doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.08.019

基于最优子集选择的水稻穗无人机图像分割方法

曹英丽[1]　刘亚帝[1]　马殿荣[2]　李　昂[1]　许童羽[1]

(1.沈阳农业大学信息与电气工程学院,沈阳 110866;
2.沈阳农业大学农业农村部东北水稻生物学与遗传育种重点实验室,沈阳 110866)

摘要:为探索有效的稻穗识别特征选取方法,解决基于无人机数码影像水稻产量估测中图像颜色空间各个通道或指数对水稻穗识别能力不清的问题,利用 2017 年和 2018 年沈阳农业大学超级稻成果转化基地水稻试验田无人机高清数码影像、地面小区样方内水稻穗数量等实测数据,构建了水稻穗、叶、背景的 3 分类图像样本库,应用最优子集选择(Best subset selection)算法分析了 RGB 和 HSV 颜色空间各个通道或指数对水稻穗的识别能力,提取适合东北粳稻稻穗图像分割的 7 种特征参数,以此特征为输入构建了基于 BP 神经网络的稻穗分割模型,进一步对稻穗图像进行连通域分析,获取稻穗数量,并与地面实测数据进行比较。结果表明:最优子集选择算法获取的稻穗像素分割特征参数为 R、B、H、S、V、GLI、ExG 等 7 种,飞行高度为 3 m 时,稻穗分割效果最好,对应的交叉验证均方误差 MSE 为 0.036 3;构建的稻穗分割模型可有效实现东北粳稻稻穗的提取,3、6、9 m 飞行高度下,拍摄图像稻穗数量提取的均方根误差分别为 9.03、11.21、13.10,平均绝对百分误差分别为 10.60%、14.88% 和 17.16%。

关键词:水稻穗;无人机数码影像;最优子集选择;图像分割;特征选取

中图分类号:S127;TP391.41　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2020)08-0171-07　　**OSID**:

Best Subset Selection Based Rice Panicle Segmentation from UAV Image

CAO Yingli[1]　LIU Yadi[1]　MA Dianrong[2]　LI Ang[1]　XU Tongyu[1]

(1. *College of Information and Electrical Engineering*, *Shenyang Agricultural University*, *Shenyang* 110866, *China*
2. *Key Laboratory of Northeast Rice Biology*, *Genetics and Breeding*, *Ministry of Agriculture and Rural Affairs*, *Shenyang Agricultural University*, *Shenyang* 110866, *China*)

Abstract: In order to solve the problem that the ability of panicle recognition by each channel or index of digital image color space is not clear, in rice yield estimation based on UAV image, an effective panicle characteristic-selecting method was developed. The field experimental data were collected from super rice achievement transformation base of Shenyang Agricultural University in 2017 and 2018, including high-resolution digital image collected with UAV and the number of panicles in each sampling square in rice plots. In order to identify the panicle recognition ability of channels or index in the RGB and HSV color space, a tri-classification image sample library of rice panicle, leaf and background was firstly constructed, and features extraction was performed by using the best subset selection (BSS) algorithm. The BSS extracted the seven characteristic parameters which were suitable for panicle segmentation of japonica rice in Northeast China, and used as input to panicle segmentation model based on BP neural network. The recognized panicle pixels from segmentation model were clustered by connected component analysis and the number in each sampling square was estimated, which can be compared with field measurement results for quantitively error analyzing. The results showed that the best subset selection based feature extraction performed best when the number of the feature was 7 (features were R, B, H, S, V, GLI and ExG, respectively), and the latitude was 3 m. The corresponding minimum MSE of cross validation is 0.036 3. The rice panicle segmentation model can effectively achieve the extraction of japonica rice panicle in Northeast China, with the average RMSE and MAPE of rice panicle number extraction in three flight altitude images taken by 3 m, 6 m and 9 m were 9.03 and 10.60%, 11.21 and 14.88%, 13.10 and 17.16%, respectively.

Key words: rice panicle; digital image from UAV; best subset selection; image segmentation; features extraction

收稿日期:2020-03-08　修回日期:2020-06-13

基金项目:国家重点研发计划项目(2016YFD0200700、2017YFD0300700)

作者简介:曹英丽(1977—),女,副教授,主要从事无人机农业定量遥感机理模型研究,E-mail:caoyingli@163.com

通信作者:许童羽(1967—),男,教授,博士生导师,主要从事无人机遥感与精准农业研究,E-mail:yatongmu@163.com

0 引言

水稻产量主要由单位面积稻穗数量、穗粒数和千粒质量 3 个因素决定,水稻产量的早期预测对育种专家准确评估种质资源,对农业生产者及时调整水肥管理、提高产量等具有重要意义[1]。水稻穗是与产量最直接相关的生理器官,其准确识别与提取不仅有助于产量估测,还对病虫害检测、营养诊断、生育期判断等起到重要作用[1-3]。水稻穗数识别方法主要包括传统人工统计法、基于地面冠层数码影像识别法、基于遥感影像识别法等。传统的水稻穗人工统计方法劳动强度大、耗费时间长、易产生人为误差,难以满足现代化精准农业生产实际需求。基于地面冠层数码影像与计算机视觉、深度学习等技术相结合在水稻穗提取以及作物其他表型信息采集方面取得了长足的进展[4-6]。文献[4]利用长短聚焦镜头双目相机系统,连续采集水稻数码影像,从而实现了水稻穗长度的自动计算,取代了人工测量方式;文献[5]设计了全自动的田间作物表型平台,用于连续、高通量监测作物长势、判断作物的生育期;文献[6]利用地面冠层数码影像数据,提出了一种麦穗计数算法,实现了大田环境下小麦穗密度的估算。

基于地面作物表型信息系统的稻穗识别仍不能满足高通量、快速、大面积田间信息采集的需要,农业遥感技术的不断发展为大面积田间作物信息获取提供了新途径。无人机低空遥感具有灵活性高、影像获取时间短、成本低、地面分辨率高等优点[1,7],在作物覆盖度提取、氮素含量反演、产量估计、株高生物量估测等方面得到了广泛应用[8-17],从图像中准确地分割出水稻穗是基于无人机数码影像的产量估测、病虫害分析、精准施肥等信息化管理的关键。常用的图像分割方法有阈值分割法、人工神经网络、卷积神经网络等[18-23]。文献[18]利用 ExG 指数法和最大似然监督分类法对无人机数码影像进行处理,提出利用颜色转换空间 HSI(H-A 法)从无人机数码影像中快速提取马铃薯覆盖信息;文献[19]基于棉花无人机可见光遥感影像,分析了 Lab 颜色空间 a 通道、RGB 颜色空间 $2G-R-B$ 指数和 HIS 颜色空间 H 通道对棉花的识别能力,研究了苗期和蕾期覆盖度的提取方法;文献[20]运用基于逻辑回归算法的自适应阈值分割方法,提取棉田冠层区域,基于棉田冠层图像在 HSV 颜色空间中分别提取叶片冠层和地表背景两类像素的 H 通道值,在 RGB 颜色空间中提取绿色占比值 $G/(G+R+B)$ 作为颜色特征,利用逻辑回归算法确定各颜色特征的分割阈值,实现数码图像的初次分割,并采用形态学滤波方法对分割结果进行优化;文献[21]利用深度学习方法实现数码影像的分割,解决了作物表型信息提取的问题;文献[22]利用人工神经网络(ANN)设计了图像分割和稻穗识别算法,可实现齐穗期水稻穗数量的自动识别;文献[23]基于卷积神经网络(CNN)设计了一种图像分割算法 panicle-SEG,实现了水稻穗超像素分割;文献[1]为了提高田间水稻穗的检测精度,利用改进的区域全卷积神经网络设计了一种水稻穗计数系统,并应用无人机搭载 RGB 数码相机获取水稻数码影像,进行了现场测试与分析。

以上研究在利用无人机数码影像实现水稻穗分割与提取方面开展了大量工作,在东北粳稻无人机数码影像的数据积累与样本库构建、颜色空间各个通道或指数对水稻穗识别能力的分析、水稻穗提取算法的定量评估等方面仍需要继续开展相关研究。本文以东北粳稻为研究对象,采集和积累水稻冠层数码影像,寻求有效、稳定的图像分割特征与模型,实现复杂田间条件下水稻穗的快速提取,以期为未来智慧农业水稻产量估测、病虫害分析等提供支撑。

1 材料与方法

1.1 试验材料与数据采集

水稻无人机数码影像拍摄与稻穗提取试验于 2017 年和 2018 年在辽宁省沈阳市沈阳农业大学超级稻成果转化基地(123°55′85″E,41°81′63″N)进行。该基地位于东北地区南部(图 1a),属于温带半湿润大陆性气候,年平均气温 6.2~9.7℃,年降水量 600~800 mm。试验时期内小区设计一致,均采用裂区试验设计,选取当地主栽水稻品种沈农 9816,设置 7 个施氮水平:无氮处理(0 kg/hm^2)、低氮处理(150 kg/hm^2)、中氮处理(240 kg/hm^2)、高氮处理(330 kg/hm^2)、有机肥替代 10%、有机肥替代 20%、有机肥替代 30%,试验重复 3 次,共 21 个小区随机排列(不同施氮水平小区如图 1b 所示),小区面积为 30 m^2(4.2 m×7.61 m),不同施肥处理小区间采用土埂隔离。

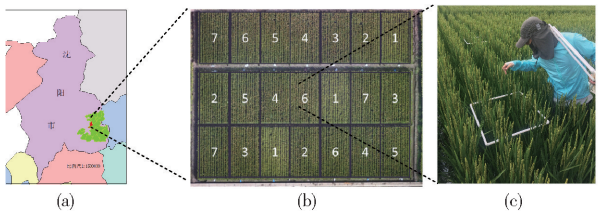


图 1 水稻试验田位置及小区分布图

Fig. 1 Fields location and plots distribution of experiment

无人机数码影像采集与地面测试分别于 2017 年 8 月 21 日和 2018 年 9 月 2 日水稻齐穗期进行(依

据文献[24]试验结果，基于齐穗期水稻冠层数码影像的产量估测精度最高）。在 21 个小区的边角区域和中心区域分别布设 2 个面积为 0.5 m×0.5 m 的白色样方（图 1c），应用四旋翼无人机搭载高清数码相机（PHANTOM 4 型，1 240 万像素，图像分辨率为 4 000 像素×3 000 像素），采集白色样方内水稻冠层正射数码影像，拍摄时间为 10:00—14:00，天气晴朗、无云。无人机分别从 2、3、6、9 m 飞行高度进行拍摄，由于 2 m 飞行高度无人机旋翼风场影响拍摄，误差过大，舍弃该飞行高度拍摄数据。试验共获取 3 个飞行高度的 21×2×3=126 幅 RGB 数码影像，2 年累计 252 幅影像。地面测试同步开展：人工数出 42 个样方内水稻穗的数量。获取同一个样方 3、6、9 m 3 个飞行高度的正射数码影像如图 2 所示。



(a) 3 m(1161像素×1145像素)　(b) 6 m (487像素×487像素)　(c) 9 m(236像素×239像素)

图 2　同样方 3、6、9 m 飞行高度数码影像

Fig. 2　Digital images of one sampling region at altitudes of 3 m, 6 m and 9 m

1.2　研究方法与验证

本文主要技术流程如图 3 所示。

（1）将不同飞行高度拍摄的水稻小区样方正射数码影像进行人工裁剪与标定，构建了水稻穗、叶、背景 3 类图像样本库，计算不同颜色空间各个通道或指数 R、B、H、S、V、GLI 等，并将其分为训练集和验证集。

（2）应用最优子集选择算法探索不同颜色空间各个通道对水稻穗识别的能力，提取有效的稻穗分割特征，作为稻穗分类模型的输入。

（3）为定量测试无人机不同飞行高度影像水稻穗分割精度，分别采取图像像素分类精度和稻穗数

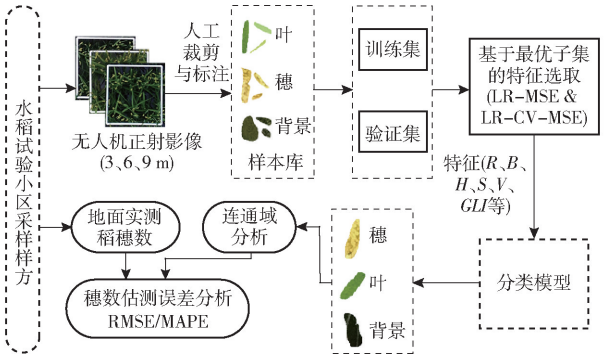


图 3　水稻稻穗分割特征选取与模型构建技术流程图

Fig. 3　Feature selection and model construction for panicle segmentation

量估测误差评估：①图像像素分割精度：基于线性回归构建水稻穗、叶及背景的分类模型，采用 5 折交叉验证算法评估模型精度。②对水稻穗图像像素分割结果进行连通域分析，获取水稻穗数量估测值，并与地面实测数据对比分析，用均方根误差（RMSE）和平均绝对百分误差（MAPE）评价和判断 3 个飞行高度拍摄的图像水稻穗分割精度。

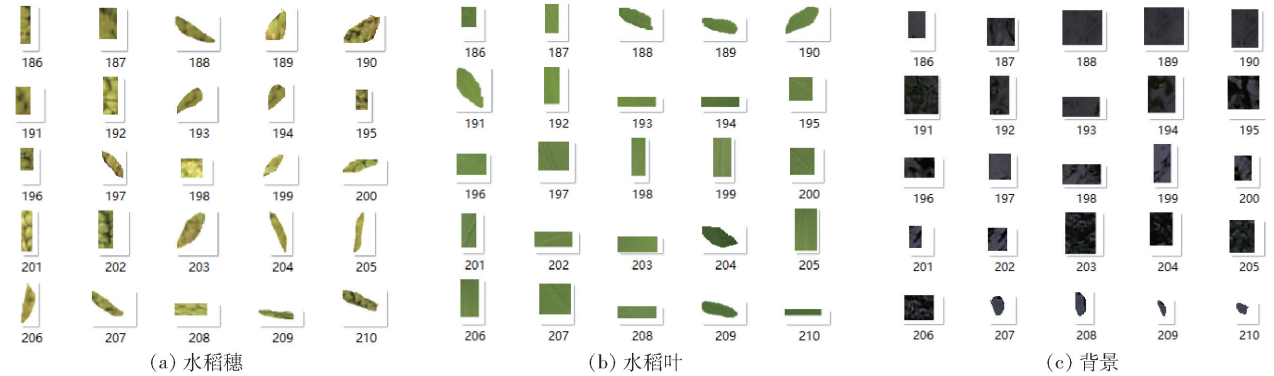
1.3　基于颜色空间的图像特征提取

2017—2018 年累计获取水稻试验小区样方正射 RGB 数码影像 252 幅，采用人工标注的方法，在每幅图像上随机选取水稻穗、叶及背景区域，标识出水稻穗、叶及背景 3 类图像各 300 幅，构建了由水稻穗、水稻叶和背景组成的 3 分类图像库，用于水稻穗提取模型的训练，部分水稻穗、水稻叶和背景标注样本示意图如图 4 所示。

RGB、HSV 等颜色空间的单通道及其组合指数常被用来作为图像不同对象分割的特征参数[25-26]，其中包括 RGB 颜色空间的 R、G、B 通道和 HSV 投影空间的 H、S、V 通道，以及归一化绿红差异指数（NGRDI）、红绿比值指数（RGRI）、绿叶指数（GLI）和过绿指数（ExG）等，计算公式分别为

$$NGRDI=(G-R)/(G+R) \tag{1}$$

$$RGRI=R/G \tag{2}$$



(a) 水稻穗　(b) 水稻叶　(c) 背景

图 4　水稻穗、叶、背景的部分训练样本

Fig. 4　Partial training samples of rice panicle, leaf and background

$$GLI = (2G - R - B)/(2G + R + B) \quad (3)$$

$$ExG = 2g - r - b \quad (4)$$

其中 $r = R/(R + G + B)$

$g = G/(R + G + B)$

$b = B/(R + G + B)$

式中 R、G、B——红色波段、绿色波段和蓝色波段像素值

r、g、b——R、G、B 标准化值

NGRDI——归一化绿红差异指数

RGRI——红绿比值指数

GLI——绿叶指数 *ExG*——过绿指数

应用 Matlab 对标定的水稻穗、叶、背景 3 类图像样本进行处理,计算每一类对象像素级的 R、G、B、H、S、V、*NGRDI*、*RGRI*、*GLI* 和 *ExG* 等 10 个参数值,作为备选的对象识别特征参数,待后续应用最优子集选择算法对特征进行优选,从而简化水稻穗识别模型。从每类对象样本库中取出相同个数的像素级样本,分别用 $y = 0$、$y = 1$ 和 $y = 2$ 表示水稻穗、叶、背景 3 类对象的回归值,将特征参数值矩阵 $\boldsymbol{X}$ 与回归值向量 $\boldsymbol{Y}$ 归一化到 0 ~ 1 范围(即水稻穗、叶、背景 3 类 y 分别为 0、0.5 和 1)。

1.4 基于最优子集选择算法的特征选择

最优子集选择(Best subset selection)算法对特征参数矩阵 $\boldsymbol{X}$ 中的 p 个特征变量的所有可能组合分别使用最小二乘法拟合多元线性回归模型,从所有可能模型(2^p)中选择一个最优模型,即优选出与响应变量 $\boldsymbol{Y}$ 最相关的特征子集,本研究待分析特征为 10 个,特征数较少,最优子集算法计算效率可以满足需求。利用最优子集选择算法选择分类模型,对 10 个分类特征参数 R、G、B、H、S、V、*NGRDI*、*RGRI*、*GLI*、*ExG* 进行优化选择,剔除模型中不相关的特征从而简化分类模型,产生的所有组合共有 $2^p = 1\,024$ 种,最优子集选择算法流程如图 5 所示。

(1)首先将包含 k 个特征的模型表示为 $\binom{10}{k}$,表示模型具有 10 选 k 种组合情况,首先将模型特征数 k 置零,再从 1 增加到 10,循环执行操作:依次对所有 k 个特征组合建立线性回归模型,应用最小二乘法估计模型参数,选取残差平方和 R_{SS} 最小的模型,作为 k 个特征时最优的模型,记作 M_k,其中 $R_{SS} = \sum (Y_i - \hat{Y})^2$。

(2)对于包含 k 个特征的初选模型 $M_1, M_2, \cdots, M_{10}$ 应用交叉验证(Cross-validation)的方法进一步进行特征优选:将样本数据集(包括 10 特征的测试值及其对应的分类值)分成 5 组,以其中 4 组数据为训练集进行最小二乘法的线性回归,用第 5 组数据作为测试集,计算模型的测试误差;选取 5 种组合情况下获取的平均测试误差最小作为最优模型。

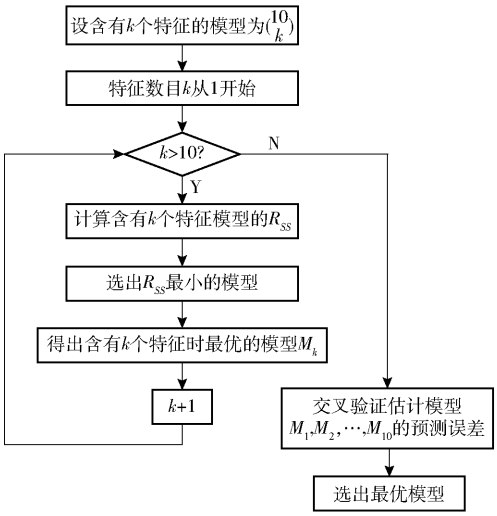


图 5 最优子集选择算法流程图

Fig. 5 Flow chart of best subset selection

线性回归基本模型可表示为

$$\boldsymbol{Y} = \beta_0 + \sum_{i=1}^{10} \beta_i \boldsymbol{X}_i \quad (5)$$

其中,$\boldsymbol{X}$ 代表 10 个分类特征参数:R、G、B、H、S、V、*NGRDI*、*RGRI*、*GLI* 和 *ExG*,$\boldsymbol{Y}$ 代表 3 个分类对象(水稻穗、水稻叶和背景,归一化后分别为 0、0.5 和 1);$\beta_0, \beta_1, \cdots, \beta_{10}$ 为线性回归模型的回归系数,其最小二乘法估计值 $\hat{\beta}$ 为

$$\hat{\beta} = \boldsymbol{X}_{\text{big}}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{X}_{\text{big}} \boldsymbol{X}_{\text{big}}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{Y} = \begin{bmatrix} \hat{\beta}_0 \\ \hat{\beta}_1 \\ \hat{\beta}_2 \\ \vdots \\ \hat{\beta}_{10} \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中 $\boldsymbol{X}_{\text{big}} = [1 \quad \boldsymbol{X}]$

2 结果与分析

2.1 稻穗分割特征提取

应用 2017—2018 年的试验数据与构建的水稻穗、水稻叶和背景组成的 3 分类图像库,基于最优子集选择算法对 3、6、9 m 3 个无人机飞行高度拍摄的数码影像进行水稻穗分割的特征优化选择:

(1)为降低算法复杂度,评价遍历特征数为 k 的水稻穗分割特征时,采用最小二乘的线性回归模型,直接选取测试误差最小的为最优模型,选取水稻穗分割特征数为 k 时($k = 1, 2, \cdots, 10$)对应最优模型 M_k 与精度。

(2)在上述结果基础上,以筛选的 10 个过程最

优模型 M_k 为对象，进一步采用 5 折交叉验证(5-fold cross-validation)的方法从模型 $M_1, M_2, \cdots, M_{10}$ 中选取最优分类模型，选取的特征及对应误差列于表 1(以 3 m 为例)。从表中特征数变化与分类测试误差关系可知，当特征数 $p=7$ 时的模型交叉验证误差随特征数量变化最小，对应的误差(MSE)为 0.036 3，因此选取该模型特征参数 R、B、H、S、V、GLI 和 ExG 作为水稻穗图像分割的特征。6 m 飞行高度最优特征参数为 G、B、H、S、V、$RGRI$、GLI，对应稻穗分类误差为 0.038 2；6 m 飞行高度最优特征参数为 R、G、B、H、S、V、$RGRI$，对应稻穗分类误差为 0.046 9。不同飞行高度稻穗分类精度 MSE 随着各自的特征数变化如图 6 所示，由图可以看出，随着特征数的增加，稻穗分类精度有所提高，误差 MSE 减小，当特征数到 7 时，变化趋于平缓，因此兼顾模型复杂度和精度，特征数为 7 时模型效果最佳；对比不同飞行高度获取数据可知，飞行高度为 9 m 时稻穗分类误差最大，3 m 时误差最小，6 m 时比 3 m 略大，选取 7 个特征时 3 个高度的分类模型误差分别为 0.036 3、0.038 2 和 0.046 9，因此在生产中利用无人机遥感影像识别稻穗时建议飞行高度为 3 ~ 4 m，分类模型特征参数选取 R、B、H、S、V、GLI 和 ExG。

表 1　最优子集特征选择过程结果与误差

Tab. 1　Results of selected features and error by best subset selection

特征数 p	模型特征参数	MSE
1	R	0.059 5
2	R、B	0.041 7
3	R、S、V	0.038 0
4	R、H、S、V	0.037 4
5	R、S、V、GLI、ExG	0.036 9
6	R、B、S、V、GLI、ExG	0.036 4
7	R、B、H、S、V、GLI、ExG	0.036 3
8	R、B、S、V、$NGRDI$、$RGRI$、GLI、ExG	0.036 0
9	R、B、H、S、V、$NGRDI$、$RGRI$、GLI、ExG	0.035 9
10	R、G、B、H、S、V、$NGRDI$、$RGRI$、GLI、ExG	0.035 9

2.2　稻穗分割结果

对于不同飞行高度测试的无人机数码图片，以对应的最优子集特征选择算法优选出的 7 个稻穗分割特征为输入，构建的水稻穗、叶、背景分类效果如图 7 所示。从图中可以直观看出 3、6 m 的分割效果较好，尤其是水稻穗的分割，基本识别出全部稻穗；但是 9 m 水稻穗分割效果较差，对应的叶片分割效果更差。

2.3　稻穗数量识别结果分析

为了进一步定量比较无人机数码影像稻穗分割

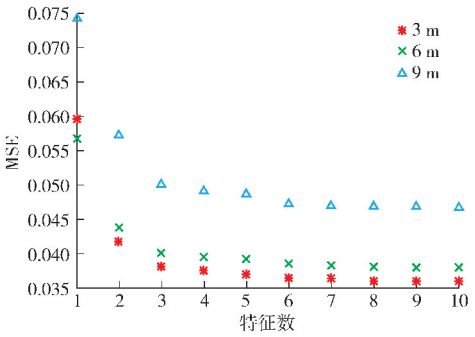


图 6　3 个飞行高度稻穗分类误差随特征数的变化结果

Fig. 6　Changing results of panicle classification error with characteristic number from different altitudes

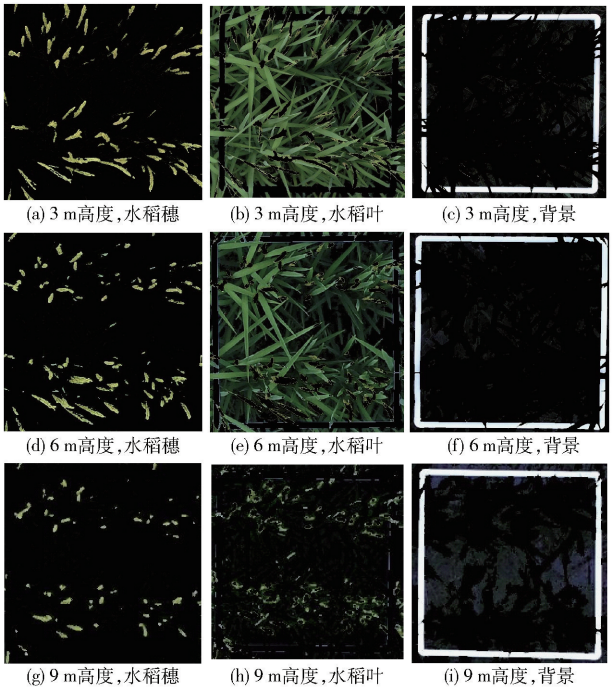


图 7　3 个飞行高度的水稻图像分割结果

Fig. 7　Segmentation results for images at altitudes of 3 m, 6 m and 9 m

的准确度，通过连通域分析的方法将水稻穗像素转化为水稻穗数量，与同步实测的 21 小区 42 个样方内水稻穗数量进行比较，具体方法为对分割出的水稻穗图像进行二值化处理，利用 8 连通区域的方法计算图像中连通区域的个数，同时计算连通域的面积，设定临界值来去除一些细小的孤立点，大于临界值的连通域个数即为水稻穗数量，各个小区样方 2017 年和 2018 年数据平均计算结果如表 2 所示。

计算出水稻穗数量实测值与提取值的均方根误差(RMSE)和平均绝对百分误差(MAPE)，综合 2017—2018 年重复试验，3 个无人机飞行高度数码影像水稻穗识别精度如表 3 所示。

由表 3 可知，3 m 高度图像水稻穗提取效果较好，实测值与提取值的 RMSE、MAPE 最小(分别为

表 2 不同飞行高度数码影像的水稻穗数量识别结果

Tab. 2 Panicle number recognizing results for images at altitudes of 3 m, 6 m and 9 m

小区编号	田间实测值	3 m		6 m		9 m	
		图像提取值	相对误差/%	图像提取值	相对误差/%	图像提取值	相对误差/%
101	65	76	16.92	55	15.38	58	10.77
102	64	66	3.13	76	18.75	53	17.19
201	83	83	0	67	19.28	70	15.66
202	65	70	7.69	54	16.92	78	20.00
301	96	88	8.33	87	9.38	102	6.25
302	70	78	11.43	63	10.00	84	20.00
401	78	84	7.69	68	12.82	66	15.38
402	63	97	53.97	75	19.05	54	14.29
501	84	96	14.29	67	20.24	60	28.57
502	82	92	12.20	67	18.29	59	28.05
601	77	70	9.09	73	5.19	73	5.19
602	91	93	2.20	79	13.19	85	6.59
701	88	82	6.82	74	15.91	74	15.91
702	76	70	7.89	67	11.84	59	22.37
801	68	74	8.82	56	17.65	50	26.47
802	66	58	12.12	60	9.09	55	16.67
901	97	86	11.34	82	15.46	78	19.59
902	80	85	6.25	78	2.50	67	16.25
1001	84	80	4.76	71	15.48	93	10.71
1002	77	88	14.29	63	18.18	89	15.58
1101	65	71	9.23	57	12.31	76	16.92
1102	72	78	8.33	56	22.22	61	15.28
1201	54	60	11.11	65	20.37	72	33.33
1202	55	63	14.55	45	18.18	65	18.18
1301	82	78	4.88	67	18.29	69	15.85
1302	60	67	11.67	49	18.33	56	6.67
1401	70	68	2.86	66	5.71	76	8.57
1402	60	65	8.33	51	15.00	51	15.00
1501	63	58	7.94	57	9.52	52	17.46
1502	62	57	8.06	60	3.23	56	9.68
1601	63	66	4.76	60	4.76	72	14.29
1602	62	66	6.45	51	17.74	59	4.84
1701	65	71	9.23	51	21.54	50	23.08
1702	76	86	13.16	63	17.11	59	22.37
1801	61	75	22.95	49	19.67	57	6.56
1802	55	61	10.91	47	14.55	77	40.00
1901	55	62	12.73	45	18.18	66	20.00
1902	66	67	1.52	64	3.03	49	25.76
2001	61	66	8.20	50	18.03	49	19.67
2002	87	72	17.24	72	17.24	69	20.69
2101	51	64	25.49	67	31.37	59	15.69
2102	78	83	6.41	67	14.10	63	19.23

9.03 和 10.60%),均小于 6、9 m 高度,表明 3 m 高度图像水稻穗识别精度高于 6、9 m 高度。

表 3 不同高度影像水稻穗识别精度

Tab. 3 Accuracy of panicle number recognizing for images at altitudes of 3 m, 6 m and 9 m

飞行高度/m	RMSE	MAPE/%
3	9.03	10.60
6	11.21	14.88
9	13.10	17.16

3 结论

(1)利用 2 年不同施氮水平的水稻小区无人机低空遥感数码影像数据,构建了水稻穗、叶、背景样本库,探索了东北粳稻冠层 RGB 和 HSV 颜色空间各个通道或指数对水稻穗的识别能力,应用最优子集选择算法提取了适合东北粳稻稻穗图像分割的特征,为建立稻穗分割模型提供输入特征参数。

(2)采集和扩增东北粳稻齐穗期冠层数码影像样本库,逐步剔除光照、风速等环境变化所引起的噪声干扰,提升水稻穗分割模型的提取精度;为定量检测稻穗分割模型精度,利用稻穗像素人工标注数据及样方内稻穗数量地面实测调查数据进行检验。

(3)以 RGB 和 HSV 颜色空间各个通道或指数为特征的水稻穗分割结果差异较大,应用最优子集选择算法优选的 R、B、H、S、V、GLI 和 ExG 7 个特征参数组合,对水稻穗识别能力最强,适合东北粳稻水稻穗分割。

(4)以优选的 7 个特征参数为输入,构建稻穗分割模型,可有效实现无人机不同拍摄高度获取的水稻冠层数码图像的分割,在 3、6、9 m 飞行高度下,数码影像稻穗像素分割对应误差 MSE 分别为 0.036 3、0.038 2 和 0.046 9,飞行高度 3 m 时分割效果最佳。

(5)所提出的最优子集选择与多元线性回归相结合的方法可准确实现水稻穗数量的提取,在 3、6、9 m 飞行高度下平均提取误差 RMSE 分别为 9.03、11.21、13.10。

参 考 文 献

[1] ZHOU Chengquan, YE Hongbao, HU Jun, et al. Automated counting of rice panicle by applying deep learning model to images from unmanned aerial vehicle platform[J]. Sensors, 2019, 19(14): 3106.

[2] SADEGHI-TEBRAN P, VIRLET N, AMPE E M, et al. DeepCount: in-field automatic quantification of wheat spikes using simple linear iterative clustering and deep convolutional neural networks[J]. Frontiers in Plant Science, 2019, 10: 1176.

[3] JANG S, LEE Y, LEE G, et al. Association between sequence variants in panicle development genes and the number of spikelets

per panicle in rice[J]. BMC Genetics,2018, 19(1):5.
[4] HUANG C, YANG W, DUAN L, et al. Rice panicle length measuring system based on dual-camera imaging[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2013, 98:158 - 165.
[5] VIRLET N, SABERMANESH K, SADEGHI-TEHRAN P, et al. Field Scanalyzer: an automated robotic field phenotyping platform for detailed crop monitoring[J]. Functional Plant Biology,2016,44(1):143 - 153.
[6] FERNANDEZ-GALLEGO J A, KEFAUVER S C, GUTIÉRREZ N, et al. Wheat ear counting in-field conditions: high throughput and low-cost approach using RGB images[J]. Plant Methods,2018,14:22.
[7] 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 - 157.
WANG Xiaoqin, WANG Miaomiao, WANG Shaoqiang, et al. Extraction of vegetation information from visible unmanned aerial vehicle images[J]. Transactions of the CSAE,2015,31(5):152 - 157. (in Chinese)
[8] 王利民,刘佳,杨玲波,等. 基于无人机影像的农情遥感监测应用[J]. 农业工程学报,2013,29(18):136 - 145.
WANG Limin, LIU Jia, YANG Lingbo, et al. Applications of unmanned aerial vehicle images on agricultural remote sensing monitoring[J]. Transactions of the CSAE,2013,29(18):136 - 145. (in Chinese)
[9] 杨贵军,李长春,于海洋,等. 农用无人机多传感器遥感辅助小麦育种信息获取[J]. 农业工程学报,2015,31(21):184 - 190.
YANG Guijun, LI Changchun, YU Haiyang, et al. UAV based multi-load remote sensing technologies for wheat breeding information acquirements[J]. Transactions of the CSAE,2015,31(21):184 - 190. (in Chinese)
[10] COINTAULT F, GUERIN D, GUILLEMIN J, et al. In-field *Triticum aestivum* ear counting using colour-texture image analysis [J]. New Zealand Journal of Crop and Horticultural Science,2008, 36(2):117 - 130.
[11] 陶惠林,冯海宽,杨贵军,等. 基于无人机数码影像和高光谱数据的冬小麦产量估算对比[J]. 农业工程学报,2019, 35(23):111 - 118.
TAO Huilin, FENG Haikuan, YANG Guijun, et al. Comparison of winter wheat yields estimated with UAV digital image and hyperspectral data[J]. Transactions of the CSAE,2019,35(23):111 - 118. (in Chinese)
[12] DEL POZO S, RODRIGUEZGONZALVEZ P, HERNANDEZLOPEZ D, et al. Vicarious radiometric calibration of a multispectral camera on board an unmanned aerial system[J]. Remote Sensing,2014,6(3):1918 - 1937.
[13] 陶惠林,徐良骥,冯海宽,等. 基于无人机数码影像的冬小麦株高和生物量估算[J]. 农业工程学报,2019,35(19):107 - 116.
TAO Huilin, XU Liangji, FENG Haikuan, et al. Estimation of plant height and biomass of winter wheat based on UAV digital image[J]. Transactions of the CSAE, 2019,35(19):107 - 116. (in Chinese)
[14] 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/OL]. 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/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2018, 49(4): 212 - 221. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20180424&flag = 1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.04.024. (in Chinese)
[15] ZHU Y, CAO Z, LU H,et al. In-field automatic observation of wheat heading stage using computer vision[J]. Biosystems Engineering,2016,143: 28 - 41.
[16] 龚龑,肖洁,候金雨,等. 基于无人机遥感混合光谱分析的油菜估产模型[J]. 测绘地理信息,2017,42(6):40 - 45.
GONG Yan, XIAO Jie,HOU Jinyu, et al. Rape yield estimation research base on spectral analysis for UAV image[J]. Journal of Geomatics,2017,42(6):40 - 45. (in Chinese)
[17] 赵晓庆,杨贵军,刘建刚,等. 基于无人机载高光谱空间尺度优化的大豆育种产量估算[J]. 农业工程学报,2017,33(1): 110 - 116.
ZHAO Xiaoqing,YANG Guijun,LIU Jian'gang, et al. Estimation of soybean breeding yield based on optimization of spatial scale of UAV hyperspectral images[J]. Transactions of the CSAE, 2017,33(1):110 - 116. (in Chinese)
[18] 吴智超,李长春,冯海宽,等. 基于数码影像的马铃薯覆盖度提取方法[J/OL]. 农业机械学报,2020,51(3):164 - 170.
WU Zhichao, LI Changchun, FENG Haikuan, et al. Potato coverage extraction method based on digital image[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2020,51(3):164 - 170. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20200319&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.03.019. (in Chinese)
[19] 牛亚晓,张立元,韩文霆. 基于 Lab 颜色空间的棉花覆盖度提取方法研究[J/OL]. 农业机械学报,2018,49(10):240 - 249.
NIU Yaxiao, ZHANG Liyuan, HAN Wenting. Extraction methods of cotton coverage based on Lab color space[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018,49(10):240 - 249. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20181027&flag = 1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.10.027. (in Chinese)
[20] 刘立波,程晓龙,戴建国,等. 基于逻辑回归算法的复杂背景棉田冠层图像自适应阈值分割[J]. 农业工程学报,2017, 33(12):201 - 208.
LIU Libo, CHENG Xiaolong, DAI Jianguo, et al. Adaptive threshold segmentation for cotton canopy image in complex background based on logistic regression algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2017,33(12):201 - 208. (in Chinese)
[21] GARCIA-GARCIA A, ORTS-ESCOLANO S, OPREA S, et al. A survey on deep learning techniques for image and video semantic segmentation[J]. Appl. Soft Comput., 2018,70:41 - 65.
[22] DUAN L, HUANG C, CHEN G,et al. Determination of rice panicle numbers during heading by multi-angle imaging[J]. The Crop Journal,2015,3(3): 211 - 219.

(下转第 188 页)

[J]. Remote Sensing of Environment,2009,113(Supp. 1):556 - 566.

[36] ROUSE J W, HASS R H, DEEING D W, et al. Monitoring the vernal advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation[M]. Texas A&M University: Remote Sensing Center,1974.

[37] 于丰华,许童羽,郭忠辉,等. 基于红边优化植被指数的寒地水稻叶片叶绿素含量遥感反演研究[J]. 智慧农业, 2020, 2(1):77 - 86.
YU Fenghua, XU Tongyu, GUO Zhonghui, et al. Remote sensing inversion of chlorophyll content in rice leaves in cold region based on optimization red-edge vegetation index (ORVI)[J]. Smart Agriculture, 2020,2(1):77 - 86. (in Chinese)

[38] VINCINI M, FRAZZI E, D'ALESSIO P. A broad-band leaf chlorophyll vegetation index at the canopy scale[J]. Precision Agriculture, 2008, 9(5):303 - 319.

[39] DAUGHTRY C T, WALTHALL C L, KIM M S, et al. Estimating corn leaf chlorophyll concentration from leaf and canopy reflectance[J]. Remote Sensing of Environment,2000,74(2): 229 - 239.

[40] RONDEA U, STEVE N, BARE T. Optimization of soil—adjusted vegetation indices[J]. Remote Sensing of Environment, 1996,55(2): 95 - 107.

[41] HABOUDANE D, MILLER J R, PATTEY E, et al. Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: modeling and validation in the context of precision agriculture[J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 90(3):337 - 352.

[42] 赵恒谦,张文博,朱孝鑫,等. 煤炭矿区植被冠层光谱土地复垦敏感性分析[J]. 光谱学与光谱分析,2019,39(6):1858 - 1863.
ZHAO Hengqian, ZHANG Wenbo, ZHU Xiaoxin, et al. Sensitivity analysis of vegetation canopy spectral land reclamation in coal mining areas [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019,39(6): 1858 - 1863. (in Chinese)

[43] 余晓娅,张玉钧,殷高方,等. 基于偏最小二乘回归的藻类荧光光谱特征波长选取[J]. 光学学报,2014,34(9):302 - 307.
YU Xiaoya, ZHANG Yujun, YIN Gaofang, et al. Selecting the characteristic wavelength of algae fluorescence spectrum based on partial least square regression [J]. Acta Optica Sinica, 2014,34(9): 302 - 307. (in Chinese)

[44] 严欣荣,张美曼,郑亚雄,等. 基于 Sentinel - 2 的丛生竹林信息提取方法比较及分布特征[J]. 生态学杂志,2020,39(3): 1056 - 1066.
YAN Xinrong, ZHANG Meiman, ZHENG Yaxiong, et al. Cluster bamboo forest information extraction methods comparison and distribution characteristics based on Sentinel - 2 [J]. Chinese Journal of Ecology,2020,39(3):1056 - 1066. (in Chinese)

[45] 乔浪,张智勇,陈龙胜,等. 基于无人机图像的玉米冠层叶绿素含量检测与分布研究[J/OL]. 农业机械学报,2019,50(增刊):182 - 186.
QIAO Lang, ZHANG Zhiyong, CHEN Longsheng, et al. Chlorophyll content detection and distribution research of maize canopy based on UAV image[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(Supp.):182 - 186. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 2019s028&flag = 1. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2019.S0.028. (in Chinese)

[46] 梁栋,杨勤英,黄文江,等. 基于小波变换与支持向量机回归的冬小麦叶面积指数估算[J]. 红外与激光工程,2015, 44(1):335 - 340.
LIANG Dong, YANG Qinying, HUANG Wenjiang, et al. Estimation of winter wheat leaf area index based on wavelet transform and support vector machine regression [J]. Infrared and Laser Engineering, 2015,44(1): 335 - 340. (in Chinese)

(上接第 177 页)

[23] XIONG X, DUAN L, LIU L, et al. Panicle-seg: a robust image segmentation method for rice panicles in the field based on deep learning and superpixel optimization[J]. Plant Methods,2017,13(1):104.

[24] 李昂,王洋,曹英丽,等. 基于无人机高清数码影像的水稻产量估算[J]. 沈阳农业大学学报,2017,48(5):629 - 635.
LI Ang, WANG Yang, CAO Yingli, et al. Rice yield estimation based on high-definition digital image of UAV[J]. Journal of Shenyang Agricultural University,2017,48(5):629 - 635. (in Chinese)

[25] 井然,邓磊,赵文吉,等. 基于可见光植被指数的面向对象湿地水生植被提取方法[J]. 应用生态学报,2016,27(5):1427 - 1436.
JING Ran, DENG Lei, ZHAO Wenji, et al. Object-oriented aquatic vegetation extracting approach based on visible vegetation indices[J]. Chinese Journal of Applied Ecology,2016,27(5):1427 - 1436. (in Chinese)

[26] 杨涛,张森林. 一种基于 HSV 颜色空间和 SIFT 特征的车牌提取算法[J]. 计算机应用研究,2011(10):3937 - 3939, 3976.
YANG Tao, ZHANG Senlin. Approach of vehicle plate extraction based on HSV color space and SIFT feature[J]. Application Research of Computers,2011(10):3937 - 3939,3976. (in Chinese)