

doi:10.11937/bfyy.20183100

基于热图像特征对白粉病感染玫瑰叶 进行的早期检测

张国奇, 田彦婷

(1. 太原理工大学 物理与光电工程学院, 山西 太原 030600; 2. 太原理工大学 物理与光电工程学院, 山西 太原 030600)

摘 要:通过使用数字红外热成像仪观察感染和未感染的玫瑰植物叶片表面温度的变化,发现感染区的叶片温度上升 2.3°C 。此外通过对健康和感染的叶片进行分类,选取最佳试验叶片并观测它们的热特征;利用绝对温度测量,选择其温度最大值、最小值、中位数、最大温差、标准偏差,拟合数据到标准正态分布和拉普拉斯分布曲线,然后,通过神经模糊分类器来识别感染和健康的叶子;最后利用k均值聚类方法获得原始参数和模糊规则,在分类器的8个簇进行训练和测试,准确率分别达到了92.55%和92.30%。试验结果表明,干旱对健康叶片有不利影响,在干旱条件下健康的叶片正面预测价值和特异性指数值相应降低,而在黑暗中叶片的性能没有显著影响。

关键词:神经模糊分类;k均值聚类;热直方图

中图分类号:S 126 **文献标识码:**A **文章编号:**1001-0009(2019)14-0145-06

玫瑰叶的白粉病主要由其特有的真菌引起,无论玫瑰在哪里种植都会发生这种疾病。玫瑰幼叶感染后会卷曲或不规则地扭曲,并且通常会被粉状或毡状的真菌斑块覆盖。感染后的叶片经常

变成紫红色,随着霉菌生长逐渐变黄且过早脱落。叶龄较长的叶片感染后通常不会扭曲,但会发育成圆形至不规则形状。玫瑰种植传统的病害管理是在地面上喷洒杀真菌剂,然而,随着智慧农业的兴起,要求减少对化学农药的依赖和使用^[1]。通过前人的研究,发现利用热图像对植物早期检测对植物病害有预防效果^[2],如可以根据黄瓜蒸腾速率变化情况,利用热感效应来检测叶片是否感染霜霉病^[3-5];通过数字红外热成像仪对叶片的监测,可以实现对番茄枯萎病的早期诊断^[6]。植物叶片表面如呼吸速率、蒸腾作用等这些可能导致植物温度改变的性状,对植物是否染病也有显著的影响^[7-9]。该研究旨在设计1个自适应神经模

第一作者简介:张国奇(1990-),男,山东菏泽人,硕士研究生,研究方向为新型传感器与智能控制。E-mail: 1501605890@qq.com.

责任作者:田彦婷(1982-),女,山西太原人,博士,讲师,研究方向为新能源材料化学。E-mail: 1187272388@qq.com.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51602213)。

收稿日期:2019-01-15

Abstract: This study expounded the development history and status of Guizhou kiwifruit industry, viewed on the outstanding problems existed in industry development, then suggested measures based on actual production, like adhered to the scientific and reasonable layout, sped up new and good, disease resistance breeding, adjusted the male plant configuration mode, strengthened the application of kiwifruit integration results and so on, in order to provided ideas and countermeasures for improving Guizhou kiwifruit industry quality and efficiency and keeping its healthy sustainable development.

Keywords: Guizhou; kiwifruit industry; improve quality and efficiency; countermeasures

糊推理系统(ANFIS),以测试热图像是否可以用于早期检测白粉病感染的玫瑰植株,在干旱胁迫和黑暗的条件下对植株进行对比检测。

1 材料与方法

1.1 试验材料

试材是2017年10月17日从山西花卉育种公司选取生长状况相同的玫瑰植株(花盆种植),转移到山西农机温室大棚受控温室(试验环境)中种植,在试验期间受控温室内外温湿度变化情况见图1所示,温室大棚内温度22℃/18℃(白天/夜晚)、相对湿度(RH)60%左右。试验期间植物需要每周浇水和施肥3~4次,其中施肥用的是可溶性肥料N-P-K 18-18-18与水配比1:100的溶液,浇水用的是纯水(不含影响试验的杂质即可)。在接种前4 d,将6个玫瑰花盆作为对照,喷洒全身性杀真菌剂(Penconazole EW)0.1%溶液,选择相同生长状况的叶片接种孢子,并在喷洒全身性杀真菌剂的同一天喷洒纯水。在染病症状出现之前,分别从每个玫瑰花盆选出3个单叶片进行捕获热处理。使用红外热像仪测量2周,当感染的植物表现出明显的外部症状时利用电脑操控台记录下来。

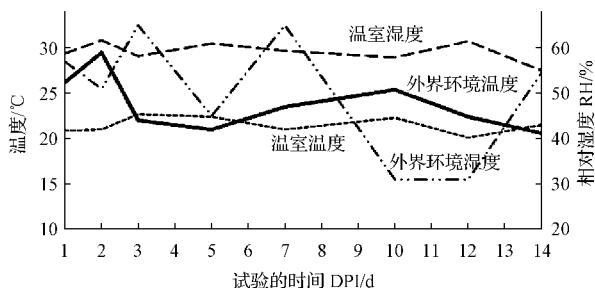


图1 温室大棚内外温度和相对湿度

Fig. 1 Temperature and relative humidity inside and outside the greenhouse

1.2 接种真菌孢子

在试验开始之前,选取温室大棚内的6株玫瑰(长势状况相同)接种孢子并诱导其形成孢子。具体做法是将分生孢子(*Podosphaera pannosa*)和纯水配比为浓度 1×10^6 个孢子 \cdot mL $^{-1}$ 溶液,将配比溶液手工喷洒(每株50 mL)在选取的玫瑰

植株上,作为对照,选取长势状况相同的6株玫瑰喷洒水(每株50 mL),放置在山西农机温室大棚中生长。

1.3 热成像测量

在接种后2周内的第1,2,3,5,7,10,12,14天分别获取玫瑰植物的红外热图像,使用非冷却对焦红外相机(IRE-320M)拍摄数字平面阵列热图像,IRE红外探测器仪器光谱响应范围(8~12 μ m),探测器阵列的几何分辨率为25 μ m (384 \times 288像素)和21.7° \times 16.4°视场镜头,最小焦距为0.3 m,相机的热分辨率为0.08℃,绝对温度的测量精度小于 ± 2 ℃。在整个试验过程中,红外相机的发射率固定在0.95,将相机安装在三脚架上,位于花的上方30 cm处。为了获得稳定有效的图像,在相机上设置每隔2 s采集30个连续图像,通过RS485传给电脑端,使用ITI IrAnalyser软件完成对图像数据的采集,并将图像保存为JPG格式。为了减少外界红外辐射对红外相机采集数据的影响,在叶子下方大约6 cm处放置冰和水的混合物填充的铝箱(图2),上面放置灰度调色板。在对照组试验中,6株接种的玫瑰选取3株定期水肥灌溉,另外3株不通过任何灌溉(干旱胁迫条件下进行),用同样的方式处理未接种的对照组玫瑰。作黑暗捕获热图像,只需1块厚的黑色织物覆盖玫瑰植株上1 h使其完全黑暗后从中捕获玫瑰叶的热图像。

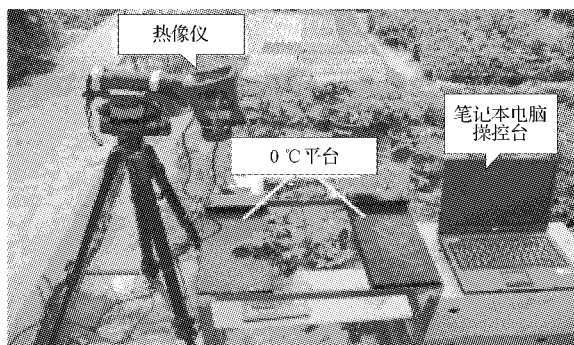


图2 温室中的图像捕获设置

Fig. 2 Image capture settings in the greenhouse

1.4 图像分析与处理

图像处理使用Matlab R2013a软件进行,为了便于对图像处理去除虚假的白色像素,应用平

滑二值图像中的白色轮廓(图 3A)和形态学(侵蚀和扩张)。对于每个样本,提取热直方图和热特征(温度最大值、最小值、中位数,MTD(最大温差)、标准偏差),把获取的数据拟合在标准正态分布和拉普拉斯分布曲线上,获取正态和拉普拉斯概率密度函数的参数、偏度和峰值。

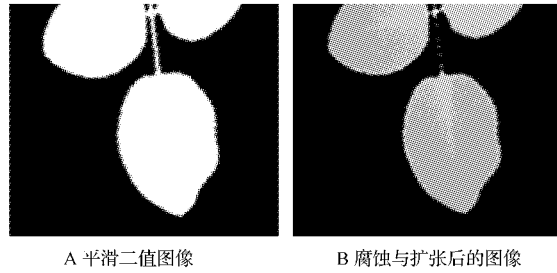


图 3 图像处理程序

Fig. 3 Image processing program

对于热直方图的形状,描述直方图可以选择标准正态分布和拉普拉斯分布。正态和拉普拉斯分布均由 2 个参数描述。公式(1)和(2)分别显示了正态分布和拉普拉斯分布的概率密度函数:

$$P(x) = \frac{1}{b\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-a)^2}{2b^2}} \quad (1),$$

正态分布:

$$P(x) = \frac{1}{2b} e^{-\frac{|x-a|}{b}} \quad (2).$$

式中, a 是一个位置参数概率的均值, b 是一个模拟参数的分集,参数 $a=0$ 和 $b=1$ 的正态和拉普拉斯分布如图 4 所示。利用 Matlab 软件的“拟合”功能确定直方图与标准正态分布及拉普拉斯分布拟合参数 a 和 b 。另外,为了评估参数,使用以下等式计算 PPV (正向预测值)、 NPV (负向预测值)、灵敏度和特异性。

$$PPV = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3),$$

$$NPV = \frac{TN}{TN + FP} \quad (4),$$

$$\text{灵敏度} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5),$$

$$\text{特异性} = \frac{TN}{TN + FP} \quad (6),$$

$$F = \frac{2 \times \text{灵敏度} \times \text{特异性}}{(\text{灵敏度} + \text{特异性})} \quad (7).$$

式中, PPV 是感染叶片阳性检测结果的百分

比, NPV 是未感染叶片阴性检测结果的百分比,敏感性是将检测结果正确分类为感染的能力,特异性是正确分类为无病的能力,其中 TN 为真阴性、 FN 为假阴性、 TP 为真阳性、 FP 为假阳性。敏感性和特异性是 2 个统计数据可以被提炼成一个数据,因为一个的增加可能会导致另一个的减少。因此,为了评估分类器的性能,使用高斯等式计算组合指数。

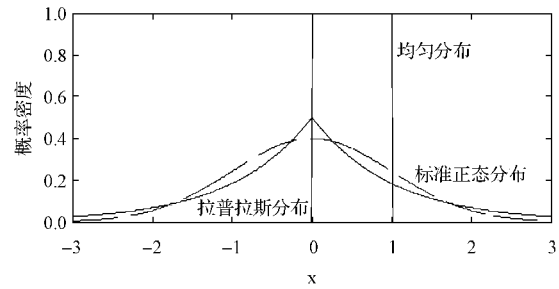


图 4 标准正态分布、拉普拉斯分布

Fig. 4 Standard normal distribution, Laplacian distribution

研究的数据集由 215 个模式组成,全部从温室大棚的试验中获得。每个数据集模式由 8 个特征描述:MTD、标准偏差(SD)、拟合数据、标准正态分布和拉普拉斯分布(R^2 , R_n)、正态和拉普拉斯概率密度函数的 b 参数、偏度和峰度如图 5 所示。数据集分为两大类:感染和健康。对采集的数据集用神经模糊分类器进行分类、训练和处理。

在神经模糊分类方法中,特征空间被划分为多个模糊类,这些模糊类由模糊 if-then 规则控制,神经网络用于调整和训练系统参数。设计的神经模糊分类器包括模糊隶属度、模糊化、去模糊化、归一化和输出,应用 k-means 聚类方法获得初始参数和模糊 if-then 规则,应用比例共轭梯度(SCG)算法对神经模糊分类器的参数进行优化^[10]。

2 结果与分析

2.1 病原体生长与玫瑰叶片温度变化的分析

根据观察,玫瑰叶早期白粉病感染区的温度会降低,叶片上出现冷点。以前的研究表明,冷点可能是由于气孔开放异常引起的^[10]。玫瑰白粉病组织病理学表明,真菌的分生孢子和子囊孢子落在玫瑰的表面上,在叶或茎表面上形成粉状覆

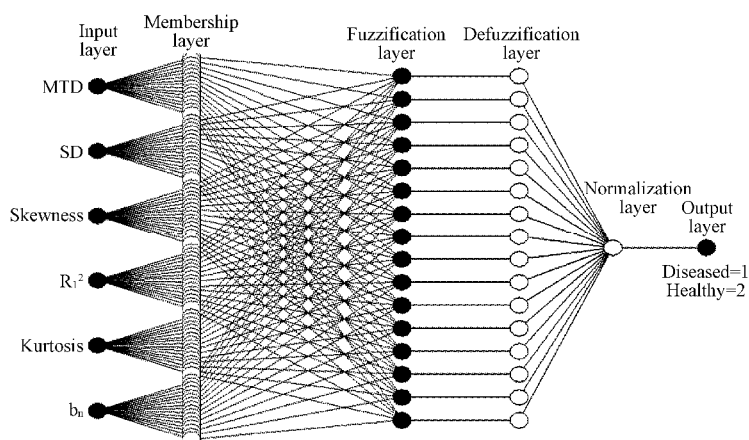


图5 神经模糊分类器

Fig. 5 Neural fuzzy classifier

盖物(附着胞)不会引起气孔开放的异常。试验选取3个温度变化区域(远离小叶边缘和静脉),计算每个区域的MTD指数、平均值和相应的标准偏差,结果显示,白粉病感染区域温度下降 2.3°C ,此外,在温室试验的第7天出现了第一个真菌可见的粉状覆盖物。

2.2 特征选择与分类的分析

K-means 是用于聚类问题最简单学习训练算法之一,该方法遵循简单直接的原则,通过固定聚类的数量对给定的数据集进行分类。为了选择最好的特征,首先,每个类别只使用一个高斯分布的模糊分类规则,然后,通过 T-S 模型训练神经模糊分类器,记录聚类数(K 值)和神经模糊分类器的响应。表1显示了聚类数量(K)对神经模糊分类性能的影响。大于10的数字导致一些空集群,同

时使分类器更复杂,8个是可接受的性能的最佳数值,其中8簇分别获得92.55%和92.30%的训练和测试结果。表2显示了每个类别和每个特征分类的对冲值,选取基于临界点值的对冲值(在这里设为0.5),获取MTD、SD、偏度、 R^2 、峰值 b_n 和 b_1 。

表1 聚类数量对分类性能的影响

Table 1 The impact of the number of clusters on classification performance

簇的数量/K	培训表现/%	测试技能/%	最大偏差 MSE
1	75.81	76.92	0.34
2	79.06	76.90	0.30
3	85.11	76.92	0.24
4	88.83	84.61	0.21
6	89.70	76.92	0.19
8	92.55	92.30	0.14
10	89.76	76.92	0.17

表2 每个类和每个功能的分类对冲值

Table 2 Classification hedging values for each class and each function

类	最大温差 MTD	标准偏差 SD	标准正态分布 R_n^2	拉普拉斯分布 R_1^2	峰值 b_n	峰值 b_1	偏态	峰值
感染	1	1	0	0.85	0.71	0.02	1	0.54
健康	1	1	0.48	1	0.57	0	1	1
P	2	2	0.48	1.85	1.28	0.02	2	1.54

在整个热图像采集期间用 Matlab 对分类器的识别性能进行分析,由表3可知,温室试验的灵敏度为0.57,意味着这个分类器能够识别感染叶片灵敏度为57%,其中0.88的特异性表明分类器可以将88%的健康植物与感染的植物区分开来。结果表明,分类器在识别无病叶片方面表现较好。

表3 分类器的识别性能

Table 3 Classification performance of the classifier

试验	阳性预测值 PPV	阴性预测值 NPV	灵敏度	特异性	检测性能 F
温室	0.85	0.65	0.57	0.88	0.69

同样在接种后 2 周内的第 1,2,3,5,7,10,12,14 天的温室试验中分类器性能表现见表 4,最佳性能是在第 12 天出现;由于白粉病玫瑰对其它

植株的影响,其阳性和阴性预测值(*PPV*和*NPV*)在第 3 天出现较大的波动,第 10 天又会下降。

表 4 分类器在温室试验中的表现
Table 4 Performance of the classifier in the greenhouse test

试验时间 DPI	阳性预测值 <i>PPV</i>	阴性预测值 <i>NPV</i>	灵敏度	特异性	检测性能 <i>F</i>
1	0.66	0.5	0.11	0.94	0.20
2	0.62	0.52	0.27	0.82	0.40
3	0.87	0.61	0.41	0.94	0.57
5	0.87	0.61	0.41	0.94	0.57
7	0.87	0.61	0.41	0.94	0.57
10	0.76	0.59	0.47	0.76	0.57
12	0.77	0.60	0.82	0.75	0.78
14	0.71	0.55	0.55	0.71	0.62

2.3 干旱胁迫对玫瑰分类影响的分析

对于定期灌溉的玫瑰植株,分类器在整个热测量期间表现出较高的阳性预测值 *PPV* 和特异

性值(表 5),这就意味着一些在试验过程中没有灌溉的健康植株,由于干旱胁迫而被归入感染。因此,干旱胁迫增加了健康玫瑰植株的错误分类。

表 5 2 种灌溉制度(温室)下分类性能指标的比较
Table 5 Comparison of classification performance indicators under two irrigation systems (greenhouses)

试验时间 DPI	定期灌溉					非定期灌溉				
	阳性预测值 <i>PPV</i>	阴性预测值 <i>NPV</i>	灵敏度	特异性	检测性能 <i>F</i>	阳性预测值 <i>PPV</i>	阴性预测值 <i>NPV</i>	灵敏度	特异性	检测性能 <i>F</i>
1	1	0.47	0.25	1	0.40	0.50	0.53	0.125	0.89	0.22
2	1	0.53	0.22	1	0.36	0.50	0.50	0.33	0.67	0.44
3	1	0.61	0.37	1	0.54	0.80	0.61	0.44	0.89	0.59
5	1	0.53	0.12	1	0.35	0.85	0.72	0.66	0.89	0.76
7	1	0.61	0.37	1	0.54	0.80	0.61	0.44	0.89	0.59
10	0.83	0.70	0.62	0.87	0.72	0.50	0.50	0.33	0.67	0.44
12	0.87	0.85	0.87	0.85	0.86	0.70	0.75	0.78	0.67	0.72
14	0.80	0.50	0.50	0.80	0.61	0.66	0.60	0.60	0.67	0.63

2.4 黑暗对玫瑰分类影响分析

有研究表明,白粉病感染会导致气孔在光照下不能开放,在黑暗中气孔可能保持在部分开放的状态^[11]。表 6 表明,感染叶片的 *MTD* 和标准偏差在黑暗中略有下降,但是黑暗对分类性能没有显著影响。

表 6 分类器在不同照明条件下的识别性能
Table 6 Identification performance of classifiers under different lighting conditions

捕获方式	阳性预测值 <i>PPV</i>	阴性预测值 <i>NPV</i>	灵敏度	检测性能 <i>F</i>
在光线中捕获的图像	0.87	0.59	0.65	0.73
在黑暗中捕获的图像	0.85	0.58	0.63	0.70

试验结果表明,随着感染程度的增加,是否染病的分类准确性将会提高,这与试验的第 3 天后 *F* 指数增加的结果一致(表 4)。在检测是否染病试验结果中,最佳的检测性能出现在第 12 天(表 4)*F* 指数为 0.78,最终获得总体检测性能 *F* 指数为 0.69(表 3),在目前温室条件下,通过提取的热直方图特征进行训练,得到的是否染病的检测性能 *F* 值是可以接受的。如果热特征与可见光谱或高光谱图像的特征相结合,得到的是否染病的准确性可能会进一步提高。

3 结论

试验结果表明,感染和未感染的玫瑰叶片热直

方图有显著差异,在外部症状出现之前可以检测到白粉病的感染症状,接种后第2天和第3天在早期感染叶片表面出现冷点,感染叶片的热直方图几乎接近标准的正态分布,其偏度接近于0、峰值在3以下、标准偏差大于0.6、MTD大于4;由于叶片呈现出不同的特征值,通过神经模糊分类器也能够识别玫瑰叶是否染病。另外,干旱胁迫增加健康叶子的错误分类率,在干旱胁迫条件下健康的叶片有可能被归类为染病,叶片的PPV和特异性值都会降低;黑暗对热成像分类性能没有影响,因此在没有任何照明条件下可以进行检测工作。

参考文献

- [1] AL-HIARY H, BANI-AHMAD S, REYALAT M, et al. Al-Rahamneh, fast and accurate detection and classification of plant diseases[J]. Int J Comput Appl, 2011(17): 31-38.
- [2] JANG J S R, SUN C T, MIZUTANI E. Neuro-fuzzy and soft computing[M]. Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, 1997.
- [3] CHAERLE L, van CAENEGHEM W, MESSENS E, et al. Presymptomatic visualization of lant-virus interactions by thermography, Nat[J]. Biotechnol, 1999(17): 813-816.
- [4] LINDENTHAL M, STEINER U, DEHNE H W, et al. Effect of downy mildew development on transpiration of cucumber leave svisualized by digital infrared thermography[J]. Phytopathology, 2015, 95: 233-240.
- [5] MOSHOU D, BRAVO C, OBERI R, et al. Plantdisease detection based on data fusion hyper-spectral and multi-spectral fluorescence imaging using Kohonen maps[J]. Real-Time Imag, 2016(11): 75-83.
- [6] BABU G S, SURESH S. Meta-cognitive RBF network and its projection based learning algorithm for classification problems [J]. Appl Soft Comput, 2013(13): 654-666.
- [7] AYRES P G. Patterns of stomatal behaviour, transpiration and CO₂ exchange in pea following infection by powdery mildew (Erysiphe pisi)[J]. J Exp Bot, 2016(27): 354-363.
- [8] CALDERON R, NAVAS-CORTES J A, ZARCO-TEJADA P J. Early detection and quantification of *Verticillium* wilt in olive using hyperspectral and thermal imagery over large areas [J]. Remote Sens, 2015(7): 5584-5610.
- [9] CETISLI B. The effect of linguistic hedges on feature selection; Part 2[J]. Expert Syst Appl, 2010(37): 6102-6108.
- [10] BRAVO C, MOSHOU D, WEST J, et al. Early disease detection in wheat fields using spectral reflectance [J]. Biosyst Eng, 2003, 84: 137-145.
- [11] CALDERON R, NAVAS-CORTES J A, ZARCO-TEJADA P J. Early detection and quantification of *Verticillium* wilt in olive using hyperspectral and thermal imagery over large areas [J]. Remote Sens, 2015(7): 5584-5610.

Early Detection of Powdery Mildew Infected Rose Leaves Based on Thermal Image Characteristics

ZHANG Guoqi, TIAN Yanting

(1. School of Physics and Optoelectronic Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan, Shanxi 030600;
2. School of Physics and Optoelectronic Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan, Shanxi 030600)

Abstract: The surface temperature of infected and uninfected rose plants was observed by digital infrared thermal imager. The leaf temperature of the infected area was increased by 2.3 °C. In addition, by classifying healthy and infected leaves, select the best experimental leaves and observe their thermal characteristics; use absolute temperature measurement to select their temperature maximum, minimum, median, maximum temperature difference, standard deviation, and fit the data. To the standard normal distribution and the Laplacian distribution curve, then the neural fuzzy classifier was used to identify the infected and healthy leaves; finally, the k-means clustering method was used to obtain the original parameters and fuzzy rules, and the 8 clusters of the classifier were trained. And testing, the accuracy rate reached 92.55% and 92.30%. The results showed that drought had an adverse effect on healthy leaves. Under drought conditions, the positive predictive value and specificity index of healthy leaves decreased correspondingly, while the performance of leaves did not significantly affect in the dark.

Keywords: neuro-fuzzy classification; k-means clustering; hot histogram