

地面激光雷达点云数据中滩涂湿地禾本科植物的茎叶分离方法

杨建儒, 谭凯*, 张卫国, 刘帅

华东师范大学河口海岸学国家重点实验室, 上海 200241

摘要 提出一种基于地面激光雷达(TLS)点云数据的滩涂湿地单株禾本科植物的茎叶分离算法。在对植株茎叶形态进行划分的基础上,通过对植株点云光谱反射信息(强度数据)及空间几何特征(密度、法向量、空间连通性)的发掘和充分利用,实现叶片与茎秆部分的精准分离。利用 Riegl VZ-4000 TLS 获取上海市崇明岛西部岸滩共计 16 株芦竹与芦苇的点云数据,利用所提算法进行实验分析,获得了平均总体精度和 Kappa 一致性系数分别为 0.87 和 0.68 的茎叶分离结果。结果表明,所提算法具有较高的精度及稳健性,可为滩涂湿地禾本科植物茎叶分离提供一种高效的方法。

关键词 遥感; 点云分类; 茎叶分割; 滩涂湿地; 禾本科植物; 激光雷达

中图分类号 P237

文献标志码 A

DOI: 10.3788/CJL202249.1310001

1 引言

作为在全球温带及热带广泛分布的滩涂湿地植物的典型代表,芦竹与芦苇等禾本科植物具有一定的盐分与重金属耐受及净化能力、较高的种群生产力以及较高的表型可塑性等特征,并被发掘出具备生态修复、抵御沿岸侵蚀及指示气候变化的潜力^[1-2]。因此,在气候变化及海平面上升速率增加的背景下,迫切需要对滩涂湿地禾本科植物的空间分布、表型及生长状况等进行估算与监测,以增加对滩涂碳汇分布及湿地碳储量的了解。然而,滩涂湿地特殊的自然环境以及禾本科植物的密集性特征导致测算评估工作的难度增加,使得传统的实地人工调查方法在效率与精度上都难以得到保障。遥感技术的发展为植被、作物的监测提供了高效、可靠的途径^[3]。但滩涂湿地禾本科植物不同于高大乔木及低矮灌木,其特殊的结构形态使得基于被动光学遥感的监测面临较大的挑战^[4]。

激光雷达遥感技术的发展为植被的监测研究提供了崭新的研究视角与手段^[5]。地面激光雷达(TLS)通过激光的主动发射与接收,可快速获取目标物体的三维结构及光谱信息^[6],并同时具备植被穿透性、非破坏性、高密度性及高分辨率等特征,在植被的表型、生化参数、生物量反演方面呈现出巨大潜力^[7-8]。为了准确

估算滩涂湿地禾本科植物的结构形态(叶面积、叶倾角等)与生化过程(植被光能利用率、水分含量等),需要首先对点云数据中的茎、叶部分进行精确划分。然而,现有研究主要围绕乔木植被的茎叶分离展开,并在近年间发展了大量成熟的算法^[8-9],而针对禾本科植物的茎叶分离算法则相对较少。不同于乔木植被茎、叶间较大的几何及材质差异,禾本科植物茎、叶间几何形态及光谱反射差异较小,对此类植物各器官部分的精准划分具有一定挑战性^[10]。2013年,Paulus等^[11]基于点云数据参数化的方法,通过表面特征直方图对点云局部几何形状进行描述,使小麦穗与茎秆部分的平均精度达到96%;2014年,他们采用参数化方法,基于植株点云表面特征直方图分割、三角网格构建及对大麦茎秆部分进行最小二乘圆柱拟合,得到大麦植株的茎叶分割精度为95%^[12]。相较于回归统计模型的茎叶测量,可通过中值归一化向量增长的算法对玉米植株进行更有效的分割,该方法根据中值算法及叶片高密度区域的计算进行种子点选取,并基于经典力学动量的思想,分别对具有一致性形态的茎、叶部分表面进行向量生长,获得0.9以上的平均分割精度^[13]。深度学习可从大量的高维数据中学习并提取复杂的特征,Jin等^[10]利用深度学习取得了实例水平与点水平分别为0.96、0.90的玉米茎叶分类精度。相较于上述研究

收稿日期: 2021-10-09; 修回日期: 2021-11-10; 录用日期: 2021-11-22

基金项目: 国家重点研发计划—政府间国际科技创新合作/港澳台科技创新合作重点专项(2017YFE0107400)、国家自然科学基金(4217010220, 41901399)、城市空间信息工程北京市重点实验室开放基金(20210221)、测绘遥感信息工程湖南省重点实验室开放基金(E22134)、上海市科委社发研究项目(20DZ1204700)

通信作者: *ktan@sklec.ecnu.edu.cn

中的陆生人工种植禾本科植被, 滩涂湿地自然生长的禾本科植被表现出更密集、更复杂的空间分布与几何形态^[14], 其茎叶分离更具挑战性。

综上所述, 关于乔木、农作物等植被的茎叶分离算法已经引起了研究者的兴趣, 也为林业、生态、农业等方向的监测工作开启了新的视角。但是, 对滩涂湿地禾本科植物进行茎叶分类的探讨则对较少, 目前尚未有相关研究提出有效的方法。本研究探讨性地提出一种基于 TLS 数据的滩涂湿地禾本科植物的茎叶分离算法, 在对不同茎叶形态的划分基础上, 通过对植株的强度信息、密度特征、法向量信息进行充分利用, 并发掘、利用茎叶间简洁的空间连通性特征, 使叶片与茎秆部分实现相互分离, 从而为植株器官参数以及生化参数等信息的精细获取提供有效方法。

2 方 法

滩涂湿地禾本科植被点云数据中往往存在较强的边缘效应^[15], 使得茎和叶边缘部分强度值显著低于主体部分, 造成点云局部强度偏差。此外, 滩涂湿地禾本科植被茎叶各部分的几何尺寸存在一定差异: 相较于叶尖和叶片尾部, 叶片中间部分及茎秆关节部分的体积较大。这会导致不同点在某一搜索半径内的邻域点数量差异, 即密度差异。因此, 可以首先根据强度信息及密度信息实现茎和叶的初步分离。

1) 强度分类。TLS 回波强度数据表征目标光谱反射特性。原始强度数据受到距离及入射角的影响, 本研究采用多项式模型进行强度数据校正^[16], 即

$$I_c = I \times \frac{\sum_{i=0}^{\tau_2} (\alpha_i \theta_{def}^i)}{\sum_{i=0}^{\tau_2} (\alpha_i \theta^i)} \times \frac{\sum_{i=0}^{\tau_3} (\beta_i d_{def}^i)}{\sum_{i=0}^{\tau_3} (\beta_i d^i)}, \quad (1)$$

式中: I_c 与 I 分别为原始、校正后的回波强度值; θ_{def} 与 d_{def} 分别为自定义的参考入射角及参考入射距离; τ_2 与 τ_3 分别为入射角、距离的多项式次数。基于校正后强度值的 k-均值聚类方法可以将植株划分为边缘部分与主体部分。设预处理后总点数为 N 的滩涂湿地禾本科植株点云集合为 O , 经校正强度值聚类后可得到主体部分 C_1 与边缘部分 E_1 。

2) 密度分类。在强度分类的基础上, 根据密度进一步分离茎叶点。密度定义为某一搜索半径 r_a 内邻域点的数量。茎与叶在几何尺寸上存在差异, 因此茎与叶的密度也会存在差异^[17]。密度聚类的步骤如下: a) 统计搜索半径 r_a 内的邻域点数量, 计算各点的密度值; b) 对密度值进行 k-均值聚类, 将主体部分 C_1 划分为高密度部分 C_2 及低密度部分 E_2 。然而, 高密度部分的边缘点表现为低密度特征, 需在后续步骤中进一步处理。

在强度及密度分类的基础上, 可以根据滩涂湿地

植被茎叶的几何形态差异进行茎叶的精确分类。滩涂湿地禾本科植物呈现出完全不同的生长形态, 依据叶面、叶尖的朝向不同, 可将其叶片主要分为下垂形态 (F_a) 及朝天形态 (F_b) 两种情况 (图 1)。总体而言, 无论是朝天叶还是下垂叶, 其外形特征为: 植株叶片基部与叶鞘相连, 带状叶片的宽度最大值出现在基部附近数厘米 (中间部位), 并向叶尖及基部逐渐变小^[18], 即呈现中间宽、两端窄的形态。根据上述特性, 可将叶片大致划分为 l_a (叶尖部位)、 l_b (中间部位) 及 l_c (叶尾部位) 三部分 (图 1)。根据叶片的形态, 按照以下两种形式进行进一步的茎叶精确分类。

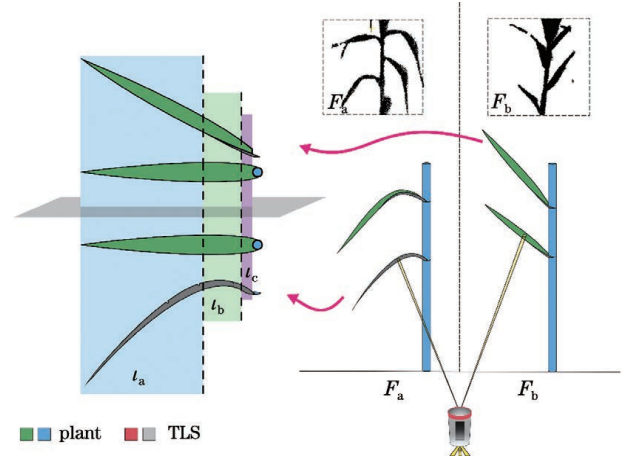


图 1 植株叶片形态差异及各部分划分示意

Fig. 1 Morphology differences and division of leaves from individual Poaceae plants

1) 对于以 F_a 叶片为主的滩涂湿地禾本科植物, 可充分利用其茎与叶的法向量、密度及空间连通性差异进行精准的茎叶分离, 具体算法见 2.1 节。

2) 对于以 F_b 叶片为主的滩涂湿地禾本科植物, 其茎叶各部分法向量夹角差异较小, 可根据茎叶各部分密度差异特征以及空间连通性差异进行分离, 具体算法见 2.2 节。

本文方法的整体流程如图 2 所示。

2.1 F_a 叶片植株的茎叶分离

对于以下垂形态 F_a 叶片为主的植株, 在强度与密度分类的基础上, 首先, 依据法向量的差异分离出叶片 l_b 部分; 然后, 通过连通性聚类及空间连通性特征的判别, 可使茎、叶部分相互划分。

2.1.1 法向量夹角余弦聚类

通过观察可发现, F_a 叶片的 l_b 、 l_c 部分通常存在平行于地面的部分, 而叶片的 l_a 部分及茎秆则呈现更直立的特征 [图 3(a)]。这一特征可通过局部点法向量与空间坐标 z 轴的夹角余弦值 $\cos \varphi$ 表征^[19]。基于法向量夹角余弦值的 k-均值聚类方法可从边缘部分 E_1 及低密度部分 E_2 中提取叶片 l_b 、 l_c 部分, 步骤如下:

1) 通过 k 最近邻算法 (kNN) 分别对 E_1 及 E_2 点云选取 k 个局部邻域点, 拟合最佳平面并计算各点的

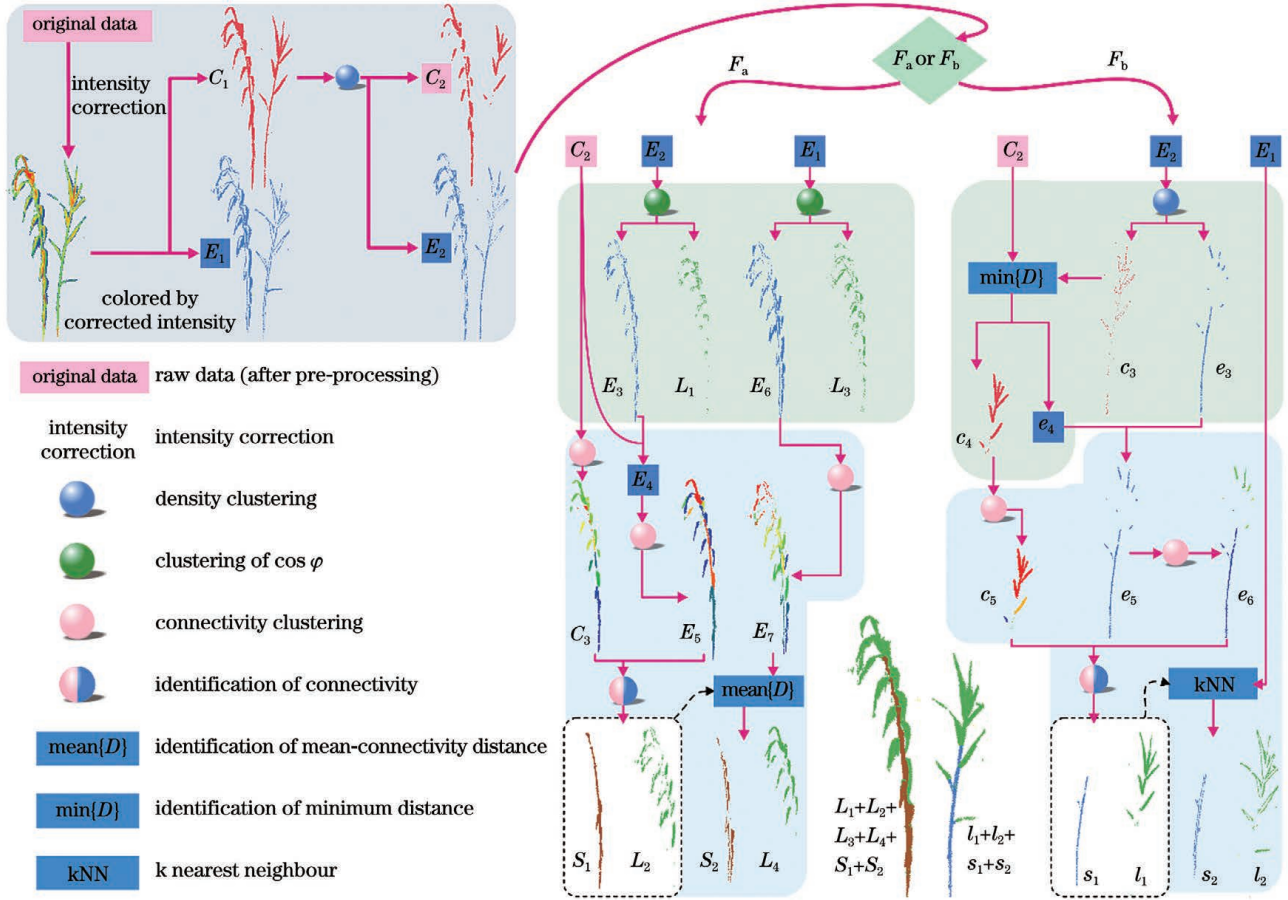


图 2 本文算法的流程

Fig. 2 Technical flow of the proposed method

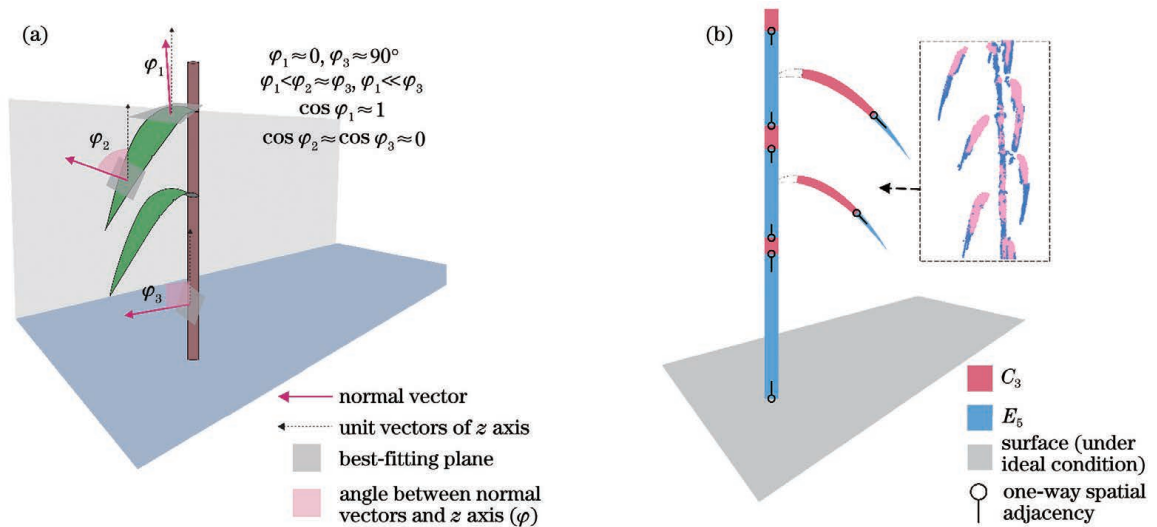


图 3 各部分法向量与 z 轴夹角及空间连通性特征示意。(a) 夹角 φ ; (b) 空间连通性特征

Fig. 3 Angles between normal vectors and z axis and characteristics of spatial connectivity of different parts. (a) Angles; (b) characteristics of spatial connectivity

法向量 n 。

2) 通过局部点法向量坐标及 z 轴单位向量坐标计算法向量与 z 轴夹角的余弦 $\cos \varphi$ 。

基于 $\cos \varphi$ 的 k-均值聚类, 可将低密度部分 E_2 划分为 E_3 及 L_1 ; 同时, 将边缘部分 E_1 划分为 E_6 及 L_3 。其中, E_3 及 E_6 为茎秆及叶尖部分, L_1 及 L_3 为

叶片部分。

2.1.2 连通性聚类

连通性聚类属于层次聚类算法, 距离较近的点可被划分为一类^[20]。在参考文献[20]的连通性聚类方法, 可将高密度部分 C_2 、茎秆及叶尖部分 E_3 与 E_6 划分为多个空间类别。为便于后续步骤中的判别, 将 C_2

与 E_3 合并为 E_4 。本研究中,对简洁、有序分布的高密度部分 C_2 以 r_a 为距离阈值,对复杂、散乱的 E_4 及 E_6 部分以 $r_b = r_a/2$ 为距离阈值,使 E_4 及 E_6 有更精确的聚类过程(更丰富的类别)。通过连通性聚类,可分别将 C_2 聚类为 C_3 、 E_4 聚类为 E_5 、 E_6 聚类为 E_7 。

2.1.3 空间连通性判别

滩涂湿地禾本科植株茎叶部分具有不同的空间连通性特征,因此可对 C_3 及 E_5 部分进行空间邻接关系的判别: E_5 中的叶尖 t_a 与 C_3 中的 t_b 部分单向邻接,而 E_5 中断续的茎秆部分则与 C_3 中较粗的茎秆关节部分呈双向、多向邻接[图 3(b)]。值得注意的是, E_5 中茎秆基部与茎秆、地表呈双向邻接。空间连通性判别步骤如下:

1) 定义邻接关系的判别方法。由于 E_5 包含 C_3 中的所有点,可将 C_3 看作 E_5 的一个子集,因此可直接将 E_5 某一类与 C_3 某一类中重复点的数量作为判别依据。

2) 选出 E_5 中的某一类 Cluster i_{E_5} ,将此类与 C_3 中所有类 \forall (Cluster i_{C_3}) 依次进行判别;若 Cluster i_{E_5} 与 Cluster i_{C_3} 存在 3 个以上的重复点,同时重复的部分占 Cluster i_{C_3} 总点数的 50% 以上,则认为两者存在邻接关系。

3) 设 $N_{adjoining}^{i_{E_5}}$ 为 Cluster i_{E_5} 存在邻接关系的总数,当 $N_{adjoining}^{i_{E_5}} \geq 2$ 时,认为此类 Cluster i_{E_5} 为茎秆点;相反地,当 $N_{adjoining}^{i_{E_5}} < 2$ 时,则认为此类为叶子点。

4) 对 \forall (Cluster i_{E_5}) 计算类内所有点的空间坐标 z 的平均值,并认为具有最小值的类与地面存在邻接关系,将其定义为茎秆点。

5) 重复以上步骤,直至 E_5 中所有的类都判别完成。

通过空间连通性特征的判别,可将 E_5 划分为茎秆点 S_1 及叶子点 L_2 两类。由于 E_7 主要为茎秆边缘、叶尖 t_a 边缘点,可根据 E_7 中此两类点与 S_1 的距离差异进行茎秆、叶尖的进一步划分。经此步骤, E_7 被划分为茎秆点 S_2 及叶子点 L_4 两类。至此, F_a 叶片植株的茎、叶可被有效地分开。以 S 为茎秆点集合, L 为叶子点集合,总点数分别为 N_S 与 N_L 。

2.2 F_b 叶片植株的茎叶分离

对于以朝天形态 F_b 叶片为主的滩涂湿地禾本科植株,在强度与密度分类的基础上,首先,由于 F_b 叶片植株的茎、叶间法向量夹角差异较小,需要再次根据密度特征进一步分割;然后,通过连通性聚类及空间连通性特征的判别,茎、叶部分可被相互划分。

2.2.1 二次密度聚类及边缘点划分

由于 E_2 中存在叶片 t_b 、 t_c 边缘点,可再次以 r_a 为邻域半径,通过密度值聚类将 E_2 划分为高密度(叶尖 t_a 及茎秆点)、低密度(t_b 及 t_c 边缘点,以及叶尖 t_a 及茎秆部分的边缘点)部分,分别以 e_3 及 c_3 表示。

需要注意的是,由于球状邻域搜索方法的特性, c_3 中存在着两类边缘点,可基于两类点与 c_2 的空间距离差异进行划分,步骤如下:

1) 依次选出 c_3 中的某一个点 c_3^i ,计算该点与 c_2 中所有点的距离 $D(c_3^i, C_2^j)$,并取距离最小值 $\min\{D(c_3^i, C_2^j)\}$ 作为两者的距离。

2) 以 r_a 为空间距离阈值,当 $\min\{D(c_3^i, C_2^j)\} < r_a$ 时,认为 c_3^i 为叶片 t_b 及 t_c 部分边缘点;相反地,则认为 c_3^i 为叶尖 t_a 及茎秆部分边缘点。

3) 重复以上步骤,直至 c_3 中所有的点都遍历完成。

4) 将叶片 t_b 及 t_c 部分边缘点与 c_2 合并为 c_4 ,叶尖 t_a 及茎秆部分边缘点为 e_4 ,并与 e_3 合并为 e_5 。

通过此空间最小距离的判别,可将 c_2 、 c_3 及 e_3 进一步解算为 c_4 及 e_5 两类。其中, c_4 为叶片 t_b 及 t_c 部分, e_5 为所有的茎秆及叶尖部分点。

2.2.2 连通性聚类及空间连通性判别

分别以 r_a 及 $r_b = r_a/2$ 为距离阈值对 c_4 、 e_5 进行连通性聚类,得到 c_5 与 e_6 。值得注意的是,由于 c_5 及 e_6 共同组成了完整、连续的主体部分(即 $c_5 \cup e_6 = C_2 \cup E_2 = C_1$),无法采取 2.1.3 节的判别策略。因此,本节的空间连通性判别步骤稍作变更。

1) 设 $r_b = r_a/2$ 为距离阈值,选出 e_6 中的某一类 Cluster i_{e_6} ,对类内所有点在各自的邻域范围 $R(\text{Cluster } i_{e_6}^j, r_b)$ 内搜索 c_5 中某一类 Cluster i_{c_5} 的所有点,并记录这些点的数量,以 $N_{points}^{i_{e_6}}$ 表示。

2) 对于 Cluster i_{e_6} 而言,当 $N_{points}^{i_{e_6}} > 3$,同时 Cluster i_{c_5} 的总点数大于 5,可认为两者间存在邻接关系。

3) 设 $N_{adjoining}^{i_{e_6}}$ 为 Cluster i_{e_6} 存在邻接关系的总数,当 $N_{adjoining}^{i_{e_6}} \geq 2$ 时,认为此类 Cluster i_{e_6} 为茎秆点;当 $N_{adjoining}^{i_{e_6}} < 2$ 时,则认为此类为叶子点。

4) 对 \forall (Cluster i_{e_6}) 计算类内所有点的空间坐标 z 的平均值,并认为具有最小值的类与地面存在邻接关系,将其定义为茎秆点。

5) 重复以上步骤,直至 e_6 中所有的类都判别完成。将 e_6 中的茎秆点设为 $s_1(N_{s_1})$ 、叶子点与 c_5 合并为 $l_1(N_{l_1})$ 。

由于 E_1 中的茎秆、叶子点与 s_1 、 l_1 存在空间距离差异,可基于 kNN 对 E_1 进行茎叶划分,大致步骤为: E_1 中的某一个点 E_1^i 通过 kNN 对 s_1 及 l_1 进行同时搜索,当最近邻点为 s_1 中的点时, E_1^i 被认为是茎秆点;相反,则为叶子点。重复以上步骤,直至 E_1 中所有的点遍历完成。以 s_2 为 E_1 中所有茎秆点的集合, l_2 为 E_1 中所有叶子点的集合。

至此, F_b 叶片植株的茎、叶可被有效地分开。以 s 为茎秆点集合, l 为叶子点集合,总点数分别为 N_s

与 N_l 。

2.3 精度验证

通过混淆矩阵进行精度估计,其中通过算法被正确划分的叶子点数量为 N_{TP} ,被正确划分的茎秆点数量为 N_{TN} ;相反地,通过算法被误分为叶子的茎秆点数量为 N_{FP} ,而被误分为茎秆的叶子点数量为 N_{FN} 。通过以上 4 个指标,可分别计算结果中茎与叶的总体精度 P_o 与 Kappa 系数 κ 。

$$P_o = \frac{N_{TP} + N_{TN}}{N}, \quad (2)$$

$$\kappa = \frac{(P_o - P_e)}{(1 - P_e)}, \quad (3)$$

$$P_e = \frac{(N_{TP} + N_{FN})(N_{TP} + N_{FP})}{N \times N} + \frac{(N_{TN} + N_{FP})(N_{TN} + N_{FN})}{N \times N}. \quad (4)$$

3 实验与结果分析

3.1 数据来源及处理

本研究采用的 Riegl VZ-4000 为脉冲式测距的长距离型 TLS,具有多次回波能力^[16]。Riegl VZ-4000 发射波长为 1550 nm 的近红外激光,激光发散度为 0.15 mrad,仪器的重复测量精度为 10 nm,以每个点的三维坐标 (x, y, z) 及回波强度返回扫描数据。

本研究中采用滩涂湿地中典型的两种禾本科植物

作为实验对象——芦竹 (*Arundo donax* L., 常称 Giant Reed) 与 芦苇 (*Phragmites australis* (Cav.) Trin. Ex Steud., 常称 Reed), 实验场地位于长江口的崇明岛(崇明,中国上海)的西部岸滩上 ($31^{\circ}43'48''N$, $121^{\circ}12'36''E$)。数据扫描过程中,仪器的激光脉冲发射频率设置为 30 kHz,垂直和水平角度分辨率分别设置为 0.0250° 和 0.0247° 。数据采集完成后,选取了 16 株相对完整的植株样本,其中芦竹 5 株、芦苇 11 株。数据预处理在 RiSCAN PRO v1.8.1 软件中进行,算法的解算及数据分析过程在 MATLAB 软件中完成,并以开源平台 CloudCompare 为可视化辅助。

强度校正参数 θ_s 、 d_s 、 τ_2 与 τ_3 等可参考文献^[16]。法向量计算中局部最佳平面的拟合参数取 CloudCompare 软件中默认参数, k 取值为 4。由于芦竹植株的茎秆与叶片尺寸较芦苇更大,结合野外实测工作中的叶片尺寸数据及已有研究^[21]中所展示的数据,本研究对芦竹及芦苇两种禾本科植物分别取 $r_a=0.03$ m 及 0.02 m。

根据 F_a 与 F_b 两种不同形态叶片的植株划分,将所选取的 16 个样本划分为两组:具有 F_a 叶片的植株,包括 5 株芦竹及 3 株芦苇(Giant Reed 1~5, Reed 1~3);具有 F_b 叶片的植株,包括 8 株芦苇(Reed 4~11)。算法最终结果及运行过程中各参数分别如图 4 与表 2 所示。

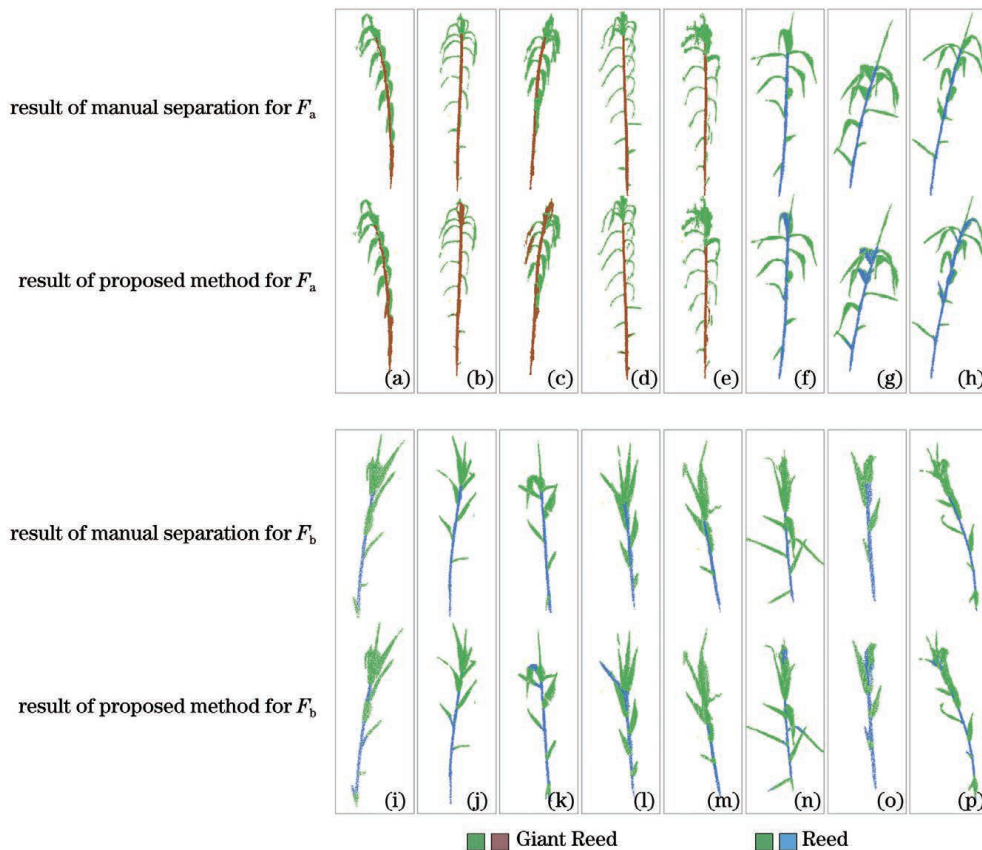


图 4 植株分割结果。(a)~(e) Giant Reed 1~5;(f)~(p) Reed 1~11

Fig. 4 Separation results of individual Poaceae plants. (a)~(e) Giant Reed 1~5; (f)~(p) Reed 1~11

表 2 本文算法的参数及结果

Table 2 Parameters and results of proposed method

Sample	N	r_a / m	N_s	N_L
Giant Reed 1	51242	0.03	17662	33580
Giant Reed 2	34195	0.03	20534	13661
Giant Reed 3	42636	0.03	20391	22245
Giant Reed 4	28416	0.03	12586	15830
Giant Reed 5	34195	0.03	10635	27916
Reed 1	16936	0.02	7106	9830
Reed 2	17881	0.02	6093	11788
Reed 3	15852	0.02	6962	8890
Reed 4	7705	0.02	1651	6054
Reed 5	8322	0.02	2236	6086
Reed 6	8821	0.02	2673	6148
Reed 7	10379	0.02	2445	7934
Reed 8	7941	0.02	970	6971
Reed 9	15117	0.02	2587	12530
Reed 10	6421	0.02	2545	3876
Reed 11	11272	0.02	1914	9358

在校正后强度数据的聚类过程中,16 个样本被分离出的主体部分点数(N_{C_1})与边缘混合部分点数(N_{E_1})分别占植株总点数(N)的 53%和 47%。在密度聚类过程中,高、低密度部分的点数(N_{C_2} 与 N_{E_2})分别占总点数的 28%和 25%。

对于 F_a 叶片形态植株,在基于法向量信息的聚类过程中,可从低密度部分(E_2)分离出总点数 10%的叶子点(N_{L_1}),从边缘混合点部分(E_1)分离出总点数 15%的叶子点(N_{L_3})。在法向量夹角余弦值的聚类过程中,平均约 45%的总叶子点可被分离。通过空间连

通性特征的判别,主体部分所分离出的茎秆点数量(N_{S_1})、叶子点数量(N_{L_2})分别占总点数的 29%和 14%。同时,通过距离差异分割,从边缘混合点部分分离出的茎秆点数量(N_{S_2})、叶子点数量(N_{L_4})分别占总点数的 16%和 15%。共计约 55%的总叶子点可在空间连通性特征判别过程中被分离。在最终的分割结果中,茎秆点数量(N_s)与叶子点数量(N_L)分别占总点数的 42%与 59%。

对于 F_b 叶片形态植株,在第二次密度聚类过程中,划分到高、低密度部分(e_3 与 C_3)的点数量分别占总点数的 16%、11%。通过距离差异的分割,可得到约占总点数 34%的叶子点(N_{C_3})。在空间连通性特征的判别中,分离得到的茎秆点数量(N_{s_1})、叶子点数量(N_{l_1})分别占总点数的 12%、42%。在利用 kNN 对边缘混合部分进行茎叶划分的结果中,分离得到的茎秆点数量(N_{s_2})、叶子点数量(N_{l_2})分别占总点数的 12%、35%。最终的分割结果中,茎秆点数量(N_s)与叶子点数量(N_L)分别占总点数的 24%与 76%。

综合两部分的结果,芦竹中茎、叶点数量分别占 43%、57%;对应地,芦苇中茎、叶点数量则分别占 28%、72%。两种禾本科植被的叶子点数量都远大于茎秆点数量,且芦苇植株的数量差异更大,符合两种植株的实际情况。

3.2 精度评价结果

从定性的角度进行分析(图 4),本文算法的结果与手动分割的标准值结果的一致性较高,植株中茎秆与叶片间有较明显的的数据分界。从定量的角度进行分析(图 5),本文算法的平均总体精度为 0.87,平均

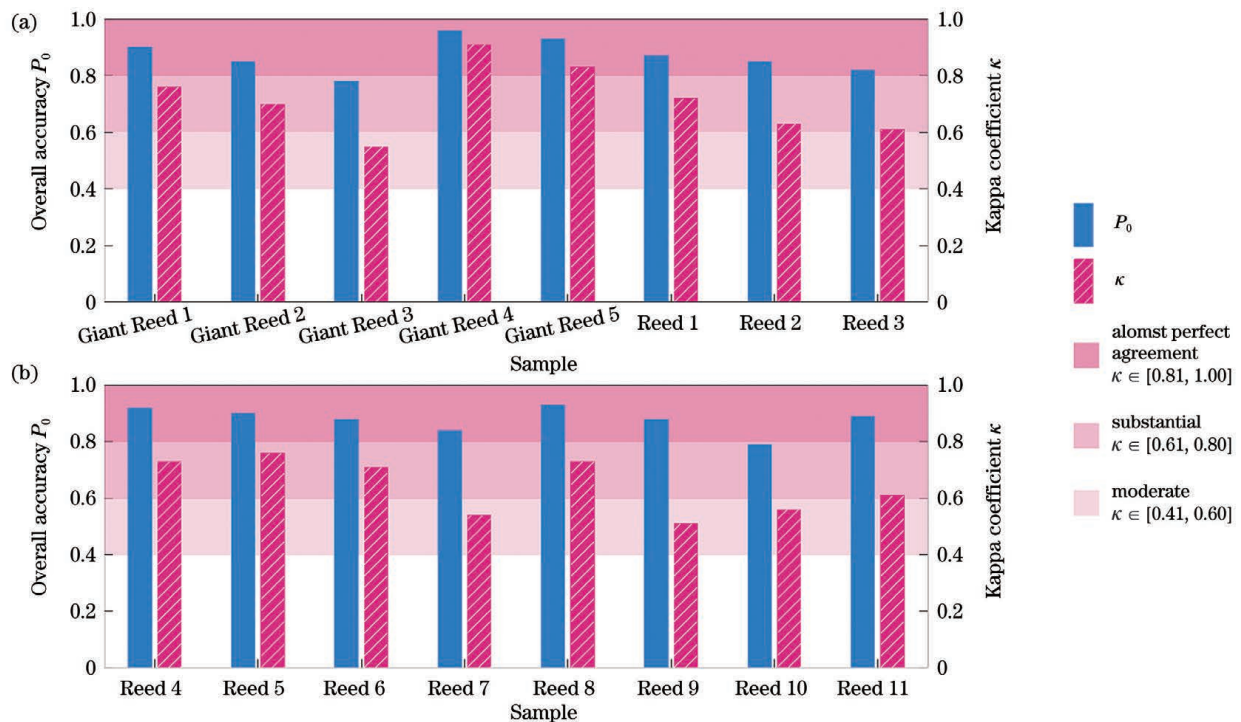


图 5 本文算法对两组植株的精度评价结果。(a) F_a ; (b) F_b
 Fig. 5 Accuracy of proposed method for two plant groups. (a) F_a ; (b) F_b

Kappa 系数为 0.68, 平均生产者精度为 0.85(茎)与 0.87(叶), 平均用户精度为 0.73(茎)与 0.95(叶)。其中, F_a 叶片植株样本的平均总体精度与平均 Kappa 系数分别为 0.87、0.71, 而 F_b 叶片植株样本则分别为 0.88、0.65。同时, F_a 叶片植株样本结果中总体精度范围为 0.78~0.96, Kappa 系数范围为 0.55~0.91, 大部分样本结果处在“高度一致性”及“完全一致性”区间, 只有 Giant Reed 3 的一致性处于“中等一致性区间”; F_b 叶片植株样本结果的总体精度范围为 0.79~0.93, Kappa 系数范围为 0.51~0.76, 且存在 Reed 7、9、10 这 3 个样本的一致性处于“中等一致性区间”。综上所述, F_a 叶片植株结果与人工划分结果的一致性较高。

3.3 分析与讨论

植株形态的复杂性与数据中存在的遮挡, 会导致目视解译分类存在一定误差, 使得本文算法性能的评估结果存在一定偏差。此外, 叶片和茎秆的光谱反射特性存在差异(枯萎、病虫害、季节性特征等)或者茎叶部分点云数据较少(由距离较远和遮挡造成的点云稀疏或者部分缺失), 可能致使强度信息的聚类过程出现过分割的现象, 使茎秆的连续特征被破坏, 影响了对茎叶空间连通性特征的判别。对于样本量更大的植株数据, 后续有必要通过调整 r_a 的取值来获得更良好的划分结果, 并探讨根据植株样本特征值进行 r_a 自适应选取。在禾本科植物的扫描任务中, 需要对扫描角度、仪器高度及扫描过程中的环境参数(风向、风力等)的合理设置与选取进行进一步探讨, 这可在一定程度上使算法解算性能最优化, 以获得更准确的茎叶分类结果及尺寸信息。

陆生禾本科植物茎叶材质和几何形态的差异较大, 现有的茎叶分离算法精度能达到 90% 甚至 95% 以上。此外, 深度学习茎叶分离方法的精度较高, 但是其构建依赖于大量样本的标注, 对于表型可塑性较高的芦竹与芦苇, 意味着标注工作量的增加。虽然本文方法的总体精度略低于上述方法, 但是适用于茎叶材质和几何形态较为接近的禾本科植物的茎叶分离。由于本文算法仅利用植株点云数据的简单属性信息及空间逻辑特征, 不需要进行回归统计模型、区域生长模型或三角网格的建立。因此, 本文算法可实现更高效、更迅速以及更直接的茎叶分离。

需要指出的是, 本文算法的目标并不局限于芦竹及芦苇两种滩涂湿地禾本科植物, 将本文算法推广至其他陆生禾本科植物(如小麦、玉米、高粱、竹等), 是未来工作的重要方向。同时, 由于野生禾本科植物往往密集分布, 叶片错综复杂, 植株的相互遮挡使得植被群内部的冠层以下叶片、茎秆点数据缺失。因此, 对自然生长的芦竹及芦苇丛进行茎叶分割仍为难点, 需要在单株数据的茎叶分割方法的基础上探讨利用多种特征进行自然状态下的多植株茎叶分割的可能性, 并结合

手持式、地面、机载^[22]等激光雷达数据或光学遥感数据开展多源数据茎叶分割方法的研究。

4 结 论

本研究探讨性地提出一种基于 TLS 数据的滩涂湿地禾本科植物(芦竹与芦苇)的茎叶分割算法, 利用茎叶点在光谱反射、几何形态、空间分布上的差异, 使叶片与茎秆的总体分类精度达到了 87%, 从而为获取植株茎、叶部分尺寸数值及生化物理参数等信息提供基础。由于当前还未有相关研究提出基于 TLS 数据的滩涂湿地禾本科植物茎叶分割的有效算法, 本研究在对不同茎叶形态进行划分的基础上, 通过对强度信息、法向量信息、密度信息及空间连通性特征的充分利用, 达到茎叶精确分割的目的, 为滩涂湿地生物量监测提供有效的遥感方法, 并为河口海岸及陆地相似禾本科植被的茎叶分割及监测提供一种研究思路。

参 考 文 献

- [1] Packer J G, Meyerson L A, Skálová H, et al. Biological flora of the British Isles: phragmites australis[J]. *Journal of Ecology*, 2017, 105(4): 1123-1162.
- [2] 中国科学院中国植物志编辑委员会. 中国植物志[M]. 北京: 科学出版社, 1993.
Editorial Committee of the Flora of China, Chinese Academy of Sciences. *Flora of China*[M]. Beijing: Science Press, 1993.
- [3] Weiss M, Jacob F, Duveiller G. Remote sensing for agricultural applications: a meta-review[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 236: 111402.
- [4] Jiménez-Ruiz J, Hardion L, del Monte J P, et al. Monographs on invasive plants in Europe N° 4: arundo donax L[J]. *Botany Letters*, 2021, 168(1): 131-151.
- [5] Jin S C, Sun X L, Wu F F, et al. Lidar sheds new light on plant phenomics for plant breeding and management: recent advances and future prospects[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2021, 171: 202-223.
- [6] 胡燕威, 王建军, 范媛媛, 等. 基于激光雷达的空间物体三维建模与体积计算[J]. *中国激光*, 2020, 47(5): 0510001.
Hu Y W, Wang J J, Fan Y Y, et al. LiDAR-based three-dimensional modeling and volume calculation for space objects[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2020, 47(5): 0510001.
- [7] Eitel J U H, Höfle B, Vierling L A, et al. Beyond 3-D: the new spectrum of lidar applications for earth and ecological sciences[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 186: 372-392.
- [8] Guo Q H, Su Y J, Hu T Y, et al. Lidar boosts 3D ecological observations and modelings: a review and perspective[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2021, 9(1): 232-257.
- [9] 孙圆, 林秀云, 熊金鑫, 等. 基于地面激光强度校正数据的单木枝叶分离[J]. *中国激光*, 2021, 48(1): 0104001.
Sun Y, Lin X Y, Xiong J X, et al. Separation of single wood branches and leaves based on corrected TLS intensity data[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2021, 48(1): 0104001.
- [10] Jin S C, Su Y J, Gao S, et al. Separating the structural components of maize for field phenotyping using terrestrial LiDAR data and deep convolutional neural networks[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020, 58(4): 2644-2658.
- [11] Paulus S, Dupuis J, Mahlein A K, et al. Surface feature based classification of plant organs from 3D laserscanned point clouds for plant phenotyping[J]. *BMC Bioinformatics*, 2013, 14: 238.
- [12] Paulus S, Dupuis J, Riedel S, et al. Automated analysis of

- barley organs using 3D laser scanning: an approach for high throughput phenotyping [J]. *Sensors*, 2014, 14 (7): 12670-12686.
- [13] Jin S C, Su Y J, Wu F F, et al. Stem-leaf segmentation and phenotypic trait extraction of individual maize using terrestrial LiDAR data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019, 57(3): 1336-1346.
- [14] Tshapa L, Naidoo K, Naidoo G. Morphological and physiological responses of *Arundo donax* and *Phragmites australis* to waterlogging stress[J]. *Flora*, 2021, 279: 151816.
- [15] Tang P B, Akinci B, Huber D. Quantification of edge loss of laser scanned data at spatial discontinuities[J]. *Automation in Construction*, 2009, 18(8): 1070-1083.
- [16] Tan K, Chen J, Qian W W, et al. Intensity data correction for long-range terrestrial laser scanners: a case study of target differentiation in an intertidal zone[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(3): 331.
- [17] MacQueen J. Some methods for classification and analysis of multivariate observations [EB/OL]. [2021-05-04]. <http://mlsp.cs.cmu.edu/courses/fall2010/class14/macqueen.pdf>.
- [18] Engloner A I, Podani J. A new approach in evaluating the efficiency of macromorphological description of reed (*Phragmites australis* (Cav.) Trin. ex Steudel) stands [J]. *Flora*, 2001, 196(5): 381-389.
- [19] 杨望山, 蔡来良, 谷淑丹. 提取城市道路边线的点云法向量聚类法[J]. *光子学报*, 2018, 47(6): 0612003.
- Yang W S, Cai L L, Gu S D. Extraction city road boundary method based on point cloud normal vector clustering[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2018, 47(6): 0612003.
- [20] Tan K, Zhang W G, Dong Z, et al. Leaf and wood separation for individual trees using the intensity and density data of terrestrial laser scanners[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2021, 59(8): 7038-7050.
- [21] 石冰, 马金妍, 王开运, 等. 崇明东滩围垦芦苇生长、繁殖和生物量分配对大气温度升高的响应[J]. *长江流域资源与环境*, 2010, 19(4): 383-388.
- Shi B, Ma J Y, Wang K Y, et al. Effects of atmospheric elevated temperature on the growth, reproduction and biomass allocation of reclamation phragmites australis in east beach of Chongming Island [J]. *Resources and Environment in the Yangtze Basin*, 2010, 19(4): 383-388.
- [22] 雷相达, 王宏涛, 赵宗泽. 整合迁移学习与全卷积网络的小样本机载激光雷达点云分类[J]. *中国激光*, 2021, 48(16): 1610001.
- Lei X D, Wang H T, Zhao Z Z. Small-sample airborne LiDAR point cloud classification based on transfer learning and fully convolutional network[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2021, 48(16): 1610001.

Stalk and Leaf Separation for Poaceae in Mudflats and Wetlands Using TLS Data

Yang Jianru, Tan Kai*, Zhang Weiguo, Liu Shuai

State Key Laboratory of Estuarine and Coastal Research, East China Normal University, Shanghai 200241, China

Abstract

Objective Characterized by high phenotypic plasticity, salinity tolerance, and metal tolerance, Poaceae in mudflats and wetlands are considered to have great potentials for ecological restoration, coastal risk response, and climate change indication. Accordingly, in the context of severer climate change and fast-risen global mean sea level, there is a strong and urgent requirement of phenotypic traits extraction and growth monitoring for these plants. Terrestrial laser scanner (TLS) is a novel but effective way for retrieving phenotypic, biochemical, and physical parameters of Poaceae plants in intertidal wetlands. Before retrieving these various parameters, intelligent identification and precise separation for stalks and leaves are required. However, Poaceae plants in mudflats and wetlands are densely growing with tangled and complex leaves, making it more challenging to automatically separate the stalks and leaves. With the challenge above, we propose a new separation algorithm for stalks and leaves of individual Poaceae plants in intertidal wetlands using TLS three-dimensional point cloud data.

Methods In the present algorithm, reflectance information (intensity data) and several spatial geometric characteristics (i. e., density, normal vectors, and spatial connectivity) are employed. Typically, there is an edge loss or edge effect in the laser scanning data of Poaceae in mudflats and wetlands. This results in low intensity for edge parts of stalk and leaves and intensity data errors on these parts. Additionally, differences in geometry and sizes of stalks and leaves can lead to discrepancies in the number of neighborhood points within a given search radius (i. e., density). Therefore, corrected intensity and density data can initially be used to separate stalks and leaves. Further, individual Poaceae plants are divided into two different types (i. e., upturned leaves and drooping leaves), and separation is continuously conducted from two different routes based on the geometric differences (i. e., density, normal vectors, and spatial connectivity). The specific procedures of the two routes are subtly different. The fundamental principles of the two routes are based on preliminary separation using normal vectors and density data, and stalk, in which leaf points are eventually classified according to the spatial connectivity logic.

Results and Discussions Riegl VZ-4000, a long range full-waveform TLS, is used to obtain the point cloud data of a total of 16 Giant Reeds or Reeds from the western of Chongming Island in Shanghai to test and analyze the proposed

method (Fig. 4). To assess the predictive performance of the proposed algorithm convincingly, we quantitatively assess all samples' results using the confusion matrix (Table 1). Hence, the manual separation results are taken as truth reference data. By inputting a single parameter r_a into the entire algorithm, an averaged overall accuracy of 0.87, and an averaged Kappa coefficient of 0.68 are achieved (Table 2 and Fig. 5). r_a is empirically determined following the common stalk size of Giant Reed or Reed, is suitable to all samples in this research. However, when given a large number of samples, it is essential to adjust r_a to achieve more satisfactory separation results. In addition, future studies are recommended to address the adaptive estimation of r_a to improve the proposed method's automatic and unsupervised performance. Results show that the proposed method has relatively high accuracy and fairly good robustness. However, because of the complexity of Poaceae morphology, surface heterogeneity in the reflectance (usually caused by withered stalks and leaves and speckles of diseases), and dearth of data points (especially for plants far from the instrument due to occlusion effects), the clustering process of intensity can be over-segmented. Therefore, under those circumstances, spatial connectivity of stalks and leaves may be destroyed, and misclassification will be inevitable. The proposed algorithm only uses some fundamental information or characteristics. Thus, it is more efficient and does not require time-consuming work like some existing methods, such as neural network training, regression statistical analysis, or grid construction. Moreover, the proposed method can be extended to stalk and leaf separation for other Poaceae species (e. g., wheat, maize, sorghum, and bamboo). More deep investigations should be conducted to separate stalks and leaves for natural growing Poaceae in mudflats and wetlands. Combining multiplatform and multi-type remote sensing observations may be a potential solution.

Conclusions In this study, a novel separation algorithm is exploratively proposed for stalk and leaves of Poaceae (Giant Reed and Reed) in mudflats and wetlands using TLS three-dimensional point cloud data. Accordingly, an overall accuracy of 0.87 is acquired by setting a single parameter. The proposed method succeeds in providing a technical solution for retrieving phenotypic, biochemical, and physical parameters of Poaceae plants in mudflats and wetlands. It is worth mentioning that only very few existing methods can achieve effective stalk and leaf separation of Poaceae in mudflats and wetlands. The major innovation is that different kinds of spectral and geometric information are fully utilized in the proposed method, enabling the providing of an effective remote sensing solution for vegetation monitoring or biomass observation in estuarine and coastal zones.

Key words remote sensing; point cloud classification; stalk and leaf separation; mudflats and wetlands; Poaceae plants; LiDAR