

doi: 10.6046/zrzyg.2021072

引用格式: 赵晓伟, 黄杨, 汪永强, 等. 基于无人机多光谱数据的玉米苗株估算[J]. 自然资源遥感, 2022, 34(1): 106–114.
(Zhao X W, Huang Y, Wang Y Q, et al. Estimation of maize seedling number based on UAV multispectral data[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2022, 34(1): 106–114.)

基于无人机多光谱数据的玉米苗株估算

赵晓伟^{1,2}, 黄杨¹, 汪永强¹, 储鼎¹

(1. 黑龙江省测绘科学研究所, 哈尔滨 150081; 2. 中国科学院东北地理与农业生态研究所, 长春 130102)

摘要: 为能及时监测和评估东北大面积的玉米出苗情况, 估算苗株数, 依据低空无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)遥感影像为玉米苗株数的快速估算提供有效支持。研究基于 UAV 多光谱数据, 通过对比 ExG, GBDI, ExG – ExR, NGRDI, GLI 等颜色指数分割玉米与土壤背景, 借助 OTSU 算法确定最佳阈值, 选定最佳颜色指数 ExG。优化出最佳形态学特征参数的组合: 面积 A 、周长 B 、矩形长 D 、矩形周长 G 、椭圆长轴长度 H 、形状因子 Q 。借助支持向量机回归(support vector regression, SVR)模型, 预测出玉米苗株数, 评价精度, 并估算和绘制了局地玉米苗株数的空间分布图。该 SVR 模型测试的精度达到 96.54%, 统计误差为 0.6%。研究成果能够在短时间内迅速、快捷、准确地预测玉米苗株数和长势趋势。

关键词: UAV; 苗株数; 支持向量机回归; 颜色指数

中图法分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-034X(2022)01-0106-09

0 引言

玉米产量取决于多种因素, 包括遗传因素、生长环境、播种方式等。玉米的出苗情况同样是影响玉米产量的关键因素, 对出苗情况的研究能够提早预防因土地缺苗而造成的产量损失^[1]。出苗情况的计算主要依赖于苗株数的估算, 出苗情况的高低是作物高产、稳产的前提条件, 缺苗直接影响作物的品质产量, 所以对作物的长势评估可以影响农田施肥和管理^[2]。因为无人机(unmanned aerial vehicles, UAV)遥感技术的快速发展, UAV 技术在农业科学中的应用越来越广泛, 提取农田信息的方式愈加成熟、多样、灵活^[3]。UAV 技术不仅可以节约人工实地检查出苗情况的人力物力成本, 而且减轻了人工对作物的损害, 也可以为大范围内的出苗信息获取提供优质服务^[4]。

目前, 国内外关于 UAV 影像在植被识别和分类方面开展大量研究。Mitch 等^[5]使用 UAV 可见光影像, 基于植被颜色指数及纹理合理地分类了植被类型, 证明了颜色指数对提取植被信息的可行性; 丁雷龙等^[6]使用归一化绿 – 红差值指数(normalized

green – red difference index, NGRDI)、过绿指数(excess green index, ExG)、过绿减过红指数(excess green minus excess red index, ExG – ExR)和绿叶指数(green leaf index, GLI)等 4 种 RGB 颜色指数, 识别了植被区域和非植被区, 并对几种颜色指数做出了适用性分析和因素干扰性评价, 得出 4 种颜色指数识别植被的精度均超过 90% 的结论; 汪小钦等^[7]基于可见光波段 UAV 影像, 提出了可见光波段差异植被指数对植被信息提取的精度可达 90% 以上。但是对于哪种颜色指数更适用于分割类似于玉米农作物和土壤背景的相关研究仍很薄弱, 依然没有统一的定论。

随着深度学习的发展, 遥感技术与机器学习方法相结合的方式, 能够实现农作物长势的快速高效评估, 逐渐替代了原始人工评估出苗情况的笨重方法, 已经在作物识别和长势监测中展现优势^[8]。Zheng 等^[9]综合了深度学习算法和 UAV 多光谱遥感手段, 分别构建了支持向量机(support vector machine, SVM)和支持向量回归(support vector regression, SVR)的棉苗株数估算模型, 对比了 2 种模型的精度, 为估测棉苗株数提供了有价值的参考; 戴建国等^[10]同样利用 UAV 可见光遥感影像和形态学特

收稿日期: 2021-03-15; 修订日期: 2021-07-09

基金项目: 国家自然科学基金项目“土壤水分与表面粗糙度的光学与雷达遥感协同反演算法研究”(编号: 41971323)资助。

第一作者: 赵晓伟(1991-), 男, 硕士, 助理工程师, 主要从事环境遥感方面的研究。Email: 614639191@qq.com。

通信作者: 黄杨(1965-), 男, 硕士, 教授级高级工程师, 主要从事遥感大数据研究。Email: 1875818447@qq.com。

征参数,构建了 SVR 模型,提取出棉花苗情信息。但是二者研究的作物都是棉花,棉花和玉米无论从形态还是耕种地点、方式、季节均差异较大,SVR 模型是否仍然适用于估算玉米株数,值得商榷。刘帅兵等^[11]虽然基于 UAV 数据通过颜色变换将玉米与土壤分离,通过 Harris, Moravec 和 Fast 角点检测算法有效地识别出了玉米株数,但是未结合机器学习的算法,且仅仅适用于实验小区内,是否适用于东北大面积的玉米耕地仍然未知。

针对上述不足,本文基于 UAV 多光谱数据,计算不同颜色指数,利用 OTSU 阈值分割算法,找到最佳颜色指数提取苗对象。组合不同数量的形态学特征参数,找到最佳的特征参数组合。结合 SVR 模型,预测出玉米苗数,统计出苗情况。在东北大面积种植玉米的条件下,展示了 UAV 多光谱数据对玉米苗期评估长势的适用性,为提高田间尺度的植被精细化管理提供了保障。

1 研究区概况及数据源

1.1 研究区概况

研究区位于吉林省长春市开安镇,地理坐标为 E125°5′ ~ 125°8′, N44°30′ ~ 44°50′,地处松辽平原腹地,属于大陆性季风气候区,主要粮食作物为玉米,属于农业发达地区。该地区的农业规模化和机械化程度较高,是开展智慧农业、UAV 遥感技术的良好基地,能够满足农业及遥感领域科学研究的需求。该区域采用机械播种方式,播种间隔为 0.2 m,垄距约 0.6 m,图 1 为在研究区裁剪后的多光谱影像,红色矩形框为人工测量苗株的样方。

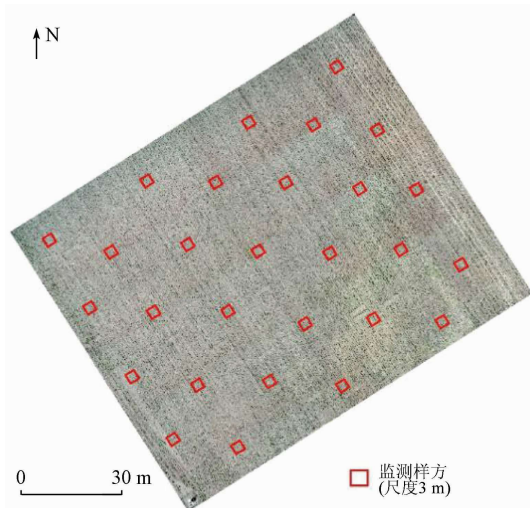


图1 研究区及监测样方

Fig.1 Study area and monitoring quadrat

1.2 UAV 数据获取与预处理

UAV 多光谱影像于 2020 年 5 月 28 日拍摄,拍

摄时天气情况良好,无风少云。UAV 平台为大疆精灵 4,水平飞行速度为 3 m/s,飞行高度为 30 m,航向重叠为 60%,旁向重叠为 60%,本次试验共采集 260 幅玉米苗多光谱影像,数据为 24 位真彩色 jpeg 格式。使用 PhotoScan 软件对影像进行拼接,然后将影像进行裁剪,去除边缘空洞部分和异常值,得到如图 1 所示的影像数据,拼接后的 UAV 影像长约 150 m,宽约 120 m,空间分辨率为 0.5 cm。

在研究区均匀选取 28 个样方,如图 1 所示的红色方形框,用来调查样方中玉米苗的株数。监测样方为 3 m × 3 m 的方形,方向分别为顺垄和垂直垄方向。研究区的播种垄宽为 0.6 m,所以尽量保证垂直垄方向能够包含 5 根垄,顺垄方向的株距为 0.2 m,所以理论上每个样方的苗数为 75 株。因整幅 UAV 影像覆盖面积较大,难于处理,本研究按照不同尺度的监测单元对整幅影像做分割处理,分割成渔网状,分别对每个监测网格内的苗株数做预测。监测单元边长为 0.5 m, 1 m, 2 m, 3 m, 4 m, 5 m, 6 m, 7 m 的正方形。3 m × 3 m 监测单元内的株树为实地量测样方,因 UAV 影像的分辨率可达 0.5 cm,所以在监测样方尺度下,玉米苗清晰可见,通过目视判读的方法进行估算,同时用实测样方内株数对目视判读的株数做验证,其他尺度内的真实株数采用目视解译的方法进行估算。

2 研究方法

2.1 玉米苗对象提取

如何将玉米苗从与土壤背景中提取出来是获取玉米苗对象的关键。本研究的 UAV 影像数据主要由玉米苗和土壤构成,褐色的为土壤,绿色的为玉米苗。因此可以通过线性组合红(R)、绿(G)和蓝(B)3 种颜色成分使绿色植被与褐色土壤的差异最大化,有效分离玉米苗与土壤背景^[12-13]。此外,合理的选择颜色指数对 UAV 影像的精准分割十分重要^[14]。本研究初步选取的颜色指数为 ExG、绿-蓝差值指数(green-blue difference index,GBDI)、ExG-ExR,NGRDI 和 GLI^[15-16]等 5 个指数作为候选颜色指数。通过特征分析和 SVR 模型精度的结果对比得出最优颜色指数。首先将 UAV 影像数据转成双精度(double)类型颜色参数,分别将 R, G, B 像素值除以 255 做归一化处理,得到取值范围为 0 ~ 1 之间的 r, g, b 值。然后计算 5 个颜色指数,计算公式分别为:

$$ExG = 2g - r - b, \quad (1)$$

$$GBNI = g - b, \quad (2)$$

$$ExG - ExR = 3g - 2.4r - b, \quad (3)$$

$$NGRDI = (g - b)/(g + b), \quad (4)$$

$$GLI = (2g - r - b)/(2g + r + b)。 \quad (5)$$

通过 5 种颜色指数实现阈值分割玉米苗与土壤背景。阈值的精准确定是从土壤背景中分离出玉米苗对象的关键因素,最大类间方差法(OTSU)作为阈值分割方法,比其他图像分割方法更加直观、简单^[17-18],本研究选取 OTSU 算法可以到达自动确定阈值的目的。OTSU^[19]算法是一种自适应的阈值提取方法,利用的图像灰度特性能够找到目标对象和背景类间方差 S 的最大值,最佳阈值即为 S 最大时对应的值。具体算法如下:首先,分别得到玉米苗和土壤背景的像元比例(阈值为 T) w_0 和 w_1 、平均灰度 g_0 和 g_1 ;其次,计算图像总平均灰度 g_m ,计算二者的方差 S ,公式分别为:

$$g_m = w_0 g_0 + w_1 g_1, \quad (6)$$

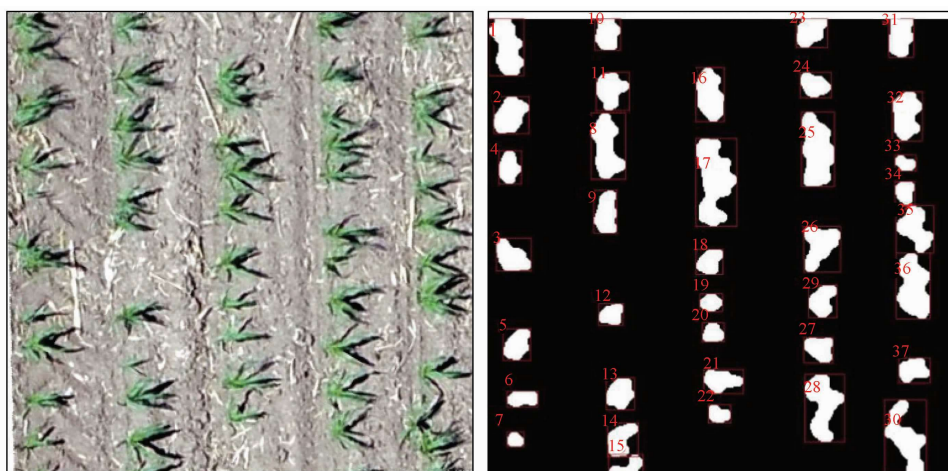
$$S = w_0(g_0 - g_m) + w_1(g_1 - g_m); \quad (7)$$

最后,求得使 S 最大的阈值 T ,即为最佳阈值。

2.2 模型构建

由于玉米苗长势和出苗情况的不均一,使得一部分玉米苗对象不仅仅只有一株玉米苗,会包含多株玉米苗。这样对 UAV 影像进行阈值分割后,会得到包含多株苗的连通区域。而连通区域所包含的株

数会影响该区域的几何形态特征^[9-10],所以可计算特征参数去表征该区域的形态特征。在未知选取哪些特征参数能更好地表征形态特征的前提下,本研究共计算了玉米苗对象的 20 种几何形态特征参数。玉米苗对象的 20 种几何特征参数如下:无空洞的多边形面积 A, m^2 ;无空洞的多边形周长 B, m ;与苗对象具有相同标准二阶中心矩的椭圆的离心率 C ,无量纲;无向外包矩形长 D, m ;无向外包矩形宽 E, m ;无向外包矩形面积 F, m^2 ;无向外包矩形周长 G, m ;与苗对象具有相同标准二阶中心矩的椭圆长轴长度 H, m ;与苗对象具有相同标准二阶中心矩的椭圆短轴长度 I, m ;与苗对象具有相同周长的圆的直径 J, m ;多边形面积与凸包面积的比值 K ,无量纲;苗对象和其最小边界矩形中的像素比例 L ,无量纲;凸包周长与多边形周长的比值 M ,无量纲;与苗对象具有相同面积的圆的直径 N, m ;紧密性 O , $O = (\sqrt{4A/\pi})/B$;圆度 P , $P = (4A/\pi)/(\pi H^2)$;形状因子 Q , $Q = (4\pi A)/B^2$;方度 R , $R = A/(HI)$;延伸率 S , $S = I/H$;空洞数 T ,即苗对象包含洞的数量。基于以上特征参数,对所有样方点的 UAV 影像逐一计算出每幅样方点内各个玉米苗对象的 20 个特征参数。其中,玉米苗对象可以是单株植被,也可以是包含多株植被的连通区域对象(图 2)。



(a) 原始影像

(b) 连通区域

图 2 原始 UAV 影像的部分特征参数

Fig. 2 Characteristic parameters of original UAV image

以图 2 为例,该样方点内共有 37 个苗对象。红色矩形框为各个苗对象的外接矩形,可计算出各个苗对象外接矩形的长、宽、周长、面积等特征参数。

2.3 去除杂草干扰

观察 UAV 影像数据发现,研究区内的垄间杂草容易被划分为连通区域。为去除杂草,本研究首先将获取的玉米影像旋转为田垄竖直的方向,结合特

征参数提取苗对象外接矩形的中心点坐标,导入 ArcMap 软件中,给定投影,生成矢量点数据。对点数据做缓冲区分析,因播种株距为 0.2 m,所以缓冲距离设置为 0.2 m。生成缓冲区后,顺垄方向连接相邻点,生成线矢量文件,将其当作垄的中心线。判断各点距离最近中心线的距离,如果距离大于 0.2 m,被认为杂草,该方法能有效去除垄间面积

较大的杂草,如图3所示,红色矩形框内为杂草。

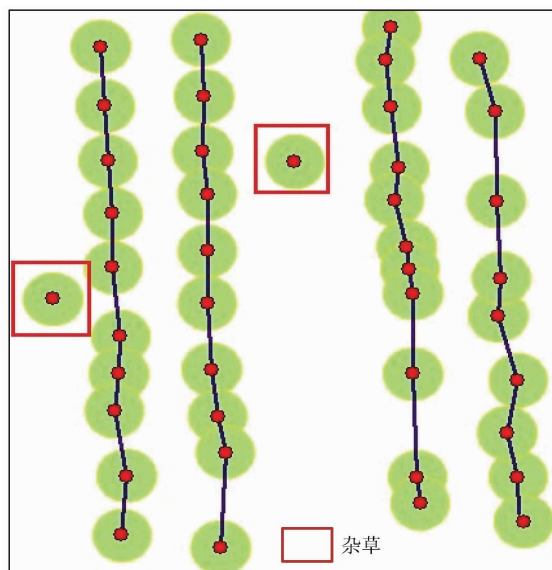


图3 杂草去除
Fig.3 Weed removal

2.4 基于 SVM 建立苗数统计模型

在计算出特征参数后,下一步是将特征参数和人工实际测量苗数做拟合,但是如何选择特征参数以及特征参数数量是提高拟合精度的关键。本研究采用深度学习算法中的 SVM 试图解决该问题。

SVM^[20-21]被广泛应用于机器学习、人工智能、大数据等领域,其本身是解决二分类问题,而 SVR 是 SVM 的重要应用。SVR 追求的最优超平面能够让所有样本点和超平面(函数)的“距离”最小。而回归的本质是找到数据的内在关系,对于 SVR 而言,不管数据有多少种类别,SVR 都能求出超平面,拟合数据,建立模型,给定输入参数,就能够求得一

个新值^[22]。因此,本研究计算出各个样方点内的所有苗对象特征参数,结合 SVR 来估算类似于图2(右)所标记的所有苗对象包含的植株数。将二值图像中所有苗对象(单株和连通区域)的特征参数作为 SVR 模型的分类变量。并且根据原始实地人工测量苗数,统计出相应苗对象的植株数量作为模型识别结果,统计共计 1 003 条样本数据。70% 样本点用于模型训练,30% 用于模型测试。

训练过程中采用对数据进行归一化处理,采用默认的 RBF 核函数。首先,利用交叉验证方法寻找惩罚因子 c , c 的大小决定模型是否过拟合或欠拟合;其次,寻找 RBF 核函数中的方差 s , s 的大小决定支持向量的多少;再用最佳的参数训练模型;最后,对数据做反归一化处理。

3 结果分析

3.1 玉米苗对象提取结果分析

在本研究中,研究区选取 28 幅样方地点图像,每个样方为 9 m^2 ,水平方向为平行垄,长度为 3 m,垂直方向为垂直垄,长度为 3 m。在 ArcMap 软件中打开带投影的 UAV 数据,找到对应的样方坐标位置,在影像数据上量测对应的样方面积,截取图像中玉米苗植株、土壤的样本对象。然后进行颜色指数计算,采用 OTSU 阈值分割方法,分别计算 5 种颜色指数下,每个指数分割玉米苗与土壤背景的最佳阈值,得到 5 种颜色指数下玉米苗与土壤背景的二值化影像数据。以监测样方 23 为例,图 4 为该样方不同指数下的数据结果对比。

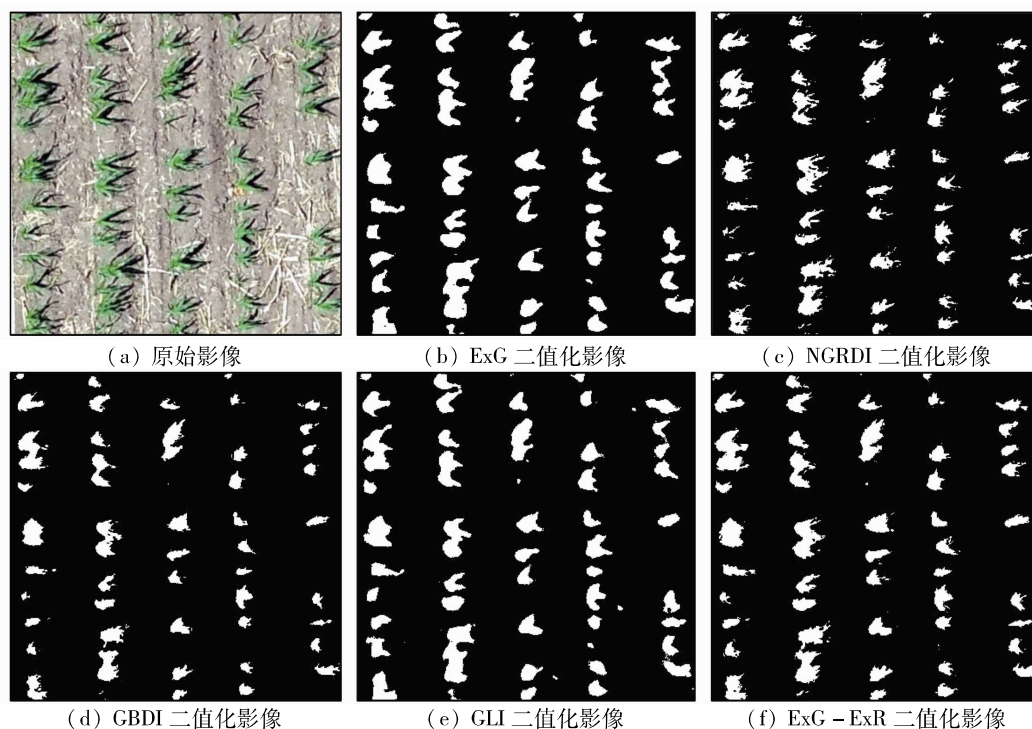


图4 样方 23 不同指数下的数据结果

Fig.4 Data results of quadrat 23 under different indexes

各个指数的数据影像通过腐蚀、膨胀及形态学的开运算、闭运算等操作步骤,并剔除杂草噪声后效

果如图 5 所示。

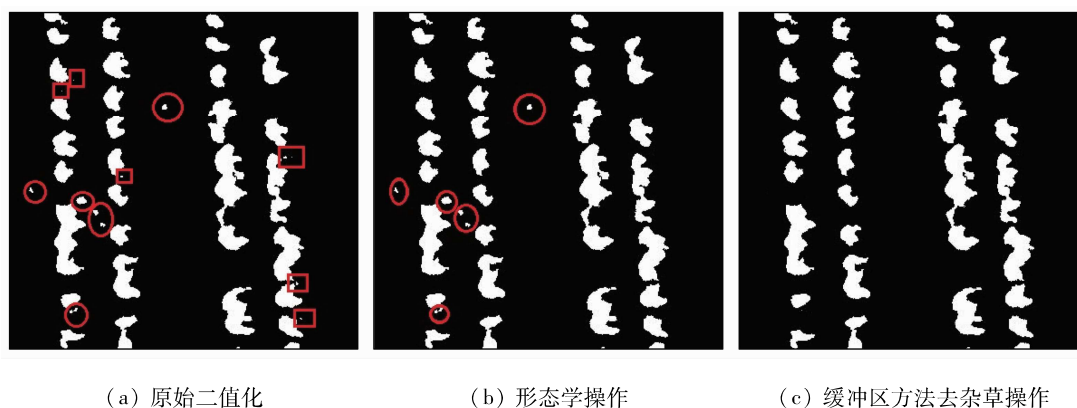


图 5 不同方法去除杂草效果

Fig. 5 Weed removal effect of different methods

如图 5(a) 所示,红色矩形框内为玉米苗植株周边的噪声,面积较小,基于形态学操作可以剔除。但是对于面积较大的杂草,如图 5(b) 红色圆形框内的杂草,该操作去除杂草的效果不佳,将杂草作为玉米苗的错误识别会降低出苗情况计算的精度。而本文去除杂草噪声的效果如图 5(c) 所示,可以看出该方法能够有效剔除垄沟周边较大面积的杂草,提高识别玉米苗对象的精度。

3.2 基于 SVR 的最优模型

本研究基于 5 种指数,随机选取所有样方点 70% 的数据作为训练集,30% 数据作为测试集。分别对各个指数,所有特征参数进行 SVR 模型测试。如图 6 所示为基于 ExG 指数估算株数的训练集和测试集预测结果,综合对比各个指数 SVR 模型的预测精度(表 1)。

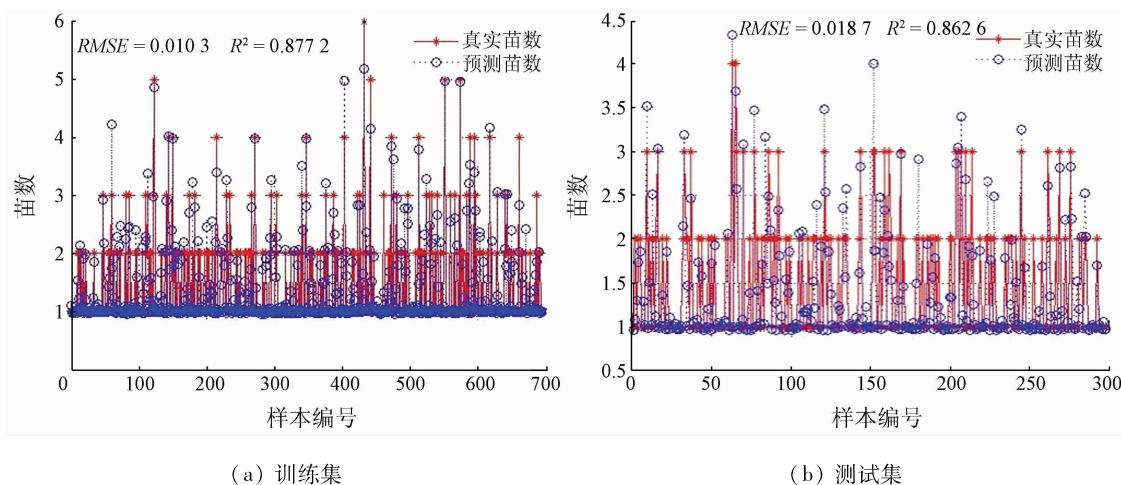


图 6 基于 ExG 指数估算株数训练和测试结果

Fig. 6 Training and testing results of estimating number of seedling based on ExG index

从图 6 可以看出,基于 ExG 指数估算株数无论在训练集和测试集,样本点主要集中在 1 株,侧面证明了本实验田的玉米苗以单株植被为主的特点,且整体偏差较小。样本点随着株数的增大而减少,说明本实验田玉米苗的连通区域多以 2 株为主。综合表 1 来看,SVR 模型估算值对真实值的模型拟合精度都较高, R^2 均在 0.81 以上。总体相对误差较小, $RMSE$ 均在 0.02 以下。表 1 可以看出,基于 ExG 指数的 SVR 模型精度最高,本研究采用该指数进行下一步研究。

表 1 各个指数训练和测试精度

Tab. 1 Training and testing accuracy of each index

指数	训练集		测试集	
	$RMSE$	R^2	$RMSE$	R^2
NGRDI	0.019 4	0.834 3	0.018 6	0.807 3
ExG - ExR	0.013 1	0.828 6	0.018 7	0.819 8
GBDI	0.014 5	0.832 1	0.019 8	0.802 3
ExG	0.010 3	0.877 2	0.018 7	0.862 6
GLI	0.015 7	0.813 1	0.016 1	0.803 1

3.3 最优特征参数组合

由 3.2 节的结果可知,在所有特征参数参与计

算的前提下,基于 ExG 指数的 SVR 模型精度最高,但 R^2 都没有超过 0.9,精度仍然没有达到预期的效果。而正确选择特征参数会影响模型精度^[21],因此评估各特征参数的重要性,优化选择特征集,能够达到简化模型、降低 SVR 的过拟合风险,提高模型精度的目的。本研究将选用相比其他指数精度较高的 ExG 指数,对所有样方内苗对象的特征参数和玉米苗实测株数做 Pearson 系数^[4]的相关性分析,将 Pearson 系数大于 0.7 的特征参数(图 7),作为输入模型的候选参数。逐渐增加特征参数的个数,采用数学理论上的组合方式,选择最优的特征参数以及特征参数的数量,最终作为输入变量进行建模。

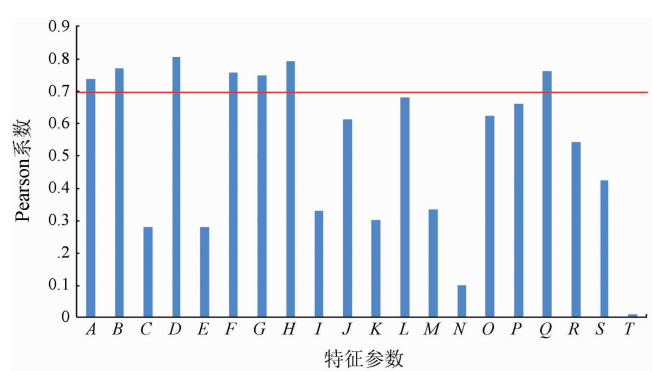


图 7 特征参数实测株数的 Pearson 系数
Fig.7 Pearson coefficient of the measured number of characteristic parameters

如图 7 所示,本研究最优参数共有 7 个,分别是面积 A 、周长 B 、矩形长 D 、矩形面积 F 、矩形周长 G 、椭圆长轴长度 H 、形状因子 Q ,共有 127 个组合方式,将不同的组合方式分别作为基于 ExG 指数下 SVR 模型的输入参数。计算玉米苗训练集和测试集实测和预测苗数的拟合精度如表 2 所示。

表 2 特征参数组合				
Tab.2 Combination of characteristic parameter				
参数个数	组合方式	最优组合	训练集 R^2	测试集 R^2
1	7	A	0.806 8	0.808 1
2	21	AH	0.879 2	0.865 4
3	35	ADH	0.931 7	0.946 7
4	35	$ABDF$	0.946 2	0.954 8
5	21	$ABDFH$	0.963 1	0.962 1
6	7	$ABDGHQ$	0.986 4	0.965 4
7	1	$ABDFGHQ$	0.954 2	0.961 3

从表 2 中可以看出,经过选择后的特征参数组合精度明显有所改善,其中,最优组合基本都包括多边形面积 A 参数。这也侧面印证了该参数对模型的重要性很大,对精度评价的所占比重大。而且在选择特征参数时并不是参数选择得越多,模型精度越高。针对本研究最佳的特征参数组合为 6 种特征参数:面积 A 、周长 B 、矩形长 D 、矩形周长 G 、椭

圆长轴长度 H 、形状因子 Q 。过多或过少的参数都会使 SVR 模型过拟合或欠拟合,只有适当的组合特征参数才能使 SVR 模型精度最高。

3.4 模型评价与出苗情况计算

本研究基于 ExG 指数,选取面积 A 、周长 B 、矩形长 D 、矩形周长 G 、椭圆长轴长度 H 、形状因子 Q 等参数的组合方式构建 SVR 模型进行测试。将估算株数和实测株数的测试和训练集做散点图分析,结果如图 8 所示,准确率为达到 96.54%。整体上来看,SVR 模型估算值对真实值的模型拟合精度较高,总体相对误差更小。模型在训练集和测试集中的 R^2 相差不大,体现了基于 UAV 数据的 SVM 算法在玉米苗计算株数方面存在优势。

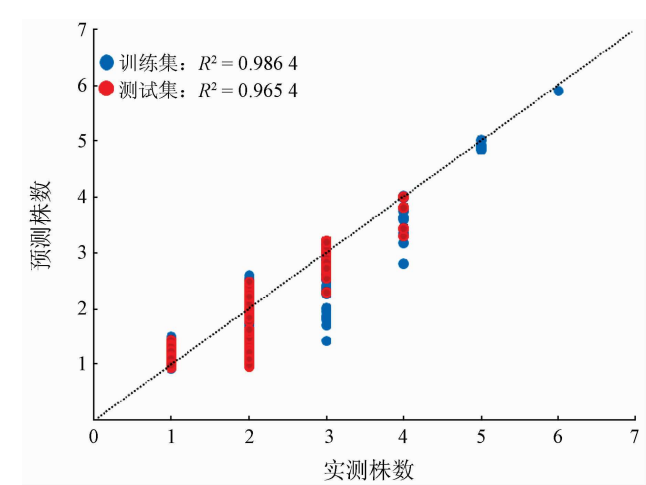


图 8 实测株数和预测株数的比较分析
Fig.8 Comparative analysis of measured and predicted plant numbers

从图 8 中可以看出,当玉米苗为单株植被时,更容易发生过高估计。该误差可能是由玉米叶的不均匀性且玉米叶较大而导致冠层重叠,进行引起形态学特征误差,容易将单株植被当作连通区域。当玉米苗为 2 株以上时,总体上呈过低估计,该误差可能是因为连通区域各个玉米苗距离较近,所以各玉米苗的冠层重叠度高,容易被错误分割成数量较少的苗对象。

进一步分析模型识别的预测株数和实测株数,以确定 SVR 模型的适用性。按照 1~7 的顺序,逐个统计出株数中被高估和低估的数量,统计结果如表 3 所示。从表 3 中可以看出,玉米苗数量为单株时,误差最小,模型精度最高。随着株数逐渐增大,误差变大,精度变差。所以,该模型更适用于玉米苗长势初期,植被冠层较小,连通区域较小的情况下,更能体现本模型的优越性。在 1~3 株的情况下,总体而言,误差较小,估测苗数的准确性较高。所以只要在合理的 UAV 数据获取苗对象数据的时间内,比如在玉米苗生长初期,幼苗多以单株为主,冠层覆盖

度不大,连通区域面积不大的情况下,模型具备一定的适用性,所以科学合理的 UAV 拍摄时间是十分重

要的,同时也说明了模型在实际应用中有植被生长的窗口期的局限性。

表 3 实测株数和预测株数的过高过低估计

Tab. 3 Overestimation and underestimation of measured and predicted plant numbers

实测株数	预测株数							相对误差
	1	2	3	4	5	6	7	
1	732	22	—	—	—	—	—	0.029
2	9	175	6	—	—	—	—	0.031
3	—	6	68	2	—	—	—	0.105
4	—	—	4	19	1	—	—	0.208
5	—	—	—	2	8	—	—	0.200
6	—	—	—	—	—	1	—	0
7	—	—	—	—	—	—	0	—

3.5 监测单元尺度与玉米株数制图

本研究对整幅 UAV 影像做分割处理操作,但是分割尺度的大小是否对精度有影响,研究做了进一步分析,图 9 为不同尺度下监测单元的玉米苗对象识别效果。如图 9 所示,0.5~4 m 的分割尺度下,可以有效识别出玉米苗对象,且识别效果差距不明显,如图 9 中红色椭圆形所示,识别的玉米苗对象随着尺度变大,形状并未改变,只是在相同的屏幕内形态由大变小。因此,在 0.5~4 m 的尺度下,基于 SVR 模型对苗株数估算的精度未受到影响,但是随着监测单元尺度增大,识别效果逐渐变差。其中,如图 9 中 5~9 m 尺度下的蓝色位置所示,当监测单元尺度大于 5 m 后,一些长势较差的幼苗无法识别,这势必影响株数估算精度。综上,考虑到实测样方尺度为 3 m,以及运算效率,本研究监测像元的尺度设置为 3 m 更为合理。同时,在研究区内随机选取一个顺垄方向 20 m,垂直垄方向 24 m 的矩形地块,将该块地按照 1 m×1.2 m 的分辨率分割成多个小格子。基于 SVR 模型识别结果来计算该地块的玉米苗株数,该区域如图 10(a) 所示,基于 SVR 模型识

别计算的玉米苗株数如图 10(b) 所示。图 10(b) 可直观地显示该区域玉米苗的出苗状况,且小格子颜色代表玉米苗株数的高低,颜色越红,代表出玉米苗

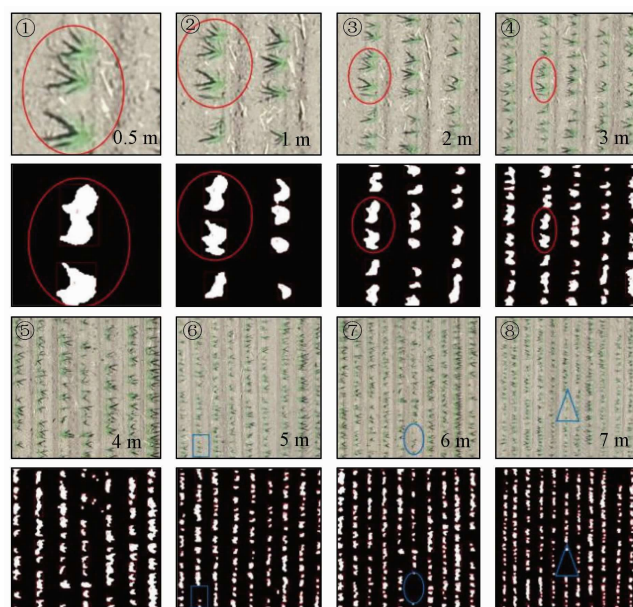
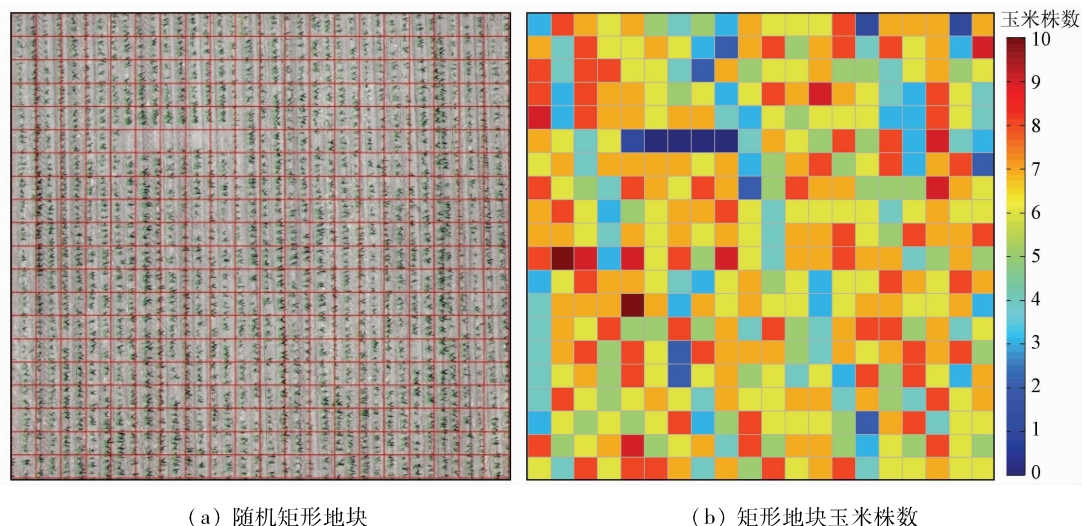


图 9 不同尺度监测单元的苗对象识别效果

Fig. 9 Object recognition in different monitoring unit scales



(a) 随机矩形地块

(b) 矩形地块玉米株数

图 10 随机矩形地块及其出株数

Fig. 10 Random rectangular plot and emergence rate

株数越多。从图 10(b)可知,多数小格子填满了该地块的分辨率,玉米总体的玉米苗株数多集中在 7 株数以上、长势较好。图 10(a)可以看出,有一块无苗断垄的空缺地,对比图 10(b),同区域内的小格子为深蓝色,玉米苗株数为 0,这可能是人为漏播所导致的结果。

4 结论

本文基于 UAV 多光谱数据,通过对比不同颜色指数,借助 OTSU 阈值分割算法获取玉米苗对象,确定最佳颜色指数的二值化苗对象。优化组合出形态学特征参数,确定了最佳特征参数组合。借助支持向量机回归(SVR)模型,预测出玉米株数,统计了出苗情况。研究成果能够在短时间内迅速、快捷、准确地得知玉米出苗情况和长势趋势。

ExG,GBDI,ExG-ExR,NGRDI 和 GLI 等颜色指数均能用于 UAV 影像识别玉米,但是针对本研究区,基于 ExG 颜色指数的 UAV 影像识别玉米株数的精度最高。不同的特征参数组合会直接影响 SVR 模型的拟合精度,使 SVR 模型过拟合或欠拟合。针对本研究的最佳特征参数组合为 6 种特征参数:面积 A 、周长 B 、矩形长 D 、矩形周长 G 、椭圆长轴长度 H 、形状因子 Q 。该组合特征参数的 SVR 模型精度最高。

利用形态学特征参数构建的 SVR 模型能够有效解决玉米植株粘连在一起时统计苗株困难的问题。模型分类精度达到 96.54%,统计误差为 0.6%。当玉米苗为单株植被时,更容易发生过高估计。而当玉米苗为 2 株以上时,总体上呈过低估计。在 1~3 株的情况下,误差较小,估测苗数的准确性较高。随着苗株数逐渐增大,模型精度逐渐变差。当幼苗多以单株为主,冠层覆盖度不大的情况下,模型的准确性最高。

本研究对杂草的处理仍然不够完善,对于垄间杂草处理效果较好,但对于一些垄上小面积杂草未能进行有效的处理,这对模型精度的干扰性未知。同样,实测样方需要人力和物力,受制于一些客观条件的限制,本研究的样本点为 1 003 个,样本点较少,如果增加样本点的数量,势必会提高 SVR 模型的预测精度。

参考文献 (References):

- [1] Liu P, Guo W S, Xu Y M, et al. Effect of planting density on grain yield and quality of weak gluten and medium-gluten wheat[J]. Journal of Triticeae Crops, 2006, 26: 117-121.
- [2] 葛朝红, 孟建朝, 赵海龙. 影响棉花出苗的因素分析[J]. 现代农村科技, 2011(18): 13.
Ge C H, Meng J C, Zhao H L. Analysis of factors affecting cotton emergence[J]. Modern Rural Science and Technology, 2011(18): 13.
- [3] 胡健波, 张健. 无人机遥感在生态学中的应用进展[J]. 生态学报, 2018, 38(1): 20-30.
Hu J B, Zhang J. Unmanned aerial vehicle remote sensing in ecology: Advances and prospects[J]. Acta Ecologica Sinica, 2018, 38(1): 20-30.
- [4] 戴建国, 张国顺, 郭鹏, 等. 基于无人机遥感多光谱影像的棉花倒伏信息提取[J]. 农业工程学报, 2019, 35(2): 63-70.
Dai J G, Zhang G S, Guo P, et al. Information extraction of cotton lodging based on multi-spectral image from UAV remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2019, 35(2): 63-70.
- [5] Mitch B, Reid A, Ramos F, et al. Airborne vision based mapping and classification of large farmland environments[J]. Journal of Field Robotics, 2010, 27(5): 632-655.
- [6] 丁雷龙, 李强子, 杜鑫, 等. 基于无人机图像颜色指数的植被识别[J]. 国土资源遥感, 2016, 28(1): 78-86. doi: 10.6046/gtzyyg. 2016. 01. 12.
Ding L L, Li Q Z, Du X, et al. Vegetation extraction method based on color indices from UAV images[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2016, 28(1): 78-86. doi: 10.6046/gtzyyg. 2016. 01. 12.
- [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): 152-159.
Wang X Q, Wang M M, Wang S Q, et al. Extraction of vegetation information from visible unmanned aerial vehicle images[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2015, 31(5): 152-159.
- [8] 兰玉彬, 邓小玲, 曾国亮. 无人机农业遥感在农作物病虫害诊断应用研究进展[J]. 智慧农业, 2019, 1(2): 1-19.
Lan Y B, Deng X L, Zeng G L. Advances in diagnosis of crop diseases, pests and weeds by UAV remote sensing[J]. Smart Agriculture, 2019, 1(2): 1-19.
- [9] Zheng X L, Zhang X F, Cheng J Y, et al. Using the multispectral image data acquired by unmanned aerial vehicle to build an estimation model of the number of seedling stage cotton plants[J]. Journal of Image and Graphics, 2020, 25(3): 520-534.
- [10] 戴建国, 薛金利, 赵庆展, 等. 利用无人机可见光遥感影像提取棉花苗情信息[J]. 农业工程学报, 2020, 36(4): 63-71.
Dai J G, Xue J L, Zhao Q Z, et al. Extraction of cotton seedling growth information using UAV visible light remote sensing images[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2020, 36(4): 63-71.
- [11] 刘帅兵, 杨贵军, 周成全, 等. 基于无人机遥感影像的玉米苗期株数信息提取[J]. 农业工程学报, 2018, 34(22): 69-77.
Liu S B, Yang G J, Zhou C Q, et al. Extraction of maize seedling number information based on UAV imagery[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2018, 34(22): 69-77.
- [12] Zhao B, Zhang J, Yang C H, et al. Rapeseed seedling stand counting and seeding performance evaluation at two early growth stages

- based on unmanned aerial vehicle imagery[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2018, 9:1362.
- [13] Han L, Yang G J, Dai H Y, et al. Modeling maize above-ground biomass based on machine learning approaches using UAV remote-sensing data[J]. *Plant Methods*, 2019, 15(1):10.
- [14] Woebbecke D M, Meyer G E, Barten K V, et al. Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions[J]. *Transactions of the ASABE*, 1995, 38(1):259–269.
- [15] Verrelst J, Schaepman M E, Koetz B, et al. Angular sensitivity analysis of vegetation indices derived from CHRIS/PROBA data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(5):2341–2353.
- [16] Motohka T, Nasahara K N, Oguma H, et al. Applicability of green-red vegetation index for remote sensing of vegetation phenology[J]. *Remote Sensing*, 2010, 2(10):2369–2387.
- [17] Liu G R, Huang Z, Mao S C, et al. Application study about OTSU optimal threshold method in cotton seedling recognition[J]. *Cotton Science*, 2013, 25(1):86–89.
- [18] 刘广瑞, 黄真, 毛树春, 等. OTSU 最佳阈值法在棉花幼苗识别中的应用研究[J]. *棉花学报*, 2013, 25(1):86–89.
- Liu G R, Huang Z, Mao S C, et al. Application study about OTSU optimal threshold method in cotton seedling recognition[J]. *Cotton Science*, 2013, 25(1):86–89.
- [19] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1979, 9(1):62–66.
- [20] Pal M. Kernel methods in remote sensing: A review[J]. *ISH Journal of Hydraulic Engineering*, 2009;15194–15215.
- [21] Bakhshipour A, Jafari A. Evaluation of support vector machine and artificial neural networks in weed detection using shape features[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018, 145:153–160.
- [22] Zheng Y, Zhu Q B, Huang M, et al. Maize and weed classification using color indices with support vector data description in outdoor fields[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2017, 141:215–222.

Estimation of maize seedling number based on UAV multispectral data

ZHAO Xiaowei^{1,2}, HUANG Yang¹, WANG Yongqiang¹, CHU Ding¹

(1. *Heilongjiang Provincial Research Institute of Surveying and Mapping, Harbin 150081, China*; 2. *Northeast Institute of Geography and Agroecology, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130102, China*)

Abstract: To monitor and evaluate maize seedlings in Northeast China and estimate their number in time, this study provided effective support for the rapid estimation of the maize seedling number using unmanned aerial vehicle (UAV) remote sensing images. Using the multispectral UAV data, the color indexes ExG, GBDI, ExG-ExR, NGRDI, and GLI were compared to segment maize seedlings from the soil background. Then, the optimal threshold was determined using the Otsu algorithm, and ExG was selected as the optimal color index. According to optimization, the best combination of morphological parameters consists of area (A), perimeter (B), rectangle length (D), rectangle perimeter (G), ellipse long axis length (H), and shape factor (Q). Then, the number of maize seedlings was predicted using the support vector regression (SVR) model and the prediction accuracy was assessed. Finally, the spatial distribution map of the local maize seedling number was developed. Tests revealed that the accuracy and the statistical error of the SVR model were 96.54% and 0.6%, respectively. These results allow the number and growth trends of maize seedlings to be predicted quickly and accurately in a short time.

Keywords: UAV; seedling number; support vector regression (SVR); color index

(责任编辑: 李 瑜)