

## 基于多光谱成像技术的玉米赭曲霉菌无损检测

任林<sup>1</sup>, 刘伟<sup>2</sup>, 刘长虹<sup>1\*</sup>, 郑磊<sup>1</sup>

<sup>1</sup>合肥工业大学食品与生物工程学院 合肥 230009

<sup>2</sup>合肥学院机器视觉与智能控制实验室 合肥 230601)

**摘要** 玉米极易感染赭曲霉菌,对人体健康构成严重危害。传统的赭曲霉菌检测方法费时费力且具有破坏性,因此需开发一种快速、无损检测方法监测玉米中的赭曲霉菌。采用多光谱成像技术结合化学计量学方法,获得赭曲霉菌定量检测和赭曲霉菌感染程度定性判定的最佳模型。结果表明,与偏最小二乘(PLS)和最小二乘支持向量机(LS-SVM)相比,反向传播神经网络(BPNN)的预测性能最好,预测集相关系数( $R_p$ )为 0.9494,建模集均方根误差(RMSEC)和预测集均方根误差(RMSEP)最低,分别为 2.6693 和 2.2743 CFU/g。此外,在感染程度的鉴别试验中,BPNN 预测效果也最好,其建模集鉴别准确率( $A_c$ )和预测集鉴别准确率( $A_p$ )均达到 100%。结论:多光谱成像技术与化学计量学方法相结合,为玉米中赭曲霉菌的监测提供了一个有效的方法。

**关键词** 赭曲霉菌; 玉米; 多光谱成像; 无损检测; 霉菌生长

**文章编号** 1009-7848(2024)06-0402-08 **DOI:** 10.16429/j.1009-7848.2024.06.035

赭曲霉菌(*Aspergillus ochraceus*)属于子囊菌门、发菌科、曲霉属,是一种常见的丝状真菌,广泛存在于玉米、燕麦、大米、杏仁和其它农产品中,特别在玉米中大量存在<sup>[1]</sup>。赭曲霉菌可产生次生代谢物赭曲霉毒素 A(Ochratoxin A, OTA),当人体摄入被赭曲霉毒素 A 污染的食物时,会引起头晕、头痛、食欲减退、呕吐、腹泻等不良反应<sup>[2]</sup>。同时赭曲霉毒素 A 会抑制神经胶质细胞增殖和线粒体凋亡,从而导致中枢神经系统代谢异常、内环境分子间稳态失调和细胞信号分子传导的紊乱<sup>[3-4]</sup>,具有高致癌、致畸和致突变的作用,因此,在 1993 年国际癌症组织将其确定为人类可能的致癌物<sup>[5]</sup>。玉米是人类三大主粮之一,监测玉米种子中赭曲霉菌的感染情况至关重要。传统检测真菌数量的方法有血球计数法<sup>[6]</sup>、平板菌落计数法<sup>[7]</sup>、比浊法<sup>[8]</sup>、微量热法<sup>[9]</sup>、生物电极法<sup>[10]</sup>、荧光法<sup>[11]</sup>等。然而,这些方法都有一定的缺陷,如对样品的破坏性大,操作难度较大且费时费力等。急需开发一种新型无损、快速的检测方法监测玉米中的赭曲霉菌数量。

近年来,光谱成像技术被广泛应用于食品中真菌的检测<sup>[12-13]</sup>。由高光谱成像技术发展而来的多光谱成像技术,相比其它的光谱学检测方法,在检测速度和处理效率上有着明显的优势<sup>[14-17]</sup>。具有典型光谱波段的多光谱成像系统可以大量缩短图像采集和处理时间,这为其实际应用提供了基础<sup>[18-20]</sup>。目前已有研究应用多光谱成像技术对真菌进行检测,例如 Ebrahimi 等<sup>[21]</sup>利用多光谱成像技术量化了青霉菌的生长和大小。Rego 等<sup>[22]</sup>利用线性判别分析(linear discriminant analysis, LDA)成功对豇豆种子中不同种类的真菌进行检测和鉴定。Liu 等<sup>[23]</sup>利用多光谱成像技术对小麦中禾谷镰刀菌进行检测。然而,对玉米中赭曲霉菌的检测研究尚不多见。本研究通过多光谱成像技术结合反向传播神经网络(back propagation neural network, BPNN)、偏最小二乘(partial least square, PLS)和最小二乘支持向量机(least square-support vector machine, LS-SVM)3 种化学计量学方法定量预测赭曲霉菌在玉米中的生长情况以及定性分类赭曲霉菌的感染程度。通过对定量预测模型和定性分类模型参数的比较,得出预测效果和分类效果最优的检测模型,从而实现对玉米赭曲霉菌的无损、快速检测。

**收稿日期:** 2023-06-25

**基金项目:** 国家自然科学基金联合基金项目(U23A2081);  
安徽省重点研究与开发计划项目(2023n06020052)

**第一作者:** 任林,男,硕士生

**通信作者:** 刘长虹 E-mail: changhong22@hfut.edu.cn

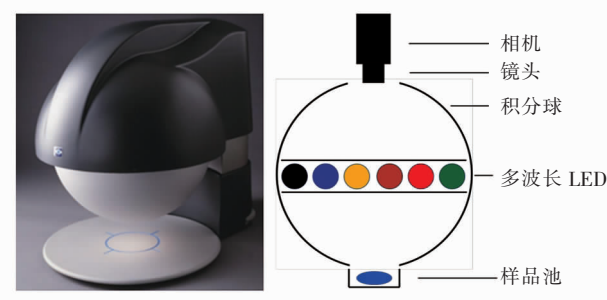
## 1 材料与方法

### 1.1 材料与试剂

玉米,河南金色农禾种业有限公司;赭曲霉菌冻干粉,北京科展生物科技有限公司;次氯酸钠,国药集团化学试剂有限公司;马铃薯葡萄糖琼脂培养基(Potato Dextrose Agar,PDA),国药集团化学试剂有限公司。

### 1.2 多光谱成像系统

本研究使用的多光谱成像系统(Videometer A/S,Hørshol,丹麦)如图 1 所示。多光谱成像系统主要由 CCD 相机、棱镜、LED 灯、载物台和内层涂有哑光油漆的积分球组成。此系统可采集 405, 435, 450, 470, 505, 525, 570, 590, 630, 645, 660, 700, 780, 850, 870, 890, 910, 940 nm 和 970 nm 下的 19 个不连续波长的多光谱图像。为了确保光线在拍照时均匀散射,LED 灯均匀的分布在积分球内部。拍照时玉米样品被放置在积分球内的载物台上,每个 LED 灯会产生一张分辨率为  $2\ 056 \times 2\ 056$  的多光谱图像。该系统将获得 19 张不同波长下的图像叠加成一张包含 19 个波长信息的多光谱图像。最终,利用典型判别分析去除玉米样品图像之外的背景,再通过均值计算得出不同波长下的反射强度值<sup>[24-25]</sup>。



注:左:实际装置图,右:内部结构图。

图 1 多光谱成像系统

Fig.1 Multispectral imaging system

### 1.3 试验方法

1.3.1 菌株活化与培养 将从北京科展生物科技有限公司购买的赭曲霉菌种冻干粉在超净台内活化,接种在 PDA 培养基上,全程保证无菌操作。将接种好的赭曲霉菌放在温度为  $28\ ^\circ\text{C}$ ,相对湿度为 75% 的恒温恒湿霉菌培养箱内专门培养,每隔 1

周进行 1 次传代培养,传代 3 次后获得活力良好的赭曲霉菌。待培养基表面长满赭曲霉菌丝后即可制备赭曲霉菌孢子液。

1.3.2 制备孢子液和样品接种 先用 0.5% (体积分数)次氯酸钠溶液对玉米粒表面进行消毒 30 s,以去除表面微生物和杂质。为了去除玉米粒表面的次氯酸钠残余,用超纯水再清洗玉米粒 3 遍,放在自然条件下晾干。在长满赭曲霉菌丝的培养基中加入 5 mL 无菌水,用涂布棒将孢子连同无菌水从培养基表面轻轻刮去,获得初始孢子液。然后用脱脂棉过滤孢子溶液中的杂质提纯孢子液。孢子液浓度通过血球计数板法测定,测定完成后用灭过菌的超纯水将孢子液稀释至  $5 \times 10^6$  CFU/mL (此浓度方案由预试验结果确定)。将装有孢子液的锥形瓶摇晃均匀后,用移液枪吸取 5 mL 配制好的孢子液加入 50 g 已消过毒的玉米样品中充分摇匀,通过重复操作共配置 120 组玉米感染样品。整个操作过程在超净台上进行,接种后的玉米样品置于  $28\ ^\circ\text{C}$ 、75% 相对湿度的霉菌培养箱中培养。分别在培养的第 0, 4, 8, 12, 16, 20, 24 天和 28 天随机取出 15 组样品进行多光谱拍摄和赭曲霉菌计数试验。每组样品取 5 粒玉米获取光谱图像信息,拍摄时将 5 粒玉米按照胚乳面朝上、同一角度摆放,同时取 25 g 按 GB/T 4789.15-2016 获得玉米样品中实际赭曲霉菌数量。

1.3.3 多光谱图像采集与光谱值提取 不同时间段赭曲霉菌感染的玉米样品多光谱图像采集流程如下:1) 打开电脑、稳压器和多光谱成像系统电源;2) 启动多光谱系统内置的软件将仪器初始化,并预热 30 min 使整个多光谱成像系统稳定;3) 将背景板放在多光谱成像系统下进行仪器校准,再将玉米样品放在多光谱成像系统下进行样品校准;4) 对玉米样品进行多光谱图像的拍摄并保存;5) 拍摄完毕后,先用软件将仪器关闭,然后依次关闭电脑、稳压器和多光谱成像系统电源。在此基础上,将获得的多光谱图像去除与玉米样品不相关的背景,仅提取与玉米样品相关部分的 19 个波长下的多光谱反射强度值。

1.3.4 数据处理和模型评价 首先利用主成分分析(principal component analysis, PCA)对不同赭曲霉感染程度的玉米样本的光谱数据进行主成分

提取和可视化分析,观察不同赭曲霉菌感染程度玉米的聚类情况。再利用BPNN、PLS、LS-SVM 3种化学计量方法将得到的多光谱数据与玉米中赭曲霉菌的生长情况进行建模拟合。将120个玉米样本随机分为建模集(80个样本,每个时间点10个样本)和预测集(40个样本,每个时间点5个样本)进行建模预测分析,样本信息如表1所示。

本研究采用建模集相关系数(correlation coefficient of calibration,  $R_c$ )、预测集相关系数(correlation coefficient of prediction,  $R_p$ )、建模集均方根误差(root mean square error of calibration, RMSEC)、预测集均方根误差(root mean square error of prediction, RMSEP)等指标来评价预测模型的准确性。同时,用建模集鉴别准确率(accuracy in calibration,  $A_c$ )和预测集鉴别准确率(accuracy in prediction,  $A_p$ )评价分类模型的准确性。最佳模型应该具有较高的  $R_c$  和  $R_p$  值,较低的 RMSEC 和 RMSEP 值以及 RMSEC 和 RMSEP 值之间的差异较小。此外,研究表明剩余预测偏差(ratio prediction to deviation, RPD)和范围误差率(ratio error range, RER)值分别大于3和10表示该模型有良好的精度<sup>[26]</sup>。上述所有过程在 MATLAB 2016、Origin96 和 Excel2019 软件上进行。

模型评价指标计算过程如下:

$$R_c = \sqrt{1 - \frac{\sum_{i=1}^{I_c} (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^{I_c} (y_i - \bar{y})^2}} \quad (1)$$

$$R_p = \sqrt{1 - \frac{\sum_{i=1}^{I_p} (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^{I_p} (y_i - \bar{y})^2}} \quad (2)$$

$$\text{RMSEC} = \sqrt{\frac{1}{I_c} \sum_{i=1}^{I_c} (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (3)$$

$$\text{RMSEP} = \sqrt{\frac{1}{I_p - 1} \sum_{i=1}^{I_p} (\hat{y}_i - y_i - \text{bias})^2} \quad (4)$$

$$\text{RPD} = \frac{\text{STD}}{\text{RMSEP}} \quad (5)$$

$$\text{RER} = \frac{y_{\max} - y_{\min}}{\text{RMSEP}} \quad (6)$$

式中:  $y_i$ 、 $\hat{y}_i$  和  $\bar{y}_i$  分别为样本  $i$  的测量值、预测值和平均值;  $I_c$ 、 $I_p$  为建模集和预测集各自的样本数量;  $\bar{y}$  为所有样本测量值的均值;  $n$  为所有的样本数量;  $y_{\max}$  和  $y_{\min}$  为样本最大值和最小值。

## 2 结果与分析

### 2.1 赭曲霉菌生长情况分析

从图2可以看出,在玉米感染赭曲霉菌的前8d,赭曲霉菌的数量几乎没有变化,这是由于赭曲霉从生长早期进入了真菌生长的延迟期。为了适应新的环境变化和调节自身生长的需求,赭曲霉菌的细胞开始合成大量的酶、ATP和细胞活动所必需的中间代谢物。其突出特点是赭曲霉对外界环境的抵抗力有所减弱且保持了接近恒定的生长繁殖速率<sup>[27]</sup>。8~20d时,赭曲霉菌的生长结束了延迟期,进入生长的对数期。这一阶段,由于玉米营养成分丰富,赭曲霉菌的细胞代谢活性和酶活性较高,对外界环境抵抗力增强,赭曲霉进入快速生长和大量繁殖阶段,其显著特点是繁殖速率快,代谢旺盛。此阶段玉米表面可见明显的菌丝体,玉米中赭曲霉菌数量约从  $5 \times 10^5$  CFU/g 增加到  $1.5 \times 10^7$  CFU/g,增加了近30倍。20d后,赭曲霉菌的生长进入稳定期,生长速度放缓。这与之前的研究发现真菌生长主要经历延迟期、对数期和稳定期相一致<sup>[23]</sup>。

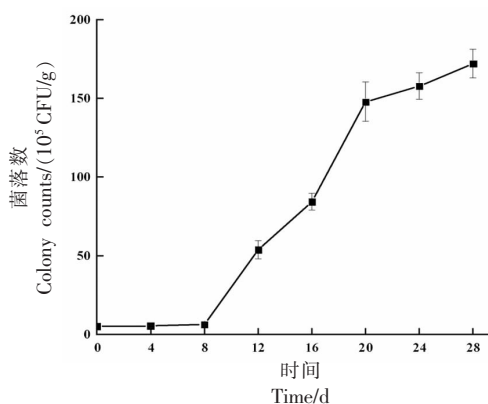


图2 0,4,8,12,16,20,24和28d贮藏天数下玉米中赭曲霉菌数量

Fig.2 The count of *Aspergillus ochraceus* in corn at 0, 4, 8, 12, 16, 20, 24 and 28 days

### 2.2 原始反射光谱分析

图3为405~970 nm范围内玉米样品的反射光谱值,其中图3a为所有样品的反射光谱值,图3b为8组样品的平均反射光谱值。随着感染时间的增加,原始光谱的反射强度呈增加趋势,这与赭曲霉菌的生长情况相一致。一方面,随着赭曲霉在玉

米表面大量繁殖,导致光谱强度值发生变化,另一方面,随着赭曲霉的生长,籽粒的种皮结构、表面颜色、内部结构等各方面都发生了变化。这两个因素的共同作用使光谱值增加,这与之前的研究结果一致<sup>[28-29]</sup>。如图 3b 所示,玉米样品的反射光谱存在显著差异。但在 0 和 4 d 差异不明显,这主要是由于赭曲霉在生长过程中要经历一个延迟期,在此期间赭曲霉生长缓慢,对玉米表面造成的变化很小,导致反射光谱值的变化很小。赭曲霉生长的

对数为 8~20 d。此时的赭曲霉数量明显升高,光谱值也明显增加。当赭曲霉生长到 20 d 后,其反射光谱值增加较少。这是因为赭曲霉的生长进入了一个稳定期,其特征是真菌的死亡率与生长分裂率之间保持动态平衡,导致玉米表面特性变化不大,光谱反射强度变化不显著。不同阶段反射光谱值的差异为后续的建模预测分析提供了理论依据。

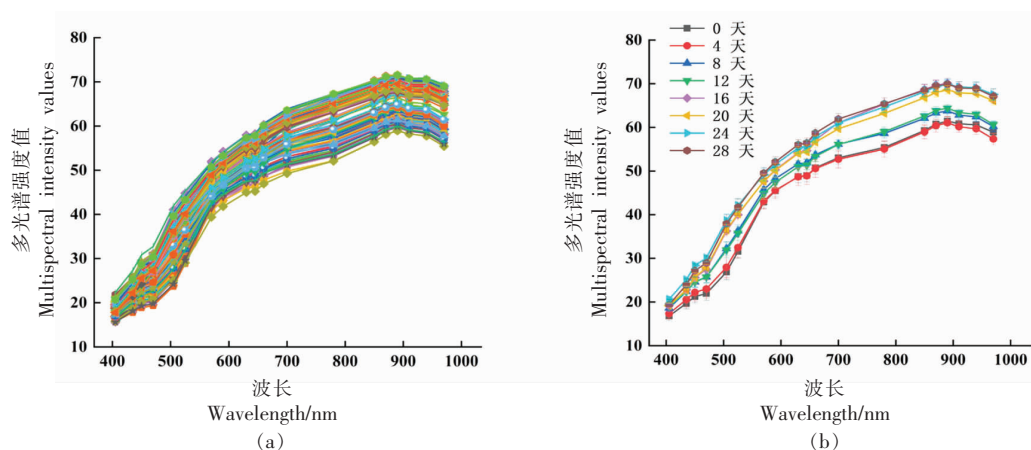


图 3 所有玉米样品的多光谱反射值(a)和玉米样品的平均多反射光谱值(b)

Fig.3 Multispectral reflectance values of all corn kernel samples (a) and average multispectral reflectance values of corn kernel samples (b)

### 2.3 主成分分析

主成分分析是统计学研究中常用的一种传统分类工具,它通过正交变换实现多维数据的维数缩小,从而达到降维的目的。主成分(Principal component, PC)是降维后的信息,它对具有不同属性样本的分类有一定的聚类作用。由图 4a 可以看出,前 3 个主成分 PC1、PC2 和 PC3 分别占 92.8%, 3.49% 和 1.74%, 总占比超过 98%, 这意味着前 3 个主成分包含了大部分的光谱信息。从图 4a 也可以看出,不同感染时间的样品存在聚类现象。但赭曲霉的延迟期(0~8 d)和稳定期(20~28 d)聚类效果不明显,这些样本在 PCA 分析图上存在一定的空间重叠。这是由于赭曲霉生长过程中存在延迟期和稳定期,此阶段赭曲霉数量变化不大,导致玉米样品的光谱值数据差异不明显。因此,针对 3 个不同的生长时期,利用 PCA 再次进行聚类分析。如图 4b 所示,此时前 3 个主成分占比更大,超过

99%。与 8 个时间段分类的 PCA 分析相比,这次的聚类效果更加明显,3 个不同生长阶段的样本都有良好的聚类效果。

### 2.4 样本数据统计

建模集 80 个样本和预测集 40 个样本的相关信息如表 1 所示,建模集包含最大值和最小值,且建模集与预测集的值和标准差相差很小。

### 2.5 模型预测效果评估

从表 2 可以看出,3 种不同的模型对赭曲霉菌数量的预测效果均比较理想。BPNN、PLS 和 LS-SVM 的  $R_p$  分别为 0.9494, 0.9489 和 0.8938, RMSEP 分别为 2.7743, 22.8668 和 36.6260 CFU/g, 均实现了较高的预测精度。与 PLS 和 LS-SVM 两种算法相比, BPNN 模型的预测效果最好,其  $R_p$  达到 0.9494, 且 RMSEC 和 RMESP 值最低, 分别为 2.2743 和 2.6693 CFU/g。虽然 BPNN 的建模集  $R_c$  小于 PLS 的  $R_c$  值, 但是其 RMSEC 和 RMESP 值

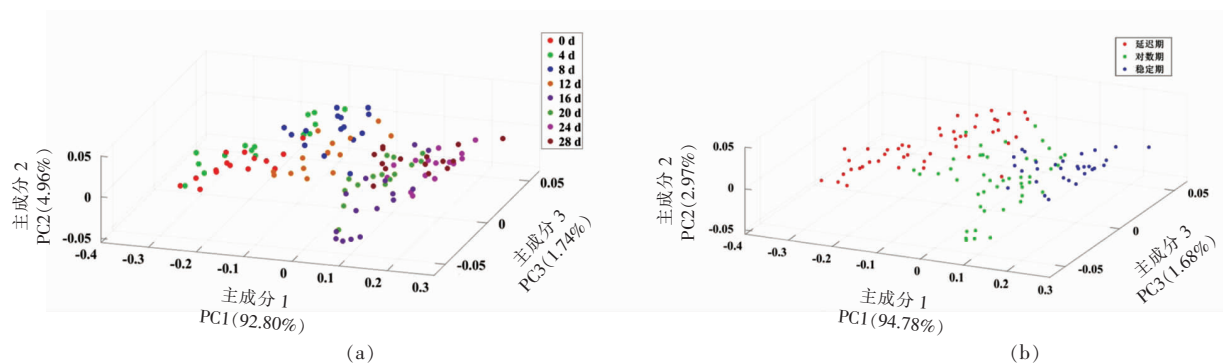


图4 8个时间段(a)和3个生长时期(b)玉米样品的主成分分析

Fig.4 Principal component analysis of corn kernel samples from eight time periods (a) and from three time periods (b)

表1 建模集(80个样本)和预测集(40个样本)的赭曲霉菌数据统计

Table 1 Data statistics of *Aspergillus ochraceus* for calibration set ( $N_{\text{calibration}} = 80$  samples) and prediction set ( $N_{\text{prediction}} = 40$  samples)

样本性质	样本数	最小值/( $10^5$ CFU/g)	最大值/( $10^5$ CFU/g)	平均值/( $10^5$ CFU/g)	标准差
校准集	80	5	194	79.5	69.4692
预测集	40	5	190	81.85	71.6969

表2 3种不同算法(BPNN, PLS and LS-SVM)的预测效果比较

Table 2 Comparison of prediction effect of three different algorithms (BPNN, PLS and LS-SVM)

化学计量学方法	$R_c$	RMSEC/(CFU/g)	$R_p$	RMSEP/(CFU/g)	RPD	RER
BPNN	0.9534	2.6693	0.9494	2.7743	7.5466	11.4051
PLS	0.9597	19.5280	0.9489	22.8668	3.0580	8.2653
LS-SVM	0.9476	26.8512	0.8938	36.6260	0.5238	5.1603

均显著小于PLS,表明BPNN模型的预测误差要比PLS模型小。并且BPNN的RPD值和RER值均大于3和10,分别为7.5466和11.4051,显著大于另外两种模型,说明该模型的预测效果良好。因此,认为BPNN模型对玉米中赭曲霉菌的预测效果最佳。

## 2.6 模型分类效果评估

为了鉴别不同感染时间的玉米样本,8组感染赭曲霉菌的玉米样品分类如表3所示。从表中可以清楚地看出,与PLS和LS-SVM模型相比,BPNN的分类效果最好, $A_c$ 和 $A_p$ 分别为100%和80%,建模集和预测集错误分类的样本数分别为0个和8个。由于不同生长时期赭曲霉的数量有着很大的变化,针对赭曲霉的3个生长时期进行了进一步的分类研究,以便于在实际生产过程中对玉米中的赭曲霉菌进行更有效的监控。如表3所

示,相较于8组分类,对感染状态期的预测,3种算法都提高了准确率。其中BPNN的 $A_c$ 和 $A_p$ 都达到了100%,PLS的分类能力在此情况下也得到了大幅提升,其 $A_c$ 和 $A_p$ 均达到了95%以上。由此可以得出不同算法对玉米中赭曲霉菌感染程度分类有着良好的效果。因此,BPNN模型不论是在不同感染天数还是赭曲霉菌不同生长时期都具有良好的预测效果。

## 3 结论

粮食中的真菌感染已经成为影响全球粮食安全的重要问题,玉米含有丰富的营养物质是人类主要粮食来源。在生产、储藏和运输过程中玉米不可避免的受到赭曲霉菌的感染,如何在农业生产中快速检测玉米中的赭曲霉感染是保障玉米安全的关键问题。本研究将多光谱成像技术与化学计

表 3 3 种不同算法(BPNN、PLS 和 LS-SVM)在不同时间下的分类效果比较

Table 3 Comparison of classification effect of three different algorithms (BPNN, PLS and LS-SVM) with different time

不同分类时期	化学计量学方法	建模集错误分类的		预测集错误分类的	
		样本数	$A_f/\%$	样本数	$A_p/\%$
8 个时间段	BPNN	0	100	8	80
	PLS	13	85.5	15	62.5
	LS-SVM	28	65	14	65
3 个生长时期	BPNN	0	100	0	100
	PLS	2	97.5	2	95
	LS-SVM	30	62.5	13	67.5

量学方法相结合,快速、无损地检测了玉米中的赭曲霉生长情况。结果表明,3 种模型(BPNN、PLS、LS-SVM)均具有较好的预测效果,其中 BPNN 的  $R_p$  值最高为 0.9494, RMSEC 和 RMESP 值最低,分别为 2.2743 和 2.6693 CFU/g, RPD 和 RER 值分别为 7.5466 和 11.4051, 表明其预测效果最好。此外,在分类鉴别试验中,BPNN 也是最好的分类预测模型,在 3 个真菌生长时期的  $A_c$  和  $A_p$  均达到 100%。相关研究为玉米中赭曲霉菌污染的监测提供了新方法,为玉米生产和消费安全提供了技术保障。

## 参 考 文 献

- [1] 戴海蓉, 梁思慧, 王春民, 等. 同时检测食品中多种真菌毒素的研究进展[J]. 中国粮食学报, 2022, 22(8): 389-414.  
DAI H R, LIANG S H, WANG C M, et al. Research progress of simultaneous detection of mycotoxins in food [J]. Journal of Chinese Institute of Food Science and Technology, 2022, 22(8): 389-414.
- [2] 孙嘉笛, 徐洪文, 徐一达, 等. 食用植物油中黄曲霉毒素和赭曲霉毒素的污染状况及特征分析[J]. 中国油脂, 2022, 47(9): 35-43.  
SUN J D, XU H W, XU Y D, et al. Analysis of contamination status and characteristics of aflatoxin and ochratoxin in edible vegetable oils[J]. China Oils and Fats, 2022, 47(9): 35-43.
- [3] PARK S, LIM W, YOU S, et al. Ochratoxin A exerts neurotoxicity in human astrocytes through mitochondria-dependent apoptosis and intracellular calcium overload[J]. Toxicol Letters, 2019, 313: 42-49.
- [4] KHALIL O A A, HAMMAD A A, SEBAEI A S. *Aspergillus flavus* and *Aspergillus ochraceus* inhibition and reduction of aflatoxins and ochratoxin A in maize by irradiation[J]. Toxicol, 2021, 198: 111-120.
- [5] JIARPINIJNUN A, OSAKO K, SIRIPATRAWAN U. Visualization of volatonic profiles for early detection of fungal infection on storage jasmine brown rice using electronic nose coupled with chemometrics[J]. Measurement, 2020, 157: 107561.
- [6] 李爱华, 岳思君, 马海滨. 真菌孢子三种计数方法相关性的探讨[J]. 微生物学杂质, 2006, 26(2): 107-110.  
LI A H, YUE S J, MA H B. Correlativity of three counting methods of fungal spore[J]. Journal of Microbiology, 2006, 26(2): 107-110.
- [7] 余凡, 苏欣, 安兰芳, 等. 氮碳纳米酶联合近红外光抗真菌体外试验研究[J]. 中国麻风皮肤病杂志, 2020, 36(12): 707-717.  
YU F, SU X, AN L F, et al. Antifungal effect of nitrogen-doped carbon nanozyme combined with near infrared in vitro[J]. China Journal of Leprosy and Skin Diseases, 2020, 36(12): 707-717.
- [8] JOUBERT A, CALMES B, BERRUYER R, et al. Laser nephelometry applied in an automated microplate system to study filamentous fungus growth[J]. Biotechniques, 2010, 48(5): 399-404.
- [9] Di LUCA M, KOLISZAK A, KARBYSHEVA S, et al. Thermogenic characterization and antifungal susceptibility of candida auris by microcalorimetry [J]. Journal of Fungi, 2019, 5(4): 103-105.
- [10] SIRIPATRAWAN U, MAKINO Y. Monitoring fungal

- growth on brown rice grains using rapid and non-destructive hyperspectral imaging[J]. *International Journal of Food Microbiology*, 2015, 199: 93-100.
- [11] BAURIEGEL E, GIEBEL A, GEYER M, et al. Early detection of fusarium infection in wheat using hyper-spectral imaging[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2011, 75(2): 304-312.
- [12] DACHOUPAKAN SIRISOMBOON C, PUTTHANG R, SIRISOMBOON P. Application of near infrared spectroscopy to detect aflatoxigenic fungal contamination in rice[J]. *Food Control*, 2013, 33(1): 207-214.
- [13] HE H J, SUN D W. Hyperspectral imaging technology for rapid detection of various microbial contaminants in agricultural and food products[J]. *Trends in Food Science & Technology*, 2015, 46(1): 99-109.
- [14] 张宏蕊, 刘长虹, 张九凯, 等. 多光谱成像的玛咖掺伪定性鉴别和定量分析[J]. *光谱学与光谱分析*, 2020, 40(1): 152-156.
- ZHANG H R, LIU C H, ZHANG J K, et al. Qualitative identification and quantitative analysis of Maca admixture in multispectral imaging[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2020, 40(1): 152-156.
- [15] 张华锋, 王武, 白玉荣, 等. 多光谱成像无损识别冻融猪肉中危害级碎骨[J]. *光谱学与光谱分析*, 2020, 41(9): 2892-2897.
- ZHANG H F, WANG W, BAI Y R, et al. Nondestructive identification of hazardous bone fragments in freeze-thawing pork by multispectral imaging[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2020, 41(9): 2892-2897.
- [16] 金涛, 刘伟, 刘长虹, 等. 基于多光谱成像技术的牛肉干水分含量快速无损检测研究[J]. *安徽农业科学*, 2021, 49(2): 204-205.
- JIN T, LIU W, LIU C H, et al. Research on rapid nondestructive detection of moisture content of beef jerky based on multispectral imaging technology[J]. *Journal of Anhui Agricultural Sciences*, 2021, 49(2): 204-205.
- [17] 杨培培, 蔡莉萍. 多光谱成像技术在食品营养品质检测方面的应用方法[J]. *现代食品*, 2021, 1: 127-129.
- YANG P P, CAI L P. Application of multispectral imaging technology in food nutrition quality detection[J]. *Food Science and Technology*, 2021, 1: 127-129.
- [18] ORINA I, MARENA M, WILLIAMS P J. Non-destructive techniques for the detection of fungal infection in cereal grains[J]. *Food Research International*, 2017, 100: 74-86.
- [19] LIU C H, LIU W, CHEN W, et al. Feasibility in multispectral imaging for predicting the content of bioactive compounds in intact tomato fruit[J]. *Food Chemistry*, 2015, 173: 482-488.
- [20] MENESATTI P, ANTONUCCI F, PALLOTTINO F, et al. Laboratory vs. in-field spectral proximal sensing for early detection of Fusarium head blight infection in durum wheat[J]. *Biosystems Engineering*, 2013, 114(3): 289-293.
- [21] EBRAHIMI P, VAN DEN BERG F, AUNSBJERG S D, et al. Quantitative determination of mold growth and inhibition by multispectral imaging[J]. *Food Control*, 2015, 55: 82-89.
- [22] REGO C H Q, FRANÇA-SILVA F, GOMES-JUNIOR F G, et al. Using multispectral imaging for detecting seed-borne fungi in cowpea[J]. *Agriculture*, 2020, 10(8): 361.
- [23] LIU W, HE L, XIA Y M, et al. Monitoring the growth of *Fusarium graminearum* in wheat kernels using multispectral imaging with chemometric methods[J]. *Analytical Methods*, 2022, 14(2): 106-113.
- [24] LIU C H, LIU W, LU X Z, et al. Potential of multispectral imaging for real-time determination of colour change and moisture distribution in carrot slices during hot air dehydration[J]. *Food Chemistry*, 2016, 195: 110-116.
- [25] LIU C H, LIU W, YANG J B, et al. Non-destructive detection of dicyandiamide in infant formula powder using multi-spectral imaging coupled with chemometrics[J]. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 2017, 97(7): 2094-2099.
- [26] SU W H, SUN D W. Multispectral imaging for plant food quality analysis and visualization[J]. *Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety*, 2018, 17(1): 220-239.
- [27] SHAHIN M A, SYMONS S J, HATCHER D W. Quantification of mildew damage in soft red winter wheat based on spectral characteristics of bulk samples: A comparison of visible-near-infrared imaging and near-infrared spectroscopy[J]. *Food and Biopro-*

- cess Technology, 2013, 7(1): 224–234.
- [28] ŽELAZNY W R, CHRPOVÁ J, HAMOUZ P. Fusarium head blight detection from spectral measurements in a field phenotyping setting – A pre-registered study[J]. Biosystems Engineering, 2021, 211: 97–113.
- [29] ZHANG D Y, CHEN G, YIN X, et al. Integrating spectral and image data to detect Fusarium head blight of wheat[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 175: 105588.

### Non-destructive Detection of *Aspergillus ochraceus* in Corn Based on Multispectral Imaging Technology

Ren Lin<sup>1</sup>, Liu Wei<sup>2</sup>, Liu Changhong<sup>1\*</sup>, Zheng Lei<sup>1</sup>

(<sup>1</sup>School of Food and Biological Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009

<sup>2</sup>Intelligent Control and Compute Vision Lab, Hefei University, Hefei 230601)

**Abstract** Corn is easily infected by *Aspergillus ochraceus*, which is severely hazardous to human health. As the traditional methods for *Aspergillus ochraceus* detection are time-consuming and destructive, it is necessary to develop a rapid and non-destructive method for monitoring the growth of *Aspergillus ochraceus* in corn during storage. In this study, multispectral imaging technology combined with chemometric methods was used to obtain the optimal model for predicting the count of *Aspergillus ochraceus* quantitatively and classifying the infection degree qualitatively. The results showed that compared with partial least square (PLS) and least square-support vector machine (LS-SVM), back propagation neural network (BPNN) showed the best prediction performance with correlation coefficient of prediction ( $R_p$ ) value of 0.9494, and the lowest root-mean-square error of calibration (RMSEC) and root-mean-square error of prediction (RMSEP) values of 2.6693 and 2.2743 CFU/g, respectively. In addition, for the classification experiment of the infective degree, BPNN was also the best prediction model with the accuracy of calibration ( $A_c$ ) and the accuracy of prediction ( $A_p$ ) both reached 100%. The results indicated that multispectral imaging combined with chemometric methods provided a promising technique to evaluate the infection of *Aspergillus ochraceus* in corn.

**Keywords** *Aspergillus ochraceus*; corn; multispectral imaging; non-destructive detection; mold growth