doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.04.024

小麦倒伏信息无人机多时相遥感提取方法

李　广[1,2]　张立元[1,2]　宋朝阳[3]　彭曼曼[1,2]　张　瑜[4]　韩文霆[1,5]

(1. 西北农林科技大学机械与电子工程学院, 陕西杨凌 712100; 2. 农业农村部农业物联网重点实验室, 陕西杨凌 712100;
3. 西北农林科技大学资源与环境学院, 陕西杨凌 712100; 4. 中国科学院水利部水土保持研究所, 陕西杨凌 712100;
5. 西北农林科技大学水土保持研究所, 陕西杨凌 712100)

摘要: 采用两期无人机可见光遥感图像,对灌浆期冬小麦倒伏图像特征及倒伏信息提取方法进行研究。从增强图像空间域方面,对图像进行二次低通滤波,获取地物散点图,以散点存在明显分界线为判定标准,选出小麦倒伏信息提取的单特征,对两单特征线性拟合构建倒伏小麦两时期提取特征参数 F_1 和 F_2,再以两特征参数相似性构建综合特征参数 F_3。将特征参数结合 K-means 算法提取冬小麦倒伏信息,整体精度(OA)达 86.44% 以上,Kappa 系数达 0.73 以上,倒伏信息提取精度(F)为 81.07% 以上,因此综合特征参数可作为两个时期冬小麦倒伏信息提取特征参数。分别用本文方法、支持向量机、神经网络法和最大似然法提取验证区域倒伏小麦信息,经验证,本文方法提取小麦倒伏信息整体精度(OA)达 86.29% 以上,Kappa 系数达 0.71 以上,倒伏信息提取精度(F)达 80.60% 以上;其他 3 种常用方法提取的整体精度(OA)为 69.68% ~87.44%,Kappa 系数为 0.49 ~0.72,倒伏信息提取精度(F)为 65.33% ~79.76%。结果表明,本文方法整体精度和倒伏信息提取精度均高于目前常用分类方法。因此,综合特征参数与 K-means 算法对冬小麦在灌浆期倒伏信息提取具有一定的准确性和适用性。

关键词: 冬小麦; 倒伏; 无人机遥感; 图像处理; 多时相; K-means

中图分类号: TP79　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2019)04-0211-10

Extraction Method of Wheat Lodging Information Based on Multi-temporal UAV Remote Sensing Data

LI Guang[1,2]　ZHANG Liyuan[1,2]　SONG Chaoyang[3]　PENG Manman[1,2]　ZHANG Yu[4]　HAN Wenting[1,5]

(1. *College of Mechanical and Electronic Engineering*, *Northwest A&F University*, *Yangling*, *Shaanxi* 712100, *China*
2. *Key Laboratory of Agriculture Internet of Things*, *Ministry of Agriculture and Rural Affairs*, *Yangling*, *Shaanxi* 712100, *China*
3. *College of Natural Resources and Environment*, *Northwest A&F University*, *Yangling*, *Shaanxi* 712100, *China*
4. *Institute of Soil and Water Conservation*, *Chinese Academy of Sciences & Ministry of Water Resources*, *Yangling*, *Shaanxi* 712100, *China*
5. *Institute of Soil and Water Conservation*, *Northwest A&F University*, *Yangling*, *Shaanxi* 712100, *China*)

Abstract: The information of crop lodging is very important for agricultural hazard assessment and agricultural insurance claims. Remote sensing is a fast and efficient technology to gain the information of crop lodging, but satellite remote sensing cannot provide available data. Recently, unmanned aerial vehicle (UAV) remote sensing system has grown rapidly, and UAV remote sensing system can get available data neatly and fleetly. There was no survey on winter wheat lodging by using multi-temporal UAV remote sensing data. Therefore, a survey method of winter wheat lodging was proposed by using images derived from the UAV remote sensing experiments, which were carried out in the winter wheat test field of Institute of Water-Saving Agriculture in Arid Areas of China (IWSA), Northwest A&F University on May 4th and 16th of 2017. Images were handled with the second low pass filter firstly to enhance the image space domain. Then the scatter diagram of lodging and unlodging wheat was gained in different feature combination coordinate systems. The single features of wheat lodging information extraction based on the well-defined boundary of the scatter diagram were selected. Feature parameters F_1 and F_2 were

收稿日期: 2018-09-21　修回日期: 2018-12-22

基金项目: 国家重点研发计划项目(2017YFC0403203)、旱区作物需水无人机遥感与精准灌溉技术及装备研发平台项目(2017-C03)和陕西省水利科技项目(2017SLKJ-7)

作者简介: 李广(1990—),男,博士生,主要从事无人机遥感与精准灌溉技术研究,E-mail: liguangai100@163.com

通信作者: 韩文霆(1972—),男,研究员,博士生导师,主要从事无人机遥感与精准灌溉技术研究,E-mail: hanwt2000@126.com

gained by fitting boundary points of May 4th and 16th. Using the similarities of F_1 and F_2 can obtain F_3 to extract winter wheat lodging information of two periods. Using F_1, F_2 and F_3 combined with K-means to extract the lodging information of winter wheat. It was turned out that the overall accuracy was over 86.44%, the Kappa coefficient was over 0.73, and the lodging extracting accuracy was over 81.07%, so F_3 can be the feature parameter to extract the lodging information of two periods. To research the accuracy and versatility of this method, two verification areas were selected and the method of this paper, support vector machine (SVM), neural network and maximum likelihood method were respectively used to extract the lodging information of winter wheat. The results showed that the overall accuracy, Kappa coefficient and lodging extracting accuracy of the method were over 86.29%, 0.71 and 80.60%, and the overall accuracy, Kappa coefficient and lodging extracting accuracy of the other common methods were 69.68% ~87.44%, 0.49 ~0.72 and 65.33% ~79.76%, respectively. The results indicated that the overall accuracy, Kappa coefficient and lodging extracting accuracy of this method were all tower over other methods. Therefore, the proposed method was accurate and versatile to extract the lodging information of winter wheat in the watery stage.

Key words: winter wheat; lodging; unmanned aerial vehicle remote sensing; image processing; multi-temporal; K-means

0 引言

小麦倒伏是最常见的自然灾害之一。倒伏会诱发各种病虫害,严重影响籽粒灌浆过程,最终影响小麦产量与品质[1-2]。小麦倒伏不利于机械化收割,需投入更多人力物力进行收获,大大增加了收获成本和农田收益损失[3-5]。据相关报道,倒伏小麦比未倒伏小麦平均每公顷减产约 750 kg,同时机械收割平均每公顷多花费约 375 元,因此,准确、快速获取小麦倒伏信息对于农业部门及农业保险部门进行灾情评估、防控指导和损失估计具有重要意义[6-8]。

目前,作物倒伏监测方法主要分为人工法和遥感法[9]。人工法通过人力统计小麦倒伏信息,费时费力,效率低下;遥感法根据小麦倒伏与非倒伏地块在遥感影像中各个特征变量的特异性,提取小麦倒伏信息[10]。韩东等[11]基于 Sentinel-1 雷达影像数据,用自然高与植株高的比值作为倒伏程度评价指标,构建了作物倒伏监测模型,模型求解的自然高与植株高比值与实测比值总体相关性达到 0.899。王立志等[12]基于多时相 HJ-1B CCD 影像,通过提取多种植被指数,分析植被指数变化量与实测倒伏样本的关联性,筛选对玉米倒伏敏感的植被指数,构建了基于植被指数变化分析的玉米倒伏灾情遥感监测模型,结果表明,玉米倒伏信息提取的总体精度为 85.7%,Kappa 系数为 0.804,与农业推广站的监测数据基本一致。王猛等[13]通过 ASD 光谱仪采集的数据,发现倒伏玉米与正常玉米的冠层光谱存在差异,再结合两期遥感数据,利用 NDVI 对玉米倒伏进行了监测。ZHANG 等[14]利用地面 ASD 高光谱数据和小波变换评估了倒伏对玉米品质的影响。卫星遥感技术存在成本高、易受天气影响、时空分辨率低等缺点,近地遥感技术存在费时费力、效率低等缺点,限制了其在农田尺度上的进一步应用。近年来,无人机遥感凭借其平台易建性、成本低、操作简单、时空分辨率高等优势,弥补了卫星遥感和近地遥感的不足,已经成为农业定量遥感研究中快速、准确获取作物信息的主要工具,是当前研究的热点和趋势[15-18]。目前,基于无人机遥感数据的作物倒伏信息提取方法主要有监督分类法和像元统计分析法[19-21],监督分类法主要包括样本训练和分类器选择 2 个阶段[19-21],像元统计分析法主要通过统计分析图像中地物在光谱、纹理和颜色方面的像元值,以差异系数和变异系数为评价指标,选取单个特征参数进行倒伏信息提取[15,19]。董锦绘等[21]以无人机拼接数码影像为研究对象,分别采用最小距离、最大似然、神经网络和支持向量机 4 种监督分类法对冬小麦倒伏信息进行了提取,并估算了江苏省里下河地区的小麦倒伏面积。

为探究多时相无人机遥感技术提取倒伏小麦的准确性与通用性,本文用两期无人机可见光影像,从增强图像空间域方面,对图像进行二次低通滤波,构建地物散点图,构建小麦倒伏信息,提取特定特征参数和综合特征参数,结合 K-means 算法建立基于多时相遥感数据的冬小麦倒伏信息提取方法,为实现基于无人机遥感数据的作物倒伏信息提取提供技术支持。

1 数据来源与研究方法

1.1 研究区域概况

冬小麦试验田位于西北农林科技大学中国旱区节水农业研究院(34°17′50.94″N,108°4′4.17″E),地处关中平原中部,属东亚暖温带半湿润半干旱气

候区，具有春暖多风、夏热多雨、秋凉多连阴雨、冬寒干燥等明显大陆性季风气候特征，年均气温 12.9℃，年均降水量 635.1 mm。作物种植制度为一年两熟，农作物主要是冬小麦和夏玉米。一般 10 月中下旬完成冬小麦播种，次年 6 月初完成收获；6 月中旬完成夏玉米播种，同年 10 月份收获。

1.2　数据获取及预处理

采用实验室自主研发的多旋翼无人机遥感图像采集平台，见图 1，主要由六旋翼无人机、稳定云台、图像采集控制器、地面站等组成，其主要技术参数如表 1 所示。该平台可实现区域可见光遥感图像和 POS 数据的自动走航线获取，对于后期数据处理具有重要意义。后期应用基本都是对基于拼接后的正射影像进行研究，获取准确的正射影像尤为重要，自动获取图像的 POS 数据对于获取准确的正射影像有决定性作用，可以在拍照瞬间自动记录无人机三维坐标及飞行姿态，为拼出准确正射影像提供保障。



图 1　多旋翼无人机遥感图像采集平台

Fig. 1　Multi-rotor UAV remote sensing image acquisition platform

表 1　无人机搭载平台主要参数

Tab. 1　Main parameters of UAV platform

参数	数值
轴距/mm	800
起飞质量/kg	5.4
有效载荷/g	1 300
续航时间/min	17
数传通讯距离/km	3
电池动力/(mA·h)	16 000
巡航速度/(m·s^{-1})	5

2017 年 5 月 2—3 日，试验田所在区域出现降雨，并伴随有大风，导致田中部分冬小麦发生倒伏。根据小麦倒伏监测数据，和农田信息无人机遥感监测经验，发现农田信息无人机遥感监测主要分为种植结构调查和具体田间信息获取，如作物覆盖度、LAI、高度和灾害等。种植结构调查需覆盖面积大，分辨率达分米级，一般采用固定翼无人机，飞行高度在 300 m 以上；具体田间信息获取需分辨率达厘米级，一般采用多旋翼无人机，在 120 m 以下的高度进行采集[15,19]。根据相关研究经验和相关无人机管理规定，对灌浆期冬小麦数据进行采集，选择天气晴朗、地面无持续风向且风力小于 3 级的时段，即 5 月 4、16 日的 15:00—16:00；设置飞行高度 40 m，航向及旁向重叠度为 80%，相机快门时间 1/1 250 s，ISO 值 200，白平衡为晴天，航拍获取小麦试验田 217 幅图像。利用 Pix4DMapper 软件对图像进行拼接处理[22-24]，获取了小麦试验田的正射影像，地面分辨率达 0.8 cm。选取 4 块倒伏小麦地块作为感兴趣区，如图 2、3 所示，以 TIFF 格式存储，保留了地物红、绿、蓝 3 种色彩的灰度信息，每种色彩含 8 位字节信息，数值范围 0～255。

1.3　小麦倒伏信息提取方法

基于无人机可见光遥感的小麦倒伏信息提取流程如图 4 所示，主要包括遥感数据采集、图像拼接及剪裁等预处理、二次低通纹理滤波、分类特征参数构建、倒伏区域自动提取和精度评价及对比分析。由于无人机可见光遥感图像中仅包含红、绿、蓝三波段的灰度信息，无其他定量光谱信息，如近红外波段、热红外波段和红边波段等，为增大小麦倒伏和非倒伏田块在图像中的差异，需进行空间域滤波处理对图像进行增强。卷积低通滤波通过保留图像的低频成分，可以有效抑制图像噪声。虽然，增加低通滤波次数有利于获取图像多尺度上的细节特征，但是随着低通滤波次数的增加，特征图像的边界效应会越明显，进而在增加计算量的同时降低分类精度。为有效表达纹理信息并降低计算复杂度，本文对全色波段采用二次低通滤波处理，数据处理软件为

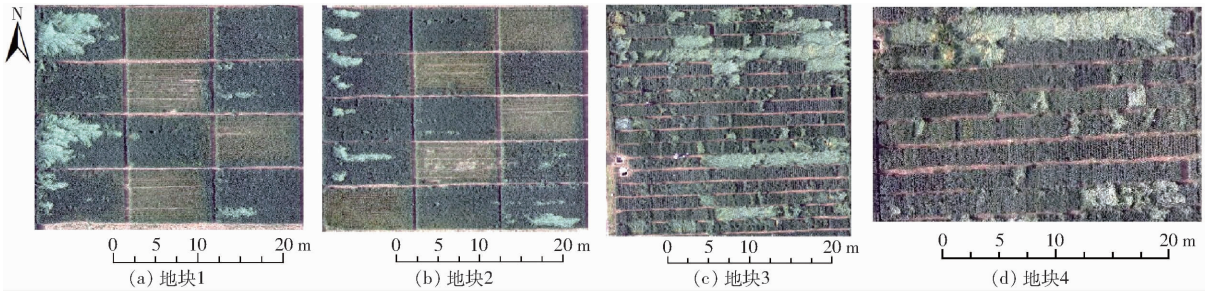


图 2　2017 年 5 月 4 日冬小麦倒伏地块

Fig. 2　Lodging field of winter wheat on May 4th, 2017

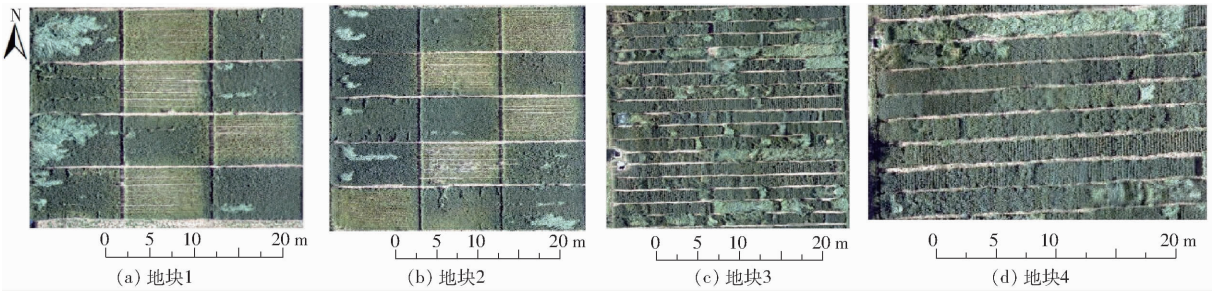


图 3 2017 年 5 月 16 日冬小麦倒伏地块

Fig. 3 Lodging field of winter wheat on May 16th, 2017

ENVI5.3,二次低通滤波卷积核大小均为 3,加回值均为 0。倒伏区域自动提取采用 K-means 聚类算法,可在分类特征参数分布图上进行聚类分析,该算法不必对影像地物获取先验知识,仅依靠影像上不同地物的光谱、纹理等信息进行特征提取,再统计特征的差别就可达到分类的目的[25-26]。为进一步研究本文方法的实用性与准确性,与支持向量机、神经网络和最大似然法的提取结果进行对比分析。

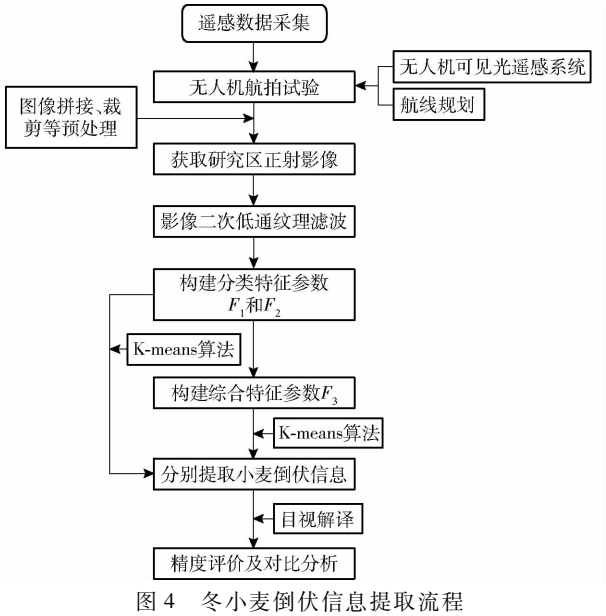


图 4 冬小麦倒伏信息提取流程

Fig. 4 Extraction process of winter wheat lodging information

1.3.1 图像特征分析及分类特征参数构建方法

基于遥感法提取小麦倒伏信息,可以利用倒伏和非倒伏田块单个特征参量或多个特征组合参数的特异性进行提取。单特征参量法要求倒伏和非倒伏作物在单个特征中存在明显的差异,需要选择足够多的训练样本分别统计正常小麦和倒伏小麦在每个特征参数的像素分布范围,根据分布范围的差异性确定单特征参数,通过阈值的方式进行倒伏提取,这种方法存在操作不方便、受人为因素影响大的缺点;多特征组合法类似于植被指数的构建方式,利用图像特征组合的方式增强图像,扩大正常作物与倒伏作物的差异,从而提取倒伏信息,这种方法操作简单,受人为因素影响较小[15]。本文将用特征组合方式构建分类特征参数,进行小麦倒伏信息提取。

观察图 2 和图 3 所示 4 块感兴趣区域影像,可知感兴趣区域包括正常小麦、倒伏小麦以及裸地。目前,利用无人机遥感技术区分裸地与绿色植被的技术已经非常成熟[27-29],因此本文主要集中于从正常小麦中提取倒伏小麦。由于小麦田块大小不均匀,为了使获取的特征参数更具有代表性,感兴趣区需能够反映整个试验地的种植状况,选取田块面积较大的地块 1 和田块面积较小的地块 3 构建特征参数,提取小麦倒伏信息,用地块 2 和地块 4 进行验证。特征参数具体构建过程如下:使用 ENVI5.3 软件图像镶嵌模块,将地块 1 和地块 3 两个区域图像镶嵌为一幅图像;分别对两期镶嵌后可见光图像进行二次卷积低通滤波,获取二次低通滤波红色波段、二次低通滤波绿色波段和二次低通滤波蓝色波段 3 项参数;用散点分析工具,获取感兴趣区倒伏小麦在 3 项参数两两组合坐标系的散点分布图,以倒伏和非倒伏小麦散点存在明显分界线为依据,初步选定二次低通红色波段和二次低通绿色波段为构建组合特征参数的特征量;两个时期散点分布如图 5 所示,整个过程需选定组合坐标系,并在地块 1 和地块 3 的图像中勾画倒伏小麦区域,同时观察倒伏小麦的散点是否与非倒伏小麦的散点存在明显的分界;当倒伏和非倒伏小麦散点存在明显分界线,可以提取分界线散点坐标值,并对其进行线性拟合,即可获得特征组合参数的表达式,参照植被指数构建的方式,即可获取特征组合参数。

图 5 可通过 ENVI5.3 软件散点分析工具自动获取,地物散点坐标值可以在图 5 中直接读取,因此,可直接读取倒伏小麦边界散点坐标值,并对其进行线性拟合得到组合特征参数的表达式,边界函数线性拟合结果见图 6,5 月 4 日、5 月 16 日边界函数为

$$B_2 = 1.003B_1 + 14.242 \quad (1)$$

$$B_2 = 0.8604B_1 + 19.338 \quad (2)$$

式中 B_1——二次低通滤波图像红色波段灰度

B_2——二次低通滤波图像绿色波段灰度

倒伏小麦散点几乎全都分布于边界的左上侧,非倒伏

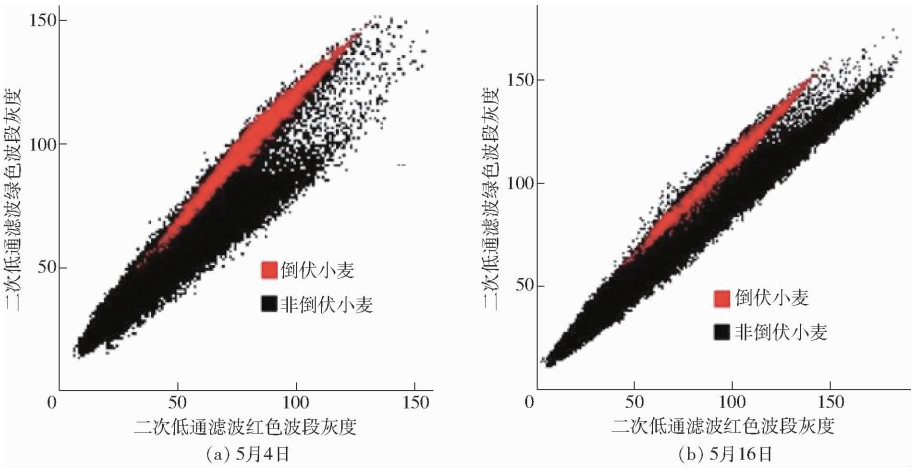


图 5　倒伏和非倒伏小麦在不同时段的散点分布图

Fig. 5　Scatter diagrams of lodging and unlodging wheat at different time

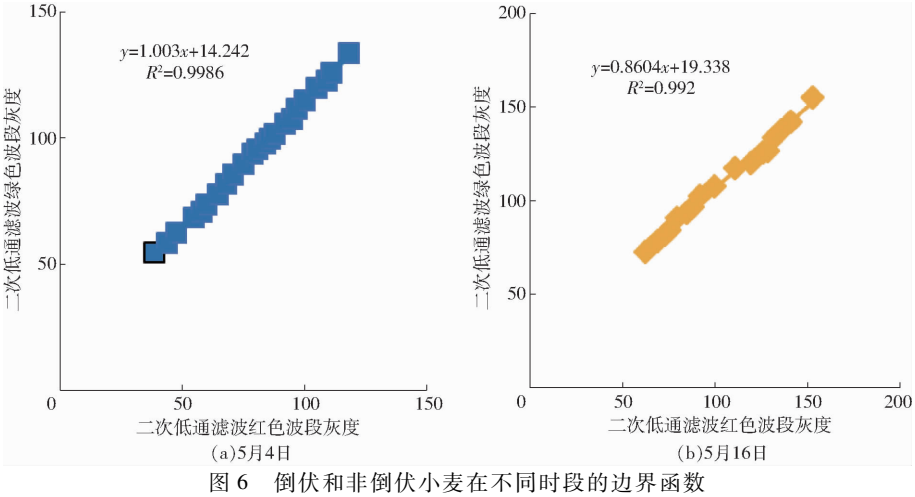


图 6　倒伏和非倒伏小麦在不同时段的边界函数

Fig. 6　Boundary function of lodging and unlodging wheat at different time

小麦的散点几乎全都分布于分界线右下侧，根据分界函数表达式，参考植被指数的构建方式可分别构建倒伏小麦在 5 月 4 日和 5 月 16 日的特征参数 F_1 和 F_2。

$$F_1 = B_2 - 1.003B_1 - 14.242 \quad (3)$$

$$F_2 = B_2 - 0.8604B_1 - 19.338 \quad (4)$$

1.3.2　综合特征参数构建

式(3)、(4)确定了感兴趣区域倒伏小麦在不同时段的提取特征参数 F_1 和 F_2。分别用 F_1 和 F_2 对 5 月 4 日、5 月 16 日图像进行倒伏信息提取。在提取过程中发现 F_1 和 F_2 在特定时段对小麦倒伏信息提取有很好效果，在通用性方面有局限性。分析研究图 6发现两个时期倒伏小麦和正常小麦的散点分布规律基本相同，同时提取两个时期的分界点，并进行线性拟合，结果见图 7，根据图 7b 线性拟合的结果可得到综合特征参数

$$F_3 = B_2 - 0.8622B_1 - 22.76 \quad (5)$$

可用于灌浆期冬小麦两个时期数据的倒伏信息提取。

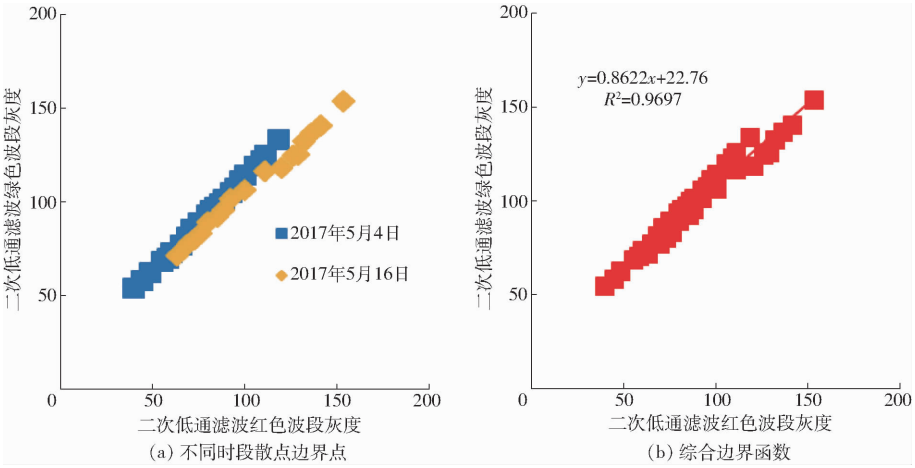
1.3.3　倒伏小麦信息提取

利用 ENVI5.3 软件，对 5 月 4 日经过二次低通滤波处理的图像，按 F_1 和 F_3 进行波段计算，分别获取图像计算结果，用 K-means 算法对计算结果进行处理，获取 5 月 4 日小麦倒伏信息；同理，对 5 月 16 日的图像进行相同的处理，获取 5 月 16 日根据 F_2 和 F_3 提取的小麦倒伏信息。以结合地面数据的目视解译结果为真值数据，采用混淆矩阵对不同方法提取小麦倒伏信息的结果进行精度评价，具体精度评价方法见文献[30 - 31]。本文用整体精度和 Kappa 系数来评价小麦倒伏信息的总体提取精度，用生产者精度(PA)和用户精度(UA)构建的 F 来评价小麦倒伏信息提取精度。

2　结果与分析

2.1　小麦倒伏信息分类特征参数获取结果

为了说明构建的组合特征参数确实增大了倒伏小麦与非倒伏小麦图像特征差异，使用 ENVI5.3 软件统计功能，在 5 月 4 日感兴趣区图像中，选取 40 个非倒伏样本，35 个倒伏样本，在 5 月 16 日感兴趣区图像中，选取 43 个非倒伏样本，20 个倒伏样本，统计 8 种图像特征的均值、方差；根据均值和方差计算得到变异系数；根据各项特征的均值计算相对差异，结果见表 2。



(a) 不同时段散点边界点 (b) 综合边界函数

图 7 倒伏和非倒伏小麦综合特征参数

Fig. 7 Comprehensive feature parameter of lodging and unlodging wheat

表 2 倒伏和非倒伏小麦图像特征统计

Tab. 2 Statistics of image feature of lodging and unlodging wheat

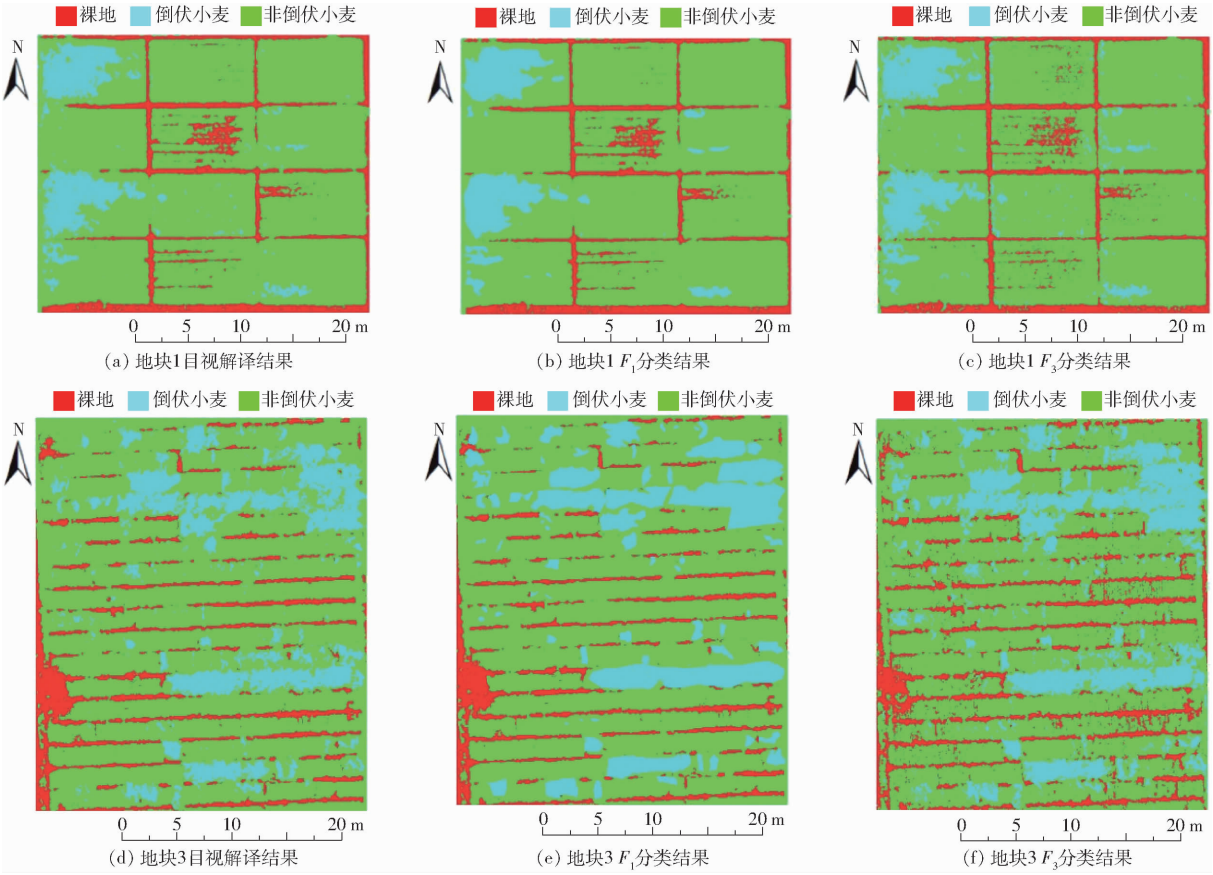
时间	图像特征	非倒伏小麦			倒伏小麦			相对差异/%
		均值	方差	变异系数/%	均值	方差	变异系数/%	
5 月 4 日	红色灰度	55.12	26.29	47.69	78.34	20.12	25.68	42.12
	绿色灰度	58.09	18.61	32.04	96.66	19.85	20.54	66.39
	蓝色灰度	33.76	15.69	46.68	61.37	17.57	28.63	81.78
	二次低通滤波红色灰度	54.21	25.18	46.45	77.44	16.10	20.79	42.85
	二次低通滤波绿色灰度	57.19	17.07	29.85	95.77	16.45	17.18	67.46
	二次低通滤波蓝色灰度	32.86	13.87	42.21	60.48	13.94	23.05	84.05
	F_1	-12.31	5.67	46.06	6.24	2.21	35.42	150.69
	F_3	-11.43	5.33	46.64	3.85	1.43	37.14	133.68
5 月 16 日	红色灰度	67.92	40.26	59.28	92.91	22.08	23.76	36.79
	绿色灰度	68.66	31.92	46.49	108.34	23.57	21.76	57.79
	蓝色灰度	40.23	24.92	61.94	68.61	20.49	29.87	70.52
	二次低通滤波红色灰度	67.01	38.64	57.67	91.97	17.43	18.95	37.27
	二次低通滤波绿色灰度	67.76	29.84	44.04	107.39	18.49	17.22	58.49
	二次低通滤波蓝色灰度	39.34	22.74	57.80	67.68	15.68	23.17	72.04
	F_2	-9.23	4.26	46.15	8.92	3.17	35.54	196.64
	F_3	-12.77	5.95	46.59	5.33	2.56	48.03	141.74

根据表 2,两个时期图像的各项特征变异系数和相对差异有所不同:非倒伏小麦,变异系数分布范围 29.85% ~61.94%;倒伏小麦,变异系数分布范围 17.18% ~48.03%;倒伏小麦和非倒伏小麦的相对差异分布范围 36.79% ~196.64%。将两个时期原始图像的 3 个波段特征与经过二次低通滤波获取的 3 个波段特征进行对比,可以发现二次低通滤波获取的 3 个特征变异系数小,相对差异大,二次低通滤波有增加倒伏与非倒伏小麦图像差异的作用;分析 F_1、F_2 和 F_3 图像特征可以发现,3 个组合特征参数的变异系数虽略有增加,但极大地扩大了相对差异,因此,本文通过倒伏小麦与非倒伏小麦散点图分界线构建的组合特征参数 F_1、F_2和 F_3能够提取倒伏小麦信息。

2.2 小麦倒伏信息提取结果与分析

分别用目视解译法和基于特征参数的 K-means 分类法提取冬小麦倒伏信息,提取结果见图 8 和图 9,提取精度见表 3。目视解译提取小麦倒伏信息时,由于感兴趣区地物包括倒伏小麦、非倒伏小麦和分布极不规则裸地,因此通过人工目视解译裸地不但工作量大而且精度不高,现区分裸地与绿色植物的分类方法已经成熟,目视解译可通过地面调查数据和图像所呈现的客观情况勾画出小麦倒伏区并做掩膜处理,再用 K-means 算法对掩膜后图像进行分类。

如表 3 所示,两个时相特征参数 F_1和 F_2提取的小麦倒伏信息,整体分类精度 OA 为 89.51% ~96.87%,Kappa 系数为 0.80 ~0.92,小麦倒伏提取精度 F 为 82.69% ~84.86%;综合特征参数 F_3对小麦倒伏信息提取的整体分类精度 OA 为 86.44% ~92.09%,Kappa 系数为 0.73 ~0.81,小麦倒伏提取精度 F 为 81.07% ~83.47%。对比分析上述结果,5 月 4 日数据的整体分类精度 OA、Kappa 系数和小

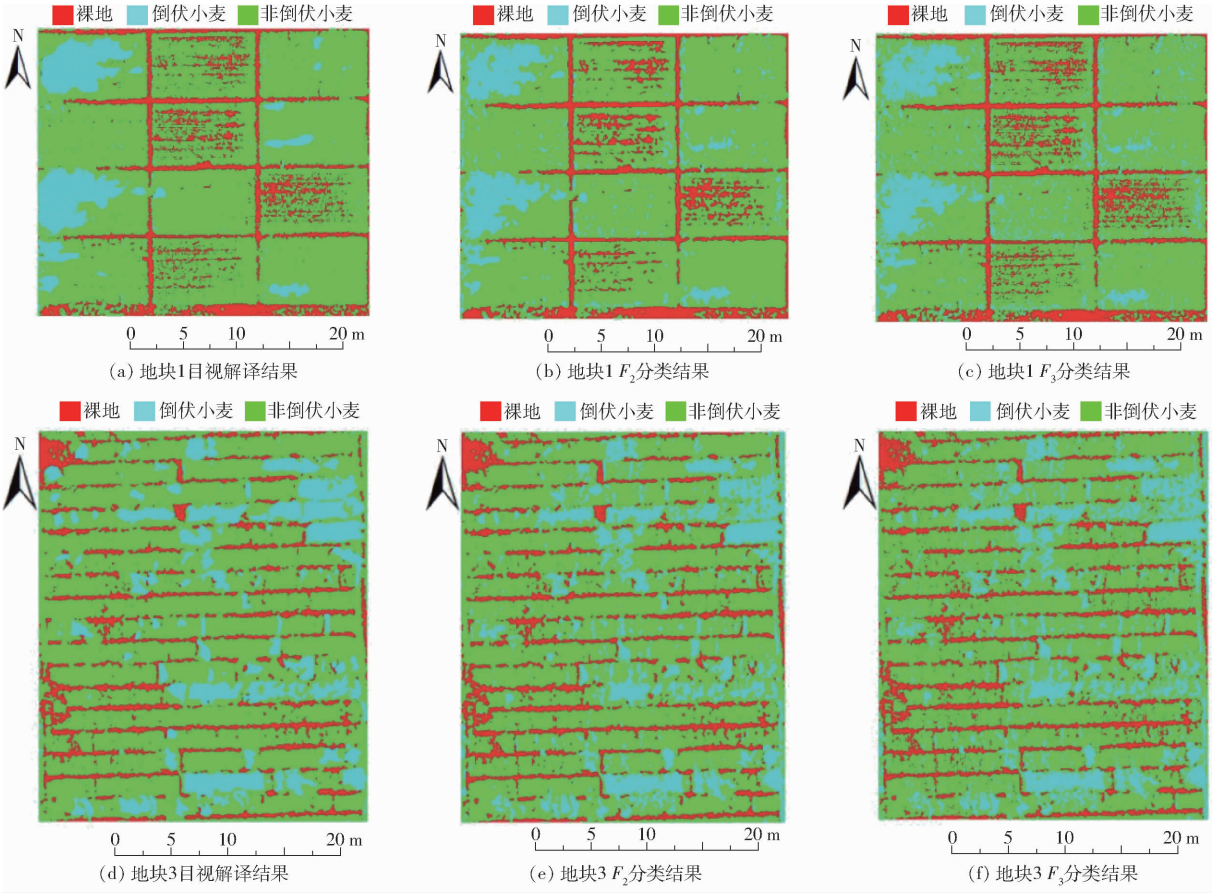


(a) 地块1目视解译结果　(b) 地块1 F_1分类结果　(c) 地块1 F_3分类结果

(d) 地块3目视解译结果　(e) 地块3 F_1分类结果　(f) 地块3 F_3分类结果

图 8　5 月 4 日感兴趣区域倒伏小麦提取结果

Fig. 8　Wheat lodging extraction results of interest area on May 4th, 2017



(a) 地块1目视解译结果　(b) 地块1 F_2分类结果　(c) 地块1 F_3分类结果

(d) 地块3目视解译结果　(e) 地块3 F_2分类结果　(f) 地块3 F_3分类结果

图 9　5 月 16 日感兴趣区域倒伏小麦提取结果

Fig. 9　Wheat lodging extraction results of interest area on May 16th, 2017

表 3 小麦倒伏信息提取结果

Tab. 3 Wheat lodging extraction results

采集时间	地块编号	特征参数	PA/%	UA/%	F/%	OA/%	Kappa 系数
5 月 4 日	1	F_1	86.91	82.90	84.86	96.87	0.92
	1	F_3	89.97	77.84	83.47	92.09	0.81
	3	F_1	85.98	79.66	82.69	92.29	0.83
	3	F_3	83.87	80.98	82.39	87.57	0.77
5 月 16 日	1	F_2	85.37	83.17	84.26	91.49	0.81
	1	F_3	84.16	78.20	81.07	89.73	0.79
	3	F_2	85.97	81.15	83.49	89.51	0.80
	3	F_3	84.69	78.75	81.61	86.44	0.73

麦倒伏信息提取精度 F 几乎都高于 5 月 16 日数据的提取精度。比较图 8、9 分类结果与原图,5 月 4 日图像中倒伏的小麦几乎是处于完全倒伏的状态,该时期倒伏小麦与非倒伏小麦的图像差异性比较明显;而 5 月 16 日是倒伏发生 13 d 后的数据,该时期部分倒伏小麦开始逐渐由倒伏状态变为直立状态,该时期倒伏小麦处于完全倒伏和半倒伏两种状态,使倒伏小麦与非倒伏小麦图像差异变小,而使倒伏信息提取精度变低。对比特定特征参数和综合特征参数提取小麦倒伏信息的结果,可以发现根据综合特征参数 F_3 提取小麦倒伏信息的精度低于用特定特征参数 F_1、F_2 提取精度,由表 3 可知综合特征参数的变异系数大于特定特征参数变异系数,且相对差异比特定特征参数小,因此,根据综合特征参数提取小麦倒伏信息精度相对较低;对比特定特征参数和综合特征参数提取小麦倒伏信息的过程,可以发现特定特征参数提取小麦倒伏信息只能用于特定时间数据处理,通用性较低,而综合分界函数可用于一段时间内数据的处理,具有一定通用性,且整体分类精度达 86.44% 以上,Kappa 系数达 0.73 以上,小麦倒伏提取精度达 81.07% 以上,基本能满足生产需要。综合考虑小麦倒伏信息提取的通用性与准确性,综合特征参数 F_3 可以完成冬小麦灌浆期一段时间内的倒伏信息提取。

2.3 方法验证与对比

将 F_3 结合 K-means 算法的综合特征参数分类法提取两期可见光图像小麦倒伏信息,能够达到一定的精度。为了验证该方法的适用性和准确性,选取地块 2 和地块 4 作为验证区,用综合特征参数 F_3 分别结合 K-means 算法、支持向量机、神经网络法和最大似然法对其进行处理,其中,支持向量机、神经网络法和最大似然法的样本需要能够完全反映地物图像特征,以此原则选取 5 月 4 日地块 2 倒伏地样本 14 个,非倒伏地样本 10 个,地块 4 非倒伏地样本 15 个,倒伏地样本 9 个;选取 5 月 16 日地块 2 非倒伏地样本 20 个,倒伏地样本 9 个,地块 4 非倒伏地样本 17 个,倒伏地样本 9 个,分别提取小麦倒伏信息,各种方法提取结果见表 4。

表 4 不同算法的小麦倒伏信息提取结果

Tab. 4 Wheat lodging extraction results by different methods

采集时间	地块编号	提取方法	PA/%	UA/%	F/%	OA/%	Kappa 系数
5 月 4 日	2	本文方法	83.57	78.80	81.11	92.38	0.77
	2	支持向量机	69.57	63.89	66.61	86.98	0.62
	2	神经网络法	66.43	64.27	65.33	76.51	0.61
	2	最大似然法	77.51	61.74	68.73	69.68	0.49
	4	本文方法	87.41	74.77	80.60	86.29	0.71
	4	支持向量机	92.04	70.37	79.76	87.44	0.72
	4	神经网络法	94.06	61.29	74.22	84.21	0.66
	4	最大似然法	92.18	67.41	77.87	86.59	0.71
5 月 16 日	2	本文方法	86.22	77.36	81.55	90.10	0.75
	2	支持向量机	75.24	62.59	68.33	81.98	0.64
	2	神经网络法	72.50	66.26	69.24	83.91	0.59
	2	最大似然法	68.45	62.78	65.49	78.51	0.51
	4	本文方法	84.43	78.19	81.19	89.79	0.78
	4	支持向量机	66.94	72.83	69.76	80.25	0.62
	4	神经网络法	63.19	81.04	71.01	81.04	0.61
	4	最大似然法	72.91	63.14	67.67	77.86	0.52

由表 4 可得，本文分类法提取小麦倒伏信息在整体分类精度和小麦倒伏提取精度方面都高于一般常用分类方法。

3　结论

（1）从增强图像空间域方面，以特征组合方式构建了各时相倒伏小麦提取特征参数，结合K-means算法提取小麦倒伏信息，整体分类精度为 89.51% ~ 96.87%，Kappa 系数为 0.80 ~ 0.92，小麦倒伏信息提取精度为 82.69% ~ 84.86%。

（2）综合各时相特征参数相似性，构建综合特征参数，结合 K-means 算法提取小麦倒伏信息，整体分类精度为 86.44% ~ 92.09%，Kappa 系数为 0.73 ~ 0.81，对小麦倒伏信息提取精度为 81.07% ~ 83.47%；综合特征参数对小麦倒伏信息的提取精度虽略低于特定时相特征参数的提取精度，但综合特征参数法通用性较强，且提取精度基本能满足需要，所以综合特征参数可以提取冬小麦在灌浆期一段时间内的倒伏信息。

（3）经验证，本文方法对小麦倒伏信息的整体分类精度达 86.29% 以上，Kappa 系数达 0.71 以上，小麦倒伏提取精度达 80.60% 以上，其他常用方法提取的整体分类精度为 69.68% ~ 87.44%，Kappa 系数 0.49 ~ 0.72，小麦倒伏提取精度为 65.33% ~ 79.76%。

参　考　文　献

[1] 杨扬，杨建宇，李绍明，等. 玉米倒伏胁迫影响因子的空间回归分析[J]. 农业工程学报，2011，27(6)：244 - 249.
YANG Yang, YANG Jianyu, LI Shaoming, et al. Spatial regression analysis on influence factors of maize lodging stress [J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(6): 244 - 249. (in Chinese)

[2] 杨浩，杨贵军，顾晓鹤，等. 小麦倒伏的雷达极化特征及其遥感监测[J]. 农业工程学报，2014，30(7)：1 - 8.
YANG Hao, YANG Guijun, GU Xiaohe, et al. Radar polarimetric response features and remote sensing monitoring of wheat lodging [J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(7): 1 - 8. (in Chinese)

[3] ISLAM M S, PENG S, VISPERAS R M, et al. Lodging-related morphological traits of hybrid rice in a tropical irrigated ecosystem [J]. Field Crops Research, 2007, 101(2): 240 - 248.

[4] BERRY P M, SPINK J. Predicting yield losses caused by lodging in wheat [J]. Field Crops Research, 2012, 137: 19 - 26.

[5] 郭相平，甄博，王振昌. 旱涝交替胁迫增强水稻抗倒伏性能[J]. 农业工程学报，2013，29(12)：130 - 135.
GUO Xiangping, ZHEN Bo, WANG Zhenchang. Increasing lodging resistance performance of rice by alternating drought and flooding stress[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(12): 130 - 135. (in Chinese)

[6] BERRY P M, STERLING M, BAKER C J, et al. A calibrated model of wheat lodging compared with field measurements[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2003, 119(3 - 4): 167 - 180.

[7] 陈仲新，任建强，唐华俊，等. 农业遥感研究应用进展与展望[J]. 遥感学报，2016，20(5)：748 - 767.
CHEN Zhongxin, REN Jianqiang, TANG Huajun, et al. Progress and perspectives on agricultural remote sensing research and applications in China[J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(5): 748 - 767. (in Chinese)

[8] 刘良云，王纪华，宋晓宇，等. 小麦倒伏的光谱特征及遥感监测[J]. 遥感学报，2005，9(3)：323 - 327.
LIU Liangyun, WANG Jihua, SONG Xiaoyu, et al. The canopy spectral features and remote sensing of wheat lodging[J]. Journal of Remote Sensing, 2005, 9(3): 323 - 327. (in Chinese)

[9] 张荣群，王盛安，高万林，等. 农作物种植格局对遥感分类精度的影响[J/OL]. 农业机械学报，2016，47(10)：318 - 324.
ZHANG Rongqun, WANG Sheng'an, GAO Wanlin, et al. Effects of crop planting structure on remote sensing classification accuracy[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(10): 318 - 324. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no=20161040&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.10.040. (in Chinese)

[10] LIU M W, OZDOGAN M, ZHU X. Crop type classification by simultaneous use of satellite images of different resolutions[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(6): 3637 - 3649.

[11] 韩东，杨浩，杨贵军，等. 基于 Sentinel - 1 雷达影像的玉米倒伏监测模型[J]. 农业工程学报，2018，34(3)：166 - 172.
HAN Dong, YANG Hao, YANG Guijun, et al. Monitoring model of maize lodging based on Sentinel - 1 radar image[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(3): 166 - 172. (in Chinese)

[12] 王立志，顾晓鹤，胡圣武，等. 基于多时相 HJ - 1B CCD 影像的玉米倒伏灾情遥感监测[J]. 中国农业科学，2016，49(21)：4120 - 4129.
WANG Lizhi, GU Xiaohe, HU Shengwu, et al. Remote sensing monitoring of maize lodging disaster with multi-temporal HJ - 1B CCD image[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2016, 49(21): 4120 - 4129. (in Chinese)

[13] 王猛，隋学艳，梁守真，等. 夏玉米倒伏模拟试验及遥感监测[J]. 测绘科学，2017，42(8)：137 - 141.
WANG Meng, SUI Xueyan, LIANG Shouzhen, et al. Simulation test and remote sensing monitor of summer corn lodging[J]. Science of Surveying and Mapping, 2017, 42(8): 137 - 141. (in Chinese)

[14] ZHANG J, GU X, WANG J, et al. Evaluating maize grain quality by continuous wavelet analysis under normal and lodging circumstances[J]. NJAS-Wageningen Journal of Life Sciences, 2012, 10(1 - 2): 580 - 585.

[15] 韩文霆，李广，苑梦婵，等. 基于无人机遥感技术的玉米种植信息提取方法研究[J/OL]. 农业机械学报，2017，48(1)：139 - 147.
HAN Wenting, LI Guang, YUAN Mengchan, et al. Extraction method of maize planting information based on uav remote sensing technology[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(1): 139 - 147. http://

www. j-csam. org/jcsam/ch/reader/view_abstract. aspx? file_no = 20170118&flag = 1. DOI:10. 6041/j. issn. 1000-1298. 2017. 01. 018. (in Chinese)

[16] 王柯,付怡然,彭向阳,等. 无人机低空遥感技术进展及典型行业应用综述[J]. 测绘通报,2017(增刊):79 - 83.
WANG Ke, FU Yiran, PENG Xiangyang, et al. Overview of UAV low altitude remote sensing technology and application in typical industries[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2017(Supp.): 79 - 83. (in Chinese)

[17] 金伟,葛宏立,杜华强,等. 无人机遥感发展与应用概况[J]. 遥感信息,2009(1):88 - 92.
JIN Wei, GE Hongli, DU Huaqiang, et al. A review on unmanned aerial vehicle remote sensing and its application[J]. Remote Sensing Information, 2009(1): 88 - 92. (in Chinese)

[18] 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.
LI Deren, LI Ming. Research advance and application prospect of unmanned aerial vehicle remote sensing system[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2014, 39(5): 505 - 513. (in Chinese)

[19] 李宗南,陈仲新,王利民,等. 基于小型无人机遥感的玉米倒伏面积提取[J]. 农业工程学报,2014, 30(19):207 - 213.
LI Zongnan, CHEN Zhongxin, WANG Limin, et al. Area extraction of maize lodging based on remote sensing by small unmanned aerial vehicle [J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(19): 207 - 213. (in Chinese)

[20] 李宗南,陈仲新,任国业,等. 基于 Worldview - 2 影像的玉米倒伏面积估算[J]. 农业工程学报,2016, 32(2):1 - 5.
LI Zongnan, CHEN Zhongxin, REN Guoye, et al. Estimation of maize lodging area based on Worldview - 2 image[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(2): 1 - 5. (in Chinese)

[21] 董锦绘,杨小冬,高林,等. 基于无人机遥感影像的冬小麦倒伏面积信息提取[J]. 黑龙江农业科学,2016(10):147 - 152.
DONG Jinhui, YANG Xiaodong, GAO Lin, et al. Information extraction of winter wheat lodging area based on UAV remote sensing image[J]. Heilongjiang Agricultural Sciences, 2016(10): 147 - 152. (in Chinese)

[22] 李尊,申小萌,苗同军. 对比度阈值自适应的 SIFT 图像拼接算法[J]. 红外技术,2017, 39(10):946 - 950.
LI Zun, SHEN Xiaomeng, MIAO Tongjun. Image mosaic based on contract threshold adaptive sift algorithm[J]. Infrared Technology, 2017, 39(10): 946 - 950. (in Chinese)

[23] 党建武,宗岩,王阳萍. 基于 SIFT 特征检测的图像拼接优化算法研究[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(1):329 - 332.
DANG Jianwu, ZONG Yan, WANG Yangping. Research on image mosaic optimization algorithm based on SIFT feature detection[J]. Application Research of Computers, 2012, 29(1): 329 - 332. (in Chinese)

[24] 陈月,赵岩,王世刚. 图像局部特征自适应的快速 SIFT 图像拼接方法[J]. 中国光学,2016, 9(4):415 - 422.
CHEN Yue, ZHAO Yan, WANG Shigang. Fast image stitching method based on SIFT with adaptive local image feature[J]. Chinese Optics, 2016, 9(4): 415 - 422. (in Chinese)

[25] 霍迎秋,秦仁波,邢彩燕,等. 基于 CUDA 的并行 K-means 聚类图像分割算法优化[J/OL]. 农业机械学报,2014, 45(11):47 - 53.
HUO Yingqiu, QIN Renbo, XING Caiyan, et al. CUDA-based parallel K-means clustering algorithm[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(11): 47 - 53. http://www. j-csam. org/jcsam/ch/reader/view_abstract. aspx? file_no = 20141108&flag = 1. DOI:10. 6041/j. issn. 1000-1298. 2014. 11. 008. (in Chinese)

[26] 李灿灿,王宝,王静,等. 基于 K-means 聚类的植物叶片图像叶脉提取[J]. 农业工程学报,2012, 28(17):157 - 162.
LI Cancan, WANG Bao, WANG Jing, et al. Extracting vein of leaf image based on K-means clustering[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(17): 157 - 162. (in Chinese)

[27] 郭艳芬,刘志红,谢明元. 基于植被物候特征与监督分类的青南高原信息提取[J]. 遥感技术与应用,2009, 24(2):223 - 229.
GUO Yanfen, LIU Zhihong, XIE Mingyuan. Vegetation information extraction in the south Qinghai plateau using phenology and supervised classification[J]. Remote Sensing Technology And Application, 2009, 24(2): 223 - 229. (in Chinese)

[28] 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)

[29] 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)

[30] 宋荣杰,宁纪锋,刘秀英,等. 基于纹理特征和 SVM 的 QuickBird 影像苹果园提取[J/OL]. 农业机械学报,2017, 48(3):188 - 197.
SONG Rongjie, NING Jifeng, LIU Xiuying, et al. Apple orchard extraction with Quickbird imagery based on texture features and support vector machine[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(3): 188 - 197. http://www. j-csam. org/jcsam/ch/reader/view_abstract. aspx? file_no = 20170324&flag = 1. DOI:10. 6041/j. issn. 1000-1298. 2017. 03. 024. (in Chinese)

[31] 宋荣杰,宁纪锋,常庆瑞,等. 基于小波纹理和随机森林的猕猴桃果园遥感提取[J/OL]. 农业机械学报,2018, 49(4):222 - 231.
SONG Rongjie, NING Jifeng, CHANG Qingrui, et al. Kiwifruit orchard mapping based on wavelet textures and random forest [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(4): 222 - 231. http://www. j-csam. org/jcsam/ch/reader/view_abstract. aspx? file_no = 20180425&flag = 1. DOI:10. 6041/j. issn. 1000-1298. 2018. 04. 025. (in Chinese)