论 文

基于造影图像的能量场反投影合成冠脉三维重建

丛伟建, 杨健*, 刘越, 王涌天

北京理工大学光电学院, 光电成像技术与系统教育部重点实验室, 北京 100081

* 通信作者. E-mail: jyang@bit.edu.cn

收稿日期: 2013-01-05; 接受日期: 2013-01-25

国家重点基础研究发展计划 (批准号: 2010CB732505)、国家高新技术研究发展计划 (批准号: 2013AA010803) 和北京市优秀人才支持计划 (批准号: 2010D009011000004) 资助项目

摘要 基于造影图像的血管三维重建技术对于心血管疾病的计算机辅助诊断具有重要的临床实用价值. 本文针对两幅单平面冠脉造影图像, 提出了一种能量场反投影合成冠脉三维重建方法. 深入研究了 X 射线造影成像原理和非封闭参数曲线构建方法, 基于透视投影模型将两幅造影图像中形变曲线所受的外部驱动能量场反投影到三维空间中实现合成. 在外部形变驱动力和内部平滑力的共同作用下, 三维参数曲线不断形变向合成能量场最小的方向演化. 为获得高精度的重建结果, 通过曲线匹配方法实现参数曲线上点对点的稠密匹配, 然后使用集束调整方法实现投影参数和血管三维结构的非线性全局优化. 为了验证算法的有效性, 我们将本文提出的方法在仿真数据和真实造影图像上进行了一系列实验; 同时对具有不同造影成像角度差的图像进行了重建精度比较. 实验结果表明本文提出的方法非常有效和鲁棒, 重建冠脉血管树在三维空间中的均方误差小于 0.80 mm.

关键词 三维重建 形变模型 透视投影

1 引言

X 射线血管造影术 (x-ray angiography, XRA) 是非常强大的血管可视化工具, 它被广泛应用于临床心血管疾病的诊断和治疗当中, 被称作冠心病诊治的“金标准”. 然而由于 X 射线是透视投影成像, 在成像的过程中损失了大量的三维空间信息, 医生通常只能根据有限的几幅 (2~6 幅) 二维投影图像对病灶进行判断, 主观性较强, 临床诊断过程往往需要医生具备较强的专业知识和大量的操作经验. 基于造影图像的血管三维重建技术可以有效地弥补 XRA 设备在成像方面的不足, 该技术不仅能为医生提供清晰的血管脉络、直观的三维空间信息, 而且可以辅助医生对血管的相关参数进行测量, 如直径、血管长度和截面积等. 因此, 基于造影图像的三维重建技术具有重要的临床意义和实用价值^[1,2].

目前, 基于两幅造影图像的冠状动脉三维重建方法可分为两类: 自底向上和自顶向下的方法. 自底向上的方法首先在图像中提取血管中心线、直径等信息, 然后通过极线约束方法获得两幅图像中血管中心线的对应关系, 最后通过三角化的方法重建出血管三维中心线同时构造血管表面. Dorsaz 等^[3]考虑到造影成像系统畸变对三维重建结果的影响, 提出通过双线性插值方法对图像进行畸变校正, 其后通过极线约束方法半自动提取中心线的对应特征, 而后优化出血管的三维结构. Hansis 等^[4]则考

引用格式: 丛伟建, 杨健, 刘越, 等. 基于造影图像的能量场反投影合成冠脉三维重建. 中国科学: 信息科学, 2013, 43: 947–963, doi: 10.1360/112013-9

虑到因为呼吸和心脏跳动引起的血管局部特征差异, 提出通过二维运动补偿方法优化对应特征的求取过程, 该方法通过对心脏运动状态一致性的估计获得了较高精度的三维重建结果. Zifan 等^[5]采用遗传算法 (genetic algorithms) 优化两幅造影图像对应点之间的关系并重建出冠状动脉血管中心线. Liao 等^[6]则引入软极线约束来提高对应特征求取的准确性, 通过平滑估计函数和软极线约束关系构造能量场, 采用图切分 (graph cuts) 方法迭代优化目标函数, 从而在一定程度上提高了三维重建的精确性. Yang 等^[7]在对系统成像参数进行优化的过程中, 引入线性模型描述病床的平移性整体运动, 建立血管结构和投影参数的非线性优化模型, 提高了非标定单平面造影图像血管三维重建的精度.

自顶向下的方法通常通过构造参数形变模型实现曲线在三维空间中的演化^[8]. 形变模型在内力和外力的共同作用下不断逼近目标曲线, 而目标函数的定义通常是使重建模型在视图中的投影与目标血管的距离最小. 该类方法避免了自底向上重建方法中的稠密对应点对的匹配过程, 提高了重建精度. Molina 等^[9]于 1998 年最早将参数形变模型用于血管的三维重建, 他们首先通过图像的极线约束关系构造少量的匹配点, 然后以这些匹配点为初始点构造基于 B 样条的形变模型, 并以势能 (potential energy, PE) 场作为外部能量场驱动曲线在空间进行演化, 最终使其在两幅视图中的投影逼近真实血管, 但该方法的局限性在于初始构造的血管模型需要临近真实血管, 否则, 该方法在血管曲率较大的地方往往会失效, 同时该方法也没有解决因参数模型形变而导致血管缩短的问题. Canero 等^[10]改进了基于参数形变模型的重建方法, 引入广义梯度矢量流 (generalized gradient vector flow, GGVF)^[11]作为参数形变模型的外部能量场, 同时考虑到了造影系统成像误差引起的图像扭曲, 构建了基于多项式优化拟合的方法来补偿图像中存在的畸变, 该方法解决了参数模型对初始位置高度依赖的局限, 但优化后的血管仍然存缩短的问题. Sun 等^[12]考虑到 Snake 曲线的基点在内外力的共同作用下会出现缩短和平移的现象, 构建了强度相似约束外部能量场和运动平滑约束外部能量场, 通过优化计算 Snake 参数模型的最小能量, 得到了较高精度的冠脉三维重建结果, 但他们的方法没有考虑到畸变对三维重建过程产生的影响. Cao 等^[13]在手动选取血管树分叉点的基础上, 优化几何变换矩阵, 以梯度矢量流 (gradient vector flow, GVF)^[14]作为形变模型的外部能量场, 重建出血管中心线, 该方法存在对应点对在移动后变成非严格匹配的问题.

综上所述, 自底向上的重建方法计算精度在很大程度上取决于对应点对的匹配准确度, 而对对应点对的匹配通常依赖于对极几何中极线约束方法. 然而, 由于血管复杂的拓扑结构分布, 一幅造影图像中的一个特征点在另外一个视角图像中的极线可能与多个血管分支存在交叉点, 此时通常需要通过拓扑结构约束关系或手工辅助的方法对匹配关系进行筛选; 而当极线与某一小分支重合时, 手工辅助的方法也很难获得精确的匹配关系. 自顶向下的方法通过构造参数曲线形变模型的方法, 巧妙地避开对应特征的匹配问题, 能够获得较好的重建效果. 然而, 空间曲线在二维平面的投影在外力和内力作用下会产生位移, 此时, 严格的血管特征匹配关系很难获得. 另一方面, 空间参数曲线在视图中的投影依赖于投影关系的确立, 若投影关系不正确, 优化后的空间曲线可能是错误的血管结构描述.

本文首先采用先验知识引导的概率跟踪算子 (PTO)^[15]分割获得造影图像中血管的中心线以及直径信息. 基于获得的二维血管图像特征以及造影图像的成像参数, 提出了一种能量场合成模型对两幅不同视角获取的造影图像进行血管三维重建. 本方法首先在空间中构建一条初始状态为直线的参数形变曲线, 并固定该曲线前后 4 个点的空间坐标位置, 确保曲线在迭代过程中不会因缩短而产生血管分支断裂的现象. 然后, 根据造影系统的成像参数构建两幅造影图像的内参和外参矩阵. 而后, 计算三维参数曲线在投影平面中所有像素的 GVF 能量场, 并将两组平面 GVF 能量场在三维空间中按成像角度和权重因子进行反投影合成, 我们称其为能量场反投影合成模型 (energy back-projective composition model, EBPCM). 最后, 三维参数形变曲线在反投影合成能量和自身弹力、弯曲力的作用下, 不断地迭

影平面的旋转矩阵和平移矢量. 根据造影系统的成像参数有如下计算公式:

$$\left\{ \begin{array}{l} K = \begin{bmatrix} \frac{SID}{\alpha_u} & 0 & u_c & 0 \\ 0 & \frac{SID}{\alpha_v} & v_c & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \\ R = \begin{bmatrix} \cos \varphi & \sin \theta \sin \varphi & \cos \theta \sin \varphi \\ 0 & \cos \theta & -\sin \theta \\ -\sin \varphi & \sin \theta \cos \varphi & \cos \theta \cos \varphi \end{bmatrix}, \\ t = [0 \quad 0 \quad SOD], \end{array} \right. \quad (2)$$

其中, α_u 和 α_v 为 u 和 v 方向像素物理尺寸. u_c 和 v_c 为图像的主点坐标.

3 基于参数形变模型的三维重建

3.1 三维非闭合参数形变模型

假设 $X(s) = [x(s), y(s), z(s)]$, $s \in [0, 1]$ 为三维空间中的一条非闭合曲线, s 为弧长参数, 于是参数形变模型的能量函数可定义为

$$E_{\text{energy}} = \int_0^1 [E_{\text{internal}}(X(s)) + E_{\text{external}}(X(s))] ds, \quad (3)$$

其中, E_{internal} 和 E_{external} 分别为参数形变模型的内能和外能. 内能通过弹性力和弯曲力定义如下:

$$E_{\text{internal}}(X(s)) = E_{\text{elastic}} + E_{\text{blend}} = \alpha(s)|X_s(s)|^2 + \beta(s)|X_{ss}(s)|^2, \quad (4)$$

其中, $X_s(s)$ 和 $X_{ss}(s)$ 分别为曲线的一阶和二阶导数. 弹性能量描述曲线的弹性形变, 用以抑制曲线的伸展变化; 而弯曲能量描述曲线刚度, 用以抑制曲线的弯曲变化程度. $\alpha(s)$ 和 $\beta(s)$ 分别表示弹性能量和弯曲能量的权重因子, 为了简化计算, $\alpha(s)$ 和 $\beta(s)$ 分别取固定值 α 和 β .

内部能量的作用是保持参数曲线的平滑性, 而外部能量的作用是使曲线向着真实血管目标迭代和演化, 因而外部能量场的选择决定着血管重建的有效性和精确性. 传统的外部能量场模型主要有高斯势能模型、气球模型以及距离势能模型等, 这些模型对初始轮廓的设定要求严格, 并且在曲线曲率较大的地方很难获得准确的迭代结果. 针对上述分析, 本文采用 Xu 等^[11]提出的 GVF 能量作为外部能量场. GVF 的定义为使矢量场 $E_{\text{image}}(u, v)$ 取得如下最小值时的能量分布:

$$\varepsilon = \iint \mu(\mathbf{u}_u^2 + \mathbf{u}_v^2 + \mathbf{v}_u^2 + \mathbf{v}_v^2) + |\nabla \mathbf{f}|^2 |E_{\text{image}} - \nabla \mathbf{f}|^2 dudv, \quad (5)$$

其中, $\mathbf{u}_u, \mathbf{u}_v$ 和 $\mathbf{v}_u, \mathbf{v}_v$ 为矢量在 u 和 v 方向的一阶偏微分, ∇ 表示梯度, $\mathbf{f}(u, v)$ 为像素坐标的边缘映射. 将参数形变模型的能量函数转化为作用在模型上的力的分布, 应用能量泛函求极值的条件以及差分变分法求解公式 (3), 得到

$$\begin{aligned} F = & \beta \cdot x_{i-2} + (-\alpha - 4\beta) \cdot x_{i-1} + (2\alpha + 6\beta) \cdot x_i + (-\alpha - 4\beta) \cdot x_{i+1} \\ & + \beta \cdot x_{i+2} + F_{\text{external.x}} + \beta \cdot y_{i-2} + (-\alpha - 4\beta) \cdot y_{i-1} + (2\alpha + 6\beta) \cdot y_i \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& + (-\alpha - 4\beta) \cdot y_{i+1} + \beta \cdot y_{i+2} + F_{\text{external.y}} + \beta \cdot z_{i-2} + (-\alpha - 4\beta) \cdot z_{i-1} \\
& + (2\alpha + 6\beta) \cdot z_i + (-\alpha - 4\beta) \cdot z_{i+1} + \beta \cdot z_{i+2} + F_{\text{external.z}} \\
& = 0,
\end{aligned} \tag{6}$$

其中, F_{external} 为图像的外力, 即 GVF 能量场. 由公式可看出, 每一个点 X_i^n ($2 < i < m-3$) 均受到前两个点 (X_{i-2}^n, X_{i-1}^n) 和后两个点 (X_{i+1}^n, X_{i+2}^n) 的约束. 对于非封闭曲线, 曲线的起始点和终止点受前后四个点的影响而在迭代过程中发生位移, 即血管会沿其路径方向往中心收缩, 从而出现多支血管连接过程的断裂现象, 影响重建的精度. 为解决该问题, 采用文献 [13] 的方法, 将形变曲线的起始点和终止点设为固定值. 设三维曲线的起始点和终止点分别为 X_{begin} 和 X_{end} , 则第 i 个坐标点在第 n 次和第 $n+1$ 次的迭代坐标 X_i^n 和 X_i^{n+1} 之间的坐标变换关系为

$$\begin{bmatrix}
1 & 0 & 0 & 0 & \cdots & \cdots & 0 & 0 & 0 \\
0 & 1 & 0 & 0 & 0 & \cdots & \cdots & 0 & 0 \\
a & b & c & b & a & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\
0 & a & b & c & b & a & 0 & \cdots & \vdots \\
\vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\
\vdots & \cdots & 0 & a & b & c & b & a & 0 \\
0 & \cdots & \cdots & 0 & a & b & c & b & a \\
0 & 0 & \cdots & \cdots & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\
0 & 0 & 0 & \cdots & \cdots & 0 & 0 & 0 & 1
\end{bmatrix}
\begin{bmatrix}
X_{\text{begin}}^n \\
X_{\text{begin}}^n \\
X_2^n \\
X_3^n \\
\vdots \\
X_{m-4}^n \\
X_{m-3}^n \\
X_{\text{end}}^n \\
X_{\text{end}}^n
\end{bmatrix}
=
\begin{bmatrix}
X_0^{n+1} \\
X_1^{n+1} \\
X_2^{n+1} \\
X_3^{n+1} \\
\vdots \\
X_{m-4}^{n+1} \\
X_{m-3}^{n+1} \\
X_{m-2}^{n+1} \\
X_{m-1}^{n+1}
\end{bmatrix}, \tag{7}$$

其中, $a = -\frac{\beta}{h^4}$, $b = (\frac{\alpha}{h^2} + \frac{4\beta}{h^4})$, $c = -(\frac{2\alpha}{h^2} + \frac{6\beta}{h^4})$, m 是样本数目, h 为计算步长, n 为迭代次数.

3.2 能量场反投影合成模型

文献 [9,10,12,13] 均采用参数形变模型重建血管三维拓扑结构, 其计算过程是将三维形变曲线投影到两幅造影图像中, 基于投影点对求解图像中的外部能量场. 而后, 每一组投影点对在二维外部能量场和自身内力的作用下发生位移, 在对应点对移动的过程中通过反投影构造三维空间坐标. 在保证空间曲线的平滑性的过程中, 通过不断的迭代优化而恢复血管中心线在三维空间中的坐标, 本文称该模型为能量场投影迭代模型 (energy projective iteration model, EPIM). 如图 2 所示, 设 $u_{j,i}^n$ 为点 X_i^n 在第 j 幅图像中的投影坐标. 假设在第 n 次迭代时 $u_{1,i}^n$ 和 $u_{2,i}^n$ 满足极线约束关系, 通常情况下在第 $n+1$ 次迭代后, $u_{1,i}^{n+1}$ 和 $u_{2,i}^{n+1}$ 并不能满足极线约束关系而成为非严格匹配点对. 因而, 通过 $u_{1,i}^{n+1}$ 和 $u_{2,i}^{n+1}$ 三角化构造的空间坐标 X_i^{n+1} 往往会引入额外的误差.

针对这个问题, 本文构建一种能量场合成模型—EBPCM, 将迭代过程中投影点对的移动合成为三维形变曲线上点的位移, 从而抑制非严格匹配三维重建引入的误差. 在本文中, 我们将投影平面对应点对的能量场通过投影关系映射到三维空间中, 由于空间中任意 2 个能量场的合成仅仅取决于其旋转关系, 由此, 可将 2 个反投影能量场通过其旋转关系在同一坐标系的 3 个方向上进行叠加.

以投影图像中心为原点构建坐标系 $O_1 - X_1 Y_1 Z_1$, 使图像 X_1 和 Y_1 分别与图像的 u 和 v 方向平行, 根据左手法则, Z_1 方向可通过 X_1 和 Y_1 叉积获得. 设坐标系 $O_1 - X_1 Y_1 Z_1$ 和原始坐标系 $O - XYZ$

图 2 两次迭代计算的对应点非严格匹配示意图

Figure 2 Geometric demonstration of non-strict matching of the re-projection points in the two views for two steps of iterations

图 3 能量场合成模型

Figure 3 Energy back-projection and composition principle

三个轴间的旋转角分别为 φ, θ 和 ϕ , 如图 3 所示. 图中, $\mathbf{x}_1$ 和 $\mathbf{y}_1$ 分别表示造影图像中一点的外部能量场在造影图像坐标系的 X_1 和 Y_1 方向上的分量, $(\mathbf{x}_{1,x}, \mathbf{x}_{1,y}, \mathbf{x}_{1,z})$ 和 $(\mathbf{y}_{1,x}, \mathbf{y}_{1,y}, \mathbf{y}_{1,z})$ 分别表示向量 $\mathbf{x}_1$ 和 $\mathbf{y}_1$ 在原始坐标系 (X, Y, Z) 中的反投影分量.

定义从原始坐标系 $O_1 - X_1 Y_1 Z_1$ 到新坐标系 $O_1 - X_1 Y_1 Z_1$ 的旋转顺序为 $X \rightarrow Y \rightarrow Z$, 按照旋转关系将二维造影平面上每一个点的外部能量 $\bar{x}_1$ 和 $\bar{y}_1$ 分别反投影到原始坐标系 $O_1 - X_1 Y_1 Z_1$ 中, 则有如下计算公式:

$$\begin{cases} \mathbf{x} = \mathbf{x}_1 \cos(\phi) \cos(\theta) - \mathbf{y}_1 \sin(\phi) \cos(\theta), \\ \mathbf{y} = \mathbf{x}_1 \cos(\phi) \sin(\theta) \sin(\varphi) + \mathbf{x}_1 \sin(\phi) \cos(\varphi) \\ \quad + \mathbf{y}_1 \cos(\phi) \cos(\varphi) - \mathbf{y}_1 \sin(\phi) \sin(\theta) \sin(\varphi), \\ \mathbf{z} = -\mathbf{x}_1 \cos(\phi) \sin(\theta) \cos(\varphi) + \mathbf{x}_1 \sin(\phi) \sin(\varphi) \\ \quad + \mathbf{y}_1 \cos(\phi) \sin(\varphi) - \mathbf{y}_1 \sin(\phi) \sin(\theta) \cos(\varphi). \end{cases} \quad (8)$$

设第 j 幅投影图像构建的坐标系为 $O_j - X_j Y_j Z_j$, ($j = 1, 2, \dots, m$), 该坐标系是通过原始坐标系分别绕 X, Y 和 Z 轴旋转 φ_j, θ_j 和 ϕ_j 获得. 根据公式 (8) 将新坐标系下的对应点对的能量场在原始坐

标系下分解并分别在 X, Y 和 Z 方向合成, 称该种能量场合成方式为 EBPCM 模型, 计算公式如下:

$$\begin{cases} \mathbf{x} = \sum_{j=1}^m \mathbf{x}_j \cos(\phi_j) \cos(\theta_j) + \sum_{j=1}^m \mathbf{y}_j \sin(\phi_j) \cos(\theta_j), \\ \mathbf{y} = \sum_{j=1}^m \mathbf{x}_j \cos(\phi_j) \sin(\theta_j) \sin(\varphi_j) + \sum_{j=1}^m \mathbf{x}_j \sin(\phi_j) \cos(\varphi_j) \\ \quad + \sum_{j=1}^m \mathbf{y}_j \cos(\phi_j) \cos(\varphi_j) - \sum_{j=1}^m \mathbf{y}_j \sin(\phi_j) \sin(\theta_j) \sin(\varphi_j), \\ \mathbf{z} = -\sum_{j=1}^m \mathbf{x}_j \cos(\phi_j) \sin(\theta_j) \cos(\varphi_j) + \sum_{j=1}^m \mathbf{x}_j \sin(\phi_j) \sin(\varphi_j) \\ \quad + \sum_{j=1}^m \mathbf{y}_j \cos(\phi_j) \sin(\varphi_j) - \sum_{j=1}^m \mathbf{y}_j \sin(\phi_j) \sin(\theta_j) \cos(\varphi_j). \end{cases} \quad (9)$$

EBPCM 模型适用于所有形式的外部能量场, 例如 PE、GVF 等, 而且适用于多幅二维图像能量场同时合成. 本文采用 EBPCM 模型将两幅造影图像中的 GVF 能量场进行合成, 设三维形变曲线上的点 X_i 在第 j 幅造影图像中投影的 GVF 能量场为 $\mathbf{x}_{j,i}, \mathbf{y}_{j,i}, \mathbf{z}_{j,i}$. 则点 X_i 从第 n 次迭代到第 $n+1$ 次坐标变换关系为

$$\begin{cases} x_i^{n+1} = (A + \gamma I)^{-1} \left(x_i^n - \sum_{j=1}^2 \kappa_j \cdot \mathbf{x}_{j,i}(x_i^n, y_i^n, z_i^n) \right), \\ y_i^{n+1} = (A + \gamma I)^{-1} \left(y_i^n - \sum_{j=1}^2 \kappa_j \cdot \mathbf{y}_{j,i}(x_i^n, y_i^n, z_i^n) \right), \\ z_i^{n+1} = (A + \gamma I)^{-1} \left(z_i^n - \sum_{j=1}^2 \kappa_j \cdot \mathbf{z}_{j,i}(x_i^n, y_i^n, z_i^n) \right). \end{cases} \quad (10)$$

其中 κ_j 为三维 GVF 能量与第 j 副投影图像中 GVF 能量场的缩放因子 ($\kappa_j < 1$), 可由如下公式计算获得

$$\kappa_j = \frac{|\mathbf{x} + \mathbf{y} + \mathbf{z}|}{|\mathbf{u}_j + \mathbf{v}_j|} = \frac{\overline{O'X_i}}{\overline{O'X_{j,i}}} = \frac{\sqrt{(x_i - t_{j,x})^2 + (y_i - t_{j,y})^2 + (z_i - t_{j,z})^2}}{\sqrt{\text{SID}_j^2 + (u_{j,i}^2 + v_{j,i}^2)}}. \quad (11)$$

3.3 最小势能约束

三维参数曲线在 GVF 合成能量的作用下将不断迭代逼近真实血管中心线. 然而当形变曲线非常接近真实血管时, 由于合成的 GVF 能量迅速下降, 当其作用力小于弹性力和弯曲力时, 优化迭代过程会在真实血管附近出现“非优化扰动”现象, 如图 4 所示.

图中 X_i 为真实血管中心线上的点, $X_i^{n+1}, X_i^{n+2}, \dots, X_i^{n+7}$ 为逼近过程中 7 次连续迭代的坐标, 由图中可以看到参数曲线在内力和外力的作用下形成一种“螺旋状”的扰动现象. 非封闭参数形变模型除起始和末端 4 个固定点外, 其它所有参数曲线上的点在逼近真实坐标一定范围内均存在类似的扰动现象. 由于相邻点的作用力相互牵连, 出现优化扰动的点会影响到其临近点而在曲线切线方向产生轻微的扰动, 该现象在一定程度上影响了血管三维重建的精度. 为解决该问题, 本文构造如下势能约束

图 4 参数曲线的非优化扰动现象

Figure 4 Joggling phenomenon of the curve deformation

函数:

$$\arg \min F(I_{\text{energy}}(X_i^n)) = \arg \min F(I_{\text{energy}}(u_{1,i}^n) + I_{\text{energy}}(u_{2,i}^n)), \quad (12)$$

其中, I_{energy} 为像素点的能量. 若形变曲线上的点在一次迭代后其能量值减小, 则接受该次迭代的位置变化, 否则拒绝. I_{energy} 通过欧式距离势能 E_d 构造, 因而有如下最小势能约束函数:

$$\begin{aligned} \arg \min F(I_{\text{energy}}(X_i^n)) &= \arg \min F(I_{\text{energy}}(u_{1,i}^n, u_{2,i}^n)) \\ &= \arg \min F(E_d(u_{1,i}^n, u_{1,i}^{n-1}) + E_d(u_{2,i}^n, u_{2,i}^{n-1})). \end{aligned} \quad (13)$$

4 全局优化

由上述内容可以看出, 投影图像位姿关系优化以及反投影模型的构建均与视图的投影矩阵 P_j 密切相关, 投影矩阵的精确度直接决定三维重建结果的误差大小, 在实际计算中, 投影矩阵可通过造影系统的成像参数获得. 然而由于成像系统的畸变、病床和病人的运动以及安装误差等因素, 不同角度成像的旋转轴心 (isocenter) 并不能严格重合, 于是投影矩阵的估计必然存在一定的误差. 但是, 系统内部的成像参数可作为投影矩阵良好的初始估计.

通过前面介绍的 ERCM 模型, 我们可在三维空间中获得血管的近似描述, 而该重建结果在两幅造影图像中的投影与真实血管在长度、曲率、位置等方面依然存在一定的偏差. 为了获得高精度的重建结果, 我们需要对重建的三维结构以及投影参数进行整体性非线性优化. 非线性全局优化过程依赖于

血管结构对应关系的构建, 在考虑到血管中心线离散点集匹配过程可能出现一对多的现象, 本文采用 Thomas 等人^[14]提出的曲线最优匹配理论, 实现两个视图中血管点与点的精确匹配.

在获取到造影图像中重建的血管中心线和真实的血管中心线之间的最优匹配关系后, 采用 SBA 算法对投影特征和血管结构进行非线性优化. SBA 是指同时调整投影参数和三维血管中心线坐标, 使重投影误差取得最小值的优化过程. 定义重建的血管中心线上的点与真实血管上的对应点的投影误差为它们之间的欧氏距离, 则两幅造影图像的总投影误差为

$$\arg \min_{P_j, X_i} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m d(Q(P_j, X_i), u_{j,i})^2, \quad (14)$$

其中 $Q(P_j, X_i)$ 表示点 X_i 在第 j 幅图像中的投影, 公式 (14) 是迭代求解包含投影矩阵 $Q(P_j, X_i)$ 和初始重建结果的多元函数最小值的非线性优化过程, 可采用 Levenberg-Marquardt (LM) 算法计算. 优化调整后的结果是重建的血管三维中心线在两幅造影图像的投影与原始血管中心线投影误差最小, 所以优化得到的三维血管中心线更加接近真实的血管.

5 实验结果

为了验证本文提出的三维重建方法的精确性和鲁棒性, 我们将提出的方法在仿真数据和真实数据上进行了一系列的实验验证.

5.1 仿真数据实验结果

仿真实验选取 2012 年医学影像计算与计算机辅助诊断国际会议发布的冠脉 CTA 影像及其标准中心线和半径数据作为测试数据, 该数据范围为 $\{[75, 134], [72, 93], [86, 96]\}$, 包含 2352 个三维点, 图像体素分辨率为 $[0.3633, 0.3633, 0.4]$. 为了增加仿真数据测试的有效性, 本文根据安贞医院已有的 GE Innova 2000 XRA 设备的成像参数构建仿真投影模型, 设定两幅造影图像的 SID 分别为 690.15 mm 和 732.35 mm, 放大率分别为 1.61 和 1.71, 图像大小均为 512×512 , 像素间隔均为 0.2 mm.

图 5 给出的是根据本文提出的方法重建仿真数据中心线的结果. 图 5(a) 和图 5(b) 给出的是原始血管中心线和参数形变模型初始状态投影到两幅二维平面上的结果, 该初始直线段在参数形变模型内外力的作用下不断迭代趋近真实中心线. 在迭代的过程中, 将最小距离势能作为约束条件, 当连续 3 次出现参数曲线上的所有点的距离势能无变化的时候, 终止迭代过程并输出参数曲线, 即为本文重建方法得到的血管中心线. 图 5(c) 给出了重建结果, 其中参数形变模型的参数设置为 $\alpha = 0.3, \beta = 0.1, \gamma = 0.2$, 可以看出参数形变曲线基本上与原始血管中心线重合. 由于构建参数模型的时将起始和终止位置固定, 重建出的血管中心线并没有因为前后点的连接效应而使中心线缩短, 重建精度明显更高.

图 6(a)、图 6(b) 和图 6(c) 给出的是不采用势能约束的参数曲线在第 $(n-1)$ 次、第 n 次和第 $(n+1)$ 次迭代后的计算结果, 可以看出, 像素点 a_1, a_2, a_3, a_4, a_5 的移动方向趋向真实血管中心线, 而像素点 a_5 的移动方向却是远离血管中心线, 出现该现象是因为像素点移动的方向和大小不仅与其所受的内外力相关, 而且还受到相邻像素位置的影响. 本次迭代中, 像素点 a_5 的移动不仅降低了重建精度, 而且影响到下一次迭代前后 4 个点的移动方向和位置, 这就是本文提到的“非优化扰动”现象, 该现象在很大程度上增加了三维重建方法的计算复杂度. 图 6(d)、图 6(e) 和图 6(f) 给出的是应用势能约束参数曲线在第 $(n-1)$ 次、第 n 次和第 $(n+1)$ 次迭代的结果, 由图中可以看出, 在增加了势能约

图 5 单支血管段三维重建结果

Figure 5 Example of the reconstructing process of a simulated vascular branch. (a) and (b) are the image planes corresponding to the two different viewing angles of the curves as demonstrated in A. (c) gives the reconstruction results after optimization. The red curve is the true vascular target, while the green curve is the deformable curve

图 6 势能约束与常规方法三维重建结果比较

Figure 6 Comparison of the regular method (the first row) and the developed minimum energy constraint (the second row). The first to the second column correspond to two consecutive iteration steps

束能量函数后, 参数曲线在迭代过程中并没有出现图 6(a)、图 6(b) 和图 6(c) 中类似“锯齿”的现象, 大大提高了优化迭代的效率。

图 7 给出的是迭代过程非严格匹配问题的实验验证结果. 为了直观, 本文选择形变曲线初始位置和第一次迭代位置. 由图中可以看出, 初始时的对应点对 (u_1^n, u_2^n) 在 u_1^n 移动到 u_1^{n+1} 、 u_2^n 移动到 u_2^{n+1} 后, u_2^{n+1} 并不在 u_2^n 的极线上, 也就是说点对 (u_1^{n+1}, u_2^{n+1}) 不满足极限约束关系, 这也证明了两幅造影

图 7 非严格匹配现象示意图

Figure 7 Non-strict matching during two steps of iterations. (a) and (b) represent the two image views, while (c) and (d) demonstrate two views in space toward the rectangle areas in (a) and (b)

图 8 不同算法的误差曲线比较

Figure 8 Comparison of different reconstruction methods. The right figure is the magnified view corresponding to the marked rectangle areas of the left figure

图像中的对应点对在内外力的作用下发生位移后并不满足严格的极线约束对应关系, 若以初始时的对应关系重建血管的三维坐标, 必然给重建结果引入较大的误差.

图 8 给出了分别以梯度矢量流能量场反投影合成模型 (GVF EBPCM)、势能能量场反投影合成模型 (PE EBPCM) 与传统的 GVF 能量场投影迭代模型 (GVF EPIM)、势能能量场投影迭代模型 (PE EPIM) 作为参数形变曲线的外部能量场重建血管三维拓扑结构过程中的均方根 (root mean square, RMS) 误差. 左图给出的是 RMS 误差随迭代次数变化的曲线图, 右图给出的是第 20~25 次优化迭代

表 1 4 种重建方法的误差比较 (单位: mm)

Table 1 Comparison of reconstruction results for four algorithms (Unit: mm)

Data	Images	Initial Error		PE EIPM			GVF EIPM			PE EBPCM			GVF EBPCM		
		Mean	RMS	Mean	RMS	Improve	Mean	RMS	Improve	Mean	RMS	Improve	Mean	RMS	Improve
1	Image1	4.654	5.164	0.350	0.332	\	0.318	0.351	\	0.386	0.371	\	0.355	0.325	\
	Image2	4.182	5.592	0.316	0.363	\	0.351	0.324	\	0.390	0.378	\	0.387	0.364	\
	3-D	5.155	5.845	0.858	1.208	79.3%	0.816	0.902	84.6%	0.796	1.044	82.1%	0.716	0.804	86.2%
2	Image1	5.349	6.184	0.345	0.385	\	0.362	0.346	\	0.348	0.329	\	0.342	0.366	\
	Image2	6.195	6.542	0.354	0.364	\	0.339	0.329	\	0.390	0.387	\	0.353	0.387	\
	3-D	6.428	6.734	0.972	1.263	81.2%	0.788	0.773	88.5%	0.961	1.059	84.3%	0.733	0.736	89.1%
3	Image1	6.494	7.162	0.343	0.319	\	0.346	0.334	\	0.334	0.356	\	0.352	0.382	\
	Image2	6.173	6.637	0.342	0.341	\	0.339	0.321	\	0.353	0.367	\	0.311	0.374	\
	3-D	5.972	6.195	0.981	1.023	83.5%	0.752	0.797	87.1%	0.934	0.937	84.9%	0.683	0.699	88.7%
Average		\	\	\	\	81.3%	\	\	86.7%	\	\	83.8%	\	\	88.0%

局部放大的曲线图. 由图中可以看到, 对于 4 种方法, 迭代的参数曲线与真实血管的误差在迭代过程中不断减小. 同时也可以看到, 当选择相同的能量场时, 本文提出的 EBPCM 重建方法明显优于传统的 EPIM 重建方法. 对于 EBPCM 方法, GVF 的能量模型明显优于 PE 能量模型, 作为参数模型的外部能量场的重建精度最好. GVF EBPCM 方法收敛速度快于 PE EPIM 方法, GVF EBPCM 方法在第 6 次迭代时重建误差已经降到 2.2 mm; 而 PE EPIM 方法, 重建误差下降到 2.3 mm 时已经经历了 8 次迭代, GVF EBPCM 的优化效率明显高于 PE EPIM 方法. GVF EBPCM 的初始误差为 23.6 mm, 点集的 RMS 误差迅速降低, 在第 10 次迭代时, 误差已经降低到 0.94 mm. 相对而言, 传统的 GVF EPIM 优化效率最低, 重建误差降低到 1 mm 时需要经历 20 次以上的迭代搜索, 而对于 GVF EBPCM、PE EBPCM 和 PE EPIM 方法, 只需 10 次左右的迭代就可将三维空间的重建误差降低到 1 mm 左右. 在 10 次迭代后, GVF EBPCM、PE EBPCM 和 PE PIM 方法的 RMS 误差分别下降到 1.08 mm、1.42 mm 和 0.94 mm. 通过局部放大图我们看到本文提出的 GVF EBPCM 方法获得了最小的重建均方根误差, 在经过 26 次迭代后, 重建误差大约为 0.74 mm.

表 1 给出了上述 4 种重建方法在 3 组造影图像中迭代 26 次后的三维误差. 从表中可以看到, 与参数曲线初始状态相比, PE EPIM、GVF EPIM、PE EBPCM 和 GVF EBPCM 四种重建方法的 RMS 误差分别降低了 81.3%、86.7%、83.8% 和 88.0%, 可见本文构建的 GVF EBPCM 重建方法具有最高的重建精度. 在使用 PE 和 GVF 作为外部能量场时, EBPCM 方法的重建精度比传统 EPIM 方法提高了 9.4%, 很明显非严格匹配问题的改善大大提高了三维重建的精度. 而当采用 EBPCM 重建方法时, GVF 作为外部能量场的方法比传统势能方法提高了 20.9%, 很明显, GVF 能量场能够更好地驱动参数形变曲线逼近真实的血管.

从实验中我们发现基于两幅造影图像的重建精度不仅与成像参数、血管特征提取精度以及重建模型选择有关, 而且还与两幅造影图像的成像角度密切相关. 为了找到最优的成像角度差, 我们模拟了一系列具有不同角度差 (imaging angle difference, IAD) 的造影图像, 然后用本文提出的 GVF EBPCM 模型对血管进行三维重建, 然后观测成像角度差对于三维重建精度的影响. 在本文中, 我们保持 CAU/CRA 固定不变, 而 LAO/RAO 在 -45° , -30° , -15° , 0° , 15° , 30° , 45° 等 7 个角度进行投影

表 2 6 组不同投影角度差的模拟图像的重建误差比较 (单位: mm)

Table 2 Comparison of reconstruction results for six simulated image pairs with different imaging angle difference (mm)

IAD(°)	Images	MaxErr	AvgErr	RMSErr	IAD(°)	Images	Max	AvgErr	RMSErr
15	Image1	1.054±0.316	0.373±0.169	0.391±0.175	60	Image1	0.867±0.348	0.379±0.150	0.395±0.161
	Image2	0.877±0.376	0.363±0.184	0.386±0.194		Image2	0.958±0.285	0.358±0.128	0.390±0.122
	3-D	10.202±4.640	3.117±0.983	3.644±1.169		3-D	1.694±0.817	0.583±0.189	0.621±0.214
30	Image1	1.126±0.284	0.333±0.171	0.316±0.110	75	Image1	1.035±0.245	0.374±0.162	0.323±0.131
	Image2	0.896±0.352	0.314±0.152	0.356±0.131		Image2	0.738±0.316	0.383±0.145	0.328±0.116
	3-D	2.921±1.862	1.299±0.604	1.320±0.646		3-D	1.256±0.887	0.670±0.145	0.779±0.181
45	Image1	0.943±0.296	0.348±0.113	0.335±0.122	90	Image1	0.980±0.308	0.331±0.137	0.375±0.145
	Image2	0.815±0.368	0.352±0.123	0.365±0.178		Image2	0.833±0.276	0.322±0.158	0.380±0.138
	3-D	1.768±0.932	0.763±0.232	0.848±0.249		3-D	1.202±0.761	0.695±0.134	0.798±0.162

图 9 角度差为 15° 的仿真图像重建结果

Figure 9 Reconstruction results of two images with 15° of imaging angle difference. (a) shows the curves in the two corresponding views, while (b) demonstrates the final reconstruction results in the space

成像, 重建的三维误差如表 2 所示. 由表中可以看出当两幅造影图像角度差较小时, 重建的血管与真实血管之间存在较大误差, 当角度差只有 15° 的时候, 最大误差为 10 mm 左右, 平均误差和 RMS 误差约为 3 mm. 然而, 此时, 重建结果在两幅造影图像中的投影与真实血管的误差较小, 如图 9(a) 所示. 但是在其他方向观察, 重建结果的失真度较高, 如图 9(b) 所示. 由此可知, 两幅造影图像之间的角度差对于重建血管的精度有较大影响, 只有当角度差超过一定数值时, 重建结果的失真度较低.

5.2 真实数据实验结果

对于真实造影图像, 本文采用文献 [17] 提出的 MFFR 算法引导二维跟踪模型提取造影图像中的血管中心线和直径信息, 该方法能够自适应并且自动地跟踪造影图像中的血管脉络结构, 且能够克服非目标轮廓、伪边缘和噪声的干扰, 解决了因预处理失效而导致的血管局部消弱和断裂区域的血管提取问题, 并且在跟踪过程中, 该方法同步地精确测量出血管直径. 在提取得到造影图像的血管中心线和直径信息后, 采用本文提出的能量场反投影合成模型将作用于参数曲线的 GVF 外部能量场进行合成, 完成基于参数形变模型的冠状动脉三维重建. 至此, 我们获得了血管中心线在三维空间中的位置、

图 10 真实造影图像三维重建结果

Figure 10 Final reconstruction results of real clinical angiographic data sets. (a) and (c) are the two angiographic views. (b) (centerlines) and (d) (surface) give the reconstructed 3-D model at three view angles. (e) and (g) are another two angiographic images, (f) (centerlines) and (h) (surface) correspond to the reconstructed 3-D model at three view angles

拓扑结构以及血管在两个方向上对应的空间直径信息, 为了恢复血管的表面信息, 我们采用椭圆拟合方法构建血管截面信息^[7], 而后通过稠密采样构建血管表面点云。基于稠密的点云数据, 使用 Matching Cube 方法即可构建血管表面信息。

图 10 给出的是对两组不同造影图像进行三维重建的结果。图 10(a) 和图 10(c) 为原始造影图像, 造影角度分别为 ($RAO = 1.1^\circ$, $CAUD = 39.7^\circ$) 和 ($RAO = 32.6^\circ$, $CRAN = 31.3^\circ$), SID 分别为 842.15 和 892.35 mm, 放大率分别为 1.61 和 1.71。图中叠加在造影图像血管上的白色曲线表示重建的血管中心线在两幅造影图像中的反投影。由图中可看出重建后的血管在图像中的投影准确地与造影图像中的真实血管重合。图 10(b) 给出的是第一组真实数据重建的血管中心线在三维空间中三个不同观察角度的结果, 图 10(d) 是重建的血管表面三维显示的结果。由图中可以看到血管中心线和血管的表面信息准确地反映了血管在三维空间中的立体结构, 血管树不可见的空间立体信息被完整地恢复出来。图 10(e) 和 10(f) 给出了第二组真实冠脉造影图像, 其造影角度分别为 ($RAO = 35.1^\circ$, $CAUD = 17.6^\circ$) 和 ($RAO = -26.2^\circ$, $CRAN = 18.1^\circ$), SID 分别为 540.49 mm 和 540.55 mm, 放大率分别为 1.60 和 1.70。图 10(g) 和图 10(h) 给出的是重建的血管中心线以及对应角度的血管表面三维显示的结果。由图中可以看到第二组真实血管三维重建结果同样很好地恢复出了冠脉树不可见的空间立体结构。我们使用本文提出的方法对 10 组不同的冠脉造影图像进行了三维重建, 重建后的血管树在造影图像中的投影与真实血管中心线的最大误差、平局误差和均方差分别为 1.461 mm、0.758 mm 和 0.784 mm, 重建反投影误差到达毫米级别。

6 结论

本文提出了一种基于造影图像的能量场反投影合成冠脉血管树三维重建方法. 该方法采用自顶向下的方法将基于两幅造影图像的冠脉三维重建演化为参数曲线在合成能量作用下向目标血管迭代逼近的过程, 避免了传统极线约束方法匹配优化失效问题. 本文提出的能量场反投影合成模型解决了传统能量投影迭代方法因非严格匹配而导致的误差累计效应. 同时, 最小势能约束模型的引入保证了参数曲线在内外力作用下向能量场最小方向演化的过程中不会出现非优化扰动现象. 为了提高三维重建的精度, 本文利用曲线匹配方法实现了二维图像中参数曲线上点到点的稠密匹配, 进而利用集束调整方法对投影参数和血管结构同时进行非线性迭代优化.

本文将提出的方法在仿真数据和临床造影图像上进行了一系列的实验验证, 实验误差包括空间结构重建误差以及图像中的投影均方差两部分. 实验结果表明, 本文提出的基于梯度矢量流的能量场反投影合成模型比传统的能量投影合成模型更加有效和鲁棒, 在两幅图像中的投影误差小于 0.35 mm; 而空间重建误差小于 0.80 mm, 比传统三维重建方法提高了 9.4%. 另外, 由仿真实验可看出, 目前常用的图像投影误差只能描述投影结构与目标曲线之间的重合程度, 不能准确地代表三维结构在立体空间中的重建精度; 当两幅造影图像的成像角度差较小时, 三维重建结构在远离图像光轴方向上可能与真实结构存在较大的误差.

参考文献

- 1 Wahle A, Lopez J J, Olszewski M E, et al. Plaque development, vessel curvature, and wall shear stress in coronary arteries assessed by X-ray angiography and intravascular ultrasound. *Med Image Anal*, 2006, 10: 615–631
- 2 Gollapudi R R, Valencia R, Lee S S, et al. Utility of three-dimensional reconstruction of coronary angiography to guide percutaneous coronary intervention. *Catheter Cardio Inter*, 2007, 69: 479–482
- 3 Dorsaz P A, Dorsaz L, Doriot P A. The effect of image distortion on 3-D reconstruction of coronary bypass grafts from angiographic views. *IEEE Trans on Med Imaging*, 2000, 19: 759–762
- 4 Hansis E, Schafer D, Dossel O, et al. Projection-based motion compensation for gated coronary artery reconstruction from rotational x-ray angiograms. *Phys Med Biol*, 2008, 53: 3807–3820
- 5 Zifan A, Liatsis P, Kantartzis P, et al. Automatic 3-D reconstruction of coronary artery centerlines from monoplane X-ray angiogram images. *Int J Biol Med Sci*, 2008, 1: 44–49
- 6 Liao R, Luc D, Sun Y, et al. 3-D reconstruction of the coronary artery tree from multiple views of a rotational X-ray angiography. *Int J Cardiovasc Imaging*, 2010, 26: 733–749
- 7 Yang J, Wang Y, Liu Y, et al. Novel approach for 3-D reconstruction of coronary arteries from two uncalibrated angiographic images. *IEEE Trans Image Process*, 2009, 18: 1563–1572
- 8 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active contour models. *Int J Comput Vis*, 1988, 1: 321–331
- 9 Molina M C, Prause G M, Radeva P, et al. 3-D catheter path reconstruction from biplane angiograms. *Proc Med Imaging*, 1998, 3338: 504–512
- 10 Canero C, Vilarino F, Mauri J, et al. Predictive (un) distortion model and 3-D reconstruction by biplane snakes. *IEEE Trans Med Imaging*, 2002, 21: 1188–1201
- 11 Xu C Y, Prince J L. Generalized gradient vector flow external forces for active contours¹. *Signal Process*, 1998, 71: 131–139
- 12 Sun Z, Tian M Y, Sun J. Sequential reconstruction of vessel skeletons from X-ray coronary angiographic sequences. *Comput Med Imaging Graph*, 2010, 34: 333–345
- 13 Cao Z G, Peng B, Sang N, et al. A Technique of 3D reconstruction of blood vessel's skeleton based on snakes. *Chin J Comput*, 2010, 33: 603–612 [曹治国, 彭博, 桑农, 等. 基于 Snake 模型的血管树骨架三维重建技术. *计算机学报*, 2010, 33: 603–612]

- 14 Xu C Y, Prince J L. Snakes, shapes, and gradient vector flow. *IEEE Trans Image Process*, 1998, 7: 359–369
- 15 Zhou S J, Yang J, Chen W F, et al. A novel automatic coronary artery segmentation method based on X-ray angiographic images. *Sci Chin Inf Sci*, 2007, 37: 1531–1543 [周寿军, 杨俊, 陈武凡, 等. 一种从 X 射线血管造影图像中自动分割冠状动脉的新方法. *中国科学: 信息科学*, 2007, 37: 1531–1543]
- 16 Sebastian T B, Klein P N, Kimia B B. On aligning curves. *IEEE Trans Pattern Anal Mac Intell*, 2003, 25: 116–125
- 17 Furukawa Y, Ponce J. Accurate camera calibration from multi-view stereo and bundle adjustment. *Int J Comput Vis*, 2009, 84: 257–268

Energy back-projection composition model for 3-D reconstruction of coronary arteries based on angiographic image

CONG WeiJian, YANG Jian*, LIU Yue & WANG YongTian

Beijing Institute of Technology, School of Optics and Electronics, Key Laboratory of Photoelectronic Imaging Technology and System, Ministry of Education of China, Beijing 100081, China

*E-mail: jyang@bit.edu.cn

Abstract 3-D reconstruction of coronary artery has important clinical value for diagnosis and interventional treatment of cardiovascular diseases. In this paper, a novel energy back-projection composition model (EBPCM) is developed for reconstructing coronary arteries from two angiographic images. First, the imaging principle of X-ray and open parameter curve model are studied in detail. Then, the external forces of the parameter curves in the two angiographic images are back-projected into 3-D space and composited. Under joint effects of external driving forces and internal smoothing forces, the parameter curve is evolving continuously in 3-D space towards the true vascular structure with minimum composited energy. In order to improve the reconstruction accuracy, curve alignment method is employed to find the point-to-point matching relationship in the two angiographic images. Based on the fine points matching, bundle adjustment is utilized to perform non-linear optimization of projection parameters and the vascular structures simultaneously. The proposed method is validated on both phantom data and real angiographic images and the reconstruction results are compared on images with different imaging angles. Experimental results show that the developed method is very effective and robust, which can obtain accurate reconstruction of coronary arteries with space RMS error less than 0.80 mm.

Keywords 3-D reconstruction, deformable model, perspective projection

CONG WeiJian is a Ph.D. candidate of School of Optoelectronics, Beijing Institute of Technology. His research interests include medical image analysis and 3D reconstruction.

YANG Jian Ph.D., Associate Professor. He received his M.S. and Ph.D. degree in photoelectron and optical engineering from Beijing Institute of Technology (BIT) in 2000 and 2007, respectively. He worked as a postdoctoral research fellow with the Mouse Imaging Centre, Hospital for Sick Children, Toronto, Canada, from April 2007 to April 2009. He has been working in the Laboratory of Optical-electronic Technology and Information System of BIT since July 2009. His research interests include virtual reality and augmented reality, medical image analysis and computer vision.

LIU Yue is currently a Professor of Center for Research on Optoelectronics and Information Technology in Beijing Institute of Technology. His research interests include inspecting technology for delicacy signal, computer vision, virtual reality and augmented reality technologies and application.

WANG YongTian received his B.S. degree in precision instrumentation from Tianjin University in 1982, and his Ph.D. degree in optics from the University of Reading, England, in 1986. He is currently a Professor of optics and the Director of the Center for Research on Optoelectronics and Information Technology in Beijing Institute of Technology. His research interests include optical design and CAD, optical instrumentation, image processing, virtual reality and augmented reality technologies and applications.