

DOI: 10.13652/j.spjx.1003.5788.2022.90051

改进深度置信网络的苹果内部品质评价

Evaluation of apple inner quality based on improved deep belief network

胡春艳¹ 于来行²HU Chun-yan¹ YU Lai-hang²

(1. 周口职业技术学院, 河南 周口 466300; 2. 周口师范学院, 河南 周口 466300)

(1. Zhoukou Vocational and Technical College, Zhoukou, Henan 466300, China;

2. Zhoukou Normal University, Zhoukou, Henan 466300, China)

摘要:目的:解决苹果近红外光谱存在大量冗余信息和苹果内部品质评价精度较低的问题,提高苹果内部品质评价的精度。方法:提出一种连续投影法的特征波长筛选与灰狼优化算法改进深度置信网络(GWO-DBN)的苹果内部品质评价模型。针对苹果光谱数据具有维度高而复杂的特点,分别对比全波段和主成分分析法、连续投影法等筛选特征波长的结果,确定苹果光谱特征波长筛选方法;针对深度置信网络(DBN)模型性能受参数设定的影响,运用灰狼优化算法(GWO)对DBN模型参数进行优化选择,提出一种连续投影法的特征波长筛选与GWO-DBN的苹果内部品质评价模型。结果:与中粒子群算法改进深度置信网络(PSO-DBN)、遗传算法改进深度置信网络(GA-DBN)和DBN相比,基于GWO-DBN的苹果内部品质评价的准确度最高。结论:GWO-DBN算法可以有效提高苹果内部品质评价的准确率。

关键词:灰狼优化算法;深度置信网络;近红外光谱;连续投影法

Abstract: Objective: In order to resolve a lot of redundant information and low precision of apple internal quality evaluation existed in apple near infrared spectroscopy, improving the precision of apple internal quality evaluation. **Methods:** A new apple inner quality evaluation model based on deep belief network (DBN) and grey wolf optimization algorithm was proposed. According to the characteristic of high dimension and complexity of apple spectral data, the method of selecting characteristic wavelengths of apple spectral data was determined by comparing the results of selecting characteristic wavelengths of full-band, principal component analysis and continuous projection. The parameters of DBN model were optimized by GWO Algorithm, and a

continuous projection method for feature wavelength selection and GWO-DBN model for apple inner quality evaluation were proposed. **Results:** Compared with PSO-DBN, GA-DBN and DBN, the accuracy of apple inner quality evaluation based on GWO-DBN was the highest. **Conclusion:** This algorithm can effectively improve the accuracy of apple inner quality evaluation and provide a new method for apple inner quality evaluation.

Keywords: grey wolf optimization algorithm; deep belief network; near infrared spectroscopy; continuous projection method

近红外光谱分析技术具有快速、高效、环保以及低成本等优点,在食品、农业、制药工程和石油化工等领域得到了广泛应用。已有学者^[1]利用近红外光谱技术对苹果品质评价进行了研究。目前苹果品质评价的方法主要有主成分回归法、逐步多元线性回归法以及偏最小二乘法等统计方法和神经网络法^[2-4]。统计方法适合线性数据研究,但是针对非线性分类问题就不具备相应的优势。神经网络法适合非线性分类研究,但是存在过学习和易陷入局部最优的问题,且无法解决光谱冗余信息带来的复杂度较高的问题。

为了提高苹果内部品质评价模型的精度,针对近红外光谱存在大量冗余信息和预测精度较低的问题,提出一种基于连续投影法的特征波长筛选和灰狼优化算法^[5](grey wolf optimization algorithm, GWO)改进深度置信网络^[6](deep belief network, DBN)的苹果品质评价模型,旨在为苹果内部品质评价提供新的方法。

1 材料和方法

1.1 试验仪器

试验仪器采用美国 Thermo Fisher 公司的型号为 Antaris II 的近红外检测仪。该仪器集成了透射、反射、漫透射以及漫反射等不同检测模块,采用了 Nicolet 专利的高光通量、高速动态准直电磁式干涉仪,可以实现不同状

基金项目:河南省教育厅高等学校重点科研项目(编号:22A520052)

作者简介:胡春艳(1981—),女,周口职业技术学院讲师。

E-mail: hcyyan@tom.com

收稿日期:2021-10-05

态下样品的高效、精准的检测与分析。Antaris II 的近红外检测仪的光谱范围为 4 000~10 000 cm,扫描次数为 64 次,分辨率为 8 cm。

1.2 深度置信网络

DBN 是概率网络模型,属于深度神经网络的一种。采用 DBN 不仅可以进行非监督学习,同时还可以进行监督学习。受限玻尔兹曼机(restricted boltzmann machine, RBM)是 DBN 的组成元件,一系列的 RBM 堆叠成 DBN,图 1 为 DBN 的结构图。

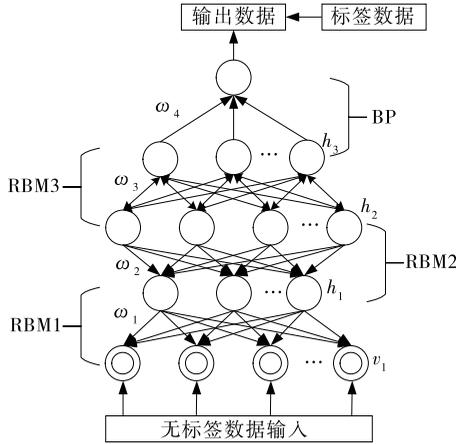


图 1 DBN 结构组成

Figure 1 DBN structure compositions

由图 1 可知,DBN 是由多层 RBM 所构成的神经网络,其采用非监督贪婪逐层方法来进行预训练,获得所对应的权值。 v 为显层,作为输入数据; h 为隐层,作为特征收集^[7]。不同的显层与隐层堆叠成不同的 RBM,BP 层为 DBN 的最后一层。

设 (v, h) 为 DBN 给定的状态,在 DBN 网络中所有显层与隐层单元二值变量 i 和 j 的能量函数 E 为

$$E(v, h | \theta) = - \sum_{i=1}^n a_i v_i - \sum_{j=1}^m b_j h_j - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m v_i w_{ij} h_j, \quad (1)$$

式中:

θ ——参数 w, a, b 组成的集合;

a, b ——显层与隐层的偏置;

w ——显层与隐层的连接权重。

设 K 为训练样本数,采用随机梯度法求解对数似然函数 $L(\theta)$ 的最大值来确定参数 θ 的值 θ^* , 即

$$\theta^* = \arg \max_{\theta} L(\theta) = \arg \max_{\theta} \sum_{k=1}^K \ln p(v^k | \theta). \quad (2)$$

参数确定之后,由能量函数可以得到显层和隐层每一种状态 (v, h) 的联合概率分布函数,即^[5]

$$p(v, h | \theta) = \frac{e^{-E(v, h | \theta)}}{Z(\theta)} \quad Z(\theta) = \sum_v \sum_h e^{-E(v, h | \theta)}. \quad (3)$$

显层 v 确定之后,隐层单元的激活概率 p 为

$$p(h_j = 1 | v, \theta) = \text{sigmoid}(b_j + \sum_{i=1}^n v_i w_{ij}). \quad (4)$$

隐层 h 确定之后,显层单元的激活概率 p 为

$$p(v_i = 1 | h, \theta) = \text{sigmoid}(a_i + \sum_{j=1}^m h_j w_{ij}). \quad (5)$$

由 Gibbs 采样定理得到 RBM 参数更新的规则,即

$$\begin{cases} \Delta w_{ij} = \epsilon (\langle v_i h_j \rangle_{\text{data}} - \langle v_i h_j \rangle_{\text{recon}}) \\ \Delta a_i = \epsilon (\langle v_i \rangle_{\text{data}} - \langle v_i \rangle_{\text{recon}}) \\ \Delta b_j = \epsilon (\langle h_j \rangle_{\text{data}} - \langle h_j \rangle_{\text{recon}}) \end{cases}, \quad (6)$$

式中:

ϵ ——学习速率;

$\langle \cdot \rangle_{\text{data}}, \langle \cdot \rangle_{\text{recon}}$ ——输入数据和重构后数据的数学期望。

1.3 GWO 算法

GWO 算法中,灰狼个体被划分为 4 个等级 α, β, δ 和 ω 。 α 负责整个狼群的决策与管理, β 和 δ 为适应度次于 α 的灰狼个体, ω 为除 α, β, δ 之外的灰狼个体。主要包括 3 种行为,分别为包围行为、捕猎行为和攻击行为^[8]。

1.3.1 包围行为

灰狼根据式(7)和式(8)包围猎物:

$$D = |C \cdot X_p(t) - X(t)|, C = 2 \cdot r_2, \quad (7)$$

$$X(t+1) = X_p(t) - A \cdot D, A = 2a_c \cdot r_1 - a_c, \quad (8)$$

式中:

D ——狼群和猎物之间的距离;

t ——当前迭代次数;

X ——当前狼群的位置;

X_p ——猎物的位置;

r_1, r_2 ——随机数, $r_1, r_2 \in [0, 1]$;

a_c ——非线性收敛因子, $a_c \in [2, 0]$ 。

1.3.2 捕猎行为

包围猎物之后,狼群将捕食猎物。如果 α, β, δ 依次为全局最优解、全局第二解和全局第三解,则 α, β, δ 可以根据式(9)~式(11)进行重新定位^[9]。

$$D_\alpha = |C_1 \cdot X_\alpha - X|, \quad (9)$$

$$D_\beta = |C_2 \cdot X_\beta - X|, \quad (10)$$

$$D_\delta = |C_3 \cdot X_\delta - X|, \quad (11)$$

式中:

D_α, D_β 和 D_δ —— α, β, δ 与当前解 X 的近似距离;

$X_\alpha, X_\beta, X_\delta$ —— α, β, δ 的位置;

C_1, C_2, C_3 ——随机向量。

当前解 X 和更新解 $X(t+1)$ 为:

$$X_1 = X_\alpha - A_1 \cdot (D_\alpha), \quad (12)$$

$$X_2 = X_\beta - A_2 \cdot (D_\beta), \quad (13)$$

$$X_3 = X_\delta - A_3 \cdot (D_\delta), \quad (14)$$

$$X(t+1) = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3}, \quad (15)$$

式中:

A_1, A_2, A_3 ——随机向量。

1.3.3 攻击行为 狼群捕食猎物的最后阶段就是攻击捕获猎物。当 $|A| \leq 1$ 时,狼群接近猎物 (X^*, Y^*) ,进行集中攻击猎物;当 $|A| > 1$ 时,狼群远离猎物,寻找新的猎物。该过程主要通过调节参数 a_c 实现。

2 基于 GWO-DBN 的苹果品质评价

2.1 目标函数

DBN 模型的性能受其参数 $\theta = \{\omega, a, b\}$ 选择影响比较大,采用 GWO 算法对 DBN 模型参数 $\theta = \{\omega, a, b\}$ 进行优化,提高 DBN 模型的性能,将均方根误差作为 GWO-DBN 的目标函数^[10]:

$$\min f(\omega, a, b) = \sqrt{\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k [x(k) - p(k)]^2}$$

$$s.t. \begin{cases} \omega \in [\omega_{\min}, \omega_{\max}] \\ a \in [a_{\min}, a_{\max}] \\ b \in [b_{\min}, b_{\max}] \end{cases}, \quad (16)$$

式中:

k ——训练样本的个数;

$x(k)$ ——实际值;

$p(k)$ ——预测值;

$\omega_{\min}, \omega_{\max}$ —— ω 的上限和下限;

a_{\min}, a_{\max} —— a 的上限和下限;

b_{\min}, b_{\max} —— b 的上限和下限。

运用 GWO 算法随机产生参数 $\theta = \{\omega, a, b\}$,将不同参数 $\theta = \{\omega, a, b\}$ 带入 DBN 模型进行训练,将均方根误差最小时的对应的参数 $\theta = \{\omega, a, b\}$ 输出,建立基于 DBN 模型的苹果内部品质评价模型。

2.2 建模流程

基于近红外光谱的 GWO-DBN 的苹果内部品质评价建模流程可以描述:

- ① 选择苹果样品;
- ② 采集苹果的近红外光谱;
- ③ 光谱数据预处理[多元散射校正(MSC)预处理、特征波长筛选];
- ④ 建立基于 GWO-DBN 的苹果内部品质评价模型;
- ⑤ 苹果内部品质评价模型的验证。

3 结果与分析

3.1 样本制备

苹果原料选择 2021 年山东烟台红富士成熟苹果为研究对象,随机挑选 234 个大小相似且无机械损伤的苹果进行清洗、削皮和均匀切片,切片厚度为 5 mm,将苹果切片置于 0.5 g/100 mL 抗坏血酸钠溶液中浸泡 30 min,之后苹果薄片放入 65 °C 烘箱,热风干燥处理 6 h,共得到 234 组样本数据。

3.2 数据预处理

光谱的预处理方法有:一阶导数算法(FD)预处理、二阶导数算法(SD)预处理、标准正态变量变换算法预处理(SNV)和多元散射校正(MSC)预处理^[11-12],原始数据和不同预处理方式对比结果如表 1 所示。苹果原始光谱图像如图 2 所示。由表 1 可知,多元散射校正(MSC)处理结果最好,因此文中苹果光谱采用 MSC 预处理,建模方法为 DBN。

3.3 特征波长筛选

由于苹果光谱数据具有维度高而复杂的特点,苹果品质评价模型建立之前先对光谱数据进行降维处理,文中分别对比全波段、主成分分析和连续投影法^[13](SPA)筛选特征波长的结果,最终确定苹果光谱特征波长筛选方法。特征波长筛选后建模效果对比如表 2 所示。由表 2 可知,连续投影法(SPA)特征波长筛选结果最好。运用 SPA 筛选苹果光谱数据的特征波长,不同波长成分进行训练时,正确率和均方根误差与主数的关系图如图 3

表 1 不同预处理建模效果对比

Table 1 Comparison of modeling effects of different pretreatment

建模变量	相关系数	均方根误差
原始数据	0.547 8	0.931 8
FD	0.871 6	0.405 2
SD	0.856 1	0.437 2
SNV	0.921 5	0.421 3
MSC	0.933 9	0.410 7

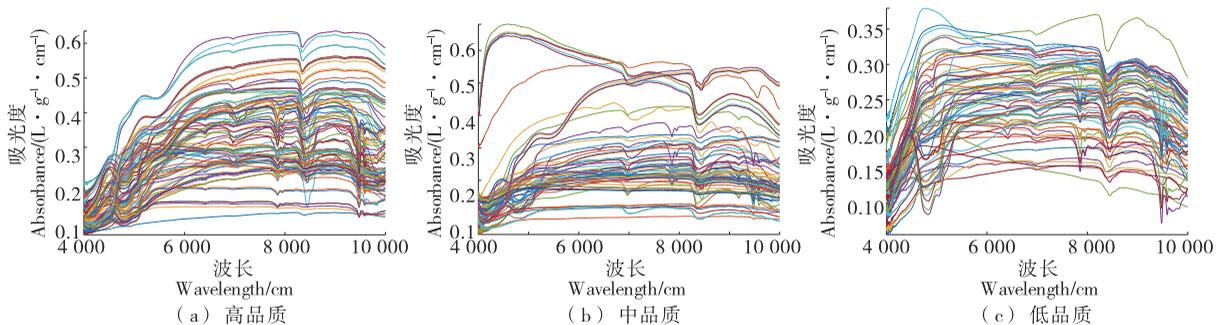


图 2 苹果原始光谱

Figure 2 Original spectrum of apple

表 2 波长筛选结果对比

Table 2 Comparison of wavelength screening results

建模变量	特征波长 个数	建模集		检验集	
		相关系数	交叉验证均方根误差	相关系数	预测均方根误差
全波段数据	2 151	0.547 8	0.931 8	0.532 2	0.964 3
主成分分析	6	0.924 2	0.672 6	0.791 4	0.743 5
连续投影法	13	0.930 6	0.421 8	0.810 5	0.672 6

所示。由图 3 可知,当主成分数为 13 时,苹果内部品质评价的正确率最高。

3.4 不同模型对比

为了验证 GWO-DBN 模型的有效性和可靠性,将采集到的 234 组苹果光谱划分为校正集和预测集,校正集样本 163 组,其中高品质、中品质和低品质样本分别为 70,46,47 组;预测集样本 71 组,其中高品质、中品质和低品质样本分别为 26,21,24 组。根据维生素 C 含量、果实硬度、可滴定酸含量、可溶性固形物含量、可溶性糖含量、固酸比和糖酸比等 7 项理化指标,苹果内部品质评价标准如表 3 所示。不同模型参数设定如下① GWO 算法:种群规模 $N=20$ 、最大迭代次数 $T_{max}=100$;② 粒子群 (particle swarm optimization algorithm, PSO) 算法:种群规模 $N=20$ 、最大迭代次数 $T_{max}=100$ 、学习因子 $c_1=$

$c_2=2$ 、惯性权重 $\omega=0.2$;③ 遗传算法^[14] (genetic algorithm, GA) 算法:最大迭代次数 $T_{max}=100$,种群规模 $N=10$,变异概率 $p_m=0.1$,交叉概率 $p_c=0.7$ 。苹果内部品质评价结果如图 4~图 7 所示,训练集和预测集的评价精度如表 4 所示。

由图 4~图 7 和表 4 可知,在训练集和预测集上, GWO-DBN 的准确率分别为 92.02% 和 81.69%, 优于 PSO-DBN、GA-DBN 和 DBN 的。与单独的 DBN 模型相比, GWO-DBN 的苹果内部品质评价的准确率分别提高了 3.06% 和 7.04%, 说明 GWO-DBN 可以有效提高苹果内部品质评价的精度。

为了进一步考察 GWO-DBN 法的有效性,将 GWO-DBN 与支持向量机 (support vector machine, SVM)、网格搜索优化支持向量机 (Grid-SVM) 和粒子群优化支持向

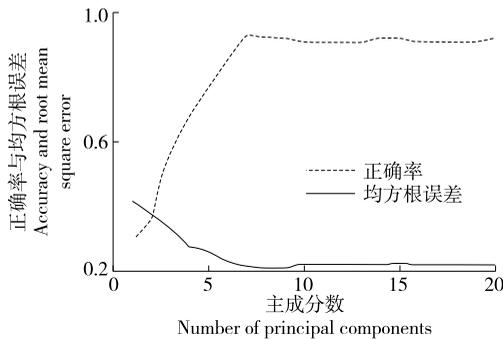


图 3 SPA 特征筛选结果

Figure 3 SPA feature selection results

表 3 苹果内部品质分级标准

Table 3 Grading standard of apple quality

指标	单位	低品质	中品质	高品质
维生素 C 含量	mg/100 g	<1.6	1.7~2.7	>2.8
果实硬度	kg/cm ²	<6.6	6.7~8.4	>8.5
可滴定酸含量	%	>0.65	0.45~0.64	<0.44
可溶性固形物含量	%	<9.2	9.3~10.6	>10.7
可溶性糖含量	%	<7.9	8.0~9.0	>9.1
固酸比	%	<15.5	15.6~21.6	>21.7
糖酸比	%	<13.2	13.3~17.9	>18.0

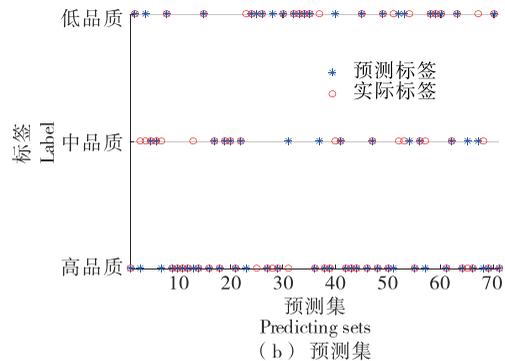
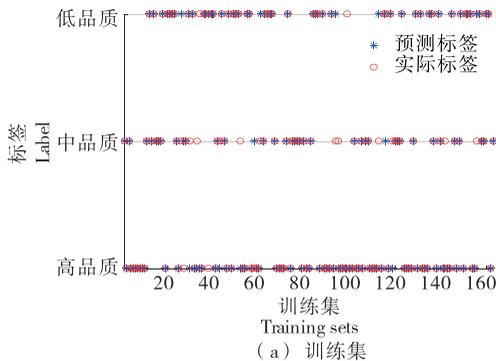


图 4 GWO-DBN 评价结果

Figure 4 GWO-DBN evaluation results

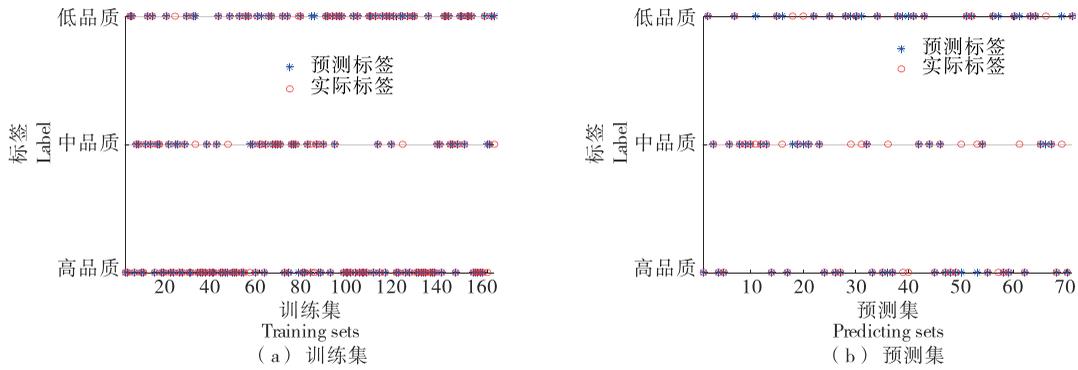


图 5 PSO-DBN 评价结果
Figure 5 PSO-DBN evaluation results

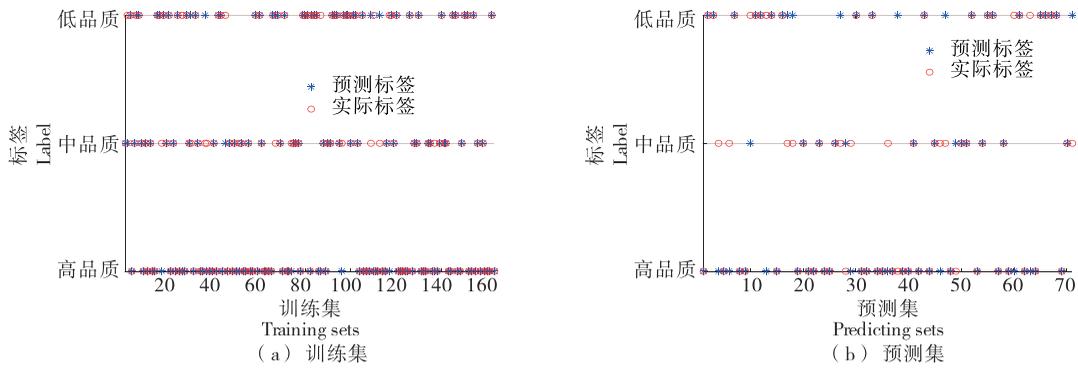


图 6 GA-DBN 评价结果
Figure 6 GA-DBN evaluation results

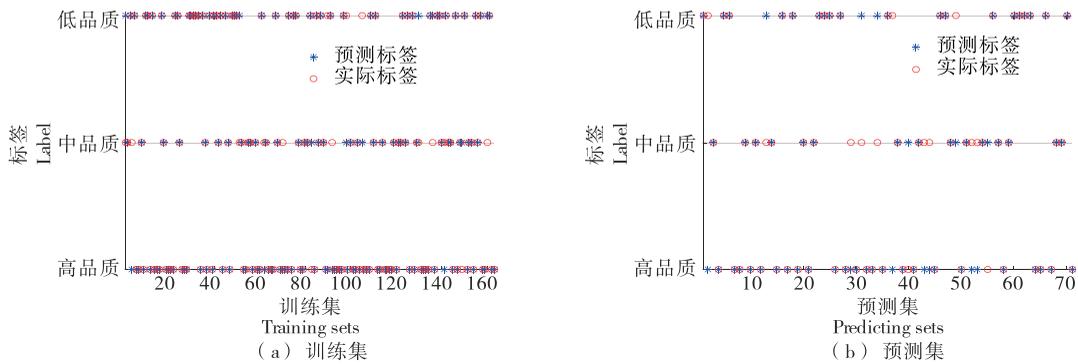


图 7 DBN 评价结果
Figure 7 DBN evaluation results

量机(PSO-SVM)进行对比,对比结果如表 5 所示。

由表 5 可知,在训练集和测试集上,GWO-DBN 算法苹果内部品质评价的正确率最高。在训练集上,高品质、中品质和低品质评价的正确率分别为 96.15%,97.06%,96.15%;在测试集上,高品质、中品质和低品质评价的正确率分别为 100.00%,94.11%,92.31%,优于 PSO-SVM 模型、Grid-SVM 模型以及 SVM 模型的苹果内部品质评价的正确率。

通过研究可知,GWO-DBN 算法可以有效提高苹果内部品质评价的正确率,为苹果内部品质评价提供了新的方法。主要结论:① 苹果内部品质评价时,近红外光谱

的预处理方式对评价精度有重要影响,其中多元散射校正(MSC)处理结果最好。② 苹果光谱数据特征波长的选择影响苹果内部品质评价的结果,通过对比全波段和主成分分析法、连续投影法等特征波长筛选方法,发现连续投影法效果最好。③ 与 DBN 模型、GA-DBN 模型和 PSO-DBN 模型相比,GWO-DBN 可以有效提高苹果内部品质评价的精度,与 DBN 模型相比,训练集和测试集上的准确率分别提高了 3.06%和 7.04%。通过 GA、PSO 和 GWO 优化 DBN 模型参数,可以提高 DBN 模型的性能。④ 与 PSO-SVM 模型、Grid-SVM 模型以及 SVM 模型相比,GWO-DBN 在训练集和测试集上,不同品质的评价精

表 4 不同模型评价结果

Table 4 Evaluation results of different models

方法	%	
	训练集	预测集
GWO-DBN	92.02	81.69
PSO-DBN	90.80	78.87
GA-DBN	89.57	76.06
DBN	88.96	74.65

表 5 不同算法苹果内部品质评价结果

Table 5 Results of pork quality identification with different algorithms

方法	训练集			测试集		
	高品质	中品质	低品质	高品质	中品质	低品质
SVM	84.62	86.47	92.31	76.92	88.23	84.62
Grid-SVM	88.46	91.18	92.31	84.62	88.23	84.62
PSO-SVM	92.31	94.12	92.31	84.62	94.11	84.62
GWO-DBN	96.15	97.06	96.15	100.00	94.11	92.31

度更高,主要因为 DBN 模型可以更好地提取苹果光谱数据特征,加强了特征数据与品质类别之间的映射关系。

4 结论

为了提高苹果内部品质评价的精度,提出一种连续投影法的特征波长筛选与灰狼优化算法改进深度置信网络的苹果内部品质评价模型。针对深度置信网络模型性能受参数设定的影响,运用灰狼优化算法对深度置信网络模型参数进行优化选择,提出一种连续投影法的特征波长筛选与灰狼优化算法改进深度置信网络的苹果内部品质评价模型。与粒子群算法改进深度置信网络、遗传算法改进深度置信网络和深度置信网络相比,基于灰狼优化算法改进深度置信网络的苹果内部品质评价模型可以有效提高苹果内部品质评价的准确率。

虽然研究提出的算法可以有效提高苹果内部品质评价的准确率,但是优化效率有待进一步提高。后续将从深度置信网络的内部机制进行改进,运用支持向量机或者极限学习机替换为深度置信网络的输出层来提高深度置信网络的执行效率和泛化能力。

参考文献

[1] 王浩云, 李晓凡, 李亦白, 等. 基于高光谱图像和 3D-CNN 的苹果多品质参数无损检测[J]. 南京农业大学学报, 2020, 43(1): 178-185.
WANG Hao-yun, LI Xiao-fan, LI Yi-bai, et al. Research on non-destructive detection of apple multi-quality parameters based on hyperspectral imaging technology and 3D-CNN[J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2020, 43(1): 178-185.

[2] 赵杰文, 张海东, 刘木华. 利用近红外漫反射光谱技术进行苹果糖度无损检测的研究[J]. 农业工程学报, 2005, 21(3): 162-165.
ZHAO Jie-wen, ZHANG Hai-dong, LIU Mu-hua. Non-destructive determination of sugar contents of apples using near infrared diffuse reflectance[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2005, 21(3): 162-165.

[3] 刘燕德, 周延睿. 基于 GA-LSSVM 的苹果糖度近红外光谱检测[J]. 西北农林科技大学学报(自然科学版), 2013, 41(7): 229-234.
LIU Yan-de, ZHOU Yan-rui. GA-LSSVM based near infrared spectroscopy detection of apple sugar content[J]. Journal of Northwest A & F University (Natural Science Edition), 2013, 41(7): 229-234.

[4] 夏阿林, 周新奇, 叶华俊, 等. 近红外光谱相似性评估结合局部回归方法无损检测苹果糖度[J]. 分析测试学报, 2010, 29(12): 1173-1177.
XIA A-lin, ZHOU Xin-qi, YE Hua-jun, et al. Non-destructive determination of sugar content in apple by near infrared spectroscopy with similarity evaluation combined with local regression method[J]. Journal of Instrumental Analysis, 2010, 29(12): 1173-1177.

[5] JOSHI H, ARORA S. Enhanced grey wolf optimization algorithm for global optimization[J]. Fundamenta Informaticae, 2017, 153(3): 235-264.

[6] ABDEL-ZAHER A M, ELDEIB A M. Breast cancer classification using deep belief networks[J]. Expert Systems with Applications, 2016(46): 139-144.

[7] HUANG Y, TIAN K, WU A, et al. Feature fusion methods research based on deep belief networks for speech emotion recognition under noise condition[J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2019, 10(5): 1787-1798.

[8] ESWARAMOORTHY S, SIVAKUMARAN N, SEKARAN S. Grey wolf optimization based parameter selection for support vector machines[J]. Compel International Journal for Computation & Mathematics in Electrical & Electronic Engineering, 2016, 35(5): 1513-1523.

[9] 李速专, 童何馨, 袁雷明, 等. 间隔连续投影算法应用于近红外光谱苹果糖度模型的优化[J]. 食品安全质量检测学报, 2019, 10(14): 4608-4612.
LI Su-zhuan, TONG He-xin, YUAN Lei-ming, et al. Optimization of near infrared spectroscopy model for sugar content in apple by intervals successive projection algorithm[J]. Journal of Food Safety & Quality, 2019, 10(14): 4608-4612.

[10] 赵娟, 全朋坤, 张猛胜, 等. 基于特征 LED 光源的苹果多品质参数无损检测装置研究[J]. 农业机械学报, 2019, 50(4): 326-332.
ZHAO Juan, QUAN Peng-kun, ZHANG Meng-sheng, et al. Design of apple quality integrated non-destructive testing device based on multi-band LED light source [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(4): 326-332.

(下转第 206 页)