# 基于 GPU 的血管造影图像增强方法

王 宁,冯前进,陈武凡,刘国庆<sup>†</sup> (南方医科大学 生物医学工程学院,广州 510515)

摘 要: 血管增强扩散算法遵循多尺度方法,利用非线性各向异性扩散方法进行血管增强,该方法在可视化不同半径的血管和增强血管外观上比现存的大部分方法都要好,但医学图像数据分辨率和灰度级都很高,多尺度选择和求解非线性各向异性扩散的偏微分方程时运算量很大,执行速率低,不适合实际应用。提出一种基于GPU(graphic processing unit)的血管造影图像增强方法,采用计算统一设备架构(CUDA)技术,利用像素的独立性和偏微分方程求解的并发性,实现了并行血管增强扩散算法。实验结果表明,该方法在保持血管增强效果一样的同时降低了处理时间,加速比达到27倍以上。

关键词:血管增强扩散;多尺度;非线性各向异性扩散方程;医学图像;图形处理器;计算统一设备架构中图分类号:TP391
文献标志码:A
文章编号:1001-3695(2012)02-0782-04
doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.02.103

## Angiogram images enhancement method based on GPU

WANG Ning, FENG Qian-jin, CHEN Wu-fan, LIU Guo-qing<sup>†</sup>

(School of Biomedical Engineering, Southern Medical University, Guangzhou 510515, China)

**Abstract:** The vessel enhancing diffusion (VED) algorithm follows a multiscale approach to enhance vessels using a nonlinear anisotropic diffusion scheme. This method performs better than most of the existing techniques in visualizing vessels with varying radii and in enhancing vessel appearance. But typical medical images have high resolution and grayscale, selection of multiscale and computation of nonlinear anisotropic diffusion partial differential equation have a large computational burden, the algorithm has a low execution rate thus is not suitable for its applications in practice. This paper proposed an angiogram images enhancement method based on GPU. By taking use of the independence of image pixel and concurrence of partial differential equation, the vessel enhancing diffusion algorithm was parallel implemented on CUDA. Experimental results show that this method not only maintains the same good performance of vessel enhancement, but also greatly reduces the computing time with the speed ratio of more than twenty seven times.

Key words: vessel enhancing diffusion (VED); multiscale; nonlinear anisotropic diffusion equation; medical image; GPU; CUDA

### 0 引言

血管结构的定量分析和可视化对诊断和治疗血管疾病有 重要意义<sup>[1]</sup>,如介入治疗中的分流手术、冠状动脉支架手术以 及血管的狭窄分级诊断都要求对血管结构精确定量分析与可 视化。目前,多种血管成像技术已被应用于临床实践中,如数 字减影血管造影(DSA)、CT 血管造影(CTA)和核磁共振血管 造影术(MRA)等。血管增强是血管定量分析与可视化必需的 预处理过程。增强算法的性能将直接影响血管分割结果的精 度<sup>[2~11]</sup>、小血管在可视化中的显示效果<sup>[3~9,11]</sup>。血管增强算法 主要分为血管滤波器和扩散滤波器两类<sup>[4]</sup>。血管滤波器<sup>[12]</sup>有 Lorenz 滤波器<sup>[8]</sup>、Frangi 滤波器<sup>[6]</sup>、Sato 滤波器<sup>[7]</sup>等;扩散滤波 器包括高斯滤波器(GF)<sup>[4]</sup>、正则化 Peraona-Malik (RPM)<sup>[13,14]</sup>、边界增强性扩散(EED)<sup>[15]</sup>、一致增强性扩散 (CED)<sup>[16]</sup>以及血管增强扩散(VED)<sup>[2~5]</sup>等。其中 VED 相比 于其他算法能更好地抑制噪声、保留细小血管结构,是比较成 功的血管增强算法。但在实际中,由于医学血管图数量大(多 为三维)、灰度级丰富(16 bit),在利用多尺度的方法求解血管 函数最大响应和计算非线性各向异性扩散的偏微分方程<sup>[17]</sup> 时,运算量极大,计算时间往往在数小时以上,严重影响了该算 法的临床应用<sup>[4]</sup>。实际中,通常适当减少选择的尺度和迭代 次数,但这不仅会影响算法的精确性,而且计算时间提升有限。 如何提高 VED 算法的速度,有重要的研究意义。

近年来,随着可编程图形处理器(GPU)并行处理能力的 大幅度提高和其可编程能力的快速发展,GPU<sup>[18,19]</sup>已经广泛 地应用到医学图像处理领域。

本文采用 VED 算法,利用离散像素的相对独立性和求解 偏微分方程的并发性,基于 GPU 的设计思想和编程方式,采用 并行算法来提高图像数据的处理速度<sup>[20,21]</sup>。

#### 1 计算统一设备架构(CUDA)

CUDA(compute unified device architecture)是 NVIDIA 公司

收稿日期:2011-06-11;修回日期:2011-07-31 基金项目:国家"973"重点基础研究发展计划资助项目(2010CB732500);广东省产学研 项目(cgzhzd0714)

作者简介:王宁(1986-),男,江西人,硕士研究生,主要研究方向为医学图像处理;冯前进(1974-),男,河南人,教授,博导,主要研究方向为医 学图像分析与可视化(qianjinfeng08@gmail.com);陈武凡(1949-),男,湖南人,教授,博导,主要研究方向为模式识别、医学信息处理; 刘国庆(1973-),男(通信作者),四川人,讲师,博士研究生,主要研究方向为计算机应用、信息处理. 为通用并行计算开发的基于 GPU 的计算统一设备架构。这个 架构可以将 GPU 视为一个并行数据计算的设备,对所进行的 计算进行分配和管理,它是通用编程的图形处理单元(GPG-PU)模型,同时也是一个完整的 GPGPU 解决方案,提供了硬件 的直接访问接口(CUDA API)。CUDA API 是一种 C 语言的扩 展,并且提供一般 DRAM 内存的寻址方式,从而给程序员提供 了最大的编程灵活性。

在 CUDA 架构下, 一个支持 CUDA 的 GPU 作为 CPU 的协 处理器(co-processor)或者设备(device),适用于分解为单任务 多数据(SIMD)并行模式的算法,它有一系列流处理单元 SP (streaming processor)整合而成的流式多处理器 SM(streaming multiprocessors),一个系统中可以存在一个主机和若干个设 备。就存储器模型而言,每个线程拥有自己的私有存储器寄存 器(register)和局部存储器(local memory),每个线程块拥有一 块共享存储器(shared memory),最后,grid 中所有的线程都可 以访问同一块全局存储器(global memory)。除此之外,还有两 种可以被所有线程访问的只读存储器:常数存储器(constant memory)和纹理存储器(texture memory)。运行在 GPU 上的 CUDA 并行计算函数称为 kernel(内核函数)。就编程模型而 言,一个完整的 CUDA 程序是由一系列设备端 kernel 的并行步 骤和主机端的串行处理步骤共同组成的。在 CUDA 并行执行 中,线程(thread)是执行的基本单元。一定数量执行相同指令 的线程以阵列的形式组成一个线程块(block),所有完成相同 功能的 block 又以阵列的形式组成一个最终并行运算的线程 网格(grid)。Grid 间的执行是串行的,block 间和 thread 间是并 行的。一旦通过一系列 CUDA API 函数确定 block 数和每个 block 中的线程数, CUDA API 中的内嵌变量就会据此来为每一 个线程指定一个索引号,用户通过索引号来控制线程对存储于 GPU上的数据读写或者运算。而同时,GPU内部根据线程模 块的分配情况以及存储器的使用情况,使得尽可能多的流式多 处理器同时工作,顺利完成程序上分配好的并行线程。

#### 2 血管增强扩散算法

VED 算法是基于非线性各向异性扩散模型<sup>[22]</sup>的,它的扩散是通过在像素级水平上血管的相似性来引导的,相当于一个平滑滤波器,扩散的强度和方向由一个血管估量来决定。

血管判别函数是通过分析 Hessian 矩阵的特征系统来确 定的。现今已经提出几种血管函数,其中 Frangi 血管函数具备 很好的背景压制性能及多尺度的特点, Manniesing 的 VED 算 法就是基于 Frangi 血管函数的血管增强算法。该血管函数识 别某点是否属于血管是利用在尺度下 Hessian 矩阵  $H_{\sigma}$  的三个 特征值  $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$ 、 $\lambda_3$ 。

$$H_{\sigma} = \sigma^{2} \begin{pmatrix} \frac{\partial^{2} u_{\sigma}}{\partial x^{2}} & \frac{\partial^{2} u_{\sigma}}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^{2} u_{\sigma}}{\partial x \partial z} \\ \frac{\partial^{2} u_{\sigma}}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^{2} u_{\sigma}}{\partial y^{2}} & \frac{\partial^{2} u_{\sigma}}{\partial y \partial z} \\ \frac{\partial^{2} u_{\sigma}}{\partial x \partial z} & \frac{\partial^{2} u_{\sigma}}{\partial y \partial z} & \frac{\partial^{2} u_{\sigma}}{\partial z^{2}} \end{pmatrix}$$
(1)

其中, $u_{\sigma}$ 是原始图像与核大小为  $\sigma$  的高斯函数卷积得到的。 Hessian 矩阵乘以  $\sigma^2$  来归一化以便在多尺度中选择最大响 应<sup>[23]</sup>。对于 3D 图像,Hessian 矩阵较小的特征值  $\lambda_1$  对应的特 征向量代表着较小曲率的方向,也就是血管的方向;较大特征 值 λ<sub>2</sub> 和 λ<sub>3</sub> 对应的特征向量组成一个正交平面垂直于血管方向。如果图像上某一点在血管上的话,其对应的特征值应满足如下关系:

$$|\lambda_1| \approx 0; |\lambda_1| \leq |\lambda_2|; \lambda_2 \approx \lambda_3$$

这是因为血管方向上的灰度变化一般较小,其微分值相对 较小;而垂直于血管方向的灰度变化一般较大,其微分值相对 较大。

Frangi 血管函数主要由三个表达式组成:

$$V_{F}(\lambda) = \begin{cases} 0 & \text{if } \lambda_{2} > 0 \text{ or } \lambda_{3} > 0 \\ (1 - e_{2\alpha^{2}}) e_{2\beta^{2}}^{R_{B}^{2}} (1 - e_{2\gamma^{2}}^{S^{2}}) & \text{otherwise} \end{cases}$$
(2)  
$$\\ \ddagger \Psi : R_{A} = \frac{|\lambda_{2}|}{|\lambda_{3}|}, R_{B} = \frac{|\lambda_{1}|}{\sqrt{|\lambda_{2}\lambda_{3}|}}, S = \sqrt{\lambda_{1}^{2} + \lambda_{2}^{2} + \lambda_{3}^{2}} \quad \end{cases}$$

 $R_A$ 、 $R_B$ 是用来区分斑点状和管状结构,S是用来区分血管 目标和背景噪声, $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\gamma$ 是控制血管变量敏感度的阈值。然 而,Frangi 血管函数是不连续的,不能用于扩散过程。因此, Manniesing 提出了 Frangi 血管函数的平滑表达式,如下:

$$V_{S}(\lambda) = \begin{cases} 0 & \text{if } \lambda_{2} > 0 \text{ or } \lambda_{3} > 0 \\ \left(1 - \frac{R_{A}^{2}}{e_{2}\alpha^{2}}\right) \frac{R_{B}^{2}}{e_{2}\beta^{2}} \left(1 - \frac{s^{2}}{e_{2}\gamma^{2}}\right) \frac{2c^{2}}{|\lambda_{2}|\lambda_{3}^{2}} & \text{otherwise} \end{cases}$$
(3)

由于血管造影图像中血管尺寸变化各异,所以必须用多尺度的方法来考虑血管函数的响应,最后的血管函数响应如下:

$$V = \max_{\alpha_{\min} \le \alpha \le \alpha_{\max}} V_S(\lambda)$$
(4)

其中, α<sub>min</sub>和 α<sub>max</sub>分别为血管造影图像中感兴趣血管的最小尺度和最大尺度。

接下来,扩散张量 D 被定义为

$$D = Q \lambda' Q^{\mathrm{T}}$$
(5)

此处 Q是相应 Hessian 矩阵的特征向量矩阵, $\lambda$  '是一个包含如下元素的对角线矩阵。

$$\lambda'_{1} = 1 + (\omega - 1) \times V^{1/s}$$
(6)

$$\lambda'_2 = \lambda'_3 = 1 + (\varepsilon - 1) \times V^{1/s} \tag{7}$$

其中, $V \in [0,1]$ ,算法参数 $\omega > \varepsilon, \varepsilon > 0, s \in R^+$ 。参数 $\omega$ 通常是 一个较大的值,指明了各向异性扩散的强度;参数 $\varepsilon$ 通常是一 个非常小的值且大于0,以便保证扩散张量D是正定矩阵;参 数S则表示对血管响应的敏感性。

使用这个张量定义,扩散方程被写成

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \operatorname{div}(D \times \nabla u)$$
 (8)

血管函数通过以上扩散方程更新图像来达到扩散增强的 目的。其中:div 为散度算子;u 是图像像素的灰度值; \u 表示 梯度;t 是物理中热扩散时的时间,程序设计中用迭代步长 表示。

根据扩散张量的设计,沿着血管方向上的扩散系数最大, 可以有效地滤除血管同质区域内的噪声,扩散起着增强滤波的 作用;垂直于血管方向的扩散系数较小,能够保留血管的边缘 信息,扩散起着平滑滤波的作用。

#### 3 血管增强算法在 GPU 上的实现

实现的具体步骤如下:

a)将图像数据读入主机内存中,同时为了提高计算精度 和减少误差,需要将数据类型转换为单精度浮点型。CUDA中 每个线程块的线程数目是有一定的限制,最大不超过512,同 时一个 SM 最多可容纳 768 个 thread。在 CUDA 技术中,当 half-warp(本实验中为 GeForce GTX 275 显卡,一个 warp 32 个 线程,half-warp 为 16 个线程)线程同时进行存储器访问可合并 为一个存储器事务时,全局存储器带宽的使用率将达到最高,即全局存储器的对齐访问。为了有效利用执行单元,每个 block 的线程数量应为 32 的整数倍<sup>[19]</sup>。定义 kernel 〈〈 Dg, Db〉〉〉时,Dg 的类型为 dim3,指定 grid 的维度和大小,Dg.  $x \times Dg$ . y 等于启动的块数量;Db 的类型也是 dim3,指定每个 block 的维度和大小,dim3 类型是一种整型向量类型,基于用于指定 维度的 uint3。假设要处理的三维医学图像数据大小为  $M \times N \times L$ ,考虑到整个程序计算过程的便捷性和可操作性,设置参数为 dim3 Dg(M,L),Db 为 N,N 为 32 的倍数。分配的 thread 总数等于图像体素的数量,每一个 thread 并行地对相应的每一 个体素进行计算。

b)在设备中分配与原图像大小相同的显存空间,用于存 储高斯滤波后的图像数据,再利用拷贝函数 cudaMemcpv()将 内存中的初始图像数据拷贝到显存中。该函数可以进行主机 与设备、主机与主机、设备与设备间的数据拷贝,通过设置该函 数的最后一个参数决定进行何种操作。三维高斯滤波可分解 为三个独立的一维空间(x、y、z方向)分别进行计算,这叫做线 性可分。从计算角度来看,分解前的计算次数为 m×n×l×  $M \times N \times L$ ,而分解后的计算次数为 $O(m \times M \times N \times L) + O(n \times M \times N \times L)$  $M \times N \times L$ ) +  $O(l \times M \times N \times L)$ 。其中,  $M \setminus N \setminus L$  是需要进行滤波 的图像的各方向大小,m、n、l是滤波器的各方向大小,可知线 性可分后,减少了计算的复杂度。同时一个 SM 上的寄存器文 件数量为8196,平均分给并行执行的线程,每个线程拥有的数 量非常有限。于是,设计三个一维高斯内核函数通过线性组合 对图像进行高斯滤波;其中,为了避免过度使用寄存器,定义一 维滤波器数组时,不对其进行初始化,则一维滤波器数组将存 放于局部存储器中。设计用于并行计算 Hessian 矩阵的内核 函数,由于转换为单精度浮点型运算后,数据大小加倍,而单显 卡的显存有限,处理大容量数据时,需分批在 GPU 中计算 Hessian 矩阵的六个元素空间,各空间大小均与原图像大小相同。 采用多尺度方法计算每个像素点的血管函数最大响应时,则设 计进行多尺度选择的内核函数,以及用于计算每个像素点 Hessian 矩阵的特征值和特征向量的特征空间分解内核函数, 函数类型限制符为\_device\_,该函数仅限设备内部调用。计算 特征值和特征向量时,需要 Hessian 矩阵的六个元素同时存储 在显存中,则将六个元素空间各自同时分块拷入显存中计算。 块大小的选择是在显存容量许可下尽可能地大,通过 Dg. γ 来 控制块的大小(示例如图1)。最后将每个像素点在血管函数 最大响应时的 Hessian 矩阵六个元素存储于内存空间中。

c)判断是否达到尺度次数。是则往下执行,否则跳回 b) 中执行。

d)定义内核函数计算扩散张量 D,该计算需调用特征空间分解的内核函数,并需要进行分块处理。设计内核函数用于 计算每个像素点扩散过程后新的灰度值。扩散过程使用显式 向前欧拉有限差准则进行离散化计算,离散化形式如下:

$$u_{x,y,z}^{t+1} = u_{x,y,z}^{t} + \Delta t \times A_{x,y,z}^{t} \times u_{x,y,z}^{t}$$
(9)

其中:(x,y,z)为离散化图像中像素的位置,t为迭代的次数, $\Delta t$ 为决定扩散速度的常数, $A'_{x,y,z}$ 是一个3×3×3的模板<sup>[24,25]</sup>。由于离散化计算过程是一个累加的操作,可将扩散张量**D**的

六个元素空间分批拷入显存中计算,分步更新单次迭代后各像 素点的灰度值(示例如图 2)。文中分块和分批次操作均是针 对大容量数据的处理而言。同时扩散过程需满足诺依曼边界 条件:∂<sub>n</sub>u=0,其中 n 为边界的法向量方向。图 3 左边为原始 数据块,右边为边界条件处理之后的扩展数据块。为了保证处 理精度和并行处理性能,避免判断每个点是否为边界点,设计 相应内核函数对需要考虑诺依曼边界条件的操作进行数据扩 展处理。



e)判断是否达到迭代次数,是则将处理后的数据写于文件中保存,并显示整个程序运行时间;否则,跳回到步骤 b)中执行。

基于 CUDA 的 VED 算法流程如图 4 所示。



实验结果及分析

4

# 本文实验所用的实验环境如下: CPU 为 AMD Phenom<sup>™</sup> II X6 1055T Processor 2.8 GHz, 内存为 16.0 GB, GPU 为 NVIDA GeForce GTX 275(显存为 896 MB), Windows7 64 bit 操作系统, 编程环境为 Visual Studio 2008, CUDA Toolkit 3.2, 263.06\_geforce\_Win7\_64bit GPU 驱动。参数设置为: α = β = 0.5, γ 取 S

最大值的一半, *c* = 10<sup>-6</sup> (Eq. 3); ω = 25, *s* = 5.0 (Eq. 6), ε = 10<sup>-2</sup> (Eq. 7); Δ*t* = 10<sup>-3</sup> (Eq. 9); σ 在[0.2, 3.0] 中选取八个尺度;实验数据是低剂量 CTA 图像, 灰度级为 16 位。

图 5 和 6 分别为三维心血管 CTA 图像在 MIP 和 illuminated 下显示的使用 VED 算法增强前后的结果对比。表 1 为相同 条件下 CPU 和 GPU 上的计算时间对比。



表1 计算时间对比

图像	迭代	CPU 计算	GPU 计算	GPU 相对 CPU 的
数据	次数	时间/s	时间/s	时间加速比
$73\times144\times142$	30	2957.82	39.82	74.28
$512 \times 512 \times 100$	20	44348.42	1476.15	30.04
$512 \times 512 \times 240$	20	54819.50	1904.77	28.78
512 × 512 × 245	20	57191.85	2062.90	27.72

从图 5 和 6 中可以看出,本文基于 VED 的血管增强算法 在三维心血管图像中取得了很好的增强效果。其中图 5(a)实 验组显示 VED 算法能很好地去除背景噪声,增强血管轮廓,并 保留血管边缘信息;图 5(b)实验组显示 VED 算法能增强血管 结构,压制非血管结构,同时使血管结构变得光滑、清晰。图 6 (a)实验组显示了 VED 算法能很好地增强血管目标结构,并使 血管结构变得明亮、清晰、光滑;(b)实验组显示了 VED 算法 也能很好地增强细小血管结构。从表 1 可知,本文在 GPU 上 实现的并行加速算法的处理时间远远小于在 CPU 上的串行处 理时间,处理小容量数据时加速比更是达到了 74。

#### 5 结束语

本文提出了基于 GPU 的血管增强算法,采用并行计算的 方式对 VED 算法进行了加速,并详细讨论了其并行设计构架 及实现。实验表明,该算法在保证血管图像增强与 CPU 上处 理效果一样的同时,减少了运算时间,提高了该算法的效率。 目前,本算法由于受到单显卡显存的限制,处理大容量数据时 不能最大化地进行并行计算,影响了加速比,未来通过显卡的 升级和多显卡搭配,加速比将进一步提高。

#### 参考文献:

- [1] KIRBAS C, QUEK F. A review of vessel extraction techniques and algorithms [J]. ACM Computing Surveys, 2004, 36(2):81-121.
- [2] CANERO C, RADEVA P. Vesselness enhancement diffusion [J]. Pattern Recognition Letters ,2003 ,24(16) :3141-3151.
- [3] MANNIESING R, NIESSEN W. Multiscale vessel enhancing diffusion in CT angiography noise filtering[C]//Proc of Information Processing in Medical Imaging Conference. 2005:138-149.
- [4] MANNIESING R, VIERGEVER M A, NIESSEN W J. Vessel enhancing diffusion: a scale space representation of vessel structures [J]. Medical Image Analysis,2006,10(6):815-825.
- [5] ENQUOBAHRIE A, IBANEZ L, BULLIT E, et al. Vessel enhancing diffusion filter[C]//MICCAI Open Science Workshop. 2007.

- [6] FRANGI A, NIESSEN W, VINCKEN K, et al. Multiscale vessel enhancement filtering[C]//Proc of Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Berlin: Springer, 1998:130-137.
- [7] SATO Y, NAKAJIMA S, SHIRAGA N, et al. Three-dimensional multiscale line filter for segmentation and visualization of curvilinear structures in medical images [J]. Medical Image Analysis, 1998, 2(2): 143-168.
- [8] LORENZ C, CARLSEN I C, BUZUG T, et al. Multi-scale line segmentation with automatic estimation of width, contrast and tangential direction in 2D and 3D medical images [C]//Proc of the CVRMed-MR-CAS. Berlin ; Springer, 1997 ;233-242.
- [9] BENNINK H E, Van ASSEN H C, STREEKSTRA G J, et al. A novel 3D multi-scale lineness filter for vessel detection [C]//Proc of Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. 2007:436-443.
- [10] TRUC P T H, KHAN M A U, LEE Y K, et al. Vessel enhancement filter using directional filter bank [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2009, 113(1):101-112.
- [11] LI Q,SONE S,DOI K. Selective enhancement filters for nodules, vessels, and airway walls in two- and three-dimensional CT scans [J]. Medical Physics,2003,30(8):2040-2051.
- [12] OLABARRIAGA S D, BREEUWER M, NIESSEN W J. Evaluation of Hessian-based filters to enhance the axis of coronary arteries in CT images [ J ]. International Congress Series, 2003, 1256: 1191-1196.
- [13] PERONA P, MALIK J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(7):629-639.
- [14] CATTE F, LIONS P L, MOREL J M, et al. Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion [J]. SIAM Journal of Numerical Analysis, 1992, 29(1):182-193.
- [15] WEICKERT J. Anisotropic diffusion in image processing [D]. Kaiserslautern; University of Kaisers-Lautern, 1996.
- [16] WEICKERT J. Coherence-enhancing diffusion filtering [J]. International Journal of Computer Vision, 1999, 31(2-3):111-127.
- [17] 王大凯,侯榆青,彭进业.图像处理的偏微分方程方法[M].北京: 科学出版社,2008:110-140.
- [18] 张舒, 褚艳利, 赵开勇, 等. GPU 高性能运算之 CUDA[M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2009.
- $[\,19\,]$  NVIDIA. NVIDIA CUDA programming guide version 2.1[K].2008.
- [20] 秦安,徐建,冯前进,等.基于 GPU 的快速三维医学图像刚性配准 技术[J].计算机应用研究,2010,27(3):1198-1200.
- [21] 秦安,孟晓林,冯前进,等.并行各向异性扩散算法与实时医学图 像增强技术[J].中国医疗设备,2010,25(3):29-31.
- [22] WEICKERT J. Theoretical foundations of anisotropic diffusion in image processing [C]//Proc of the 7th Conference on Theoretical Foundations of Computer Vision. 1996;221-236.
- [23] LINDEBERG T. Edge detection and ridge detection with automatic scale selection [ J ]. International Journal of Computer Vision, 1998,30(2):117-154.
- [24] WEICKERT J, SCHARR H. A scheme for coherence enhancing diffusion filtering with optimized rotation invariance [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2002, 13(1):103-118.
- [25] FRITZ L. Diffusion-based applications for interactive medical image segmentation [C]//Proc of the 10th Central European Seminar on Computer Graphics. 2006.