

基于 D - S 证据理论的决策级多特征融合苹果分级方法*

李先锋¹ 朱伟兴² 花小朋¹ 孔令东¹

(1. 盐城工学院信息工程学院, 盐城 224051; 2. 江苏大学电气信息工程学院, 镇江 212013)

【摘要】 针对单特征苹果分级的不确定性和低正确率,通过图像处理提取大小、形状、颜色和缺陷 4 类能反映苹果外观品质的主要特征,引入信息融合的思想,以单特征初步分级的结果作为证据,用 D - S 证据理论的方法进行决策级融合处理,实现苹果的多特征综合分级,进一步提高可靠性和分级正确率。80 个测试样本的分级试验表明,苹果分级正确率达 92.5%,与单特征分级相比,此方法正确识别率高、稳定性好、效果显著。

关键词: 苹果分级 D - S 证据理论 特征提取 决策级融合

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2011)06-0188-05

Multi-feature Decision Fusion Method Based on D - S Evidence Theory for Apple Grading

Li Xianfeng¹ Zhu Weixing² Hua Xiaopeng¹ Kong Lingdong¹

(1. School of Information Engineering, Yancheng Institute of Technology, Yancheng 224051, China

2. School of Electronic and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

Abstract

According to the uncertainty and low accuracy of apple grading relying on the single feature, key features such as size, shape, color and defect which could show the apple's appearance quality were extracted and a decision fusion method based on D - S evidence theory was proposed. Firstly, the apples were graded according to each of the four features utilizing human experience and neural network. Then, the former grading results were used as evidences to achieve the decision fusion in order to increase the grading reliability and accuracy. Finally, 80 apple samples were used to test grading effect. The experimental results showed that five apples were misjudged and the grading accuracy reached to 92.5%. The proposed method had good performance on classification rate and stability compared to the grading method based on single feature.

Key words Apple grading, D - S evidence theory, Feature extraction, Decision fusion

引言

水果分级是其产后处理和市场销售的一个重要环节。计算机图像处理和视觉技术为水果的外部品质检测提供了一种自动、无损、高效的方法,大大推动了水果分级研究的进展。水果分级有单特征分级和多特征综合分级两大类。国内外学者对基于图像的水果分级方法进行了大量研究,但多侧重于大小、

形状、颜色或缺陷等单特征的分级^[1~6]。然而,单特征信息存在片面性,容易误判,不能真正满足水果的多指标分级要求;多特征分级^[7~8]则综合利用多个特征进行等级判别,分级结果更准确、更可靠。文献[7~8]分别提出了基于遗传神经网络和学习向量量化神经网络的苹果综合分级系统,但是单纯基于神经网络的方法只实现了特征级融合,依然存在可解释性和分类精度不高的缺点。如何有效地实现

收稿日期: 2010-09-06 修回日期: 2011-01-27

* 盐城工学院重点建设学科开放基金资助项目(XKY2010021)

作者简介: 李先锋,讲师,主要从事模式识别与智能检测、信息技术在农业中的应用研究,E-mail: vanguardlee@sohu.com

通讯作者: 朱伟兴,教授,博士生导师,主要从事智能检测、图像处理与机器视觉研究,E-mail: wxzhu@ujs.edu.cn

多个特征信息的有效融合是解决苹果分级问题的关键。在多源信息融合领域,D-S 证据理论以其表示、量测和组合不精确信息源证据的能力得到了广泛应用^[9-11]。

本文在特征提取的基础上,将人工经验、神经网络和 D-S 证据理论 3 种方法结合,通过决策级特征融合进行苹果的多指标综合分级,并通过分级试验检验该方法的效果。

1 图像获取与特征提取

1.1 苹果图像采集与处理

本文选用红富士苹果为试验对象。图 1a 为苹果分级的实验室模拟检测装置,由自然光源、输送机构(黑色背景传输带)和计算机视觉系统(彩色 CCD 摄像机和图像采集卡)组成。苹果采用梗萼方向与传输带平面垂直的方式放置,传输带两侧各装有一片与水平面呈 45°角的镜子,以保证传输带上方的摄像机可以同时摄取苹果两个侧面的图像信息。摄取的图像经图像采集卡转换为数字信息传至计算机,进行图像的后续处理。

考虑到 4 个特征中缺陷的准确检测是综合分级的基础,故首先对所采集苹果的两个侧面图像进行判断筛选,保留有缺陷的一个面(如果两个面均有缺陷,直接视为等外果),以提取大小、缺陷、形状和颜色特征。同时,考虑到 CCD 摄像头感光速度的有限以及苹果随传输带运动的特点,为了避免所捕获图像出现模糊或拖尾现象以便尽可能准确提取特征,试验中传输带的运动相对缓慢,以保证所拍摄图像的清晰度。

以图 1b 所示的苹果彩色图像(单侧表面有缺陷)为例,首先对其进行灰度化并采用 3×3 窗口中值滤波去噪,结果如图 1c 所示,然后采用迭代阈值分割法,即

$$f(x,y)=\begin{cases} 255 & (f(x,y)\geq T) \\ 0 & (f(x,y)<T) \end{cases} \quad (1)$$

式中 $f(x,y)$ ——像素在位置 (x,y) 的灰度

T ——二值化阈值

得到如图 1d 所示的二值化苹果图像。

1.2 苹果图像特征提取

1.2.1 大小特征

苹果大小通常以苹果横径(果实最大横切面直径)来表示。图 1d 为含深色果锈缺陷的苹果二值图像,采用图像扫描和像素点统计的方法从图中提取苹果横径。按照由左到右、由下到上的顺序逐列扫描图像,直至找到 $f(x,y)$ 为 255 的像素点,即为苹果左边界点,其列号记为 L_l ;类似地,按由右到左、

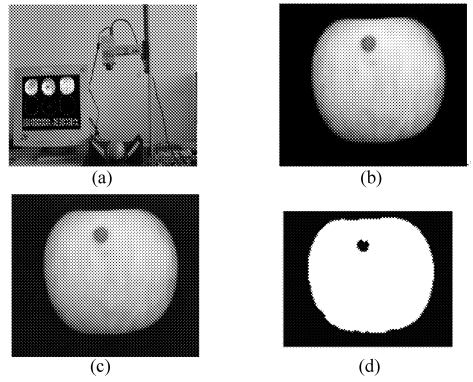


图 1 苹果图像采集与处理

Fig. 1 Acquisition and processing of apple images

(a) 分级装置图 (b) 苹果原图
(c) 灰度滤波图 (d) 二值图

由上到下的顺序逐列扫描图像,直至找到 $f(x,y)$ 为 255 的点即为右边界点,其列号记为 L_r 。横径可定义为 $\Phi_h = k(L_r - L_l)$, k 为换算系数。

1.2.2 缺陷特征

果皮表面缺陷如雹伤、果锈等是影响苹果外观品质的重要因素之一,分别按照由左到右和由右到左的顺序逐行扫描整幅图像,如图 1d,直至找到该行的左边界点 L_{li} 和右边界点 L_{ri} ,则该行的像素点数 $L_i = L_{ri} - L_{li} + 1$,累加所有行的左、右边界像素点数得到图像周长 P ;累加所有行的像素点数即可得到苹果图像面积 $S_a = \sum L_i$ 。以每行左、右边界点为界限,对图像进行逐列扫描,每找到一个 $f(x,y) = 0$ 的像素点,该点即为缺陷点,该行的缺陷点数 L_d 加 1,直至图像的所有行扫描结束,累加所有行 $f(x,y)$ 为零的像素点数,则得到缺陷面积 $S_d = \sum L_d$ 。

定义缺陷面积与图像面积之比 $D = S_d/S_a$ 来描述缺陷程度。

1.2.3 形状特征

形状的规则程度也是衡量苹果外观品质的一个重要指标。通常用以下参数来描述苹果的形状特征。

果形指数 F :评价苹果果形为圆形、近圆形、扁圆形或椭圆形等。将图 1d 顺时针(或逆时针)旋转 90°,用上述 1.2.1 节的方法,提取果实纵径 Φ_v ,联合苹果横径 Φ_h ,则 $F = \Phi_v/\Phi_h$ 。

形状参数 I :描述苹果的形状复杂程度,形状越接近圆($I = 1$), I 越小;形状越复杂, I 值越大。由 1.2.2 节提取的苹果图像周长 P 和苹果图像面积 S_a ,则 $I = P^2/(4\pi S_a)$ 。

圆形度 E :反映苹果的圆形程度,不同等级苹果的 E 是不相同的, E 越大,则等级越高。 $E = 2\sqrt{\pi S_a}/P$ 。

1.2.4 颜色特征

着色度是果实重要的外观品质之一。为了使苹果图像的颜色表示更接近人眼对色彩的感知,将由摄像机获取的彩色图像 RGB 模型转换为 HIS 模型,不同颜色苹果样本图像中果实部分各像素的色度 H 为

$$H = \begin{cases} \frac{255}{360} \left(270^\circ + \arctan \frac{2R - G - B}{\sqrt{3}(G - B)} \right) & (G > B) \\ \frac{255}{360} \left(90^\circ + \arctan \frac{2R - G - B}{\sqrt{3}(G - B)} \right) & (G < B) \\ 255 & (G = B) \end{cases} \quad (2)$$

分析发现,各等级苹果的色度分布均在 $0^\circ \sim 70^\circ$ 范围内。为此,以 10° 为间隔将其划分为 7 个子区间,然后求每一子区间上色度频度的均值,均值点构成的特征曲线如图 2 所示。

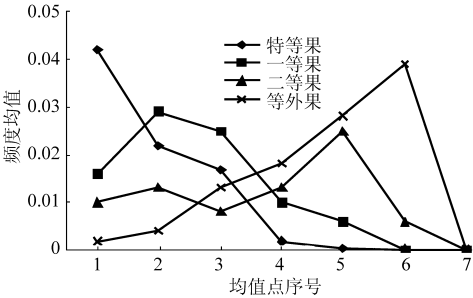


图 2 各等级色相频度曲线

Fig.2 Hue distribution curves of different grades

由图 2 可以看出,特等果、一等果、二等果、等外果的色度分别在 $0^\circ \sim 20^\circ$ 、 $20^\circ \sim 40^\circ$ 、 $40^\circ \sim 60^\circ$ 、 $60^\circ \sim 70^\circ$ 之间形成峰值。因此,可选用色度频度均值作为苹果颜色分级的特征参数。

2 D-S 证据理论

证据理论是 Dempster 首先提出,后经 Shafer 系统化完善,故又称为 D-S 理论^[12]。它用先验概率分配函数去获得后验证据区间,证据区间量化了命题的可信程度和似真度。D-S 证据理论将来自两个或多个证据体的信任函数通过证据融合规则融合起来,得到一个新的信任函数,以融合后的信任函数作为判决的依据,能有效解决带有不确定性知识的模式识别问题。

设 Θ 表示 X 所有可能取值的一个论域集合,所有 Θ 内各元素间互不相容,则 Θ 称为 X 的辨识框架。定义函数 $m:2^\Theta \rightarrow [0,1]$ 满足条件

$$\begin{cases} m(\emptyset) = 0 \\ \sum_{A \in 2^\Theta} m(A) = 1 \end{cases}$$

称 m 为框架 Θ 上的基本信度分配 (basic belief

assignment,简称 BBA), $m(A)$ 为 A 的基本信度分配值:当 $A \neq \emptyset$ 时, $m(A)$ 表示对命题 A 的精确信任程度,即对 A 的直接支持;当 $A = \emptyset$ 时, $m(\emptyset)$ 表示对未知的分配,即不确定性程度。

Dempster 融合规则为:设 $m_1, m_2, \dots, m_n$ 是辨识框架 Θ 上不同证据的基本信度分配,则其正交和 $m = m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n$ 为

$$m(A) = \frac{\sum_{B \cap A_i = A} \prod_{j=1}^n m_j(A_i)}{1 - \sum_{B \cap A_i = \emptyset} \prod_{j=1}^n m_j(A_i)} \quad (3)$$

当 $A = \emptyset$ 时, $m(A) = 0$ 。式(3)即为证据理论的融合公式,通过它可以把若干条不同来源的独立证据结合起来,以提取到更准确的信息。

3 基于 D-S 证据理论的决策级融合分级

在苹果分级中,大小、形状、颜色和缺陷等特征彼此之间是相互独立的。如:大小满足特等果要求的苹果并非一定是特等果,只是判为特等果的可能性比较大,也有可能因不满足其他特征条件而被判为更低的等级。这样就可以利用 D-S 证据推理组合独立证据的能力合成来自不同特征的信息,最后利用决策模块给出苹果的等级。整个分级系统的结构如图 3 所示。

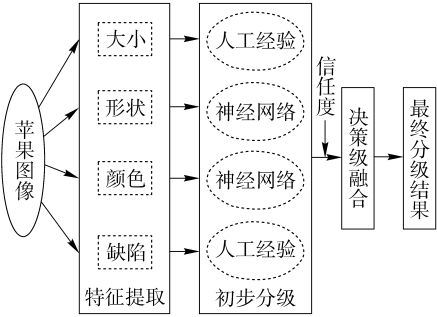


图 3 苹果分级系统结构图

Fig.3 System structure of apple grading

苹果分级系统的算法步骤如下:

(1) 特征提取

按前文所述的方法分别提取苹果的大小、缺陷、形状、颜色 4 类基本分级特征。以果形指数、形状参数、圆形度为形状分级的特征参数;以 7 个色度频度的均值为颜色分级的特征参数;根据人工经验把训练样本分为 4 个等级,求出每个等级的横径平均值作为按大小分级的特征依据;求出每个等级的缺陷面积比平均值作为按缺陷分级的特征依据。

(2) BBA 构造

对于苹果的大小和缺陷,采用单一特征因素 (大小用苹果横径,缺陷用缺陷面积比)可直接由人

工经验得到分级结果。计算样本的横径和缺陷面积比与每个等级这两个特征参数之差,分别以差和差的倒数构造缺陷和大小特征的 BBA。

对于颜色特征和由多因素决定的形状特征,用人工经验判别缺乏客观性和准确性,故本文采用 3 层 BP 神经网络分类器进行初步分级,以其结果作为证据来分别构造 BBA。颜色分级为 7-10-4 结构:输入层 7 个节点对应 7 个色度频度均值,输出层 4 个节点对应 4 个等级,隐含层节点数 10 按 Goman R. P. 经验估算得到;形状分级为 3-10-4 结构:输入层 3 个节点对应 3 个特征因素,输出层和隐含层同上。神经网络训练采用附加动量项和自适应学习率结合的方法。

(3) BBA 计算的归一化

由于证据理论要求 BBA 必须满足归一化,所以在融合之前应作归一化处理,即

$$\begin{cases} m_{ai} = C_i y_i / \sum_{i=1}^4 y_i & (i = 1, 2, 3, 4) \\ m(\Theta) = 1 - C_i \end{cases} \quad (4)$$

式中 m_{ai} ——大小、缺陷、形状及颜色分级结果的输出归一化值

$C_1、C_2$ ——直接通过横径和缺陷面积比对样本进行大小、缺陷分级的正确率

$C_3、C_4$ ——基于神经网络对样本进行形状、颜色特征分级的正确率

y_i ——4 种特征的分级输出

$1 - C_i$ ——4 种特征识别的不确定信息,应该分配给辨识框架 Θ

(4) 信息融合和决策判别

将按式(4)计算得到的归一化 BBA 输入式(3)进行信息融合,并依据如下规则进行决策判别:①判定的苹果等级的基本信度分配值应大于阈值 T_1 。②判定的苹果等级与其他等级的信度差值必须大于某一阈值 T_2 。③不确定信度分配值必须小于阈值 T_3 。④判定的苹果等级的信度分配值要大于不确定信度分配值。

4 苹果分级试验

首先,用人工方法严格按照 4 个等级的各个单一特征指标,综合 4 个特征选择各等级苹果共 160 个作为训练样本(每个等级 40 个),训练样本分别按照单一指标统计的各等级样本数如表 1 所示。

然后,将上述训练样本按照多特征融合方法进行

行分级,计算并统计各样本在特征融合后的信度分配值,建立信度分配值和样本所属等级之间的对应,据此确定决策判别规则中各阈值的最佳值: $T_1 = 0.65, T_2 = 0.50, T_3 = 0.25$ 。

表 1 训练样本个数选取

Tab.1 Number selection of experiment samples 个					
苹果等级	人工综合	颜色	大小	形状	缺陷
特等果	40	44	42	43	45
一等果	40	41	42	41	41
二等果	40	39	38	39	38
等外果	40	36	38	37	36

最后,选择另外 80 个苹果作为测试样本,按本文方法和步骤进行苹果分级,计算各单特征及特征融合的信度分配值,并根据决策规则和上述判决阈值得到等级判别结果。80 个测试样本的多特征融合分级与单特征分级的结果对比如表 2 所示,表中的人工综合分级结果作为衡量单特征和多特征融合分级方法的对照标准。

表 2 单特征/多特征融合分级结果

Tab.2 Grading results based on single feature/ multi-feature fusion						
苹果等级	人工综合 /个	单特征/个				多特征 /个
		颜色	大小	形状	缺陷	
特等果	20	28	29	29	32	21
一等果	20	23	25	24	24	22
二等果	20	18	14	15	14	18
等外果	20	11	12	12	10	19
分级正确率/%	100	72.5	65.0	67.5	60.0	92.5

由表 2 可知,单特征分级的正确率均低于 75% 且各等级之间的误判现象较为严重;多特征融合分级正确率达到 92.5%,说明多特征融合极大地提高了分级系统的可靠性和准确性。另外,由于苹果图像采集和处理过程中的误差积累导致特征参数计算不够准确,加之特征参数和训练样本范围不够全面,因此,多特征综合分级依然存在少量误判。

5 结论

(1) 基于单指标特征的苹果分级具有不确定性,误判率高,结果不可靠。

(2) 基于 D-S 证据理论的多特征决策级融合分级正确率高,各等级之间误判率低,结果更可靠。

参 考 文 献

- 1 Shahin M A, Tollner E W, Mcclendon R W. Apple classification based on surface bruises using image processing and neural networks[J]. Transactions of the ASAE, 2002, 45(5): 1 619 ~ 1 627.
- 2 冯斌, 汪懋华. 基于计算机视觉的水果大小检测方法[J]. 农业机械学报, 2003, 34(1): 73 ~ 75.
Feng Bin, Wang Maohua. Detecting method of fruit size based on computer vision [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2003, 34(1): 73 ~ 75. (in Chinese)
- 3 Leemans V, Destain M F. A real-time grading method of apples based on features extracted from defects[J]. Journal of Food Engineering, 2004, 61(1): 83 ~ 89.
- 4 高华, 王雅琴. 基于计算机视觉的农产品形状分级研究[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(14): 227 ~ 229.
Gao Hua, Wang Yaqin. Study on the shape classification of farm produce based on computer vision [J]. Computer Engineering and Applications, 2004, 40(14): 227 ~ 229. (in Chinese)
- 5 Whitelock D P, Brusewitz G H, Stone M L. Apple shape and rolling orientation[J]. Applied Engineering in Agriculture, 2006, 22(1): 87 ~ 94.
- 6 袁金丽, 郭志涛, 岳大为. 基于改进的 PSO 进化神经计算进行苹果颜色快速分级[J]. 河北农业大学学报, 2008, 31(6): 109 ~ 113.
Yuan Jinli, Guo Zhitao, Yue Dawei. Apple color grading at high speed based on improved PSO evolutionary neural computation[J]. Journal of Agricultural University of Hebei, 2008, 31(6): 109 ~ 113. (in Chinese)
- 7 龙满生, 何东健, 宁纪峰. 基于遗传神经网络的苹果综合分级系统[J]. 西北农林科技大学学报, 2001, 29(6): 108 ~ 111.
Long Mansheng, He Dongjian, Ning Jifeng. An integrated apple grading system based on genetic neural network[J]. Journal of Northwest A & F University, 2001, 29(6): 108 ~ 111. (in Chinese)
- 8 包晓安, 张瑞林, 钟乐海. 基于人工神经网络与图像处理的苹果识别方法研究[J]. 农业工程学报, 2004, 20(3): 109 ~ 112.
Bao Xiaolan, Zhang Ruilin, Zhong Lehai. Apple grade identification method based on artificial neural network and image processing[J]. Transactions of the CSAE, 2004, 20(3): 109 ~ 112. (in Chinese)
- 9 张捍东, 王翠华. 基于改进证据理论和神经网络的故障诊断模型[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(4): 1 277 ~ 1 279.
Zhang Handong, Wang Cuihua. Fault diagnosis model based on modified evidence theory and neural network [J]. Application Research of Computers, 2010, 27(4): 1 277 ~ 1 279. (in Chinese)
- 10 黄金, 程咏梅, 皮燕妮. 基于神经网络和证据理论的图像目标识别研究[J]. 计算机仿真, 2005, 22(11): 184 ~ 186.
Huang Jin, Cheng Yongmei, Pi Yanni. Airplane image recognition based on BP neural network and D-S evidence reasoning[J]. Computer Simulation, 2005, 22(11): 184 ~ 186. (in Chinese)
- 11 李烨, 蔡云泽, 尹汝泼. 基于证据理论的多类分类支持向量机集成[J]. 计算机研究与发展, 2008, 45(4): 571 ~ 578.
Li Ye, Cai Yunze, Yin Rupo. Support vector machine ensemble based on evidence theory for multi-class classification[J]. Journal of Computer Research and Development, 2008, 45(4): 571 ~ 578. (in Chinese)
- 12 Shafter G, Logan R. Implementing Dempster's rule for hierarchical evidence [J]. Artificial Intelligence, 1987, 33(3): 271 ~ 298.