



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 104574319 B

(45)授权公告日 2017.10.13

(21)申请号 201510033617.8

(22)申请日 2015.01.22

(65)同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 104574319 A

(43)申请公布日 2015.04.29

(73)专利权人 深圳大学

地址 518060 广东省深圳市南山区南海大道3688号

(72)发明人 杨烜 裴继红 史景利

(74)专利代理机构 深圳市恒申知识产权事务所
(普通合伙) 44312

代理人 陈健

(51)Int.Cl.

G06T 5/00(2006.01)

(56)对比文件

CN 102254097 A, 2011.11.23,

CN 101116103 A, 2008.01.30,

范新南 等.基于匀光处理的自适应裂缝分割与提取算法.《科学技术与工程》.2014,第14卷(第7期),第72-77页.

秦菁.张量投票算法及其应用.《中国优秀硕士学位论文全文数据库 基础科学辑》.2008,(第11期),第A002-301页.

Rashindra Manniesing et al.Vessel Enhancing diffusion:A scale space representation of Vessel structures.《Medical Image Analysis》.2006,第10卷(第6期),第815-825页.

审查员 薛双双

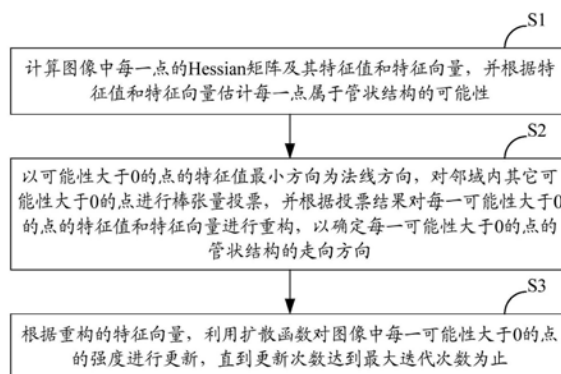
权利要求书3页 说明书6页 附图3页

(54)发明名称

一种肺部CT图像的血管增强方法及系统

(57)摘要

本发明属于图像处理领域,提供了一种肺部CT图像的血管增强方法及系统。该方法及系统是对Vessel Enhancing Diffusion(VED)算法进行了改进,在估计出每一点属于管状结构的可能性之后,通过棒张量投票,对特征点和特征向量进行了重构,之后再利用扩散函数进行图像增强。相对于VED算法,由于利用了邻域的张量方向,对血管壁的血管走向进行了棒张量投票,从而纠正了血管壁周围的张量方向并重构了新的张量方向,利用重构的张量方向可以较好地减少血管强度沿血管切面的扩散,同时增强沿血管方向的扩散,达到抑制噪声,增强血管特征的效果,解决了VED算法存在的管状结构边缘特征方向杂乱引起的增强效果失真的问题。



1. 一种肺部CT图像的血管增强方法,其特征在于,所述方法包括以下步骤:

计算图像中每一点的Hessian矩阵及其特征值和特征向量,并根据特征值和特征向量估计每一点属于管状结构的可能性;

以可能性大于0的点的特征值最小方向为法线方向,对邻域内其它可能性大于0的点进行棒张量投票,并根据投票结果对每一可能性大于0的点的特征值和特征向量进行重构,以确定所述每一可能性大于0的点的管状结构的走向方向;

根据重构的特征向量,利用扩散函数对所述图像中所述每一可能性大于0的点的强度进行更新,直到更新次数达到最大迭代次数为止;

其中,所述以可能性大于0的点的特征值最小方向为法线方向,对邻域内其它可能性大于0的点进行棒张量投票的步骤包括以下步骤:

以每一可能性大于0的点为投票点、以对应投票点的特征值最小的方向为法线方向,以邻域内其它可能性大于0的点为票数接收点进行棒张量投票;

其中,对票数接收点R处接收到的票数Stick(l, θ, π)进行累加,累加的过程包括张量大小和方向的累加,记 $T'_R(x, y, z)$ 为所述票数接收点R接收到的累加张量,对所述累加张量进行特征分解:

$$T'_R(x, y, z) = \lambda'_1 \overrightarrow{e'_1} \overrightarrow{e'^T_1} + \lambda'_2 \overrightarrow{e'_2} \overrightarrow{e'^T_2} + \lambda'_3 \overrightarrow{e'_3} \overrightarrow{e'^T_3}$$

其中 $\lambda'_3, \lambda'_2, \lambda'_1$ 为 $T'_R(x, y, z)$ 的特征值,且 $|\lambda'_3| \leq |\lambda'_2| \leq |\lambda'_1|$, $\overrightarrow{e'_1}, \overrightarrow{e'_2}, \overrightarrow{e'_3}$ 为投票结束后所述累加张量 $T'_R(x, y, z)$ 的特征向量,即重构后的特征向量,其中最大特征值 λ'_1 对应的特征向量 $\overrightarrow{e'_1}$ 的方向即为扩散方向。

2. 如权利要求1所述的肺部CT图像的血管增强方法,其特征在于,所述计算图像中每一点的Hessian矩阵及其特征值和特征向量,并根据特征值和特征向量估计每一点属于管状结构的可能性的步骤包括以下步骤:

利用多尺度高斯函数对图像进行平滑;

在每一尺度下,根据平滑结果计算图像中每一点的Hessian矩阵;

对所述每一点的Hessian矩阵进行特征值分解,得到三个特征值以及与三个特征值分别一一对应的特征向量;

根据每一点的特征值和特征向量,估计每一点在每一尺度下属于管状结构的可能性;

取每一点在不同尺度下的可能性的最大值作为每一点属于管状结构的可能性的最终值。

3. 如权利要求2所述的肺部CT图像的血管增强方法,其特征在于,若尺度为 σ 的三维高斯函数为 $G(x, y, z; \sigma)$,所述图像为 $I(x, y, z)$,所述图像为 $I(x, y, z)$ 在所述尺度 σ 下的平滑结果为 $I_\sigma(x, y, z)$,则所述利用多尺度高斯函数对图像进行平滑的表示为:

$$I_\sigma(x, y, z) = I(x, y, z) \otimes G(x, y, z; \sigma), \text{ 其中, } G(x, y, z; \sigma) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi}\sigma)^3} e^{-\frac{x^2+y^2+z^2}{2\sigma^2}};$$

若所述尺度 σ 下,所述图像中点 (x, y, z) 处的Hessian矩阵为 $H_\sigma(x, y, z)$,则所述在每一尺度下,根据平滑结果计算图像中每一点的Hessian矩阵的表示为:

$$H_{\sigma}(x, y, z) = \begin{bmatrix} \frac{\partial I_{\sigma}^2(x, y, z)}{\partial x^2} & \frac{\partial I_{\sigma}^2(x, y, z)}{\partial x \partial y} & \frac{\partial I_{\sigma}^2(x, y, z)}{\partial x \partial z} \\ \frac{\partial I_{\sigma}^2(x, y, z)}{\partial x \partial y} & \frac{\partial I_{\sigma}^2(x, y, z)}{\partial y^2} & \frac{\partial I_{\sigma}^2(x, y, z)}{\partial y \partial z} \\ \frac{\partial I_{\sigma}^2(x, y, z)}{\partial x \partial z} & \frac{\partial I_{\sigma}^2(x, y, z)}{\partial y \partial z} & \frac{\partial I_{\sigma}^2(x, y, z)}{\partial z^2} \end{bmatrix};$$

若所述尺度 σ 下,所述图像中点 (x, y, z) 对应的三个特征值为 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$,且满足 $|\lambda_1| \leq |\lambda_2| \leq |\lambda_3|$,所述点 (x, y, z) 属于管状结构的可能性为 $V_s(\sigma)$,则所述根据每一点的特征值和特征向量,估计每一点在每一尺度下属于管状结构的可能性的表示为:

$$V_s(\sigma) = \begin{cases} 0 & \lambda_2 > 0 \text{ or } \lambda_3 > 0 \\ (1 - e^{-\frac{R_A^2}{2\alpha^2}}) \cdot e^{-\frac{R_B^2}{2\beta^2}} \cdot (1 - e^{-\frac{S^2}{2\gamma^2}}) \cdot e^{-\frac{2\text{Coeff}^2}{|\lambda_2|\lambda_3^2}} & \text{otherwise} \end{cases}$$

其中, $R_A = \frac{|\lambda_2|}{|\lambda_3|}$, $R_B = \frac{|\lambda_1|}{\sqrt{|\lambda_2|\lambda_3|}}$, $S = \sqrt{\lambda_1^2 + \lambda_2^2 + \lambda_3^2}$, Coeff为一常数, α 是常数且 $0 < \alpha < 1$, β 是常数且 $0 < \beta < 1$, γ 是设定的常数;

取每一点在不同尺度下的可能性的最大值作为每一点属于管状结构的可能性的最终值,假设所述可能性的最终值记为 V ,则有: $V = \max_{\sigma_{\min} \leq \sigma \leq \sigma_{\max}} V_s(\sigma)$, 其中, $\sigma_{\min}, \sigma_{\max}$ 分别是最小尺度和最大尺度。

4. 如权利要求1所述的肺部CT图像的血管增强方法,其特征不在于,若所述图像中可能性大于0的点 (x, y, z) 对应的三个特征值为 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$,且满足 $|\lambda_1| \leq |\lambda_2| \leq |\lambda_3|$,对应的特征向量为 $\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3$,以所述点 (x, y, z) 的特征值最小的方向为法线方向,其邻域内可能性大于0的点 R 为票数接收点,则所述点 (x, y, z) 向所述点 R 投出的票数为包含方向和强度的棒张量 $\text{Stick}(l, \theta, \pi)$, 且满足:

$$\text{Stick}(l, \theta, \pi) = (\lambda_3 - \lambda_2) DF(s, k, \sigma) \begin{bmatrix} -\sin(2\theta) \\ \cos(2\theta) \\ 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -\sin(2\theta) & \cos(2\theta) & 0 \end{bmatrix}$$

其中, $DF(s, k, \sigma) = e^{-\frac{s^2 + ck^2}{\sigma^2}}$ 为显著性衰减函数, 且 $s = \frac{\theta l}{\sin \theta}$, $k = \frac{2 \sin \theta}{l}$, θ 为点 (x, y, z) 与点 R 的连线 l 与 $\vec{e}_2, \vec{e}_3$ 张成的平面的夹角, s 为连线 l 的弧长, σ 指定了投票的尺度范围, 决定了投票窗口的大小, c 为尺度范围 σ 的函数, 且满足: $c = \frac{-16 \log(0.1) \times (\sigma - 1)}{\pi^2}$ 。

5. 如权利要求1所述的肺部CT图像的血管增强方法,其特征不在于,所述扩散函数为 $V_t = \frac{\partial V}{\partial t} = \nabla \cdot (D \nabla V)$, 其中, V_t 是扩散后的血管强度, t 是扩散时间, ∇ 是散度算子, V 是所述图像中点 (x, y, z) 属于管状结构的可能性, D 是扩散张量, 且满足:

$$D = \begin{bmatrix} \vec{e}_1 & \vec{e}_2 & \vec{e}_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda_1'' & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2'' & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_3'' \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \vec{e}_1 & \vec{e}_2 & \vec{e}_3 \end{bmatrix}^T$$

$$\lambda_1'' = 1 + (\omega - 1)V^{\frac{1}{L}}$$

$$\lambda_2'' = \lambda_3'' = 1 + (\varepsilon - 1)V^{\frac{1}{L}}$$

其中, $\overrightarrow{e'_1}, \overrightarrow{e'_2}, \overrightarrow{e'_3}$ 为重构的特征向量, ω 为一参数, 用以表明各向异性扩散的强度; ε 为一参数, 用以保证扩散张量 D 是一个正定矩阵, ω 大于 ε ; L 为一参数, 用以控制扩散函数对血管影响的敏感性。

6. 一种肺部CT图像的血管增强系统, 其特征在于, 所述系统包括:

计算模块, 用于计算图像中每一点的Hessian矩阵及其特征值和特征向量, 并根据特征值和特征向量估计每一点属于管状结构的可能性;

重构模块, 用于以可能性大于0的点的特征值最小方向为法线方向, 对邻域内其它可能性大于0的点进行棒张量投票, 并根据投票结果对每一可能性大于0的点的特征值和特征向量进行重构, 以确定所述每一可能性大于0的点的管状结构的走向方向;

扩散模块, 用于根据重构的特征向量, 利用扩散函数对图像中所述每一可能性大于0的点的强度进行更新, 直到更新次数达到最大迭代次数为止;

其中, 所述重构模块包括:

投票子模块, 用于以每一可能性大于0的点为投票点、以对应投票点的特征值最小方向为法线方向, 以邻域内其它可能性大于0的点为票数接收点进行棒张量投票;

重构子模块, 用于根据投票结果对所述每一可能性大于0的点的特征值和特征向量进行重构, 以确定所述每一可能性大于0的点的管状结构的走向方向;

其中, 对票数接收点 R 处接收到的票数 $Stick(1, \theta, \pi)$ 进行累加, 累加的过程包括张量大小和方向的累加, 记 $T'_R(x, y, z)$ 为所述票数接收点 R 接收到的累加张量, 对所述累加张量进行特征分解:

$$T'_R(x, y, z) = \lambda'_1 \overrightarrow{e'_1} \overrightarrow{e'^T_1} + \lambda'_2 \overrightarrow{e'_2} \overrightarrow{e'^T_2} + \lambda'_3 \overrightarrow{e'_3} \overrightarrow{e'^T_3}$$

其中 $\lambda'_3, \lambda'_2, \lambda'_1$ 为 $T'_R(x, y, z)$ 的特征值, 且 $|\lambda'_3| \leq |\lambda'_2| \leq |\lambda'_1|$, $\overrightarrow{e'_1}, \overrightarrow{e'_2}, \overrightarrow{e'_3}$ 为投票结束后所述累加张量 $T'_R(x, y, z)$ 的特征向量, 即重构后的特征向量, 其中最大特征值 λ'_1 对应的特征向量 $\overrightarrow{e'_1}$ 方向即为扩散方向。

7. 如权利要求6所述的肺部CT图像的血管增强系统, 其特征在于, 所述计算模块包括:

平滑子模块, 用于利用多尺度高斯函数对图像进行平滑;

第一计算子模块, 用于在每一尺度下, 根据平滑结果计算图像中每一点的Hessian矩阵;

第二计算子模块, 用于对所述每一点的Hessian矩阵进行特征值分解, 得到三个特征值以及三个特征值分别一一对应的特征向量;

估算子模块, 用于根据每一点的特征值和特征向量, 估计每一点在每一尺度下属于管状结构的可能性;

取值子模块, 用于取每一点在不同尺度下的可能性的最大值作为每一点属于管状结构的可能性的最终值。

一种肺部CT图像的血管增强方法及系统

技术领域

[0001] 本发明属于图像处理领域,尤其涉及一种肺部CT图像的血管增强方法及系统。

背景技术

[0002] CT图像是对人体某一部分的扫描图像,可以对血管、肿瘤等组织成像,辅助医生及时选择合理治疗方法。对于肺部CT图像,由于其中存在大量管状结构的组织(如支气管、血管等),为了突出这些管状结构,抑制背景噪声,帮助肺部疾病的诊断,需要通过图像增强技术对其进行增强。

[0003] 现有技术提出了多种肺部CT图像的血管增强方法。其中,基于海森(Hessian)矩阵的多尺度血管增强算法是常用的一类方法。该类方法利用Hessian矩阵的特征值和特征向量区分血管与背景,利用二阶导数提取局部几何特征。在所有基于Hessian矩阵的多尺度血管增强算法中,Frangi算法考虑了全部特征值并且对血管检测作出了几何解释,该方法可以检测不同尺度下的绝大多数血管,得到了相当广泛的应用。但是,Frangi算法对噪声比较敏感,在增强后会出现大量分散噪声,另外,由于该算法只对线性结构有响应,对其它结构有抑制作用,例如在血管交叉处会得到较小响应,造成血管断裂现象。

[0004] 血管增强扩散(Vessel Enhancing Diffusion,VED)算法从两个方面对Frangi算法进行了改进。首先,VED算法在Frangi算法的血管函数中增加了平滑因子,使其可以降低对噪声的影响,从而变得平滑连续;其次,VED算法对检测到的管状结构进行了扩散,进而弥补了Frangi算法检测到的血管出现断裂的缺陷。

[0005] 然而,虽然VED算法在一定程度上解决了Frangi算法出现的噪声和断裂问题,但是,由于噪声的存在,血管壁的扩散方向并不像血管中间部位一样与血管走向一致,而是受周围噪音的干扰,出现扩散方向杂乱的现象,这种杂乱的扩散方向导致血管可能会向血管切面方向扩散,使扩散后的血管粗于原来血管,造成血管增强的效果失真。

发明内容

[0006] 本发明的目的在于提供一种肺部CT图像的血管增强方法,旨在解决现有技术提出的VED算法由于噪声的存在,使其在血管壁处的扩散方向杂乱,造成血管增强效果失真的问题。

[0007] 本发明是这样实现的,一种肺部CT图像的血管增强方法,所述方法包括以下步骤:

[0008] 计算图像中每一点的Hessian矩阵及其特征值和特征向量,并根据特征值和特征向量估计每一点属于管状结构的可能性;

[0009] 以可能性大于0的点的特征值最小方向为法线方向,对其邻域内其它可能性大于0的点进行棒张量投票,并根据投票结果对每一可能性大于0的点的特征值和特征向量进行重构,以确定所述每一可能性大于0的点的管状结构的走向方向;

[0010] 根据重构的特征向量,利用扩散函数对所述图像中所述每一可能性大于0的点的强度进行更新,直到更新次数达到最大迭代次数为止。

[0011] 本发明的另一目的在于提供一种肺部CT图像的血管增强系统,所述系统包括:

[0012] 计算模块,用于计算图像中每一点的Hessian矩阵及其特征值和特征向量,并根据特征值和特征向量估计每一点属于管状结构的可能性;

[0013] 重构模块,用于以可能性大于0的点的特征值最小方向为法线方向,对邻域内其它可能性大于0的点进行棒张量投票,并根据投票结果对每一可能性大于0的点的特征值和特征向量进行重构,以确定所述每一可能性大于0的点的管状结构的走向方向;

[0014] 扩散模块,用于根据重构的特征向量,利用扩散函数对图像中所述每一可能性大于0的点的强度进行更新,直到更新次数达到最大迭代次数为止。

[0015] 本发明提出的肺部CT图像的血管增强方法及系统是对VED算法进行了改进,在估计出每一点属于管状结构的可能性之后,通过棒张量投票,对特征值和特征向量进行了重构,之后再利用扩散函数进行图像增强。相对于VED算法,由于利用了邻域的张量方向,对血管壁的血管走向进行了棒张量投票,从而纠正了血管壁周围的张量方向并重构了新的张量方向,利用重构的张量方向可以较好地减少血管强度沿血管切面的扩散,同时增强沿血管方向的扩散,达到抑制噪声,增强血管特征的效果,解决了VED算法存在的管状结构边缘特征方向杂乱引起的增强效果失真的问题。

附图说明

[0016] 图1是本发明实施例提供的肺部CT图像的血管增强方法的流程图;

[0017] 图2是本发明实施例中,得到每一点属于管状结构的可能性的详细流程图;

[0018] 图3是本发明实施例中,对特征值和特征向量进行重构的详细流程图;

[0019] 图4是本发明实施例提供的肺部CT图像的血管增强系统的结构图;

[0020] 图5是图4中计算模块的结构图;

[0021] 图6是图4中重构模块的结构图。

具体实施方式

[0022] 为了使本发明的目的、技术方案及优点更加清楚明白,以下结合附图及实施例,对本发明进行进一步详细说明。应当理解,此处所描述的具体实施例仅仅用以解释本发明,并不用于限定本发明。

[0023] 为解决VED算法受噪声影响而在血管壁处出现扩散杂乱的现象,本发明提出的肺部CT图像的血管增强方法及系统是对VED算法进行的改进,在估计出每一点属于管状结构的可能性之后,通过棒张量投票,对特征值和特征向量进行了重构,之后再利用扩散函数进行图像增强。

[0024] 图1示出了本发明实施例提供的肺部CT图像的血管增强方法的流程,包括以下步骤:

[0025] S1:计算图像中每一点的Hessian矩阵及其特征值和特征向量,并根据特征值和特征向量估计每一点属于管状结构的可能性。

[0026] 进一步地,如图2所示,步骤S1又可包括以下步骤:

[0027] S11:利用多尺度高斯函数对图像进行平滑。

[0028] 假设 $G(x, y, z; \sigma)$ 为尺度为 σ 的三维高斯函数,则图像 $I(x, y, z)$ 在尺度 σ 下的平滑结果 I_σ 。

(x, y, z) 表示为: $I_\sigma(x, y, z) = I(x, y, z) \otimes G(x, y, z; \sigma)$, 其中, $G(x, y, z; \sigma) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi}\sigma)^3} e^{-\frac{x^2+y^2+z^2}{2\sigma^2}}$ 。

[0029] S12: 在每一尺度下, 根据平滑结果计算图像中每一点的Hessian矩阵。

[0030] 假设尺度 σ 下, 图像中点 (x, y, z) 处的Hessian矩阵为 $H_\sigma(x, y, z)$, 则其表示为:

$$[0031] \quad H_\sigma(x, y, z) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 I_\sigma(x, y, z)}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 I_\sigma(x, y, z)}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 I_\sigma(x, y, z)}{\partial x \partial z} \\ \frac{\partial^2 I_\sigma(x, y, z)}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 I_\sigma(x, y, z)}{\partial y^2} & \frac{\partial^2 I_\sigma(x, y, z)}{\partial y \partial z} \\ \frac{\partial^2 I_\sigma(x, y, z)}{\partial x \partial z} & \frac{\partial^2 I_\sigma(x, y, z)}{\partial y \partial z} & \frac{\partial^2 I_\sigma(x, y, z)}{\partial z^2} \end{bmatrix}$$

[0032] S13: 对每一点的Hessian矩阵进行特征值分解, 得到三个特征值以及与三个特征值分别一一对应的特征向量。

[0033] 本发明实施例中, 对于Hessian矩阵 $H_\sigma(x, y, z)$ 进行分解后得到的三个特征值记为 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$, 且满足 $|\lambda_1| \leq |\lambda_2| \leq |\lambda_3|$; 与三个特征值分别一一对应的三个特征向量记为 $\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3$ 。

[0034] Hessian矩阵的特征值和特征向量可以描述管状结构的几何特征。具体来说, 对于属于管状结构上的点, 其沿着血管走向的特征向量对应的特征值为三个特征值中较小的一个; 而沿与血管走向垂直的切面方向的其余两个特征向量张成一个平面, 且其余两个特征向量对应的特征值大小相近, 并为三个特征值中较大的两个, 即满足 $|\lambda_3| \approx |\lambda_2| \gg |\lambda_1| \approx 0$ 。

[0035] S14: 根据每一点的特征值和特征向量, 估计对应点在每一尺度下属于管状结构的可能性。

[0036] 假设尺度 σ 下, 图像中点 (x, y, z) 对应的三个特征值满足 $|\lambda_1| \leq |\lambda_2| \leq |\lambda_3|$, 点 (x, y, z) 属于管状结构的可能性为 $V_s(\sigma)$, 则满足:

$$[0037] \quad V_s(\sigma) = \begin{cases} 0 & \lambda_2 > 0 \text{ or } \lambda_3 > 0 \\ (1 - e^{-\frac{R_A^2}{2\alpha^2}}) \cdot e^{-\frac{R_B^2}{2\beta^2}} \cdot (1 - e^{-\frac{S^2}{2\gamma^2}}) \cdot e^{-\frac{2\text{Coeff}^2}{|\lambda_2|\lambda_3^2}} & \text{otherwise} \end{cases}$$

[0038] 其中, $R_A = \frac{|\lambda_2|}{|\lambda_3|}$, $R_B = \frac{|\lambda_1|}{\sqrt{|\lambda_2|\lambda_3|}}$, $S = \sqrt{\lambda_1^2 + \lambda_2^2 + \lambda_3^2}$, Coeff是一个常数, α 是常数且

$0 < \alpha < 1$, 一般可取0.5, β 是常数且 $0 < \beta < 1$, 一般可取0.5, γ 是设定的常数。

[0039] S15: 取每一点在不同尺度下的可能性的最大值作为对应点属于管状结构的可能性的最终值。

[0040] 假设该可能性的最终值记为 V , 则有: $V = \max_{\sigma_{\min} \leq \sigma \leq \sigma_{\max}} V_s(\sigma)$, 其中, $\sigma_{\min}, \sigma_{\max}$ 分别是最小尺度和最大尺度。

[0041] S2: 以可能性大于0的点的特征值最小方向为法线方向, 对其邻域内其它可能性大于0的点进行棒张量投票, 并根据投票结果对每一可能性大于0的点的特征值和特征向量进行重构, 以确定每一可能性大于0的点的管状结构的走向方向。

[0042] 进一步地,如图3所示,步骤S2又可包括以下步骤:

[0043] S21:以每一可能性大于0的点为投票点、以对应投票点的特征值最小方向为法线方向,对其邻域内其它可能性大于0的点为票数接收点进行棒张量投票。

[0044] 假设可能性大于0的点 (x, y, z) 对应的三个特征值满足 $|\lambda_1| \leq |\lambda_2| \leq |\lambda_3|$, 特征向量为 $\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3$, 棒张量为 S , 板张量为 P , 球张量为 B , 则点 (x, y, z) 在对应尺度下的Hessian矩阵为 H 可分解为棒张量、板张量和球张量之和, 即有: $H = (\lambda_3 - \lambda_2) S + (\lambda_2 - \lambda_1) P + \lambda_1 B$, 其中, $S = \vec{e}_3 \vec{e}_3^T$, $P = (\vec{e}_3 \vec{e}_3^T + \vec{e}_2 \vec{e}_2^T)$, $B = (\vec{e}_3 \vec{e}_3^T + \vec{e}_2 \vec{e}_2^T + \vec{e}_1 \vec{e}_1^T)$, $(\lambda_3 - \lambda_2)$ 表示曲面显示性。

[0045] 在本发明实施例中,假设可能性大于0的点 (x, y, z) 为投票点,以点 (x, y, z) 的特征值最小的方向 $\vec{e}_1$ 为法线方向,对邻域内其他可能性大于0的点 R 进行投票, R 为票数接收点,则点 (x, y, z) 向点 R 投出的票数为包含方向和强度的棒张量 $Stick(l, \theta, \pi)$, 且满足:

$$[0046] \quad Stick(l, \theta, \pi) = (\lambda_3 - \lambda_2) DF(s, k, \sigma) \begin{bmatrix} -\sin(2\theta) \\ \cos(2\theta) \\ 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -\sin(2\theta) & \cos(2\theta) & 0 \end{bmatrix}$$

[0047] 其中, $DF(s, k, \sigma) = e^{-\frac{s^2 + ck^2}{\sigma^2}}$ 为显著性衰减函数, 且 $s = \frac{\theta l}{\sin \theta}$, $k = \frac{2 \sin \theta}{l}$, θ 为点 (x, y, z) 与点 R 的连线 l 与 $\vec{e}_2, \vec{e}_3$ 张成的平面的夹角, $\vec{e}_2, \vec{e}_3$ 张成的平面的法线方向为 $\vec{e}_1$, s 为连线 l 的弧长, σ 指定了投票的尺度范围, 决定了投票窗口的大小, c 为尺度范围 σ 的函数, 用于制约曲率的退化程度, 且满足: $c = \frac{-16 \log(0.1) \times (\sigma - 1)}{\pi^2}$ 。

[0048] 本发明实施例中,通过以最小特征值对应特征向量为法线方向,又加上一个棒张量显著性 $(\lambda_3 - \lambda_2)$ 作为权重,进行棒张量投票。投票结束后,图像中的每一可能性大于0的都会获得周围邻域内其他点的投票累加。

[0049] S22:根据投票结果对每一可能性大于0的点的特征值和特征向量进行重构,以确定每一可能性大于0的点的管状结构的走向方向。

[0050] 本发明实施例中,对票数接收点 R 处接收到的票数 $Stick(l, \theta, \pi)$ 进行累加,累加的过程包括张量大小和方向的累加,记 $T'_R(x, y, z)$ 为接收点接收到的累加张量,对其进行特征分解:

$$[0051] \quad T'_R(x, y, z) = \lambda'_1 \vec{e}'_1 \vec{e}'_1^T + \lambda'_2 \vec{e}'_2 \vec{e}'_2^T + \lambda'_3 \vec{e}'_3 \vec{e}'_3^T$$

[0052] 其中 $|\lambda'_3| \leq |\lambda'_2| \leq |\lambda'_1|$ 为 $T'_R(x, y, z)$ 的特征值, $\vec{e}'_1, \vec{e}'_2, \vec{e}'_3$ 为投票结束后累加张量 $T'_R(x, y, z)$ 的特征向量,该三个新特征向量分别对应特征值最小、次小、最大的特征值,此时所得的特征向量的方向 $\vec{e}'_1$ 即是对原图扩散方向的纠正方向。

[0053] S3:根据重构的特征向量,利用扩散函数对图像中每一可能性大于0的点的强度进行更新,直到更新次数达到最大迭代次数为止。

[0054] 本发明实施例中,利用VED算法对图中管状结构的可能性进行扩散,扩散函数表示为: $V_t = \frac{\partial V}{\partial t} = \nabla \cdot (D \nabla V)$ 。其中, V_t 是扩散后的血管强度, t 是扩散时间, $\nabla \cdot$ 是散度算子, D 是扩

散张量,且满足:

$$[0055] \quad D = \begin{bmatrix} \vec{e}'_1 & \vec{e}'_2 & \vec{e}'_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda_1'' & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2'' & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_3'' \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \vec{e}'_1 & \vec{e}'_2 & \vec{e}'_3 \end{bmatrix}^T$$

$$[0056] \quad \lambda_1'' = 1 + (\omega - 1)V^{\frac{1}{L}}$$

$$[0057] \quad \lambda_2'' = \lambda_3'' = 1 + (\varepsilon - 1)V^{\frac{1}{L}}$$

[0058] 其中, $\vec{e}'_1, \vec{e}'_2, \vec{e}'_3$ 为重构的特征向量,即步骤S22中投票结束后累加张量 $T'_R(x, y, z)$ 的特征向量, ω 为一参数,用以表明各向异性扩散的强度,可取 $\omega = 5$, ε 为一参数,用以保证扩散张量 D 是一个正定矩阵,可取 $\varepsilon = 0.01$, L 为一参数,用以控制扩散函数对血管影响的敏感性,可取 $L = 2$ 。

[0059] 图4示出了本发明实施例提供的肺部CT图像的血管增强系统的结构,为了便于说明,仅示出了与本发明实施例相关的部分,该系统可以是内置于其它各类图像变换系统中的硬件单元、软件单元或软硬件单元的结合。

[0060] 具体地,本发明实施例提供的肺部CT图像的血管增强系统包括:计算模块1,用于计算图像中每一点的Hessian矩阵及其特征值和特征向量,并根据特征值和特征向量估计每一点属于管状结构的可能性;重构模块2,用于以可能性大于0的点的特征值最小方向为法线方向,对邻域内可能性大于0的点进行棒张量投票,并根据投票结果对每一可能性大于0的点的特征值和特征向量进行重构,以确定每一可能性大于0的点的管状结构的走向方向;扩散模块3,用于根据重构的特征向量,利用扩散函数对图像中每一可能性大于0的点的强度进行更新,直到更新次数达到最大迭代次数为止。

[0061] 进一步地,如图5所示,计算模块1可包括:平滑子模块11,用于利用多尺度高斯函数对图像进行平滑;第一计算子模块12,用于在每一尺度下,根据平滑结果计算图像中每一点的Hessian矩阵;第二计算子模块13,用于对每一点的Hessian矩阵进行特征值分解,得到三个特征值以及与三个特征值分别一一对应的特征向量;估算子模块14,用于根据每一点的特征值和特征向量,估计每一点在每一尺度下属于管状结构的可能性;取值子模块15,用于取每一点在不同尺度下的可能性的最大值作为每一点属于管状结构的可能性的最终值。其中,每一子模块的详细执行流程对应如上步骤S11至S15所述,不赘述。

[0062] 进一步地,如图6所示,重构模块2可包括:投票子模块21,用于以每一可能性大于0的点为投票点、对其它可能性大于0的点为票数接收点进行棒张量投票;重构子模块22,用于根据投票结果对每一可能性大于0的点接收的累加张量的特征值和特征向量进行重构,以确定每一可能性大于0的点的管状结构的走向方向。其中,每一子模块的详细执行流程对应如上步骤S21至S22所述,不赘述。

[0063] 综上所述,本发明实施例提出的肺部CT图像的血管增强方法及系统是对VED算法进行了改进,在估计出每一点属于管状结构的可能性之后,通过棒张量投票,对特征值和特征向量进行了重构,之后再利用扩散函数进行图像增强。相对于VED算法,由于利用了邻域的张量方向,对血管壁的血管走向进行了棒张量投票,从而纠正了血管壁周围的张量方向并重构了新的张量方向,利用重构的张量方向可以较好地减少血管强度沿血管切面的扩

散,同时增强沿血管方向的扩散,达到抑制噪声,增强血管特征的效果,解决了VED算法存在的管状结构边缘特征方向杂乱引起的增强效果失真的问题。

[0064] 本领域普通技术人员可以理解实现上述实施例方法中的全部或部分步骤是可以通程序来控制相关的硬件完成,所述的程序可以在存储于一计算机可读取存储介质中,所述的存储介质,如ROM/RAM、磁盘、光盘等。

[0065] 以上所述仅为本发明的较佳实施例而已,并不用以限制本发明,凡在本发明的精神和原则之内所作的任何修改、等同替换和改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

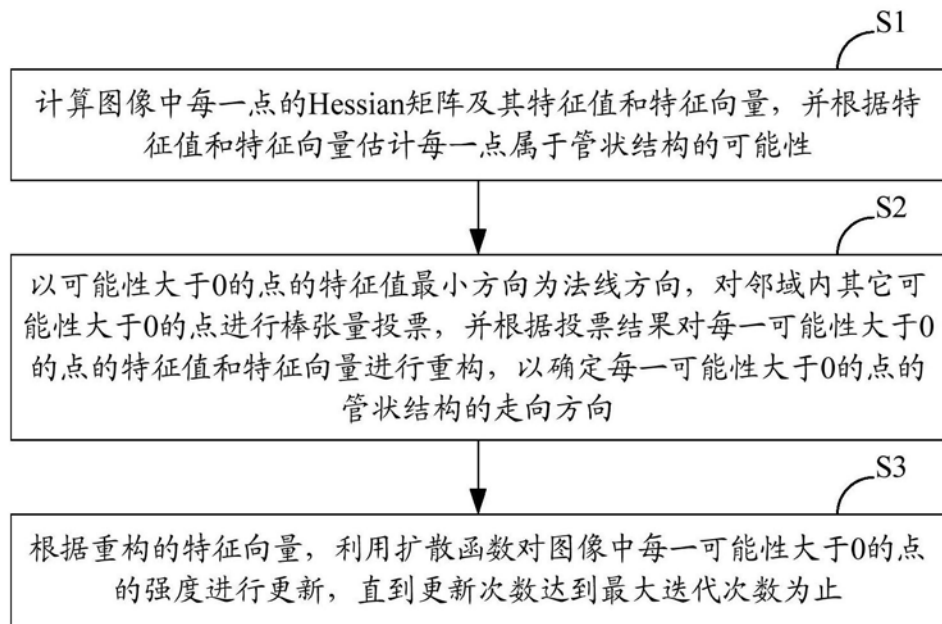


图1

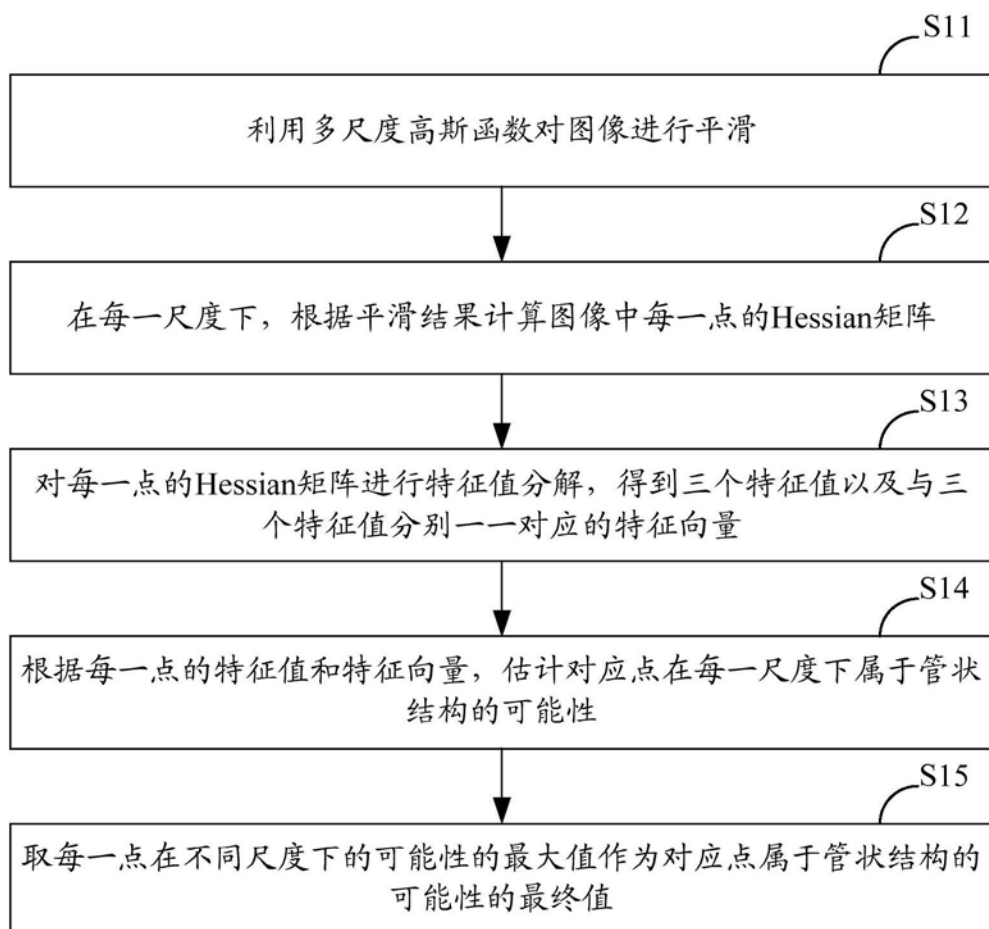


图2

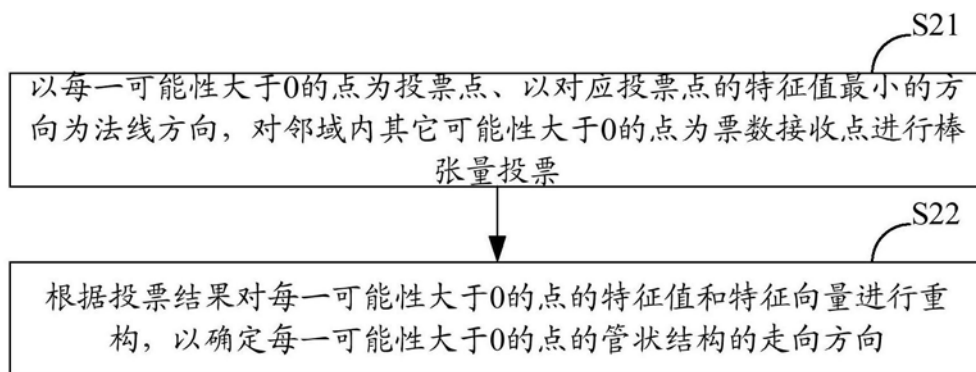


图3

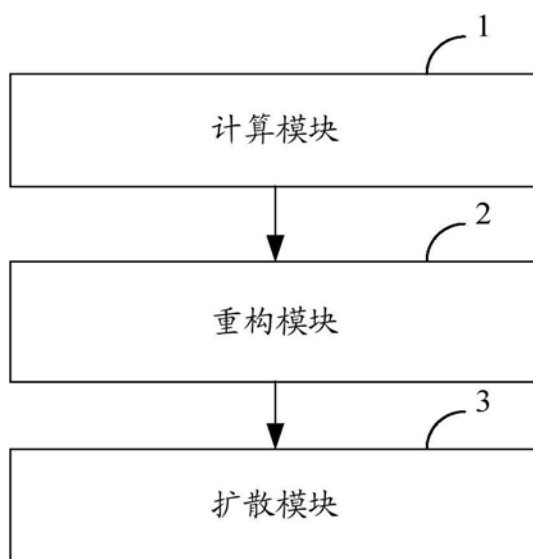


图4

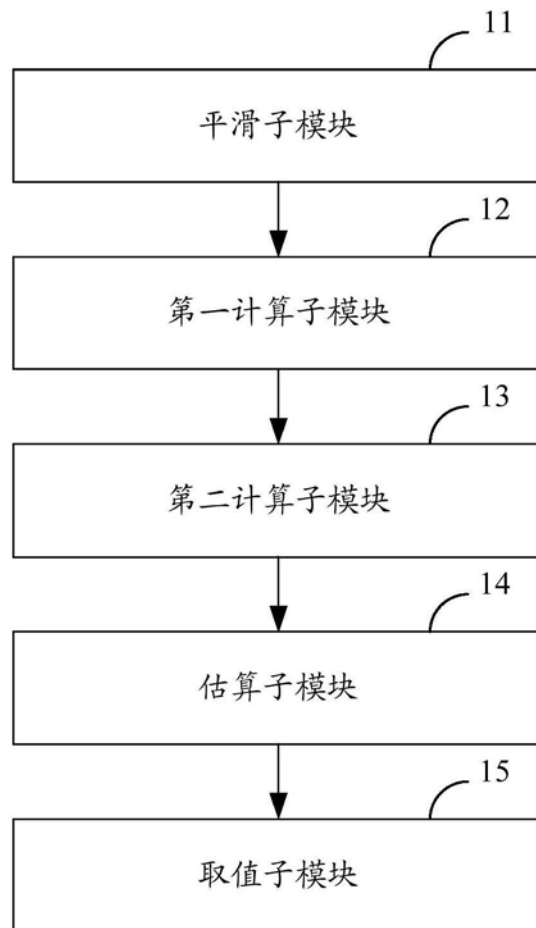


图5

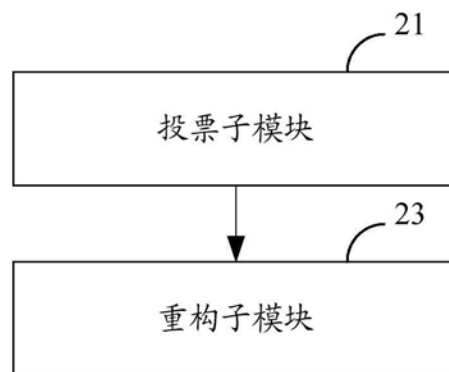


图6