· 农业信息与电气技术 ·

无人机遥感与地面观测的多模态数据融合反演水稻氮含量

王宇唯[1]，马 旭[1,4]，谭穗妍[2※]，贾兴娜[3]，陈嘉盈[1]，秦亦娟[1]，胡希红[2]，郑惠文[2]

（1. 华南农业大学工程学院，广州 510642；2. 华南农业大学电子工程学院，广州 510642；
3. 肇庆市农业科学研究所，肇庆 526070；4. 新疆农业大学机电工程学院，乌鲁木齐 830052）

摘 要：准确监测水稻田间生长过程中的氮含量，保证按需高效施肥，对提高水稻产量和肥效利用率具有重要意义。该研究基于无人机遥感与地面观测的多模态数据融合构建了水稻拔节后期叶片（leaf nitrogen content，LNC）和植株氮含量（plant nitrogen content，PNC）反演模型，显著提高反演水稻氮含量的准确性。通过 2021 和 2022 年开展两次田间试验，利用无人机搭载多光谱和 RGB 相机在拔节后期获取稻田冠层遥感影像；从多光谱影像中提取植被指数（vegetation index，VI）和纹理特征值（texture feature value，TFV），TFV 使用灰度共生矩阵方法提取，对 TFVs 进行组合构建纹理指数（texture index，TI）；使用 RGB 影像结合地面参考法获取各小区估测冠层高度（estimating canopy height，ECH）；人工收集各小区实测冠层高度及田间氮素管理数据（field nitrogen management data，FN）作为地面观测数据；使用凯氏定氮法获取水稻 LNC 和 PNC；采用最大互信息系数评估和筛选特征；使用随机森林回归算法分别构建水稻 LNC 和 PNC 反演模型。结果表明：使用 TFVs 组合构建的 TIs 能显著提升纹理信息与 LNC 和 PNC 的相关性，当无人机飞行高度为 100 m 时，灰度共生矩阵的滑动窗口尺寸为 9×9（像素）时构建的比值纹理指数表现最优，相比最优 TFV，MIC 值均提升了 11.48%；从遥感影像提取的估测冠层高度具有较高的估测精度，决定系数（coefficient of determination，R^2）、均方根误差（root mean squared error，RMSE）和平均绝对误差（mean absolute error，MAE）分别为 0.77、3.4 cm 和 2.8 cm；无人机遥感与地面观测的多模态数据融合可显著提升 LNC 和 PNC 的反演精度，综合考虑反演精度和实际操作的便捷性，推荐田间生产中使用特征组合为：VI+TI+ECH+FN。研究结果表明，无人机遥感与地面观测的多模态数据融合构建随机森林回归模型可准确反演水稻氮含量，可为水稻田间管理和施肥决策提供科学依据。

关键词：无人机；遥感；地面观测；多模态数据；融合；水稻氮含量
doi：10.11975/j.issn.1002-6819.202404175
中图分类号：S158.7 **文献标志码**：A **文章编号**：1002-6819(2024)-18-0100-10

王宇唯，马旭，谭穗妍，等. 无人机遥感与地面观测的多模态数据融合反演水稻氮含量[J]. **农业工程学报**，2024，40(18)：100-109. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202404175 http://www.tcsae.org
WANG Yuwei, MA Xu, TAN Suiyan, et al. Inverting rice nitrogen content with multimodal data fusion of unmanned aerial vehicle remote sensing and ground observations[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2024, 40(18): 100-109. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202404175 http://www.tcsae.org

0 引 言

氮素是作物生长所需关键营养元素，过量或不足均会对作物长势、产量和品质产生负面影响；此外，过量施用氮肥会造成土壤和水体污染[1-2]。水稻营养生长阶段通常在拔节后期追施穗肥，具有促进穗部发育、增加每穗颖花数、增加粒重及减少空秕粒的作用[3]。因此，准确、及时地监测拔节后期稻田氮素营养状况，并据此优化施肥策略，对保障水稻产量和环境保护具有重要意义。

传统作物氮营养监测需要进行人工采样和化学分析，具有破坏性和滞后性，劳动密集且成本高昂，较难应用于大田作物营养状况的快速评估[4]。近年，无人机遥感技术由于其能够灵活获取高时空分辨率遥感影像且成本相对较低，在田间尺度作物生长参数监测领域受到广泛关注[5-8]。叶片氮含量（leaf nitrogen content，LNC）和植株氮含量（plant nitrogen content，PNC）是评估作物氮素营养状况的重要指标[9-10]，已有相关研究使用无人机平台反演作物氮含量。冯帅等[11] 从无人机高光谱数据中筛选不同生育期的敏感波段两两随机组合构建植被指数（vegetation index，VI），以各生长期内较优的 3 种 VIs 作为输入构建反演模型，实现了多个生育期东北粳稻冠层 LNC 估测。许童羽等[12] 利用偏振遥感技术，研究发现特定角度下的偏振光谱与水稻氮素含量高度相关，利用连续投影法提取特征波段，构建了由 2 个波段组成的偏振光谱植被指数，有效提升了分蘖期水稻冠层 LNC 的反演精度。COLORADO 等[13] 使用无人机获取多光谱

收稿日期：2024-04-24 修订日期：2024-08-09
基金项目：广东省重点领域研发计划项目（2023B0202130001）；广州市科技重点研发计划项目（2024B03J1310）；国家自然科学基金项目（52175226）；广东省科技厅课题（KTP20210196）
作者简介：王宇唯，博士生，研究方向为无人机农业定量遥感。
Email：wangyuwei@stu.scau.edu.cn
※通信作者：谭穗妍，博士，高级实验师，硕士生导师，研究方向为农业信息化和精准农业。Email：tansuiyan@scau.edu.cn

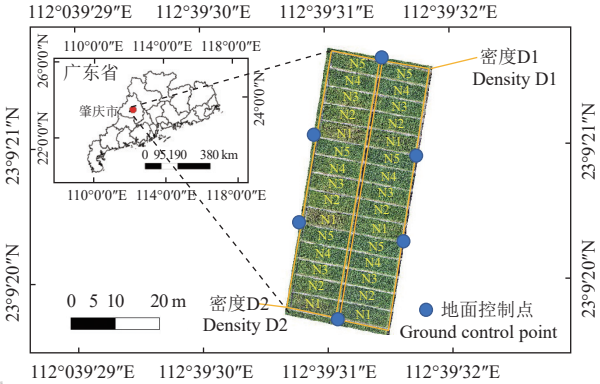
影像，通过结合 GRABCUT 分割算法提取的 VI 与机器学习模型，实现对水稻冠层 LNC 的反演。SHENDRYK 等[14]基于无人机多光谱影像生成的 VI 图像中提取多种特征对甘蔗的 LNC 进行反演。虽然 VI 已被广泛应用于反演作物氮含量，但 VI 在高植被覆盖区域会出现饱和效应，且对光照条件和大气因素敏感，存在一定局限性[15-16]。研究表明[17]通过融合无人机获取的多种模态数据，可进一步提升作物生长参数估测反演精度。陈鹏等[18]、郭燕等[19]研究发现将 VI 与遥感影像提取的纹理特征值融合，可进一步提升对马铃薯叶片叶绿素含量和冬小麦植株氮含量的反演精度。车荧璞等[20]、LU 等[21]、ADELUYI 等[22]研究发现在 VI 的基础上引入遥感影像获取的作物冠层空间结构特征可以进一步提升作物生长参数的反演精度。上述研究表明，目前研究主要集中于 LNC 的反演，而 PNC 能够更全面地反映作物的整体氮营养状况，探索构建水稻 PNC 反演模型对于优化氮肥施用策略具有重要意义；以往研究多将纹理特征值（texture feature value，TFV）直接用于模型构建，未对其进一步优化，此外，灰度共生矩阵的滑动窗口尺寸对纹理特征的提取具有重要影响，确定最优滑动窗口尺寸可提高纹理特征与作物氮含量的相关性，进而提升反演模型精度；多数研究仅讨论使用无人机获取植被指数和另一种模态数据进行融合对作物参数的反演效果的影响，需进一步探索无人机遥感与地面观测的多种模态数据融合建模对水稻氮含量反演精度的影响，以提高水稻氮含量的反演精度。

因此，本文以水稻拔节后期 LNC 和 PNC 为研究对象，通过 2021 年和 2022 年晚稻开展两次田间试验，使用无人机搭载多光谱和 RGB 相机获取稻田冠层遥感影像。从多光谱影像中提取水稻的 VIs 和 TFVs，对 TFVs 进行组合计算得到纹理指数（texture index，TI），并确定构建 TIs 的最优滑动窗口尺寸；使用 RGB 影像和地面参考法获取水稻估测冠层高度（estimating canopy height，ECH）；人工收集各试验小区实测冠层高度（measuring canopy height，MCH）和田间氮素管理数据（field nitrogen management data，FN）作为地面观测数据；使用随机森林回归算法分别构建水稻 LNC 和 PNC 反演模型，以期提升水稻拔节后期 LNC 和 PNC 的反演精度，为水稻田间管理和施肥决策提供科学依据。

1　材料与方法

1.1　试验设计

本研究在广东省肇庆市农业科学研究所沙浦试验基地开展，该所拥有国家水稻产业技术体系综合试验站，基地地理位置（112°39′E，23°9′N，海拔：3 m）如图 1 所示。基地主要土壤类型为沙壤土，该土壤含有机质 20.3 g/kg、全氮 1.34 g/kg、有效磷 13.6 mg/kg、速效钾 61.8 mg/kg，前茬作物为水稻。年平均气温 21.93 ℃，极端最高气温为 37.8 ℃，极端最低气温为 1 ℃，平均日照 1 815.72 h，平均降雨量为 1 637 mm，属热带季风气候。主要作物为水稻，早稻 3 月初播种，7 月中下旬收获，晚稻 8 月初播种，11 月中下旬收获。



注：N1～N5 分别代表纯氮含量为 0、90、180、270、360 kg·hm^{-2} 的 5 个施氮处理。D1 和 D2 表示插秧机固定行距为 30 cm，株距分别为 14 cm 和 21 cm。下同。

Note: N1-N5 represent five nitrogen application treatments with nitrogen content of 0, 90, 180, 270, 360 kg·hm^{-2}, D1 and D2 represent planting densities with a fixed row spacing of 30 cm and plant spacing of 14 cm and 21 cm, respectivelyrespectively. Same below.

图 1　研究试点位置示意图（以 Exp.1 为例）

Fig.1　Schematic diagram of the research pilot location (Exp.1 as an example)

研究于 2021 和 2022 年晚稻开展了两次田间试验，试验品种均为杂交稻广 8 优 2 156[23]。在试验一（Experiment 1，Exp.1）中，于 2021 年 7 月 25 日播种，8 月 10 日移栽，11 月 29 日收获，于 9 月 22 日进行拔节后期数据收集。各试验小区的设计尺寸为长 10.8 m、宽 3.5 m，面积为 37.8 m^2，试验小区布局如图 1 所示。研究使用插秧机进行插秧作业，进行两种不同密度的栽插设计，插秧机固定行距为 30 cm，株距分别为 14 cm（D1）和 21 cm（D2），D1 和 D2 均为机插秧常规栽插密度；设计 5 个施氮处理并进行 3 次重复，纯氮含量分别为 0、90、180、270、360 kg/hm^2，氮肥分为基肥、分蘖肥、穗肥，按 4∶3∶3 施用。磷肥（P_2O_5）130 kg/hm^2，钾肥（K_2O）180 kg/hm^2 一次性做基肥施入，磷钾肥各小区一致。供试肥料为尿素（含纯氮 46%）、过磷酸钙（含 P_2O_5 12%）、氯化钾（含 K 60%）。试验区外部种植约 2 m 宽的保护行，病虫草害的田间管理措施与当地高产栽培一致。

在试验二（Experiment 2，Exp.2）中，于 2022 年 7 月 19 日播种，8 月 2 日移栽，11 月 30 日收获，于 9 月 16 日进行拔节后期数据收集。设计 5 个施氮处理并进行 3 次重复，纯氮含量分别为 0、45、90、180、270 kg/hm^2，氮肥分为基肥、分蘖、穗肥，按 4∶3∶3 施用。其他安排与试验一相同。

1.2　地面数据收集

1.2.1　氮含量数据

地面数据与遥感数据在同日进行收集。首先，沿着每个试验小区的两条对角线均匀间隔地调查 20 穴水稻植株的分蘖数，取平均值作为该小区的平均分蘖数；然后，选择分蘖数接近小区平均分蘖数的 3 穴水稻作为样本，为避免边界效应影响，采样范围不包括每个小区的边界区域。用水冲洗植株并去除根部，将水稻植株剪切为叶

片和茎秆两部分；在 105 ℃ 下杀青 45 min，85 ℃ 下烘干至恒定质量；每个小区选择的 3 穴水稻的叶片样本平均干质量和茎杆样本平均干质量分别记录为该小区的叶片生物量和茎杆生物量（g）；将干燥后的叶片和茎杆样本研磨成粉末；使用凯氏定氮法分别测定叶片氮含量和茎杆氮含量，文中所述氮含量指干燥研磨后样本的氮质量分数（g/kg）。植株氮含量计算如式（1）所示：

$$\text{植株氮含量}=\frac{\text{叶氮含量}\times\text{叶生物量}+\text{茎氮含量}\times\text{茎生物量}}{\text{叶生物量}+\text{茎生物量}} \tag{1}$$

1.2.2 人工测量水稻冠层高度（MCH）数据

为验证从无人机 RGB 影像中提取冠层高度的准确性，使用直尺测量了各试验小区水稻冠层高度，最小测量单位为 1 mm。在每个试验小区中，沿小区两条对角线等间隔选取 10 株水稻作为样本，测量样本植株高度；并计算 10 个样本高度的均值作为该小区的 MCH 的代表值。为避免边界效应影响，采样范围不包括各小区的边界区域。数据均由研究人员收集，MCH 可视为冠层高度的真实值。

1.2.3 田间氮素管理（FN）数据

将各小区基肥施用量与分蘖肥施用量相加，获得采样日之前各小区的氮肥施用量作为 FN（kg/hm^2）。

1.3 无人机遥感数据采集及预处理

本文使用无人机为大疆创新科技有限公司（DJI）生产的大疆精灵 4 多光谱版（P4M）和大疆精灵 4 RTK 版（P4R）。P4M 搭载一体式多光谱成像系统，多光谱相机型号为 DJI FC6360，集成了 5 个多光谱镜头，分别对应 450 nm（蓝）、560 nm（绿）、650 nm（红）、730 nm（红边）和 840 nm（近红外）波段，P4M 顶部安装光强传感器对进行光照强度补偿。P4R 搭载一体式可见光成像系统，相机型号为 DJI FC6310R。P4M 和 P4R 均集成有实时动态定位（real-time kinematic，RTK）模块，可提供实时的厘米级定位数据。两台无人机均装载 DJI TimeSync 系统，可实现飞控、相机与 RTK 的时钟系统微秒级同步，将相机成像时刻误差限制在毫秒级；系统对相机镜头中心和 RTK 天线中心的位置进行补偿，降低位置信息与相机的时间误差，为遥感影像提供精确的位置信息。

每次飞行作业均选择晴朗少云低风速的当地时间 10:00—14:00 进行。P4M 飞行作业参数设置如下：拍照模式为等时拍照，飞行速度 6.9 m/s，高度 100.0 m，地表分辨率为 5.3 cm/像素，航向和旁向重叠率均为 80%。在试验区内布置反射率灰板，用于多光谱影像的辐射定标，所选用灰板的反射率为 50%，无人机拍摄灰板影像的高度为灰板边长的 7 倍。P4R 飞行作业参数设置如下：拍照模式为等时拍照，飞行速度 2.0 m/s，高度 25.0 m，地表分辨率为 0.7 cm/像素，航向和旁向重叠率均为 75%。

使用相机提供的暗电流校正参数对遥感影像进行了暗电流去除处理，去除由传感器热噪声引起的背景噪声。应用 Brown 校正模型对影像进行畸变校正，消除相机镜头引起的径向和切向畸变，保证了影像的几何真实性。使用 Pix4Dmapper 4.5.6 软件处理和拼接多光谱和可见光图像，选择合适的图像与地面控制点数据导入软件，进行特征点的提取与匹配；基于特征点构建的稀疏点云和相机姿态参数，使用光束法区域网平差进行优化，获取稀疏点云；以稀疏点云为种子点，进行加密和过滤构建密集点云，使用地面控制点对点云数据进行校正；使用默认参数构建网格和纹理，最后生成数字表面模型（digital surface model，DSM）和数字正射影像。本文采用的坐标系为 WGS 84/UTM zone 49N 投影坐标系。

1.4 多光谱影像特征提取

1.4.1 植被指数（VI）提取

研究选用 12 个 VIs（表 1），使用 Pix4Dmapper 软件对不同波段的反射率图像组合计算生成 VI 图像。使用 ArcGIS 10.2 软件绘制各试验小区的矢量图并分配属性编号，为避免边缘效应影响，在绘制每个小区的感兴趣区域时避开小区边界部分。使用 ArcGIS 软件的分区统计工具处理研究区域的矢量图和 VI 图像，计算得出每个试验小区感兴趣区域范围内 VI 的平均值，作为该试验小区 VI 的代表值。

表 1 本文使用的植被指数及其计算公式

Table 1 Vegetation index and the formula used in this study

植被指数 Vegetation index (VI)	公式 Formula	文献 Reference
归一化差异植被指数 Normalized difference vegetation index	$\mathrm{NDVI}=\frac{R_{\mathrm{NIR}}-R_{\mathrm{RED}}}{R_{\mathrm{NIR}}+R_{\mathrm{RED}}}$	[24]
绿度归一化差异植被指数 Green normalized difference vegetation index	$\mathrm{GNDVI}=\frac{R_{\mathrm{NIR}}-R_{\mathrm{GRE}}}{R_{\mathrm{NIR}}+R_{\mathrm{GRE}}}$	[25]
归一化差异红色边缘指数 Normalized difference red edge index	$\mathrm{NDRE}=\frac{R_{NIR}-R_{REG}}{R_{NIR}+R_{REG}}$	[26]
叶面叶绿素指数 Leaf chlorophyll index	$\mathrm{LCI}=\frac{R_{NIR}-R_{REG}}{R_{NIR}+R_{RED}}$	[27]
优化土壤调节植被指数 Optimized soil adjusted vegetation index	$\mathrm{OSAVI}=\frac{(1+0.16)(R_{NIR}-R_{RED})}{R_{NIR}+R_{RED}+0.16}$	[28]
差值植被指数 Difference vegetation index	$\mathrm{DVI}=R_{\mathrm{NIR}}-R_{\mathrm{RED}}$	[29]
比值植被指数 Ratio vegetation index	$\mathrm{RVI}=\frac{R_{NIR}}{R_{RED}}$	[30]
大气阻抗值被指数 Atmospherically resistant vegetation index	$\mathrm{ARVI}=\frac{R_{NIR}-(2R_{RED}-R_{BLUE})}{R_{NIR}+(2R_{RED}-R_{BLUE})}$	[31]
增强型植被指数 Enhanced vegetation index	$\mathrm{EVI}=2.5\left(\frac{R_{NIR}-R_{RED}}{R_{NIR}+6R_{RED}-7.5R_{BLUE}+1}\right)$	[32]
红边叶绿素指数 Red-edge chlorophyll index	$\mathrm{CI_{RE}}=\frac{R_{NIR}}{R_{REG}}-1$	[33]
重归一化差异植被指数 Renormalized difference vegetation index	$\mathrm{RDVI}=\frac{R_{\mathrm{NIR}}-R_{\mathrm{RED}}}{\sqrt{R_{\mathrm{NIR}}+R_{\mathrm{RED}}}}$	[34]
土壤调节植被指数 Soil-adjusted vegetation index	$\mathrm{SAVI}=\frac{(1+0.5)(R_{NIR}-R_{RED})}{R_{NIR}+R_{RED}+0.5}$	[35]

注：R_{NIR}、R_{REG}、R_{RED}、R_{GRE}、R_{BLUE} 分别为近红外波段（N）、红边波段（E）、红光波段（R）、绿光波段（G）、蓝光波段（B）的反射率。

Note: R_{NIR}, R_{REG}, R_{RED}, R_{GRE}, R_{BLUE} represent the reflectance of the near-infrared band (N), red edge band(E), red light band(R), green light band(G), and blue light band(B), respectively.

1.4.2 纹理特征提取

本文涉及的纹理特征包括纹理特征值（TFV）和纹理指数（TI）。灰度共生矩阵是 HARALICK 等提出的提取遥感影像纹理信息的一种常用方法，HARALICK 等基于灰度共生矩阵定义了 14 个 TFVs[36]。本文选择了 8 个

常用的 TFVs，分别为均值（mean，MEA）、方差（variance，VAR）、协同性（homogeneity，HOM）、对比度（contrast，CON）、相异性（dissimilarity，DIS）、信息熵（entropy，ENT）、相关性（correlation，COR）和二阶矩（second moment，SEM）[37]。P4M 多光谱相机具有 5 个光谱波段，因此可共获得 40 个 TFVs，本文中命名方法为波段+纹理（如蓝色波段（B）的均值（MAE）记为 B_MEA）。将各波段反射率图像输入 ArcGIS 软件，使用与提取 VI 提取过程中相同的感兴趣区域对影像进行掩膜处理，从感兴趣区域图像中计算提取 TFVs。灰度共生矩阵的具体参数设置如下：本文选择了 8 种滑动窗口尺寸（3×3、5×5、7×7、9×9、11×11、13×13、15×15 和 17×17 像素），用于研究滑动窗口尺寸对水稻氮含量反演精度的影响；灰度级设置为 64；像素间距设置为 1；中心像素相对 4 个方向（0°、45°、90°和 135°）计算特征值的均值记为中心像素值。感兴趣区域图像边界值在计算过程中会受到背景值的干扰因此被去除。各小区 TFV 图像的均值记为各小区 TFV 的代表值。

本文使用 TFVs 组合构建的三类 TIs 定义分别为：归一化差异纹理指数（normalized difference texture index，NDTI），比值纹理指数（ratio texture index，RTI），重归一化差异纹理指数（renormalized difference texture index，RDTI），其计算公式如下：

$$\mathrm{NDTI} = (T_1 - T_2)/(T_1 + T_2) \tag{2}$$

$$\mathrm{RTI} = T_1/T_2 \tag{3}$$

$$\mathrm{RDTI} = (T_1 - T_2)/\sqrt{(T_1 + T_2)} \tag{4}$$

式中 T_1 和 T_2 为从光谱波段中提取的 40 个 TFVs 中任意选取的 TFV。因此，每一类 TI 可以构成 1 600 种不同的纹理指数组合。

使用本团队开发的 Python 程序和 Visual Studio Code（VScode）1.88.0 软件实现多光谱影像纹理信息的提取和处理。

1.5　基于 RGB 影像与地面参考法估测水稻冠层高度

相比于多光谱相机，RGB 相机提供了更高的分辨率，因此本文使用 RGB 影像和地面参考法来估算水稻冠层高度[38]。分位数用于描述数据分布，将数据从小到大排序后进行百分位划分。第 1 和第 99 分位数分别表示有 1% 和 99% 的数据值低于此数值。首先，使用秧苗移栽前的试验区裸地遥感影像生成裸地 DSM，在各小区的感兴趣区域（排除小区边界部分）内计算裸地 DSM 的第 1 分位数，作为地面高程基准；然后，使用拔节后期的遥感影像生成水稻冠层的 DSM 数据，并在相同感兴趣区域内计算冠层 DSM 的第 99 分位数，作为冠层的上边界高度；最后，通过计算冠层 DSM 的第 99 分位数与裸地 DSM 的第 1 分位数之间的差值，估测各小区的冠层高度。

1.6　模型构建

LNC 和 PNC 的数据统计分析如表 2 所示。多模态数据融合方法通常分为数据级融合、特征级融合和决策级融合[39]。本文涉及的多模态数据包括光谱数据（VI）、纹理数据（TI）、估测冠层高度（ECH）、田间实测冠层高度（MCH）及田间氮素管理数据（FN），这些数据的融合属于特征级数据融合。考虑到数据集的规模相对较小，并且包含了不同年份及不同处理条件下的数据，为确保训练集和测试集之间能够实现均匀的数据分布，采取了手动划分数据集的方法。对于试验一（2021 年晚稻）和试验二（2022 年晚稻），分别选择 3 次重复试验中的第一次和第二次重复进行组合作为训练集），组合两次试验的第三次重复作为测试集，以保证评估过程的严谨性和测试模型的泛化能力。这样划分的目的是利用不同重复之间因微环境差异带来的数据变异性，同时确保各处理条件在训练集和测试集中均有覆盖，避免所有某一处理条件的数据全部集中在一个数据集中。这样能够防止模型只在某些特定条件下进行训练或测试，进而可能导致对未知数据的预测偏差。相比于随机划分或交叉验证，这种策略在数据量有限的情况下，更能均衡不同处理条件的数据分布，保证训练集和测试集的多样性，从而更可靠地评估模型在各种条件下的泛化能力。采用最大信息系数（maximal information coefficient，MIC）分析数据间的相关性并进行评估和筛选特征。MIC 同时考虑了数据间的线性和非线性的关系，其值越接近 1，代表相关性越好[40]。使用随机森林回归算法构建反演模型[41]。随机森林回归是一种集成学习算法，通过结合多个独立决策树的预测结果以增加模型多样性和鲁棒性。该算法使用 Bootstrap 抽样从原始数据集中生成多个子样本集，每个子样本集构建一棵决策树，允许数据点在多个样本集中重复出现，从而增加模型多样性；在每棵树的构建过程中，算法从随机选择的特征子集中进行节点分裂，这一策略进一步提高模型多样性并降低过拟合风险；该算法通过设置超参数来控制树的生长，以增强模型的泛化能力；最终模型的预测结果为所有决策树预测的平均值。本文构建模型中考虑的超参数包括树的数量，树的最大深度，内部节点再划分所需最小样本数和叶子节点最少样本数。使用网格搜索和 5 折交叉验证优化超参数，以确保模型最优性能。选用决定系数（coefficient of determination，R^2）、均方根误差（root mean squared error，RMSE）和平均绝对误差（mean absolute error，MAE）作为评价指标。R^2、RMSE 和 MAE 的计算方法参考文献 [40] 和 [42]。本文使用 Python 程序和 VScode 软件进行模型构建及测试。

表 2　叶片和植株氮含量 LNC 和 PNC 的数据统计分析

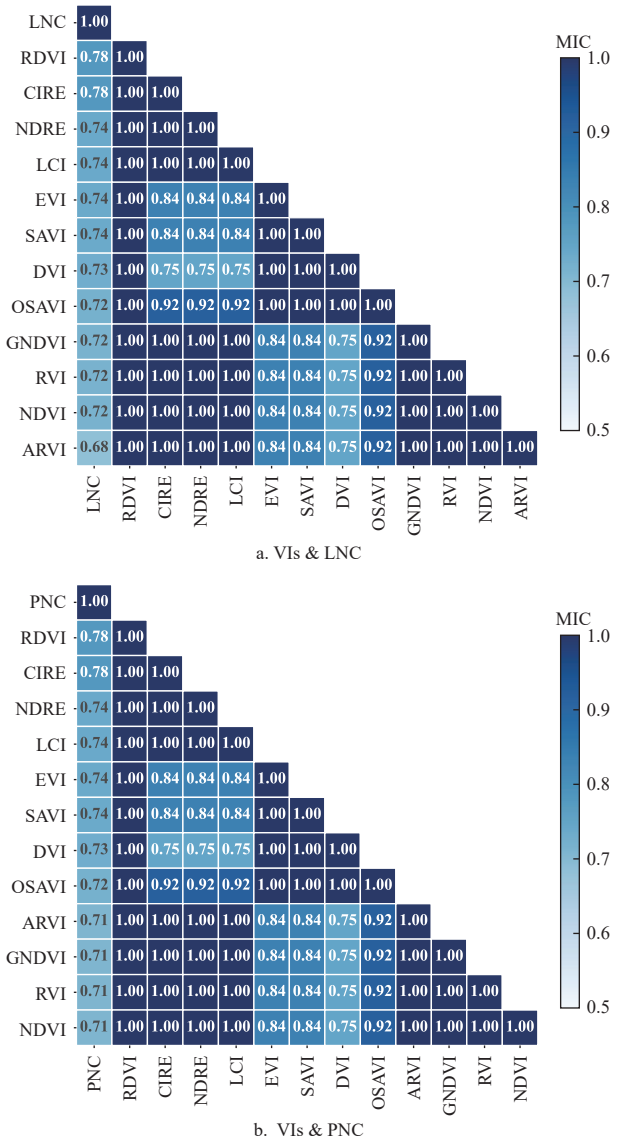
Table 2　Statistical analysis of LNC (leaf nitrogen content) and PNC (plant nitrogen content) data

参数 Parameter	数据集 Dataset	样本数量 Sample size	最大值 Maximum/(g·kg^{-1})	最小值 Minimum/(g·kg^{-1})	均值 Mean/(g·kg^{-1})	标准差 Standard deviation/(g·kg^{-1})	变异系数 Coefficient of variation/%
LNC	训练集	40	27.0	16.3	20.8	2.52	12.13
	测试集	20	27.0	15.5	20.1	3.02	15.02
	全集	60	27.0	15.5	20.6	2.69	13.09
PNC	训练集	40	17.0	9.4	13.09	1.78	13.57
	测试集	20	17.4	9.6	12.5	2.08	16.62
	全集	60	17.4	9.4	12.89	1.89	14.63

2 结果与分析

2.1 植被指数（VI）与水稻 LNC 和 PNC 的相关性

如图 2 所示，评估了所选用 VIs 与 LNC 和 PNC 之间的 MIC，所选 VIs 与 LNC 和 PNC 均具有较高的相关性；此外，所选 VIs 之间存在强相关性，多个 VIs 结合可能导致特征冗余。对于 LNC 和 PNC，相关性最高的 VI 均为 RDVI 和 CIRE，其 MIC 值均为 0.78。RDVI 与其他 VIs 均具有极高的相关性，可作为 VIs 的代表。因此，本文选择 RDVI 参与模型构建。

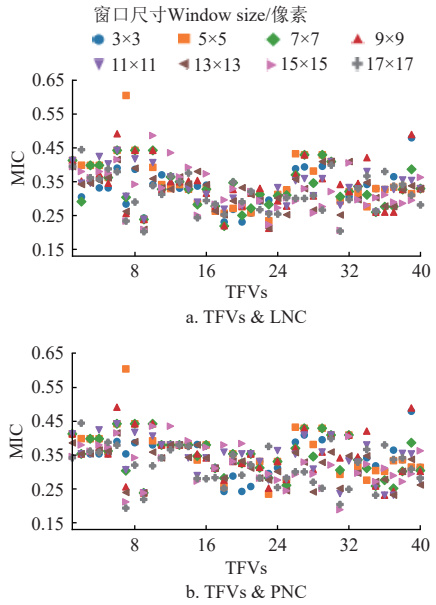


注：MIC 为最大信息系数，下同。
Note: MIC is maximal information coefficient, same below.

图 2 VIs 与 LNC 和 PNC 的相关性
Fig.2 Correlation of VIs with LNC and PNC

2.2 纹理特征值（TFV）与水稻 LNC 和 PNC 的相关性

如图 3 所示，评估了 40 个 TFVs 在不同窗口尺寸 LNC 和 PNC 之间的相关性。对于 LNC 和 PNC，表现最好的 TFV 均为窗口大小为 5×5 的 B_COR，MIC 值均为 0.61，且其他 TFVs 的 MIC 值均小于 0.50。与 VIs 相比，TFVs 与 LNC 和 PNC 之间的相关性较差。



注：按相同顺序提取蓝色（B）、绿色（G）、红色（R）、红边（E）和近红外（N）波段的 8 个 TFVs，40 个 TFVs 顺序编号为 1~40。
Note: Eight TFVs were extracted for Blue (B), Green (G), Red (R), Red Edge (E), and Near-Infrared (N) bands, resulting in a total of 40 TFVs (No.1-40).

图 3 纹理特征值 TFVs 与 LNC 和 PNC 的相关性
Fig.3 Correlation of TFVs (texture feature value, TFV) and LNC and PNC

2.3 纹理指数（TI）与水稻 LNC 和 PNC 的相关性

图 4 比较分析了不同窗口尺寸下 TIs 与 LNC 和 PNC 之间相关性。图 4a 展示了在不同窗口尺寸下 LNC 和三类 TIs 的最优 MIC 变化情况。NDTI 在窗口尺寸为 11×11 时 NDTI（E_ENT, N_ENT）表现最优，MIC 值为 0.67（图 5a）。RDTI 在窗口尺寸为 11×11 时 RDTI（E_ENT, N_ENT）表现最优，MIC 值为 0.67（图 5b）。RTI 在窗口尺寸为 9×9 时 RTI（N_COR, B_HOM）表现最优，MIC 值为 0.68（图 5c）。图 4b 展示了 PNC 和三类 TIs 在不同窗口尺寸下的相关性变化情况，其整体变化趋势与 LNC 相似。

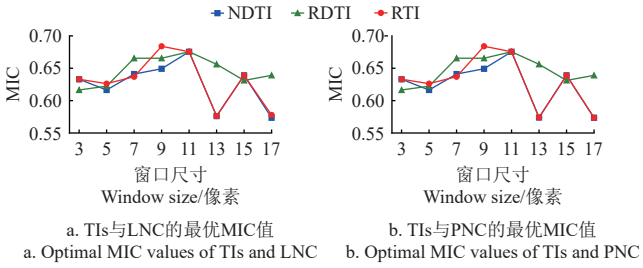
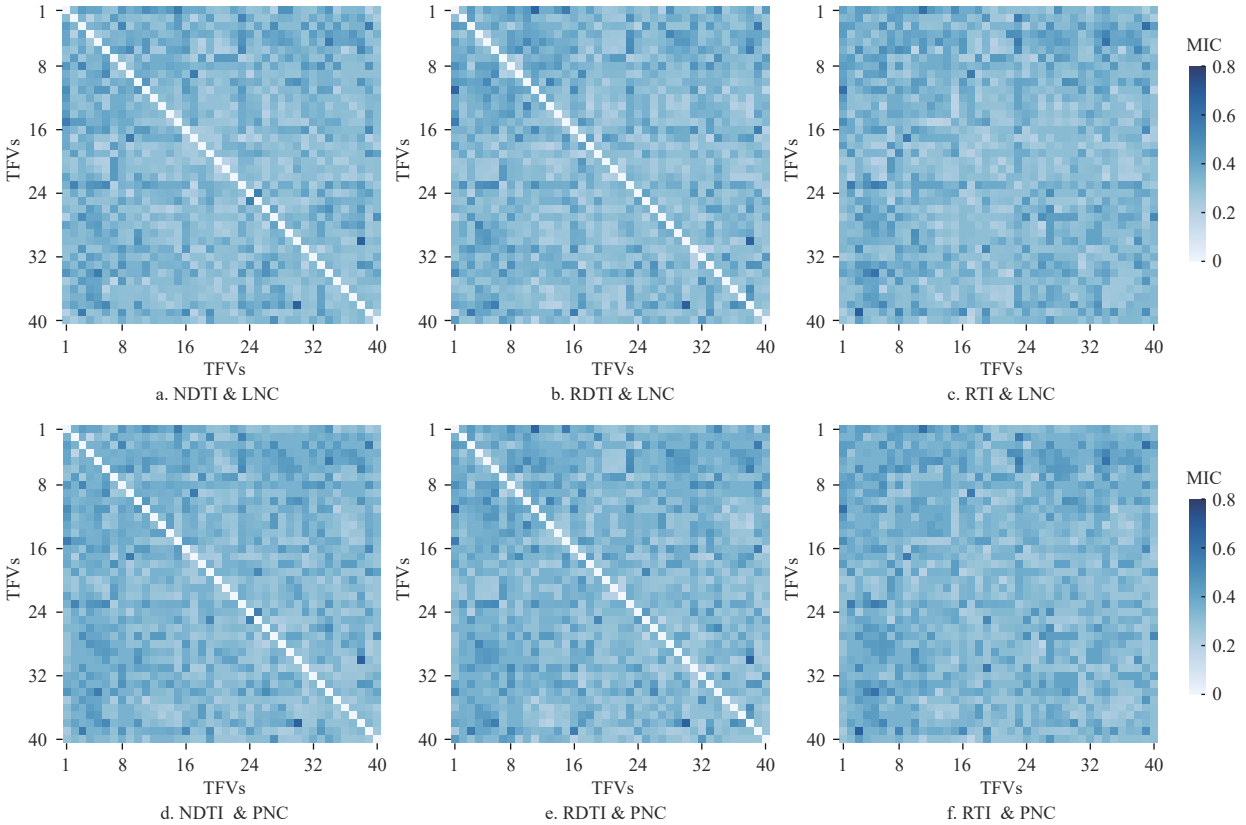


图 4 不同窗口尺寸下纹理指数 TIs 与 LNC 和 PNC 的相关性
Fig.4 Correlation of TIs (texture index) with LNC and PNC at different window sizes

结果表明，结合 TFVs 构建 TIs 可以显著增强图像纹理信息与 LNC 和 PNC 之间的相关性。随着窗口尺寸的增加，三类 TIs 与 LNC 和 PNC 的最优 MIC 整体变化趋势为先上升后下降，当窗口尺寸为 9×9 时的 RTI（N_COR, B_HOM）表现最优，MIC 为 0.68，相比最优 TFV 高出 11.48%。如图 4 所示，三类 TIs 与 LNC 和 PNC 的最优和次优的 MIC 值均在窗口尺寸为 9×9 和

11×11 下产生。这表明当滑动窗口尺寸为 9×9 和 11×11 时 TIs 与水稻 LNC 和 PNC 的相关性最强，窗口尺寸选择过小和过大均会降低 TIs 与水稻 LNC 和 PNC 的相关性。



注：图中的任一元素代表一种 TI 与 LNC 或 PNC 的 MIC 值；TI 由其水平和垂直坐标对应的 2 个 TFVs 计算得出；横纵坐标的含义请参考图 3 注。
Note: Each element in the figure represents the MIC for a TI with either LNC or PNC; The TI is calculated from the two TFVs corresponding to its horizontal and vertical coordinates; Please refer to the note in Fig.3 for the meanings of the horizontal and vertical coordinates.

图 5　NDTI（11×11）、RDTI（11×11）、RTI（9×9）与 LNC 和 PNC 的 MIC 值热图
Fig.5　Heatmaps of MIC values of NDTI (normalized difference texture index)(11×11), RDTI(renormalized difference texture index)(11×11), RTI (ratio texture index)(9×9) with LNC and PNC

2.4　估测冠层高度的精度评价

如图 6 所示，各小区 MCH 分布在 58.3～91.1 cm 范围内，ECH 和基于田间测量的 MCH 具有较高一致性，R^2、RMSE、MAE 分别为 0.77、3.4 cm、2.8 cm。

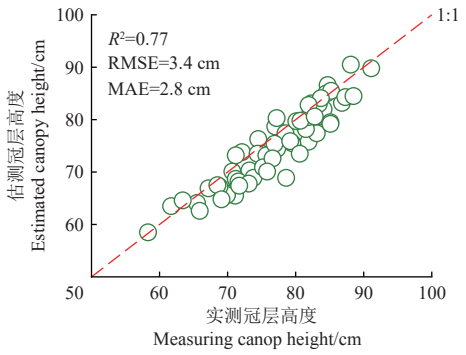


图 6　估测冠层高度与实测冠层高度的一致性
Fig.6　Consistency between estimated canopy height and measured canopy height

2.5　不同特征融合建模结果比较

表 3 展示了基于不同特征组合和随机森林回归模型反演 LNC 和 PNC 的试验结果。相较于单独使用 VI，无人机遥感与地面观测的多模态数据融合可以有效提升模型反演精度。单独使用 VI 反演氮含量时，对 LNC 的估计效果相较 PNC 更好，这是由于叶片直接参与光合作用，其光谱反射更能直接反映氮素含量；而 PNC 中包含的茎秆部分在遥感影像中难以直接观测，因此 VI 的反演效果相对较差。在仅使用两个特征融合时，VI+TI 组合对 LNC 的反演精度优于其他组合，由于 TI 包含水稻冠层的纹理信息，因此对 LNC 的提升效果相比其他特征更加明显；对于 PNC，VI+TI 组合仅次于 VI+MCH 组合，这表明纹理信息参与模型构建可显著改善水稻氮含量的反演精度。冠层高度数据（ECH 或 MCH）参与模型构建对 PNC 的反演精度提升效果相比 LNC 更为显著，这是由于冠层高度提供了关于植株整体生长状况的综合信息，因此对 PNC 的反演精度提升效果更加明显；MCH 相比于 ECH 对提升模型精度具有更好的效果。此外，FN 作为模型输入也可有效提升模型精度。

仅使用来自无人机的多模态数据进行融合时，特征组合为 VI+TI+ECH 时在测试集上表现最优，LNC 的 R^2，RMSE 和 MAE 分别为 0.822、1.242 g/kg 和 0.954 g/kg；PNC 的 R^2、RMSE、和 MAE 分别为 0.829、0.836 g/kg、0.718 g/kg。使用来自无人机遥感和地面观测的多模态数据融合时，特征组合为 VI+TI+MCH+FN 时在测试集上

表现最优，LNC 的 R^2、RMSE 和 MAE 分别为 0.854、1.124 g/kg 和 0.853 g/kg；PNC 的 R^2、RMSE 和 MAE 分别为 0.865、0.744 g/kg 和 0.570 g/kg。特征组合 VI+MCH+FN 和 VI+TI+ECH+FN 在测试集上获得次优结果，两种组合对 LNC 和 PNC 反演精度表现接近，略低于最优特征组合 VI+TI+MCH+FN。

表 3 基于不同特征组合和随机森林回归模型反演 LNC 和 PNC 精度比较

Table 3 Comparison of inversion accuracy of LNC and PNC based on different feature combinations and random forest regression models

特征 Feature	参数 Parameter	数据集 Dataset	R^2	RMSE/ (g·kg^{-1})	MAE/ (g·kg^{-1})
VI	LNC	训练集	0.830	1.027	0.764
		测试集	0.788	1.358	1.083
	PNC	训练集	0.838	0.705	0.533
		测试集	0.758	0.996	0.793
VI+TI	LNC	训练集	0.885	0.844	0.633
		测试集	0.805	1.301	0.987
	PNC	训练集	0.905	0.542	0.419
		测试集	0.796	0.914	0.700
VI+FN	LNC	训练集	0.834	1.015	0.771
		测试集	0.801	1.313	1.035
	PNC	训练集	0.915	0.510	0.384
		测试集	0.792	0.923	0.729
VI+ECH	LNC	训练集	0.903	0.775	0.590
		测试集	0.792	1.343	1.115
	PNC	训练集	0.950	0.391	0.306
		测试集	0.794	0.918	0.778
VI+MCH	LNC	训练集	0.902	0.778	0.581
		测试集	0.795	1.332	1.114
	PNC	训练集	0.887	0.589	0.437
		测试集	0.822	0.853	0.673
VI+TI+FN	LNC	训练集	0.880	0.863	0.654
		测试集	0.812	1.277	0.969
	PNC	训练集	0.950	0.392	0.294
		测试集	0.827	0.841	0.651
VI+TI+ECH	LNC	训练集	0.949	0.563	0.430
		测试集	0.822	1.242	0.954
	PNC	训练集	0.945	0.410	0.305
		测试集	0.829	0.836	0.718
VI+TI+MCH	LNC	训练集	0.908	0.756	0.576
		测试集	0.842	1.171	0.895
	PNC	训练集	0.921	0.492	0.386
		测试集	0.838	0.816	0.632
VI+ECH+FN	LNC	训练集	0.903	0.776	0.587
		测试集	0.807	1.295	1.075
	PNC	训练集	0.936	0.443	0.316
		测试集	0.761	0.991	0.832
VI+MCH+FN	LNC	训练集	0.909	0.750	0.561
		测试集	0.840	1.178	0.916
	PNC	训练集	0.909	0.529	0.400
		测试集	0.857	0.765	0.606
VI+TI+MCH+FN	LNC	训练集	0.921	0.701	0.516
		测试集	0.854	1.124	0.853
	PNC	训练集	0.941	0.425	0.324
		测试集	0.865	0.744	0.570
VI+TI+ECH+FN	LNC	训练集	0.953	0.542	0.426
		测试集	0.841	1.173	0.924
	PNC	训练集	0.949	0.398	0.307
		测试集	0.853	0.776	0.636

3 讨 论

以往研究多使用来自无人机的不同传感器获取的多模态数据进行融合，忽略了来自地面观测的多模态信息，且多数研究仅讨论了植被指数与另一种模态数据进行融合的情况，存在一定的局限性。无人机遥感与地面观测的多种模态数据融合可以有效弥补传统方法的不足，植被指数 VI 提供了水稻冠层的一维光谱信息，而纹理指数 TI 提供了二维空间纹理信息，冠层高度（ECH 或 MCH）则提供了三维空间结构信息，田间氮管理 FN 则提供了氮素管理信息。研究结果表明，无人机遥感与地面观测的多模态数据融合方法构建的模型在估测水稻氮含量时表现出更高的估测精度和泛化能力，特别是在复杂的田间环境下，多模态数据的融合能够有效减少过拟合风险，提高模型的泛化能力。

纹理是物体表面的内在特性，不依赖于颜色和亮度而变化，能够抑制同谱异物和同物异谱现象的发生[43]。大多数 TFV 与 LNC 和 PNC 的相关性较弱，对 TFVs 进行两两组合运算得到 TIs，有效提高了纹理特征与氮含量的相关性。窗口尺寸的选择显著影响纹理分析结果[44]。较小的窗口尺寸能够保留高空间分辨率，但可能夸大窗口内部变异。较大的窗口尺寸可捕捉更多信息，覆盖广泛区域降低局部变异影响，但大窗口可能包含非目标特征导致混淆分析结果。此外，过大的窗口尺寸可能导致纹理变化被过度平滑而无法有效提取纹理信息[45]。选择的窗口尺寸应该能够覆盖至少一个水稻机插行距，并涵盖数株水稻以获取代表性纹理信息。本文试验的栽插行距为 30 cm，株距为 14 和 21 cm（机插秧常规栽插密度）。因此，所选窗口尺寸至少需要能够覆盖 30 cm，结合多光谱镜头在 100 m 高度时地表分辨率 为 5.3 cm/像素，需选择 6 个像素以上的窗口尺寸。由于窗口尺寸为奇数，所以最小应选择 7×7 像素的窗口尺寸。为捕捉群体信息，避免窗口仅捕获单株局部信息，适当增加窗口尺寸，因此 9×9 和 11×11 像素适合作为较优的窗口尺寸，这与图 4 中展示的试验结果一致。

多模态数据融合有效提升了模型的反演精度。特征组合 VI+TI+MCH+FN 在测试集获得了最优表现，但 MCH 的获取需要进行一定的体力劳动，相对费时费力。特征组合 VI+TI+ECH+FN 的表现接近最优特征组合，且易操作性更高。因此，综合考虑反演精度和实际操作的便捷性，在生产中推荐使用特征组合 VI+TI+ECH+FN。后续研究应开发进一步提升 ECH 精度的方法，进而提升使用 ECH 参与构建模型的反演精度。本文尚存在部分局限性，仅讨论了在飞行高度为 100 m 时的最优滑动窗口尺寸，不同飞行高度下遥感影像地表分辨率不同，这有可能影响最优滑动窗口尺寸的选择。下一步研究将探讨不同飞行高度对最优滑动窗口尺寸选择的影响。此外，本文仅讨论了对拔节后期的 LNC 和 PNC 的反演情况，后续研究将开发其他生育期的 LNC 和 PNC 反演模型。

4 结 论

本文收集了不同年份、不同氮素处理和不同种植密度的田间水稻 LNC 和 PNC 数据。探索构建了基于无人机遥感与地面观测的多模态数据融合的水稻拔节后期

LNC 和 PNC 反演模型，进而准确反演水稻氮含量，为水稻田间管理和施肥决策提供科学依据。主要结论如下：

1）无人机遥感与地面观测的多模态数据融合，使用随机森林回归算法构建模型，可显著提升拔节后期水稻氮含量的反演精度，综合考虑模型精度和实际操作的便捷性，推荐田间生产中使用特征组合 (植被指数+纹理指数+估测冠层高度+田间氮素管理数据)。该特征组合在测试集上的表现为叶片氮含量（leaf nitrogen content，LNC）和植株氮含量（plant nitrogen content，PNC）反演时，决定系数（coefficient of determination，R^2）分别为 0.841、0.853，均方根误差（root mean squared error，RMSE）分别为 1.173、0.776 g/kg，平均绝对误差（mean absolute error，MAE）分别为 0.924、0.636 g/kg。

2）使用纹理特征值进行组合运算构建新特征纹理指数，以及选取适宜的滑动窗口尺寸可有效提升纹理信息与水稻氮含量的相关性。试验分析表明，当无人机飞行高度为 100 m 时，灰度共生矩阵的滑动窗口尺寸设为 9×9 像素时构建的比值纹理指数与 LNC 和 PNC 的相关性最优，最大信息系数（maximal information coefficient，MIC）值均为 0.68，相比最优纹理特征值（B_COR(5×5)），MIC 值均提升了 11.48%。对于水稻常规机插秧的栽插密度，当无人机飞行高度为 100 m 时，灰度共生矩阵的滑动窗口尺寸选择 9×9 或 11×11 时所构建的 TIs 与水稻 LNC 和 PNC 的相关性最优。

3）冠层高度作为输入特征参与随机森林回归模型构建可显著提升水稻氮含量的反演精度。试验分析表明：估测冠层高度显示出较高的估测精度，R^2、RMSE、MAE 分别为 0.77、3.4 cm、2.8 cm。冠层高度参与模型构建对 PNC 的反演精度提升效果相比 LNC 更为明显。

[参　考　文　献]

[1] 冯惠芬，李映雪，吴芳，等. 机器学习结合高光谱植被指数与 SPAD 值估算冬小麦氮含量[J]. 农业工程学报，2024，40(1)：227-237.
FENG Huifen, LI Yingxue, WU Fang, et al. Estimating winter wheat nitrogen content using SPAD and hyperspectral vegetation indices with machine learingl[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2024, 40(1): 227-237. (in Chinese with English abstract)

[2] 唐子竣，向友珍，王辛，等. 利用相关矩阵法优化光谱指数的冬油菜氮素营养诊断[J]. 农业工程学报，2023，39(17)：97-106.
TANG Zijun, XIANG Youzhen, WANG Xin, et al. Nitrogen nutrition diagnosis of winter oilseed rape using spectral indexes optimized by correlation matrix method[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2023, 39(17): 97-106. (in Chinese with English abstract)

[3] 陈云，李思宇，朱安，等. 播种量和穗肥施氮量对优质食味直播水稻产量和品质的影响[J]. 作物学报，2022，48(3)：656-666.
CHEN Yun, LI Siyu, ZHU An, et al. Effects of seeding rates and panicle nitrogen fertilizer rates on grain yield and quality in good taste rice cultivars under direct sowing[J]. Acta Agronomica Sinica, 2022, 48(3): 656-666. (in Chinese with English abstract)

[4] 王玉娜，李粉玲，王伟东，等. 基于无人机高光谱的冬小麦氮素营养监测[J]. 农业工程学报，2020，36(22)：31-39.
WANG Yuna, LI Fenling, WANG Weidong, et al. Monitoring of winter wheat nitrogen nutrition based on UAV hyperspectral images[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2020, 36(22): 31-39. (in Chinese with English abstract)

[5] 罗锡文，胡炼，何杰，等. 中国大田无人农场关键技术研究与建设实践[J]. 农业工程学报，2024，40(1)：1-16
LUO Xiwen, HU Lian, HE Jie, et al. Key technologies and practice of unmanned farm in China[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2024, 40(1): 1-16. (in Chinese with English abstract)

[6] 刘忠，万炜，黄晋宇，等. 基于无人机遥感的农作物长势关键参数反演研究进展[J]. 农业工程学报，2018，34(24)：60-71.
LIU Zhong, WAN Wei, HUANG Jinyu, et al. Progress on key parameters inversion of crop growth based on unmanned aerial remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2018, 34(24): 60-71. (in Chinese with English abstract)

[7] 于丰华，张鸿刚，金忠煜，等. 水稻农学理化参量无人机遥感反演研究现状与展望[J]. 沈阳农业大学学报，2023，54(2)：248-256
YU Fenghua, ZHANG Honggang, JIN Zhongyu, et al. Research status and prospect of unmanned aerial vehicle remote sensing in inversion of rice agronomic physicochemical parameters[J]. Journal of Shenyang Agricultural University, 2023, 54(2): 248-256 (in Chinese with English abstract).

[8] 刘建刚，赵春江，杨贵军，等. 无人机遥感解析田间作物表型信息研究进展[J]. 农业工程学报，2016，32(24)：98-106.
LIU Jiangang, ZHAO Chunjiang, YANG Guijun, et al. Review of field-based phenotyping by unmanned aerial vehicle remote sensing platform[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2016, 32(24): 98-106. (in Chinese with English abstract)

[9] WANG L, CHEN S, LI D, et al. Estimation of paddy rice nitrogen content and accumulation both at leaf and plant levels from UAV hyperspectral imagery[J]. Remote sensing, 2021, 13(15): 2956.

[10] 魏鹏飞，徐新刚，李中元，等. 基于无人机多光谱影像的夏玉米叶片氮含量遥感估测[J]. 农业工程学报，2019，35(8)：126-133.
WEI Pengfei, XU Xingang, LI Zhongyuan, et al. Remote sensing estimation of nitrogen content in summer maize leaves based on multispectral images of UAV[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2019, 35(8): 126-133. (in Chinese with English abstract)

[11] 冯帅，许童羽，于丰华，等. 基于无人机高光谱遥感的东北粳稻冠层叶片氮素含量反演方法研究[J]. 光谱学与光谱分析，2019，39(10)：3281-3287.
FENG Shuai, XU Tongyu, YU Fenghua, et al. Research of method for inversion nitrogen content in canopy leaves of aponica rice in northeastern china based on hyperspectral remote sensing of unmanned aerial vehicle[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(10): 3281-3287. (in Chinese with English abstract)

[12] 许童羽，杨佳欣，白驹驰，等. 基于无人机偏振遥感的水稻冠层氮素含量反演模[J]. 农业机械学报，2023，54(10)：171-178.
XU Tongyu, YANG Jiaxin, BAI Juchi, et al. Inversion model of nitrogen content of rice canopy based on UAV polarimetric remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(10): 171-178. (in Chinese with English abstract)

[13] COLORADO J D, CERA-BORNACELLI N, CALDAS J S, et al. Estimation of nitrogen in rice crops from UAV-captured images[J]. Remote Sensing, 2020, 12(20): 3396.

[14] SHENDRYK Y, SOFONIA J, GARRARD R, et al. Fine-scale prediction of biomass and leaf nitrogen content in sugarcane using UAV LiDAR and multispectral imaging[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2020, 92: 102177.

[15] 杭艳红，苏欢，于滋洋，等. 结合无人机光谱与纹理特征和覆盖度的水稻叶面积指数估算[J]. 农业工程学报，2021，37(9)：64-71.
HANG Yanhong, SU Huan, YU Ziyang, et al. Estimation of rice leaf area index combining UAV spectrum, texture features and vegetation coverage[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2021, 37(9): 64-71. (in Chinese with English abstract)

[16] ZHENG H, CHENG T, LI D, et al. Evaluation of RGB, color-infrared and multispectral images acquired from unmanned aerial systems for the estimation of nitrogen accumulation in rice[J]. Remote Sensing, 2018, 10(6): 824.

[17] MAIMAITIJIANG M, SAGAN V, SIDIKE P, et al. Soybean yield prediction from UAV using multimodal data fusion and deep learning[J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 237: 111599.

[18] 陈鹏，冯海宽，李长春，等. 无人机影像光谱和纹理融合信息估算马铃薯叶片叶绿素含量[J]. 农业工程学报，2019，35(11)：63-74.
CHEN Peng, FENG Haikuan, LI Changchun, et al. UAV image spectrum and texture fusion information to estimate potato leaf chlorophyll content[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2019, 35(11): 63-74. (in Chinese with English abstract)

[19] 郭燕，王来刚，贺佳，等. 基于多层级特征筛选和无人机影像的冬小麦植株氮含量预测[J]. 农业工程学报，2024，40(12)：174-182.
GUO Yan, WANG Laigang, HE Jia, et al. Predicting nitrogen content in winter wheat plants using multi-level sensitive featurefiltering and UAV imagery[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2024, 40(12): 174-182. (in Chinese with English abstract)

[20] 车荧璞，王庆，李世林，等. 基于超分辨率重建和多模态数据融合的玉米表型性状监测[J]. 农业工程学报，2021，37(20)：169-178.
CHE Yingpu, WANG Qing, LI Shilin, et al. Monitoring of maize phenotypic traits using super-resolution reconstruction and multimodal data fusion[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2021, 37(20): 169-178. (in Chinese with English abstract)

[21] LU J, CHENG D, GENG C, et al. Combining plant height, canopy coverage and vegetation index from UAV-based RGB images to estimate leaf nitrogen concentration of summer maize[J]. Biosystems Engineering, 2021, 202: 42-54.

[22] ADELUYI O, HARRIS A, FOSTER T, et al. Exploiting centimetre resolution of drone-mounted sensors for estimating mid-late season above ground biomass in rice[J]. European Journal of Agronomy 2022, 132: 126411.

[23] 张炀，吴可玉，曾文斌，等. 高产优质杂交水稻新组合广8优2156[J]. 杂交水稻，2022，37(1)：74-77.
ZHANG Yang, WU Keyu, ZENG Wenbin, et al. Guang 8 You 2156, a new hybrid rice combination with high yield and good quality[J]. Hybrid Rice, 2022, 37(1): 74-77. (in Chinese with English abstract)

[24] TUCKER C J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation[J]. Remote Sensing of Environment, 1979, 8(2): 127-150.

[25] GITELSON A A, KAUFMAN Y J, MERZLYAK M N. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS[J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 58(3): 289-298.

[26] GAMON J A, SURFUS J S. Assessing leaf pigment content and activity with a reflectometer[J]. The New Phytologist, 1999, 143(1): 105-117.

[27] XIAO Y, ZHAO W, ZHOU D, et al. Sensitivity analysis of vegetation reflectance to biochemical and biophysical variables at leaf, canopy, and regional scales[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(7): 4014-4024.

[28] RONDEAUX G, STEVEN M, BARET F. Optimization of soil-adjusted vegetation indices[J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 55(2): 95-107.

[29] JORDAN C F. Derivation of leaf-area index from quality of light on the forest floor[J]. Ecology, 1969, 50(4): 663-666.

[30] BLACKBURN G A. Quantifying Chlorophylls and caroteniods at leaf and canopy scales: An evaluation of Some hyperspectral Approaches[J]. Remote Sensing of Environment, 1998, 66(3): 273-285.

[31] KAUFMAN Y J, TANRE D. Atmospherically resistant vegetation index (ARVI) for EOS-MODIS[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1992, 30(2): 261-270

[32] HUETE A, DIDAN K, MIURA T, et al. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 83(1/2): 195-213.

[33] GITELSON A A, VIÑA A, ARKEBAUER T J, et al. Remote estimation of leaf area index and green leaf biomass in maize canopies [J]. Geophysical Research Letters. 2003, 30(5): 1248.

[34] ROUJEAN J L, BREON F M. Estimating PAR absorbed by vegetation from bidirectional reflectance measurements[J]. Remote Sensing of Environment, 1995, 51(3): 375-384.

[35] HUETE A R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI)[J]. Remote Sensing of Environment, 1988, 25(3): 295-309.

[36] HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINSTEIN I H. Textural features for image classification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1973(6): 610-621.

[37] HALL-BEYER M. Practical guidelines for choosing GLCM textures to use in landscape classification tasks over a range of moderate spatial scales[J]. International Journal of Remote Sensing, 2017, 38(5): 1312-1338.

[38] HU P, CHAPMAN S C, WANG X, et al. Estimation of plant height using a high throughput phenotyping platform based on unmanned aerial vehicle and self-calibration: Example for sorghum breeding[J]. European Journal of Agronomy, 2018, 95: 24-32.

[39] 任泽裕，王振超，柯尊旺，等. 多模态数据融合综述[J]. 计算机工程与应用，2021，57(18)：49-64.
REN Zeyu, WANG Zhenchao, KE Zunwang, et al. Survey of Multimodal Data Fusion[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(18): 49-64. (in Chinese with English abstract)

[40] WANG Y, TAN S, JIA X, et al. Estimating relative chlorophyll content in rice leaves using unmanned aerial vehicle multi-spectral images and spectral–textural analysis[J]. Agronomy, 2023, 13(6): 1541.

[41] BREIMAN L. Random forests[J]. Machine Learning, 2001, 45: 5-32.

[42] CEN H, WAN L, ZHU J, et al. Dynamic monitoring of biomass of rice under different nitrogen treatments using a lightweight UAV with dual image-frame snapshot cameras[J].

Plant Methods, 2019, 15(32): 1-16.
[43] 汪小钦，江洪，傅银贞. 森林叶面积指数遥感研究进展[J]. 福州大学学报（自然科学版），2009，37(6)：822-828
WANG Xiaoqin, JIANG Hong, FU Yinzhen. Research progress in remote sensing of forest leaf area index[J]. Journal of Fuzhou University: Natural Science Edition, 2009, 37(6): 822-828(in Chinese with English abstract)
[44] FRANKLIN S E, HALL R J, MOSKAL L M, et al. Incorporating texture into classification of forest species composition from airborne multispectral images[J]. International Journal of Remote Sensing, 2000, 21(1): 61-79.
[45] SARKER L R, NICHOL J E. Improved forest biomass estimates using ALOS AVNIR-2 texture indices[J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(4): 968-977.

Inverting rice nitrogen content with multimodal data fusion of unmanned aerial vehicle remote sensing and ground observations

WANG Yuwei[1] , MA Xu[1,4] , TAN Suiyan[2※] , JIA Xingna[3] , CHEN Jiaying[1] , QIN Yijuan[1] , HU Xihong[2] , ZHENG Huiwen[2]

(1. *College of Engineering*, *South China Agricultural University*, *Guangzhou* 510642, *China*; 2. *College of Electronic Engineering*, *South China Agricultural University*, *Guangzhou*, 510642, *China*; 3. *Zhaoqing Institute of Agricultural Science*, *Zhaoqing* 526070, *China*; 4. *College of Mechanical and Electrical Engineering*, *Xinjiang Agricultural University*, *Urumqi* 830052, *China*)

Abstract: Nitrogen is a key nutrient for crop growth. Excessive or insufficient nitrogen affects crop growth, yield, and quality. Additionally, excessive nitrogen fertilizer can cause soil and water pollution. Applying panicle fertilizer during the late jointing stage can promote rice panicle growth. Therefore, accurately and timely monitoring of nitrogen status in rice fields during the late jointing stage and timely optimizing fertilization strategies is crucial for ensuring rice yield and environmental protection. This paper integrates multimodal data from unmanned aerial vehicle (UAV) remote sensing and ground observations to construct inversion models for leaf nitrogen content (LNC) and plant nitrogen content (PNC) of rice at the late jointing stage. The research was conducted at the Shapu Experimental Base of the Agricultural Science Research Institute in Zhaoqing City, Guangdong Province, with two field experiments carried out during the late rice seasons of 2021 and 2022. Each of Experiment 1 (2021) and Experiment 2 (2022) included 30 experimental plots, designed with 5 nitrogen fertilizer gradients, 2 planting densities, and 3 replications. Phosphorus and potassium fertilizers were applied uniformly across all plots. UAVs equipped with multispectral and RGB cameras were used to acquire remote sensing images of rice canopies during the late jointing stage. Vegetation indices (VIs) and texture feature values (TFVs) were extracted from the multispectral images, with TFVs derived using the gray level co-occurrence matrix (GLCM) method. Texture indices (TIs) were then constructed by combining TFVs. RGB images were used to generate digital surface models (DSM) for bare ground (pre-transplant) and rice fields (late jointing stage). These DSMs, combined with ground reference methods, were used to construct crop surface models (CSM) to derive estimated canopy heights (ECH) for each plot. Manually collected data included measured canopy height (MCH) and field nitrogen management data (FN) used as ground observations. For each experimental plot, three representative rice plants were selected as samples. After removing the roots, the leaves and stems were separated and dried at 85 ℃ to a constant weight, which was recorded as the aboveground biomass of the leaves and stems. The true values of leaf nitrogen content and stem nitrogen content were obtained using the Kjeldahl method. Combining these values with the dry weight data, the true values of plant nitrogen content were calculated. The maximal information coefficient (MIC) was used as an evaluation metric for feature assessment and selection. Random forest regression algorithms were employed to construct inversion models for rice LNC and PNC, respectively, using the coefficient of determination (R^2), root mean squared error (RMSE), and mean absolute error (MAE) as model evaluation metrics. The analysis and experimental results indicate: TIs constructed using combinations of TFVs significantly enhanced the correlation between texture information and LNC and PNC. When the UAV flight height was 100 m, the Ratio Texture Index constructed using a 9×9 sliding window size in the GLCM method showed the best performance, improving the MIC value by 11.48% compared to the best TFV. For conventional machine-transplanted rice planting density, the correlation between TIs and LNC and PNC was best when the GLCM sliding window size was set to 9×9 or 11×11 at a UAV flight height of 100 m. The ECH derived from the CSM showed a high correlation with the manual MCH in the field. Including canopy height (MCH or ECH) as an input feature in the random forest regression model significantly improved the inversion accuracy of rice nitrogen content. The ECH extracted from the CSM showed high estimation accuracy (R^2 = 0.77, RMSE = 3.4 cm, MAE = 2.8 cm). The inclusion of canopy height (MCH or ECH) in the model construction improved the inversion accuracy for PNC more significantly compared to LNC. Integrating UAV remote sensing and ground observation multimodal data, the random forest regression algorithm significantly improved the inversion accuracy of rice LNC and PNC at the late jointing stage. Considering both inversion accuracy and operational convenience, it is recommended to use a feature combination of VI+TI+ECH+FN in field production. The results demonstrate that constructing random forest regression models by integrating UAV remote sensing and ground observation multimodal data can accurately detect rice LNC and PNC, providing a scientific basis for rice field management and fertilization decision-making.

Keywords: UAV; remote sensing; ground observation; multimodal data; fusion; rice nitrogen content