

DOI:10.19322/j.cnki.issn.1006-4710.2022.02.001

基于机器学习的芒果缺陷度-腐烂度预测模型

张 铮, 周嘉政, 柯子鹏, 钱勤建, 胡新宇

(湖北工业大学 机械工程学院, 湖北 武汉 430068)

摘要: 针对芒果内部腐烂程度难以预测的问题, 提出一种在 MATLAB 中利用机器学习建立芒果缺陷度-腐烂度预测模型的方法。首先, 采集芒果缺陷图像, 并进行滤波去噪平滑噪声。然后, 利用迭代阈值分割和形态学运算, 提取芒果果皮、果肉、表面缺陷和果肉腐烂图像。最后, 提取芒果表面特征, 并定义果皮缺陷度及果肉腐烂度, 运用 BP 神经网络进行数据拟合, 建立缺陷度-腐烂度预测模型。实验结果表明本文建立的预测模型对芒果腐烂度的预测平均准确率达到 88.3%。

关键词: 芒果; 机器学习; 缺陷度-腐烂度预测模型; 机器视觉; BP 神经网络

中图分类号: TP181

文献标志码: A

文章编号: 1006-4710(2022)02-0151-07

Prediction model of mango defect degree-rot degree by machine learning

ZHANG Zheng, ZHOU Jiazheng, KE Zipeng, QIAN Qinjian, HU Xinyu

(School of Mechanical Engineering, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China)

Abstract: In view of the problem that it is difficult to predict inner rot degree of mango, a method is proposed to establish a prediction model of mango defect degree-rot degree by using machine learning in the MATLAB. Firstly, the image of mango defect is collected, with the smoothing noise removed by filtering. Then, the images of mango peel, flesh, surface defect and flesh rot are extracted by using iterative threshold segmentation and morphological operation. Finally, the surface features of mango are extracted, with the defect degree and pulp rot degree of mango defined. The BP neural network is used for data fitting to establish the defect degree and rot degree prediction model. The experimental results showed that the average accuracy of the prediction model for mango rot reached 88.3%.

Key words: mango; machine learning; defect degree-rot degree prediction model; machine vision; BP neural network

由于芒果成熟后果肉较软, 在采集、存储及运输等过程中极易损伤果肉而导致变质。目前芒果的品质通常采用肉眼对果皮的表面特征进行观察判别, 但该方法极易因操作人员的主观意识而出现较大误差。近些年, 随着机器视觉技术的不断成熟, 机器视觉技术在无损检测方向的应用也越来越广泛, 国内学者利用机器视觉技术对芒果的缺陷检测也做了大量研究。罗志翔等^[1]设计了基于 BP 神经网络的水果识别系统, 对水果纹理、形状、颜色三种特征进行提取并输入到 BP 神经网络中进行训练、识别, 经测试具有较高的识别成功率。李国进等^[2]提出了一种

基于计算机视觉和极限学习机神经网络(ELM)模型的芒果分级方法, 采用粒子群优化算法(PSO)对 ELM 随机给定的输入权值矩阵和隐层阈值进行寻优, 最后根据芒果的外观特征提取芒果面积、等效椭圆长短轴之比、 H 分量均值和缺陷面积所占百分比 4 个特征参数对模型进行训练和测试, 能够精准地对芒果进行等级划分。杨涛等^[3]提出从成熟度、质量、形状三方面综合评估的方法, 通过分析 HSV 颜色模型中 H 参数判断草莓成熟度, 利用图像投影面积-质量函数关系对草莓质量进行测算, 最后采用 K 均值聚类法与判别分析相结合对草莓评估分级。

收稿日期: 2021-06-13; 网络出版日期: 2021-10-27

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1294.N.20211027.1220.002.html>

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61976083)

第一作者: 张铮, 男, 博士, 教授, 硕导, 研究方向为智能机器人、机械电子工程、自动控制。E-mail: 271998085@qq.com

通信作者: 周嘉政, 男, 硕士生, 研究方向为机器视觉、机械电子工程。E-mail: 793032523@qq.com

Nakano 等^[4]开发图像采集系统,通过采集苹果图像使用神经网络将苹果分为 5 个等级。辛华健^[5]设计了一种基于计算机视觉的芒果品质检测方法,通过芒果大小、颜色和表面缺陷来反映芒果品质,并基于 BP 神经网络实现对芒果的分级。但上述方法仅利用机器视觉或机器学习通过提取、处理芒果的表面形状特征参数对芒果进行分级研究,未考虑到芒果果肉品质对分级结果的影响,也未以芒果果肉的腐烂度为特征对芒果展开预测与分级研究。

本文以芒果腐烂度作为芒果分级特征,首先对底层处理后的芒果样本的果皮、果肉、果皮表面缺陷和果肉腐烂特征参数进行提取,然后定义芒果缺陷度、腐烂度,最后通过 BP 神经网络对缺陷度进行训练建立缺陷度-腐烂度预测模型,并能够依据建立的模型预测出芒果果肉的腐烂程度,准确地甄别出肉眼无法观察到的果肉腐烂的芒果,故对芒果果肉腐烂度的预测研究有重要意义。综上所述,本文提出了一种通过建立芒果缺陷度-腐烂度预测模型的新方法来预测芒果果肉的腐烂度并依据芒果果肉腐烂度分级。

1 试验样本与硬件设备

选取应季鹰嘴芒果作为研究样本,成熟鹰嘴芒果果皮偏纯黄色,且果皮较薄,易于剥皮,在处理果皮过程中未对果肉造成破坏。在随机选取的 50 个果皮表面有不同程度缺陷的芒果中,将 40 个作为训练样本,另外 10 个作为测试样本进行试验。

通过使用型号为 SHL-200WS 工业相机搭载型号为 C12120F18-3MP 工业视觉镜头以及型号为 SHL-601 LED 光源组成图像采集实验平台,见图 1。为采集到最佳的芒果样本图像,将相机固定在距实验平台 45 cm 处并调整焦距。对 40 个训练样本分别从正反两个方向进行图像采集,部分样本见图 2。

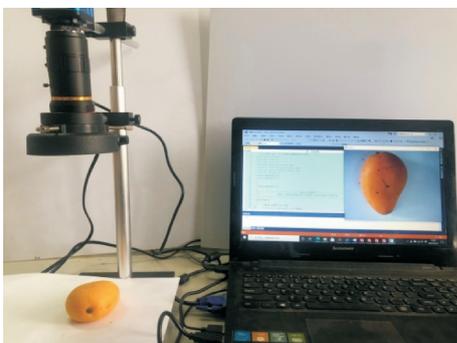


图 1 图像采集实验平台

Fig. 1 Image acquisition experimental platform

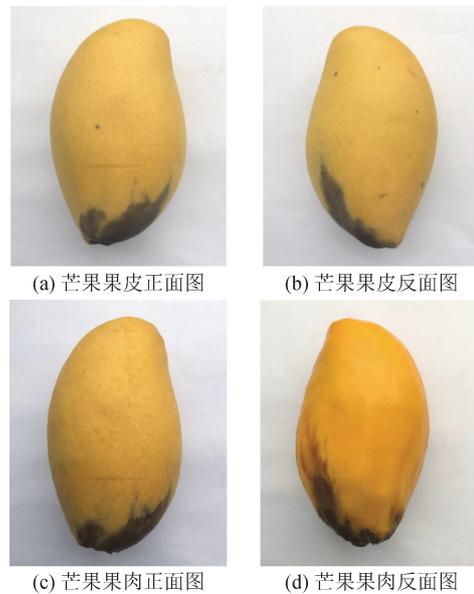


图 2 芒果原始样本图像

Fig. 2 Original sample image of mango

2 图像前期处理

2.1 图像灰度处理及滤波去噪

由于研究样本的成熟果皮颜色趋近于黄色,且黄色的 RGB 值分布为(225,225,0),故对 R 和 G 通道赋予较高的权重,对 B 通道赋予较低的权重,采用加权灰度法将原始图像转化为灰度图像,见图 3。具体方法见下式^[6]:

$$f(x,y) = (\omega_R R + \omega_G G + \omega_B B) \quad (1)$$

式中: $f(x,y)$ 为点 (x,y) 转换后的灰度图像像素点灰度值; R,G,B 分别为点 (x,y) 在原始图像中像素点红色、绿色、蓝色分量; $\omega_R, \omega_G, \omega_B$ 分别为 R、G、B 通道在式中的加权权重(经多次试验, $\omega_R = 0.3$ 、 $\omega_G = 0.59$ 、 $\omega_B = 0.11$)。

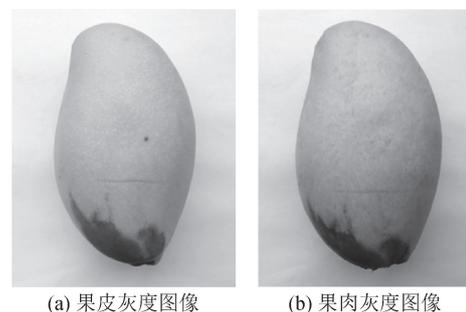
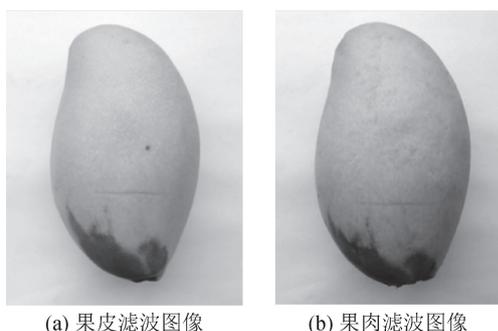


图 3 芒果灰度图像

Fig. 3 Grayscale image of mango

为了保留原始图像特征去除随机噪声对灰度图像采用均值滤波进行平滑去噪,在处理过程中使用 3×3 模板对灰度图像的邻域像素进行卷积运算,滤波效果见图 4。



(a) 果皮滤波图像 (b) 果肉滤波图像

图4 滤波效果图

Fig. 4 Filtering renderings

2.2 图像分割

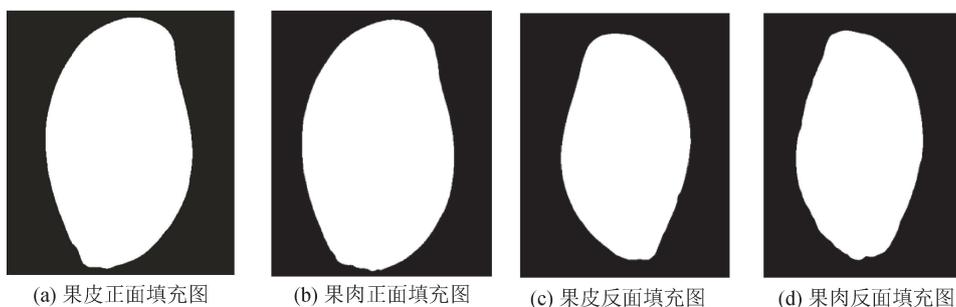
在现有图像边缘检测算法中,Canny 算法能够同时满足边缘定位准确、检测效果优良、响应次数低的要求,得到了较为广泛的应用^[7]。本文采用 Canny 边缘检测算法,用一阶偏导数的有限差分计算梯度

的幅值和方向,使用梯度幅值和方向来估计每一点处的边缘强度和方向:

$$\begin{cases} \nabla f = \text{grad}(f) = \begin{bmatrix} f_x \\ f_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \\ M(x,y) = \text{mag}(\nabla f) = \sqrt{f_x^2 + f_y^2} \end{cases} \quad (2)$$

式中: ∇f 为图像 f 在位置 (x,y) 处的最大变化率的方向; $M(x,y)$ 为梯度方向变化率的值。

最后,通过双阈值处理,设定 Canny 算法的上下阈值来处理 and 连接检测边缘,将目标区域与背景分割开。针对样本处理过程中经边缘检测后可能存在的边缘断裂等情况,需进行形态学分析,使用闭运算处理图像,得到连续边缘。为了便于后续对芒果面积特征的提取,对得到的边缘二值图像进行填充,将目标区域完整地分割开,见图 5。



(a) 果皮正面填充图 (b) 果肉正面填充图 (c) 果皮反面填充图 (d) 果肉反面填充图

图5 果皮及果肉的填充图

Fig. 5 Filling diagram of skin and flesh

2.3 缺陷提取

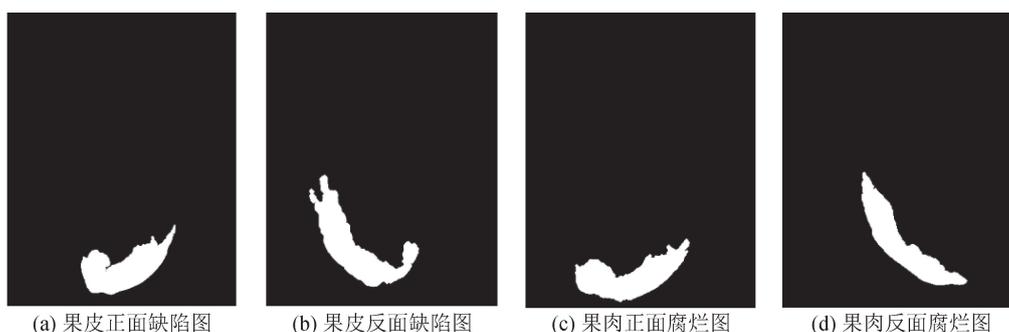
图像阈值化分割法因其性能稳定、分割效果明显等特点常用于目标和背景占据不同灰度级范围的图像。采用迭代阈值分割算法,通过为全局阈值选择一个初始值 T_0 ,并根据该阈值 T_0 将图像分成两个部分,两个部分灰度均值分别为 T_1 、 T_2 ,由 T_1 、 T_2 计算出新的阈值 $T = \frac{1}{2}(T_1 + T_2)$,令 $T_0 = T$,并不断重复上述过程直至阈值变化小于预设值,得到的 T 就是最佳阈值。用该阈值对图像进行二值

化处理,分别提取果皮缺陷区域与果肉腐烂区域。

图像二值化处理后,为过滤非缺陷部分以及对图像中的细小缝隙进行填补,便于后续特征参数的提取与计算。在对大量芒果样本处理后观察到成熟芒果果皮出现的少量黑色斑点并不会对果肉造成影响,即不考虑将芒果果皮表面的黑色斑点作为表面缺陷,应采用形态学分析对图像进行处理。选取圆形结构元素对芒果果皮缺陷图像及果肉腐烂图像依据式(3)进行开运算处理,见图 6。

$$A \circ B = \bigcup \{ (B)_z \mid (B)_z \subseteq A \} \quad (3)$$

式中: A 为目标图像; B 为结构元素。



(a) 果皮正面缺陷图 (b) 果皮反面缺陷图 (c) 果肉正面腐烂图 (d) 果肉反面腐烂图

图6 果皮缺陷图及果肉腐烂图

Fig. 6 Peel defect diagram and pulp rot diagram

由图 6 可知,开运算腐蚀了目标图像中芒果自身的斑点、果皮中的少量黑色斑点和果肉纤维等非目标特征。

2.4 图像特征参数的提取与计算

在芒果分级过程中,为了确保分级的准确,要考虑到内部品质对芒果分级的结果具有很大影响。故需要对芒果果皮面积、果肉面积、果皮缺陷面积和果肉腐烂面积提取计算。通过统计底层处理后的样本图像两个方向上的像素点来表示芒果样本的面积。首先,统计芒果果皮、果肉、果皮表面缺陷和果肉腐烂的像素点总和分别作为芒果的果皮总面积、果肉总面积、果皮表面缺陷总面积和果肉腐烂总面积。然后,依据式(4)将果皮表面缺陷总面积与果皮总面积的比值作为芒果果皮表面缺陷度,将果肉腐烂总面积与果肉总面积的比值作为芒果果肉腐烂度,芒果果肉腐烂度越大表示果肉的损坏越严重。

$$\begin{cases} G_d = S_d/S_{pl} \\ G_r = S_r/S_{pp} \end{cases} \quad (4)$$

式中: G_d 为缺陷度; G_r 为腐烂度; S_d 为果皮表面缺陷总面积; S_{pl} 为芒果果皮总面积; S_r 为果肉腐烂总面积; S_{pp} 为芒果果肉总面积。

3 缺陷度-腐烂度预测模型

BP 神经网络是一种按照误差逆向传播数据算法来训练的多层前馈神经网络,相比于其他算法 BP 神经网络不仅具有误差反馈的优势而且具备良好的自学习、自适应等能力,常被大量应用在模式识别、故障检测、智能控制、函数逼近等领域,是目前应用最成功、最广泛的神经网络模型之一^[1,8]。故本文选用 BP 神经网络对样本数据进行训练建立关于缺陷度-腐烂度的预测模型。

3.1 模型建立

由于选用缺陷度作为神经网络的输入层,故输入层的神经元个数为 1,而隐含层节点的选取影响着 BP 神经网络的误差、精度以及网络的复杂程度,对神经网络模型的性能有很大影响。在确定隐含层节点数的过程中,应保证在满足精度的前提下,取尽可能紧凑的结构,即取尽可能少的隐含层节点数。由 Kolmogorov 定理,见式(5),根据试验结果不断调整,最后确定隐含层的节点数为 3^[9-10]。

$$S = 2N + 1 \quad (5)$$

式中: S 为隐含层节点数目; N 为输入层节点数目。

在 BP 神经网络建立过程中,随机选取 40 个缺陷度数据作为输入层训练样本,对应的 40 个腐烂度

数据作为输出层的训练样本,10 个缺陷度数据作为测试样本,对应的 10 个腐烂度数据用于与预测结果进行误差比对检验模型性能。

3.2 模型验证与分析

本文为了能够准确直观的验证模型性能,采用相对误差及决定系数两种方法来验证模型的可行性。由绝对误差与真实值之比得到的相对误差能够真实地反映测量的可信度。依据式(6),首先将模型预测得到的每个样本预测值与真实值作差得到绝对误差,绝对误差(残差)可以对训练样本的拟合函数进行残差分析,见图 7,然后将绝对误差除以真实值得到每个样本的相对误差。相对误差的结果反映了偏离真实值的实际大小,相对误差越小,表明模型的性能越好。

$$E_i = \frac{|\hat{y}_i - y_i|}{y_i}, i = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

式中: \hat{y}_i 为第 i 个样品的预测值; y_i 为第 i 个样品的真实值; n 为样品的数目。

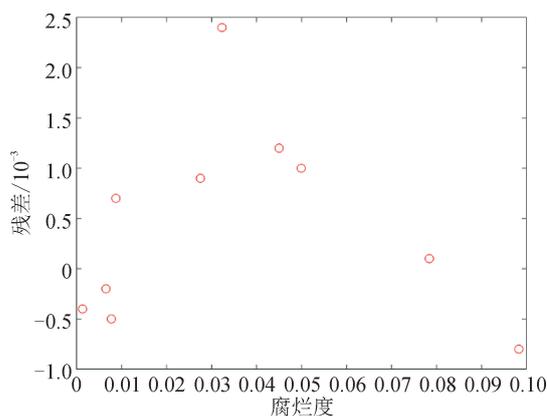


图 7 训练样本残差图

Fig. 7 Residual diagram of training samples

由图 7 中的残差图可知残差到零点的距离,并在残差图中可以获取到训练样本残差分布在值域 $[-0.8 \times 10^{-3}, 2.4 \times 10^{-3}]$ 之间,训练样本残差值与腐烂度不相关且相邻残差不具有相关性。在图中还能够观察到 90% 的残差都分布在值域 $[-0.8 \times 10^{-3}, 1.5 \times 10^{-3}]$ 之间,即残差图中几乎所有点都落在了这一水平带中间,经残差分析可知该训练样本的拟合函数较为准确。

决定系数适用于对模型线性回归后,评价模型系数拟合优度,依据式(7),首先计算拟合值对平均数的已解释离差 ($\hat{y}_i - \bar{y}$),并计算由输入样本的回归关系决定的未解释离差 ($y_i - \hat{y}_i$)。然后计算出总离差 ($y_i - \bar{y}$),并计算总离差的平方和(总方差)。最后将总方差分割,除以 $\sum (y - \bar{y})^2$ 中得

到的相对数就是决定系数。在使用该公式评估模型可行性时,需明确决定系数范围在 $[0,1]$ 内,当 R^2 的值愈接近于1,则表明模型的性能愈好,反之, R^2 的值愈接近于0,则表明模型的性能愈差。

$$R^2 = \frac{\left(l \sum_{i=1}^l \hat{y}_i y_i - \sum_{i=1}^l \hat{y}_i \sum_{i=1}^l y_i \right)^2}{\left[l \sum_{i=1}^l \hat{y}_i^2 - \left(\sum_{i=1}^l \hat{y}_i \right)^2 \right] \left[l \sum_{i=1}^l y_i^2 - \left(\sum_{i=1}^l y_i \right)^2 \right]} \quad (7)$$

式中: $\hat{y}_i (i=1,2,\dots,n)$ 为第*i*个样品的预测值; $y_i (i=1,2,\dots,n)$ 为第*i*个样品的真实值; l 为样本数目。

经计算本文模型的决定系数 R^2 的值为0.9981,接近于1,表明该模型性能较好。使用决定系数对模型系统拟合优度评价后,为了进一步验证模型的准确性,对真实值与训练后的预测值拟合曲线进行回归性分析,见图8。

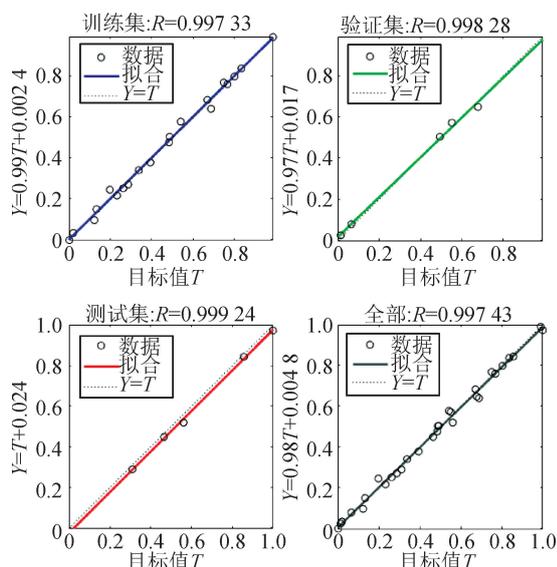


图8 相关系数图

Fig. 8 Correlation coefficient diagram

图8反映了神经网络训练后,训练样本、测试样本和验证样本的真实值以及预测值的相关关系,通过回归性分析可以观察到相关性系数 R 接近于1,误差在0.01以内,表明样本数据在神经网络训练后与真实值误差较小,达到了预期的训练效果。

上述方法中,通过使用残差分析对训练样本的拟合函数进行检验,又通过决定系数对模型拟合优度进行了评价。当利用回归性分析中相关性系数来检验真实值与训练后的预测值的相关关系后,再用相对误差来评价每个测试样本的真实值与预测值的偏差,能够真实的反映训练模型的可信度,见表1。

表1 相对误差表

Tab. 1 Relative error table

真实值	预测值	相对误差
0.078 6	0.079 0	0.005 1
0.001 5	0.002 0	0.333 3
0.089 8	0.090 2	0.004 5
0.034 1	0.034 0	0.002 9
0.084 0	0.083 9	0.001 2
0.041 7	0.041 5	0.004 8
0.018 1	0.018 2	0.005 5
0.036 2	0.036 3	0.002 8
0.049 2	0.049 0	0.004 1
0.098 9	0.099 3	0.004 0

为使测试样本中真实值与预测值的误差更加直观,便于检验模型准确性,在MATLAB中绘制出真实值-预测值误差图,见图9。

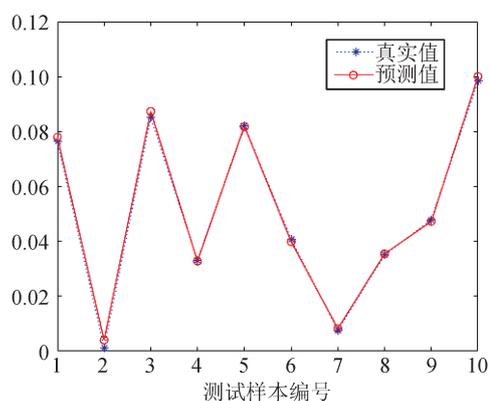


图9 真实值-预测值误差图

Fig. 9 True value-predicted value error diagram

通过对预测结果的分析,可以得到该模型所预测的数据基本准确,证明了模型的有效性。经过大量的试验以及对样本数据分析后,发现试验中存在部分样本虽在图像底层处理中去除掉了不影响芒果果肉的果皮黑色斑点,但当芒果果皮缺陷度小于等于0.004时,果肉腐烂度也会随之减小,果皮缺陷度对果肉质量的影响程度降低(当缺陷度大于该值时,腐烂度会随缺陷度的增大而增大,缺陷度对果肉质量的影响程度提高)。该发现造成了试验数据扰动,故部分预测点出现细微误差,但并未影响模型整体的准确性。

3.3 分级试验结果

依据中国农业行业标准(NYT3011—2016)的等级指标对芒果进行分类,见表2^[11]。首先,通过芒果的规格、果形以及缺陷的大小对芒果进行人工分类,并将分类结果对应至提取的芒果果皮表面缺陷

度,使芒果等级与腐烂度形成对应关系,并以此为依据,利用 BP 神经网络训练出的缺陷度-腐烂度模型

对芒果分级,见表 3。对样本数据整理分析后,拟定不同腐烂度范围芒果果肉等级的划分,见表 4。

表 2 等级指标

Tab. 2 Level indicators

指标	一级	二级	三级
果形	无畸形,大小均匀	无明显变形	允许有不影响产品品质的果形变化
色泽	果实色泽正常,着色均匀	果实色泽正常,75%以上果面着色均匀	果实色泽正常,35%以上果面着色均匀
缺陷	果皮光滑,基本无缺陷,单果斑点不超过 2 个,每个斑点直径 ≤ 2.0 mm	果皮光滑,单果斑点不超过 4 个,每个斑点直径 ≤ 3.0 mm	果皮较光滑,单果斑点不超过 6 个,每个斑点直径 ≤ 3.0 mm

表 3 部分芒果图像像素点的统计、计算与等级划分

Tab. 3 Statistics, calculation and classification of pixel points in some mango images

果皮总像素	果肉总像素	果皮缺陷度总像素	果肉腐烂度总像素	缺陷度	腐烂度	等级
159 762	157 483	953	1 372	0.005 9	0.008 7	二等品
175 601	173 686	3 517	4 781	0.020 0	0.027 5	二等品
186 076	184 897	1 034	1 203	0.005 6	0.006 5	一等品
177 351	175 701	4 221	5 673	0.023 8	0.032 3	三等品
168 226	165 709	1 199	1 324	0.007 1	0.008 0	二等品
174 101	172 717	12 818	15 070	0.073 6	0.087 3	三等品
169 601	167 748	6 120	7 628	0.036 1	0.045 5	三等品
181 726	179 780	7 529	9 024	0.041 4	0.050 2	三等品
170 851	168 732	1 446	1 576	0.008 5	0.009 3	二等品
172 976	170 825	1 945	2 476	0.011 2	0.014 5	三等品
180 922	178 257	11 249	13 976	0.062 1	0.078 4	三等品
171 677	169 436	14 418	16 660	0.084 0	0.098 3	三等品
169 531	167 973	799	523	0.004 7	0.003 1	一等级
182 257	180 831	591	223	0.003 2	0.001 2	一等品
172 816	170 114	432	193	0.002 5	0.001 1	一等品
169 351	168 201	1 167	1 291	0.006 9	0.007 7	二等品
175 889	174 021	1 092	1 283	0.006 2	0.007 3	二等品
182 083	180 896	9 058	11 921	0.050 0	0.066 0	三等品
168 573	167 021	561	217	0.033 0	0.001 3	一等品
175 231	172 973	8 992	12 173	0.051 3	0.070 4	三等品

表 4 芒果果肉腐烂度等级划分表

Tab. 4 Grade classification table of mango pulp rot degree

等级	腐烂度
一等品	≤ 0.007
二等品	$0.007 \sim 0.01$
三等品	≥ 0.01

根据表 2 中的等级指标人工筛选 20 个芒果作为参考结果,使用本文建立的缺陷度-腐烂度拟合模型预测出芒果内部腐烂程度,再结合表 4 中的果肉腐烂度等级划分表对芒果进行机器分级,试验结果见表 5,结果表明通过本文所建立的缺陷度-腐烂度模型对芒果果肉腐烂度预测的平均正确率达到 88.3%。

表5 芒果品质分级准确率
Tab.5 Accuracy of mango quality grading

芒果等级	人工分级/个	机器分级/个	准确率/%
一级	10	11	90.0
二级	4	3	75.0
三级	6	6	100
合计	20	20	88.3

4 结 语

本文建立的芒果缺陷度-腐烂度预测模型,具备所需样本数据少、可靠性强和效率高等特点,为预测芒果内部腐烂程度提供了一种高效准确的方法。通过引入机器学习的方法对芒果果肉腐烂度进行预测,并建立预测模型对芒果进行分级筛选,经试验分析,该模型的预测准确率达88.3%,表明了该模型具有良好的准确性,在实际的生产分级过程中以及后续芒果内部的无损检测研究中具有较大的应用价值。

参考文献:

- [1] 罗志翔,胡蓉,赵全友,等. 基于BP神经网络的水果识别系统[J]. 电脑知识与技术,2021,17(4):187-189.
LUO Zhixiang, HU Rong, ZHAO Quanyou, et al. Fruit identification system based on MATLAB [J]. Computer Knowledge and Technology, 2021, 17(4): 187-189.
- [2] 李国进,董第永,陈双. 基于计算机视觉的芒果检测与分级研究[J]. 农机化研究,2015,37(10):13-18,23.
LI Guojin, DONG Diyong, CHEN Shuang. Research on mango detection and classification by computer vision [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2015, 37(10): 13-18, 23.
- [3] 杨涛,张云伟,苟爽. 基于机器视觉的草莓自动分级方法研究[J]. 食品与机械,2018,34(3):146-150.
YANG Tao, ZHANG Yunwei, GOU Shuang. Research on strawberry automatic classification based on the machine vision[J]. Food & Machinery, 2018, 34(3): 146-150.
- [4] NAKANO K. Application of neural networks to the col-

- or grading of apples[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 1997, 18(2/3): 105-116.
- [5] 辛华健. 计算机视觉在芒果品质检测中的应用研究[J]. 农机化研究,2019,41(9):190-193.
XIN Huajian. Application of computer vision in mango quality testing [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2019, 41(9): 190-193.
- [6] 张铮,熊盛辉,王孙强,等. 基于机器视觉的香蕉果肉缺陷预测方法[J]. 食品与机械,2020,36(7):150-154.
ZHANG Zheng, XIONG Shenghui, WANG Sunqiang, et al. Prediction method of banana pulp defect by machine vision [J]. Food & Machinery, 2020, 36(7): 150-154.
- [7] 曾爱群,张烈平,陈婷. 基于MATLAB的芒果边缘检测的研究[J]. 微计算机信息,2007,23(33):313-314,303.
ZENG Aiqun, ZHANG Lieping, CHEN Ting. Research of mango's edge detection based on MATLAB [J]. Microcomputer Information, 2007, 23(33): 313-314, 303.
- [8] 李萍,曾令可,税安泽,等. 基于MATLAB的BP神经网络预测系统的设计[J]. 计算机应用与软件,2008,25(4):149-150,184.
LI Ping, ZENG Lingke, SHUI Anze, et al. Design of forecast system of backpropagation neural network based on MATLAB [J]. Computer Application and Software, 2008, 25(4): 149-150, 184.
- [9] 张烈平,曾爱群,陈婷. 基于计算机视觉和神经网络的芒果检测与等级分类[J]. 农机化研究,2008,30(10):57-60.
ZHANG Lieping, ZENG Aiqun, CHEN Ting. Mango-examination and rank classification research based on computer vision and neural network [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2008, 30(10), 57-60.
- [10] 徐玉琼,娄柯. 基于计算机视觉的芒果自动分级方法设计[J]. 荆楚理工学院学报,2019,34(3):24-29,44.
- [11] 中华人民共和国农业部. 中华人民共和国农业行业标准芒果等级规格:NY/T3011—2016[S]. 北京:中华人民共和国农业部,2016.

(责任编辑 王绪迪)