冬小麦条锈病严重度不同估算方法对比研究

王 $\mathbb{H}^{1,2}$,景元书¹,黄文江^{2*},张竞成³,赵 娟¹,张 清²,王 力²

- 1. 南京信息工程大学应用气象学院, 江苏 南京 210044
- 2. 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
- 3. 北京农业信息技术研究中心,北京 100097

摘 要 为了提高遥感监测小麦条锈病病害严重度的准确性,寻找小麦病害的较优反演模型,在国家精准农业示范研究基地基于野外定位调查小麦病情指数及冠层光谱数据,利用与小麦病害发生呈显著关系且有效反映植被生理生长状况的7种高光谱植被指数,尝试分别采用PLS(偏最小二乘回归)、BP神经网络和植被指数经验法三种方法建立小麦条锈病病情反演模型,并进行比较分析。结果表明:三种方法病害严重度预测值与实测值间的 R²分别为 0.936, 0.918, 0.767。采用偏最小二乘回归方法监测小麦病情指数效果更好,为探寻不同种类植被指数对模型的贡献,尝试用代表植被绿度的 NDVI,GNDVI,MSR 和代表水分含量的 NDWI 和 MSI 植被指数分别作为 PLS 模型的输入变量,建立病害反演模型。结果表明:小麦条锈病中,叶片叶绿素含量的变化比冠层水含量的变化对病情指数更为敏感,对病害有更好的解释作用。然而,两模型精度都低于七种植被指数全部参与时的预测结果,即输入变量中采用多种植被指数比用单类指数模拟准确度高。

关键词 高光谱遥感;条锈病;偏最小二乘法;神经网络;病情指数 中图分类号: S127 文献标识码: A **DOI**: 10.3964/j.issn.1000-0593(2015)06-1649-05

引言

在我国,具有高湿、低温、强光型且具有跨区域气传性特点的小麦条锈病是农业生产上的重要病害之一,可对农业造成巨大损失。为避免病害发生,过度喷洒农药又会导致环境的污染,因此有效和及时地掌握冬小麦生长发育状况对发展农业精准化具有非常重要的意义[1]。以往条锈病的监测主要依靠田间采样、调查来获取病虫害灾情,综合其他植保信息进行病害监测与病害严重度评估,不仅消耗时间精力,更难以在大范围内展开,对病害发生发展情况不能及时掌握。在研究小麦病害生物特性时发现,遇病菌侵害,因缺乏水分和营养,小麦叶片光合色素含量和内部结构会发生一定的变化,其反射光谱也会不同于正常小麦。研究人员通常将光谱变换成各种类型的植被指数,而不是直接使用作物反射光谱变换成各种类型的植被指数,而不是直接使用作物反射光谱进行判断分析。人们已研究并提出具有不同理化或生物意义的多种不同形式植被指数,而这类植被指数的不同组合也用作建立病虫害的发生程度与遥感光谱信息之间的关系。

国内外利用高光谱数据计算的植被指数分析作物病虫害侵染状况,大多采用单个植被指数,常常受到其他因素干扰,有些监测结果并不理想。近年来,偏最小二乘回归(partial least square, PLS)方法已被广泛应用于高光谱遥感领域中,如叶面积指数、氮素含量、作物生物量、棉花黄萎病的预测等^[2-4],是一种非常有效的预测方法。BP(back propagation)作为目前最常见的神经网络模型之一,学者们对其进行了深入系统研究并在农业领域有很多应用:如诊断小麦腥黑穗病,预测小麦条锈病,识别小麦群体图像特征,估算作物生物量^[5,6]等,而对小麦条锈病的监测研究较少。本文拟分别使用偏最小二乘回归方法和 BP 神经网络方法建立小麦条锈病的病情严重度的估测模型,并对结果与植被指数方法进行对比分析。

1 实验部分

1.1 试验地概况

试验位于北京昌平区小汤山国家精准农业示范研究基

收稿日期: 2014-03-03,修订日期: 2014-06-24

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

作者简介: 王 静, 女, 1989 年生, 南京信息工程大学应用气象学院硕士研究生 e-mail: wangjing_233690@126.com

地^[7]。试验时间为 2002 年—2003 年,实验对象为易感条锈病的小麦品种"98—100",试验田长 200 m,宽 100 m,并安排 6 个 20 m×10 m 面积的处理小区。

1.2 病情指数调查

用病情指数表示小麦病情严重程度,小麦出现染病症状开始后,测定试验田地面光谱和调查田间小麦病情指数 $^{[8]}$ 。调查方法采取五点调查法,小麦病害严重度分为 9 个等级,即:0%,0%~1%,1%~10%,10%~20%,20%~30%,30%~45%,45%~60%,60%~80%,80%~100%(叶片病斑面积占整个叶片面积百分比),病情指数 (DI) 由式 (1) 计算

$$DI(\%) = \frac{\sum (x \times f)}{n \times \sum f} \times 100 \tag{1}$$

式中x为各梯度的级值,f为各梯度的叶片数,n的最高梯度值为 $9^{[9]}$ 。

1.3 冠层光谱测量

在条锈病显症后,于 2003 年四月末到六月初每隔几天 用 ASD FieldSpec Pro FR (350~2 500 nm)型地物光谱仪测量小麦冠层光谱,实验过程中严格遵守相应观测规范进行测 定,结束后取平均值作为此研究小区的光谱值,且用参考板校正以消除环境影响,最后计算反射率。

1.4 研究方法

对在上述实验区得到的光谱数据计算高光谱植被指数。 小麦受条锈菌侵染后会在内部生理及外部形态上发生一系列 的变化。Jing 等发现,由于植被指数能对光谱信号进行有效 利用,在增强植被信息的同时使非植被(土壤,地形,大气 等)信号最小化,和单波段相比更具有灵敏性[10]。国内外相 关研究结果显示,对小麦条锈病冠层光谱 350~1 600 nm 波 段与不同病害严重度进行相关性分析后发现,550~660 nm 的黄光区,750~1 350 nm 的近红外波段和 1 450 nm 附近的 水分敏感波段,病害区小麦冠层光谱与对照区差异明显。绿 色植物具有在可见光波段强吸收的近红外波段高反射的特 性,植被指数通常选取此波段光谱信息,有效反映植被的健 康状况。因此选用与病情指数有显著相关性的7种植被指数 (表 1)作为 BP 神经网络和偏最小二乘回归分析的的输入变 量。此七种植被指数包含了由于条锈菌侵染造成的小麦叶绿 素和冠层水分的减少和光能利用率的降低,综合建模,更能 反映病害情况。

Table 1 Overview of spectral vegetation indices

植被指数名称	缩写	公式	备注	
归一化植被指数 (normalized difference vegetation index)	NDVI	NDVI= $(\rho_{\text{NIR}}-\rho_{\text{R}})/(\rho_{\text{NIR}}+\rho_{\text{R}})$	测量 植被绿度	
绿度归一化植被指数 (green physiological reflectance index)	GNDVI	$GNDVI = (\rho_{NIR} - \rho_{G})/(\rho_{NIR} + \rho_{G})$		
修正的简单植被指数 (modified simple ratio index)	MSR	$MSR = (\rho_{NIR}/\rho_{R} - 1) / \sqrt{\rho_{NIR}/\rho_{R} + 1}$		
归一化水指数 (normalized difference water index)	NDWI	$NDWI = (\rho_{857} - \rho_{1241})/(\rho_{857} + \rho_{1241})$	测量冠层 水分含量	
水分胁迫指数 (moisture stress index)	MSI	MSI= $ ho_{1.599}/ ho_{819}$		
光化学反射指数 (photochemical reflectance index)	PRI	$PRI = (\rho_{570} - \rho_{531})/(\rho_{570} + \rho_{531})$	测量光能 利用效率	
植被衰减指数 (plant senescence reflectance index)	PSRI	$PSRI = (\rho_{680} - \rho_{500})/\rho_{750}$		

1.4.1 植被指数经验法

光化学植被指数 PRI 定义为 531 和 570 nm 处反射率的 归一化植被指数 (PRI= $(R_{531}-R_{570})/(R_{531}+R_{570})$)。PRI 能很好的反映光能利用率,可很好地评价光合效率辐射和植被的健康状态,具有广阔的应用前景。

植被指数经验法采用下面方程

$$DI(\frac{9}{6}) = -721.22(PRI) + 2.40$$
 (3)

式(3)由 Huang 等[11]提出,并通过不同年份不同小麦品种的测试检验,表明上述模型具有较高稳定性和精确性。

1.4.2 偏最小二乘回归(PLS)方法

在运用普通最小二乘算法时,若自变量之间存在多重相 关性,难以保证所建模型的可靠性和精确性^[12],而 PLS 算 法能够减少各变量间的多重共线性对预测模型的影响可大幅 度提高模型的准确性。

1.4.3 神经网络方法

与前人研究方法相似,BP 神经网络模型建立方法为:1 个输入层(各类植被指数)、2 个隐含层和1 个输出层(小麦病情指数)。建模前,输入变量均进行归一化处理以便更好的训练网络。

2 结果与讨论

2.1 植被指数和病情严重度相关性分析

植被指数可以很好的反映出植被的生长状况,例如植被 长势,生物量多少等,但受植被本身、环境、大气等条件的 影响或者研究对象、目的的差异,不同类型植被指数表现出 不同的局限性。几种常用植被指数(表 1)与小麦条锈病病重度的相关分析结果如表 2 所示。

Table 2 Correlation between remote sensing factor and severity levels(n=63)

相关系数	NDVI	GNDVI	MSR	NDWI	MSI	PRI	PSRI
DI	-0.778	-0.767	-0.683	-0.834	0.828	-0.869	0.805
NDVI	1.000	0.980	0.951	0.964	-0.982	0.806	-0.987
GNDVI		1.000	0.968	0.954	-0.959	0.817	0.919
MSR			1.000	0.965	-0.933	0.841	-0.897
NDWI				1.000	-0.971	0.768	-0.926
MSI					1.000	-0.732	0.958
PRI						1.000	-0.796
PSRI							1.000

由表 2 的相关性可知, MSI 和 PSRI 两种植被指数与病情指数为正相关, 随病害严重度增加, 植被指数值增加。小

麦受到病菌侵染后,叶片水分含量减少,水分胁迫性增加,即 MSI 值增大。病原菌在寄主细胞内吸取小麦细胞内的营养物质,使养分运输发生困难,叶肉细胞被破坏,冠层胁迫性增加,植被开始衰老,植被衰减指数值升高。另 NDVI,GNDVI,MSR,NDWI,PRI等植被指数与病情严重度表现出极显著负相关关系。从表中我们仍可以看出,PRI 与病情指数相关性最高,从而也表明了植被指数经验法具有很强的可行性。

2.2 模型回归精度评价

2.2.1 七种植被指数均用于建模

选择 2002 年—2003 年实验的 63 个小麦不同严重度条锈病样本,随机选取 36 个样本用于模型的建立,即 PLS 模型、BP 神经网络模型和植被指数经验模型估测 DI 值,其余27 个样本用于模型的检验。各方法预测结果与实测结果见图 $1(a)\sim(c)$, R^2 , RMSE 与相对误差(RE)结果见表 3。

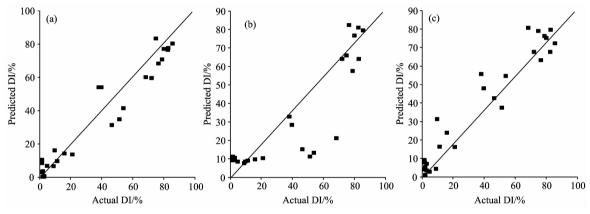


Fig. 1 Comparison of predicted DI with actual DI

Table 3 \mathbb{R}^2 , RMSE and relative error of different methods for prediction of DI

模型	R^2	RMSE	RE/%
PLS	0.936	8.4	5.4
BP	0.767	17.37	10.5
PRI	0.918	8.9	2.3

结果可以看出,基于偏最小二乘法和植被指数经验模型结果要优于利用神经网络模型获得的结果。另外,以偏最小二乘法的模型反演结果优于植被指数模型,其 R^2 值为 0.936,植被指数 R^2 值为 0.918,同时 PLS 有更低的 RMSE。从图中可以看出,具有更高预测精度的是 PLS 法,预测点更接近 1:1 平分线。

从图 1(a)可见,在 DI 小于 20 情况时,预测值有略微偏大的情况; DI 处于 20~100 之间病情较严重时,有偏小的倾向。但预测值与测量值偏差较小,因此此方法适用于监测小麦病害,在病害较严重期和较低时,反演精度较高。

从图 1(b)可见,神经网络的模型中,病情指数较高时预测值较高,病情指数在中间状态时预测值过多低于实测值。原因可能在于训练样本少,提取的各类特征数据典型性不

足,或其训练能力和预测能力的矛盾问题和网络结构通常由 经验选定,都会造成预测效果不完美^[13]。

2.2.2 部分植被指数用于建模

通过上述分析,利用 PLS 算法能较好的估测小麦条锈病。为了探寻不同种类植被指数对模型的贡献,尝试用代表植被绿度的 NDVI, GNDVI, MSR 和代表水分含量的 NDWI和 MSI 分别作为 PLS 模型的输入变量,建立模型样本和估测样本与上述方法相同,预测结果对比如图 2(a)和(b)表示:由图可知,小麦条锈病中,叶片叶绿素含量的变化比冠层水含量的变化对病情指数更敏感, R² 分别为 0.824 和 0.803。然而,两模型精度都低于七种植被指数都参与时的预测结果。因为小麦的病害症状表现在诸多方面,单个或单类植被指数并不能完全代表,具有一定局限性。

3 结 论

冬小麦的病害严重度与植被指数之间存在较强相关性,运用 PLS 统计回归模型、BP 神经网络方法和植被指数经验模型分别监测小麦条锈病。对比结果表明:因影响小麦病害程度有诸多因素,单个或单类植被指数并不能完全反映植被

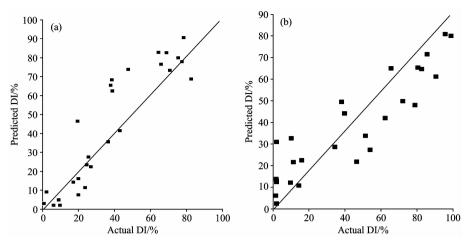


Fig. 2 Comparison of predicted DI with actual DI

生长状况,而 PLS 方法可有效综合分析利用不同指数,回归建模精度最优,监测效果最好。由此可知,运用与病情指数相关性较高的植被指数,采用适当方法建立模型反演精度要高于运用单个植被指数。PLS 回归模型适用于小麦条锈病病

情监测。本实验仍需要在尺度上进行扩展,尚未考虑作物生长环境的影响,另选择植被指数时并没有将所有指数全部考虑进来,这些问题仍有待研究。

References

- [1] LI Guang-bo, ZENG Shi-mai, LI Zhen-qi(李广博,曾士迈,李振歧). Integrated Management of Wheat Pests(小麦病虫草鼠害综合治理). Beijing: China Agricultural Science and Technology Press(北京:中国农业科技出版社), 1989. 185.
- [2] Huang W J, Huang M Y, Liu L Y, et al. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2005, 21(4): 97.
- [3] Devadas R, Lamb D W, Simpfendorfer S, et al. Precision Agriculture, 2009, 10(6): 459.
- [4] ZHANG Jing-cheng, YUAN Lin, WANG Ji-hua, et al(张竞成, 袁 琳, 王记华, 等). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2012, 28(20); 1.
- [5] HUANG Mu-yi, WANG Ji-hua, HUANG Wen-jiang(黄木易, 王记华, 黄文江). Journal of Anhui Agriculture University(安徽农业大学报), 2004, 31(1): 119.
- [6] 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.
- [7] Nguyen Hung T, Lee Byun-Woo. European Journal of Agronomy, 2006, (24): 349.
- [8] Hansen PM, Schjoerring JK. Remote Sensing of Environment, 2003, (86): 542.
- [9] Clevers J G P W, Heijden G W A M Van der, Verzkov S, et al. The 9th International Symposium on Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing. Beijing, 2005. 56.
- [10] JING Xia, HUANG Wen-jiang, JU Cun-yong, et al(竞 震, 黄文江, 琚存勇,等). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2010, 26(8); 229.
- [11] Huang W J, Lamb D W, Niu Z, et al. Precision Agriculture, 2007, 8: 187.
- [12] LI Min, DENG Ji-zhong, YUAN Zhi-bao, et al(李 敏, 邓继忠, 袁之报, 等). Electronic Science and Technology(电子科技), 2011, 24 (12); 10.
- [13] HU Xiao-ping, YANG Zhi-wei, LI Zhen-qi, et al(胡小平, 杨之为, 李振岐, 等). Journal of Northwest Agriculture(西北农业学报), 2000, 9(3): 28.

Comparative Research on Estimating the Severity of Yellow Rust in Winter Wheat

WANG Jing^{1, 2}, JING Yuan-shu¹, HUANG Wen-jiang^{2*}, ZHANG Jing-cheng³, ZHAO Juan¹, ZHANG Qing², WANG Li²

- 1. School of Applied Meteorology, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China
- 2. Key Laboratory of Digital Earth Science, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China
- 3. Beijing Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China

Abstract In order to improve the accuracy of wheat yellow rust disease severity using remote sensing and to find the optimum inversion model of wheat diseases, the canopy reflectance and disease index (DI) of winter wheat under different severity stripe rust were acquired. The three models of PLS (Partial Least Square), BP neural network using seven hyperspectral vegetation indices which have significant relationship with the occurrence of disease and vegetation index (PRI) were adopted to build a feasible regression model for detecting the disease severity. The results showed that PLS performed much better. The inversion accuracy of PLS method is best than of the VI (PRI, Photochemical Reflectance Index) and BP neural network models. The coefficients of determination (R²) of three methods to estimate disease severity between predicted and measured values are 0.936, 0.918 and 0.767 respectively. Evaluation was made between the estimated DI and the measured DI, indicating that the model based on PLS is suitable for monitoring wheat disease. In addition, to explore the different contributions of diverse types of vegetation index to the models, the paper attempts to use NDVI, GNDVI and MSR which on behalf of vegetation greenness and ND-WI and MSI that represents the moisture content to be input variables of PLS model. The results showed that, for the wheat yellow rust disease, changes in chlorophyll content is more sensitive to the disease severity than the changes in water content of the canopy. However, the accuracy of the two models are both lower than predicted when participating in all seven vegetation indices, namely using several species of vegetation indices tends to be more accurate than that using single category. It indicated that it has great potential for evaluating wheat disease severity by using hyper-spectral remote sensing.

Keywords Hyper-spectral; Yellow rust; Partial Least Square; BP neural network; Disease index

(Received Mar. 3, 2014; accepted Jun. 24, 2014)

* Corresponding author