

基于三维结构张量的CT肺血管树增强

步蕊蕊,汪葛,王远军,王丽嘉,聂生东
上海理工大学医疗器械与食品学院,上海 200093

【摘要】目的:针对肺血管树分支多、结构细小、对比度低等特点,提出将基于三维结构张量的图像增强方法应用于CT肺血管树的增强。**方法:**首先构建序列图像的三维结构张量,并计算其特征值和对应的特征向量;然后构建三维扩散张量进行各向异性扩散滤波,对3种不同扩散方法进行理论分析与实验对比,包括边缘增强扩散、一致增强扩散及基于连续转换的混合扩散,最后通过MedVisLab软件进行血管树三维可视化定性评价和基于峰值信噪比和平均结构相似度的定量评价。**结果:**定性评价结果表明,肺血管树的细小分支结构得到显现,血管树分支变多,血管断裂处得到连接,血管表面变平滑;定量评价结果表明,峰值信噪比和平均结构相似度明显增大。**结论:**基于三维结构张量的图像增强方法可以有效增强CT肺血管树,一致增强扩散和基于连续转换的混合扩散效果优于边缘增强扩散。

【关键词】三维结构张量;图像增强;肺血管树;数值离散

【中图分类号】R312;TP391

【文献标识码】A

【文章编号】1005-202X(2016)04-0336-06

Enhancement of computed tomography pulmonary vascular tree based on three-dimensional structure tensor

BU Rui-rui, WANG Ge, WANG Yuan-jun, WANG Li-jia, NIE Sheng-dong

School of Medical Instrument and Food Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China

Abstract: Objective To investigate an effective enhancement method for computed tomography (CT) pulmonary vascular tree by using three-dimensional (3D) structure tensor, based on multiple branches, tiny structure, and lower contrast of pulmonary vascular tree. **Methods** The 3D structure tensor of sequence images was firstly constructed; the eigenvalues and corresponding eigenvectors were calculated. Secondly, 3D diffusion tensor was constructed for anisotropic diffusion filtering, and three different diffusion methods, including edge enhancing diffusion, coherence enhancing diffusion and hybrid diffusion with continuous switch, were theoretically analyzed and experimentally compared. Finally, MedVisLab software was used for qualitatively evaluating 3D visualization of vascular tree and quantitatively evaluating peak signal to noise ratio (PSNR) and mean structural similarity (MSSIM). **Results** The qualitative evaluation result showed the tiny branch structure of pulmonary vascular tree were visible; the number of branches increased; the parted vessel connected; the surface of blood vessel became smooth. And the quantitative evaluation result showed the PSNR and MSSIM increased significantly. **Conclusion** The image enhancement method based on 3D structure tensor effectively enhances the CT pulmonary vascular tree. And the diffusion effectiveness of coherence enhancing diffusion and hybrid diffusion with continuous switch are better than that of edge enhancing diffusion.

Key words: three-dimensional structure tensor; image enhancement; pulmonary vascular tree; numerical discretization

前言

研究表明肺血管疾病会诱导心血管类疾病的产

生^[1-2],并且肺癌周围的血管明显呈密集加粗形态。临床上多排螺旋CT常被用于肺部疾病检查,它的低放射剂量扫描会增加图像噪声,降低图像质量^[3-4]。由于CT肺部图像结构复杂,血管树与周围组织对比度较低,末端易丢失,导致肺血管疾病检查困难,所以有必要对肺血管树进行增强。基于结构张量的图像表达方法已成功应用于光流分析^[5-6]和图像纹理分析^[7-11]等图像处理领域,并取得了较好的应用效果。结构张量的概念最先由Förstner等^[12]提出,它用最小二乘法拟合邻域内主方向,给出邻域内的方向估

【收稿日期】2015-11-21

【基金项目】国家自然科学基金(60972122);上海市自然科学基金(14ZR1427900)

【作者简介】步蕊蕊(1989-),女,硕士研究生,主要研究方向:医学图像处理与分析,Tel: 13917474075, E-mail: ruiuibu@163.com。

【通信作者】聂生东(1962-),男,博士,教授,主要研究方向:医学图像处理与分析,Tel: 021-55271116, E-mail: nsd4647@163.com。

计^[13],用于图像角点检测;随后 Bigun^[14]等将其应用在图像方向场和光流场的计算;You等^[15]通过使用基于偏微分方程的各向异性扩散方法将结构张量的线性滤波改成了非线性,提出两种不同的扩散张量构建方法:边缘增强扩散(Edge Enhancing Diffusion, EED)和一致增强扩散(Coherence Enhancing Diffusion, CED);Mendrik等^[16]在前者基础上,将EED和CED通过连续转换开关进行结合,提出基于连续转换的混合扩散(Hybrid Diffusion with Continuous Switch, HDCS)。

目前,医学图像增强的研究对象主要集中在视网膜血管图像、脑部血管等造影图像上,对CT成像的肺部血管增强研究较少。基于结构张量的图像增强方法已成功应用于CT下颌管^[17]和超声眼部图像^[18]的增强,目前还未见应用在CT肺血管的增强上。由于该方法是基于线形几何结构描述的,所以比起经典的高斯滤波器、Frangi滤波器及P-M模型滤波器等更适合血管图像的增强。本文根据CT肺血管树呈现管状结构的特点,提出用三维结构张量描述肺血管树的几何结构,用结构张量的特征向量控制扩散方向,用扩散张量的特征值控制特征方向上的扩散量,达到肺血管增强的目的。用3种扩散方法(EED、CED和HDCS)分别对肺血管树进行增强实验,并对实验结果进行定性和定量分析。实验结果表明基于三维结构张量的扩散增强方法可以有效地增强肺血管树,不同扩散方法可以得到不同的增强效果。

1 基于三维结构张量的扩散增强

基于三维结构张量的各向异性非线性扩散增强方法包括3个步骤(图1):第一步是用三维结构张量描述图像结构,该结构张量也被称为“二次矩量矩阵”;第二步是构建扩散张量,扩散张量特征值的选择不同,扩散效果不同,重点介绍了3种不同的扩散增强方法,即针对边缘增强的EED、线性纹理结构增强的CED及把以上两种方法结合起来的HDCS;最后一步对由扩散张量和图像梯度组成的扩散方程进行数值离散化,得到增强后图像。

1.1 三维结构张量

用 $u(u=(t,x,y,z), t \geq 0)$ 表示CT肺部序列图像,其中 (x,y,z) 是像素坐标点, t 是扩散时间。三维结构张量由图像梯度定义,表示局部区域的变化方向和沿该方向的变化率,表达式为:

$$J(\nabla u) = K_p * (\nabla u \cdot \nabla u^T) \quad (1)$$

式中, ∇u 表示图像梯度, K_p 是标准方差为 ρ 的高斯

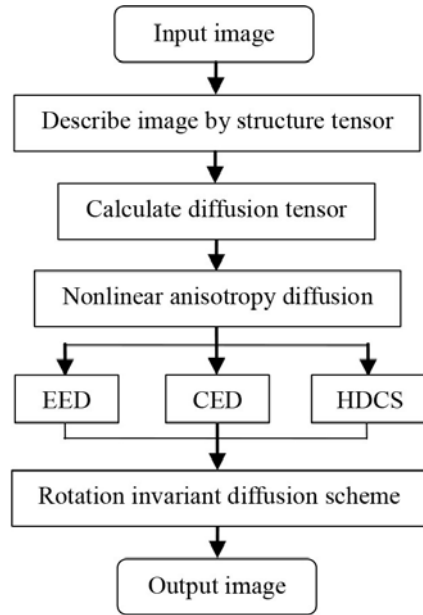


图1 基于三维结构张量的扩散增强方法流程图

Fig.1 Workflow of diffusion enhancement methods based on 3D structure tensor

EED: Edge enhancing diffusion; CED: Coherence enhancing diffusion; HDCS: Hybrid diffusion with continuous switch; 3D: Three-dimensional

函数,*是卷积算子。通过高斯卷积处理, $J(\nabla u)$ 综合了其它领域像素的信息,比梯度表示法更好地体现方向信息和边缘信息。并且 $\nabla u \cdot \nabla u^T$ 是一个 3×3 的对称半正定矩阵,避免了平滑梯度产生的消除效应。对结构张量进行特征分析:

$$J(\nabla u) = [v_1 \ v_2 \ v_3] \cdot \begin{bmatrix} \mu_1 & 0 & 0 \\ 0 & \mu_2 & 0 \\ 0 & 0 & \mu_3 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} v_1^T \\ v_2^T \\ v_3^T \end{bmatrix} \quad (2)$$

式(2)中,特征向量 v_1 、 v_2 、 v_3 给出三维图像的局部方向信息, $v_1 = [v_{11} \ v_{12} \ v_{13}]^T$,其中 v 代表具体坐标值。用特征向量对应的特征值 $\mu_1 \geq \mu_2 \geq \mu_3$ 来描述这些方向上灰度变化的平均对比度^[19]。

CT肺部血管树由不同粗细和长短的血管构成,血管的几何描述可以是不同直径和长度的管状结构,如图2(c)。对于血管这类管状的几何结构, v_3 指向沿着血管变化的方向,即线性纹理的走向,此处的灰度变化率最小;而 v_1 和 v_2 彼此正交并且垂直于血管表面,即指向梯度方向,此处的灰度变化率最大。综上所述,特征向量和特征值可以给出比梯度更丰富的图像结构信息,更适用于检测图像的边缘等几何结构,对图像进行方向估计和结构分析。

1.2 三维扩散张量

在过去几十年间,扩散滤波从高斯滤波发展为各向异性非线性扩散滤波,扩散方程为:



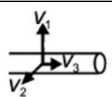
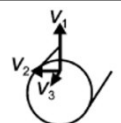
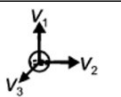
	Structure	Eigenvector	Eigenvalue	ξ
(a)	Uniform area		$\mu_1 \approx \mu_2 \approx \mu_3 \approx 0$	$\xi \approx 0$
(b)	Plate		$\mu_1 \gg \mu_2 \approx \mu_3$	$\xi \gg 0$
(c)	Tube		$\mu_1 \approx \mu_2 \gg \mu_3$	$\xi \ll 0$
(d)	Tube to sphere		$\mu_1 > \mu_2 > \mu_3$	$\xi < 0$
(e)	Sphere		$\mu_1 \approx \mu_2 \approx \mu_3 \gg 0$	$\xi \approx 0$

图2 不同情况下结构张量特征向量与对应特征值的关系

Fig.2 Relationship between eigenvectors and corresponding eigenvalues of structure tensor in different situations

$$\partial_t u = \nabla \cdot (D \cdot \nabla u) \quad (3)$$

u 为图像, ∇ 是散度算子, $\nabla \cdot u$ 是图像 u 的梯度, $\partial_t u$ 是扩散时间 t 内图像 u 的灰度变化率, D 是一个 3×3 的扩散张量, 控制整个扩散过程, 定义如下:

$$D = \begin{bmatrix} D_{11} & D_{12} & D_{13} \\ D_{12} & D_{22} & D_{23} \\ D_{13} & D_{23} & D_{33} \end{bmatrix}, \text{ 且 } D_{ij} = \sum_{n=1,2,3} \lambda_n v_{ni} v_{nj} \quad (4)$$

可见扩散张量和结构张量具有相同的特征向量, 所以可以通过控制扩散张量的特征值 λ_1 、 λ_2 、 λ_3 来控制特征向量上的扩散率。

对于血管这类管状结构, 可以通过减小 v_1 和 v_2 方向上的灰度变化率 λ_1 和 λ_2 来抑制垂直于血管表面上的扩散; 同时通过增加 v_3 方向上的灰度变化率 λ_3 来增强沿血管走向上的扩散。目前已有多种特征值的计算方法, 比如直线拓展增强和平面拓展增强^[17, 20], 以及接下来介绍的EED、CED和HDCS 3种扩散方法。

1.2.1 EED 当使用EED做扩散增强时, 特征值定义为^[21]:

$$\lambda_{e_1} = \begin{cases} 1 & (|\nabla u_\sigma|^2 = 0) \\ 1 - \exp\left(\frac{-C}{(|\nabla u_\sigma|^2 / \lambda_c^2)^4}\right) & (|\nabla u_\sigma|^2 > 0) \end{cases} \quad (5)$$

$$\lambda_{e_2} = \lambda_{e_3} = 1$$

其中, u_σ 表示图像 u 经过核为 σ 的高斯平滑, 阈值参数 $C = 3.31488$ ^[15, 19], λ_c 是平面结构对比参数。EED是各向异性扩散的碟状增强, 在滤除均匀区域噪声的同时增强碟状结构。如图2b所示, 特征向量 v_1 指向灰度变化最快的方向, 即垂直于碟面方向; v_2 和 v_3 与 v_1 是彼此正交的, 所以平行于碟面方向。为增强

碟状结构, 需要在 v_2 和 v_3 方向上进行扩散, 而 v_1 方向的扩散主要依赖于图像梯度平方的大小。当 $|\nabla u_\sigma| \ll \lambda_c$ 时, 执行各项同性扩散, 滤除均匀区域的噪声(如图2a); 当 $|\nabla u_\sigma| \gg \lambda_c$ 时, 执行各向异性扩散, 对碟面进行增强(如图2b)。

1.2.2 CED 当使用CED做扩散增强时, 特征值定义如下^[19]:

$$\lambda_{c_1} = \lambda_{c_2} = \alpha$$

$$\lambda_{c_3} = \begin{cases} 1 & (|\nabla u_\sigma|^2 = 0) \\ \alpha - (1 - \alpha) \exp\left(\frac{-\ln(2)\lambda_c^2}{\kappa}\right) & (|\nabla u_\sigma|^2 > 0) \end{cases} \quad (6)$$

其中, $\alpha = 0.001$ 是经验值^[17], λ_c 是管状结构对比参数, $\kappa = (\mu_2 / (\alpha + \mu_3))^4$ 。当检测到管状结构(如图2c)时, κ 值变大, 使 v_3 方向上的特征值增大, 即沿着管状结构走向的灰度变化率增大, 使管状结构得到增强; 同时 $\alpha = 0.001$ 取较小值, 保证 v_1 和 v_2 方向上的灰度变化率较小, 抑制梯度方向上的扩散; 所以像血管树这类具有一致性走向的管状结构图像适合用EED方法进行增强。当检测到球状结构(如图2e)时, κ 值相应变小, 所以 κ 值的大小决定是否进行下一步扩散。

1.2.3 HDCS 医学图像结构复杂, 包括不同形状、大小和对比度的组织器官。EED可以滤除图像噪声并保护碟状结构, 比如器官的边界; CED可以对血管进行扩散滤波, 但是不能很好地滤除图像噪声。图2d所示情况是管状结构向球状结构的过渡, 将EED和CED相结合使用效果会更好。这就推出了基于连续转换的混合扩散HDCS, 该扩散既可以平滑噪声又可以增强血管结构。HDCS的特征值是EED和CED扩散张量特征值的线性结合:

$$\lambda_{h_i} = (1 - \varepsilon) \cdot \lambda_{e_i} + \varepsilon \cdot \lambda_{c_i} \quad (7)$$

式(7)中, ε 是一个权重值, 控制EED和CED之间的连续转换。当 $\varepsilon \rightarrow 1$ 时, λ_{h_i} 使用EED扩散张量的特征值; 当 $\varepsilon \rightarrow 0$ 时, λ_{h_i} 使用CED扩散张量的特征值。为区分图2中描述的5种图像结构, 文献[16]提出使用一个比例值函数, 该函数由结构张量的特征值构成:

$$\xi = \left(\frac{\mu_1}{\alpha + \mu_2} - \frac{\mu_2}{\alpha + \mu_3} \right) \quad (8)$$

式(8)中, μ_i 代表结构张量的特征值, $\alpha = 0.001$ 。如果是碟状结构, $\xi \gg 0$; 如果是管状结构, $\xi \ll 0$; 如果在均匀区域或者是球状结构, $\xi \approx 0$ 。但是当 $\xi \approx 0$ 时, 无法区分究竟是均匀区域还是球状结构, 所以定义了如下 ε 和 ξ 的关系式:

$$\varepsilon = \exp\left(\frac{\mu_2(\frac{\xi - |\xi|}{2} - \frac{\mu_3}{\lambda_h^2})}{\lambda_h^2}\right) \quad (9)$$

其中, λ_h 是对比参数, μ_2/λ_h^2 是噪声修订项, μ_3/λ_h^2 用来表示局部区域是噪声还是图像结构。当是噪声时, $\varepsilon \rightarrow 1$, 执行 EED 扩散; 当是图像结构时, 执行 CED 扩散, 所以把 ε 称为扩散转换的开关。

1.3 旋转不变数值离散

对扩散方程式(3)的求解可以通过有限差分进行数值离散化, 用前向差分改写为:

$$\frac{u_{ij}^{k+1} - u_{ij}^k}{\tau} = A_{ij}^k * u_{ij}^k \quad u_{ij}^{k+1} = u_{ij}^k + \tau * A_{ij}^k * u_{ij}^k \quad (10)$$

上式中, τ 为时间步长, 单位是秒(s), k 为迭代次数, u_{ij}^k 为 $k\tau$ 时刻图像 u 在像素点 (i, j) 上的近似, 表达式 $A_{ij}^k * u_{ij}^k$ 为 $\nabla \cdot (D \cdot \nabla u)$ 的离散化, 表示图像 u_{ij}^k 与空间和时间系数的卷积, A_{ij}^k 也因此被称为更新扩散的模板。

Kroon 等^[17]将 Weickert 提出的二维图像旋转不变性算子拓展成了三维形式:

$$\nabla \cdot (D \cdot \nabla u) = \partial_x j_1 + \partial_y j_2 + \partial_z j_3 \quad (11)$$

其中, j_1 、 j_2 、 j_3 具体描述为:

$$\begin{aligned} j_1 &= D_{11}(\partial_x u) + D_{12}(\partial_y u) + D_{13}(\partial_z u) \\ j_2 &= D_{12}(\partial_x u) + D_{22}(\partial_y u) + D_{23}(\partial_z u) \\ j_3 &= D_{13}(\partial_x u) + D_{23}(\partial_y u) + D_{33}(\partial_z u) \end{aligned} \quad (12)$$

对于数字图像构成的离散函数, 对其任意旋转, 在函数参数值可能改变的情况下保证函数值不变, 这样就满足了图像的旋转不变性。对于像肺部血管树这样弯曲、分支多的几何结构, 引入旋转不变离散, 可以提高纹理定向的准确性。其中 $\partial_x u$ 、 $\partial_y u$ 、 $\partial_z u$ 的求解应用了 Sobel [3; 10; 3] 算子优化内核的滤波方法。该方法比 [1; 2; 1] 算子内核具备更好的旋转不变性。离散方法关系到方程解的稳定性和收敛性以及求解的复杂性, 影响最终的图像迭代结果。旋转不变离散与标准离散相比较, 允许较大的时间步长, 不受 $\tau \leq 0.5/n$ (n 是图像维度) 的限制; 与非负离散相比较, 扩散张量条件数可以超过 $3 + 2\sqrt{2}$, 保证了扩散滤波的各向异性。

2 实验结果与分析

2.1 实验设计

为验证基于三维结构张量增强方法的有效性, 用上述3种扩散增强方法对8组CT肺部序列图像进行实验。首先进行高斯滤波预处理, 然后进行增强实验, 最后用定性和定量两种评价方法对实验结果进行分析。实验数据来自肺部图像数据库(Lung image database consortium, LIDC), 数据由西门子 Sensa-

tion16 多排螺旋 CT 扫描得到, 窗宽和窗位分别为 1600 HU 和 -600 HU。图像矩阵大小为 $512 \times 512 \times 183$, 空间分辨率为 0.66 mm, 扫描层厚 2 mm。本实验平台为: Microsoft Win7 操作系统, 处理器为 Inter (R) Xeon(R) CPU E5-26200 @ 2.00 GHz, 32.0 GB 内存, 64 位操作系统; 编程工具为 64 位的 Matlab 8.1.0.0 (R2013a)。参数按照表 1 进行设置。

表 1 3 种不同扩散增强方法对应的实验参数设置

Tab.1 Experimental parameter setting for three diffusion enhancement methods

Method	Parameter
EED	$\rho=1, \sigma=1, C=3.31488, \lambda_e=0.02, \tau=2, k=1-10$
CED	$\rho=1, \sigma=1, \alpha=0.001, \lambda_e=0.02, \tau=2, k=1-10$
HDGS	$\rho=1, \sigma=1, \alpha=0.001, \lambda_h=0.5, \tau=2, k=1-10$

2.2 实验结果评价方法

2.2.1 定性评价 MedVisLab (医学视觉实验室, 官方网站: <http://www.mvislab.de/>) 是一个医学图像处理和可视化的跨平台应用软件, 它通过不同的模块连接实现医学图像处理。实验采用的是 MeVis-Lab 2.6 版本, 用 ImageLoad 和 View3D 组成三维显示功能模块对肺部血管树结构进行体渲染, 对 CT 肺血管树进行可视化定性分析。

2.2.2 定量评价 峰值信噪比 (Peak Signal To Noise Ratio, PSNR) 是最常用的图像客观评价指标, 用于评价处理后图像与原始图像的逼近程度, 比值越大, 图像失真越少。平均结构相似度 (Mean Structural Similarity, MS-SIM) 是衡量两幅图像相似度的新指标, 分别从亮度、对比度、结构 3 个方面度量图像的相似性, 值越接近于 1, 表示处理后图像越接近于原始图像。

2.3 实验结果与分析

为保证对比结果的有效性, 统一取迭代次数 $k=4$ 时的增强结果, 并在 MeVisLab 中设置相同的渲染参数。图 3 为完整的增强后肺血管树在冠状面三维可视化结果, 可看出经 3 种扩散增强处理后, 血管树分支变多, 变稠密, 整个血管树结构的体积变大。从图 4 中蓝色箭头所指的血管结构变化可以看出, 血管断裂处得到连接, 血管变平滑, 其中 EED 处理后的血管变粗, 与原始血管结构差距变大, 这是因为 EED 会对血管进行碟状增强, 增加血管表面的平滑力度而不是沿血管方向的平滑力度; 而 CED 和 HDGS 处理后, 血管不会变粗, 但是噪声滤除效果不及 EED, 部分噪声在图像中以椭球状形式存在。图 5 中被蓝色圆圈包围住的血管是原始血管树没有显示的血

管,3种扩散方法均可以把末端细小血管增强出来,其中CED和HDCS的增强效果要优于EED。此外,通过三维旋转,观察到EED和HDCS可以把血管树增强到6级。以上三维可视化结果表明,基于三维结

构张量的3种图像增强方法均可以有效地增强肺血管树,使血管断裂处得到连接,末端细小的血管得到显现,其中EED会使血管变粗,CED和HDCS对血管的增强效果相似。

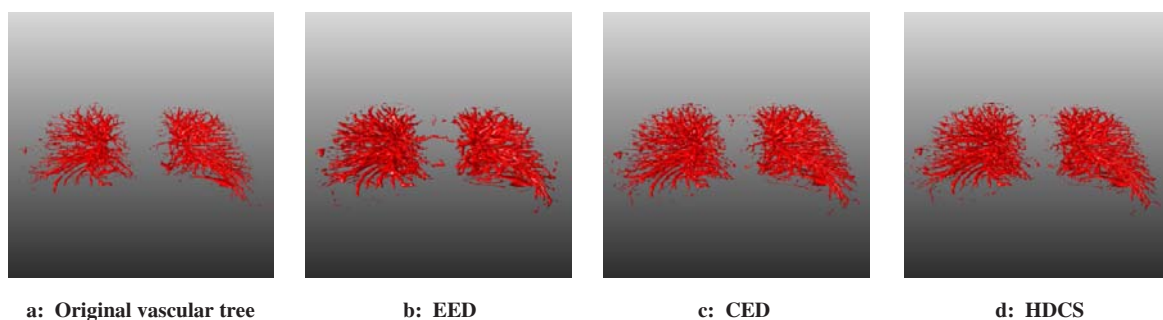


图3 肺血管树增强后三维可视化结果

Fig.3 3D visualization results after pulmonary vascular tree enhancement

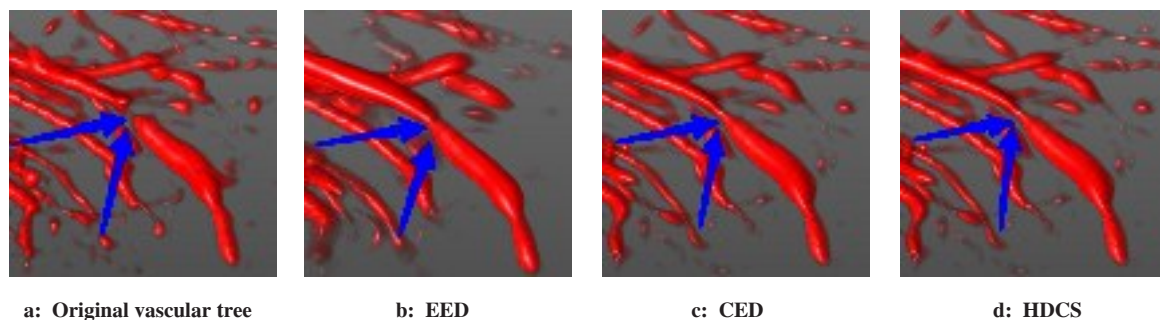


图4 断裂处血管增强后的三维可视化结果

Fig.4 3D visualization results after parted vessel enhancement

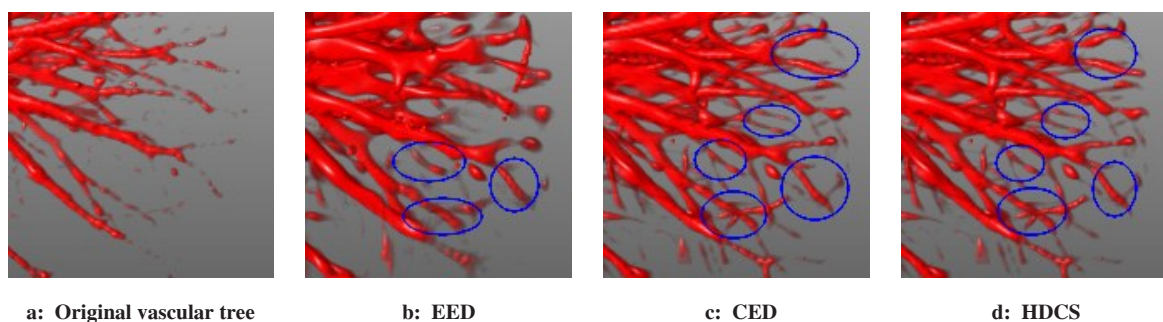


图5 末端血管增强后三维可视化结果

Fig.5 3D visualization results after terminal vessel enhancement

图6分别为PSNR、MSSIM和算法运行时间与迭代次数的关系图。由图6a和6b可知,随迭代次数的增加,图像的PSNR和MSSIM逐渐减小。EED和CED的变化曲线十分接近,尽管PSNR和MSSIM一直在减小,但始终大于高斯滤波预处理图像的PSNR和MSSIM值;而对于HDCS,当 $k > 8$ 时,PSNR开始小于高斯滤波预处理图像的PSNR值, $k > 3$ 时,MS-

SIM开始小于高斯滤波预处理图像的MSSIM值。所以在固定迭代次数之内,3种扩散增强的PSNR和MSSIM均大于预处理图像的PSNR和MSSIM,结果表明处理后图像失真小,与原图像结构相似,图像质量得到提高。根据图6c可知,3种扩散增强方法的算法运行时间随迭代次数的增加成正比例升高,并且改变幅度相差不大,其中HDCS算法耗时最少。

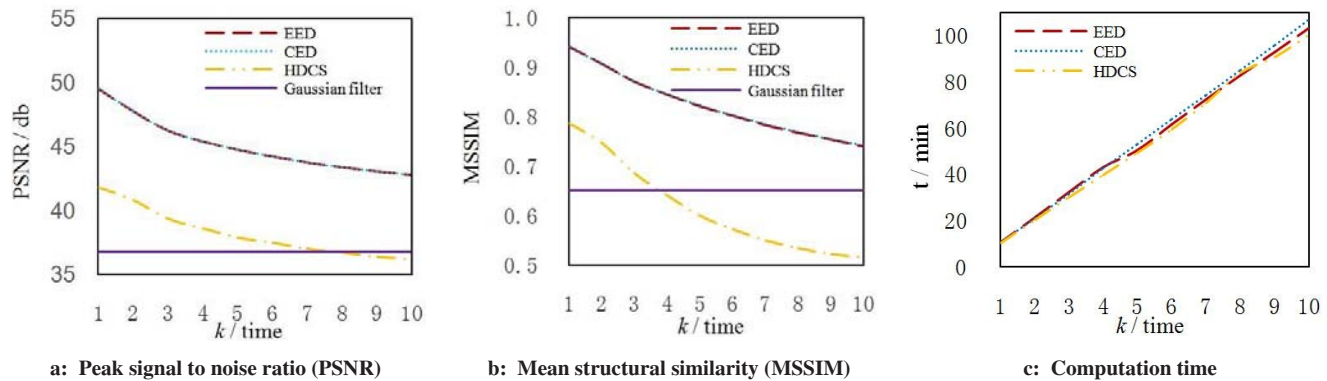


图6 PSNR、MSSIM和算法运行时间与迭代次数的关系

Fig.6 Relationship between PSNR, MSSIM, computation time and iterations

3 结论

本文针对CT肺血管树图像具备管状结构的特点,提出运用基于三维结构张量的血管树增强方法。该方法首先用三维结构张量描述血管的几何结构,然后通过构建三维扩散张量来进行血管的扩散增强。通过3种不同的扩散增强对比实验来验证方法的有效性。定性和定量分析结果表明:基于三维结构张量的图像增强方法可以使血管断裂处得到连接,血管末端的细小分支结构得到显现,图像的PSNR和MSSIM得到提高,图像质量变好;HDCS和CED对血管的增强效果相似,均优于EED。

尽管三维结构张量可以很好地描述血管的管状结构,但是整个增强过程还需依赖于扩散张量的构建,所以特征值的选择尤为重要,要针对不同图像结构选择相应的特征值。由于基于三维结构张量的扩散增强过程涉及到偏微分方程的离散求解,不同离散方法会导致不同的求解结果。在今后的工作中,可以在特征值选取和离散方法两个方面进行深入研究。

【参考文献】

- [1] RAHAGHI F N, VAN BEEK E J, WASHKO G R. Cardiopulmonary coupling in chronic obstructive pulmonary disease: the role of imaging [J]. J Thorac Imaging, 2014, 29(2): 80-91.
- [2] FERLAY J, SOERJOMATARAM I, DIKSHIT R, et al. Cancer incidence and mortality worldwide: sources, methods and major patterns in GLOBOCAN 2012 [J]. Int J Cancer, 2015, 136(5): E359-E386.
- [3] BERRINGTON DE GONZÁLEZ A, DARBY S. Risk of cancer from diagnostic X-rays: estimates for the UK and 14 other countries [J]. Lancet, 2004, 363(9406): 345-351.
- [4] KALRA M K, MAHER M M, TOTH T L, et al. Strategies for CT radiation dose optimization [J]. Radiology, 2004, 230(3): 619-628.
- [5] DEGUCHI K, IZUMITANI T, HONTANI H. Detection and enhancement of line structures in an image by anisotropic diffusion [J]. Pattern Recognit Lett, 2002, 23(12): 1399-1405.
- [6] BROX T, WEICKERT J, BURGETH B, et al. Nonlinear structure tensors [J]. Image Vis Comput, 2006, 24(1): 41-55.
- [7] RASHWAN H A, GARCIA M A, PUIG D. Variational optical flow estimation based on stick tensor voting [J]. IEEE Trans Image Process, 2013, 22(7): 2589-2599.
- [8] MOYA-ALBOR E, ECALANTE-RAMÍREZ B, VALLEJO E. Optical flow estimation in cardiac CT images using the steered Hermite transform [J]. Signal Process Image Commun, 2013, 28(3): 267-291.
- [9] 郑钰辉, 潘瑜, 王平安, 等. 基于迹的非线性结构张量 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2008, 20(2): 259-266.
- [10] 陈凤, 李金宗, 李冬冬. 地震图像序列应用一致增强性扩散方法的研究 [J]. 计算机学报, 2004, 27(7): 985-992.
- [11] CHEN F, LI J Z, LI D D. Applying coherence enhancing diffusion to seismic image sequences [J]. Chinese Journal of Computers, 2004, 27(7): 985-992.
- [12] BU R R, WANG Y J, GONG J, et al. Method of CT pulmonary vessel image enhancement based on structure tensor [J]. Commun Comput Inform Sci, 2014, 261: 91-100.
- [13] FÖRSTNER W, GÜLCH E. A fast operator for detection and precise location of distinct points, corners and circular features [C]//ISPRS Intercommission Conference on Fast Processing of Photogrammetric Data. Interlaken, 1987: 281-305.
- [14] KERSH M E, ZYSSET P K, PAHR D H, et al. Measurement of structural anisotropy in femoral trabecular bone using clinical-resolution CT images [J]. J Biomech, 2013, 46(15): 2659-2666.
- [15] BIGUN J, GRANLUND G H, WIKLUND J. Multidimensional orientation estimation with applications to texture analysis and optical flow [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 1991, 13(8): 775-790.
- [16] YOU Y L, XU W, TANNENBAUM A, et al. Behavioral analysis of anisotropic diffusion in image processing [J]. IEEE Trans Image Process, 1996, 5(11): 1539-1553.
- [17] MENDRIK A M, VONKEN E J, RUTTEN A, et al. Noise reduction in computed tomography scans using 3D anisotropic hybrid diffusion with continuous switch [J]. IEEE Trans Med Imaging, 2009, 28(10): 1585-1594.
- [18] KROON D J, SLUMP C H. Coherence filtering to enhance the mandibular canal in cone-beam CT data [J]. IEEE-EMBS Benelux Chapter Symposium, 2009, 11(10): 40-41.
- [19] 刘洋. 基于PDE的一致增强性扩散在医学超声图像处理中的应用 [D]. 兰州大学, 2009: 1-53.
- [20] LIU Y. Application of coherence-enhancing diffusion based on PDE in medical US image processing [D]. Lanzhou University, 2009: 1-53.
- [21] WEICKERT J. Coherence-enhancing diffusion filtering [J]. Int J Comput Vis, 1999, 31(2-3): 111-127.
- [22] FRANGAKIS A S, HEGERL R. Noise reduction in electron tomographic reconstructions using nonlinear anisotropic diffusion [J]. J Struct Biol, 2001, 135(3): 239-250.

(编辑:黄开颜)