doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.09.015

面向精准变量播种的土壤有机质局域分布图实时生成方法

张晓爽[1]　杨　丽[1,2]　和贤桃[1,2]　张东兴[1,2]　崔　涛[1,2]　鲍　磊[1]　安绍毅[1]

(1.中国农业大学工学院,北京 100083;2.农业农村部土壤-机器-植物系统技术重点实验室,北京 100083)

摘要:针对宽幅玉米播种机在变量播种过程中难以依据行间土壤养分异质性实现播量独立调控的问题,本文构建了一种基于生成对抗网络(Generative adversarial network, GAN)训练方式的轻量化局域土壤有机质分布图实时生成算法(Lightweight local soil organic matter distribution maps real-time generation algorithm, L-LSA)。该算法通过并行设计的空洞卷积与标准卷积残差网络结构,实现对土壤数据点间全局与局部特征的协同提取。所提取的高维特征经由多层反卷积残差网络进行逐级上采样与细节还原,从而高精度生成局域土壤有机质分布图。为提升分布图边界区域的生成精度,训练阶段在引入自重建任务以增强模型边缘信息感知能力的同时,引入梯度惩罚的判别损失和均方误差(Mean squared error, MSE)的生成损失函数对算法权重进行联合优化,确保生成图像在像素级精度和整体分布上与分布图真值具有高度一致性。为验证基于 L-LSA 算法的变量播种策略的可行性与优势,开展了性能评估试验。结果表明,在以测试集作为模型输入的条件下,播种机作业幅宽增加对 L-LSA 算法的成图性能造成了一定影响,但其整体表现仍保持较高水平,相对误差(Relative error, RE)始终低于 2.5%,均方根误差(Root mean squared error, RMSE)控制在 1.0 g/kg 以下,响应时间稳定在 10 ms 以内。田间验证试验结果表明,L-LSA 算法相较于传统克里金插值方法,在局域图边界处的预测误差最高降低 1.67 个百分点,中部区域最高降低 0.75 个百分点,有效改善了克里金算法在边界区域预测精度不足的问题,提升了整体成图准确性。此外,对该算法生成的适用于 4、6、8 行玉米播种机的全局播量处方图进行播种精度评估,结果表明,其精度较传感器式变量播种策略分别提高 1.33、3.46、2.33 个百分点,显著增强了变量播种作业的精准性。该研究为高精度局域土壤信息图构建提供了有效的技术途径,为实现变量播种决策方法提供了新方向。

关键词:玉米;变量播种;生成对抗网络;空间插值

中图分类号:S817.12　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2025)09-0177-11　　**OSID**:

Real-time Generation Method of Local Soil Organic Matter Distribution Maps for Precision Variable Seeding

ZHANG Xiaoshuang[1]　YANG Li[1,2]　HE Xiantao[1,2]　ZHANG Dongxing[1,2]　CUI Tao[1,2]　BAO Lei[1]　AN Shaoyi[1]

(1. *College of Engineering*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*

2. *Key Laboratory of Soil-Machine-Plant System Technology*, *Ministry of Agriculture and Rural Affairs*, *Beijing* 100083, *China*)

Abstract: Aiming to address the challenge that wide-width maize planters face in independently regulating seeding rates according to inter-row soil nutrient heterogeneity during variable-rate seeding, a lightweight real-time generation algorithm for local soil organic matter (SOM) distribution maps was proposed based on generative adversarial network (GAN), referred to as lightweight local soil organic matter distribution maps real-time generation algorithm (L-LSA). The algorithm integrated a parallel architecture of dilated convolutions and standard convolutional residual blocks to enable collaborative extraction of global and local features from soil data points. These high-dimensional features were progressively upsampled and refined through a multi-layer deconvolutional residual network to generate high-precision local SOM distribution maps. To enhance boundary accuracy of the generated maps, the training process introduced a self-reconstruction task to improve the model's edge-awareness capabilities.

收稿日期:2025-05-06　修回日期:2025-06-18

基金项目:国家重点研发计划项目(2021YFD2000404)、国家自然科学基金项目(32071915)和国家现代玉米产业技术体系项目(CARS-02)

作者简介:张晓爽(2001—),男,博士生,主要从事农业机械装备及自动化研究,E-mail:15133897809@163.com

通信作者:杨丽(1975—),女,教授,博士生导师,主要从事精量播种技术及其智能装备研究,E-mail:yl_hb68@126.com

Additionally, it incorporated a gradient-penalized discriminator loss and a mean squared error (MSE) generator loss to jointly optimize the network parameters, ensuring that the generated images achieved high consistency with ground-truth maps in both pixel-wise accuracy and overall distribution. To verify the feasibility and advantages of variable-rate seeding strategies based on the L - LSA algorithm, a performance evaluation was conducted. The results showed that although increasing planter width slightly affected the map generation performance when using the test dataset as input, the overall accuracy remained high. The relative error (RE) stayed below 2.5%, the root mean squared error (RMSE) was controlled under 1.0 g/kg, and the response time remained stable within 10 ms. Field validation experiments further demonstrated that the L - LSA algorithm outperformed traditional Kriging interpolation methods, reducing prediction errors at map boundaries by up to 1.67 percentage points and in central regions by up to 0.75 percentage points, with an overall accuracy improvement of over 0.93 percentage points. This effectively addressed the limitation of Kriging in boundary regions and improved overall mapping precision. Moreover, seeding accuracy evaluation using the L - LSA-generated global seeding prescription maps for 4-row, 6-row, and 8-row maize planters revealed accuracy improvements of 1.33, 3.46, and 2.33 percentage points, respectively, compared with sensor-based variable-rate seeding strategies. These findings demonstrated that the proposed approach significantly enhanced the precision of variable-rate seeding operations. The research result can provide a technically effective method for high-precision local soil information mapping and offered a direction for variable-rate seeding decision-making.

Key words: maize; variable seeding; generative adversarial network; spatial interpolation

0 引言

玉米是中国第一大粮食作物,是维护国家粮食安全的重要支撑力量[1]。当前我国玉米种植仍普遍采用均匀播种方式,未能充分考虑田间土壤肥力等环境差异,导致资源利用效率不高,进而制约了单产提升。在耕地资源有限的现实条件下,探索更高效的播种策略以提高玉米产量,已成为亟需解决的重要问题[2]。

针对上述问题,相关学者开展了田间肥力差异对最佳播种量影响研究,结果表明,随着土壤养分水平提高,玉米最佳种植密度及其对应产量均呈线性增长趋势[3]。因此,依据田间土壤养分的空间变异性优化玉米种植密度,以实现资源高效利用是提升玉米单产的重要方向[4-5]。目前基于土壤养分空间变异性的变量播种策略主要包括播量处方图式和传感器式两种方式[6]。播量处方图式是变量播种策略中应用较为广泛的一种方式,通过前期采集的土壤数据生成播种处方图,实现播种作业中各行播种量的精确控制[7]。然而,该方法虽能提升播种精度,但依赖播前土壤采样与试验分析,操作过程较为繁琐,且难以实时响应田间环境变化所引起的土壤养分动态波动[8-10]。随着动态土壤传感技术的不断发展[11-12],相关学者开展了基于土壤传感器的变量播种控制系统构建与性能评估研究[13-14]。研究结果表明,传感器式变量播种策略解决了处方图式变量播种策略在实时性方面的问题。但其通常依赖单点数据来决定整个作业宽度的播种量,忽视了行间土壤的空间差异性,从而导致播种精度降低[15]。为突破处方图式实时性差以及传感器式变量播种精度不足的问题,需构建一种基于传感器采集数据点实时生成局域土壤特性分布图的变量播种策略,其核心在于局域土壤特性分布图的实时生成。

目前,克里金空间插值算法在基于已知数据点进行土壤性质的全局制图中被广泛应用[16-18]。相关学者对克里金插值算法在土壤特性空间插值中的应用进行了深入研究,结果表明该方法在提升土壤全局制图精度、揭示空间差异性和三维分布特征方面具有较高优势[18-22]。但该算法预测精度很大程度上取决于半变异函数的拟合质量及采样点的空间分布结构,在样本点稀疏的边缘区域,预测精度显著降低[23],从而限制了其在动态局域分布图实时生成任务中的适用性。近年来,机器学习因其在处理多元非线性复杂关系方面的优势,逐渐被引入空间插值领域。研究表明,在采样密度低、点位分布不均、数据存在漂移或噪声等复杂条件下,机器学习算法预测精度普遍优于克里金方法[24-26]。然而,基于局域土壤有机质(Soil organic matter,SOM)分布图的变量播种作业对图像生成提出了更高要求,不仅需具备实时生成能力,还需确保边界拼接处的平滑性。目前,尚无适用于该任务的机器学习算法。

针对以上问题,本文提出一种基于 GAN 训练方法的 L - LSA 算法。该算法集成空洞卷积残差模块、标准卷积残差模块与反卷积残差模块,并在训练机制和损失函数设计上进行改进,以提升模型在边界区域的预测精度,确保生成分布图的整体连续性和实时性。通过开展基于该算法的变量播种策略性能评估试验,验证其成图精度和响应时间满足变量

播种作业需求。

1　训练数据集构建

由于玉米播种机行距为 60 cm，为满足变量播种作业中 SOM 含量行间差异感知的需求，提出的 L－LSA 算法所生成的 SOM 分布图最小像素分辨率需小于 60 cm。然而，该算法训练对数据量要求较高，若仅依靠人工采样构建满足分辨率要求的大规模数据集，不仅工作量极大，实际可行性也较低。为此，采用插值精度较高的全局空间插值算法，对田间采样的稀疏数据点进行高分辨率插值，以构建符合训练需求的局域分布图数据集。

1.1　数据采集

由于气候和地形差异，不同区域的 SOM 分布存在显著差异。作物生长过程中对土壤养分的消耗，导致同一地块在不同年份间的 SOM 含量亦有所变化。为增强数据集多样性，于 2021—2024 年间，分别在内蒙古包头市萨拉齐镇(40°33′N，110°31′E)和河北省石家庄市藁城区(37°56′N，114°42′E)采集连续 4 年 SOM 数据(图 1)。萨拉齐试验田位于温带大陆性气候区，主要种植玉米，由于地形及气候等因素，试验田 SOM 含量呈显著梯度差异。藁城区试验田位于暖温带大陆性季风气候区，实行小麦-玉米轮作，试验田地形平坦，各位置 SOM 含量差异较小。每年播种前，在 2 个地区的采样区域(面积均为 2 880 m^2)内采用圆筒式取土器按横纵采集间距均为 6 m 进行 0～20 cm 表层土壤样本采集，每个地区采集 80 个数据点，采样点空间分布如图 1 所示。采集后土壤样本经干燥处理，并通过 0.25 mm 筛网去除杂质。筛后样本使用全有机碳分析仪(Element Analysensystem GmbH，德国)测定 SOM 含量，数据以 Excel 表格记录。

1.2　数据预处理

依据 1.1 节方法获取的采样点绘制 SOM 分布图，则每个像素反映 36 m^2 范围内的 SOM 特征，其空间分辨率较低，难以满足行距 60 cm 玉米播种机在变量播种过程中根据行间有机质差异实现精准播量调控的需求。为此，采用克里金插值算法对未知点进行估算，旨在构建高分辨率的 SOM 分布图，将每个像素所代表的田间面积精细化至 25 cm^2。然而，克里金插值对半变异函数模型的选择较为敏感，影响其插值精度。为筛选最适用于 SOM 分布数据的插值算法与拟合函数，开展了交叉验证试验，对普通克里金法、简单克里金法和通用克里金法 3 种插值算法性能进行对比评估。试验基于 2021—2024 年在 2 个试验田采集的 8 组 SOM 数据展开，每组数

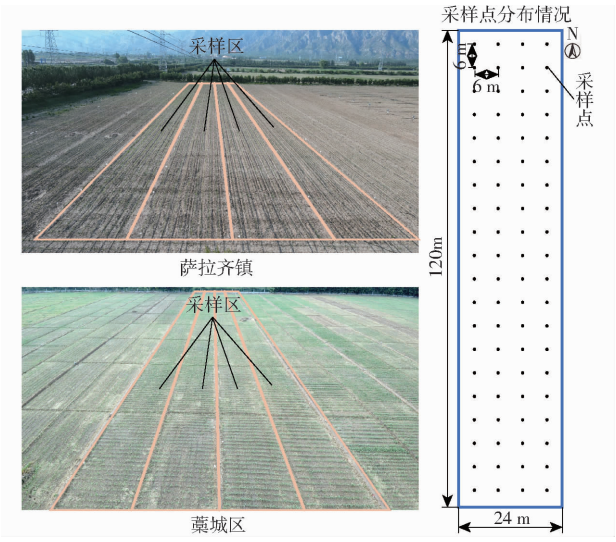


图 1　采样区域与采样点分布图

Fig. 1　Sampling area and sampling point distribution map

据按比例 9∶1 划分为训练集和测试集。训练集分别输入 3 种插值算法中进行全局未知点预测，通过测试集对各算法的插值精度进行验证。为进一步确定最优半变异函数配置，分别在每种插值算法中引入高斯模型、指数模型和球状模型进行拟合。结果如表 1 所示，普通克里金法在结合球状模型时表现最优，相对误差最低，插值效果最佳，最终确定该组合为适用于 SOM 全局插值的最优方案。

表 1　空间插值算法精度对比

Tab. 1　Comparison results of spatial interpolation algorithm accuracy

空间插值方法	拟合函数	相对误差/%
普通克里金算法	高斯模型	4.69
	指数模型	4.35
	球状模型	4.15
简单克里金算法	高斯模型	4.71
	指数模型	4.34
	球状模型	4.22
通用克里金算法	高斯模型	4.46
	指数模型	4.67
	球状模型	4.22

通过以上试验选取的克里金算法对 8 组 SOM 含量数据进行全局插值，生成 8 幅分辨率为 480 像素×2 400 像素 SOM 全局分布图。为满足 L－LSA 算法预训练阶段对相邻局部区域信息进行权重融合的需求，将全局分布图划分为 2 种局域图尺寸，分别为 40 像素×72 像素和 60 像素×252 像素。同时，结合 4、6、8 行播种机作业幅宽，将全局图进一步划分为 20 像素×36 像素、20 像素×60 像素和 20 像素×84 像素 3 种局域图。这 5 种不同尺寸图像作为生成网络训练过程中的真实标签用于监督学习。在播种机作业幅宽的三等分位置布设 2 个 SOM 传

感器,按照每行进 20 cm 采集一次数据。当每个传感器累计完成 5 次测量后,系统将所采集的 10 个有效数据点输入生成算法,以实现局域 SOM 分布图实时构建。基于上述采样机制,选取对应 3 种播种幅宽的局域图作为基础图像,并在其长边三等分位置处按每隔 4 个像素的间距提取数据点,生成仅包含部分已知点的局域图样本,该样本作为生成对抗训练数据集。数据集构建流程如图 2 所示。将构建的数据集按照比例 7∶1∶2划分为训练集、验证集和测试集。

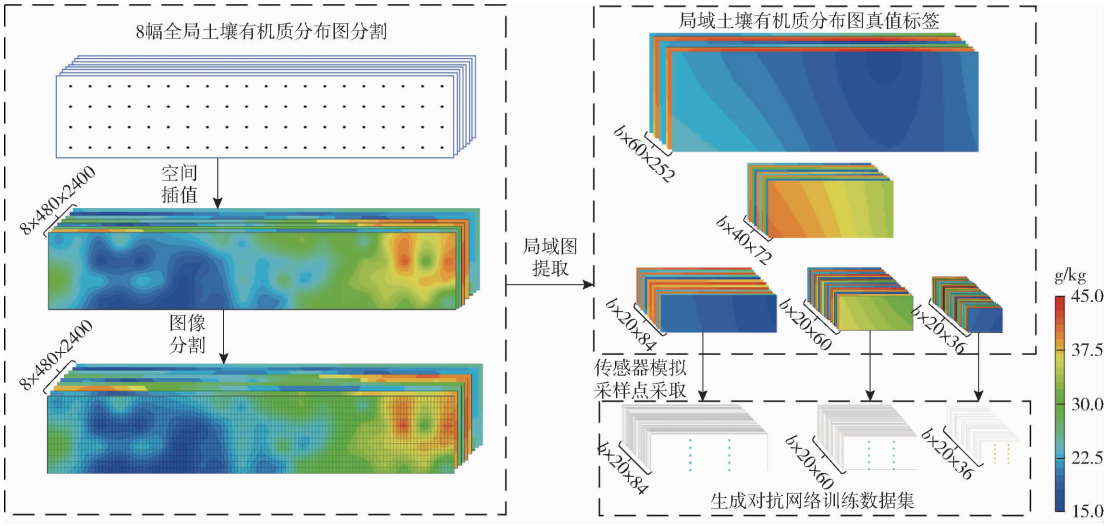


图 2 数据集制备流程图

Fig. 2 Dataset preparation flowchart

2 基于 GAN 训练方法的 L－LSA 网络架构

为提升 L－LSA 算法生成 SOM 局域分布图的质量,引入了 GAN 网络架构来对 L－LSA 进行训练。如图 3 所示,构建了一个包含生成网络和判别网络的 GAN 架构,其中 L－LSA 作为生成网络部分。训练过程中引入 Wasserstein 距离,使 GAN 中的判别器不再仅限于区分图像真伪,而是通过衡量生成图与真实图间的分布距离,实现更稳定有效的训练。此外,在损失函数中加入梯度惩罚项和 MSE 项,以进一步提升训练稳定性,并在保证整体分布一致性的同时,提高生成图在像素级的数值精度。网络结构如图 3 所示,局域 SOM 分布图生成网络与判别网络共同构成完整的 GAN 训练架构。通过生成网络与判别网络的对抗训练,二者相互促进、动态优化,最终实现高质量、高精度的局域 SOM 分布图生成。

2.1 L－LSA 网络架构

根据地理第一定律,地理空间数据点间具有显著的空间相关性,距离越近,其属性相关性越强。因此,可以利用已知点信息对邻近未知点特征进行有

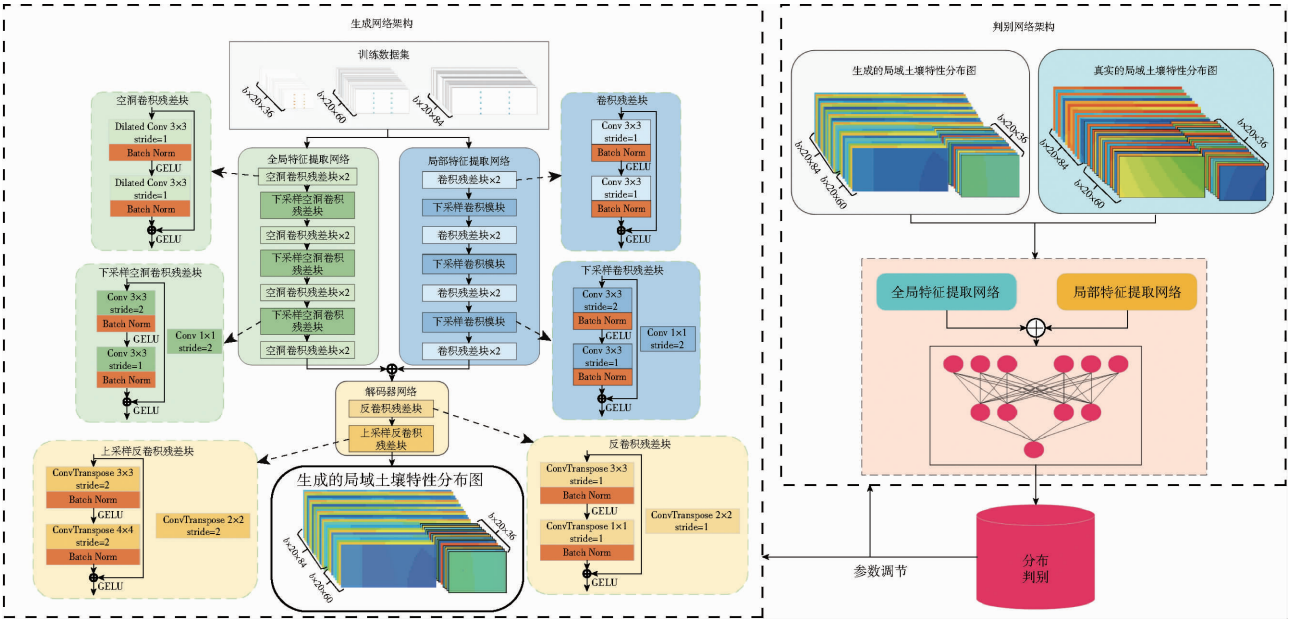


图 3 用于训练 L－LSA 算法的 GAN 网络架构

Fig. 3 GAN based L－LSA network architecture

效预测。在变量播种作业中，生成网络不仅需具备较低的计算复杂度和较高的局域图生成精度，还需确保相邻局域图边界处连接的平滑性。因此，L－LSA 网络必须同时具备全局特征提取与局部细节捕捉能力。为在较低计算复杂度下生成高质量 SOM 分布图，设计了一种并行结构的 L－LSA 网络，融合空洞卷积残差网络与标准卷积残差网络（图 3），分别用于提取数据点的全局特征与局部特征。空洞卷积残差网络通过在卷积核中引入间隔实现稀疏采样，在不增加参数和计算量的前提下扩大感受野，有效捕捉了更广泛的空间信息[27]。并通过残差模块实现全局特征信息在各隐藏层间的逐层传递。标准卷积残差网络则更侧重于局部特征提取。其通过堆叠卷积层与残差模块，实现对数据点间局部特征的逐层提取。最后，将空洞卷积残差网络与标准卷积残差网络提取的全局与局部特征融合输入基于反卷积残差网络构建的解码器网络，用于生成高分辨率的局域 SOM 分布图。各模块间采用残差连接方式，进一步增强不同层级间特征的传递与融合能力，实现全局与局部信息的协同建模与高效生成。

2.2　判别网络

判别网络通过对比生成网络生成的分布图与真实分布图，指导生成网络优化其输出，使生成样本更贴近真实数据分布。如图 3 所示，生成图与真实图一同输入判别网络，通过全局特征提取网络和局部特征提取网络对输入的分布图进行多尺度特征提取。提取的特征随后融合、展平，并输入全连接层进行判别评分，用以衡量生成图与真实图间的相似度。该评分作为反馈信号，反向优化生成网络与判别网络权重。此外，判别器在结构上与生成器保持一定的对称性，使生成器能充分利用判别器提供的反馈信息，从而提升生成样本的真实性与分布一致性。该设计在训练过程中起到了平衡作用，有效缓解了生成器与判别器学习能力不匹配导致的不稳定性与模式崩溃问题，促进了训练的稳定收敛，并显著提高了生成结果的质量与多样性。

3　模型训练方法

模型预训练与生成对抗训练均在 Featurize 服务器平台上完成，运行环境为 Python 3.10 和 PyTorch 2.0.1，硬件配备 14 核 CPU 及 NVIDIA GeForce RTX 4090 GPU。模型测试则在本地计算机上进行，该计算机搭载 Intel Core i5－8300H 四核处理器和 NVIDIA GeForce GTX 1050 Ti GPU。在预训练过程中，将尺寸为 60 像素×252 像素和 40 像素×72 像素的真实分布图依次输入生成网络中进行初次自重建预训练，将训练所得权重分别迁移至尺寸为20 像素×84 像素、20 像素×60 像素和 20 像素×36 像素真值分布图为输入的生成网络中，进行进一步的预训练。这一步骤旨在将分布图的全局特征、局部特征以及相邻局域图的特征信息具有针对性地融入各个权重中。在生成对抗训练过程中，根据训练集尺寸加载相应的预训练权重，以此提高训练过程的收敛速度和稳定性。

3.1　预训练方法

为增强全局特征和局部特征提取网络的提取能力，同时加快 GAN 训练的收敛速度，在进行 GAN 训练前对生成网络进行预训练处理。以图 2 中 SOM 真实局域分布图作为预训练过程的输入进行自重建训练，训练批次大小和训练轮次分别为 50 和 100。在训练过程中，选择适合的学习率对于模型训练尤为重要，采用预热和余弦退火方式调整学习率，如图 4 所示。在训练初始阶段采用较低的学习率以防止训练过拟合，在训练的前 20 次迭代中，将学习率从 0.000 1 逐步上升到 0.1 作为学习率的预热阶段，使模型在初期快速收敛，并防止模型陷入局部最优。当模型达到学习率最大值后采用余弦退火训练策略使学习率平滑下降，确保模型更加稳健收敛的同时接近全局最优解。

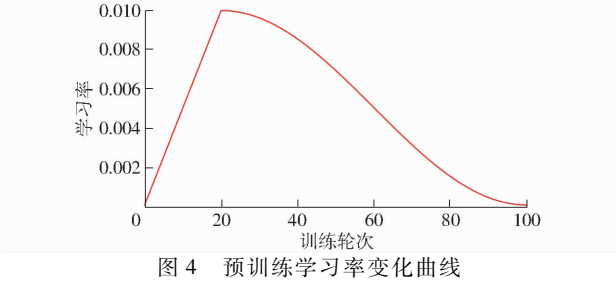


图 4　预训练学习率变化曲线

Fig. 4　Learning rate curve during pre-training

在生成网络预训练过程中，通过最小化生成网络输出的 SOM 局部分布图与真实分布图间的差异，逐步优化生成器训练。为实现这一目标，预训练阶段采用 MSE 与 KL 散度相结合的损失函数。其中，MSE 用于衡量生成分布图与真实分布图在像素级别差异，确保生成器能准确重构数据的局部细节；KL 散度衡量生成图与真实图在概率分布上的差异，确保生成的分布图在全局层面上与真实分布图具有一致性。

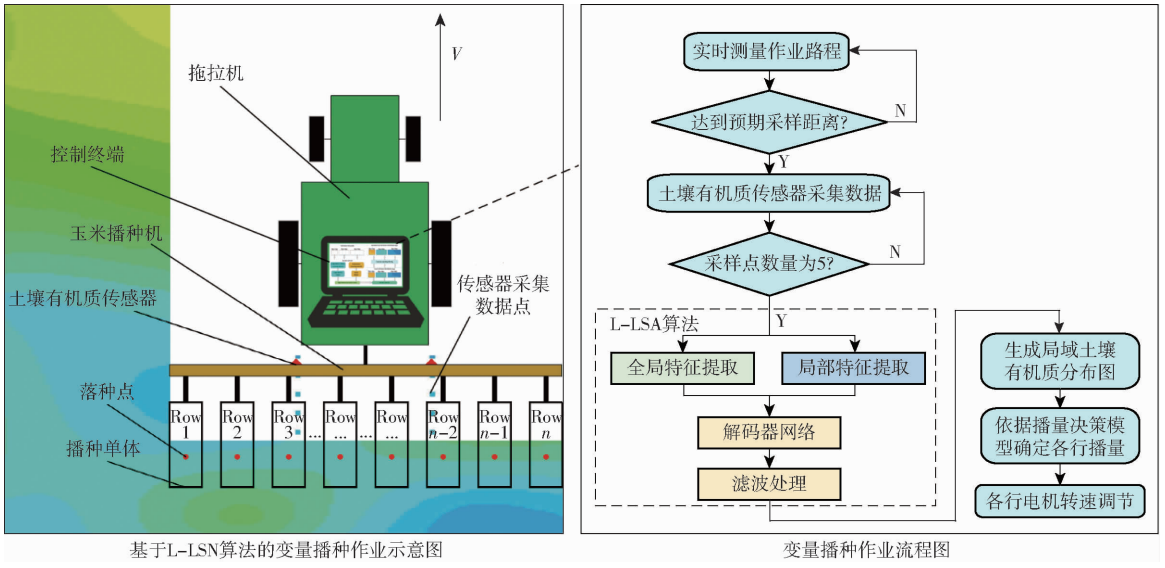
3.2　生成对抗训练方法

在生成对抗训练过程中，将预训练生成的权重作为 L－LSA 的初始权重，并从中提取空洞卷积残差网络、卷积残差网络权重作为判别器网络的初始化权重。L－LSA 与判别器网络学习率均采用逐步衰减策略，初始学习率设置为 1×10^{-5}，每 50 轮迭

代后衰减至原来的 1/10,训练总迭代次数设为 500,批次大小为 100。L－LSA 以图 2 中生成对抗网络训练数据集作为输入。生成的 SOM 分布图与相应尺寸的局域分布图真值标签共同输入判别网络,判别网络通过计算 Wasserstein 距离来量化两者间的分布差异。为增强判别器的区分能力,其优化目标设定为最大化 Wasserstein 距离。同时引入梯度惩罚项以提升训练过程的数值稳定性。因此,判别器的损失函数由 Wasserstein 距离项和梯度惩罚项共同构成。L－LSA 权重通过对抗损失进行更新,以最小化 Wasserstein 距离为目标,使生成的局部 SOM 分布图逐步逼近真实分布。此外,在 L－LSA 的损失函数中加入 MSE 项,用于保证生成数据在数值精度上接近真实数据分布,从而进一步提升 L－LSA 性能。通过生成网络与判别网络权重的交替优化,最终,使 L－LSA 生成更逼近真实分布图标签的图像。

4 试验与结果分析

本文试验聚焦于评估基于 L－LSA 算法的变量播种策略的可行性和优势。如图 5 所示,该策略的作业流程主要包括实时测量作业路程、SOM 传感器数据采集、局域 SOM 分布图生成、基于播量决策模型确定各行播种量以及独立调节各行电机转速 5 个环节。作业过程中,系统实时监测播种机作业距离。当行进距离达到预设的采样阈值时,布置于玉米播种机幅宽三等分点处的 SOM 传感器采集 SOM 含量数据,并对各传感器采样点数量进行统计。待所有传感器采样点数量均达到 5 个时,系统将采集的数据输入 L－LSA 生成局域 SOM 分布图。该分布图随后采用高斯滤波对边界进行平滑处理,形成边缘过渡自然、空间精度更高的 SOM 分布图。系统基于此局部图确定各单体落种点处的有机质含量,结合播量决策模型计算出各行播量,并调节各行电机转速以实现播量的精准控制。由上述作业流程可见,L－LSA 算法在变量播种中的有效应用依赖于局域 SOM 分布图与播量处方图的高精度生成以及整体处理过程的高效率。基于此,开展 L－LSA 算法的性能评估试验,并对不同变量播种策略下的播种精度进行对比,以验证所提出变量播种策略的优势。



基于L-LSN算法的变量播种作业示意图　　变量播种作业流程图

图 5 基于 L－LSA 算法的变量播种作业流程图

Fig. 5 Flowchart of variable rate seeding operation based on L－LSA algorithm

4.1 L－LSA 算法性能初步评估试验

为评估 L－LSA 算法性能,选取 RMSE、RE 及响应时间作为评价指标,对算法精度与效率进行综合分析。此外,由于本研究采用自主构建的数据集对 L－LSA 算法进行训练,为验证该训练方法的可行性以及 L－LSA 算法相较传统插值方法的优越性,开展了田间验证试验。如图 6 所示,由于萨拉齐试验田自南向北呈现 SOM 含量逐渐增加的天然梯度,因此该试验于 2024 年在萨拉齐试验田南部、中部和北部区域均布设了 3 种尺寸的采样区,面积依次为 1 m×4.2 m(20 像素×84 像素)、1 m×3 m(20 像素×60 像素)和 1 m×1.8 m(20 像素×36 像素),每种尺寸在各区域均设置 3 次重复试验。在矩形采样区长边的 2 个三等分位置处,沿垂直于长边方向以间距 20 cm 布设传感器采样点,所采集的数据作为模型输入。同时,在每个样区 4 个顶点及中心位置处设置验证点,测定 SOM 含量用于评估模型预测精度。

4.1.1 L－LSA 算法性能初步评估结果

基于 RMSE、RE 以及响应时间对所提出的局域图生成算法性能进行了评估,结果如图 7、8 所示。

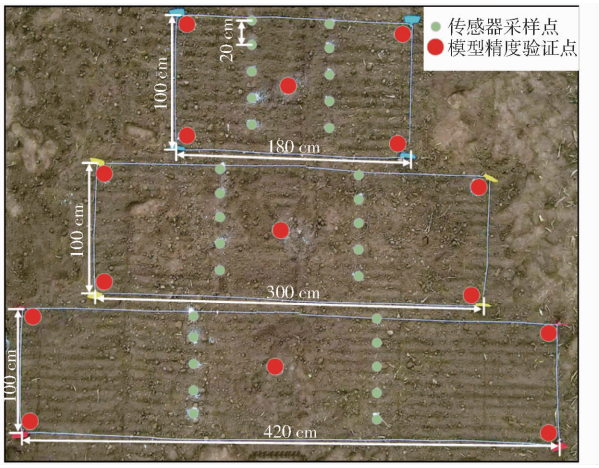


图 6　田间试验采样点分布图

Fig. 6　Distribution of sampling points in field experiment

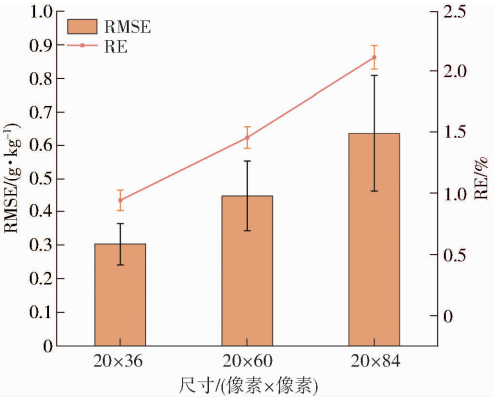


图 7　L－LSA 成图精度

Fig. 7　L－LSA mapping accuracy

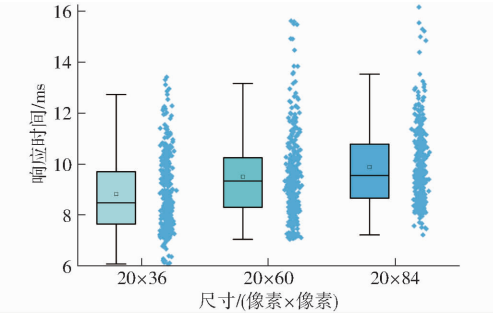


图 8　L－LSA 成图响应时间

Fig. 8　L－LSA mapping response time

图 7 结果表明，随着生成图尺寸增加，RMSE 和 RE 均呈上升趋势。通过对分布图的生成过程进一步分析发现，在不同尺寸分布图生成中，输入模型已知点数量始终固定为 10 个，随着图幅扩大，未知点所占比例显著上升，增加了 L－LSA 算法的成图难度，进而导致预测性能有所下降。该趋势与 HE 等[28]研究结果一致。尽管如此，本算法在生成最大尺寸（20 像素 × 84 像素）的局域分布图时，仍能保持 RE 低于 2.5%、RMSE 低于 1.0 g/kg，表明该生成算法具有良好的泛化能力和较高的预测精度。

如图 8 所示，L－LSA 算法在生成不同尺寸局域分布图时的响应时间随着图幅增大而显著上升。当分布图尺寸增至 20 像素 ×84 像素时，平均响应时间达到最大值，但仍控制在 10 ms 以内。DU 等[13]对传感器式变量播种方法的播量调节时间进行了测定，结果显示其响应时间为 0.94 ~ 1.54 s。相比之下，L－LSA 算法生成局域分布图的响应时间远低于该范围。因此，L－LSA 算法能满足实时网络对局域分布图的快速构建需求。

4.1.2　田间验证试验结果

在田间验证试验中，分别采用普通克里金插值算法与 L－LSA 算法对未知点进行预测，并以采样区域内设置的 5 个验证点为基准，对 2 种算法预测精度进行比较分析。如表 2 所示，随着成图尺寸增加，2 种算法预测精度均呈下降趋势，该趋势与 4.1.1 节中试验结果一致。此外，从表 2 可看出，L－LSA 算法在各尺寸条件下预测精度均优于普通克里金算法。

表 2　不同插值算法精度对比结果

Tab. 2　Accuracy comparison results of different interpolation algorithms

生成算法	成图尺寸/（像素 × 像素）	相对误差/%	RMSE/（g·kg⁻¹）
克里金插值算法	20 × 36	2.80	0.82
	20 × 60	3.00	1.02
	20 × 84	3.60	1.11
本文算法	20 × 36	1.78	0.63
	20 × 60	1.97	0.65
	20 × 84	2.72	0.95

为探明 2 种算法精度差异的主要原因，对比了二者在预测局域图 4 个顶点及中心点位置精度。图 9 为 2 种算法在各位置预测点 RE 差值分布，差值为正表示 L－LSA 算法精度更优。分析图 9 可知，在边缘区域，L－LSA 算法预测精度显著优于普通克里金插值算法，其 RE 最大差值达 1.67 个百分点。而在中心区域，两者精度差异较小，RE 最大差值仅为 0.75 个百分点。这表明，普通克里金插值算法在边缘区域预测能力不足是其整体成图精度低于 L－LSA 算法的主要原因，此结论与 OLIVER 等[23]研究结果一致。同时，该结果也验证了 L－LSA 算法有效克服普通克里金插值算法在边缘区域预测精度下降的问题。

通过进一步对比 2 种算法生成的分布图特征（图 10）分析造成二者边缘区域预测精度差异的原因。基于田间采集的 9 组数据集生成局域分布图结果显示，普通克里金插值算法插值结果存在局部块状伪影，边界平滑性较差。相较之下，L－LSA 算法生成的局域图则呈连续、平滑的空间渐变特征，图像质量更优。造成这种差异的原因在于，普通克里金

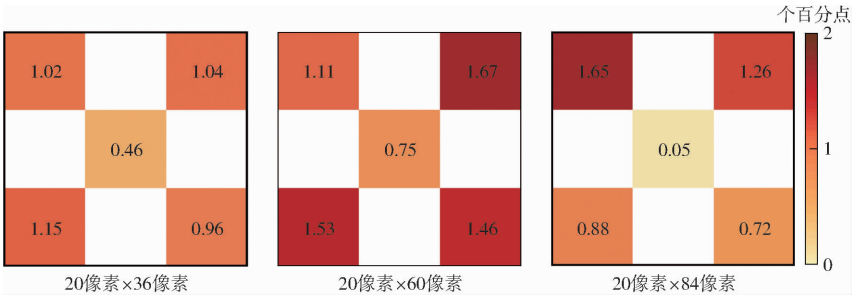


图 9 不同尺寸条件下 2 种算法在不同位置预测精度对比

Fig. 9 Prediction accuracy differences between two algorithms at different locations under varying map sizes

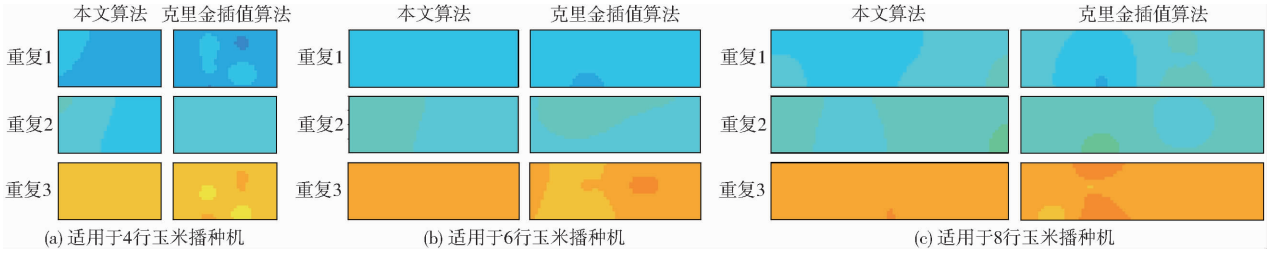


图 10 不同空间插值方法生成的局域分布图对比

Fig. 10 Comparison of local distribution maps generated by different spatial interpolation algorithms

插值算法仅依赖局域信息进行半变异函数模型拟合,导致模型精度下降,同时已知数据点主要分布于中心区域,削弱了其对边界信息的建模能力。然而,L－LSA 算法通过采用预训练策略及其融合全局与局部特征的并行提取架构,有效克服了上述缺陷,充分证明了该算法优越性。

4.2 基于 L－LSA 算法的变量播种策略性能评估试验

如 4.1 节所述,L－LSA 算法在成图精度、泛化能力及响应速度方面均展现出显著优势。基于该算法构建 SOM 含量分布图,分析基于此分布图的变量播种方法相较于传感器式变量播种算法的优势。目前,传感器式变量播种方法主要依赖定距采样法和数据点平均法 2 种成图方法实时生成局域分布图。其中,定距采样法将进入待播区的首个数据点作为全局填充值,直接生成空间均一的局域分布图;数据点平均法则对连续采集的若干数据点进行平均计算,并将所得平均值作为全局填充值生成空间均一的局域分布图。为定量评估不同成图方法的精度差异,试验首先以田间实测数据点为输入,对比分析 3 种方法的成图精度。随后,将图 2 所示的生成对抗训练数据集分别输入 L－LSA 算法和传感器式变量播种成图方法中,用于生成适用于 4、6、8 行玉米播种机作业幅宽的局域 SOM 分布图,并将其拼接构建为全局 SOM 分布图。依据“土壤肥力越高,播量越大”原则,参考 DU 等[13]提出的播量决策模型,构建不同 SOM 含量下对应的播量映射表(表 3)。基于该映射表,将全局 SOM 分布图转换为相应的全局播量处方图,并据此开展不同变量播种策略的定性与定量分析。

表 3 不同 SOM 含量下播量映射

Tab. 3 Seeding rate mapping under different SOM levels

SOM 含量/(g·kg^{-1})	播量/(株·hm^{-2})
0 ~ 10	59 530
10 ~ 15	66 670
15 ~ 20	75 760
20 ~ 25	83 340
25 ~ 30	87 720
30 ~ 35	92 600
> 35	105 000

4.2.1 不同变量播种策略 SOM 分布图精度对比

为验证基于 L－LSA 算法的变量播种策略在田间应用中相较于传感器式变量播种策略的优势,本节基于实测的田间数据对 2 种变量播种策略生成的局域分布图精度进行对比分析,结果如表 4 所示。

表 4 不同变量播种策略成图精度对比

Tab. 4 Comparison of mapping accuracy under different variable rate seeding strategies

局域图生成方法	成图尺寸/(像素×像素)	RE/%	RMSE/(g·kg^{-1})
定距采样法	20×36	2.69	0.83
	20×60	3.13	1.09
	20×84	4.27	1.50
数据点平均法	20×36	2.65	0.78
	20×60	3.01	1.03
	20×84	3.69	1.26
本文算法	20×36	1.78	0.63
	20×60	1.97	0.65
	20×84	2.72	0.95

由表 4 可知，随着成图尺寸增加，定距采样法和数据点平均法预测精度均有所下降。尽管 L－LSA 算法预测精度也呈现相同的下降趋势，但在不同幅宽条件下预测精度始终优于其余 2 种方法，预测精度提高 0.87 个百分点，表现出更为稳定且更高的预测精度。由此可见，基于 L－LSA 算法的变量播种策略在提升宽幅播种机变量作业的精度方面展现出显著优势。

4.2.2　不同变量播种策略播种精度对比

为探究不同变量播种方法在播量处方图精度方面的差异，对比分析了基于 L－LSA 算法的策略与传感器式变量播种策略在不同播种机幅宽条件下所生成的全局播量处方图精度。试验以训练集中 SOM 分布图的真值数据经拼接与映射后生成的播量分布图作为播量真值图。

由表 4 可知，数据点平均法优于定距采样法，因此在传感器式变量播种策略中，播量图构建采用数据点平均法。图 11 为不同播种机幅宽条件下，2 种策略生成的全局播量处方图对比。从图 11 可以看出，基于 L－LSA 算法的变量播种策略在所有幅宽条件下均与播量真值图保持更高的一致性，尤其在播种量边界过渡区域展现出更优的平滑性，整体成图质量明显优于传感器式变量播种策略。然而，随着播种机幅宽增加，基于 L－LSA 算法生成的播量处方图与真值图的一致性也有所下降，这一趋势与前述不同幅宽条件下局域 SOM 分布图精度下降的规律相一致。

为进一步量化分析不同播种机幅宽条件下的播种精度，统计了 2 种策略在各幅宽下生成的播量处

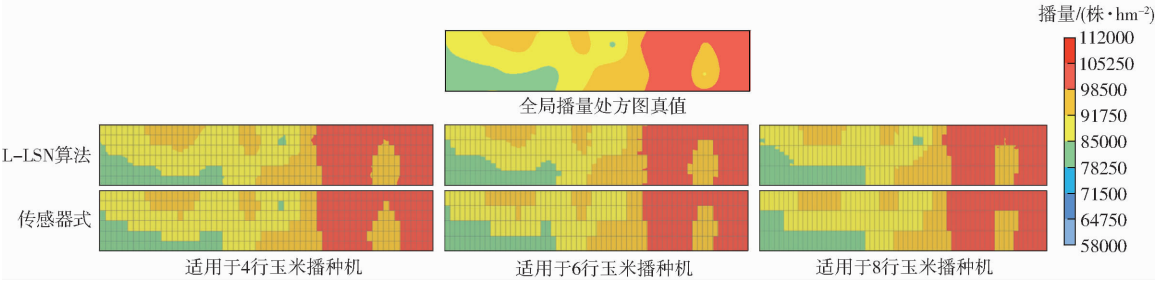


图 11　全局播量处方图对比

Fig. 11　Comparison of global seeding prescription maps

方图与播量真值图中播种量一致区域的面积占比，并以该比例作为播种精度评价指标，计算结果如表 5 所示。由表 5 可知，在所有幅宽条件下，基于 L－LSA 算法的变量策略在播种精度方面均明显优于传感器式。其中，适用于 6 行播种机全局播量处方图精度提升最为显著，达 3.46 个百分点。相比之下，8 行播种机提升幅度相对较小，主要原因在于随着作业幅宽增加，L－LSA 算法生成的局域 SOM 分布图精度有所下降，进而影响了播量处方图与播量真值图间的一致性。

表 5　不同变量播种策略播种精度对比

Tab. 5　Comparison of seeding accuracy under different variable rate seeding strategies　%

变量播种策略	4 行播种机	6 行播种机	8 行播种机
传感器式	93.76	89.71	89.36
L－LSA 算法	95.09	93.17	91.69

5　结论

（1）L－LSA 算法性能评估试验结果表明，随着成图尺寸增加各项评估指标呈下降趋势，但当待成图尺寸达 20 像素×84 像素及已知点数量所占比例最小时，仍能保持 RE 小于 2.5%，RMSE 小于 1.0 g/kg，平均响应时间为 10 ms 以内。

（2）田间验证试验结果表明，在成图尺寸为 20 像素×36 像素、20 像素×60 像素和 20 像素×84 像素条件下，L－LSA 算法 RE 分别为 1.78%、1.97% 和 2.72%，其精度均优于普通克里金插值算法成图精度。进一步分析不同位置点预测精度发现，该算法在边界处精度提升尤为显著，最高达 1.67 个百分点。

（3）变量播种策略性能评估试验结果表明，在局域 SOM 分布图和全局播量处方图的成图精度上，基于 L－LSA 算法的变量播种策略均显著高于传感器式变量播种策略；其中，其生成全局播量处方图的播种精度最高可提升 3.46 个百分点。

（4）提出的 L－LSA 算法，在满足变量播种作业实时性要求的同时，显著提升了播量处方图精度，为精准变量播种作业提供了更可靠的技术支撑。

参　考　文　献

[1]　国家统计局. 国家统计局关于 2024 年粮食产量的公告[EB/OL]. [2024－12－13]. https://www.stats.gov.cn/sj/zxfb/202412/t20241213_1957744.html.

[2] 杜兆辉, 和贤桃, 杨丽, 等. 玉米精准变量播种技术与装备研究进展[J]. 农业工程学报, 2023, 39(9): 1 – 16.
DU Zhaohui, HE Xiantao, YANG Li, et al. Research progress on precision variable-rate seeding technology and equipment for maize[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(9): 1 – 16. (in Chinese)

[3] DU Z, YANG L, ZHANG D, et al. Corn variable-rate seeding decision based on gradient boosting decision tree model[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 198: 107025.

[4] 杨丽, 颜丙新, 张东兴, 等. 玉米精密播种技术研究进展[J]. 农业机械学报, 2016, 47(11): 38 – 48.
YANG Li, YAN Bingxin, ZHANG Dongxing, et al. Research progress on precision planting technology of maize[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(11): 38 – 48. (in Chinese)

[5] DU Z, YANG L, ZHANG D, et al. Optimizing maize planting density based on soil organic matter to achieve synergistic improvements of yield, economic benefits, and resource use efficiency[J]. Science of the Total Environment, 2024, 906: 167597.

[6] MUNNAF M A, WANG Y, MOUAZEN A M. Robot driven combined site-specific maize seeding and N fertilization: an agro-economic investigation[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 219: 108761.

[7] HE X, DING Y, ZHANG D, et al. Development of a variable-rate seeding control system for corn planters Part Ⅱ: field performance[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 162: 309 – 317.

[8] XIE A, ZHOU Q, FU L, et al. From lab to field: advancements and applications of on-the-go soil sensors for real-time monitoring[J]. Eurasian Soil Science, 2024, 57(10): 1730 – 1745.

[9] 丁幼春,李浩鹏,董万静,等. 基于处方图的油菜精准变量施肥调控系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2025,56(3): 256 – 266,300.
DING Youchun, LI Haopeng, DONG Wanjing, et al. Design and experiment of precise variable fertilization control system for oilseed rape based on prescription maps[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(3): 256 – 266,300. (in Chinese)

[10] AYAZ M, AMMAD-UDDIN M, SHARIF Z, et al. Internet-of-Things (IoT)-based smart agriculture: toward making the fields talk[J]. IEEE Access, 2019, 7: 129551 – 129583.

[11] AMEER S, IBRAHIM H, KULSOOM F N U, et al. Real-time detection and measurements of nitrogen, phosphorous & potassium from soil samples: a comprehensive review[J]. Journal of Soils and Sediments, 2024, 24(7): 2565 – 2583.

[12] 张东兴, 刘江, 杨丽, 等. 基于 VIS – NIR 的播种沟内土壤水分测量传感器研究[J]. 农业机械学报, 2021, 52(2): 218 – 226.
ZHANG Dongxing, LIU Jiang, YANG Li, et al. Soil moisture measurement sensor research in seeding ditch based on VIS – NIR[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(2): 218 – 226. (in Chinese)

[13] DU Z, YANG L, ZHANG D, et al. Design and experiment of a soil organic matter sensor-based variable-rate seeding control system for maize[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 229: 109752.

[14] MUNNAF M A, MOUAZEN A M. An automated system of soil sensor-based site-specific seeding for silage maize: a proof of concept[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 209: 107872.

[15] MUNNAF M A, HAESAERT G, VAN MEIRVENNE, et al. Site-specific seeding using multi-sensor and data fusion techniques: a review[J]. Advances in Agronomy,2020,161:241 – 323.

[16] 王春梅, 孟庆岩, 占玉林, 等. 西北干旱区农田春小麦蒸散量的空间插值方法[J]. 农业机械学报, 2014, 45(11): 172 – 179.
WANG Chunmei, MENG Qingyan, ZHAN Yulin, et al. Spatial interpolation analysis of spring wheat evapotranspiration measurements in Northwest China[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(11): 172 – 179. (in Chinese)

[17] 刘仁杰, 孙意凡, 张振乾, 等. 基于产量监测系统的小麦产量图生成与空间变异性分析[J]. 农业机械学报, 2019, 50(增刊): 136 – 143.
LIU Renjie, SUN Yifan, ZHANG Zhenqian, et al. Wheat yield distribution map generation and spatial variability analysis based on yield monitoring system[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019,50(Supp.): 136 – 143. (in Chinese)

[18] LUCAS M P, LONGMAN R J, GIAMBELLUCA T W, et al. Optimizing automated Kriging to improve spatial interpolation of monthly rainfall over complex terrain[J]. Journal of Hydrometeorology, 2022, 23(4): 561 – 572.

[19] 徐英, 谢若禹, 沈丽佳, 等. 基于回归克里格法的土壤盐分采样点布局优化[J]. 农业机械学报, 2022, 53(8): 275 – 282.
XU Ying, XIE Ruoyu, SHEN Lijia, et al. Layout optimization of soil salt sampling points based on regression Kriging[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(8): 275 – 282. (in Chinese)

[20] 沈小龙, 蒋浩永, 郁林成, 等. 基于密集采样点的局地农田土壤养分空间变异特征分析[J]. 延边大学农学学报, 2025, 47(1): 40 – 45.
SHEN Xiaolong, JIANG Haoyong, YU Lincheng, et al. Analysis of the spatial variability characteristics of local agricultural soil nutrients based on dense sampling sites[J]. Journal of Agricultural Science Yanbian University, 2025, 47(1): 40 – 45. (in Chinese)

[21] 安霞霞, 许元红. 基于空间插值技术的猕猴桃种植区土壤养分精度评价[J]. 南方农业, 2025, 19(7): 28 – 33.

AN Xiaxia, XU Yuanhong. Precision evaluation of soil nutrients in kiwifruit planting areas based on spatial interpolation technology[J]. South China Agriculture, 2025, 19(7): 28 – 33. (in Chinese)

[22] 徐丹, 刘昌华, 蔡太义, 等. 农田 SOM 和全氮三维空间分布特征研究[J]. 农业机械学报, 2015, 46(12): 157 – 163.
XU Dan, LIU Changhua, CAI Taiyi, et al. 3D spatial distribution characteristics of soil organic matter and total nitrogen in farmland[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(12): 157 – 163. (in Chinese)

[23] OLIVER M A, WEBSTER R. A tutorial guide to geostatistics: computing and modelling variograms and kriging[J]. Catena, 2014, 113: 56 – 69.

[24] QU L, LU H, TIAN Z, et al. Spatial prediction of soil sand content at various sampling density based on geostatistical and machine learning algorithms in plain areas[J]. Catena, 2024, 234: 107572.

[25] ERDOGAN E G, YAVUZ M, DEUTSCH C V. Combination of machine learning and Kriging for spatial estimation of geological attributes[J]. Natural Resources Research, 2022, 31(1): 191 – 213.

[26] 咸阳,宋江辉,王金刚,等. 基于环境变量筛选与机器学习的土壤养分含量空间插值研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(10): 379 – 391.
XIAN Yang, SONG Jiahui, WANG Jin'gang, et al. Spatial interpolation of soil nutrients content based on environment variables screening and machine learing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(10): 379 – 391. (in Chinese)

[27] 马利, 刘新宇, 李皓宇, 等. 应用空洞卷积的神经网络轻量化方法[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(5): 85 – 93.
MA Li, LIU Xinyu, LI Haoyu, et al. Neural network lightweight method with dilated convolution[J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(5): 85 – 93. (in Chinese)

[28] HE K, CHEN X, XIE S, et al. Masked autoencoders are scalable vision learners[C]// 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR),2022: 15979 – 15988.

(上接第 116 页)

[14] 雷小龙,廖宜涛,李兆东,等. 油麦兼用型气送式集排器供种装置设计与试验[J]. 农业工程学报,2015,31(20):10 – 18.
LEI Xiaolong, LIAO Yitao, LI Zhaodong, et al. Design and experiment of seed feeding device in air-assisted centralized metering device for rapeseed and wheat[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(20): 10 – 18. (in Chinese)

[15] 雷小龙,廖宜涛,李兆东,等. 油麦兼用气送式集排器搅种装置设计及充种性能试验[J]. 农业工程学报,2016,32(18): 26 – 34.
LEI Xiaolong, LIAO Yitao, LI Zhaodong, et al. Design of seed churning device in air-assisted centralized metering device for rapeseed and wheat and experiment on seed filling performance[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(18): 26 – 34. (in Chinese)

[16] LEI Xiaolong, LIAO Yitao, LIAO Qingxi. Simulation of seed motion in seed feeding device with DEM – CFD coupling approach for rapeseed and wheat[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 131: 29 – 39.

[17] 雷小龙,廖宜涛,张闻宇,等. 油麦兼用气送式集排器输种管道气固两相流仿真与试验[J]. 农业机械学报,2017, 48(3):57 – 68.
LEI Xiaolong, LIAO Yitao, ZHANG Wenyu, et al. Simulation and experiment of gas – solid flow in seed conveying tube for rapeseed and wheat[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(3): 57 – 68. (in Chinese)

[18] 王宝山,王磊,廖宜涛,等. 小粒径种子精量穴播集排器型孔轮设计与试验[J]. 农业机械学报,2022,53(11):64 – 75,119.
WANG Baoshan, WANG Lei, LIAO Yitao, et al. Design and test of seeding wheels of precision hole-seeding centralized metering device for small particle size seeds[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(11): 64 – 75, 119. (in Chinese)

[19] 刘宏新,徐晓萌,郭丽峰,等. 具有复合充填力的立式浅盆型排种器充种机理[J]. 农业工程学报,2014,30(21):9 – 16.
LIU Hongxin, XU Xiaomeng, GUO Lifeng, et al. Research on seed-filling mechanism of vertical shallow basin type seed-metering device with composite filling force[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(21): 9 – 16. (in Chinese)

[20] 廖宜涛,王传奇,施彬彬,等. 油麦兼用气送式排种系统高通量混种装置设计与试验[J]. 农业机械学报,2024,55(12): 134 – 146.
LIAO Yitao, WANG Chuanqi, SHI Binbin, et al. Design and test of high-throughput seed mixing device for rapeseed and wheat with air-fed seed discharging system[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(12):134 – 146. (in Chinese)

[21] WANG Yingbo, LI Hongwen, HU Hongnan, et al. DEM – CFD coupling simulation and optimization of a self-suction wheat shooting device[J]. Powder Technology, 2021, 393: 494 – 509.

[22] 苏微,赵庆辉,赖庆辉,等. 辅助充种带气吸式蚕豆精量排种器设计与试验[J]. 农业机械学报,2023,54(7):144 – 155.
SU Wei, ZHAO Qinghui, LAI Qinghui, et al. Design and experiment of air-suction broad bean seed metering device with flat belt auxiliary seed-filling[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(7):144 – 155. (in Chinese)