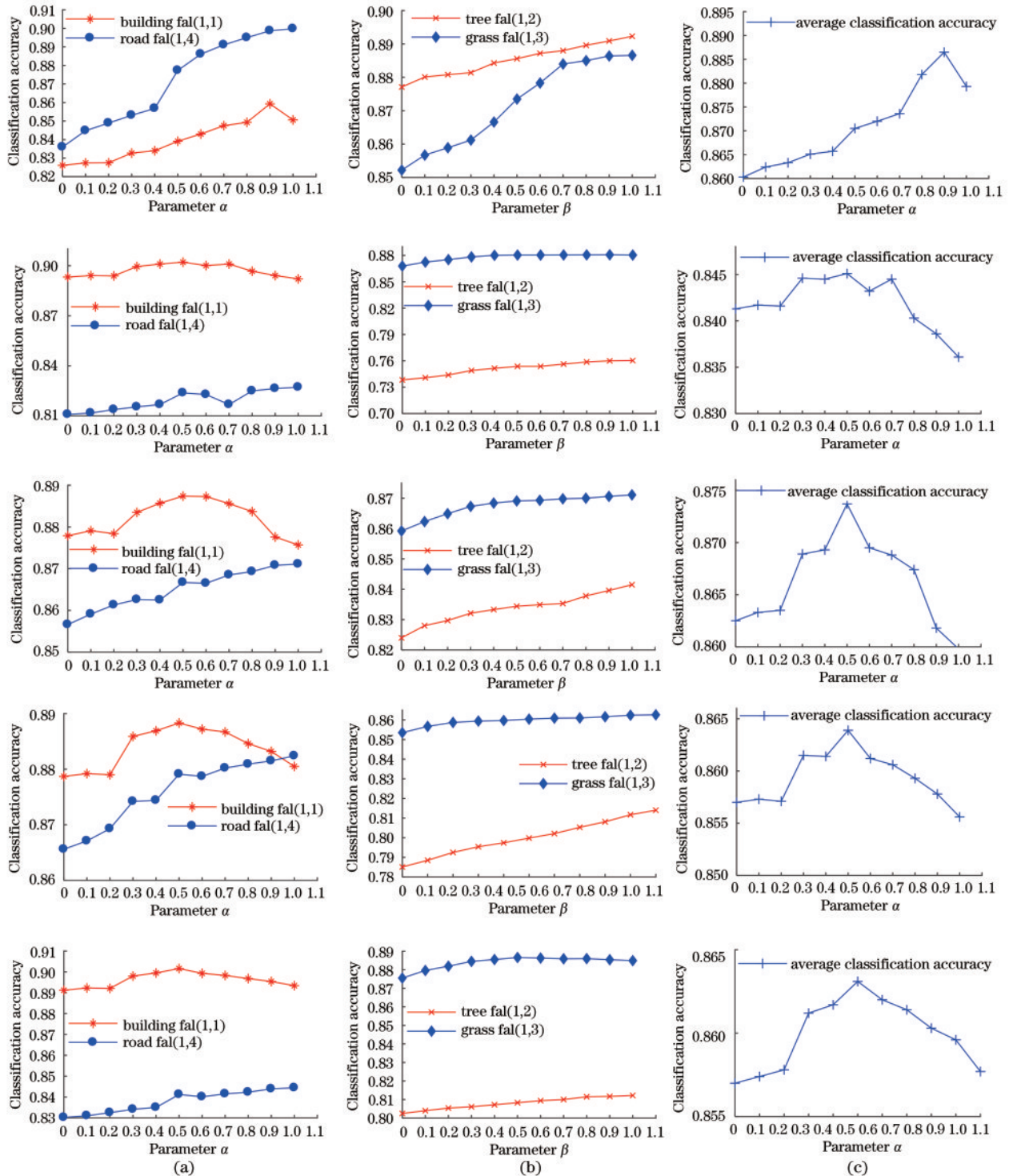


图 5 GRNDVI 值与分类精度变化曲线图。(a)建筑物、道路分类精度变化曲线图; (b)树木、草地分类精度变化曲线图; (c)平均分类精度

Fig. 5 GRNDVI value and classification accuracy change curve. (a) Curves of classification accuracy changes of buildings and roads; (b) curves of classification accuracy changes of trees and grasslands; (c) average classification accuracy

较二者,后者参与分类时,建筑与道路的分类精度比前者参与分类时稍大,故 GNDVI 比 NDVI 对人工结构地物识别能力稍好一点。由图 5(b)可知,随着 β 递增,树木与草地的分类精度逐渐提高, $\beta=0$ 为 GNDVI 参与分类, $\beta=1$ 为 NDVI 参与分类,比较二者发现,后者参与分类时,树木与草地的分类精度明显大于前者。在保证对植被高辨识的条件下, GNDVI 比 NDVI 对建筑物、道路识别能力更好。综上,加权二者,如图 5(c)所示,随着 α 递增,地物总分类精度逐渐提高且幅值最大处随着场景变化也相应改变,但是与方法 1 和方法 2 相比,不管场景与成像环境如何变化, GNDVI 参与分类的精度均为最高。

4.2 本文方法有效性实验分析

采用 5 组数据集进行了前文所提的对比组实验,从定性、定量两方面进行了分析,验证了 GRNDVI 复合衍生特征使用模糊 DS 证据合成方法的分类效果。

4.2.1 定性分析

图 6 为基于三种不同植被指数不同 DS 分类方法的对比实验结果。构造的 GRNDVI 指数解决了本文提出的四类造成分类精度低的问题。与图 6(a)可见光图像和图 6(b)人工数据相比,图 6(c)植被的分类辨识度高于图 6(d),反之,在图 6(d)中,建筑物与道路的分类精度更高;综合 NDVI 与 GNDVI 不同的分类效果,构建 GRNDVI 分类结果,即本文方法,如图 6(f)所示。与图 6(c)、(d)相比,并与人工数据比对,用本文构造的复合高辨识衍生特征 GRNDVI 参与分类,分类效果明显提升,与图 6(a)相比,分类效果提高的区域包括阴影导致的无法识别地物区、建筑物与树木混淆区,证明了 GRNDVI 的合理性与有效性。图 6(e)为基于基本 DS 和 GRNDVI 指数分类结果,对于类别不确定的分类点,在图 6(f)中得到了较好处理且分类效果明显提升。

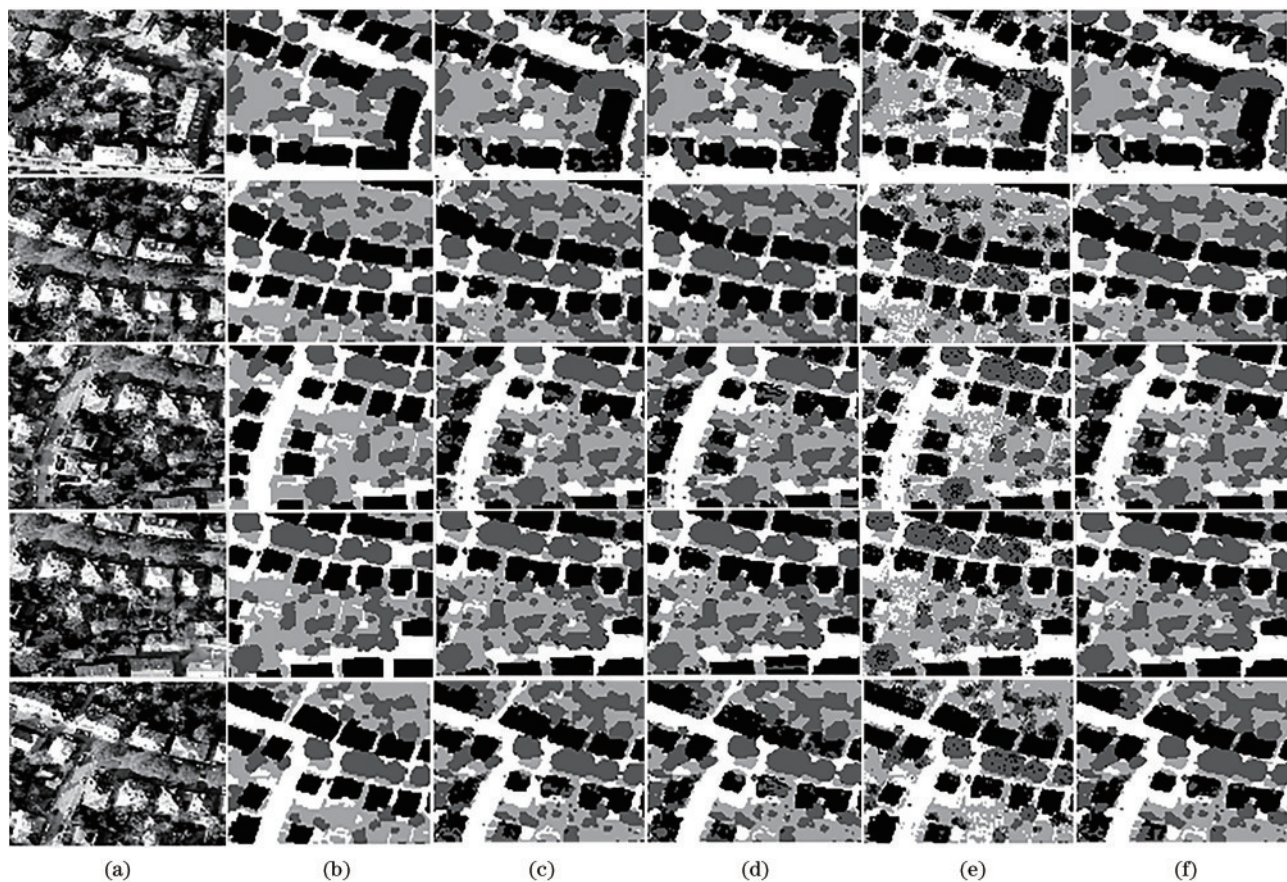


图 6 基于模糊 DS 的不同植被指数分类结果; (a) 可见光图像; (b) 人工数据; (c) 基于 NDVI 与模糊 DS 分类结果; (d) 基于 GNDVI 与模糊 DS 分类结果; (e) 基于 GRNDVI 与基本 DS 分类结果; (f) 基于 GRNDVI 与模糊 DS 分类结果

Fig. 6 Classification results of different vegetation indexes based on fuzzy DS. (a) Visible light images; (b) artificial data; (c) classification results based on NDVI and fuzzy DS; (d) classification results based on GNDVI and fuzzy DS; (e) classification results based on GRNDVI and basic DS; (f) classification results based on GRNDVI and fuzzy DS

4.2.2 定量分析

表 3~7 分别为对比实验组的分类精度结果。方法 1、2 为 NDVI、GNDVI 分别作为植被指数特征参与分类时建筑物、树木、草地、道路四类典型地物的分类辨识精度,与本文方法相比,从表中可以看出,GRNDVI 综合了 NDVI 与 GNDVI 二者互补优势,建筑物与道路分类辨识精度明显提高,因二者本就是植被指数,所以加权构建的 GRNDVI 作为植被指数特征参与分类时,保持了 GNDVI 与 NDVI 对植被原有的辨识能力,分类精度稍有提高或保持不变。方法 3 为用 GRNDVI 作为植被指数参与分类,结合基本 DS 证据分类方法输出的分类精度结果,与本文方法相比,模糊 DS 证据合成方法构建了模糊类别,考虑了分类类别的不确定性点的情况,将 DS 理论处理不确定性问题的优势发挥得更好,整体提高了地物分类辨识精度。由表 3~7 可知,数据集 1 的总分类精度提升了 3.42%,建筑物分类精度提高了 3.59%,道路分类精度提高了 7.27%,后 4 组数据集验证了实验 1 的效果。

表 3 数据集 1 的分类精度

Table 3 Classification accuracy of data set 1 unit: %

Method	Building	Tree	Grass	Road	Average value
Method 1	0.8261	0.8923	0.8866	0.8360	0.8578
Method 2	0.8506	0.8771	0.8522	0.8998	0.8688
Method 3	0.8723	0.6443	0.7990	0.9198	0.8141
Proposed method	0.8620	0.8910	0.8864	0.9087	0.8920

表 4 数据集 2 的分类精度

Table 4 Classification accuracy of data set 2 unit: %

Method	Building	Tree	Grass	Road	Average value
Method 1	0.8932	0.7383	0.8679	0.8109	0.8413
Method 2	0.8921	0.7603	0.8804	0.8272	0.8361
Method 3	0.9070	0.7141	0.8771	0.8365	0.8442
Proposed method	0.9021	0.7537	0.8804	0.8238	0.8451

表 5 数据集 3 的分类精度

Table 5 Classification accuracy of data set 3 unit: %

Method	Building	Tree	Grass	Road	Average value
Method 1	0.8779	0.8240	0.8592	0.8566	0.8625
Method 2	0.8757	0.8415	0.8711	0.8711	0.8598
Method 3	0.8776	0.7978	0.8632	0.8898	0.8613
Proposed method	0.8874	0.8667	0.8344	0.8691	0.8737

表 6 数据集 4 的分类精度

Table 6 Classification accuracy of data set 4 unit: %

Method	Building	Tree	Grass	Road	Average value
Method 1	0.8787	0.7851	0.8535	0.8656	0.8570
Method 2	0.8805	0.8140	0.8626	0.8824	0.8556
Method 3	0.8811	0.7699	0.8602	0.8968	0.8560
Proposed method	0.8883	0.7998	0.8604	0.8791	0.8639

表 7 数据集 5 的分类精度

Table 7 Classification accuracy of data set 5 unit: %

Method	Building	Tree	Grass	Road	Average value
Method 1	0.8912	0.8025	0.8755	0.8302	0.8570
Method 2	0.8934	0.8122	0.8849	0.8444	0.8577
Method 3	0.9037	0.7714	0.8768	0.8615	0.8544
Proposed method	0.9016	0.8083	0.8866	0.8412	0.8631

5 结 论

本文提出并构造了一种基于复合衍生特征和模糊 DS 证据合成的机载 LiDAR 数据精确分类方法,并通过实验验证了其有效性,结论如下:

- 1) 提出并构造的加权和得到的复合衍生特征,能够解决场景复杂多变导致原有特征分类辨别能力差的问题;
- 2) 利用岭型信任分配函数进行模糊 DS 证据合成,能够有效处理分类类别不确定点的问题,提高地物分类精度;
- 3) 实验表明本文方法能够有效提高各类地物的分类辨识精度,总分类精度由 85.78% 提高到了 89.20%。

但是针对机载 LiDAR 数据现有特征分类辨识能力存在不足的问题本文只构造了一种复合衍生特征,下一步需要研究针对复合特征的复合衍生策略,构造特征分布,研究可能性分布函数的特点、作用及性质。

参 考 文 献

[1] Chen S Y, Cheng X W. The principle and application of airborne LIDAR [J]. Engineering of Surveying and Mapping, 2007, 16(1): 27-31.
陈松尧,程新文. 机载 LIDAR 系统原理及应用综述 [J]. 测绘工程, 2007, 16(1): 27-31.

[2] Maltezos E, Doulamis A, Doulamis N, et al. Building extraction from LiDAR data applying deep convolutional neural networks [J]. IEEE Geoscience

- and Remote Sensing Letters, 2019, 16(1): 155-159.
- [3] Li K. Visualization of full waveform data of airborne lidar[D]. Beijing: Capital Normal University, 2012. 李焯. 机载激光雷达全波形数据可视化[D]. 北京: 首都师范大学, 2012.
- [4] Guo Y D, Wang X K, Su D P, et al. Building orthogonal boundary extraction for airborne LiDAR based on directional prediction regularization[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(6): 062801. 郭亚栋, 王贤昆, 宿殿鹏, 等. 基于方向预测正则化的机载激光雷达建筑物正交轮廓线提取[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(6): 062801.
- [5] Shi X S, Cheng Y L, Xue D D, et al. Object classification method for multi-source fusion point clouds based on point-net [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(8): 081019. 释小松, 程英蕾, 薛豆豆, 等. 基于 Point-Net 的多源融合点云地物分类方法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(8): 081019.
- [6] Yang S J, Zhang K S, Shao Y S. Classification of airborne LiDAR point cloud data based on multiscale adaptive features[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(2): 0228001. 杨书娟, 张珂殊, 邵永社. 基于多尺度自适应特征的机载 LiDAR 点云分类[J]. 光学学报, 2019, 39(2): 0228001.
- [7] Wang H Z, Glennie C. Fusion of waveform LiDAR data and hyperspectral imagery for land cover classification[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2015, 108: 1-11.
- [8] Chen Y H, Han Z G. Classification of a weighted combination of remote sensing image based on D-S evidence theory [J]. Science Technology and Engineering, 2013, 13(20): 5970-5973,5977. 陈延辉, 韩志刚. 基于 D-S 证据理论加权的遥感图像组合分类[J]. 科学技术与工程, 2013, 13(20): 5970-5973,5977.
- [9] Yang F B, Wang X X. Combination method of conflictive evidences in D-S evidence theory [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2010. 杨风暴, 王肖霞. D-S 证据理论的冲突证据合成方法[M]. 北京: 国防工业出版社, 2010.
- [10] Feng P P. Research of improving the accuracy of land-cover fast classification method based on LIDAR data [D]. Taiyuan: North University of China, 2016. 冯裴裴. LIDAR 数据快速地物分类的精度提高方法研究[D]. 太原: 中北大学, 2016.
- [11] Gitelson A A, Merzlyak M N. Remote sensing of chlorophyll concentration in higher plant leaves[J]. Advances in Space Research, 1998, 22 (5) : 689-692.
- [12] Hu B Q. The basis of fuzzy theory [M]. Wuhan: Wuhan University Press, 2004: 291-300. 胡宝清. 模糊理论基础[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2004: 291-300.
- [13] Yang F B, Ji L N, Wang X X. Possibility theory and application[M]. Beijing: Science Press, 2019. 杨风暴, 吉琳娜, 王肖霞. 可能性理论及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2019.