

孟沌超, 赵静, 兰玉彬, 等. 基于像元二分法的冬小麦植被覆盖度提取模型 [J]. 华南农业大学学报, 2020, 41(3): 126-132.
MENG Dunchao, ZHAO Jing, LAN Yubin, et al. Vegetation coverage extraction model of winter wheat based on pixel dichotomy[J]. Journal of South China Agricultural University, 2020, 41(3): 126-132.

基于像元二分法的冬小麦植被覆盖度提取模型

孟沌超^{1,2}, 赵 静^{1,2}, 兰玉彬^{1,2,3}, 鲁力群^{2,4}, 杨焕波^{1,2}, 李志铭^{1,2}, 闫春雨^{1,2}
(1 山东理工大学 农业工程与食品科学学院, 山东 淄博, 255000; 2 山东理工大学 国际精准农业航空
应用技术研究中心, 山东 淄博, 255000; 3 华南农业大学 电子工程学院, 广东 广州, 510642;
4 山东理工大学 交通与车辆工程学院, 山东 淄博, 255000)

摘要:【目的】快速准确提取冬小麦返青期植被覆盖度信息。【方法】利用无人机获取田间冬小麦可见光图像, 提取图像中 4 种常见可见光植被指数; 在像元二分法原理的基础上, 分别构建基于差异植被指数 (Visible-band difference vegetation index, VDVI)、过绿指数 (Excess green, EXG)、归一化绿蓝差异指数 (Normalized green-blue difference index, NGBDI) 和归一化绿红差异指数 (Normalized green-red difference index, NGRDI) 的植被覆盖度提取模型, 采用支持向量机 (Support vector machine, SVM) 监督分类结果作为真值对各模型进行精度验证。【结果】4 种模型中, 利用 VDVI 植被覆盖度提取模型获取的植被覆盖度精度最高, 提取效果较好。与监督分类结果对比, 4 种植被覆盖度提取模型的提取误差 (E_F) 分别为 3.36%、15.68%、8.74% 和 15.46%, R^2 分别为 0.946 1、0.934 4、0.695 3 和 0.746 0, 均方根误差 (RMSE) 分别为 0.021 9、0.059 5、0.042 0 和 0.055 9。【结论】采用可见光植被指数结合像元二分法构建植被覆盖度提取模型实现了冬小麦返青期植被覆盖度准确快速提取, 为植被覆盖度提取提供了一种新途径, 可为无人机遥感监测提供参考。

关键词: 无人机遥感; 冬小麦; 像元二分法; 可见光植被指数; 植被覆盖度
中图分类号: TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-411X(2020)03-0126-07

Vegetation coverage extraction model of winter wheat based on pixel dichotomy

MENG Dunchao^{1,2}, ZHAO Jing^{1,2}, LAN Yubin^{1,2,3}, LU Liqun^{2,4}, YANG Huanbo^{1,2}, LI Zhiming^{1,2}, YAN Chunyu^{1,2}
(1 School of Agricultural and Food Engineering, Shandong University of Technology, Zibo 255000, China;
2 International Precision Agriculture Aviation Application Technology Research Center,
Shandong University of Technology, Zibo 255000, China;
3 College of Electronic Engineering, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China;
4 School of Transportation and Vehicle Engineering, Shandong University of Technology, Zibo 255000, China)

Abstract: 【Objective】To quickly and accurately extract vegetation coverage information of winter wheat in turning green period. 【Method】The field visible light images of winter wheat were obtained by UAV, and four common visible light vegetation indices were extracted. According to the principle of pixel dichotomy model, the vegetation coverage extraction models were established based on visible-band difference vegetation index(VDVI), excess green (EXG), normalized green-blue difference index (NGBDI) and normalized green-red difference index

收稿日期: 2019-09-27 网络首发时间: 2020-04-22 11:00:37
网络首发地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1110.s.20200421.1055.018.html>
作者简介: 孟沌超 (1992—), 男, 硕士研究生, E-mail: 1076845228@qq.com; 通信作者: 赵 静 (1971—), 女, 副教授, 博士, E-mail: zbceozj@163.com
基金项目: 山东省引进顶尖人才“一事一议”专项经费资助项目 (鲁政办字 [2018]27 号); 中央引导地方科技发展专项资金资助项目 (2017-01—2019-12)

(NGRDI) respectively. The accuracies of four models were verified using the support vector machine (SVM) supervised classification results as the truth values. 【Result】 The VDVI vegetation coverage extraction model had the highest accuracy and the best extraction effect to extract vegetation coverage among the four models. Compared with the supervised classification results, the extraction errors (E_F) of four vegetation coverage extraction models were 3.36%, 15.68%, 8.74% and 15.46% respectively, the values of R^2 were 0.946 1, 0.934 4, 0.695 3 and 0.746 0 respectively, and the values of root mean square error (RMSE) were 0.021 9, 0.059 5, 0.042 0 and 0.055 9 respectively. 【Conclusion】 The vegetation coverage extraction model based on visible vegetation index and pixel dichotomy has realized accurate and rapid extraction of vegetation coverage of winter wheat in turning green period, which provides a new way to extract vegetation coverage and a reference for UAV remote sensing monitoring vegetation coverage information.

Key words: UAV remote sensing; winter wheat; pixel dichotomy; visible vegetation index; vegetation coverage

小麦产量占粮食作物总产的 20% 以上, 是我国重要的粮食作物之一^[1-2], 为了保持小麦粮食产业的稳定发展, 需要对小麦有关生理信息进行准确快速的监测。植被覆盖度 (Vegetation coverage, VC) 是衡量陆地表面植被生长状态变化的一个重要指标, 通常是指植被 (叶、茎、枝) 在地面垂直投影的总面积占统计区总面积的百分比, 反映了植物光合作用的能力以及植物的生长状况, 对土壤侵蚀和水土流失有重要的指示作用^[3-5]。植被覆盖度测量方法主要有地表实测法与遥感监测法^[6-7]。地表实测法主要包括目估法、采样法和仪器法等, 但其人为主观性强、劳动强度大, 受人力和物力等条件限制, 难以在大面积范围应用^[8-9]。遥感技术为大面积监测植被覆盖度提供了可能, 其中, 应用较早的是卫星遥感。佟斯琴等^[10] 在 GIMMS NDVI3g 数据基础上, 通过强度分析方法和像元二分法, 从植被覆盖度等级变化、转换和时间间隔 3 个方面分析了 1982—2010 年内蒙古植被覆盖度的变化; 李苗苗等^[11] 基于 TM 遥感数据, 在像元二分法原理基础上, 改进模型参数计算方法, 构建了多光谱植被指数 (NDVI) 植被覆盖度定量提取模型, 实现了对密云水库上游植被覆盖度的提取。随着遥感技术的发展, 无人机航空遥感逐渐进入人们的视野, 无人机遥感信息技术具有操作简便、机动灵活、图像分辨率高和受大气层影响小等优点^[12], 广泛应用于遥感监测中。汪小钦等^[13] 通过分析无人机图像中可见光波段植被与非植被的光谱差异, 提出了用于获取植被覆盖度信息的差异植被指数 (VDVI); 赵静等^[14] 利用无人机获取的玉米可见光图像提取多种植被指数, 采用监督分类与植被指数统计直方图相结合的方式, 提出了一种田间尺度夏季玉米覆盖度快速提取的方法。

亚像元分解法是近年被广泛使用的方法, 其中

像元二分法具有计算方便和精度较高等优点, 运用比较广泛^[9]。像元二分法多应用于卫星遥感中, 且结合多光谱植被指数构建植被覆盖度提取模型较多, 而在无人机遥感中, 与可见光植被指数结合构建模型鲜有报道。基于上述问题, 本文利用无人机获取可见光图像, 在像元二分法原理基础上, 分别结合可见光差异植被指数 (VDVI)^[13]、过绿指数 (EXG)^[15-16]、归一化绿蓝差异指数 (NGBDI)^[17] 和归一化绿红差异指数 (NGRDI)^[18] 构建 4 种新的植被覆盖度提取模型, 寻求快速生成冬小麦返青期植被覆盖等级图的方法, 为后期田间生产管理提供指导。

1 材料与方法

1.1 试验区概况与数据采集

试验区位于山东省桓台县唐山镇, 其地势南高北低, 由西南向东北倾斜, 略呈微波状, 南部和北部皆为冲积平原。试验区地理位置为北纬 36°58'38"—36°58'40"、东经 118°3'44"—118°3'45", 地处温带, 属于大陆性季风型气候, 光热资源充足, 年平均日照时数 2 832 h, 年平均温度 12.5~14.5 ℃。

采用大疆精灵 Phantom4 advanced 型无人机采集数据, 其相机的影像传感器是 1 英寸 CMOS, 有效像素为 2 000 万, 有效载荷为 2 kg, 续航时间约 30 min。为保证光照条件的一致性, 选择晴朗无风天气, 2019 年 3 月 13 中午 12:00 左右采集冬小麦返青期图像数据。无人机采集图像时的飞行高度为 40 m、飞行速度为 4 m/s, 航向和旁向重叠度均为 85%, 获取分辨率为 5 472 像素×3 648 像素的图像 245 张, 地面分辨率为 1 cm。为提高图像拼接的几何精度, 在试验区布置 9 个地面控制点, 利用 Pix4DMapper 软件对无人机获取的图像进行拼接, 生成冬小麦返青期试验区的全景正射影像 (图 1)。

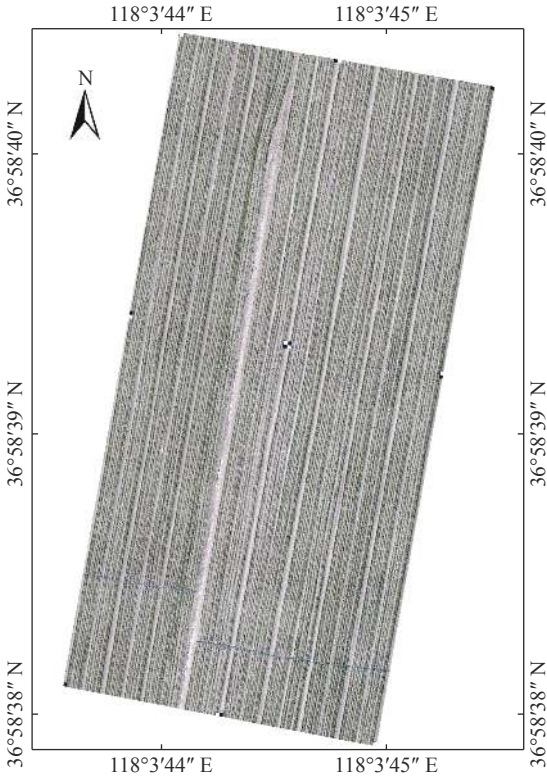


图 1 冬小麦试验区

Fig. 1 Test area of winter wheat

1.2 冬小麦植被覆盖度提取方法

1.2.1 像元二分法 像元二分法^[11,19-20]是一种简便实用的线性模型,它假设一个像元的地表信息由纯植被和纯土壤(非植被)2部分信息构成,所得到的光谱信息是由2种纯组分的面积比例加权的线性组合。具体可以表示为:

$$S = FVC \times S_{veg} + (1 - FVC) \times S_{soil}, \quad (1)$$

对(1)式进行变换,得到植被覆盖度公式:

$$FVC = (S - S_{soil}) / (S_{veg} - S_{soil}), \quad (2)$$

式中,FVC表示像元中纯植被所占的面积比例,即植被覆盖度; S 为像元的光谱信息; S_{veg} 和 S_{soil} 分别表示像元中的纯植被像元信息和纯土壤像元信息。

1.2.2 植被覆盖度提取模型的构建 目前可见光植被指数较少,其主要基于红色波段的低反射率和绿色波段的高反射率构建,有差异植被指数(VDVI)、过绿指数(EXG)、归一化绿蓝差异指数(NGBDI)和归一化绿红差异指数(NGRDI),各指数的计算见公式(3)~(6):

$$VDVI = \frac{2G - R - B}{2G + R + B}, \quad (3)$$

$$EXG = 2G - R - B, \quad (4)$$

$$NGBDI = \frac{g - b}{g + b}, \quad (5)$$

$$NGRDI = \frac{g - r}{g + r}, \quad (6)$$

$$\text{且 } g = \frac{G}{R + G + B}, b = \frac{B}{R + G + B}, r = \frac{R}{R + G + B},$$

式中, G 为绿色波段像素值, B 为蓝色波段像素值, R 为红色波段像素值, g 、 b 、 r 分别为归一化处理后绿、蓝、红波段像素值。

根据像元二分法原理,各可见光植被指数也是由传感器接受地物光谱信息计算出反映地表信息的定量值,一个像元的VDVI值可以表达为纯植被像元信息($VDVI_{veg}$)与纯土壤像元信息($VDVI_{soil}$)之和,故代入(2)式可以转化为:

$$FVC_{VDVI} = (VDVI - VDVI_{soil}) / (VDVI_{veg} - VDVI_{soil}), \quad (7)$$

同理,将EXG、NGBDI和NGRDI代入(2)式可以分别转化为:

$$FVC_{EXG} = (EXG - EXG_{soil}) / (EXG_{veg} - EXG_{soil}), \quad (8)$$

$$FVC_{NGBDI} = (NGBDI - NGBDI_{soil}) / (NGBDI_{veg} - NGBDI_{soil}), \quad (9)$$

$$FVC_{NGRDI} = (NGRDI - NGRDI_{soil}) / (NGRDI_{veg} - NGRDI_{soil}). \quad (10)$$

公式(7)~(10)为可见光植被指数植被覆盖度提取模型,以下简称植被覆盖度提取模型。

1.2.3 冬小麦植被覆盖度提取 根据像元二分法和监督分类原理设计植被覆盖度提取流程(图2)。对获取的无人机可见光图像进行拼接、裁剪和掩膜等预处理,计算图像中4种可见光植被指数,参考李苗苗等^[11]提出的TM遥感影像纯像元信息估算方法,以图像清晰度和图像大小作为依据,通过反复对比,取2%置信度作为各植被指数的纯像元信息(即植被指数像素值累计2%为纯土壤像元信息、98%为纯植被像元信息),根据公式(7)~(10)植被覆盖度提取模型和纯像元信息提取植被覆盖度;通过目视判读对预处理图像进行小麦和土壤样本训练集和验证集选择,采用支持向量机(Support vector machine, SVM)监督分类结合公式(11)提取植被覆盖度,其结果作为真值对植被覆盖度提取模型结果进行精度验证。

目前监督分类评价训练样本和分类结果常用J-M距离优化法^[21]和混淆矩阵法^[14]。J-M距离优化法是通过计算不同类别间的J-M距离来确定不同类别间的差异程度;混淆矩阵法是通过实测像元样本所在的类别和位置与分类结果计算中相应的类别和位置来判别分类精度。

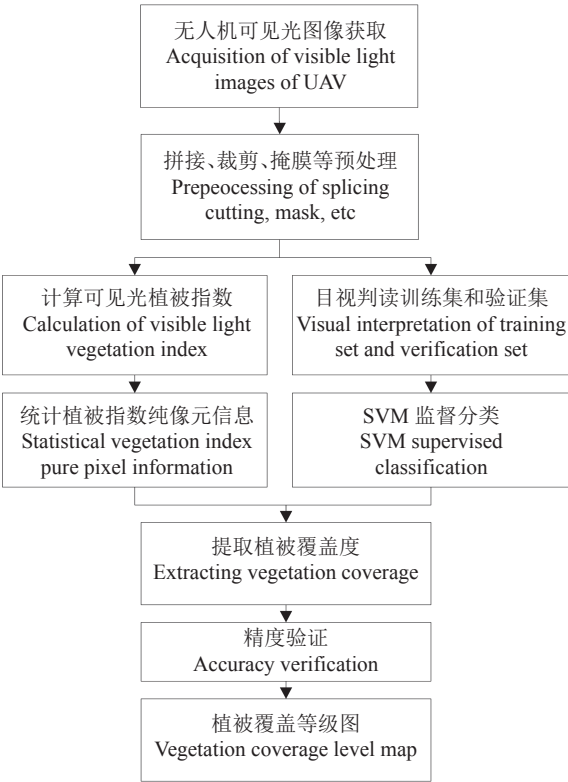


图 2 冬小麦植被覆盖度提取流程

Fig. 2 The extracting flow of winter wheat vegetation coverage

监督分类结果由下式得到:

$$FVC_{SVM} = \frac{N_{wheat}}{N_{wheat} + N_{soil}}, \tag{11}$$

式中, N_{wheat} 为小麦像元统计个数, N_{soil} 为土壤像元统计个数。

1.2.4 植被覆盖度精度评价 目前常采用照相法进行植被覆盖度精度评价, 由于实地拍照受人力和物力等条件的限制, 对大范围植被覆盖度精度评价较难。随着机器学习技术的发展, 利用监督分类进行精度评价成为可能, 其受人为等因素干扰少, 提取植被覆盖度精度高。本文采用 SVM 监督分类将无人机可见光图像分为小麦和土壤 2 个部分, 提取平均覆盖度, 并分别对 4 种植被覆盖度提取模型获取的平均覆盖度进行整体精度验证, 植被覆盖度提取误差 (E_F) 按下式计算:

$$E_F = \frac{|F_{sup} - F_{VI}|}{F_{sup}} \times 100\%, \tag{12}$$

式中, F_{sup} 为通过监督分类法获得的冬小麦覆盖度, F_{VI} 为通过像元二分法获得的冬小麦覆盖度。

选取样本点, 以监督分类结果作为真值, 植被覆盖度提取模型结果作为预测值, 建立线性回归模型, 对植被覆盖度提取模型进一步验证。通过均方根误差 (Root mean squared error, RMSE) 验证

线性回归模型的精度, RMSE 越小, 说明真值与预测值越接近; 用决定系数 (R^2) 评价线性回归模型的拟合优度, R^2 越大, 说明真值与预测值拟合效果越好。

2 结果与分析

2.1 监督分类结果与评价

通过目视判读结合野外调查, 从可见光图像上分别选取 80 个典型的小麦植株样本和相对独立的裸土样本作为训练集, 对训练集计算 J-M 距离, 选取样本间分离性好的训练集进行 SVM 监督分类 (图 3); 同理, 从图像上分别选取 40 个典型样本作为验证集, 对分类结果计算混淆矩阵并进行验证。

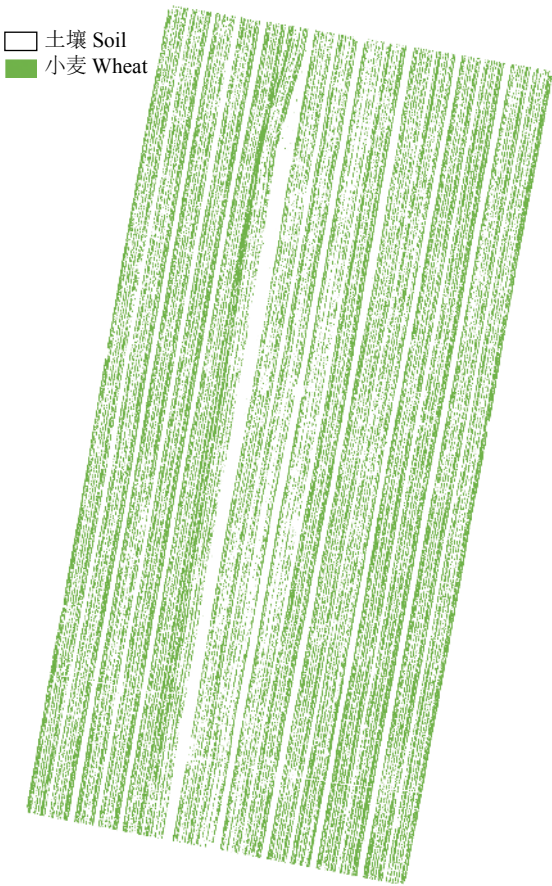


图 3 冬小麦监督分类结果

Fig. 3 Supervised classification result of winter wheat

图像经过验证计算后, 训练集和验证集中小麦和土壤之间的 J-M 距离分别为 1.999 9 和 1.998 7, 均大于 1.9, 说明样本之间可分离性好, 混淆矩阵总体分类精度为 99.796 5%, Kappa 系数为 0.995 9, 分类结果精度评价见表 1。由表 1 可知, SVM 监督分类对小麦和土壤的分类效果较好。计算得到冬小麦返青期的平均植被覆盖度为 0.332 623, 说明该时期整体植被覆盖度约为 33%。

表 1 冬小麦分类精度评价

Table 1 Evaluation of classification accuracy of winter wheat

类别 Category	小麦/像素 Wheat	土壤/像素 Soil	样本总数/像素 Total sample size	用户精度/% User accuracy
小麦/像素 Wheat	20 779	3	20 782	99.99
土壤/像素 Soil	92	25 806	25 898	99.64
样本总数/像素 Total sample size	20 871	25 809	46 680	
用户精度/% User accuracy	99.56	99.99		

2.2 植被覆盖度提取结果与分析

通过统计可见光植被指数图像的像素,选取累计像素 2% 为纯土壤像元信息,98% 为纯植被像元信息。在计算植被覆盖度时,对低于纯土壤像元信息的噪音像素值归为 0;高于纯植被像元信息的噪音像素值则归为 1。统计得到差异植被指数 (VDVI) 的 2 个信息分别为 $VDVI_{soil} = -0.041\ 021$ 和 $VDVI_{veg} = 0.134\ 076$,过绿指数 (EXG) 的 2 个信息分别为 $EXG_{soil} = -20.478\ 431$ 和 $EXG_{veg} = 45.835\ 297$,归一化绿蓝差异指数 (NGBDI) 的 2 个信息分别为 $NGBDI_{soil} = -0.049\ 911$ 和 $NGBDI_{veg} = 0.139\ 750$,归一化绿红差异指数 (NGRDI) 的 2 个信息分别为 $NGRDI_{soil} = -0.048\ 128$ 和 $NGRDI_{veg} = 0.137\ 255$ 。根据植被覆盖度提取模型,计算得到冬小麦返青期植被覆盖图 (图 4),由于各植被覆盖图目视差异较小,这里只给出 VDVI 植被覆盖度提取模型的植被覆盖图。统计得到平均植被覆盖度,对植被覆盖度进行精度评价 (表 2),由表 2 可知,在 4 种模型中,VDVI 植被覆盖度提取模型获取的植被覆盖度精度最高。

为进一步验证植被覆盖度提取模型的提取精度,从监督分类的图像上随机选取 40 个 2 m×2 m 的样本区,计算每个样本的植被覆盖度并作为真值;利用选定的 40 个样本区统计各植被覆盖度提取模型的植被覆盖图,取每个样本区的平均植被覆盖度作为预测值,然后进行线性拟合,结果如图 5 所示。由图 5 可知,4 种植被覆盖度提取模型中 VDVI

和 EXG 的决定系数 (R^2) 均高于 0.9, NGBDI 和 NGRDI 的 R^2 均低于 0.8,说明前者拟合优度较好,后者拟合优度较差;但 EXG 的 RMSE 大于 0.05,

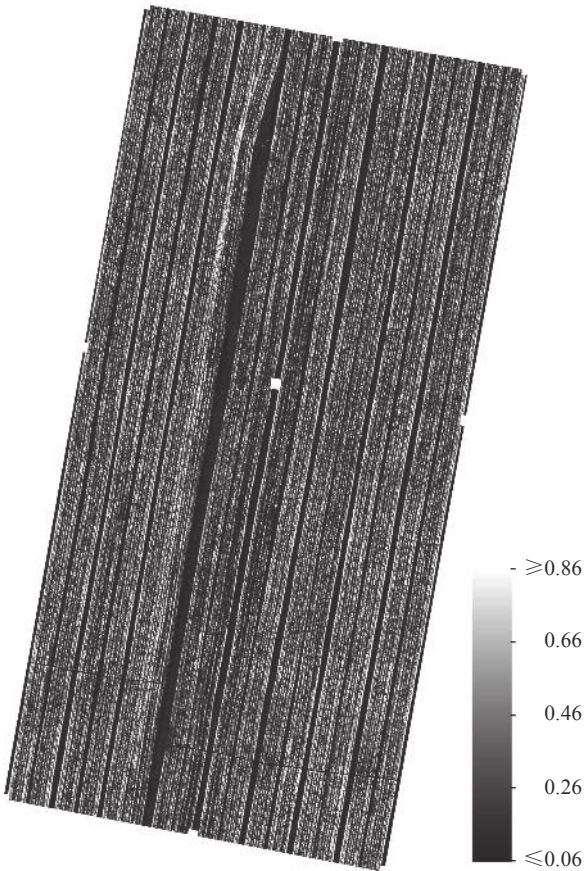


图 4 VDVI 植被覆盖图

Fig. 4 VDVI vegetation coverage map

表 2 植被覆盖度精度评价

Table 2 Accuracy evaluation of vegetation coverage

植被指数模型 Vegetation index model	覆盖度 Vegetation coverage			提取误差/% Extraction error
	像元二分法 Pixel dichotomy	监督分类 Supervised classification	差值 Difference value	
VDVI	0.321 452	0.332 623	0.011 171	3.36
NGBDI	0.303 564	0.332 623	0.029 059	8.74
NGRDI	0.384 043	0.332 623	0.051 420	15.46
EXG	0.384 780	0.332 623	0.052 157	15.68

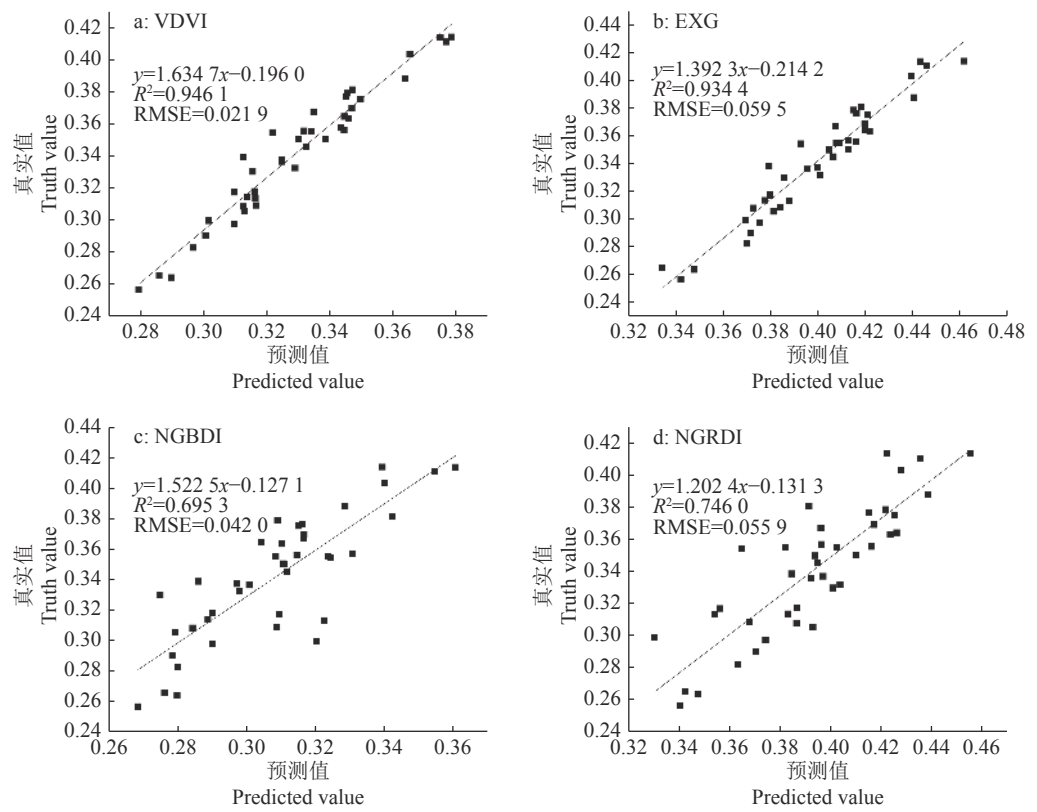


图 5 不同植被覆盖度提取模型的线性拟合结果

Fig. 5 The linear fitting results of different vegetation coverage extraction models

在 4 种植被覆盖度提取模型中相对较大, 说明其模型精度较差。综合可知, VDMI提取效果最好 (R^2 为 0.946 1, RMSE 为 0.021 9), 这与表 2 植被覆盖度精度评价结果相一致。

根据陈虹兵等^[9]对植被覆盖度等级的划分, 选取 VDMI 植被覆盖度提取模型生成冬小麦返青期植被覆盖度等级分布图, 等级分布为裸地(覆盖度 0~0.10)、低覆盖度 (0.10~0.30)、中低覆盖度 (0.30~0.45)、中覆盖度 (0.45~0.60) 和高覆盖度 (0.60~1.00)5 个等级, 并对各等级覆盖度进行统计, 结果见表 3 和图 6。

表 3 植被覆盖度等级分布统计结果

Table 3 Statistical results of vegetation coverage grade distribution

植被覆盖度 Vegetation coverage	像元数 Pixel number	百分比/% Percentage
0~0.10	1 960 500	8.15
0.10~0.30	12 265 775	51.01
0.30~0.45	4 166 478	17.33
0.45~0.60	2 460 841	10.23
0.60~1.00	3 192 675	13.28
总计 Total	24 046 269	100

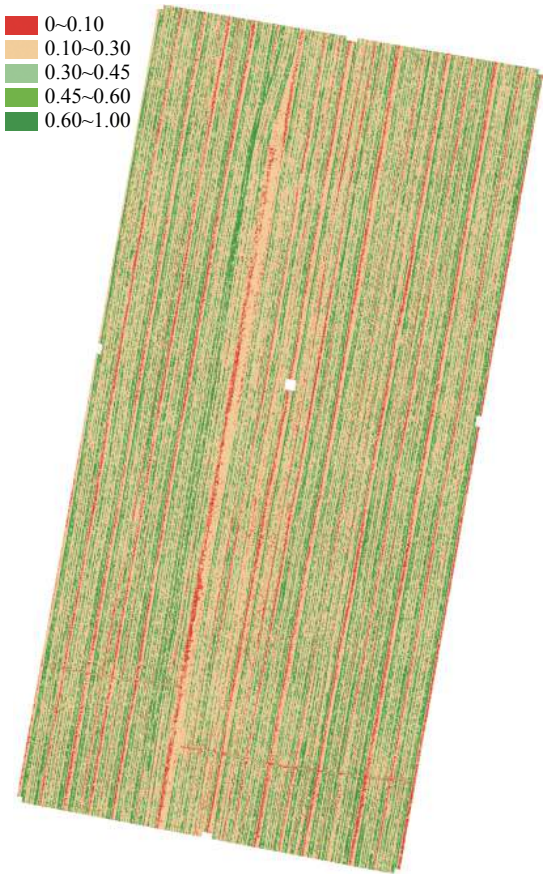


图 6 冬小麦植被覆盖度等级分布

Fig. 6 Grade distribution of winter wheat vegetation coverage

3 结论

基于可将光植被指数的植被覆盖度提取模型技术简单、可操作性强,无需对信息进行繁琐的推导,实现了冬小麦返青期植被覆盖度准确快速提取:1)利用 VDVI、EXG、NGBDI 和 NGRDI 这 4 种可见光植被指数结合像元二分法原理构建的植被覆盖度提取模型可以有效地提取冬小麦返青期植被覆盖度信息;2)与 EXG、NGBDI 和 NGRDI 相比,VDVI 构建冬小麦返青期植被覆盖度提取模型精度最高,提取误差 (E_F) 为 3.36%, R^2 为 0.946 1, RMSE 为 0.021 9;3)采用 VDVI 植被覆盖度提取模型,生成了冬小麦返青期植被覆盖度等级分布图,为小麦后期的田间管理提供了参考。

参考文献:

[1] 赵广才,常旭虹,王德梅,等.中国小麦生产发展潜力研究报告[J].作物杂志,2012(3): 1-5.

[2] 刘治开,牛亚晓,王毅,等.基于无人机可见光遥感的冬小麦株高估算[J].麦类作物学报,2019,39(7): 859-866.

[3] PUREVDORJ T, ISHIYAMA T, HONDA Y, et al. Relationships between percent vegetation cover and vegetation indices[J]. *Int J Remote Sens*, 1998, 19(18): 3519-3535.

[4] GITELSON A A, KAUFMAN Y J, STARK R, et al. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction[J]. *Remote Sens Environ*, 2002, 80(1): 76-87.

[5] 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].农业机械学报,2018,49(4): 212-221.

[6] SONG W, MU X, RUAN G, et al. Estimating fractional vegetation cover and the vegetation index of bare soil and highly dense vegetation with a physically based method[J]. *Int J Appl Earth Obs*, 2017, 58: 168-176.

[7] RUNDQUIST B C. The influence of canopy green vegetation fraction on spectral measurements over native tallgrass prairie[J]. *Remote Sens Environ*, 2002, 81(1): 129-135.

[8] ZHOU Q, ROBSON M, PILESJO P. On the ground estimation of vegetation cover in Australian Rangelands[J].

Int J Remote Sens, 1998, 19(9): 1815-1820.

[9] 陈虹兵,黄贝贝,彭道黎.基于混合像元分解的植被覆盖度模型比较研究[J].西北林学院学报,2018,33(3): 203-207.

[10] 佟斯琴,包玉海,张巧凤,等.基于像元二分法和强度分析方法的内蒙古植被覆盖度时空变化规律分析[J].生态环境学报,2016,25(5): 737-743.

[11] 李苗苗,吴炳方,颜长珍,等.密云水库上游植被覆盖度的遥感估算[J].资源科学,2004,26(4): 153-159.

[12] 何勇,岑海燕,李艺健,等.基于无人机遥感的农田信息获取技术及其机载装备[J].农业工程技术:农产品加工,2018,38(9): 28-32.

[13] 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.

[14] 赵静,杨焕波,兰玉彬,等.基于无人机可见光图像的夏季玉米植被覆盖度提取方法[J].农业机械学报,2019,50(5): 232-240.

[15] TORRES-SÁNCHEZ J, PEÑA J M, DE CASTRO A I, et al. Multi-temporal mapping of the vegetation fraction in early-season wheat fields using images from UAV[J]. *Comput Electron Agr*, 2014, 103: 104-113.

[16] 龙满生,何东健.玉米苗期杂草的计算机识别技术研究[J].农业工程学报,2007,23(7): 139-144.

[17] HUNT E R, CAVIGELLII M, DAUGHTRY C S T, et al. Evaluation of digital photography from model aircraft for remote sensing of crop biomass and nitrogen status[J]. *Precis Agric*, 2005, 6(4): 359-378.

[18] MEYER G E, NETO J C. Verification of color vegetation indices of automated crop image application[J]. *Comput Electron Agr*, 2008, 63(2): 282-293.

[19] 陈晋,陈云浩,何春阳,等.基于土地覆盖分类的植被覆盖率估算亚像元模型与应用[J].遥感学报,2001,5(6): 416-422.

[20] ZRIBI M, HÉGARAT-MASCLE S L, TACONET O, et al. Derivation of wild vegetation cover density in semi-arid regions: ERS2/SAR evaluation[J]. *Int J Remote Sens*, 2003, 24(6): 1335-1352.

[21] 张军国,韩欢庆,胡春鹤,等.基于无人机多光谱图像的云南松虫害区域识别方法[J].农业机械学报,2018,49(5): 249-255.

【责任编辑 周志红】