

基于 CT 图像的苹果苦痘病与磕碰伤识别

司永胜 曹珊珊 张晓雪 籍颖 吕继兴
(河北农业大学河北省农业大数据重点实验室, 保定 071001)

摘要: 对苦痘病进行持续、准确、量化的无损检测,以及育种专家对新品种苹果的抗苦痘病表型研究,都需要苦痘病准确识别技术的支持。针对磕碰伤对苦痘病识别产生干扰,降低了识别准确率问题,基于苹果 CT 图像,提出了一种苹果苦痘病和磕碰伤识别方法。首先,采用最大类间方差法、区域标记、中值滤波等方法,对 337 帧苹果 CT 图像进行图像分割和伤病区域定位;其次,对伤病区域进行特征提取,提取其形状特征、纹理特征和位置特征共 18 种特征信息;然后,利用多元逐步回归和类距离可分离性判据 2 种方法分别选取特征信息,将 2 种方法选出的相同特征作为本文的选用特征信息;最后,分别使用遗传算法优化的支持向量机和默认参数的支持向量机,对苹果苦痘病和磕碰伤进行识别。识别结果表明,经过遗传算法优化的支持向量机的总体识别准确率高于 93%,默认参数的支持向量机算法的总体识别准确率高于 84%。遗传算法优化后的支持向量机的识别准确率明显优于默认参数的支持向量机的识别准确率。

关键词: 苹果; 苦痘病; 磕碰伤; 遗传算法; 支持向量机; CT

中图分类号: S818; TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2021)10-0377-08 **OSID:** 

Recognition of Apple Bitter Pit and Bruise Based on CT Image

SI Yongsheng CAO Shanshan ZHANG Xiaoxue JI Ying LÜ Jixing
(Hebei Key Laboratory of Agricultural Big Data, Hebei Agricultural University, Baoding 071001, China)

Abstract: Continuous, accurate, and quantitative non-destructive testing of bitter pit, as well as research on the phenotype of new varieties of apples by breeding experts, require the support of accurate bitter pit identification technology. The presence of bruise will interfere with the recognition of bitter pit and reduce the recognition accuracy. Therefore, it is necessary to carry out research on the recognition of bitter pit and bruise. Based on the CT images of apples, a method for identifying apple bitter pit and bruise was proposed. The method such as maximum between-class variance, region labeling and median filtering were used to segment 337 apple CT images and locate the injured area. Following this step, a total of 18 features of the shape, texture and location of the injured area were extracted. Additionally, the feature information was selected using two methods of multiple stepwise regression and class distance separability criterion. The common features selected by the two methods were used as the selected feature information. Finally, the support vector machine optimized by genetic algorithm and the support vector machine with default parameters were used to identify apple bitter pit and bruise. The recognition results showed that the overall recognition accuracy of the support vector machine optimized by the genetic algorithm was higher than 93%, and the overall recognition accuracy of the support vector machine algorithm with default parameters was higher than 84%. The recognition accuracy of the support vector machine optimized by the genetic algorithm was obviously better than that of the support vector machine with default parameters. The research results can be used to cultivate the phenotype analysis of apple bitter pit and bruise.

Key words: apple; bitter pit; bruise; genetic algorithm; support vector machines; CT

0 引言

苦痘病是在苹果收获和存储期间容易产生的一种病害,一些果园的苦痘病发病率高达 50% 以上,给苹果生产者造成了很大的经济损失^[1-2]。苦痘病发病开始时,患病部位皮下的部分果肉发生褐变,并干缩成海绵状,病部表皮组织坏死,病害组织部位逐步变为暗褐色,向内凹陷并逐步深入果肉^[2]。一般认为苦痘病的发生和苹果的钙元素缺乏及氮浓度较高有关,但目前还没有完全揭示该病的原理^[3-4],甚至还有一些研究结果相互矛盾^[5-7]。苦痘病检测手段的局限性制约了苦痘病的研究进展,在对苦痘病的相关研究中,需要对患病苹果以及患病部位进行准确识别。目前,对苦痘病的患病与否及严重程度主要通过人眼根据果实表面的病斑数量和尺寸进行判别^[8-9]。然而,在发病初期,苦痘病在果实外部没有症状,所以很难识别患病初期的果实^[10]。

荧光成像技术曾被应用于苹果的苦痘病检测,但错误率较高,健康果实和患病果实的误识别率约为 50%^[11]。高光谱近红外成像系统也被成功应用于研究苹果的苦痘病病变^[12]。这两项研究是针对苹果表面的苦痘病症状进行检测。上述这些方法主要基于果实表皮或表皮很浅部位的信息,无法获取到果实内部苦痘病的信息^[10,12-13],因此,对苦痘病的识别准确率不高,并且不能识别患病早期的苦痘病果实。

CT(Computerized tomography) 全称为电子计算机断层扫描,堆叠的 CT 图像数据可以提供生物物质的物理和生理结构信息。文献[14-16]利用 CT 技术对苹果的酸度、可溶性固形物等内部品质进行了研究,取得了一定的成果。苹果苦痘病的成因和钙元素的浓度有关,果实的苦痘病部位和健康部位钙元素浓度不同,因此,患病部位和健康部位在 CT 图像中应该有不同显现。基于此假设,文献[10]基于 CT 成像技术利用逻辑回归对贮存期的苦痘病苹果和健康苹果进行了成功分类,但是成功率较低,总体精度为 70%,假阳性为 38%,假阴性为 22%,果实磕碰伤是影响准确率的主要因素。文献[17]利用 CT 成像技术对苦痘病在果实表面和果实内部的发展情况进行了研究,对不同的患病部位进行识别,和文献[10]研究类似,果实的磕碰伤影响了研究的准确性。苹果在采后贮运过程中经常会受到轻微的挤压、振动、碰撞等,从而造成磕碰伤。磕碰伤在早期难以识别,随着时间的推移,微生物、病原体等会入侵苹果的磕碰伤部位,从而导致苹果腐烂^[18]。

为了更深入地研究苦痘病的发病机理,需要对

病害的产生、发展进行持续、准确、量化的无损检测。此外,为了培育抗苦痘病的苹果品种,育种专家开始尝试利用基因技术等手段^[5,10]。上述研究中对苹果苦痘病的量化以及对新品种苹果的抗苦痘病表型研究,都需要苦痘病准确识别技术的支持。文献[10]研究表明,磕碰伤影响了苹果苦痘病识别的准确率。

本文基于 CT 成像技术,实现苦痘病和磕碰伤的识别,以期提高苹果苦痘病的识别率,为苹果苦痘病的研究提供技术支持。

1 材料与方法

1.1 数据采集

从市场购买 56 个富士苹果,其中外表健康苹果 27 个,外表有微小苦痘病病斑苹果 29 个,将所有苹果随机分于 A、B 两箱放置。A 箱中存放 32 个苹果,每层 8 个苹果,共 4 层。B 箱中存放 24 个苹果,每层 8 个苹果,共 3 层。摆放时,保证每个苹果都是花萼朝下,果顶朝上。不同层苹果都有泡沫隔板隔开,以免苹果产生挤压。为便于后期识别,每个苹果用记号笔标有序号。

将苹果贮存在 3℃ 的冷藏室中放置 10 d,苦痘病病斑略有增大,患病苹果表皮病斑直径最大约为 4 mm。从两箱苹果中取出健康果 12 个、患病果 16 个进行磕碰伤实验,实验方法与文献[20]类似:将苹果由 30~40 cm 高度自由跌落到瓷砖地面,苹果磕碰位置随机。磕碰后的苹果放回箱子原位置。磕碰伤为内部损伤,苹果表面没有破损,人眼不容易辨别正常表面和损伤。随后由医院的 CT 设备操作人员将两箱苹果放入 CT 机进行扫描,获取苹果的 CT 图像。图 1 为苹果的摆放示例图。CT 机的型号为飞利浦 Brilliance iCT。本文的数据处理与分析采用 Matlab 2017a 软件。

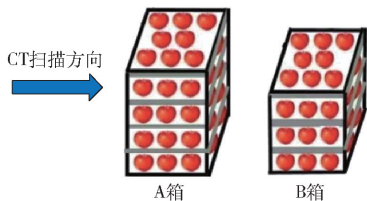


图 1 苹果摆放示例图
Fig. 1 Apple's layout

扫描后得到 337 帧 CT 扫描图像,每帧扫描图像中包含多个苹果,将 337 帧图像裁剪为 1 094 幅子图像,使每幅子图像包含 1 个苹果。具体裁剪方法如下:

利用 OTSU 法进行二值化后,对二值图像进行区域标记,并去除面积小于 500 像素的区域^[21]。然后对区域标记后的图像中的所有区域求取最小外接

矩形^[10],如图 2 所示,根据最小外接矩形的位置并将所有边长增加 50 像素进行裁剪,则可得到只包含 1 个苹果的子图像。

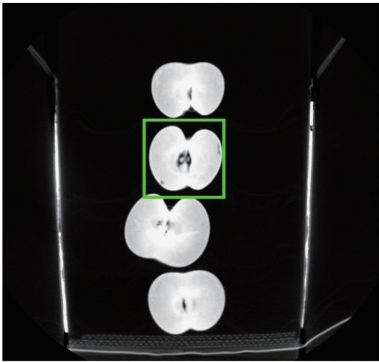


图 2 最小外接矩形
Fig. 2 Bounding box model

根据苹果体积的不同,每个苹果有 5 ~ 11 幅子图像,将每个苹果的子图像按序号和扫描出的顺序重新命名。本文基于上述子图像进行研究。

1.2 伤病区域定位

将图像中苦痘病和苹果磕碰伤区域定义为伤病区域,为便于后期的特征提取和分类识别,需准确定位苹果图像内部的伤病区域。在面积大于 5 000 像素的果实图像中,存在果核。苹果果核和伤病区域颜色类似,在自动定位伤病区域时会造成干扰。苦痘病一般不出现在苹果果核部位^[10],故对果核部分进行去除。首先对图像进行中值滤波后提取果实的边缘,计算果实质心到边缘像素的距离并取均值,将其视为果实半径。以质心为圆心,以果实半径为半径画圆,将圆内的像素转换为背景,从而去除果核。去除果核后的伤病区域与图像其他部分的灰度值有明显差异,利用 OTSU 法进行图像二值化,得到伤病区域的定位。图 3 为伤病区域定位过程。

1.3 特征信息提取

特征信息的提取与选取对分类识别结果有很大影响,对原始图像预处理后,本文提取了伤病区域的形状特征、纹理特征和位置特征,共 18 种特征信息^[22],见表 1。并得到一个 108 行、18 列的特征矩阵,其中属于苹果苦痘病的特征信息 57 组,属于磕碰伤的特征信息 51 组。

表 1 所述特征中,需要对位置特征的确定进行说明:根据预处理时去果核操作,得到苹果果核上下顶点坐标,以上下顶点坐标左右延长作直线,得到图 4 中的直线 L_1 和直线 L_2 。以直线 L_1 和直线 L_2 作为分界线,将苹果 CT 图像进行大致均等分割,直线 L_1 以上部分苹果的茎端标记为 1,直线 L_1 与直线 L_2 之间苹果中部标记为 2,直线 L_2 以下部分苹果的花萼末端标记为 3。根据苹果苦痘病和磕碰伤所处

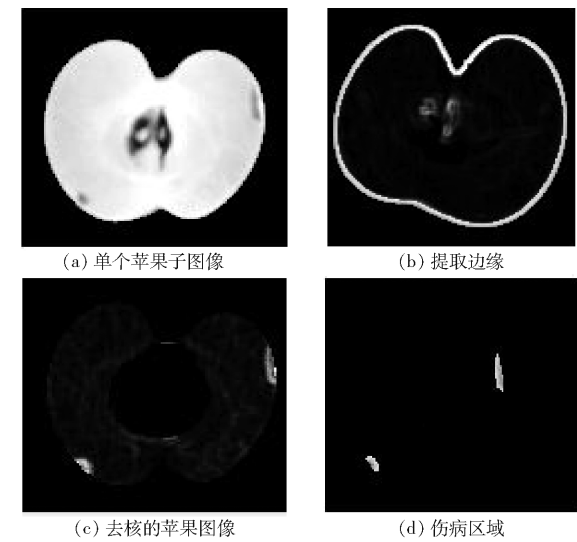


图 3 伤病区域定位
Fig. 3 Injuries regional location

表 1 特征信息
Tab. 1 Feature information

特征类型	名称	含意
形状特征	Area	像素总数(总面积)
	MajAxisL	具有相同标准二阶中心矩椭圆的长轴长度
	MinAxisL	具有相同标准二阶中心矩椭圆的短轴长度
	Orie	具有相同标准二阶中心矩椭圆长轴与 x 轴的交角
	Eccent	具有相同标准二阶中心矩椭圆的离心率
	Conve	填充伤病区域凸多边形图像中的 on 像素数(标定区域值为 1 的像素数)
	Filled	填充伤病区域图像中的 on 像素数(标定区域值为 1 的像素数)
	EquivD	等价直径(具有相同面积的圆直径)
	Extent	同时在伤病区域和其最小边界矩形中的像素比例
	Perimeter	周长
	Metricl	似圆度
	Solidity	同时在伤病区域和其最小凸多边形中的像素比例
纹理特征	Grayaver	灰度均值
	Varie	方差
	Mmax	灰度最大值
	Mmin	灰度最小值
	Ment	信息熵
位置特征	Position	所在苹果上的位置

位置提取位置特征。当伤病区域横跨在分界线 L_1 或 L_2 上时,根据伤病区域所在部分面积最大确定位置特征。

1.4 特征信息选取

特征信息的选取对识别准确率有很大影响。本文采用多元逐步回归(Stepwise multiple linear

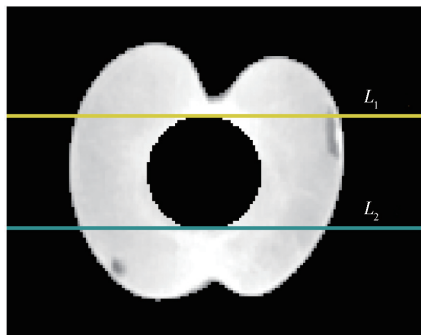


图4 位置特征划分
Fig.4 Location feature division

regression, SMLR)和基于类距离的可分离性判据两种方法对特征信息进行选取,以选取的共同特征信息作为本文的特征信息,用于对苹果苦痘病和磕碰伤识别。

1.4.1 多元逐步回归

多元逐步回归是研究多个变量之间相互依赖关系的优化方法。其原理^[23]为,从一个解释变量出发,根据解释变量对被解释变量影响显著性,从大到小引入回归方程,同时将对被解释变量影响不显著的解释变量剔除。当引入一些解释变量导致之前的解释变量失去重要性时,也将其从回归方程中剔除,直到回归方程中只包含对被解释变量有显著影响的变量Y。多元逐步回归方程为

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_p x_p \tag{1}$$

式中 p ——解释变量个数
 β_p ——回归方程各指标的回归系数
 x_p ——解释变量
 Y ——被解释变量

1.4.2 基于类距离的可分离性判据

在进行特征选取时,需依据一个定量分析的方法衡量特征信息对分类的有效性,这种方法被称为类可分离性判据^[24]。依据类可分离性判据对这些特征信息进行特征选取,选择一个能最大化分类性能且之间冗余性最小的特征子集^[25]。

类可分离性判据大体分为基于几何距离的可分离性判据、基于类的概率密度函数的可分离性判据与基于熵的可分离性判据。由于本文提取的特征信息是多特征、非线性的,故使用基于几何距离的可分离性判据中类距离的可分离性判据进行特征信息选取。基于类距离的可分离性判据是一种常用的判据,它实际上是各类特征向量之间的平均距离,即特征向量之间的矩阵距离,特征信息之间的类距离越大则该特征越易于分类^[26]。

1.5 苦痘病和磕碰伤识别

1.5.1 支持向量机

采用构建支持向量机模型对苹果苦痘病和磕碰伤进行识别。支持向量机是常用的分类方法,其泛

化能力强,可以有效避免过拟合、神经网络中的局部最小化,以及样本维数高导致的计算量大的问题^[27-28]。

对于线性不可分数据集 $[x_i, y_i], x_i \in \mathbf{R}^n, y_i \in \{-1, 1\}$ 。此时支持向量机为求解一个最优化问题

$$\begin{cases} \min \left\{ \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + c \left(\sum_{i=1}^l \xi_i \right) \right\} \\ \text{s. t. } y_i (\omega x_i + b) \geq 1 - \xi_i \\ (\xi_i > 0; i = 1, 2, \dots, l) \end{cases} \tag{2}$$

式中 ξ ——松弛变量
 c ——正则化参数
 ω ——权值向量,决定了超平面的方向
 b ——偏置向量

引入 Lagrange 乘子法求解上述方程,并分别对 ω, b 求偏导数令其等于零,根据求解对偶问题,得到最终表达式为

$$\begin{cases} \max Q(a) = \sum_{i=1}^l a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l a_i a_j y_i y_j K(x_i, x_j) \\ \text{s. t. } \begin{cases} \sum_{i=1}^l a_i y_i = 0 & (0 \leq a_i \leq c) \\ \sum_{j=1}^l a_j y_j = 0 \end{cases} \end{cases} \tag{3}$$

式中 a_i, a_j ——Lagrange 乘子
 $K(x_i, x_j)$ ——核函数

支持向量机核函数中,径向基核函数适用于非线性问题分类,对于大样本或小样本,都有较好的性能,其计算复杂度不随着参数变化发生改变^[27-29]。本文采用径向基核函数构建支持向量机模型,其表达式为

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad (\gamma > 0) \tag{4}$$

式中 γ ——可调核参数,默认值为1/7

1.5.2 遗传算法优化支持向量机参数

正则化参数 c 和核参数 γ 对于支持向量机模型的识别结果有较大影响^[30]。因此在使用支持向量机模型进行识别时,需要对正则化参数 c 和核参数 γ 进行调节和优化。默认参数的支持向量机在进行参数选择时,多是用网格遍历等方法确定,效率低,耗时长。

遗传算法(Genetic algorithm, GA)是一种模拟自然进化过程搜索最优解的方法,具有高效、并行、全局搜索等优点,在搜索过程中依据优胜劣汰原则,信息交换随机,会自动获取积累空间的信息知识而得到最佳值^[31]。采用遗传算法优化支持向量机,找到参数 c 和 γ 的最优解。

算法步骤如下:

(1)种群初始化:采用 7 位长度的二进制字符串对正则化参数 c 和核参数 γ 进行编码。

(2)适应度函数:本文将 K-fold 交叉验证的 SVM 分类准确率作为适应度函数值,初始化的个体值(c 和 γ)作为 K-fold 交叉验证的输入,K-fold 交叉验证法是将原始样本分成 K 组,将每个子集样本分别作为一个测试集,其余 $K - 1$ 组样本作为训练集,得到 K 个 SVM 分类模型,用这 K 个模型最终测试集的平均分类准确率作为适应度函数输出值。根据交叉验证分类准确率的升序排序位置,将适应度函数输出值映射到 0 ~ 100% 之间,映射公式为

$$F(R) = \frac{R - 1}{N - 1} \times 100\%$$

(5)

式中 R ——平均分类准确率的升序排序位置
 N ——种群数量,取 20
 F ——适应度

(3)选择操作:设定适应度筛选阈值为 20%,淘汰适应度小于 20% 的个体,选择优良个体进行后续操作。

(4)交叉、变异操作:使用单点交叉,设定交叉概率为 0.7,随机产生交叉点并交换两父代的右半部分;使用二进制变异,设定变异概率为 0.035,对进行变异的个体随机选择变异位进行变异,将染色体二进制位逻辑取反。经过交叉和变异产生新的个体,补全种群数量,增强算法全局搜索能力。

经过上述遗传算法优化选择后,得到正则化参数 c 和核参数 γ 最佳组合,将其引入支持向量机模型中,以提高支持向量机模型的识别准确率。

2 结果分析

2.1 特征信息选取

采用多元逐步回归和类距离可分离性判据对提取到的苹果苦痘病和磕碰伤处的特征信息进行选取。将这 2 种方法选取得到的共同特征信息作为本文的选用特征信息,用于后续对苹果苦痘病和磕碰

伤的识别。

将 18 种特征信息作为解释变量依次引入多元逐步回归模型,得到了 4 种对被解释变量即真实值影响最显著的特征信息,分别为 Position、Metricl、MajAxisL、Mmin,其显著性差异 $P < 0.05$ (具有极其显著的统计学差异)。

采用类距离可分离性判据对 18 种特征信息选取,图 5 为这 18 种特征信息的类距离,图中,1 ~ 18 分别表示 Area、MajAxisl、MinAxisL、Orie、Eccent、Conve、Filled、EquivD、Extent、Perimeter、Metricl、Grayaver、Varie、Mmax、Mmin、Ment、Solidity、Position。根据类距离,选取前 5 种类距离较大的特征信息,分别为 Metricl、MajAxisL、Eccent、Position、Solidity。

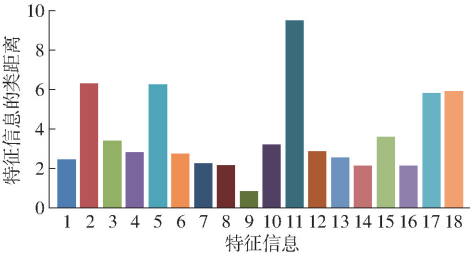


图 5 特征信息的类距离

Fig. 5 Category distance of feature information

结合多元逐步回归和类距离的可分离性判据对特征信息的选取结果,选取共同特征信息,得到 3 种对苹果苦痘病和磕碰伤识别影响显著的特征信息,分别为 Position、Metricl、MajAxisL。绘制出相应的特征数据可视化图,将苹果苦痘病和磕碰伤分别用不同的颜色标出,更加直观地观察这 3 种特征信息的分布。图 6 为这 3 种特征的数据可视化图。

从 Position 上可以看出,苦痘病的病害部分大部分都发生于花萼末端,即花萼部位,其它位置有极少量分布,这和文献[2]的研究相符,尽管随机选取位置进行磕碰,但是磕碰伤大多分布在中部,这可能和评估的形状相关。特征信息 Metricl 和 MajAxisL 均属于形状特征,结合 2 种特征数据可视化图可以看出,苹果苦痘病似圆度与标准二阶中心

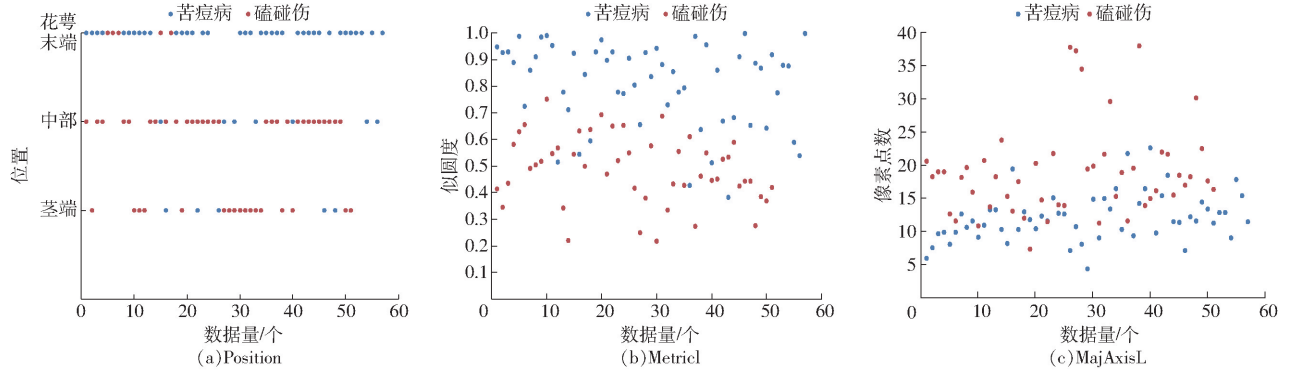


图 6 特征数据可视化

Fig. 6 Feature data visualization

矩椭圆长轴长度的数据和苹果磕碰伤的似圆度与标准二阶中心矩椭圆长轴长度的数据相比较小,且在标准二阶中心矩椭圆长轴长度中磕碰伤的数据最大可接近 40 像素。由此可以得知苹果苦痘病的形状与磕碰伤相比更规则,这是因为磕碰伤的产生比较随机,因此形成的磕碰伤形状各异。

根据以上分析,特征信息 Position、Metricl、MajAxisL 可用于作为识别分类苹果苦痘病和磕碰伤的特征信息。

2.2 识别结果分析

为了保证数据的真实可靠性,对应苹果标号,将含有伤病的苹果进行实际切片处理,切片时对照苹果 CT 图像,保证伤病区域可以在苹果切面显现。苦痘病病斑多于内部发生,所处深度距苹果表面约 3 mm。由 3 位苹果园艺专家根据苹果苦痘病及磕碰伤的病理特征,对苹果切面上的伤病区域进行鉴别,将鉴别结果作为真实值。在构建苹果苦痘病和磕碰伤识别模型时,首先将 108 组苹果苦痘病和磕碰伤数据按 7:3 和 8:2 的比例随机分为训练数据和测试数据;之后分别使用默认参数的支持向量机和遗传算法优化的支持向量机(GA-SVM)建立苹果苦痘病和磕碰伤的识别模型,使用训练数据对模型进行训练,利用测试数据对模型进行测试。

默认参数的支持向量机对苹果苦痘病和磕碰伤的识别结果总体准确率高于 84%,平均误差为 14.6%。遗传算法优化的支持向量机对苹果苦痘病和磕碰伤的识别结果总体准确率高于 93%,平均误差为 5.4%。

默认参数的支持向量机误识别的主要原因是伤病区域特征信息具体数据值分布特点不明显,以及正则化参数 c 和核参数 γ 值不恰当导致对支持向量机泛化能力的影响。如图 7 所示,通过 3 名苹果园艺专家鉴别,此伤病区域为苦痘病,极易被误判为磕碰伤,其特征信息 Position 为 1、Metricl 为 0.543 6、MajAxisL 为 19.442 6。根据图 6 可知,苦痘病区域的 Position 数据值大多分布于位置 3, Metricl 多分布于 0.7 以上, MajAxisL 多数小于 15。所以在默认参数的支持向量机中,特征信息数据分布特点不明显的伤病区域极易被误判,经过遗传算法优化后的支持向量机算法,可以更好地识别特征信息分布不明显的伤病区域,提高苹果苦痘病和磕碰伤的识别准确率。

采用遗传算法对支持向量机的正则化参数 c 和核参数 γ 进行优化时,种群个体适应度和迭代次数之间的关系曲线如图 8 所示。从图 8 可以看出,随着迭代次数的增加,种群的最优个体适应度增加,最

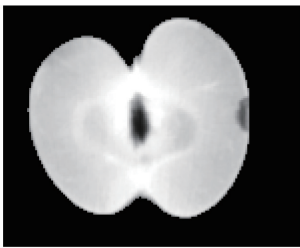


图 7 误检测样本
Fig. 7 False detection sample

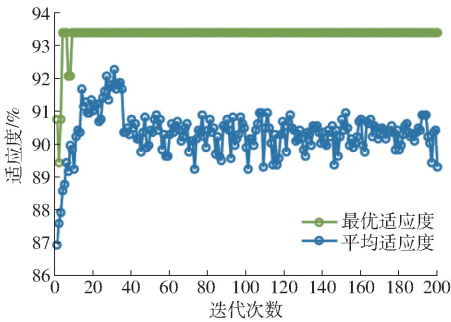


图 8 适应度随迭代次数的变化曲线
Fig. 8 Fitness function value

后大致稳定在 93.4%,此时正则化参数 c 和核参数 γ 的最佳组合为 $\{c = 27.306\ 3, \gamma = 2.498\ 9\}$ 。将优化结果引入支持向量机模型中对苹果苦痘病和磕碰伤进行识别,达到最优的分类性能。

为了验证遗传算法优化正则化参数 c 和核参数 γ 对支持向量机模型的影响,将默认参数的支持向量机与 GA-SVM 对苦痘病和磕碰伤识别的结果作对比,具体识别结果如表 2 所示。

表 2 识别结果
Tab. 2 Recognition result

方法	训练数据与 测试数据比例	准确率/ %	运行时间/ s
默认参数的支持向量机	7:3	84.4	10.934 084
	8:2	86.4	12.773 174
GA-SVM	7:3	93.7	4.330 728
	8:2	95.5	4.605 296

通过表 2 可知,GA-SVM 对苹果苦痘病和磕碰伤的识别准确率远高于默认参数的支持向量机,且其运行时间也短于默认参数的支持向量机。遗传算法具有高效、并行、全局搜索等优点,可以高效、快速地完成参数的全局搜索,得到最优参数,GA-SVM 的识别准确率和运行时间都明显优于默认参数的支持向量机。

统计检测结果,共检测出 57 个苦痘病病斑,33 个苦痘病病斑位于苹果表面,分布于 29 个苹果样本;24 个苦痘病病斑位于苹果内部,其中 19 个苦痘病病斑位于 10 个表面带有病斑的苹果样本内部,5 个苦痘病病斑位于 2 个表面健康的苹果样本内

部。该检测结果和文献[10,17]的结论相符,即较大比例的苦痘病于苹果的内部产生,并且在部分果实中,病斑完全存在于果实内部。

研究表明,GA-SVM 分类算法可以快速、准确地识别苹果苦痘病和磕碰伤,证明了遗传算法优化支持向量机模型的优越性。

3 结论

(1)对 CT 图像进行预处理,得到伤病区域,并对伤病区域进行形状特征、纹理特征及位置特征的提取,为特征选取奠定了基础。

(2)为了选取得到识别苹果苦痘病和磕碰伤的特征信息,利用多元逐步回归和类距离可分离性判

据 2 种方法分别选取特征信息,根据 2 种方法选取的重合特征信息,得到 3 种特征信息作为选用特征信息。

(3)利用遗传算法优化支持向量机模型,实现了正则化参数 c 和核参数 γ 的自动优化,克服了支持向量机参数选择的盲目性,提高了支持向量机模型的识别准确率。

(4)将 GA-SVM 与默认参数的支持向量机对苹果苦痘病和磕碰伤进行识别的结果作对比。GA-SVM 的识别准确率高达 95.5%,其识别准确率和运行时间都明显优于默认参数的支持向量机,证明了遗传算法优化支持向量机模型的优越性。

参 考 文 献

[1] 彭勇,王君晓,马玉荣,等. 调环酸钙协同硝酸钙控制采后富士苹果苦痘病[J]. 食品科学,2020,41(3):205-211.
PENG Yong, WANG Junxiao, MA Yurong, et al. Inhibitory effect of prohexadione-calcium combined with calcium nitrate on bitter pit of Fuji apple[J]. Food Science, 2020, 41(3): 205-211. (in Chinese)

[2] 余贤美,聂佩显,薛晓敏,等. 苹果苦痘病对果实可溶性固形物含量的影响[J]. 山东农业科学,2016,48(5):105-107.
YU Xianmei, NIE Peixian, XUE Xiaomin, et al. Influence of bitter pit disease on soluble solid content of apple fruits[J]. Shandong Agricultural Sciences, 2016, 48(5): 105-107. (in Chinese)

[3] PESIS E, IBANEZ A M, PHU M L, et al. Superficial scald and bitter pit development in cold-stored transgenic apples suppressed for ethylene biosynthesis[J]. Journal of Agricultural and Food Chemistry, 2009, 57(7): 2786-2792.

[4] 董宇,冯云霄,关军锋. ‘富士’苹果痘斑病与 Ca 营养、分布和定位[J]. 中国农业科学,2013,46(18):3834-3841.
DONG Yu, FENG Yunxiao, GUAN Junfeng. Lenticel blotch pit and Ca nutrition, distribution and localization in ‘Fuji’ apple fruit[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2013, 46(18): 3834-3841. (in Chinese)

[5] KRAWITZKY M, ORERA I, LOPEZ-MILLAN A F, et al. Identification of bitter pit protein markers in *Malus domestica* using differential in-gel electrophoresis (DIGE) and LC-MS/MS[J]. Postharvest Biology and Technology, 2016, 111: 224-239.

[6] SAURE M C. Why calcium deficiency is not the cause of blossom-end rot in tomato and pepper fruit—a reappraisal[J]. Scientia Horticulturae, 2014, 174: 151-154.

[7] MIQUELOTO A, AMARANTE C V T D, STEFFENS C A, et al. Relationship between xylem functionality, calcium content and the incidence of bitter pit in apple fruit[J]. Scientia Horticulturae, 2014, 165: 319-323.

[8] 田有文,程怡,王小奇,等. 基于高光谱成像的苹果虫伤缺陷与果梗/花萼识别方法[J]. 农业工程学报,2015,31(4):325-331.
TIAN Youwen, CHENG Yi, WANG Xiaoqi, et al. Recognition method of insect damage and stem/calyx on apple based on hyperspectral imaging[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(4): 325-331. (in Chinese)

[9] 张保华. 基于机器视觉和光谱成像技术的苹果外部品质检测方法研究[D]. 上海:上海交通大学,2016.
ZHANG Baohua. Study on the external quality inspection of apples by using computer vision and spectral imaging[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2016. (in Chinese)

[10] JAROLMASJED S, ESPINOZA C Z, SANKARAN S, et al. Postharvest bitter pit detection and progression evaluation in ‘Honeycrisp’ apples using computed tomography images[J]. Postharvest Biology and Technology, 2016, 118: 35-42.

[11] LOTZE E, HUYBRECHTS C, SADIE A, et al. Fluorescence imaging as a non-destructive method for pre-harvest detection of bitter pit in apple fruit (*Malus domestica* Borkh.) [J]. Postharvest Biology and Technology, 2006, 40(3): 287-294.

[12] NICOLAI B M, LOTZE E, PEIRS A, et al. Non-destructive measurement of bitter pit in apple fruit using NIR hyperspectral imaging[J]. Postharvest Biology and Technology, 2006, 40(1): 1-6.

[13] 王转卫,迟茜,郭文川,等. 基于近红外光谱技术的发育后期苹果内部品质检测[J/OL]. 农业机械学报,2018,49(5):348-354.
WANG Zhuanwei, CHI Qian, GUO Wenchuan, et al. Internal quality detection of apples during late developmental period based on near-infrared spectral technology[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(5): 348-354. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180541&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j. issn. 1000-1298. 2018. 05. 041. (in Chinese)

[14] 黄滔滔,孙腾,张京平. 基于 CT 图像的苹果内部品质无损检测[J]. 浙江大学学报(农业与生命科学版),2013,39(1):92-97.
HUANG Taotao, SUN Teng, ZHANG Jingping. Non-destructive detection of internal quality of apple based on CT image[J]. Journal of Zhejiang University (Agric. & Life Sci.), 2013, 39(1): 92-97. (in Chinese)

[15] 张京平,刘孔纯. 基于 CT 技术的苹果贮藏期内主要成分无损检测[J]. 农业机械学报,2010,41(7):119-122.
ZHANG Jingping, LIU Kongxuan. Nondestructive test of major internal components for Fushu apple during storage based on CT technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(7): 119-122. (in Chinese)

- [16] 张京平,朱建锡,孙腾. 苹果内部品质的 CT 成像结合傅里叶变换方法检测[J/OL]. 农业机械学报,2014,45(5):197-204.
ZHANG Jingping, ZHU Jianxi, SUN Teng. Detection of apples' internal quality using CT imaging technology and fourier transform[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(5):197-204. http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20140531&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2014.05.031. (in Chinese)
- [17] SI Y, SANKAREN S. Computed tomography imaging-based bitter pit evaluation in apples[J]. Biosystems Engineering, 2016, 151:9-1N6.
- [18] 张鹏,李江阔,陈绍慧. 苹果品质近红外光谱无损检测技术研究进展[J]. 保鲜与加工, 2013, 13(3):1-7.
ZHANG Peng, LI Jiangkuo, CHEN Shaohui. Research advances in non-destructive measurement technology of apple quality by means of near infrared spectroscopy[J]. Storage and Process, 2013, 13(3):1-7. (in Chinese)
- [19] BARANOWSKI P, MAZUREK W, WOZNIAC J, et al. Detection of early bruises in apples using hyperspectral data and thermal imaging[J]. Journal of Food Engineering, 2012, 110(3):345-355.
- [20] 徐澍敏,于勇,王俊. 机械损伤苹果 CT 值的试验研究[J]. 农业机械学报, 2006, 37(6):83-85, 97.
XU Shumin, YU Yong, WANG Jun. Study on CT value of damaged apple[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2006, 37(6):83-85, 97. (in Chinese)
- [21] 李国利,姬长英,顾宝兴. 基于单目视觉与超声检测的振荡果实采摘识别与定位[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(11):1-8.
LI Guoli, JI Changying, GU Baoxing. Recognition and location of oscillating fruit based on monocular vision and ultrasonic testing[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(11):1-8. http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20151101&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.11.001. (in Chinese)
- [22] 李晓丽,何勇. 基于多光谱图像及组合特征分析的茶叶等级区分[J]. 农业机械学报, 2009, 40(增刊):113-118.
LI Xiaoli, HE Yong. Classification of tea grades by multi-spectral images and combined features[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(Supp.):113-118. (in Chinese)
- [23] 胡松伟. 变深度发射性能可靠性影响因素多元逐步回归分析[J]. 兵工学报, 2017, 38(5):986-994.
HU Songwei. Analysis of influencing factors on reliability of variable depth submarine-launched system based on multivariate stepwise regression[J]. Acta Armamentarii, 2017, 38(5):986-994. (in Chinese)
- [24] 王博. 泵站系统水下异物入侵监测研究与实现[D]. 北京:北京工业大学, 2016.
WANG Bo. The Research and implementation of foreign invasion monitoring in hydraulic pump station[D]. Beijing: Beijing University of Technology, 2016. (in Chinese)
- [25] 曾琛. 基于分类的时间序列特征选择方法[D]. 武汉:武汉大学, 2018.
ZENG Chen. Feature selection method of time series based on classification[D]. Wuhan: Wuhan University, 2018. (in Chinese)
- [26] 李海峰,张建州,游志胜. 基于类距离的可分离性判据[J]. 计算机工程与应用, 2003(26):97-99.
LI Haifeng, ZHANG Jianzhou, YOU Zhisheng. A separative criterion based on class distance[J]. Computer Engineering and Applications, 2003(26):97-99. (in Chinese)
- [27] 辛萍萍,张珍,王智永,等. 基于支持向量机-改进型鱼群算法的 CO₂ 优化调控模型[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(6):249-256.
XIN Pingping, ZHANG Zhen, WANG Zhiyong, et al. Carbon dioxide optimal control model based on support vector-improved fish swarm algorithm[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(6):249-256. http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170632&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.06.032. (in Chinese)
- [28] 魏丽冉,岳峻,李振波,等. 基于核函数支持向量机的植物叶部病害多分类检测方法[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(增刊):166-171.
WEI Liran, YUE Jun, LI Zhenbo, et al. Multi-classification detection method of plant leaf disease, based on kernel function SVM[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(Supp.):166-171. http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2017s027&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.S0.027. (in Chinese)
- [29] 李鑫星,董保平,杨铭松,等. 基于 SVM 核机器学习的三文鱼新鲜度检测系统[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(5):376-384.
LI Xinxing, DONG Baoping, YANG Mingsong, et al. Detection system of salmon freshness based on SVM kernel-based machine learning[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(5):376-384. http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20190543&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.05.043. (in Chinese)
- [30] 胡瑾,高攀,陈丹艳,等. 融合暗荧光参数的茄子叶片光合速率预测模型构建[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(4):328-336.
HU Jin, GAO Pan, CHEN Danyan, et al. Establishment of photosynthetic rate prediction model for eggplant leaves fused with dark fluorescence parameters[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(4):328-336. http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20200437&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.04.037. (in Chinese)
- [31] 段青玲,张磊,魏芳芳,等. 基于时间序列 GA-SVR 的水产品价格预测模型及验证[J]. 农业工程学报, 2017, 33(1):308-314.
DUAN Qingling, ZHANG Lei, WEI Fangfang, et al. Forecasting model and validation for aquatic product price based on time series GA-SVR[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(1):308-314. (in Chinese)