

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2024.06.021

# 基于混合像元分解的分蘖期水稻基本苗数量估测方法研究

朱文静<sup>1,2</sup> 戴世元<sup>1,2</sup> 冯展康<sup>1,2</sup> 段凯文<sup>1,2</sup> 邵长锋<sup>1,2</sup> 魏新华<sup>1,2</sup>

(1. 江苏大学农业工程学院, 镇江 212013; 2. 江苏大学现代农业装备与技术教育部重点实验室, 镇江 212013)

**摘要:** 基本苗数量是反映水稻健康水平的重要依据, 在分蘖期精准估测水稻基本苗数量可以指导后期的施肥量, 从而调控水稻的最佳分蘖数。同时, 对水稻长势监测和产量预测具有非常重要的意义。针对传统田间人工统计基本苗数量耗时长、成本高等问题, 以江苏大学附属农场镇江润果农场分蘖期水稻为研究对象, 利用大疆无人机 (M600 Pro 型) 搭载多光谱相机 (Rededge-MX 型) 获取水稻分蘖期多光谱数据, 对原始图像进行图像拼接、辐射校正、几何校正等预处理操作, 根据像元纯度系数提取土壤端元和植被端元, 建立波谱库, 然后按照完全约束最小二乘法的方法执行混合像元分解, 构建植被覆盖度和水稻基本苗数量的回归模型。该方法获得的模型决定系数  $R^2$  为 0.891, 均方根误差 RMSE 为 4.6 株/ $m^2$ 。而传统的像元二分法模型 (基于 NDVI、VDVI 和 GNDVI 植被指数计算植被覆盖度), 其决定系数  $R^2$  为 0.834、0.744、0.642, 其 RMSE 为 5.7、7.1、8.4 株/ $m^2$ 。试验结果表明, 基于完全约束最小二乘法的混合像元分解模型评价指标均优于像元二分法模型。本文基于混合像元分解方法有效提高了水稻基本苗统计精度, 并且生成了水稻基本苗数量反演图, 可以直观统计基本苗数量, 为分蘖期水稻补苗、间苗提供指导。

**关键词:** 水稻; 基本苗; 混合像元分解; 完全约束最小二乘法; 像元二分法

中图分类号: S127 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2024)06-0202-08

OSID:



## Estimation of Rice Basic Seedling Number Based on Mixed Pixel Decomposition

ZHU Wenjing<sup>1,2</sup> DAI Shiyuan<sup>1,2</sup> FENG Zhankang<sup>1,2</sup> DUAN Kaiwen<sup>1,2</sup> SHAO Changfeng<sup>1,2</sup> WEI Xinhua<sup>1,2</sup>

(1. College of Agricultural Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China

2. Key Laboratory of Modern Agricultural Equipment and Technology, Ministry of Education, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

**Abstract:** The basic seedling number is an important basis to reflect the health level of rice. Accurately estimating the basic seedling number at tillering stage can guide the fertilizer and nitrogen amount in later stage, so as to regulate the optimal tillering number of rice. At the same time, it is of great significance for rice growth monitoring and yield forecasting. Considering that traditional manual field statistics on the number of basic seedlings are time-consuming and costly, this experiment took rice at tillering stage in Zhenjiang Runguo Farm, affiliated farm of Jiangsu University, as the research object, and used DJI UAV (M600 Pro) equipped with multi-spectral camera (Rededge-MX) to obtain multi-spectral data of rice at tillering stage. After image splicing, radiometric correction, geometric correction and other pretreatment operations were carried out on the original image, the soil end elements and vegetation end elements were extracted according to the pixel purity coefficient, and the spectral library was established. Then the mixed pixel decomposition was performed according to the fully constrained least square method, and the regression model of vegetation coverage and the number of basic rice seedlings was constructed. The model determination coefficient obtained by this method was 0.891, and the root mean square error RMSE was 4.6 plants/ $m^2$ . In the traditional pixel dichotomy model (based on NDVI, VDVI and GNDVI

收稿日期: 2023-10-31 修回日期: 2024-02-15

**基金项目:** 江苏省农业科技自主创新资金项目 (CX(21)3061)、国家自然科学基金项目 (61901194、52309051)、江苏大学第 22 批大学生科研课题立项项目 (22A249) 和江苏省优势学科项目 (PAPD-2018-87)

**作者简介:** 朱文静 (1981—), 女, 副研究员, 博士, 主要从事智慧农业信息感知技术与仪器设备研究, E-mail: zwj0410@foxmail.com

vegetation index), the determination coefficients of  $R^2$  were 0.834, 0.744 and 0.642, and the RMSE were 5.7 plants/m<sup>2</sup>, 7.1 plants/m<sup>2</sup> and 8.4 plants/m<sup>2</sup>. The experimental results showed that the evaluation indexes of the model based on the hybrid pixel decomposition method were superior to the pixel dichotomy model. The statistical accuracy of rice basic seedlings can be effectively improved based on the decomposition of mixed pixel decomposition, and the inverse map of rice basic seedling number is generated, which can directly count the basic seedling number and provide guidance for rice seedling replacement and thinning at tillering stage.

**Key words:** rice; basic seedlings; decomposition of mixed pixels; completely constrained least squares; pixel dichotomy

## 0 引言

基本苗是指单位面积内生长的作物个体总数,是衡量作物生长状况的一个重要指标。水稻基本苗数量和分蘖数、产量等参量息息相关<sup>[1-2]</sup>。当秧苗数量过少时,秧苗密度小,光合作用明显增强,分蘖能力也增强,导致最终产量降低<sup>[3]</sup>。而当秧苗数量过多时,一部分秧苗率先获取养分和光照,光合作用良好(植株高、叶片大),另一部分由于无法获得足够的养分和光照导致分蘖能力减弱(植株矮、叶片小),产量随之降低<sup>[4]</sup>。综合以上情况,对于水稻基本苗数量的把控,既要考虑减少无效分蘖降低生产成本,又要设法增加有效分蘖提高最终产量,所以要把分蘖期水稻基本苗数量限制在一个合理范围内。由于基本苗与作物生长各种参数密切相关,所以精准地统计水稻基本苗十分重要。

传统的田间基本苗统计方式以人工统计为主,因为以往拥有小面积秧田的农户居多,每户只需统计自己稻田内的基本苗数量,这种方法简单快捷。

随着农业机械化和智能化的迅速普及,越来越趋向大规模农场生产,如果仍然依靠人工统计的方法,除去人工成本高、统计难度大和费时费力等影响外,往往还会出现漏数、多数的情况,因此传统的基本苗统计方法已然不能满足现阶段大规模农场的统计需求,急需一种新型的、省时高效的基本苗统计方法。

当前,机载多光谱<sup>[5]</sup>和遥感技术<sup>[6]</sup>的快速发展,在技术层面上为水稻基本苗的统计提供了一定的技术支持。遥感又可以分为近地遥感和卫星遥感。卫星遥感覆盖范围广,获取高光谱图像(几百至上千个波段),适合从宏观方面监测地理环境的变化;不受地形影响,可以勘测诸如荒漠、峡谷等恶劣地形的地区;使用多波段多种类的传感器,获取多元化数据。同时卫星遥感也伴有一些缺点,如受天气环境影响严重,遇到阴天乌云密布的情况,会导致成像不完整或者图像无法拼接;空间分辨率低,无法获取比较精准的特征,对于小面积区域的试验难以

提供良好的数据;成本高,需要投入大量的资金和人力资源<sup>[7]</sup>。相比之下,近地遥感(无人机遥感)可以很好地弥补卫星遥感的不足,因其质量轻、体积小、方便携带,可以随时随地起飞对目标区域进行航拍获取试验数据;空间分辨率高,能够获取非常清晰的图像,为杂草识别<sup>[8]</sup>、植被覆盖度估算等试验提供多种数据支持;成本相对较低、操作简单,与卫星遥感相比,无人机遥感只需用很低的成本便可获取更清晰的图像,便于挖掘更精准的特征,大大促进了智慧农业的发展<sup>[9]</sup>。

近年来,无人机遥感在基本苗统计方面研究获得迅速发展。国内外学者利用光谱特征和混合像元分解等方法统计水稻基本苗。例如, JIN 等<sup>[10]</sup>利用无人机搭载 RGB 相机拍摄极低空高分辨率图像,利用光谱特征将绿色像素与背景分离,然后识别和提取植物行,并使用支持向量机算法估计其包含的植株数量。BAI 等<sup>[11]</sup>利用无人机获取植物 RGB 图像,并基于计算机视觉的峰值检测算法对向日葵和玉米进行快速计数。ABEL 等<sup>[12]</sup>利用无人机获取甜菜 RGB 图像,通过深度学习方法对图像进行分析,并使用全卷积网络实现全自动植物计数。上述研究成果表明,无人机近地遥感对于反演作物基本苗数量作出了重要贡献,但仍然存在一些问题:例如利用光谱特征分离作物与土壤背景可以提高统计精度,但是仍需人工统计数量,无法直观反映水稻基本苗密度。另外,这种方法对于分辨率要求极高,对于大面积农田需增大拍摄范围,必将提高飞行高度、降低分辨率,影响统计精度。

对于水稻基本苗的统计,使用混合像元分解方法比使用光谱特征有更多的优势。一方面,水稻分蘖期植株矮小,多光谱传感器很难精准捕捉叶片光谱信息,使得多光谱信息获取变得异常困难。另一方面,水稻分蘖期秧田内往往存在大量的水和青苔,各种地物存在于同一个像元中,也会影响地物反射率的提取。因此,本文拟使用混合像元分解方法统计分蘖期水稻基本苗数量,特别是对大田块进行快速大面积统计,并运用提取的水稻光谱特征统计水

稻基本苗数,以提升混合像元分解模型的精度以及基本苗的统计速度和效率。

## 1 材料与方法

### 1.1 研究区概况

水稻试验田位于江苏省镇江市京口区润果农场(32°07′56″N, 119°44′23″E)(图1),该地属于亚热带季风气候,常年平均气温 16.3℃,年均降水量 1 209.9 mm,日照时数 1 740.4 h。试验田长约 54 m,宽约 39 m,如图 1 所示。试验田土壤肥沃,光热资源充足,前茬作物为油菜花。供试水稻品种为“武科粳 7375”。2023 年 7 月 5 日使用插秧机完成秧苗移植,行距为 30 cm,株距为 12 cm,试验田约 2 220 m<sup>2</sup>,如图 1 所示,试验田分为 9 个小区,均匀设置 36 个点位(每小区设置 4 个采样点),记录以每个采样点为中心的面积为 1 m<sup>2</sup> 的正方形框内的基本苗数量作为地面基本苗数量真值。在水稻试验区设置 3 个氮肥梯度,即 N1(90 kg/hm<sup>2</sup>)、N2(180 kg/hm<sup>2</sup>)、N3(270 kg/hm<sup>2</sup>)。每个梯度设置 3 个重复小区(调节氮肥梯度,改变水稻苗期分蘖数,使基本苗数量呈现一定的差异性)。氮肥形态为尿素,基肥、分蘖肥、促花肥、保花肥质量比例为 4:2:2:2。另配施磷肥 135 kg/hm<sup>2</sup>,作基肥一次性施入。钾肥 190 kg/hm<sup>2</sup>,基肥 50%,倒 4 叶 50%。其他管理措施同一般高产田。

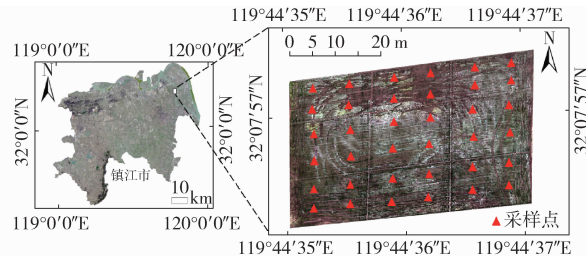


图 1 研究区位置及区域划分

Fig. 1 Study area location and regional division

### 1.2 数据采集

#### 1.2.1 无人机多光谱数据采集

如图 2 所示,本试验采用大疆经纬 Matrice M600 Pro 型六旋翼无人机作为多光谱数据采集平台,机身轴距 1 133 mm,机体最大起飞质量 15.5 kg,最大水平飞行速度(无风环境) 65 km/h,平均续航时间约为 30 min,并搭载美国 Micasense 公司 RedEdge - MX 型多光谱传感器,如图 2 所示。RedEdge - MX 型传感器共有蓝、绿、红、红边、近红外 5 个通道,对应中心波长/波宽分别为 475/32 nm、560/27 nm、668/16 nm、717/12 nm、840/57 nm,各通道分辨率均为 1 280 像素 × 960 像素,视场范围 47.2°HFOV,并配有校正反射率的校准板和校正太

阳与光线角度的光强传感器。无人机起飞之前,用标定板进行标定,进行辐射校正。多光谱数据采集时间为 2023 年 7 月 5 日 11:30—12:30,采用等时间间隔拍摄,天气晴朗无云,无人机飞行高度为 30 m,空间分辨率为 2.14 cm,飞行速度为 5 m/s,航向重叠率为 80%,旁向重叠率为 70%。



图 2 无人机多光谱遥感平台

Fig. 2 UAV multispectral remote sensing platform

#### 1.2.2 田间数据采集

使用 UPVC 管制成正方形框(50 cm × 50 cm),以采样点为中心,连续测量其 0°、90°、180°、270° 4 个角度的基本苗数量,相加得到该采样点的基本苗数量真值。大田共分为 9 块小田,每块小田均匀设置 4 个采样点,用红色小旗杆作为中心标志方便获取地面基本苗真值(单位:株/m<sup>2</sup>),如图 1 所示。

### 1.3 研究方法

#### 1.3.1 无人机图像预处理

对多光谱传感器获取的水稻图像进行图像拼接,将获取的单波段图像(B、G、R、RE、NIR)进行波段组合、波段剔除构造感兴趣区域,最后合成水稻多光谱图像。

#### 1.3.2 植被指数选择

植被指数是利用地物对光的吸收与反射特性,通过对各敏感波段参数进行线性组合等运算,来反演植被特征的方法。首先,要确定现有的多光谱相机只含有红、绿、蓝、红边、近红外(R、G、B、RE、NIR)这 5 个波段,然后根据这 5 个波段进行线性组合,选择相关性比较好的植被指数计算植被覆盖度。归一化差值植被指数(Normalized difference vegetation index, NDVI)<sup>[13]</sup>是当前反演植被覆盖度应用比较广泛的植被指数。此外,还选择了可见光波段差异植被指数(Visible-band difference vegetation index, VDVI)<sup>[14]</sup>和绿度归一化植被指数(Green normalized difference vegetation, GNDVI)<sup>[15]</sup>。

#### 1.3.3 完全约束最小二乘法

近年来,随着无人机技术的快速发展,基于无人机近地遥感的农作物研究也变得越来越广泛<sup>[16]</sup>,而其中大多数是围绕地物光谱特征<sup>[17-18]</sup>和纹理特征<sup>[19]</sup>展开分析的。针对本文探究的水稻基本苗统计方法,考虑到分蘖期水稻植株矮小,在影像的最小单元

(像元)中占很小的比例,通过直接分析水稻光谱特征和纹理特征很难达到较高的统计精度。故提出一种基于混合像元分解的方法统计水稻分蘖期基本苗数量。

由于多光谱传感器空间分辨率的限制(无人机有最低飞行高度 20 m 限制,相机分辨率较低)和稻田内地物类型(端元, End member)复杂多样,图像中一个像元中往往存在着多个地物类型(水稻、土壤和杂草等),即混合像元。混合像元分解是提取端元波谱,在建立波谱库的基础上实现对混合像元的分解,求得像元中每个端元所占面积比例(丰度, Abundance)的一个过程<sup>[20]</sup>。

光谱混合模型分为线性混合模型和非线性混合模型(高次多项式模型、几何光学模型等)。线性混合模型是建立在像元中同种地物具有相同的光谱以及光谱线性可加,并且认为各种地物之间不会发生多次散射,混合光谱等于端元光谱与端元面积比例的线性组合。线性模型模型构造简单,具有明确的物理意义。非线性混合模型则考虑了各种地物之间发生多次散射的情况,高次多项式模型通过考虑端元之间的交叉项来描述光谱混合的非线性效应,几何光学模型则把地面当成三维物体考虑多次散射。非线性模型虽然简单方便,但是缺乏清晰的物理意义,同时地物的详尽散射参数很难获取,而这些参数往往对最后的反演结果有重要影响<sup>[21]</sup>。

考虑到线性波谱分离即线性混合像元分解只能进行一个约束条件,也就是像元内各种端元的结果和为 1。事实上,还需要设置一个约束,各种端元的 DN 值处于 0~1 之间,否则会导致丰度图内出现负值的情况。故本试验采用完全约束最小二乘法执行混合像元分解。为了让模型具有实际的物理意义,添加了 2 个约束条件:①所有端元面积比例之和为 1。②各端元比例都是非负数。由于其方法简单而被广泛应用。公式为

$$y_i = \sum_{j=1}^p p_{ij} \alpha_j + w_i \quad (1)$$

式中  $y_i$ ——混合像元第  $i$  个波段的光谱参数  
 $p_{ij}$ ——端元  $j$  ( $j \in \{1, 2, \dots, p\}$ ) 在第  $i$  个波段上的光谱测量值  
 $\alpha_j$ ——端元  $j$  的丰度系数  
 $w_i$ ——误差项(噪声和模型误差)  
 $p$ ——端元总数

对于给定的端元,  $\alpha_j$  具有实际的物理意义,应满足 2 个约束

$$\alpha_j > 0 \quad (j = 1, 2, \dots, p) \quad (2)$$

$$\sum_{j=1}^p \alpha_j = 1 \quad (3)$$

常见的端元提取方法主要有:①使用光谱仪实地测量“参考端元”。②在遥感图像上获得端元(基于几何顶点的端元提取、基于纯净像元指数(Pure pixel index, PPI)的端元提取和基于 SMACC 的端元提取)。③在标准光谱库中直接获得。使用光谱仪实地测量的方法确实可以获得良好的地物光谱,但是考虑到大气、传感器和地物分布的影响,试验获取的图像中地物光谱曲线和多光谱传感器采集到的光谱曲线会存在一定误差<sup>[22]</sup>。故采用基于 PPI 的端元提取方法,该方法与前者相比较能够避免不必要的外出采集试验,并且能够获取相对准确的端元波谱用来创建波谱库。

端元提取之前通常会使用最小噪声分析变换(MNF)进行数据降维,减少后期计算量,然后借助纯净像元指数 PPI 和  $n$  维可视化工具进行端元波谱收集,创建端元波谱库。最后利用波谱库执行原图像混合像元分解,得到不同类型的端元丰度图。

### 1.3.4 像元二分法

植被覆盖度是指植被(包括根、茎、叶)在地面的垂直投影面积占统计区总面积的百分比,常用于植被变化、生态环境研究、水土保持、气候等方面<sup>[23]</sup>。

像元二分模型是一种简单高效的遥感估算模型,假设一个像元内的地表仅由植被部分和裸土部分组成,而传感器获取的光谱信息可以由这 2 个组分因子加权计算出来,这 2 个因子的权重就对应于所占像元中的面积比例<sup>[24]</sup>。比如,植被覆盖度就可以看作是植被占像元的面积比例。具体可以表示为

$$S = R_{FVC} S_{veg} + (1 - R_{FVC}) S_{soil} \quad (4)$$

对该公式进行变换,可以得到

$$R_{FVC} = \frac{S - S_{soil}}{S_{veg} - S_{soil}} \quad (5)$$

式中  $S$ ——像元的光谱信息  
 $R_{FVC}$ ——植被覆盖度  
 $S_{veg}$ 、 $S_{soil}$ ——像元中纯植被部分像元的光谱信息和纯土壤部分像元的光谱信息

根据像元二分法原理,各植被指数也是由多光谱传感器接收地物光谱信息计算出反映地表信息的定量值,一个像元的 NDVI 值可以表达为纯植被像元信息( $NDVI_{veg}$ )与纯土壤像元信息( $NDVI_{soil}$ )两者之和,代入公式中可以得到

$$FVC_{NDVI} = \frac{NDVI - NDVI_{soil}}{NDVI_{veg} - NDVI_{soil}} \quad (6)$$

$$FVC_{VDVI} = \frac{VDVI - VDVI_{soil}}{VDVI_{veg} - VDVI_{soil}} \quad (7)$$

$$FVC_{GNDVI} = \frac{GNDVI - GNDVI_{soil}}{GNDVI_{veg} - GNDVI_{soil}} \quad (8)$$

式中  $FVC_{NDVI}$  ——基于 NDVI 的植被覆盖度

$FVC_{VDVI}$  ——基于 VDVI 的植被覆盖度

$FVC_{GNDVI}$  ——基于 GNDVI 的植被覆盖度

$NDVI_{soil}$  ——土壤端元的 NDVI 值

$VDVI_{soil}$  ——土壤端元的 VDVI 值

$GNDVI_{soil}$  ——土壤端元的 GNDVI 值

$NDVI_{veg}$  ——植被端元的 NDVI 值

$VDVI_{veg}$  ——植被端元的 VDVI 值

$GNDVI_{veg}$  ——植被端元的 GNDVI 值

### 1.3.5 土壤端元 NDVI 和植被段元 NDVI 的取值

$NDVI_{soil}$  对于绝大多数的裸露地表,理论上应该接近于零。但由于受水稻田内水、青苔和杂草等多种因素影响, $NDVI_{soil}$  的变化区间一般在  $-0.1$  至  $0.2$  之间。 $NDVI_{veg}$  代表纯植被像元的最大值,但是由于受湿度和大气条件变化的影响, $NDVI_{veg}$  常常会随时间和空间条件不断发生变化。因此,本试验选用水稻生长最旺盛的季节(6—8月)的 NDVI 影像,采用 0.5% 的置信度截取水稻 NDVI 的上下阈值<sup>[25]</sup>。统计 NDVI 数值最大的 0.5% 区间像元计算平均值作为  $NDVI_{veg}$ ,统计 NDVI 数值最小的 0.5% 区间像元计算平均值作为  $NDVI_{soil}$ ,通过公式计算植被覆盖度  $FVC_{NDVI}$ 。

## 2 结果与分析

### 2.1 多光谱反射率特征分析

提取水稻和土壤两种端元在水稻分蘖期多光谱图像上的反射率数据(DN值),绘制对应的折线图。如图3所示,植被端元在可见光波段(红、绿、蓝波段)反射率要低于土壤端元的反射率。植被端元在红边波段反射率开始高于土壤端元,并且在近红外波段二者反射率相差最大。另外,土壤端元的反射率在可见光波段和红边波段呈现递增的趋势,而在近红外波段呈现下降趋势,但总体变化上下浮动不大,而植被端元呈现先增大再减小,然后再增大的趋势。

### 2.2 混合像元分解结果

利用提取到的端元波谱库对多光谱执行基于完全约束最小二乘法的混合像元分解,得到端元丰度图。如图4所示,图中数值1为纯植被端元,数值0表示纯土壤端元,数值处于0到1之间则表示混合像元中植被端元占整个像元面积的比例。

### 2.3 水稻基本苗数定量反演

对端元丰度图采用阈值分割的方法提取植被与土壤的感兴趣区,获取 NDVI、VDVI 和 GNDVI 灰度

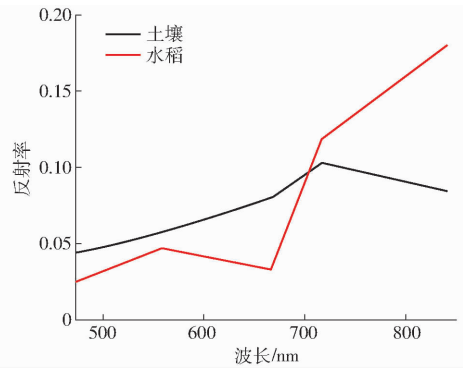


图3 遥感图像端元光谱特性曲线

Fig.3 End element spectral characteristics of UAV remote sensing images

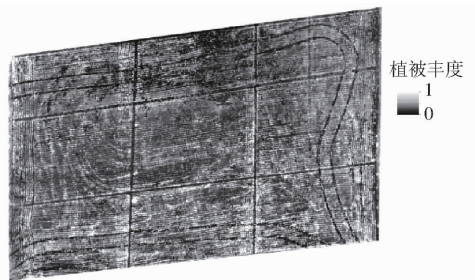


图4 端元丰度图

Fig.4 Vegetation abundance map

图像,并统计感兴趣区所有像元的 DN 平均值(植被与土壤),如表1所示。

表1 端元植被指数统计数据

Tab.1 End member vegetation index statistics

端元	植被指数	平均值	标准差
水稻	NDVI	0.465	0.098
	VDVI	0.131	0.052
	GNDVI	0.442	0.064
土壤	NDVI	0.193	0.077
	VDVI	0.024	0.039
	GNDVI	0.278	0.051

将表1中的植被指数平均值代入式(6)~(8)中,获得基于3种植被指数植被覆盖度灰度图像。

在原始多光谱图像中构建以采样点为中心的面积约为  $1\text{ m}^2$  的感兴趣区,共36个。获取每个采样点的4种植被覆盖度均值( $FVC_{NDVI}$ 、 $FVC_{VDVI}$ 、 $FVC_{GNDVI}$ 和 $FVC_p$ )。 $FVC_{NDVI}$ 、 $FVC_{VDVI}$ 、 $FVC_{GNDVI}$ 和 $FVC_p$ 分别表示基于归一化差值植被指数、可见光波段差异植被指数、绿度归一化植被指数以及像元统计法获取的植被覆盖度。结果如表2所示,其中30组用于建立模型,6组用于验证模型精度。

将4种植被覆盖度与水稻基本苗数量进行线性拟合(图5),得到3种植被指数回归模型的决定系数  $R^2$  分别是 0.834、0.744 和 0.642,均方根误差(RMSE)为 5.7、7.1、8.4株/ $\text{m}^2$ 。而完全约束最小

表 2 水稻基本苗真值与植被覆盖度

Tab.2 Basic seedling truth value and vegetation coverage of rice

采样点 序号	水稻基本 苗真值	$FVC_{NDVI}$	$FVC_{VDVI}$	$FVC_{GNDVI}$	$FVC_P$
1	110	0.494	0.469	0.646	0.472
2	108	0.427	0.441	0.598	0.417
3	125	0.531	0.527	0.643	0.524
4	88	0.315	0.314	0.515	0.266
5	82	0.349	0.345	0.578	0.310
6	107	0.438	0.451	0.578	0.443
7	108	0.467	0.461	0.592	0.467
8	104	0.416	0.457	0.563	0.385
9	65	0.270	0.285	0.419	0.219
10	93	0.396	0.439	0.516	0.358
11	79	0.328	0.377	0.502	0.282
12	104	0.450	0.525	0.564	0.421
13	112	0.493	0.544	0.585	0.447
14	91	0.385	0.412	0.506	0.316
15	84	0.315	0.390	0.482	0.258
16	93	0.351	0.376	0.519	0.330
17	82	0.366	0.384	0.503	0.327
18	116	0.459	0.482	0.565	0.464
19	96	0.399	0.393	0.561	0.379
20	92	0.329	0.307	0.523	0.284
21	72	0.275	0.234	0.498	0.242
22	82	0.254	0.237	0.450	0.291
23	89	0.333	0.360	0.492	0.285
24	95	0.339	0.420	0.504	0.329
25	86	0.317	0.337	0.494	0.278
26	86	0.306	0.340	0.491	0.267
27	81	0.324	0.300	0.535	0.285
28	77	0.313	0.322	0.520	0.264
29	76	0.319	0.311	0.520	0.273
30	78	0.316	0.290	0.494	0.285
31	86	0.350	0.305	0.547	0.320
32	81	0.281	0.319	0.494	0.251
33	75	0.206	0.218	0.383	0.247
34	107	0.428	0.394	0.610	0.414
35	90	0.340	0.401	0.487	0.308
36	93	0.337	0.373	0.492	0.307

二乘法的混合像元分解的模型  $R^2$  为 0.891, RMSE 为 4.6 株/ $m^2$ , 评价指标均优于像元二分法模型。

综上所述,与传统的基于植被指数的像元二分法模型相比,基于完全约束最小二乘法的混合像元分解的模型精度更高。

依据端元丰度与水稻基本苗数之间的线性关系,生成水稻基本苗密度图。为了从整体上直观地了解基本苗密度,对密度图进行重采样,将图像空间分辨率从 2.14 cm 降低为 1 m,方便统计以 1  $m^2$  为单位的秧苗密度,如图 6 所示。最大密度、最小密

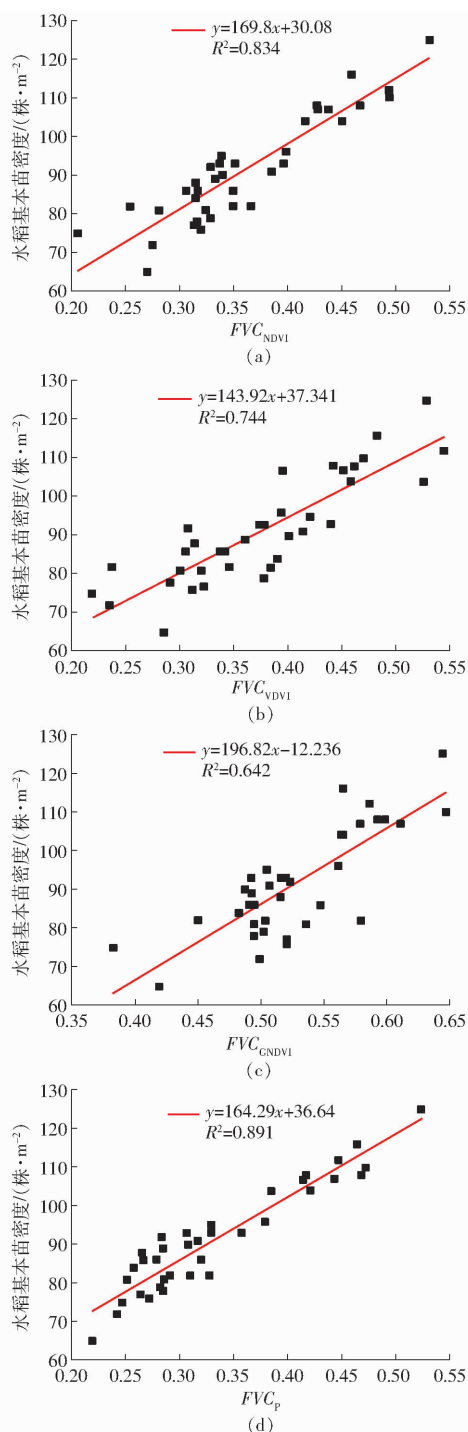


图 5 植被覆盖度与水稻基本苗真值的反演模型

Fig.5 Inversion model of basic seedling truth value and vegetation coverage of rice

度和平均密度分别为 141.1、36.6、88.8 株/ $m^2$ 。共分为 6 个密度梯度,各密度田块之间颜色差异明显,该模型可为后期因地施肥施氮工作提供有效指导。

针对 1  $m^2$  田块尺度,执行混合像元分解的效果较好。在较低空间分辨率的情况下,植被在像元中的特征不明显,植被与土壤差异较小,在整体会上会降低模型精度。在较高空间分辨率情况下,纯净像元和混合像元数目都急剧增加,模型精度也会降低。

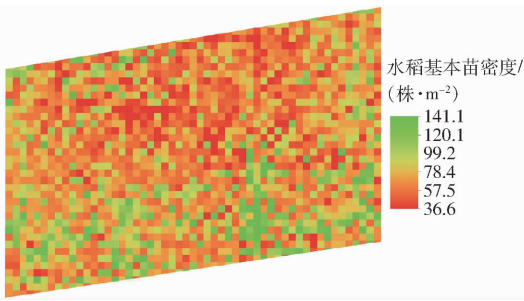


图6 水稻基本苗数反演结果图

Fig.6 Inversion result of rice basic seedling number

### 3 结论

(1)针对分蘖期水稻基本苗数量统计,提出一种基于完全约束最小二乘法的混合像元分解方法,在多光谱图像中提取地物光谱信息建立端元波谱库,结合多光谱图像执行混合像元分解,最终利用线

性关系建立回归模型。该方法考虑了像元中多种地物类型的存在,利用纯净像元特征进行地物分类,有效地提高了统计精度。其构造的回归模型  $R^2$  为 0.891, RMSE 为 4.6 株/ $m^2$ 。

(2)加入了基于植被指数的像元二分法模型。该方法利用纯净植被与土壤的植被指数数值差异反演植被覆盖度,基于植被指数 NDVI、VDVI 和 GNDVI 计算植被覆盖度,其决定系数  $R^2$  为 0.834、0.744 和 0.642,其 RMSE 为 5.7、7.1、8.4 株/ $m^2$ 。模型精度较低,可能是置信度设置引起的植被指数上下阈值与实际情况有一些误差,导致模型精度不高。

(3)基于完全约束最小二乘法的混合像元分解能够较为准确和便捷地统计分蘖期水稻基本苗数量,对于大面积农场水稻长势监测具有一定的参考价值。

### 参 考 文 献

- [1] 梅金先,梅少华,程建平,等.不同基本苗对直播早稻产量及其构成因素的影响[J].湖北农业科学,2008,47(11):1246-1248.  
MEI Jinxian,MEI Shaohua,CHENG Jianping,et al. The influence of different basic seeding on output and yield factors of early rice under direct seeding[J]. Hubei Agricultural Sciences,2008,47(11):1246-1248. (in Chinese)
- [2] 吴文革,杨剑波,张健美,等.穴基本苗对机插杂交中籼稻群体构建及产量的影响[J].安徽农业大学学报,2014,41(3):401-405.  
WU Wen'ge,YANG Jianbo,ZHANG Jianmei,et al. Effects of seeding number per hole on population quality and yield of mechanical transplanting middle-season Indica hybrid rice[J]. Journal of Anhui Agricultural University,2014,41(3):401-405. (in Chinese)
- [3] 孙秀红,胡波.影响水稻分蘖发生的主要栽培措施和环境因素研究进展[J].现代农业科技,2020(7):6-8.
- [4] 袁奇,于林惠,石世杰,等.机插秧每穴栽插苗数对水稻分蘖与成穗的影响[J].农业工程学报,2007,23(10):121-125.  
YUAN Qi,YU Linhui,SHI Shijie,et al. Effects of different quantities of planting seedlings per hill on outgrowth and tiller production for machine-transplanted rice[J]. Transactions of the CSAE,2007,23(10):121-125. (in Chinese)
- [5] MA F, YUAN M, KOZAK I. Multispectral imaging: review of current applications[J]. Survey of Ophthalmology, 2023, 68(5):889-904.
- [6] AROGOUNDADE A M,MUTANGE O, ODINDI J,et al. The role of remote sensing in tropical grassland nutrient estimation: a review[J]. Environ. Monit. Assess, 2023,195(8):954.
- [7] TRIPATHY R, NIGAM R, BHATTACHARYA B K. Agrometeorological approach for sugarcane yield estimation at regional scale using satellite remote sensing[J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing,2023,51(8):1715-1728.
- [8] JEFRI N S M, AHMAD A, DARWIN N, et al. Oil palm health estimation using low altitude remote sensing[J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science,2023,1167(1):012039.
- [9] 李德仁,李明.无人机遥感系统的研究进展与应用前景[J].武汉大学学报(信息科学版),2014,39(5):505-513,540.  
LI Deren, LI Ming. Research advance and application prospect unmanned aerial vehicle remote sensing system[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University,2014,39(5):505-513,540. (in Chinese)
- [10] JIN X, LIU S, FREDERIC B, et al. Estimates of plant density of wheat crops at emergence from very low altitude UAV imagery[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 198: 105-114.
- [11] BAI Y, NIE C, WANG H, et al. A fast and robust method for plant count in sunflower and maize at different seedling stages using high-resolution UAV RGB imagery[J]. Precision Agriculture, 2022,23(5):1720-1742.
- [12] ABEL B, PHILIPP L, RAMON F Y I, et al. Automatic UAV-based counting of seedlings in sugar-beet field and extension to maize and strawberry[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2021,191(6):168-169.
- [13] PATIL P P, JAGTAP M P, KHATRI N, et al. Exploration and advancement of NDDI leveraging NDVI and NDWI in Indian semi-arid regions: a remote sensing-based study[J]. Case Studies in Chemical and Environmental Engineering, 2024, 9: 100573.
- [14] ZHOU Huoyan,FU Liyong,LEI Yuancai,et al. A hybrid approach of combining random forest with texture analysis and VDVI for desert vegetation mapping based on UAV RGB data[J]. Remote Sensing,2021,13(10):1891.

- [15] MANGEWA L J, NDAKIDEMI P A, ALWARD R D, et al. Comparative assessment of UAV and Sentinel-2 NDVI and GNDVI for preliminary diagnosis of habitat conditions in burunge wildlife management area, Tanzania[J]. *Earth*, 2022, 3(3): 769-787.
- [16] 纪景纯, 赵原, 邹晓娟, 等. 无人机遥感在农田信息监测中的应用进展[J]. *土壤学报*, 2019, 56(4): 773-784.  
JI Jingchun, ZHAO Yuan, ZOU Xiaojuan, et al. Advancement in application of UAV remote sensing to monitoring of farmlands [J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2019, 56(4): 773-784. (in Chinese)
- [17] 汪小钦, 王苗苗, 王绍强, 等. 基于可见光波段无人机遥感的植被信息提取[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(5): 152-159.  
WANG Xiaoqin, WANG Miaomiao, WANG Shaoqiang, et al. Extraction of vegetation information from visible unmanned aerial vehicle images[J]. *Transactions of CSAE*, 2015, 31(5): 152-159. (in Chinese)
- [18] 牛亚晓, 张立元, 韩文霆, 等. 基于无人机遥感与植被指数的冬小麦覆盖度提取方法[J]. *农业机械学报*, 2018, 49(4): 212-221.  
NIU Yaxiao, ZHANG Liyuan, HAN Wenting, et al. Fractional vegetation cover extraction method of winter wheat based on UAV remote sensing and vegetation index[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(4): 212-221. (in Chinese)
- [19] 李亮, 舒宁, 王凯, 等. 融合多特征的遥感影像变化检测方法[J]. *测绘学报*, 2014, 43(9): 945-953, 959.  
LI Liang, SHU Ning, WANG Kai, et al. Change detection method for remote sensing images based on multi-features fusion[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2014, 43(9): 945-953, 959. (in Chinese)
- [20] 惠巍巍, 衣德萍, 廖彩霞, 等. 混合像元分解研究综述[J]. *林业科技情报*, 2007, 24(1): 2-3.  
HUI Weiwei, YI Deping, LIAO Caixia, et al. The study of decomposing mix element[J]. *Forestry Science and Technology Information*, 2007, 24(1): 2-3. (in Chinese)
- [21] 吕长春, 王忠武, 钱少猛. 混合像元分解模型综述[J]. *遥感信息*, 2003, 46(3): 55-58, 60.  
LÜ Changchun, WANG Zhongwu, QIAN Shaomeng. A review of pixel unmixing models[J]. *Remote Sensing Information*, 2003, 46(3): 55-58, 60. (in Chinese)
- [22] 薛琦, 匡纲要, 李智勇. 基于线性混合模型的高光谱图像端元提取[J]. *遥感技术与应用*, 2004, 76(3): 197-201.  
XUE Qi, KUANG Gangyao, LI Zhiyong. Endmember extraction algorithms from hyperspectral image based on the linear mixing model: an overview[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2004, 76(3): 197-201. (in Chinese)
- [23] 贾坤, 姚云军, 魏香琴, 等. 植被覆盖度遥感估算研究进展[J]. *地球科学进展*, 2013, 28(7): 774-782.  
JIA Kun, YAO Yunjun, WEI Xiangqin, et al. A review on fractional vegetation cover estimation using remote sensing[J]. *Advances in Earth Science*, 2013, 28(7): 774-782. (in Chinese)
- [24] 刘广峰, 吴波, 范文义, 等. 基于像元二分模型的沙漠化地区植被覆盖度提取——以毛乌素沙地为例[J]. *水土保持研究*, 2007, 29(2): 268-271.  
LIU Guangfeng, WU Bo, FAN Wenyi, et al. Extraction of vegetation coverage in desertification regions based on the dimidiate pixel model[J]. *Research of Soil and Water Conservation*, 2007, 29(2): 268-271. (in Chinese)
- [25] 穆少杰, 李建龙, 陈奕兆, 等. 2001—2010年内蒙古植被覆盖度时空变化特征[J]. *地理学报*, 2012, 67(9): 1255-1268.  
MU Shaojie, LI Jianlong, CHEN Yizhao, et al. Spatial differences of variations of vegetation coverage in Inner Mongolia during 2001—2010[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2012, 67(9): 1255-1268. (in Chinese)