

# 基于多信息融合和 DA-DBN 的苹果等级判别

## Apple classification based on multi-information fusion and DA-DBN

陈海霞<sup>1</sup> 贾志娟<sup>2</sup> 赵云平<sup>3</sup>

CHEN Haixia<sup>1</sup> JIA Zhijuan<sup>2</sup> ZHAO Yunping<sup>3</sup>

(1. 郑州职业技术学院, 河南 郑州 450000; 2. 郑州师范学院, 河南 郑州 450044;

3. 河南工业大学, 河南 郑州 450000)

(1. Zhengzhou Vocational and Technical College, Zhengzhou, Henan 450000, China; 2. Zhengzhou Normal University, Zhengzhou, Henan 450044, China; 3. Henan University of Technology, Zhengzhou, Henan 450000, China)

**摘要:**目的:为了提高苹果等级判定模型的精度,建立苹果等级判定方法。方法:提出一种多信息融合和蜻蜓算法改进深度置信网络的苹果等级判定模型。对苹果图像进行数据增强、归一化、高斯滤波、灰度化等预处理,提取苹果图像的 HSV 颜色特征、LBP 纹理特征和 HOG 形状特征。针对 DBN 模型性能受参数选择的影响,运用 DA 算法优化选择 DBN 模型的网络参数,提出一种多信息融合和 DA-DBN 的苹果等级判定模型。结果:与 GA-DBN、PSO-DBN、GWO-DBN 和 DBN 相比,基于 DA-DBN 的苹果等级判定模型的精度最高。结论:蜻蜓算法优化 DBN 模型可以有效提高苹果等级判定模型的精度。

**关键词:**深度置信网络;蜻蜓算法;纹理特征;颜色特征;形状特征;苹果

**Abstract: Objective:** In order to improve the precision of apple grade judgment model, the method of apple grade judgment was established. **Methods:** A decision model of apple rank based on multi-information fusion and dragonfly algorithm was proposed. Firstly, the HSV color feature, LBP texture feature and HOG shape feature of apple image were extracted by pre-processing such as data enhancement, normalization, Gauss filter and grayscale. Secondly, the performance of DBN model was affected by the selection of parameters, the network parameters of DBN model were optimized by DA algorithm, and a multi-information fusion and DA-DBN model for determining apple rank was proposed. **Results:** Compared with GA-DBN, PSO-DBN, GWO-DBN and DBN, the model based on DA-DBN had the highest precision. **Conclusion:** The DBN model is optimized by dragonfly algorithm which can effectively improve the accuracy of apple

rank determination model, which provides a new method for apple rank determination.

**Keywords:** deep belief network; dragonfly algorithm; texture feature; color feature; shape feature; apple

据统计<sup>[1]</sup>,中国的苹果产量占世界苹果总产量的 40%以上,是世界上苹果种植的大国。随着中国经济的快速发展和人们生活水平的日益提高,苹果的品质等级划分成为水果消费市场研究与关注的热点问题。目前,常用的苹果分级方法为人工分级和机械式分级<sup>[2-3]</sup>。前者过分依赖人工积累的经验,后者只能根据苹果的尺寸大小标准或重量标准,通过尺寸或重量传感器等机械化装置来判定苹果的所属等级。人工分级具有工作效率低、劳动强度大的问题,而机械式分级存在对硬件设备要求较高,投入大的问题。

随着机器视觉技术的不断发展和完善,以及深度学习和计算技术的应用,图像处理和深度学习被广泛应用于水果、蔬菜等级判定研究<sup>[4]</sup>,并取得了一定成果。为了提高苹果等级判定的精度,研究拟提出一种多信息融合和蜻蜓算法<sup>[5]</sup>(dragonfly algorithm, DA)改进深度置信网络<sup>[6]</sup>(deep belief network, DBN)的苹果等级判定模型,以期苹果等级判定提供新的方法。

## 1 图像预处理

### 1.1 数据增强

所谓数据增强,就是在保证图像特征不变的情况下,对原有图像数据进行几何变换来改变图像的像素位置,从而实现数据集增加的目的。数据增强主要通过平移变换、翻转变换和旋转变换扩增数据集,其通过随机改变训练本来降低模型对某些特征属性的依赖,在防止模型过拟合的同时,提高模型的鲁棒性以及泛化能力。不同的数据增强方式如图 1 所示。

基金项目:河南省科技攻关计划项目(编号:212102210415)

作者简介:陈海霞(1970—),女,郑州职业技术学院副教授,学士。

E-mail: y65558@163.com

收稿日期:2023-04-08 改回日期:2023-09-17

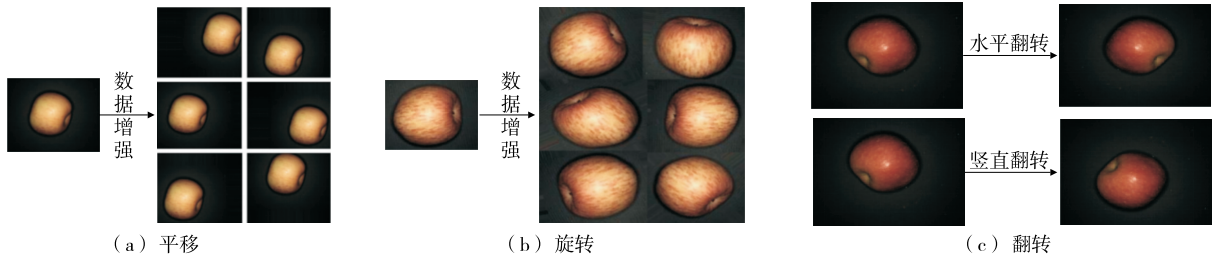


图 1 苹果数据增强方式

Figure 1 Apple data enhancement

1.2 数据归一化

数据归一化主要为了避免数据数量级不同导致计算结果偏差过大,同时为了提高计算速度。采用最大最小法进行数据归一化:

$$x_a = \frac{x_k - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}, \quad (1)$$

式中:

- $x_k$ ——归一化处理之前的数据;
- $x_a$ ——归一化处理之后的数据;
- $x_{min}$ ——样本数据的最小值;
- $x_{max}$ ——样本数据的最大值。

1.3 高斯滤波

在照明不良和温度较高等环境条件下,苹果图像容易受高斯噪声污染,因此需要进行高斯去噪声处理<sup>[7]</sup>。

$$G(x,y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}, \quad (2)$$

式中:

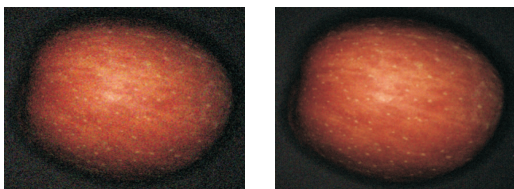
- $\sigma$ ——标准差;
- $x,y$ ——苹果图像的点坐标;
- $G(x,y)$ ——高斯处理之后图像点坐标 $(x,y)$ 处的像素;

$e$ ——底数为自然数  $e$  的指数函数。

高斯去噪声如图 2 所示。

1.4 灰度化

提取苹果纹理特征和形状特征时,不需要苹果图像 RGB 3 个通道的颜色信息。通过计算  $R,G,B$  3 个通道像素的平均值,得到灰度化图像,其计算公式为<sup>[8]</sup>:



(a) 高斯噪声的苹果图 (b) 高斯去噪的苹果图

图 2 高斯去噪声预处理

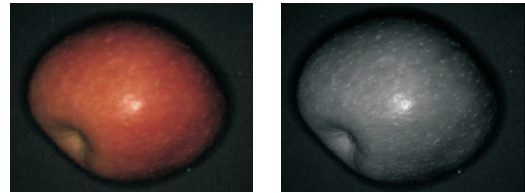
Figure 2 Gauss noise reduction pretreatment

$$F(i,j) = \frac{R(i,j) + G(i,j) + B(i,j)}{3}, \quad (3)$$

式中:

- $F(i,j)$ ——苹果图像点坐标 $(i,j)$ 处的像素;
- $R(i,j), G(i,j), B(i,j)$ ——苹果图像  $R,G,B$  3 个通道点坐标 $(i,j)$ 处的像素。

苹果图像灰度化预处理如图 3 所示。



(a) 原始图 (b) 灰度图

图 3 灰度化预处理

Figure 3 Grayscale pretreatment

2 苹果特征提取

2.1 颜色特征

由于 HSV 颜色空间比 RGB 颜色空间更接近于人眼的感知,因此运用 HSV 空间方法提取苹果的颜色特征。其中 H 为色调、S 为饱和度、V 为亮度。RGB 值转换成 HSV 颜色空间的公式为<sup>[9]</sup>:

$$V = \max(R,G,B), \quad (4)$$

$$S = 1 - \frac{\min(R,G,B)}{\max(R,G,B)}, \quad (5)$$

$$H = \begin{cases} 0^\circ, V=0 \\ 60^\circ \times \left( \frac{G-B}{\max(R,G,B) - \min(R,G,B)} \right), V=R \\ 60^\circ \times \left( \frac{B-R}{\max(R,G,B) - \min(R,G,B)} \right) + 120^\circ, V=G \\ 60^\circ \times \left( \frac{R-G}{\max(R,G,B) - \min(R,G,B)} \right) + 240^\circ, V=B \\ H + 360^\circ, V < 0 \end{cases} \quad (6)$$

HSV 颜色特征提取效果如图 4 所示,单一  $H,S,V$  3 个分量颜色特征提取效果如图 5 所示。

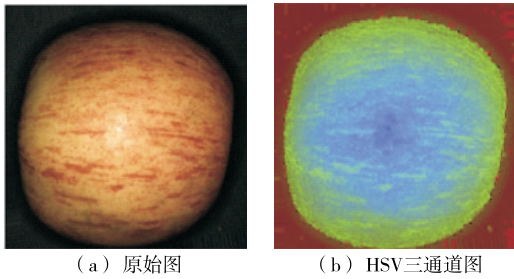


图 4 HSV 提取效果图  
Figure 4 HSV extraction effect diagram

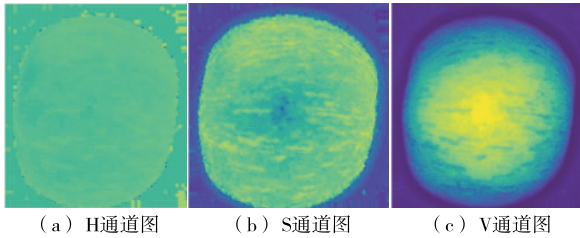


图 5 H、S、V 单个通道图  
Figure 5 H, S, V single channel diagram

2.2 纹理特征

苹果的局部纹理特征则运用局部二值模式(local binary pattern, LBP)进行提取<sup>[10-11]</sup>。LBP 的计算公式为:

$$L_{BP}(x_c, y_c) = \sum_{i=0}^m 2^i S(g_i - g_c), \quad (7)$$

$$S(x) = \begin{cases} 1, & g_i \geq g_c \\ 0, & g_i < g_c \end{cases}, \quad (8)$$

式中:

- $m$ ——区域像素点数;
- $g_c$ ——中心灰度值,即阈值;
- $g_i$ ——相邻像素的灰度值;
- $(x_c, y_c)$ ——中心像素。

利用 LBP 提取苹果图像的纹理特征,原图和 LBP 纹理特征如图 6 所示。

2.3 形状特征

方向梯度直方图(histogram of gradient, HOG)通过构造梯度直方图提取边缘形状特征,突出了轮廓形状等

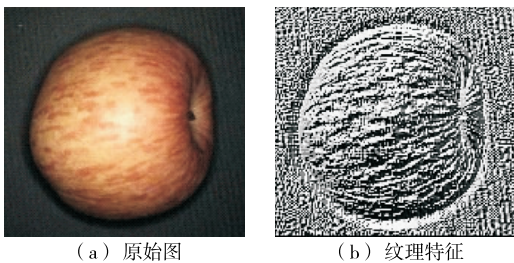


图 6 LBP 纹理特征图  
Figure 6 LBP texture feature map

信息,而忽略了图像的背景和颜色等信息,其对光照环境下的图像具有较强的容错能力,运用 HOG 方法提取苹果图像的形状特征。梯度的计算公式为:

$$\begin{cases} G_x(x, y) = H(x+1, y) - H(x-1, y) \\ G_y(x, y) = H(x, y+1) - H(x, y-1) \end{cases}, \quad (9)$$

式中:

$G_x(x, y)$ 、 $G_y(x, y)$ ——水平方向以及垂直方向的梯度;

$H(x, y)$ ——点  $(x, y)$  处的像素值;

$H(x+1, y)$ ——点  $(x+1, y)$  处的像素值;

$H(x-1, y)$ ——点  $(x-1, y)$  处的像素值;

$H(x, y+1)$ ——点  $(x, y+1)$  处的像素值;

$H(x, y-1)$ ——点  $(x, y-1)$  处的像素值。

$$\begin{cases} G(x, y) = \sqrt{G_x(x, y)^2 + G_y(x, y)^2} \\ \alpha(x, y) = \arctan \frac{G_y(x, y)}{G_x(x, y)} \end{cases}, \quad (10)$$

式中:

$G(x, y)$ ——像素点  $(x, y)$  处的梯度幅值;

$G_x(x, y)$ ——像素点  $(x, y)$  在  $x$  方向上的梯度幅值;

$G_y(x, y)$ ——像素点  $(x, y)$  在  $y$  方向上的梯度幅值;

$\alpha(x, y)$ ——像素点  $(x, y)$  处的梯度方向。

利用 HOG 提取苹果图像的形状特征如图 7 所示,可以较为准确地识别苹果图像的边缘和形状。

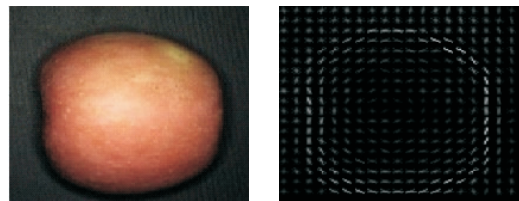


图 7 HOG 形状特征图  
Figure 7 HOG shape feature map

3 研究方法

3.1 深度置信网络

DBN 是一种概率型深度学习网络,是由许多的受限玻尔兹曼机(restricted boltzmann machine, RBM)依次堆叠而成的深度学习网络,其结构如图 8 所示。

针对所有的显层  $v$  和隐层  $h$ , DBN 网络的能量函数  $E(v, h | \theta)$  如式(11)所示。

$$E(v, h | \theta) = - \sum_{i=1}^n a_i v_i - \sum_{j=1}^m b_j h_j - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m v_i w_{ij} h_j, \quad (11)$$

式中:

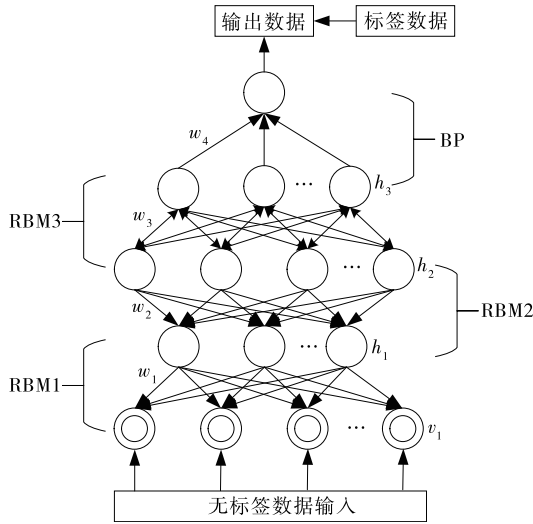


图 8 DBN 网络结构

Figure 8 DBN network structure

$\theta$ ——DBN 网络的待求参数,  $\theta = \{\omega, a, b\}$  ;  
 $a, b$ ——显层偏置和隐层偏置;  
 $\omega$ ——显层和隐层间的连接权值。

当训练样本数为  $K$  时,求解 DBN 网络的参数  $\theta$  的问题可以归结为对数似然函数最大化问题,对数似然函数  $L(\theta)$  最大化问题的目标函数为:

$$\theta^* = \arg_{\theta} \max L(\theta) = \arg_{\theta} \max \sum_{k=1}^K \ln p(v^k | \theta), \quad (12)$$

式中:

$p$ ——显层的概率分布;  
 $k$ ——第  $k$  个训练样本;  
 $\theta^*$ ——参数  $\theta$  的估计值;  
 $L(\theta)$ ——对数似然函数;

$\arg_{\theta} \max L(\theta)$ ——参数  $\theta$  对数似然函数  $L(\theta)$  最大化;

$v^k$ ——第  $k$  个显层  $v$ 。

当参数  $\theta$  确定后,DBN 网络的状态  $(v, h)$  的联合概率分布<sup>[5]</sup>:

$$p(v, h | \theta) = \frac{e^{-E(v, h | \theta)}}{Z(\theta)}, \quad (13)$$

式中:

$p(v, h | \theta)$ ——状态  $(v, h)$  的联合概率分布;  
 $Z(\theta)$ ——归一化因子,  $Z(\theta) = \sum_v \sum_h e^{-E(v, h | \theta)}$  ;  
 $E(v, h | \theta)$ ——状态  $(v, h)$  的能量函数。

确定显层  $v$  和隐层  $h$  的状态之后,隐层单元和显层单元的激活概率  $p(h_j = 1 | v, \theta)$  和  $p(v_i = 1 | h, \theta)$  的计算公式如式(14)和式(15)所示。

$$p(h_j = 1 | v, \theta) = \text{sigmoid}(b_j + \sum_{i=1}^n v_i \omega_{ij}), \quad (14)$$

$$p(v_i = 1 | h, \theta) = \text{sigmoid}(a_i + \sum_{j=1}^m h_j \omega_{ij}). \quad (15)$$

通过 Gibbs 采样重复, RBM 参数的更新公式如式(16)~式(18)所示。

$$\Delta \omega_{ij} = \epsilon (\langle v_i h_j \rangle_{\text{data}} - \langle v_i h_j \rangle_{\text{recon}}), \quad (16)$$

$$\Delta a_i = \epsilon (\langle v_i \rangle_{\text{data}} - \langle v_i \rangle_{\text{recon}}), \quad (17)$$

$$\Delta b_j = \epsilon (\langle h_j \rangle_{\text{data}} - \langle h_j \rangle_{\text{recon}}), \quad (18)$$

式中:

$\epsilon$ ——学习率;

$\Delta a_i, \Delta b_j$ ——显层偏置和隐层偏置的更新值;

$\Delta \omega_{ij}$ ——显层和隐层间的连接权值的更新值;

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

### 3.2 适应度函数

针对 DBN 网络性能受参数  $\theta = \{\omega, a, b\}$  的影响,运用蜻蜓算法对 DBN 模型参数进行优化选择,提出一种蜻蜓算法优化 DBN 模型的苹果等级判别模型。DA-DBN 模型的适应度函数  $f_{\text{RMSE}}$  为均方根误差 (root mean squared error, RMSE),其计算公式为:

$$\min f_{\text{RMSE}}(\omega, a, b) = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (X_{\text{obs}} - X_{\text{pred}})^2}$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \omega \in [\omega_{\min}, \omega_{\max}] \\ a \in [a_{\min}, a_{\max}] \\ b \in [b_{\min}, b_{\max}] \end{cases}, \quad (19)$$

式中:

$X_{\text{obs}}, X_{\text{pred}}$ ——实际值和 DBN 模型预测值;

$m$ ——样本数量;

$[\omega_{\min}, \omega_{\max}]$ ——显层和隐层间的连接权值取值的下限和上限;

$[a_{\min}, a_{\max}]$ ——显层偏置取值的下限和上限;

$[b_{\min}, b_{\max}]$ ——隐层偏置取值的下限和上限;

s.t——约束条件(主要限制  $\omega, a$  和  $b$  3 个参数的搜索范围)。

### 3.3 多信息融合和 DA-DBN 苹果等级判别模型

DBN 网络模型性能受参数  $\theta = \{\omega, a, b\}$  的影响,直接影响苹果等级判别的精度。为提高苹果等级判别的精度,运用 DA 算法优化选择 DBN 网络模型参数,提出一种多信息融合和 DA-DBN 模型的苹果等级判别模型,其判别流程如图 9 所示。将提取不同等级苹果的特征数据 (HSV 颜色特征、LBP 纹理特征和 HOG 形状特征);10 折划分为训练数据和测试数据,针对训练数据集运用 DA 算法优化选择 DBN 网络模型参数  $\theta = \{\omega, a, b\}$  建立多信息融合和 DA-DBN 的苹果等级判别模型;将 DBN 网络模型的最佳参数组合  $\theta = \{\omega, a, b\}$  代入 DBN 模型进行苹果等级判别测试。

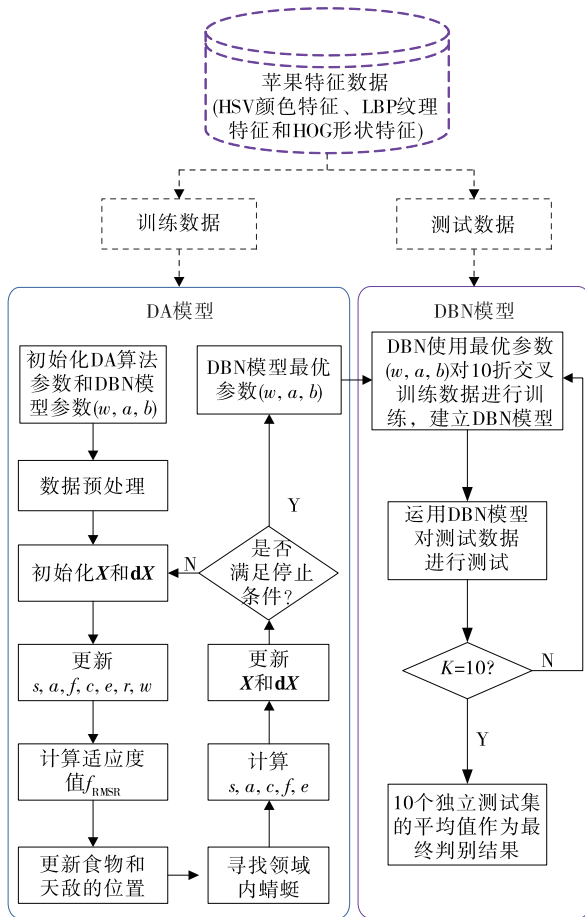


图 9 多信息融合和 DA-DBN 苹果等级判别模型流程图  
Figure 9 Flow chart of multi-information fusion and DA-DBN apple rank discriminant model

多信息融合和 DA-DBN 模型的苹果等级判别模型算法流程：

Step1:数据预处理。提取不同等级苹果的 HSV 颜色特征、LBP 纹理特征和 HOG 形状特征，划分数据样本为训练集和测试集，并进行归一化处理，训练集主要用于建立苹果等级判别模型，测试集主要用于验证苹果等级判别模型。

Step2:参数初始化。DA 算法：种群数量  $N$ 、当前迭代次数  $t$ 、最大迭代次数  $T_{max}$  以及待优化问题的空间维数  $D$ ；DBN 模型参数： $w \in [-1, 1]$ 、 $b \in [-1, 1]$ 、 $c \in [-1, 1]$ 。

Step3:初始化步长向量  $dX$  和位置向量  $X$ 。随机初始化位置向量  $X$ ，每个位置为  $w, b, c$  组成的参数组合向量  $(w, b, c)$ 。

Step4:更新邻域半径  $r$ 、惯性权重  $w$ 、天敌影响因子  $e$ 、分离权重  $s$ 、觅食影响因子  $f$ 、聚集权重  $c$  和对齐权重  $a$ 。

Step5:计算每个蜻蜓个体的适应度函数值  $f_{RMSR}$  并

进行排序，确定最佳适应度和最差适应度，二者分别对应蜻蜓群体的最优个体和最差个体，最差个体为天敌，最优个体对应 DBN 最佳参数组合向量  $(w, b, c)$ ，即位置向量  $X$ 。

Step6:判定邻域内是否存在蜻蜓。若存在，则更新位置向量  $X$  和步长向量  $dX$ ；反之，则更新位置向量  $X$ 。

Step7:更新天敌因子  $E$ 、食物因子  $F$ 、分离度  $S$ 、内聚度  $C$  和对齐度  $A$ 。

Step8:更新蜻蜓算法的位置向量  $X$  以及蜻蜓算法的步长向量  $dX$ 。

Step9:判定算法终止条件。若  $t > T_{max}$ ，则输出 DBN 模型最优参数  $(w, b, c)$ ；反之，则返回 Step3。

## 4 结果与分析

### 4.1 试验数据

选择同一产地同一类型的山东烟台苹果为研究对象，在苹果等级规格标准 NY/T 1793—2009 和相关苹果等级判定的研究文献<sup>[12-13]</sup>的基础上，设置苹果的分级标准，分级标准如表 1 所示。将苹果分为 4 个等级，每个等级 800 个样本。一等品、二等品、三等品和四等品示例如图 10 所示。实际处理过程中，需要对样本数据进行模糊化处理，建立模糊规则库。模糊规则的形式为：

$R_i$ : IF  $x_1$  IS  $A_{i1}$  and  $x_2$  IS  $A_{i2}, \dots, x_n$  IS  $A_{in}$ , THEN  $y$  IS  $C_i$ 。

表 1 苹果的等级标准

苹果类型	苹果数量	重量/g	红色着色率/%	圆度/%
一等品	800	230~250	$\geq 95$	$\geq 95$
二等品	800	200~230	85~95	85~95
三等品	800	180~200	60~85	60~85
四等品	800	150~180	$\leq 60$	$\leq 60$

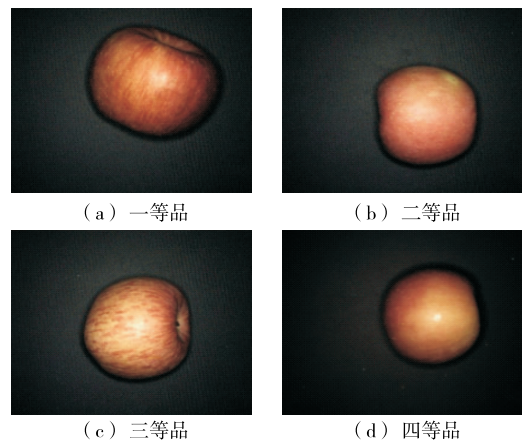


图 10 苹果等级图

Figure 10 Apple rank chart

通过上述形式的模糊规则,可以建立模糊规则集。这样在实际检测过程中,输入不同分类指标时,检测模型将会给出相应的等级判断。

4.2 评价指标

为了衡量苹果等级判别的效果,选择准确率(A)、F<sub>1</sub>分数(F)、召回率(R)和精确率(P)作为评价指标<sup>[14]</sup>。

$$A = \frac{T_P + T_N}{T_P + T_N + F_P + F_N}, \quad (20)$$

$$F = \frac{2 \times P \times R}{P + R}, \quad (21)$$

$$R = \frac{T_P}{T_P + F_N}, \quad (22)$$

$$P = \frac{T_P}{T_P + F_P}, \quad (23)$$

式中:

A——准确率;

T<sub>P</sub>——实际为正的样本被预测为正的数量;

F<sub>P</sub>——实际为负的样本被预测为正的数量;

T<sub>N</sub>——实际为负的样本被预测为负的数量;

F<sub>N</sub>——实际为正的样本被预测为负的数量;

F——F<sub>1</sub>分数;

R——召回率;

P——精确率。

4.3 试验结果与分析

为保证试验结果的可靠性,数据集样本被随机划分为训练集、验证集和测试集,三者占比分别为 60%,20%,20%,一等品、二等品、三等品和四等品的训练集、验证集和测试集样本数分别 480,160,160,一等品、二等品、三等品和四等品的等级标签为 1、2、3 和 4。

为了确定 DBN 模型隐层节点数,DBN 模型的激活函数为 sig 函数,初始隐层节点数为 1,不断增加,直到隐层节点数为 50,不同隐层节点数的苹果等级判别准确率如图 11 所示。

由图 11 可知,SPA-DBN模型的隐层节点数为30时,

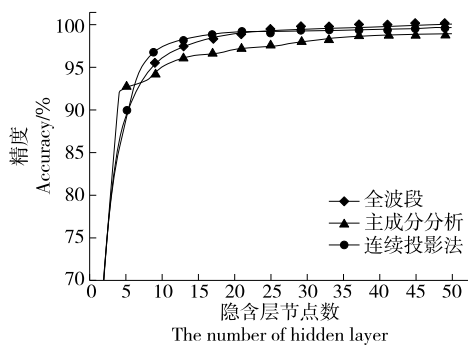


图 11 隐层节点数与准确率关系图

Figure 11 The relationship between the number of hidden layer nodes and the accuracy

苹果等级判别的准确率最高,故文中 DBN 模型的隐层节点数设定为 30。DBN 输出层的苹果特征图如图 12 所示。DBN 模型的第一层特征图与原始苹果图像非常接近,说明该层没有提取苹果图像的有用信息特征。第二层和第三层上出现纯色图像,说明 DBN 网络开始提取局部特征,并具有一定稀疏性。第四层提取色差特征和中心特征。第五层和第六层提取了苹果图像的关键特征,且局部特征较之前的网络层提取的更加明显。

通过苹果图像预处理、特征提取,选择 KNN、SVM、DBN 和 DA-DBN 进行对比,对比结果如表 2 所示。

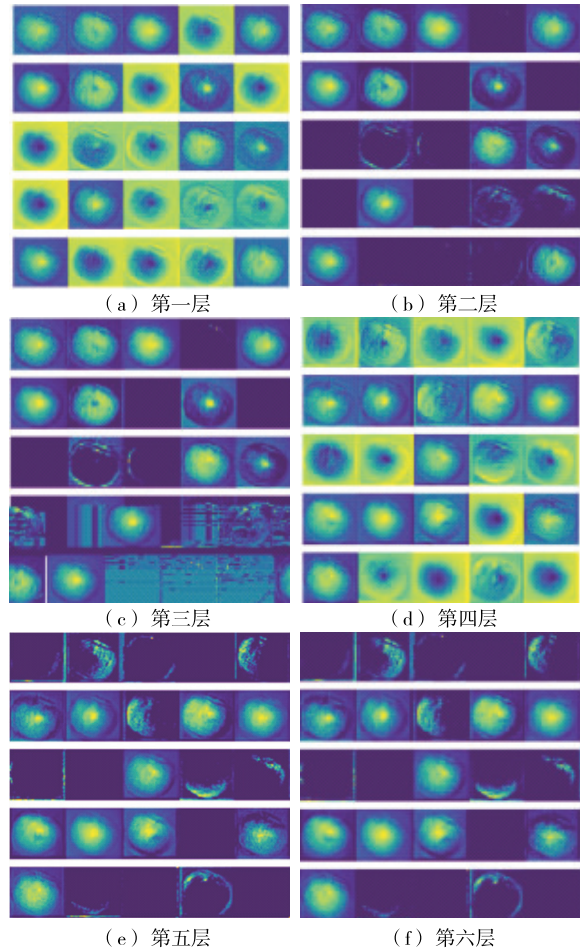


图 12 DBN 输出层的苹果特征图

Figure 12 DBN output layer apple feature map

表 2 不同算法苹果等级判别精度

Table 2 The results of apple rank discrimination accuracy by different algorithms

方法	一等品	二等品	三等品	四等品
KNN	74.37	92.83	56.35	83.08
SVM	92.53	97.49	80.08	86.92
DBN	84.17	99.35	99.31	97.67
DA-DBN	97.06	100.00	100.00	95.35

运用表格展示不同等级苹果的等级判别准确性,表 2 为不同方法苹果等级判别的准确性。在一等品上,DA-DBN 模型的等级判别精度明显优于 DBN 模型,DA-DBN 模型的等级判别的准确性为 97.06%,而 DBN 模型的等级判别的仅为 84.17%。

为了进步说明 DA-DBN 进行苹果等级判别的有效性,将 DA-DBN 与遗传算法优化 DBN(GA-DBN)、粒子群

优化 DBN(PSO-DBN)和 DBN 进行对比。不同算法通用参数设定:种群规模  $N=20$ 、进化代数  $T_{max}=200$ ;粒子群算法 (particle swarm optimization algorithm, PSO):学习因子  $c_1=c_2=2$ 、惯性权重  $\omega=0.2$ ;遗传算法 (genetic algorithm, GA):交叉概率为 0.3,变异概率为 0.7。不同算法寻优曲线对比图如图 13 所示和对比结果如表 3 所示。

表 3 不同算法苹果等级判别结果

Table 3 The results of apple rank discrimination by different algorithms %

方法	验证集				测试集			
	准确率	精准率	召回率	F <sub>1</sub> 分数	准确率	精准率	召回率	F <sub>1</sub> 分数
DBN	82.86	84.06	88.31	89.63	82.78	84.56	86.39	86.68
GA-DBN	89.75	88.64	89.67	89.88	93.63	88.64	89.62	89.67
PSO-DBN	90.71	88.88	94.91	91.80	94.71	93.81	94.73	91.26
GWO-DBN	93.43	90.35	93.78	92.14	94.28	94.35	95.27	93.31
DA-DBN	97.02	93.50	96.91	94.05	96.69	96.42	96.76	94.47

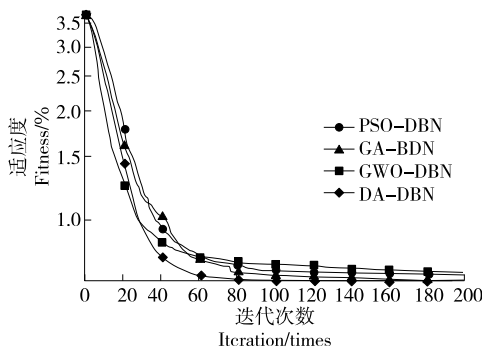


图 13 寻优对比图

Figure 13 Optimization contrast diagram

由图 13 可知,DA-DBN 寻优曲线具有更快的收敛速度和更低寻优误差,说明运用 DA 算法对 DBN 进行参数寻优,可以有效提高苹果等级判别的精度。由表 3 可知,在验证集和测试集上,DA-DBN 模型苹果等级的准确率最高。在准确率、精准率、召回率和 F<sub>1</sub> 分数 4 个评价指标上,DA-DBN 均优于 PSO-DBN 模型、GA-DBN 模型、GWO-DBN 模型和 DBN 模型,从而验证了 DA-DBN 进行苹果等级判别的有效性和可靠性。

### 5 结论

为了提高苹果等级判别的精度,提出一种多信息融合和蜻蜓算法改进深度置信网络的苹果等级判定模型。先对苹果图像进行数据增强、归一化、高斯滤波、灰度化等预处理,提取苹果图像的 HSV 颜色特征、LBP 纹理特征和 HOG 形状特征。针对 DBN 模型性能受参数选择的影响,运用 DA 算法优化选择 DBN 模型的网络参数,提出一种多信息融合和 DA-DBN 的苹果等级判定模型。研究

结果表明,与 PSO-DBN、GA-DBN、GWO-DBN 和 DBN 相比,运用 DA-DBN 进行苹果等级判别的精度最高。但由于 DBN 自身的复杂性,研究提出的算法的复杂程度较高,对计算机的硬件配置要求较高,后续将从降低算法复杂度的角度去提升算法的计算效率和运行速度,提高算法的实时性。

### 参考文献

[1] 孟庆龙, 尚静, 杨雪, 等. 基于 BP 网络的苹果硬度高光谱无损检测[J]. 包装工程, 2020, 41(15): 14-18.  
MENG Q L, SHANG J, YANG X, et al. Nondestructive detection for hyperspectral imaging of apple firmness based on BP network [J]. Packaging Engineering, 2020, 41(15): 14-18.

[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 J W, ZHANG H D, LIU M H. 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] 刘云刚, 王伟. 基于 SFLA 优化的 BP 神经网络苹果鲜度气味识别系统[J]. 传感器与微系统, 2020, 39(8): 96-99.  
LIU Y G, WANG W. Apple fresh odor recognition system based on SFLA optimized BP neural network[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2020, 39(8): 96-99.

[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 L, ZHOU X Q, YE H J, 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): 1 173-1 177.
- [5] MIRJALILI S. Dragonfly algorithm: A new meta-heuristic optimization technique for solving single-objective, discrete, and multi-objective problems [J]. *Neural Computing & Applications*, 2016, 27(4): 1 053-1 073.
- [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 Q, 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): 1 787-1 798.
- [8] 毛娟, 万鹏, 梁国平, 等. 基于区域适栽品种筛选的苹果品质综合评价模型的建立[J]. *食品工业科技*, 2020, 41(19): 60-66.
- MAO J, WAN P, LIANG G P, et al. Establishment of comprehensive evaluation model of apple quality for regional suitable varieties selection[J]. *Science and Technology of Food Industry*, 2020, 41(19): 60-66.
- [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): 4 608-4 612.
- LI S Z, TONG H X, YUAN L M, 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): 4 608-4 612.
- [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 J, QUAN P K, ZHANG M S, 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.
- [11] 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): 1 513-1 523.
- [12] 方明明, 刘静. 基于回归卷积神经网络的近红外光谱苹果脆片品质评价方法研究[J]. *食品科技*, 2020, 45(7): 303-308.
- FANG M M, LIU J. Evaluation method of apple chips quality by near infrared spectroscopy based on regressive convolutional neural network[J]. *Food Science and Technology*, 2020, 45(7): 303-308.
- [13] 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 Y D, ZHOU Y R. 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.
- [14] 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 H Y, LI X F, LI Y B, 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.
- 
- (上接第 104 页)
- [14] 何冠成, 黄兴钊, 郭庆盛. 干燥用空气源热泵机组开式运行除湿能效的分析[J]. *日用电器*, 2019(11): 69-73.
- HE G C, HUANG X Z, GUO Q S. Analysis of dehumidification energy efficiency of air source heat pump unit for drying in open operation[J]. *Electrical Appliances*, 2019(11): 69-73.
- [15] 沈伟, 张培兰, 牛俊乐, 等. 不同干燥方式对芒果果皮理化特性的影响[J]. *保鲜与加工*, 2021, 21(9): 87-92.
- SHEN W, ZHANG P L, NIU J L, et al. Effects of different drying methods on physicochemical properties of mango peel[J]. *Storage and Process*, 2021, 21(9): 87-92.
- [16] 朱想, 丁云龙, 郭力, 等. 基于改进 NARX 神经网络算法的光伏发电功率短期预测[J]. *武汉大学学报(理学版)*, 2020, 66(5): 505-511.
- ZHU X, DING Y L, GUO L, et al. Short-term prediction of photovoltaic power based on improved NARX neural network algorithm[J]. *Journal of Wuhan University (Natural Science Edition)*, 2020, 66(5): 505-511.
- [17] 付青, 单英浩, 朱昌亚. 基于 NARX 神经网络的光伏发电功率预测研究[J]. *电气传动*, 2016, 46(4): 42-45.
- FU Q, SHAN Y H, ZHU C Y. Research on photovoltaic power prediction based on NARX neural network[J]. *Electric Drive*, 2016, 46(4): 42-45.
- [18] 冯胜, 刘明远, 冯旭. 基于 NARX 神经网络的工业水质智能处理[J]. *工业水处理*, 2018, 38(3): 69-72.
- FENG S, LIU M Y, FENG X. Intelligent treatment of industrial water quality based on NARX neural network[J]. *Industrial Water Treatment*, 2018, 38(3): 69-72.
- [19] LIU J W, LI T Y, ZHANG Z Y, et al. NARX prediction-based parameters online tuning method of intelligent PID system [J]. *Journals and Magazines (IEEE Access)*, 2020, 8: 130922-130936.
- [20] WU W H, LI L B, YIN J C, et al. A modular tide level prediction method based on a NARX neural network [J]. *Journals and Magazines (IEEE Access)*, 2021, 9: 147416-147429.
- [21] LI C, ZHANG W J, ZHOU T X, et al. Prediction of ship rolling motion based on NARX neural network[C]// 2021 33rd Chinese Control and Decision Conference (CCDC). [S.l.]: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2021: 4 664-4 668.