

DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2012.06.030

# 基于视差图像的重叠果实图像分割算法\*

彭辉<sup>1</sup> 吴鹏飞<sup>1</sup> 翟瑞芳<sup>2</sup> 刘善梅<sup>1</sup> 吴兰兰<sup>3</sup> 景秀<sup>1</sup>

(1. 华中农业大学理学院, 武汉 430070; 2. 华中农业大学计算机应用研究所, 武汉 430070;

3. 华中农业大学工学院, 武汉 430070)

**【摘要】** 为解决自动采摘视觉系统中重叠果实的分割问题,提出了基于视差图像的果实分割算法。采用双目立体视觉系统获取图像对,对图像对进行预处理和校正,通过图像对的立体匹配来获取视差图像,最后对视差图像进行分割。该算法将分割的依据和信息从二维图像的颜色、形状、纹理等扩展到三维空间的深度,对空间距离不同的目标具有较好的分割效果。实验表明,对获取的视差图像进行基于区域的分割时,其区域间灰度对比度为 0.98,目标计数一致性达到 0.90;进行基于边缘的分割时,其边缘检测误差为 5.74%,因此,该方法对重叠果实区域的分割是有效的。

**关键词:** 重叠果实 双目立体视觉 视差图像 图像分割

**中图分类号:** S126; TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2012)06-0167-07

## Image Segmentation Algorithm for Overlapping Fruits Based on Disparity Map

Peng Hui<sup>1</sup> Wu Pengfei<sup>1</sup> Zhai Ruifang<sup>2</sup> Liu Shanmei<sup>1</sup> Wu Lanlan<sup>3</sup> Jing Xiu<sup>1</sup>

(1. College of Science, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China

2. Institute of Computer Application, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China

3. College of Engineering, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China)

### Abstract

To solve the problem of segmentation for overlapping fruits, an image segmentation algorithm based on disparity map was developed. Firstly, binocular stereo images were obtained by binocular stereo vision system. Then, these images were preprocessed and rectified. Thirdly, stereo matching for rectified images pair to get disparity values for every pixel was made. At last, the disparity map was generated. Distance information in 3-D space was added to algorithm besides color, shape and texture information in 2-D space, so the fruits with different distances in actual space were segmented better in disparity map than in normal image. Experimental results showed that the accuracy of segmentation for disparity map by area-based method was 0.90, and the edge detection error was 5.74%. The proposed method was valid for segmentation of overlapping fruits.

**Key words** Overlapping fruits, Binocular stereo vision, Disparity map, Image segmentation

### 引言

在机器人采摘视觉系统中,图像分割具有极其重要的意义,其首要任务是将图像中的果实区域较完整地分割出来,以便对每个果实进行识别和定位。

多数情况下,树上果实存在着相互重叠、遮挡或被枝叶遮挡的现象,要将单个果实准确的分割出来十分困难。因此,重叠果实的分割已成为自动采摘视觉系统的难题,也受到了众多学者的关注。尹建军等针对番茄生长状态为靠拢或重叠的情况<sup>[1]</sup>,提出基

收稿日期: 2011-11-18 修回日期: 2012-01-10

\* 国家自然科学基金资助项目(41101409)和中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2011JC020)

作者简介: 彭辉,讲师,博士,主要从事计算机图形图像处理研究,E-mail: moonbird97@126.com

通讯作者: 景秀,讲师,主要从事数字图像处理研究,E-mail: jingxiu@mail.hzau.edu.cn

于形态重建的受控标记分水岭算法来搜索靠拢或重叠番茄的分界线。周天娟等利用基于数学形态学的聚类快速分割和分水岭区域分割法对相接触草莓果实图像进行了分割<sup>[2]</sup>。吕强等通过 Otsu 自适应阈值分割算法分割成熟柑橘图像,采用基于距离变换的分水岭分割将遮挡、重叠柑橘逐个分开<sup>[3]</sup>。曾庆兵等通过检测图像中的凹点来拟合分界线,从而将重叠的葡萄果实分离开<sup>[4]</sup>。张亚静等利用亮度和颜色的信息融合来分割邻接的苹果,识别率大于 92%<sup>[5]</sup>。

上述方法虽然在一定程度上取得了较好的分割效果,但均是在单目相机所获取的二维图像平面上进行的分析和处理,具有一定局限性,表现在:①单目相机获取的二维图像中可利用的信息是有限的,如只能利用灰度、纹理、形状等信息。②由于果实的相似性,现有的信息(灰度、纹理、形状)难以将各个果实分割开。因此,常常需要设计相关的算法寻找分割线、重建果实形状等,而这些算法针对性较强,缺乏普适性。由于相互遮挡的果实在三维空间上有前后位置关系,利用深度信息进行分割具有一定的可行性,因此,本文将研究工具从单目相机扩展到双目相机,获取的信息从二维扩展到三维,结合三维空间中的深度信息形成视差图像对重叠果实进行分割。

## 1 材料与方法

利用视差图像进行分割可分 4 个步骤:①利用标定好的双目摄像机获取立体图像对。②对获取的图像进行预处理。③对立体图像对进行立体匹配以求得视差图像。④对视差图像进行优化和分割。

### 1.1 图像获取

采用如图 1 所示的双目视觉系统获取树上柑橘图像。

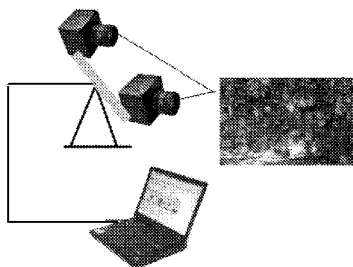


图 1 柑橘采摘双目立体视觉系统

Fig. 1 Binocular stereo vision system of citrus harvesting

图像采集的主要仪器设备有:DH-HV1351UC 型 CCD 摄像头 2 台,USB 接口,分辨率  $H1280 \times V1024$ ,像素尺寸  $5.2 \mu\text{m} \times 5.2 \mu\text{m}$ ;Computar M1214-MP 型镜头 2 个,焦距 12 mm;Intel 酷睿双核 i5 M540

型便携式手提计算机,主频 2.53 GHz,内存 4 GB,硬盘容量 320 GB;图像采集软件,HVDevice Performance Version 2.3.8.9。

结合实际测量情况和需求,本实验系统参数设定为:基线距离为 105 mm,测量深度为 1 500 mm,两摄像机夹角控制在  $30^\circ$  以内。通过摄像机标定,获取其内、外参数如表 1、2 所示。

表 1 摄像机内部参数

Tab. 1 Internal parameters of cameras

参数	左摄像机	右摄像机
焦距/mm	11.933 0	12.184 7
主点/像素	(635.476 880, 503.582 411)	(625.591 777, 510.757 255)
畸变系数 $K_1$	$-1.056 701 \times 10^{-8}$	$-2.421 106 \times 10^{-8}$
畸变系数 $K_2$	$-1.137 214 \times 10^{-14}$	$1.826 242 \times 10^{-14}$

表 2 摄像机外部参数

Tab. 2 External parameters of cameras

参数	左摄像机	右摄像机
X 方向坐标/mm	479.123 204	213.632 788
Y 方向坐标/mm	-227.250 430	-401.561 694
Z 方向坐标/mm	1 032.368 031	1 023.675 212
绕 X 轴旋转角/rad	-0.396 176	-0.255 624
绕 Y 轴旋转角/rad	0.171 643	0.326 315
绕 Z 轴旋转角/rad	4.061 321	4.052 158

### 1.2 图像预处理

图像预处理过程分为 2 部分:单目图像预处理和双目图像校正。

#### 1.2.1 单目图像预处理

该过程包括噪声去除、图像灰度化、二值化处理。与常规的二值化处理不同,该二值化处理结果不作为后续处理的输入,而是将其作为果实区域模板,用于对视差图像进行果实区域的提取。

在图像灰度化过程中,因 R-B 空间更能突显果实而弱化背景<sup>[6]</sup>,因此,灰度化处理可表示为

$$G_r = W_1 R + W_2 G + W_3 B \quad (1)$$

式中  $G_r$ ——灰度化后图像的灰度

$R, G, B$ ——图像像素的红、绿、蓝色分量

$W_1, W_2, W_3$ ——各分量权值,分别取 1、0 和 -1

采用中值滤波去除噪声,以保证在去噪的同时保留果实边缘细节。采用迭代法自动获取阈值进行二值化处理,目标区域灰度置 1,背景区域灰度置 0。

#### 1.2.2 双目图像校正

图像校正的目的是使左、右图像对共面,其极线互相平行且平行于基线,图像对上相对应的点具有相等的垂直坐标值。图像校正为快速匹配打下

基础。

选择基于摄像机标定的线性校正算法<sup>[7]</sup>,其实质是通过新的投影矩阵对空间点进行新的“虚拟”投影,达到图像校正目的。新的投影矩阵是在现有光心位置不变的情况下,改变两摄像机方位角使得两像平面与基线平行。通过新、旧投影矩阵,分别可得到同一空间点新、旧投影坐标,从而可推导出像素点新、旧坐标的变换矩阵。利用该变换关系,对所有像素点进行重采样从而得到校正后的图像。

校正结果如图2所示。可见,通过校正,同名点基本上在同一水平线上。

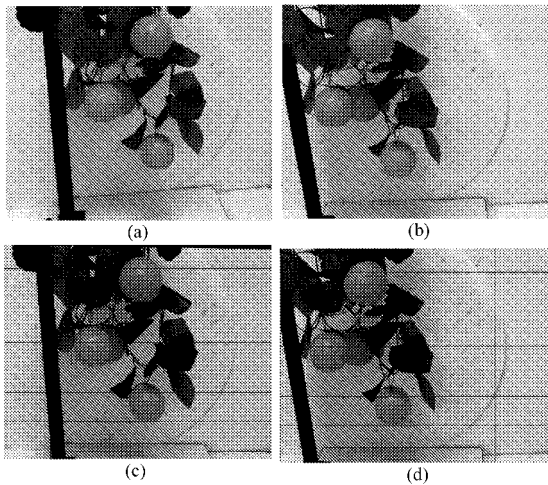


图2 图像校正结果

Fig. 2 Results of image rectification

(a) 原始左图像 (b) 原始右图像  
(c) 校正后左图像 (d) 校正后右图像

### 1.3 视差图像计算

视差图像是以图像对中任一幅图像为基准,其大小为该基准图像的大小,像素值为视差的图像<sup>[8]</sup>。在理想的平行双目视觉系统中,若固定两摄像机距离和焦距不变,则深度与视差呈反比,即当景物的三维空间距离增大时视差减小,即远处的物体通过双目系统成像后,在左、右图像对上的位置偏差(即视差)较小,而近处的物体则反之。可见,视差在一定程度上反映了物体的空间远近,因此由视差生成的视差图像也就包含了场景的深度或距离信息,对视差图像进行分割其实质是对深度不同的场景进行分割,其分割结果不依赖于场景的颜色、灰度、纹理、形状等特征,而只依赖于场景的深度。由于场景中的不同物体其空间深度位置一般是不相同的,而同一物体所在的空间深度基本上是相同的,因此对视差图像进行分割就很容易地把不同深度位置的物体和物体、物体和背景分开。在视差图计算过程中,一个重要的步骤就是对左、右立体图像对进行立体匹配,找到空间同一点在左、右图像上的投影,

从而计算其视差。

#### 1.3.1 视差计算

设空间中任意一点  $P$  在左、右图像上的投影分别为  $P_1(u_1, v_1)$ 、 $P_2(u_2, v_2)$ , 则当左、右立体图像对校正完毕后,相对应点的纵坐标相同,而在水平方向上有一个平移。对于左、右图像对,存在一个隐含条件,即恒有  $u_1 > u_2$ 。现假设以左图像为参考图像,按从上到下、从左向右的顺序对获取每个像素点进行匹配。设对于某一待匹配点  $L(x, y)$ , 则依据极线约束和隐含条件  $u_1 > u_2$ , 在右图像上的搜索范围应该为  $[R(x - d_{\max}, y), R(x - d_{\max} + 1, y), \dots, R(x, y)]$ , 其中,  $d_{\max}$  表示视差最大范围估计值,如图3所示。在搜索过程中,采用一定的相似度测量准则对当前两点进行相似度测量,从而找到最佳匹配点,获取匹配点之间的视差<sup>[9]</sup>。通过实验比较,相似度度量采用绝对误差和(SAD)较为适合。设窗口中心位置处为  $(i, j)$ , 窗口大小为  $(2i + 1) \times (2j + 1)$ , 若对于左图中的一点  $P_1(x, y)$ , 在右图中搜索到的当前点为  $P_2(x + d, y)$ ,  $d$  表示视差。则 SAD 为

$$C(x, y, d) = \sum_{i, j} |I_1(x + i, y + j) - I_2(x + d + i, y + j)| \quad (2)$$

式中  $I_1, I_2$ ——左、右图中某点的灰度

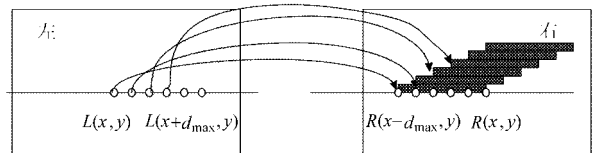


图3 在一定范围内从左至右进行匹配示意图

Fig. 3 Matching from left to right in a certain range

在 SAD 计算过程中,采用积分图像方法提高计算速度。积分图像定义为<sup>[10]</sup>

$$I_{\Sigma}(x, y) = \sum_{i=0}^x \sum_{j=0}^y I(i, j) \quad (3)$$

式中  $I(i, j)$ ——原图像中点  $(i, j)$  处的灰度

$I_{\Sigma}(x, y)$ ——点  $(x, y)$  处的积分图像

$I_{\Sigma}(x, y)$  通过迭代计算得到

$$I_{\Sigma}(x, y) = I_{\Sigma}(x - 1, y) + S(x, y) \quad (4)$$

$$S(x, y) = S(x, y - 1) + I(x, y) \quad (5)$$

其中  $S(x, -1) = 0$   $I_{\Sigma}(-1, y) = 0$

式中  $S(x, y)$ ——点  $(x, 0)$  至点  $(x, y)$  的一系列图像积分

如图4所示,积分图像建立后,某一窗口  $W$  内的灰度总和为

$$I_W = I_{\Sigma}(x_4, y_4) + I_{\Sigma}(x_1, y_1) - (I_{\Sigma}(x_2, y_2) + I_{\Sigma}(x_3, y_3)) \quad (6)$$

不论窗口大小如何,采用积分图像求任一窗口

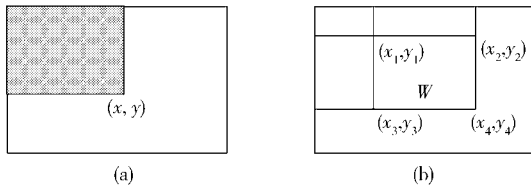


图4 积分图像

Fig.4 Integral image

(a) 积分图像示意图 (b) 积分图像中窗口内像素和的求解

内的均值都只需要3次加法即可,计算量大大减小,计算速度大幅度提高。

### 1.3.2 视差范围和窗口尺寸

在上述过程中,窗口的大小及视差范围( $0 \sim d_{\max}$ )都是未确定的量。对于差值范围,计算式为

$$Z_w = \frac{Bf}{x_l - x_r} \quad (7)$$

式中  $B$ ——两相机基线距离

$f$ ——像机焦距  $Z_w$ ——测量深度

$x_l, x_r$ ——同名点在左、右图像投影的水平坐标

$x_l - x_r$ 即为视差。当 $B$ 、 $f$ 已确定,已知 $Z_w$ 的范围,则可知视差范围。

窗口尺寸的确定对视差图计算结果也有很大的影响。理想的窗口应该包含足够的图像灰度信息以提高窗口匹配的可靠性,但窗口太大又会包含视差不一致的像素点,而区域立体匹配的理论基础又是基于“匹配窗口内像素视差一致”这一假设。因此,需要对每一个像素综合考虑其灰度和视差信息而自适应的确定每一个窗口的尺寸。采用Werth等使用的多窗口方法<sup>[11]</sup>,能适应实时计算的要求。如图5所示,设当前处理像素点为 $P$ ,共有包含 $P$ 的窗口1~9,若以 $P$ 为中心的窗口5包含有不同视差的点,总能找到一窗口包含具有同一视差的点,则将该窗口作为匹配窗口,便可找到正确的对应点。

采用 $7 \times 7$ 的固定大小窗口,对于每一个待匹配

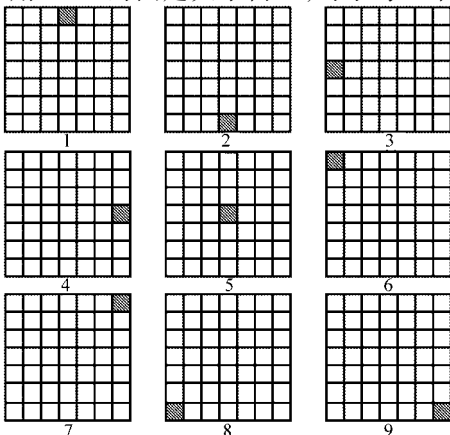


图5 基于多窗口的视差计算

Fig.5 Disparity map calculation based on multi-window

像素点,在有效视差范围内,计算采用不同窗口时的相关系数,取最优相关系数作为左、右图像两点的最终相关值。

### 1.3.3 匹配策略

在实际匹配中,为提高匹配精度,结合极线约束,采用双方向匹配的方法。匹配流程如下:

(1)首先以左图像作为参考图像进行匹配得到视差图像 $D_L$ 。

(2)再以右图为参考图像进行匹配得到视差图像 $D_R$ 。

(3)若左图像上某一像素点 $P(x_l, y)$ 其在右图像上的对应点为 $P(x_r, y)$ ,该点在视差图像 $D_L$ 和视差图像 $D_R$ 中的视差分别为 $d_l$ 和 $d_r$ ,若 $d_l$ 和 $d_r$ 值相近,则该匹配是正确匹配,且可判断匹配点对一定是在非遮挡区域,否则,若视差不一致,则可认为是由遮挡引起的误匹配。

(4)匹配点的视差为

$$d = \begin{cases} \frac{d_l + d_r}{2} & (|d_l - d_r| \leq \varepsilon) \\ 0 & (|d_l - d_r| > \varepsilon) \end{cases} \quad (8)$$

式中  $\varepsilon$ ——允许的视差误差范围

由此可见,采用双向匹配不仅能消除误匹配,还能进行遮挡区域的检测。

### 1.3.4 视差图像插值与平滑后处理

获取视差图像后,图中还存在一些无效点,需对这些无效点进行邻域插值运算,使用如图6所示的模板。

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 6 & 4 & 2 \\ 3 & 6 & 9 & 6 & 3 \\ 2 & 4 & 6 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 3 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

图6 插值模板

Fig.6 Interpolation value model

无效点的填充规则为:对于每个需要插值计算的无效点,若以该点为中心时, $5 \times 5$ 窗口内的有效点数目大于5且模板中的权值总和大于30,则采用图6中的模板进行卷积计算,将卷积结果赋值给该无效点,否则不进行填充处理。反复的逐个填充无效点,直到所有的无效点均被填充,最后使用均值平滑模板对视差图像进行平滑。

### 1.4 视差图像分割

由于不同位置果实的视差不同,因此在视差图像上,果实重叠部分也有较强的边缘,采用基于区域或基于边缘的方法对视差图像进行分割均能得到较好的分割效果。

## 2 实验与分析

### 2.1 相似度量准则实验

在 Intel i5 M540 2.53 GHz 条件下,取最大视差为 30,对校正后的分辨率为 640 像素  $\times$  512 像素的图像对(图 2c 和 2d)分别采用 SAD、视差平方和(SSD)、互相关性(NCC)3种度量因子的快速计算进行单向匹配。计算结果比较如表 3 所示。

表 3 3种相似度量因子的时间性能比较

Tab.3 Time performance comparison of three different measure operators

度量因子	窗口大小	计算时间/ms
SAD	3 $\times$ 3	240.5
	7 $\times$ 7	630.3
	11 $\times$ 11	860.3
SSD	3 $\times$ 3	236.2
	7 $\times$ 7	632.8
	11 $\times$ 11	897.1
NCC	3 $\times$ 3	302.3
	7 $\times$ 7	864.9
	11 $\times$ 11	1 551.2

可见,对大小相同的图像,在同等硬件条件下,NCC 所耗费的计算时间比 SAD 和 SSD 都多,SAD 和 SSD 运算时间相差不大。图 7 是窗口大小为 7  $\times$  7 时 3 种相似度量因子计算的视差图像。

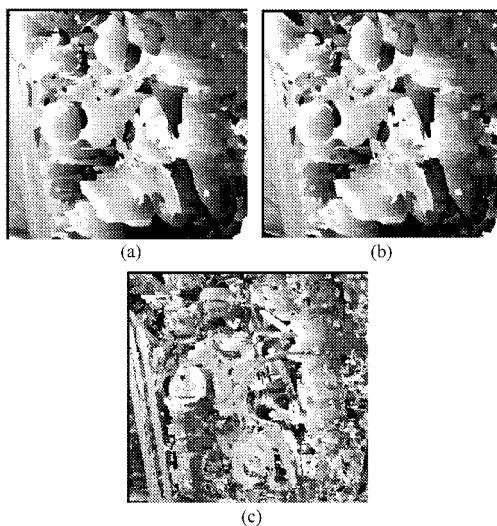


图 7 窗口大小为 7  $\times$  7 时 3 种算法获得的视差图像

Fig.7 Disparity map obtained by three different algorithms under the size of 7  $\times$  7 window

(a) SAD (b) SSD (c) NCC

从计算得到的视差图像来看,对于本实验所用的校正图像对,NCC 的匹配结果并不比 SAD 和 SSD 的匹配结果好,因此,在图像对校正较理想的情况

下,NCC 并不能体现其优势。综合考虑算法时间效率和计算效果,本文选择 SAD 方法进行视差图计算。

### 2.2 窗口大小实验

在测量距离为 1 500 mm 下,选择不同大小的窗口进行 SAD 匹配试验,结果如图 7、8 所示。

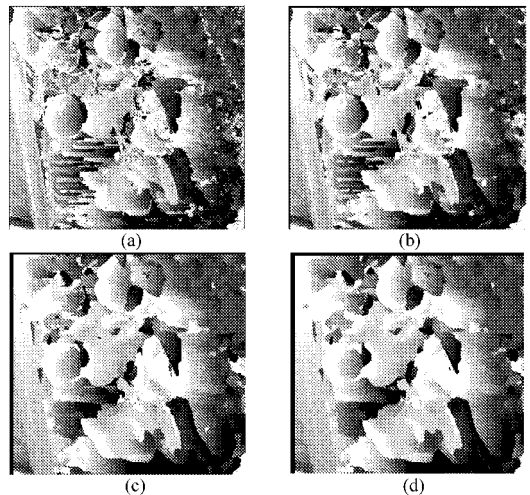


图 8 不同窗口大小的 SAD 匹配结果

Fig.8 SAD matching results of different size of windows

(a) 3  $\times$  3 (b) 5  $\times$  5 (c) 9  $\times$  9 (d) 11  $\times$  11

可见,当窗口较小时,图像中有很多小斑块;增大窗口尺寸,视差图平滑程度增大,小斑块会有所减少,但同时物体轮廓也会变得模糊,以至于无法区分背景和果实。因此,合理的窗口尺寸对于立体匹配来说是非常重要的。实验中选择了 7  $\times$  7 的窗口。

### 2.3 视差图像计算及分割实验

在视差图像计算时,由于实际图像的数字误差,匹配时对所采用的极线约束条件作了适当的放宽,将搜索范围扩大到与极线相邻的上、下 10 像素的水平扫描线。采用双向匹配,并对计算得到的初始视差图像进行插值、平滑等后处理得到最终的视差图像(图 9a),最后将单目图像预处理过程中的二值化图作为模板与视差图像做乘法运算,从而将视差图像中的果实区域提取出来(图 9b),对提取的果实区域进行区域分割和边缘检测,得到果实目标的最终分割结果(图 10)。

#### 2.3.1 分割结果的定性分析

从结果图上可以看出,视差图像仅反映物体的深度信息,该信息不受纹理、颜色等特征的影响,因此,对于不同空间深度位置上的果实目标其视差图上具有不同的灰度,即使果实目标重叠,灰度的差异也足以将单个果实区域分割开,其区域分割和边缘分割的效果均优于基于原始的灰度或彩色图像分割效果。

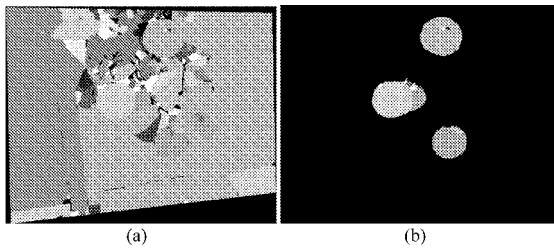


图9 视差图像

Fig. 9 Disparity map

(a) 后处理 (b) 模板提取果实

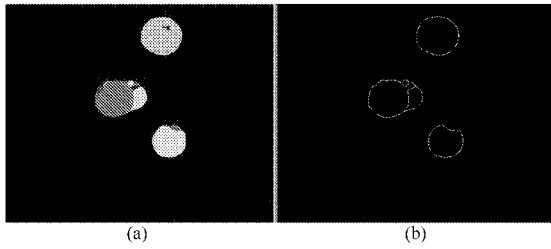


图10 对视差图像的分割结果

Fig. 10 Segmentation results of disparity map

(a) 基于区域 (b) 基于边缘

### 2.3.2 分割结果的定量分析

对分割结果进行量化分析与比较。采用同种方法分别对视差图像和同一场景的单目图像进行分割。

对于基于区域的分割结果,不同区域之间灰度对比度越大、同一区域内部灰度越均匀,则分割效果越好。其区域间灰度对比度(gray-level contrast,简称GC)<sup>[12]</sup>为

$$M_{GC} = \frac{|f_1 - f_2|}{f_1 + f_2} \quad (9)$$

式中  $f_1, f_2$ ——两相邻邻域的灰度均值

若有多个区域,则该值取两两相邻区域灰度对比度的平均值。区域内部均匀性(uniformity measure,简称UM)<sup>[12]</sup>为

$$M_{UM} = 1 - \frac{1}{C} \sum_i \left[ \sum_{(x,y) \in R_i} (f(x,y) - \frac{1}{A_i} \sum_{(x,y) \in R_i} f(x,y))^2 \right] \quad (10)$$

式中  $f(x,y)$ ——区域内 $(x,y)$ 处像素点灰度

$R_i$ ——分割后图像上的第 $i$ 个区域

$A_i$ ——区域内像素点总数,即区域面积

$C$ ——归一化系数

这两个指标其值越大,分割性能越好。此外,图像中实际目标区域数和分割后目标区域数的一致性(object count agreement,简称OCA)<sup>[12]</sup>为

$$M_{OCA} = 1 - \frac{|T_n - S_n|}{T_n} \quad (11)$$

式中  $T_n$ ——实际目标数

$S_n$ ——分割出的目标数,其值越大,分割的准确度越好

对于基于边缘的分割结果,统计 $M_4$ (连通区域面积小于5像素的4-连通成分数)、 $M_8$ (连通区域面积小于5像素的8-连通成分数)、 $N_8/N$ (8-连通成分数/边缘点总数)以及漏检率(漏检点与边缘点总数之比)、误检率(误检点与边缘点总数之比)、检测误差(漏检率和误检率之和)指标,其中 $M_4, M_8$ 个数越多,说明噪声点越多, $N_8/N$ 比值越小,则边缘连接程度越好,检测效果越佳。定量分析结果如表4、5所示。

表4 区域分割的性能评价

Tab. 4 Performance evaluation of regional segmentation

分割对象	$M_{GC}$	$M_{UM}$	$M_{OCA}$
视差图像	0.98	0.98	0.90
单目图像	0.95	0.98	0.85

表5 边缘检测性能评价

Tab. 5 Performance evaluation of edge detection

分割对象	$N_8/N$	$M_4$	$M_8$	漏检率	误检率	检测误差
视差图像	0.003 8	0	0	0.001 6	0.055 8	0.057 4
单目图像	0.006 8	387	0	0.016 4	0.149 7	0.166 1

由表4可见,采用基于区域的分割法对普通单目图像进行分割时,其分割后的目标数与实际目标数相差较大,且区域间对比度较低。这是由于普通单目图像在分割时常常受到纹理、颜色等因素的影响,出现过度分割现象,而过度分割使得其GC、OCA指标较低。而对视差图像进行分割后,区域间GC达到0.98,且OCA达到0.90,均优于对普通单目图像的分割。由表5可见,对视差图像进行边缘检测其 $M_4, M_8$ 均为零,即面积小于5像素的4-连通和8-连通成分数为零,因此,噪声点极少; $N_8/N$ 较小,说明8-连通成分数较少,因此边缘单一、不杂乱,连续性较好。整体的边缘检测误差仅为5.74%。综上所述,基于视差图像的分割对重叠果实具有较好的分割效果。

### 3 结论

(1)当目标物体处于复杂背景中时,传统的图像分割方法往往受到复杂背景的影响,很难准确地分割不同的目标区域或检测出连续、完整、有效的目标边缘。而视差图不会受到复杂背景的影响,在只关心目标的提取而不关心目标纹理、颜色等信息时采用基于视差图的分割方法可以准确地分割出目标以及检测出物体的边缘。

(2)将基于视差图像的分割方法应用到树上果

实的分割能正确、有效地分割相互遮挡的果实,不受复杂背景和果实纹理的干扰,具有较强的鲁棒性。因此对于果实的分割,该方法具有可行性和有效性。

(3) 由于在匹配时,果实遮挡处会存在一些误

匹配,通过双向匹配的方法进行误匹配区域的判断(即计算出来的左、右视差不一致),则可将遮挡区域检测出来,而利用检测出的遮挡区域,也能快速有效地进行重叠果实的分割。

#### 参 考 文 献

- 尹建军,毛罕平,王新忠,等.不同生长状态下多目标番茄图像的自动分割方法[J].农业工程学报,2006,22(10):149~153.  
Yin Jianjun, Mao Hanping, Wang Xinzong, et al. Automatic segmentation method for multi-tomato images under various growth conditions[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2006, 22(10): 149~153. (in Chinese)
- 周天娟,张铁中,杨丽,等.基于数学形态学的相接触草莓果实的分割方法及比较研究[J].农业工程学报,2007,23(9):164~168.  
Zhou Tianjuan, Zhang Tiezhong, Yang Li, et al. Comparison of two algorithms based on mathematical morphology for segmentation of touching strawberry fruits[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2007, 23(9): 164~168. (in Chinese)
- 吕强,蔡健荣,赵杰文,等.自然场景下树上柑橘实时识别技术[J].农业机械学报,2010,41(2):185~188.  
Lü Qiang, Cai Jianrong, Zhao Jiewen, et al. Real-time recognition of citrus on trees in natural scene[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(2): 185~188. (in Chinese)
- 曾庆兵,刘成良,苗玉彬.基于形态学图像处理的重叠葡萄果径无损测量[J].农业工程学报,2009,25(9):356~360.  
Zeng Qingbing, Liu Chengliang, Miao Yubin. Non-destructive measurement of diameter of overlapping grape fruit based on morphological image processing[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2009, 25(9): 356~360. (in Chinese)
- 张亚静,李民赞,刘刚,等.基于机器视觉和信息融合的邻接苹果分割算法[J].农业机械学报,2009,40(11):180~183.  
Zhang Yajing, Li Minzan, Liu Gang, et al. Separating adjoined apples based on machine vision and information fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(11): 180~183. (in Chinese)
- 彭辉,文友先,吴兰兰,等.采用自适应canny算子的树上柑橘图像边缘检测[J].计算机工程与应用,2011,47(9):163~166.  
Peng Hui, Wen Youxian, Wu Lanlan, et al. Citrus edge detection based on self-adaptive canny operator[J]. Computer Engineering and Applications, 2011, 47(9): 163~166. (in Chinese)
- Fusiello A, Trucco E, Verri A. A compact algorithm for rectification of stereo pairs [J]. Machine Vision and Applications, 2000, 12(1):16~22.
- Scharstein D, Szeliski R. A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms [J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 47(1):7~42.
- Stefano L D, Marchionni M, Mattoccia S, et al. A fast area-based stereo matching algorithm [J]. Image and Vision Computing, 2004, 22(12):983~1005.
- 邵平,杨路明.基于模板分解和积分图像的快速Kirsch边缘检测[J].自动化学报,2007,33(8):795~800.  
Shao Ping, Yang Luming. Fast Kirsch edge detection based on templates decomposition and integral image [J]. Acta Automatica Sinica, 2007, 33(8): 795~800. (in Chinese)
- Werth P, Scherer S. A novel bidirectional framework for control and refinement of area based correlation techniques [C] // Proceedings of the 15th International Conference on Pattern Recognition, 2000, 3: 730~733.
- 章毓晋.图象分割评价技术分类和比较[J].中国图象图形学报,1996,1(2):151~158.  
Zhang Yujin. A classification and comparison of evaluation techniques for image segmentation [J]. Journal of Image and Graphics, 1996, 1(2): 151~158. (in Chinese)