

基于遗传算法的非刚性体光流场估计方法

李俊博, 万明习

(西安交通大学电信学院生物医学工程系, 西安 710049)

摘 要: 本文提出了一种可用于非刚性体的基于遗传算法(Genetic Algorithm, GA)的光流场估计方法, 将非刚性体分割为共同运动的微元, 利用遗传算法对各运动参数进行优化估计。随后, 研究了该方法在生物组织运动估计中的应用。实验结果表明: 本方法具有鲁棒性好、全局搜索能力强、收敛速度快和可用于非刚性体运动估计等优点。

关键词: 运动估计; 非刚性体; 光流场; 遗传算法

中图分类号: TN911.73 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2001)01-0041-03

An Investigation on the Nonrigid Body Optical Flow Estimation Based on Genetic Algorithm

LI Jun-bo, WAN Ming-xi

(Department of Biomedical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: In this paper a genetic algorithm (GA) based method for optical flow estimation of nonrigid object is presented. The nonrigid body is divided into several infinitesimal patches in which the pixels move together. The motion parameters of the patches are optimally estimated using GA method. The application of this method in motion estimation of biological tissues is also analyzed. The experimental results show that this method has the advantages of robustness, global optimality and high convergent speed and it is feasible for optical flow estimation of nonrigid body.

Key words: motion estimation; nonrigid body; optical flow; genetic algorithm

1 引言

光流场的计算与分析是序列图像运动估计的一项重要研究内容, 主要方法包括: 时空梯度技术、特征点匹配技术、相关方法和频域分析方法等^[1,2], 这些方法的理论大多建立在运动物体是刚性体的假设基础上, 因而在生物组织等非刚性体运动估计领域的应用受到限制。Horn 与 Shunck 根据光流约束方程和全局平滑约束方程提出光流场的迭代估计方法^[3], 随后的各种改进的时空梯度技术大都是以此为基础发展起来的^[1,2]。它们利用图像序列的时空灰度变化估计光流场, 可获得图像上每一点的瞬时速度分布, 但是这一类方法存在运算开销大、实时性差和对噪声敏感等缺陷。

本文提出一种基于遗传算法的非刚性体光流运动估计方法(Genetic Algorithm Based Optical Flow Estimation, GAOF), 将非刚性体等效为若干共同运动的有限微元的总和, 利用遗传算法进行光流场与运动参数的全局优化估计。实验表明该方法的收敛速度快, 运算开销小, 并且具有很好的鲁棒特性。

2 非刚性体运动的 Helmoitz 微元模型

令 $P(x_p, y_p)$ 为非刚性体上一点, V_p 是其速率矢量,

$X(x, y)$ 是点 P 邻域内任意一点, 速度为 $V(v_x, v_y)$ (见图1)。根据亥姆霍兹理论(Helmoitz Theorem), 非刚性体上任一有限微元的运动可分解为平移、旋转、均匀膨胀和在两个相互正交方向上的收缩, 因此点 P 所在的有限微元内的光流场可表示为

$$V(X) = M(X - X_p) + V_p \quad (1)$$

式中, $V_p(v_{px}, v_{py})$ 为微元的刚性平移, M 则是由旋转和非刚性运动引起的微元运动参数矩阵, M 可分解为

$$M = \begin{bmatrix} M_{11} & M_{12} \\ M_{21} & M_{22} \end{bmatrix} = E \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} + S_1 \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} + S_2 \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中, $D = (M_{11} + M_{22})/2$, $R = (M_{12} - M_{21})/2$ (3)
 $S_1 = (M_{11} - M_{22})/2$, $S_2 = (M_{12} + M_{21})/2$

分别是微元均匀膨胀、旋转与在两个相互正交方向上收缩的运动分量。

由文献[5~7]可知,均匀膨胀分量 D 、旋转分量 θ 和收缩分量 $S = \sqrt{S_1^2 + S_2^2}$ 与系统所取的坐标系无关,因此这三个量是反映非刚性体运动本质特性的不变量。根据式(1),如果可获得微元内的光流分布,即可计算 D 、 θ 和 S ,进而估计出微元的运动。

3 基于遗传算法的非刚性体光流运动估计

假设图像平面上任一点 $X(x, y)$ 的亮度 $E(x, y)$ 在运动过程中不发生变化,根据 Horn 与 Schunck 的光流约束方程,有

$$\nabla E \cdot \nabla + E_t = 0 \quad (4)$$

式中 ∇ 表示两维的空间梯度, E_t 是图像亮度的时间梯度。将式(1)代入式(4),整理得

$$\nabla E \cdot \nabla_p + \nabla E \cdot M(X - X_p) = -E_t \quad (5)$$

根据文献[8,9],式(5)可看作是输入为 $V_p(v_{px}, v_{py})$ 和 $M(E, S_1, S_2)$,输出为 $-E_t$ 的线性系统,如果已知非刚性体上运动微元内的亮度分布,即可计算每一点的时空亮度梯度,进而估计该过约束系统(Overconstrained System)中的六个未知输入变量,获得微元运动参数。

本文利用遗传算法来计算非刚性运动物体的光流场,算法可描述如下:假设非刚性体上大小为 $N \times N$ 的微元内运动是一致的,对于图像平面上一点 P ,其 $N \times N$ 邻域内每一点均符合式(5),构成包含六个未知变量、 $N \times N$ 个等式的线性系统。根据最小二乘法,希望下式最小:

$$\sum_{i=1}^{N \times N} [\nabla E^i \cdot \nabla_p + \nabla E^i \cdot M(X^i - X_p) + E_t^i]^2 \rightarrow \min \quad (6)$$

其中,上标 i 表示点 P 的 $N \times N$ 邻域内第 i 点。解此优化问题,可获得对 $V_p(v_{px}, v_{py})$ 和 $M(E, S_1, S_2)$ 的估计。

将优化变量 $V_p(v_{px}, v_{py})$ 和 $M(E, S_1, S_2)$ 中的各元素进行二进制编码,各元素均可表示成以下形式

$$Y_i = W_i \sum_{j=1}^{N_i} a_{ij} 2^{N_i - j}, i = 1, 2, \dots, 6 \quad (7)$$

式中, Y_i 表示第 i 个优化元素; W_i 控制其值域; N_i 是码长,控制优化精度; a_{ij} 取值 0 或 1,是第 i 个优化元素在第 j 个基因位的取值。将各子串连接成一条完整的染色体,长度为

$$N = \sum_{i=1}^6 N_i \quad (8)$$

构造初始群体 $P^0 = \{X_{p1}^0, X_{p2}^0, \dots, X_p^0; M_1^0, M_2^0, \dots, M^0\}$,

为种群规模。将各个体取值代入式(6),分别计算 \sum^2 的值,并记 $\max(\sum^2) = \sum_{\max}^2$ 。令适应度函数 $f(X_p, M) = \sum_{\max}^2(X_p, M) - \sum^2(X_p, M)$,可保证适应度函数大于零。对适应度函数进行定标,得

$$f(X_p, M) = \frac{f(X_p, M) - f_{\min}(X_p, M)}{f_{\max}(X_p, M) - f_{\min}(X_p, M)} R \quad (9)$$

其中 $f_{\min}(X_p, M)$ 和 $f_{\max}(X_p, M)$ 为本次进化的最小与最大适应度函数值, R 为大于零的常数,它确定适应度函数的值域。

进化终止条件设定为

$$f_{\text{mean}}(X_p^k, M^k) = \frac{1}{T-1} \sum_{j=0}^{T-1} f_{\text{mean}}(X_p^{k-j}, M^{k-j}) \quad (10)$$

即连续 T 次进化种群个体中的平均适应度不变,则种群进化终止。

算法的原理框图如图 2 所示。

4 实验结果

本文实验利用 GAOF 算法对刚性与非刚性物体进行运动估计,主要考察算法的收敛速度、精度与稳健性。图 3(a) 是进行模拟实验时的图像,图像大小为 64×64 ,图 3(b) 是加标准差为 5 的高斯噪声后的图像。

实验中,图像先经过二维高斯空间滤波器进行平滑,滤波器方程为

$$G(i, j) = \frac{1}{\sqrt{2}} e^{-\frac{i^2 + j^2}{2}} \quad (11)$$

其中, σ 是滤波器的标准差,取 4 像素^[7]。随后,利用本文提出的 GAOF 算法进行光流运动估计。每一点的速度用它的 3×3 邻域点的亮度进行估计;初始群体大小为 100;选择操作采用赌轮方法,结合最优个体保存,以保证算法收敛;交叉操作采用两点交叉,交叉概率为 0.65,变异概率为 0.01。图 4 是图 3 中物体以 (1, 1) 的速度矢量平移、垂直于图像平面运动和以 2° 帧的加速度旋转时,利用 GAOF 算法获得的运动参数估计结果,其中各运动参数都取平均值,带撇号的各参数表示加噪图像估计结果。

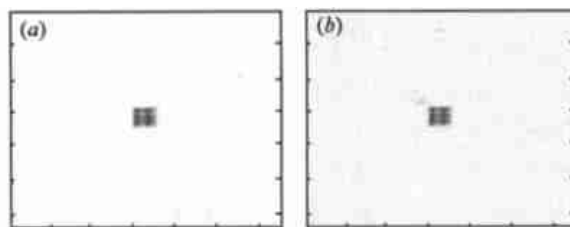


图 3 模拟实验图像。(a) 无噪声;(b) 加标准差为 5 的高斯噪声

表 1 模拟图像平移实验结果的数据

| | V_x | | V_x | | V_y | | V_y | | 平均进化代数 | |
|--------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|--------|-----|
| | a | b | a | b | a | b | a | b | a | b |
| $V_x = 1, V_y = 0$ | 1.000 | 1.037 | 0.014 | 0.392 | 0.000 | 0.093 | 0.072 | 1.224 | 42 | 47 |
| $V_x = 0, V_y = 1$ | 0.000 | 0.094 | 0.066 | 1.202 | 1.000 | 1.036 | 0.016 | 0.402 | 45 | 39 |
| $V_x = 1, V_y = 1$ | 1.002 | 1.022 | 0.129 | 2.310 | 0.986 | 0.950 | 0.242 | 1.105 | 51 | 44 |

表 1 为图 3 中物体在发生不同的平移情况时的 GAOF 估计结果和收敛时的进化代数。

随后,再利用本算法对实际的非刚性体运动序列图像进行处理,以验证算法的可行性。实验中采用惠普公司 SONOS 介入超声诊断仪, Sonocath 3.5Fr-30 MHz 单阵元机械旋转介入超声导管换能器,分别拍摄血压范围内乳胶管与血管在扩张与收缩条件下的图像,经 miro VIDEO DC30/plus 图像卡采集后,送计算机处理。图像卡采样率为 25 帧/秒,乳胶管与血管

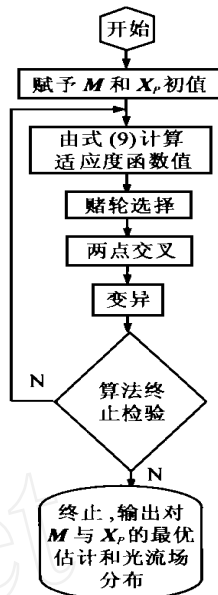


图 2 基于遗传算法非刚性体光流运动估计方法框图

图像各采集 28 幅. 图 5 (a) 为乳胶管在扩张条件下的图像, 图像大小为 500×500 , 灰阶为 256. 图 5 (b) 是用 GAOF 算法获得

的光流分布, 图 5 (c) 是运动参数估计结果. 图 6 是相应的实际血管图像与实验结果.

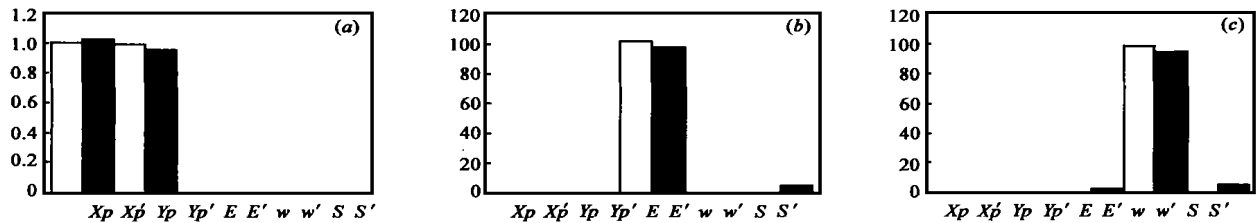


图 4 模拟图像在不同条件下运动参数估计实验结果. (a) 平移; (b) 垂直图像平面运动; (c) 旋转 (条纹柱形图表示加噪图像估计结果)

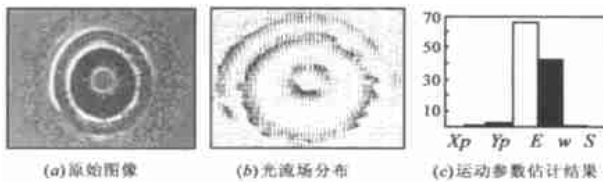


图 5 乳胶管扩张序列图像的实验结果

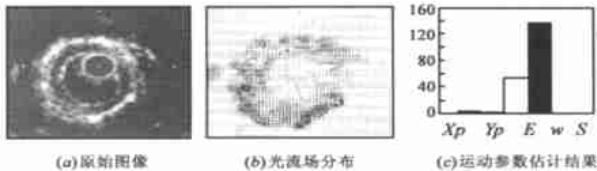


图 6 血管扩张序列图像的实验结果

实验结果表明, 本文提出的 GAOF 算法可应用于刚性与非刚性体的运动估计中, 算法运算开销较小, 收敛速度快, 并且在较大噪声条件下也获得了较好的估计结果, 显示出算法高度稳健的特性.

5 结束语

光流场估计是序列图像运动分析的重要方法, 现有的光流运动估计方法主要基于运动物体为刚性的假设, 并且存在运算开销大、对噪声敏感等缺点, 因此限制了其在包括生物组织在内的非刚性体运动估计领域的应用. 非刚性体可分解成若干共同运动的微元, 微元内的运动由均匀膨胀、旋转和收缩这些与坐标系无关的分量构成. 本文提出基于遗传算法的光流运动估计的新方法, 对微元内的运动参数进行估计, 进而获得非刚性体整体的光流分布与运动情况. 与以前的研究相比, 该方法具有运算开销小、收敛速度快、鲁棒性强和可应用于非刚性体等特点. 该方法经过计算机仿真图像的实验验证后, 被应用于实际的乳胶管和血管的腔内高频超声图像, 并获得了很好的估计结果.

致谢 本研究工作得到第四军医大学超声科周晓东主任、张军主任和李军副教授的大力支持与真诚帮助, 并与他们进行了许多有益的讨论, 在这里向他们表示衷心的感谢.

参考文献:

- [1] J. K. Aggarwal and N. Nandhakumar. On the computation of motion from sequences of images—a review [A]. Proc IEEE [C], 1988, 76:

917-935.

- [2] S. S. Beauchemin and J. L. Barron. The computation of optical flow [J]. ACM Computing Surveys, 1995, 27: 432 - 467.
- [3] B. K. Horn and B. G. Schunck. Determining optical flow [J]. Artificial Intelligence, 1981, 17: 185 - 204.
- [4] 陈国良, 王煦法, 庄镇泉, 王东生. 遗传算法及其应用 [M]. 北京: 人民邮电出版社, 1996.
- [5] A. Gachetti and V. Torre. The use of optical flow for the analysis of non-rigid motion [J]. International Journal of Computer Vision, 1996: 255 - 279.
- [6] A. Verri, F. Grosi and V. Torre. Differential techniques for optical flow [J]. J. Opt. Soc. Am., 1990, 7: 912 - 922.
- [7] E. De Micheli, V. Torre and S. Uras. The accuracy of the computation of optical flow and of the recovery of motion parameters [J]. IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intell., 1993, 15: 434 - 447.
- [8] M. Campani and A. Verri. Motion analysis from first-order properties of optical flow [J]. Comput. Vision Graphics Image Process., 1992, 56: 90 - 107.
- [9] A. Del Bimbo, P. Nesi and J. L. C. Sanz. Optical flow computation using extended constraints [J]. IEEE Trans. Image Process., 1996, 5: 720 - 739.

作者简介:



李俊博 1973 年出生, 现为西安交通大学电子与信息工程学院生物医学工程专业博士生. 主要研究方向为超声成像、生物医学信号处理与图像处理, 特别是生物组织非刚性运动估计, 目前已在 IEEE 和中文学报刊物上发表和接受发表论文十多篇.



万明习 教授, 博士生导师, 西安交通大学电子与信息工程学院生物医学工程系主任, 研究所所所长. 主要研究方向为超声成像、生物医学信号处理与图像处理、生物物理与生物微系统和生物声学等. 先后获国家发明三等奖、国家科技进步二等奖和省部级奖共七项. 在 IEEE 和中文学报刊物上发表和接受发表论文八十多篇, 编写和出版教科书三部.

出版教科书三部.