

基于先验信息的二值血管锥束迭代重建

俞恒永^{1,2}, 牟轩沁², 汤少杰², 蔡元龙²

(1. 杭州电子工业学院通信分院, 浙江杭州 310018; 2. 西安交通大学电信学院图像所, 陕西西安 710049)

摘要: 基于旋转 DSA(Digital Subtraction Angiography)的血管三维重建是当前医学图像处理领域的一个新的研究热点,具有广阔的应用前景.本文在 SART(Simultaneous Algebraic Reconstruction Technique)算法的基础上,根据穿过每个体素的锥束射线误差的加权平均值,构造了二值体素状态转移的概率函数,实现了一种适用于二值三维图像的迭代重建算法.针对二值三维血管的特点,本文采用最大均匀性准则作为重建目标的先验信息对迭代过程进行约束,使得迭代过程具有很好的体积聚类功能,大大提高了三维图像的重建质量.以 Defrise 模型和冠状动脉模型作为研究对象,试验结果表明,本文的重建算法在抑制噪声保持目标结构信息等方面优于经典的 Feldkamp 算法.

关键词: 锥束重建; 三维重建; SART; 旋转 DSA; 二值目标

中图分类号: TN911, R814 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2004)04-0575-05

Iterative Cone-Beam Reconstruction Algorithm for Binary Vessel Based on Prior Information

YU Heng-yong^{1,2}, MOU Xuan-qin², TANG Shao-jie², CAI Yuan-long²

(1. College of Communication Engineering, Hangzhou Institute of Electronics Engineering, Hangzhou, Zhejiang 310018, China;
2. Institute of image processing, Xi'an Jiaotong University Xi'an Shanxi 710049, China)

Abstract: Three-dimensional (3D) reconstruction of blood vessel based on rotational digital subtraction angiography (DSA) is a new hot issue in the field of medical image processing. And it has a prospect of being widely used. On the basis of simultaneous algebraic reconstruction technique (SART), the state transition probability is constructed depending on a weighted average of all rays that traverse the voxel, thus an iterative reconstruction algorithm for binary object is developed. According to the character of 3D binary blood vessel, the maximum uniform criterion is adopted to constrain the iterative procedure. It has a function of volumetric cluster and it can greatly improve the reconstruction quality. The simulation experiments are executed on Defrise model and coronary artery model. The experimental results show that the proposed algorithm in this paper is better than Feldkamp algorithm especially in the aspect of suppressing noise and preserving structure information of reconstructed object.

Key words: cone-beam reconstruction; 3D reconstruction; SART; rotational DSA; binary object

1 引言

1961年 Kirillov 给出了 n 维复空间中的复值锥束重建公式,开创了锥束几何重建的先河.在此后的几十年中,越来越多的研究者对锥束重建产生了浓厚的兴趣.重建的方法大概可以分为2类,解析重建算法和迭代重建算法.解析法又分为近似重建和精确重建.近似重建算法以 Feldkamp 方法^[1]最为有效,而精确重建算法则以 Tuy、Smith 和 Grangeat 的公式最为有名.1994年,Clack 通过概括各种精确重建方法的共性^[2],证明所有精确重建方法在数学上是等价的.同年,Kudo^[3]和 Defrise^[4]分别独立地提出了移变滤波(shift-variant)的思想,得到了一套通用的三维锥束精确重建的具体实现方法,解决了锥束三维重建的一般性问题.但到目前为止,由于锥束三维重建

数据采集的要求比较苛刻,基于锥束的重建设备目前还处在原型系统阶段,还没有被广泛应用到临床中去.

关于迭代重建算法,在锥束重建研究的早期,由于当时受计算机计算速度的限制,没有得到足够的重视.但是随着计算机运算速度的快速提高,迭代重建算法的优越性越来越明显.它对投影数据的采集要求不高,容易在重建过程中引入被重建对象的先验信息,可以在较少数目的投影下获得高质量的重建图像.Zeng 等扩展了最大期望值迭代算法^[5],对 SPECT (Single Photon Emission Computed Tomography)锥束投影数据进行衰减补偿;Wang 等利用迭代算法来抑制重建过程中产生的伪影^[6].Klaus 则针对低对比度的物体,根据重建体素到光源的距离的不同设计反投影权重函数^[7],得到了一种抗混叠的迭代重建方法,同时他还设计了投影与反投影的快速实现方

收稿日期:2002-07-15;修回日期:2003-12-04

基金项目:国家自然科学基金(No.30070225);教育部高等学校骨干教师基金,杭电基金(No.KYS081503015)

案^[8].上述锥束迭代算法基本上都假设被重建对象是三维空间中连续分布的函数,没有很好的利用被重建对象的先验信息.

近几年来,国际大型医疗器械公司纷纷推出了旋转成像 X 线机,其基本原理是在每次造影剂注射期间,使 C 型臂围绕病人边旋转边成像,旋转角度为 180 度,一次旋转成像产生的图像序列大约有 100 余幅.造影剂注入前后的蒙片与叠片序列相减就可以得到旋转 DSA 序列,这就是旋转 DSA 技术.从 2000 年起,西安交通大学图像所,围绕基于旋转 DSA 的血管三维重建进行了一系列的相关研究^[9~11,14].在该研究中,根据 DSA 的工作原理,如果造影剂分布比较均匀并且减影相当干净,可以假定三维血管是二值的,即血管区域为 1,背景区域为 0.这样整个重建工作可以看作二值目标的三维锥束重建.由于噪声的影响以及投影个数的限制,目前直接利用旋转 DSA 图像进行解析重建,还很难获得满意的结果,因而研究其迭代重建算法具有重要的应用价值.对于二值图像的迭代重建而言,其实质是根据某种策略,让重建目标按照期望的模式在 0 与 1 之间相互转化^[12].针对二值三维血管模型,本文设计了一种基于 SART 的二值化锥束三维重建方案,并在重建的过程中成功地融合了二值结构的先验信息,有效地抑制了噪声,保持了重建目标的结构信息,使得重建精度得到了大幅度的提高.

2 重建算法

2.1 问题描述

如图 1 所示,锥形束投影是指利用点状射线源产生的锥形束射线场对物体进行成像.假定三维物体的支撑为球 B ,则球内部的点满足 $x \in B, |x| \leq R$, R 表示球的半径.根据 Beer 定律,如果 X 线穿过三维物体的衰减是线性的,检测面上的点可以描述为:

$$p(y) = \int_{L(S,y)} u(x) dx \quad (1)$$

这里 $L(S,y)$ 表示连接锥束光源 S 到检测点 y 的光线, $u(x)$ 表示三维物体的衰减系数,也是我们重建的目标.原始的三维物体可以看作是由一系列离散的小立方体(体素)组成,每个体素以常数 u_j 表示;第 n 个点状射线源相对应投影中的像素可以离散化为 $p_{i,n}$.这样锥束投影就可以离散化为

$$p_{i,n} = \sum_{j=1}^J w_{ij,n} u_j, \quad i=1, \dots, I, n=1, \dots, N \quad (2)$$

式中 J 表示三维图像体素的总数, I 表示每个投影中的像素总数, N 表示投影的总数.这里 $w_{ij,n}$ 表示第 n 个投影中的像素

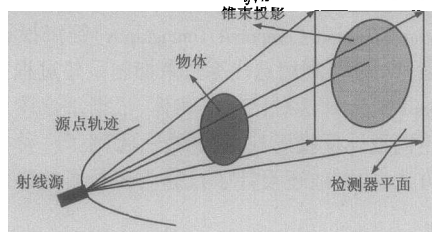


图 1 锥束投影示意图

i 关于体素 j 的权重系数,它可以根据锥束投影的原理,利用三线性插值^[11]的方法确定.由于本文中待重建的目标是二值的,因此这里 u_j 的取值实际上只能是 0 和 1.

2.2 问题求解

从数学的角度看,公式(2)实际上是一个高维的线性方程组,理论上可以利用矩阵求逆的方法来解决,但是由于其维数太高,实际上是不可行的,特别是在投影数据不足的情况下.作为一种经典的重建技术,ART 在解决此类问题方面具有相当大的优势.根据传统的 SART 技术^[7],公式(2)的求解可以按照下面的迭代方式进行:

$$u_j^{(k+1)} = u_j^{(k)} + \lambda g_j^{(k)} \quad (3)$$

$$g_j^{(k)} = \frac{\sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^I w_{ij,n} \cdot [(p_{i,n} - \sum_{j=1}^J w_{ij,n} u_j^{(k)}) / \sum_{i=1}^I w_{ij,n}]}{\sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^I w_{ij,n}} \quad (4)$$

其中 λ 为松弛因子, k 表示迭代次数.这里 $g_j^{(k)}$ 的物理意义可以理解为通过 u_j 的所有投影误差的加权平均值.由于传统的 SART 是基于灰度图像的,迭代公式(3)没有充分利用 u_j 是二值的这一先验信息.事实上,二值图像重建迭代的过程实际上就是 u_j 在 0 与 1 之间相互转化的过程.为此,本文针对特殊的三维二值目标重建问题,将 SART 的迭代公式(3)进行二值化,其主要步骤如下:

第一步:归一化 $g_j^{(k)}$ 得到 $\bar{g}_j^{(k)}$

$$\bar{g}_j^{(k)} = \frac{g_j^{(k)}}{\max |g_j^{(k)}|} \quad (5)$$

其中 \max 表示取 $1 \leq j \leq J$ 内 $|g_j^{(k)}|$ 的最大值.

第二步:构造转移因子,得到

$$\bar{\omega}_j^{(k)} = \begin{cases} \bar{g}_j^{(k)}, & u_j = 0, \bar{g}_j^{(k)} > 0 \\ -\bar{g}_j^{(k)}, & u_j = 1, \bar{g}_j^{(k)} < 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

第三步:构造转移概率

考虑到迭代次数越多,需要转移的体素的数目越少,转移概率 $\omega_j^{(k)}$ 是基于幂函数构造的,它是转移因子 $\bar{\omega}_j^{(k)}$ 的 $\alpha + k\beta$ 次幂,即:

$$\omega_j^{(k)} = (\bar{\omega}_j^{(k)})^{\alpha + k\beta} \quad (7)$$

这里 α, β 是经验控制参数,其中 α 控制迭代过程的初值, β 控制迭代过程的收敛速度.根据实际经验 α 一般取 0.8, β 取 0.1~0.5. β 越大迭代过程收敛越快,重建效果相对较差; β 越小迭代过程收敛越慢,但重建效果较好.

第四步:修改重建结果

在第 k 次迭代过程中,也就是由 $u_j^{(k)}$ 计算 $u_j^{(k+1)}$ 的过程中, $u_j^{(k)}$ 将以概率 $\omega_j^{(k)}$ 转化为 $1 - u_j^{(k)}$,以概率 $1 - \omega_j^{(k)}$ 保持不变.在迭代过程中,如果灰度变化的体素总数小于某个阈值 T 或者到达指定的迭代次数,则迭代中止.

2.3 先验信息的引入

三维血管作为一种特殊的图像结构,具有很多明显的特征.充分利用这些特征,对于血管的迭代重建具有很好的引导作用.由于血管壁内部存在血液的压力,外部有大气的压力,因

而存在一个压力差,这使得血管壁的局部向外突出.又由于血管壁具有弹性张力,整个血管截面在周长一定的情况下,有着面积最大化的趋势.三维血管的局部表面是光滑的,在局部上它可以用平面去逼近.同时由于血管是运输血液的网络,因此三维血管结构是连通的.如果把三维血管看作一个网络,那么其内部任何 2 个点之间都存在连接的路径.从三维血管内部的任何一个体素出发,进行扩张,经过有限次运算,总可以扩张到整个网络.在迭代重建过程中,我们一般要先建立先验信息的数学模型,将其转化为可以用数学公式表达的约束条件,然后将该条件融合到迭代过程中.关于先验信息的建模,是我们研究的另一项重要内容,本文不再展开讨论.这里,我们仅采用简单的具有体积聚类功能的最大均匀性准则^[13]作为先验信息的数学模型.具体来说,就是最小化下面的目标函数:

$$\phi(u) = \sum_{j=1}^J \left(\frac{1}{27} \sum_{m=1}^{27} u_{j,m} - u_j \right)^2 \quad (8)$$

这里 $u_{j,m} (m=1, \dots, 27)$ 表示以 u_j 为中心的 $3 \times 3 \times 3$ 邻域的所有体素.将约束函数(8)作用于 SART 的迭代过程,公式(3)可以修改为:

$$u_j^{(k+1)} = u_j^{(k)} + \lambda (g_j^{(k)} + \xi f_j^{(k)}) \quad (9)$$

$$f_j^{(k)} = \left(\frac{1}{27} \sum_{m=1}^{27} u_{j,m}^{(k)} - u_j^{(k)} \right) \quad (10)$$

式中上标 k 表示迭代次数,经验参数 ξ 控制迭代过程中先验信息的作用强度.采取与公式(5)~(7)同样的步骤,公式(9)亦可二值化.

3 试验结果与讨论

3.1 Defrise 模型的解析重建

受锥束投影数据采集的限制,目前多数学者都采用仿真的方法对重建性能进行研究,其中 Defrise 模型是公认的一个标准模型^[3,5].本文所采用的 Defrise 模型由单位球内的 7 个椭球组成,其参数与文[3]相同.试验过程中,Defrise 模型被离散化为 $65 \times 65 \times 65$ 的三维二值图像.射线源均匀地分布于圆形轨道上,轨道半径取为 70.设原始的三维图像为 u ,重建的结果为 \hat{a} ,定义重建图像的标准差 SD 为:

$$SD = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^J (u_j - \hat{u}_j)^2}{J}} \quad (11)$$

为了研究投影个数对重建性能的影响,本文首先利用解析的 Feldkamp 算法在不同的投影个数 N 下对 Defrise 模型进行重建.表 1 给出了相应的 SD 值,表中第二行是 Feldkamp 算法重建结果的 SD ,第三行是重建结果以 0.5 作为阈值二值化后的 SD .由表 1 可以看出,投影数目越多,Feldkamp 算法的重建效果越好,重建目标是二值的这一先验信息可以减少重建图像的标准差.

表 1 不同 N 下重建结果的标准差 SD 值

N	10	32	50	100	200
二值化前	0.354	0.162	0.119	0.088	0.086
二值化后	0.250	0.140	0.078	0.034	0.035

为了使重建结果形象化,图 2 给了不同 N 下重建结果在 $z=0$ 处的切片.由图 2 可以看出,投影个数 N 大于 100 以后,Defrise 算法才能获得比较理想的重建结果.正如 Klaus 所分析的那样^[7],要获得理想的重建结果,滤波反投影法所需要的投影个数是目标大小的 1.57 倍($65 \times 1.57 = 102.05$).

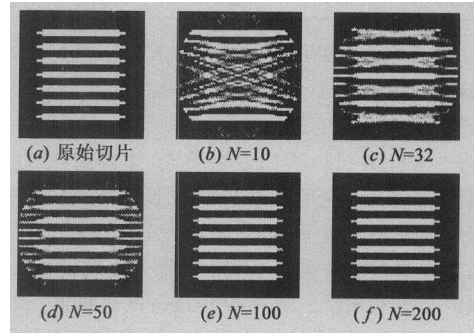


图 2 不同投影个数下切片 $z=0$ 的重建结果

3.2 Defrise 模型的迭代重建

以 Feldkamp 算法重建结果作为迭代算法重建的初值,我们利用 Defrise 模型研究了本文重建算法的性能.在重建的过程中,投影个数 N 取为 32,控制参数 $\alpha = 0.8, \beta = 0.3$,迭代中止的阈值 T 取为 100.迭代初值的标准差 $SD = 0.140$,对于不同的先验信息强度参数 ξ ,得到的重建结果如表 2.表 2 表明,先验信息的引入可以大大提高迭代重建的质量.为了直观的显示本文方法的优越性,图 3 给出了不同 ξ 下切片 $z=0$ 的重建结果.由图 3 可以看出,由于本文方法考虑了被重建目标的先验信息,因此重建结果较好的抑制了噪声,保持了被重建目标的形状,重建结果是令人满意的.

表 2 不同先验信息强度下 Defrise 模型重建结果

ξ 的取值	0.00	0.05	0.10	0.20	0.30
标准差 SD	0.184	0.107	0.084	0.108	0.118
迭代次数	10	30	33	24	31

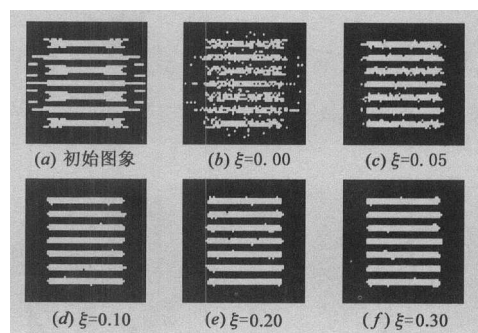


图 3 不同先验信息强度 ξ 下切片 $z=0$ 的重建结果

3.3 冠状动脉的三维迭代重建研究

为了对三维锥束重建算法进行分析和比较,王平^[14]提出了一种基于分叉模式规则库的冠状动脉迭代仿真方法,本文也对仿真的冠状动脉进行了三维迭代重建试验.试验中,三维冠状动脉血管被离散化为 $65 \times 65 \times 65$ 的三维二值图像.射线源均匀地分布于圆形轨道上,轨道半径取为 70.投影个数 N 取为 32,控制参数 $\alpha = 0.8, \beta = 0.3$.根据 Defrise 模型的迭代重建

情况,迭代次数取为 30 次.迭代初值的标准差 $SD = 0.0517$,对于不同的先验信息强度参数 ξ ,得到的重建结果如表 3.

表 3 不同先验信息强度下冠状动脉的重建结果

ξ 的取值	0.025	0.050	0.075	0.100
标准差 SD	0.0505	0.0400	0.0469	0.0475

图 4 是三维血管的重建结果,其中图 4(a)为原始的三维冠状动脉,图 4(b)为 Feldkamp 算法得到的初始化动脉,图 4(c)~(f)为迭代重建的冠状动脉.

由表 3 和图 4 可以得出以下结论:如果迭代 30 次,对于三维血管重建而言,先验信息作用强度 ξ 的取值在 0.05 附近,重建的效果最为理想.如果 ξ 较大,则先验信息的作用强度加强,重建血管的某些细节被当作噪声抑制掉了, SD 增大;如果 ξ 较小,有些离散的噪声没有很好的被抑制, SD 同样也增大.必须说明的是:上述结论同样也可以在表 2 和图 3 中得到.当然如果增加迭代的次数,重建的精度会更高,例如 $\xi = 0.05$ 的情况下,迭代 60 次 SD 可以降低到 0.033 以下.

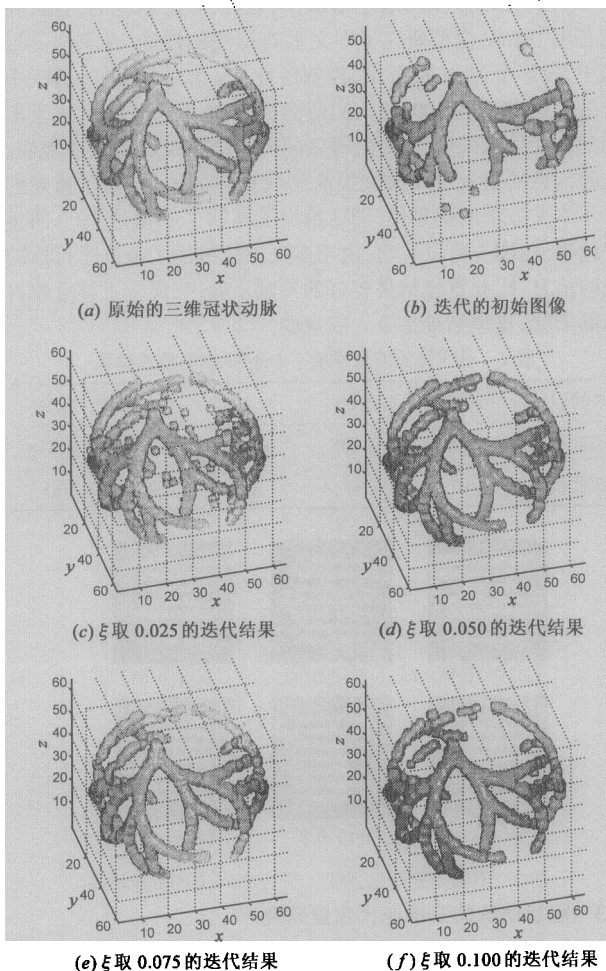


图 4 不同 ξ 下冠状动脉的迭代重建结果

4 结束语

锥束重建是当前图像处理领域中的一个热点,很多解析的锥束重建算法相继被提出并实现.但是由于目前解析类的

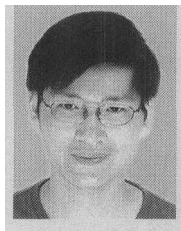
重建算法对投影数据的采集要求比较苛刻,现实中实现起来有一定的困难,因而还不能被推广应用到临床中去.迭代重建算法由于能够克服解析类算法的上述缺点,并且容易在重建过程中引入先验信息,随着计算机计算速度的提高而逐渐被人们所重视.针对二值三维血管重建问题,本文提出了一种锥束迭代重建算法,该算法的主要思想是把 SART 的迭代过程二值化,在迭代过程中,根据穿过每个体素的锥束射线误差的加权平均值构造了转移概率,并成功的引入了先验信息.仿真试验表明:在投影个数比较少的情况下,本文方法的重建质量明显优于传统的 Feldkamp 算法;先验信息的引入较好地抑制了噪声,保持了被重建目标的结构信息;先验信息的作用强度 ξ 不能随意选取,它存在一个最优值.当前 ξ 的取值是依靠经验来决定的,如何表达先验信息,并且根据重建目标自适应的选取最优的 ξ 是我们将要深入研究的问题.

参考文献:

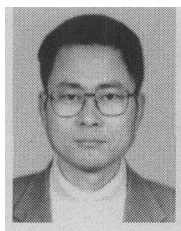
- [1] L A Feldkamp, L C Davis, J W Kress. Practical Cone-beam Algorithm [J]. J Opt Soc Am A, 1984, 1(6): 612 - 619.
- [2] R Clack, M Defrise. Cone-beam reconstruction by the use of Radon transform intermediate functions[J]. Journal of Opt Soc Am A, 1994, 11(2): 580 - 585.
- [3] H Kudo, T Saito. Derivation and implementation of a cone-beam reconstruction algorithm for nonplanar Orbits [J]. IEEE Trans on Medical Imaging, 1994, 13(1): 196 - 211.
- [4] M Defrise, R Clack. A Cone-beam reconstruction algorithm using shift-variant filtering and cone-beam backprojection. IEEE Trans on Medical Imaging, 1994, 13(1): 186 - 195.
- [5] Gengsheng L Zeng, Yi Weng, G T Gullberg. Iterative reconstruction with attenuation compensation from cone-beam projections acquired via nonplanar orbits [J]. IEEE Trans on Nuclear Science, 1997, 44(1): 98 - 106.
- [6] Ge Wang, Michael W Vannier, Ping-chin Cheng. Iterative X-ray cone-beam tomography for metal artifact reduction and local region reconstruction [J]. Microscopy and Microanalysis, 1999, 5(1): 58 - 65.
- [7] Mueller Klaus, Yagel Ront, Wheller John J. Anti-aliased three-dimensional cone-beam reconstruction of low-contrast objects with algebraic methods [J]. IEEE Trans on Medical Imaging, 1999, 18(6): 519 - 537.
- [8] Mueller Klaus, Yagel Ront, Wheller John J. Fast implementations of algebraic methods for three-dimensional reconstruction from cone-beam data [J]. IEEE Trans on Medical Imaging, 1999, 18(6): 538 - 548.
- [9] 王平, 牟轩沁, 余厚军, 等. 数字减影过程中的灰度校正问题研究 [J]. 西安交通大学学报, 2001, 35(2): 158 - 160.
- [10] 俞恒永, 牟轩沁, 王勇, 等. 布尔雷唐变换及其性质的研究 [J]. 西安交通大学学报, 2001, 35(10): 1012 - 1016.
- [11] 秦中元, 牟轩沁, 王平, 等. 一种通用的 X 线锥形束生成算法 [J]. 西安交通大学学报, 2002, 36(2): 160 - 164.
- [12] V L Vengrinovich, Yu B Denkevich, G-R Tillack. Reconstruction of three-dimensional binary structures from an extremely limited number of cone-beam x-ray projections [J]. Journal of Physics D: Applied Physics, 1999, 32(19): 2505 - 2514.
- [13] 庄天戈. CT 原理与算法 [M]. 上海: 上海交通大学出版社, 1992.
- [14] 王平, 牟轩沁, 蔡元龙. 人体血管系的迭代仿真方法 [J]. 电子与

信息学报,2003,25(2):224-228.

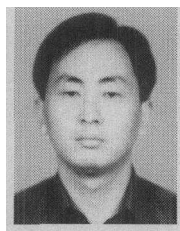
作者简介:



俞恒永 男,工学博士,1975年8月生于山东滕州,1994年免试进入西安交通大学教改班学习,1998年获得理工双学士学位,同年被西安交大图像所免试录取为研究生,2003年6月在西安交大获得工学博士学位,现为杭州电子工业学院讲师,主要研究方向为三维CT、血管重建等,目前已经公开发表论文20余篇。



牟轩沁 男,教授,1964年4月生于湖南湘潭,西安交通大学图像处理与识别研究所所长,目前的主要研究方向为医学数字成像技术,主持过国家“863计划”和自然科学基金等6个项目的研究工作,其中包含重大项目,已有两项成果获得省部级奖励,发表论文60余篇。



汤少杰 男,1975年1月生于山东荣成,博士研究生,1997年毕业于西安交通大学无线电技术专业,1997年至2001年先后在青岛海信集团和深圳中兴集团从事硬件研发工作,从2002年到目前在西安交通大学图像处理与识别研究所直攻博士学位,做过计算机视觉、图像运动估计和光流场计算等方面的研究,目前的研究兴趣为医学成像系统的计算机模拟与性能分析。

蔡元龙 男,1928年5月生于浙江温州,教授、博导,一直从事仪器仪表、图像处理及模式识别领域的研究工作,曾任中国仪器仪表学会理事、陕西省仪器仪表学会副理事长、中国图像图形学会常务理事、陕西省生物医学工程学会常务理事等职,主持过多项国家自然科学基金和国家科技攻关项目,获得国家教委和电子部科技进步二等奖等三项,发表论文100余篇,编著教科书2部。