

利用无人机高光谱影像的冬小麦氮含量监测

冯海宽^{1,2}, 樊意广¹, 陶惠林¹, 杨福芹³, 杨贵军¹, 赵春江^{1,2*}

1. 农业部农业遥感机理与定量遥感重点实验室, 北京市农林科学院信息技术研究中心, 北京 100097
2. 南京农业大学国家信息农业工程技术中心, 江苏 南京 210095
3. 河南工程学院土木工程学院, 河南 郑州 451191

摘要 作物氮含量影响作物的生长状况, 合适的施氮量可以促进作物生长和提高作物产量, 因此准确、快速地监测作物的氮含量十分必要。旨在探索将无人机成像高光谱获取的植被指数和光谱特征参数相结合以提高冬小麦关键生育期氮含量估算精度的潜力。首先, 以无人机为遥感平台, 搭载高光谱传感器获取了冬小麦拔节期、挑旗期、开花期和灌浆期4个主要生育期的高光谱遥感影像, 并实测了各生育期的氮含量数据。其次, 基于预处理后的高光谱影像, 提取冬小麦各生育期的冠层反射率数据, 并构造能较好反映作物氮素营养状况的12种植被指数和12种光谱特征参数。然后, 计算了各光谱参数与冬小麦氮含量的相关性, 并筛选出各生育期与氮含量相关性较强的植被指数和光谱特征参数; 最后, 利用逐步回归分析(SWR)构建基于植被指数、植被指数结合光谱特征参数的氮含量估算模型。结果显示: (1)选取的大部分植被指数和光谱特征参数与冬小麦氮含量都有较高的相关性。其中, 植被指数的相关性高于光谱特征参数; (2)基于单个植被指数或光谱特征参数估算冬小麦虽然可行, 但精度还有待进一步提高; (3)与单一植被指数或光谱特征参数相比, 植被指数结合光谱特征变量利用SWR方法构建的氮含量估算模型的精度和稳定性更高(拔节期: 建模 $R^2=0.64$, RMSE=24.68%, NRMSE=7.96%, 验证 $R^2=0.77$, RMSE=23.13%, NRMSE=7.81%; 挑旗期: 建模 $R^2=0.81$, RMSE=15.79%, NRMSE=7.41%, 验证 $R^2=0.84$, RMSE=15.10%, NRMSE=7.08%; 开花期: 建模 $R^2=0.78$, RMSE=9.88%, NRMSE=5.66%, 验证 $R^2=0.85$, RMSE=9.12%, NRMSE=4.76%; 灌浆期: 建模 $R^2=0.49$, RMSE=13.68%, NRMSE=9.85%, 验证 $R^2=0.40$, RMSE=18.29%, NRMSE=14.73%)。研究结果表明, 结合无人机成像高光谱获取的植被指数和光谱特征参数构建的冬小麦氮含量估算模型精度和稳定性较高, 研究结果可为冬小麦氮含量的空间分布和精准管理提供参考。

关键词 无人机; 冬小麦; 高光谱; 氮含量; 逐步回归; 光谱特征参数

中图分类号: S25 文献标识码: A DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2023)10-3239-08

引言

冬小麦是我国三大主要农作物之一, 其种植广泛, 经济和营养价值较高。氮素是作物生长过程中重要的化学元素, 是反映作物长势的重要指标^[1]。传统上主要通过直接测量法获取作物氮素, 比较繁琐, 效率低, 且对作物具有破坏性, 无法大面积、高效地获取。近些年, 遥感技术作为一种新的监测手段, 基于其高效、无损、动态、经济性等优点, 开始被广泛用于监测作物生理生化参数。近地面遥感监测氮含量, 主要通过获取作物的冠层光谱, 但难以成像, 不能大面积测

量; 卫星遥感虽然覆盖范围广, 但由于光谱和空间分辨率较低, 重访周期长, 易受天气影响, 导致获取的数据不及时。无人机遥感具有操作方便, 起飞条件简单, 能获取较高的空间分辨率等优势^[2], 在监测作物理化参数方面得到了广泛关注。

国内外学者围绕无人机监测作物氮营养状况做了大量研究, Liu等^[3]利用无人机可见光影像, 分析25种植被指数估算冬小麦氮含量效果, 从而筛选合适的植被指数, 以达到更高的监测精度($R^2=0.85$, RMSE=0.24%)。Jing等^[4]通过无人机搭载多光谱相机, 分析在不同高度, 植被指数和纹理特征估算冬小麦氮累积量的精度, 结果表明飞行高度为30

收稿日期: 2022-11-06, 修订日期: 2023-05-29

基金项目: 国家自然科学基金项目(42101362, 41601346)资助

作者简介: 冯海宽, 1982年生, 北京市农林科学院信息技术研究中心高级工程师

e-mail: fenghaikuan123@163.com

* 通讯作者 e-mail: Zhaocj@nrcita.org.cn

m 时, 植被指数结合纹理特征估算效果最佳。Rodene 等^[5]通过无人机携带 RGB 传感器, 探究不同氮水平下植被指数监测玉米氮含量效果。Fan 等^[6]基于无人机 RGB 影像提取的可见光植被指数和株高, 探究了株高对估算马铃薯植株氮含量的影响。为估算水稻叶片氮浓度, Wang 等^[7]利用不同植被指数监测水稻单生长期和多生长期叶片氮浓度, 结果表明 C_{Ired-edge} 的估算效果最好 ($R^2 = 0.78$, RMSE = 0.26%)。

通过无人机携带数码、多光谱和高光谱相机估算氮含量, 目前的研究主要是利用不同的植被指数构建氮含量估算模型, 分析不同植被指数的估算效果。高光谱波段信息丰富, 包含很多与作物生长密切相关的特征参数。其中, 蓝边 (490~530 nm)、黄边 (460~640 nm) 和红边区域 (680~760 nm) 构建的光谱特征参数已被证实与作物的氮营养状况密切相关^[8-11]。然而, 很少有人探究光谱特征参数与植被指数结合估算氮含量的能力。综上所述, 基于无人机高光谱影像, 利用逐步回归 (stepwise regression, SWR) 方法分别基于植被指数, 光谱特征参数, 植被指数结合光谱特征参数构建冬小麦各生育期氮含量估算模型, 并通过精度对比遴选最佳的特征参数组合, 以期对冬小麦的氮含量估算提供一种有效的技术手段。

1 实验部分

1.1 试验材料

试验区位于北京市昌平区国家精准农业示范基地 (E116°26'27", N40°10'11"), 该地区为北温带大陆性季风气候, 全年的降水主要集中在夏季。田间试验的冬小麦品种为京 9843 和中麦 175, 为更好地达到试验效果, 共划分 48 个试验小区, 并设置 4 种不同层次的氮素水平, 分别为 N0

(0 kg · hm⁻²)、N1(195 kg · hm⁻²)、N2(390 kg · hm⁻²) 和 N3(585 kg · hm⁻²), 同时进行 3 种不同梯度的灌溉处理: 仅雨水, 雨水加 100 mm 灌溉, 雨水加 200 mm 灌溉, 每种处理设置 3 个重复。

1.2 氮含量测定

试验于冬小麦拔节期 (2015 年 4 月 21 号)、挑旗期 (2015 年 4 月 26 号)、开花期 (2015 年 5 月 13 号) 和灌浆期 (2015 年 5 月 22 号) 进行。分别在各小区中选取 30 株具有代表性的植株作为样本, 将样本放入密封袋带回实验室, 在实验室对样本茎叶分离, 分别称叶片、茎和穗的鲜质量, 然后 105 °C 下杀青 0.5 h, 再将样品在 80 °C 条件下烘干至恒质量, 称重干质量。随后将样品研磨粉碎, 通过凯氏定氮仪测定氮含量, 得到冬小麦 4 个不同生育期的氮含量数据。

1.3 光谱数据获取与处理

为保证试验数据的有效性, 无人机飞行试验和地面数据采集同步进行, 数据采集在晴朗无云的条件下进行, 且采集时间为当地时间的 11:30 到 13:30 之间。无人机携带 Cubert UHD185 成像光谱仪, 光谱仪重量为 470 g, 获取 450~950 nm 波段, 波段间隔为 4 nm; 飞行平台采用的是大疆八旋翼无人机, 最大载重为 6 500 g, 飞行高度为 100 m, 飞行的续航时间为 0.5 h。获取影像数据后, 利用 Agisoft PhotoScan 软件进行处理, 通过地面采集的控制点位置信息, 在 ArcGIS 软件中将全色影像和位置信息进行影像拼接和校正; 然后通过 ENVI 软件对处理后的影像辐射定标。最后绘制出不同采样小区的感兴趣区, 提取各小区的平均光谱反射率作为此小区的光谱反射率。

1.4 光谱参数选取

根据已有的研究成果, 选取 24 种与氮含量密切相关光谱参数, 作为变量估算氮含量, 具体见表 1 所示。

表 1 本工作选取的光谱参数及定义

Table 1 The spectral parameters selected in this work and definitions

参数	定义	文献
NPCI	$(R_{670} - R_{460}) / (R_{670} + R_{460})$	[9]
SR	R_{750} / R_{550}	[9]
MSR	$(R_{800} / R_{760} - 1) / (R_{800} / R_{670} + 1)^{1/2}$	[9]
PBI	R_{810} / R_{560}	[9]
LCI	$(R_{850} - R_{710}) / (R_{850} + R_{680})$	[9]
PSSR	R_{800} / R_{500}	[9]
RARS	R_{760} / R_{500}	[9]
PSRI	$(R_{680} - R_{500}) / R_{750}$	[9]
NDVI	$(R_{750} - R_{706}) / (R_{750} + R_{706})$	[9]
GI	R_{554} / R_{677}	[9]
PSND	$(R_{800} - R_{470}) / (R_{800} + R_{470})$	[9]
OSAVI	$1.16 \times (R_{800} - R_{670}) / (R_{800} + R_{670} + 0.16)$	[9]
红边振幅 (D_a)	680~760 nm 波段范围内最大一阶微分的光谱值	[10]
红边位置 (λ_a)	红边振幅对应的波长	[10]
红边面积 (S_a)	680~760 nm 波段范围内一阶微分的光谱值总和	[10]
红边最小振幅 (D_{amin})	红边振幅的最小值	[10]
黄边振幅 (D_b)	560~640 nm 波段范围内最大一阶微分的光谱值	[10]

续表 1

黄边位置(λ_b)	黄边振幅对应的波长	[10]
黄边面积(S_b)	560~640 nm 波段范围内一阶微分的光谱值总和	[10]
黄边最小振幅(D_{bmin})	黄边振幅的最小值	[10]
蓝边振幅(D_c)	490~530 nm 波段范围内最大一阶微分的光谱值	[11]
蓝边位置(λ_c)	蓝边振幅对应的波长	[11]
蓝边面积(S_c)	490~530 nm 波段范围内一阶微分的光谱值总和	[11]
蓝边最小振幅(D_{cmin})	蓝边振幅的最小值	[11]

注：R 表示光谱反射率
Note: R represents the spectral reflectance

1.5 方法

利用逐步回归(stepwise regression, SWR)方法构建氮含量估算模型, 将 70% 的样本(34 个)作为建模集数据, 剩余 30% 样本(14 个)作为验证集数据, 检验模型的估算能力。逐步回归可以通过剔除变量中不太重要和共线性较严重的变量, 从而提高模型精度。其主要流程为: 将变量逐个引入模型, 每引入一个解释变量后都进行 F 检验, 并对已经选入的解释变量逐个进行 t 检验, 当原来引入的解释变量由于后面解释变量的引入变得不再显著时, 则将其删除, 以确保每次引入新的变量之前回归方程中只包含显著性变量, 以保证最后得到的解释变量集是最优的, 直到筛选出最佳估算模型。

1.6 精度验证

为评价建模数据和验证数据构建模型的效果, 选用决定系数(coefficient of determination, R^2)、均方根误差(root mean square error, RMSE)、标准均方根误差(normalized root mean square error, NRMSE)检验模型的精度, R^2 越大, RMSE 和 NRMSE 越小, 说明构建的模型拟合性更好, 估算精度更高^[8]。

2 结果与讨论

2.1 光谱参数与氮含量相关性分析

将不同生育期的光谱参数分别与氮含量作相关性分析, 统计显著性结果, 如表 2 所示。

通过相关系数结果可知, 各生育期的氮含量与光谱参数相关性差异较大。拔节期, 红边面积(S_a)、蓝边振幅(D_c)和蓝边位置(λ_c)无相关性, 黄边位置(λ_b)、黄边面积(S_b)具有 0.05 水平显著相关性, 剩余光谱参数均具有 0.01 水平显著相关性, 相关系数绝对值最高、最低分别为 0.680, 0.035, 对应的光谱参数分别为 NPCI 与蓝边位置(λ_c)。挑旗期, 黄边位置(λ_b)、黄边最小振幅(D_{bmin})、蓝边振幅(D_c)、蓝边位置(λ_c)与蓝边最小振幅(D_{cmin})为无相关性, 黄边振幅(D_b)和黄边面积(S_b)为 0.05 显著水平, 剩下的光谱参数为 0.01 显著水平, 光谱参数 LCI 的相关系数绝对值最大, 为 0.680, 蓝边位置(λ_c)的相关系数绝对值最小, 为 0.087。开花期, 除黄边振幅(D_b)、黄边位置(λ_b)、黄边面积(S_b)、黄边最小振幅(D_{bmin})与蓝边振幅(D_c)表现无相关性, GI 表现为 0.05 显著水平相关外, 剩余光谱参数表现为 0.01 显著水平相关, 其中红边位置(λ_a)相关系数绝对值为 0.662, 在此生育期最高, 黄边位置(λ_b)相关系数绝对值为 0.033, 在此生育期最低。

开花期, 仅红边最小振幅(D_{amin})和蓝边位置(λ_c)为无相关性, 黄边位置(λ_b)、黄边最小振幅(D_{bmin})、蓝边振幅(D_c)和蓝边最小振幅(D_{cmin})为 0.05 水平显著相关性, 剩下光谱参数为 0.01 水平显著相关性, 此生育期相关系数绝对值最高的光谱参数为 LCI, 为 0.589, 最低的光谱参数为蓝边位置(λ_c), 为 0.092。

表 2 不同生育期光谱参数与氮含量相关系数
Table 2 Correlation coefficients between spectral parameters and nitrogen content at different fertility stages

光谱参数	拔节期	挑旗期	开花期	灌浆期
NPCI	-0.680**	-0.613**	-0.395**	-0.499**
SR	0.635**	0.623**	0.452**	0.518**
MSR	0.627**	0.631**	0.457**	0.532**
PBI	0.623**	0.643**	0.548**	0.566**
LCI	0.616**	0.680**	0.553**	0.589**
PSSR	0.600**	0.623**	0.483**	0.539**
RARS	0.599**	0.622**	0.471**	0.538**
PSRI	-0.583**	-0.640**	-0.410**	-0.529**
NDVI	0.571**	0.630**	0.450**	0.548**
GI	0.569**	0.547**	0.283*	0.439**
PSND	0.526**	0.620**	0.497**	0.562**
OSAVI	0.522**	0.674**	0.477**	0.548**
红边振幅(D_a)	0.421**	0.651**	0.503**	0.560**
红边位置(λ_a)	0.435**	0.427**	0.662**	0.486**
红边面积(S_a)	0.201	0.633**	0.452**	0.529**
红边最小振幅(D_{amin})	-0.417**	-0.470**	-0.459**	-0.131
黄边振幅(D_b)	-0.525**	-0.359*	-0.247	-0.439**
黄边位置(λ_b)	0.305*	0.097	-0.033	0.334*
黄边面积(S_b)	-0.352*	-0.317*	-0.153	-0.406**
黄边最小振幅(D_{bmin})	-0.362**	-0.247	-0.041	-0.306*
蓝边振幅(D_c)	-0.243	-0.254	-0.217	-0.440*
蓝边位置(λ_c)	0.035	-0.087	0.389**	0.092
蓝边面积(S_c)	-0.432**	-0.486**	-0.625**	-0.484**
蓝边最小振幅(D_{cmin})	-0.391**	-0.264	-0.367**	-0.305*

注: * 表示 0.05 显著水平, ** 表示 0.01 显著水平
Note: * and ** represent the significant levels at 0.05 and 0.01, respectively

2.2 单光谱参数估算模型

根据不同生育期的光谱参数与氮含量的相关系数结果可知, 光谱参数 MSR、PBI、LCI、NDVI、PSND 和 OSAVI 6 种植被指数、红边位置(λ_a)、蓝边面积(S_c)和红边振幅(D_a)3 种光

谱特征参数在各生育期均呈现较高的相关性, 因此选取这 9 种光谱参数构建单参数的氮含量估算模型, 结果见表 3 所示。

根据表 3 可知, 拔节期, 光谱变量中植被指数建模 R^2 从 0.16 到 0.30, RMSE 从 34.50% 到 37.82%, NRMSE 从 11.13% 到 12.20%, 随着 R^2 逐渐增大, RMSE 和 NRMSE 逐渐减小。植被指数 MSR 建立的估算模型效果最好(建模 $R^2=0.30$, RMSE=34.50%, NRMSE=11.13%, 验证 $R^2=0.66$, RMSE=25.99%, NRMSE=8.85%), 光谱变量中光谱特征参数建模 R^2 从 0.09 到 0.11, RMSE 从 38.93% 到 39.45%, NRMSE 从 12.56% 到 12.73%, 光谱特征参数红边位置(λ_a)建立的估算模型效果最好(建模 $R^2=0.11$, RMSE=38.93%, NRMSE=12.56%, 验证 $R^2=0.47$, RMSE=32.85%, NRMSE=11.09%)。挑旗期, 植被指数 LCI 和光谱特征参数红边振幅(D_a)建立的模型效果最好(建

模 $R^2=0.38$ 、0.32, RMSE=24.27%、25.26%, NRMSE=11.06%、11.60%, 验证 $R^2=0.61$ 、0.43, RMSE=25.62%、31.01%, NRMSE=12.11%、14.66%)。开花期, 植被指数 LCI 估算模型最好, 建模 R^2 、RMSE 和 NRMSE 分别为 0.22、18.76%、10.74%; 验证 R^2 、RMSE 和 NRMSE 分别为 0.40、21.50%、13.07%; 光谱特征参数红边位置(λ_a)估算效果最好, 建模 R^2 、RMSE 和 NRMSE 分别为 0.38、16.76%、9.60%; 验证 R^2 、RMSE 和 NRMSE 分别为 0.54、18.79%、11.42%。灌浆期, 植被指数 LCI 和光谱特征参数红边振幅(D_a)建立的估算模型最佳, 建模 R^2 、RMSE 和 NRMSE 分别为 0.26、0.24, 16.52%、16.67%, 11.89%、11.99%; 验证 R^2 、RMSE 和 NRMSE 分别为 0.44、0.42, 13.43%、13.69%, 10.82%、10.98%。

表 3 仅用一个光谱参数的估算模型结果

Table 3 estimation results of models only using one spectral parameter

	光谱变量	R^2	RMSE/%	NRMSE/%	R^2	RMSE/%	NRMSE/%
拔节期	MSR	0.30	34.50	11.13	0.66	25.99	8.85
	PBI	0.29	34.85	11.25	0.65	26.50	8.95
	LCI	0.27	35.23	11.37	0.64	26.93	9.09
	NDVI	0.22	36.23	11.72	0.57	29.53	9.97
	PSND	0.18	37.29	12.03	0.55	30.28	10.23
	OSAVI	0.16	37.82	12.20	0.54	30.62	10.50
	红边位置(λ_a)	0.11	38.93	12.56	0.47	32.85	11.09
	蓝边面积(S_c)	0.10	39.15	12.65	0.46	32.93	11.21
	红边振幅(D_a)	0.09	39.45	12.73	0.45	33.06	11.36
挑旗期	MSR	0.34	24.99	11.38	0.54	27.80	13.14
	PBI	0.35	24.85	11.32	0.56	27.10	12.81
	LCI	0.38	24.27	11.06	0.61	25.62	12.11
	NDVI	0.34	25.01	11.39	0.52	28.54	13.49
	PSND	0.33	25.14	11.45	0.48	29.57	13.98
	OSAVI	0.37	24.43	11.17	0.60	25.82	12.38
	红边位置(λ_a)	0.14	28.61	13.03	0.38	31.65	15.10
	蓝边面积(S_c)	0.16	28.22	12.86	0.41	31.47	14.88
	红边振幅(D_a)	0.32	25.26	11.60	0.43	31.01	14.66
开花期	MSR	0.14	19.65	11.26	0.27	23.61	14.36
	PBI	0.21	18.84	10.79	0.38	21.87	13.30
	LCI	0.22	18.76	10.74	0.40	21.50	13.07
	NDVI	0.15	19.53	11.18	0.28	23.47	14.27
	PSND	0.16	19.48	11.16	0.32	22.80	13.86
	OSAVI	0.15	19.54	11.19	0.28	23.55	14.32
	红边位置(λ_a)	0.38	16.76	9.60	0.54	18.79	11.42
	蓝边面积(S_c)	0.26	18.24	10.45	0.53	19.03	11.57
	红边振幅(D_a)	0.19	19.12	10.95	0.31	23.05	14.01
灌浆期	MSR	0.22	17.15	12.40	0.34	14.61	11.77
	PBI	0.24	16.63	11.97	0.43	13.58	10.94
	LCI	0.26	16.52	11.89	0.44	13.43	10.82
	NDVI	0.22	16.94	12.20	0.37	14.30	11.52
	PSND	0.23	16.82	12.11	0.38	14.10	11.35
	OSAVI	0.22	17.09	12.29	0.36	14.41	11.60
	红边位置(λ_a)	0.19	17.25	12.42	0.27	15.36	12.37
	蓝边面积(S_c)	0.17	17.61	12.67	0.27	15.48	12.47
	红边振幅(D_a)	0.24	16.67	11.99	0.42	13.69	10.98

2.3 基于 SWR 的估算模型构建

为探究植被指数和植被指数结合光谱特征参数估算氮含量效果，利用分析的植被指数和光谱特征参数，将每个生育期的 70% 的样本作为建模集数据，30% 的样本作为验证集数

表 4 基于植被指数的 SWR 分析结果
Table 4 Results of SWR analysis based on vegetation indices

生育期	建模			验证		
	R^2	RMSE / %	NRMSE / %	R^2	RMSE / %	NRMSE / %
拔节期	0.58	26.74	8.63	0.74	23.87	8.06
挑旗期	0.71	16.42	7.48	0.81	15.79	7.41
开花期	0.73	11.11	6.37	0.83	10.75	6.14
灌浆期	0.37	15.18	10.93	0.29	17.75	14.29

表 5 基于植被指数结合光谱特征参数的 SWR 分析结果
Table 5 Results of SWR analysis based on vegetation indices combined with spectral characteristic parameters

生育期	建模			验证		
	R^2	RMSE / %	NRMSE / %	R^2	RMSE / %	NRMSE / %
拔节期	0.64	24.68	7.96	0.77	23.13	7.81
挑旗期	0.81	15.79	7.41	0.84	15.10	7.08
开花期	0.78	9.88	5.66	0.85	9.12	4.76
灌浆期	0.49	13.68	9.85	0.40	18.29	14.73

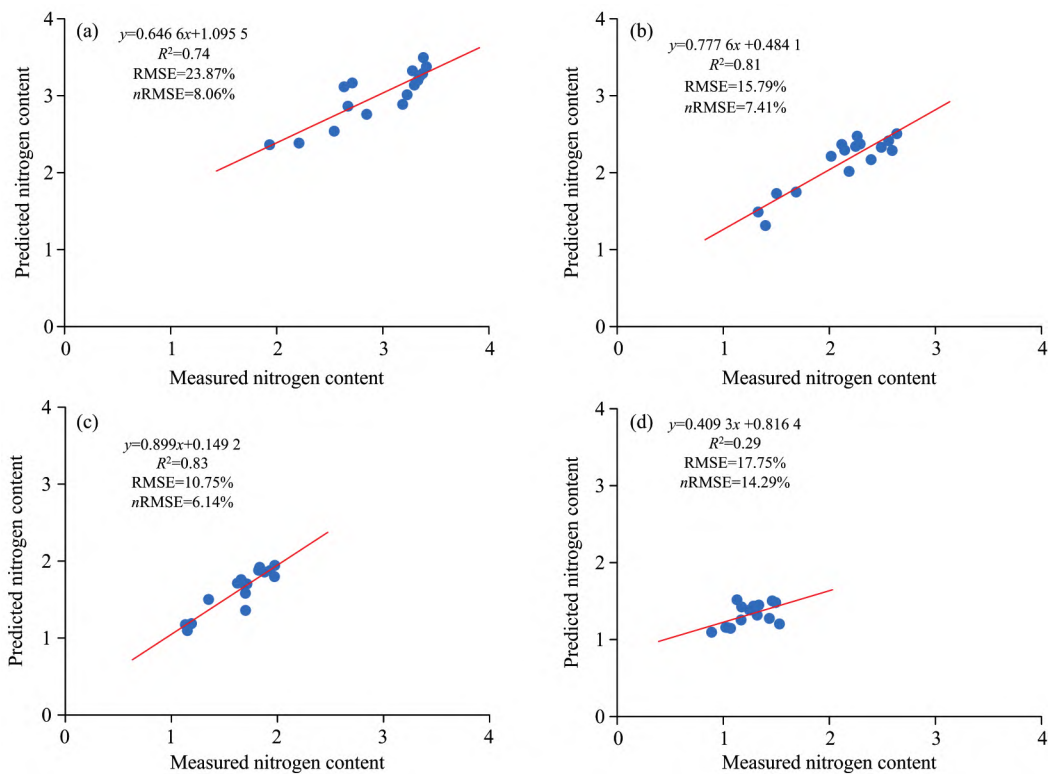


图 1 基于植被指数的 SWR 验证结果

(a): 拔节期; (b): 挑旗期; (c): 开花期; (d): 灌浆期

Fig 1 Results of SWR validation based on vegetation indices

(a): Joint stage; (b): Booting stage; (c): Flowering stage; (d): Filling stage

由表 4 和图 1 可知，利用 SWR 方法，将植被指数作为氮含量估算模型的自变量，构建的氮含量估算模型在不同生育期表现有差异。拔节期到开花期，建模的 R^2 的范围为 0.58~0.73，RMSE 的范围为 26.74%~11.11%，NRMSE 的范围为 8.63%~6.37%；验证的 R^2 的范围为 0.74~0.83，RMSE 的范围为 23.87%~10.75%，NRMSE 的范围为 8.06%~6.14%，建模和验证的 R^2 均随着生育期推移而

增加，同时 RMSE 和 NRMSE 减少，表明估算模型逐渐稳定，精度逐渐提高。开花期到灌浆期，建模 R^2 的范围为 0.73~0.37，RMSE 的范围为 11.11%~15.18%，NRMSE 的范围为 6.37%~10.93%；验证 R^2 的范围为 0.83~0.29，RMSE 的范围为 10.75%~17.75%，NRMSE 的范围为 6.14%~14.29%，建模和验证的 R^2 均随着生育期推移而减小，同时 RMSE 和 NRMSE 增加，表明估算模型稳定性降

增加，同时 RMSE 和 NRMSE 减少，表明估算模型逐渐稳定，精度逐渐提高。开花期到灌浆期，建模 R^2 的范围为 0.73~0.37，RMSE 的范围为 11.11%~15.18%，NRMSE 的范围为 6.37%~10.93%；验证 R^2 的范围为 0.83~0.29，RMSE 的范围为 10.75%~17.75%，NRMSE 的范围为 6.14%~14.29%，建模和验证的 R^2 均随着生育期推移而减小，同时 RMSE 和 NRMSE 增加，表明估算模型稳定性降

低,精度逐渐降低。

表 5 和图 2 显示了利用 SWR 方法,将植被指数结合光谱特征参数作为氮含量估算模型自变量得到的结果。拔节期到开花期,建模和验证的 R^2 的范围分别为 0.64~0.78、0.77~0.85, RMSE 的范围为 24.68%~9.88%、7.81%~4.76%, NRMSE 的范围为 7.96%~5.66%、7.81%~4.76%; 开花期到灌浆期,建模和验证的 R^2 的范围分别为 0.78~0.49、0.85~0.40, RMSE 的范围为 9.88%~13.68%、9.12%~18.29%, NRMSE 的范围为 5.66%~9.85%、4.76%~14.73%。得到的建模和验证 R^2 均高于、RMSE 和 NRMSE 均低于同生育期基于植被指数构建的估算

模型的 R^2 、RMSE 与 NRMSE。表明植被指数结合光谱特征参数构建的估算模型拟合性更好,精度更高。

通过不同生育期构建的氮含量估算模型对比发现,使用 SWR 方法,基于植被指数构建的估算模型在开花期达到最佳效果(建模 R^2 、RMSE 与 NRMSE 分别为 0.73、11.11%、6.37%,验证 R^2 、RMSE 与 NRMSE 分别为 0.83、10.75%、6.14%); 基于植被指数结合光谱特征参数的估算模型也在开花期效果最好(建模 R^2 、RMSE 与 NRMSE 分别为 0.78、9.88%、5.66%,验证 R^2 、RMSE 与 NRMSE 分别为 0.85、9.12%、4.76%)。

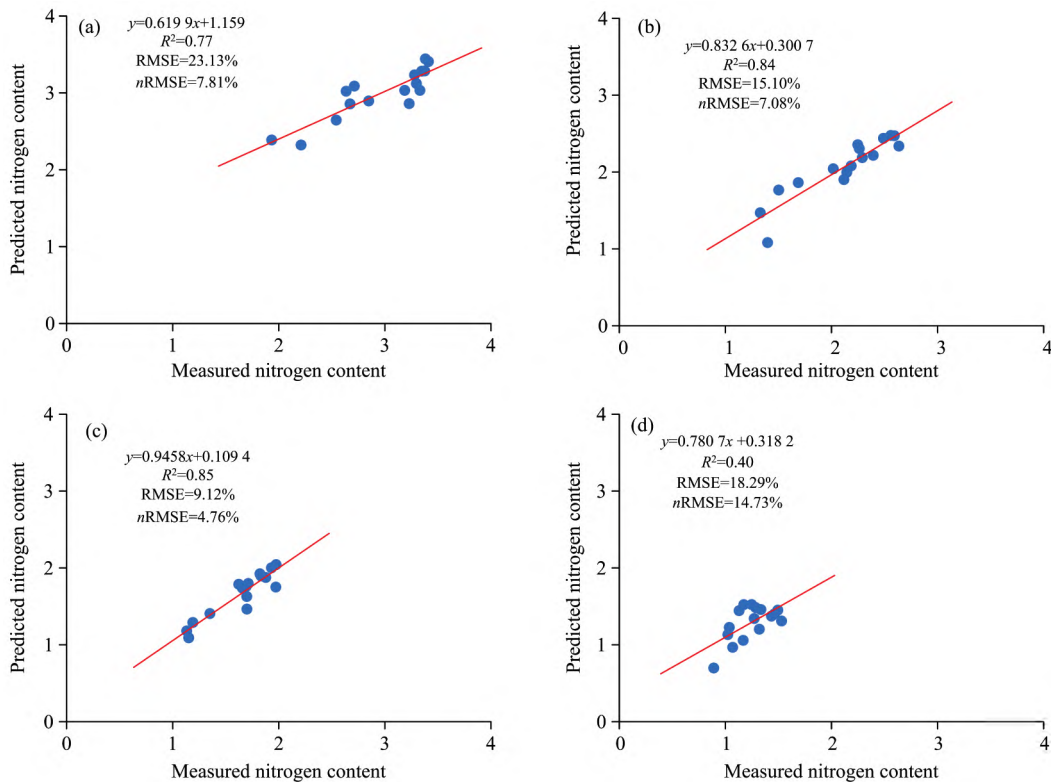


图 2 基于植被指数结合光谱特征参数的 SWR 验证结果

(a): 拔节期; (b): 挑旗期; (c): 开花期; (d): 灌浆期

Fig 2 Results of SWR validation based on vegetation indices combined with spectral characteristic parameters

(a): Joint stage; (b): Booting stage; (c): Flowering stage; (d): Filling stage

2.4 氮含量空间分布

由 2.3 可知,利用 SWR 方法,基于植被指数结合光谱特征参数构建的氮含量估算模型效果最佳,通过不同生育期的模型预测结果制作氮含量空间分布,如图 3 所示。由图 3 可知,拔节期氮含量较高,主要为 2.6%~3.3%,西部和东部地块的氮含量较低,中部地块的氮含量较高,大于 3.1%。挑旗期,氮含量降低,主要为 1.9%~2.3%,同时也表现为中部地块氮含量较高,西部和东部地块氮含量较低,中部氮含量大于 2.2%。开花期,随着生育期推移,氮含量进一步降低,中部地块呈现出较高的氮含量,大多高于 1.8%。根据不同生育期的氮含量分布结果可以明显地区分不同地块的氮含

量,同时估算的氮含量分布和实测氮含量具有很高的一致性,说明构建的估算模型精度较高。

目前,无人机遥感技术在农业领域发挥着重要作用,高光谱可以获取作物的敏感波段信息,更好地监测作物生长,在农业监测上具有更强的优势。

传统方法构建作物生理生化参数监测模型是通过单一植被指数,得到的监测模型存在饱和现象^[10]。本文利用逐步回归分析方法构建氮含量估算模型,模型保留了重要的因子,避免过度拟合。冬小麦 4 个主要生育期,单个植被指数或光谱特征参数估算氮含量能力弱, R^2 最高仅为 0.38,这是由于单个植被指数或光谱特征参数不能充分地反映作物的生长

状况, 敏感性较差。使用 SWR 方法估算氮含量, 在不同生育期均表现出较好的估算效果, 相比单个植被指数或光谱特征参数, 提高了氮含量估算能力。红边、黄边、蓝边作为高光

谱的特有波段, 与作物生长紧密相关, 将其作为光谱特征参数, 与植被指数结合, 并利用 SWR 方法估算不同时期的氮含量, 得到的估算模型效果更好, 相比基于植被指数构建的氮含量模型, 提高了模型的精度, 说明光谱特征参数对氮含量估算具有促进作用。

基于单个植被指数或光谱特征参数估算氮含量, 构建的估算模型效果不佳, 而基于多种植被指数, 植被指数结合光谱特征参数, 并通过 SWR 方法构建的氮含量估算模型效果较好, 精度较高。为验证本结论, 需在多个区域展开试验, 以得到更为准确和适用性更强的氮含量估算模型。

3 结 论

基于无人机搭载高光谱传感器获取的冬小麦不同生育期的遥感影像, 利用 SWR 方法分别以植被指数、植被指数结合光谱特征参数构建氮含量估算模型, 得到结论如下:

(1) 冬小麦 4 个生育期, 大部分光谱参数与氮含量的相关性呈现 0.01 显著水平。不同生育期光谱参数相关性最高的分别是 NPCI、LCI、红边位置(λ_n)、LCI, 相关系数绝对值分别为 0.680、0.680、0.662、0.589。

(2) 基于单个植被指数或光谱特征参数构建的氮含量估算模型精度较低。拔节期、挑旗期、开花期、灌浆期, 最佳估算模型对应的参数分别为 MSR(建模 $R^2=0.30$, RMSE=34.50%, NRMSE=11.13%)、LCI(建模 $R^2=0.38$, RMSE=24.27%, NRMSE=11.06%)、红边位置(λ_n)(建模 $R^2=0.38$, RMSE=16.76%, NRMSE=9.60%)、LCI(建模 $R^2=0.26$, RMSE=16.52%, NRMSE=11.89%)。

(3) 基于植被指数, 利用 SWR 方法构建的氮含量估算模型在开花期达到最佳效果(建模 R^2 、RMSE 与 NRMSE 分别为 0.73、11.11%、6.37%, 验证 R^2 、RMSE 与 NRMSE 分别为 0.83、10.75%、6.14%); 基于植被指数结合光谱特征参数, 利用 SWR 方法构建的氮含量估算模型拟合性、精度均优于植被指数, 开花期估算效果最佳(建模 R^2 、RMSE 与 NRMSE 分别为 0.78、9.88%、5.66%, 验证 R^2 、RMSE 与 NRMSE 分别为 0.85、9.12%、4.76%)。

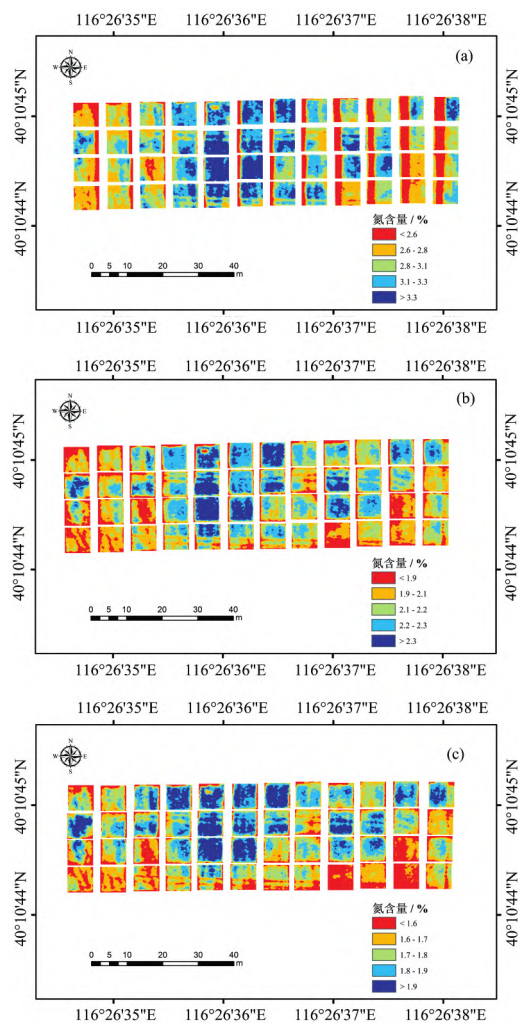


图 3 不同生育期氮含量空间分布

Fig. 3 Spatial distribution of nitrogen content in different growth stages

References

- [1] He L, Song X, Feng W, et al. Remote Sensing of Environment, 2016, 174: 122.
- [2] Bareth G, Aasen H, Bendig J, et al. Photogrammetric Fernerkundung Geoinformation, 2015, (1): 69.
- [3] LIU Shuai-bing, YANG Gui-jun, JIN Hai-tao, et al(刘帅兵, 杨贵军, 景海涛, 等). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2019, 35(11): 75.
- [4] JING Yu-hang, GUO Yan, ZHANG Hui-fang, et al(井宇航, 郭燕, 张会芳, 等). Journal of Henan Agricultural Sciences(河南农业科学), 2022, 51(2): 147.
- [5] Rodene E, XU G, Delen S P, et al. The Plant Phenome Journal, 2022, 5(1): e20030.
- [6] FAN Yi-guang, FENG Hai-kuan, LIU Yang, et al(樊意广, 冯海宽, 刘杨, 等). Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery(农业机械学报), 2022, 53(6): 202.
- [7] Wang W, Wu Y, Zhang Q, et al. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2021, 14: 6716.
- [8] FAN Yi-guang, FENG Hai-kuan, LIU Yang, et al(樊意广, 冯海宽, 刘杨, 等). Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析), 2022, 42(10): 3217.
- [9] Tao H, Feng H, Xu L, et al. Sensors, 2020, 20(4): 1231.

- [10] WU Wei-bin, LI Jia-yu, ZHANG Zhen-bang, et al(吴伟斌, 李佳雨, 张震邦, 等). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2018, 34(3): 195.
- [11] WEI Peng-fei, XU Xin-gang, LI Zhong-yuan, et al(魏鹏飞, 徐新刚, 李中原, 等). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2019, 38(5): 126.

Monitoring of Nitrogen Content in Winter Wheat Based on UAV Hyperspectral Imagery

FENG Hai-kuan^{1,2}, FAN Yi-guang¹, TAO Hui-lin¹, YANG Fu-qin³, YANG Gui-jun¹, ZHAO Chun-jiang^{1,2*}

1. Key Laboratory of Quantitative Remote Sensing in Agriculture, Ministry of Agriculture, Information Technology Research Center, Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences, Beijing 100097, China
2. National Engineering and Technology Center for Information Agriculture, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210095, China
3. College of Civil Engineering, Henan University of Engineering, Zhengzhou 451191, China

Abstract The nitrogen content of crops affects the growth status of crops. A suitable nitrogen content can greatly improve the growth and yield of crops. Therefore, it is very important to monitor nitrogen content quickly. This study aimed to explore the potential of combining vegetation indices and spectral feature parameters acquired by UAV imaging hyperspectral to improve the accuracy of nitrogen content estimation during key growth stages of winter wheat. Firstly, the UAV was used as a remote sensing platform with hyperspectral sensors to acquire hyperspectral remote sensing images of four major growth stages of winter wheat: plucking, flag picking, flowering, and filling stages, and the nitrogen content data of each growth stage were measured. Secondly, based on pre-processed hyperspectral images, we extracted the canopy reflectance data of winter wheat at each growth stage. As a result, we constructed 12 vegetation indices and 12 spectral feature parameters that can better reflect the nitrogen nutrient status of the crop. Then, the correlation between the spectral parameters and the nitrogen content of winter wheat was calculated, and vegetation indices and spectral feature parameters with a strong correlation with the nitrogen content in each growth period were screened out. Finally, a nitrogen content estimation model based on vegetation indices and vegetation indices combined with spectral feature parameters was constructed using Stepwise Regression (SWR) analysis. The results showed that (1) most of the selected vegetation indices and spectral feature parameters were highly correlated with the N content of winter wheat. Among them, the correlation of vegetation indices was higher than that of spectral feature parameters; (2) although it is feasible to estimate winter wheat based on individual vegetation indices or spectral feature parameters, the accuracy needs to be further improved. (3) compared with a single vegetation index or spectral feature parameter, the accuracy and stability of the nitrogen content estimation model constructed by vegetation index combined with spectral feature variables using the SWR method were higher (at the plucking stage: modeling $R^2=0.64$, RMSE=24.68%, NRMSE=7.96%, validation $R^2=0.77$, RMSE=23.13%, NRMSE=7.81%; flag picking phase: modeling $R^2=0.81$, RMSE=15.79%, NRMSE=7.41%, validation $R^2=0.84$, RMSE=15.10%, NRMSE=7.08%; flowering phase: modeling $R^2=0.78$, RMSE=9.88%, NRMSE=5.66%, validation $R^2=0.85$, RMSE=9.12%, NRMSE=4.76%; filling stage: modeling $R^2=0.49$, RMSE=13.68%, NRMSE=9.85%, validation $R^2=0.40$, RMSE=18.29%, NRMSE=14.73%). The results showed high accuracy and stability of the winter wheat N content estimation model constructed by combining vegetation indices and spectral feature parameters obtained by UAV imaging hyperspectral. The research results can provide a reference for the spatial distribution and precise management of winter wheat N content.

Keywords Unmanned aerial vehicle; Winter wheat; Hyperspectral; Nitrogen content; Stepwise regression; Spectral feature parameters

(Received Nov. 6, 2022; accepted May 29, 2023)

* Corresponding author