

基于无人机图像的玉米冠层叶绿素含量检测与分布研究

乔浪¹ 张智勇² 陈龙胜² 孙红¹ 李莉¹ 李民赞¹

(1. 中国农业大学现代精细农业系统集成研究教育部重点实验室, 北京 100083;
2. 中国农业大学农业农村部农业信息获取技术重点实验室, 北京 100083)

摘要: 为了快速、无损地获取大田作物叶绿素含量空间分布,基于无人机遥感技术研究了大田玉米冠层叶绿素含量检测及分布图绘制方法。利用无人机遥感技术采集了 150 幅大田玉米的航拍图像,并通过 Pix4dmapper 软件对其进行了拼接;在实验田中,等距获取 80 株玉米叶片样本,通过化学法萃取叶绿素,并使用分光光度计测量叶绿素含量,形成了基础数据源。在数据处理方面,采用 ArcGIS 软件对样本点的 POS(Position and orientation system)数据与无人机图像进行匹配;对无人机拍摄的 RGB 图像,首先进行 R、G、B 三通道分量值提取,构建了绿红比值、绿红差值、归一化红绿差值、超绿等 10 种颜色特征,并计算了均值、标准偏差、平滑度、三阶矩等 6 种纹理特征,然后建立了基于 BP(Back propagation)神经网络的玉米冠层叶绿素含量检测模型。实验结果表明,基于 BP 神经网络的玉米冠层叶绿素含量检测模型的均方根误差 RMSE 为 4.465 9 mg/L,决定系数 R^2 为 0.724 6。通过 BP 神经网络检测模型计算出大田玉米图像每个像素点的叶绿素含量,基于伪彩色技术绘制大田玉米叶绿素含量可视化分布图,分析田间玉米冠层叶绿素含量分布图可以直观区分田间道路与冠层区域,显示地块叶绿素分布差异。通过无损检测大田玉米冠层叶绿素含量及叶绿素分布可视化,可为田间作物长势评价和精细化管理提供技术支持。

关键词: 玉米冠层; 叶绿素; 无人机遥感技术; BP 神经网络; 可视化分布

中图分类号: S127 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2019)S0-0182-05

Chlorophyll Content Detection and Distribution Research of
Maize Canopy Based on UAV Image

QIAO Lang¹ ZHANG Zhiyong² CHEN Longsheng² SUN Hong¹ LI Li¹ LI Minzan¹

(1. Key Laboratory of Modern Precision Agriculture System Integration Research, Ministry of Education,
China Agricultural University, Beijing 100083, China
2. Key Laboratory of Agricultural Information Acquisition Technology, Ministry of Agriculture and Rural Affairs,
China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: Chlorophyll is an important indicator for the evaluation of plant photosynthesis ability and growth status. In order to obtain the spatial distribution of chlorophyll content in field crops quickly and non-destructively, the chlorophyll content detection and distribution map drawing method of maize canopy were carried out based on UAV remote sensing technology. Firstly, the aerial images of 150 maize plots were collected by UAV mounted camera and spliced by Pix4dmapper software. Totally 80 maize leaves were sampled in the experimental field. They were processed following chemical extraction and spectrophotometer measurement to obtain the chlorophyll content value. The images and chlorophyll data were used to form the underlying data source. In the aspects of data processing, the position and orientation system (POS) data of the sample points were matched with the images of the UAV using ArcGIS software. For the RGB images captured by the drone, the three-channel component values of R, G and B were firstly extracted. The color feature parameters were calculated such as green-red difference, normalized red-green difference, super green, and so on. In addition, six kinds of texture features were calculated, including mean, standard deviation, smoothness and third-order moment. The error back

收稿日期: 2019-04-10 修回日期: 2019-05-15
基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFD0300505-1)、中国农业大学研究生实践教学基地建设项目(ZYXW037)和中国农业大学研究生课程建设项目(HJ2019029、YW2019018)
作者简介: 乔浪(1994—),男,博士生,主要从事农业信息化技术研究,E-mail: 13240948776@163.com
通信作者: 孙红(1980—),女,副教授,博士生导师,主要从事农业信息化技术研究,E-mail: sunhong@cau.edu.cn

propagation neural network was used to build chlorophyll detection model for maize canopy leaves. The experimental results were as follows: the root mean square error (RMSE) of the maize canopy chlorophyll content detecting model based on BP neural network was 4.465 9 mg/L, and the coefficient of determination R^2 was 0.724 6. The chlorophyll content of each pixel in the field canopy image was calculated. The visual distribution map of chlorophyll content in field maize canopy was drawn based on pseudo-color technique. The chlorophyll content distribution map of field maize canopy could be used to visually distinguish the field road and canopy area, showing the difference in chlorophyll distribution of the plot. By non-destructively detecting the chlorophyll content and chlorophyll distribution of canopy corn canopy, it could provide a support for field crop growth evaluation and precision management.

Key words: maize canopy; chlorophyll; UAV remote sensing technology; BP neural network; visual distribution

0 引言

叶绿素含量是植物光合作用能力和生长状况的重要评定指标,因此检测作物叶绿素含量在农业生产中具有重要意义^[1-4]。传统的农作物叶绿素检测主要通过化学分析法进行,费时、耗力,不利于大面积田间数据的高效分析。基于作物吸收蓝光和红光进行光合作用、反射绿光呈现绿色特征的机理,开展可见光反射光学成像分析,可为田间作物叶绿素含量的快速原位分析提供支持。

国内外学者利用可见光 RGB 图像,针对植株和大田不同尺度开展了大量作物叶绿素含量检测研究。徐远芳等^[5]应用图像提取了玉米叶片的颜色信息,采用一元和多元回归分析方法建立了玉米叶片叶绿素含量诊断模型,结果表明,RGB 颜色模型中 G 分量和颜色特征 $2G - R$ 可以作为叶绿素含量诊断模型中的主要特征参数,模型的相关系数达到 0.84 以上。程立真等^[6]以苹果树叶片为研究对象,提取叶片红、绿、蓝三通道的值,通过组合运算构建了 9 种颜色指数作为参数,建立了单变量回归模型和支持向量机(Support vector machine,SVM)回归模型,实验结果显示,SVM 的估测精度高于单变量回归模型。蔡鸿昌等^[7]提取叶片的颜色特征,通过线性拟合和逐步回归分析,建立了黄瓜初花期叶片光合色素含量的颜色特征估算模型,实验结果显示, $R/(R + G + B)$ 可以作为叶绿素含量估算的主要颜色特征参数; G/R 和 $R/(R + G + B)$ 是类胡萝卜素含量估算的主要特征参数。基于上述方法进行地面田间植物叶绿素含量检测时,由于平台高度的限制,每次只能获得单株植物叶片的样本数据,大范围样本数据采集能力和效率有限。

随着无人机遥感技术的发展,无人机以快速便捷、操作简单、采集范围大的优点,逐渐成为农田信息获取的重要手段和研究热点^[8-11]。毛智慧等^[12]基于无人机遥感技术,以大田玉米为对象,采集了不

同氮肥水平下大田玉米的多光谱影像,实现了玉米 SPAD 的精准测量。张乐春^[13]以无人机为平台,获取大田植物的高光谱数据,建立了叶绿素含量的回归模型,实现了植物叶绿素含量的快速、无损检测。袁炜楠等^[14]提出了一种基于主基底分析的无人机高光谱遥感数据降维方法,采用最小二乘回归模型实现了叶绿素含量的估算。李静等^[15]采用低成本消费级无人机对水稻冠层进行图像获取,基于回归统计建立 SPAD 预测模型,结果显示,遥感指数 R 与水稻剑叶叶片 SPAD 的相关关系显著。

上述研究可为无人机获取的图像参数提取、叶绿素检测建模的方法提供参考。在获得叶绿素含量检测模型后,结合田间位置分析大田作物冠层叶绿素含量整体水平,是指导田间精细化管理的重要基础。其中,实现田间作物冠层叶绿素分布的可视化是开展空间信息分析的重要环节。因而,本文采用无人机成像技术进行大田玉米叶绿素含量估测和空间分布绘制方法研究。获取大田玉米无人机图像,对图像进行拼接和分割处理,提取无人机 RGB 图像中 10 种颜色特征和 6 种纹理特征,建立叶绿素含量检测模型,并反演大田玉米图像每个像素点的叶绿素值,进而绘制大田玉米叶绿素含量空间分布图,以为田间作物长势评价与精细化管理提供技术支持。

1 材料与方法

1.1 实验样本

实验对象为玉米,地点位于河北省衡水市玉米研究基地。实验区域为 700 m×300 m 的玉米地,时间为 2018 年 9 月,无人机为大疆 M600。在实验区域等距选取 80 个实验样本,人为对玉米叶片进行拔除处理,装入密封袋,以保持玉米叶片新鲜,带回实验室对样本进行叶绿素萃取。

1.2 玉米冠层航拍图像信息获取

获取玉米冠层图像,采用大疆 M600 型无人机

载图像拍摄系统,Pix4dmapper 软件对无人机图像进行分析。系统硬件结构如图 1 所示,主要由大疆 M600 型无人机、索尼 ILCE-7R 型相机、计算机及控制软件等构成。相机最大像素为 3 700 万,最高分辨率为 7 360 像素×4 912 像素,焦距为 35 mm;无人机的飞行速度为 10 m/s,飞行高度为 200 m,共获得 150 幅局部图像。采用 Pix4dmapper 软件进行图像拼接,最终得到实验地的全局遥感图像。

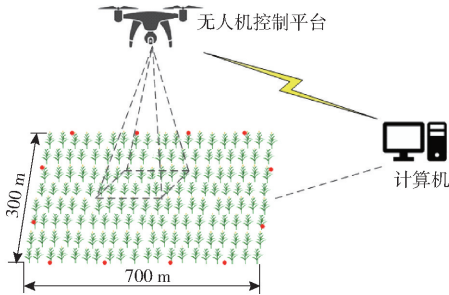


图 1 无人机信息获取示意图
Fig.1 UAV information acquisition

采用等距采样方式采集玉米叶片,在 700 m×300 m 实验区域的长宽两侧分别留取 50 m 空白区,剩余边界以 20 m 为距共选取 80 个实验点,每个实验点向内 1 m 处选取一株玉米,采集其叶片作为样本,共获取 80 个叶绿素待测样本。

1.3 叶绿素含量测定

选用化学计量法和分光光度计对叶绿素含量进行测定。首先在每个叶片中部选取 4 cm×4 cm 的叶组织(不包括叶脉)将其剪碎,然后使用镊子将剪碎的叶片(约 0.4 g)放入 25 mL 的丙酮和乙醇混合液中避光浸泡 24 h^[16]。

叶绿素萃取后,使用 752 型紫外-可见分光光度计对其进行吸光度测定。为实现仪器内部的热平衡,分光光度计开机后预热 30 min,将样本溶液倒入 3 个比色皿中,对 645 nm 和 663 nm 两个波长测定吸光度,计算叶绿素总含量的公式为

$$C_t = C_a + C_b \tag{1}$$

其中 $C_a = 12.72A_{663} - 2.59A_{645} \tag{2}$

$$C_b = 22.88A_{645} - 4.67A_{663} \tag{3}$$

式中 A_{645} 、 A_{663} ——645、663 nm 两个波长的吸光度
 C_a ——叶绿素 a 含量,mg/L
 C_b ——叶绿素 b 含量,mg/L
 C_t ——叶绿素总含量,mg/L

1.4 无人机图像处理

玉米无人机图像处理主要包括图像拼接、图像分割和图像数据处理 3 部分,数据处理流程如图 2 所示。经过无人机图像拼接后,对采样点进行 POS 匹配和图像分割,特征参数提取,划分训练集和验证集,采用 BP 神经网络对训练集进行建模,并利用验

证集讨论其检测精度。其中,图像特征参数提取包括图像颜色特征与纹理特征。

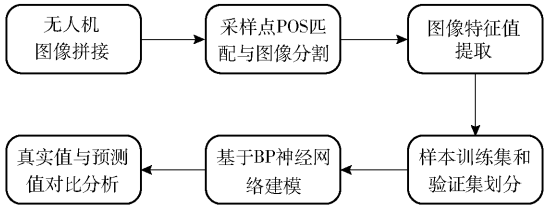


图 2 无人机数据分析流程图

Fig.2 Flow chart of UAV data analysis

采用 Pix4dmapper 软件对无人机图像进行拼接, ArcGIS 软件进行样本点 POS 数据匹配,并实现样本点分割。利用 Matlab 软件对图像进行特征值提取和实现 BP 神经网络建模。

1.5 BP 神经网络建模

反向传播网络简称 BP 神经网络,该算法是一种按照误差逆向传播算法训练的多层前馈神经网络^[17]。经典的 BP 神经网络由输入层、隐含层和输出层构成,每层由若干个神经元构成。其计算过程可分为正向传播过程和误差反向传播过程。正向传播过程主要为样本数据从输入层传入,以正向传播的方式从隐含层传输到输出层,并形成检测结果;误差反向传播过程主要为神经网络计算检测结果与实际结果的误差,并将误差以反向传播的方式从输出层传递到输入层,并对每层的神经元权值进行调整^[18]。

本文在对 BP 神经网络进行建模时,正向传递过程中遵循 S 型函数,反向传递过程中遵循纠错学习规则,激活函数选取 ReLU 函数;对模型的检测能力进行评价时,采用实际值与检测值的均方根误差(RMSE)和决定系数 R^2 进行评估。其中,RMSE 用来衡量实验结果的离散程度,值越小模型效果越好;决定系数 R^2 代表模型的拟合程度,其值越接近 1 模型检测精度越高。

2 结果与分析

2.1 样本叶绿素含量统计

对 80 个玉米叶片样本的叶绿素含量进行统计分析可知,其取值范围位于 18.23 ~ 60.61 mg/L 区间,平均值为 37.68 mg/L,标准差为 9.01 mg/L。选取 64 个样本作为训练集,16 个样本作为测试集,如表 1 所示,训练集和验证集均包含较大范围的叶绿素含量值。

2.2 图像特征参数提取

实验采集的无人机图像是 RGB 颜色空间图像,在 RGB 图像中,R、G、B 分量分别位于 622 ~ 760 nm、492 ~ 577 nm、435 ~ 450 nm 区间,作物叶绿素 a 与叶

表 1 样本叶绿素含量统计

Tab. 1 Sample chlorophyll content statistics					
样本类别	样本数量	叶绿素含量/(mg·L ⁻¹)			
		最大值	最小值	平均值	标准差
训练集	64	60.61	18.23	37.76	9.21
测试集	16	51.67	20.09	37.36	8.77
总样本	80	60.61	18.23	37.68	9.07

绿素 b 在 435 ~ 450 nm 和 622 ~ 760 nm 内存在光谱吸收,在 492 ~ 577 nm 内存在反射的典型特征,因而利用 R 、 G 、 B 以及由它们组合成的颜色特征植被指数可以用于玉米叶绿素检测^[19-20]。因而,研究建立了归一化红光参数、归一化绿光参数、归一化蓝光参数、归一化红蓝差值、归一化红绿差值、超绿等 10 种颜色特征。因为叶绿素指征作物营养状态并与群体长势紧密相关,会在冠层图像纹理特征上有所表现,所以选取玉米冠层图像均值、标准偏差、平滑度、三阶矩等 6 种纹理特征与叶绿素含量建立检测模型。所使用的图像特征参数及其计算公式如表 2 所示。

表 2 特征参数计算公式

Tab. 2 Extraction formula of image feature parameters			
名称	参数/公式	名称	参数/公式
红光参数	R	归一化红	$R/(R+G+B)$
		光参数	
绿光参数	G	归一化绿	$G/(R+G+B)$
		光参数	
蓝光参数	B	归一化红	$\frac{R-G}{R+G+0.01}$
		绿差值	
绿红比值	G/R	归一化红	$\frac{R-B}{R+B+0.01}$
		蓝差值	
绿红差值	$G-R$	超绿参数	$2G-R-B$
均值	$\sum_{i=0}^{L-1} Z_i P(Z_i)$	标准偏差	$\sqrt{\mu_2(z)}$
平滑度	$\frac{\sigma^2}{1+\sigma^2}$	三阶矩	$\sum_{i=0}^{L-1} (Z_i - m)^3 P(Z_i)$
一致性	$\sum_{i=0}^{L-1} P^2(Z_i)$	熵	$-\sum_{i=0}^{L-1} p(Z_i) \ln p(Z_i)$

注: σ 为标准偏差, Z_i 为亮度的一个随机变量, $P(Z)$ 为一个区域中灰度级的直方图, L 为可能的灰度级数, $\mu_2(z)$ 为方差。

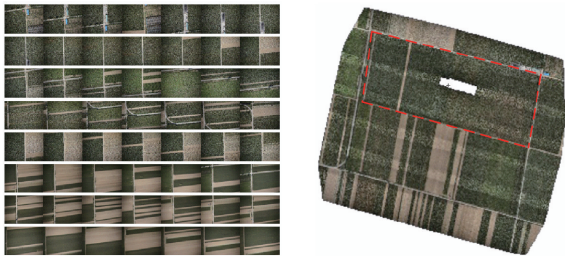
2.3 无人机图像处理

实验共采集 150 幅无人机图像,采用 Pix4dmapper 软件对其进行拼接,图 3a 为无人机单次拍摄部分图像示意图,图 3b 为拼接后的全局图像。

图 3b 全局图像中红色框标记区域为本文后续研究的目标区域。在全局拼接图像中存在部分白色空缺是由于图像在进行拼接时存在异常 POS 数据导致。

2.4 玉米冠层叶绿素含量检测模型

基于筛选的特征参数和叶绿素含量,使用经典



(a) 单幅图像 (b) 拼接后图像
图 3 无人机图像拼接前后效果图

Fig. 3 Drone images before and after stitching

的 3 层 BP 神经网络结构进行建模,经过对模型进行优化,最终确定 BP 神经网络的结构为 16-4-1,其中输入层节点个数为 16,对应 10 个颜色特征和 6 个纹理特征,输出层节点个数为 1,对应叶绿素含量。利用 Matlab 软件编写基于 BP 神经网络的玉米冠层叶绿素含量检测程序,当学习速率为 0.01,最大迭代次数为 10 000 时,玉米冠层叶绿素检测结果如图 4 所示,模型的 RMSE 为 4.465 9 mg/L,决定系数 R^2 为 0.724 6。

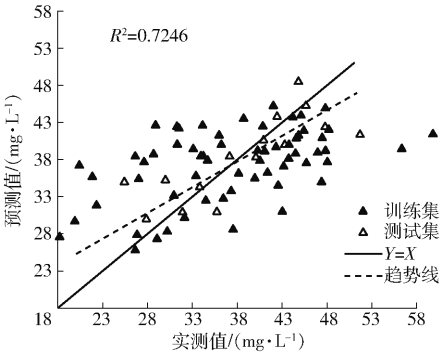


图 4 玉米冠层叶绿素含量检测结果

Fig. 4 Chlorophyll content detection results of maize leaves

2.5 田间玉米冠层叶绿素分布

提取大田玉米图像每个像素点的 R 、 G 、 B 3 分量的值,根据特征参数的计算公式得到每个像素点对应的颜色特征以及纹理特征,代入 BP 神经网络检测模型中可以计算每个像素点对应的叶绿素含量,从而得到基于叶绿素含量的大田玉米灰度分布图,对灰度图进行伪彩色处理,绘制大田玉米冠层叶绿素含量分布图,如图 5 所示。

图 5 中不同颜色和颜色深浅程度代表不同大田玉米冠层叶绿素含量,红色部分为道路边缘和土壤

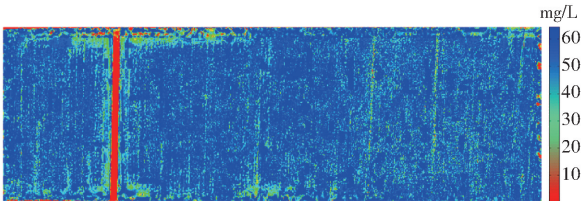


图 5 大田玉米冠层叶绿素含量分布图

Fig. 5 Chlorophyll content distribution map of maize canopy in field

区域,叶绿素含量基本为0,绿色部分为靠近土壤和道路区域,玉米植株较稀疏,区域内叶绿素含量较低,整体范围在20~40 mg/L,蓝色部分为玉米植株较为茂密区域,叶绿素含量相对较高,区域内叶绿素含量范围为40~60 mg/L。由此基于BP神经网络模型检测大田玉米冠层叶绿素含量的结果,绘制出大田玉米叶绿素含量的分布情况,可为田间作物营养水平和精细化管理决策提供支持。

3 结论

(1)采集了大田玉米无人机图像数据,采集叶片样本并萃取测量了叶绿素含量,提取图像特征参

数建立了基于BP神经网络的玉米冠层叶绿素检测模型,并绘制了大田玉米叶绿素分布图。

(2)对无人机图像进行拼接和分割,形成全局图像和样本点图像,并对全局图像进行 R 、 G 、 B 分量提取,筛选出10种颜色特征及6种纹理特征,基于BP神经网络建立大田玉米叶绿素含量检测模型,实验结果显示,模型的验证精度为决定系数 R^2 为0.724 6,均方根误差RMSE为4.465 9 mg/L。

(3)利用BP神经网络叶绿素检测模型计算大田玉米全局图像每个像素点的叶绿素含量,进而绘制大田玉米叶绿素分布图,最终实现大田玉米叶绿素快速、无损检测和叶绿素分布可视化。

参 考 文 献

- [1] 孙红,李民赞,张彦娥,等.玉米生长期叶片叶绿素含量检测研究[J].光谱学与光谱分析,2010,30(9):2488-2492.
SUN Hong, LI Minzan, ZHANG Yan'e, et al. Detection of chlorophyll content in maize growth stage[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2010, 30(9): 2488-2492. (in Chinese)
- [2] 丁永军,张晶晶,孙红,等.玻璃温室环境下番茄叶绿素含量敏感光谱波段提取及估测模型[J].光谱学与光谱分析,2017,37(1):194-199.
DING Yongjun, ZHANG Jingjing, SUN Hong, et al. Extraction and estimation model of tomato chlorophyll content sensitive spectral band in glasshouse environment[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2017, 37(1): 194-199. (in Chinese)
- [3] WU Q, SUN H, LI M Z, et al. Research on maize multispectral image accurate segmentation and chlorophyll index estimation[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35(1): 178-183.
- [4] LIMANTARA L, DETTLING M, INDRAWATI R, et al. Analysis on the chlorophyll content of commercial green leafy vegetables[J]. Procedia Chemistry, 2015, 14(14): 225-231.
- [5] 徐远芳,王晓敏,孙红,等.基于图像处理的玉米叶片营养监测技术研究[C]//纪念中国农业工程学会成立三十周年暨中国农业工程学会2009年学术年会(CSAE2009)论文集,2009:1-6.
- [6] 程立真,朱西存,高璐璐,等.基于RGB模型的苹果叶片叶绿素含量估测[J].园艺学报,2017,44(2):381-390.
CHENG Lizhen, ZHU Xicun, GAO Lulu, et al. Estimation of chlorophyll content in apple leaves based on RGB model[J]. Acta Horticulturae Sinica, 2017, 44(2): 381-390. (in Chinese)
- [7] 蔡鸿昌,崔海信,宋卫堂,等.黄瓜初花期叶片光合色素含量与颜色特征的初步研究[J].农业工程学报,2006,22(9):34-38.
CAI Hongchang, CUI Haixin, SONG Weitang, et al. Preliminary study on photosynthetic pigment content and color characteristics of cucumber at early flowering stage[J]. Transactions of the CSAE, 2006, 22(9): 34-38. (in Chinese)
- [8] 田明璐,班松涛,常庆瑞,等.基于无人机成像光谱仪数据的棉花叶绿素含量反演[J].农业机械学报,2016,47(11):285-293.
TIAN Minglu, BAN Songtao, CHANG Qingrui, et al. Inversion of cotton chlorophyll content based on data from UAV imaging spectrometer[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(11): 285-293. (in Chinese)
- [9] YAN G, BO D, SHENG H F, et al. Remote estimation of rapeseed yield with unmanned aerial vehicle (UAV) imaging and spectral mixture analysis[J]. Plant Methods, 2018, 14(1): 70-83.
- [10] JIANG J, ZHENG H, JI X, et al. Analysis and evaluation of the image preprocessing process of a six-band multispectral camera mounted on an unmanned aerial vehicle for winter wheat monitoring[J]. Sensors, 2019, 19(3): 747-765.
- [11] ZHANG Y, SU Z, SHEN W, et al. Remote monitoring of heading rice growing and nitrogen content based on UAV images[J]. Int. J. Smart Home, 2016, 10(7): 103-114.
- [12] 毛智慧,邓磊,孙杰,等.无人机多光谱遥感在玉米冠层叶绿素预测中的应用研究[J].光谱学与光谱分析,2018,38(9):2923-2931.
MAO Zhihui, DENG Lei, SUN Jie, et al. Application of multispectral remote sensing of UAV in corn canopy chlorophyll prediction[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2018, 38(9): 2923-2931. (in Chinese)
- [13] 张乐春.基于无人机光谱分析的农田监测系统应用[J].农机化研究,2019,41(7):228-231.
ZHANG Lechun. Application of farmland monitoring system based on spectral analysis of unmanned aerial vehicle[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2019, 41(7): 228-231. (in Chinese)

- [8] 李永秀, 番聪聪, 宋文怀. 不同方法测定设施番茄蒸腾的结果比较及相关性分析[J]. 江苏农业科学, 2017, 45(3): 98–101.
LI Yongxiu, FAN Congcong, SONG Wenhui. Comparison and correlation analysis of different methods for determination of transpiration of tomato in facilities [J]. Jiangsu Agricultural Science, 2017, 45(3): 98–101. (in Chinese)
- [9] WIDMOSER P. A discussion on and alternative to the Penman – Monteith equation[J]. Agricultural Water Management, 2009, 96(4): 711–721.
- [10] 伍德林, 毛罕平, 曹成茂. 温室设施作物蒸腾量计算方法及模型[C]//全国农业水土工程学术研讨会, 2010.
- [11] PEREA R G, POYATO E C, MONTESIONS P, et al. Irrigation demand forecasting using artificial neuro-genetic networks [J]. Water Resources Management, 2015, 29(15): 5551–5567.
- [12] 卢佳骏, 王纪章, 刘继展, 等. 草莓高架栽培中混合基质水分分布[J]. 排灌机械工程学报, 2017, 35(6): 535–540.
LU Jiajun, WANG Jizhang, LIU Jizhan, et al. Mixed matrix water distribution in strawberry viaduct cultivation [J]. Journal of Drainage and Irrigation Mechanical Engineering, 2017, 35(6): 535–540. (in Chinese)
- [13] BAR-TAL A, SAHA U K, RAVIA M, et al. Inorganic and synthetic organic components of soilless culture and potting mixtures[M]. Elsevier, 2019: 259–301.
- [14] MARGENOT A J, GRIFFIN D E, ALVES B S Q, et al. Substitution of peat moss with softwood biochar for soil-free marigold growth[J]. Industrial Crops and Products, 2018, 112: 160–169.
- [15] 徐丽萍, 张朝晖. 基于 Hydrus – 1D 的滴灌土壤水分运移数值模拟[J]. 节水灌溉, 2019(2): 64–67.
XU Liping, ZHANG Zhaoxue. Numerical simulation of soil water transport by drip irrigation based on Hydrus – 1D [J]. Water-saving Irrigation, 2019(2): 64–67. (in Chinese)
- [16] BAYAT H, EBRAHIM Z G. Estimation of the soil water retention curve using penetration resistance curve models [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 144: 329–343.
- [17] PATRICIO D I, RIEDER R. Computer vision and artificial intelligence in precision agriculture for grain crops: a systematic review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 153: 69–81.
- [18] 曲春阳, 刘亿军. 基于改进 BP 神经网络模型的区域农业灌溉用水预测研究[J]. 吉林水利, 2016(10): 1–3, 6.
QU Chunyang, LIU Yijun. Prediction of regional agricultural irrigation water based on improved BP neural network model [J]. Jilin Water Conservancy, 2016(10): 1–3, 6. (in Chinese)
- [19] LI H, HU C X, LI Y. Application of the purification of materials based on GA – BP[J]. Energy Procedia, 2012, 17: 762–769.
- [20] 魏云云. 基于遗传算法的 BP 神经网络对农业产业的分析预测[J]. 高师理科学刊, 2018, 38(9): 15–19.
WEI Yunyun. Analysis and prediction of agricultural industry by BP neural network based on genetic algorithm [J]. Science Journal of Normal University, 2018, 38(9): 15–19. (in Chinese)
- [21] LI Y, ZOU C, BERECIBAR M, et al. Random forest regression for online capacity estimation of lithium-ion batteries[J]. Applied Energy, 2018, 232: 197–210.

(上接第 186 页)

- [14] 袁炜楠, 许童羽, 曹英丽, 等. 基于主基底分析降维方法的水稻冠层叶片叶绿素含量估算[J]. 浙江大学学报(农业与生命科学版), 2018(4): 423–430.
YUAN Weinan, XU Tongyu, CAO Yingli, et al. Estimation of chlorophyll content in rice canopy leaves based on primary basement analysis and dimensionality reduction method[J]. Journal of Zhejiang University (Agriculture and Life Sciences), 2018(4): 423–430. (in Chinese)
- [15] 李静, 王建军, 朱安. 基于低成本无人机的水稻叶片 SPAD 值遥感估测[J]. 吉林农业, 2017(18): 68.
LI Jing, WANG Jianjun, ZHU An, et al. Remote sensing estimation of SPAD value of rice leaves based on low-cost UAV[J]. Agriculture of Jilin, 2017(18): 68. (in Chinese)
- [16] 吉海彦, 严衍禄, 冯雪梅, 等. 用化学计量法-分光光度法测定活体叶片中叶绿素 a, b 的含量[J]. 分析化学, 1993, 21(8): 869–872.
JI Haiyan, YAN Yanlu, FENG Xuemei, et al. Determination of chlorophyll a and b in living leaves by stoichiometry-spectrophotometry[J]. Chinese Journal of Analytical Chemistry, 1993, 21(8): 869–872. (in Chinese)
- [17] LI Z, ZHAO X. BP artificial neural network based wave front correction for sensor-less free space optics communication[J]. Optics Communications, 2017, 385: 219–228.
- [18] 韩普, 周汉辰, 周北望. BP 神经网络原理研究与实现[J]. 广播电视信息, 2018(10): 121–125.
HAN Pu, ZHOU Hanchen, ZHOU Beiwang. Research and implementation of BP neural network principle [J]. Radio & Television Information, 2018(10): 121–125. (in Chinese)
- [19] MA X, FENG J, GUAN H, et al. Prediction of chlorophyll content in different light areas of apple tree canopies based on the color characteristics of 3D reconstruction[J]. Remote Sensing, 2018, 10(3): 429–444.
- [20] GEORGE M, JOAOCAMARGO N. Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2008, 63(2): 282–293.