

文章编号:1001-9081(2008)12-3150-04

## 基于游程编码的连通区域标记算法优化及应用

蔡世界<sup>1,2</sup>,于强<sup>2</sup>

(1. 中国科学院 空间科学与应用研究中心,北京 100190; 2. 中国科学院 研究生院,北京 100190;)  
(caishijie06@gmail.com)

**摘要:**为提高空间液滴蒸发实验中图像实时反馈控制系统的鲁棒性,在液滴的边缘提取中采用了连通区域标记算法,并从两个方面对该算法进行了优化,从而在实时图像处理中获得较快的处理速度和较小的内存占用。一是在 DSP 实时图像处理中应用了游程编码来减少对象数量和存储所需空间;二是优化了 Suzuki 的连通区域标记算法,解决了该算法在一次扫描的赋值过程中可能会出现标记等价信息丢失的问题,通过改变对标记连接表的赋值,实现了只需要一次扫描就能获得完整的标记等价信息。实验结果表明,优化算法比传统算法运行速度更快并减少了内存占用。

**关键词:**游程编码;连通区域;标记;DSP 图像处理;图像反馈控制;标记连接表

**中图分类号:** TP391; TP301   **文献标志码:**A

### Optimization and application of connected component labeling algorithm based on run-length encoding

CAI Shi-jie<sup>1,2</sup>, YU Qiang<sup>2</sup>

(1. Center for Space Science and Applied Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;  
2. Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

**Abstract:** To improve the robustness of image real-time feedback control system, connected component labeling algorithm was applied to droplet contour extraction in space droplet evaporation experiment. The algorithm was optimized in two aspects to realize a faster processing speed and smaller memory occupation in real-time image processing. First, it introduced run-length encoding into DSP real-time image processing to reduce memory occupation and the quantity of objects. Second, it optimized Suzuki's labeling algorithm by solving the problem that it could lose some label equivalences in assignment operation in one scan process. By changing the assignment of label connection table, it can memorize all label equivalences in one scanning. The result of experiments demonstrates that the optimized algorithm is superior to conventional algorithms in terms of processing speed and memory occupation.

**Key words:** run-length encoding; connected component; labeling; DSP image processing; image feedback control; label connection table

## 0 引言

在空间液滴蒸发实验中关键技术之一是蒸发速率的实时测量<sup>[1]</sup>。针对此实验而构建的液滴图像反馈控制系统,通过对液滴图像的实时采集和分析,控制液滴的体积。其中液滴的边缘提取是实现该控制的关键。一种较简单的边缘提取方法是提取二值图像最左端点和最右端点作为轮廓点,但是这种方法由于易将图像中不属于目标轮廓的干扰像素当作轮廓像素,使得系统的鲁棒性变差。因此,考虑应用连通区域标记算法来提取液滴的边缘轮廓。这种算法可区分图像中的不同连通区域,再根据连通区域的特征(如连通区域的最大尺寸)来得到目标连通区域,提取目标连通区域的轮廓就除去了干扰点,从而提高了系统的鲁棒性。

传统的连通区域标记算法是一个具有较高时间复杂度的算法,很多人对它加以改进,其中以文献[2-3]提出的算法具有代表性。文献[2]的算法(以下称 Suzuki 算法)借助一维数组记录标记等价关系,从而加快了标记算法的速度;文献[3]的算法(以下称 Kesheng Wu 算法)针对上述算法中模板

像素间的关系做出改进,并用一维数组代替了文献[4]提出的基于指针的根树进行联合查找操作,取得了比 Suzuki 算法更快的运行速度。

在实时液滴图像反馈控制系统中,系统实现实时图像处理的关键是算法具有较快的速度和占用较小的内存。针对这种环境,本文首先用游程编码来减少标记算法处理的对象数量和所需存储空间;并改进了 Suzuki 算法中的赋值过程,从而仅需一次扫描就获得完整的标记等价关系,因此提高了算法的速度。从实验结果看,改进的算法比上述两种算法所需的存储空间更少,并且处理速度更快,完全可以满足该系统实时处理的需要。

## 1 液滴图像反馈控制系统

空间液滴蒸发实验反馈控制系统如图 1 所示<sup>[1]</sup>。系统通过 CCD 相机获取液滴图像,并由图像反馈控制系统进行图像处理;得到实时液滴体积信息并产生控制信号以控制步进电机补充液体,使液滴始终维持相同的体积,并以此计算蒸发速率。

收稿日期:2008-06-18;修回日期:2008-08-22。

**作者简介:**蔡世界(1981-),男,湖北随州人,硕士研究生,主要研究方向:图像处理; 于强(1965-),男,北京人,副研究员,硕士,主要研究方向:科学实验技术。

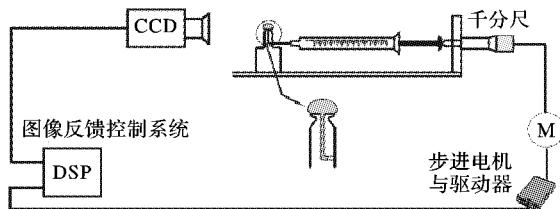


图 1 空间液滴实验控制系统

其中图像反馈控制系统的硬件平台是德州仪器公司 DSP-TMS320DM642 构成的视频开发板。对液滴的体积计算需要以下几个步骤:

- 1) 用 Sobel 算子处理原始图像;
- 2) 对步骤 1) 处理过的图像进行二值化处理;
- 3) 通过连通区域标记算法得到目标区域;
- 4) 提取目标区域边缘轮廓线, 计算轮廓内像素个数, 根据液滴的旋转对称性, 得到液滴的体积。

实现此系统的关键是通过连通区域标记算法找到目标区域。图 2(a)是模拟液滴用的钢珠图像经过 Sobel 算子处理并二值化后的结果, 图 2(b)是经过连通区域标记算法后得到的结果, 图 2(c)是提取最大尺寸连通区域得到的目标区域。

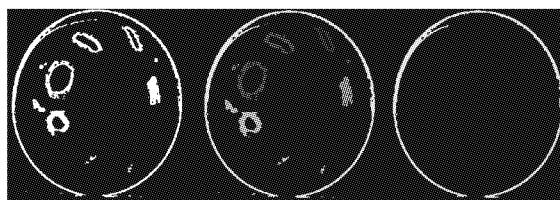


图 2 对模拟液滴的钢珠图像的处理

## 2 连通区域标记算法

### 2.1 游程编码的实现

由于片内 RAM 存储器可以保证 DSP 全速运行, CPU 对它的访问速度是片外存储器的若干倍, 所以要尽可能使程序在片内运行以提高运行速度。但是片内存储器容量有限, 所以在实现过程中采用了基于游程编码的连通区域标记算法来减少存储容量的需求。

游程编码通过构造游程结构数组来表示图像, 依次扫描图像并将一行中相邻的前景像素合并成一个游程来减少图像所需处理的对象数量及所需存储量。本文在文献[5]的基础上改进了游程的结构, 使每个游程元素需要更少的存储空间。游程结构为 struct runcode { short  $X_{\text{start}}$ ; short  $X_{\text{end}}$ ; short  $L$ ; }, 其中  $X_{\text{start}}$  代表连续相邻像素的起始位置,  $X_{\text{end}}$  代表连续相邻像素的终止位置,  $L$  代表标记。并用一维数组  $SN$  记录每行起始游程序号, 从而方便定位和查找每行所含游程。

本文只考虑像素间的八邻域连通性。连通性是指对于指定游程  $R[i]$ , 如果上一行的游程  $R[j]$  满足:

$$R[j].X_{\text{start}} \leq R[i].X_{\text{end}} + 1 \quad (1)$$

$$R[j].X_{\text{end}} \geq R[i].X_{\text{start}} - 1 \quad (2)$$

则认为游程  $R[i]$  与游程  $R[j]$  是连通的。

### 2.2 Suzuki 的标记算法

图 3(a)是前向扫描模板, 图 3(b)是后向扫描模板。

Suzuki 连通区域标记算法简述如下:

- 1) 从左往右、从上至下扫描图像, 对于当前像素  $e$ , 按下式计算  $g(x,y)$ :

$$g(x,y) =$$

$$\begin{cases} F_B, & b(x,y) = F_B \\ m, (m = m+1), & \forall (i,j) \in M_s, g(x-i,y-j) = F_B \\ T_{\min}(x,y), & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

其中:

$$T_{\min}(x,y) = \min \{ T[g(x-i,y-j)] \mid i,j \in M_s \} \quad (4)$$

公式中  $g(x,y)$  为处理后的像素值,  $b(x,y)$  为二值图像的像素值,  $F_B$  为背景像素,  $F_o$  为前景像素, 二者的取值均很大, 并且  $F_o < F_B$ 。 $M_s$  是模板邻域中除去像素  $e$  的集合, 标记连接表  $T$  是记录连通标记等价关系的一维数组, 标记值  $m$  初始化为 1。

同时对  $T$  进行赋值操作:

$$\begin{cases} \text{non-operation}, & b(x,y) = F_B \\ T[m] = m, & \forall (i,j) \in M_s, g(x-i,y-j) = F_B \\ T[g(x-i,y-j)] = T_{\min}(x,y), & g(x-i,y-j) \neq F_B \end{cases} \quad (5)$$

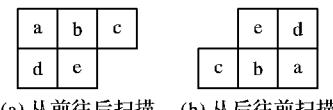


图 3 模板

- 2) 第一次扫描结束后, 接着后向扫描与前向扫描依次进行。 $M$  是模板邻域像素的集合。

$$g(x,y) = \begin{cases} F_B, & b(x,y) = F_B \\ T_{\min}(x,y), & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

其中:

$$T_{\min}(x,y) = \min \{ T[g(x-i,y-j)] \mid i,j \in M \} \quad (7)$$

同时对  $T$  进行赋值操作:

$$\begin{cases} \text{non-operation}, & b(x,y) = F_B \\ T[g(x-i,y-j)] = T_{\min}(x,y), & g(x-i,y-j) \neq F_B \end{cases} \quad (8)$$

- 3) 当各像素标记不再变化时停止扫描, 即如果下式成立则一直扫描, 直至条件不满足时停止。

$$g(x-i,y-j) \neq T_{\min}(x,y) \text{ if } g(x-i,y-j) \neq F_B \text{ where } (i,j) \in M_s \quad (9)$$

### 2.3 对 Suzuki 算法的优化

#### 2.3.1 对 Suzuki 算法的优化及比较

连通区域标记算法应该能够实现对二值图像扫描一次就记录像素间全部的连通标记等价关系信息。Suzuki 算法一次扫描不能保证记录完整连通标记等价关系的原因在于对标记连接表  $T$  的赋值操作过程中丢失了标记等价信息: 在对  $T[m] = n$  时再次赋值为  $q$ , 则  $T[m] = q$  忽略了标记  $m$  与  $n$  之间已有的等价关系。

以图 4 为例, 图(a)是一块连通区域, 有标记的小方块是前景像素, 其初始像素值为  $F_o$ 。它是一个典型的存在对标记连接表中元素多次赋值的例子, 而多次赋值产生的标记等价关系的丢失正是 Suzuki 算法无法确定所需扫描次数的原因。按照 Suzuki 算法在第一次前向扫描后得到的图像结果如图(b)。标记连接表如图(c)。在标记连接表中  $T[5]$  以及  $T[7]$  都有这种标记等价信息被覆盖的情形,  $T[5]$  初始赋值为 5, 在扫描过程中再次赋值为 4, 最后赋值为 2, 这样标记 5 和 4 的等价关系就丢失了。 $T[7]$  与此类似, 标记 7 的等价标记 6 由于重

新赋值为标记 2 而丢失。

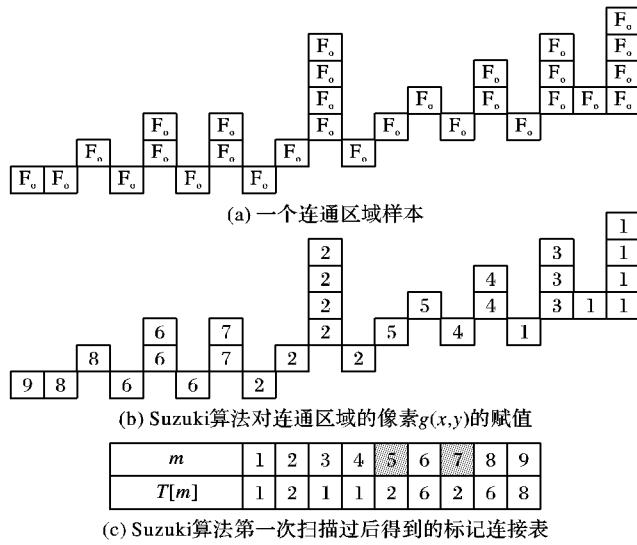


图 4 Suzuki 文中连通区域示例及标记后的结果

针对这一点,本文修改了 Suzuki 算法中对标记连接表的赋值操作,即对原算法中的  $T[m]$  赋值为  $n$  的赋值过程均用函数 AssignmentT 来代替。目的在于让赋值操作不丢失标记等价信息。方法是只要出现信息覆盖的情形,就在标记  $m$ 、标记  $T[m]$  与预赋值标记  $n$  三者之间建立标记等价关系,并将等价关系在标记连通表  $T$  中传播,直至不再出现标记等价信息覆盖为止。

假设标记  $m$  的等价值为  $T[m]$ ,将要对其赋值为  $n$ ,则赋值函数为:

```
void AssignmentT( vector T, unsigned m, unsigned n )
{ unsigned temp;
  while ( ( T[m] != m ) && ( T[m] != n ) )
  { if ( T[m] > n )
    { temp = T[m];
      T[m] = n;
      m = temp;
    }
    else
    { temp = T[m];
      m = n;
      n = temp;
    }
  }
  T[m] = n;
}
```

赋值函数说明如下:

- 1) 当  $T(m)$  当前值  $Tm$  不等于其初始赋值  $m$ ,并且不等于预赋值  $n$  时,进入循环操作直至条件不满足退出循环;
- 2) 如果  $Tm > n$ ,则  $T[m]$  赋值为  $n$ ,  $m$  赋值为  $Tm$ ,  $n$  值不变,返回第 1 步进入下次循环;
- 3) 如果  $Tm < n$ ,则  $m$  赋值为  $n$ ,  $n$  赋值为  $Tm$ ,返回第 1 步进入下次循环;
- 4) 结束循环后,让  $T[m]$  赋值为  $n$  并退出赋值函数。

以图 4 中  $T[5]$  为例,  $T[5] = 4$  后对  $T[5]$  再次赋值为 2 时,须让  $T[5]$  赋值为 2,并让  $T[4]$  也赋值为 2; $T[4]$  此时等于 1,所以在标记 1,2,4 之间也需要再建立标记等价关系,此时由于标记 1 比 2 小,而等价关系传递的方向是向更小的标记传播,故让  $T[4] = 1$  不变,而让  $T[2]$  赋值为 1。由于  $T[2]$  被赋值为 1 不存在标记等价关系覆盖的情形,所以到此处让

$T[2]$  赋值为 1 后终止。改进后得到了与 Suzuki 算法不同的标记连接表如图 5 所示。

$m$	1	2	3	4	5	6	7	8	9
$T[m]$	1	1	1	1	2	1	1	6	8

图 5 优化算法得到的标记连接表

图 6(a)和(b)是两种算法得到的连通信息比较。其中箭头从 3 指向 1 代表  $T[3] = 1$ 。从图中可以看到,Suzuki 算法一次前向扫描后得到的连通信息不完整,所有的标记本应属于同一连通区域,结果却分成了三部分。由于连通标记连接表  $T$  信息不完整,所以 Suzuki 算法需要更多次的扫描来补全缺失信息,这无疑增加了算法运行时间。而优化算法相较于 Suzuki 算法一次前向扫描过程,对于  $T$  中造成等价信息丢失的赋值过程仅仅增加了在标记连接表中有限的几次赋值操作,就能一次扫描得到全部的标记等价信息,比 Suzuki 算法取得了更快的运行速度。

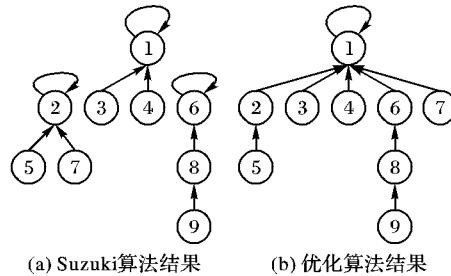


图 6 优化算法与 Suzuki 算法得到的连通信息对比

### 2.3.2 与 Kesheng Wu 算法的比较

Kesheng Wu 算法对 Suzuki 算法做出了两方面的优化。一方面是考虑到图 3 模板像素间关系,采用决策树方法减少对当前像素的邻近像素的扫描个数。另一方面是采用文献 [4] 提出的基于指针根树的联合查找操作来解决一次扫描不能记录完整标记等价关系这一问题,并用一维数组来代替基于指针的根树来优化操作。

而本文认为 Suzuki 算法不能一次扫描获得完整标记等价信息的关键原因在于其赋值过程中出现了标记等价信息的覆盖。因此,本文通过优化其赋值过程,使标记等价信息不再丢失。与 Kesheng Wu 算法相比,本文认为无须引入联合查找操作就能达到只需扫描一次就获取完整信息的效果。图 7 是优化算法与 Kesheng Wu 算法的连通信息比较图。从图中可以看到两种算法都获取了全部的连通信息。

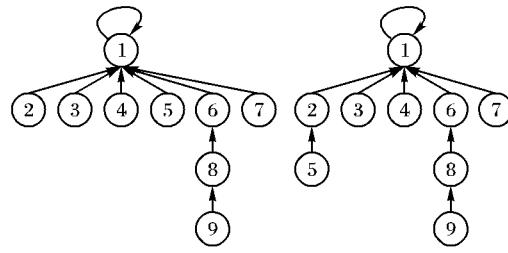


图 7 优化算法与 Kesheng Wu 算法得到的连通信息对比

### 2.4 基于游程编码的优化算法的实现

基于游程编码的优化算法描述如下,其中  $m$  初始化为 1,  $T$  为连通等价表,  $M$  是当前元素  $R[i]$  上行连通元素的集合。

- 1) 依次扫描  $R$  中的元素,对于当前元素  $R[i]$ :

$$R[i].L = \begin{cases} m, (m = m + 1), & M = \emptyset \\ T_{\min}, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

其中:

$$T_{\min} = \min\{T[R[j].L] \mid R[j] \in M\} \quad (11)$$

2) 同时需要对标记连通等价表  $T$  进行操作:

$$\text{Assignment}(T, T[R[j].L], R[i].L) \quad (12)$$

3) 扫描完成后, 对连通标记连接表应用函数  $\text{flatten}()$  进行扁平化操作。这一操作使得每个连通区域的全部标记都等价于同一标记。

4) 最后, 根据游程标记信息及  $T$  数组信息将游程重新转换为图像, 并让像素值  $m$  等于  $T[m]$ 。

$\text{flatten}$  函数表示为:

```
void flatten(vector T)
{
    for(int i = 0; i < size(T); i++)
        T[i] = T[T[i]];
}
```

## 2.5 优化算法在实验中的应用和分析

为了验证改进后的标记算法在运行速度和所需存储空间上的改善, 在 DM642 硬件平台上分别运行了优化算法, Suzuki 算法和 Kesheng Wu 算法来进行二值钢珠图像对比实验, 其中 DSP 的主频是 600 MHz, 结果如表 1 所示。

表 1 3 种算法运行结果比较

算法	对象数量/像素	所需存储空间/kB	运行时间/s
Suzuki 算法	413280	807	0.2164
Kesheng Wu 算法	413280	807	0.0535
本文优化算法	2460 游程	15	0.0027

表 1 中运行时间仅考虑标记算法的时间, 不考虑数据传送时间。由于基于像素的算法中临时标记等于像素值, 为满

足标记总数需要, 在实验中像素所占空间为 2 B; 而游程所占空间是 6 B。从实验结果看, 优化算法所需存储空间仅为另两种算法的 2% 左右, 并且运行速度分别提高了近 80 倍和近 20 倍。

## 3 结语

本文针对液滴实时图像反馈控制系统的环境, 提出了基于游程编码的连通区域标记优化算法来实现边缘提取, 在运行速度和对内存容量的需求上都有较大的改善, 可满足空间液滴蒸发实验对图像实时处理的需要。

## 参考文献:

- [1] 于强, 宁乔. 蒸发液滴空间实验研究的图像反馈控制系统 [J]. 空间科学学报, 2008, 28(1): 64–68.
- [2] SUZUKI K, HORIBA I, SUGIE N. Linear-time connected-component labeling based on sequential local operations [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2003, 89(1): 1–23.
- [3] WU KE-SHENG, OTOO E, SHOSHANI A. Optimizing connected component labeling algorithms [C]// Proceedings of SPIE 5747. Bellingham, WA: Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers, 2005: 1965–1976.
- [4] FIORIO C, GUSTEDT J. Two linear time union-find strategies for image processing [J]. Theoretical Computer Science, 1996, 154(2): 165–181.
- [5] SHIMA Y, MURAKAMI T, KOGA M, et al. A high-speed algorithm for propagation-type labeling based on block sorting of runs in binary images [C]// Proceedings of 10th International Conference on Pattern Recognition. Washington: IEEE, 1990: 655–658.

(上接第 3149 页)

在本问题中引入了基于退火的并行随机优化方法对网络进行训练, 其中退火速度  $\eta$  (确切地说是  $\eta$  的数量级) 是影响网络性能的重要参数。注意到在式(3)中引入了能量函数  $E$ , 用以讨论 CLNN 动力系统的有界性。而网络的平衡点恰好是能量函数的全局最小点, 因此可以使用  $E$  作为评价 CLNN 分组性能的指标。分别使用 Fruits 和 Lena 图作为输入图像。对于每幅图像, 分别加入均值为 0、方差为 0.04 的随机 speckle 噪声和均值为 0、方差为 0.01 的高斯噪声, 连同原始图像共组成 6 幅输入图像。在  $\eta = 0, 0.0001, 0.001, 0.1$  四种条件下分别进行 50 次试验, 求得网络收敛时能量的平均值和标准差。实验结果如表 1 所示。可以看出, 对于全部六幅图像, 在  $\eta = 0.001$  时 CLNN 均取得了最好的性能(即最小的能量值), 因此认为  $\eta$  的数量级取为  $10^{-3}$  是一个较为理想的设置。

## 4 结语

本文提出了一种基于竞争层神经网络的新型图像轮廓线分组算法。该算法借鉴了生物神经元的视觉信号处理机制, 采用 Gestalt 原理对网络权值进行计算。实验证明, 所提出的算法具有分组能力强、抗噪声能力突出的优点。在下一步的工作中, 将继续对 CLNN 进行理论分析, 在更深的层面探讨网络参数对网络性能的影响。另外, 进一步拓宽 CLNN 的应用范围也是非常具有意义的。

## 参考文献:

- [1] RITTER H. A spatial approach to feature linking [C]// Proceedings of International Conference on Neural Networks. Paris: [ s. n. ],

1990.

- [2] ZHANG YI, TAN K K. Multistability of discrete-time recurrent neural networks with unsaturating piecewise linear activation functions [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2004, 15(2): 329–336.
- [3] ZHANG YI, TAN K K, LEE T H. Multistability analysis for recurrent neural networks with unsaturating piecewise linear transfer functions [J]. Neural Computation, 2003, 15(3): 639–662.
- [4] WENG S, WERSING H, STEIL J J, et al. Learning lateral interactions for feature binding and sensory segmentation from prototypic basis interactions [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2006, 17(4): 843–862.
- [5] ONTRUP J, WERSING H, RITTER H. A computational feature binding model of human texture perception [J]. Cognitive Processing, 2004, 5(1): 31–44.
- [6] WERSING H, KIRSTEIN S, SCHNEIDERS B, et al. Online learning for bootstrapping of object recognition and localization in a biologically motivated architecture [C]// ICVS 2008: Proceedings of International Conference on Computer Vision Systems. Santorini, Greece: [ s. n. ], 2008: 383–392.
- [7] MCCAFFERTY J D. Human and Machine Vision [M]. [ S. l. ]: El-lis Horwood, 1990.
- [8] WU F Y. The Potts model [J]. Review of Modern Physics, 1983, 54: 235.
- [9] KOSEKI O, MATSUBARA F. Cluster heat bath method on a Quasi-One-Dimensional Ising Model [J]. Journal of the Physical Society of Japan, 1997, 66(2): 322–325.