

联合图像最优特征提取及改进 RBF 神经网络的苹果质量估计

Apple weight estimation based on joint image optimal feature extraction and improved RBF neural network

赵 敏¹ 王成荣² 李 苒³

ZHAO Min¹ WANG Chengrong² LI Run³

(1. 山西药科职业学院, 山西 太原 030006; 2. 山西农业大学, 山西 太原 030031;

3. 太原科技大学, 山西 太原 030024)

(1. Shanxi Pharmaceutical Vocational College, Taiyuan, Shanxi 030006, China;

2. Shanxi Agricultural University, Taiyuan, Shanxi 030031, China;

3. Taiyuan University of Science and Technology, Taiyuan, Shanxi 030024, China)

摘要:目的:以阿克苏苹果为例,设计一种联合图像最优特征提取和改进 RBF 神经网络学习的苹果质量估计方法,以克服人工分级称重成本高、误差大的缺陷。方法:首先,建立苹果图像采集系统,得到苹果前景图像信息;其次,设计苹果图像特征集合最佳子集提取策略,将最佳子集提取过程转化为目标函数优化问题,并利用改进的离散蝗虫优化算法进行求解,从而得到最佳苹果图像特征子集;最后,构建基于 RBF 神经网络学习的苹果质量估计模型,将最佳特征子集作为网络输入,并采用蝗虫优化算法优化配置 RBF 神经网络超参数,从而实现对苹果质量的有效估计。结果:所提苹果质量估计方法精度更高,质量估计值平均相对误差率为 1.23%。结论:该方法可以有效实现苹果质量预估,也能够推广应用到其他类似轴对称形状的水果质量估计。

关键词:苹果;图像处理;特征提取;RBF 神经网络;蝗虫优化算法;质量估计;精度

Abstract: Objective: Taking Aksu apples as an example, a joint image optimal feature extraction and improved RBF neural network learning apple weight estimation method is designed to overcome the high cost and large error of manual grading and weighing. **Methods:** Firstly, an apple image acquisition system was established to obtain apple foreground image information. Secondly, the optimal subset extraction strategy for apple image

feature sets was designed, by transforming the process of extracting the optimal subset into an objective function optimization problem, and an improved discrete locust optimization algorithm was designed to obtain the optimal apple image feature subset. Finally, a weight estimation model for apples based on RBF neural network learning was constructed, with the optimal feature subset as network input. The locust optimization algorithm was used to optimize the configuration of RBF neural network hyperparameters, to achieve effective estimation of apple weight. **Results:** The proposed apple weight estimation method had higher accuracy, with an average relative error rate of 1.23% for weight estimation. **Conclusion:** This method can effectively achieve apple weight estimation and can also be applied to other fruits with similar axisymmetric shapes for weight estimation.

Keywords: apple; image processing; feature extraction; RBF; grasshopper optimization algorithm; weight estimation; accuracy

目前,中国水果分级主要采用人工方法,主观性强、效率低、误差大^[1]。苹果分级通常以果径、果型、色泽、酸甜度等指标作为分级标准,国外分级系统较为成熟,如美国的 MERLIN 型、OSCARTM 型等水果分级生产线,这些设备更适用于轴对称形状的水果分级,但造价成本较高^[2]。由于独特的水土条件,新疆阿克苏苹果有明显的“高低肩”现象,如果仍采用以往的分级标准,往往会产生因测量位置不同导致苹果大小不同的现象^[3]。

随着机器视觉、机器学习技术的快速发展,无损、非接触式水果质量估计方法备受关注^[4]。何婷婷等^[5]采用伽马变换图像预处理和阈值图像分割方法得到番茄二值

基金项目:山西省教育科学规划课题(编号:GH-220552)

作者简介:赵敏(1981—),女,山西药科职业学院副教授,硕士。

E-mail:nhaoqe@126.com

收稿日期:2023-09-08

改回日期:2024-01-11

图像信息,但该方法对水果摆放位置要求较高,并不适用于随机分布在传送带上的水果应用场景;张立杰等^[6]利用两通道图像融合深度图像以提高苹果分级效率;Huynh 等^[7]选取顶部图像投影面积和图像长短轴作为图像特征;李颀等^[8]采用最小外接矩形法以得到最大纵径、最大横径图像特征。但上述方法只利用了苹果图像部分特征,苹果分级分类准确率还需进一步研究。何进荣等^[9]利用多卷积神经网络对图像信息进行学习,苹果分级准确率达 97.84%;Demir 等^[10]使用多元线性回归和神经网络模型对杏仁等进行质量预估,并验证了该方法的有效性。但神经网络超参数配置情况直接决定了苹果质量估计的效率和准确性。

研究拟以阿克苏苹果质量估计分级为例,对图像信

息获取、图像特征选取和图像信息学习进行分析,建立苹果图像采集系统,利用改进的离散蝗虫优化算法(grasshopper optimization algorithm,GOA)^[11-14]优化图像特征最佳子集目标函数,并采用蝗虫优化算法优化后的 RBF(radial basis function)神经网络^[15-16]进行学习、训练,最终得到苹果预估结果,以期为快速、无损、高准确率检测苹果质量提供依据。

1 苹果图像信息获取

建立基于机器视觉的苹果图像信息获取模型(图 1),该模型主要包括苹果图像采集模块、图像预处理模块、目标区域分割模块、特征提取模块、最佳特征子集选取模块和质量估计模块等。

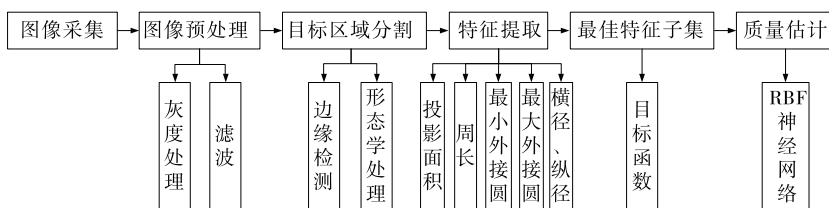


图 1 苹果图像信息获取模型

Figure 1 Apple image information acquisition model

1.1 苹果图像采集

建立苹果图像采集视觉系统,采用 PVC 黑色发泡板制作暗箱,在暗箱的顶部、侧面(右侧,平行传输带前进方向)中心位置,以及传输带前进方向左右 30°、60°方向,共放置 6 个大恒图像工业相机模组(分辨率 1 080,供电电压 5 V)(见图 2)。每个摄像机配置一个 LED 补光灯(额定功率 6 W)。搭建基于 MPI(message passing interface)通信协议,由 6 个从节点、1 个主节点组成的并行计算机系统。6 个摄像机通过 USB3.0 接口分别与 6 个从节点连接,拍摄的图片以“.JPG”格式保存,1 个从节点负责处理 1 个摄像机采集到的图片信息,主节点主要完成图像特征选取和图像信息学习等任务,以提高图像信息处理效率。

1.2 图像预处理与目标区域分割

对摄像机采集到的原始图像进行灰度化处理,并利

用中值滤波算法进行预处理,以降低图像的噪声。采用文献[4]提出的改进 Canny 算子提取苹果轮廓,进一步降低光线噪声影响。利用形态学进行填充操作,得到苹果区域分割图像。图像预处理与目标区域分割示意图如图 3 所示。

1.3 图像特征

苹果投影面积 P 、周长 G 、横径 W 、纵径 H 、最大外接圆半径 $R^{\max}$ 、最小内接圆半径 $R^{\min}$ 、果形指数 S 、果径平均值 L^{avg} 是目前常用的图像特征。通过 Canny 算子提取苹果轮廓和形态学填充操作预处理后,采用最小外接矩形法得到特征具体取值,且

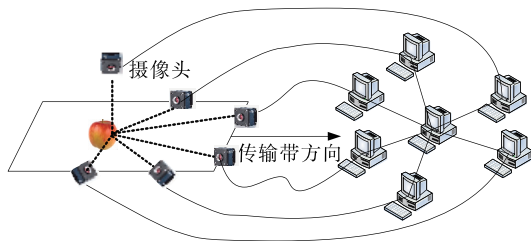


图 2 图像采集摄像头与 MPI 并行计算机

Figure 2 Image acquisition camera and MPI parallel computer

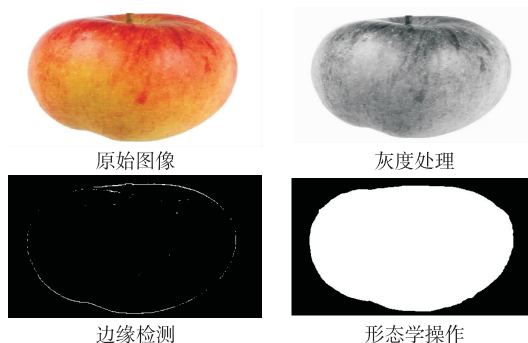


图 3 苹果图像预处理与目标区域分割示意图

Figure 3 Schematic diagram of apple image preprocessing and target region segmentation

$$S=W/H, \quad (1)$$

$$L^{\text{avg}}=(W+H)/2. \quad (2)$$

上述 8 个特征组成图像特征集合 $O(P, G, W, H, R^{\text{max}}, R^{\text{min}}, S, L^{\text{avg}})$ 。对于苹果图像 $A_{x,y}$, 其中 x 代表第 x 个待检测苹果; $y=1, 2, \dots, 6$ 对应第 y 个摄像机。经图像特征提取操作后, 得到图像特征集合 $A_{x,y}(p_{x,y}, g_{x,y}, w_{x,y}, h_{x,y}, r_{x,y}^{\text{max}}, r_{x,y}^{\text{min}}, s_{x,y}, l_{x,y}^{\text{avg}})$ 。

对于包括 N 个苹果的待检测集合 $\{Q_x\} (x=1, \dots, N)$ (Q_x 表示第 x 个苹果样本), 为进一步提升后续神经网络训练和检测泛化能力^[4], 对图像特征进行归一化处理(以特征 P 为例):

$$p'_{x,y} = \frac{p_{x,y} - \min(p_{x,y})_{x=1, \dots, N, y=1, \dots, 6}}{\max(p_{x,y})_{x=1, \dots, N, y=1, \dots, 6} - \min(p_{x,y})_{x=1, \dots, N, y=1, \dots, 6}}, \quad (3)$$

式中:

$p'_{x,y}$ —— $p_{x,y}$ 归一化后的特征值。

进而得到归一化特征集合 $A'_{x,y}(p'_{x,y}, g'_{x,y}, w'_{x,y}, h'_{x,y}, r'_{x,y}^{\text{max}}, r'_{x,y}^{\text{min}}, s'_{x,y}, l'_{x,y}^{\text{avg}})$ 。试验以 8 个图像特征为基础, 通过设计最佳特征子集选取策略, 选取出最佳特征子集, 最大限度降低特征间冗余度对苹果质量估计结果的影响。

2 最佳特征子集选取与苹果质量估计

2.1 最佳特征子集选取目标函数

定义最佳特征子集选取向量 $I=(i_1, \dots, i_j, \dots, i_8)$, 若 $i_j=1 (j=1, \dots, 8)$, 表示 $O(P, G, W, H, R^{\text{max}}, R^{\text{min}}, S, L^{\text{avg}})$ 中第 j 个特征被选取、保留; 若 $i_j=0$, 则表示第 j 个特征被放弃。

对于苹果样本集合 $\{Q_x\} (x=1, \dots, N)$, 可以按照实际质量等级划分为 K 个分类 $\{C_a\} (a=1, \dots, K)$, 其中, C_a 为第 a 个分类集合。最佳特征子集选取的目的是, 利用 $I=(i_1, \dots, i_j, \dots, i_8)$ 对 $O(P, G, W, H, R^{\text{max}}, R^{\text{min}}, S, L^{\text{avg}})$ 进行特征子集选取, 在最大限度降低特征之间冗余度的同时, 尽可能保持原有数据分类能力。参考文献^[17], 当式(4)所示的最佳特征子集选取目标函数取最小值时, 对应 $I_{\text{best}}=(i_1, \dots, i_j, \dots, i_8)$ 即为最佳特征子集提取向量。

$$\min \frac{1}{(6N)^2} \|\psi^T \times (\Phi \times \Theta)^T (\Phi \times \Theta) \times \psi - (6N)^2 U\|_F^2, \quad (4)$$

$$\Psi_{N \times K} = (\varphi_{x,a}), \quad (5)$$

$$\Phi_{(6N) \times 8} = (A'_{1,1}, \dots, A'_{1,6}, \dots, A'_{N,1}, \dots, A'_{N,6})^T, \quad (6)$$

$$\Theta_{8 \times N} = (I^T, I^T, \dots, I^T), \quad (7)$$

$$U_{K \times K} = (\chi_{a,b}), \quad (8)$$

式中:

$\Psi_{N \times K}$ —— 隶属度矩阵;

$\varphi_{x,a} \in [0, 1]$ —— Q_x 与 C_a 的隶属程度(可利用最大信息系数法^[17]求解);

$\Phi_{(6N) \times 8}$ —— 特征矩阵;

$\Theta_{8 \times N}$ —— 特征选取向量矩阵;

$U_{K \times K}$ —— 类间相似矩阵;

$\chi_{a,b}$ —— C_a 与 C_b 的类间相似度。

通过对最佳特征子集选取目标函数进行优化求解, 可以得到最佳特征子集提取向量, 此时, 最佳特征子集提取向量中非零元素对应的特征即为最终被选取的特征。

2.2 改进离散蝗虫优化算法求解最佳特征子集选取目标函数

求解最佳特征子集选取目标函数属于 NP 难题, 且变量 $I=(i_1, \dots, i_j, \dots, i_8)$ 是离散的。为此, 在蝗虫优化算法(grasshopper optimization algorithm, GOA)^[18]的基础上, 提出改进离散 GOA 优化算法(improving discrete GOA, IDGOA)。设定 IDGOA 包含 Z 个蝗虫个体, 对于第 z 个蝗虫($z \in [1, \dots, Z]$), 其编码 $F_z(b_1, \dots, b_n)$ (n 为编码位数)定义为 $F_z=I$, 即

$$b_j = i_j, b_j = 1 \text{ or } 0, n=8. \quad (9)$$

定义 IDGOA 目标函数 $f(F_z)$ 为最佳特征子集提取目标函数, 即

$$f(F_z) = \min \frac{1}{(6N)^2} \|\psi^T \times (\Phi \times \Theta)^T (\Phi \times \Theta) \times \psi - (6N)^2 U\|_F^2. \quad (10)$$

为进一步提升 IDGOA 全局收敛能力, 重新定义“自适应取反”“自适应学习”和“随机学习”3 种个体更新方式。IDGOA 优化求解最佳特征子集提取目标函数实现过程为:

步骤 1: 种群初始化。按式(9)对 IDGOA 个体进行初始化, 设定最大迭代次数 T_{max} 。

步骤 2: 个体更新。 t 时刻, 对种群内目标函数值最差的个体 $F_{\text{worst}}(t)$ 执行“自适应取反”操作, 即随机选取 $F_{\text{worst}}(t)$ 内 $e_1 \in [1, \dots, 8]$ 个编码进行取反。

$$e_1 = \left\lceil 7 \left(\cos \frac{t \times \pi}{T_{\text{max}}} - \alpha_1 \left(\frac{t}{T_{\text{max}}} \right)^2 + 1 \right) \right\rceil, \quad (11)$$

式中:

$\alpha_1 \in (0, 1)$ —— 比例系数。

对于种群内其他个体 F_z , 执行“自适应学习”操作, 即随机选取种群内目标函数值最优个体 $F_{\text{best}}(t)$ 内 e_2 个编码来替代 F_z 对应编码, 得到新的个体 F'_z 。

$$e_2 = \left\lceil 2\alpha_2 \frac{\left(\arccos \left(\frac{2t}{T_{\text{max}}} - 1 \right) - \frac{\pi}{2} \right)}{\pi} \right\rceil, \quad (12)$$

式中:

$\alpha_2 \in (0, 1)$ —— 比例系数。

若 $f(F'_z)$ 优于 $f(F_z)$, 则用 F'_z 替代 F_z ; 否则, 对 F_z 执行“随机学习”操作, 即随机选取种群内个体 F_m ($F_z \neq F_m \neq F_{\text{best}} \neq F_{\text{worst}}$) 内 β ($\beta \in (1, \dots, 8)$) 个编码替换对应编码。种群内所有个体完成更新后, 重新计算种群内个体目标函数值。

步骤 3: 停止条件判定。若不满足, 则返回步骤 2; 否则, 停止迭代, 输出结果。种群目标函数最优个体对应的编码集合即为最佳特征子集选取向量 I_{best} 。

从 IDGOA 实现过程可以看出, 算法初期, 种群内个体差异性较大, 蝗虫选择大范围向最优个体学习, 有利于提高算法收敛速度; 算法后期, 种群内个体差异性降低, 蝗虫采取随机学习的形式进行更新, 扩展了算法搜索空间, 有利于提高算法收敛精度。试验采用 IDGOA 对最佳特征子集提取目标函数进行优化求解, 进而得到对应的最佳特征子集, 此时利用最佳特征子集对每个图像特征进行提取, 并以此作为 RBF 神经网络输入, 以提升 RBF 神经网络稳定性。

2.3 改进 RBF 神经网络

RBF 神经网络结构简单、鲁棒性好, 适用于高维、复杂、非线性问题。RBF 神经网络由输入层、隐含层和输出层组成, 其表达式为:

$$y(X) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^q \omega_{ij} \times \varphi_j(\|x_i - c_j\|^2) \quad (13)$$

式中:

$X = (x_1, \dots, x_n)$ ——输入变量;

n ——样本数量;

$y(X)$ ——输出值;

ω_{ij} ——加权系数;

q ——隐含层包含的神经元个数;

c_j ——第 j 个神经元中心;

$\varphi_j(\cdot)$ ——第 j 个径向基函数[选取高斯函数为径向基函数, 以 $\varphi_j(\cdot)$ 为例]。

$$\varphi_j(\cdot) = \exp\left(-\frac{\|X - c_j\|^2}{2\sigma_j}\right), \quad (14)$$

式中:

σ_j ——扩展常数。

损失函数式为:

$$L[\Lambda(x_i), y_i] = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [y_i \ln \Lambda(x_i) + (1 - y_i) \ln(1 - y_i)], \quad (15)$$

式中:

y_i ——第 i 个样本预测苹果质量, g ;

$\Lambda(\cdot)$ ——输出层激活函数(选取 ReLU 函数);

(x_i, y_i) ——第 i 个样本;

n ——样本规模。

由式(13)、式(14)可知, 神经元中心 $(c_1, \dots, c_q)$ 、加权

系数 $[\omega_{ij}]_{n \times q}$ 、扩展常数 $(\sigma_1, \dots, \sigma_q)$ 以及隐含层神经元个数 q 是 RBF 神经网络需要配置的参数, 这些超参数决定了 RBF 神经网络预测结果的好坏。为此, 试验提出改进的 RBF 神经网络(improving RBF, IRBF), 即采用 GOA 对超参数进行优化, 从而得到 RBF 神经网络最优超参数配置, 最后通过实验验证 IRBF 性能。

2.4 基于 IRBF 的苹果质量估计实现流程

利用 IRBF 估计苹果质量, 最终得到每个待检测苹果的质量值, 具体实现过程为:

步骤 1: 确定输入数据。对于苹果集合 $\{Q_x\}$ ($x = 1, \dots, N$), 事先知道每个苹果质量。 $\{Q_x\}$ 经: 图像采集、处理后, 得到苹果图像集合 $\{A_{x,y}\}_{x=1, \dots, N; y=1, \dots, 6}$ 。利用 I_{best} 对 $\{A_{x,y}\}$ 进行处理, 得到最佳特征子集 $\{A'_{x,y}\}$, 按式(2)对 $\{A'_{x,y}\}$ 归一化处理后得到数据集合 $\{A''_{x,y}\}$ 。按 7:3 的比例将 $\{A''_{x,y}\}$ 划分为训练样本集合 $\{A''_{x,y}\}_{x=1, \dots, N_1; y=1, \dots, 6}^{\text{train}}$ 和测试样本集合 $\{A''_{x,y}\}_{x=1, \dots, N_2; y=1, \dots, 6}^{\text{test}}$:

$$\{A''_{x,y}\}_{x=1, \dots, N_1; y=1, \dots, 6}^{\text{train}} \cup \{A''_{x,y}\}_{x=1, \dots, N_2; y=1, \dots, 6}^{\text{test}} = \{A''_{x,y}\}, \quad (16)$$

$$\{A''_{x,y}\}_{x=1, \dots, N_1; y=1, \dots, 6}^{\text{train}} \cap \{A''_{x,y}\}_{x=1, \dots, N_2; y=1, \dots, 6}^{\text{test}} = \emptyset, \quad (17)$$

$$N_1 + N_2 = N, N_1 : N_2 = 7 : 3, \quad (18)$$

式中:

N_1, N_2 ——训练样本和测试样本中苹果个数。

采用 $\{A''_{x,y}\}_{x=1, \dots, N_1; y=1, \dots, 6}^{\text{train}}$ 对 IRBF 进行训练, 此时输入数据集合为 $[(A''_{1,1}, \dots, A''_{1,6}), \dots, (A''_{N_1,1}, \dots, A''_{N_1,6})]$, 输出向量为 $(WT'_1, \dots, WT'_i, \dots, WT'_{N_1})$ (WT'_i 为第 i 个苹果的估计质量)。

步骤 2: GOA 优化 IRBF 参数。将 IRBF 待优化参数赋予 GOA 个体编码, 即

$$F_z = \begin{pmatrix} \omega_{11} & \dots & \omega_{1q} \\ c_1 & \dots & c_q \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \omega_{N_1 1} & \dots & \omega_{N_1 q} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \sigma_1 & \dots & \sigma_q & q \end{pmatrix}. \quad (19)$$

从式(19)可以看出, GOA 个体编码分为 4 个区域, 蝗虫进化时, 每个区域独立执行 GOA 个体更新操作。GOA 目标函数定义为:

$$f(F_z) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N_1} (WT_i - WT'_i)^2}{N_1}}, \quad (20)$$

式中:

WT_i ——训练样本集合中第 i 个苹果的真实质量。

采用 GOA 对 $f(F_z)$ 进行优化求解, 当满足停止迭代条件时, GOA 种群最优个体对应编码即为 IRBF 最佳参数配置。

步骤 3: 质量估计。对于测试样本集合 $\{A''_{x,y}\}_{x=1,\dots,N_2,y=1,\dots,6}$ 中待检测苹果 Q_v ($v \in [1, \dots, N_2]$), 利用 IRBF 进行质量估计。此时, IRBF 输入量为 $(A''_{v,1}, \dots, A''_{v,6})$, 经 IRBF 学习后得到网络输出值, 即估计质量 WT'_v 。

3 预测结果分析

对所提苹果质量估计方法的可行性进行验证。随机选取 50 个成熟的新疆阿克苏苹果, 每个苹果质量为 220~350 g, 采用电子秤得到每个苹果的精确质量值。按苹果质量大小将阿克苏苹果划分为 5 个等级: 一级果重 320~350 g, 二级果重 290~319 g, 三级果重 260~289 g, 四级果重 220~259 g, 五级果重 <220 g。此时, 按照实际质量, 50 个苹果被划分到 5 个分类中。

3.1 最佳特征子集选取验证实验

采用试验提出的 IDGOA 对最佳特征子集选取目标函数进行优化, 得到最佳特征子集, 选取离散蝗虫优化算法(DGOA)、离散粒子群算法(DPSO)验证 IDGOA 收敛能力, 图 4 为 3 种智能优化算法收敛对比曲线图。

由图 4 可知, IDGOA 在收敛精度上明显好于其他两种算法。为进一步验证试验所提最佳特征子集提取方法的有效性, 选取文献[17]提出的 CBF 特征提取算法和经典的 ReliefF 特征提取算法进行对比, 评价指标为分类正确率^[19]及式(4)的最小值 g_2 。

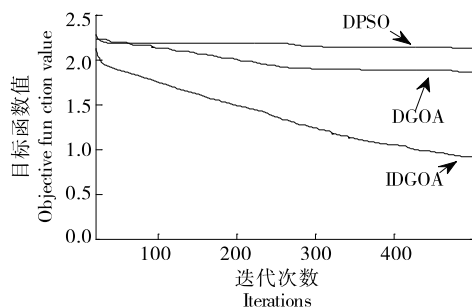
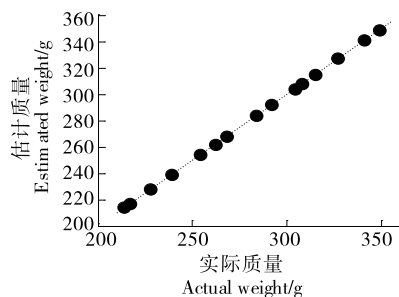
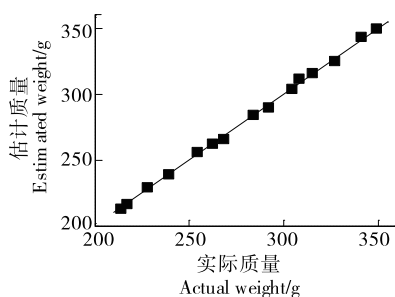


图 4 3 种智能优化算法收敛曲线

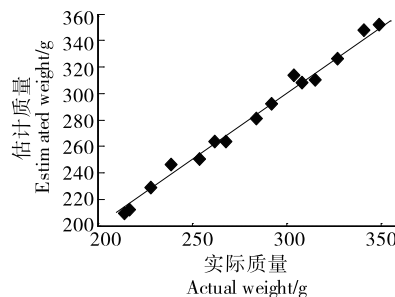
Figure 4 Convergence curve of intelligent optimization algorithm



(a) 试验算法预测结果散点图



(b) 文献[1]算法预测结果散点图



(c) 文献[2]算法预测结果散点图

图 5 苹果质量估计散点图

Figure 5 Scatter plot of apple weight estimation

表 1 3 种特征子集选取算法对比结果

Table 1 Comparison results of feature subset selection algorithms

方法	提取特征	分类正确率/%	g_2
FCBF	(P, G, W, H)	93.56	8.662
ReliefF	(P, G, W, H, S, L^{avg})	86.14	12.343
试验算法	$(P, W, H, R^{max}, R^{min})$	98.83	0.471

由表 1 可知, 在特征提取数量上, 试验算法只需提取 5 个特征, 少于 ReliefF 算法和 FCBF 算法; 在分类正确率上, 试验算法分类正确率达 98.83%, 明显优于其他两种算法。表明研究所提最佳特征子集提取算法在最大限度减少被选取特征数量的同时, 保持了较高的分类能力。

3.2 验证苹果质量估计

将 50 个苹果按 7:3 的比例划分为训练样本和测试样本, 采用 IRBF 对 35 个模型进行训练, 对 15 个苹果进行质量估计, 评价指标为均方根误差^[1] (RMSE)、平均相对误差率(err)和算法运行时间(T)。

$$\text{err} = \left(\sum_{v=1}^{15} \frac{|WT'_v - WT_v|}{WT_v} \right) / 15. \quad (21)$$

为进一步验证所提质量估计算法的性能, 选取文献[1]、文献[8]所提质量估计算法进行对比。图 5 为 3 种质量估计方法预测结果散点图, 表 2 为 3 种质量估计方法评价指标对标结果。

由图 5 和表 2 可知, 相比于其他两种估计算法, 试验算法的质量估计结果更多落在 $y=x$ 直线上, 且其 RMSE 和 err 明显优于其他两种算法, 表明试验所提质量估计方法的结果更加精确。在算法运算时间上, 3 种算法的运算效率相当。

为进一步验证试验所提算法对其他水果的适用性, 分别对芒果、桔子、香蕉等进行质量估计。由表 3 可知, 对于芒果、桔子等近似球形水果, 3 种算法均能够得到较好的质量估计结果, 且试验所提算法的 RMSE 和 err 要好于其他两种算法。对于香蕉类似长圆柱型水果, 试验所提算法的 err 达 7.74%, 在可接受范围内, 但其他两种

表 2 3 种质量估计方法评价指标对标结果

Table 2 Weight estimation method evaluation index benchmarking results

方法	RMSE	err/%	T/s
试验方法	3.42	1.23	1.24
文献[1]	8.17	4.42	0.75
文献[8]	14.25	8.76	0.92

表 3 不同水果质量估计评价指标对比

Table 3 Comparison of evaluation indicators for weight estimation of different fruits

方法	芒果		桔子		火龙果	
	RMSE	err/%	RMSE	err/%	RMSE	err/%
试验方法	2.46	1.73	1.75	2.11	6.01	7.74
文献[1]	11.27	5.22	8.25	6.74	24.76	28.62
文献[8]	15.64	9.10	4.38	3.85	30.82	39.17

算法已无法进行质量估计。

综上,试验所提算法对近似球形水果,特别是“高低肩”等不规则形状水果具有很高的质量估计精度,这是因为在图像采集阶段,分别从 6 个角度获取图像信息,尽可能得到不规则球形水果的多方位信息;在图像特征提取阶段,利用 IDGOA 对目标函数进行优化,IDGOA 良好的全局寻优能力,保证了得到的最佳特征子集能够在尽量少选取特征的同时,还保持原始数据分类能力;在质量估计阶段,采用优化后的 RBF 神经网络能够进一步提升质量估计精度。因此,试验所提方法更适用于球形水果质量估计,估计精度更优。

4 结论

研究设计了一种联合图像最优特征提取和神经网络学习的苹果质量估计方法,该方法综合运用图像视觉信息采集、MPI、图像最优特征选取和神经网络学习等技术,苹果质量估计平均相对误差率达到了 1.23% 级别,算法运算效率能够满足实时性要求,更加适用于具有“高低肩”特性的阿克苏苹果质量估计和分级,也能够推广应用到其他类似轴对称形状的水果质量估计。下一步,将对苹果品质分类问题进行深入分析研究,以期为新疆阿克苏苹果质量及品质分类提供高效方案。

参考文献

[1] 李学军,程红. 基于决策融合的苹果分级检测关键技术研究[J]. 食品与机械, 2020, 36(12): 136-140.

LI X J, CHENG H. Study on key technologies for apple grading detection based on decision fusion method[J]. Food & Machinery, 2020, 36(12): 136-140.

[2] 毕淑慧,李雪,申涛,等. 基于多模型证据融合的苹果分类方法

[J]. 农业工程学报, 2022, 38(13): 141-149.

BI S H, LI X, SHEN T, et al. Apple classification based on evidence theory and multiple models[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38(13): 141-149.

[3] 林海波,卢元栋,丁荣诚,等. 基于图像处理与改进 SVM 的苹果多特征融合分级方法[J]. 山东农业科学, 2022, 54(6): 141-149.

LI H B, LU Y D, DING R C, et al. A multi-feature fusion classification method for apple based on image processing and improved SVM[J]. Shandong Agricultural Sciences, 2022, 54(6): 141-149.

[4] 孙丰刚,王云露,兰鹏,等. 基于改进 YOLOv5s 和迁移学习的苹果果实病害识别方法[J]. 农业工程学报, 2022, 38(11): 171-179.

SUN F G, WANG Y L, LAN P, et al. Identification of apple fruit diseases using improved YOLOv5s and transfer learning [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38(11): 171-179.

[5] 何婷婷,李志伟,张馨,等. 基于图像处理的番茄重量预测[J]. 食品与机械, 2022, 38(10): 17-23.

HE T T, LI Z W, ZHANG X, et al. Tomato eight prediction based on image processing[J]. Food & Machinery, 2022, 38(10): 17-23.

[6] 张立杰,周舒骅,李娜,等. 基于改进 SSD 卷积神经网络的苹果定位与分级方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(6): 223-232.

ZHANG L J, ZHOU S H, LI N, et al. Apple location and classification based on improved SSD convolutional neural network [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(6): 223-232.

[7] HUYNH T, TRAN L, DAO S. Realtime size and mass estimation of slender axi-symmetric fruit/vegetable using a single top view image [J]. Sensors, 2020, 20(18): 5 406.

[8] 李顺,胡家坤. 基于机器视觉的苹果在线分级[J]. 食品与机械, 2020, 36(8): 123-128, 153.

LI X, HU J K. Research on apple online classification based on machine vision[J]. Food & Machinery, 2020, 36(8): 123-128, 153.

[9] 何进荣,石延新,刘斌,等. 基于 DXNet 模型的富士苹果外部品质分级方法研究[J]. 农业机械学报, 2021, 52(7): 379-385.

HE J R, SHI Y X, LIU B, et al. External quality grading method of fuji apple based on deep learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(7): 379-385.

[10] DEMIR B, ESKI I, GÜRBÜZ F, et al. Prediction of walnut mass based on physical attributes by artificial neural network (ANN)[J]. Erwerbs-Obstbau, 2020, 62: 47-56.

[11] 涂伟沪,蔡玲霞,李学军. 基于改进蝗虫算法优化 Canny 算子的鸡蛋裂纹图像检测[J]. 食品与机械, 2022, 38(2): 167-172, 202.

TU W H, CAI L X, LI X J. Egg crack image detection method based on improved grasshopper optimization algorithm and canny operator[J]. Food & Machinery, 2022, 38(2): 167-172, 202.

(下转第 183 页)

- Mongolian beef dried technology [D]. Hohhot: Inner Mongolia Agricultural University, 2008: 16.
- [12] YANG J B, GOH M S. Effect of heating and steaming method on physicochemical properties of pork tenderloin[J]. Journal of the Korean Society of Food Storage and Distribution, 2010, 17(3): 351-357.
- [13] 谢小雷, 李侠, 张春晖, 等. 不同干制方式对牛肉干物性特性的影响[J]. 农业工程学报, 2015, 31(S1): 346-354.
- XIE X L, LI X, ZHANG C H, et al. The effect of different drying methods on the physical properties of beef jerky[J]. Journal of Agricultural Engineering, 2015, 31(S1): 346-354.
- [14] NAWAZ A, LI E, KHALIFA I, et al. Effect of different processing methods on quality, structure, oxidative properties and water distribution properties of fish meat-based snacks[J]. Foods, 2021, 10: 2 467.
- [15] 李改, 赵改名, 李苗云, 等. 油炸条件对鸡胸肉剪切力的影响[J]. 江苏农业学报, 2011, 27(3): 648-651.
- LI G, ZHAO G M, LI M Y, et al. The effect of frying conditions on the shear strength of chicken breast meat [J]. Jiangsu Agricultural Journal, 2011, 27(3): 648-651.
- [16] HUGHES J M, OISETH S K, PURSLOW P P, et al. A structural approach to understanding the interactions between colour, water-holding capacity and tenderness[J]. Meat Science, 2014, 98(3): 520-532.
- [17] 姜秀丽. 肉干制品水分调节剂的开发及其对制品储藏期内风味影响的研究[D]. 哈尔滨: 东北农业大学, 2017: 17.
- JIANG X L. The development of moisture regulators for dried meat products and their effects on the flavor of products during storage[D]. Harbin: Northeast Agricultural University, 2017: 17.
- [18] 吴丹丹, 何静, 吉日本图. 不同加工方法对驼肉品质的影响[J]. 食品与发酵工业, 2022, 48(24): 111-116.
- WU D D, HE J, Jirimutu. The effect of different processing methods on the quality of camel meat[J]. Food and Fermentation Industry, 2022, 48(24): 111-116.
- [19] LUO W, XU Y S, GU X D, et al. Divergence of liver lipidomes in tibetan and yorkshire pigs living at different altitudes [J]. Molecules, 2023, 28: 2 991.
- [20] 李梦琪, 孙思远, 刘敏, 等. 加热温度和时间对真空低温烹饪鸡胸肉脂肪与蛋白质氧化的影响[J]. 肉类研究, 2018, 32(10): 6-11.
- LI M Q, SUN S Y, LIU M, et al. The effect of heating temperature and time on the oxidation of fat and protein in vacuum low-temperature cooking chicken breast meat[J]. Meat Research, 2018, 32(10): 6-11.
- [21] 孙承锋, 周楠, 朱亮, 等. 卤猪肉加工过程中游离脂肪酸、游离氨基酸及核苷酸变化分析[J]. 现代食品科技, 2016, 32(6): 200-206.
- SUN C F, ZHOU N, ZHU L, et al. Analysis of changes in free fatty acids, free amino acids, and nucleotides during the processing of braised pork[J]. Modern Food Technology, 2016, 32(6): 200-206.
- [22] SOLADOYE O P, SHAND P, MER D, et al. Influence of cooking methods and storage time on lipid and protein oxidation and heterocyclic aromatic amines production in bacon [J]. Food Research International, 2017, 99: 660-669.

(上接第 130 页)

- [12] IV A, ADK B, EI C, et al. Grasshopper optimization algorithm for diesel engine fuelled with ethanol-biodiesel diesel blends[J]. Case Studies in Thermal Engineering, 2022, 15(4): 1 078-1 156.
- [13] DWIWEDI S. Detecting anonymous attacks in wireless communication medium using adaptive grasshopper optimization algorithm[J]. Cognitive Systems Research, 2021, 69: 1-21.
- [14] 何庆, 林杰, 徐航. 混合柯西变异和均匀分布的蝗虫优化算法[J]. 控制与决策, 2021, 36(7): 1 558-1 568.
- HE Q, LIN J, XU H. Hybrid cauchy mutation and uniform distribution of grasshopper optimization algorithm[J]. Control and Decision, 2021, 36(7): 1 558-1 568.
- [15] 叶林, 路朋, 赵永宁, 等. 含风电电力系统有功功率模型预测控制方法综述[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(18): 6 181-6 198.
- YE L, LU P, ZHAO Y N, et al. Review of model predictive control for power system with large-scale wind power grid-connected[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(18): 6 181-6 198.
- [16] 邓鹏, 刘敏. 基于改进聚类和 RBF 神经网络的台区电网线损计算研究[J]. 智慧电力, 2021, 49(2): 107-113.
- DENG P, LIU M. Power line loss calculation in low voltage region based on improved clustering algorithm and RBF neural network [J]. Smart Power, 2021, 49(2): 107-113.
- [17] 吴兴宇, 江兵兵, 吕胜飞, 等. 基于马尔科夫边界发现的因果特征选择算法综述[J]. 模式识别与人工智能, 2022, 35(5): 422-438.
- WU X Y, JIANG B B, LU S F, et al. A survey on causal feature selection based on markov boundary discovery [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2022, 35(5): 422-438.
- [18] 于飞, 樊清川, 宣敏. 基于蝗虫优化 Bi-LSTM 网络的电机轴承故障预测[J]. 电机与控制学报, 2022, 26(6): 9-17.
- YU F, PAN Q C, XUAN M. Motor bearing fault prediction based on grasshopper optimized Bi-LSTM network[J]. Electric Machines and Control, 2022, 26(6): 9-17.
- [19] 张立杰, 周舒骅, 李娜, 等. 基于改进 SSD 卷积神经网络的苹果定位与分级方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(6): 223-232.
- ZHANG L J, ZHOU S H, LI N, et al. Apple location and classification based on improved SSD convolutional neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(6): 223-232.