

# 机器视觉技术在农产品品质自动识别中的应用(Ⅰ)<sup>3</sup>

应义斌 饶秀勤 赵 匀 蒋亦元

(浙江大学)

(东北农业大学)

**摘 要:** 随着图像处理技术的专业化与计算机硬件成本的下降和速度的提高,在农产品品质自动识别领域应用机器视觉技术已变得越来越具有吸引力。为了能充分利用国外的最新研究成果,该文分农产品表面缺陷与损伤识别尺寸与面积检测和颜色识别等三个方面综述了国外在利用机器视觉技术进行农产品品质自动识别上的研究进展,以供我国研究人员做同类研究时参考。

**关键词:** 机器视觉;农产品;品质识别

机器视觉技术是 70 年代初期在遥感图片和生物医学图片分析两项应用技术取得卓有成效的成果后开始崭露头角的。现在,随着图像处理技术的专业与计算机硬件成本的下降和速度的提高,在农产品品质自动检测和分级领域应用机器视觉系统已变得越来越具有吸引力,70 年代末以来国际上许多研究人员已为开发用于农产品品质自动识别和分级的机器视觉系统倾注了大量的心血。农产品在其生产过程中由于受到人为和自然等复杂因素的影响,产品品质差异很大,如形状、大小、色泽等都是变化的,很难整齐划一,故在农产品品质检测与分析时要有足够的应变能力来适应情况的变化。机器视觉不仅是人眼的延伸,更重要的是具有人脑的部分功能,其在农产品品质检测上的应用正是满足了这些应变的要求。目前国外对利用机器视觉进行农产品品质自动识别研究的对象极其广泛,如谷粒的表面裂纹检测<sup>[1]</sup>和农作物种子的分级<sup>[2~4]</sup>及根据梅<sup>[5]</sup>、鸡蛋<sup>[6]</sup>、黄瓜<sup>[7]</sup>、玉米<sup>[8]</sup>、竹笋<sup>[9]</sup>、西红柿<sup>[10]</sup>、辣椒<sup>[11]</sup>、苹果<sup>[12]</sup>和土豆<sup>[13]</sup>等的大小、形状、颜色和表面损伤与缺陷等进行分级等等。机器视觉技术的特点是速度快、信息量大、功能多,以水果为例,可一次必完成多种品质指标的检测,可以测量定量指标。应用机器视觉技术有利于设计制造自动分级流水线,因而机器视觉

技术在农产品品质自动识别上有非常好的应用前景。本文和文献<sup>[14]</sup>拟通过对国外最新研究动态的介绍和分析,以便充分利用国外已取得的经验,促进我国在该领域的研究。

## 1 在农产品表面缺陷与损伤识别中的应用

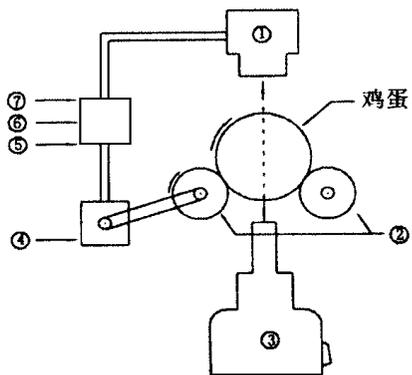
农产品表面缺陷和损伤的自动检测一直是农产品分级中的一个难题。Taylor R. W. 等(1984 年)<sup>[15]</sup>首先报道了分别利用线扫描和模拟摄像机检测苹果损伤的试验,结论为利用数字图像技术检测苹果损伤至少可以达到人工分级的精度,而且线扫描摄像机在实际生产中应用前景似乎要更广阔一些。Rehkugler G. E. 和 Throop J. A. (1986 年)<sup>[16]</sup>研究了利用机器视觉进行苹果表面碰压伤检测并依据美国苹果标准进行分级,研制成功了利用机器视觉进行缺陷检测和分级的苹果处理设备,并进行了试验。他采用一导向机构使苹果的花梗—花萼轴线处于垂直位置,苹果绕垂直轴旋转 360°,由 64 像素线扫描摄像机摄取图像,将苹果的灰度图像进行低通滤波。用原图与滤波后的图相减,由于苹果表面为球状而带来的光的反射不一致而产生的影响则被消除,再对图像进行阈值处理,就可以找到坏损点,并建立了苹果缺陷与分级的模型。模型所预测的苹果损伤面积与实测损伤面积的相关系数为 0.163 到 0.184 不等,损伤深度和所测损伤面积具有很高的相关性。但是这种低通滤波和定向机构速度太慢,而且将各种表面伤痕全部作为碰伤处理,造成分级误差很大。Thomason R. L. (1986)<sup>[17]</sup>和 Godinez P. A. (1987)<sup>[18]</sup>分别描述了一种具有实用价值的可以区

收稿日期: 1999207210

3 国家自然科学基金资助项目(398000099)和浙江省自然科学基金资助项目(399500)

应义斌,教授,博士,院长,杭州市凯旋路 268 号 浙江大学农业工程学院,310029

分不规则图像信息特征和正常图像信息特征的机器视觉系统,这种系统在某些农产品的污点检测、根据皱纹多少进行分级和从蔬菜中去除杂物等领域中得到了应用。DeWiche M. J. 等(1990)<sup>[15]</sup>利用线扫描摄像机来采集以 112 m/s 的速度通过一个漫射光照箱的干梅脯的图像,测出各种表面缺陷的光谱特性,根据灰度级的变化确定完好或损伤的像素,并用一个单目标线性决策函数来分类,正确率达到 97.16%,速度约为每秒 20 只梅脯。利用机器视觉技术检测鸡蛋裂纹时,通常都是采集静止鸡蛋的图像,Goodrum J. W. 等人(1991 年和 1992 年)<sup>[16,19]</sup>为了克服这种方法只能对一个方向进行检测的缺点,研究了对连续旋转鸡蛋进行裂纹检测的方法(图 1),正确率达到 94%。由马诚一等人(1995 年)<sup>[20]</sup>的研究表明,由于农产品的内部成分及外部特性不同,在不同波长光线照射下会有不同的吸收或反射,即分光反射率在一特定波长域内会比其它部分大。如正常和压伤的桃子在可见光域两者的反射差异极小,而在 800 nm 以上的近红外波长域反射率差值却很大。为农产品品质机器视觉自动识别中合适的光源以提高识别精度和速度打下了基础。



⑦ 摄像机  
⑥ 编码器  
⑤ 输入控制板  
④ 图像采集卡  
③ 旋转辊  
② 鸡蛋  
① 闪光灯  
光学编

图 1 鸡蛋裂纹检测用机器视觉系统示意图

Fig 1 Schematic of machine vision system for crack detection in eggs

Davenel A. 和 Guizard C. H. (1988 年)<sup>[21]</sup>依据大小和碰压伤利用机器视觉进行苹果分级的研究,由于没有运用差别梗洼与萼洼的方法,常将梗洼和萼洼区作为碰压伤处理,分级误差很大,分级正确率只有 69%。1989 年,Rehkuogler G. E. 和 Throop J. A. 等<sup>[22]</sup>,提出处理近红外线扫描摄像机的苹果表面

灰度图像的新算法,可以确定损伤的面积,并将碰压伤和其它坏损区域分开来处理,可区分碰伤、擦伤、鸟啄、虫咬、褐色伤斑、雹害或刀伤等不同的损伤,但该研究仍建立在苹果由机械装置定向的基础上,每一个苹果的处理时间约需 2~3 s,而且缺陷和损伤的分类精度也比较低。Miller B. K. 和 DeWiche M. J. (1991)<sup>[23]</sup>在桃的分级研究中,对图像进行阴影校正和图像分割,用二维高斯方程进行滤波完成了边缘检测,然后用灰度和色度阈值求得表面的可疑损伤点,再对可疑损伤点用区域增长法求得损伤表面。对于没有明显边缘的擦伤则采用近红外图像进行识别,最终按照美国农业部(USDA)的规定对缺陷进行了分类。试验的结果表明在近红外区域获得的桃

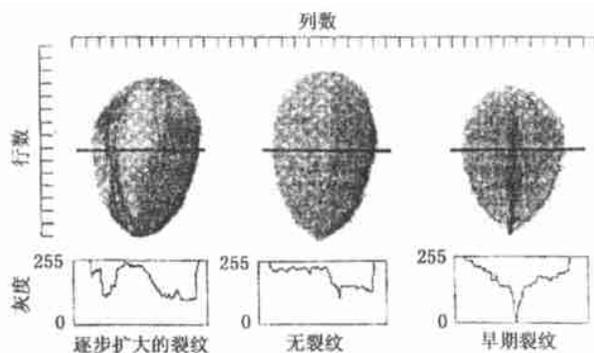


图 2 典型的阿月浑子外壳图像及它们的灰度曲线  
Fig 2 Typical pistachio nuts and gray level intensity profiles

的图像比彩色图像的分级效果更好,正确率分别为 69% 和 60%,但仍不能解决将果梗及花萼误判为坏损区域的问题(误差率高达 25%)。Pearson T. C. 等(1996 年)<sup>[24]</sup>利用机器视觉技术检测阿月浑子壳上的早期裂纹,有裂纹处的灰度级明显大于完好的果壳(图 2),由于花梗、花萼等处的凹坑与表面缺陷一样,在均匀的漫射光照射下的图像中均呈现为黑点,将花梗、花萼等处的凹坑误分为缺陷的比例相当高。为了达到较高的检测精度,则必须使阿月浑子定向进入检测区域,给实际应用带来了困难。

在农产品表面缺陷和损伤的机器视觉检测中,正确地区分果梗、花萼等处的凹坑与缺陷或损伤区域的是一个难点问题,国外学者作了大量的研究工作。如:Yang Q. (1993 年)<sup>[25]</sup>提出了用结构光图像来确定梗洼与萼洼,采集两幅不同的图像来识别苹果某一面的图像是否含有坏损区域,这势必影响分级的处理速度,而且精确度有待于提高。Crowe T. G. 和 M. J. DeWiche (1996a, b)<sup>[26,27]</sup>设计了一种能

同时采集分别在漫射光和结构不照射下的两幅图像的新方法, 并采用一图像合成电路将两幅图像合成。合成图像中上半部分用于寻找黑点, 下半部分用于区分黑点是由表面缺陷引起的, 还是由花梗、花萼等处的凹坑引起的, 从而大大提高了分级精度。作者以每秒 5 个水果的速度对苹果和桃子进行了试验, 当按原来的方法采用一幅图像时, 碰伤、裂纹和切伤的误分率苹果分别为 51%、42% 和 46%, 桃子分别为 48%、22% 和 58%, 镜面反射是造成以上误差的主要原因; 当采用新方法后, 碰伤、裂纹和切伤的误分率苹果分别降为 38%、38% 和 33%, 桃子分别降为 9%、3% 和 30%, 效果较为显著。另外, 作者还采用在计算机工作站中的数据流水线(Data Pipeline)处理图像, 使得算法的速度得到了较大的提高, 分级速度达到每秒 14 只水果, 但是离实际应用尚有一定的距离。

## 2 在尺寸与面积检测中的应用

农产品的外形尺寸是农产品分级的重要依据。1987 年, Byler R. K. 等<sup>[28]</sup>研究了利用机器视觉进行牡蛎肉的尺寸检测和分级的技术。Marchant J. A. 等(1998 年)<sup>[29]</sup>研制成一种根据尺寸对马铃薯进行分级的机器视觉系统, 配备有并行处理器和数据采集处理卡的该系统每秒钟可以对 40 个马铃薯进行分级, 分级精度和速度还不能满足实际生产的需要。Churchill D. B. (1992 年)<sup>[30]</sup>比较了用机器视觉技术和用人工检测酥油草种子和一年生黑麦草种子长度、宽度和厚度时的精度和速度, 利用机器视觉检测比人工检测具有更高的精度, 所需的时间也只有人工检测的三分之一。Trooien T. P. 等(1992 年 a, b, c)<sup>[31-33]</sup>利用机器视觉系统无损检测马铃薯叶冠面积的方法, 建立了有关数学模型, 结果表明用机器视觉检测所得的叶冠面积与实测叶冠面积具有很高的相关性。农业生产中耕地作业以往能表明最终土壤状况的土块尺寸通常是用筛取土样的方法测得的, 但由于筛子的振动, 会使土样破碎, 尤其是在测量易碎的土壤时, 很难获得精确的测量结果, 为此, Yonekawa S. 等(1994 年)<sup>[34]</sup>研制了一套三维测量装置, 该装置可以测定土块的表面积、体积、密度、平均断面压实度和球形度等, 为精确地评价农机具有耕作质量提供了一条有效途径。Tollner E. W. (1998 年)<sup>[35]</sup>等为了更好地检测农机具耕作后土壤颗粒的尺寸分布情况, 研究了利用 CT 成像技术检

测土壤颗粒尺寸的可行性。研究发现, 用 CT 技术测定的土壤最大和最小直径是用卡钳测定的值的 0.17 ~ 0.19 倍, 基于 CT 技术测定的土块尺寸与基于筛选法测定的土块尺寸的比例在所预料的范围之内, 但用 CT 技术测定土壤颗粒的几何平均尺寸可以省去土样准备的时间, 大大提高了工作效率。

在种质资源的评价和推广中, 其种质形态描述指标的正确测量和记录是至关重要的。1995 年, Panigrahi S. 等<sup>[36]</sup>为了精确快速地测量玉米种质的尺寸, 提出了一种从背景中分割玉米种质图像的阈值自动选择技术, 并利用机器视觉测定了玉米种质的最大长度、最大宽度和沿长度方向每隔 5 mm 测量一次所得的连续宽度, 三者与人工所测结果的相关性分别为 0.1998、0.1997 和 0.1970, 具有很高的精度。

## 3 在颜色识别中的应用

农产品的表面颜色是反映农产品品质的一个重要特征。Shearer S. A. 等(1990)<sup>[11]</sup>提出根据颜色利用机器视觉对新鲜市售农产品进行品质分级的新方法, 该方法用于圆椒的品质分级时的正确率高达 96%。Liao K. 等(1994 年)<sup>[37]</sup>利用一块实时图像处理板(Matrox M 21280)和 RTP 实时图像处理器创立了实时特征提取算法, 在特征高速提取时采用了板载(Onboard)硬件作业和并行统计检查, 新算法可以为一个人工智能的玉米质量在线自动检测系统提取和处理颜色特征。与玉米籽粒质量有关的颜色特征包括玉米粒特定区域的平均  $R$ 、 $G$ 、 $B$  值或  $H$  (色调)、 $S$  (饱和度) 和  $I$  (亮度) 值等, 研究表明, 在  $R$ 、 $G$ 、 $B$  色彩辨别方面, 白色和黄色玉米粒之间的  $B$  值差异最大,  $G$  值次之, 而  $R$  值的差异则最小。而在  $H$ 、 $S$ 、 $I$  色彩辨别方面, 根据  $H$  值来区分黄色和白色的玉米粒最为容易。只要经过合适的标定, 该系统的精度和速度都要比以往的方法高, 处理速度约为每 113 s 处理 12 个籽粒, 这为大规模、工业水平的谷物质量的自动化检测系统的开发打下了一定的技术基础。

元永佳孝等(1994 年)<sup>[38]</sup>为了监测农产品的表面色彩, 研制了一套彩色图像处理系统, 并研究了测定表面色彩时的几个疑难问题, 如光照条件的设定、人的视觉感应与摄像机的视觉感应的差异等, 研究发现光照强度和拍摄角度对色调( $H$ )和色彩饱和度( $S$ )几乎没有什么影响。利用成熟的香蕉和不成熟

的西红柿作为样品的试验表明,从未成熟到成熟这一阶段的色彩变化可以用色调表示,而从完全成熟到软化这一阶段的色彩变化则应该用色度来表示。Tao Y. 等(1995 年)<sup>[13]</sup>研制成功了用于马铃薯和苹果颜色检测的机器视觉系统,主要用于区别好马铃薯与发芽马铃薯及黄色与绿色的“金帅苹果”,研究发现  $HSI$  彩色系统用于颜色评价和图像处理是非常有效的。利用色调直方图表示颜色特征,采用多变量识别技术使该系统在检测马铃薯和苹果颜色时达到 90% 以上的正确率。

同时,国外许多学者在颜色描述上也做了大量的研究工作。如:彩色图像通常都由红—绿—蓝值( $RGB$  值)来作定量描述, $RGB$  值代表了由滤色镜测定的红—绿—蓝光谱频带内的综合响应。因此,红—绿—蓝响应将受到彩色视觉系统的特定结构的影响,包括与照明光强和光谱分布相关的因素、镜头和镜头的孔径、 $RGB$  滤色器的特性、图像传感器的响应和数字化仪的性能等,结果使得某一机器视觉系统测得的物体的  $RGB$  值与其他视觉系统测定的  $RGB$  值很难有可比性。Chang Y. C. 等(1996 年)<sup>[39]</sup>提出了一种表征以  $RGB$  三色为基色的彩色视觉系统及在不同 3 彩色视觉系统中转换  $RGB$  值的方法,设计了一种彩色系统模型,并根据所测定的彩色视觉系统的特征,计算出该彩色图像的  $RGB$  理论值。结果表明,理论值与实际值的误差不超过 5 个灰度级。因此,根据彩色视觉的特征就可实现不同彩色视觉系统之间的  $RGB$  值的转换,经转换的  $RGB$  值与实际的  $RGB$  值的误差也不大于 5 个灰度级。又如:在传统的  $HSI$  (色调、饱和度和亮度)颜色模型中,色调( $H$ )中只包含色彩信息,而没有亮度( $I$ )信息。因此,在图像处理中进行颜色评价时,必须不断地在图像色彩帧缓存存储器 and 图像亮度帧缓存存储器中来回调用信息,这不仅降低了图像处理的速度,同时也容易带来更多的误差。Tao Y. 等(1994 年)<sup>[40]</sup>通过研究发明了一种新的  $HSI$  颜色模型,在该模型的  $H$  中不仅包含色彩信息,同时还有亮度信息,这样就能在同一帧缓存存储器中同时储存图像的色彩和亮度信息,从而大大提高了图像处理的速度和精度。后来,Tao Y. 等(1996 年)<sup>[41]</sup>又发明了新的彩色图像变换方法,利用可变颜色浓度变换很好地解决了在传统  $HSI$  颜色模型中色彩信息通常是不稳定的这一难题。

## 4 结 语

农产品的表面缺陷与损伤、尺寸和表面颜色是农产品品质的重要特征,利用机器视觉进行检测不仅可以排除主观因素干扰,而且还能对这些指标进行定量描述,具有人工检测所无法比拟的优越性。但由于研究时间不长,尚有许多方面急需进一步进行深入研究,如:如何精确区分果梗、花萼等处的凹坑与缺陷或损伤区域;如何建立农产品的表面颜色信息与农产品品质的相关性;在检测高速运动的农产品群体时,如何建立景物坐标系和图像坐标系的定量关系等等。以便为实际生产中利用机器视觉技术进行农产品品质的快速而精确地检测创造条件。

### [参 考 文 献]

- [1] Gunasekaran S, Cooper T M, Berlage A G, et al. Image processing for stress cracks in corn kernels. *Trans of the A S A E*, 1988, 31(1): 257~ 263
- [2] Berlage A G, Cooper T M, A ristazabal J F. Machine vision identification of diploid and tetraploid ryegrass seed. *Trans of the A S A E*, 1988, 31(1): 24~ 27
- [3] Rigney M P, Kranzler G A. Machine vision for grading southern pine seedlings. *Trans of the A S A E*, 1988, 31(2): 642~ 646
- [4] Zayas I, Converse H, Steele J. Discrimination of whole from broken corn kernels with image analysis. *Trans of the A S A E*, 1990, 33(5): 1642~ 1646
- [5] Delwiche M J, Tang S, Thompson J F. Prune defect detection by line2scan imaging. *Trans of the A S A E*, 1990, 33(3): 950~ 954
- [6] Elster R T, Goodrum J W. Detection of cracks in eggs using machine vision. *Trans of the A S A E*, 1991, 34(1): 307~ 312
- [7] Kranzler G A. Applying digital image processing in agriculture. *Agricultural Engineering*, 1985, 66(3): 11~ 14
- [8] Liao K, Reid J J, Ni B, et al. Corn kernel shape identification by machine vision using a neural network classifier. *A S A E Paper*, 1992, 92~ 7017
- [9] Rigney M P, Brusewitz G H, Kranzler G A. Aparagus defect inspection with machine vision. *Trans of the A S A E*, 1992, 35(6): 1873~ 1878
- [10] Sarkar N, Wolfe R R. Image processing for tomato grading. *Trans of the A S A E*, 1990, 33(4): 564~ 572
- [11] Shearer S A, Payne F A. Color and defect sorting of bell peppers using machine vision. *Trans of the*

- ASA E, 1990, 33(6): 2045~ 2050
- [12] Singh N, Delwiche M J. Machine vision methods for defect sorting stonefruit. *Trans of the ASA E*, 1994, 37(6): 1989~ 1997
- [13] Tao Y, Heinemann P H, Varghese Z, et al. Machine vision for color inspection of potatoes and apples. *Trans of the ASA E*, 1995, 38(5): 1555~ 1561
- [14] 应义斌, 傅宾忠, 蒋亦元等. 机器视觉技术在农业生产自动化中的应用. *农业工程学报*, 1999, 15(3): 199~ 203
- [15] Taylor R W, Rehkugler G E, Throop J A. Apple bruise detection using a digital line scan camera system. In *Agricultural Electronics 1983 and Beyond 2 Volume*. St. Joseph, M E ASA E, 1984
- [16] Rehkugler G E, Throop J A. Apple sorting with machine vision. *Trans of the ASA E*, 1986, 29(5): 1388~ 1397
- [17] Thomason R L. June 3~ 5. High speed machine vision inspection for surface flaws, textures and contours. *Proc Vision 86 Conf*. Detroit, Michigan, 1986, 5: 51~ 61
- [18] Godinez P A. Inspection of surface flows and textures. *Sensors*, 1987(June): 27~ 32
- [19] Goodrum J W, Elster R T. Machine vision for crack detection in rotation eggs. *Trans of the ASA E*, 1992, 35(4): 1323~ 1328
- [20] 有马诚一, 藤浦建史, 近藤直, 等. 收获...µの研究(第3报)——'fi" TV`Éと走査型距离Óを組み合わせた果实検出. *农业机械学会志*, 1995, 57(1): 51~ 78
- [21] Davenel A, Guizard C H. Automatic detection of surface defects on fruit by using a vision system. *Journal of Agricultural Engineering Research*, 1988, 41: 1~ 9
- [22] Rehkugler G E, Throop J A. Image processing algorithm for apple defect detection. *Trans of the ASA E*, 1989, 32(1): 267~ 272
- [23] Miller B K, Delwiche M J. Peach defect detection with machine vision. *Trans of the ASA E*, 1991, 34(6): 2588~ 2597
- [24] Pearson T C, Slaughter D C. Machine vision detection of early split pistachio nuts. *Trans of the ASA E*, 1996, 39(3): 1203~ 1207
- [25] Yang Q. Finding stalk and calyx of apples using structured lighting. *Computer and Electronics in Agriculture*, 1993, 8(1): 31~ 42
- [26] Crowe T G, Delwiche M J. Realtime defect detection in fruit part °: An algorithm and performance of a prototype system. *Trans of the ASA E*, 1996b, 39(6): 2309~ 2317
- [27] Crowe T G, Delwiche M J. Realtime defect detection in fruit part É: Design concepts and development of prototype hardware. *Trans of the ASA E*, 1996a, 39(6): 2299~ 2308
- [28] Byler R K, Diehl K C, Stephens J W, et al. Digital imaging of oyster means. *ASA E Paper*, 1987. 87~ 6502
- [29] Marchant J A, Onyango C M, Street M J. High speed sorting of potatoes using computer vision. *ASA E Paper*, 1988. 88~ 3540
- [30] Churchill D B, Bilsland D M, Cooper T M. Comparison of machine vision with human measurement of seed dimensions. *Trans of the ASA E*, 1992, 35(1): 61~ 64
- [31] Trooien T P, Heemann D F. Measurement and simulation of potato leaf area using image processing É. Model development. *Trans of the ASA E*, 1992a, 35(5): 1709~ 1712
- [32] Trooien T P, Heemann D F. Measurement and simulation of potato leaf area using image processing °. model results. *Trans of the ASA E*, 1992b, 35(5): 1713~ 1718
- [33] Trooien T P, Heemann D F. Measurement and simulation of potato leaf area using image processing °. Measurement. *Trans of the ASA E*, 1992c, 35(5): 1719~ 1721
- [34] Yonekawa S, Sakai N, Kitani O. Three-dimensional measurement of loam clouds using machine vision. *Trans of the ASA E*, 1994, 37(3): 1003~ 1009
- [35] Tollner E W, Melear N D, Rodriguez L A, et al. Soil aggregate size distributions using X-ray images. *Trans of the ASA E*, 1998, 41(4): 1207~ 1215
- [36] Panigrahi S, Misra M K, Bern C, et al. Background segmentation and dimensional measurement of corn gemplasm. *Trans of the ASA E*, 1995, 38(1): 291~ 297
- [37] Liao K, Paulsen M R, Reid J F. Realtime detection of color and surface defects of maize kernels using machine vision. *Journal of Agricultural Engineering Research*, 1994, 59: 263~ 271
- [38] 元永佳孝, 龟冈孝治, 桥本 笃. 农产物表面色の色彩画像処理 f À の构筑. *农业机械学会志*, 1997, 59(3): 13~ 21
- [39] Chang Y C, Reid J F. Characterization of a color vision

- sion system. *Trans of the A S A E*, 1996, 39(1): 263~273
- [40] Tao Y. Methods and apparatus for sorting objects by color. United States Patent, 1994 5, 339, 963
- [41] Tao Y. Methods for sorting objects including stable color transformation. United States Patent, 1996 5, 533, 628
- [42] 应义斌, 景寒松, 马俊福等. 黄花梨果形的机器视觉识别方法研究. *农业工程学报*, 1999, 15(1): 192~ 196
- [43] 应义斌, 景寒松, 马俊福等. 机器视觉技术在黄花梨尺寸和果面缺陷检测中的应用. *农业工程学报*, 1999, 15(1): 197~ 200

## Application of Machine Vision Technique to Quality Automatic Identification of Agricultural Products(É)

Ying Yibin Rao Xiuqin Zhao Yun Jiang Yiyuan

(Zhejiang University, Hangzhou 310029) (Northeast Agricultural University)

**Abstract:** With the specialization of image processing technique, the decrease of the cost of computer hardware, and the heightening of the speed of computer, the application of machine vision technique to quality identification of agricultural products has become more and more attractive. According to the three different fields—defect and damage detection, size and area measurement, and color judgement, the research advancements were reviewed in this paper. At last, this paper presented the subject and field needed to research.

**Key words:** machine vision; agricultural products; quality identification