

基于光谱重建优化的无人机高光谱影像估算牧草生物量

康孝岩^{1,2}, 张爱武^{1,2*}, 庞海洋^{1,2}

1. 首都师范大学三维信息获取与应用教育部重点实验室, 北京 100048
2. 首都师范大学空间信息技术教育部工程研究中心, 北京 100048

摘要 准确及时地预测牧草的地上生物量 AGB(above ground biomass)是实现牧草生长监测和合理放牧的前提。无人机高光谱遥感可快速获取高空间、光谱和辐射分辨率的遥感影像,已被广泛应用于精准农业和高通量植物表型等领域。为探究无人机高光谱影像(unmanned aerial vehicle hyper-spectral image, UAV-HSI)对草原牧草 AGB 预测的适用性,获取了青海省典型草场样区的 UAV-HSI、样方牧草 AGB 和相关辅助数据。然而, UAV-HSI 具有较大的数据量级,不便于被广泛采集、存储和传输,也会显著影响数据处理的效率,严重制约其被有效利用。着眼于此,提出一种兼顾数据简化和光谱保真的牧草冠层光谱重建优化方法,以期在有效降低数据量的同时,保证牧草 AGB 的预测精度。首先,利用残差量化方法对 UAV-HSI 进行特征参量化处理,获得低数据量级的多阶二值立方体(H_i)及系数矩阵(β_i),并以此替代原始数据进行存储和传输;其次,利用 H_i 和 β_i 进行光谱重建,得到初构光谱 PRS(preliminarily reconstructed spectra);最后,运用 Savitzky-Golay 滤波对 PRS 进行优化,即为 OPRS(optimized PRS)。以样区牧草光谱为例,对 OPRS 的光谱保真性,即 OPRS 与原始光谱之间的相关系数、光谱角和光谱矢量距离进行分析,结果表明,在 3 种保真性指标上,OPRS 均明显优于同阶的 PRS。进而,分析了牧草 AGB 与光谱变量之间的相关性,结果表明,与原始光谱和 PRS 相比,OPRS 各波段对牧草 AGB 的预测能力相对较高且最为稳定。而后,利用偏最小二乘法回归构建了牧草 AGB 的反演模型,结果表明,在原始光谱、1~4 阶 PRS 和 1~4 阶 OPRS 等 9 种光谱中,4 阶和 3 阶 OPRS 的 AGB 预测精度分别达到了最优和次优水平,二者的 AGB 预测相对分析误差 RPD(ratio of performance to deviation)分别为 2.31 和 2.23,比原始光谱模型的 RPD 分别高 0.26 和 0.18。在降低 1 个数量级的情况下,OPRS 取得了优于原始光谱的牧草 AGB 预测性能,说明 OPRS 兼具数据简化和牧草 AGB 准确预测性能,为 UAV-HSI 估算牧草 AGB 提供了一种新的有效解决方案。

关键词 无人机;高光谱遥感;光谱重建;草地植被;地上生物量

中图分类号: O433.3 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2021)01-0250-07

引言

草地植被地上生物量(above ground biomass, AGB)是天然和人工草地产出的重要指标之一,其可以有效反映草原植物群落的生长状况、演替趋势和载畜能力等。牧草 AGB 的监测是草地管理和科学放牧政策制定的基础,长期以来,牧草 AGB 估算主要以样方调查为主,该方法准确度高,但难以进行大范围草场 AGB 的评估。随着星载遥感技术的发展,大尺度牧场牧草 AGB 的估算成为可能,学者们就此开展了

相关研究^[1-2]。Wu 和 Fu 基于 MODIS 影像的 FPAR/LAI 产品(500 m 分辨率)对西藏高原北部地区的牧草 AGB 进行了有效估算^[2];有研究利用北京一号 BJ-1 与 Landsat 多光谱影像(30 m 分辨率)就草地 AGB 的预测开展了对比研究,验证了 BJ-1 对大范围草地 AGB 估算的适用性;Naidoo 等利用 Sentinel-2A/B 多光谱影像(10 m 分辨率)估算了南非东开普敦省阿马索尔山脉草地 AGB,且达到了与 WorldView-3 影像(1 m 分辨率)相当的预测精度^[2]。星载影像估算牧草 AGB 具有大范围、高效率 and 低成本等优势^[3],然而,中低等的空间分辨率(10~500 m)和较长的重访周期难以满足精准牧业

收稿日期:2019-07-13, 修订日期:2020-02-26

基金项目:国家重点研发计划项目(2016YFB0502500),国家自然科学基金项目(41571369),北京市自然科学基金项目(4162034),青海省科技计划项目(2016-NK-138)资助

作者简介:康孝岩,1989 年生,首都师范大学资源环境与旅游学院博士研究生 e-mail: xy.maup.kang@gmail.com

* 通讯作者 e-mail: zhangaw98@163.com

对牧草 AGB 实时精准预测的需求。

与卫星相比,无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)具有操作简便,重访周期短和不受云层遮挡等显著优势,其载荷传感器可以快速获取高空间和光谱分辨率的影像,满足精准农业研究和实践的需求^[4]。当前,UAV 高光谱影像(UAV hyperspectral image, UAV-HSI)多被用于种植业^[5]和林业^[6]等领域,而在草业监测中的研究和应用相对较少^[7]。一般而言,UAV-HSI 拥有数十到上百个波段,辐射分辨率多为 8~12 bit;同时,为了满足精准监测的需求,其空间分辨率可达厘米级。故而,UAV-HSI 有着较大的数据量,巨大的空间复杂度使得 UAV-HSI 难以在线实时处理,在内业处理中仍需较高的计算机性能,这是 UAV-HSI 当前亟待解决的问题之一^[8]。

鉴于以上问题,本研究利用搭载有成像光谱仪的六旋翼低空无人机,获取天然草地青草期的 UAV-HSI,提出一种基于光谱重建优化的 UAV-HSI 数据简化方法,有效降低其

数据量;以牧草 AGB 反演为例,利用偏最小二乘法回归(partial least squares regression, PLSR)方法,探讨 UAV-HSI 重建光谱对牧草 AGB 的预测精度,来验证 UAV-HSI 重建优化方法的有效性,以期 UAV-HSI 更好地应用于草地监测提供一种新的可行性方案。

1 实验部分

1.1 研究区域

研究区位于青海省海北藏族自治州海晏县西海镇东北部(37°00′22″N, 100°55′11″E)(图 1),总面积约为 4 hm²。西海镇地处祁连山环青海湖盆地,属高原大陆性气候,是中国温性草原与高寒草甸草原的过渡地带,海拔高度 3 100~3 150 m。典型植被主要有蒿草、针茅草、芨芨草、赖草、黑柴胡和香青等^[4]。

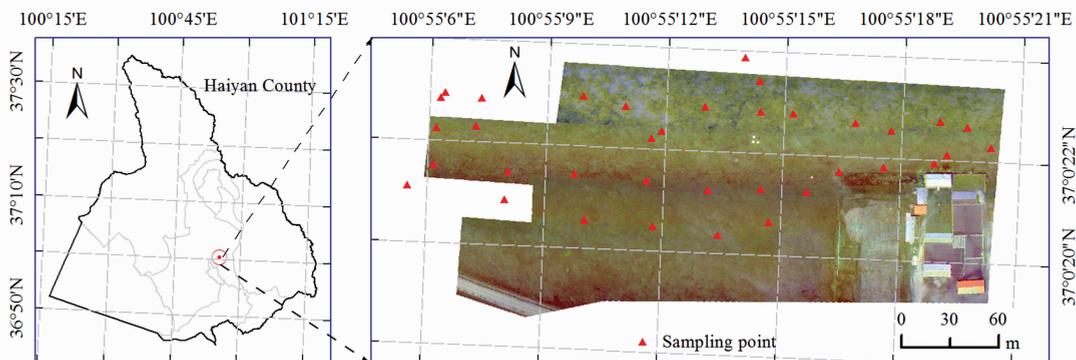


图 1 研究区
Fig. 1 Study area

1.2 高光谱影像数据获取与处理

本研究使用自主研发与集成的无人机高光谱成像系统 ASQ-Hyper192(推扫式成像系统)^[4],于 2018 年 7 月 31 日 11 时—14 时在研究区开展数据采集,天气晴朗无风,光照强度稳定。无人机飞行高度为 100 m,影像空间分辨率约为 0.1 m;光谱范围为 400~1 000 nm;原始数据共有 192 个波段,去除噪声严重波段后,剩余 149 个有效波段;辐射分辨率为 8 bit,定标后光谱影像以 32 bit 或 64 bit 浮点数记录。

试验场共布设了 7 个地面控制点,架设了一台 GPS 基站,采用实时动态定位 RTK 方法精确测定每个控制点的经纬度及高程;布设有 4 块定标板,反射率分别为 5%,20%,40%和 60%。首先,根据利用 POS(GPS/INS)数据对原始高光谱影像进行拼接和几何粗校正;然后利用地面控制点的精确三维坐标进行几何精校正;最后,利用经验线性法对几何校正后的影像进行辐射定标,得到样区牧草冠层的反射率影像(图 1)。

1.3 牧草 AGB 数据的采集与处理

牧草采样与 UAV-HSI 的采集同步开展,如图 1 所示,共采集了 30 个有效样本;首先,采用 50 cm×50 cm 的样方,利用 RTK 方法测量样方中心点的经纬度;然后,对样方内

的牧草齐地面刈割,装袋密封。在实验室对植物样品进行清洗,然后放入烘箱中烘干至恒重,记录;换算为单位面积内的干重 AGB(g·m⁻²)。

鉴于测区 UAV-HSI 的空间分辨率为 10 cm,而样方边长为 50 cm,故以样方中心点坐标所对应的 UAV-HSI 上像素为中心,取 5×5 像素块立方体作为该样方牧草冠层的反射光谱图像,并以其均值光谱作为样方牧草冠层的反射光谱。

1.4 光谱重建与优化

样区 UAV-HSI 立方体大小为 1 724×3 536×149(有效光谱数量为 4.45×10⁶),通常光谱由域值为(0,1)的一组浮点型小数记录。本研究光谱影像若以单精度浮点型记录,则需 3.38 GB 的存储空间;以双精度记录,则需要 6.77 GB。可见,UAV-HSI 有着较大的数据量级,不利于对其进行有效采集、存储、传输和分析,也不利于推广到更大范围的研究区。

针对以上问题,提出一种基于特征参量化的光谱重建与优化方法,试图到达如下两个目标:①大幅降低 UAV-HSI 立方体的数据量,即所需的存储空间;②重构光谱能够达到与原始光谱相当的牧草 AGB 预测精度。

1.4.1 UAV-HSI 立方体参量化存储及初步重构

传统的光谱特征参量化方法旨在简化光谱结构以提高分类效率,简化后的光谱损失了大量的光谱细节,且难以开展有效的光谱重构。本工作以往研究将图片压缩量化方法引入到光谱量化和分类领域,提出了光谱高阶二值编码方法,并验证了该方法在地物光谱分类中的高性能。引入高阶残差量化的思路,本研究对 UAV-HSI 立方体进行参量化存储和光谱的初构:①光谱参量化与存储:对 UAV-HSI 的每条光谱进行 M 阶(Order- M)参量化,可得到 M 个二值立方体(H_i)及对应的量化系数二维矩阵(β_i),并以此替代原始光谱立方体进行光谱数据的存储。②光谱初构:基于 M 阶参量化数据,进行光谱的初步重构。其流程如图 2 所示。

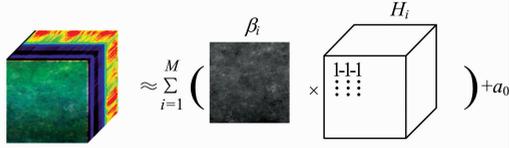


图 2 光谱立方体参量化及其初步构建的简明流程

Fig. 2 The sketch map of the spectral cube parametrization and the preliminary reconstruction

图 2 中, a_0 为实常数; $M \ll N$ (波段数)。为获得上述参量化的结果,需要对每条光谱进行相同的处理,其基本流程如下:

对一条具有 N 个波段的牧草冠层光谱 S , 将其每个波段反射率 $[\in (0, 1)]$ 表示为编码系数 β_1 与码字 ± 1 的点积, 即 $S \approx \beta_1 H_1$, 其中 $\beta_1 > 0$, $H_1 \in \{1, -1\}^N$, 通过最小化 $(S - \beta_1 H_1)$ 的 l_2 范数[式(1)], 可求解出与 S 最接近的近似光谱对应的 β_1 和 H_1 [式(2)]

$$\begin{aligned} \hat{\beta}_1, \hat{H}_1 &= \underset{\beta_1, H_1}{\operatorname{argmin}} J(\beta_1, H_1) \\ &= \underset{\beta_1, H_1}{\operatorname{argmin}} \|S - \beta_1 H_1\|_{l_2} \end{aligned} \quad (1)$$

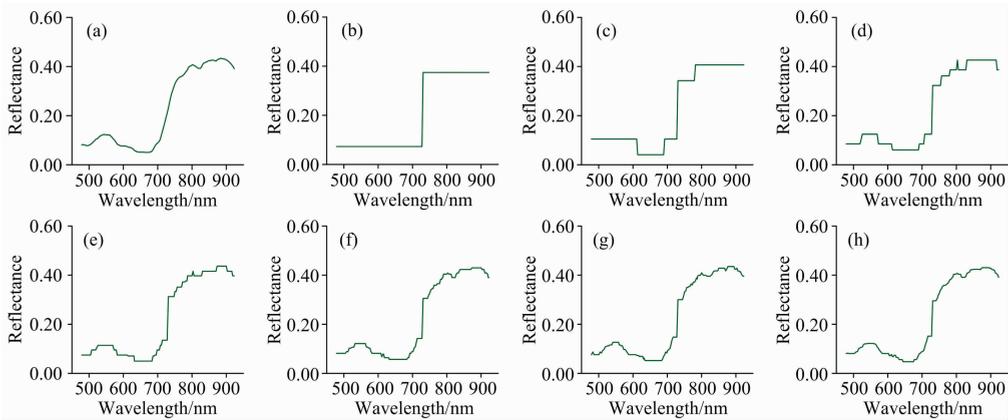


图 3 牧草冠层光谱(a)与其 1~7 阶初构光谱(b-h)的比较

Fig. 3 Comparison between the raw spectrum (a) and the preliminarily reconstructed spectra (order 1~7 (b-h)) for a spectrum

由图 3(a)~(h)可见, ① M 越大, 初构光谱的细节越丰富, 与原始光谱越接近; ② 初构光谱的反射率取值范围有限, 经研究发现最多为 2^M 个, 如此, 初构光谱具有明显的

$$\begin{cases} \hat{\beta}_1 = \frac{1}{N} \|S\|_{l_1} \\ \hat{H}_1 = \operatorname{sign}(S) \end{cases} \quad (2)$$

式(1)和式(2)中, l_1 和 l_2 分别表示向量的 1-范数和 2-范数。sign 为符号函数, $s(n) \in S$, 当 $s(n) \geq 0$ 时, $\operatorname{sign}[s(n)] = 1$; 当 $s(n) < 0$ 时, $\operatorname{sign}[s(n)] = -1$ 。

显然, 式(1)和式(2)的光谱近似 $\beta_1 H_1$ 具有较大的误差(一阶残差) R_1

$$R_1(S) = S - \beta_1 H_1 \quad (3)$$

将 $R_1(S)$ 视为新的光谱矢量, 亦可进行式(1)和式(2)的光谱近似, 即可解算出 β_2 和 H_2 , 并通过式 3 可得二阶残差 $R_2(S)$ 。如此, 通过 M 次的 ± 1 编码, 可提取出 M 个 $\{-1, +1\}^N$ 的特征参量, 即光谱矢量的每个元素被特征化为 M 个 1 bit 的码字。

对 UAV-HSI 立方体而言, 通过多阶参量化处理, 其最终可表示为 M 个二值立方体(H_i)及相应的参量化系数二维矩阵(β_i), 以此替代原始光谱立方体进行存储, 鉴于 H_i 的存储量远高于 β_i , 可认为该参量化存储形式的等效比特数为 M , 可节省磁盘空间 Δd

$$\Delta d \approx \frac{F - M}{F} \times 100\% \quad (4)$$

式(4)中, F 为原始光谱的数据存储类型的比特数, 单精度下 $F = 32$, 双精度下 $F = 64$ 。当 $M = 4$ 时, $\Delta d \approx 87.5\% \sim 93.8\%$, 此时可降低 1 个数量级。

通过 M 阶的特征参量, 可对 S 进行初步重构 \hat{S} , 得到初构光谱 PRS(preliminarily reconstructed spectra)

$$\hat{S} = \sum_{i=1}^M \beta_i H_i + a_0 \quad (5)$$

式(5)中, H_i 和 β_i 分别为第 i 阶参量化光谱及其系数。随机选择一个样方的冠层光谱[图 3(a)], 进行参量化及初步重建, 如图 3(b)~(h)所示。

“锯齿”特征, 尤其在前 4 阶($M \leq 4$)。有限的取值范围和显著的“锯齿噪声”可能会影响初构光谱在定量应用中的准确度和精度。

1.4.2 基于 Savitzky-Golay 滤波的光谱优化

鉴于初构光谱的上述缺点, 研究尝试运用 Savitzky-Golay (SG) 滤波^[9]对初构光谱进行优化, 试图重建缺失的部分光谱细节。SG 滤波常被用于光谱的去噪和平滑, 与移动均值滤波、加权移动均值滤波和中值滤波相比, SG 滤波简单有效, 光谱失真程度较小^[10]。

对初构光谱 S , $s(n)$ 为波段 n 的初构光谱值, 对 $s(n)$ 构造一个以波段 n 为中心的半径为 r 的邻域窗口, 然后通过构造一个 d 次多项式[式(6)]来拟合数组 $Y=[y(-r), \dots, y(0), \dots, y(r)]=[s(n-r), \dots, s(n), \dots, s(n+r)]$ 为 \hat{Y}

$$\hat{y}(x) = \sum_{k=0}^d a_k x^k \quad (6)$$

式(6)中, $x \in [-r, r]$, 并定义拟合误差函数

$$E = \sum_{x=-r}^r [\hat{y}(x) - y(x)]^2 = \sum_{x=-r}^r [\sum_{k=0}^d a_k x^k - y(x)]^2 \quad (7)$$

通过最小化拟合误差 E , 即令 E 对各个系数的导数为 0, 见式(8)

$$\frac{\partial E}{\partial a_k} = 0, k = 0, 1, 2, \dots, p \quad (8)$$

由式(8)可求解出各拟合系数 a_k , 然后解算出波段 n 对应的拟合值, 替换原值 $s(n)$ 。

本质上, SG 光谱滤波属于一种多项式卷积滤波, 多项式的次数 d (degree)越高, 对滤波前的光谱保留的光谱细节越多; 而邻域半径 r (radius)越大, 平滑效果越好, 对噪声的衰减越大^[9-10]。故而, 对 PRS 进行 SG 滤波优化之前, 需要设定适宜的参数 d 和 r 。

以图 3 样方光谱为例, 首先分别计算了其 1 到 4 阶的初构光谱 PRS, 并在 $d \in [1, 10]$, $r \in [5, 30]$ 下进行 SG 滤波, 以获取优化光谱 OPRS (optimized PRS); 然后, 解算各 OPRS 与原始光谱[图 3(a)]之间的相关系数 SCC (spectral correlation coefficient)、光谱角 SAM (spectral angle mapping)和光谱距离 SVD (spectral vector distance), 并与 PRS 作对比, 如图 4 所示。

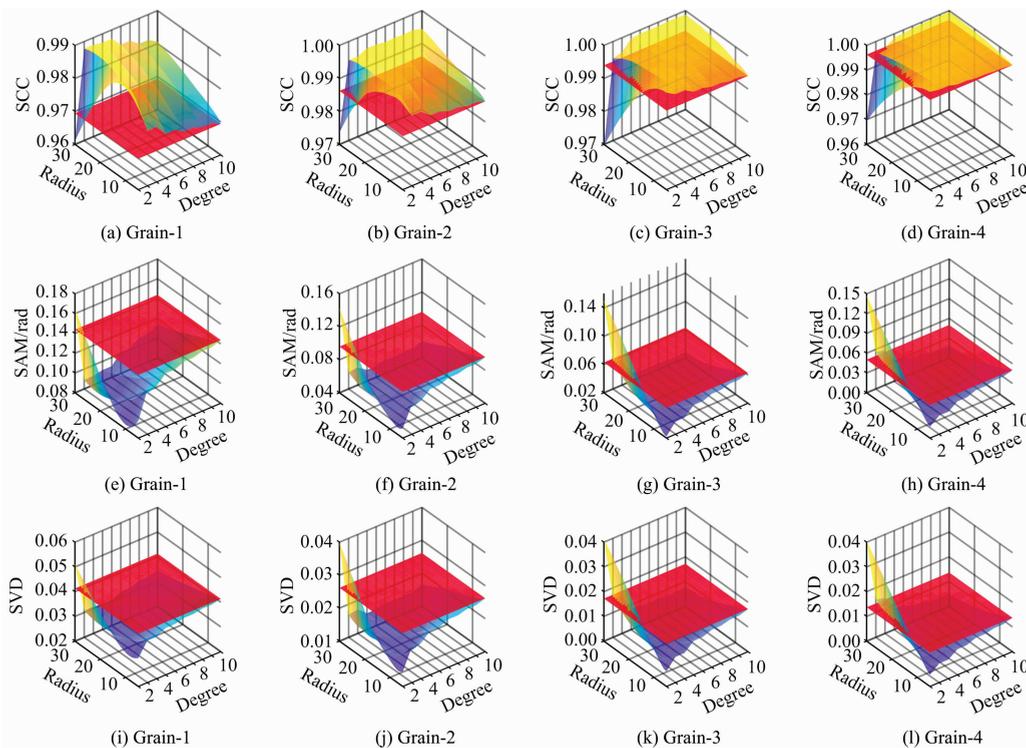


图 4 初构光谱 PRS 和优化光谱 OPRS 的光谱保真性比较

红色平面: PRS; 曲面: OPRS

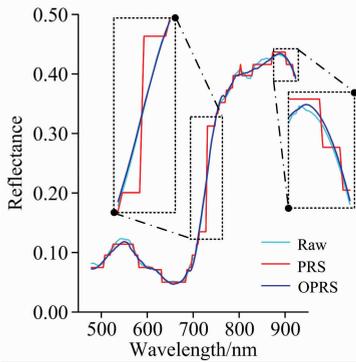
Fig. 4 Fidelity comparison between PRS and OPRS

red planes: PRS; curved surfaces: OPRS

就评价指标而言, 显然, SCC 越大, SAM 和 SVD 越小; 则光谱保真性越高。结果显示, ① PRS 和 OPRS 均有着较高的光谱保真度, 总体而言, OPRS 明显优于 PRS, 验证了 SG 滤波在初构光谱优化上的有效性。② OPRS 在多数 (d, r) 上的光谱保真性均显著优于 PRS; 仅在部分线性拟合 $(d=1)$ 上, 前者劣于后者。③ 综合 1~4 阶 OPRS 来看, 当 $d \in [2, 4]$, $r \in [10, 25]$ 时, OPRS 有着最为稳定且高保真的性能。

图 5 展示的是 $d=3, r=25$ 时 OPRS 与原始光谱 Raw 和初构光谱 PRS 的对照结果, 从整体及局部细节上, 可以明显看出, OPRS 与 Raw 的相似程度远高于 PRS。

此外, 对实验区 UAV-HSI 的其他样方光谱及非样方光谱开展了上述实验, 均表现出近似的结果, 验证了 OPRS 的高稳定和高保真性能。在下面的研究中, 将以 $d=3, r=25$ 作为 SG 滤波的最佳参数。

图 5 光谱比较 ($d=3, r=25$)Fig. 5 Spectral comparison ($d=3, r=25$)

1.5 牧草 AGB 估算模型训练与测试

研究选用偏最小二乘回归 (partial least squares regression, PLSR) 来训练和测试反演模型, 与植被指数法和特征波段选择法等回归方法相比, PLSR 能够充分利用所有波段的信息, 便于全面评估 OPRS 的优劣。

首先, 采用五层交叉验证 (five-fold cross validation) 方法将数据集随机等分成 5 个子集; 而后, 循环选择其中 4 个子集来训练模型, 剩余 1 个子集作为测试集, 最终可得到每个子集的预测值。研究选用观测值与预测值之间的线性决定系数 R_p^2 、均方根误差 RMSE (root mean square error) 和相对分析误差 RPD (the ratio of performance to deviation)^[11] 等 3 种评价指标。其中, $R_p^2 \in (0, 1)$ 越大, RMSE 越小, RPD 越大;

则模型的预测能力越好。此外, 当 $RPD \geq 2$ 时, 模型极好 (高精度预测); 当 $1.4 \leq RPD < 2$ 时, 模型效果适当 (满足基本预测需求); 当 $RPD < 1.4$ 时, 模型可靠性较差 (难以满足要求)。

2 结果与讨论

2.1 牧草 AGB 与光谱之间的相关性比较

首先, 对牧草 AGB 与原始光谱、初建光谱、优化光谱等的各个波段之间的相关性大小进行了分析, 见图 6(a)–(i), 讨论了两种重建光谱在单波段上对牧草 AGB 估算的性能优劣, 初步探讨了重建光谱对牧草 AGB 估测的能力强弱。图 6 表明, ①原始光谱与牧草 AGB 的相关性在 400~680 nm 波段区间呈剧烈波动的弱相关, 而在 760~950 nm 上呈现相对稳定的强相关 [见图 6(a)]; ②初建光谱 PRS 整体上与原始光谱的情况类似, 随着阶数的增加, 两者与 AGB 的相关性曲线越来越接近, 但 PRS 的曲线变化更剧烈, 如图 6(f)–(i) 2~4 阶的低相关谱段; ③由于光谱取值范围有限, OPRS 和 PRS 的一阶重建光谱均与 AGB 呈现极稳定的相关性趋势, 尤其在 400~680 和 760~950 nm; ④相对而言, OPRS 的表现最优, 在低相关 (400~680 nm) 和高相关 (760~950 nm) 波段, 其波动性均明显小于原始光谱和初构光谱, 并且其相关性均值略高于原始光谱和初构光谱。因此, 从光谱与牧草 AGB 的相关性曲线对比, 分析认为, OPRS 具有相对较高且最为稳定的预测能力。

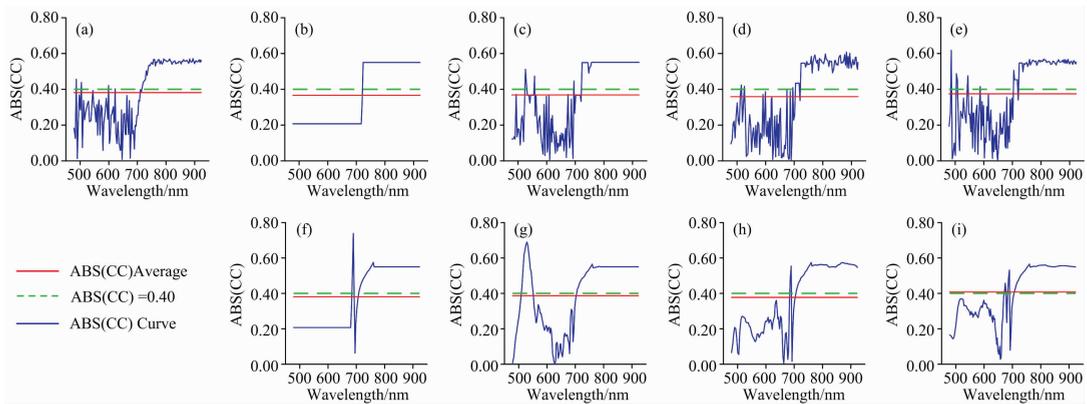


图 6 牧草 AGB 与光谱变量的相关系数 (绝对值)

(a): 原始光谱; (b–e): 1~4 阶 PRS; (f–i): 1~4 阶 OPRS

Fig. 6 Absolute correlation coefficients [ABS(CC)] between grassland AGB and spectral variables

(a): Raw spectra; (b–e): Order 1~4 PRS; (f–i): Order 1~4 OPRS

2.2 基于 PLSR 的牧草 AGB 预测与评估

图 7 为各光谱对牧草 AGB 的 PLSR 预测值及与观测值的对照结果。1:1 关系图直观地反映了原始光谱、PRS 和 OPRS 对牧草 AGB 的估算性能, 相对而言, 2~4 阶的 OPRS 对 AGB 的预测效果 [图 7(g–i)] 明显优于同阶的 PRS [图 7(c–e)], 也明显优于原始光谱 [图 7(a)]。

研究进一步统计了 R_p^2 , RMSE 和 RPD 等精度指标 (表 1), ①原始光谱对牧草 AGB 的预测结果达到了相对准确的

水平, 其 RPD 略高于高精模型的阈值 ($RPD=2$)。②PRS 在 1~3 阶上的预测效果明显弱于原始光谱, 从 RPD 上看, 预测模型分别属于较差 (1 阶) 和适当水平 (2~3 阶)。③OPRS 在 2~4 阶上明显优于同阶的 PRS, 前者的 R_p^2 均值和 RPD 均值分别比后者高 0.121 和 0.35; 3~4 阶 OPRS 均达到了高精模型水平, 在 R_p^2 和 RPD 明显优于原始光谱。

在 9 种光谱中, 4 阶和 3 阶 OPRS 的预测精度分别达到最优和次优; 结合其参量化存储特性, 可知, 在降低

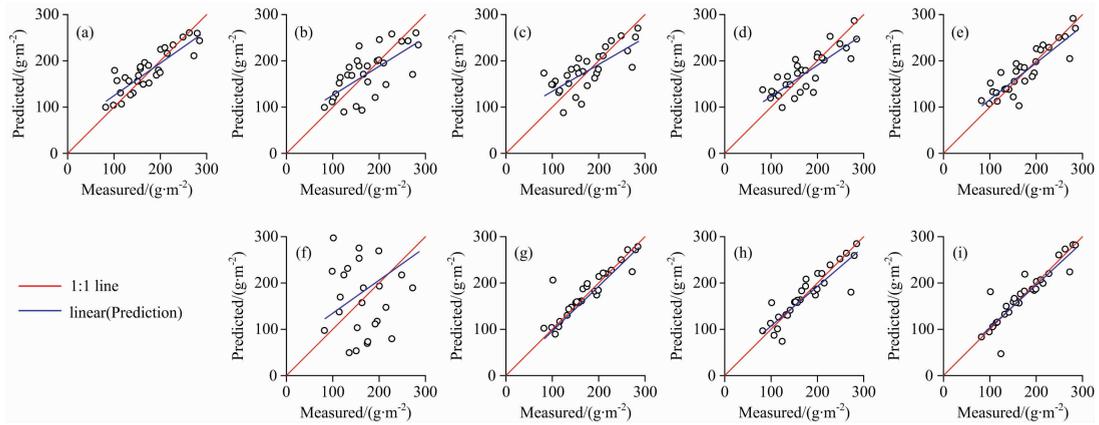


图 7 牧草 AGB 的 PLSR 模型评价

(a): 原始光谱; (b—e): 1~4 阶 PRS; (f—i): 1~4 阶 OPRS

Fig. 7 PLSR models evaluation of grassland AGB prediction

(a): Raw spectra; (b—e): Order 1~4 PRS; (f—i): Order 1~4 OPRS

1 个数量级的情况下, OPRS 取得了优于原始光谱的牧草 AGB 预测性能, 验证了 OPRS 在兼顾数据简化和 AGB 准确预测上的有效性。

表 1 不同光谱处理对牧草 AGB ($g \cdot m^{-2}$) 的估测性能评价

Table 1 Performance evaluation of grassland AGB ($g \cdot m^{-2}$) prediction by different spectral processing

Spectra	R_p^2	p	RMSE	RPD	Reference
Raw	0.760	0.000	27.77	2.05	Fig. 7(a)
Order-1 PRS	0.473	0.000	42.52	1.34	Fig. 7(b)
Order-2 PRS	0.557	0.000	37.36	1.52	Fig. 7(c)
Order-3 PRS	0.682	0.000	31.57	1.80	Fig. 7(d)
Order-4 PRS	0.772	0.000	26.77	2.13	Fig. 7(e)
Order-1 OPRS	0.140	0.042	101.13	0.56	Fig. 7(f)
Order-2 OPRS	0.755	0.000	29.19	1.95	Fig. 7(g)
Order-3 OPRS	0.800	0.000	25.51	2.23	Fig. 7(h)
Order-4 OPRS	0.820	0.000	24.68	2.31	Fig. 7(i)

注: p 为显著性检验结果

Note: The p values are the results of significance tests

实验结果表明 OPRS 能够达到本研究的两个目标, 即大幅压缩 UAV-HSI 的数据量和取得与原始光谱相当水平的牧

草 AGB 反演精度。除了光谱噪声外, 原始光谱还受到土壤反射率的影响, 因此, 本研究认为, 除了降噪和光谱保真性的提升等两方面因素外, OPRS 是否在削弱土壤信息影响方面发挥了作用, 值得在以后研究中开展定量探究。

3 结 论

利用无人机高光谱成像技术获取了研究区牧草冠层的高时间、空间、光谱和辐射分辨率的光谱影像 UAV-HSI。鉴于巨大的数据量会严重制约 UAV-HSI 的有效应用, 研究提出一种兼顾数据简化和光谱保真的光谱重建优化方法 OPRS, 试图在有效降低数据量的同时, 保证牧草 AGB 的预测精度。首先, OPRS 的光谱保真性实验结果表明, 与初构光谱 PRS 相比, OPRS 能够有效提升光谱保真度, 且性能稳定。其次, 光谱变量与牧草 AGB 的相关性分析结果表明, OPRS 对牧草 AGB 预测的不确定性低于原始光谱和 PRS。最后, 基于 PLSR 的牧草 AGB 反演实验结果表明, 与原始光谱和 PRS 相比, 在 R_p^2 , RMSE 和 RPD 等 3 种指标上, 4 阶和 3 阶 OPRS 的预测精度分别达到最优和次优, 此时 OPRS 可有效降低 87% 以上的数据量。因此, 验证了 OPRS 的有效性, 即其能够兼顾数据简化和牧草 AGB 的准确预测, 为 UAV-HSI 估算牧草 AGB 提供了一个新的解决方案。

References

[1] Wu J S, Fu G. Remote Sensing Letters, 2018, 9(2): 150.
 [2] Naidoo Laven, Deventer Heidi van, Ramoelo Abel, et al. International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation, 2019, 78: 118.
 [3] John R, Chen J, Giannico V, et al. Remote Sensing of Environment, 2018, 213: 34.
 [4] KANG Xiao-yan, ZHANG Ai-wu(康孝岩, 张爱武). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2019, 35(23): 161.
 [5] Wang Feilong, Wang Fumin, Zhang Yao, et al. Frontiers in Plant Science, 2019, 10(4): 453.
 [6] Surovy P, Kuzelka K. Forests, 2019, 10(3): 273.
 [7] Capolupo A, Kooistra L, Berendonk C, et al. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2015, 4(4): 2792.

- [8] LIU Jian-gang, ZHAO Chun-jiang, YANG Gui-jun, et al(刘建刚, 赵春江, 杨贵军, 等). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2016, 32(24): 98.
- [9] Cao R, Chen Y, Shen M, et al. Remote Sensing of Environment, 2018, 217: 244.
- [10] Huang J, Shi T, Gong B, et al. Applied Spectroscopy, 2018, 72(11): 1632.
- [11] Bellon-Maurel V, Fernandez-Ahumada E, Palagos B, et al. Trends in Analytical Chemistry, 2010, 29(9): 1073.

Estimation of Grassland Aboveground Biomass From UAV-Mounted Hyperspectral Image by Optimized Spectral Reconstruction

KANG Xiao-yan^{1,2}, ZHANG Ai-wu^{1,2*}, PANG Hai-yang^{1,2}

1. Key Laboratory of 3D Information Acquisition and Application, Ministry of Education, Capital Normal University, Beijing 100048, China
2. Engineering Research Center of Spatial Information Technology, Ministry of Education, Capital Normal University, Beijing 100048, China

Abstract The accurate and timely estimation of above-ground biomass (AGB) is crucial for grassland monitoring and rational grazing. The unmanned aerial vehicle (UAV)-based hyperspectral remote sensing can obtain images with high spatial, spectral and radiometric resolutions in a short time and has been widely used in many fields such as precision agricultural and high-throughput plant phenotype. To explore the applicability of UAV-based hyperspectral image (UAV-HSI) in grassland AGB prediction, we collected UAV-HSI, grassland AGB, and relevant auxiliary data in a grassland sample area of Qinghai Province. However, it is not only inconvenient to widely collect, store and transmit, but also inefficient in data processing for UAV-HSI because of large data volumes, which may restrict practices of UAV-HIS widely. For resolving the above problems, a spectral reconstruction and optimization method considering both data simplification and spectral fidelity was proposed, attempting to ensure the performance of grassland AGB prediction and effective reduction of data volumes. First, using the residual quantization, we obtained several binary cubes (\mathbf{H}_i) and corresponding coefficient matrices (β_i) with low volumes. \mathbf{H}_i and β_i can replace the original data for storage and transmission. Second, preliminarily reconstructed spectra (PRS) can be produced by \mathbf{H}_i and β_i . Third, through the Savitzky-Golay (SG) filter, optimized PRS (OPRS) can be achieved by enhancing the spectral fidelity. To demonstrate the effectiveness of OPRS, we carried out the spectral fidelity experiment. Taking a grassland canopy spectrum as an example, three fidelity indices, i. e., the spectral vector distance (SVD), spectral correlation coefficient (SCC), and spectral angle mapping (SAM), were analyzed. Results showed that, on the three fidelity indices, OPRS was superior to PRS. And then, the correlations between AGB and OPRS bands were discussed. Compared with raw spectra and PRS, OPRS achieved the relatively high and most stable potential in forage AGB prediction. Furthermore, the partial least squares regression (PLSR) was used to calibrate models of grassland AGB prediction. Results demonstrated that, among raw spectra, order -1 to -4 PRS, and order -1 to -4 OPRS, The prediction performances of order -4 and -3 OPRS reached the optimal and sub-optimal levels with RPD (the ratio of performance to deviation)=2.31 and 2.23, respectively. Their RPD values were 0.26 and 0.18 higher than that of the original spectra, respectively. Therefore, with a reduction of one order of magnitude, OPRS achieved a better performance than the original spectrum in the grassland AGB prediction. In other words, OPRS had advantages with both data simplification and accurate grassland AGB prediction. This study provides a new solution to estimate grassland AGB for UAV-HIS effectively.

Keywords Unmanned aerial vehicle; Hyperspectral remote sensing; Spectral reconstruction; Grassland vegetation; Above ground biomass

(Received Jul. 13, 2019; accepted Feb. 26, 2020)

* Corresponding author