



中国农业科技导报
Journal of Agricultural Science and Technology
ISSN 1008-0864, CN 11-3900/S

《中国农业科技导报》网络首发论文

题目：基于机器视觉与 BA-BP 的苹果分级系统研究
作者：刘佳浩，高军伟
DOI：10.13304/j.nykjdb.2023.0506
收稿日期：2023-06-27
网络首发日期：2024-04-25
引用格式：刘佳浩，高军伟. 基于机器视觉与 BA-BP 的苹果分级系统研究[J/OL]. 中国农业科技导报. <https://doi.org/10.13304/j.nykjdb.2023.0506>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

基于机器视觉与BA-BP的苹果分级系统研究

刘佳浩, 高军伟*

(青岛大学自动化学院, 山东省工业控制技术重点实验室, 山东 青岛 266071)

摘要:为实现水果的精确分级,以苹果为分拣对象,设计了基于机器视觉与BA-BP的苹果分级系统。首先,对实时采集的苹果图像进行预处理,得到轮廓图像,采用改进的Canny边缘检测算法提取苹果轮廓,使用最小外接圆法、颜色模型转换和灰度共生矩阵等方法提取苹果果径、色泽度、圆形度和纹理特征。其次,对采集的训练组数据进行滤波和归一化处理,将处理好的数据输入到BP神经网络模型中,再利用蝙蝠算法对BP网络模型进行优化,完成网络模型的训练。最后,将测试组数据分别输入到完成训练的BA-BP神经网络系统和BP神经网络系统中。结果表明,BA-BP神经网络系统识别准确率达到96%,性能明显优于BP神经网络系统,平均分级时间在1.25 s以内。因此,该系统满足实际生产中对于苹果分级的需求,有助于实现对于苹果品级的准确识别。

关键词:水果分级;机器视觉;蝙蝠算法;BP神经网络

doi:10.13304/j.nykjdb.2023.0506

中图分类号:TP273;S126

文献标志码:A

文章编号:1008-0864(XXXX)XX-0001-09

Research on Apple Grading System Based on Machine Vision and BA-BP

LIU Jiahao, GAO Junwei*

(Shandong Provincial Key Laboratory of Industrial Control Technology, College of Automation, Qingdao University, Shandong Qingdao 266071, China)

Abstract: In order to achieve accurate fruit classification, an apple classification system based on machine vision and BA-BP was designed with apple as the sorting object. Firstly, the apple image acquired in real time was preprocessed to obtain the apple contour image. The improved Canny edge detection algorithm was used to extract the apple contour, and methods such as minimum circumferential circle method, color model conversion and gray scale co-existence matrix were used to extract the apple diameter, color, roundness and texture features. Secondly, the collected training group data was filtered and normalized, and the processed data was input into the BP neural network model. Then the bat algorithm was used to optimize the BP network model and complete the network model training. Finally, the data of the test group were input into the BA-BP neural network system and the BP neural network system. The experimental results showed that the recognition accuracy of BA-BP neural network system was 96%, the performance was obviously better than BP neural network system, and the average classification time was less than 1.25 s. Therefore, the system could meet the demand of apple grading in actual production and help to realize the accurate identification of apple grade.

Key words: fruit grading; machine vision; bat algorithm; BP neural network

苹果是我国重要的经济作物,产量位居世界前列,但未经分级的苹果在市场中缺少竞争力,因此,对苹果进行分级是提升商品价值的必然要求。

目前,苹果的分级主要依据外观指标进行。外观指标的分级方法包括人工分级、机械分级和机器视觉分级。人工分级存在劳动强度大、成本高和

收稿日期:2023-06-27; 接受日期:2024-01-19

基金项目:山东省自然科学基金项目(ZR2019MF063);山东省重点研发计划项目(2017GGX10115)。

联系方式:刘佳浩 E-mail:1739451198@qq.com.*通信高军伟 E-mail:qdgao163@163.com

效率低等问题。机械分级主要包括辊轴分选法和滚筒式分选法,虽然效率高,但易损伤苹果表皮,分级精度受限制。相比之下,机器视觉分级方法通过图像处理获得苹果的大小、颜色、形状、缺陷等特征信息,具有较高效率和客观性。近年来,利用机器视觉对农产品进行分级的研究非常广泛。例如,彭彦昆等^[1]通过机器视觉检测系统获取苹果纹理特征和边缘梯度特征,建立支持向量机分类模型,成功解决了苹果缺陷检测中的果梗、花萼和伤痕的分类问题,早中期伤痕模型判别正确率达到97%,后期伤痕判别正确率为96%,总体算法的正确率为95%。Abdullah等^[2]构建了基于机器视觉的杨桃水果外表颜色和果形的检测识别系统,使用多层神经网络检测方法的正确率高达90.5%,明显优于线性判别函数检测方法的正确率65.3%。

随着智能化技术的迅速发展和智慧升级的不断推进,越来越多的研究开始利用人工智能中的优化算法对神经网络参数进行优化,这些优化算法包括粒子群优化算法、萤火虫算法、海鸥算法、蝙蝠算法等^[3-4]。蝙蝠算法是模拟自然界中蝙蝠利用声呐回声定位检测猎物、躲避障碍物的生物学特性来建立数学模型,具有结构简单、搜索能力强、收敛速度快等优点,是一种基于群体智能提出的启发式搜索算法,能有效搜索全局得到最优解^[4],更适用于训练神经网络。本文拟使用蝙蝠算法对BP神经网络进行优化。

为充分描述苹果的外部特征,本文通过机器视觉检测系统获取苹果的大小、形状、颜色、纹理多项特征,建立多特征融合分级模型,使用BA-BP神经网络进行分类,并使用蝙蝠算法对BP神经网络进行优化,识别准确率达到96%,平均分级时间在1.25 s以内,满足实际生产中对于苹果分级的需求,有助于实现对于苹果品级的准确识别。

1 材料与方法

1.1 系统总体结构

1.1.1 系统硬件设计 利用CCD工业相机(WP-GS130,华谷动力)、PC机(游匣G16,戴尔)、传送带、环形光源和遮光板搭建水果分级平台,如图1所示。

1.1.2 系统软件设计 经CCD工业相机采集的

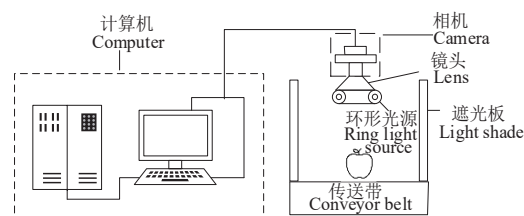


图1 系统硬件结构

Fig. 1 System hardware structure

图像经过灰度化、平滑滤波、形态学处理、阈值分割、边缘检测和颜色模型转换后,提取到苹果特征参数,可将得到的特征数据输入到训练好的BA-BP神经网络模型中进行分级。系统软件流程如图2所示。

1.2 样本选取

本文选取600个来自山东烟台的红富士苹果作为样本,其中500个苹果作为初始训练样本,100个苹果作为测试样本,根据表1所示苹果分级标准人工利用游标卡尺测量尺寸,其他特征参数通过肉眼观察外观进行判别,将600个苹果样本分为一等果、二等果、三等果和等外果,确保后续验证过程中结果的可靠性。

1.3 图像处理方法

1.3.1 图像预处理方法 通过MATLAB软件对图像进行背景分割,利用掩膜法去除图像中的背景信息,只保留苹果样本的图像。随后,将图像从RGB颜色模型转换为HSI颜色模型,然后进行灰度处理、双边滤波和图像阈值分割等操作。但此时,阈值分割后的图像边缘轮廓并不够平滑,存在部分噪音和空洞干扰,因此需要进行形态学腐蚀和膨胀操作^[5],以消除图片中存在的干扰。

1.3.2 改进的Canny边缘检测方法 在图像预处理完成后,需要提取苹果的边缘轮廓。主要包括4个步骤:双边滤波卷积平滑图像,计算每个像素点的梯度方向和强度,应用非极大值抑制消除杂散响应,使用最大类间方差法确定边缘阈值^[6]。

1.4 苹果特征参数提取

1.4.1 果径特征提取 果径大小是苹果的重要外部特征之一,一般采用最大横截面直径来表示,使用最小外接圆法对果径长度进行计算^[7]。

经过边缘检测的苹果图像的质心可以近似表示为最小外接圆的圆心,苹果的质心采用边缘像

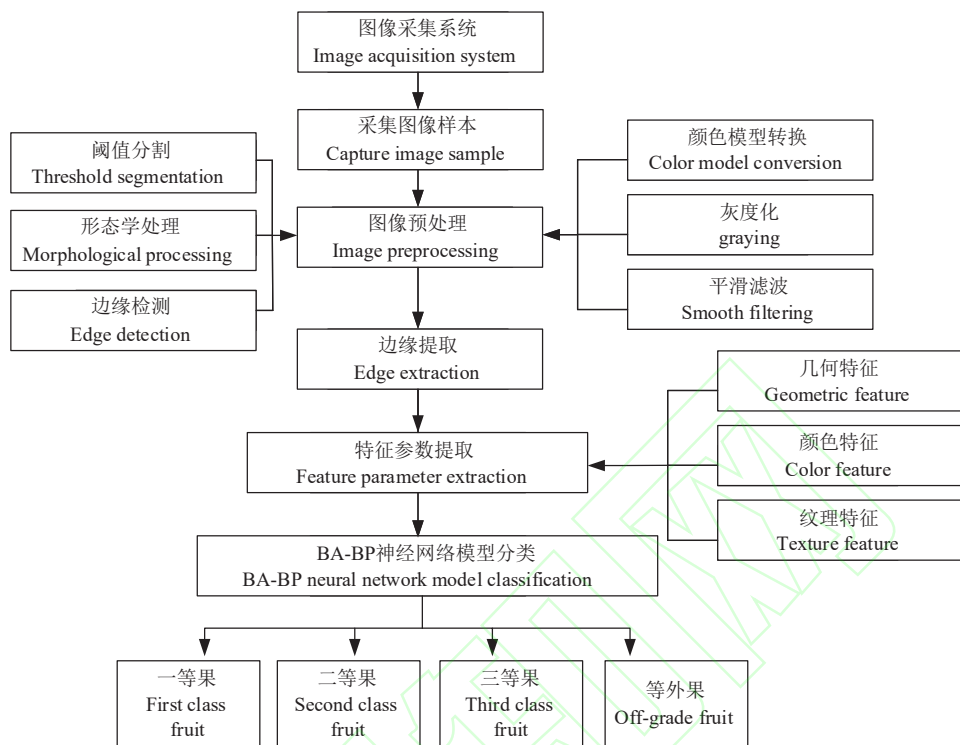


图2 图像采集系统流程

Fig. 2 Flow of image acquisition system

表1 苹果品质分级标准

Table 1 Apple quality grading standards

参数 Argument	一等果 First class fruit	二等果 Second class fruit	三等果 Third class fruit	等外果 Off-grade fruit
果径 Fruit diameter/mm	≥80	<80&≥70	<70&≥60	<60
色泽度 tincture	≥0.85	<0.85&≥0.75	<0.75&≥0.55	<0.55
圆形度 circularity	≥0.90	<0.90&≥0.85	<0.85&≥0.50	<0.50

素坐标的一阶矩表示,公式如下。

$$\begin{cases} \bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \\ \bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \end{cases} \quad (1)$$

式中, n 表示边界上总的像素个数; x_i 、 y_i 表示图像边缘像素的行下标和列下标; (\bar{x}, \bar{y}) 表示图像的质心坐标。

得到苹果图像的质心坐标 (\bar{x}, \bar{y}) 和边缘位置坐标 (x_i, y_i) 之后,按照最小距离(式2)计算出苹果所有边缘点和质点之间的距离^[8],将得到的所有

距离进行对比,距离最长的作为最小外接圆的半径(式3)。

$$d_i = \sqrt{(x_i - \bar{x})^2 + (y_i - \bar{y})^2} \quad (2)$$

$$D = \max(d_1, d_2, d_3, \dots, d_i) \quad (3)$$

式中, d 为外接圆半径; i 表示第 i 点, $i = 1, 2, 3, \dots, m$ (m 是提取的边缘点个数); D 为最大外接圆半径。

通过分别测量100个苹果样本的实际尺寸(长度单位)和最小外接圆半径(像素尺寸)数据后,使用MATLAB软件拟合后,得到苹果实际尺寸和最小外接圆之间的关系^[9]。拟合公式如式

(4)所示。

$$K = \frac{R}{r} \quad (4)$$

式中, K 为标定系数, R 为苹果半径的实际尺寸,mm; r 为苹果半径的像素尺寸。

1.4.2 色泽度特征提取 成熟苹果的HSI中色调 H 分量的红色值在 $0^\circ \sim 20^\circ$ 以及 $340^\circ \sim 360^\circ$ 之间^[10]。因此,可以选取 $0^\circ \sim 20^\circ$ 以及 $340^\circ \sim 360^\circ$ 范围内的像素数来近似表示苹果的红色部分像素数量,计算苹果上红色的着色率(式5)。

$$\text{着色率} = \frac{\text{苹果红色部分像素数量}}{\text{苹果总像素数量}} \quad (5)$$

1.4.3 圆形体特征 形状是描述水果外观的关键视觉特征,本研究采用圆形体表示苹果形状。标准圆的周长和面积对应的半径是相同的,圆形状越是规则,两个半径相差就越小,因此,可以利用同一区域的面积和周长各自对应半径的比值来计算圆形体^[11]。

$$r_s = \sqrt{\frac{S}{\pi}} \quad (6)$$

$$r_l = \frac{L}{2\pi} \quad (7)$$

$$E = \left(\frac{r_s}{r_l}\right)^2 = \frac{4\pi S}{L^2} \quad (8)$$

式中, S 、 L 分别为区域的面积和周长; r_s 、 r_l 分别为面积对应半径和周长对应半径; E 为圆形体。

1.4.4 纹理特征 苹果的内部品质可以通过果实表面的纹理特征来衡量,这也是衡量苹果品质的重要指标之一。本文使用苹果图像的灰度共生矩阵(gray-level co-occurrence matrix, GLCM)来反映图像的纹理特征,选取灰度共生矩阵^[12]中4个具有代表性的特征值进行分析。角二阶矩(angular second moment, ASM, 又称能量)能量(ASM)主要反应图像中纹理特征的粗糙度,对比度(contrast, CON)反映了图像中不同灰度级之间的差异程度,熵(entropy, ENT)反映了图像中纹理特征的复杂度,反差分矩阵(inverse differential moment, IDM)反映了纹理的清晰度和规律性,计算公式如下。

$$ASM = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i,j)^2 \quad (9)$$

$$CON = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (i-j)^2 p(i,j) \quad (10)$$

$$ENT = -\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i,j) \log p(i,j) \quad (11)$$

$$IDM = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i,j) / [1 + (i-j)^2] \quad (12)$$

式中, N_g 为灰度级数, $p(i,j)$ 为灰度值为 i 的像素与灰度值为 j 的像素在图像中出现的概率, i 和 j 分别表示灰度值。

1.5 蝙蝠算法

在蝙蝠算法中,每只蝙蝠都被看做“无质量、无大小”的粒子,代表着解空间中的1个可行解,对于不同的适应度函数,每只蝙蝠都有相应的函数值^[13]。通过对比每只蝙蝠的频率、速度、响度和脉冲发射率,确定群体最优解,进而获得当前全局最优解。算法中每只蝙蝠的频率、速度以及位置更新式如下。

$$f_i = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min})\beta \quad (13)$$

$$v_i^t = v_i^{t-1} + (x_i^{t-1} - x_*)f_i \quad (14)$$

$$x_i^t = x_i^{t-1} + v_i^t \quad (15)$$

式中, $\beta \in [0,1]$ 是随机向量; x 是群体中当前局部最优解(位置); f_i 是蝙蝠发出的声波频率,调整区间为 $[f_{\min}, f_{\max}]$ 。

蝙蝠以随机游走的方式探寻周围区域,则蝙蝠探索新位置方程如下。

$$x_{\text{new}} = x_{\text{old}} + \varepsilon A^t \quad (16)$$

式中, $\varepsilon \in [-1,1]$,为随机向量; A^t 为整个种群第 t 代响度的平均值; x_{new} 和 x_{old} 分别表示蝙蝠的新位置和当前所处位置。

当蝙蝠在逐渐靠近猎物时,随着迭代次数的增加,响度 A^t 逐渐降低,同时脉冲发射速率不断增加,其更新式如下。

$$A_i^{t+1} = \alpha A_i^t \quad (17)$$

$$r_i^{t+1} = r_i^0 [1 - \exp(-\gamma t)] \quad (18)$$

式中, $\alpha \in (0,1)$,是声波响度衰减系数; $\gamma > 0$,是脉冲强度增强系数。当迭代次数 t 趋于正无穷时,响度 A_i^t 趋于0,脉冲发射率 r_i^t 趋于 r_i^0 , r_i^0 是初始脉冲发射率。

1.6 BA-BP模型搭建

神经网络的输入层节点数为特征向量的个数,输出层节点数为分类类别数。由Kolmogorov^[12]定理可知,3层神经网络可以趋近任意的非线性结构。隐含层节点数对神经网络的识别效果及效率影响很大,其确认原则^[13]为:能正确反应输入输出关系的基础上,选用较少的隐含层节点数,以使网

络结构简单。对于包括1个单隐含层的3层BP神经网络,可根据经验公式(19)选择隐含层节点数。

$$n_1 = \sqrt{n + m} + a \quad (19)$$

式中, n 为输入层节点个数, m 为输出层节点个数, a 取1~10的常数。

节点传递函数选用线性函数Purelin,训练函数选用双曲正切函数Tansing。

1.7 BP神经网络优化

由于BP神经网络中权值和阈值的初始值对于BP神经网络模型的精确度有较大影响,故根据蝙蝠算法寻找全局最优解中的优势,将蝙蝠算法与BP神经网络相结合,通过蝙蝠算法来初始化BP算法的权值和阈值,提高BP神经网络的收敛速度和预测精度^[14]。

使用蝙蝠算法优化BP神经网络的权值和阈值参数,建立基于蝙蝠算法优化的BA-BP分类模型^[15]:①将样本数据划分为训练集和测试集,并进行特征归一化和标签编码;②将原始BP神经网络的分类准确率作为目标函数,对蝙蝠算法进行初始化;③利用蝙蝠优化算法,以目标函数取值最大为寻优目标,获取最佳权值和阈值参数;④利用测试集数据对优化后的BP神经网络进行测试;⑤输出基于蝙蝠算法的BP神经网络分类模型的

测试集分类结果。

2 结果与分析

2.1 图像处理结果

2.1.1 图像预处理结果 图3为苹果图像样本经过预处理后的效果图,可以看出,经一系列处理后得到的苹果图像边缘轮廓平滑,存在的噪音和空洞干扰被消除,便于后续特征的提取。

2.1.2 改进的Canny边缘检测算法检测效果 改进前后的Canny边缘检测算法提取到的苹果边缘轮廓如图4所示。可以看出,改进后的检测算法在精准定位和抗噪声方面表现更好,能够轻松检测到细微的边缘,从而获得更清晰的苹果轮廓图像,提高果径和周长计算的精度。

2.2 苹果特征参数分析

2.2.1 果径特征 利用最小外接圆法求取最小外接圆的半径(像素单位)之后,便可在提取到的边缘图像的基础上画出该最小外接圆,如图5所示。根据得到的100组 K 值,求其平均值即得到标定系数 $K = 0.089$,即1个像素代表的实际物理尺寸为0.089 mm。

2.2.2 色泽度特征 图6为样本图像中着色区域

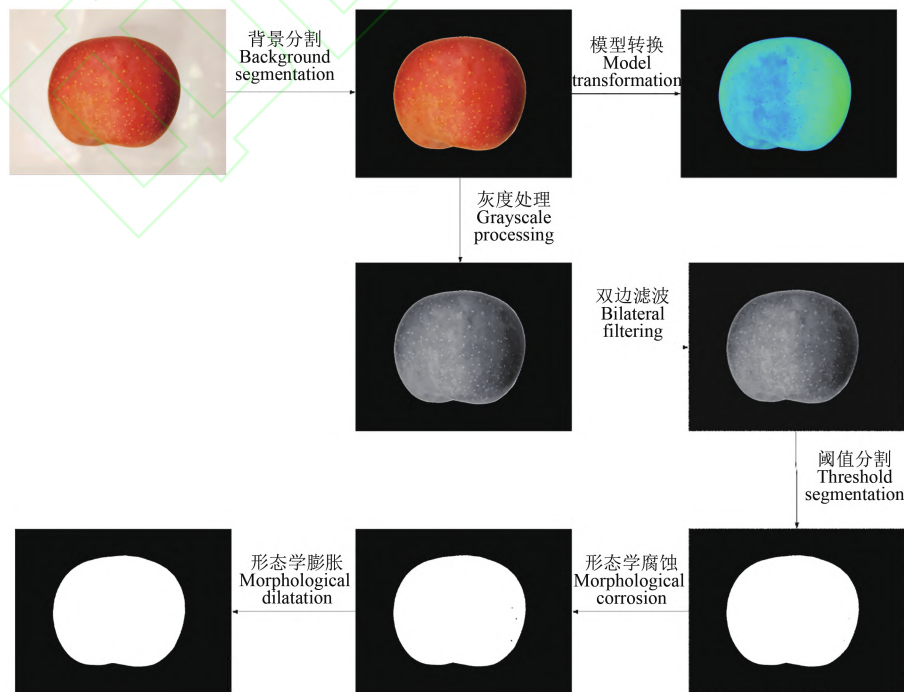


图3 图像预处理

Fig. 3 Image preprocessing

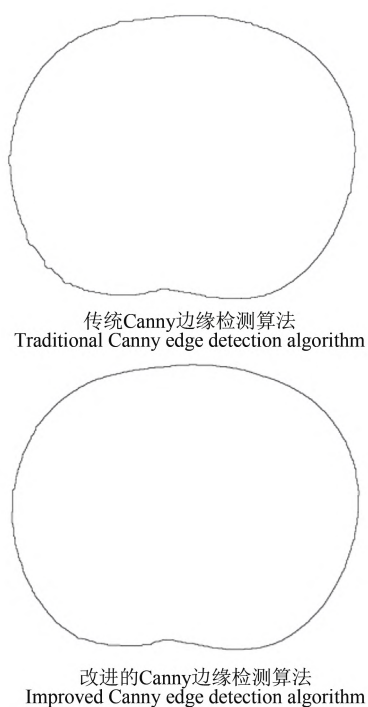


图4 苹果边缘检测结果

Fig. 4 Apple edge detection result

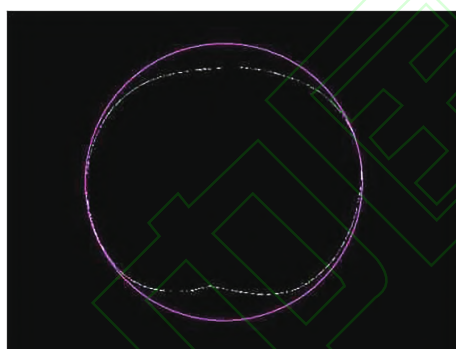


图5 苹果的最小外接圆图像

Fig. 5 Smallest circumscribed circle image of an apple

的分割效果图。可以看出,利用本方法基本可以将苹果中的红色区域完整提取出来从而达到计算苹果红色着色率的目的。

2.2.3 圆形度特征 从式(8)表明, E 越接近1,圆形就越规则,当 $E=1$ 时,圆形为标准圆,图7为圆形度为0.875 87对应下的苹果的形状。

2.2.4 纹理特征 选取8个纹理特征相差较为明显的苹果,根据纹理特征强弱从1到8依次(强到弱)进行编号,利用灰度共生矩阵计算4个特征参数(ASM、CON、ENT、IDM),结果如表3所示,可以看出,纹理特征越强的苹果对应的角二阶矩、对比度、熵和反差分矩阵的值越高。

2.3 BA-BP模型隐含层节点数确定

本研究选取大小、颜色、形状、能量、对比度、熵、反差分矩阵7个特征向量,分级结果共分一等果、二等果、三等果、等外果4个类别。因此,输入层节点数为7,输出层节点数为4,隐含层层数为1。根据公式(19)计算隐含层节点个数应为[4, 13]。固定其余参数只改变隐含层节点数,固定其余参数只改变隐含层节点数,观察网络训练的平均误差和节点数之间的关系。如图8所示,在隐含层节点数为10时,网络训练的平均误差最小,因此确定隐含层节点数为10个。

2.4 2种模型分类结果比较分析

利用BP神经网络,BA-BP神经网络两种模型对实验样本进行分类研究^[16]。本文在MATLAB R2018a环境中构建算法模型。2种算法的训练集为500组,测试集为100组。

BP神经网络训练时设置的最大网络步数和学习率为1 000步和0.01,网络误差设置为0.000 1。

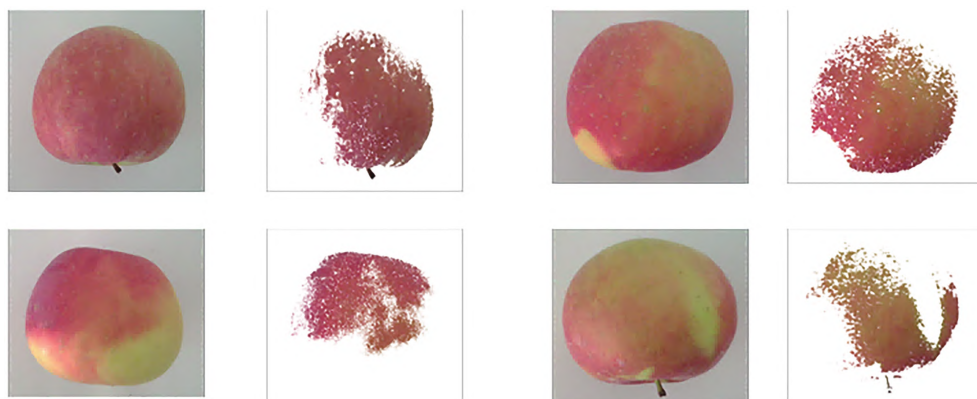


图6 苹果红色区域的分割效果图像

Fig. 6 Segmentation effect image of apple red area

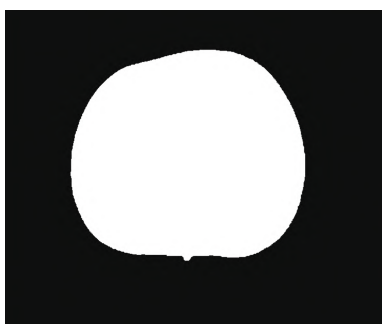


图7 样本圆度值

Fig. 7 Roundness values of sample

表2 苹果纹理特征统计结果

Table2 Statistical results of apple texture characteristics

样本编号 Sample number	角二阶矩 ASM	对比度 CON	熵 ENT	反差分矩阵 IDM
1	0.70	0.47	9.64	0.91
2	0.68	0.46	9.01	0.86
3	0.68	0.41	8.21	0.84
4	0.60	0.42	7.32	0.76
5	0.56	0.38	6.54	0.77
6	0.50	0.33	5.21	0.64
7	0.49	0.26	4.32	0.62
8	0.32	0.05	2.11	0.55

通过训练集不断对网络进行训练,直到神经网络收敛。然后利用训练好的神经网络模型对测试集进行分类。从图9可以看出,有2个一等果被错误分类为二等果,2个二等果被错误分为一等果,1个二等果被错误分为三等果,2个等外果被错误

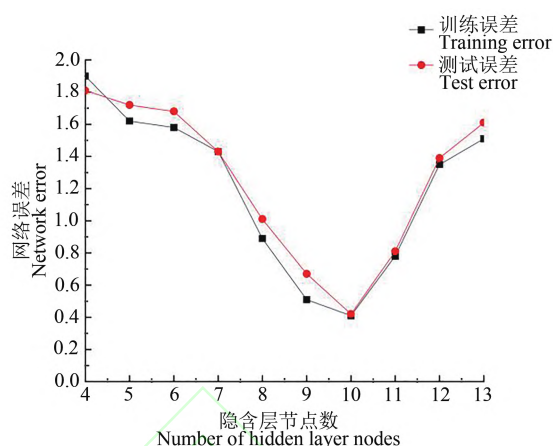


图8 网络误差曲线

Fig. 8 Network error curve

分为三等果,网络的识别精度为91%。

在BP神经网络算法基础上,利用蝙蝠算法进行权值和阈值的全局搜索(BA-BP神经网络)。蝙蝠算法中初始种群规模为30,最大进化代数数为50,脉冲发射速率为0.5。将训练集放入蝙蝠算法中不断地进行迭代,直到满足误差要求,解码出权值和阈值并将其应用于BP神经网络框架,对测试集进行分类。分类结果如图10所示,可以看出,有1个一等果被错误分类为二等果,1个二等果被错误分类为三等果,1个三等果被错误分类为二等果,1个等外果被错误分类为三等果,网络的识别精度为96%。

本研究设计了基于机器视觉和BA-BP的苹果分级系统,由实验数据可知,蝙蝠算法优化的BP神经网络识别精度达96%,系统的平均分级时

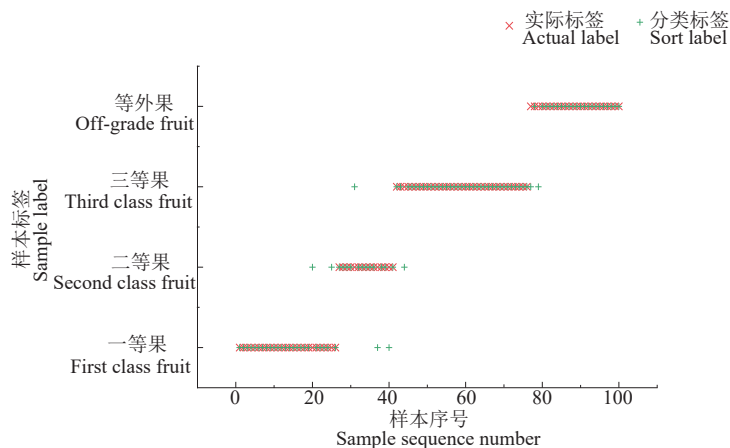


图9 BP神经网络分类结果

Fig. 9 Classification results of BP neural network

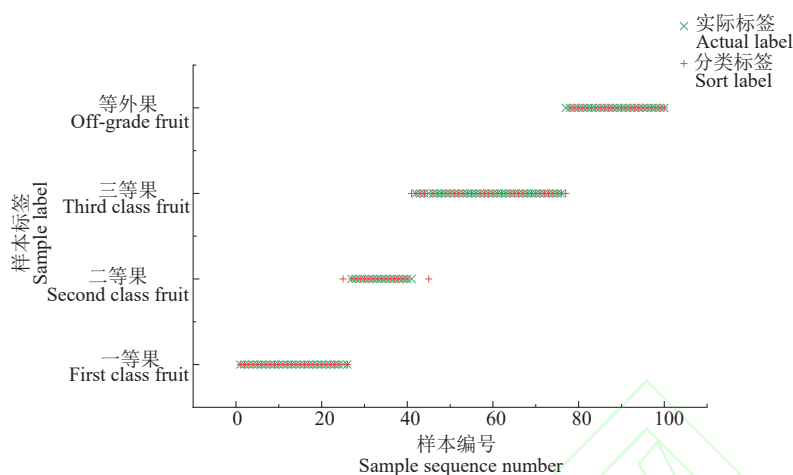


图 10 BA-BP神经网络分类结果

Fig. 10 BA-BP neural network classification results

间在 1.25 s 以内,性能优于初始 BP 神经网络。检测结果存在部分错误一方面是因为训练样本太少且特征向量数值过于接近;另一方面是因为样本 1~2 个特征向量数值过高,从而影响了最终的分级结果。

3 讨论

本文运用机器视觉技术对苹果大小、色泽度、圆形度和纹理特征进行检测,从而实现苹果的精确自动分级。通过改进 Canny 边缘检测算法,减少噪声并增加边缘细节,使用最大类间方差法得到的阈值自适应地替代人为设置的阈值,从而精确定位和检测到较为细微的边缘轮廓,提升边缘检测的精度。引入灰度共生矩阵,对苹果的纹理特征进行分析,结合苹果实际品质与表面纹理分布可得,能量值越大,纹理特征越粗糙;对比度越大,纹理特征越强;熵值越大,纹理特征越复杂;反差分矩阵值越大,纹理越清晰、越规则。利用蝙蝠算法优化 BP 神经网络,避免在搜索过程中陷入局部最优解,提高模型的识别精度,同时又克服因数数据集不足,造成训练不充分的缺点。

参 考 文 献

[1] 李龙,彭彦昆,李永玉,等. 基于纹理和梯度特征的苹果伤痕与果梗/花萼在线识别[J]. 农业机械学报, 2018, 49(11): 328-335.
LI L, PENG Y K, LI Y Y, *et al.* Online identification of apple scarring and stems /calyxes based on texture and edge gradient features [J]. Trans. Chin. Soc. Agric. Mach., 2018, 49(11):

328-335.

[2] ABDULLAH M Z, MOHAMAD-SALEH J, FATHINUL-SYAHIR A S, *et al.* Discrimination and classification of fresh-cut starfruits (*Averrhoa carambola* L.) using automated machine vision system [J]. J. Food Eng., 2005, 76(4):506-523.
[3] 唐晓彬,张瑞,刘立新. 基于蝙蝠算法 SVR 模型的北京市二手房价预测研究[J]. 统计研究, 2018, 35(11):71-81.
TANG X B, ZHANG R, LIU L X. Research on forecast of second-hand house price in Beijing based on SVR model of bat algorithm [J]. Stat. Res., 2018, 35 (11): 71-81.
[4] 黎成. 新型元启发式蝙蝠算法[J]. 电脑知识与技术, 2010, 6(23):6569-6572.
LI C. A new metaheuristic bat-inspired algorithm [J]. Computer Knowledge Technol., 2010,6(23):6569-6572.
[5] 韩天雨,路长厚,李建美,等. 利用图像处理技术测量丝杠螺距的机器视觉系统[J]. 山东大学学报(工学版), 2022, 52(3): 80-85.
HAN T Y, LU C H, LI J M, *et al.* A machine vision system for measuring screw pitch with image processing techniques [J]. Shandong Univ. (Eng.), 2022,52 (3): 80-85.
[6] 孙晓杰,梁义. 基于双阈值的图像边缘实时检测系统[J]. 仪表技术与传感器, 2019, 439(8):83-86,116.
SUN X J, LIANG Y. Real time image edge detection system based on double threshold [J]. Instrument Technol. Sens., 2019, 439 (8): 83-86,116.
[7] 刘新庭,匡迎春,陈焱,等. 基于最小外接圆直径的苹果分级研究[J]. 中国农学通报, 2015, 31(20): 239-243.
LIU X T, KUANG Y C, CHEN S, *et al.* Research on apple grading based on the minimum circumscribed circle diameter [J] China Agric. Sci. Bull., 2015, 31 (20): 239-243.
[8] 石瑞瑶,田有文,赖兴涛,等. 基于机器视觉的苹果品质在线分级检测[J]. 中国农业科技导报, 2018, 20(3):80-86.
SHI R Y, TIAN Y W, LAI X T, *et al.* Development of apple intelligent on-line inspection and classification system based on machine vision [J]. J. Agric. Sci. Technol., 2018, 20 (3): 80-86.

- [9] 谢忠红,郭小清,姬长英.基于颜色模型和纹理特征的彩色水果图像分割方法[J]. 计算机工程与科学, 2010, 32(1): 64-66, 100.
XIE Z H, GUO X Q, JI C Y. A method of color fruit image segmentation based on the color model and the texture feature [J]. Computer Eng. Sci., 2010, 32 (1): 64-66, 100.
- [10] 罗昔联,汪怡珂,韩霁昌,等.实验年限对砒砂岩改良风沙土微观结构的影响[J]. 西安交通大学学报, 2021, 55(12): 172-179.
LUO X L, WANG Y K, HAN J C, *et al.*. Influence of planting years on microstructure of sandy soil amended by soft rock [J]. J. Xi'an Jiaotong Univ., 2021, 55 (12): 172-179.
- [11] 毕明德,孙志刚,李叶松.基于机器视觉的布匹疵点检测系统[J]. 仪表技术与传感器,2012, 359(12):37-39,125.
BI M D, SUN Z G, LI Y S. Fabric defect detection system base on machine vision [J]. Instrument Technol. Sens., 2012, 359 (12): 37-39,125.
- [12] 刘国欣. Kolmogorov 三级数定理的推广[J]. 数学物理学报, 1995(3):311-314.
LIU G X. A generalization of Kolmogorov's third-order number theorem [J]. Acta Mathematica Scientia,1995(3):311-314.
- [13] 焦敬品,李勇强,吴斌,等.基于BP神经网络的管道泄漏声信号识别方法研究[J]. 仪器仪表学报,2016,37(11):2588-2596.
JIAO J P, LI Y Q, WU B, *et al.*. Research on acoustic signal recognition method for pipeline leakage with BP neural network [J]. Chin. J. Sci. Instrument, 2016,37(11):2588-2596.
- [14] 王宇轲. 基于BA-BP算法的汽车配件需求预测系统研究与实现[D]. 成都:西南交通大学, 2017.
WANG Y K. Research and implementation of automotive parts demand prediction system based on BA-BP algorithm [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2017.
- [15] 周磊,张杰.基于BA-BP开关磁阻电机电流分段建模研究[J]. 中国农机化学报, 2016, 37(8):136-138,154.
ZHOU L, ZHANG J. Segmentation current modeling of switched reluctance motor based on BP neural network optimized by bat algorithm [J]. J. Chin. Agric. Mechanization, 2016, 37 (8): 136-138,154.
- [16] 路永华. LIBS结合GA-BP神经网络与GA-SVM对塑料分类研究[J]. 激光与红外, 2022, 52(2):273-279.
LU Y H. Plastic classification research by LIBS combined with GA-BP-NN and GA-SVM [J]. Laser Infrared, 2022, 52 (2): 273-279.

(责任编辑:温小杰)