

基于无人机多光谱影像的冬小麦返青期变量施氮决策模型研究

董超^{1,2}, 赵庚星^{2*}, 宿宝巍², 陈晓娜², 张素铭²

1. 山东农业大学信息科学与技术学院, 山东 泰安 271018

2. 山东农业大学资源与环境学院, 土壤资源高效利用国家工程实验室, 山东 泰安 271018

摘要 氮素是影响冬小麦生长的重要元素, 如何根据冬小麦需求适时变量施用氮肥是现代农业精准施肥研究需要解决的关键问题之一。无人机遥感技术在冬小麦生长情况监测中具有高分辨率、高时效性、低成本等优势, 为解决施肥需求监测问题提供了重要数据源。因此研究无人机多光谱影像数据, 构建其与冬小麦产量与施肥量之间的关系模型对于精准施肥研究十分重要。选择冬小麦典型生产区山东省桓台县为实验区, 布置4种不同施氮水平的田间实验。利用无人机搭载 Sequoia 多光谱传感器, 采集实验区不同氮素施肥水平的冬小麦返青初期多光谱影像, 同时测得冬小麦冠层叶绿素含量(soil and plant analyzer development, SPAD)数据及产量数据。通过多光谱影像数据计算获得归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)、叶绿素吸收指数(modified chlorophyll absorption ratio index, MCARI2)等6种形式植被指数, 建立无人机多光谱影像植被指数与小麦冠层 SPAD 值的线性、二阶多项式、对数、指数和幂函数模型, 优选地面氮素状况最优植被指数模型, 反演冬小麦不同施氮水平的状况, 进而根据不同施氮水平与敏感植被指数和冬小麦产量的关系, 构建了基于植被指数指标的氮肥变量施肥模型, 并将模型应用于同时期小麦多光谱影像。结果如下: (1)地面实测的 SPAD 值能较好的反映冬小麦施氮水平及生长状况。无人机多光谱数据分区统计结果表明不同施氮水平冬小麦冠层反射率有较大差异性。(2)结构性植被指数与 SPAD 拟合效果优于其他类型指数。MCARI2 的二阶多项式模型精度最优($R^2=0.790$, $RMSE=0.22$), 其能较好的移除冬小麦返青初期土壤背景等因素的影响, 为氮肥敏感植被指数。(3)基于产量-施氮量模型和产量-敏感植被指数模型, 构建敏感植被指数的氮肥变量施肥模型为 $N_r = 10\ 707.63 \times MCARI2^2 - 5\ 992.36 \times MCARI2 + 715.27$ 。通过模型应用生成了实验区冬小麦氮肥变量施肥图, 与实际情况具有较高一致性。该研究提出了利用无人机多光谱数据进行冬小麦施氮决策的模型及方法, 为冬小麦精准施肥的进一步研究提供了依据。

关键词 精准农业; 无人机; 多光谱传感器; 植被指数; 氮肥推荐

中图分类号: TP79 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2019)11-3599-07

引言

氮素是作物生长的重要元素, 施氮不足会导致作物减产, 而氮肥过量不但会浪费肥料, 还会带来农田生态失衡、水污染等一系列问题。如何根据作物生长发育实现精准化的氮肥施用, 已成为当前农业研究的热点之一。传统氮肥管理手段以田间土壤取样测试或植物营养分析的方法为主, 单点精度较高, 但受采样成本影响, 无法满足大区域、多时段作物养分精准管理的需要。因此, 基于多光谱遥感数据, 探索

快速、经济、无损的氮素丰缺估测方法, 指导作物合理施用氮肥, 对于提高作物产量、减少农民投入、减少污染和保护生态都具有十分重要的意义。

无人机技术结合多光谱传感器可以较低成本获取地面高分辨率的遥感影像, 同时以更高的时间分辨率研究作物生长等持续变化的现象, 显示了其在精准农业领域的巨大应用潜力^[1]。Bagheri^[2]等利用无人机平台获取 NDVI 等植被指数数据, 研究发现植被指数数据能有效的监测玉米冠层氮素状态的差异。Hunt^[3]等利用 NDVI 和绿波段植被指数(green normalized difference vegetation index, GNDVI)对生长季后期的

收稿日期: 2018-09-17, 修订日期: 2019-01-20

基金项目: 国家“十二五”科技支撑计划项目课题(2015BAD23B0202), 国家自然科学基金项目(41271235), “双一流”奖补资金项目(SYL2017XTTD02)资助

作者简介: 董超, 1984年生, 山东农业大学信息科学与技术学院讲师 e-mail: dongchao@sda.u.edu.cn

* 通讯联系人 e-mail: zhaogx@sda.u.edu.cn

土豆进行氮素监测,所有土豆氮素处理区域都可以在图像中被正确识别。在国内已有学者开展了遥感指导施肥和无人机氮素估测的相关研究。张秋阳^[4]等将 GeoEye-1 高分辨率数据与氮肥优化算法结合,开展了冬小麦氮肥推荐应用的研究。秦占飞^[5]等指出无人机高光谱影像能够对引黄灌区水稻叶片全氮含量进行较好的估测。总体看,当前的研究多集中于对农作物本身元素或成分的估测,而通过无人机多光谱数据判断作物施肥水平高低,从而进行变量施肥的相关研究则相对较少。现已有通过便携式的光学仪器进行多种大田作物氮肥推荐的研究,也有无人机携带传感器对大田作物氮素的估测研究,地面仪器精度较高但不适合大区域范围作业。航空及以上大尺度光谱监测则随着作物种类、种植模式、区域条件的不同,氮素光谱监测参数也有较大差异。因此,基于无人机影像的氮素施肥推荐方法和模型尚需进一步的探索。

本研究利用无人机多光谱影像和氮肥控制实验,选择冬小麦返青初期,通过构建不同的植被指数,探查冬小麦对不同氮素水平的反应,进而建立基于无人机多光谱影像的土壤氮素施肥指标,提出麦田氮肥的变量施用决策,从而实现小

麦氮素精准施肥。

1 实验部分

1.1 研究区概况与实验设计

研究区位于山东省桓台县,北纬 $36^{\circ}51' - 37^{\circ}06'$,东经 $117^{\circ}50' - 118^{\circ}10'$ 之间。该县素有“鲁中粮仓”之美誉,是江北第一个吨粮县。小麦播种面积大、平均单产高,播种时间集中在 10 月上旬,收获一般在 6 月中上旬。实验布置在中国农大桓台生态与可持续发展实验站(图 1),实验冬小麦品种为“鲁原 502”,生育期 239 天,千粒重 43.6 g;播种量 $8 \text{ kg}/667 \text{ m}^2$,行距 21.7 cm。核心实验区共设置无氮、缺氮、适氮、过氮四个氮肥水平处理,施氮量分别为 0, 120, 240 和 $360 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ (分别对应编号 N1, N2, N3, N4),配肥磷肥 (P_2O_5) $120 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 和钾肥 (K_2O) $90 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 。另设置完全不施肥的对照处理(编号 N0),各处理设 3 次重复,每个小区面积 26 m^2 ,共 15 个小区,所有小区按大田管理规范统一管理。

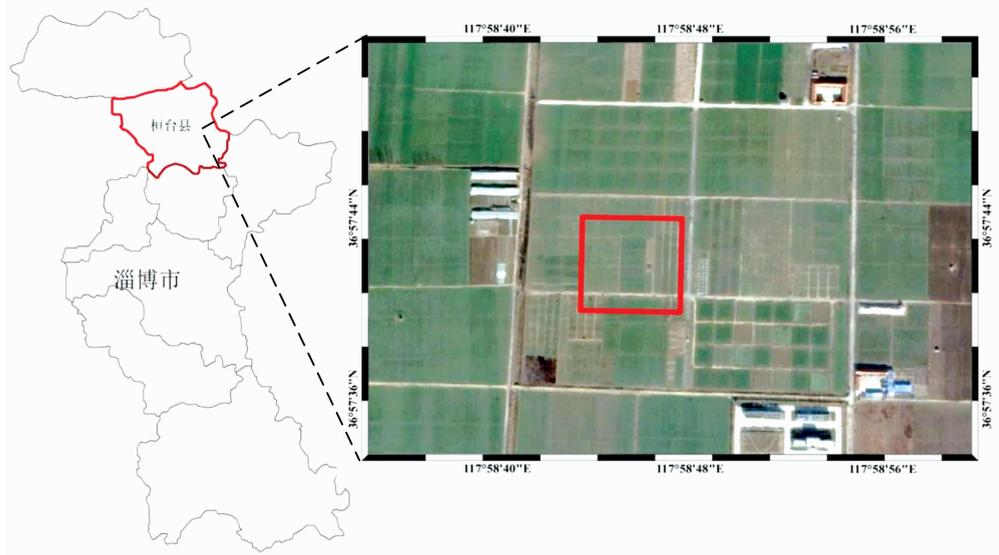


图 1 实验区位置示意图

Fig. 1 Location of experimental area

1.2 数据获取

1.2.1 无人机多光谱数据采集与预处理

采用大疆 Matrice 600 pro 六旋翼无人机飞行平台,下架三轴稳定云台,保障飞行器高速飞行状态下相机拍摄出稳定的画面(图 2)。传感器使用 Sequoia 多光谱相机,共可接收 4 个波段的信息:绿光(green, G)波长 550 nm,带宽 40 nm;红光(red, R)波长 660 nm,带宽 40 nm;红边光(red edge, RE)波长 735 nm,带宽 10 nm;近红外光(near infrared, NIR)波长 790 nm,带宽 40 nm。多光谱相机固定到无人机云台上,辐射传感器(sunshine sensor)固定于无人机顶部,在飞行过程中将辐射校正数据写入影像。

数据采集时间为 2018 年 3 月 1 日,处于冬小麦的返青初期,此时冬小麦刚刚越冬尚未开始快速生长,总体状态相



图 2 无人机平台组成

Fig. 2 The components of UAV platform

对较为稳定。飞行时天气晴朗无云、风力较小。选取飞行时间为 11:00—12:00, 以尽量减少光源对拍摄数据的影响。起飞前同时对 Sequoia 多光谱传感器和辐射传感器进行校准, 采集标准地面白板影像。设置航线为 S 型, 飞行高度为 50 米。数据采集完成后, 将数据导入 Pix4D Mapper 进行拼接处理, 生成实验区的高分辨率正射反射率影像(图 3)。图像中小麦表现为红色, 光谱特征显著, 不同氮素施肥水平的小区, 小麦长势差异明显。

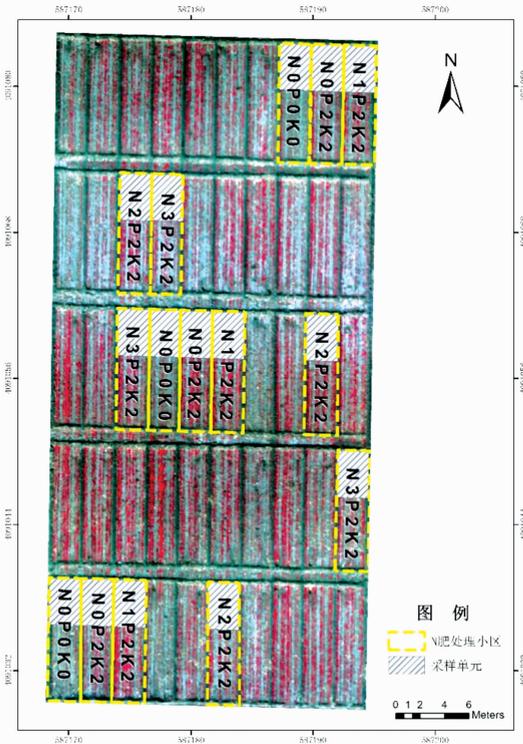


图 3 无人机多光谱影像(组合波段: 近红光、红光、绿光)及氮肥施肥水平设置示意图

Fig. 3 UAV multi-spectral image (false color composite: nir, red, green) and distribution of the N rate treatment

1.2.2 小麦冠层 SPAD 值与产量测定

为验证不同施氮水平地面小麦冠层的长势差异, 在无人机拍摄的同时, 对研究区不同氮肥水平处理区域小麦进行田间测量。采样单元位于实验区各小区北部(图 3)。随机选取采样单元内冬小麦, 用 SPAD-502 仪器测定新展开的第一片完全展开叶冠层叶片的 SPAD 值, 多次测量取平均值。每个施肥处理小区至少测量 15 个冬小麦植株以消除测定的变异影响。在 2018 年 6 月 13 日冬小麦收获前, 在实验区每个采样单元取 1 m² 样方测产, 调查成穗数、穗粒数、千粒重, 根据多个采样单元的平均值计算小麦单产, 由此统计各小区及不同氮肥处理的小麦产量。

1.3 植被指数的计算与优选

植被指数是两种以上植被敏感波段的组合, 可以突出显示植被特征(冠层生物量、辐射吸收量、叶绿素含量等)。研究表明, 近红波段与作物的生物量、叶面积指数有着很好的相关性^[6-7], 本研究中选择与近红波段相关的植被指数进行

研究。包括归一化植被指数 NDVI, 归一化差异红色边缘指数(normalized difference red edge index, NDRE), 土壤调节植被指数(soil adjusted vegetation index, SAVI), 最优化土壤调节植被指数(optimized soil adjusted vegetation index, OSAVI), 叶绿素吸收反射率植被指数(transformed chlorophyll absorption reflectance index, TCARI)和基于 PROSPECT 和 SAILH 辐射转移模型的改进型叶绿素吸收植被指数 MCARI2。植被指数计算公式见表 1。

表 1 植被指数及其公式和引用

Table 1 Formulae and corresponding citation for vegetation indices

编号	植被指数	公式	引用
1	NDVI	$(NIR - R) / (NIR + R)$	[8]
2	NDRE	$(NIR - RE) / (NIR + RE)$	[9]
3	SAVI	$(NIR - R) / (NIR + R + L) (1 + L) L = 0.5$	[10]
4	OSAVI	$(1 + 0.16)(NIR - R) / (NIR + R + 0.16)$	[11]
5	TCARI	$[3[(RE - R) - 0.2(RE - G)(RE/R)]] / RE/R$	[12]
6	MCARI2	$\frac{3.75(NIR - R) - 1.95(NIR - G)}{\sqrt{(2NIR + 1)^2 - (6NIR - 5\sqrt{R})} - 0.5}$	[13]

利用无人机多光谱影像数据计算实验区冬小麦植被指数, 将各植被指数与冬小麦冠层 SPAD 进行回归分析, 采用均方根误差(RMSE)和决定系数(R²)评定模型精度, 优选出对小麦冠层 SPAD 值敏感的植被指数。统计分析在 SPSS 软件中完成。

1.4 小麦氮肥变量施肥模型构建与应用

为计算返青期冬小麦氮肥推荐量, 先通过实验区冬小麦产量(Yield)与施氮量(N)的关系, 建立产量-施氮量模型

$$Yield = f(N) \tag{1}$$

利用产量-施氮量关系方程(1), 计算出实验区当季最佳施氮量(N_{fer})。根据优选的植被指数, 建立产量-敏感植被指数(VI)关系模型

$$Yield = f(VI) \tag{2}$$

将式(2)与式(1)通过产量相关联, 建立植被指数与施氮量的关系模型

$$N = f(VI) \tag{3}$$

在此基础上, 将实验区无人机影像植被指数代入式(3), 计算氮肥水平 N_{base}。氮肥推荐施肥量 N_r 为最佳施氮量(N_{fer})与氮肥水平(N_{base})之差。利用 IDL 编程实现氮肥施肥推荐, 具体流程如图 4 所示。

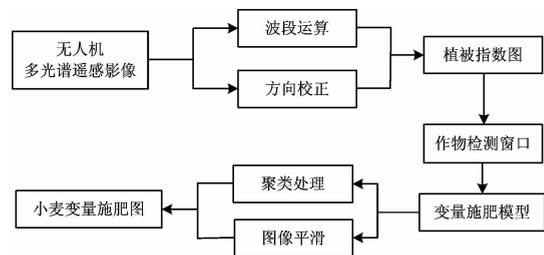


图 4 变量施肥算法流程图

Fig. 4 The algorithm of variable fertilization

2 结果与讨论

2.1 不同施氮水平的冬小麦冠层分析

实验区不同施氮水平小麦冠层 SPAD 值如图 5 所示。随着施氮量的增加, SPAD 值也随之升高。不施氮肥处理(N1)和其他施用氮肥处理的 SPAD 差值较大, 氮肥过量施肥处理(N4)的 SPAD 平均值略低于推荐施肥处理(N2), 高于不施肥处理(N1)。在不同施氮水平下, 冬小麦冠层的 SPAD 值整体趋势明显, 但是在不同处理内部, 由于本身土壤性状等因素影响, 也具有一定的差异性。其中 N2 和 N4 处理中 SPAD 值的方差范围较小, 小区内部长势较为一致。SPAD 值与叶片叶绿素高度相关, 作物叶绿素浓度与氮素状态密切相关, 已被用作衡量氮素的有效性指标^[14]。不同施氮水平下 SPAD 值反映了冬小麦氮肥吸收状况, 与设计实验情况一致。

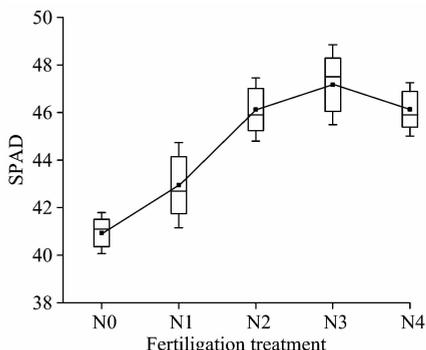


图 5 不同氮肥水平处理 SPAD 统计

Fig. 5 SPAD statistics of different N treatment

每个氮肥水平处理小区范围对应无人机多光谱数据的 35 000 个栅格像元, 对其统计结果如图 6 所示。所有氮肥施肥水平处理, 反射率均表现出了 NIR>RE>R>G 趋势。即使影像数据处于冬小麦返青期初期, 像元统计中混合了裸土

的光谱, 但小区的反射特征还是与植被反射特征一致, 因此使用植被指数进行分析可行。叶片叶绿素含量越高, 反射率在 400~700 nm 波段范围内越低, 在 700~1 000 nm 波段范围内越高。随着施氮量的增加, 近红外和红边波段逐渐上升, 在 N4 有一个小的下降, 这与 SPAD 的变化趋势相同。

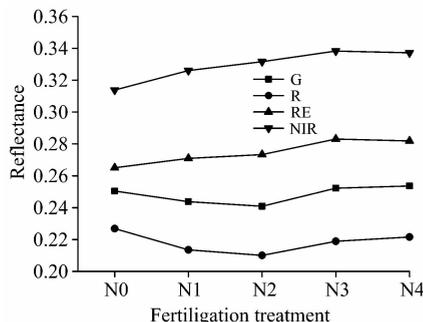


图 6 不同氮肥水平处理反射率统计

Fig. 6 Reflectance statistics of different N treatments

可见, 在除施肥外其他管理措施一致的情况下, 不同氮素水平处理的小麦光谱差异和 SPAD 差异明显, 这种差异可以认为是外源土壤养分施入差异所引起, 说明区域氮素的施肥水平与植被光谱本身高度一致, 因此, 我们可以通过植被指数更好反映土壤施氮水平。

2.2 植被指数的筛选

图 7 为无人机多光谱影像植被指数与小麦冠层 SPAD 值的回归分析结果, 在线性、二次项、对数、指数和幂函数模型中, 根据回归模型的决定系数 (R^2) 和均方根误差 (RMSE), 所有植被指数中均为二阶多项式为最优的拟合模型。表 2 为所有植被指数最优模型的 R^2 及 RMSE, 可以看出, 在所有的植被指数中 MCARI2 决定系数最高 ($R^2 = 0.790$), 同时 RMSE 最低 (0.220), 该指数是对叶绿素和氮含量较为敏感的叶绿素吸收比指数的改进模型, 预测精度最高, 是反映小麦冠层氮素效应的最佳指标。SAVI 的决定系

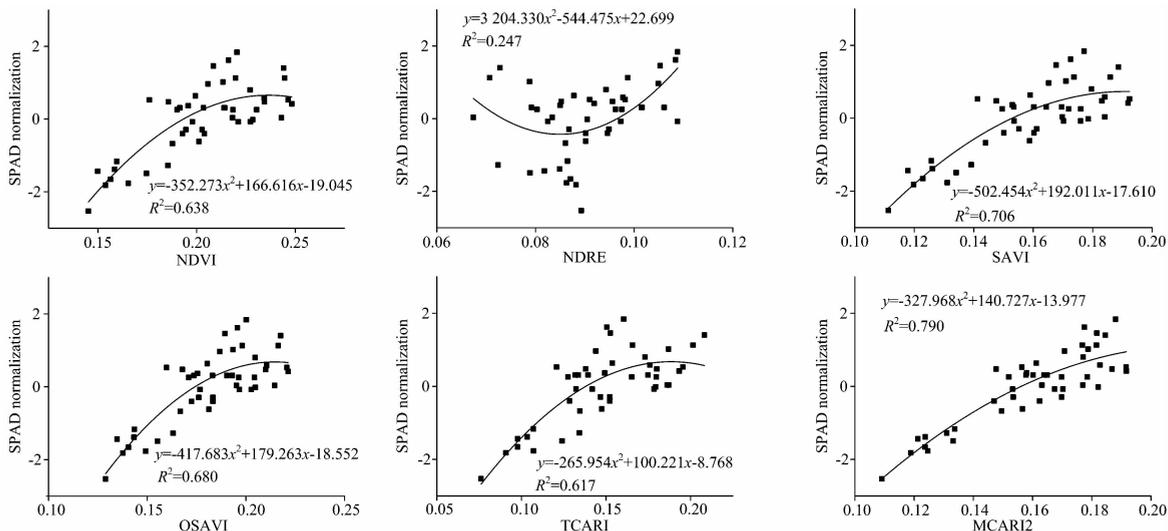


图 7 基于植被指数的 SPAD 估测模型

Fig. 7 Prediction model of SPAD based on vegetation index

数为 0.706, RMSE 为 0.308, 也是反映冬小麦氮素效应有效指标。OSAVI 与 SAVI 类似, 两者可以有效减少土壤亮度的影响, 在小麦覆盖度较低的情况下有较好效果。NDVI 植被指数决定系数低于以上指数, 其原因是由于其不能更好移除土壤反射的影响。NDRE 使用了红边, 但其决定系数很低, 近红与红边难以全面反映地面反射情况。

表 2 植被指数预测模型 R^2 与 RMSE
Table 2 The R^2 and RMSE for vegetation index prediction models

编号	植被指数	R^2	RMSE
1	NDVI	0.638	0.362
2	NDRE	0.247	0.751
3	SAVI	0.706	0.308
4	OSAVI	0.680	0.335
5	TCARI	0.617	0.401
6	MCARI2	0.790	0.220

总之, 在氮肥效应的影响下 MCARI2, SAVI 和 OSAVI 等植被指数都可以较好的反映地面冬小麦冠层叶绿素水平, 是评价小麦生长发育及氮素效应状况的可靠指标, 而 MCARI2 具有较高的敏感性和抗土壤背景干扰能力, 本研究选取 MCARI2 指数作为冬小麦不同氮素养分水平差异区分的监测指标。实验区 MCARI2 等级图见图 8。

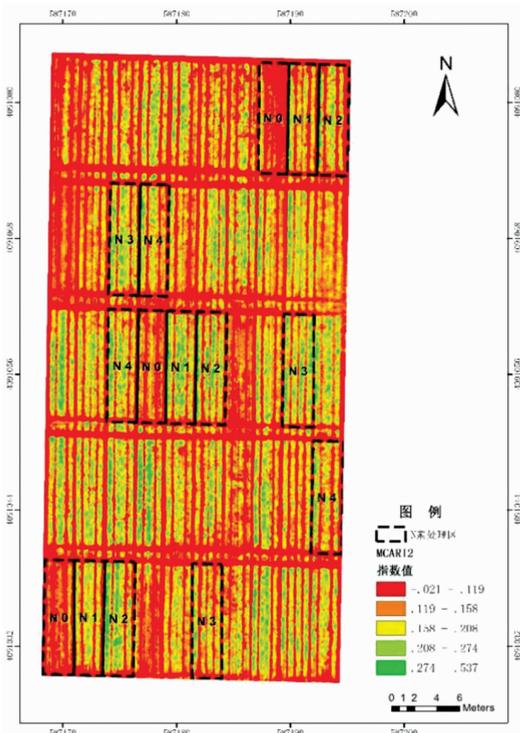


图 8 MCARI2 等级图
Fig. 8 MCARI2 level figure

2.3 基于植被指数的冬小麦变量施氮模型

土壤供氮量与冬小麦产量之间有非常显著的线性关系。在达到最佳氮肥施肥量前, 产量对供氮量响应强烈。利用线

性加平台模型拟合实验区冬小麦的产量(图 9)。随着氮肥投入的增加, 冬小麦产量显著增长, 在施氮量 $160 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 处, 小麦产量开始处于一个稳定的平台值, 即 $N_{\text{fer}} = 160$ 。而过量的施肥, 则会导致小麦产量的下降。分段函数可以区分出氮肥充足和不足的点, 使指数指标在饱和或低灵敏度的情况下仍然有效。因此, 实验区冬小麦产量-施氮量模型为

$$\begin{cases} y = 2.8 + 0.0275N & N \leq 160 \\ y = 7.2 & N > 160 \end{cases} \quad (4)$$

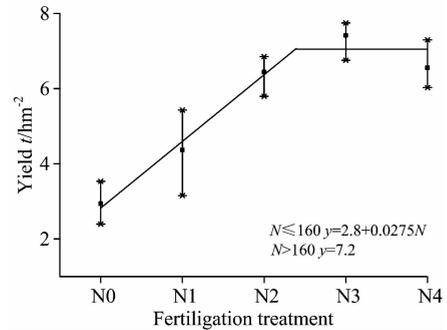


图 9 冬小麦产量与施氮量关系
Fig. 9 The relationship between nitrogen applied and yield of winter wheat

植被指数 MCARI2 为冬小麦返青初期地面施氮水平的优选指标, 将其与冬小麦产量构建模型(图 10)。结果表明, MCARI2 与实际产量利用二阶多项式拟合, 模型为 $Y = -294.46 \times \text{MCARI2}^2 + 164.79 \times \text{MCARI2} - 12.47$, 拟合度较高 ($R^2 = 0.75$)。在不同施氮水平影响下, MCARI2 指数变化与冬小麦产量高低高度相关。

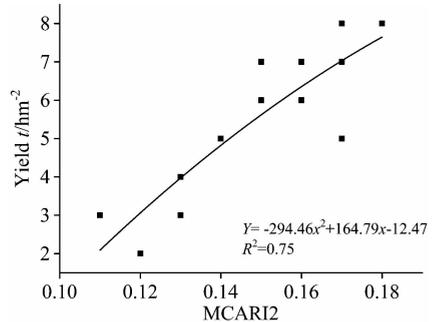


图 10 冬小麦产量与 MCARI2 指数关系
Fig. 10 The relationship between MCARI2 and Yield

将冬小麦产量-施氮量模型与产量-MCARI2 指数模型通过产量关联, 得到基于 MCARI2 指数的冬小麦变量施氮模型。

$$N_{\text{base}} = -10707.63 \times \text{MCARI2}^2 + 5992.36 \times \text{MCARI2} - 555.27 \quad (5)$$

将 N_{fer} 和 N_{base} 代入得冬小麦氮肥 (N_r) 推荐模型为

$$N_r = 10707.63 \times \text{MCARI2}^2 - 5992.36 \times \text{MCARI2} + 715.27 \quad (6)$$

由此, 将冬小麦的 MCARI2 指数值代入可以计算对应的推荐施肥量。施氮量介于 $0 \sim 160 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 之间。

2.4 麦田变量施氮模型验证及应用

将实验区冬小麦 MCARI2 影像带入冬小麦变量施氮模型，以栅格像元为单位计算氮肥推荐量，得到实验区氮肥变量施肥图(图 11)。可见，在施氮水平较低的地块 N0 和 N1 中，需肥量较高的栅格像元较多，随着施氮水平升高，实验区地块所需氮肥逐渐减少。根据冬小麦氮肥变量模型，选择实验区西侧农田进行变量施氮决策应用。利用 IDL 程序计算生成氮肥推荐结果图，见图 12。从图中可以看出，该区域不同地块施氮量差异较大，中部地块缺氮施肥较多，南部部分地块亦需补充较多氮肥，其他地块则氮肥充足，能够满足冬小麦生长的需要，与实际调查情况一致。可见，如果该区域按统一标准施肥，则缺氮地块氮肥得不到充分补充，而其他地块会因过量施氮带来减产或污染风险，显示了本氮肥变量模型较好的应用效果。

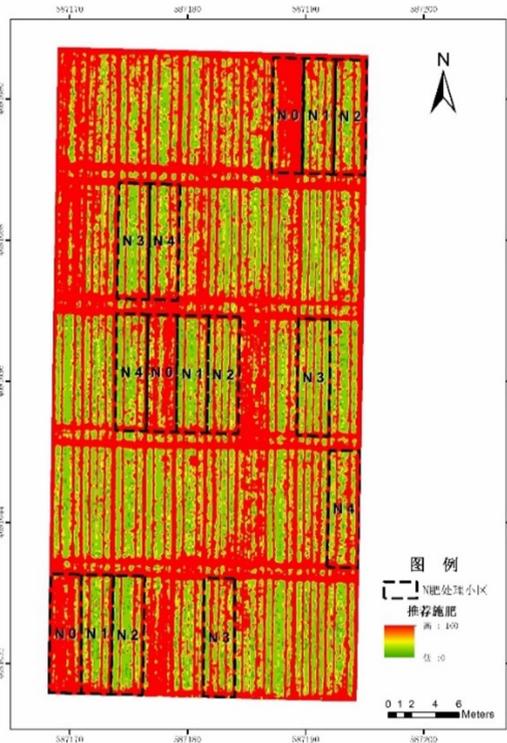


图 11 实验区氮肥变量施肥图

Fig. 11 N application recommended in experimental area

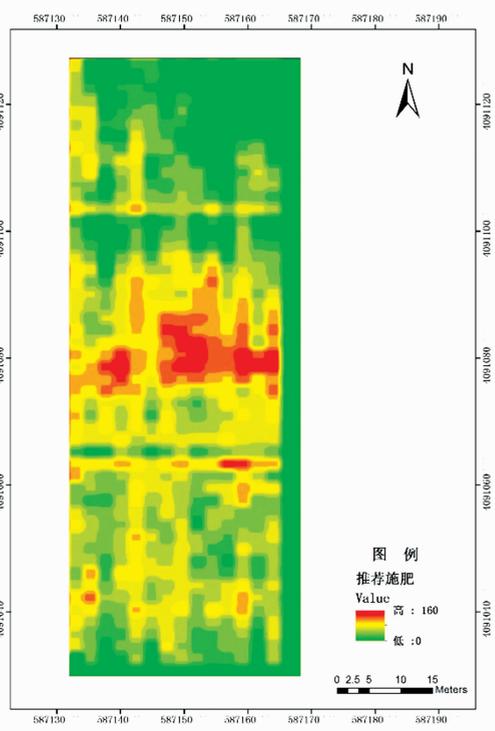


图 12 冬小麦氮肥变量施肥图

Fig. 12 N application recommended for winter wheat

通过设置氮肥施肥水平处理，进行了冬小麦返青期的氮素变量施肥研究。结果表明：(1)SPAD 能较好的反应冬小麦生长状况及施氮效应，不同氮素水平处理下冬小麦冠层反射率数据有较大差异。(2)叶绿素吸收指数 MCARI2 能够较好的反映地面施氮和小麦冠层的氮素效应状况，优于其他植被指数。相对于作物早期的氮素积累，土壤和水背景效应以及较高的生物量增长导致了 N 稀释效应。MCARI2 受冠层参数变化和土壤光谱属性影响较小，能较好的移除这些影响，提高与地面作物氮素含量的相关性，适合反演冬小麦返青期氮素水平状况。(3)基于 MCARI2 建立的冬小麦返青初期氮肥变量施肥模型，既能体现作物因土壤供氮水平表现出的群体长势、叶绿素含量水平的显著差异，又能够满足施肥决策时机的要求。基于 MCARI2 的冬小麦氮肥变量施肥模型为 $N_r = 10\ 707.63 \times MCARI2^2 - 5\ 992.36 \times MCARI2 + 715.27$ ，经在试验区应用，获得了冬小麦氮肥变量施肥图，取得良好效果。

本研究构建了基于无人机多光谱数据的冬小麦变量施氮模型，提出了冬小麦变量施氮的有效技术方法，为冬小麦精准施肥决策提供了科学依据。

3 结论

基于无人机搭载的多光谱传感器，结合地面实测数据，

References

[1] Yang G J, Liu J G, Zhao C J, et al. *Frontiers in Plant Science*, 2017, 8: 1111.
 [2] Bagheri N, Ahmadi H, Alavipanah S K, et al. *Pesqui. Agropecu. Bras.*, 2013, 48(10): 1394.
 [3] Hunt E R, Horneck D A, Spinelli C B, et al. *Precis. Agric.*, 2018, 19(2): 314.
 [4] ZHANG Qiu-yang, YANG Gui-jun, XU Xin-gang, et al(张秋阳, 杨贵军, 徐新刚, 等). *Journal of Triticeae Crops(麦类作物学报)*,

- 2014, 34(12): 1685.
- [5] QIN Zhan-fei, CHANG Qing-rui, XIE Bao-ni, et al(秦占飞, 常庆瑞, 谢宝妮, 等). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2016, (23): 77.
- [6] Ahmadian N, Ghasemi S, Wigneron J P, et al. GISci. Remote Sens., 2016, 53(3): 337.
- [7] Li X C, Zhang Y J, Bao Y S, et al. Remote Sens., 2014, 6(7): 6221.
- [8] Ballester C, Hornbuckle J, Brinkhoff J, et al. Remote Sens., 2017, 9(11): 1149.
- [9] Krienke B, Ferguson R B, Schlemmer M, et al. Precis. Agric., 2017, 18(6): 900.
- [10] Liaqat M U, Cheema M J M, Huang W J, et al. Comput. Electron. Agric., 2017, 138: 39.
- [11] Bendig J, Yu K, Aasen H, et al. Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf., 2015, 39: 79.
- [12] Quemada M, Gabriel J L, Zarco-Tejada P. Remote Sens., 2014, 6(4): 2940.
- [13] JIANG Hai-ling, YANG Hang, CHEN Xiao-ping, et al(姜海玲, 杨杭, 陈小平, 等). Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析), 2015, 35(4): 975.
- [14] Schlichting A F, Bonfim-Silva E M, Silva M D, et al. Rev. Bras. Eng. Agric. Ambient., 2015, 19(12): 1148.

Decision Model of Variable Nitrogen Fertilizer in Winter Wheat Returning Green Stage Based on UAV Multi-Spectral Images

DONG Chao^{1, 2}, ZHAO Geng-xing^{2*}, SU Bao-wei², CHEN Xiao-na², ZHANG Su-ming²

1. College of Information Science and Engineering, Shandong Agricultural University, Tai'an 271018, China

2. College of Resources and Environment, National Engineering Laboratory for Efficient Utilization of Soil and Fertilizer Resources, Shandong Agricultural University, Tai'an 271018, China

Abstract Nitrogen is an important element affecting the growth of winterwheat. The real-time application of nitrogen fertilizer based on the demand of winterwheat is one of the key problems to be solved in modern agricultural precision fertilization. Unmanned Aerial Vehicles (UAV) remote sensing technology has the advantages of high resolution, high timeliness and low cost in the monitoring of winterwheat growth, which provides an important data source for solving the problem of winter wheat fertilizer demand monitoring. Therefore, studying the multi-spectral image data of UAV and constructing its relationship model with winter wheat yield and fertilization is very important for precision fertilization research. This study carried out field trials with four different kinds of nitrogen levels in a typical production area of winter wheat in Huantai, Shandong. The multispectral images of winter wheat at the returning green stage were collected from experimental area with different nitrogen fertilization levels using Sequoia multispectral sensor equipped with UAV. Meanwhile, winter wheat canopy Soil and Plant Analyzer Development (SPAD) and yield were measured. Six vegetation index such as NDVI, SAVI and MCARI2 were obtained after calculation, and established UAV multispectral images vegetation indexes and the winter wheat canopy SPAD of linear function, quadratic polynomial function, logarithm function, exponential function and power function, to screen out the sensitivity index of winter wheat canopy reflecting different nitrogen levels. Further, according to the relationships of different nitrogen fertilization levels with sensitive vegetation indexes and winter wheat yield, a variable nitrogen fertilization model based on vegetation indexes was constructed and applied to simultaneous images. The results are as follows: (1) SPAD could reflect the nitrogen fertilization level and growth of winter wheat, and the canopy reflectance of winter wheat with different nitrogen fertilization levels varied greatly. (2) The structural vegetation index and SPAD fit better than other types of index, and the optimal vegetation index of the estimation model established based on SPAD was MCARI2 ($R^2=0.790$, $RMSE=0.22$), which was considered as the sensitive vegetation index of nitrogen fertilizer. (3) Based on the yield-nitrogen fertilizer model and yield-sensitive vegetation index model, the variable rate fertilization model of nitrogen fertilizer was $N_r=10\ 707.63\times MCARI2^2-5\ 992.36\times MCARI2+715.27$. Based on the model, a variable nitrogen fertilization map for winter wheat was produced in the experimental area, which was highly consistent with actual fertilization. In this study, the model and method of nitrogen fertilization for winter wheat based on UAV multispectral data was proposed, which provides a reference for the precise fertilization of winter wheat.

Keywords Precision agriculture; UAV; Multi-Spectral sensor; Vegetation index; Nitrogen recommended

* Corresponding author

(Received Sep. 17, 2018; accepted Jan. 20, 2019)