

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.10.027

基于 Lab 颜色空间的棉花覆盖度提取方法研究

牛亚晓^{1,2} 张立元^{1,2} 韩文霆^{1,3}

(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. 西北农林科技大学水土保持研究所, 陕西杨凌 712100)

摘要: 基于手持高清可见光图像和无人机可见光遥感影像中植被与非植被像元在不同颜色空间单通道上分布的差异性,以苗期和蕾期的棉花为对象,进行了棉花覆盖度的提取方法研究。基于不同天气状况和不同采集时刻等光照条件下采集的 29 幅具有不同覆盖度的棉花地面可见光图像,分别对比分析了 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,以及使用动态阈值和固定阈值两种情况下的棉花覆盖度提取精度。其中动态阈值通过植被与非植被像元的高斯分布交点确定,固定阈值在 3 种颜色空间分别设置为动态阈值的均值。结果表明,植被像元与非植被像元在 a 通道、 $2G-R-B$ 指数和 H 通道上呈现高斯分布,可以采用非线性最小二乘算法实现高斯分布拟合。通过高斯分布拟合求解交点得到的动态分类阈值分布范围较为集中,将其均值 -3.78 、 0.06 、 0.13 设定为固定分类阈值。相比于 $2G-R-B$ 指数和 H 通道, a 通道对绿色植被的识别能力最好,更适合提取棉花植被覆盖度;相比于动态阈值,固定阈值的提取精度更好,平均提取误差为 0.0094 。将该方法应用到无人机尺度时,同样可以较好地提取不同天气状况和不同土壤干湿类型的棉花覆盖度,且总体平均提取误差为 0.012 。经过初步检验和分析认为,基于植被与非植被像元在 Lab 颜色空间 a 通道上分布的差异性,结合固定分类阈值,可以精确地提取不同光照条件下的苗期和蕾期棉花覆盖度。

关键词: 植被覆盖度; 高斯分布; 颜色空间; 棉花

中图分类号: S24 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2018)10-0240-10

Extraction Methods of Cotton Coverage Based on Lab Color Space

NIU Yaxiao^{1,2} ZHANG Liyuan^{1,2} HAN Wenting^{1,3}

(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, Yangling, Shaanxi 712100, China
3. Institute of Soil and Water Conservation, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: The extraction method of cotton coverage was studied based on the difference of vegetation and non-vegetation pixels of RGB images from hand-held camera and unmanned aerial vehicle (UAV) remote sensing in different color spaces. Under different lighting conditions, totally 29 high-resolution (0.4mm) RGB images of cotton in seedling and bud stage were obtained by hand-held digital camera. The recognition abilities of cotton in Lab (a), RGB ($2G-R-B$) and HIS (H) color spaces were compared and analyzed. Two threshold classification threshold getting methods, dynamic threshold and fixed threshold were used to extract cotton coverage. The dynamic thresholds were determined by the intersection of the Gaussian distributions of vegetation and non-vegetation pixels. The fixed thresholds were set as the mean values of dynamic thresholds in the three color spaces, respectively. The results showed that vegetation and non-vegetation pixels obeyed Gaussian distribution in a , $2G-R-B$, and H color spaces, which could be fitted by using nonlinear least-squares algorithm. The distribution range of dynamic classification thresholds was relatively concentrated, and their mean values of -3.78 , 0.06 and 0.13 could be set as fixed classification thresholds. Compared with $2G-R-B$ and H , the a color space had the best ability to identify green vegetation and was more suitable for extracting cotton vegetation coverage. Compared with dynamic threshold, the extraction accuracy based on fixed threshold was better

收稿日期: 2018-04-12 修回日期: 2018-06-08
基金项目: 国家重点研发计划项目(2017YFC0403203)、自治区科技援疆项目(2016E02105)、西北农林科技大学学科重点建设项目(2017-C03)和陕西省水利科技项目(2017SLKJ-7)
作者简介: 牛亚晓(1991—),女,博士生,主要从事无人机遥感与精准灌溉技术研究,E-mail: niuyaxiao@nwfu.edu.cn
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

and the average extraction error was 0.009 4. It can also accurately extract fractional vegetation cover (FVC) from UAV images captured under different light conditions (sunny and cloudy) with different soil moistures. After preliminary tests and analysis, it was believed that based on the differences of vegetation and non-vegetation pixels in Lab (a) color space, combining with a fixed classification threshold of -3.78 , cotton coverage in seedling and bud stage could be accurately extracted under different light conditions.

Key words: fractional vegetation cover; Gaussian distribution; color space; cotton

0 引言

植被覆盖度 (Fractional vegetation cover, FVC) 是描述地表植被分布的重要参数,通常定义为统计范围内植被 (包括叶茎) 垂直投影面积所占的百分比^[1-2],是区域生态系统研究的重要指标,在分析植被分布影响因素、评价区域生态环境等方面具有重要意义^[3-11]。随着遥感技术应用越来越广泛^[12-14],植被覆盖度的遥感监测已经成为精准农业的重要内容和研究热点。根据 ZHOU 等^[15]的建议,理想的植被覆盖度获取方法应具备以下几个特征:采用低成本、易于操作的设备,提取结果准确、客观,对采集时间要求较低,以及需要较少的人机交互。

目前,植被覆盖度的获取方法主要分为目估法、采样法、仪器法以及照相法^[16-17]。目估法是指通过专业人员目视估计植被覆盖度,具有容易操作的优点,但是其测量结果较为主观。采样法通过统计样地内植被出现的频率进行植被覆盖度估计,该方法只能针对固定的植被类型或在固定的时间内进行测量,具有操作复杂、测量时间长等缺陷。仪器法则是利用专门的空间定量计等进行植被覆盖度估计,由于需要专业仪器,增加了推广难度。显然,上述 3 种方法并不具备理想植被覆盖度获取方法的特征。而照相法则是利用低成本、易于操作的数码相机,在作物上方采集数字图像,进而通过在图像中区分植被与非植被提取植被覆盖度。与上述其他方法相比,照相法具有操作简便、效率高等优点,是较为理想的植被覆盖度提取方法,目前得到广泛应用。

基于照相法获取植被覆盖度的关键是区分数字图像中的植被像元与非植被像元。目前,常见的区分方法主要有目视解译、监督分类和利用专业遥感软件等,分类过程需要人机交互,效率较低。如汪小钦等^[18]采用目视解译的方式将数字图像中的像元逐个区分为植被与非植被,并以此作为植被覆盖度的地面参考值,用于评价各个植被指数对植被像元的提取效果。任世龙等^[19]以商业软件 WinCAM 获取的植被覆盖度为地面测量值,对比分析了其开发的 DPPS 系统与基于 Lab 颜色空间方法的估算结果

精确度,认为高寒草地生态系统 DPPS 比 Lab 颜色空间方法更适于提取植被覆盖度。常慧^[17]以通过 CAN_EYE 软件获取的草地植被覆盖度作为地面测量值,选取了青海湖流域植被覆盖度反演的最佳遥感模型。VALÉRIE 等^[20]使用专业遥感软件 CAN_EYE 处理多种作物的数字图像,从土壤背景中正确识别植被像元。

随着图像处理技术的发展,越来越多的研究人员开始利用不同颜色空间中植被像元与非植被像元特异性进行植被覆盖度提取^[16,21-25]。上述研究虽然在基于不同颜色空间提取植被覆盖度方面取得了一定的成果,但是大多没有分析所提出的提取方法对不同光照条件的适用性,或分类阈值在不同的光照条件下具有波动性,限制了上述方法在田间的进一步应用^[26]。

随着传感器等相关技术的发展,无人机遥感系统凭借其运载便利、灵活性高、作业周期短、影像数据分辨率高等优势得到迅猛发展,越来越多地应用到各领域遥感监测中^[18,27-31]。无人机可见光遥感技术与照相法的结合使得大范围田间植被覆盖度的高效、快速提取成为可能。本文以苗期和蕾期的棉花为研究对象,对不同光照条件下手持高清数码相机获取的可见光图像进行处理和分析,寻求一种受光照条件影响小且分类阈值相对稳定的田间条件下快速提取棉花覆盖度的方法,并通过与无人机可见光遥感技术的结合,提高该方法的效率和适用性,降低数据采集成本和劳动强度。

1 材料与方法

1.1 试验地概况及数据采集

研究区域位于陕西省杨凌示范区西北农林科技大学中国旱区节水农业研究院 ($34^{\circ}17'50.94''\text{N}$, $108^{\circ}4'4.17''\text{E}$)。杨凌位于关中平原中部,属于暖温带半干旱或半湿润气候,年平均气温 $11 \sim 13^{\circ}\text{C}$,年降水量 $500 \sim 700 \text{ mm}$ 。分别于 2017 年 6 月 18 日 15:00 (苗期,多云)、2017 年 6 月 30 日 10:00 (蕾期,多云)以及 2017 年 7 月 2 日 12:00 (蕾期,晴天),在棉花试验田采集了不同天气状况及不同时间段的 29 幅具有不同覆盖度的数字图像,图像按照采集时

间进行依次编号。图像采集设备为数码相机 SONY ILCE-QX1,采集高度 2 m,镜头垂直向下,图像分辨率 5 456 像素×3 632 像素,地面分辨率 0.4 mm,视场 2 m×1.3 m。由于采集高度较低、相机视场角较小(镜头焦距为 16 mm),因此在本研究中忽略了地面遥感图像边缘畸变。根据图像捕获时不同的天气状况可将 29 幅数字图像分为两类:16 幅由棉花、土壤 2 部分构成的图像;13 幅由棉花、阴影、土壤 3 部分组成的图像。

在 2017 年 7 月 2 日(蕾期、晴天)和 2017 年 7 月 6 日(蕾期、多云)的 14:30 分别利用 DJI 精灵 3 标准版进行了无人机可见光遥感数据采集,数据采

集高度 10 m,图像分辨率 4 000 像素×3 000 像素,地面分辨率 4 mm,视场 21.4 m×12.9 m,快门时间设置为 1/1 600 s,ISO 分别设置为 200 和 400,白平衡分别设置为晴天和阴天,共采集 280 幅图像。无人机可见光遥感图像采集完成后,对 2017 年 7 月 6 日采集的数据利用 Pix4DMapper 软件进行图像拼接处理,获取棉花试验田全景图。基于无人机可见光遥感技术获取试验地全景图(图 1a)和地面可见光图像采集示意图(图 1b)。对单幅无人机可见光遥感图像进行处理时,为了避免图像边缘畸变的影响,对图像进行了修剪,仅保留图像中心部分的 2 000×2 000 个像元。

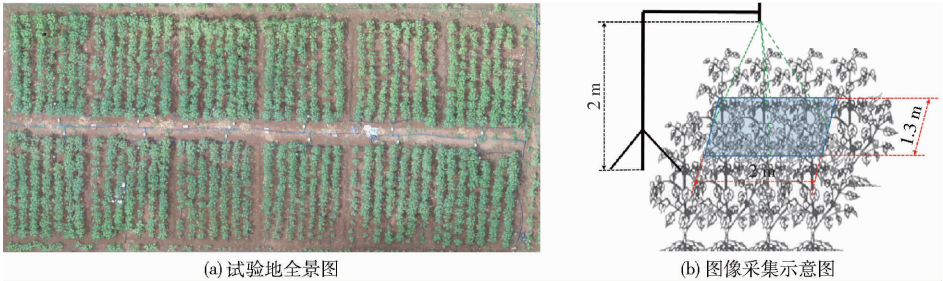


图 1 试验地概况
Fig. 1 Experimental site overviews

1.2 基于颜色空间的棉花植被覆盖度提取方法

彩色数字图像具有适应丰富场景的优势,尤其是户外场景^[27]。对于植被覆盖度提取来说,彩色图像可以满足多种维度的图像分割要求。在实际应用中,可以通过在某种颜色空间下的某个维度中选取阈值的方式,进行植被覆盖度提取^[22]。本文将基于 Lab(*a*)颜色空间、RGB(2*G*−*R*−*B*)颜色空间和 HIS(*H*)颜色空间分别采用高斯分布拟合求解动态阈值和固定阈值两种方式进行棉花覆盖度提取。以 Lab 颜色空间为例,本文植被覆盖度提取流程(利用 Matlab 软件实现)如图 2 所示。

1.2.1 颜色空间选取

基于 HIS、Lab 以及 RGB 等颜色空间的特定通

道或指数都可以提取绿色植被覆盖度。具体来说,在 HIS 颜色空间中色调 *H* 用于描述纯色的属性(如绿色、黄色);在 Lab 颜色空间中 *a* 用于描述从红色到绿色的范围;RGB 颜色空间的 2*G*−*R*−*B* 为过绿指数,常用于提取绿色植被。因此,可以分别利用数字图像中植被与非植被像元在 *H*、*a*、2*G*−*R*−*B* 指数上分布的差异性进行棉花覆盖度提取。

精确提取植被覆盖度的关键在于精确区分数字图像中的植被与非植被像元,因此在进行颜色空间选取时需要尽可能扩大植被像元与非植被像元的分布差异性。为了对植被像元与非植被像元在上述颜色空间特定通道上的分布(高斯分布)差异性进行量化,将其定义为

$$S = \frac{|\mu_1 - \mu_2|}{\sigma_1 + \sigma_2}$$

(1)

式中 *S*——两类高斯分布的可分离性

μ_1 ——第 1 类高斯分布均值

μ_2 ——第 2 类高斯分布均值

σ_1 ——第 1 类高斯分布标准差

σ_2 ——第 2 类高斯分布标准差

由图 3 可知,*S* 值越大则表示两类高斯分布重叠部分越小,即两类像元分布相距越远。

1.2.2 高斯分布拟合

为了研究棉花与土壤像元在上述颜色空间某个通道上的分布情况,分别截取了仅包含棉花和仅包

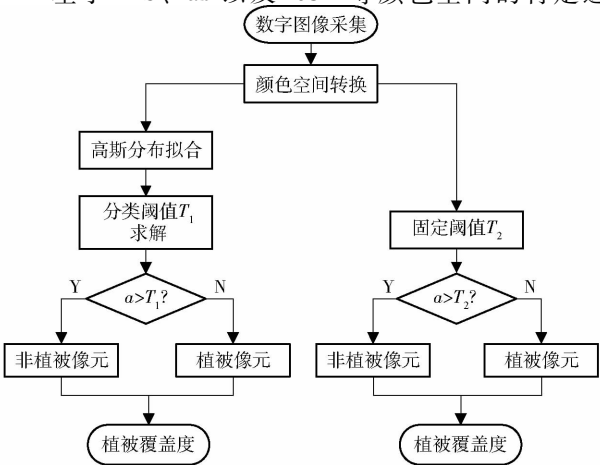


图 2 植被覆盖度提取流程图

Fig. 2 Flow chart of FVC extraction

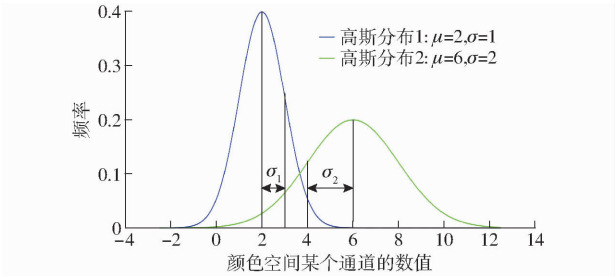


图 3 两类高斯分布交点示意图

Fig. 3 Diagrams of two Gaussian distribution

含土壤的图像,如图 4a 和图 4b 所示。以其在 Lab 颜色空间 a 通道上的分布为例进行分析,直方图绘制间距为 0.2。如图 4 所示,棉花像元、土壤背景在 a 通道上近似服从高斯分布,且均值具有一定的差异。图 4a 中的分布可以通过非线性最小二乘算法拟合成(通过软件编程实现)均值为 -27.31 、标准差为 4.46 的高斯分布($R^2=0.99$)。可以认为在既

包含棉花又包含背景像元的数字图像中,像元在 a 通道上的分布为两个或多个高斯分布的综合(图 4c、图 4d),同样可以通过非线性最小二乘算法拟合成多个高斯分布,如图 4c 和图 4d 所示。在过绿指数 $2G-R-B$ 以及 H 通道中具有相同的现象。综上所述,可以利用软件通过非线性最小二乘算法将数字图像中的植被像元和非植被像元在 a 通道、 $2G-R-B$ 指数以及 H 通道分布自动拟合成分别对应于植被和背景的多个高斯分布曲线。

1.3 精度评价

目前,植被覆盖度的真实值难以获取,在评价植被覆盖度提取方法的有效性时,一般将目视解译结果^[18]或监督分类结果^[16]作为真实值。其中监督分类方法需要在待处理图像中人工选取 N 类典型训练样本,训练样本的选取在很大程度上影响该方法对图像的分类结果。由于训练样本的精确度与图像

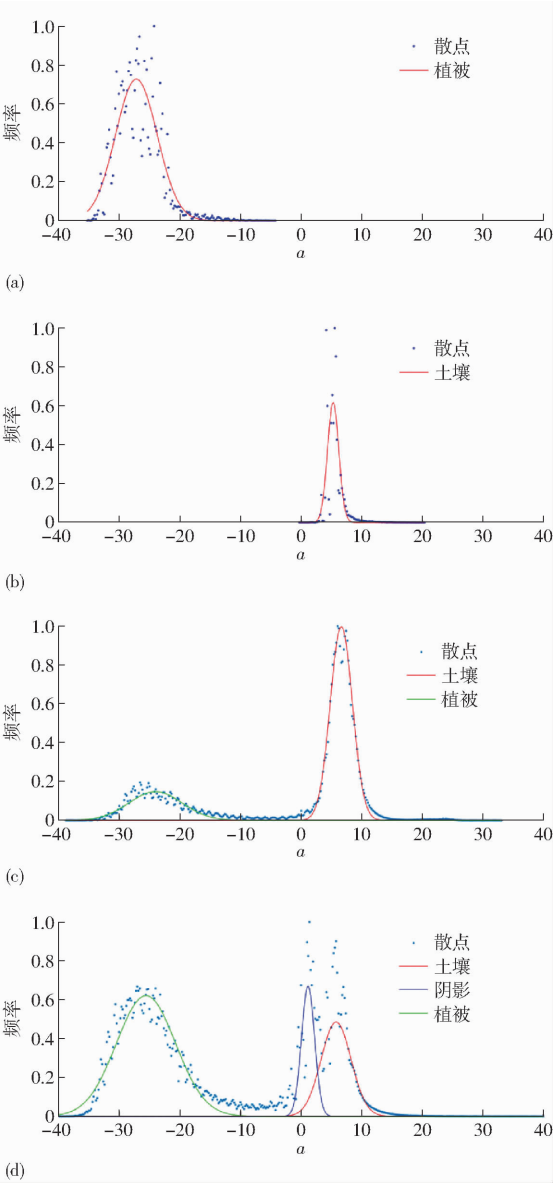


图 4 各类像元 a 通道分布情况

Fig. 4 Distributions of all kinds of pixels in a channel

分辨率呈正相关,且可以通过对训练样本的评价与检验避免出现严重错误,因此图像分辨率越高,分类误差越小。文中所用遥感图像分辨率分别为 0.4 mm 和 4 mm,可以精确地选取土壤和植被两种训练样本,进而保证分类结果的准确性。因此,本文将通过监督分类提取的植被覆盖度作为真实值,对基于颜色空间与高斯分布拟合方法的提取效果进行评价,并将植被覆盖度提取误差定义为

$$E_F = |F_{\text{sup}} - F_{\text{color}}| \tag{2}$$

式中 E_F ——植被覆盖度提取误差
 F_{sup} ——通过监督分类方法获取的植被覆盖度
 F_{color} ——基于颜色空间获取的植被覆盖度

2 结果与分析

2.1 植被与非植被在不同颜色空间的可分离性

以 16 幅仅包含棉花、土壤的数字图像为例,根据式(1)计算了两类高斯分布的可分离性 S ,如表 1 所示。数字图像在 a 通道、 $2G - R - B$ 指数以及 H 通道的分布直方图中采样数量一致,均为 80。由表 1 可知,在上述 3 种通道上棉花像元与土壤像元分布的可分离性 S 都大于 3,意味着两类高斯分布的重叠部分都小于 0.1%。因此,基于 a 通道、 $2G - R - B$ 指数和 H 通道 3 种灰度值的高斯分布特性对棉花覆盖度进行提取均是可行的,而影响植被覆盖度提取精度的主要因素则为各个颜色空间对绿色植被的识别能力。

表 1 植被像元与非植被像元分布的可分离性 S
Tab.1 Separability of vegetation pixel and non-vegetation pixel distribution

序号	a	$2G - R - B$	H
1	3.99	3.92	4.90
2	3.45	2.97	4.30
3	3.24	2.90	4.40
4	3.48	2.63	4.03
5	3.04	2.42	3.69
6	5.17	4.18	5.15
7	3.82	2.91	4.27
8	3.92	2.57	3.36
9	3.95	2.94	4.03
10	4.21	3.11	3.91
11	4.26	2.99	3.99
12	3.78	2.99	3.64
13	4.17	3.12	3.29
14	4.14	3.08	3.68
15	4.35	3.19	3.63
16	4.15	3.03	3.85
平均值	3.94	3.06	4.01

2.2 植被与非植被动态分类阈值的分布

表 2 为通过高斯分布拟合得到植被像元与非植

被像元在 29 幅图像中的动态分类阈值。

表 2 植被像元与非植被像元的分类阈值
Tab.2 Classification threshold of vegetation and non-vegetation pixels

类别	采集时间	序号	a	$2G-R-B$	H
多云	2017-06-18 15:00	1	-2.09	0.17	0.13
		2	-3.53	0.07	0.15
		3	-3.12	0.06	0.15
		4	-2.88	0.06	0.14
		5	-2.69	0.06	0.13
		6	-5.66	0.06	0.14
	2017-06-30 10:00	7	-0.86	0.03	0.13
		8	-3.23	0.06	0.13
		9	-2.12	0.06	0.13
		10	-3.80	0.05	0.13
		11	-3.93	0.06	0.15
		12	-5.08	0.09	0.14
		13	-5.42	0.08	0.13
		14	-3.27	0.06	0.14
		15	-3.90	0.07	0.14
		16	-3.55	0.08	0.14
晴天	2017-07-02 12:00	17	-4.07	0.06	0.13
		18	-4.92	0.06	0.14
		19	-3.30	0.05	0.14
		20	-3.50	0.06	0.13
		21	-10.42	0.05	0.12
		22	-2.80	0.05	0.12
		23	-2.98	0.08	0.12
		24	-2.68	0.04	0.12
		25	-4.79	0.06	0.13
		26	-3.27	0.05	0.14
		27	-4.61	0.05	0.13
		28	-3.37	0.07	0.13
		29	-3.78	0.05	0.13
平均阈值			-3.78	0.06	0.13

对具有不同量纲或特性的数据进行统计分析时,为了使不同的数据具有可比性,一般需要进行标准化处理^[32]。为了对比分析棉花图像在 a 通道、 $2G - R - B$ 指数以及 H 通道中动态分类阈值的离散程度,消除动态阈值在 3 种通道上数据量级的差异性,对动态阈值进行了标准化处理,即得到均值为 0、标准差为 1 的服从标准正态分布的动态阈值数据。上述 3 种通道动态阈值经过标准化处理之后的分布情况如图 5 所示,其中黑线为分类阈值单位标准差的中分位数,绿色矩形表示上、下四分位数之间的数据分布。由图 5 可知,标准化后的动态阈值集中分布在(-0.58,0.72)之间,分布较为集中,即上述 3 种颜色空间相应通道上的动态分类阈值离散性较小。

以 a 通道为例,标准化之后的动态阈值分布范围(-0.58,0.72)对应的动态阈值范围为(-4.74,-2.59)。由表 1 可知,在上述 3 种通道中植被像元

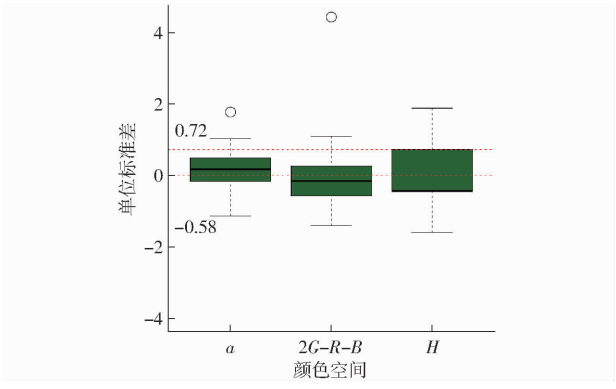


图 5 阈值分布
Fig. 5 Distribution of threshold

与非植被像元分布的可分离性 S 都大于 3,即意味

着两类高斯分布的重叠部分小于 0.1%。由图 4 可知, a 通道上植被像元与非植被像元高斯分布的重叠范围约在 $(-10,-2)$ 之间,由于重叠部分小于 0.1%,分类阈值在上述范围波动并不会对提取结果造成较大影响。为了验证固定分类阈值在 a 通道、 $2G-R-B$ 指数和 H 通道中进行植被覆盖度提取的可行性,本文以反映动态阈值分布情况的平均值 $-3.78、0.06、0.13$ 作为固定分类阈值进行棉花植被覆盖度提取。

2.3 基于地面遥感的棉花植被覆盖度提取

图 6 为基于颜色空间的植被覆盖度提取方法得到的 3 种不同覆盖度梯度棉花植被覆盖的提取效果。

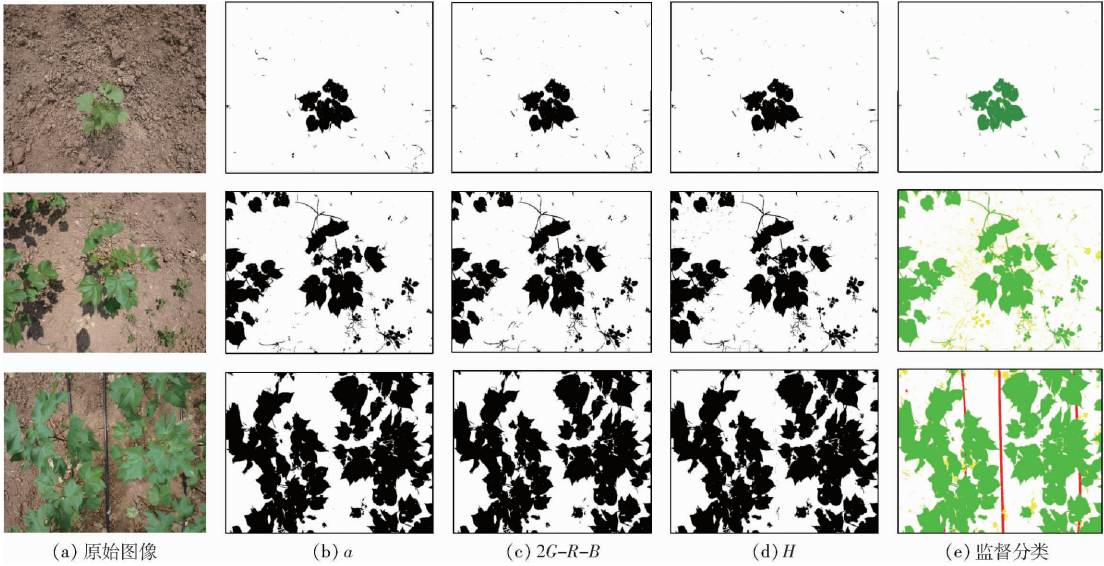


图 6 3 种不同梯度的棉花植被覆盖度提取效果图

Fig. 6 Cotton FVC extraction results of three different gradients

按上述精度分析方法,分别对在 Lab 颜色空间 (a)、RGB 颜色空间 ($2G-R-B$)、HIS 颜色空间 (H) 中基于动态分类阈值和固定阈值 $-3.78、0.06、0.13$ 的棉花植被覆盖度提取结果进行了误差计算,并绘制总体提取误差分布图,如图 7 所示。由图 7 可知,相比于 RGB ($2G-R-B$) 颜色空间和 HIS (H) 颜色空间,基于 Lab (a) 颜色空间的棉花覆盖度提取精度最好,通过高斯分布拟合求解动态阈值和以

-3.78 为固定阈值的平均提取误差分别为 0.0111 和 0.0094 ,固定分类阈值的提取效果更好,误差降低了 0.0017 。相比于动态阈值,固定阈值的提取误差分布更接近 0,且较大的误差出现的概率较低。

图 8 和图 9 分别为在 Lab (a) 颜色空间上应用非线性最小二乘算法进行高斯分布拟合的棉花覆盖度提取误差,按照图像采集时天气状况和采集时刻进行分类的对比分析图。由图 8 和图 9 可知,在不

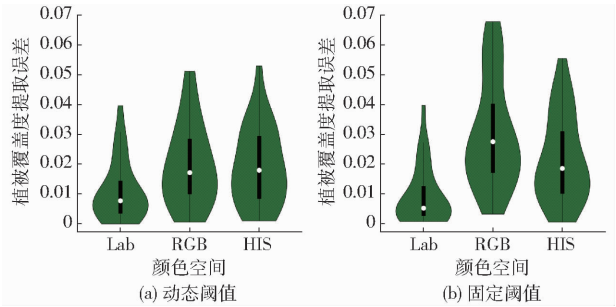


图 7 植被覆盖度提取误差分布

Fig. 7 Distributions of FVC extraction error

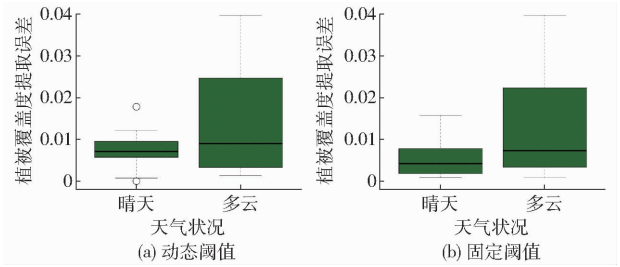


图 8 不同天气的植被覆盖度提取误差

Fig. 8 FVC extraction error under different weathers

同天气状况(晴天和多云)与不同采集时刻(10:00、12:00 和 15:00)等不同光照条件下,基于 Lab(*a*)颜色空间应用动态阈值时棉花覆盖度平均提取误差分别为 0.007 3、0.014 2、0.020 2、0.007 3 和 0.004 1,应用固定阈值 - 3.78 时棉花覆盖度平均提取误差分别为 0.005 6、0.012 5、0.018、0.005 6 和 0.003 5,具有较小的平均提取误差,不超过 0.0202%,且相比于动态分类阈值,应用固定分类阈值时提取精度更好。

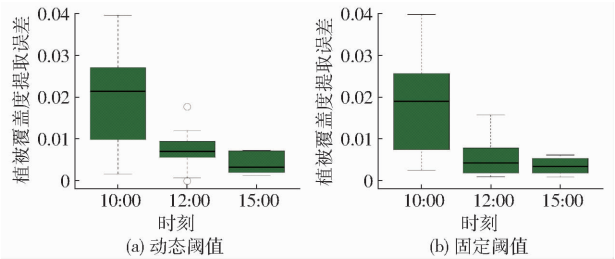
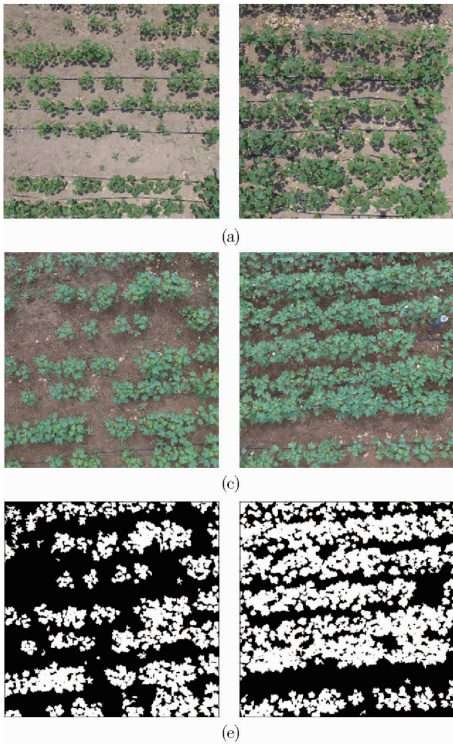


图 9 不同时刻的植被覆盖度提取误差
Fig.9 FVC extraction error at different times

由前文可知与晴天相比,在多云天气下采集的棉花可见光图像中只包含棉花和土壤两部分,地物类型分布更为简单,其应具有较小的提取误差,而由图 8 可知,多云天气下提取误差较大。多云天气下采集的数据包括 2017 年 6 月 18 日 15:00 和 2017 年 6 月 30 日 10:00,由图 9 可知,与晴天(2017 年 7 月 2 日 12:00)相比,2017 年 6 月 18 日 15:00 采集数据的提取误差较小,而 2017 年 6 月 30 日 10:00



采集数据提取误差的异常增大,进而造成多云天气下的提取误差较大。经过分析发现,2017 年 6 月 30 日 10:00 采集棉花可见光图像中存在大量枯萎的叶片(图 10),与深色阴影相比,尚未完全干枯的落叶呈浅绿色与棉花叶片更为相似,即与晴天相比多云天气下采集的图像中地物类型更为复杂,从而造成提取误差偏大。

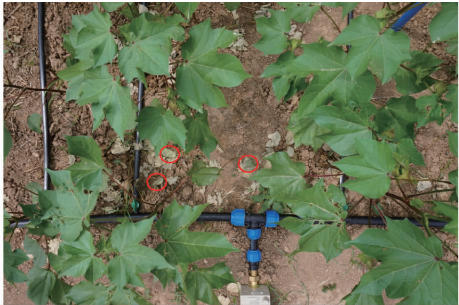


图 10 包含枯叶的棉花图像
Fig.10 Cotton image containing dead leaves

综上所述,相比于 2*G* - *R* - *B* 指数和 *H* 通道, *a* 通道对绿色植被的识别能力最好,受不同天气状况(晴天和多云)与不同采集时刻(10:00、12:00 和 15:00)等不同光照条件的影响较小,且植被像元与非植被像元存在固定分类阈值 - 3.78,平均提取误差为 0.009 4,更适合提取棉花覆盖度。

2.4 基于无人机可见光遥感的棉花植被覆盖度提取

图 11 为基于单幅无人机可见光遥感影像在 *a* 通道应用固定阈值的方法得到的两种天气、两种

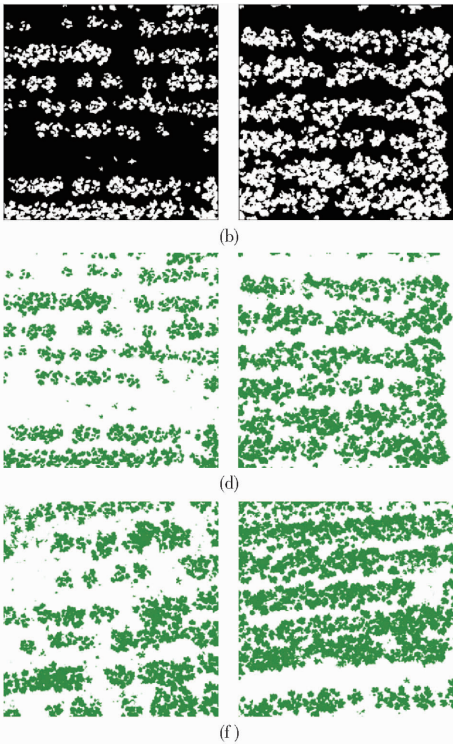


图 11 基于 UAV 图像的棉花植被覆盖度提取结果
Fig.11 FVC extraction results of cotton based on UAV images

土壤湿度和两种不同棉花覆盖度的提取效果。图 11a、图 11b、图 11c 分别为晴天及干燥土壤条件下的原始图像、覆盖度提取结果和监督分类结果；图 11d、图 11e、图 11f 分别为阴天及湿润土壤条件下的原始图像、覆盖度提取结果和监督分类结果。

为了更好地评价该方法结合无人机可见光遥感技术进行棉花覆盖度提取的效果,在两次采集的 280 幅无人机可见光遥感影像中各随机选取 12 幅,共 24 幅进行支持向量机的监督分类,并按上述精度分析方法进行误差计算,提取误差分布图如图 12 所示。由图 11 和图 12 可知,棉花覆盖度的总体平均提取误差为 0.012,晴天和干燥土壤条件下的平均提取误差为 0.011 4,多云和湿润土壤条件下的平均提取误差为 0.012 6,提取误差较小。因此,可以认为基于两种天气和土壤干湿情况下采集的棉花蕾期无人机可见光遥感影像在 a 通道的分布情况,结合

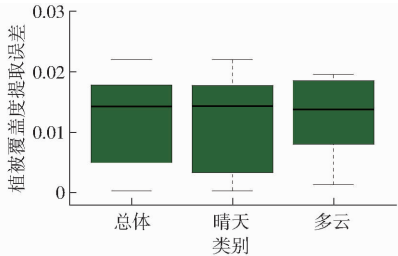


图 12 基于 UAV 图像的棉花植被覆盖度提取误差分布
Fig. 12 FVC extraction error distributions of cotton based on UAV images

固定阈值的方法可以较好的提取棉花覆盖度。采用 a 通道与固定阈值相结合的方法,对 2017 年 7 月 6 日采集的无人机可见光遥感图像进行处理得到的试验地棉花总体植被覆盖度情况如图 13 所示。由图可知,结合无人机可见光遥感技术和棉花在 Lab 颜色空间 a 通道上的提取阈值,可以精确地在低空无人机遥感尺度上提取棉花覆盖度。



图 13 棉花植被覆盖总体分布图
Fig. 13 Overall distribution diagram of FVC of cotton based on UAV orthophoto image

3 结论

以苗期和蕾期的棉花为对象,提出了一种基于 Lab 颜色空间 a 通道的受不同光照条件影响小且分类阈值波动小的棉花覆盖度提取方法,并成功将该方法与无人机可见光遥感技术相结合,提高了方法适用性及作业效率,降低了数据采集成本及劳动强度。研究结果表明:

- (1)苗期和蕾期的棉花可见光图像中,植被与非植被像元在 Lab(a)颜色空间、RGB($2G-R-B$)颜色空间和 HIS(H)颜色空间呈现高斯分布,可以通过非线性最小二乘算法进行高斯分布拟合。
- (2)通过分析地面可见光遥感图像在 3 个通道的动态分类阈值分布情况,发现植被像元与非

- 植被像元的分类阈值分布范围较为集中,利用动态阈值的平均值 - 3.78、0.06、0.13 可以较好地提取棉花植被覆盖度,相比于 RGB($2G-R-B$)颜色空间和 HIS(H)颜色空间,Lab(a)颜色空间对绿色植被的识别能力最好,更适合提取棉花植被覆盖度。
- (3)所提出的棉花覆盖度提取方法受天气状况(晴天和多云)与采集时刻(10:00、12:00 和 15:00)等不同光照条件的影响较小,可以通过 a 通道中固定阈值 - 3.78 提取棉花覆盖度,平均提取误差为 0.009 4。
 - (4)将该方法应用到无人机尺度时,同样可以较好地提取不同天气状况(晴天和多云)和不同土壤干湿类型的棉花覆盖度,且总体平均提取误差为 0.012。

参 考 文 献

- 1 GITELSON A A, KAUFMAN Y J, STARK R, et al. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 80(1): 76–87.
- 2 PUREVDORJ T, TATEISHI R, ISHIYAMA T, et al. Relationships between percent vegetation cover and vegetation indices[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1998, 19(18): 3519–3535.
- 3 TAGHVAEIAN S, CHÁVEZ J L, HANSEN N C. Infrared thermometry to estimate crop water stress index and water use of irrigated maize in northeastern Colorado[J]. *Remote Sensing*, 2012, 4(11): 3619–3637.
- 4 祁燕,王秀兰,冯仲科,等. 基于RS与GIS的北京市植被覆盖度变化研究[J]. *林业调查规划*, 2009, 34(2): 1–4.
QI Yan, WANG Xiulan, FENG Zhongke, et al. Study on coverage changes of the vegetation in Beijing city based on RS and GIS[J]. *Forest Inventory and Planning*, 2009, 34(2): 1–4. (in Chinese)
- 5 陈云浩,李晓兵,史培军. 中国西北地区蒸发散量计算的遥感研究[J]. *地理学报*, 2001, 56(3): 261–268.
CHEN Yunhao, LI Xiaobing, SHI Peijun. Regional evapotranspiration estimation over northwest China using remote sensing[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2001, 56(3): 261–268. (in Chinese)
- 6 GOWER S T, KUCHARIK C J, NORMAN J M. Direct and indirect estimation of leaf area index, fapar, and net primary production of terrestrial ecosystems[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1999, 70(1): 29–51.
- 7 ALLAN R G, PEREIRA L S, RAES D, et al. Crop evapotranspiration: guidelines for computing crop water requirements[J]. *FAO Irrigation and Drainage*, Paper No. 56, 1998.
- 8 OWEN T W, CARLSON T N, GILLIES R R. An assessment of satellite remotely-sensed land cover parameters in quantitatively describing the climatic effect of urbanization[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1998, 19(9): 1663–1681.
- 9 MARTICORENA B, BERGAMETTI G, GILLETTE D, et al. Factors controlling threshold friction velocity in semiarid and arid areas of the United States[J]. *Journal of Geophysical Research*, 1997, 102(D19): 23277–23287.
- 10 GILLIES R R. A method to make use of thermal infrared temperature and NDVI measurements to infer surface soil water content and fractional vegetation cover[J]. *Remote Sensing Reviews*, 1994, 9(1): 161–173.
- 11 BAUSCH W C. Soil background effects on reflectance-based crop coefficients for corn[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1993, 46(2): 213–222.
- 12 李德仁,王艳军,邵振峰. 新地理信息时代的信息化测绘[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2012, 37(1): 1–6.
LI Deren, WANG Yanjun, SHAO Zhenfeng. Geo-information of new geographic information era[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2012, 37(1): 1–6. (in Chinese)
- 13 李德仁,龚健雅,邵振峰. 从数字地球到智慧地球[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2010, 35(2): 127–132.
LI Deren, GONG Jianya, SHAO Zhenfeng. From digital earth to smart earth[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2010, 35(2): 127–132. (in Chinese)
- 14 ZHOU Q, ROBSON M, PILESJO P. On the ground estimation of vegetation cover in Australian rangelands[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1998, 19(9): 1815–1820.
- 15 ZHOU Q, ROBSON M. Automated rangeland vegetation cover and density estimation using ground digital images and a spectral-contextual classifier[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2001, 22(17): 3457–3470.
- 16 张勇峰. 基于多源遥感数据的冬小麦植被覆盖度估算研究[D]. 南昌: 东华理工大学, 2016.
ZHANG Yongfeng. The study on the estimation of the crop coverage of winter wheat based on multi-source remote sensing data [D]. Nanchang: East China University of Technology, 2016. (in Chinese)
- 17 常慧. 基于多源遥感的植被覆盖度反演研究[D]. 西宁: 青海师范大学, 2015.
CHANG Hui. Study on vegetation coverage inversion based on multi-source remote sensing [D]. Xining: Qinghai Normal University, 2015. (in Chinese)
- 18 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): 152–158.
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): 152–158. (in Chinese)
- 19 任世龙,宜树华,陈建军,等. 基于不同数码相机和图像处理方法的高寒草地植被盖度估算的比较[J]. *草业科学*, 2014, 31(6): 1007–1013.
REN Shilong, YI Shuhua, CHEN Jianjun, et al. Comparisons of alpine grassland fractional vegetation cover estimation using different digital cameras and different image analysis methods[J]. *Pratacultural Science*, 2014, 31(6): 1007–1013. (in Chinese)
- 20 VALÉRIE D, SYLVIE D, FRÉDÉRIC B, et al. Estimation of leaf area and clumping indexes of crops with hemispherical photographs[J]. *Agricultural & Forest Meteorology*, 2008, 148(4): 644–655.
- 21 GRAHAM E A, YUEN E M, ROBERTSON G F, et al. Budburst and leaf area expansion measured with a novel mobile camera system and simple color thresholding[J]. *Environmental and Experimental Botany*, 2009, 65(2–3): 238–244.
- 22 LIU Y, MU X, WANG H, et al. A novel method for extracting green fractional vegetation cover from digital images[J]. *Journal of Vegetation Science*, 2012, 23(3): 406–418.
- 23 LIU J, ELIZABETH P. Retrieval of leaf area index from top-of-canopy digital photography over agricultural crops [J]. *Agricultural & Forest Meteorology*, 2010, 150(11): 1485–1490.

- 24 ZHENG L, ZHANG J, WANG Q. Mean-shift-based color segmentation of images containing green vegetation[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2009, 65(1): 93–98.
- 25 BAI X, CAO Z, WANG Y, et al. Vegetation segmentation robust to illumination variations based on clustering and morphology modelling[J]. Biosystems Engineering, 2014, 125: 80–97.
- 26 GUO W, RAGE U K, NINOMIYA S. Illumination invariant segmentation of vegetation for time series wheat images based on decision tree model[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2013, 96: 58–66.
- 27 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. 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.
- 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. (in Chinese)
- 28 韩文霆, 张立元, 张海鑫, 等. 基于无人机遥感与面向对象法的田间渠系分布信息提取[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(3): 205–214. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20170326&flag=1. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2017.03.026.
- HAN Wenting, ZHANG Liyuan, ZHANG Haixin, et al. Extraction method of sublateral canal distribution information based on UAV remote sensing[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(3): 205–214. (in Chinese)
- 29 刘峰, 刘素红, 向阳. 园地植被覆盖度的无人机遥感监测研究[J/OL]. 农业机械学报, 2014, 45(11): 250–257. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20141139&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2014.11.039.
- LIU Feng, LIU Suhong, XIANG Yang. Study on monitoring fractional vegetation cover of garden plots by unmanned aerial vehicles [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(11): 250–257. (in Chinese)
- 30 汪沛, 罗锡文, 周志艳, 等. 基于微小型无人机的遥感信息获取关键技术综述[J]. 农业工程学报, 2014, 30(18): 1–12.
- WANG Pei, LUO Xiwen, ZHOU Zhiyan, et al. Key technology for remote sensing information acquisition based on micro UAV [J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(18): 1–12. (in Chinese)
- 31 孙刚, 黄文江, 陈鹏飞, 等. 轻小型无人机多光谱遥感技术应用进展[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(3): 1–17. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180301&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.03.001.
- SUN Gang, HUANG Wenjiang, CHEN Pengfei, et al. Advances in UAV-based multispectral remote sensing applications [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(3): 1–17. (in Chinese)
- 32 马立平. 统计数据标准化——无量纲化方法——现代统计分析方法的学与用(三)[J]. 数据, 2000(3): 34–35.
-

(上接第 186 页)

- 14 周水清, 孔繁余, 王志强, 等. 基于结构化网格的低比转速离心泵性能数值模拟[J]. 农业机械学报, 2011, 42(7): 66–69.
- ZHOU Shuiqing, KONG Fanyu, WANG Zhiqiang, et al. Numerical simulation of performance of low specific speed centrifugal pumps based on structured grid [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(7): 66–69. (in Chinese)
- 15 FERNAIDEZ O J M, PEREIRAS G B, GONZALEZ J, et al. Numerical methodology for relative and absolute deterministic flow structures in the analysis of impeller-tongue interactions for centrifugal fans [J]. Computers & Fluids, 2013, 86: 310–325.
- 16 国家质量监督检验检疫总局, 国家标准化管理委员会. 工业通风机用标准化风道性能试验: GB/T 1236—2017[S]. 北京: 中国标准出版社, 2017.
- 17 AKBARI G, MONTAZERIN N, AKBARIZADEH M. Stereoscopic particle image velocimetry of the flow field in the rotor exit region of a forward-blade centrifugal turbomachine[J]. Proc. IMech E, Part A—Journal of Power and Energy, 2012, 226(2): 163–181.
- 18 周水清, 王军, 王兴双. Bezier 函数型弯叶片的轴流风扇气动性能研究[J]. 华中科技大学学报, 2013, 41(3): 106–109.
- ZHOU Shuiqing, WANG Jun, WANG Xingshuang. Study on aerodynamic performance of axial flow fan with bowed blade on Bezier function[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology, 2013, 41(3): 106–109. (in Chinese)
- 19 蒋博彦, 刘辉, 王军, 等. 多翼离心风机小流量工况流动特性 PIV 研究[J]. 华中科技大学学报, 2017, 45(5): 98–103.
- JIANG Boyan, LIU Hui, WANG Jun, et al. PIV research on flow characteristics of small flow conditions of multi-wing centrifugal fan [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology, 2017, 45(5): 98–103. (in Chinese)
- 20 国家质量监督检验检疫总局, 国家标准化管理委员会. 风机和罗茨鼓风机噪声测量方法: GB/T 2888—2008[S]. 北京: 中国标准出版社, 2008.