

基于机器视觉的自然环境中成熟荔枝识别*

熊俊涛 邹湘军 陈丽娟 郭艾侠

(华南农业大学南方农业机械与装备关键技术省部共建教育部重点实验室, 广州 510642)

【摘要】 研究了自然场景下成熟荔枝的识别技术。通过分析荔枝彩色图像的颜色和灰度特征,选取 YCbCr 颜色模型进行处理,对其 Cr 分量图进行阈值分割去除复杂背景,并采用形态学和连通区域标注法消除分割后的随机噪声;然后结合一维随机信号直方图分析法与模糊 C 均值聚类法(FCM)对处理后的荔枝图像进行聚类 and 分割,实现荔枝果实和果梗的识别。不同光照条件下的识别实验结果表明,算法均能有效分割出果实和果梗,综合识别率达到 95.5%。

关键词: 成熟荔枝 图像识别 模糊聚类 机器视觉

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2011)09-0162-05

Recognition of Mature Litchi in Natural Environment
Based on Machine Vision

Xiong Juntao Zou Xiangjun Chen Lijuan Guo Aixia

(Key Lab of Key Technology on South Agricultural Machinery and Equipment, Ministry of Education,
South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China)

Abstract

A recognition method of mature litchi in natural scene was researched. Through analyzing the gray and color features of litchi, the YCbCr color model was selected, and by using threshold segmentation, the Cr component image was selected to remove the complex background, then morphology operation and connected region label were used to remove random noise, and then the one-dimensional random signal histogram analysis and the fuzzy C-means clustering (FCM) segmentation were used to achieve the recognition of litchi fruit and peduncle. The recognition results under different natural conditions showed that the algorithm could segment the fruit successfully and the recognition rate reached to 95.5%.

Key words Mature litchi, Image recognition, Fuzzy clustering, Machine vision

引言

随着计算机和自动控制技术的迅速发展,果蔬采摘机器人已经逐步应用到农业生产中^[1]。日本、美国等发达国家一直致力于采摘机器人的研究^[2~5],我国也已开展采摘机器人的相关研究^[6~10]。机器人采摘果实,首先要识别成熟果实,然后才能确定其空间位置并执行采摘。当前采摘机器人涉及的对象主要有甜橙、苹果、西红柿、黄瓜、柑

橘、草莓等,视觉系统的识别方法主要集中在通过颜色模型或灰度特征分割图像、寻找目标,或者在图像采集时使用滤波片等设备获取较为简单的图像,再根据形状特征寻找目标^[11]。目前已有方法大多停留在理论研究阶段,对单果、无遮挡、色泽差别大等情况研究较多,对不同光线、遮挡和多果实等情况涉及较少,如何解决环境因素影响的识别问题是采摘机器人发展面临的问题。

本文以成熟荔枝为对象,通过分析荔枝的果实、

收稿日期: 2010-10-13 修回日期: 2010-12-16

* 国家自然科学基金资助项目(50775079)和高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(200805640009)

作者简介: 熊俊涛,博士生,主要从事计算机图像处理和机器视觉研究, E-mail: xiongjt2340@163.com

通讯作者: 邹湘军,教授,主要从事虚拟现实与仿真技术研究, E-mail: xjzou1@163.com

果梗和树叶的颜色信息特征,提出在 YCbCr 颜色模型中通过阈值分割法去除复杂背景的干扰,然后利用模糊聚类方法识别荔枝果实和果梗,并对不同自然光照条件下的荔枝进行识别。

1 机器视觉系统

本文的机器视觉系统主要包括 CCD 摄像机、图像采集卡、计算机、支架等^[12]。摄像设备是中国大恒公司生产的 DH-HV3100FC 型数字摄像机,其最大分辨率为 2 048 × 1 536,计算机可编程控制其曝光时间、亮度、增益等参数。图像采集卡是中国大恒公司生产的 DH-VT123 型双通道彩色视频采集卡,计算机操作系统是 Microsoft Windows XP,所用软件为 Matlab 7.1 图像编程软件。

实验图像的采集在广州市番禺区南海荔枝园中进行,时间是 6~7 月份荔枝成熟期,荔枝品种为准枝。用视觉系统进行图像采集,共采集了 400 多幅彩色图像,图像分辨率为 640 × 480。

2 颜色模型分析

彩色图像处理算法的关键是确定合适的颜色模型。当前常用的颜色模型有 RGB、HSI、Lab、YIQ、YCbCr 等。针对不同颜色模型的特征,结合成熟荔枝的果实、果梗和叶子的颜色特点,将采集的彩色荔枝图像转换到以上各个颜色模型,对比分析发现: Lab 的 *a* 分量图、HSI 的 *H* 分量图、YUV 的 *V* 分量图及 YCbCr 的 *Cr* 分量图可以较好地

从图像背景中区别出成熟荔枝及果梗。其中 Lab 的 *a* 分量是一个二值图像,*a* 分量、*H* 分量、*V* 分量、*Cr* 分量图如图 1 所示。

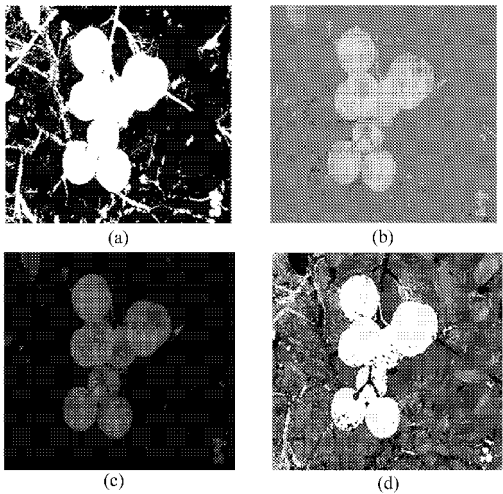


图1 不同颜色模型的分量图

Fig.1 Component graph of different color models
(a) *a* 分量 (b) *Cr* 分量 (c) *V* 分量 (d) *H* 分量

对比各个分量图像的灰度直方图(如图 2)可以发现:*Cr* 分量直方图的曲线峰值点明显,适合阈值分割、模糊聚类等算法处理得到的目标区域。同时结合顺光、逆光的荔枝图像进行实验,发现 *Cr* 分量能更好地抑制天空背景、光线不均匀等因素的影响,因此最终选取 YCbCr 颜色模型进行荔枝图像分割。由 RGB 颜色模型转换到 YCbCr 颜色模型的公式为

$$\begin{cases} Y=0.299R+0.578G+0.114B \\ Cb=-0.1687R-0.3313G+0.5B+0.5 \\ Cr=0.53R-0.4187G-0.0813B+0.5 \end{cases} \quad (1)$$

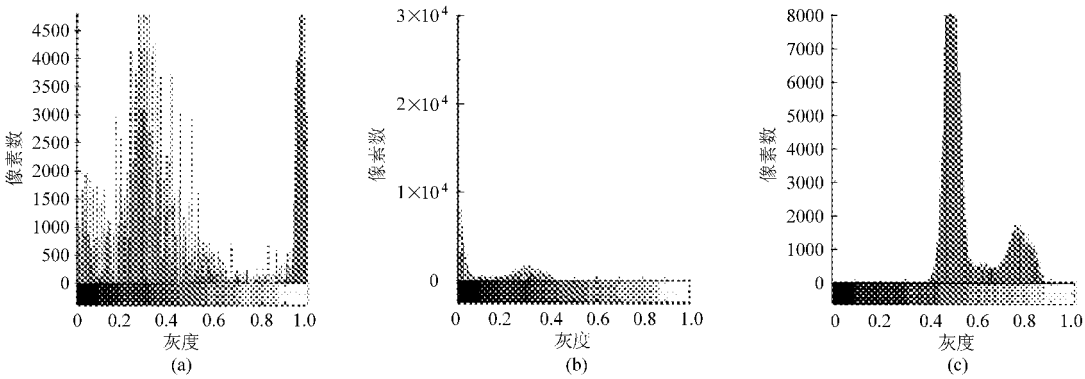


图2 *H*、*V*、*Cr* 分量的直方图

Fig.2 Histogram of *H*, *V*, *Cr* component
(a) *H* 分量 (b) *V* 分量 (c) *Cr* 分量

3 目标的识别

3.1 复杂背景的去除

在自然场景拍摄过程中,可以发现获取的图像背景都是复杂多变的,这对提取荔枝果实和果梗造成困难。然而,将自然光下获取的图像由 RGB 颜色

模型转换为 YCbCr 颜色模型,提取图像的 *Cr* 分量,通过分析不同光照条件下荔枝图像的 *Cr* 分量直方图可发现其直方图的峰值分布趋势基本一致,故可以总结出合理的经验阈值,进行阈值分割得到去除复杂背景(叶子、天空、地表)的荔枝果实和果梗的 *Cr* 分量图^[13],去背景过程如图 3、4 所示。

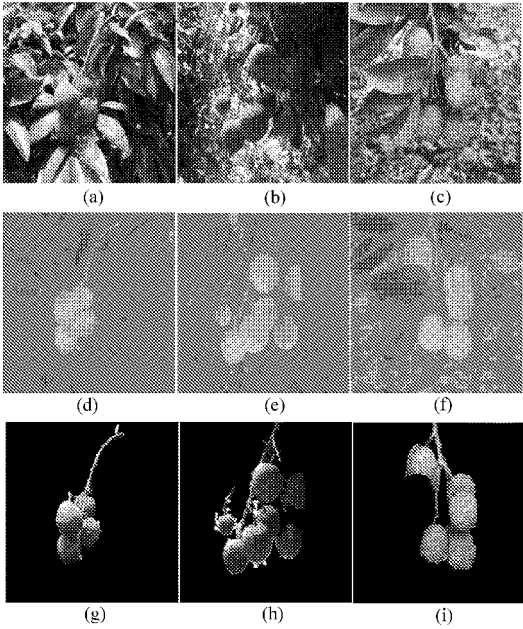


图3 去除背景过程图

Fig. 3 Image group of remove background process
(a) 原图,顺光 (b) 原图,逆光 (c) 原图,复杂背景 (d) 顺光,Cr分量 (e) 逆光,Cr分量 (f) 复杂背景,Cr分量 (g) 顺光,去背景图 (h) 逆光,去背景图 (i) 复杂背景,去背景图

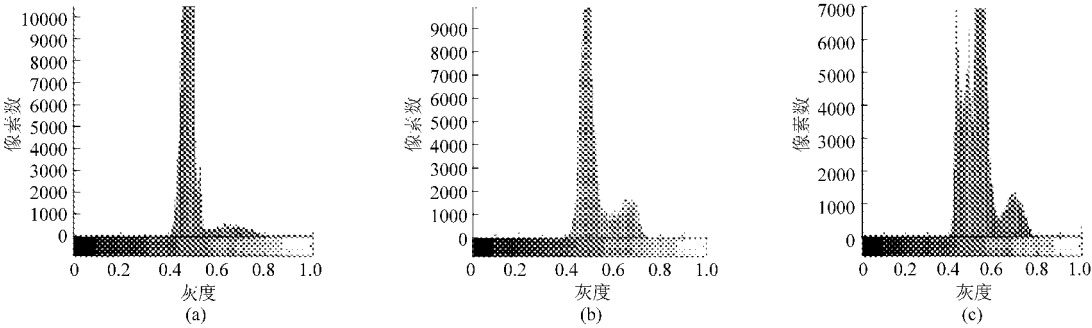


图4 Cr分量图

Fig. 4 Image of Cr component
(a) 顺光 (b) 逆光 (c) 复杂背景

3.3 模糊C均值聚类(FCM)

3.3.1 传统FCM算法

FCM采用迭代优化目标函数来获取数据集的模糊分类,其原理是:先将 n 个点分成 c 类,定义每个类有一个聚类中心,然后使得各个数据点与聚类中心的平均距离最小,形成一些具有相同性质的模糊子集。一个类也就是一系列点组成的模糊子集,每个点对于不同的聚类中心有不同的隶属度,因此可以形成一定隶属度条件下的分类。

首先设聚类数目为 c ,样本集合 $x = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \subset \mathbf{R}^p$,每个样本取 p 个特征, $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip})^T$,则FCM的聚类目标函数为

$$J_m(U, v) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c u_{ik}^m d_{ik}^2 \quad (1 \leq m \leq \infty) \quad (4)$$

其中 $d_{ik}^2 = \|x_k - v_i\|_A^2 = (x_k - v_i)^T A (x_k - v_i)$

3.2 形态学滤波

去除背景后的图像效果仍不理想,需要对图像进行形态学处理去除小的面积,从而得到相对较大的连通区域。开启和闭合运算定义为

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (2)$$

$$A \cdot B = [A \oplus (-B)] \ominus B(-B) \quad (3)$$

其中, A 为待处理图像, B 为结构元素。这里主要采用开启、闭合运算去除图像背景留下的小噪声区域和孔洞区域。但由于开启、闭合运算后的图像中,还会存在一些较大面积区域的噪声,需要进一步处理。

利用连通区域标记法对各个区域进行标记,并统计各个区域的面积,确定最大面积为目标区域并保留,去除其他小的连通区域。在Matlab 7.1中,利用bwlabel函数在二值图像中对各个不连通的区域进行标注,其标注好的返回值为与原图像大小相同的数据矩阵,然后利用regionprops函数对数据矩阵进行面积统计,保留面积最大值的区域,去除其余小的区域,从而得到唯一目标连通区域。

式(4)中 U 矩阵的元素 u_{ik} 表示第 k 个数据属于第 i 类的隶属度, $U = [u_{ik}]$ 是 $c \times n$ 矩阵, $m \in [1, \infty)$ 是加权指数,这里选 $m = 2$ 。 $v = (v_1, v_2, \dots, v_c)$ 表示各类的聚类中心。 d_{ik} 表示 x_k 与 v_i 的归一化距离,当 A 为单位矩阵时, d_{ik} 表示欧氏矩阵。为得到样本集合 x 的最佳模糊 c 划分,可以通过迭代优化算法来使目标函数 $J_m(U, v)$ 最小^[14~15]。

3.3.2 改进的FCM算法

在传统的FCM算法中,聚类数目作为初始化条件给出,如果聚类数目选择不恰当,则会使数据集(待分类的特征向量集)的划分结果与数据集的真正结构不相符,从而导致聚类的失败^[16]。

本文采用一维随机信号直方图分析方法,其原理参照文献[17],通过对荔枝图像的Cr分量直方图分析,自动确定峰值的数目作为FCM的聚类数

目,同时得到类峰值的大致位置,作为聚类中心的初值。其实现过程为:

(1)构造一维高斯模板,即

$$g(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)$$
 (5)

式中 σ ——正态分布的标准偏差
 μ ——高斯分布的期望值

(2)用高斯模板对一维直方图 $f(x)$ 进行卷积运算,即

$$\varphi(x) = f(x) * g(x)$$
 (6)

(3)对卷积结果 $\varphi(x)$ 进行二次差分运算,即

$$\begin{cases} \varphi'_{(x)} = f(x) * \frac{dg(x)}{dx} \\ \varphi''_{(x)} = f(x) * \frac{d^2g(x)}{dx^2} \end{cases}$$
 (7)

(4)求集合 $\{x_i | \varphi'_{(x_i)} = 0, \varphi''_{(x_i)} < 0\}$,令 c 为集合 $\{x_i\}$ 的基数。

由此得到的 $c、\{x_i\}$ 即可以分别作为FCM算法的聚类类数和初始中心值。

4 算法流程及实验结果分析

利用改进的FCM算法进行荔枝图像的分割,自动选取的聚类种子数为2,分割结果如图5所示。

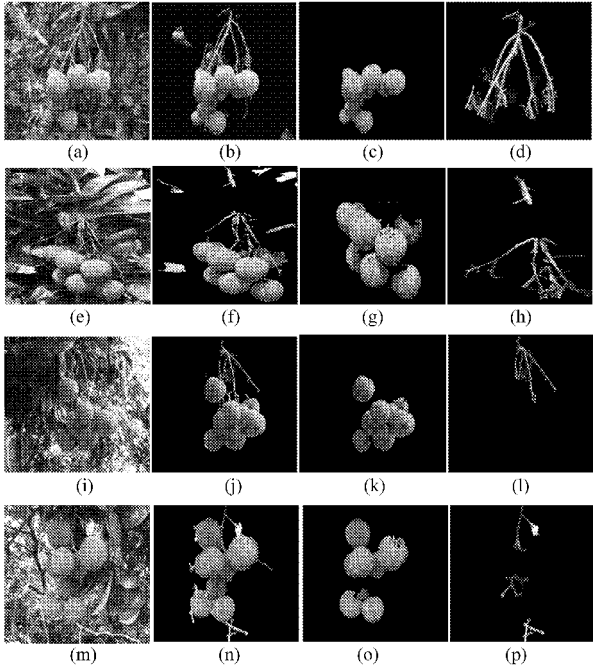


图5 荔枝识别过程图像

Fig. 5 Image group of litchi recognition process

(a)原图,顺光 (b)去背景,顺光 (c)果实,顺光 (d)果梗,顺光 (e)原图,顺光有遮挡 (f)去背景,顺光有遮挡 (g)果实,顺光有遮挡 (h)果梗,顺光有遮挡 (i)原图,逆光 (j)去背景,逆光 (k)果实,逆光 (l)果梗,逆光 (m)原图,复杂背景 (n)去背景,复杂背景 (o)果实,复杂背景 (p)果梗,复杂背景

自然环境中成熟荔枝的识别流程为:

(1)颜色模型转换。将原始荔枝图像从RGB颜色模型转换为YCbCr颜色模型。

(2)阈值分割。提取YCbCr颜色模型中Cr分量,根据其直方图进行阈值分割,去除干扰背景。

(3)形态学滤波及连通区域标记。去除背景残留下来的小面积噪声,并通过连通区域标注法和面积统计,去除图像中的小连通区域噪声。

(4)模糊聚类分割。对去除背景的果实和果梗的图像进行分割,获得目标果实及果梗。

(5)形态学滤波。去除聚类分割的果实上孔洞及果实、果梗图像中的残留小面积噪声。

实验选取了90幅自然环境下的荔枝图像进行目标果实和果梗的识别,识别结果如表1所示。

表1 成熟荔枝识别结果统计

Tab. 1 Statistics of recognition results of mature litchi

参数	综合情况	部分叶子遮挡	无遮挡顺光	无遮挡逆光
图像总数	90	25	35	30
正确识别数	86	23	34	29
识别率/%	95. 5	92	97. 1	96. 6

通过表1的荔枝识别实验结果分析,3种不同自然条件下,荔枝果实和果梗的综合识别率达到95.5%。误识别的原因及相应改进方法如下:

(1)顺光条件下,当太阳光照很强时,若果实表面存在强反射光或阴影区,则在识别结果中会产生凹陷边缘或孔洞,甚至造成无法恢复完整果实。改进的方法是通过均值滤波和图像锐化减少误差。

(2)在逆光条件下,荔枝图像的Cr分量较好地抑制了光线的影响,但逆光造成果实或果梗出现较大阴影区时,会出现将阴影区作为一类分割出来的模糊聚类分割误差。改进的方法是通过先对其图像的Cr分量图进行直方图均衡化,凸显果实和果梗,再实施聚类分割,以减少误差。

(3)在有部分叶子的遮挡条件下,果实和果梗被遮挡的面积大小会影响识别结果,造成连通区域的选择误差,出现误识别。改进的方法是通过重新选取连通区域面积阈值,减少误差。

同时还存在一些因素干扰准确地识别目标,如:荔枝的成熟度不够造成采集图像效果不好、荔枝果实被遮挡和重叠使得图像采集的光线不合适、外界风等自然因素造成目标的扰动从而使采集图像效果不佳等。

5 结 论

- (1)提出了适合于自然光下成熟荔枝识别的 YCbCr 颜色模型,荔枝图像在 YCbCr 颜色模型中的 Cr 分量图能很好地凸显荔枝果实和果梗。
- (2)利用形态学滤波有效去除图像目标以外的背景,为荔枝果实和果梗的识别降低复杂度。
- (3)根据模糊聚类分割原理,结合一维随机信号直方图分析法,可有效地分割出荔枝果实和果梗。

参 考 文 献

1 Slaughter D C, Harrell R C. Discriminating fruit for robotic harvest using color in natural outdoor scenes[J]. Transactions of the ASAE, 1989, 32(2): 757 ~ 763.

2 Kondo N,Nishitsuji Y,Ling P P. Visual feedback guided robotic cherry tomato harvesting [J]. Transactions of the ASAE, 1996, 39(6):2 331 ~ 2 338.

3 Haysshi S, Ganno K, Ishii Y, et al. Robotic harvesting system for eggplants[J]. Japan Agricultural Research Quarterly, 2002, 36(3):163 ~ 168.

4 Hannan M W, Burks T F, Bulanon D M. A real-time machine vision algorithm for robotic citrus harvesting [C]. St. Joseph, Mich.: ASAE, 2007, ASAE Paper No. 073125.

5 Cao Q,Nagata M,Gejima Y, et al. Basic study on strawberry harvesting robot in algorithm for locating and feature extracting of strawberry fruits [M]. Information Technology and Intelligent Control for Bioproducts, 2000, 23(12):232 ~ 239.

6 徐惠荣,叶尊忠,应义斌. 基于彩色信息的树上柑橘识别研究[J]. 农业工程学报, 2005,21(5):98 ~ 101.
Xu Huirong, Ye Zunzhong, Ying Yibin, et al. Identification of citrus fruit in a tree canopy using color information[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2005, 21(5): 98 ~ 101. (in Chinese)

7 赵杰文,刘木华,杨国彬. 基于 HIS 颜色特征的田间成熟番茄识别技术[J]. 农业机械学报, 2004, 35(9):122 ~ 124,135.
Zhao Jiewen, Liu Muhua, Yang Guobin. Discrimination of mature tomato based on HIS color space in natural outdoor scenes [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2004, 35(9): 122 ~ 124, 135. (in Chinese)

8 张铁中,陈利兵,宋健. 草莓采摘机器人的研究:基于图像的草莓重心位置和采摘点的确定[J]. 中国农业大学学报, 2005, 10(1): 48 ~ 51.
Zhang Tiezhong, Chen Libing, Song Jian. Study on strawberry harvesting robot: II. images based identifications of strawberry barycenter and plucking position [J]. Journal of China Agricultural University, 2005, 10(1): 48 ~ 51. (in Chinese)

9 刘长林,张铁中,杨丽. 茄子收获机器人视觉系统图像识别方法[J]. 农业机械学报, 2008, 39(11): 216 ~ 219.

10 司永胜,刘刚,高瑞. 基于 K-均值聚类的绿色苹果识别技术[J]. 农业机械学报,2009,40(增刊): 100 ~ 104.
Si Yongsheng, Liu Gang, Gao Rui. Segmentation algorithm for green apples recognition based on K-means algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(Supp.): 100 ~ 104. (in Chinese)

11 蔡健荣,周小军,李玉良,等. 基于机器视觉自然场景下成熟柑橘识别[J]. 农业工程学报, 2008, 24(1): 175 ~ 178.
Cai Jianrong, Zhou Xiaojun, Li Yuliang, et al. Recognition of mature oranges in natural scene based on machine vision[J]. Transactions of the CSAE, 2008, 24(1): 175 ~ 178. (in Chinese)

12 邹湘军,卢俊,邓继忠,等. 机械与视觉关联定位实验平台: 中国, 200810027369. 6[P]. 2008-09-17.

13 王雅琴,高华. 自然环境下水果图像分割与定位研究[J]. 计算机工程, 2004, 30(13): 128 ~ 130.
Wang Yaqin, Gao Hua. Study on the segmentation and orientation of fruit image under natural environment [J]. Computer Engineering, 2004, 30(13): 128 ~ 130. (in Chinese)

14 Krishnapuran R, Fringui H, Nasraoni O. Fuzzy and possibility shell clustering algorithms and their application to boundary detection and surface approximation[J]. IEEE Transactions on Fuzzy System, 1995, 3(1): 29 ~ 43.

15 陈果,左洪福. 图像的自适应模糊阈值分割法[J]. 自动化学报, 2003, 29(5):791 ~ 796.
Chen Guo, Zuo Hongfu. The image adaptive thresholding by index of fuzziness[J]. Acta Automatica Sinica, 2003, 29(5): 791 ~ 796. (in Chinese)

16 Betanzosa A A, Varelaa A B, Martinez C A. Analysis and evaluation of hard and fuzzy clustering segmentation techniques in burned patient images [J]. Image and Vision Computing, 2000, 18(13): 1 045 ~ 1 054.

17 Carlotto M J. Histogram analysis using a scale-space approach [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1987, PAMI-9(1): 121 ~ 129.