

基于MEA-BP神经网络的大米水分含量 高光谱技术检测

孙 俊^{1,2}, 唐 凯¹, 毛罕平², 张晓东², 武小红¹, 高洪燕²

(1. 江苏大学电气信息工程学院, 江苏 镇江 212013;

2. 江苏大学 现代农业装备与技术教育部重点实验室, 江苏 镇江 212013)

摘 要: 利用高光谱技术对储藏大米的水分含量进行检测。本实验以120个大米样本为研究对象, 采集所有大米样本的高光谱图像, 利用多元散射校正的预处理方法对大米样本原始光谱数据进行降噪处理。由于原始高光谱数据量大且冗余性强, 故利用逐步线性回归分析方法对预处理后的数据进行特征提取。最后建立BP神经网络的大米水分定量检测模型, 由于建模效果没有达到预期目标, 因此引入遗传算法 (genetic algorithm, GA) 和思维进化算法 (mind evolutionary algorithm, MEA) 优化BP神经网络的权值和阈值。对BP、GA-BP、MEA-BP 3种大米水分预测模型进行比较, 3种模型的预测集决定系数都达到0.86以上, 其中MEA-BP模型具有最佳的预测效果, 预测集决定系数达到0.966 3, 且均方根误差为0.81%。

关键词: 高光谱; 大米; 水分含量; BP神经网络; 遗传算法; 思维进化算法

Hyperspectral Detection of Moisture Content in Rice Based on MEA-BP Neural Network

SUN Jun^{1,2}, TANG Kai¹, MAO Hanping², ZHANG Xiaodong², WU Xiaohong¹, GAO Hongyan²

(1. School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China; 2. Key Laboratory of Modern Agricultural Equipment and Technology, Ministry of Education, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

Abstract: In this paper, hyperspectral technology was used to detect the moisture content in rice. Hyperspectral images of 120 rice samples were collected and preprocessed by multiple scatter correction (MSC). Due to the large amount of original spectral data and their strong redundancy, a stepwise regression (SWR) analysis method was adopted for feature extraction after preprocessing. Finally, a quantitative prediction model for rice moisture content was built based on BP neural network with and without optimization of weight and threshold optimized using genetic algorithm (GA) and mind evolutionary algorithm (MEA), respectively. A comparison was made among BP, GA-BP and MEA-BP prediction models, of which the determination coefficients for the prediction set were all above 0.86. The results showed that the prediction performance of MEA-BP model was the best among these three models with a determination coefficient for the validation set of 0.966 3, and a root mean square error of 0.81%.

Key words: hyperspectral; rice; moisture content; BP neural network; genetic algorithm; mind evolutionary algorithm

DOI:10.7506/spkx1002-6630-201710044

中图分类号: TS201; S379

文献标志码: A

文章编号: 1002-6630 (2017) 10-0272-05

引文格式:

孙俊, 唐凯, 毛罕平, 等. 基于MEA-BP神经网络的大米水分含量高光谱技术检测[J]. 食品科学, 2017, 38(10): 272-276.

DOI:10.7506/spkx1002-6630-201710044. <http://www.spkx.net.cn>

SUN Jun, TANG Kai, MAO Hanping, et al. Hyperspectral detection of moisture content in rice based on MEA-BP neural network[J]. Food Science, 2017, 38(10): 272-276. (in Chinese with English abstract) DOI:10.7506/spkx1002-6630-201710044. <http://www.spkx.net.cn>

大米是重要的粮食作物, 全球半数以上的人口以大米为主食^[1]。大米安全度夏的水分含量标准一般认

为是14.0%^[2], 而据报道稻谷加工出的大米水分控制在14.5%~16.0%, 能保证整精米率及保持米的质构和酶活

收稿日期: 2016-07-15

基金项目: 国家自然科学基金面上项目 (31471413); 江苏高校优势学科建设工程资助项目PAPD (苏政办发2011 6号);

江苏大学现代农业装备与技术重点实验室开放基金项目 (NZ201306); 江苏省六大人才高峰资助项目 (ZBZZ-019)

作者简介: 孙俊 (1978—), 男, 教授, 博士, 研究方向为计算机技术在农业工程中的应用。E-mail: sun2000jun@ujs.edu.cn

力,增加米饭的食味品质^[3-4]。目前,大米生产商对各种包装的成品大米一律注明保质期6个月,这是很粗放、很不科学的^[5]。储藏大米随着储藏条件和时间的变化表现出不同的水分散失率,因此参照固定值作为大米含水率无法满足大米安全储藏的要求,只有准确测量其含水率,才能优化选择储藏条件。大米在高温高湿的条件下,呼吸强度极高,容易发热,大米含水量超过安全标准时,发热情况就极易发生,随着储藏时间的延长,更易使大米发热霉变,甚至产生有毒物质,这不仅严重影响了大米的实用品质,甚至威胁着消费者的生命安全^[6-7]。因此如何快速、准确检测储藏大米的水分含量具有十分重要的意义。

传统的大米水分检测是参照GB5497—1985《粮食、油料水分测定法》测定的,但是这些检测方法的操作步骤过于繁琐,检测时间较长且容易受到诸多外界因素的干扰。高光谱技术作为近些年发展起来的一种快速无损检测技术,已广泛应用于农产品和食品品质的分析检测中^[8-12]。此外国内外已有一些专家学者利用高光谱技术对农产品和食品中各成分含量进行无损检测。例如李丹等^[13]研究表明利用高光谱图像技术能够准确的检测小黄瓜的水分;孙俊等^[14]利用高光谱技术对生菜叶片的水分进行了检测研究;文韬等^[15]利用高光谱技术对霉变稻谷中的脂肪酸含量的成功检测;吴迪等^[16]建立一种基于高光谱成像技术结合连续投影算法对葡萄果皮花色苷含量的检测方法。但是国内外鲜有利用高光谱技术对大米水分含量进行无损检测的报道。本实验以大米作为研究对象,利用高光谱技术对大米水分含量进行检测,建立BP神经网络预测模型,通过遗传算法(genetic algorithm, GA)和思维进化算法(mind evolutionary algorithm, MEA)优化神经网络权值和阈值,利用优化后的权值和阈值建立新的BP神经网络预测模型。

1 材料与方法

1.1 材料

实验前在镇江市欧尚超市购买10 kg优质金龙鱼大米,然后立即送往实验室进行大米样本的制备。为了测定买来大米的初始水分含量,本实验采用GB 5497—1985中105℃恒重法检测测定出大米的初始水分含量,测得大米的初始水分含量为13.86%。然后称取120份大米,每份50 g,平均分为10组,将其置于密封的干燥广口PP试剂瓶中,并依次在瓶身贴上标签。本实验设定同一组大米样品水分含量相同,不同组水分含量按梯度增加。第1组大米样品水分含量设定为14%,之后每一组样品水分含量按1.5%的水分梯度递增。对于每一个样品先根据大米水分含量求出所添加的蒸馏水的质量,已知样品的水

分含量CMW、初始水分含量CMW₀以及样品的质量 m_0 ,因此可以求出蒸馏水的质量 m_w ,然后用注射器向样品中缓慢滴入质量为 m_w 的蒸馏水。每次向样品中添加蒸馏水之后将样品经多次摇匀,然后密封保存于实验室阴凉干燥处24 h,使水分得到充分吸收。大米水分含量的计算如公式(1)所示:

$$\text{CMW}/\% = \frac{m_0 \times \text{CMW}_0 + m_w}{m_0 + m_w} \times 100 \quad (1)$$

1.2 仪器与设备

ImSpector V10E型高光谱图像系统 芬兰Spectral Imaging有限责任公司; Fiber-Lite DC950 Illuminator 150 W光纤卤素灯 美国Dolan Jenner Industries公司; Zolix SC30021A精密电控平移台 北京Zolix公司; SC100控制箱 中国北京光学仪器厂; 电热风机恒温干燥箱 中国天津宏承诺仪器有限公司; 分辨率为0.001 g的微量天平测量仪 中国杭州万特衡器有限公司。

1.3 高光谱图像数据的采集

经过预实验确定高光谱图像采集系统的最佳参数如下:电荷耦合元件相机的曝光时间为20 ms,移动平台的速率为1.25 mm/s,光谱仪的分辨率为5 nm。由于在高光谱成像系统中光源强度分布不均匀且有暗电流的存在,需要对高光谱成像系统进行黑白标定^[17]。实验时将大米样本均匀的平铺满广口PP试剂瓶白色小圆盖,然后将样本缓慢的放到铺有白纸的移动平台中心处,关闭控制箱暗箱门,然后对样本进行高光谱图像的采集。依次采集120个大米样本的高光谱图像。

1.4 建模算法

1.4.1 BP神经网络

BP神经网络是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈神经网络,是目前应用最广泛的神经网络模型之一^[18]。BP网络能学习和存贮大量的输入-输出模式映射关系,而无需事前揭示描述这种映射关系的数学方程。它的学习规则是使用最速下降法,通过反向传播来不断调整网络的权值和阈值,使网络的误差平方和最小。BP神经网络通常具有三层及三层以上神经元的神经网络,包括输入层,隐含层和输出层,本实验构建三层结构的BP神经网络^[19]。BP神经网络^[20-21]具体训练过程如下:

1) 神经网络初始化。初始化输入层节点数 n 、隐含层节点数 l 、输出层节点数 m ,初始化输入层与输出层神经元之间的连接权值 W_{ij} ,隐含层与输出层之间权值 W_{jk} ,初始化隐含层和输出层阈值分别为 a 、 b ,给定学习速率 η 和神经元激励函数 f ,神经网络的权值和阈值一般是通过随机初始化为 $[-0.5, 0.5]$ 区间的随机数。

2) 计算隐含层输出。

$$H_j = f\left(\sum_{i=1}^n W_{ij} X_i - a_j\right) \quad j=1, 2, \dots, l \quad (2)$$

式中： X 为输入变量； H_j 为隐含层的输出。

3) 计算输出层。

$$Y_k = \sum_{j=1}^l H_j W_{jk} - b_k \quad k=1, 2, \dots, m \quad (3)$$

式中： Y_k 为输出层。

4) 计算误差。根据神经网络的预测输出 Y 与期望输出 O 计算网络预测误差。

$$e_k = O_k - Y_k \quad k=1, 2, \dots, m \quad (4)$$

5) 更新权值和阈值。通过步骤4)，若误差不满足条件则对权值和阈值进行更新，经过反复训练，直到误差满足条件则停止训练，得出最优权值和阈值。

$$W_{ij} = W_{ij} + \eta H_j (1 - H_j) X(i) \sum_{k=1}^m W_{jk} e_k \quad i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, l \quad (5)$$

$$W_{jk} = W_{jk} + \eta H_j e_k \quad j=1, 2, \dots, l; k=1, 2, \dots, m \quad (6)$$

$$a_j = a_j + \eta H_j (1 - H_j) \sum_{k=1}^m W_{jk} e_k \quad i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, l \quad (7)$$

$$b_k = b_k + e_k \quad k=1, 2, \dots, m \quad (8)$$

式中： a_j 、 b_k 为不断更新的阈值。

1.4.2 GA-BP神经网络

GA是一类借鉴生物界自然选择和自然遗传机制的随机搜索算法，是从随机产生的初始解开始搜索，通过一定的选择、交叉、变异操作逐步迭代以产生新的解。其中染色体的好坏用适应度值来衡量，根据适应度的好坏从上一代中选择一定数量的优秀个体，通过交叉变异形成下一代群体，经过若干代进化之后，算法收敛于最好的染色体（问题全局最优解），然后按照编码规则对这个最好的染色体进行解码，即用于建立BP神经网络模型初始权值和阈值^[22]。GA优化BP神经网络主要分为BP神经网络结构确定、GA优化权值和阈值、BP神经网络训练和预测^[23]。其中BP神经网络的拓扑结构是根据实验样本的输入和输出参数个数确定的。

1.4.3 MEA-BP神经网络

MEA是孙承意等^[24]针对进化算法训练时间长、早熟等不完善之处提出的新算法。MEA引用GA中“群体”与“进化”的核心内容的同时，还在算法中引入“趋同”与“异化”算子。MEA是一种通过迭代进行优化的学习算法，进化过程的每一代的所有个体组合成一个群体，一个群体中包含若干数量的子群体，子群体包括两类：优胜子群体和临时子群体，本实验优胜子群体和临时子群体个数都设置为5。趋同是在子群体内进行选择，而异化是在整个群体范围内进行选择。在系统运行中，趋同与异化过程同时进行，相辅相成，共同提高整个系统的全局搜索效率。当优胜子群体中各个子群体都已成熟（得分不再增加），而且在各个子群体周围均没有更好的个体，则不需要执行趋同操作；临时子群体中得分最高的子群体的得分均低于优胜子群体中任意子群体的得

分时，也不需要执行异化操作，此时系统达到全局最优值^[25]。MEA优化BP神经网络的具体实施步骤如下^[26]：

1) 产生训练集和测试集。本实验将样本按照3:1比例分为校正集和预测集。

2) 初始种群、优胜子种群和临时子种群的产生。MATLAB软件提供了初始种群产生函数initpop generate()、子种群产生函数subpop generate()，因此可方便地产生初始种群、优胜子种群和临时子种群。

3) 首先执行趋同操作，然后利用种群成熟判别函数ismature()判定各个子群体是否成熟。若成熟则趋同操作结束，若不成熟，则以新的中心产生子种群，之后再行趋同操作，直至子种群成熟。在每个子群体内搜索出得分最高的个体，并将此个体的得分作为该子群体的得分。

4) 若临时子群体得分高于优胜子群体的子群体进行异化操作，该临时子群体的个体替代优胜子群体中的个体，原处于优胜子群体中的个体被释放；如果临时子群得分低于任意一个优胜子群，则该子群被释放。

5) 当满足迭代停止的条件时，结束优化过程，不满足则继续执行优化。

6) 依据编码规则，解码最优个体，得到对应的神经网络的权值和阈值。将优化后的神经网络的权值和阈值作为BP神经网络的初始权值和阈值，利用训练集样本对BP神经网络进行训练。

2 结果与分析

2.1 感兴趣区域的提取

在高光谱数据提取之前首先需要确定高光谱图像的感兴趣区域（region of interest, ROI），ROI选取的好坏直接影响之后建立的模型预测精度^[27]。在做高光谱采集实验时，大米与瓶盖交界处会产生部分阴影区域，因此本实验利用ENVI软件通过图像分割技术将单个大米样本从背景中分离出来，实验统一在样本的中心区域手动选取大小为30像素×30像素的正方形区域作为ROI。然后求取ROI内所有像素点光谱的平均值作为该大米样本的光谱值，依次提取所有大米样本的平均光谱值。

2.2 光谱预处理结果

在大米样本的采集过程中由于受硬件的影响，获取的样本数据在开始和结束时受噪声影响较大，因此本实验剔除开始14个波段，结束5个波段，最终采用的波段范围为920.54~1 748.85 nm，利用MATLAB软件绘制所有大米样本原始光谱曲线图，如图1A所示。从图中容易看出前4个样本误差较大，手动剔除前4个样本。由于光谱数据主要受电噪音、光散射、基线漂移、光程变化等因素的干扰^[28]，因此本实验利用多元散射校正（multiple

scattering correction, MSC) 对原始数据进行预处理, 多元散射校正可以减少表面的散射特性对光谱产生的影响。预处理后的大米光谱曲线图如图1B所示。

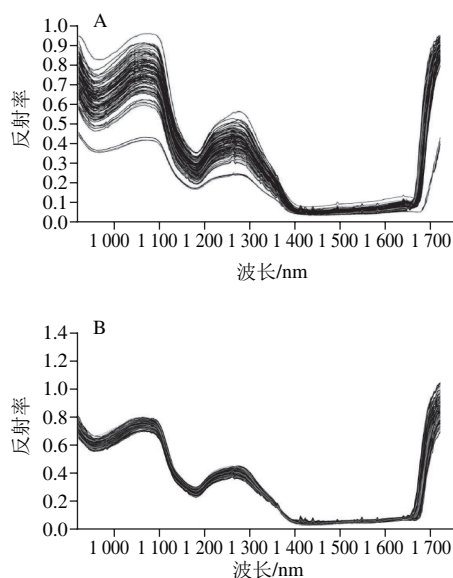


图1 原始(A)和MSC预处理后(B)的光谱曲线图

Fig. 1 Original spectra before (A) and after (B) MSC pretreatment

2.3 特征波长的选取

原始高光谱数据具有波段多、数据量大、冗余性强等特点, 若直接用全波段数据进行数据建模就会导致建模效率低、模型的性能差, 因此本实验从特征选择的角度对高光谱数据进行降维^[29]。实验采用SPSS软件对高光谱数据进行降维, 利用逐步线性回归分析方法进行变量的筛选, 最终选择出12个特征波长1 163.9、1 363.8、1 170.7、1 354.4、1 594.4、1 417.2、1 373.2、1 323.0、1 345.0、1 382.6、1 351.3、1 608.3 nm。

2.4 预测模型与结果分析

2.4.1 预测模型

构建3层结构的BP神经网络, 其中输入层的神经元个数为12个, 即特征波长个数, 输出层神经元个数为1, 即大米的水分含量; 在3层网络中, 隐含层神经元个数 n_2 和输入层神经元个数 n_1 之间有近似关系: $n_2=2 \times n_1 + 1$ ^[30], 由公式可知模型的隐含层神经元个数为25个。输入层到输出层的传递函数为正切S形传递函数, 隐含层到输出层的传递函数为对数S形传递函数。本实验利用Levenberg-Marquardt算法对网络进行训练, 具体网络参数设置为训练次数1 000次, 训练目标0.001, 学习速率为0.1。本实验大米样本按3:1的比例分为校正集和验证集, 其中87个为校正集, 29个为预测集。利用特征波段对数据进行BP神经网络的建模。由于BP神经网络学习收敛速度太慢、不能保证收敛到全局最小点、网络结构的不易确定, 本实验引入GA和MEA对其权值和阈值进行优化,

再将优化后的权值和阈值作为BP神经网络的初始权值和阈值进行训练, 以期达到最佳的建模效果。对于MEA-BP模型训练结果分析, 结果如图2所示, 其中图中的得分代表训练集均方根误差的倒数。对比图2A、B: 当优胜子群体中各个子群体都已成熟(得分不再增加), 而且在各个子群体周围均没有更好的个体, 则不需要执行趋同操作。临时子群体中得分最高的子群体的分数均低于优胜子群体中任意子群体的得分, 因此也不需要执行异化操作, 此时系统达到全局最优值。然后按照编码规则对这个最优个体进行解码, 即为BP神经网络的初始权值和阈值。

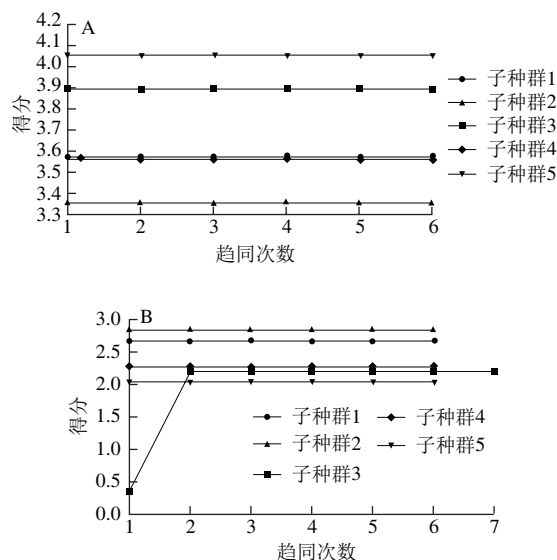


图2 优胜子群(A)、临时子群(B)趋同过程

Fig. 2 Convergence of the superior (A) and temporary (B) subgroups

2.4.2 BP与GA-BP和MEA-BP模型结果分析

首先利用12个特征波长建立BP神经网络的预测模型, 然后引入MEA优化BP神经网络的权值和阈值进行建模, 为了让MEA-BP预测结果更有说服力, 将优化前后的建模结果与GA-BP建模结果进行对比, 结果如表1所示, 预测集预测结果对比如图3所示, 从表1和图3可以看出, 经过GA和MEA优化后的模型的预测效果有了明显地提升, 预测集的决定系数都达到了0.92以上。其中MEA-BP模型较GA-BP模型具有更优的模型效果, 预测集决定系数达到了0.966 3。

表1 BP与GA-BP和MEA-BP模型结果比较

Table 1 Comparison among BP, GA-BP and MEA-BP models

模型	R_C^2	RMSEC	R_P^2	RMSEP
BP	0.891 6	0.015 2	0.866 0	0.032 0
GA-BP	0.958 2	0.008 8	0.924 4	0.012 4
MEA-BP	0.988 9	0.004 9	0.966 3	0.008 1

注: R_C^2 校正集决定系数; RMSEC.校正集均方根误差; R_P^2 预测集决定系数; RMSEP.预测集均方根误差。

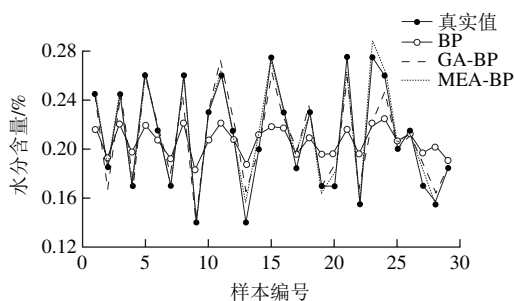


图3 预测集预测结果对比

Fig. 3 Comparison of validation results for the prediction set

3 结论

首先利用高光谱图像采集系统获取120个大米样本的高光谱图像,采用MSC对高光谱数据进行降噪处理,然后通过逐步线性回归方法提取出12个特征波长,建立了特征波长条件下的BP、GA-BP和MEA-BP 3种水分预测模型。经对比分析发现:经过GA和MEA算法优化后的预测模型比BP预测模型效果更好,校正集和预测集的决定系数均达到0.92以上。其中,MEA-BP模型中,大米样本光谱数据信息与含水量的决定系数 R^2 更高(预测集 R_p^2 为0.9663)。由此可见,MEA-BP模型具有更好地预测能力。结果表明,利用高光谱分析技术用于检测储藏大米的水分含量是可行的,其能够快速、有效、无损检测大米的水分含量。

参考文献:

- [1] 李湘,郭东权,陈云堂,等.电子束辐照对大米营养和蒸煮品质的影响[J].农业工程学报,2012,28(15): 251-257. DOI:10.3969/j.issn.1002-6819.2012.15.040.
- [2] 潘巨忠,曹鹏,薛旭初,等.不同含水量大米储藏效果研究[J].烟台大学学报(自然科学与工程版),2006,19(1): 36-40. DOI:10.3969/j.issn.1004-8820.2006.01.008.
- [3] 李益良,潘朝松,江欣,等.小包装优质鲜米品质变化及保鲜期的研究[J].粮食储藏,2005,34(1): 31-37. DOI:10.3969/j.issn.1000-6958.2005.01.008.
- [4] 马涛,毛闯,赵琨.大米水分与食味品质和储藏关系的研究[J].粮食与饲料工业,2007(5): 3-4. DOI:10.3969/j.issn.1003-6202.2007.05.002.
- [5] 陈慧,孙旭璐,彭文怡,等.影响大米储藏保质期的主要因素研究[J].粮食与油脂,2016,29(2): 27-29. DOI:10.3969/j.issn.1008-9578.2016.02.007.
- [6] PEÑA-MÉNDEZ E M, HERNÁNDEZ-SUÁREZ M, DÍAZ ROMERO C, et al. Characterization of various chestnut cultivars by means of chemometrics approach[J]. Food Chemistry, 2008, 107(1): 537-544. DOI:10.1016/j.foodchem.2007.08.024.
- [7] 王立峰,陈超,杨精华,等.大米小包装储藏过程中脂类及微观结构的变化[J].中国农业科学,2015,48(9): 1807-1817. DOI:10.3864/j.issn.0578-1752.2015.09.14.
- [8] 张保华,李江波,樊书祥,等.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].光谱学与光谱分析,2014,34(10): 2743-2751. DOI:10.3964/j.issn.1000-0593(2014)10-2743-09.

- [9] 洪添胜,李震,吴春胤,等.高光谱图像技术在水果品质无损检测中的应用[J].农业工程学报,2007,23(11): 280-285. DOI:10.3321/j.issn:1002-6819.2007.11.052.
- [10] 刘建学,杨莹,韩四海,等.高光谱成像技术在食品品质无损检测中的应用[J].食品工业科技,2016,37(3): 389-393. DOI:10.13386/j.issn1002-0306.2016.03.073.
- [11] 洪添胜,乔军, Ning Wang,等.基于高光谱图像技术的雪花梨品质无损检测[J].农业工程学报,2007,23(2): 151-155. DOI:10.3321/j.issn:1002-6819.2007.02.030.
- [12] 蒋颖,罗亚辉,胡文武,等.基于高光谱的油籽内部品质检测最优预测模型研究[J].农机化研究,2015(7): 56-60. DOI:10.13427/j.cnki.njyi.2015.07.013.
- [13] 李丹,何建国,刘贵珊,等.基于高光谱成像技术的小黄瓜水分无损检测[J].红外与激光工程,2014,43(7): 2393-2397. DOI:10.3969/j.issn.1007-2276.2014.07.060.
- [14] 孙俊,武小红,张晓东,等.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. DOI:10.3964/j.issn.1000-0593(2013)02-0522-05.
- [15] 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. DOI:10.11975/j.issn.1002-6819.2015.18.032.
- [16] 吴迪,宁纪锋,刘旭,等.基于高光谱成像技术和连续投影算法检测葡萄果皮花色苷含量[J].食品科学,2014,35(8): 57-61. DOI:10.7506/spkx1002-6630-201408010.
- [17] 孙俊,金夏明,毛罕平,等.基于高光谱图像光谱与纹理信息的生菜氮素含量检测[J].农业工程学报,2014,30(10): 167-173. DOI:10.3969/j.issn.1002-6819.2014.10.021.
- [18] 朱文学,孙淑红,陈鹏涛,等.基于BP神经网络的牡丹花热风干燥含水率预测[J].农业机械学报,2011,42(8): 128-130. DOI:10.3969/j.issn.1000-1298.2011.08.025.
- [19] 卓金武,李必文,魏永生,等. MATLAB在数学建模中的应用[M]. 2版.北京:北京航空航天大学出版社,2014: 122-123.
- [20] 赵辰,南星恒.基于MEA-BP神经网络的财务危机预警研究[J].财会通讯,2016(1): 43-46. DOI:10.16144/j.cnki.issn1002-8072.2016.01.013.
- [21] 张以帅,赖惠鸽,李勇,等.基于MEA优化BP神经网络的天然气短期负荷预测[J].自动化与仪表,2016(5): 15-19.
- [22] 马永杰,云文霞.遗传算法研究进展[J].计算机应用研究,2012,29(4): 1201-1206. DOI:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.04.001.
- [23] 刘奕君,赵强,郝文利.基于遗传算法优化BP神经网络的瓦斯浓度预测研究[J].矿业安全与环保,2015,42(2): 56-60. DOI:10.3969/j.issn.1008-4495.2015.02.014.
- [24] 孙承意,孙岩,谢克明.思维进化: 高效率的进化计算方法[C]//全球智能控制与自动化大会会议论文集.合肥:中国科学技术大学,2000: 118-121.
- [25] 黄俊,冯勇健.基于思维进化神经网络的真空隔热板真空度测量精度改进方法研究[J].真空科学与技术学报,2015,35(5): 528-532. DOI:10.13922/j.cnki.cjovst.2015.05.02.
- [26] 赵瑞勇,周新志.基于MEA-BP的微波加热褐煤温度预测[J].传感器与微系统,2016,35(10): 43-48. DOI:10.13873/J.1000-9787(2016)10-0043-03.
- [27] 孙俊,金夏明,毛罕平,等.基于高光谱图像的生菜叶片氮素含量预测模型研究[J].分析化学,2014,42(5): 672-677. DOI:10.3724/SP.J.1096.2014.31120.
- [28] 郭红艳,刘贵珊,吴龙国,等.基于高光谱成像的马铃薯环腐病无损检测[J].食品科学,2016,37(12): 203-207. DOI:10.7506/spkx1002-6630-201612036.
- [29] 黄双萍,洪添胜,岳学军,等.基于高光谱的柑橘叶片氮素含量多元回归分析[J].农业工程学报,2013,29(5): 132-138. DOI:10.3969/j.issn.1002-6819.2013.05.018.
- [30] 郁磊,史峰,王辉,等.智能算法30个案例分析[M]. 2版.北京:北京航空航天大学出版社,2015: 29-30.