

# 基于 GA-BP 神经网络玉露香梨可溶性固形物 高光谱技术检测

葛春靖, 张淑娟, 孙海霞

(山西农业大学工程学院, 山西太谷 030801)

**摘要:** 为了提高玉露香梨可溶性固形物的检测精度, 本研究提出了一种优化反向传播 (back propagation, BP) 神经网络的玉露香梨 SSC 预测方法。使用高光谱成像仪采集玉露香梨表面的光谱信息, 对剔除异常样本的光谱数据进行不同预处理, 以确定最优的预处理方法。采用遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 优化 BP 神经网络的初始权重和阈值, 建立玉露香梨 SSC 的 GA-BP、BP、PLSR 预测模型。结果表明, 中值滤波 (median filter, MF) 预处理后的结果最好。在同一训练样本下, 所建 GA-BP 模型性能最佳, 建模集决定系数 ( $R_c^2$ ) 为 0.98, 均方根误差 (RMSEC) 为 0.19; 预测集决定系数 ( $R_p^2$ ) 为 0.86, 均方根误差 (RMSEP) 为 0.43, 剩余预测偏差 (RPD) 为 2.45; 在此基础上, 采用不同数量的样本训练 GA-BP 网络, 样本数为 300 时, 建立的 GA-BP 模型的  $R_c^2$  为 0.99, RMSEC 为 0.22;  $R_p^2$  为 0.98, RMSEP 为 0.20。因此, 采用 GA-BP 神经网络结合高光谱技术可快速、准确的检测玉露香梨可溶性固形物, 当训练样本达到一定数量时, 可进一步提升模型的预测精度, 为基于 BP 神经网络检测玉露香梨 SSC 提供了理论基础。

**关键词:** 高光谱; 玉露香梨; 可溶性固形物; 遗传算法; BP 神经网络

文章编号: 1673-9078(2021)05-296-302

DOI: 10.13982/j.mfst.1673-9078.2021.5.0911

## Hyperspectral Technology for Determining the Soluble Solids Content of “Yuluxiang” Pear Based on GA-BP Neural Network

GE Chun-jing, ZHANG Shu-juan, SUN Hai-xia

(College of Agricultural Engineering, Shanxi Agricultural University, Taigu 030801, China)

**Abstract:** In order to improve the detection accuracy of the soluble solids content of “Yuluxiang” Pear, an optimized back propagation (BP) neural network-based SSC prediction method for “Yuluxiang” Pear was proposed in this study. Spectral information on the surface of “Yuluxiang” Pear was collected by the hyperspectral imager. After the removal of the abnormal samples, different types of pre-processing were performed on the spectral data to determine the optimal pre-processing method. Genetic algorithm (GA) was used to optimize the initial weights and thresholds of the BP neural network, and establish GA-BP, BP and PLSR prediction models for the SSC of “Yuluxiang” Pear. The results showed that the median filter (MF) pre-processing method was the best. For the same training sample, the established GA-BP model performed the best, with the coefficient of determination in the established model ( $R_c^2$ ) being 0.98, RMSEC value being 0.19, the  $R_p^2$  value being 0.86, and RMSEP value being 0.43, and residual predictive deviation (RPD) being 2.45. On the basis of these results, different numbers of samples were used to train the GA-BP network. When the number of training samples was 300, the  $R_c^2$  value of the established GA-BP model reached to 0.99, with the RMSEC value being 0.22,  $R_p^2$  value being 0.98, and RMSEP value being 0.20. Thus, the SSC of “Yuluxiang” Pear can be quickly and accurately detected by GA-BP neural network combined with hyperspectral imaging technology. When the training samples reached a certain number, the prediction accuracy of the model can be further improved. This research provides a theoretical basis for detecting “Yuluxiang”

引文格式:

葛春靖,张淑娟,孙海霞.基于 GA-BP 神经网络玉露香梨可溶性固形物高光谱技术检测[J].现代食品科技,2021,37(5):296-302, +278

GE Chun-jing, ZHANG Shu-juan, SUN Hai-xia. Hyperspectral technology for determining the soluble solids content of “Yuluxiang” pear based on GA-BP neural network [J]. Modern Food Science and Technology, 2021, 37(5): 296-302, +278

收稿日期: 2020-09-30

基金项目: 山西省应用基础研究计划项目 (201901D211359; 201801D121252); 山西农业大学科技创新基金项目 (2020BQ02); 山西省优秀博士来晋工作奖励资金科研项目 (SXYBK2019049)

作者简介: 葛春靖 (1993-), 男, 硕士, 研究方向: 农产品无损检测研究; 通讯作者: 张淑娟 (1963-), 女, 教授, 研究方向: 农产品检测技术及装备

Pear's SSC based on BP neural network.

**Key words:** hyperspectral; “Yuluxiang” pear; soluble solids content; genetic algorithm; BP neural network

玉露香梨是山西省农科院果树所用库尔勒香梨作母本、雪花梨为父本杂交培育出的优质、耐贮藏梨新品种。2010年山西省政府确定隰县为“一县一业”玉露香梨生产示范基地县,截至2018年底,该县玉露香梨种植面积23万亩,挂果面积达到4.3万亩,产量2.5亿公斤,果品产值9亿元,成为中国最大的玉露香梨生产基地<sup>[1]</sup>。玉露香梨于每年9月中旬成熟,其肉质鲜嫩、口味香甜、石细胞极少、汁多味甜、营养丰富<sup>[2]</sup>。玉露香梨因皮薄核小、可食率大、香甜多汁深受消费者的喜爱<sup>[3]</sup>。

梨果理化指标主要有可溶性固形物、果实硬度、总酸量、固酸比等,可溶性固形物含量(soluble solids content, SSC)是一种综合参数,它影响果实的口感、风味和货架期。其中可溶性糖类是单糖、双糖、多糖等的总称,是衡量玉露香梨口感品质和成熟度的内部品质之一<sup>[4]</sup>。传统的SSC榨汁后采用折射法测定,这种方法检测过程繁琐,损坏样本,难以满足大宗水果采后分级分选的需求,所以寻找一种快速、准确的检测方法具有十分重要的意义。

高光谱成像技术是近几年出现的一种快速无损检测技术,被广泛用于农产品内部品质的检测。在水果SSC检测方面,国内外已进行了大量的研究,李雄等<sup>[5]</sup>采用高光谱成像技术对酥梨的货架期进行预测和判别,分别建立偏最小二乘判别和最小二乘支持向量机判别模型。Xiaoli Li等<sup>[6]</sup>利用高光谱成像技术区分不同成熟度的樱桃,建立了樱桃果实PH值的预测模型。ElMasry等<sup>[7]</sup>采用高光谱成像技术检测了草莓含水量、酸度,基于全波段建立偏最小二乘回归(PLSR)模型,基于特征波长建立多元线性回归模型(MLR)。李瑞等<sup>[8]</sup>采用近红外光谱仪(900~1700 nm)检测了蓝莓果实的糖度和酸度,建立糖度和酸度的PLSR预测模型。孙海霞等<sup>[9]</sup>利用可见/近红外光谱技术研究SSC检测模型在仪器间的传递方法,结果发现基于全波段进行模型传递时,预测结果较差,基于共性变量传递后的结果好于单一变量和融合变量。Baiano等<sup>[10]</sup>采用高光谱技术测定7个品种鲜食葡萄的内部品质指标,并获得较好的检测效果。然而,上述研究中大部分是利用光谱信息建立PLSR和MLR等线性回归模型,研究发现,高光谱数据与待测品质间存在明显的非线性关系,非线性模型在苹果和梨<sup>[11]</sup>等水果的内部品质检测中更具有优势。人工神经网络可逼近任意非线性函数,BP神经网络是具有代表性的人工神经网络,但

这种网络应用时容易陷入局部极小值和发生过拟合<sup>[12]</sup>。对于这些缺陷,Mohamad等<sup>[13]</sup>采用粒子群算法优化BP神经网络,显著提高岩石硬度检测模型的预测精度和泛化能力。秦浩森等<sup>[14]</sup>采用蚁群算法优化BP神经网络对盆地的基岩、泥质砂、砂质泥三种底质类型进行分类,网络的预测平均误差大大降低。洪亮等<sup>[15]</sup>基于模拟退火算法优化BP神经网络的权值和阈值进行色差预测,与未优化的BP神经网络模型相比,优化后的网络对喷墨打印机色彩空间转换具有较高的预测准确性。但这些算法存在早熟收敛和全局寻优能力弱等缺陷。遗传算法具有全局寻优能力,对优化问题的数学要求较少,具有极大的灵活性,广泛用于信号处理、机器学习等方面。但是,采用遗传算法优化玉露香梨SSC光谱检测模型的研究少有报道。

为此,本文研究利用遗传算法优化BP神经网络以建立玉露香梨SSC检测模型,并与传统的PLSR以及BP神经网络作对比,然后采用不同数量的样本训练GA-BP网络进而优化SSC预测结果。

## 1 材料与方法

### 1.1 样本采集

试验所用的玉露香梨样本采集于山西省农科院果树所,挑选形状规则、大小相近、完好无损的玉露香梨137个。采后当天运达实验室,将玉露香梨表面擦拭干净并逐一编号,将其置于室温保存12 h。

### 1.2 高光谱数据采集及校正

采用北京卓立汉光仪器有限公司生产的“盖亚”高光谱分选仪采集高光谱信息,仪器主要由Image-λ-N10E光谱相机、CCD相机、光源、电控位移平台、暗箱和计算机等组成,整个采集系统置于暗室里。设定曝光时间为20 ms,平台移动速度为1.5 cm/s,样本与镜头距离为22 cm。

由于光强的变化和镜头中的暗电流都会使采集的光谱数据包含一定的噪声,需要对高光谱数据进行黑白校正。通过扫描标准白板和遮盖镜头分别获得全白标定图像 $I_w$ 和全黑图像 $I_d$ ,采集玉露香梨的原始光谱数据为 $I_r$ ,通过式(1)获得校正后的光谱数据<sup>[16]</sup>。

$$S = \frac{I_r - I_d}{I_w - I_d} \quad (1)$$

式中: $S$ 为校正后的光谱数据。

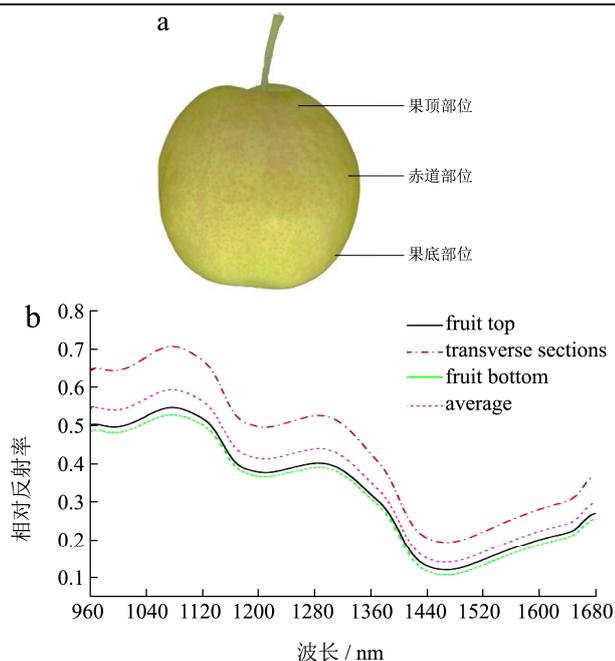


图1 玉露香梨样本和对应的光谱曲线图

Fig.1 “Yuluxiang” pear sample and the corresponding spectral curve

注: a: 玉露香梨的不同部位; b: 不同部位对应的光谱曲线和整果的平均光谱曲线。

采集每个果实果顶、赤道、果底三个部位(见图1a)的光谱曲线,并求得整果的平均光谱曲线,如图

1b所示。从图1b中可知,玉露香梨不同部位的光谱曲线变化趋势一致,赤道部位的光谱曲线高于果顶和果底,果顶略高于果底。

### 1.3 玉露香梨 SSC 的测量

根据 NY/T 2637-2014《水果、蔬菜制品可溶性固形物含量的测定-折射仪法》,采用上海鼎冷实业发展有限公司生产的 BK-506 型手持折光仪测定样本的 SSC。

### 1.4 建模方法与模型评价

#### 1.4.1 BP 神经网络

BP 神经网络具有较强的非线性映射能力,能很好的对光谱数据和理化值进行拟合。但是每次训练 BP 神经网络时,各个神经元的权值和阈值会被随机赋值,这影响神经网络的学习和训练效果<sup>[17]</sup>,使网络输出不稳定。

#### 1.4.2 GA 算法

遗传算法(Genetic Algorithm GA)借鉴了达尔文生物进化论中的“物竞天择、适者生存”演化法则,通过遗传算子模拟生物遗传过程中的选择、交叉和变异等操作,获得最优个体<sup>[18]</sup>。

#### 1.4.3 GA-BP 模型

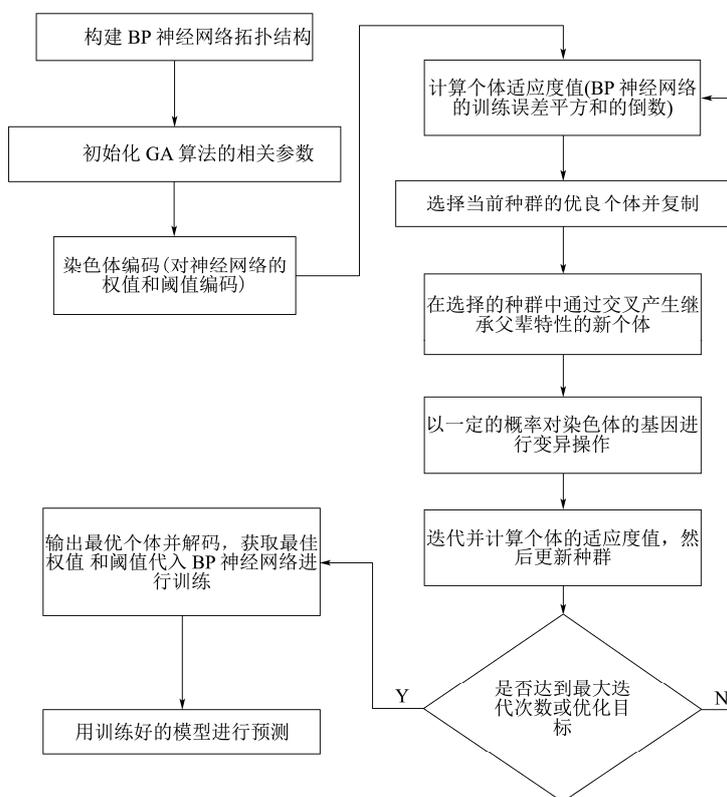


图2 GA-BP 模型流程图

Fig.2 Flowchart of GA-BP model

BP神经网络操作简单,但算法的预测能力差。GA算法具有较强的全局搜索能力。在BP神经网络中引入GA算法优化神经元的权值和阈值。在训练BP神经网络时,采用mapminmax函数<sup>[19]</sup>对输入数据进行归一化处理,可以加速模型的收敛速度。

构建GA-BP网络的主要步骤如下:

(1) 确定BP神经网络的基本结构,包括输入变量个数,隐含层结构,输出量个数。

(2) 初始化种群。随机生成N个染色体,在这里每个染色体为问题的一个解。

(3) 染色体编码。将解空间的初始值通过编码转换为遗传空间的基因型数据,基因数据的不同组合会形成不同的染色体编码。

(4) 计算适应度值。GA算法的搜索目标是朝着适应度函数值增大的方向进化,BP神经网络在训练过程中,通过计算网络的预测误差平方和Se来更新神经元的权值和阈值,在这里取误差平方和的倒数作为适应度函数,为了避免除数为零引入一个足够小的正数<sup>[20]</sup>,最终的适应度函数为:

$$F_i = (S_e + \varepsilon)^{-1} \quad (2)$$

(5) 采用遗传算子对种群的个体进行选择、交叉和变异操作。

(6) 进行迭代。根据所设定的最大迭代次数,多次循环寻找最佳个体。

(7) 判断是否达到最大迭代次数或达到优化目标,若满足结束条件转至步骤8,否则转回步骤4。

(8) 输出GA算法搜索到的最优个体,对其解码并代入BP神经网络进行训练。GA-BP建模流程如图2所示。

为对所建模型的性能进行评价,采用建模集决定系数( $R_c^2$ )、建模集均方根误差(RMSEC)、预测集决定系数( $R_p^2$ )、预测集均方根误差(RMSEP)、剩余预测偏差RPD(residual predictive deviation)<sup>[21]</sup>进行评价。

#### 1.4.4 数据处理

高光谱图像经黑白校正后,选择图1a所示的果顶、赤道和果底作为感兴趣区域,在ENVI 4.7软件中提取上述区域的高光谱数据,然后在Matlab 2012a软件上编写程序计算感兴趣区域内全部像素点光谱的平均值、剔除异常样本和建立预测模型,通过Unscrambler X 10.1软件对光谱数据预处理,采用OriginPro 8.5软件画出光谱反射曲线。

## 2 结果与分析

### 2.1 蒙特卡罗偏最小二乘法剔除异常样本

采用蒙特卡罗偏最小二乘法(monte carlo-partial least squares, MCPLS)筛选异常样本时,设置重复次数为N=5000。计算样本集的预测残差平均值(Mean)和预测残差方差(standard deviation, STD),将Mean作为横坐标,STD为纵坐标画出散点图。如图3所示,以Mean=2, STD=0.44为界限,共剔除37个异常样本,分别为1、2、3、4、7、8、12、15、16、17、20、23、24、26、28、32、33、37、42、43、44、45、48、49、54、57、70、89、93、95、97、101、105、113、116、131、133号。用同样的方法剔除果顶、果底各37个异常值,最终果顶、赤道和果底部位各有样本100个。

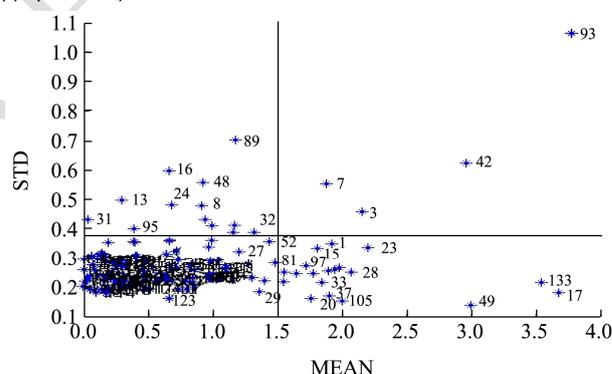


图3 蒙特卡罗偏最小二乘法剔除异常值

Fig.3 Monte Carlo-partial least for removing outliers

### 2.2 样本划分和SSC分析

表1 样本SSC结果的统计

Table 1 Statistics of sample SSC

不同部位	样本集 t	最大值/°Brix	最小值/°Brix	平均值/°Brix	标准偏差
果顶部位	建模集	16.40	11.90	14.17	1.07
	预测集	15.60	13.00	14.11	0.82
赤道部位	建模集	17.00	12.00	14.23	1.28
	预测集	16.80	12.60	14.34	1.05
果底部位	建模集	18.00	12.00	14.42	1.23
	预测集	16.40	12.60	14.40	0.99

采用光谱-理化值共生距离 (sample set partitioning based on joint X-Y distance, SPXY) 算法<sup>[22]</sup>按照 3:1 的比例划分样本, 三个部位样本集的划分及 SSC 统计结果见表 1, 从表中可知建模集和预测集的平均值和标准差比较接近, 且预测集的 SSC 分布范围处于建模集的范围之中, 数据分布一致, 说明样本的划分合理<sup>[23]</sup>。

不同位置玉露香梨的 SSC 变化趋势如图 4 所示。从果顶到果底, 随着位置的变化 SSC 值逐渐增加, 显然位置会影响玉露香梨 SSC 的分布。

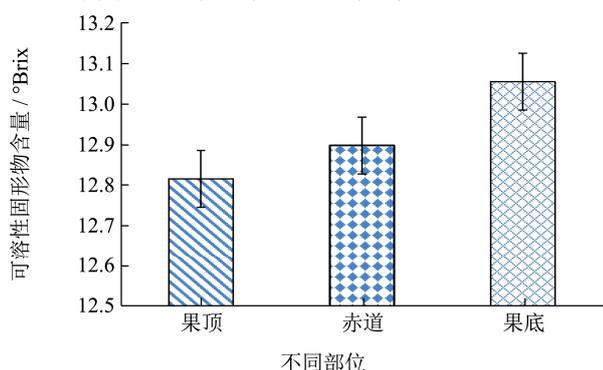


图 4 位置对玉露香梨可溶性固形物含量的影响

Fig.4 Effect of position on SSC of "Yuluxiang" pear

注: 每个值为平均值±标准偏差; 本图中果的部位对应图 1a 中所示的各个部位。

### 2.3 光谱数据预处理

表 2 不同预处理方法的玉露香梨可溶性固形物 PLSR 模型  
Table 2 PLSR models of "Yuluxiang" pear SSC based on different pretreatment methods

预处理方法	$R_c^2$	RMSEC	$R_p^2$	RMSEP
Original spectra	0.83	0.52	0.83	0.48
MF	0.85	0.49	0.84	0.48
SG	0.82	0.53	0.83	0.49
Baseline	0.83	0.52	0.81	0.52
SNV	0.82	0.55	0.78	0.59
De-trending	0.83	0.53	0.80	0.54
MSC	0.81	0.56	0.77	0.60

采用中值滤波 (median filter, MF), 卷积平滑 (Savitzky-Golay), 基线校正 (baseline correction), 标准归一化 (standard normal variate, SNV), 去趋势法 (De-trending), 多元散射校正 (multiplicative scatter correction, MSC) 等方法进行光谱数据预处理。将赤道部位原始光谱数据、不同预处理后的光谱数据与理化值建立 PLSR 模型, 表 2 中的结果表明, MF 预处理后所建 PLSR 模型的最优预测结果  $R_p^2$  为 0.84。

### 2.4 玉露香梨 SSC 检测模型的建立与分析

#### 2.4.1 GA-BP 模型的建立

将 MF 预处理后的光谱信息建立 GA-BP 模型进行 SSC 预测, GA-BP 模型最优个体适应度值的变化曲线如图 5 所示。本研究中适应度曲线的变化和模型的误差成反比, 图中红色和蓝色两条线分别表示迭代过程中不同的个体沿着不同的路径达到相同的最大适应度值, 此时模型的误差最小, 性能最优。

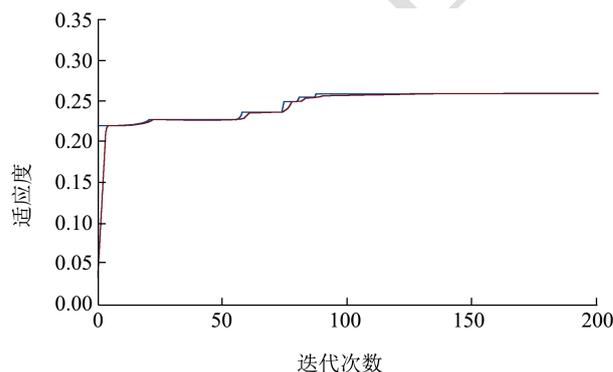


图 5 模型的适应度曲线

Fig.5 Fitness curve of the model

采用 GA-BP、BP、PLSR 建立的玉露香梨赤道部位的 SSC 模型的结果如表 3 所示, 所建的 GA-BP 模型效果最好。GA-BP 模型预测集的  $R_p^2$  为 0.86, RMSEP 为 0.43, RPD 为 2.45, 预测精度最高。PLSR 在三个模型中表现中等, BP 模型最差。这说明 GA 算法能增强 BP 神经网络的寻优能力和预测精度。然而 GA-BP 神经网络的预测精度虽高但存在过拟合现象, 分析样本可知, 训练集和测试集分布一致, 并经 MF 预处理后去除了噪声的影响, 因此数据量较少是引起过拟合的原因。

表 3 不同模型的预测结果

Table 3 Prediction results of different models

模型	建模集		预测集		RPD
	$R_c^2$	RMSEC	$R_p^2$	RMSEP	
PLSR	0.85	0.49	0.84	0.48	2.19
BP	0.84	0.51	0.82	0.53	1.99
GA-BP	0.98	0.19	0.86	0.43	2.45

#### 2.4.2 不同样本量下 GA-BP 模型的预测结果

为分析样本量对所建 GA-BP 模型的影响, 增加样本果顶、果底的光谱信息和 SSC, 使得训练样本量扩增至 300 个, 分别取 100、200、300 个样本, 采用 SPXY 算法划分建模集和测试集, 然后建立 GA-BP 模型, 试验结果如表 4 所示。

由表 4 可知, 随着样本数量的增加, GA-BP 模型的建模集决定系数和预测集的决定系数都在增加, 并且比

值  $R_p^2/R_c^2$  逐渐增大, 通过增加样本量可以使模型的过拟合现象得到明显改善, 样本量为 300 所建 GA-BP 模型的预测结果如图 6 所示。300 个样本所建 GA-BP 模型的预测集决定系数为 0.98, 均方根误差为 0.20, 预测集决定系数和建模集决定系数的比值为 0.98。

表 4 不同样本数下 GA-BP 模型的预测结果

Table 4 The prediction results of GA-BP model under different

样本量	GA-BP				$R_p^2/R_c^2$
	建模集		预测集		
	$R_c^2$	RMSEC	$R_p^2$	RMSEP	
100	0.98	0.19	0.86	0.43	0.88
200	0.99	0.17	0.97	0.20	0.97
300	0.99	0.22	0.98	0.20	0.98

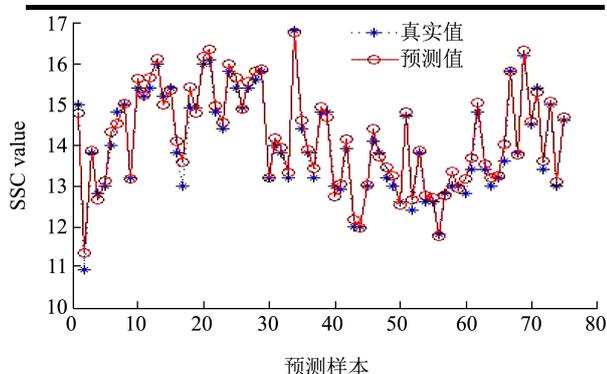


图 6 300 个样本的 GA-BP 模型的预测结果

Fig.6 The prediction results of the GA-BP model for 300 samples

## 2.5 对比分析

对水果 SSC 进行光谱检测时, 高光谱技术的应用十分广泛。研究发现采用不同的建模方法其预测精度会有一定的差异, 从表 4 和图 6 可知, 在足量的玉露香梨样本下, 基于遗传算法改进的 BP 神经网络对 SSC 的预测精度为 0.98, 而高升等<sup>[24]</sup>基于高光谱成像技术建立红提糖度的最优 PLSR 模型, 其预测精度为 0.94; 建立的最优 LSSVM 模型, 其预测精度为 0.95, 均低于 GA-BP 神经网络的预测精度。原因是 GA-BP 模型具有很好的非线性映射能力, 经过 GA 算法的优化可找到最佳的权值和阈值。

## 3 结论

本研究利用高光谱成像技术采集玉露香梨的光谱信息, 建立了玉露香梨 SSC 的 PLSR、BP、GA-BP 模型, 得到如下结论:

3.1 经 MF 预处理后的光谱信息建立的玉露香梨 SSC 的 PLSR 预测模型性能最好。在相同样本建模时,

GA-BP 模型预测精度最高,  $R_p^2$  为 0.86, RMSEP 为 0.43, RPD 为 2.45, GA 算法具有很好的全局寻优功能。

3.2 样本量不足导致 GA-BP 模型出现过拟合。采用不同的样本量训练 GA-BP 模型, 样本量为 300 时, GA-BP 模型的过拟合现象得到改善同时预测精度得到提升, 所建 SSC 检测模型的  $R_c^2$  为 0.99, RMSEC 为 0.22,  $R_p^2$  为 0.98, RMSEP 为 0.20, 证明采用 GA-BP 模型可有效提高玉露香梨 SSC 的检测精度, 为玉露香梨 SSC 的检测提供了理论基础。

## 参考文献

- [1] 马子平,王金凤,郗秉韬,等.山西隰县玉露香梨花期冻害成因分析[J].农业灾害研究,2020,10(1):102-104,110  
MA Zi-ping, WANG Jin-feng, XI Bing-tao, et al. Cause analysis of frost damage in flowering period of yulu fragrant pear in Xixian of Shanxi [J]. Journal of Agricultural Catastrophology, 2020,10(1): 102-104, 110
- [2] 田彩芳,李浩男,刘毅,等.赤霉酸对‘酥梨’及‘玉露香’梨果实品质及贮藏的影响[J].北京农学院学报,2016,31(3):57-62  
TIAN Cai-fang, LI Hao-nan, LIU Yi, et al. The influence of swelling agent on the mineral nutrition and storage of 'Suli' pear and 'Yuluxiang' pear [J]. Journal of Beijing University of Agriculture, 2016, 31(3): 57-62
- [3] 蒙秋霞,张丽珍,李阳,等.不同产地‘玉露香’梨品质及香气物质分析[J].中国果树,2020,3:28-33,143  
MENG Qiu-xia, ZHANG Li-zhen, LI Yang, et al. Analysis of fruit quality and aroma components of 'Yuluxiang' pear from different habitats [J]. China Fruits, 2020, 3: 28-33, 143
- [4] Wang A, Xie L. Technology using near infrared spectroscopic and multivariate analysis to determine the soluble solids content of citrus fruit [J]. Journal of Food Engineering, 2014, 143
- [5] 李雄,刘燕德,欧阳爱国,等.酥梨货架期的高光谱成像无损检测模型研究[J].光谱学与光谱分析,2019,39(8):2578-2583  
LI Xiong, LIU Yan-de, OUYANG Ai-guo, et al. Study on non-destructive testing model of hyperspectral imaging for shelf life of crisp pear [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(8): 2578-2583
- [6] Li X, Wei Y, Xu J, et al. SSC and pH for sweet assessment and maturity classification of harvested cherry fruit based on NIR hyperspectral imaging technology [J]. Postharvest Biology and Technology, 2018, 143
- [7] ElMasry G, Wang N, ElSayed A, et al. Hyperspectral imaging for nondestructive determination of some quality attributes

- for strawberry [J]. Journal of Food Engineering, 2006,81(1)
- [8] 李瑞,傅隆生.基于高光谱图像的蓝莓糖度和硬度无损测量[J].农业工程学报,2017,33(S1):362-366  
LI Rui, FU Long-sheng. Nondestructive measurement of firmness and sugar content of blueberries based on hyperspectral imaging [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(S1): 362-366
- [9] 孙海霞,张淑娟,薛建新,等.变量优选补正算法的鲜枣可溶性固形物检测模型传递方法研究[J].光谱学与光谱分析, 2019,39(4):1041-1046  
SUN Hai-xia, ZHANG Shu-juan, XUE Jian-xin, et al. Model transfer method of fresh jujube soluble solids detection using variables optimization and correction algorithms [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(4): 1041-1046
- [10] Baiano A, Terracone C, Peri G, et al. Application of hyperspectral imaging for prediction of physico-chemical and sensory characteristics of table grapes [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2012, 87
- [11] 詹白勺,倪君辉,李军.高光谱技术结合 CARS 算法的库尔勒香梨可溶性固形物定量测定[J].光谱学与光谱分析,2014, 34(10):2752-2757  
ZHAN Bai-shao, NI Jun-hui, LI Jun. Hyperspectral technology combined with CARS algorithm to quantitatively determine the SSC in Korla fragrant pear [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(10): 2752-2757
- [12] Wang J, Wen Y, Ye Z, et al. Convergence analysis of BP neural networks via sparse response regularization [J]. Applied Soft Computing, 2017, 61: 354-363
- [13] Mohamad E T, Armaghani D J, Momeni E, et al. Rock strength estimation: a PSO-based BP approach [J]. Neural Computing and Applications, 2018, 30(5): 1635-1646
- [14] 秦浩森,丁咚,王祥东,等.蚁群算法优化 BP 神经网络声学底质分类方法[J].中国海洋大学学报(自然科学版),2019,49 (S2):60- 68  
QIN Hao-sen, DING Dong, WANG Xiang-dong, et al. Acoustical classification of sediment based on ant colony optimization BP neural network [J]. Periodical of Ocean University of China, 2019, 49(S2): 60-68
- [15] 洪亮,张浩,朱明,等.基于模拟退火算法优化 BP 神经网络的色彩空间转换[J].包装工程,2017,38(13):195-198  
HONG Liang, ZHANG Hao, ZHU Ming, et al. Optimization of color space conversion of BP neural network based on simulated annealing algorithm [J]. Packaging Engineering, 2017, 38(13): 195-198
- [16] 潘冉冉,骆一凡,王昌,等.高光谱成像的油菜和杂草分类方法[J].光谱学与光谱分析,2017,37(11):3567-72  
PAN Ran-ran, LUO Yi-fan, WANG Chang, et al. Classifications of oilseed rape and weeds based on hyperspectral imaging [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2017, 37(11): 3567-3572
- [17] 刘光达,魏星,张尚,等.基于改进遗传算法优化反向传播神经网络的癫痫发作检测方法分析[J].生物医学工程学杂志, 2019, 36(1):24-32  
LIU Guang-da, WEI Xing, ZHANG Shang, et al. Analysis of epileptic seizure detection method based on improved genetic algorithm optimization back propagation neural network [J]. Journal of Biomedical Engineering, 2019, 36(1): 24-32
- [18] 都月,孟晓辰,祝连庆.遗传算法和神经网络的重叠光谱解析[J].光谱学与光谱分析,2020,40(7):2066-2072  
DU Yue, MENG Xiao-chen, ZHU Lian-qing, et al. Overlapping spectral analysis based on genetic algorithms and BP neural networks [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(7): 2066-2072
- [19] 罗建军,杨红云,路艳,等.基于遗传算法优化的 BP 神经网络进行水稻氮素营养诊断[J].中国农业科技导报,2020,22(8): 83-92  
LUO Jian-jun, YANG Hong-yun, LU Yan, et al. Identification of nitrogen nutrition in rice based on BP neural network optimized by genetic algorithms [J]. Journal of Agricultural Science and Technology, 2020, 22(8): 83-92
- [20] 范伟,林瑜阳,李钟慎.遗传算法优化的 BP 神经网络压电陶瓷蠕变预测[J].电机与控制学报,2018,22(7):91-96  
FAN Wei, LIN Yu-yang, LI Zhong-shen. Prediction model of the creep of piezoceramic based on BP neural network optimized by genetic algorithm [J]. Electric Machines and Control, 2018, 22(7): 91-96
- [21] Qiao T, Ren J, Craigie C, et al. Quantitative prediction of beef quality using visible and nir spectroscopy with large data samples under industry conditions [J]. Journal of Applied Spectroscopy, 2015,82(1): 137-144
- [22] 李晓丽,魏玉震,徐劼,等.基于高光谱成像的茶叶中 EGCG 分布可视化[J].农业工程学报,2018,34(7):180-186  
LI Xiao-li, WEI Yu-zhen, XU Jie, et al. EGCG distribution visualization in tea leaves based on hyperspectral imaging technology [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2018, 34(7): 180-186

(下转第 278 页)