

基于组件树滤波及快速区域合并的分水岭分割算法

闫沫

(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室 西安 710071)

摘要 针对分水岭算法存在过分割的问题,提出一种结合组件树滤波及快速区域合并的图像分割算法。该算法在图像预处理阶段利用组件树来表示梯度图像且根据顺序极值计算分水岭的相对势能和属性,并对其进行滤波,从而减少梯度图像中的局部极小值。对滤波后的梯度图像进行分水岭初始分割,然后利用完美场景准则对初始分割结果进行快速区域合并。实验结果表明,采用组件树对梯度图像进行滤波能够减少由于噪声而产生的局部极小值,大大减少了分水岭初始分割区域数量,提高了区域合并的准确性,加快了合并速度。

关键词 图像分割,分水岭,组件树,相对势能,区域合并

中图法分类号 TP391.41 **文献标识码** A

Watershed Algorithm Based on Image Filtering by Using Component Tree and Fast Region Merging

YAN Mo

(National Key Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract An image segmentation algorithm combined with image filtering by using component tree and fast region merging was proposed to deal with over-segmentation. Firstly, the component tree was used to represent the gradient image, the relative potential energy and its properties were computed according to the ordered extremum. Then the gradient image was filtered to reduce the local minima in pre-processing stage. Then, the watershed algorithm was applied to the filtered gradient image to get the pre-segmentation result. Finally, a fast region merging algorithm was used to merge the pre-segmentation regions based on the perfect scene criterion to get the final segmentation. Experimental results show that image filtering by using component tree can reduce the local minima due to the noise and reduce the over-segmentation. It can help improve the region merging accuracy and processing speed greatly.

Keywords Image segmentation, Watershed, Component tree, Relative potential energy, Region merging

1 引言

图像分割是许多更高层次图像分析的基础。在许多目标识别任务中,轮廓被认为是目标最重要的特征信息。近年来分割领域涌现出许多好的算法,其中基于主动轮廓的算法^[1,2]因其具有良好的分割性能而获得广泛关注。然而该类算法容易受到初始轮廓位置的影响并且运算速度较慢,限制了其进一步应用。数学形态学上的分水岭变换由于其定位精确,容易得到连续封闭、单像素宽度的区域边界且运算速度较快,而成为另一类分割算法的基础。其中最著名的分水岭算法分别是由 L. Vincent 和 P. Soille^[2]提出的基于迭代标注过程和 F. Meyer 和 S. Beucher^[3]提出的基于距离函数计算的分水岭变换。传统的分水岭算法对图像中噪声产生的微弱边缘十分敏感,这使得算法本身极易产生严重的过分割现象。为了解决这一难题,许多文献从不同的角度提出了改进策略。文献[5-9]中提出了基于梯度修正的改进方法,这类方法首先从梯度图像中提取与物体相关的极小值来获取二值标记图像,然后利用形态学算子和极小值标定技术^[10]对梯度图像进行修正,从而减小分水岭过分割现象。虽然这种方法对于减

小过分割现象较为有效,但是标记的选择和定位往往十分困难,且较难去除图像中存在的大量暗噪声。文献[11,12]属于后处理算法,这类方法从分水岭得到的过分割开始,根据某种统计推断准则进行区域合并,最终获得分割结果。由于分水岭初始分割区域过多并且区域较小,因此往往会造成合并结果不够准确、计算量较大等问题。文献[13-15]结合梯度修正和区域合并策略,取得了一定的效果。梯度修正主要采用了文献[5-9]中所使用的基于形态学的方法,因此也存在同样的困难。文献[15]提出滤除分水岭相对势能较低的部分,保留重要轮廓信息,从而避免进行区域合并。该方法较前面采用形态学进行梯度修正的方法更为简单直观,但由于势能计算没有考虑顺序,因此部分因噪声所产生的局部极小值仍然无法去除,并且同样难以去除图像中的暗噪声。

树结构在图像分割中扮演了非常重要的角色,与区域相关的信息往往可以表示为树的节点。L. Najman, M. Couprie, G. Bertrand 等人^[16-19]提出了图像的组件树(component tree)结构。文献[16-19]从图论方面为组件树结构建立了严格的理论基础。本文提出在预处理阶段利用组件树结构来表示梯度图像,然后根据顺序局部极值来计算分水岭相对势能

收稿日期:2012-03-13 返修日期:2012-07-06

闫沫(1980-),男,博士生,主要研究方向为图像处理,E-mail: xmualex@gmail.com。

及集水盆体积,通过设定相应的阈值对组件树所表示的梯度图像进行滤波。采用集水盆体积作为基本属性,大量暗噪声由于具有较小的集水盆体积而得以滤除,极大地减小了分水岭初始过分割现象。在后处理阶段采用快速区域合并算法并按照文献[20]提出的完美场景合并准则对初始分割图像进行区域合并。

2 组件树(component tree)滤波与分水岭相对势能

2.1 组件树(component tree)结构

假设 V 表示顶点(vertices)的集合, $E \subseteq V \times V$ 是建立在 V 上的二元关系, 则图可以表示为 $G=(V, E)$, E 中的元素称为边(edges)。顶点加权图 $G=(V, E, F)$ 是一个三元组, 其中 $F: V \rightarrow R$ 是定义在顶点上的加权函数。对于点 $p \in V$, $F(p)$ 称为 p 的权重或水平值。对于数字图像来说, F 的取值为自然数 N ; 对于二值图像, 这个值为 1(目标)和 0(背景); 对于灰度图像, 取值范围为 $[0, 255]$ 。于是图像 I 可以表示为图 G 的形式。定义 $F_k = \{x \in V | F(x) \geq k\}$ 为图像 I 的一个水平截面。截面 F_k 的一个连通区域称为图像 I 的一个 k 水平值组件。定义 $k_{\min} = \min\{F(x) | x \in V\}$ 和 $k_{\max} = \max\{F(x) | x \in V\}$ 分别代表映射 F 的最小和最大水平截面值。

图 1 表示在 4 种不同水平截面下的组件区域。这些组件通过包含关系可以构成相应的组件树结构, 如图 2 所示。对截面 F 中的组件 c , 定义组件 c 的高度为 $h(c) = \max\{k | c \in C(F_k)\}$, $C(F_k)$ 为所有水平截面组件 $[k, c]$ 的集合。令 $[k_1, c_1]$, $[k_2, c_2]$ 分别为 $C(F_k)$ 的两个不同组件。如果 $c_2 \subset c_1$ 并且没有其它组件 $[k_3, c_3]$ 满足 $c_2 \subset c_3 \subset c_1$, 则称 $[k_1, c_1]$ 是 $[k_2, c_2]$ 的父亲组件, $[k_2, c_2]$ 是 $[k_1, c_1]$ 的孩子组件。

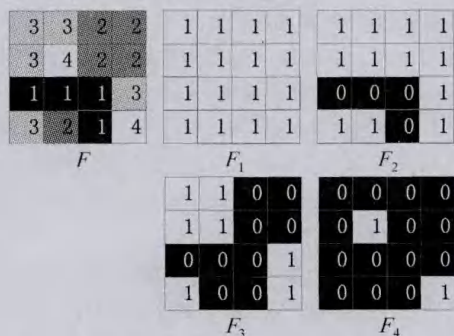


图 1 顶点加权图 $G=(V, E, F)$ 及其在水平值 1, 2, 3, 4 的水平截面

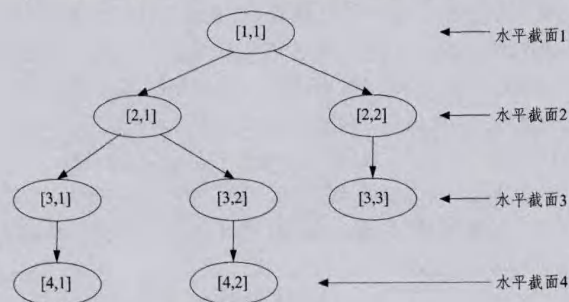


图 2 顶点加权图 $G=(V, E, F)$ 对应的组件树结构

根据这种相对父子关系, 可以将不同水平截面中的连通组件构建图 2 所示的树状结构, 并且称这个树为组件树(component tree)。其中没有孩子的节点称为叶子(leaf)节点; 没有父亲的节点称为根(root)节点。

2.2 组件树(component tree)与分水岭之间的相互联系

分水岭算法^[3, 4, 16, 17]的基本思想是将图像看成测地学上的地形地貌, 图像中每点像素灰度值表示该点的海拔高度, 每个局部极小值及其影响区域被称为集水盆(basin)。分水线是通过模拟浸水过程或降水过程^[15]而形成的。计算过程从图像中的局部极小值开始, 通过模拟浸水过程或降水过程使水位不断抬升直到两个集水盆汇合处构筑大坝形成分水线。浸水过程中的不同水位高度与组件树中的水平截面 k 值相对应。

图 3 表示了组件树与分水岭之间的联系, 图中节点 A、B、C、D、E 分别表示图像中不同截面的联通区域。它们通过组件树相连, 其中节点 A、B、C 分别表示叶子节点区域, 它们对应于图像中的局部极大值区域。这些局部极大值通过局部极小值相连, 例如: 局部极大值区域 C 和区域 B 通过局部极小值区域 D 相连。整个组件树正好对应了图像的测地学地貌。区域 A 对应组件树中最大的水平截面值 $k_{\max}$, 区域 E 则对应最小水平截面值 $k_{\min}$ 。如果是梯度图像, 图 3 中 A、B、C、D、E 则分别对应了梯度图像中不同梯度值的区域。

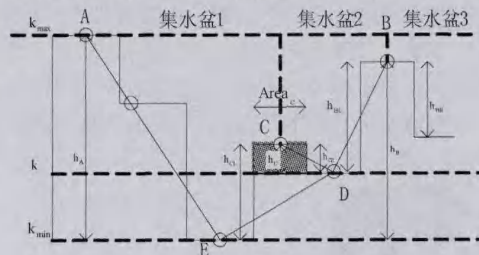


图 3 组件树与分水岭之间的联系

2.3 分水岭相对势能的计算

文献[15]中定义分水岭的相对势能为集水盆相遇点到集水盆底部的最大深度。在 1 维情况下, 图 3 所示集水盆相遇点 C、B 有两个相对势能, 分别是 h_{CL} , h_{CR} 和 h_{BL} , h_{BR} 。按照文献中定义, C、B 两点的相对势能分别取最大值 h_{CL} , h_{BL} 。从图 3 可以看出, 这两个势能都较大且大小接近。当阈值设定小于 h_{CL} , h_{BL} 时, 集水盆 1 和集水盆 2 不会合并, 因为噪声产生的局部极小值 D 不会被滤除。当阈值设定大于 h_{CL} , h_{BL} 时, 集水盆 1 和集水盆 2 将合并, 并且将与后面的集水盆 3 相合并, 造成欠分割现象(见图 4(b))。

从图 3 可以看出, 局部极值顺序同分水线高度即分水岭相对势能之间具有重要联系。要正确滤除由噪声产生的局部极小值, 本文根据局部极值的顺序按照组件树结构定义了新的分水岭相对势能。定义 $F(x) = \max\{k \in K | x \in F_k\}$ 。令 $\pi = \langle x_0, \dots, x_k \rangle$ 表示 $X \subseteq V$ 中的从 x_0 到 x_k 中的一条路径。如果对于 $x, y \in X$, 存在连接 x 和 y 的路径, 则称 x 和 y 在 X 中连接。如果对于所有 $x, y \in X$, $F(x) = F(y)$, 则称 X 相对 F 是平坦的。如果 X 相对 F 是平坦的, 则对于所有的 $x \in X$, 有 $F(X) = F(x)$, X 相对 F 的高度定义为 $F(X)$ 。定义 $F(x, y) = \min\{k | x \text{ 和 } y \text{ 连接}\}$ 。 $F(x, y)$ 表示 x 和 y 之间的连通值。如果 X 和 Y 是 V 的两个子集, 定义 $F(X, Y) = \min\{F(x, y) | x \in X, y \in Y\}$ 。 $F(X, Y)$ 表示区域 X 和区域 Y 之间的连通值。根据上面的基本定义, 可以定义分水岭局部极小值区域的相对势能如下。

定义 1(分水岭顺序极值相对势能) 令 M 为 V 上的非

空子集的集合,令 $<$ 为 M 上的关系,设 $X_{\max}$ 为 M 上的最大值,对所有 $Y \in M \setminus \{X_{\max}\}$,有 $Y < X_{\max}$ 。

1) 如果 $X = X_{\max}$,那么 $F(X, <) = k_{\max} - k_{\min}$ 。

2) 如果 $X \neq X_{\max}$,那么 $F(X, <) = F(X) - \max\{F(X, Y) | Y \in M, X < Y\}$ 。

根据上面的定义,从图3中可以得到组件树中叶子节点A、B、C 3个区域的分水岭相对势能分别为图中的 h_A 、 h_B 、 h_C 。根据上面的定义,通过设定阈值 T ,可以修正测地学地貌图像。图3中,区域C是由于噪声而产生,其相对势能 h_C 较 h_A 、 h_B 小,可以通过设定较小的阈值进行滤波。为了消除局部极小值D,本文采用降低区域C的水平截面值使其与区域D水平值 k 相同,这时通过分水岭变换,集水盆1和集水盆2将合并成一个区域而不影响集水盆3。实际上将图像翻转后,区域C正好对应集水盆,降低C的相对势能实际上相当于消除翻转图像的集水盆区域。

另一方面,由于图像中存在大量噪声,这部分噪声势能较大,仅通过分水岭相对势能的大小难以去除。由于暗噪声通常尺度较小,因此水平截面的面积也应当作为考虑因素。本文算法中除考虑区域C的高度外,还考虑其水平截面的面积 $Area_C$ 和整个灰色区域(集水盆)的体积。这样,虽然暗噪声相对势能较大,但其水平截面面积通常较小,体积较小。因此可以通过设定集水盆体积门限来达到消除噪声、减少过分割的目的(见图4(c))。

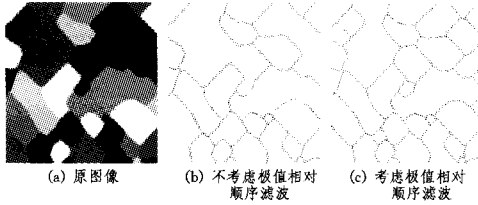


图4 局部极值顺序对组件树滤波的影响

算法1 分水岭相对势能滤波

Input: 组件树 T , 阈值 Th , 测地学地貌图像

Output: 滤波后的测地学地貌图像

Step1 // 排序

按照水平截面值 k 对组件树 T 叶子节点按递减顺序进行排序,结果存入 L 数组中。

Step2 // 计算各节点相对势能

for $i \leftarrow 1$ to $\text{length}[L]$

if $i = 1$, then $\text{Potential}[i] \leftarrow k_{\max} - k_{\min}$

else // $\text{LCA}(i, j)$ 返回节点 i 和节点 j 的最低公共祖先

for $j \leftarrow 1$ to $i - 1$

$A[j] \leftarrow \text{LCA}(i, j)$, $\text{ancestor} \leftarrow \max_k \{A\}$

$\text{Potential}[i] \leftarrow \text{level}[i] - \text{level}[\text{ancestor}]$

计算节点 i 的体积 $\text{Volume}[i]$

Step3 // 比较阈值和相对势能, 滤波

for $i \leftarrow 1$ to $\text{length}[L]$

if $\text{Volume}[i] \leq Th$,

then $\text{Potential}[i] \leftarrow \text{level}[\text{ancestor}]$

Step4 根据相对势能和原来的测地学地貌图像重构滤波后的测地学地貌图像

2.4 阈值选择

图像中由噪声产生的局部极值所对应的集水盆体积往往很小,通常需要去除。根据集水盆的体积属性对所有组件树

节点从大到小进行排序,定义节点权重系数为:

$$\alpha = \frac{N_a}{N_{\text{tree}}}$$

式中, N_a 表示按照集水盆体积大小需要保留的节点数目, N_{tree} 表示总的节点数目。权重系数 α 所对应的节点集水盆体积可以作为选择门限 Th_a 。集水盆体积小于门限值的节点将从组件树中删除,较小的权重系数将保证大量由噪声产生的局部极值被有效去除。

图5显示了不同权重系数 α 对分水岭初始分割的影响。从图中可以看到, α 越小,组件树中保留的重要节点数目越少,从而得到的分水岭初始分割区域数量越少。

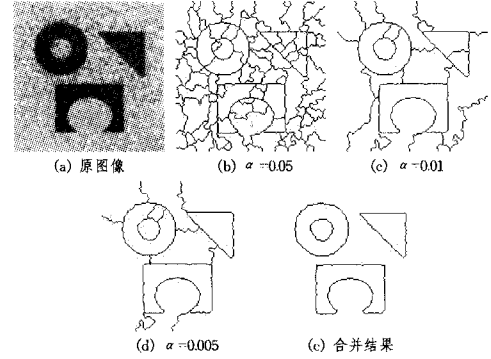


图5 不同权重系数 α 对分水岭初始分割的影响

3 快速区域合并

组件树滤波处理所得的梯度修正图像经分水岭变换后得到预分割结果。经滤波处理后的图像虽然消除了大量局部极小值(见图5),但是由于图像结构十分复杂,仍然存在与目标无关的局部极值,因此需要进行后处理。区域合并是最重要的一种处理方式。由于这一过程非常耗时,本文采用文献[11]所提出的基于区域邻接图(Region Adjacency Graph, RAG)和最近邻接图(Nearest Neighbor Graph, NNG)的快速合并算法来进行合并。其中RAG存放区域之间的相邻关系,NNG仅仅存放与每个区域最相似的区域代价。合并从最相似的区域对开始,直到满足停止条件。

代价函数的计算是合并的基础,文献[11-13]中广泛采用的基于区域统计特性的相似度评价函数定义为:

$$\text{diff} = \frac{|R_i| |R_j|}{|R_i| + |R_j|} [\mu(R_i) - \mu(R_j)]^2 \quad (1)$$

式中, $|R_i|$ 、 $|R_j|$ 分别代表区域 R_i 、 R_j 的势, $\mu(R_i)$ 、 $\mu(R_j)$ 分别代表区域 R_i 、 R_j 的均值。式(1)定义的相似度函数非常适合小区域合并到较大的区域中,随区域面积增加,两个较大的区域将使等式右边的第一项增大,因此随着区域不断合并,较大的区域将被保留。文献[11-13]均没有提到阈值的选择。

文献[20]对基于统计特性区域合并的阈值进行研究,提出基于完美场景(perfect scene)的区域合并预测(merging predicate),其定义如下:

$$P(R_i, R_j) = \begin{cases} \text{true}, & \text{如果 } |\mu(R_i) - \mu(R_j)| \leq \sqrt{b^2(R_i) + b^2(R_j)} \\ \text{false}, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

式中, $b(R) = g \sqrt{\left(\frac{1}{2Q|R|}\right) \ln(6|I|^2|R|)}$, I 表示观测图像包含 $|I|$ 个像素,每一个像素取值属于 $\{0, 1, \dots, g-1\}$,通常彩色

图像包含 R、G、B 3 个颜色通道, $g=256$ 。Q 用来衡量期望得到的完美图像的复杂度。

结合完美图像合并预测, 本文采用式(1)作为相似度评价函数, 采用式(2)作为每一次合并预测, 满足条件则进行合并。采用式(2)作为合并预测后, 每一步区域合并的阈值将在合并过程中动态确定, 这样改善了原先所采用的固定阈值停止条件, 其合并结果如图 5(e)所示。

算法 2 区域合并

Input: 初始分割 $P^0 = \{R_1, R_2, \dots, R_N\}$

Output: 最终分割 P^k

Step1:

$k \leftarrow 0$, 建立 RAG, 根据式(1)计算任意相邻区域之间的相似度, 建立 NNG。

Step2:

i. $k \leftarrow 1$, 在 NNG 中寻找最小相似度区域 R_i 和 R_j 。
ii. 根据式(2)计算 $P(R_i, R_j)$, 如果为真, 则合并 R_i 和 R_j , $R_{\text{new}} \leftarrow R_i \cup R_j$
iii. 更新 RAG, $P^k \leftarrow P^{k-1} \cup R_{\text{new}} \setminus \{R_i, R_j\}$
iv. 根据式(1)重新计算代价函数 $\text{diff}(R_{\text{new}}, \text{adj}(R_{\text{new}}))$, 更新 NNG。

Step3:

i. 如果没有合并区域, 程序停止。
ii. 否则执行 Step2

4 实验结果

本文设计两组实验, 分别与主流算法进行比较, 实验中选取权重系数 $\alpha=0.005 \sim 0.01$ 。

实验 1 将本文算法与目前流行的主动轮廓算法进行比较, 实验结果如图 6 所示。

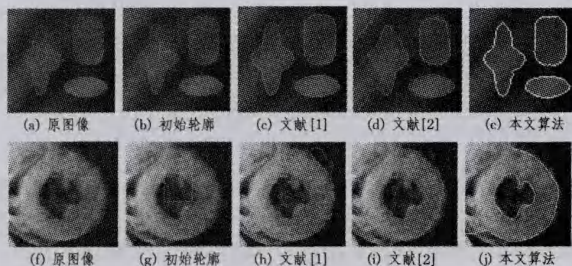


图 6 合成图像和心脏左心室图像实验结果比较

图 6 中, 我们选取区域灰度不同质的加噪合成图像和真实人体心脏左心室医学图像作为测试图像。从图中可以看到, 本文算法相对文献[1,2]提出的算法适应范围更大且取得的分割效果较好。上述实验运行时间比较如表 1 所列。

表 1 本文算法与文献[1,2]所用时间比较

图像	文献[1]	文献[2]	本文算法
图 6 (a)	6.36s	4.22s	0.02s
图 6 (f)	11.36s	5.04s	1.27s

实验 2 将本文算法与同类算法进行比较, 实验结果如图 7 所示。

图 7 中, 我们分别选取大脑图像和标准 Lena 图像作为测试图像, 并分别将其与文献[6,14]所提出的算法进行分割比较。从图中可以看出, 本文算法取得了较好的分割效果。上述实验的运行时间比较如表 2 所列。

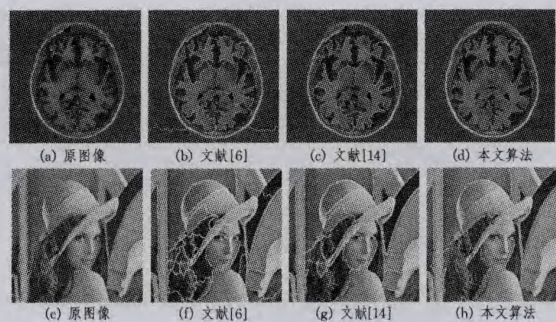


图 7 大脑图像和 Lena 图像实验结果比较

表 2 本文算法与文献[6,14]所用时间比较

图像	文献[6]	文献[14]	本文算法
图 7 (a)	0.93s	29.91s	0.16s
图 7 (e)	0.50s	4.01s	0.21s

从表 1、表 2 可以看到, 本文算法具有更快的运算速度。

结束语 本文提出在图像分割的预处理阶段采用组件树结构来表示梯度图像, 考虑了局部极值相对顺序, 给出了新的分水岭相对势能定义, 并以此计算集水盆体积。通过选取权重系数进行组件树滤波, 消除梯度图像中集水盆体积较小的组件区域, 从而消除图像中的局部极小值, 以达到对分水岭初始过分割的有效抑制。在后处理阶段, 采用快速区域合并算法和完美场景合并预测准则, 使合并过程中的合并门限自适应变化。实验结果表明, 采用本文方法进行图像分割既能够有效去除图像中的局部极小值, 也能够去除图像中存在的大量暗噪声, 从而有效地抑制了分水岭过分割现象的发生; 降低了预处理阶段对图像先验信息的需求, 分割结果较好, 计算时间较短。

参考文献

- [1] Li C, Kao C, Gore J, et al. Minimization of region-scalable for image segmentation [J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2008, 17: 1940-1949
- [2] Zhang K H, Zhang L, Song H H, et al. Active contours with selective local or global segmentation: A new formulation and level set method [J]. Image and Vision Computing, 2010, 28: 668-676
- [3] Vincent L, Soille P. Watersheds in digital spaces: An efficient algorithm based on immersion simulations [J]. IEEE Trans. PAMI, 1991, 13: 583-598
- [4] Meyer F, Beucher S. Morphological segmentation [J]. Vis. Commun [J]. Image Represent, 1990, 1: 21-46
- [5] Li Pei-jun, Xiao Xiao-bai. An unsupervised marker image method for watershed segmentation of multispectral imagery [J]. Geosciences Journal, 2004, 8(3): 325-331
- [6] 高丽, 杨树元, 夏杰, 等. 基于标记的 Watershed 图像分割新算法 [J]. 电子学报, 2006, 34(11): 2018-2023
- [7] 王小鹏, 郝重阳, 樊养余, 等. 基于形态学尺度空间和梯度修正的分水岭分割 [J]. 电子与信息学报, 2006, 3(28): 485-489
- [8] 王宇, 陈殿仁, 沈美丽, 等. 基于形态学梯度重构和标记提取的分水岭图分割 [J]. 中国图像图形学报, 2008, 11(13): 2176-2180
- [9] 蒋志勇, 陈晓玲, 秦前清, 等. 一种基于重构算子的分水岭变换算法 [J]. 中国图像图形学报, 2009, 12(14): 2527-2533
- [10] Soille P. Morphological Image Analysis: Principles and Applications (2nd ed) [M]. Springer-Verlag, NY, 2003

(下转第 313 页)

里的3个顶点;在小区内的形变表示成 $M^{(j)}$ 。

3.3 织物小区域运动约束条件

织物的小区域内的运动虽然得到了很好的描述,能够通过这些特性完成织物的三维模拟,但是小区域内的运动也存在一些差异性,不同点的运动参数不同,因此需要进行必要的约束。具体约束如下:

(1)织物的三维局部性约束:织物特征点 p_i 的运动参数只能用与其相连接的局部三角形形变来描述,即 $M_{(p_i)} = M^{(j)}$,必须满足 $poly_j \in \Omega^{(i)}$;

(2)整体性约束:将某个点用哪个三角形描述必须与邻接点保持一致性,即点与点之间是相互影响的;

(3)唯一性约束:一个点 p_i 只能与一个三角形 $poly_j$ 相关联,即最后的解是唯一的。

通过以上的约束,能够对小区域内的织物运动进行准确的限制,以保证织物模拟的真实性和高效性。

4 实验结果与仿真

为了验证本文算法的优劣,本文采用对比的方法对一个织物进行三维计算机模拟。织物模拟的特征提取和小区域划分的直观效果图如图3、图4所示。

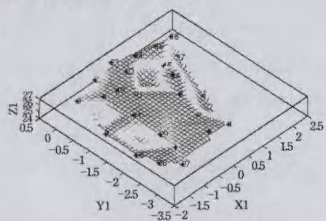


图3 织物特征点三维曲面图

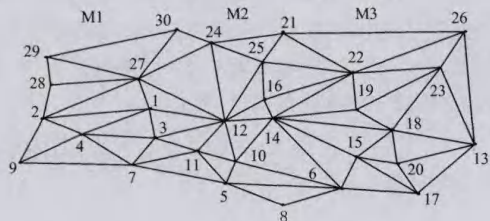


图4 织物运动小区域划分

图3给出了织物特征点提取的一个示意图,表示了转化后三维特征的有效分布情况。图4表示对织物的分布区域进行小区域划分的结果。

运用本文提出的方法进行理论框架设计,使用单区域中

的18个点的三维坐标进行织物参数估计。对计算得到的参数三维坐标,运用画图软件得到三维模拟的仿真结果,如图5所示。从图中可以看出,经过约束后的仿真图更加逼真。

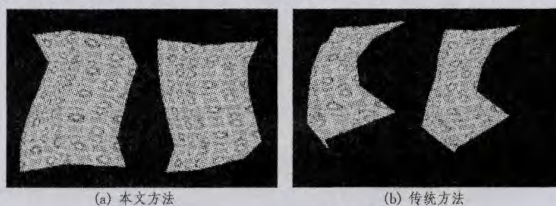


图5 三维织物模拟效果图

图5(a)为本文算法取得的计算机模拟图片,图5(b)为传统方法取得的二维织物计算机模拟图片。通过直观的观察可以看出,本文取得的图片的像素更加柔和,而传统方法由于没有考虑二维织物的性质,模拟出的效果逼真感不强,因此本文的方法在模拟二维织物的过程中更具优势。

结束语 本文提出一种小邻域运动约束估计的三维织物模拟算法,即从织物组织的随机运动状态参数估计出发,对织物在运动中变形和方向随机性进行一定的区域碰撞约束;运用马尔科夫运动模型和碰撞随机性约束对织物的运动范围进行区域限定,以避免传统方法的弊端,实现对三维织物的真实计算机模拟。实验结果表明,利用此方法模拟出的三维组织物效果更为逼真。

参考文献

- [1] 程志远,马彩文,高满屯,等.基于序列图像中二次曲线对应的纯旋转运动参数估计算法[J].工程图学报,2006,1(1):98-104
- [2] 瞿畅,王君泽.二重组织织物计算机三维模拟的实现[J].棉纺织技术,2009,37(2):92-95
- [3] Tzovaras D, Ploskas N, Stryntz G. Rigid 3-D motion estimation using neural networks and initially estimated 2-D motion data [J]. IEEE Trans Circuits and Systems for Video Technology, 2000,10(1):158-165
- [4] 毛天露,夏时洪,王兆其.布料运动模型参数学习方法[J].计算机辅助设计与图形学学报,2010,22(5):823-826
- [5] 程宏伟.基于图像序列的连接体和弹性体三维运动分析[D].杭州:浙江理工大学,2007
- [6] 赵涛,杨晓莉,王绪本,等.一种用于车牌定位的改进BP神经网络方法[J].计算机仿真,2007(2):240-243
- [7] 周徽.严重噪声污染下的模糊图像复原方法[J].重庆理工大学学报:自然科学版,2012,26(4):104-108

(上接第285页)

- [11] Haris K, Efstratiadis S N, Maglaveras N, et al. Hybrid image segmentation using watersheds and fast region merging [J]. IEEE Trans on image processing, 1998,7(12):1684-1699
- [12] 李苏琪,张广军.基于邻接表的分水岭变换快速区域合并算法[J].北京航空航天大学学报,2008,34(11):1327-1330
- [13] 卢中宁,强赞霞.基于梯度修正和区域合并的分水岭分割算法[J].计算机工程与设计,2009,30(8):2075-2077
- [14] 余旺盛,侯志强,宋建军.基于标记分水岭和区域合并的彩色图像分割[J].电子学报,2011,39(5):1007-1012
- [15] 张丽莉,姚勇,刘志镜.一种相对势能分水岭算法[J].西安电子科技大学学报:自然科学版,2008,35(1):121-124,188
- [16] Couprie M, Bertrand G. Topological grayscale watershed trans-

form[J]. Procs. In SPIE Vision Geometry V, 1997, 3168: 136-146

- [17] Couprie M, Najman L, Bertrand G. Quasi-linear algorithms for the topological watershed[J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2005,22(2/3):231-249
- [18] Najman L, Couprie M. Building the component tree in quasi-linear time[J]. IEEE Trans. on image processing, 2006,15(11):3531-3539
- [19] Bertrand G. On topological watersheds [J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2005,22(2/3):217-230
- [20] Nock R, Nielsen F. Statistical Region Merging[J]. IEEE Trans. PAMI, 2004,26(11):1452-1458