

引用格式: Kong Yuru, Wang Lijuan, Zhang Jingcheng, *et al.* Research on Prediction of Wheat Stripe Rust with Multi-source Data[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2022, 37(3): 571-579. [孔钰如, 王李娟, 张竞成, 等. 多源数据小麦条锈病预测研究[J]. 遥感技术与应用, 2022, 37(3): 571-579.]
DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2022.3.0571

多源数据小麦条锈病预测研究

孔钰如^{1,2,3}, 王李娟³, 张竞成⁴, 杨贵军¹, 岳云⁵, 杨小冬¹

(1. 农业农村部农业遥感机理与定量遥感重点实验室

北京市农林科学院信息技术研究中心, 北京 100097;

2. 晋城合为规划设计集团, 山西 晋城 048000;

3. 江苏师范大学 地理测绘与城乡规划学院, 江苏 徐州 221116;

4. 杭州电子科技大学 生命信息与仪器工程学院, 浙江 杭州 310018;

5. 甘肃省农业技术推广总站, 甘肃 兰州 730020)

摘要: 小麦条锈病是导致小麦大规模减产的气传性病害, 其传播扩散过程受多种因素影响, 常用的作物病害气象预测模型难以准确模拟。为实现小麦条锈病发病率的精准预测, 提出一种基于气象和遥感数据建立的 SEIR-StripeRust 动态预测模型。以甘肃省陇南地区为研究区, 首先基于气象数据和 MODIS 遥感数据分别构建气象因子和植被指数, 然后与发病率进行相关性分析筛选敏感因子并耦合基本感染率, 进而建立 SEIR-StripeRust 模型, 最后采用后向传播神经网络(BPNN)、支持向量回归(SVR)和多元线性回归(MLR)模型对比验证 SEIR-StripeRust 模型的有效性。结果表明: 平均气温、相对湿度和归一化植被指数与小麦条锈病发病率显著相关, 其建立的 SEIR-StripeRust 模型预测精度最高, 决定系数 R^2 达到 0.79, 均方根误差 RMSE 为 0.10, 平均绝对误差 MAE 为 0.09, 均优于相同特征变量下的 BPNN、SVR 和 MLR 模型。研究结果表明 SEIR-StripeRust 模型能够有效预测小麦条锈病发病率, 并为县域尺度的小麦条锈病预测和精确防控提供技术支持。

关键词: 小麦条锈病; 遥感; 气象数据; 发病率; SEIR-StripeRust 模型

中图分类号: S512.1; TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2022)03-0571-09

1 引言

小麦产量占我国夏季粮食作物总产量的 85%, 而小麦条锈病是造成小麦减产的主要原因之一^[1-2]。小麦条锈病具有发病面积广、传染性强的特点, 曾在历史上多次流行, 严重时可减产 60% 以上^[3-5]。因此, 精准预测小麦条锈病发生情况, 对于保障粮食安全和植保部门制定有效的防控政策具有重要意义。传统的作物病害调查以植保人员的田

间调查采样为主, 虽结果真实可靠, 但费时费力、主观性强, 难以满足大区域作物病害监测和预报的需求^[6]。遥感技术具有快速获取大范围内空间连续地表信息的能力^[7-10], 气象因子是反映作物受病害感染状况的重要指示因素^[11], 结合遥感数据和气象数据可为大区域病害准确预报提供可能性^[12]。

常用的作物病害气象预测模型包括多元线性回归(Multiple Linear Regression, MLR)^[13]、支持向量回归(Support Vector Regression, SVR)^[14]和逐步

收稿日期: 2021-03-10; 修订日期: 2022-03-15

基金项目: 国家自然科学基金项目(41771469), 广东省重点领域研发计划项目(2019B020216001)和江苏省研究生科研与实践创新计划项目(KYCX20_2370)。

作者简介: 孔钰如(1996—), 女, 山西晋城人, 硕士研究生, 主要从事作物病虫害监测研究。E-mail: 15162261380@163.com

通讯作者: 杨小冬(1976—), 男, 湖北潜江人, 研究员, 主要从事作物病虫害遥感监测预测研究。E-mail: yangxd@nrcita.org.cn

回归模型^[15]等。例如 Aparecido 等^[13-14]基于温度、湿度和降水量等气象因子分别建立咖啡锈病和柑橘流胶病的预测模型,决定系数分别为 0.58 和 0.72,均方根误差分别为 0.24 和 0.34。由于适宜的气象条件会加快作物病害的发生速度,其光谱曲线会发生改变^[16],所以作物病害的发生与气象因子和植被指数密切相关。而作物病害气象预测模型未耦合植被指数且模型自身缺乏作物病害流行病学机理支持,进而导致预测值物理意义不明确,故 Aparecido 等^[13-14]建立病害预测模型的均方根误差较高。SEIR(Suscept-Exposed-Infectious-Removed)模型^[17]是经典的作物病害流行病学机理模型,通过建立作物病害四种不同状态(健康、潜伏、感染和移除感染)的微分方程,进而预测作物病害的发生程度,但该模型尚未耦合作物病害的影响因素(如气象因子和植被指数等),未能广泛的应用于作物病害预测研究。

综上所述,以小麦条锈病多发的甘肃省陇南地区为研究区开展小麦条锈病预测研究。利用 MODIS 遥感数据和气象数据分别构建植被指数和气象因子,通过相关性分析筛选敏感因子并耦合基本感染率,进而建立 SEIR-StripeRust 预测模型,同时采用 BPNN、SVR 和 MLR 模型对比验证该模型预测小麦条锈病发病率的有效性。

2 数据和方法

2.1 研究区概况

研究区位于甘肃省东南部(104°30′~106°48′ E, 33°22′~35°21′ N),包含陇南市和天水市。处于半干旱半湿润气候的过渡地带,夏季凉爽多雨,有利于小麦条锈菌越冬,冬季温暖湿润,有利于条锈菌越冬^[18],而且风可以促进条锈菌进行远距离传播,因此该地区是典型的小麦条锈病易发区,研究区位置如图 1(a)所示。

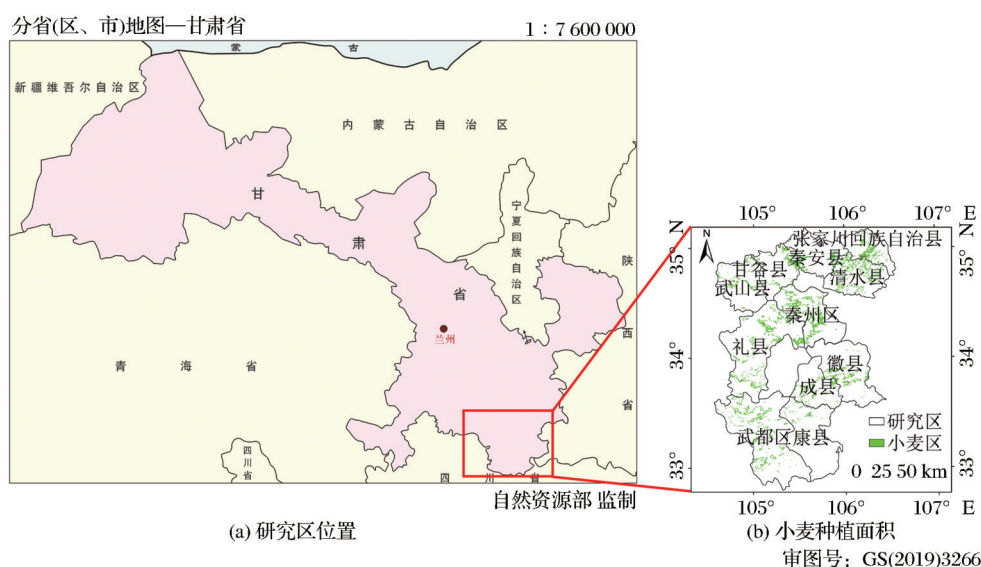


图1 研究区概况

Fig.1 General situation of study area

2.2 数据获取及处理

2.2.1 地面调查数据

研究采用的小麦条锈病地面调查数据来自甘肃省农业技术推广总站,数据时间范围为 2010~2012 年的 3 月下旬~5 月下旬,测报时间间隔为 7 d,测报内容为测报县的条锈病发生面积,其中 2012 年测报县包含成县、徽县、康县、礼县、武都区、甘谷县、秦安县、清水县、武山县、张家川回族自治县和秦州区,2010 年测报县包含成县、礼县和甘谷县等 9 个县,2011 年测报县包含成县、武都区和甘谷县等 8

个县,计算小麦条锈病发病率 Y (即发病面积占播种面积的比例)。选用 2010~2011 年测报县的发病率(170 个数据)用于建立模型,2012 年测报县的发病率(110 个数据)作为验证数据。

2.2.2 全球 30 m 地表覆盖分类数据

选用由国家基础地理信息中心发布的 Globe-Land30 数据集,该数据集使用的分类影像主要包括美国陆地资源卫星 Landsat TM5、ETM+ 和中国环境减灾卫星(HJ-1)等数据,空间分辨率为 30 m,采用 WGS84 坐标系和 UTM 投影,能够覆盖南北纬 80

度的陆地范围,包括耕地、森林和草地等主要地表覆盖类型^[19]。GlobeLand30数据集从全国地理信息资源目录服务系统(<http://www.webmap.cn/>)下载,进行研究区裁剪和提取耕地处理。

2.2.3 遥感数据

由于小麦条锈病地面调查数据的时间范围为2010~2012年,且以周为单位,此时的高分系列卫星未发射,Landsat TM7卫星数据出现条带问题,Landsat TM5卫星数据时间分辨率较低,所以为保持时间分辨率的一致,遥感数据选用MODIS陆地产品组开发的Aqua卫星每日地表发射率产品MYD09GQ和MYD09GA,通过NASA网站(<http://reverb.echo.nasa.gov/reverb/>)下载2010~2012年小麦关键生育期(3月下旬~5月下旬,共10周),总计420景影像。对MYD09GQ和MYD09GA影像进行投影转换(WGS-84)和重采样(250 m)处理,计算与小麦条锈病相关的常用植被指数(表1),并进行周最大值合成处理及计算各县植被指数的平均值。

根据研究区的作物类型及特点,选用每年4月中下旬无云的影像进行ISO非监督分类,结合已知的GlobeLand30数据集提取研究区小麦种植面积,并利用2010~2012年的《甘肃省统计年鉴》^[24-26]对提取种植面积进行定量评价,一致性分别为82.66%、99.91%和97.02%,可以满足后续研究的需求,提取的小麦种植面积分布见图1(b)(以2012年为例)。

表1 植被指数计算公式

植被指数	计算公式
归一化植被指数NDVI ^[20]	$(R_{NIR} - R_R) / (R_{NIR} + R_R)$
比值植被指数SR ^[21]	R_{NIR} / R_R
结构加强色素植被指数SIP ^[22]	$(R_{NIR} - R_B) / (R_{NIR} + R_B)$
优化的土壤调节植被指数OSAVI ^[23]	$(R_{NIR} - R_R) / (R_{NIR} + R_R + 0.16)$
作物氮反应指数NRI ^[22]	$(R_G - R_R) / (R_G + R_R)$

注: R_{NIR} 代表近红外波段反射率, R_R 代表红波段反射率, R_G 代表绿波段反射率, R_B 代表蓝波段反射率。

2.2.4 气象数据

气象数据由国家气象科学数据中心(<https://data.cma.cn/>)提供,获取研究区及周边51个气象站点2010~2012年3月下旬~5月下旬的逐日平均气温(Mean Temperature, T)、相对湿度(Relative Humidity, H)和平均风速(Mean Wind Speed, W)的地面气象数据,并计算上述气象因子的周平均值。由于有限的气象站点不能满足各县气象因子的时空

分布需求,因此利用反距离加权法(Inverse Distance Weighted, IDW)对气象站点(图2)的周平均气温、相对湿度和平均风速进行空间插值分析,最终得到每个县的各气象因子平均值。

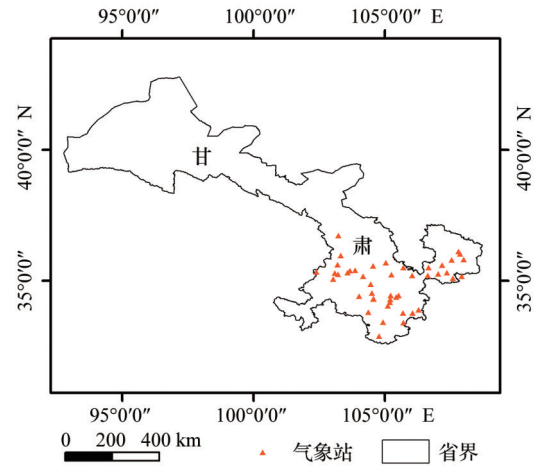


图2 气象站点分布

Fig.2 The distribution of meteorological stations

2.3 SEIR-StripeRust 模型

SEIR模型是作物病害流行学的通用基础模型,由Vanderplank^[17]创建,该模型通过构建四组描述作物病害不同状态(健康、潜伏、感染和移除感染)之间的微分方程表征病害发展进程,如式(1)所示。

$$\begin{aligned}
 \frac{dH}{dt} &= -\beta HI \\
 \frac{dL}{dt} &= \beta HI - \omega L \\
 \frac{dI}{dt} &= \omega L - \mu I \\
 \frac{dR}{dt} &= \mu I
 \end{aligned} \quad (1)$$

其中: H 、 L 、 I 、 R 分别表示健康、潜伏、感染、移除感染的植株密度; t 表示时间; $1/\omega$ 表示平均潜伏期; $1/\mu$ 表示平均感染期; β 表示基本感染率。

任意时相总病害强度 Y ^[27]如式(2)所示。

$$Y = L + I + R \quad (2)$$

根据Madden等^[27]设定的一组参数 $1/\omega=7$, $1/\mu=10$, $\beta=0.25$,模拟病害发展过程如图3所示。从图中可以看出,在一个理想的病害动态发展过程中,初始健康植株密度 H 为1, L 、 I 和 R 的值为0,随着时间的发展, H 整体呈现下降趋势, L 、 I 和 R 值则呈上升趋势,且潜伏和感染的植株密度逐渐转化为移除感染的植株密度。因此,在自然状态下,健康植株密度会逐渐降低,移除感染的植株密度和总病

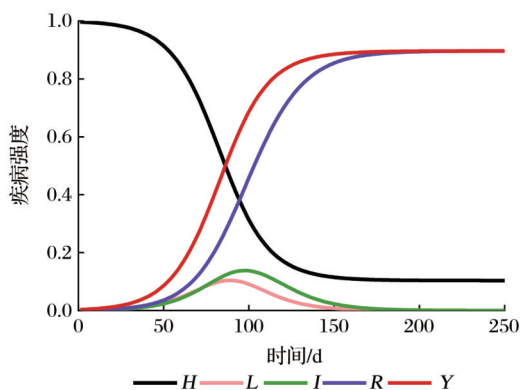


图3 SEIR模型发展过程图
Fig.3 SEIR model development process diagram

害强度会逐渐升高。

上述SEIR模型为作物病害动态预测提供可能性,参考文献[28]确定小麦条锈病的平均潜伏期 $1/\omega=18$,平均感染期 $1/\mu=30$ 。气象因子和植被指数分别是影响和表征小麦条锈病发病率Y的重要因素,故将气象因子和植被指数与基本感染率耦合(式(3)),且设置可调节参数以确定气象因子和植被指数的权重,进而建立SEIR-StripeRust模型。

$\beta_i = k_a \times M_1 \times M_2 \times \dots \times M_i + k_b + k_c \times VI_1 \times VI_2 \times \dots \times VI_i$ (3)
其中: M_i 和 VI_i 分别是特征优选后不同时相的气象因子和植被指数,为了消除量纲的影响,对变量采用Max-Min标准化处理,取值范围是 $[0, 1]$; k_a 、 k_b 、 k_c 为参数。

2.4 精度评价指标

利用拟合优度和预测准确性评价模型的适用性。拟合优度是评价模型预测值与真实值之间一致性的指标,选用决定系数(Coefficient of Determination, R^2)表示,范围是 $[0, 1]$,值越高表示模拟效果越好^[29]。预测准确性用来评估预测值和真实值之间的差异性,选用均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)和平均绝对误差(Mean Absolute Er-

ror, MAE)^[30]表示,RMSE和MAE值越小,模拟结果越精确^[31]。 R^2 、RMSE和MAE计算公式如下:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y - y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y - \bar{y})^2} \quad (4)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y - y_i)^2}{n}} \quad (5)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y - y_i|}{n} \quad (6)$$

其中: y 表示真实值, \bar{y} 表示真实值的平均值, y_i 表示预测值, n 表示预测样本个数。

3 结果与分析

3.1 小麦条锈病敏感因子选择

为减少自变量间的冗余性,首先对特征变量间进行相关性分析,相关系数矩阵如表2所示。由表2可知,就植被指数而言,统计各植被指数之间相关系数大于0.9的个数,NDVI与OSAVI的相关系数高达0.992,考虑到NDVI是预测作物病害常用的植被指数,所以保留NDVI;而SR与其他植被指数的相关性强,因此筛选出植被指数为NDVI、SIPI、NRI。就气象因子而言,气象因子之间的相关系数较小,因此保留的气象因子为W、T、H;故最终筛选出因子为NDVI、SIPI、NRI、W、T、H。然后对优选特征变量与小麦条锈病发病率进行相关性分析,以便筛选出小麦条锈病敏感因子(表3)。由表3可知,除W外,其余特征变量相关系数均通过0.01水平显著性检验,同时选用 $r \geq 0.3$,最终筛选出的小麦条锈病敏感因子为NDVI、T和H。

3.2 预测模型建立

选用2010~2011年共计170个训练数据的NDVI、T和H作为模型的自变量,发病率作为因变量建立SEIR-StripeRust模型、BPNN模型、SVR模型和MLR模型,各模型参数的数值及模型建立情况

表2 特征变量的相关系数矩阵

Table 2 Correlation coefficient matrix of features variables

	NDVI	OSAVI	SR	SIPI	NRI	W	T	H
NDVI	1.000	0.992	0.944	0.874	0.620	-0.250	0.575	0.434
OSAVI	0.992	1.000	0.936	0.845	0.615	-0.249	0.605	0.412
SR	0.944	0.936	1.000	0.763	0.713	-0.272	0.538	0.482
SIPI	0.874	0.845	0.763	1.000	0.402	-0.206	0.349	0.352
NRI	0.620	0.615	0.713	0.402	1.000	-0.315	0.446	0.349
W	-0.250	-0.249	-0.272	-0.206	-0.315	1.000	-0.260	-0.099
T	0.575	0.605	0.538	0.349	0.446	-0.260	1.000	-0.061
H	0.434	0.412	0.482	0.352	0.349	-0.099	-0.061	1.000

表 3 优选变量与发病率的相关系数 r 及 P 值

Table 3 Correlation coefficients r and P values between the preferred variables and the incidence

特征变量	NDVI	SIPI	NRI	W	T	H
相关系数 r	0.437**	0.239**	0.280**	-0.035	0.475**	0.304**

注:**表示在 0.01 水平(双侧)上显著相关

如表 4 所示。其中 SEIR-StripeRust 模型的参数 $1/\mu$ 和 $1/\omega$ 根据参考文献[28]确定,其数值分别为 30 和

18,参数 k_a 、 k_b 和 k_c 通过对比模型自身精度确定(R^2 最高, RMSE 和 MAE 最低),其数值分别为 2、0.9 和 1; SVR 模型选用径向基核函数,参数 c 和惩罚因子 g 采用交叉验证法确定 c 和 g 的最佳取值,其数值分别为 0.35 和 0.5; BPNN 模型中隐藏层节点数设置为输入模型自变量的数目,设置为 3; MLR 模型中自变量 NDVI、T 和 H 的系数分别为 0.21、0.01 和 0.01,随机误差为 -0.35。

表 4 拟合模型

Table 4 Fit models

模型名称	方程式	参数
BPNN 模型	-	隐藏层节点数为 3
SVR 模型	-	$c=0.35$; $g=0.5$
MLR 模型	$Y=0.21 \times \text{NDVI} + 0.01 \times T + 0.01 \times H - 0.35$	-
SEIR-StripeRust 模型	$\begin{aligned} \frac{dH}{dt} &= -\beta HI \\ \frac{dL}{dt} &= \beta HI - \omega L \\ \frac{dI}{dt} &= \omega L - \mu I \\ \frac{dR}{dt} &= \mu I \\ \beta &= k_a \times T \times H + k_b + k_c \times \text{NDVI} \\ Y &= L + I + R \end{aligned}$	$k_a=2$; $k_b=0.9$; $k_c=1$; $1/\omega=18$; $1/\mu=30$

3.3 模型评价

SEIR-StripeRust 模型、BPNN 模型、SVR 模型

和 MLR 模型的预测值和真实值的拟合结果如图 4 所示,对比上述 4 种模型的预测精度,SEIR-Stripe-

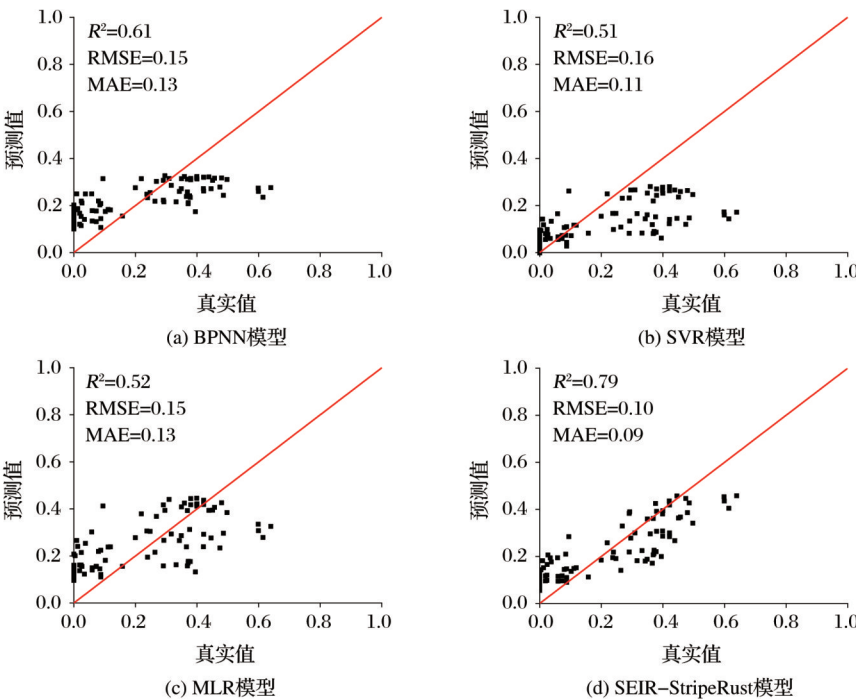


图 4 模型验证结果

Fig.4 Model verification results

Rust 模型的预测精度最高 ($R^2=0.79$, $RMSE=0.10$, $MAE=0.09$), 其中 R^2 分别比 BPNN 模型、SVR 模型和 MLR 模型高 0.18、0.28 和 0.27, $RMSE$ 分别低 0.05、0.06 和 0.05, MAE 分别低 0.04、0.02 和 0.04; BPNN 模型预测精度优于 MLR 模型, SVR 模型预测精度较低, 故上述预测模型精度排序如下: SEIR-StripeRust 模型 > BPNN 模型 > MLR 模型 > SVR 模型。原因在于 SEIR 模型是一个模拟不同时期作物病害的微分延迟方程, 在此模型的基础上, 耦合小麦条锈病的影响因素(气象因子和 NDVI), 并确定气象因子和 NDVI 的权重, 因此 SEIR-Strip-

eRust 模型可以有效预测小麦条锈病发病率。而 BPNN、SVR 和 MLR 模型缺乏作物病害流行学机理的支持, 其中 BPNN 模型容易陷入局部最优和模型学习能力过强导致该模型泛化能力较低^[31]; MLR 模型计算简单, 但抗噪能力较差; SVR 模型中惩罚因子以及核参数的选取复杂, 且更适用于解决二分类问题, 在回归、非线性和线性等应用中受限^[31], 故 BPNN、SVR 和 MLR 模型预测精度低于 SEIR-StripeRust 模型。选取 2012 年 11 个测报县作为验证数据, SEIR-StripeRust 模型、BPNN 模型、SVR 模型和 MLR 模型的预测精度如表 5 所示。

表 5 模型验证结果
Table 5 Model validation results

验证县	BPNN			SVR			MLR			SEIR-StripeRust		
	R^2	RMSE	MAE	R^2	RMSE	MAE	R^2	RMSE	MAE	R^2	RMSE	MAE
成县	0.83	0.12	0.10	0.48	0.15	0.11	0.43	0.14	0.13	0.91	0.07	0.06
徽县	0.68	0.15	0.14	0.48	0.16	0.13	0.44	0.17	0.15	0.83	0.10	0.09
康县	0.78	0.11	0.09	0.45	0.12	0.09	0.40	0.14	0.13	0.86	0.07	0.06
礼县	0.38	0.18	0.17	0.34	0.15	0.11	0.41	0.18	0.16	0.83	0.12	0.11
武都区	0.72	0.12	0.10	0.59	0.16	0.14	0.59	0.11	0.09	0.73	0.10	0.08
甘谷县	0.61	0.18	0.15	0.62	0.22	0.16	0.60	0.16	0.13	0.91	0.14	0.11
秦安县	0.68	0.18	0.16	0.58	0.20	0.15	0.61	0.16	0.14	0.87	0.12	0.12
清水县	0.63	0.15	0.12	0.62	0.15	0.09	0.68	0.13	0.11	0.98	0.07	0.06
武山县	0.67	0.12	0.12	0.74	0.06	0.04	0.78	0.12	0.11	0.89	0.10	0.10
秦州区	0.74	0.17	0.15	0.60	0.20	0.14	0.61	0.15	0.13	0.92	0.11	0.10
张家川回族自治县	0.61	0.15	0.14	0.72	0.09	0.07	0.80	0.14	0.13	0.88	0.10	0.09

对比所有验证县的 BPNN 模型、SVR 模型和 MLR 模型的预测精度, BPNN 模型和 MLR 模型预测所有验证县的 $RMSE$ 均高于 0.11、 MAE 均高于 0.09, SVR 模型仅在预测武山县和张家川回族自治县的 $RMSE$ 低于 0.10、 MAE 低于 0.07; 由于上述两个测报县存在发病率突增的情况, SEIR 模型用于模拟自然状态下作物病害的发展状态, 所以 SEIR-StripeRust 模型预测武山县和张家川回族自治县的 $RMSE$ 和 MAE 略低于 SVR 模型, 但是 SEIR-StripeRust 模型预测其余验证县的模型精度 (R^2 、 $RMSE$ 和 MAE) 均优于另外 3 种模型, 表明 SEIR-StripeRust 模型预测发病率和真实发病率的一致性较高。

3.4 小麦条锈病预测

由上述分析可知, SEIR-StripeRust 模型可有效预测甘肃省陇南地区的小麦条锈病发病率, 并对整个发病周期的研究区内各地块进行填图, 图 5 仅展示部分周期内小麦条锈病发病率分布图。在适宜的温度 (20℃) 内, 较高的平均气温和相对湿度会促

进小麦条锈菌侵染小麦的速度^[32], 而秦安县、清水县和秦州区的平均气温和相对湿度较高, 因此上述验证县发病时间早且发病率较高 (最高发病率 < 0.61), 为甘肃省陇南地区的主要菌源地; 成县、徽县、礼县、甘谷县和张家川回族自治县的平均气温和相对湿度居中, 且地理位置位于菌源地附近, 故发病率值次之 (最高发病率 < 0.51); 而康县、武都区和武山县的平均气温和相对湿度较低且距离菌源地较远, 导致发病率较低 (最高发病率 < 0.46)。

4 结 语

本文采用 MODIS 数据和气象数据分别构建植被指数和气象因子, 通过相关性分析筛选出小麦条锈病发病率的敏感因子, 并建立 SEIR-StripeRust 预测模型, 同时对比验证相同敏感因子下的 BPNN 模型、SVR 模型和 MLR 模型的预测精度, 以评估 SEIR-StripeRust 模型预测发病率的可行性。结果表明: 平均气温、相对湿度和 NDVI 为小麦条锈病的

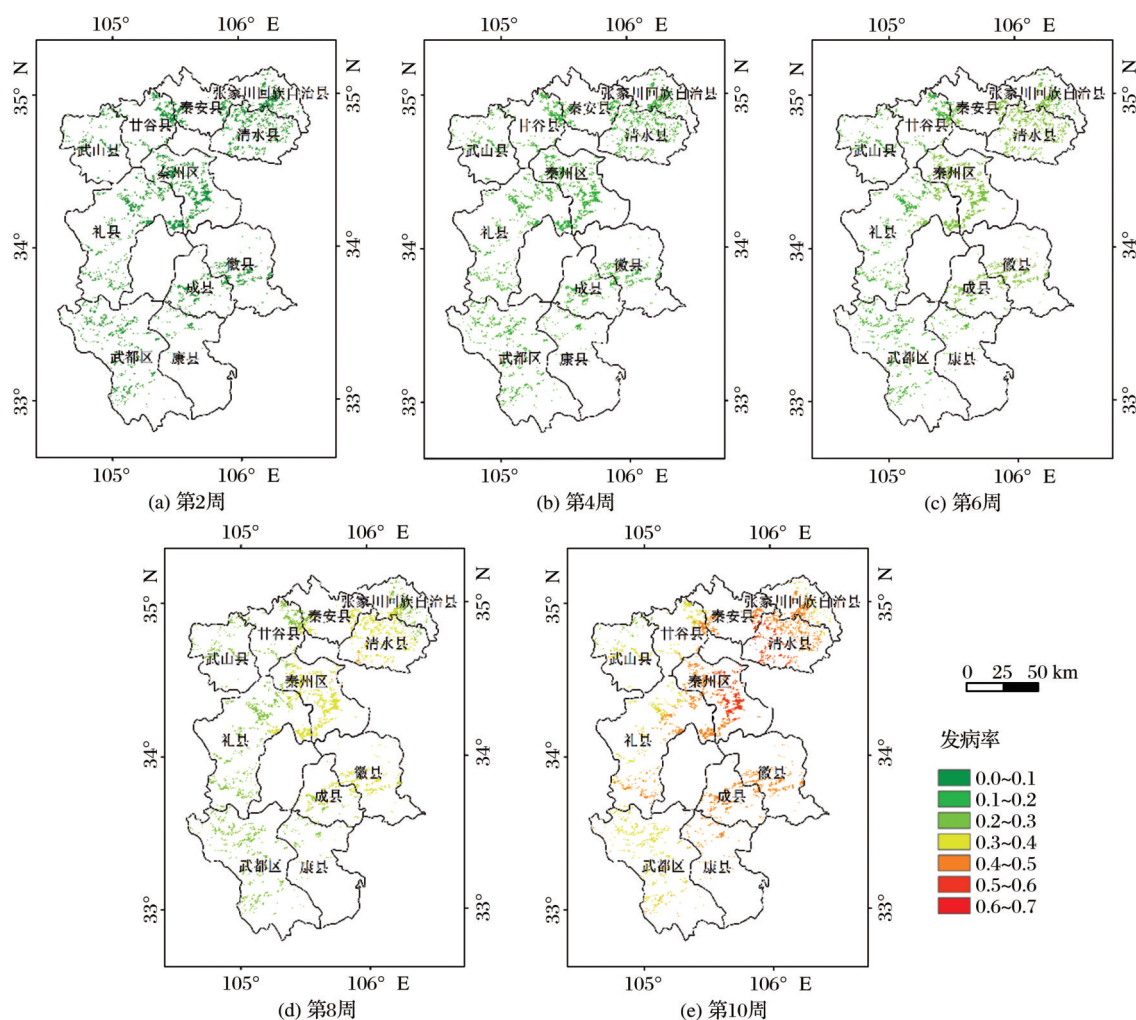


图5 小麦条锈病发病率空间分布图

Fig. 5 Spatial distribution of stripe rust incidence in wheat

敏感因子,其建立的 SEIR-StripeRust 模型预测精度最高($R^2=0.79$, RMSE=0.10, MAE=0.09),优于相同敏感因子下 BPNN 模型、MLR 模型和 SVR 模型的预测精度,表明 SEIR-StripeRust 模型能够有效预测县域尺度的小麦条锈病发病率,结合气象数据和遥感数据等多源数据能够提高小麦条锈病预测精度。

本文主要研究耦合气象因子和植被指数至SEIR模型预测发病率的可行性, 尽管取得较高的预测精度, 但是由于受到遥感数据源、研究区域和地面调查数据等实验条件的局限, 会对发病率预测精度造成一定的影响。之后计划采集更大区域内多源数据类型的小麦条锈病数据, 并考虑其他影响因素(如菌源地距离)筛选发病率的敏感因子, 及采用不同参数拟和方法拟合模型参数, 进一步提升并验证该模型预测小麦条锈病发病率的预测精度和普适性。

参考文献 (References):

- [1] Ma Zhanhong. Researches and control of wheat stripe rust in China[J]. Journal of Plant Protection, 2018, 45(1): 1-6.[马占鸿. 中国小麦条锈病研究与防控[J]. 植物保护学报, 2018, 45(1): 1-6.]
- [2] Zhang Shanwen, Wang Zhen, Wang Zuliang. Prediction of wheat stripe rust disease by combining knowledge graph and bidirectional long short term memory network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2020, 36(12): 172-178.[张善文, 王振, 王祖良. 结合知识图谱与双向长短期记忆网络的小麦条锈病预测[J]. 农业工程学报, 2020, 36(12): 172-178.]
- [3] Kang Zhengsheng, Wang Xiaojie, Zhao Jie, *et al.* Advances in research of pathogenicity and virulence variation of the wheat stripe rust fungus *puccinia striiformis* f. sp. *tritici*[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2015, 48(17): 3439-3453.[康振生, 王晓杰, 赵杰, 等. 小麦条锈菌致病性及其变异研究进展[J]. 中国农业科学, 2015, 48(17): 3439-3453.]
- [4] Wu J H, Yu R, Wang H Y, *et al.* A large-scale genomic association analysis identifies the candidate causal genes conferring stripe rust resistance under multiple field environments

- [J]. *Plant Biotechnology Journal*, 2020, 19(1): 177-191. DOI:10.1111/pbi.13452.
- [5] Wang Xiaojing, Ma Zhanhong, Jiang Yuying, *et al.* Oversum-mering regionalization of puccinia striiformis f. sp. tritici based on the meteorological data in China from 2002 to 2012[J]. *Journal of Plant Protection*, 2018, 45(1): 124-137.[王晓晶, 马占鸿, 姜玉英, 等. 基于2002~2012年气象数据的中国小麦条锈病菌越冬区划[J]. *植物保护学报*, 2018, 45(1): 124-137.]
- [6] Chen Siyuan, Jing Xia, Dong Yingying, *et al.* Detection of wheat stripe rust using solar-induced chlorophyll fluorescence and reflectance spectral indices[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2019, 34(3): 511-520.[陈思媛, 竞霞, 董莹莹, 等. 基于日光诱导叶绿素荧光与反射率光谱的小麦条锈病探测研究[J]. *遥感技术与应用*, 2019, 34(3): 511-520.]
- [7] Hu Gensheng, Wu Wentian, Huang Wenjiang, *et al.* Application of PSO-LSSVM in wheat powdery mildew monitoring [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2017, 32(2): 299-304.[胡根生, 吴问天, 黄文江, 等. 粒子群优化的最小二乘支持向量机在小麦白粉病监测中的应用[J]. *遥感技术与应用*, 2017, 32(2): 299-304.]
- [8] Gao Yuan, Jing Xia, Liu Liangyun, *et al.* Remote sensing monitoring of wheat stripe rust based on multiple Kernel SVM [J]. *Journal of Triticeae Crops*, 2020(1):1-9.[高媛, 竞霞, 刘良云, 等. 基于多核支持向量机的小麦条锈病遥感监测研究[J]. *麦类作物学报*, 2020(1):1-9.]
- [9] Duan Weina, Jing Xia, Liu Liangyun, *et al.* Monitoring of wheat stripe rust based on integration of SIF and reflectance spectrum [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2022, 42(3): 859-865.[段维纳, 竞霞, 刘良云, 等. 融合SIF和反射光谱的小麦条锈病遥感监测[J]. *光谱学与光谱分析*, 2022, 42(3): 859-865.]
- [10] Zhang Xiaoyan, Hou Xuehui, Wang Meng, *et al.* Study on relationship between photosynthetic rate and hyperspectral indexes of wheat under stripe rust stress[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2022, 42(3): 940-946.[张晓艳, 侯学会, 王猛, 等. 小麦条锈病胁迫下光合速率与光谱指数关系研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2022, 42(3): 940-946.]
- [11] Zhang Xuexue, Wang Bin, Tian Yangyang, *et al.* Research progress on the prediction mechanism and methods of crop diseases and insect pests[J]. *China Journal of Agricultural Science and technology*, 2019, 21(5): 110-120.[张雪雪, 王斌, 田洋洋, 等. 作物病虫害预测机理与方法研究进展[J]. *中国农业科技导报*, 2019, 21(5): 110-120.]
- [12] Ma Huiqin, Huang Wenjiang, Jing Yuanshu. Wheat powdery mildew forecasting in filling stage based on remote sensing and meteorological data[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2016, 32(9): 165-172.[马慧琴, 黄文江, 景元书. 遥感与气象数据结合预测小麦灌浆期白粉病[J]. *农业工程学报*, 2016, 32(9): 165-172.]
- [13] Aparecido L E D O, Rolim G D S, Jose Reinaldo Da Silva Cabral De Moraes, *et al.* Machine learning algorithms for forecasting the incidence of coffea arabica pests and diseases[J]. *International Journal of Biometeorology*, 2020, 64(2): 671-688. DOI:10.1007/s00484-019-01856-1.
- [14] Badnakhe M R, Durbha S S, Jagarlapudi A, *et al.* Evaluation of citrus gummosis disease dynamics and predictions with weather and inversion based leaf optical model[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018, 155: 130-141. DOI: 10.1016/j.compag.2018.10.009.
- [15] Zhang Jichang, Wang Qingwen, Li Zhao, *et al.* Factor analysis and prediction model study of wheat stripe rust in Hanzhong city [J]. *Journal of Triticeae Crops*, 2017, 37(12): 1640-1644.[张吉昌, 王清文, 黎钊, 等. 汉中市小麦条锈病流行的影响因子及预测模型[J]. *麦类作物学报*, 2017, 37(12): 1640-1644.]
- [16] Wang Limin, Liu Jia, Yang Fugang, *et al.* Winter wheat stripe rust remote sensing monitoring based on GF-1/WFV data [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2017, 33(20): 153-160.[王利民, 刘佳, 杨福刚, 等. 基于GF-1/WFV数据的冬小麦条锈病遥感监测[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(20): 153-160.]
- [17] Vanderplank J E. *Plant Diseases: Epidemics and control*[M]. New York: Academic Press, 1963: 349.
- [18] Wu Li, Wang Liping. The first spring saturating rain in the east of the Yellow River in Gansu: Effect on wheat organ development during the jointing period [J]. *Chinese Agricultural Science Bulletin*, 2019, 35(36): 11-15.[吴丽, 汪丽萍. 甘肃河东地区春季第一场透雨对拔节期冬小麦各个器官的发育影响[J]. *中国农学通报*, 2019, 35(36): 11-15.]
- [19] Chen Jun, Zhang Jun, Zhang Weiwei, *et al.* Continuous updating and refinement of land cover data product [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2016, 20(5): 991-1001.[陈军, 张俊, 张俊伟, 等. 地表覆盖遥感产品更新完善的研究动向[J]. *遥感学报*, 2016, 20(5): 991-1001.]
- [20] Bravo C, Moshou D, West J S, *et al.* Early disease detection in wheat fields using spectral reflectance [J]. *Biosystems Engineering*, 2003, 84(2): 137-145. DOI:10.1016/S1537-5110(02)00269-6.
- [21] Zhao C J, Huang M Y, Huang W J, *et al.* Analysis of winter wheat stripe rust characteristic spectrum and establishing of inversion models [J]. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2004, 6: 4318-4320. DOI: 10.1109/IGARSS.2004.1370092.
- [22] Devadas R, Lamb D W, Simpfendorfer S, *et al.* Evaluating ten spectral vegetation indices for identifying rust infection in individual wheat leaves [J]. *Precision Agriculture*, 2009, 10(6): 459-470. DOI:10.1007/s11119-008-9100-2.
- [23] Rondeaux G, Steven M, Baret F. Optimization of soil-adjusted vegetation indices [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 55(2): 95-107. DOI:10.1016/0034-4257(95)00186-7.
- [24] Gansu Province Bureau of Statistics. *Gansu development yearbook 2011*[M]. Beijing: China Statistics Press, 2012.[甘肃省统计局. *甘肃发展年鉴 2011*[M]. 北京: 中国统计出版社, 2012.]
- [25] Gansu Province Bureau of Statistics. *Gansu development yearbook 2012*[M]. Beijing: China Statistics Press, 2013.[甘肃省统计局. *甘肃发展年鉴 2012*[M]. 北京: 中国统计出版社, 2013.]
- [26] Gansu Province Bureau of Statistics. *Gansu development yearbook 2013*[M]. Beijing: China Statistics Press, 2014.[甘肃省统计局. *甘肃发展年鉴 2013*[M]. 北京: 中国统计出版社, 2014.]
- [27] Madden L V. *Botanical Epidemiology: Some key advances and its continuing role in disease management* [J]. *European Journal of Plant Pathology*, 2006, 115(1): 3-23. DOI: 10.1007/s

- 10658-005-1229-5.
- [28] Shaner G, Powelson R L. Epidemiology of stripe rust of wheat, 1961-1968[J]. Technical Bulletin 117. Oregon Agricultural Experiment Station, Corvallis, Oregon, USA: 1971: 1-36. DOI: <http://ir.library.oregonstate.edu/xmlui/handle/1957/8858>.
- [29] Jin Hang, Jing Xia, Gao Yuan, *et al.* GBRT model for detecting the severity of wheat stripe rust by remote sensing[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2021, 36(2): 411-419. [金航, 竞霞, 高媛, 等. 遥感探测小麦条锈病严重度的GBRT模型研究[J]. 遥感技术与应用, 2021, 36(2): 411-419.]
- [30] Wu Huanhuan, Guo Qiaozhen, Zang Jinlong, *et al.* Study on water quality parameter inversion based on Landsat 8 and measured data[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2021, 36(4): 898-907. [吴欢欢, 国巧真, 臧金龙, 等. 基于Landsat 8与实测数据的水质参数反演研究[J]. 遥感技术与应用, 2021, 36(4): 898-907.]
- [31] Yao Xiong, Yu Kunyong, Yang Yujie, *et al.* Remote sensing estimation of woodland leaf area index based on random forest model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(5): 159-166. [姚雄, 余坤勇, 杨玉洁, 等. 基于随机森林模型的林地叶面积指数遥感估算[J]. 农业机械学报, 2017, 48(5): 159-166.]
- [32] Leng Weifeng, Ma Zhanhong. Precise boundary location of the wheat stripe rust overwintering areas based on thermal infrared remote sensing[J]. Journal of Plant Protection, 2018, 45(1): 118-123. [冷伟锋, 马占鸿. 基于热红外遥感的小麦条锈病菌越冬区精准勘界[J]. 植物保护学报, 2018, 45(1): 118-123.]

Research on Prediction of Wheat Stripe Rust with Multi-source Data

Kong Yuru^{1,2,3}, Wang Lijuan³, Zhang Jingcheng⁴, Yang Guijun¹, Yue Yun⁵,
Yang Xiaodong¹

(1. Key Laboratory of Quantitative Remote Sensing in Agriculture of Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Information Technology Research Center, Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences, Beijing 100097, China;

2. Jin Cheng He Wei Planning and Design Group, Jincheng 048000, China;

3. School of Geography, Geomatics and Planning, Jiangsu Normal University, Xuzhou 221116, China;

4. College of Life Information Science and Instrument Engineering, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China;

5. Gansu General Station of Agro-technology Extension, Lanzhou 730020, China)

Abstract: Wheat stripe rust is an air-borne disease that leads to large reduction in wheat production. The spread process is affected by many factors. Common crop diseases meteorological prediction models are difficult to simulate wheat stripe rust incidence accurately. In order to obtain accurate prediction of wheat stripe rust incidence, a Suscept-Exposed-Infectious-Removed StripeRust (SEIR-StripeRust) dynamic prediction model was constructed based on meteorological and remote sensing data. This paper chose the Longnan area of Gansu Province as a study area. First, meteorological factors and vegetation indexes were constructed based on meteorological data and MODIS data, respectively. Then, the above features were screened by correlation analysis to identify the sensitive factors. A new incidence prediction model named SEIR-StripeRust was constructed, coupled with the sensitive factors. Finally, compared the accuracy of SEIR-StripeRust model with used Back Propagation Neural Network (BPNN), Support Vector Regression (SVR) and Multiple Linear Regression (MLR). The results showed that the average temperature, relative humidity and normalized difference vegetation index were significantly correlated with the incidence of wheat stripe rust. The SEIR-StripeRust model constructed by the above three sensitive factors had the highest prediction accuracy, the coefficient of determination (R^2) was 0.79, the Root Mean Square Error (RMSE) was 0.10, and the Mean Absolute Error (MAE) was 0.09, which were higher than the BPNN, SVR and MLR models under the same characteristic variables. The results showed that the SEIR-StripeRust model can effectively predict the incidence of wheat stripe rust and provide technical support for wheat stripe rust prediction and accurate prevention at county scale.

Key words: Wheat stripe rust; Remote sensing; Meteorological data; Incidence; SEIR-Stripe Rust model