

## 基于小波特征的小麦白粉病与条锈病的定量识别

鲁军景<sup>1,2</sup>, 黄文江<sup>1\*</sup>, 张竞成<sup>3</sup>, 蒋金豹<sup>2</sup>

1. 中国科学院遥感与数字地球研究所, 数字地球重点实验室, 北京 100094
2. 中国矿业大学(北京)地测学院, 北京 100083
3. 北京农业信息技术研究中心, 北京 100097

**摘要** 小麦白粉病和条锈病是小麦常发病害中为害较重的两种病害,在我国小麦产区均有发生,但它们由不同病原引起,需要采取不同的防治措施。因此,快速、准确的获取小麦病害类型信息对于病害的防治具有重要的指导意义。遥感数据具有快速、准确的获取空间上连续信息的特点,提出一种基于实测冠层高光谱数据信息的小麦病害定量识别方法。通过对标准化光谱进行连续小波变换,分析350~1300 nm范围内各波段及其连续小波特征与小麦白粉病和条锈病之间的相关性,以及在不同病害间的差异性,筛选出对不同病害敏感的光谱波段(SBs)和小波特征(WFs),然后采用Fisher判别分析法分别基于SBs, WFs以及结合SBs和WFs建立小麦白粉病、条锈病及正常小麦识别模型,分别采用未参与建模的55个地面调查数据和留一法进行验证。结果显示:(1)基于WFs模型的总体识别精度(分别为92.7%和90.4%)明显高于基于SBs模型的总体识别精度(分别为65.5%和61.5%);(2)SBs和WFs结合模型的总体识别精度(分别为94.6%和91.1%)略高于基于WFs模型的总体识别精度,在Fisher80-55模型中白粉病和正常样本的生产者精度提高了10%以上。(3)条锈病样本能在基于WFs和SBs & WFs的模型中准确判别出来,用户精度和生产者精度均达到100%。结果表明采用作物光谱信息能够准确的识别健康作物和不同类型的作物病害,为采用遥感影像进行大范围作物病害识别提供了理论基础,对于指导作物病害防治具有实际应用价值。

**关键词** 白粉病;条锈病;光谱波段;小波特征;Fisher线性判别分析

中图分类号: S132 文献标识码: A DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2016)06-1854-05

### 引言

农作物病害监测主要包括对单一病害发生程度的估测和对不同病害类型的识别两大类。目前,大多数病害监测主要针对单一病害的传统光谱特征(光谱波段、植被指数、一阶微分和连续统特征)进行研究。然而,小麦不同的胁迫常在麦区同时发生,而且大都会造成枯黄萎蔫等相似的外部形态特征,但其在防治上需实施不同的杀菌剂,农药的滥用会给粮食安全带来隐患,而且农药残留还会污染土壤、地下水等<sup>[1]</sup>,因此准确获取病害发生的程度和其空间分布是十分必要的。遥感技术的出现极大地促进了动态监测作物病害信息的发展。目前,一些学者开始利用高光谱研究小麦不同胁迫类型的区分。Yuan等<sup>[2]</sup>尝试利用常用的光谱特征区分小麦条锈病、白粉病和蚜害,分类模型取得了较好的效果,

总体精度达到0.75;Guan等<sup>[3]</sup>利用(NDVI-PhRI),(MSR-PhRI)和(NRI-RVSI)植被指数结合建立二维特征空间成功的区分小麦白粉病、条锈病和水肥胁迫;Huang等<sup>[4]</sup>利用RELIEF-F特征提取算法构建新的光谱指数NSIs(HI, PMI, YRI和AD)区分小麦不同的胁迫类型,结果表明与新型光谱指数相比常用光谱指数在识别病虫害方面具有更高的精度和可靠性。目前仍存在冠层尺度病害识别研究较少、大多利用传统光谱特征以及病害识别精度不高等问题。

小波变换是继傅里叶变换之后又一有效的时频分析法<sup>[5-6]</sup>,主要分为离散小波变换和连续小波变换(continuous wavelet transform, CWT)两大类,被不同的领域所采纳;在遥感领域主要使用离散小波变换对影像数据进行数据滤波、去噪,而连续小波变换主要应用于信号分析。自Cheng等<sup>[7]</sup>利用连续小波变换和传统方法对比提取叶片的含水量,发现CWT能利用高频信号和低频信号提取光谱敏感信息,一些

收稿日期:2015-04-13,修订日期:2015-08-08

基金项目:国家自然科学基金项目(41271412)项目和中国科学院百人计划项目资助

作者简介:鲁军景,女,1989年生,中国科学院遥感与数字地球研究所和中国矿业大学(北京)硕士研究生 e-mail: junjing2@sina.com

\*通讯联系人 e-mail: huangwenjiang@gmail.com

研究便开始关注 CWT 在农业领域的应用。Huang 等<sup>[8]</sup>利用 CWA(continuous wavelet analysis)得到的叶绿素敏感系数比相关性分析得到的系数高。张竞成<sup>[5-6]</sup>研究小麦白粉病叶片光谱特征,发现连续小波特征比传统光谱特征与病情严重度相关性更强,反演效果更好。

以上研究结果表明 CWA 能很好的反应作物的病害信息,但还未有利用连续小波变换对小麦不同病害进行区分的研究,因此,本研究尝试在冠层尺度上利用连续小波特征(wavelet features, WFs)和光谱波段(spectral bands, SBs)对小麦条锈病(yellow rust, YR)、白粉病(powdery mildew, PM)和正常样本(CK)进行区分。

## 1 实验部分

### 1.1 实验地和病情调查

小麦条锈病和白粉病冠层光谱分别获取于 2003 年和 2012 年冬小麦灌浆期,条锈病试验于小汤山国家精准农业示范研究基地,共对 98 个小区的发病情况进行调查,其中有 72 个发病区,26 个未发病区;白粉病试验地位于北京市农林科学院,共对 37 个小区的发病情况进行调查,其中有 32 个发病区,5 个未发病区。在每个调查小区内均匀的选取大小约为 1 m<sup>2</sup> 的五个样方,并于每个样方内随机选取 20 株小麦调查其发病程度。田间调查发病等级和病情指数(disease index, DI)计算方法参见王纪华的《农业定量遥感基础与应用》<sup>[9]</sup>。

### 1.2 冠层光谱的测定

采用 ASD FieldSpec Pro FR(350~2 500 nm)型光谱仪测定。光谱分辨率在 350~1 000 和 1 000~2 500 nm 范围内分别为 3 和 10 nm。在整个观测过程中严格按照光谱测量规范,并及时使用 40 cm×40 cm 的 BaSO<sub>4</sub> 参考板进行校正<sup>[9-10]</sup>,每一个采样点均将 20 次测量值平均后作为该点的冠层光谱值。

## 2 数据处理和分析方法

### 2.1 光谱数据的标准化

小麦条锈病和白粉病冠层光谱的品种和土壤环境都不同,在对光谱进行分析前,为尽量消除这些差异,需将原始光谱标准化<sup>[5]</sup>

$$Ref'_{(YR)_i} = Ref_{(YR)_i} \times \frac{Ref_{(CK12)_i}}{Ref_{(CK03)_i}} \quad (1)$$

式中, $i$ 表示波长, $Ref_{(CK12)_i}$ 和 $Ref_{(CK03)_i}$ 分别表示 $i$ 波长对应的 2012 年和 2003 年正常样本的反射率。 $Ref_{(YR)_i}$ 和 $Ref'_{(YR)_i}$ 分别表示条锈病原始、标准化光谱反射率。上述光谱数据的标准化,不会改变同一病害数据间的光谱差异,同时将不同病害的光谱反射率归化至同一水平,从而在一定程度上消除了品种和土壤环境对光谱分析的影响<sup>[2]</sup>。

### 2.2 连续小波变换

连续小波变换是一种能将信号的频域和时域同时局部化的重要处理方法,利用母小波函数( $\Psi(\lambda)$ )对信号进行不同尺

度、位置细化,将 1-D 的反射率转化成由位置和尺度组成的 2-D 小波能量图<sup>[11]</sup>,而这些小波能量系数能够对不同病害光谱中的敏感信息进行提取<sup>[12]</sup>。在农作物光谱分析中,常用高斯函数作为母小波函数。

$$W_f(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(\lambda) \Psi\left(\frac{\lambda-b}{a}\right) d\lambda \quad (2)$$

式中, $\Psi(\lambda)$ 为母小波函数, $f(\lambda)$ 为原始光谱反射率, $a$ 和 $b$ 分别为小波的频率伸缩因子和时间平移因子。

为计算方便又不影响 CWT 的精度,仅保留分解尺度为 $2^n$ ( $n=1, 2, \dots, 10$ )的小波系数<sup>[7]</sup>。每一个样本都可以得到大小为 $951_{\text{波段}} \times 10_{\text{尺度}}$ 的不同位置和尺度小波能量系数矩阵,再整理成每个尺度下所有样本的小波系数矩阵;然后将该系数矩阵与 DI 进行相关性分析,得到每个尺度下的相关系数矩阵 $951_{\text{波段}} \times 1$ 相关系数矩阵。

### 2.3 区分不同病害的特征选择

为提高不同胁迫的区分精度,需筛选出适于病害区分的光谱特征。利用以下步骤筛选对不同病害敏感连续小波特征和光谱波段。

(1)对两种病害光谱波段/小波系数进行独立样本 T 检验,筛选出对两种病害具有显著差异( $p < 0.01$ )的光谱波段/小波系数。(2)分别将不同病害的特征与 DI 进行相关性分析,选取相关系数 $|r| > 0.3$ 的光谱波段/ $|r|$ 最高的 1%小波系数,在此基础上,与(1)中的特征分别取交集(见表 1 和表 2),得到与某种病害光谱相关性强又对不同病害具有显著差异的特征。(3)对上述光谱波段/小波特征取并集,得到用于区分不同病害敏感的 SBs 和 WFs。

### 2.4 小麦不同病害的判别模型

由于 2.3 节选取的光谱波段和小波特征冗余性较高,因此进一步在 SPSS 利用主成分分析提取 SBs 和 WFs 的主成分建立费式线性判别模型(fisher linear discrimination analysis, FLDA),其中 Fisher 模型采用两种不同数量的样本进行训练和验证,分别为随机选取 80 个样本训练,剩余 55 个做验证(以下称为 Fisher80-55 模型)和交叉留一验证。判别模型的精度评价采用总体分类精度(overall accuracy, OA)、用户精度、生产者精度和 kappa 系数四个指标<sup>[14]</sup>。

## 3 结果与讨论

### 3.1 小麦病害光谱标准化

小麦白粉病和条锈病光谱标准化比值曲线见图 1,当某波段的比率值接近 1 时,表示两年的数据差异逐渐减小,但由于病害冠层光谱获取的时间、地点等环境差异较大,因此比值相对 1 有一定的偏离,这也说明数据标准化的必要性。

### 3.2 小麦不同病害的光谱波段和小波特征比较

表 1 为经 2.3 节筛选得到的小麦白粉病和条锈病的敏感光谱波段,敏感光谱波段主要位于 500~890 nm 色素强吸收的位置,这与黄木易和乔红波研究的病害冠层光谱响应相似,但不同病害的敏感光谱波段交集多、趋势一致,这可能是导致后续判别效果不好的原因。

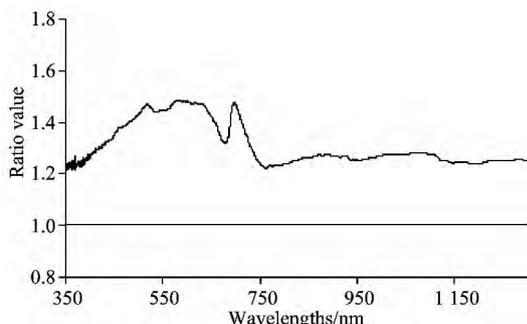


图 1 基于  $Ref_{(CK12)}$  和  $Ref_{(CK03)}$  的标准化比值曲线

Fig 1 Ratio curve for normalization based on  $Ref_{(CK12)}$  and  $Ref_{(CK03)}$

表 1 敏感光谱波段

Table1 Sensitive spectral bands to PM and YR

spectral bands/nm	$ r $ threshold	P-value threshold
536~566(PM), 706~734(PM), 623~638(YR), 658~688(YR), 740~799(PY), 850~884(PY)	0.3	0.01

注: PM 指只对白粉病敏感的波段, YR 指只对条锈病敏感的波段, PY 指对白粉、条锈病都敏感的波段。

Note: PM stands for the band only sensitive to powdery mildew; YR stands for the band only sensitive to yellow rust and PY both sensitive to powdery mildew and yellow rust

由 2.3 节筛选的小麦白粉病和条锈病的敏感小波特征见表 2, 两种病害的小波特征与病情严重度有很强的相关性, 相关系数  $|r| > 0.6$ ; 从尺度分析, 两种病害的小波特征主要分布在低尺度 ( $2^2 \sim 2^4$ ), 分别有两个在中尺度 ( $2^5 \sim 2^6$ ), 白粉病还包含一个高尺度 (尺度为  $2^7$ ) 的小波特征。从特征分布看, 条锈病都分布在可见光色素强吸收的位置, 如 WF1, WF3, WF6 黄光区, WF2, WF4, WF5, WF7 红光区, 而且还包含了蓝光波段 WF8; 白粉病在可见光的 5 个特征主要分布在绿峰和红谷, 其他 5 个特征也在表征植物细胞结构的近红外区域, Cheng 等<sup>[7]</sup>发现 CWT 对光谱的分解能够有效的减弱叶片结构的影响, 而这些分布在近红外的特征在光谱波段中并未体现; WF5 和 WF9 为水分的强吸收谷点。这些小

波特征能够敏感的捕获小麦胁迫后色素、水分、形态和结构的变化。但小波特征与光谱波段位置略有不同, 且交集较少, 可能是因为连续小波变换是在不同位置利用不同的尺度对整条光谱进行分析, 详尽的统计搜索标识最敏感的特征, 从某种程度上突出了目标信息的变化, 进而得到对不同病害最敏感的多尺度、位置小波特征。

表 2 敏感小波特征的位置和尺度参数

Table 2 Spectral locations and scales of powdery mildew and yellow rust wavelet features

wavelet feature	scale	wavelengths	$ r $ threshold
WF1	$2^2$	749~750(2)	0.63
WF2	$2^2$	958~961(4)	
WF3	$2^3$	476~478(3)	
WF4	$2^3$	747~748(2)	
WF5	$2^3$	1 036~1 037(2)	
WF6	$2^3$	1 250~1 252(3)	
WF7	$2^4$	1 142~1 148(7)	
WF8	$2^5$	516~519(4)	
WF9	$2^6$	962~979(18)	
WF10	$2^7$	738~768(31)	
WF1	$2^2$	571~571(1)	0.88
WF2	$2^2$	704~713(10)	
WF3	$2^3$	572~574(3)	
WF4	$2^3$	627~631(5)	
WF5	$2^3$	710~713(4)	
WF6	$2^4$	578~581(4)	
WF7	$2^4$	615~631(17)	
WF8	$2^5$	431~449(19)	
WF9	$2^6$	476~488(13)	

3.3 小麦白粉病、条锈病和健康样本的判别

基于 SBs, WF<sub>s</sub> 和 SB<sub>s</sub> & WF<sub>s</sub> 的 Fisher80-55 模型和交叉留一验证模型混淆矩阵和精度评价结果见表 3。此外, 由于 Fisher 交叉留一验证模型是基于不同的观察值进行判别, 无法建立统一的 Fisher 典则判别散点图, 因此只给出 Fisher80-55 模型中根据 Fisher 典则判别函数建立的组分布图[图 2 (a), (b), (c)]分别为 SBs, WF<sub>s</sub> 和 SB<sub>s</sub> & WF<sub>s</sub> 作为输入的组分布图)。

表 3 混淆矩阵和识别结果

Table 3 Confusion matrix and classification accuracies

	Fisher80-55								Fisher 交叉留一						
	PM	YR	CK	sum	U <sub>sa</sub> (%)	OA(%)	Kappa	PM	YR	CK	sum	U <sub>sa</sub> (%)	OA(%)	Kappa	
光谱 波段	PM	11	0	4	15	73.3	65.5	0.47	22	0	10	32	68.8	61.5	0.41
	YR	1	17	7	25	68.0			5	46	21	72	63.9		
	CK	3	4	8	15	53.3			9	7	15	31	48.4		
	sum	15	21	19	55				36	53	46	135			
	P <sub>sa</sub> (%)	73.3	81.0	42.1					61.1	86.8	32.6				

续表 3

小波特征	PM	14	0	1	15	93.3	92.7	0.89	26	0	6	32	84.3	90.4	0.84
	YR	0	25	0	25	100			0	72	0	72	100		
	CK	3	0	12	15	80.0			7	0	24	31	77.4		
	sum	17	25	13	55				33	72	30	135			
	P <sub>sa</sub> (%)	74.3	100	80.7					74.3	100	80.7				
结合	PM	14	0	1	15	93.3	94.6	0.92	28	0	4	32	87.5	91.1	0.85
	YR	0	25	0	25	100			0	72	0	72	100		
	CK	2	0	13	15	86.7			8	0	23	31	74.2		
	sum	16	25	14	55				36	72	27	135			
	P <sub>sa</sub> (%)	87.5	100	92.9					77.8	100	85.2				

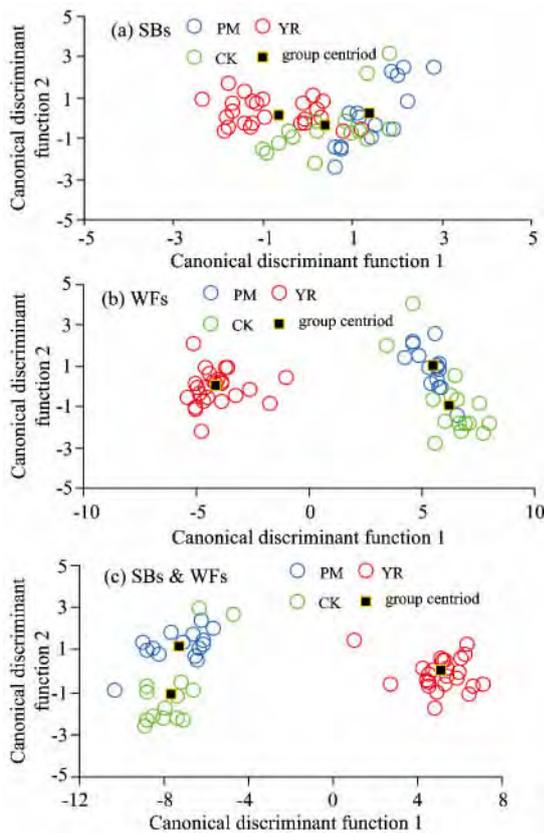


图 2 Fisher80-55 模型的典则判别函数组分布图  
 (a): 光谱波段; (b): 小波特征; (c): 结合光谱波段和小波特征  
 Fig 2 Group distribution in Fisher80-55 according to canonical discriminant function  
 (a): SBs; (b): WF; (c): SBs & WF

从总体精度上看, 两模型的小波特征判别精度优于光谱波段, OAA 分别为 92.7%, 90.4% 和 65.5%, 61.5%, 图 2 (a) 和 (b) 的对比可以更直观的看出 WF 对不同胁迫类型区

分的优势, 这主要是由于两病害胁迫的光谱波段交集太多, 而小波特征呈现出不同的趋势, 能够兼顾位置和尺度将光谱曲线直接与病情相联系, 突出光谱信息的微弱变化, 从而做到位置和尺度的最优化<sup>[5]</sup>, 这与 Cheng 等的利用 CWA 监测叶片含水量结果一致; 而 Fisher80-55 的分类结果略高于交叉留一验证的结果, 这可能与选取样本的随机性有关, 但其精度相差不大。从混淆矩阵中发现光谱波段对白粉病的区分精度在 70% 左右, 因此将光谱波段与小波特征结合作为输入, 发现两模型的 OA, AA 和 Kappa 系数均有一定程度的提高; 而且在 Fisher80-55 模型中, 基于 SBs & WF 的白粉病和正常样本的生产者精度比基于 WF 的生产者精度提高了 10% 以上; 图 2(c) 更直观的看出 PM 和 CK 组重心间距变大, 每一类别都更加集中。当关注不同病害的分类精度时, 在基于 WF 和 SBs & WF 的模型中都能较准确的判别出条锈病, 用户精度和生产者精度均达到 100%; 对于白粉病和正常样本, 在基于 SBs & WF 的 Fisher80-55 模型中, 用户精度和生产者精度也均在 90% 左右。

#### 4 结 论

在进行光谱分析前, 通过光谱标准化消除了背景差异带来的影响, 经相关性分析、独立样本 T 检验等方法验证了在冠层尺度利用连续小波特征进行病害区分的可行性。结果表明, 结合光谱波段和小波特征的区分精度最高 (94.6% 和 91.1%); 而且基于小波特征的总体分类精度 (92.7% 和 90.4%) 明显优于光谱波段 (65.5% 和 61.5%); 对于不同病害的识别, 条锈病在基于 WF 和 SBs & WF 的模型中都能较准确的判别出来, 用户精度和生产者精度均达到 100%。这对不同病害的识别、区分和喷洒相应杀菌剂进行治疗具有重要意义。但是在做光谱曲线的标准化时并未考虑时间、光照等差异的影响, 而且只是在小麦的灌浆期进行研究。因此, 该方法的普适性和外延性仍需进一步试验和研究。

#### References

[ 1 ] Sankaran S, Mishra A, Ehsani R, et al. Computers and Electronics in Agriculture, 2010, 72(1): 1.  
 [ 2 ] YUAN Lin, ZHANG Jing-cheng, ZHAO Jin-ling, et al(袁琳, 张竞成, 赵晋陵, 等). Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析), 2013, 33(6): 1608.

- [ 3 ] Guan Q S, Huang W J, Jiang J B, et al. *Sensor Letters*, 2014, 12: 1.
- [ 4 ] Huang W J, Guan Q S, Luo J H, et al. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2014, 7(6): 2516.
- [ 5 ] Zhang J C, Pu R L, Huang W J, et al. *Field Crop Research*, 2012b, 134: 165.
- [ 6 ] Zhang J C, Yuan L, Pu R L, et al. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2014, 100: 80.
- [ 7 ] Cheng T, Rivard B, Sanchez-Azofeifa G A. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(2): 662.
- [ 8 ] Huang L S, Zhang D Y, Liang D, et al. *International Journal of Agriculture & Biology*, 2013, 15(1): 34.
- [ 9 ] WANG Ji-hua, ZHAO Chun-jiang, HUANG Wen-jiang(王纪华, 赵春江, 黄文江). *Theory and Application of Advanced Remote Sensing in Agriculture(农业定量遥感基础与应用)*. Beijing: Science Press(北京: 科学出版社), 2008.
- [ 10 ] HUANG Wen-jiang(黄文江). *Mechanism and Application of Crop Disease Monitoring Using Remote Sensing(作物病虫害遥感监测机理与应用)*. Beijing: China Agricultural Sciencetech Press(北京: 中国农业科学技术出版社), 2009.
- [ 11 ] Cheng T, Rivard B, Sanchez-Azofeifa G A, et al. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(4): 902.
- [ 12 ] Bruce L M, Li J. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, 39(7): 1540.
- [ 13 ] Jolliffe I T. *Principal Component Analysis*, Springer, 2002.
- [ 14 ] ZHAO Ying-shi(赵英时). *Analysis Principle and Applications of Remote Sensing(遥感应用分析原理与方法)*. Beijing: Science Press(北京: 科学出版社), 2003.

## Quantitative Identification of Yellow Rust and Powdery Mildew in Winter Wheat Based on Wavelet Feature

LU Jun-jing<sup>1, 2</sup>, HUANG Wen-jiang<sup>1\*</sup>, ZHANG Jing-cheng<sup>3</sup>, JIANG Jin-bao<sup>2</sup>

1. Key Laboratory of Digital Earth Science, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China

2. College of Resource Science and Technology, China University of Mine and Technology, Beijing 100083, China

3. Beijing Agriculture Information Technology Research Center, Beijing 100097, China

**Abstract** Powdery mildew (*Blumeria graminis*) and stripe rust (*Puccinia striiformis* f. sp. *Tritici*) are two of the most prevalent and serious winter wheat diseases in the field, which caused heavy yield loss of winter wheat all over the world. It is necessary to quantitatively identify different diseases for spraying specific fungicides. This study examined the potential of quantitative distinction of powdery mildew and yellow rust by using hyperspectral data with continuous wavelet transform at canopy level. Spectral normalization was processing prior to other data analysis, given the differences of the groups in cultivars and soil environment. Then, continuous wavelet features were extracted from normalized spectral bands using continuous wavelet transform. Correlation analysis and independent t-test were used conjunctively to obtain sensitive spectral bands and continuous wavelet features of 350~1 300 nm, and then, principal component analysis was done to eliminate the redundancy of the spectral features. After that, Fisher linear discriminant models of powdery mildew, stripe rust and normal sample were built based on the principal components of SBs, WFs, and the combination of SBs & WFs, respectively. Finally, the methods of leave-one-out and 55 samples which have no share in model building were used to validate the models. The accuracies of classification were analyzed, it was indicated that the overall accuracies with 92.7% and 90.4% of the models based on WFs, were superior to those of SFs with 65.5% and 61.5%; However, the classification accuracies of Fisher 80-55 were higher but no different than leave-one-out cross validation model, which was possibly related to randomness of training samples selection. The overall accuracies with 94.6% and 91.1% of the models based on SBs & WFs were the highest; The producer' accuracies of powdery mildew and healthy samples based on SBs & WFs were improved more than 10% than those of WFs in Fisher 80-55. Focusing on the discriminant accuracy of different disease, yellow rust can be discriminated in the model based on both WFs and SBs & WFs with higher accuracy; the user' accuracy and producer' accuracy were all up to 100%. The results show great potential of continuous wavelet features in discriminating different disease stresses, and provide theoretical basis for crop disease identification in wide range using remote sensing image.

**Keywords** Powdery mildew; Stripe rust; Spectral Bands; Wavelet Features; Fisher linear discrimination analysis

\* Corresponding author

(Received Apr. 13, 2015; accepted Aug. 8, 2015)