

Relief-F 筛选波段的小麦白粉病早期诊断研究

黄林生¹, 张庆¹, 张东彦¹, 林芬芳², 徐超¹, 赵晋陵¹

(1. 安徽大学 安徽省农业生态大数据工程实验室, 安徽 合肥 230601;
2. 南京信息工程大学 地理与遥感学院, 江苏 南京 210044)

摘要: 为了准确监测小麦白粉病染病早期病情, 给喷药防治提供技术指导, 论文将染病初期的小麦叶片作为研究对象。首先, 利用高光谱图像数据, 通过图像特征分割出叶片区域和病斑区域, 定量计算病情严重度; 其次引入 Relief-F 算法提取染病早期最敏感波段和波段差, 计算出白粉病病害指数 PMDI (Powdery mildew disease index); 并通过分析病情指数 DI (Disease index) 与 11 种植被指数 (含 PMDI 指数) 的相关性及线性模型, 得出 PMDI 模型有最高的决定系数 ($R^2=0.8399$) 和最低的均方根误差 ($RMSE=4.5220$), 效果优于其他病害植被指数的结果 (其中, Normalized Difference Vegetation Index, NDVI 的模型决定系数最高, $R^2=0.7771$, $RMSE=5.3364$); 最后, 选择 PMDI 和 NDVI 植被指数分别构建小麦白粉病染病早期病情严重度的支持向量回归模型。结果表明: 经敏感波段筛选构建的 PMDI 指数的预测结果更好, 预测模型的 $R^2=0.8863$, $RMSE=3.5532$, 可以实现小麦白粉病早期无损诊断, 这为指导作物病害喷药防治提供重要的技术支持。

关键词: 图像分割; 光谱特征; Relief-F; 支持向量回归; 小麦白粉病

中图分类号: TP79 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201847.0523001

Early diagnosis of wheat powdery mildew based on Relief-F band screening

Huang Linsheng¹, Zhang Qing¹, Zhang Dongyan¹, Lin Fenfang², Xu Chao¹, Zhao Jinling¹

(1. Anhui Engineering Laboratory of Agro-Ecological Big Data, Anhui University, Hefei 230601, China;
2. School of Geography and Remote Sensing, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: In order to inspect accurately the condition of early wheat powdery mildew, and also to provide technical support for spraying pesticides, in this study hyperspectral imagery data of different disease severity for wheat leaves were collected at the early infection stage. Firstly, the leaf area and lesion area were segmented by image features, and then the disease severity was calculated quantitatively. Secondly, the Relief-F algorithm was introduced to select the most sensitive band and band difference, on the basis, the powdery mildew disease index (PMDI) was calculated. Moreover, the correlations between disease index (DI) and 11 vegetation indices (including PMDI index) were analyzed, it was found

收稿日期: 2017-11-05; 修订日期: 2018-01-03

基金项目: 安徽省科技重大专项(16030701091); 国家自然科学基金(41771463, 41771469, 41301471);
安徽省自然科学基金(1608085MF139)

作者简介: 黄林生(1977-), 男, 副教授, 博士, 主要从事作物病虫害遥感监测方面的研究。Email: linsheng0808@163.com

通讯作者: 张东彦(1982-), 男, 副教授, 博士, 主要从事高光谱成像技术应用方面的研究。Email: zhangdy@ahu.edu.cn

that the PMDI index has the highest coefficient of determination ($R^2=0.839\ 9$) and the lowest root-mean-square error(RMSE) which is 4.522 0. It was better than that of other disease vegetation indices, in which the result of normalized difference vegetation index (NDVI) was the highest, the determination coefficient is 0.777 1 and the RMSE equals 5.336 4. Finally, the support vector regression (SVR) models of PMDI and NDVI indexes were established, respectively, to further compare the retrieval performance for disease severity of early wheat powdery mildew. The result shows that the prediction model of PMDI index is better than NDVI index, the R^2 is 0.886 3 with RMSE=3.553 2. It can be concluded that the developed method can effectively realize nondestructive diagnosis of early wheat powdery mildew, and provide important help for the spraying and disease control.

Key words: image segmentation; spectral features; Relief-F; support vector regression; wheat powdery mildew

0 引言

小麦白粉病是小麦生长过程中的主要病害之一,对小麦产量与品质都会造成严重影响。在其病害发生时,如果诊断不及时,会延误病情的有效防治;在防治时,由诊断结果决定的喷洒剂量直接关系到病害防治效果和生态环境安全^[1]。因此做好病害早期精准监测,对于防止该病害发生大面积蔓延、保障生态环境和食品安全具有重要意义^[2]。

与传统田间人工手查的调查方式相比,高光谱成像技术能够获取研究对象的图谱合一数据。通过对光谱和图像信息的协同分析,不仅可以提取作物外部特征,还可以探测不同组织器官内部的微弱变化,以“点-面”相结合的方式,实现作物病害特征的准确监测。目前,国内外学者应用高光谱成像技术对作物白粉病的光谱诊断机理进行了大量探索研究。袁琳等利用相关分析法筛选出小麦白粉病敏感波段和光谱特征并构建病情严重度反演模型^[3];Zhang 等通过对感染小麦白粉病的叶片光谱进行分析,表明 512~634 nm、692~702 nm 波段范围是小麦白粉病的敏感区间^[4];Liang 等利用成像高光谱提取病斑区域并筛选出小麦白粉病和条锈病的敏感波段,以此建立白粉病和条锈病判别模型,分类精度可以达到 92%^[5];Newton 等通过分析大麦感染白粉病菌之后的冠层光谱反射率,发现利用两个敏感波段反射率的比值构建的预测模型要优于单个波段的结果^[6];Mahlein 等对甜菜白粉病叶片进行研究,选择 520、

584、724 nm 构建白粉病指数,可以实现较高精度的白粉病害识别^[7]。以上研究都是集中在白粉病中晚期或盛发期进行诊断或判别,对发病早期的监测研究较少。尽管 Huang 等人曾利用连续小波变换法对小麦白粉病染病初期叶片的倒一、倒二、倒三叶的叶绿素敏感波段进行提取,得到的敏感波段为 885、1 038、2 188 nm^[8],但其使用的是非成像点状光谱数据,未结合图像特征进行该病害早期诊断,不能较全面地反映染病初期小麦的实际病害特征。因此,其取得的成果有待进一步验证,以期对病害早期喷药防治提供技术支持。

近年来,支持向量回归方法(Support Vector Regression, SVR)在农业遥感研究中得到了广泛应用,如叶面积指数估算、小麦蚜虫遥感预测、小麦冠层叶绿素含量反演等^[9-10]。与传统回归算法相比,SVR 可以在有限样本的情况下获得全局最优解,在很大程度上解决了“维数灾难”和“过学习”等问题,并且具有良好的泛化能力^[11]。因此,文中以染病初期的小麦叶片为研究对象,重点挖掘小麦感染白粉病早期的图像和光谱特征,一方面通过分析图像数据,分割病斑,定量的确定病情指数 DI(Disease Index);另一方面引入 Relief-F 算法筛选判别小麦白粉病严重度的敏感区间和波段,构建白粉病病害指数 PMDI (Powdery Mildew Disease Index),最后,构建小麦白粉病染病早期病情严重度的支持向量回归预测模型并评价,为小麦白粉病早期诊断和后续的防治管理提供科学指导。

1 试验与方法

1.1 试验设计

试验于 2013 年 5 月在北京市农林科学院实验农场开展, 供试小麦品种为“京双 16”, 高感白粉病。于 2012 年 10 月播种, 常规施肥处理, 充足喷水为病菌提供高温、高湿环境利于其发病。小麦灌浆初期出现白粉病症状, 因该研究重点关注染病早期的图谱诊断方法, 间隔 3 天分两次取样, 采集到 30 株小麦倒一、倒二、倒三叶共计 90 个叶片样本。染病早期叶片的病斑都较少, 但符合中下层病害较重, 上层叶片较轻的发病规律, 叶片染病严重程度情况如图 1 所示。

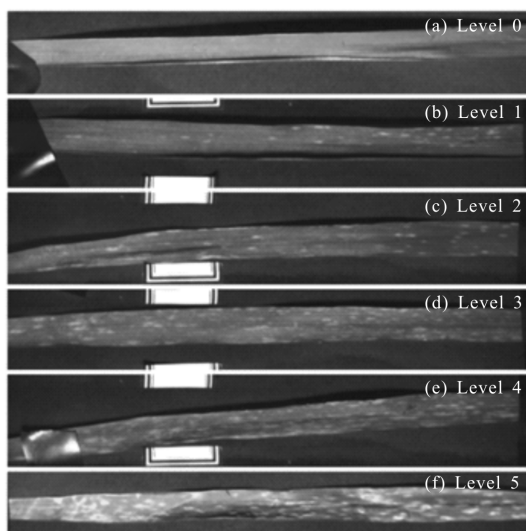


图 1 不同严重程度小麦白粉病叶片图像

Fig.1 Images of wheat powdery mildew leaves with different disease severity

1.2 高光谱数据采集

为了降低环境中杂散光对图谱数据质量的影响, 成像实验在密封式黑色箱柜中进行。ImSpector V10E 成像光谱仪(主要参数如表 1 所示)固定在黑色箱柜上方, 镜头垂直向下, 将采集的叶片平铺在采样台的黑布上, 随着步进式移动平台匀速移动, 具体实验环境描述见参考文献[12]。为了尽量消除光照不均性, 在密封柜两侧 45°角固定卤素灯, 并可自由调动高度。先调整好移动平台的速度, 避免过快的移速造成图像失真, 再经过多次调整, 确定镜头距叶片正上方的距离为 40 cm, 曝光时间设置为 18 ms, 确保叶

片能够清晰成像。

表1 ImSpector V10E 的主要参数

Tab.1 Main parameters of ImSpector V10E

Main parameters	ImSpector V10E
Spectral range/nm	400-1 000
Spectral resolution/nm	2.8
Spectral sampling interval/nm	0.8
Exposure time/ms	0.01-10 000
Field of view/(°)	16

1.3 数据处理

数据处理包括叶片面积提取、病斑区域分割、光谱反射率转换 3 部分。该研究技术流程图如图 2 所示。

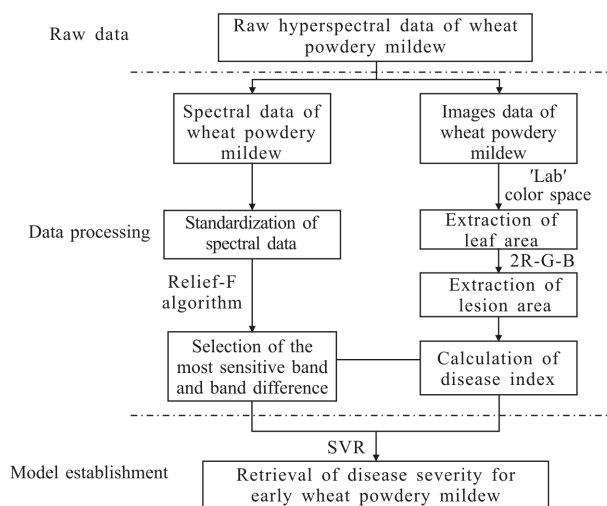


图 2 技术流程图

Fig.2 Technical flow chart

1.3.1 图像数据处理

图像分割是获得感兴趣区域的关键技术, 对于不同图像及实际需要应采取不同的分割方法。在常规的室内图谱实验中, 由于观测样品形状、大小、位置及光源放置等因素影响, 采集的图像存在光照不均现象。RGB 空间对颜色变化大, 背景有反光, 目标有阴影的图像分割效果较差, 所以需要转换到其他颜色空间进行处理。Lab 模型是一种独立于设备的颜色空间, 覆盖的颜色范围更丰富, 其分离了彩色(a 的大小表示由红色到绿色, b 的大小表示由黄色到蓝色)和亮度信息(L*), 能消除光照不均对研究结果的影响, 适合开展图像分割与分析。进一步的, 通过对比绿色植物叶片区域 RGB 颜色空间中 3 个色

彩分量的像素值发现,在病斑区域 R 分量的像素值最大,而正常叶片区域在 G 分量上像素值最大,选择超红颜色特征 2R-G-B 可以分割正常叶片与其他背景(病斑或虫伤)。

该研究选取 680、550、450 nm 3 个波段图像合成伪彩色图像,采用 Lab 色彩空间中 a 分量和 b 分量设置自动阈值提取叶片区域,再利用超红颜色特征 2R-G-B 分割叶片上的病斑。

1.3.2 病情严重度划分

该研究通过整个叶片和病斑区域的像素数计算病斑占叶片面积的百分比。在病害等级划分时,参照前人研究的划分标准^[13],根据染病早期病害特点,即叶片的重度病害情况不明显,在单叶尺度上划分为 6 个级别:level 0(<2%)、level 1(<10%)、level 2(<20%)、level 3(<30%)、level 4(<40%)、level 5(≥40%)。

1.3.3 光谱数据归一化处理

对所有采集样本的面状光谱数据做消除光照差异的归一化处理:即每个样本每个波段的反射率值除以该样本所有波段的平均反射率值,可表示为:

$$\bar{R}_i = R_i / ((\sum R_i) / N) \quad (1)$$

式中: \bar{R}_i 代表转化后的归一化反射率; R_i 代表的是在样本中某一波段 i 的光谱反射率值; $\sum R_i$ 表示某一样本的所有光谱反射率的总和; N 为样本中总的波段数。

1.4 研究方法

当作物遭受病害胁迫时,准确选择表征作物胁迫状态的敏感波段是构建病害预测模型的前提。前人对白粉病的研究主要都是集中在病害中晚期,对于轻度和中度病害较难区分。为了找到反映作物染病初期的病害特征波段,该研究利用 Relief-F 算法筛选出不同严重度白粉病害敏感波段,构建白粉病病害指数,最后建立小麦白粉病染病早期病情严重度反演模型并验证。

1.4.1 Relief-F 算法

Relief-F 算法是由 Kononenko 在 Relief 算法基础上扩展得到的,可以用来解决多分类与回归问题^[14]。Relief-F 算法的基本思想是:先随机从总样本集 D 中获取一个样本 R,然后在与 R 同类样本集中和与 R 异类样本集中各获取 k 个近邻样本,在特征集 F 中如果某个特征上异类样本的距离大于同类样本,

则这个特征是有利于分类的,增加其权重,重复 n 次取所有结果的均值作为每个特征的最终权重值(计算公式如下:

$$\omega(F_j) = \omega(F_j) - \frac{1}{ngk} \sum_{h \in H} |R_j - h_j| + \frac{1}{ngk} \sum_{m \in M} |R_j - m_j| \quad (2)$$

式中: $\omega(F_j)$ 为特征 j 的权重值; $\sum_{h \in H} |R_j - h_j|$ 表示选取的 k 个同类近邻样本与样本 R 在特征 j 上的距离之和;

$\sum_{m \in M} |R_j - m_j|$ 表示在每个异类样本集中选取的 k 个近邻样本与样本 R 在特征 j 上的距离之和。

1.4.2 适用于病害检测的植被指数选取

文中研究选取与白粉病病情相关性较好的 10 种常用植被指数^[3](表 2),验证经 Relief-F 提取波段构建的白粉病病害指数的应用潜力。

表 2 常用植被指数及公式

Tab.2 Vegetation indexes and formulas

Vegetation indexes	References	Formulas
NDVI	Rouse, et al., 1973	$(R_{640} - R_{675}) / (R_{640} + R_{675})$
NPCI	Pen uelas, et al., 1994	$(R_{680} - R_{430}) / (R_{680} + R_{430})$
SIPI	Pen uelas, et al., 1995	$(R_{900} - R_{445}) / (R_{900} - R_{680})$
TCARI	Haboudane, et al., 2002	$3 \times [(R_{700} - R_{670}) - 0.2 \times (R_{700} - R_{550}) \times (R_{700} / R_{670})]$
MCARI	Daughtry, et al., 2000	$[(R_{701} - R_{671}) - 0.2 \times (R_{701} - R_{549})] / (R_{701} / R_{671})$
RVSI	Merton and Huntington, 1999	$[(R_{712} + R_{752}) / 2] - R_{732}$
PSRI	Merzlyak, et al., 1999	$(R_{680} - R_{500}) / R_{750}$
PRI	Camon, et al., 1992	$(R_{570} - R_{531}) / (R_{570} + R_{531})$
TVI	Broge and Lebac, 2001	$0.5 \times [120 \times (R_{750} - R_{550}) - 200 \times (R_{670} - R_{550})]$
NBNDVI	Thenkabail, et al., 2000	$(R_{650} - R_{680}) / (R_{650} + R_{680})$

1.4.3 病情反演模型建立

在支持向量机处理分类问题的基础上,Vapnik 等人引入了 ϵ 不敏感损失函数得到了支持向量回归方法^[15]。在解决小样本问题中,相比较于神经网络容易出现局部最优,支持向量回归方法可以在有限样本的情况下得到全局最优解^[16]。

该研究选用 SVR 建立两类病情反演模型,模型

输入量分别选择 10 种植被指数中与病情指数相关性最好的,以及文中构建的 PMDI。通过对比核函数选用径向基函数,并利用交叉验证法选取合适参数。

2 结果与分析

2.1 染病叶片病斑分割

2.1.1 叶片区域提取

图 3 是染病叶片的伪彩色图像,可以看出因叶片表面不平展引起部分区域存在阴影区域,即存在光照不均现象。图 4 的灰度直方图中没有显现明显的双峰特征,所以直接使用自动阈值法提取叶片变得困难。转换到 Lab 颜色空间后可消除光照影响,Lab 颜色空间中 a 分量(图 5(a))和 b 分量(图 5(b))的灰度直方图基本呈双峰分布,适合使用自动阈值法进行叶片分割提取。

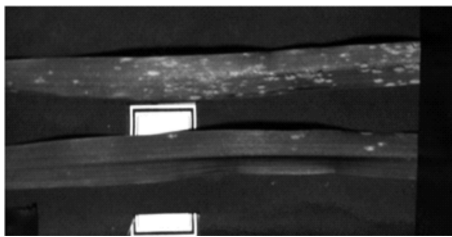


图 3 小麦白粉病叶片图像

Fig.3 Images of wheat powdery mildew leaves

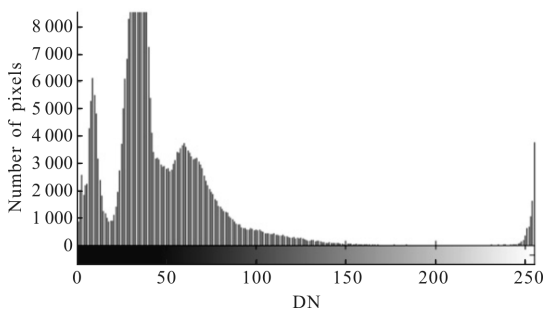
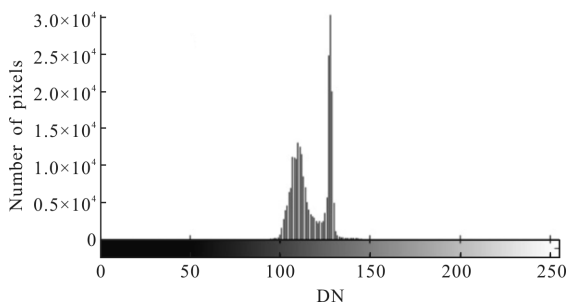


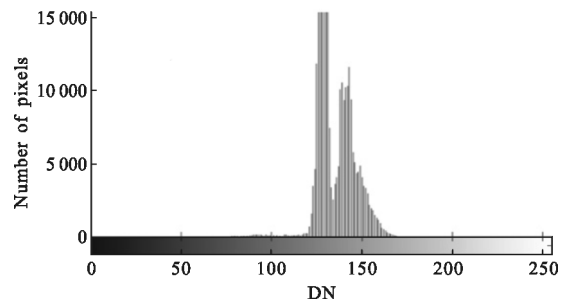
图 4 原图像灰度直方图

Fig.4 Gray histogram of original image



(a) a 分量的灰度直方图

(a) Gray histogram of a component



(b) b 分量的灰度直方图

(b) Gray histogram of b component

图 5 a、b 分量的灰度直方图

Fig.5 Gray histogram of a and b component

文中研究将原始图像从 RGB 色彩空间转换到 Lab 色彩空间,再利用 a 分量和 b 分量分别使用自动阈值法提取叶片区域,得到二值图像,之后进行区域合并(两幅二值图像进行数学或运算),最后进行形态学处理去除毛刺和噪声,得出分离背景的叶片图像(图 6(a)所示为叶片区域二值图,图 6(b)为叶片区域图)。



(a) 小麦叶片区域二值图像

(b) 小麦叶片区域图像

(a) Binary image of wheat leaves

(b) Color image of segmented wheat leaves

图 6 小麦叶片与背景分离前后的图像

Fig.6 Background and segmented images of wheat leaves

2.1.2 病斑分割

对上述分割的叶片区域进行 2R-G-B 特征空间转换,突显并提取出病斑区域,图 7 是超红特征 2R-G-B 处理的结果,其中白色斑点区为病斑,偏黑色区域则为非病斑区域。分割结果如图 8 显示,采用超红特征 2R-G-B 能较好的将病斑从叶片区域中提取出来。



图 7 2R-G-B 特征提取病斑

Fig.7 Extraction of diseased spots using 2R-G-B characteristics

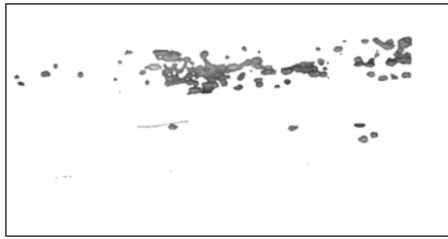


图 8 病斑图像

Fig.8 Images of diseased spots

2.2 染病早期不同病害严重度的光谱特征

图 9 是染病早期小麦不同病害严重度叶片的反射光谱。可以看出,在 550~700 nm、750~1 000 nm 波段区间,不同严重程度病叶反射率有明显差异,染病越重的叶片在 550~700 nm 区间反射率越高。这是因为,随着病害程度的加重,叶片水分含量下降,叶绿素含量减少,色素比例发生变化,从而导致叶片对可见光区间辐射吸收减少,光合作用吸收谷变得不明显,反射率变高。之后反射率在“红边”处相交,而在近红外波段范围内,随着病菌的侵染,叶片的细胞组织被破坏,病害程度越高,叶片反射率值下降越明显。但是文中研究采集的早期数据主要都是集中于 level 0~level 3,可以看出它们之间的波形曲线非常相似,病害特征并不是特别明显。

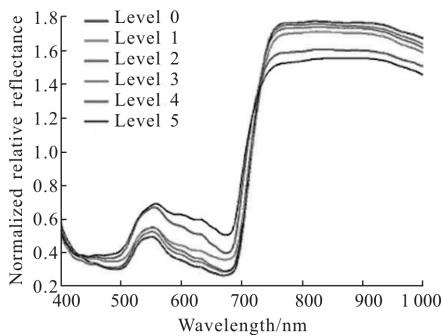


图 9 病害不同严重度的光谱曲线

Fig.9 Spectral curves of different disease severity

2.3 基于 Relief-F 算法的病害敏感波段提取

为了找出早期病害严重度的敏感波段,文中的研究通过 Relief-F 算法先搜索出权重最高的单波段 R_i ,即和病害严重度相关性最高的单波段。之后分别在权重值前 10%和后 10%的所有波段里面各选取一个波段,两者所有组合的差值被用来构造波段差。进而再通过 Relief-F 算法找出权值最高的波段差 $R_m - R_n$ 。最后利用权重最高的单波段和归一化波段差来

计算早期小麦白粉病病害指数 PMDI 可表示为:

$$PMDI = \frac{R_m - R_n}{R_m + R_n} + n + R_i \quad (3)$$

式中: n 为单波段系数。

对染病早期小麦叶片按照病情指数进行分级,之后利用 Relief-F 算法得出各波段用于区分病害严重程度等级的权重(如图 10 所示)。从图中可以看出在可见光区域由于病害的影响,造成植物光合作用衰减,光谱反射率与白粉病病害等级呈极显著正相关关系,表现为叶绿素吸收带波段权重都有升高,其中权重最高是在“红边”区域,之后在“红边”相交处达到最低。在近红外区域,光谱反射率与白粉病病害等级呈极显著负相关关系,波段权重又急剧上升,其中单波段选取权重最高的是 697 nm,波段位于红边位置。归一化波段差是由波段 693 nm 和 432 nm 组合而成。根据所选取波段的权重大小选择 0.5 作为单波段系数,得到的白粉病病害指数 PMDI 如公式(4)所示:

$$PMDI = \frac{R_{693} - R_{432}}{R_{693} + R_{432}} + 0.5 \times R_{697} \quad (4)$$

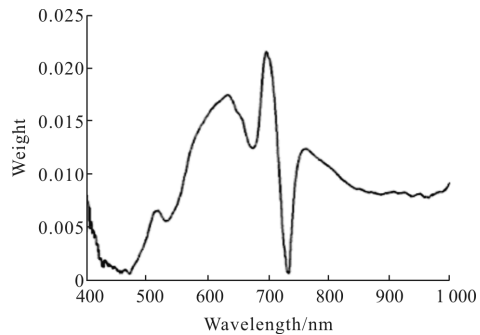


图 10 利用 Relief-F 算法得出的各波段权重值

Fig.10 Weight values of each wavelength using Relief-F algorithm

对表 2 中选择的常用植被指数和经 Relief-F 算法筛选波段后计算得出的小麦白粉病病害指数 PMDI,与相应样本的白粉病病情指数进行统计相关性分析,其结果见表 3 所示。

据表 3 可知,基于单一植被指数构建的线性回归模型中,大部分植被指数与 DI 相关的决定系数在 0.72 以上,其中,NDVI 和 DI 的相关性最高, R^2 达到 0.777 1,均方根误差为 5.336 4。说明建立在响应植物体内叶绿素含量变化和植物生长状况基础上的植被指数,能检测白粉病早期症状。目前,对该病害早期光谱响应波段筛选的研究较少,未有针对性计算病

害指数并建模研究。结合图 11,该研究利用 Relief-F 算法筛选波段构建的早期白粉病识别指数,分析其与 DI 相关性,发现经波段筛选后的白粉病害指数和病害等级呈极显著正相关($R^2=0.8399$, $RMSE=4.5220$, $n=90$),且相关性比其他植被指数都要高,均方根误差为最小。因此,选择该指数反演小麦白粉病染病初期的病情等级。

表 3 不同植被指数的统计分析结果

Tab.3 Statistical analysis results of different vegetation indexes

Vegetation indexes	Regression equation	R^2	RMSE
NDVI	$y = -220.6991x + 166.7979$	0.7771	5.3364
NPCI	$y = 145.7049x + 26.6803$	0.7667	5.4589
SIPI	$y = -350.4529x + 250.8695$	0.7287	5.8872
TCARI	$y = 65.5433x - 32.7574$	0.5081	7.9377
MCARI	$y = 523.5195x - 59.5496$	0.7650	5.4842
RVSI	$y = 650.3059x + 99.1753$	0.5474	7.6103
PSRI	$y = 636.2394x + 17.4749$	0.5495	7.5926
PRI	$y = -675.1829x + 24.0003$	0.7408	5.7589
TVI	$y = -1.7491x + 173.0535$	0.6950	6.2476
NBNDVI	$y = -222.9737x + 168.3856$	0.7758	5.3524
PMDI	$y = 86.5679x - 10.1691$	0.8399	4.5220

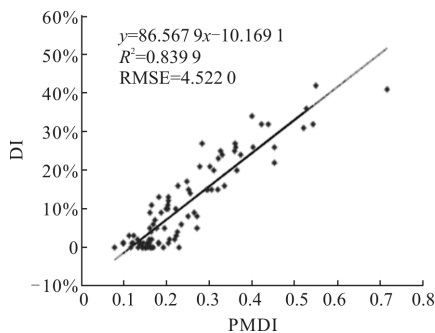


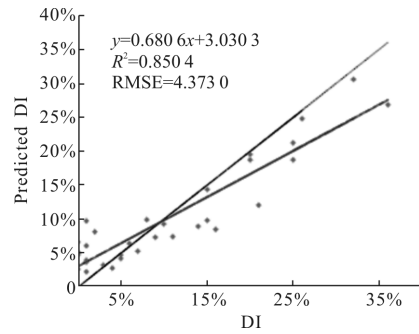
图 11 PMDI 和 DI 的相关性

Fig.11 Correlation between PMDI and DI

2.4 病情反演模型建立

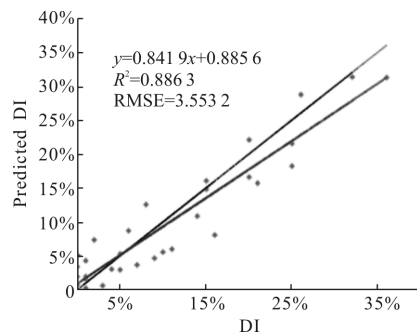
该研究以早期白粉病样本共 90 个作为研究对象建立 SVR 回归模型,随机选取 58 个作为训练样本,选取 32 个作为测试样本。建立两类 SVR 回归模

型,即以和 DI 的相关性最高的 NDVI 为自变量的 NDVI-SVR 回归模型,以及选择文中构建的 PMDI 为自变量的 PMDI-SVR 回归模型。 R^2 和均方根误差 (RMSE) 作为模型精度评价指标。结果如图 12 所示。



(a) NDVI-SVR 回归模型

(a) Regression model of NDVI-SVR



(b) PMDI-SVR 回归模型

(b) Regression model of PMDI-SVR

图 12 两种病情预测模型性能比较

Fig.12 Performance comparison of two disease prediction models

从图 12 可知,该研究中提取的最相关单波段和波段差所计算得出的 PMDI 作为自变量的预测模型得到的 R^2 和 RMSE 要优于选取和 DI 相关性最高的 NDVI 作为自变量的预测模型的结果。其中, PMDI-SVR 的相关系数 R^2 可以达到 0.8863, 均方根误差 RMSE 为 3.5532, 表明其可以用于早期小麦白粉病的病害监测。

3 结论

文中研究借助高光谱成像技术的“图谱合一”数据优势,协同解析小麦感染白粉病早期不同严重度的图谱特征,一方面通过图像特征进行病斑分割,定量计算病情指数;另一方面利用 Relief-F 算法提取不同严重度病害识别的敏感区间和波段,综合图谱

特征建立小麦白粉病中早期病害识别的病害诊断模型,与常用病害植被指数进行比较分析后,得出以下研究结果:

(1) 室内高光谱成像时,存在光照不均现象,为了确保病斑分割结果不影响病情计算精度,文中通过颜色空间转换,利用 Lab 颜色空间中的 a 分量和 b 分量实现了叶片和背景区域分割,利用超红特征 2R-G-B 实现了病斑区域分割;

(2) 基于 Relief-F 算法筛选病害敏感波段,利用归一化波段差和单波段组合计算的白粉病病害指数 PMDI 比 10 种常用病害植被指数对病情指数 DI 的相关性要高,其决定系数 R^2 可以达到 0.839 9,均方根误差为 4.522 0;

(3) 在建立的两种模型中以 Relief-F 算法提取病害敏感波段作为输入参数得到的结果($R^2=0.886 3$, $RMSE=3.553 2$)要优于和 DI 相关性最高的 NDVI ($R^2=0.8504$, $RMSE=4.373 0$)。

综上,该研究结果可为小麦白粉病早期诊断和防治管理提供技术支持,也为染病初期小麦白粉病在冠层尺度以及田块尺度上的无损诊断提供思路和依据。

参考文献:

- [1] Zhang Jingcheng, Yuan Lin, Wang Jihua, et al. Research progress of crop diseases and pests monitoring based on remote sensing [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2012, 28(20): 1-11. (in Chinese)
- [2] Qiao Hongbo, Zhou Yinlin, Bai Youlu, et al. The primary research of detecting wheat powdery mildew using in-field and low altitude remote sensing [J]. Acta Phytophylacica Sinica, 2006, 33(4): 341-344. (in Chinese)
- [3] Yuan Lin, Zhang Jingcheng, Zhao Jinling, et al. Differentiation of yellow rust and powdery mildew in winter wheat and retrieving of disease severity based on leaf level spectral analysis [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013, 33(6): 1608-1614. (in Chinese)
- [4] Zhang Jingcheng, Pu Ruiliang, Wang Jihua, et al. Detecting powdery mildew of winter wheat using leaf level hyperspectral measurements [J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2012, 85(1):13-23.
- [5] Liang Dong, Liu Na, Zhang Dongyan, et al. Discrimination of powdery mildew and yellow rust of winter wheat using high-resolution hyperspectra and imageries [J]. Infrared and Laser Engineering, 2017, 46(1): 0138004. (in Chinese)
- [6] Newton A C, Hackett C A, Lowe R, et al. Relationship between canopy reflectance and yield loss due to disease in barley[J]. Annals of Applied Biology, 2015, 145(1):95-106.
- [7] Mahlein A K, Rumpf T, Welke P, et al. Development of spectral indices for detecting and identifying plant diseases [J]. Remote Sensing of Environment, 2013, 1(128): 21-30.
- [8] Huang Linsheng, Zhang Dongyan, Liang Dong, et al. Continuous wavelet analysis for diagnosing stress characteristics of leaf powdery mildew. [J]. International Journal of Agriculture & Biology, 2013, 15(1): 34-40.
- [9] Liang Dong, Yang Qinying, Huang Wenjiang, et al. Estimation of leaf area index based on wavelet transform and support vector machine regression in winter wheat [J]. Infrared and Laser Engineering, 2015, 44(1): 335-340. (in Chinese)
- [10] Liang Liang, Yang Minhua, Zhang Lianpeng, et al. Chlorophyll content inversion with hyperspectral technology for wheat canopy based on support vector regression algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2012, 28(20): 162-171. (in Chinese)
- [11] Ding Shifei, Qi Bingjuan, Tan Hongyan. An overview on theory and algorithm of support vector machines[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2011, 40(1): 2-10. (in Chinese)
- [12] Zhang Dongyan, Zhang Jingcheng, Zhu Dazhou, et al. Investigation of the hyperspectral image characteristics of wheat leaves under different stress [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2011, 31(4): 1101-1105. (in Chinese)
- [13] Huang Wenjiang, Guan Qingsong, Luo Juhua, et al. New optimized spectral indices for identifying and monitoring winter wheat diseases [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing, 2014, 7(6): 2516-2524.
- [14] Kononenko I. Estimating attributes: analysis and extensions of RELIEF [C]//European Conference on Machine Learning on Machine Learning, 1994: 171-182.
- [15] Zhang Difei, Zhang Jinsuo, Yao Keming, et al. Infrared ship-target recognition based on SVM classification [J]. Infrared and Laser Engineering, 2016, 45(1): 0104004. (in Chinese)
- [16] Liang Dong, Xie Qiaoyun, Huang Wenjiang, et al. Using least squares support vector machines to estimate time series leaf area index [J]. Infrared and Laser Engineering, 2014, 43(1): 243-248. (in Chinese)