

水果品质检测中的模糊阈值分割方法^{*}

沈明霞 李秀智 姬长英

【摘要】 为实现利用机器视觉技术进行水果检测分级,对水果检测图像的分割进行了研究。依据模糊集合理论,提出了先验知识引导的自适应模糊阈值分割算法,实验表明该方法应用效果较好。

关键词: 水果 检测 图像处理 阈值

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

Fuzzy Threshold Segmentation Method in Quality Detection of Fruit

Shen Mingxia Li Xiuzhi Ji Changying

(Nanjing Agricultural University)

Abstract

Fuzzy systems are capable of representing diverse, non-exact, uncertain, and inaccurate knowledge or information and they use qualifiers that close to the human way of expressing knowledge. Thresholding segmentation is a basis part of image analysis techniques and widely used in the area of automatic identification of fruit quality image processing. A fruit image containing an object on a contrasting background has a bimodal gray-level histogram. A new automatic threshold selection method using the fuzzy index is introduced in this paper. The adaptive threshold selection minimizing the fuzzy index is knowledge-based and copies with the variance of image contrast and object size. The experimental results indicate that the method is efficient and practicable.

Key words Fruit, Measuring, Image processing, Threshold

引言

利用机器视觉技术进行水果分级,就是由计算机自动识别和理解所摄入的水果图像,关键技术是采集合适水果图像,并对水果图像信息进行有效理解。要准确提取水果信息必须确定目标与背景的分割阈值。阈值分割的目的是根据各个像素在灰度级上的差异将图像空间划分为与实际景物对应的有意义的区域。区域内部灰度分布均匀,相邻区域具有不同的灰度,区域之间存在边界。在水果等农产品检测应用领域,可认为图像是由具有不同灰度级的两类区域(即水果与背景)组成的,通过选取合适的阈值

可将图像分割成由水果和背景组成的二值图像。分割阈值的大小直接影响分割结果,对农产品图像而言,阈值偏小时会把背景像素错划为果品,否则相反。这势必会影响分割出的果品的大小和形状,从而影响检测结果。

本文针对水果品质检测中图像与背景的分割问题,提出一种自动选取隶属函数窗宽的模糊阈值方法。

1 模糊阈值法原理

设图像 X 大小为 $M \times N$, 有 $L+1$ 级灰度 $\{0, 1, \dots, L\}$, $u(x)$ 是定义在 $L+1$ 级灰度上的隶属函数,

收稿日期: 2002-04-08

^{*} 江苏省自然科学基金项目(项目编号: BK2001068)

沈明霞 南京农业大学农业工程学院 副教授 博士, 210031 南京市

李秀智 南京农业大学农业工程学院 硕士

姬长英 南京农业大学农业工程学院 教授 博士生导师

若像素 (m, n) 灰度为 x_{mn} , 则隶属度为 $u(x_{mn})$ ($m=1, 2, \dots, M; n=1, 2, \dots, N$), 表示像素 (m, n) 具有灰度特性的程度。图像 X 的模糊率 $\gamma(X)$ 、模糊熵 $E(X)$ 及非模糊率 $\eta(X)$ 是对图像 X 的模糊性度量, 基本反映灰度图像与二值图像的相似程度。定义为

$$\gamma(X) = \frac{2}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \min\{u(x_{mn}), 1-u(x_{mn})\} \quad (1)$$

$$E(X) = \frac{1}{MN \ln 2} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N S(u(x_{mn})) \quad (2)$$

$$\eta(X) = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [1 - |2u(x_{mn}) - 1|] \quad (3)$$

其中 $S(u(x_{mn})) = -u(x_{mn}) \log u(x_{mn}) - [1-u(x_{mn})] \log [1-u(x_{mn})]$

式中 S ——香农函数

$$\text{由} \quad 1 - |2u(x_{mn}) - 1| = \begin{cases} 2[1-u(x_{mn})] & (u(x_{mn}) > 0.5) \\ 2u(x_{mn}) & (u(x_{mn}) \leq 0.5) \end{cases}$$

可得 $\gamma(X)$ 与 $\eta(X)$ 等价。令 $h(l)$ 为图像 X 中灰度 l 的像素个数, 将式(1)、(2)写为

$$\gamma(X) = \frac{2}{MN} \sum_{l=0}^L T(l)h(l) \quad (4)$$

$$E(X) = \frac{1}{MN \ln 2} \sum_{l=0}^L S(u(l))h(l) \quad (5)$$

式中 $T(l) = \min\{u(l), 1-u(l)\}$

本文通过计算模糊率 $\gamma(X)$ 来选取水果与背景的分割阈值。

给定图像 X 的模糊率 $\gamma(X)$ 取决于隶属函数 $u(x)$, 若取隶属函数 $u(x)$ 为

$$u(x) = \begin{cases} 0 & (0 \leq x \leq q - \Delta q) \\ 2 \left(\frac{x - q + \Delta q}{2\Delta q} \right)^2 & (q - \Delta q < x < q) \\ 1 - 2 \left(\frac{x - q - \Delta q}{2\Delta q} \right)^2 & (q < x \leq q + \Delta q) \\ 1 & (q + \Delta q < x \leq L) \end{cases} \quad (6)$$

此时 $u(x)$ 由窗宽 $c=2\Delta q$ 及参数 q 决定。一旦选定窗宽 c , $\gamma(X)$ 就只与参数 q 有关, 取使 $\gamma(X)$ 获极小值的参数 q 为阈值, q 一般对应直方图的谷点。用式(4)计算 $\gamma(X)$ 时, 起作用的仅是灰度值分布在区间 $[q-\Delta q, q+\Delta q]$ 上的像素, 参数 q 变化时 $\gamma(X)$ 随之变化, 记 $\gamma_q(X)$ 为参数取 q 时的图像 X 模糊率。当图像灰度直方图为双峰分布时, 对每个 q 计算 $\gamma_q(X)$, 理论上总能找到某个 q_0 使 $\gamma_{q_0}(X)$ 极小, 取 q_0 为阈值, $\gamma_q(X)$ 总会大于 $\gamma_{q_0}(X)$ 。当图像灰度直方图为多峰分布时, 用上述方法可以获得参数 q 的多个取值, 使 $\gamma_q(X)$ 取极小值, 将它们均取为阈值就能实现多阈值分割。

2 水果图像的模糊阈值分割

2.1 水果检测图像的特征

水果检测图像可认为仅由目标(即水果)和背景(视场中除目标以外的部分)组成, 其直方图通常具有明显的双峰分布。水果一般出现在高灰度级范围, 背景一般出现在低灰度级范围, 可以认为上述图像的直方图上分布相对集中的部分(即分布峰)对应着目标或背景所处的灰度级范围。

2.2 阈值与隶属函数的关系

模糊阈值法的求解过程是预先设定窗宽 c , 通过改变 q 使隶属函数 $u(x)$ 在灰度区间 $[0, L]$ 上滑动, 计算模糊率 $\gamma_q(X)$ 获得模糊率曲线 $\Gamma(q)$, 它的谷点(使 $\gamma_q(X)$ 取极小值的参数 q)就是待分割图像的阈值。由于 q 在灰度区间 $[0, L]$ 上是遍历的, 当 c 取值不同时影响 $\Gamma(q)$, 进而影响阈值选取, 所以 c 的大小对分割结果的好坏起决定作用。 c 取值越小, $u(x)$ 曲线越陡峭, 作用于 $h(l)$ 得到的模糊率曲线 $\Gamma(q)$ 在直方图的谷点附近就可能出现振荡, 产生假阈值。 c 取值越大, $u(x)$ 曲线越平坦, 在 $\Gamma(q)$ 上就可能平滑掉直方图上的谷点, 造成阈值丢失。实际上, 当窗宽 c 大于直方图上两峰间的距离时, 在 $\Gamma(q)$ 上就可能丢掉其间的谷点, 而当窗宽 c 小于两峰间距离时必定能求出其间的谷点。

2.3 隶属函数窗宽的自动选取

隶属函数选定后, 阈值的选取完全取决于给定的窗宽。假设水果与背景处于同样的光照条件, 则定义: 目标与背景对比度 r 是视场大小固定情况下的目标与背景的成像面积比。可认为直方图上目标峰与背景峰的幅度比近似为 r , 根据分布峰幅度比可以确定目标与背景相互交迭的灰度区间, 阈值一般位于这个区间 $[a, b]$ 。考虑白水果与黑背景的情况, 通常直方图上第一个分布峰对应着背景, 故将区间左界 a 定义为直方图上左起的第一个分布峰, 通过从左往右搜索第一个极大值点获得。直方图通常极不平滑, 对具有明显双峰分布的水果图像直方图而言, 目标峰与背景峰间一般有较多尺度不一的波动, 很难找到某个统一尺度将其平滑掉, 因而无法通过在平滑后的直方图上直接搜索背景峰来确定区间右界, 目标与背景对比度的引入避免了这个问题。现分二种情况来估算区间右界 b (如图1所示): $r < 1$ 时, 将直方图的幅度值减去幅度最大值的 r 倍, 从左往右搜索第一个零交叉点即为 b ; $r = 1$ 时, 设区间左界 a 对应的幅度值为 $h(a)$, 从 a 起往右搜索幅度值与 $h(a)$ 最接近的第一个点即为 b 。在搜索区间边界 a, b 之前, 必须对直方图作归一化处理, 搜索直方图上的

幅度最大值,使其为1,其它幅度值取为该幅度值与幅度最大值的相对比。

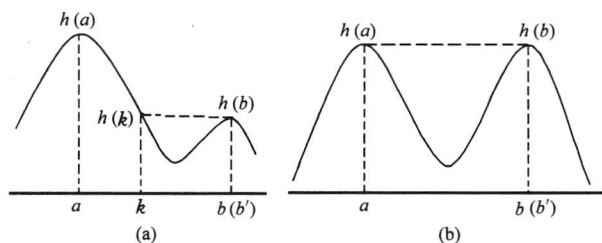


图1 水果与背景灰度交迭区间

(a) $r < 1$ (b) $r = 1$

根据目标与背景的灰度交迭区间 $[a, b]$ 就可以估算隶属函数窗宽 c 。定义 b' 为边界偏移量。当 c 小于目标峰与背景峰的距离 $b' - a$ 就能检测出其间的阈值。目标的成像面积在多数情况下小于背景的成像面积,此时 $r < 1$,如果进一步考虑 r 的计算误差,那么区间右界一般在 b 与 b' 之间,其它情况下区间右界一般在 b' 附近,采用线性式 $c = \lambda(b - a)$ 估算窗

宽,通过仿真得出参数 λ 取值范围为 $0.1 \leq \lambda \leq 0.9$,估算原则是窗宽 c 既不能过小而检测出假阈值也不能过大而平滑掉阈值。确定窗宽 c 后,利用式(1)计算图像的模糊率 $\gamma(X)$ 。由于阈值位于区间内,所以只在这个区间内进行计算。在对有限长序列作卷积时,为消除边界效应的影响,首先将区间 $[a, b]$ 上的局部直方图分别以 a, b 为对称中心作镜像延拓,然后在区间 $[a, b]$ 上计算模糊率 $\gamma(X)$,求出局部模糊率曲线 $\Gamma(q)$,取 $\Gamma(q)$ 的谷点所在的位置为阈值。

3 实验结果与讨论

运用本文算法对水果品质检测图像做阈值分割实验。图2为检测苹果的原始图像、灰度直方图、采用本文算法提出的自适应模糊阈值分割算法分割出的二值图像。原始图像具有256级灰度。在进行阈值分割实验时,对获得的原始图像未做任何处理,这样能更好说明本方法的场景适应能力。

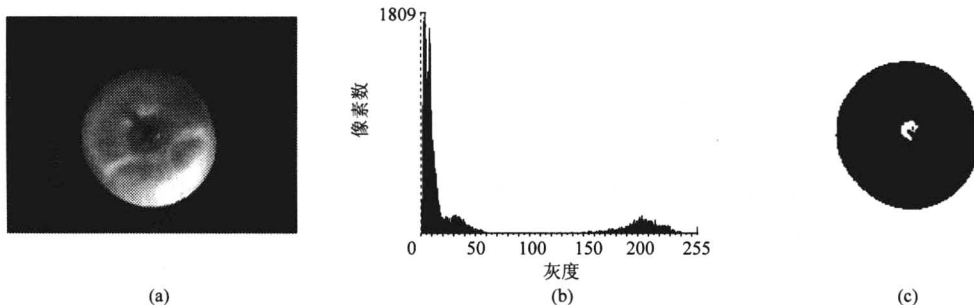


图2 苹果分割过程

(a) 原始图像 (b) 直方图 (c) 分割出的二值图像

图2a原始图像灰度变化范围为 $[0, 255]$,隶属函数窗口左界为0,右界为241,窗宽为47,阈值为89;窗宽估计式 $c = \lambda(b - a)$ 中的常数 $\lambda = 0.3$ 。由图可见,即使原始图像的对比度变化范围很宽,目标成像面积变化很大,用本方法都能获得很好的分割结果,从二值图像可以看出水果目标形状保持得很好。假如选定固定窗宽就无法适应这种宽范围的变化。

用公认较成功的Ostu方法和本文提出的算法做比较,本文算法的运行时间为68s,而Ostu算法的运行时间为123s,因此分割结果说明本文提出的算法比Ostu方法具有速度优势,且在场景适应能力上较好。本算法是用于苹果图像的阈值分割,对具有类似直方图分布特性的其他水果图像的分割,本算法也可加以推广应用。

参 考 文 献

- 1 应义斌. 农产品品质的机器人视觉自动识别技术研究:[博士学位论文]. 哈尔滨:东北农业大学,1999.
- 2 吴一全等. 图像处理中阈值选取方法30年(1962~1992)的进展(一). 数据采集与处理, 1993,8(3):193~201
- 3 吴一全等. 图像处理中阈值选取方法30年(1962~1992)的进展(二). 数据采集与处理, 1993,8(4):268~282
- 4 Guyer D E, Miles G E. Machine vision and image processing for plant identification. Transactions of the ASAE, 1986,29(6):1500~1507
- 5 Glasbey C A. An analysis of histogram-based thresholding algorithms. CVGIP-Graphical Models and Image Processing, 1993,55:532~537