

基于高光谱融合神经网络的玉米黄曲霉毒素 B₁ 和赤霉烯酮含量预测

Detection of moldy maize aflatoxin B₁ and gibberellin
by hyperspectral coupled with neural network

王光辉 殷勇

WANG Guang-hui YIN Yong

(河南科技大学食品与生物工程学院, 河南 洛阳 471023)

(College of Food and Bioengineering, Henan University of Science and Technology, Luoyang, Henan 471023, China)

摘要: 为了消除散射对高光谱信息的影响采用多元散射校正 (multiplicative scatter correction, MSC) 处理原始光谱; 根据相关系数法选择有效波段, 通过连续投影算法结合信息熵选择 8 个特征波长; 建立有效波段和不同特征波长下的霉变玉米黄曲霉毒素 B₁ 与赤霉烯酮含量的 BP 神经网络预测模型。结果表明: 8 个特征波长下光谱信息所建立的预测模型最佳, 黄曲霉毒素 B₁ 含量预测正确率为 98.74%, 均方根误差为 0.048 5; 赤霉烯酮含量预测正确率为 100%, 均方根误差为 0.160 5。因此高光谱融合神经网络检测霉变玉米黄曲霉毒素 B₁ 及赤霉烯酮含量具有可行性。

关键词: 高光谱; 霉变玉米; 黄曲霉毒素 B₁; 赤霉烯酮; BP 神经网络

Abstract: In order to eliminate the influence of scattering, the original spectrum was processed by multiplicative scatter correction (MSC). The effective band was selected according to the correlation coefficient method, and 8 characteristic wavelengths were selected by continuous projection algorithm combined with information entropy. Finally, the effective bands and different features were used to establish prediction model for mildew maize aflatoxin B₁ and gibberellin content at wavelength by BP neural network. The results showed that the prediction model established by spectral information at 8 kinds of characteristic wavelengths was the best, with the correct prediction rate of aflatoxin B₁ content of 98.74%, the root mean square error of 0.048 5, and the correct rate of gibberellin content prediction of 100%, and the square root error of 0.160 5. Therefore, the method of hyperspectral coupled with neural network is feasible

to detect the aflatoxin B₁ and gibberellin content in moldy maize.

Keywords: hyperspectral image; moldy maize; aflatoxin B₁; gibberellin; BP neural network

玉米作为中国重要的粮食, 其安全问题关系国计民生, 是国家稳定和发展的前提^[1-2]。新鲜玉米由于含水量高、所带的菌量较多, 极易在高温高湿条件下霉变^[3]。黄曲霉毒素 B₁ 和玉米赤霉烯酮是玉米霉变过程中产生的 2 种代表性毒素^[4], 如果被误食则会造成严重后果。因此, 霉变玉米的快速检测十分必要。目前, 玉米霉变检测的方法主要是 DNA 探针^[5]、气相色谱法 (GC)^[6]、酶联免疫法 (ELISA)^[7] 等生物化学分析方法, 但这些方法在检测过程中操作不便, 且玉米被破坏, 难以达到快速、无损检测的目的^[8]。

高光谱技术是近年来发展迅速的一门无损检测新技术, 在农产品检测方面被广泛利用^[9-11], 它将图像技术和光谱技术有机融合, 图像信息用于检测物体的外部特征, 光谱信息则可反映物体的内部品质^[12-14], 近年来, 已有部分学者开展了基于高光谱成像技术的霉变玉米检测研究, 并取得了一定成果^[15-16]。但是由于高光谱信息的高维度特点使得构建模型复杂、精度不高^[17]。

本研究拟采用高光谱技术融合神经网络分别对霉变玉米中的黄曲霉毒素 B₁、赤霉烯酮 2 种毒素进行预测, 以期提出一种霉变玉米快速、准确的无损检测方法。

1 材料与方法

1.1 试验材料

新鲜玉米: 中单 909, 购于洛阳中原农贸城, 不同霉变等级的玉米样品由实验室自行培育。新鲜玉米含水量较高, 当湿度 > 85%、温度高于 25 °C 时, 其自身携带的霉菌会迅速生长并产生有毒代谢产物。因此, 可创造温、湿度条件用培养

基金项目: 河南省科技攻关项目 (编号: 182102110422)

作者简介: 王光辉, 男, 河南科技大学在读硕士研究生。

通信作者: 殷勇 (1966—), 男, 河南科技大学教授, 博士。

E-mail: yinyong@haust.edu.cn

收稿日期: 2018-08-01

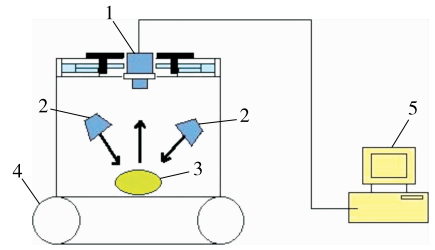
箱制备出霉变玉米。参考文献[18]制备霉变玉米样本的方法,设定培养箱温度为30℃、相对湿度为85%作为制备霉变玉米样本的培养条件,并选取经过0,2,4,6,8,10 d的培养样本作为6个霉变等级样本,分别标记为:A1、A2、A3、A4、A5和A6。每个霉变等级玉米制备50个样本(35个训练集,15个测试集),共制备 $50 \times 6 = 300$ 个试验样本,每个样本含量 (50 ± 0.5) g。

1.2 仪器与设备

高光谱图像采集系统包括高光谱成像仪(IST50-3810型,德国Inno-Spec公司)、4个500 W的光纤卤素灯(RK90000420108型,德国Esylux公司)、驱动传送装置和计算机。高光谱图像采集系统如图1所示。高光谱成像仪通过USB 2.0连接计算机。

1.3 数据采集方法

1.3.1 玉米样品黄曲霉毒素 B_1 和赤霉烯酮含量的测定 为了验证霉变玉米等级划分的合理性,分别按照GB 5009.22—



1. 光谱仪 2. 光纤卤素灯 3. 样品 4. 传输装置 5. 计算机

图1 高光谱图像采集系统

Figure 1 Hyperspectral image acquisition system

2016和GB 5009.209—2016提供的方法检测新鲜玉米和霉变玉米样本中黄曲霉毒素 B_1 和赤霉烯酮含量,检测结果如表1所示(每个等级的样品做3次平行试验取平均值)。由表1可看出,随着培养时间的延长,黄曲霉毒素 B_1 和赤霉烯酮的含量也随之增多,说明用培养时间来表征玉米霉变等级是合适的。霉变玉米毒素含量的测定与高光谱图像的采集同步。

表1 黄曲霉毒素 B_1 和赤霉烯酮理化指标

Table 1 Aflatoxin B_1 and gibberellin indicators

| 霉变等级 | 黄曲霉毒素 B_1 | | | 赤霉烯酮 | | |
|------|--|--|-------|--|--|-------|
| | 变化范围/ $(\mu\text{g} \cdot \text{kg}^{-1})$ | 均值/ $(\mu\text{g} \cdot \text{kg}^{-1})$ | 标准差 | 变化范围/ $(\mu\text{g} \cdot \text{kg}^{-1})$ | 均值/ $(\mu\text{g} \cdot \text{kg}^{-1})$ | 标准差 |
| A1 | 4.64~5.57 | 5.21 | 0.408 | 21.69~22.85 | 22.13 | 0.513 |
| A2 | 7.63~8.48 | 8.17 | 0.383 | 45.11~47.18 | 46.15 | 0.845 |
| A3 | 15.05~15.54 | 15.28 | 0.201 | 49.69~51.08 | 50.24 | 0.603 |
| A4 | 30.61~31.80 | 31.25 | 0.489 | 54.68~55.16 | 55.02 | 0.241 |
| A5 | 41.89~43.20 | 42.75 | 0.608 | 113.62~114.70 | 114.28 | 0.472 |
| A6 | 51.64~52.43 | 52.07 | 0.326 | 129.12~131.24 | 130.26 | 0.873 |

1.3.2 高光谱图像的采集 高光谱图像采集过程中,由于图像质量会受到采样背景以及相机暗电流的影响,因此需要对高光谱图像进行黑白标定^[19]。首先采集全黑全白图像,然后将称好的样品 $[(50 \pm 0.5)$ g]平铺在 $\Phi 10$ cm $\times 1$ cm的培养皿中放置在传送装置上进行采样,最后使用全黑全白图像对原始高光谱图像数据进行黑白标定。光谱仪光谱范围为371.05~1 023.82 nm,光谱分辨率为2.8 nm,采样间隔为0.51 nm,采样图片大小为720 $\times 1$ 032。6个等级玉米样品在720 nm波长下的高光谱图像如图2所示,前3个等级的样品霉变程度变化不明显,后3个等级霉变程度变化明显。

2 结果与分析

2.1 光谱预处理

黑白标定后的光谱采用多元散射校正进行预处理,图3、4分别为预处理前后的光谱数据变化曲线。通过两者对比,经多元散射校正后的光谱数据,明显地消除了基线偏移,提高了信噪比。

2.2 光谱数据降维

高光谱数据具有维度高信息量大等特点,光谱波段之间会存在大量冗余信息,如果将全段光谱作为预测模型的输入,则会提高模型的复杂性,使建模时间增长^[20-22],因此,选择有效的波段来降低高光谱数据的维度是必要的。

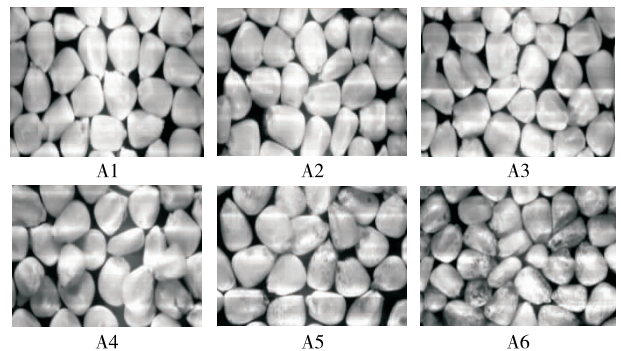


图2 720 nm波长下6个等级玉米高光谱图像

Figure 2 Hyperspectral image of six grades of moldy maize at 720 nm wavelength

2.2.1 相关系数法 利用相关系数法确定有效波段,该方法是把校正集光谱矩阵中的每个波长对应的光谱反射值与待测指标含量进行相关性计算,得到每个波长的相关系数图。在高光谱技术中,相关系数大小代表了光谱信息量多少,相关系数大的波长含有的信息量更多^[23],可选择相关系数大的波段区域进行下一步的特征选择。相关系数的计算:

$$r_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (1)$$

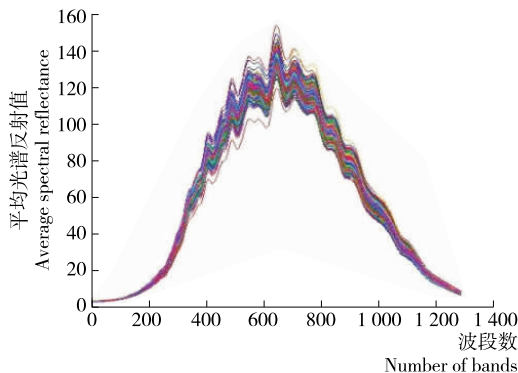


图 3 原始光谱数据

Figure 3 The original spectral data

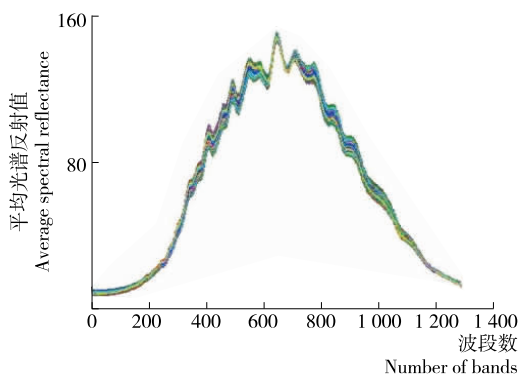


图 4 经多元散射校正处理后的光谱数据

Figure 4 The spectral data after multiple scatter correction

式中:

r_{xy} ——一个波长下 6 个等级样品光谱反射值与毒素含量的相关系数;

\bar{x}, \bar{y} ——分别是第 i 个光谱反射值和毒素含量的均值;

x_i, y_i ——分别是光谱反射值和样品毒素含量在第 i 个波长(共 1 288 个)下的检测值,

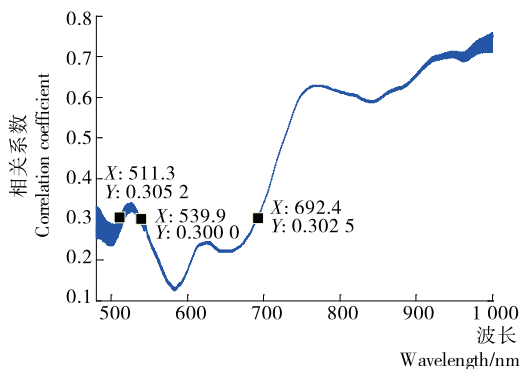
n ——样本总数(6 个等级共 300 个)。

相关系数范围为 $[-1, 1]$, $r > 0$ 表示正相关, $r < 0$ 表示负相关, $|r|$ 表示了变量之间相关程度的高低。经查阅资料并结合已知的化学知识, 将相关系数 > 0.3 的波段定义为光谱信息含量高的波段, 即为有效波段。

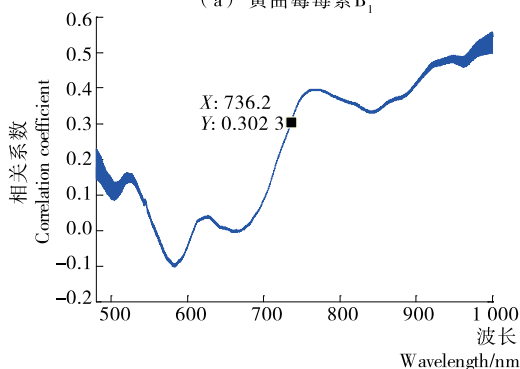
图 5 为玉米样品中黄曲霉毒素 B₁、赤霉烯酮含量与光谱反射值相关性大小随波长变化曲线。由图 5 可以看出, 黄曲霉毒素的有效波段区间为 511.3~539.9, 692.4~999.15 nm, 赤霉烯酮的有效波段为 736.2~999.15 nm。

2.2.2 特征波长选择 将有效波段下的光谱数据运用 SPA 算法选择特征波长, 当选择出的特征变量为 8 个时交互验证的均方根误差最小且逐渐趋于稳定, 此时所选出的 8 个特征波长即为选择结果。

为了使模型在保证精度的同时使数据维度降到最低, 对选择出的 8 个特征波长进一步筛选, 引入信息熵的概念。样本在某一波长下的自信息熵越大, 说明该波长越能刻画样本。而某两个波长下的互信息熵越小, 说明它们之间的关联性小, 越有利于区分它们所表征的样本^[24-25]。将自信息熵



(a) 黄曲霉毒素 B₁



(B) 赤霉烯酮

图 5 玉米样品中黄曲霉毒素 B₁、赤霉烯酮含量与光谱反射值相关性随波长变化曲线

Figure 5 Curve of correlation between aflatoxin B₁ and gibberellin content and spectral reflectance in corn samples with wavelength

和互信息熵概念引入到不同等级霉变玉米高光谱的判别中。可按式(2)计算出样本图像中每级灰度的概率分布密度。

$$P_i = h_i / n, \quad (2)$$

式中:

P_i ——一个图像中灰度值为 i 的像素点的概率分布密度;

h_i ——一个图像中灰度值为 i 的像素点的总数;

n ——一个图像中的像素总和。

在式(2)基础上, 图像 M 的信息熵可用式(3)表示。

$$H(M) = - \sum_{i=0}^{255} P_i \log_2 P_i, \quad (3)$$

式中:

$H(M)$ ——图像 M 的自信息熵, 灰度等级从 0~255 共 256 个等级。

对于任意 2 幅图像 M 和 N , 其联合熵 $H(M, N)$ 可表示为:

$$H(M, N) = - \sum_{i,j} P_{MN}(i, j) \log_2 P_{MN}(i, j), \quad (4)$$

式中:

$P_{MN}(i, j)$ ——图像 M 和 N 灰度的联合概率分布。

图像 M 和图像 N 的互信息熵 $I(M, N)$ 为:

$$I(M, N) = H(M) + H(N) - H(M, N). \quad (5)$$

进而可提出任意 2 个霉变等级下玉米样本间的可分性判据, 其计算公式为:

$$A = \frac{I(M, N)}{H(M) + H(N)} \quad (6)$$

当2个等级霉变玉米样本高光谱图像之间的互信息熵越小、自信息熵越大时,则A值越小,越有利于样本的分级;反之则不利于分级。通过式(3)计算初选特征波长下每个霉变等级玉米样本(50个样本)高光谱图像的平均自信息熵,以及任选2个霉变等级组合(6个等级共15个组合),根据式(4)、(5)分别计算每个组合在初选波长下对应2个等级样本之间的互信息熵,并计算其平均值,根据式(6)计算所有初选波长下所有组合(15个组合)霉变玉米高光谱图像的A值及其均值。根据A值大小确定最优特征波长,结果如表2所示。

表2 特征波长选择结果[†]

Table 2 Characteristic wavelength selection results nm

| 指标 | 特征波长 |
|----------------------|--|
| 黄曲霉毒素 B ₁ | 712.5, 824.6, 845.3, 947.4, 528.6, 537.8, 754.6, 763.4 |
| 赤霉烯酮 | 846.3, 865.7, 745.8, 796.3, 915.7, 975.6, 778.2, 817.3 |

† 按照A值从小到大排列。

2.3 BP神经网络模型构建

2.3.1 构建有效波段下光谱信息的BP神经网络模型 有效波段下光谱信息建立的黄曲霉毒素 B₁ 和赤霉烯酮含量的预测模型,输入层神经元个数为有效波段下的所有波长,代表有效波段下所有波长的光谱反射值,输出层神经元个数都为1,分别代表黄曲霉毒素 B₁ 和赤霉烯酮,隐含层函数为 tansig,输出层函数为 logsig,训练函数为 trainlm,训练集数据来训练神经网络,隐层神经元个数为7,此时的网络训练误差为0.000 54,训练步数为100,学习速率为0.1。验证集结果如图6所示。图6(a)结果显示,霉变玉米黄曲霉毒素 B₁ 含量预测正确率为91.6%,预测值与实际值相关系数为0.998 7,均方根误差为0.024 4;图6(b)结果显示,赤霉烯酮含量预测正确率为93.2%,预测值与实际值相关系数为0.988 7,均方根误差为0.604。

2.3.2 构建8个特征波长下光谱信息的BP神经网络模型

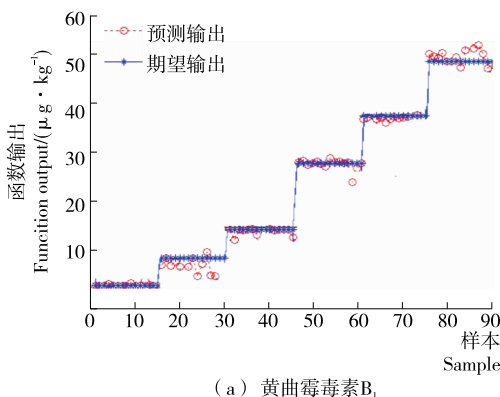
8个特征波长下的光谱信息所建立的黄曲霉毒素 B₁ 和

赤霉烯酮含量预测模型,输入层神经元个数为8,代表8个特征波长下的光谱反射值,输出层神经元个数都为1,分别代表黄曲霉毒素 B₁ 和赤霉烯酮含量,黄曲霉毒素 B₁ 含量预测模型的隐含层传递函数为 logsig,输出层传递函数为 logsig,训练函数为 traincgf;赤霉烯酮含量预测模型的隐含层传递函数为 tansig,输出层传递函数为 logsig,训练函数为 traincgf,隐层神经元个数为6。验证集结果如图7所示。由图7(a)结果显示,黄曲霉毒素 B₁ 含量预测正确率为98.74%,预测值与实际值之间的相关系数为0.976 9,均方根误差为0.045 8;由图7(b)结果显示,赤霉烯酮含量预测正确率为100%,预测值与实际值之间的相关系数为0.984 1,均方根误差为0.160 5。

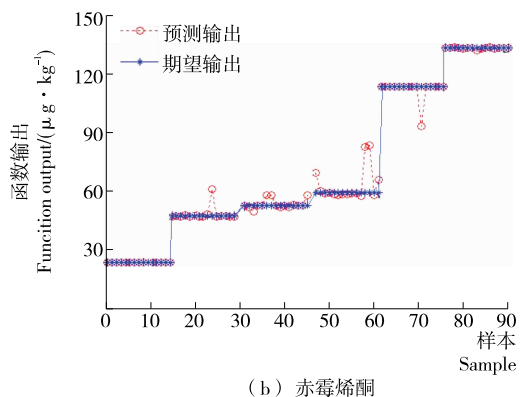
2.3.3 构建前4个特征波长下光谱信息的BP神经网络模型

为了尽可能地减少模型的输入,提高模型的运算速度及精度,选择前4个特征波长构建模型。前4个特征波长下光谱信息建立的霉变玉米黄曲霉毒素 B₁ 和赤霉烯酮含量的预测模型,输入层神经元个数为4,代表前4个特征波长下的光谱反射值,输出层神经元个数都为1,分别代表黄曲霉毒素 B₁ 和赤霉烯酮,黄曲霉毒素 B₁ 含量预测模型的隐含层传递函数为 tansig,输出层传递函数为 tansig,训练函数为 traincgf;赤霉烯酮含量预测模型的隐含层传递函数为 logsig,输出层传递函数为 logsig,训练函数为 trainlm,隐层神经元个数为8。验证集结果如图8所示。由图8(a)结果显示,黄曲霉毒素 B₁ 含量预测正确率为92.42%,预测值与实际值之间的相关系数为0.984 4,均方根误差为0.322 6;由图8(b)结果显示,赤霉烯酮含量预测正确率为98.5%,预测值与实际值相关系数为0.965 2,均方根误差为0.407 4。

2.3.4 最优模型的确定与稳健性分析 对比不同波长下构建的霉变玉米毒素预测模型,结果显示:8个特征波长下所构建的模型预测结果最好,黄曲霉毒素 B₁ 和赤霉烯酮含量预测正确率均达到98%以上,而当特征波长数减少到4个时所构建的模型预测正确率明显降低,且稳定性较差。为了进一步验证8个特征波长下所构建模型的稳健性,在同一批样品中随机选择6组训练集和测试集,在模型不变的前提下,对样品进行预测,结果对比如表3所示。



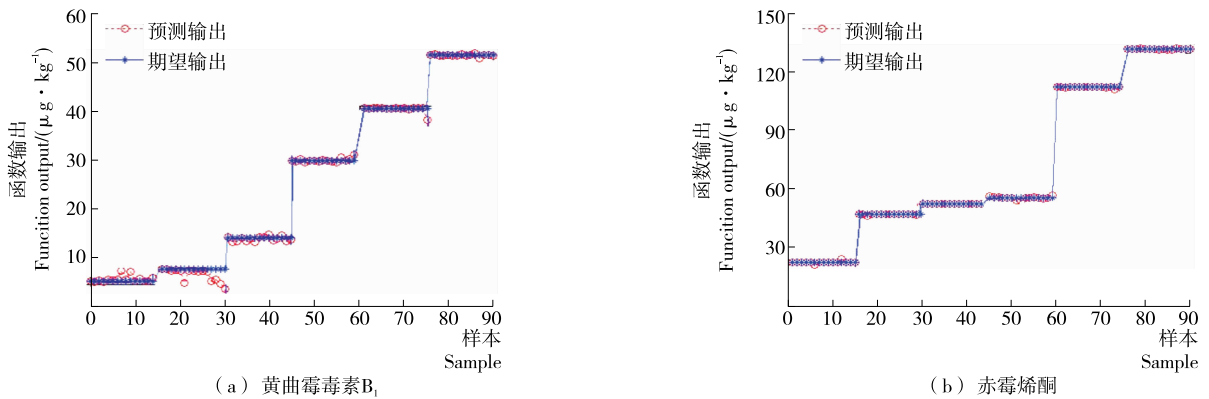
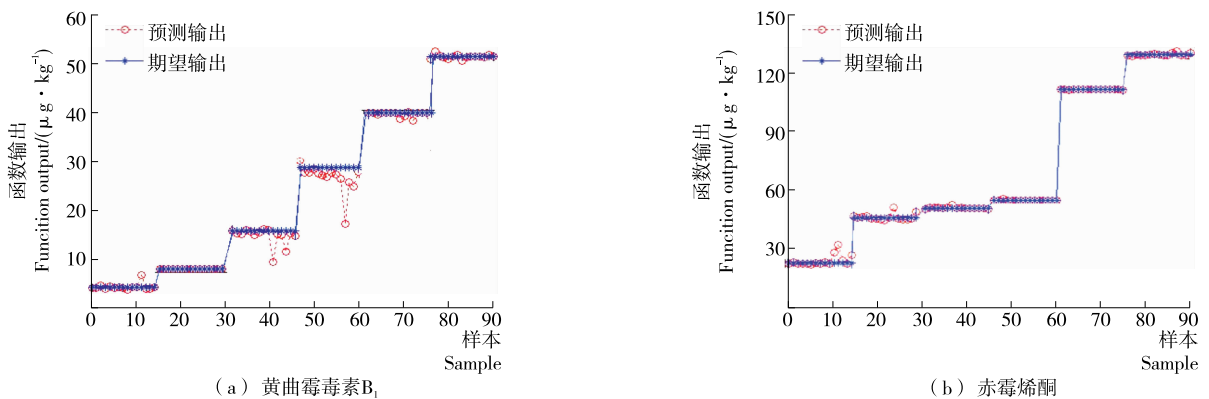
(a) 黄曲霉毒素 B₁



(b) 赤霉烯酮

图6 有效波段下构建黄曲霉毒素 B₁ 和赤霉烯酮含量预测模型验证结果

Figure 6 Validation results of polysaccharide content and sugar content prediction model based on effective bands

图 7 基于 8 个特征波长下构建黄曲霉毒素 B₁ 和赤霉烯酮含量预测模型验证结果Figure 7 Verification results of aflatoxin B₁ content and gibberellone content prediction model based on 8 characteristic wavelength information图 8 前 4 个特征波长下构建的黄曲霉毒素 B₁ 含量和赤霉烯酮含量预测模型验证结果Figure 8 Verification results of the prediction model of aflatoxin toxin B₁ and gibberellone content based on spectral information at the first four characteristic wavelengths表 3 6 组测试集预测结果
Table 3 Results of six training set tests

| 编号 | 黄曲霉毒素 B ₁ | | | 赤霉烯酮 | | |
|-----|----------------------|---------|---------|--------|---------|---------|
| | 正确率/% | 相关系数 | 均方根误差 | 正确率/% | 相关系数 | 均方根误差 |
| 1 | 94.23 | 0.998 7 | 0.078 0 | 100.00 | 0.997 0 | 0.121 9 |
| 2 | 95.31 | 0.998 8 | 0.026 3 | 100.00 | 0.992 1 | 0.165 4 |
| 3 | 96.65 | 0.997 8 | 0.074 5 | 100.00 | 0.998 7 | 0.200 4 |
| 4 | 100.00 | 0.974 2 | 0.008 5 | 100.00 | 0.999 7 | 0.188 1 |
| 5 | 98.89 | 0.987 3 | 0.141 0 | 100.00 | 0.999 8 | 0.071 8 |
| 6 | 100.00 | 0.999 7 | 0.036 0 | 98.89 | 0.986 3 | 0.653 8 |
| 平均值 | 97.51 | 0.992 7 | 0.060 7 | 100.00 | 0.995 6 | 0.233 6 |

由表 3 可知,黄曲霉毒素 B₁ 含量预测正确率平均值为 97.51%,赤霉烯酮含量预测正确率平均值为 100%。随机测试结果与原始结果基本一致,说明 8 个特征波长下光谱信息所建立的 BP 神经网络预测模型能够准确预测黄曲霉毒素 B₁ 和赤霉烯酮含量,并且模型具有较高的稳定性。

3 结论

针对霉变玉米中黄曲霉毒素 B₁ 和赤霉烯酮的快速评定,本试验在选择有效波段的基础上提取霉变玉米高光谱特

征波长,建立了有效波段、8 个特征波长以及前 4 个特征波长下构建 BP 神经网络毒素预测模型。结果显示,8 个特征波长下的 BP 神经网络预测模型,具有较高的稳定性与可靠性。证明了高光谱数据降维的必要性,减少计算量、提高检测精度,同时也验证了高光谱无损检测霉变玉米黄曲霉毒素 B₁ 及赤霉烯酮含量具有可行性。

参考文献

[1] 徐茂才,张英秋,等. 简析玉米霉变粒发生原因及解决对策[J].

- 现代化农业, 2016, 10(1): 12-14.
- [2] 路伟明. 黑龙江省玉米霉变粒发生原因及解决对策[J]. 现代化农业, 2016, 8(4): 16-17.
- [3] 唐秋菊. 玉米霉变中毒的危害性及疾病预防[J]. 农业开发与装备, 2014, 11(5): 100-104.
- [4] 张保华, 李江波, 樊书祥. 高光谱成像技术在果蔬品质与安全无损检测中的原理及应用[J]. 光谱学与光谱法分析, 2014, 34(10): 2 743-2 751.
- [5] JONES J L. Application of DNA probes in the food industry[J]. Trends Food Science Technology, 2009(2): 28-32.
- [6] 黄海泉. 实时荧光定量 PCR 技术在植物检疫中应用的研究进展[J]. 湖北农业科学, 2012, 51(1): 5-8.
- [7] 王俊双, 许定花, 孙秀兰. 食品中脱氧雪腐镰刀菌烯醇三种检测方法的比较研究[J]. 食品工业科技, 2008(2): 287-290.
- [8] 孙俊, 金夏明, 毛罕平, 等. 高光谱图像技术在掺假大米检测中的应用[J]. 农业工程学报, 2014, 30(21): 301-307.
- [9] 梁琨, 杜莹莹, 卢伟, 等. 基于高光谱成像技术的小麦籽粒赤霉病识别[J]. 农业机械学报, 2016, 47(2): 309-315.
- [10] 刘德华, 张淑娟, 王斌, 等. 基于高光谱成像技术的山楂损伤和虫害缺陷识别研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2015, 35(11): 3 167-3 171.
- [11] 李金梦, 叶旭君. 高光谱成像技术的柑橘植株叶片含氮量预测模型[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(1): 212-216.
- [12] SUN Jing-tao, MA Ben-xue, DONG Juan, et al. Detection of internal qualities of hami melons using hyperspectral imaging technology based on variable selection algorithms[J]. Journal of Food Process Engineering, 2017, 40(3): e12496.
- [13] 文韬, 洪添胜, 李立君, 等. 基于高光谱技术的霉变稻谷脂肪酸含量无损检测[J]. 农业工程学报, 2015, 31(18): 233-239.
- [14] 李小昱, 徐森森, 冯耀泽, 等. 基于高光谱图像与果蝇优化算法的马铃薯轻微碰伤检测[J]. 农业机械学报, 2016, 47(1): 221-226.
- [15] QIN Jian-wei, LU Ren-fu. Detecting pits in tart cherries by hyperspectral transmission imaging[J]. The International Society for Opticals Engineering, 2014, 48(5): 1 963-1 970.
- [16] 朱瑶迪, 邹小波, 石吉勇, 等. 高光谱图像技术快速预测发酵醋酸总酸分布[J]. 农业机械学报, 2014, 30(16): 320-327.
- [17] 孙俊, 武小红. 基于高光谱图像的生菜叶片水分预测研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 33(2): 522-526.
- [18] YIN Yong, HAO Yin-feng, YU Hui-chun. Detection potential of multi-features representation of e-nose data in classification of moldy maize samples[J]. Food & Bioprocess Technology, 2017, 10(12): 2 226-2 239.
- [19] 郭志明, 赵春江, 黄文倩, 等. 苹果糖度高光谱图像可视化预测的光强度校正方法[J]. 农业机械学报, 2015, 46(7): 227-232.
- [20] 徐义. 基于高光谱成像技术的花生仁质量无损检测研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2015: 34-45.
- [21] 郭恩有, 刘木华, 赵杰文, 等. 脐橙糖度的高光谱图像无损检测技术[J]. 农业机械学报, 2008, 39(5): 91-93, 103.
- [22] LI Dao-liang. Computer and computing technologies in agriculture[J]. Computer & Computing Technologies in Agriculture II, 2016, 295(29): 104-112.
- [23] 王彩玲, 胡柄樑, 王洪伟, 等. 约束最大相关系数的高光谱影像目标探测研究[J]. 激光与红外, 2016, 46(1): 98-102.
- [24] 李金梦, 叶旭君. 高光谱成像技术的柑橘植株叶片含氮量预测模型[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(1): 212-216.
- [25] 张楠楠, 刘伟, 王伟, 等. 玉米霉变及黄曲霉毒素的图像处理检测方法[J]. 中国粮油学报, 2014, 29(2): 82-88.

(上接第 59 页)

- [5] GHORBANI M, MORGAN M R A. Protein characterisation and immunochemical measurements of residual macadamia nut proteins in foodstuffs[J]. Food & Agricultural Immunology, 2010, 21(4): 347-360.
- [6] 方娟, 陈朝银, 赵声兰, 等. 核桃过敏原及其检测方法的研究进展[J]. 食品工业科技, 2013, 34(23): 361-365.
- [7] LÓPEZ-CALLEJA I M, CRUZ S D L, GONZÁLEZ I, et al. Development of real-time PCR assays to detect cashew (*Anacardium occidentale*) and macadamia (*Macadamia intergrifolia*) residues in market analysis of processed food products[J]. LWT-Food Science and Technology, 2015, 62(1): 233-241.
- [8] BREZNÁ B, DUDÁSOVÁ H, KUČHTA T. A novel real-time polymerase chain reaction method for the detection of Brazil nuts in food [J]. Journal of AOAC International, 2010, 93(1): 197-201.
- [9] 石良, 王锡昌, 刘源, 等. 食物过敏原免疫学检测技术研究进展[J]. 分析测试学报, 2010, 29(9): 981-986.
- [10] MALEKI S J, CHUNG S Y, CHAMPAGNE E T, et al. The effects of roasting on the allergenic properties of peanut proteins[J]. Journal of Allergy & Clinical Immunology, 2000, 106(4): 763-768.
- [11] 刘珂, 熊丽姬, 高金燕, 等. 热加工对鸡蛋中 4 种主要过敏原结构的影响[J]. 食品科学, 2017, 38(23): 51-58.
- [12] 陈豪, 钟俊楨, 黄宗兰, 等. 三种方法提取的澳洲坚果蛋白的功能性质与构象的关系[J/OL]. 食品科学: 1-12 [2018-09-04]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2206.TS.20180112.1641.004.html>.
- [13] 许英一, 徐艳霞, 王宇. 不同方式提取的燕麦蛋白功能特性比较[J]. 食品与机械, 2018, 34(3): 166-169.
- [14] 朱效兵, 石晶红, 郭瑞, 等. 超声处理结合碱提酸沉法提取葵花粕蛋白的工艺研究[J]. 食品工业, 2017, 38(8): 95-99.
- [15] 刘建奎, 郝利平. 影响碱提酸沉法提取燕麦蛋白因素的分析[J]. 山西农业大学学报: 自然科学版, 2013, 33(5): 429-435.
- [16] ZHANG Yan, WANG Wei, ZHOU Rou-rou, et al. Effects of heating, autoclaving and ultra-high pressure on the solubility, immunoreactivity and structure of major allergens in egg[J]. Food & Agricultural Immunology, 2017, 29(1): 412-423.
- [17] 杨元元. 不同加工条件对卵白蛋白免疫反应性的影响[D]. 天津: 天津科技大学, 2016: 17-18.
- [18] SUTHERLAND M F, O'HEHIR R E, CZARNY D, et al. Macadamia nut anaphylaxis: demonstration of specific IgE reactivity and partial cross-reactivity with hazelnut[J]. Journal of Allergy & Clinical Immunology, 1999, 104(4): 889-890.