

关中地区梨树遥感辨识的最佳时相与方法

邢东兴¹, 白萌¹, 王明军², 焦俏¹, 封建民¹, 杨波¹

(¹咸阳师范学院资源环境学院, 陕西咸阳 712000; ²咸阳师范学院物理与电子工程学院, 陕西咸阳 712000)

摘要:【目的】利用22景GF6-WFV影像, 探寻关中地区梨树(砀山酥梨与早酥梨)遥感辨识的最佳时相与方法。【方法】首先对各景影像进行了预处理; 随后基于12种果树与3种农作物样地的ROI(感兴趣区)数据对8类试探性方法(即红边参数法、光谱距离法、图像增强处理与分析法、影像差值与比值法、反射光谱及其波段差分法、光谱指数及其变化分析、辨识方法优化组合)的辨识效能进行了逐一测试, 并优选出较佳方法及其对应时相; 最后采用全域影像对较佳方法及其最佳组合的辨识精度以及坚实性进行了验证。【结果】(1)梨树的最佳辨识时相为盛花期; (2)RGB分量阈值法对盛花期梨树具有较强的辨识效能, 并且其辨识效能具有一定的坚实性; (3) R_{710} 阈值法对盛花期梨树也具有较强的辨识效能, 其辨识的总体精度高于常见的植被指数[如 $R_{710}-R_{425}$ 、 $MSR_{red-edge}=(R_{750}-R_{425})/(R_{710}+R_{425})$ 、 $IRECI=(R_{830}-R_{660})/(R_{710}/R_{750})$ 、 $NDVI=(R_{830}-R_{660})/(R_{830}+R_{660})$ 、 $SR_{red-edge}=R_{830}/R_{710}$ 、 $CL_{red-edge}=R_{830}/R_{710}-1$ 、 $mNDVI_{red-edge}=(R_{750}-R_{710})/(R_{750}+R_{710}-2\times R_{425})$ 、 $NDVI_{red-edge}=(R_{750}-R_{710})/(R_{750}+R_{710})$ 等]; (4)仅采用梨树盛花期影像无法将梨树与李树精确区分, 而采用梨树盛花期与李树盛花期两期影像中的红边1波段的差值(即 $R_{710-apr}-R_{710-mar}$)的阈值可将梨树与李树予以精确区分; (5)RGB分量、 R_{710} 与 $R_{710-apr}-R_{710-mar}$ 三种阈值法之间具有一定的互补性, 由其组合构建的决策树对梨树的辨识效果最佳, 梨树类正确率可达92.91%, 非梨类正确率可达97.53%, 总体精度可达97.19%。【结论】采用梨树盛花期与李树盛花期两期影像, 并基于RGB分量、 R_{710} 与 $R_{710-apr}-R_{710-mar}$ 3种阈值法组建的决策树可将研究区内的梨树予以高精度辨识。

关键词: 梨; 关中地区; GF6-WFV影像; 遥感辨识; 最佳时相

中图分类号: S661.2

文献标志码: A

文章编号: 1009-9980(2022)08-1490-13

Optimal phase and method for identifying pear trees in Guanzhong area via remote sensing

XING Dongxing¹, BAI Meng¹, WANG Mingjun², JIAO Qiao¹, FENG Jianmin¹, YANG Bo¹

(¹College of Resources and Environment, Xianyang Normal University, Xianyang 712000, Shaanxi, China; ²College of Physics and Electronic Engineering, Xianyang Normal University, Xianyang 712000, Shaanxi, China)

Abstract: 【Objective】 In the present study, 22 GF6-WFV images were used to explore the optimal phase and method for identification of pear trees (including Dangshansu pear trees and Zaosu pear trees) by remote sensing in Guanzhong area, in order to provide a method for monitoring of pear trees using remote sensing. 【Methods】 Firstly, each image was preprocessed (including image space clipping, image radiation calibration, image atmospheric radiation correction, image geometry correction, image mean filtering, etc). Then, the identification efficiency of eight methods (including red edge parameter method, spectral distance method, image enhancement processing and analysis method, image difference and ratio method, reflection spectrum and bands difference method, spectral indices and their change analysis method, and optimal combination of identification methods) were tested based on the region of interest (ROI) data of sample plots of 15 crops. The better methods and their corresponding application phases were optimized. Finally, the identification accuracy and solidity of these methods and their optimal combination were verified by using global images. 【Results】 (1) The best identification phase to identify pear trees was the full flowering stage, and the identification accuracy at fruit ripening

收稿日期: 2021-12-02

接受日期: 2022-03-26

基金项目: 陕西省教育厅专项科研项目(20JK0971); 国家自然科学基金项目(61771385); 陕西省教育厅哲学社科重点基地项目(17JZ079)

作者简介: 邢东兴, 男, 工程师, 博士, 主要从事农业遥感与精准农业研究。Tel: 15592109530, E-mail: 3036310771@qq.com

stage and other phases was not ideal. (2) The RGB component threshold method had strong identification effect on pear trees in full blooming period (the RGB component threshold method refers to that the images of each phase were processed by false color synthesis; then, the obtained false color synthesis images were processed by the method of grayscale stretch, and the stretched results were stored as 24 bites RGB images; Finally, the differences of RGB component vales between pear trees sample pixels and those of non pear crops were compared and analyzed). The RGB component values of sample pixels of pear trees and the other crops were of great differences when the extreme values of R, G and B component of pear sample pixels were used as thresholds (i.e. $R \text{ component} \geq 255$, $0 \leq G \text{ component} \leq 161$, $143 \leq B \text{ component} \leq 255$). It was found that there were relatively more misclassification pixels in plum, cherry, kiwi and winter rape (the misclassification rates were 36.03%, 4.92%, 5.38% and 74.92%, respectively), and the misclassification pixels were mainly concentrated in a few plots and were fewer in the other 10 non pear crops (the misclassification rates $< 4.92\%$) and scattered. The overall accuracy (calculated according to the two categories of pear trees and non pear crops) was as high as 94.28%. (3) The R_{710} threshold method (R_{710} refers to the reflectance of the band with the central wavelength of 710 nm) also had a strong identification effect on pear trees in full blooming period. Its identification accuracy was higher than the common vegetation indices (such as $R_{710} - R_{425}$, $MSR_{red-edge} = (R_{750} - R_{425}) / (R_{710} + R_{425})$, $SR_{red-edge} = R_{830} / R_{710}$, $CL_{red-edge} = R_{830} / R_{710} - 1$, $IRECI = (R_{830} - R_{660}) / (R_{710} / R_{750})$, $NDVI = (R_{830} - R_{660}) / (R_{830} + R_{660})$, $NDVI_{red-edge} = (R_{750} - R_{710}) / (R_{750} + R_{710})$, $mNDVI_{red-edge} = (R_{750} - R_{710}) / (R_{750} + R_{710} - 2 \times R_{425})$, etc). The R_{710} of pear sample pixels was higher than that of most non pear crop sample pixels. When the extreme values of R_{710} of pear tree sample pixels were used as the threshold (i.e. $0.234 \leq R_{710} \leq 0.264$), it was found that there were relatively more misclassification pixels of plum, peach, pomegranate, persimmon, apple and grape (the misclassification rates were 21.45%, 74.97%, 25.22%, 39.84%, 9.64% and 100%, respectively), and there were fewer misclassification pixels of the other eight non pear crops (the misclassification rates were $\leq 0.15\%$) and the overall accuracy was 79.78%. (4) It was impossible to distinguish pear trees from plum trees only by using the image of pear trees in full blooming period, but using the threshold value of the difference of red edge 1 band ($R_{710-apr} - R_{710-mar}$) in the images of pear flowering and plum flowering, pear and plum trees could be accurately distinguished. The value range and mean value of $R_{710-apr} - R_{710-mar}$ corresponding to plum sample pixels were 0.058 1–0.087 9 and 0.071 3, respectively; the value range and mean value of $R_{710-apr} - R_{710-mar}$ corresponding to pear sample pixels were 0.082 9–0.113 9 and 0.095 7, respectively. When taking the minimum value of $R_{710-apr} - R_{710-mar}$ of pear sample pixels as the threshold (i.e. $R_{710-apr} - R_{710-mar} \geq 0.082 9$), it was found that although the overall accuracy of this method was not high it could reduce the misclassification rate of plum sample pixels to 6.81% (The misclassification rates of plum sample pixels corresponding to other methods in this paper was $\geq 21.45\%$). (5) There was certain complementary effect among the three threshold methods including RGB component, R_{710} and $R_{710-apr} - R_{710-mar}$, and the decision tree constructed by their combination had the best identification effect on pear trees, with a correct rate of pear trees of 92.91%, that of non-pear crops up to 97.53% and the overall accuracy of 97.19%. **【Conclusion】** The decision tree based on the three threshold methods (including RGB component, R_{710} and $R_{710-apr} - R_{710-mar}$) can identify pear trees by using images at blooming period with a high accuracy in the study area.

Key words: Pear; Guanzhong area; GF6-WFV images; Remote sensing identification; Optimum phase

利用遥感技术快捷、精确地获取大面积果区内各种果树的栽植信息(即栽植地域、面积与结构等),具有重要的生产与管理意义。这些现势性强的基础信息,是果业主管部门对辖区果业实施科学、精准与高效管理的必要前提,是果业可持续发展的有力保障^[1]。

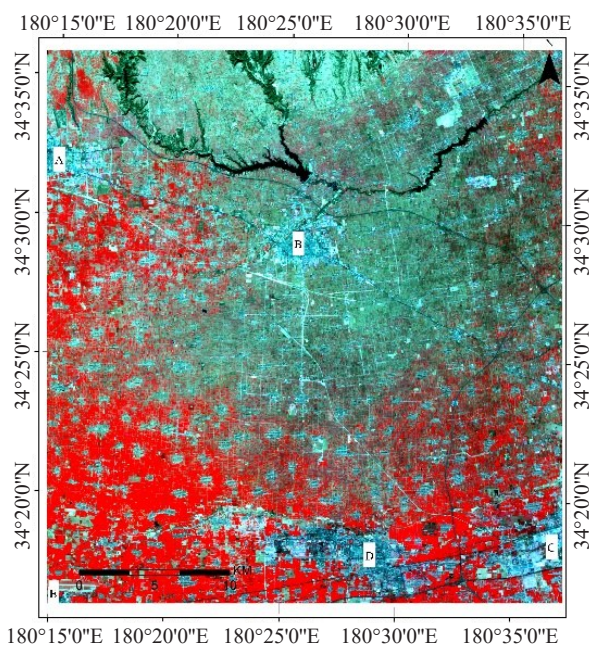
那么,利用遥感影像如何获取果区内各种果树的栽植信息? 对此问题前人业已进行了一定程度的探索,相关文献已有十多篇。这些文献就研究对象而言,有对单种果树[如苹果(*Malus pumila*)^[2-4]、柑橘(*Citrus reticulata*)^[5]、山楂(*Crataegus pinnatifida*)^[6]、猕猴桃(*Actinidia chinensis*)^[7]、库尔勒香梨(*Pyrus sinkiangensis*)^[8-9]、葡萄(*Vitis vinifera*)^[10-11]、桃(*Prunus persica*)^[12]、石榴(*Punica granatum*)^[13]、杏树(*Prunus armeniaca*)^[14]]进行辨识研究的,也有对少数几种果树进行类别区分的^[15-17];就采用的分类特征而言,有采用纹理特征^[3]、影像原始波段^[4]、植被指数^[12]或者邻期影像波段比值^[14]的,也有采用多特征组合^[6]的;就采用的分类算法而言,有采用最大似然法^[5]、SVM法^[7]或者决策树分类法^[13]的,也有采用多分类器组合法^[6]的。综览上述文献可见,前人虽然已对果树栽植信息的遥感监测进行了一定的探索,但仍有许多遗留工作亟待开展:(1)前人仅对部分树种进行了辨识研究^[2-14],还有许多其他树种的辨识方法尚待探索;(2)现有研究大多选取的研究区内果树栽植结构比较简单并且树种间林相与光谱差异较大(比如以库尔勒市作为研究区的文献^[8-9],该市主栽果树仅有香梨、红枣、核桃与苹果),其探索成果能否适用于果树栽植结构复杂的果区还有待验证^[18-19]; (3)现有研究大多采用少数几期甚至单期影像进行树种辨识,这些影像可能并非采集于最佳辨识时期,因而其探索成果可能需要改进与优化^[20-21]。

截至目前,利用遥感影像如何从面积较大、果树栽植结构复杂、粮油作物多样的关中果区提取梨树(*Pyrus spp.*)的栽植信息、该区梨树遥感监测的最佳时相是什么等问题仍未答复。鉴于此,笔者便以该区局地作为研究区,采用时相密集、波谱分辨率相对较高的GF6-WFV影像并从反射光谱特性角度探寻梨树的最佳辨识时相与方法,以期为关中甚至为其他水果产区的梨树遥感监测提供理论与方法。

1 材料和方法

1.1 研究区简介

研究区域位于关中平原中段(图1),经纬度范围为108°14'19"~108°37'15"E、34°15'57"~34°36'18"N,地貌以台塬为主,平均海拔573 m,地势较为平坦。属暖温带半湿润气候,雨热同期,年均温13.62℃,无霜期215 d,年均降雨量550~570 mm。该区地处关中果业生产核心段,区内果树栽植结构复杂,目前以成规模栽植的果树树种达12种以上[有苹果、葡萄、石榴、杏、柿(*Diospyros kaki*)、梨、桃、核桃(*Juglans regia*)、李(*Prunus cerasifera*)、樱桃(*Cerasus and cerasus*)、桑葚(*Morus alba*)与猕猴桃等)。该区梨树栽植广泛,局地集中连片(如图1西北部)。区内同种果树修剪方式大致相同,树形接近,并且其物候变化几近相同。除果业生产外,该区还种植冬小麦(*Triticum aestivum*)、冬油菜(*Brassica campestris*)与大蒜(*Allium sativum*, 7、8月播种,翌年6月收获)等粮油和蔬菜作物。



180°15'0"E 180°20'0"E 180°25'0"E 180°30'0"E 180°35'0"E
A. 乾县; B. 礼泉县; C. 咸阳市; D. 兴平市; E. 杨陵区。

A. Qianxian County; B. Liquan County; C. Xianyang City; D. Xingping City; E. Yangling District.

图1 研究区范围

Fig. 1 Scope of research area

1.2 影像简介与预处理

1.2.1 影像介绍 采用时相密集、波谱分辨率相对较高的GF6-WFV影像(表1)进行探寻研究。表1中

表1 遥感影像简介

Table 1 The introduction of remote sensing images

遥感影像 Remote sensing images	梨树物候期 Phenophaseperiod of pear tree	遥感影像 Remote sensing images	梨树物候期 Phenophase period of pear tree
GF1-WFV1-20200130 *	休眠期 Dormancy stage	GF6-WFV-20200603	果实膨大期 Fruit expanding stage
GF6-WFV-20200222	休眠期 Dormancy stage	GF6-WFV-20200624	果实膨大期 Fruit expanding stage
GF6-WFV -20200305	萌芽期 Germination stage	GF6-WFV-20200702	果实膨大期 Fruit expanding stage
GF6-WFV-20200314	萌芽期 Germination stage	GF6-WFV-20200707	果实膨大期 Fruit expanding stage
GF6-WFV-20200317	萌芽期 Germination stage	GF6-WFV -20200825	果实成熟期 Fruit ripening stage
GF6-WFV -20190331*	始花期 Initial flowering stage	GF6-WFV-20200902	果实成熟期 Fruit ripening stage
GF6-WFV -20190404*	盛花期 Full flowering stage	GF6-WFV-20190927	果实成熟期 Fruit ripening stage
GF6-WFV-20200419	谢花后 after flowers	GF6-WFV-20201017	果实采摘期 Fruit picking stage
GF6-WFV-20200428	幼果期 Young fruit-bearing stage	GF6-WFV-20201021	果实采摘期 Fruit picking stage
GF6-WFV -20200502	幼果期 Young fruit-bearing stage	GF6-WFV-20201106	休眠期 Dormancy stage
GF6-WFV -20200518	幼果期 Young fruit-bearing stage	GF6-WFV-20201230	休眠期 Dormancy stage

注:①带*表示替代影像;②表中“果实”是指酥梨果实。

Note: ①Substitute images with *; ②The “fruit” in the Table refers to the crisp pear fruit.

的GF6-WFV-20190331与GF6-WFV-20190404是用来代替缺失的2020年对应物候期的影像,GF1-WFV1-20200130是用来代替缺失的2020年1月的GF6-WFV影像。上述影像皆采购于中国资源卫星应用中心,空间分辨率为16 m,数据级别为L1A级。这些影像在覆盖研究区的区域内皆无浮云及其阴影浸掩。GF1-WFV影像有4个波段,b1~b4(b1即第1波段,下同)依次称作蓝、绿、红、近红外波段,其中心波长依次为485、555、660、830 nm;GF6-WFV影像有8个波段,b1~b8波段依次称作蓝、绿、红、近红外、红边1、红边2、紫色与黄色波段,其中心波长依次为485、555、660、830、710、750、425、610 nm。

1.2.2 影像预处理 利用ENVI4.8软件分别对上述影像进行了预处理—(1)辐射定标:采用源自中国资源卫星应用中心的定标系数与光谱响应函数进行辐射定标;(2)辐射校正:利用FLAASH模块进行大气辐射校正,校正时考虑邻边效应、传感器的天顶角与方位角等;(3)影像空间裁剪;(4)影像几何校正与配准:对所有影像采用相同的校正参数(包括投影类型、校正数学模型、像元灰度重采样方法等)进行了几何校正,并对校正后的各景影像采用同一基准影像进行了配准(RMS Error<0.237);(5)均值滤波:对每景影像中的各个波段分别进行了3×3的均值滤波,以剔除奇异灰度值。

1.3 辨识目标限定

依据试验测试,树龄不同的同种果树其反射光谱之间存在一定的差异,再加之所用影像空间分辨

率相对地块宽度较低,因而笔者在本研究中将树龄 ≥ 5 a且 ≤ 25 a(从2018年算起)、地块宽度 ≥ 32 m(即 ≥ 2 个像元宽)并且接受正常管理的梨树作为辨识目标,将树龄范围、地块宽度与梨树相同的11种非梨树以及冬小麦、冬油菜、大蒜作为与梨树区别的主要地物,而将易与梨树区别的水体、城乡建设用地、道路与撂荒地等作为次要辨识目标。

1.4 探试性方法

在探寻前,事先在每期影像中对15种作物(即12种果树、冬小麦、冬油菜与大蒜)的ROI数据分别进行了采集。在采集ROI时,避开地块边界处的混合像元。根据各种作物样本地块与像元数量,求出每块样地全部像元分别在各个波段上的反射率均值以得到样地光谱,随后又求出同种作物所有样地分别在各个波段上的反射率均值以得到作物光谱。

在探寻时,运用8类探试性方法先后对作物、样地与像元3个级别的反射光谱进行处理与分析:(1)对同期影像中不同作物的反射光谱及其1阶、2阶差分序列进行对比分析。(2)光谱距离法:对同期影像中样地与作物之间、各样地之间、像元与样地之间的光谱距离(如欧氏、马氏、Jeffreys-Matusita距离和相似系数等)分别进行计算与分析。(3)相邻或相隔时期影像的同序号波段差值或比值法。(4)同期影像光谱指数求算与分析:对同期影像中不同作物的光谱数据先后选用表2中的光谱指数并进行相应的波段运算,以探寻辨识精度较高的光谱指数及其对应的辨识时

表2 光谱指数
Table 2 Spectral indices

指数 Index	公式 Formula
归一化植被指数 ^[22] Normalized difference vegetation index	$NDVI = (R_{830} - R_{660}) / (R_{830} + R_{660})$
增强型植被指数 ^[23] Enhanced vegetation index	$EVI = 2.5 \times [(R_{830} - R_{660}) / (R_{830} + 6 \times R_{660} - 7.5 \times R_{485} + 1)]$
大气阻抗植被指数 ^[24] Atmospheric impedance vegetation index	$ARVI = [R_{830} - (2 \times R_{660} - R_{485})] / [R_{830} + (2 \times R_{660} - R_{485})]$
比值植被指数 Ratio vegetation index	① R_i / R_j ② $\ln(R_i) / \ln(R_j)$
差值植被指数 Difference vegetation index	① $R_i - R_j$ ② $1/R_i - 1/R_j$ ③ $1/\ln(R_i) - 1/\ln(R_j)$
加和植被指数 Additive vegetation index	① $R_i + R_j$ ② $R_i + R_j + R_t$ ③ $R_i + R_j + R_t + R_z$
混合运算指数 Mixed operation vegetation index	① $R_{830} \times (1/R_i - 1/R_j)$ ② $(R_i \pm R_j) / R_t$ ③ $R_t / (R_i \pm R_j)$ ④ $(R_i \pm R_j) / (R_t \pm R_z)$ ⑤ $(1/R_i \pm 1/R_j) / (1/R_t \pm 1/R_z)$ ⑥ $[1/\ln(R_i) \pm 1/\ln(R_j)] / [1/\ln(R_t) \pm 1/\ln(R_z)]$
红边指数 ^[25-29] Red edge vegetation index	① $NDVI_{red-edge} = (R_{750} - R_{710}) / (R_{750} + R_{710})$ ② $mNDVI_{red-edge} = (R_{750} - R_{710}) / (R_{750} + R_{710} - 2 \times R_{425})$ ③ $MSR_{red-edge} = (R_{750} - R_{425}) / (R_{710} + R_{425})$ ④ $IRECI = (R_{830} - R_{660}) / (R_{710} / R_{750})$ ⑤ $CL_{red-edge} = R_{830} / R_{710} - 1$ ⑥ $SR_{red-edge} = R_{830} / R_{710}$ (或 R_{830} / R_{750})

注:①830、660、485 与 i、j、t、z, 皆指波段的中心波长, 用其表示对应波段; ②当公式中两值相减时, $i \neq j, t \neq z$ 。

Note: ①830, 660, 485 and i, j, t, z all refer to the central wavelength of the band, which represents the corresponding band; ②When the two values in the formula were subtracted, $i \neq j, t \neq z$.

相。(5)光谱指数变化分析: 对相邻或相隔时期不同作物对应的同一光谱指数值的变化情况进行对比分析。(6)图像增强处理与分析: 先后采用灰度拉伸(或称灰度扩展)、主成分分析与空间域滤波等图像增强方法对每期影像分别进行处理, 并对处理后的图像或分量数据进行辨识效能分析。灰度拉伸处理与分析是指对每期影像首先进行假彩色合成(即对 b4、b3、b2 波段分别赋予 R、G、B 色彩), 随后参照梨树样本像元分别在 b4、b3、b2 波段上的极值对假彩色图像进行反 Z 字分段线性拉伸并将拉伸结果以 24 位 RGB 图像存储, 最后对比分析梨树样本像元的 RGB 分量值与非梨作物的差异。(7)红边参数分析: 对各期各种作物反射光谱中的红边位置、红边波段反射率以及红边面积进行对比分析。(8)对上述探得的具有一定辨识效能的多种方法予以组合, 并对其综合辨识效能分别进行探试与分析。

2 结果与分析

2.1 基于 ROI 数据的初探结果

在对上述各种探试性方法及其辨识结果进行了对比分析后, 发现如下方法不仅运算简便而且辨识

效能较佳。

2.1.1 假彩色合成图像灰度拉伸后的 RGB 分量阈值法(简称 RGB 阈值法) 在采用灰度拉伸法对源自梨树盛花期影像的假彩色合成图像进行增强处理时, 发现参照(并非按照)梨树样本像元分别在 b4、b3、b2 波段上的反射率极值(即 $0.2608 \leq R_{830} \leq 0.2966$ 、 $0.1942 \leq R_{660} \leq 0.2363$ 、 $0.1859 \leq R_{555} \leq 0.2130$)对假彩色图像进行反 Z 字分段线性拉伸(表 3)后, 所有梨树样地皆呈现出高亮的粉红色以区别于大多数非梨作物样地, 梨树与非梨作物的样本像元所具有的 RGB 分量值存在较大差异(表 4)。

当以梨树样本像元的 R、G、B 分量的极值作为阈值(即 R 分量 ≥ 255 、 $0 \leq G$ 分量 ≤ 161 、 $143 \leq B$ 分量 ≤ 255)进行作物识别时, 发现李、樱桃、猕猴桃与冬油菜的错分像元相对较多(错分率分别为 36.03%、4.92%、5.38%、74.92%), 并且错分像元主要集中在少数地块内, 其他 10 种非梨作物的错分像元较少(错分率皆 $< 4.92\%$, 表 5), 并且分布零散, 总体精度(按梨树与非梨作物两大类进行计算, 下同)高达 94.28%。

在探试过程中还发现, 若完全按照梨树样本像元分别在 b4、b3、b2 波段上的反射率极值对假彩色

表3 对GF6-WFV-20190404影像的b4、b3与b2波段分别采用的灰度拉伸函数

Table 3 Gray scale stretching functions used for b4, b3 and b2 bands of GF6-WFV-20190404 image

b4拉伸函数 Stretching function of b4	b3拉伸函数 Stretching function of b3	b2拉伸函数 Stretching function of b2
(1) 当if $R_{830} \leq 0.2467$ R分量R component=0;	(1) 当if $R_{660} \leq 0.2159$ G分量G component=0;	(1) 当if $R_{555} \leq 0.1723$ B分量B component=0;
(2) 当if $0.2467 < R_{830} < 0.2600$ R分量R component= $19.172.93 \times R_{830} - 4.729.96$;	(2) 当if $0.2159 < R_{660} < 0.2481$ G分量G component= $7.919.26 \times R_{660} - 1.709.76$;	(2) 当if $0.1723 < R_{555} < 0.1965$ B分量B component= $10.537.19 \times R_{555} - 1.815.56$;
(3) 当if $R_{830} \geq 0.2600$ R分量R component=255	(3) 当if $R_{660} \geq 0.2481$ G分量G component=255	(3) 当if $R_{555} \geq 0.1965$ B分量B component=255

表4 各种作物样本地块与像元数量以及样本像元对应的RGB分量的极值和均值

Table 4 Number of sample plots and sample pixels of various crops and extreme values and mean values of RGB components corresponding to sample pixels

作物 Crops	样地块数 Number of plots	像元个数 Number of pixels	R分量Rcomponent (极大/极小/均值 Max/Min/Mean)	G分量Gcomponent (极大/极小/均值 Max/Min/Mean)	B分量Bcomponent (极大/极小/均值 Max/Min/Mean)
梨树 Pear trees	67	1274	255/255/255	161/0/18.17	255/143/245.58
杏树 Apricot trees	36	638	255/0/119	0/0/0	33/0/0.42
桑葚 Mulberry trees	29	501	255/0/143.32	0/0/0	60/0/15.80
苹果 Apple trees	42	726	255/0/65.08	76/0/4.39	255/24/146.31
李树 Plum trees	31	494	255/0/112.14	77/0/3.26	255/40/178.15
柿树 Persimmon trees	28	522	255/0/148.75	228/17/136.61	255/207/240.75
石榴 Pomegranate trees	33	608	149/0/10.57	235/0/50.53	255/45/161.32
桃树 Peach trees	48	835	255/0/84.42	255/87/179.06	255/182/240.73
樱桃 Cherry trees	40	773	255/0/123.69	0/0/0	198/2/119.54
核桃 Walnut trees	20	697	27/0/9.59	0/0/0	244/199/211.67
葡萄 Grape trees	54	1653	52/0/13.63	255/205/240.44	255/255/255
猕猴桃 Kiwifruit trees	56	1449	255/0/184.62	2/0/0.03	220/0/77.39
冬小麦 Winter wheat	35	1632	255/255/255	0/0/0	0/0/0
冬油菜 Winter rape	24	662	255/232/252.43	0/0/0	253/63/163.61
大蒜 Garlic	30	1486	255/255/255	0/0/0	0/0/0
合计 Total	573	13 950			

表5 分别以梨树样本像元的RGB分量等的极值为阈值辨识各种作物样本像元的错分率与总体精度

Table 5 Taking the extreme values of RGB components and so on of pear sample pixels as the threshold respectively, the misclassification rate and overall accuracy of various crop sample pixels were identified %

作物 Crops	RGB	R_{710}	$R_{710}-R_{425}$	$MSR_{red-edge}$	IRECI	NDVI	$NDVI_{red-edge}$	$mNDVI_{red-edge}$
梨树 Pear trees	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
杏树 Apricot trees	0.00	0.00	0.62	25.23	52.82	49.37	52.35	38.71
桑葚 Mulberry trees	0.00	0.00	0.00	100.00	64.27	64.27	42.91	7.18
苹果 Apple trees	1.10	9.64	4.96	66.25	65.29	67.35	96.00	97.96
李树 Plum trees	36.03	21.45	21.86	45.34	47.98	54.25	65.18	71.25
柿树 Persimmon trees	0.00	39.84	59.96	59.96	59.96	19.92	69.99	69.92
石榴 Pomegranate trees	0.00	25.22	45.89	0.80	0.00	0.00	0.90	0.00
桃树 Peach trees	0.00	74.97	90.50	16.28	0.00	0.00	0.00	0.00
樱桃 Cherry trees	4.92	0.51	1.42	92.36	93.40	95.73	97.15	89.52
核桃 Walnut trees	0.00	0.00	0.00	0.00	71.44	85.65	100.00	100.00
葡萄 Grape trees	0.00	100.00	100.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
猕猴桃 Kiwi fruit trees	5.38	0.00	5.45	100.00	97.79	98.89	81.50	59.76
冬小麦 Winter wheat	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
冬油菜 Winter rape	74.92	0.00	0.00	74.92	31.26	31.26	6.19	0.00
大蒜 Garlic	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
总体精度 Overall accuracy	94.28	79.78	76.81	67.89	67.55	67.92	66.96	71.62

图像进行灰度拉伸,因受少数梨树像元相对奇异的反射光谱的影响,总体拉伸效果与辨识精度变差。

2.1.2 红边 1 波段反射率的阈值法(即 R_{710} 阈值法) 在采用红边参数分析法对盛花期梨树进行辨识时,发现梨树样本像元在红边 1 波段的反射率即 R_{710} 高于大多数非梨作物样本像元的 R_{710} (表 6)。当

以梨树样本像元的 R_{710} 的极值作为阈值(即 $0.234 0 \leq R_{710} \leq 0.264 1$)进行作物辨别时,发现李、桃、石榴、柿、苹果与葡萄树的错分像元相对较多(错分率分别为 21.45%、74.97%、25.22%、39.84%、9.64%、100%),其余 8 种非梨作物的错分像元较少(错分率皆 $\leq 0.15\%$,表 5),总体精度为 79.78%。

表 6 各种作物样本像元分别对应的 R_{710} 的极值与均值

Table 6 Extreme values and mean value of R_{710} corresponding to the sample pixels of each crop

作物 Crops	梨树 Pear trees	杏树 Apricot trees	桑葚 Mulberry trees	苹果 Apple trees	李树 Plum trees	石榴 Pomegranate trees	桃树 Peach trees	大蒜 Garlic
极大值 Max	0.264 1	0.215 5	0.208 7	0.242 5	0.255 7	0.258 4	0.274 1	0.182 5
极小值 Min	0.234 0	0.185 4	0.194 9	0.208 3	0.210 1	0.212 9	0.234 7	0.178 6
均值 Mean	0.246 0	0.198 5	0.202 3	0.223 1	0.228 3	0.230 7	0.251 1	0.180 4
作物 Crops	樱桃 Cherry trees	核桃 Walnut trees	葡萄 Grape trees	猕猴桃 Kiwi fruit tree	冬小麦 Winter wheat	冬油菜 Winter rape	柿树 Persimmon trees	
极大值 Max	0.234 7	0.227 0	0.260 8	0.233 2	0.150 5	0.222 9	0.267 7	
极小值 Min	0.204 6	0.219 4	0.246 3	0.196 9	0.128 6	0.201 7	0.228 1	
均值 Mean	0.221 8	0.222 8	0.253 2	0.213 8	0.138 9	0.212 5	0.249 2	

在随后对表 2 中的所有光谱指数的辨识效能进行逐一探试时,发现这些光谱指数对各时期梨树的辨识精度皆不理想,即使是对盛花期梨树的总体辨识精度也不够高,其值竟然皆低于仅仅采用 R_{710} 的阈值进行辨识的总体精度(表 5,该表只列出总体精度 $\geq 66.96\%$ 的光谱指数)。

2.1.3 两期影像红边 1 波段的差值法(简记为 $R_{710\text{-apr}}-R_{710\text{-mar}}$ 阈值法) 在探试梨树盛花期与李树盛花期两期影像(即 GF6-WFV-20190404 与 GF6-WFV-20200317)波段差值法的辨识效能时,发现利用红边 1 波段差值(即 $R_{710\text{-apr}}-R_{710\text{-mar}}$,图 2)的阈值可

将最易与梨树混淆的、其他方法不能够高精度辨别的李树和梨树予以精确区分。李树样本像元对应的 $R_{710\text{-apr}}-R_{710\text{-mar}}$ 的值域与均值分别为 $0.058 1 \leq R_{710\text{-apr}}-R_{710\text{-mar}} \leq 0.087 9$ 、 $0.071 3$,梨树样本像元对应的 $R_{710\text{-apr}}-R_{710\text{-mar}}$ 的值域与均值分别为 $0.082 9 \leq R_{710\text{-apr}}-R_{710\text{-mar}} \leq 0.113 9$ 、 $0.095 7$ 。当以梨树样本像元的 $R_{710\text{-apr}}-R_{710\text{-mar}}$ 的极小值作为阈值(即 $R_{710\text{-apr}}-R_{710\text{-mar}} \geq 0.082 9$)进行作物辨别时,发现该方法总体精度虽然不高,但其可使李树样本像元的错分率降低至 6.81%(而其他方法对应的李树样本像元错分率皆 $\geq 21.45\%$)。

2.1.4 辨识方法优化组合 在对探寻所得的具有一定辨识效能的多种方法进行优化组合以及辨识效能检测后,发现 RGB 分量、 R_{710} 与 $R_{710\text{-apr}}-R_{710\text{-mar}}$ 3 种阈值法组合在一起的综合辨识效能最佳,其总体精度与李树样本像元的错分率分别为 99.79%、5.26%。

2.2 初探结果的验证

上述探得的较佳辨识方法及其最佳组合仅仅是对特定年份内各期各种作物样地的 ROI 数据进行处理与分析后得出的结果,其应用于全域影像时的辨识效果以及其辨识效能的坚实性(即对不同年份的同时相影像,该方法识别梨树的效能。)将通过以下验证予以回答。

2.2.1 全域影像辨识精度验证 (1)验证过程。首先将灰度拉伸后的 RGB 分量图像、 $R_{710\text{-apr}}-R_{710\text{-mar}}$ 图像以及 GF6-WFV-20190404 影像中的红边 1 波段予以复合,形成验证影像;随后利用 R 分量 ≥ 255 、 $0 \leq G$ 分

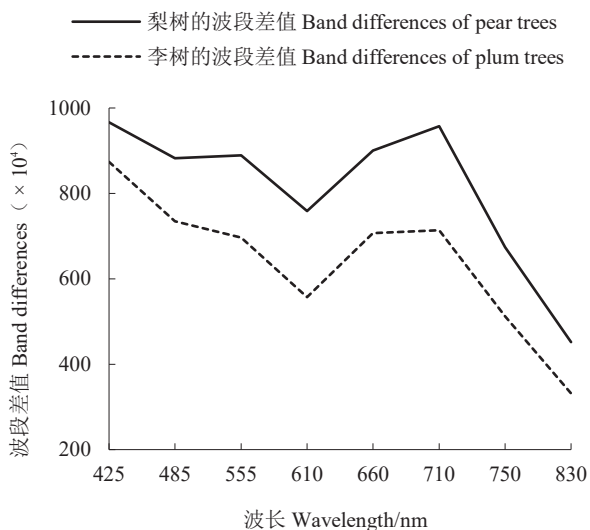


图 2 李与梨树分别对应的同序号波段差

Fig. 2 Plum and pear trees respectively corresponding differences between bands with the same serial number

量 ≤ 161 、 $143 \leq B$ 分量 ≤ 255 、 $0.234 \leq R_{710}$ 、 $1 - R_{710-apr} - R_{710-mar} \geq 0.0829$ 共5个阈值构成的决策树对验证影像进行基于专家知识的决策树分类;最后通过室内判读与实地勘察以检测辨识结果的精度。

(2)验证结果。1)室内解译与验证:利用深度不同的决策树依次进行辨识的结果见图3~图7。从图3可见,利用R分量的阈值可将研究区内几乎所有的水体、沟壑、城乡建筑用地以及核桃、葡萄、石榴树的全部样地予以剔除(如果非梨样地 $\geq 75\%$ 的像元被正确识别,则认为该样地被正确识别,否则认为该

样地被错分为梨树而予以留存,下同)。从图4可见,增加G分量的阈值分类后,图3留存的桃树样地、县级以上公路以及裸地被全部剔除。从图5可见,续加B分量的阈值分类后,图4留存的大蒜、冬小麦、柿、桑葚与杏树样地以及撂荒地全部剔除。从图6可见,再续加 R_{710} 的阈值分类后,图5留存的冬油菜、猕猴桃、苹果与樱桃样地被全部剔除,图6中仅留存梨树的全部样地、3块李树样地以及被识别为梨树的非样地作物。从图7可见,增补 $R_{710-apr} - R_{710-mar}$ 的阈值进行分类后,李树样地被全部剔除,李

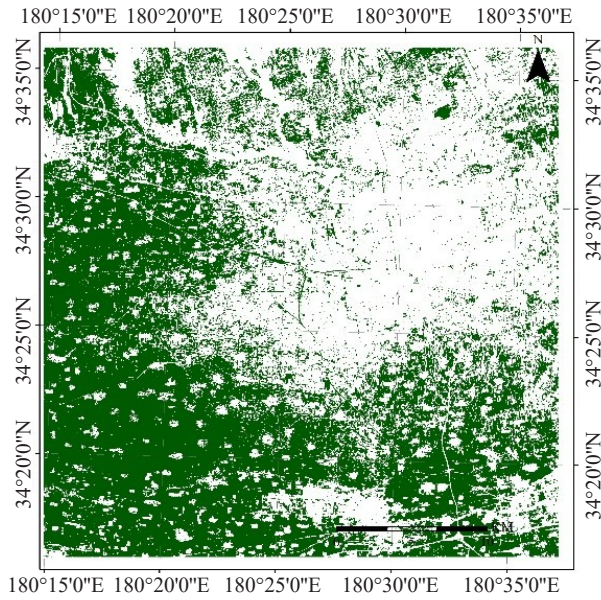


图3 采用R分量的阈值分类后的结果

Fig. 3 The result diagram after classification by threshold of R component

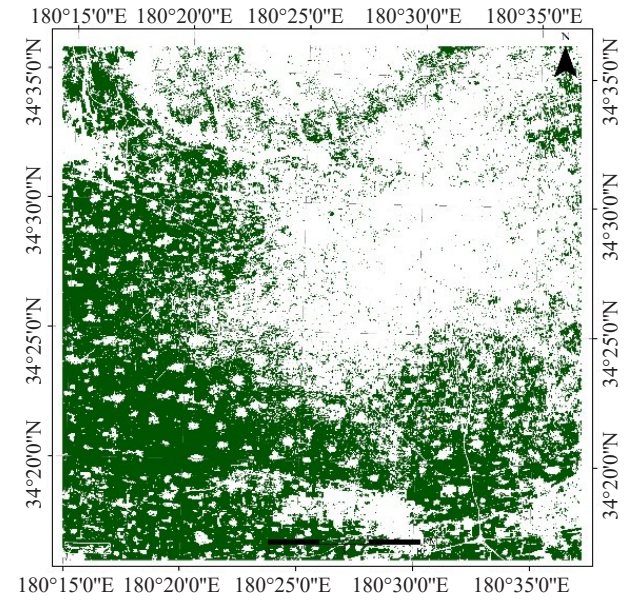


图4 联用RG分量的阈值分类后的结果

Fig. 4 The result diagram after classification by thresholds of R and G components

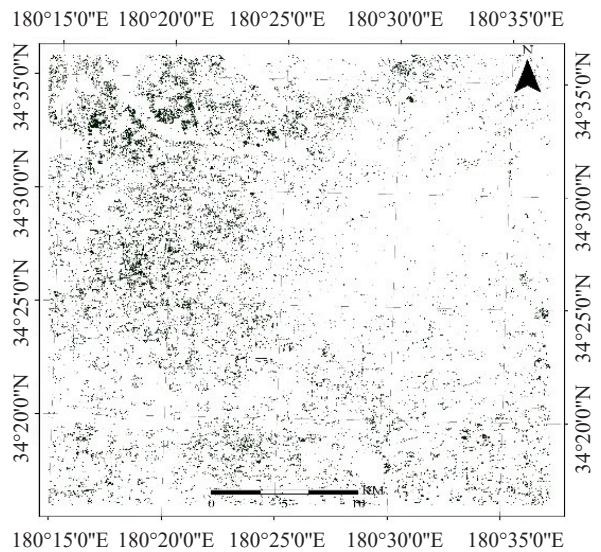


图5 联用RGB分量的阈值分类后的结果

Fig. 5 The result diagram after classification by thresholds of R, G and B components

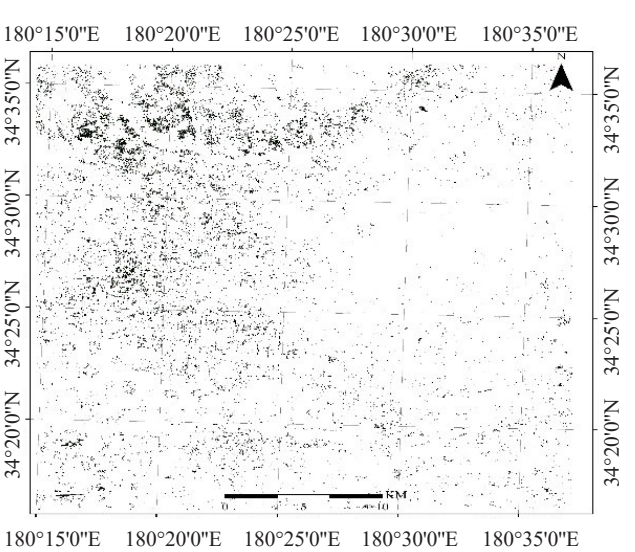


图6 联用RGB分量与 R_{710} 的阈值分类后的结果

Fig. 6 The result diagram after classification by thresholds of R, G, B and R_{710}

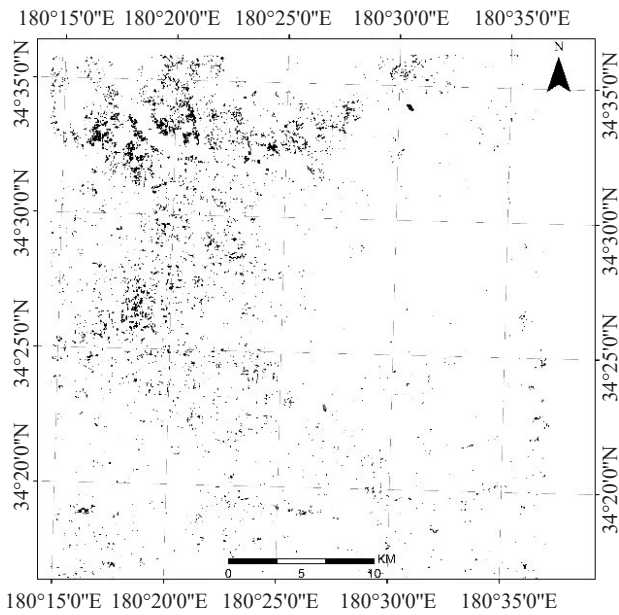


图7 联用 RGB 分量、 R_{710} 、 $R_{710-apr}$ 、 $R_{710-mar}$ 的阈值分类后的结果

Fig. 7 The result diagram after classification by thresholds of R, G, B, R_{710} and $R_{710-apr}$ - $R_{710-mar}$

树样本像元的错分率降至5.26%。

2)实地勘察验证:在此仅对图7经分类后处理(Analysis Method选为Majority, Kernel Size设为 3×3 , Center Pixel Weight设为3)的结果图进行验证,勘察方式为避开上述样地的随机抽查,勘察路线为研究区西北角至东南角的对角线。验证结果:(i)许多不符合辨识目标限定条件的梨树被识别为非梨树,如有28块宽度各异且树苗已被移栽的幼龄梨树、41块宽度 < 32 m的成年梨树、3块套栽桃树的成年梨树、17块荒弃的树冠笼罩干枯杂草的成年梨树皆被识别为非梨树。另外,2块不符合辨识限定条件的密植、低龄梨树被识别为梨树。(ii)因所用影像空间分辨率相对较低、混合像元与异物同谱现象的存在以及影像配准时误差的不可消除等因素影响,所见梨树地块分类后的形状与实际存在或多或少的差异。(iii)被抽查到且符合辨识限定条件的15种作物的地块数共473块(其中梨树32块、李树30块、苹果26块、樱桃33块,其他作物的地块数在21~48块之间)、像元数目共9548个(其中梨树像元691个,李树像元805个,其他13种非梨作物像元8052个)。473个地块经验证后可知,受异物同谱现象等因素的影响,4块梨树被错分为非梨树,李、苹果与樱桃被错分为梨树的地块分别为5、5、3块,其余作物未见整块地被错分而仅见个别地块内有少数像元被错

分。9548个像元经验证后可知,49个梨树像元被错分,李、苹果与樱桃像元被错分数量分别为92、65、27个,其余作物像元被错分数量为35个。经简单运算可得梨树类的正确率为92.91%,李树类的错分率为11.43%,非梨类的正确率为97.53%,总体精度为97.19%。

2.2.2 初探结果的坚实性验证 因受国内外数据库现存影像的局限,在此仅采用GF1-WFV3-20180329影像(其采集日期正置研究区梨树的盛花期)并且仅对RGB阈值法的坚实性予以验证。在验证时,首先采用与前文所述相同的处理方法对该景影像进行了相关处理;随后对比分析了梨树像元与非梨像元分别对应的RGB分量值的差异;最后基于梨树像元对应的R、G、B分量的极值对非梨作物像元进行了一一识别。验证结果为:(1)梨树像元与非梨像元分别对应的RGB分量值依然存在较大差异(图8);(2)李、樱桃、猕猴桃与冬油菜的错分像元依然较多,其他非梨作物的错分像元较少,总体精度与李树像元错分率分别为88.03%、34.72%。

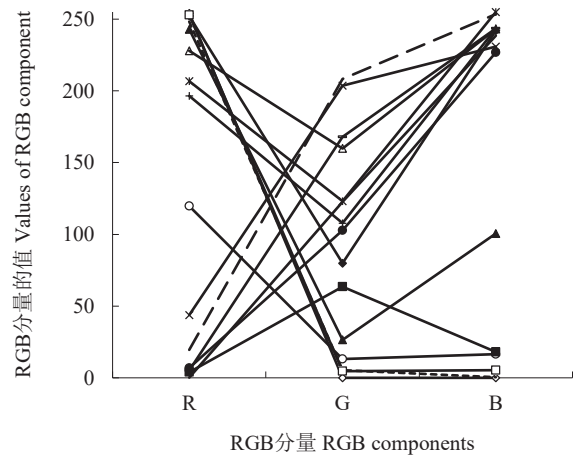


图8 灰度拉伸后15种作物分别对应的RGB分量值
Fig. 8 RGB component values corresponding to 15 crops after gray stretching

2.3 最终探寻结果

通过上述一系列验证,现已证实:(1)研究区梨树遥感辨识的最佳时相是盛花期;(2)RGB分量阈

值法对盛花期梨树的确具有较强的辨识效能并且其辨识效能具有一定的坚实性。从图9可见:(1)梨树的 R_{830} 均值明显高于城乡建筑、道路、撂荒地、沟壑、水体以及核桃、苹果、葡萄、石榴树的 R_{830} 均值;梨树的 R_{660} 均值明显低于裸地、桃树与柿树的 R_{660} 均值;梨树的 R_{555} 均值明显高于小麦、大蒜、杏树、猕猴桃、桑葚树的 R_{555} 均值。(2)在14种非梨作物中,与梨树反射光谱差异最小的是李树,仅其 R_{710} 均值与梨树

存在相对较大的差异。(3) R_{710} 阈值法对盛花期梨树亦具有较高的辨识效能,并且其辨识效能高于常见的一些光谱指数。梨树在680~780 nm波段上反射率的最大拐点对应710 nm波长(指在无干扰因素影响的情形下),梨树反射光谱的这一特征致其 R_{710} 与其他大多数非梨作物存在较大差异(图10,该图所示梨树花枝的反射光谱是用野外光谱仪采集)。(4) $R_{710-apr}-R_{710-mar}$ 阈值法可将盛花期的梨树与同时期的

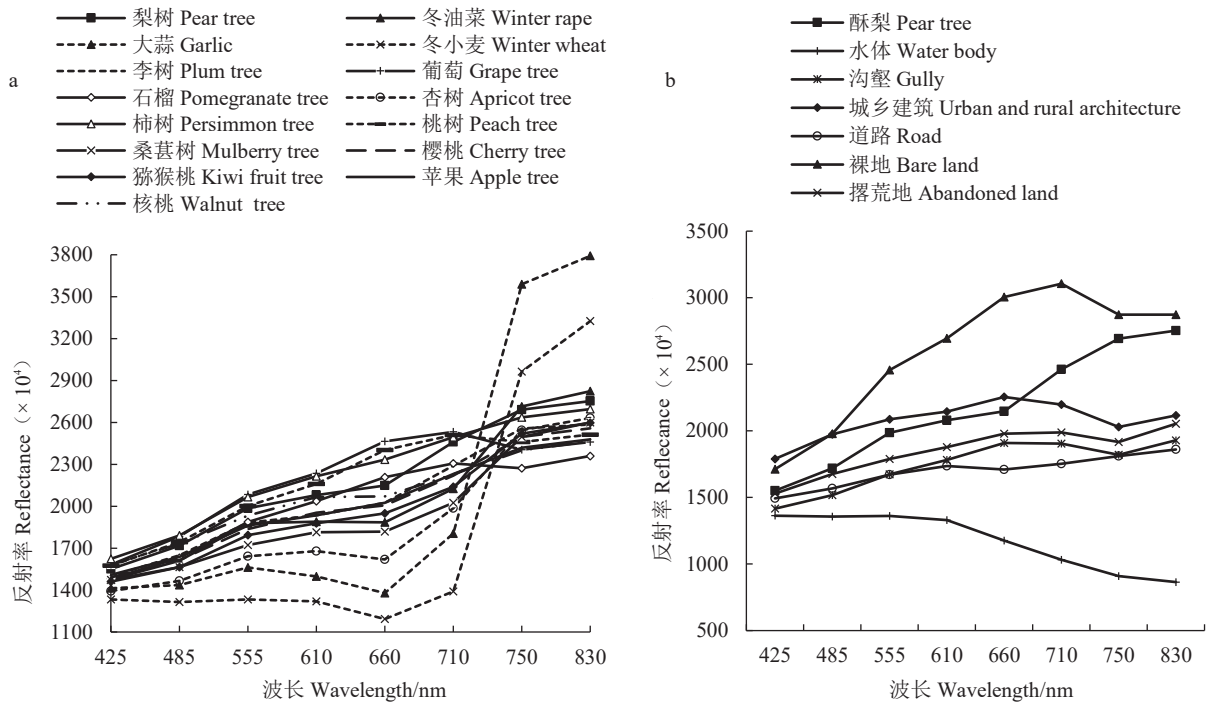


图9 源自梨树盛花期影像的各种地物的反射光谱

Fig. 9 Reflectance spectra of various ground objects derived from the image of pear trees in full bloom

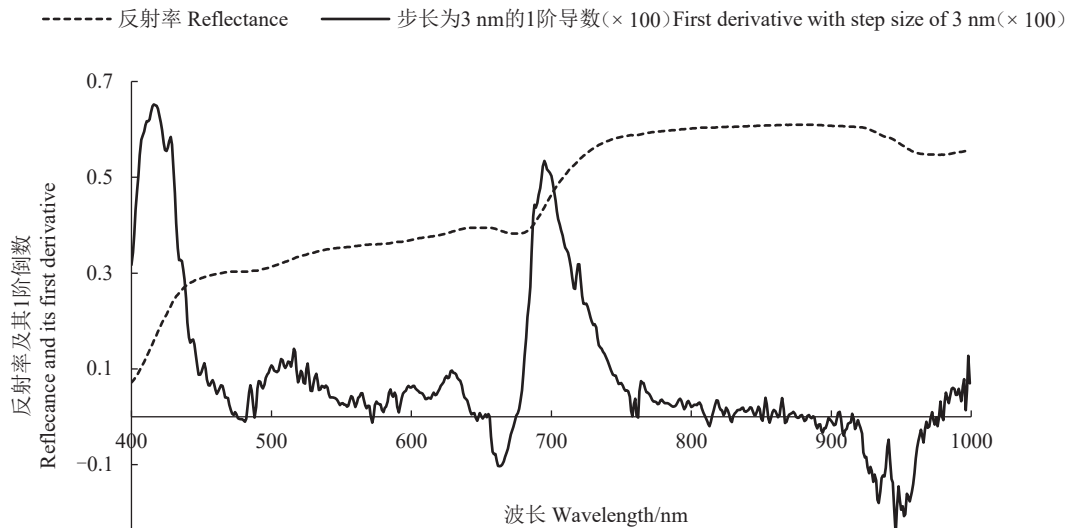


图10 梨树花-叶-枝反射光谱及其1阶导数

Fig. 10 Flower-leaf-branch reflectance spectra of pear trees and their first derivative

李树予以精确区分。(5) RGB 分量、 R_{710} 与 $R_{710-apr}-R_{710-mar}$ 3 种阈值法组合在一起的综合辨识效能最佳。

3 讨 论

笔者选取果树种植结构复杂的关中中部作为研究区,采用多时相 GF6-WFV 影像对该区梨树遥感辨识的最佳时相与方法进行了探索研究。通过一系列反复测试与验证,有如下发现:

(1) 研究区内梨树遥感辨识的最佳时相是其盛花期。邢东兴等^[12-14]曾对该区石榴、杏树、桃树遥感辨识的最佳时相分别进行了探索,结果表明前两种果树的最佳辨识时相皆为盛花期,而桃树的最佳辨识时相为10月初,盛花期次之。董芳等^[2]在对栖霞市的苹果树进行遥感监测时,因其采用盛花期的 TM 影像而获得较高的监测精度(面积精度 > 97%)。上述成果表明盛花期可能是花朵外显的果树遥感辨识的较佳甚至最佳时相。

事前猜想的较佳辨识时相——梨果成熟期并未被证实,究其原因是:1) 研究区内绝大多数梨树地的梨果被套袋,并且袋色不同(有棕红色、黑色等纸袋);2) 研究区内的梨树以砀山酥梨为主,当其果实成熟时(9月底),区内大部分果树的叶片已衰老变色,以致其与套袋梨树的反射光谱差异变小;3) 此时的苹果果实尤其是短枝富士果实也套有各色纸袋。诸上因素共致梨果成熟期的辨识效果不够理想。

(2) 在8大类探试性方法中,RGB 分量阈值法与 R_{710} 阈值法对盛花期梨树皆具有较强的辨识效能, $R_{710-apr}-R_{710-mar}$ 阈值法对最易与梨树混淆的李树具有较高的辨别精度。这3种阈值法之间具有一定的互补性,由其组合而构建的决策树对梨树具有较高的辨识精度,梨树类正确可达 92.91%,非梨类正确率可达 97.53%,总体精度可达 97.19%。

RGB 分量阈值法对盛花期梨树具有较强的辨识效能并且其辨识效能具有一定的坚实性,究其原因处于盛花期的梨树具有异于别物的独特林相(花朵雪白、叶色嫩黄、冠层平整且盖度较大),这一独特林相导致梨树的反射光谱有别于其他大多数地物。在14种非梨作物中,与梨树反射光谱差异最小的是李树,其原因是李树的花期稍早于梨树花期,当梨树进入盛花期时,部分李树上仍然留存衰败的灰白花朵或干枯白花,这些花朵与地面嫩黄杂草的反射光谱叠加后,与花朵较少的梨树的反射光谱差

异较小。梨树与非梨作物间的差异,通过灰度拉伸处理得以适度扩展。

R_{710} 阈值法对盛花期梨树亦具有较高的辨识效能,并且其辨识效能高于常见的一些光谱指数。究其原因是盛花期梨树所具有的独特林相导致梨树反射光谱中的红边位置位于 710 nm 处,此时的梨树在 680~780 nm 波段上反射率的最大拐点对应 710 nm 波长(指在无干扰因素影响的情形下),梨树反射光谱的这一特征致其 R_{710} 与其他大多数非梨作物存在较大差异。这一发现与前人所探成果较为相似^[30]。已有研究表明,红边波段或红边植被指数对林种、草种或农作物种类皆具有较高的辨别精度。比如梁继等^[30]在采用 GF6-WFV 影像对大豆(*Glycine max*)、玉米(*Zea mays*)、水稻(*Oryza sativa*)进行辨别时,发现在8个波段中 b5 的反射率(即 R_{710})对这3类农作物的区分能力最强;刘佳等^[31]、Adelabu 等^[32]、Tigges 等^[33]的研究结果表明,在有红边波段或红边植被指数参与的情形下,植物分类精度会大幅提高。

$R_{710-apr}-R_{710-mar}$ 阈值法可将盛花期的梨树与同时期的李树予以精确区分。猜其可能的致因是李树盛花期,李树的 R_{710} 值逐渐衰减,而梨树盛花期,梨树的 R_{710} 值却显著增加,从而导致梨树的 $R_{710-apr}-R_{710-mar}$ 值较李树的 $R_{710-apr}-R_{710-mar}$ 值大。这一发现表明相邻或相隔时期的遥感影像同序号波段差值或比值方法对物候期与外相相近的植物类别具有较高的区分效能。邢东兴等^[14]的研究结果也证实了这一论断。

RGB 分量、 R_{710} 与 $R_{710-apr}-R_{710-mar}$ 3 种阈值法组合在一起的综合辨识效能最佳。从探寻与验证两个过程皆发现,这3种阈值法具有一定的互补性:RGB 分量阈值法对樱桃、猕猴桃、冬油菜的辨识效能较低,而 R_{710} 阈值法对这3种作物辨识效能较高; R_{710} 阈值法对桃、石榴、柿、苹果与葡萄的辨识效能较低,而 RGB 分量阈值法对这5种果树的辨识效能较高;RGB 分量与 R_{710} 2 种阈值法对梨树与李树的区分效能皆不够高,而 $R_{710-apr}-R_{710-mar}$ 阈值法可高精度区分这两种果树。

笔者探得的辨识梨树(砀山酥梨与早酥梨)的最佳方法与前人辨识梨树(库尔勒香梨)的方法^[8-10]有所不同。主要原因是所选研究区以及区内作物种植结构的复杂程度不同。在作物种植结构复杂程度不同的区域辨识同种植物所采用的方法可能不同^[18-19]。比如刘吉凯等^[10]在对作物种植结构相对简

单的库尔勒市的香梨进行辨识时,仅采用1景 Landsat8-OLI影像并联用NDVI、b5与b7的阈值即可将香梨予以高精度辨识,香梨类的用户精度与总体分类精度分别高达93.51%与90.90%。

受所用影像空间分辨率的局限以及异物同谱现象的影响,笔者仅对树龄 ≥ 5 a且 ≤ 25 a、地块宽度 ≥ 32 m并且接受正常管理的梨树进行了辨识研究,而对尚未挂果的幼龄树(其树冠较小,覆盖度较低。在低空间分辨率的影像中,其反射光谱与一些撂荒地甚至裸地相近,以致较难辨识)、老龄树(因受多种自然灾害的长期影响,大部分地块内的梨树树形残缺不全甚至有被挖掉的现象,以致其反射光谱与一些非梨地物相近而较难辨识)以及地块宽度较小的梨树等未予辨识分析,对于这些梨树的辨识,可能需要更高空间分辨率的遥感影像以及纹理分析、分形维分析或深度学习^[34-35]等方法予以辨识。

笔者所探成果是在对数十期影像数据进行了一系列繁复处理、仔细求算与谨慎分析的基础上得出的,因而具有一定的可靠性。其可用于关中果区正常年份(花期无霜冻、夏季无冰雹)的梨树辨识,也可适用于果树栽植结构复杂尤其是有李树栽植的其他区域(如山东、河南、山西局地)。对于果树栽植结构较为简单、无李树栽植的区域可借鉴笔者的探寻方法以进行梨树辨识。

4 结 论

在对研究区或与研究区种植结构相似的其他果区的梨树进行遥感监测时,采用梨树盛花期与李树盛花期两期影像,并基于RGB分量、 R_{710} 与 $R_{710-apr}$ - $R_{710-mar}$ 3种阈值法组建的决策树进行基于专家知识的决策树分类可高精度辨识梨树。

致谢:中国资源卫星应用中心提供卫星影像支持特此感谢!

参考文献 References:

- [1] 邢东兴. 基于高光谱数据的果树理化性状信息提取研究[D]. 杨凌:西北农林科技大学,2009.
XING Dongxing. Research on extraction of the information of physical and chemical properties of fruit trees based on spectral reflectance data[D]. Yangling: Northwest A & F University, 2009.
- [2] 董芳,赵庚星,王凌. 基于实测光谱混合像元分解的苹果园地遥感提取技术[J]. 应用生态学报,2012,23(12):3361-3368.
DONG Fang, ZHAO Gengxing, WANG Ling. Remote sensing techniques of apple orchard information extraction based on linear spectral unmixing with measured data[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2012, 23(12): 3361-3368.
- [3] KUMAR A, SINGH K N, LAL B, SINGH R D. Mapping of apple orchards using remote sensing techniques in cold desert of Himachal Pradesh, India[J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 2008, 36(4): 387-392.
- [4] 宋荣杰,宁纪锋,刘秀英,常庆瑞. 基于纹理特征和SVM的QuickBird影像苹果园提取[J]. 农业机械学报,2017,48(3): 188-197.
SONG Rongjie, NING Jifeng, LIU Xiuying, CHANG Qingrui. Apple orchard extraction with Quickbird imagery based on texture features and support vector machine[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(3): 188-197.
- [5] RECIO J A, HERMOSILLA T, RUIZ L A, PALOMAR J. Automated extraction of tree and plot-based parameters in citrus orchards from aerial images[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2013, 90: 24-34.
- [6] 陈春秀,陈蜀江,徐世薇,陈孟禹,贾翔,黄铁成,李春蕾. 多特征辅助下的GF6-WFV影像准噶尔山植识别研究[J]. 干旱区研究,2021,38(2):553-561.
CHEN Chunxiu, CHEN Shujiang, XU Shiwei, CHEN Mengyu, JIA Xiang, HUANG Tiecheng, LI Chunlei. Crataegus songarica recognition using Gaofen-6 wide-field-view data assisted by multiple features[J]. Arid Zone Research, 2021, 38(2): 553-561.
- [7] 宋荣杰,宁纪锋,常庆瑞,班松涛,刘秀英. 基于小波纹理和随机森林的猕猴桃果园遥感提取[J]. 农业机械学报,2018,49(4):222-231.
SONG Rongjie, NING Jifeng, CHANG Qingrui, BAN Songtao, LIU Xiuying. Kiwifruit orchard mapping based on wavelet textures and random forest[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(4): 222-231.
- [8] 杨屹鹏,蒋平安,武红旗,朱磊. 基于高分一号与Landsat8卫星影像的库尔勒市香梨种植面积识别研究[J]. 山东农业科学,2018,50(1):153-157.
YANG Yikun, JIANG Pingan, WU Hongqi, ZHU Lei. Recognition research of korla fragrant pear planting area based on satellite images of GF-1 and Landsat-8[J]. Shandong Agricultural Sciences, 2018, 50(1): 153-157.
- [9] 刘吉凯,钟仕全,陈玉兰,莫建飞. 基于卫星遥感数据的库尔勒香梨识别提取方法研究[J]. 科学技术与工程,2014,14(26): 190-196.
LIU Jikai, ZHONG Shiquan, CHEN Yulan, MO Jianfei. Study on extracting method of korla pear information based on satellite remote sensing data[J]. Science Technology and Engineering, 2014, 14(26): 190-196.
- [10] 赵希妮,璩向宁,王磊,刘雅清,许兴. 基于GF-1/WFV时间序列的葡萄遥感识别[J]. 河南农业科学,2019,48(3):153-160.
ZHAO Xini, QU Xiangning, WANG Lei, LIU Yaqing, XU Xing. Grape remote sensing recognition based on GF-1/WFV time series[J]. Journal of Henan Agricultural Sciences, 2019, 48(3): 153-160.
- [11] 邢东兴,王明军,焦俏,封建民,车自立. 探寻葡萄树遥感辨识的最佳时相与方法[J]. 西北林学院学报,2019,34(5):179-186.
XING Dongxing, WANG Mingjun, JIAO Qiao, FENG Jianmin, CHE Zili. The best phase and the optimal identification method for identifying grape tree species[J]. Journal of Northwest Forestry University, 2019, 34(5): 179-186.
- [12] 邢东兴,王明军,陈玲侠,杨波,焦俏,张亚宁. 桃树遥感辨识的最佳时相与方法[J]. 江苏农业学报,2019,35(4):919-926.
XING Dongxing, WANG Mingjun, CHEN Lingxia, YANG Bo, JIAO Qiao, ZHANG Yaning. Optimal phase and method for re-

- remote sensing identification of peach trees[J]. *Jiangsu Journal of Agricultural Sciences*, 2019, 35(4):919-926.
- [13] 邢东兴, 焦俏, 王明军, 封建民, 车自立, 张文帅. 石榴树遥感辨识的最佳时相与方法[J]. *果树学报*, 2020, 37(3):431-440.
XING Dongxing, JIAO Qiao, WANG Mingjun, FENG Jianmin, CHE Zili, ZHANG Wenshuai. The best phase and optimal identification method for identifying pomegranate trees[J]. *Journal of Fruit Science*, 2020, 37(3):431-440.
- [14] 邢东兴, 王明军, 焦俏, 车自力, 封建民, 杨波. 杏树遥感图像辨识的最佳时相与方法[J]. *河南农业科学*, 2020, 49(1):165-173.
XING Dongxing, WANG Mingjun, JIAO Qiao, CHE Zili, FENG Jianmin, YANG Bo. The best phase and the optimal identification method for identifying apricot tree from remote sensing images[J]. *Journal of Henan Agricultural Sciences*, 2020, 49(1):165-173.
- [15] 岳俊, 王振锡, 冯振峰. 基于光谱与纹理特征的南疆盆地果树树种遥感识别研究[J]. *新疆农业大学学报*, 2015, 38(4):326-333.
YUE Jun, WANG Zhenxi, FENG Zhenfeng. Studies on remote sensing recognition on fruit trees species based on spectrum and texture features in southern Xinjiang basin[J]. *Journal of Xinjiang Agricultural University*, 2015, 38(4):326-333.
- [16] 李雪, 钟仕全, 王蕾, 彭波, 冯志敏. 基于 HJ 卫星遥感数据的林果光谱特征分析[J]. *新疆农业科学*, 2011, 48(11):1967-1973.
LI Xue, ZHONG Shiquan, WANG Lei, PENG Bo, FENG Zhimin. Analysis of spectral characteristics of fruit trees based on HJ satellite remote sensing data[J]. *Xinjiang Agricultural Sciences*, 2011, 48(11):1967-1973.
- [17] PEÑA M A, BRENNING A. Assessing fruit-tree crop classification from Landsat-8 time series for the Maipo Valley, Chile[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 171:234-244.
- [18] 唐华俊, 吴文斌, 杨鹏, 周清波, 陈仲新. 农作物空间格局遥感监测研究进展[J]. *中国农业科学*, 2010, 43(14):2879-2888.
TANG Huajun, WU Wenbin, YANG Peng, ZHOU Qingbo, CHEN Zhongxin. Recent progresses in monitoring crop spatial patterns by using remote sensing technologies[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2010, 43(14):2879-2888.
- [19] 胡琼, 吴文斌, 宋茜, 余强毅, 杨鹏, 唐华俊. 农作物种植结构遥感提取研究进展[J]. *中国农业科学*, 2015, 48(10):1900-1914.
HU Qiong, WU Wenbin, SONG Qian, YU Qiangyi, YANG Peng, TANG Huajun. Recent progresses in research of crop patterns mapping by remote sensing[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2015, 48(10):1900-1914.
- [20] 邹尚辉. 植被资源调查中最佳时相遥感图象的选择研究[J]. *植物学报*, 1985, 27(5):525-531.
ZOU Shanghui. Selection study of optimum temporal remote sensing images for vegetation resources inventory[J]. *Acta Botanica Sinica*, 1985, 27(5):525-531.
- [21] 齐腊, 刘良云, 赵春江, 王纪华, 王锦地. 基于遥感影像时间序列的冬小麦种植监测最佳时相选择研究[J]. *遥感技术与应用*, 2008, 23(2):154-160.
QI La, LIU Liangyun, ZHAO Chunjiang, WANG Jihua, WANG Jindi. Selection of optimum periods for extracting winter wheat based on multi-temporal remote sensing images[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2008, 23(2):154-160.
- [22] TUCKER C J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1979, 8(2):127-150.
- [23] HUETE A R, JUSTICE C, LEEUWEN W. MODIS vegetation index (MOD13) algorithm theoretical basis document[M]. US: NASA Goddard Space Flight Center, 1999.
- [24] KAUFMAN Y J, TANRE D. Atmospherically resistant vegetation index (ARVI) for EOS-MODIS[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1992, 30(2):261-270.
- [25] GAMON J A, SURFUS J S. Assessing leaf pigment content and activity with a reflectometer[J]. *New Phytologist*, 1999, 143(1):105-117.
- [26] LI MAIRE G, FRANÇOIS C, DUFRÈNE E. Towards universal broad leaf chlorophyll indices using PROSPECT simulated database and hyperspectral reflectance measurements[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 89(1):1-28.
- [27] FOURTY T, BARET F, JACQUEMOUD S, SCHMUCK G, VERDEBOUT J. Leaf optical properties with explicit description of its biochemical composition: Direct and inverse problems[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 56(2):104-117.
- [28] FRAMPTON W J, DASH J, WATMOUGH G, MILTON E J. Evaluating the capabilities of Sentinel 2 for quantitative estimation of biophysical variables in vegetation[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2013, 82:83-92.
- [29] GITELSON A A, GRITZ Y, MERZLYAK M N. Relationships between leaf chlorophyll content and spectral reflectance and algorithms for non-destructive chlorophyll assessment in higher plant leaves[J]. *Journal of Plant Physiology*, 2003, 160(3):271-282.
- [30] 梁继, 郑镇炜, 夏诗婷, 张晓彤, 唐媛媛. 高分六号红边特征的农作物识别与评估[J]. *遥感学报*, 2020, 24(10):1168-1179.
LIANG Ji, ZHENG Zhenwei, XIA Shiting, ZHANG Xiaotong, TANG Yuanyuan. Crop recognition and evaluation using red edge features of GF-6 satellite[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2020, 24(10):1168-1179.
- [31] 刘佳, 王利民, 滕飞, 杨玲波, 高建孟, 姚保民, 杨福刚. RapidEye 卫星红边波段对农作物面积提取精度的影响[J]. *农业工程学报*, 2016, 32(13):140-148.
LIU Jia, WANG Limin, TENG Fei, YANG Lingbo, GAO Jianmeng, YAO Baomin, YANG Fugang. Impact of red-edge waveband of RapidEye satellite on estimation accuracy of crop planting area[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2016, 32(13):140-148.
- [32] ADELABU S, MUTANGA O, ADAM E. Evaluating the impact of red-edge band from Rapideye image for classifying insect defoliation levels[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2014, 95:34-41.
- [33] TIGGES J, LAKES T, HOSTERT P. Urban vegetation classification: Benefits of multitemporal Rapideye satellite data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 136:66-75.
- [34] 陈新, 伍萍辉, 祖绍颖, 徐丹, 张云鹤, 董静. 基于改进 SSD 轻量化神经网络的番茄疏花疏果农事识别方法[J]. *中国瓜菜*, 2021, 34(9):38-44.
CHEN Xin, WU Pinghui, ZU Shaoying, XU Dan, ZHANG Yunhe, DONG Jing. Study on identification method of thinning flower and fruit of tomato based on improved SSD lightweight neural network[J]. *Chinese Cucurbits and Vegetables*, 2021, 34(9):38-44.
- [35] 刘君, 王学伟. 基于 YOLO 的番茄病虫害识别算法[J]. *中国瓜菜*, 2020, 33(9):18-22.
LIU Jun, WANG Xuewei. Tomato disease and pest detection algorithm based on YOLO convolutional neural network[J]. *Chinese Cucurbits and Vegetables*, 2020, 33(9):18-22.