



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 119564343 A

(43) 申请公布日 2025. 03. 07

(21) 申请号 202411761971.8

A61B 5/294 (2021.01)

(22) 申请日 2024.12.03

(71) 申请人 上海交通大学

地址 200240 上海市闵行区东川路800号

申请人 上海馥逸医疗科技有限公司

(72) 发明人 杨广中 郭遥 柳宇轩 罗雅婷
刘宁

(74) 专利代理机构 上海汉声知识产权代理有限公司 31236

专利代理师 胡晶

(51) Int. Cl.

A61B 34/10 (2016.01)

A61B 34/20 (2016.01)

A61B 5/00 (2006.01)

A61B 5/293 (2021.01)

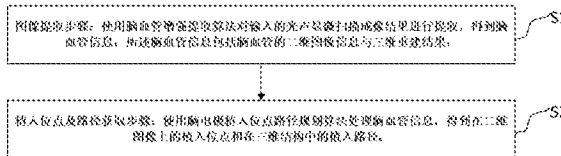
权利要求书2页 说明书7页 附图1页

(54) 发明名称

光声显微成像脑电极植入位点及其路径规划的方法及系统

(57) 摘要

本发明提供了一种光声显微成像脑电极植入位点及其路径规划的方法及系统,方法包括:图像提取步骤:使用脑血管增强提取算法对输入的光声显微扫描成像结果进行提取,得到脑血管信息;所述脑血管信息包括脑血管的二维图像信息与三维重建结果;植入位点及路径获取步骤:使用脑电极植入位点路径规划算法处理脑血管信息,得到在二维图像上的植入位点和在三维结构中的植入路径。本发明通过采用脑血管增强提取算法,解决了光声扫描成像噪声大、成像质量差的问题,实现了对脑血管的精确提取与三维重建。



1. 一种光声显微成像脑电极植入位点及其路径规划的方法,其特征在于,包括:

图像提取步骤:使用脑血管增强提取算法对输入的光声显微扫描成像结果进行提取,得到脑血管信息;所述脑血管信息包括脑血管的二维图像信息与三维重建结果;

植入位点及路径获取步骤:使用脑电极植入位点路径规划算法处理脑血管信息,得到在二维图像上的植入位点和在三维结构中的植入路径。

2. 根据权利要求1所述的光声显微成像脑电极植入位点及其路径规划的方法,其特征在于,所述图像提取步骤包括:

步骤S1.1:使用已训练好的去噪模型对采集得到的光声显微图像去噪,提升信噪比;

步骤S1.2:使用已训练好的图像增强模型对光声显微图像进行增强,对成像模糊区域、分辨率未达到预设值的区域和成像变形区域进行矫正,提升光声显微图像的分辨率;

步骤S1.3:使用已训练好的血管分割模型对光声显微图像中的血管进行分割,移除背景和其他组织结构信息,得到脑血管的二维图像信息;

步骤S1.4:将光声显微成像的深度信息与脑血管的二维图像信息进行结合,反投影计算得到脑血管的三维重建结果。

3. 根据权利要求2所述的光声显微成像脑电极植入位点及其路径规划的方法,其特征在于,所述去噪模型包括深度神经网络,用于输入原始光声显微图像,输出去除噪声的信噪比光声显微图像;深度神经网络的训练基于有监督学习,且监督信息为去噪声和加噪声过程。

4. 根据权利要求2所述的光声显微成像脑电极植入位点及其路径规划的方法,其特征在于,所述图像增强模型包括深度神经网络,用于输入原始光声显微图像,输出增强分辨率后的光声显微图像;深度神经网络的训练基于有监督学习,且监督信息为原始高分辨率图像与降采样图像之间的恢复差异。

5. 根据权利要求2所述的光声显微成像脑电极植入位点及其路径规划的方法,其特征在于,所述血管分割模型包括深度神经网络,用于输入原始光声显微图像,输出血管区域对应的掩膜图;深度神经网络的训练基于有监督学习,且监督信息为血管的粗分割标注。

6. 根据权利要求2所述的光声显微成像脑电极植入位点及其路径规划的方法,其特征在于,所述植入点及路径获取步骤包括:

步骤S2.1:计算二维脑血管概率密度图获取植入位点;在二维图像平面中选择制定植入位点个数的起始点,使其满足两两之间的距离大于等于指定的相邻位点间最短距离,优化目标为使所有植入位点累计概率值的和最大,优化条件为保持两两位点间的距离大与等于相邻位点间最短距离;

步骤S2.2:计算三维脑血管概率密度图以获取植入路径;在三维空间中选择已确定植入位点为起点的植入方向,在指定植入深度的条件下,优化目标为使所有植入路径上累计概率值的和最大。

7. 一种光声显微成像脑电极植入位点及其路径规划的系统,其特征在于,包括:

图像提取模块:使用脑血管增强提取算法对输入的光声显微扫描成像结果进行提取,得到脑血管信息;所述脑血管信息包括脑血管的二维图像信息与三维重建结果;

植入位点及路径获取模块:使用脑电极植入位点路径规划算法处理脑血管信息,得到在二维图像上的植入位点和在三维结构中的植入路径。

8. 根据权利要求7所述的光声显微成像脑电极植入位点及其路径规划的系统, 其特征在于, 所述图像提取模块包括:

模块M1.1: 使用已训练好的去噪模型对采集得到的光声显微图像去噪, 提升信噪比;

模块M1.2: 使用已训练好的图像增强模型对光声显微图像进行增强, 对成像模糊区域、分辨率未达到预设值的区域和成像变形区域进行矫正, 提升光声显微图像的分辨率;

模块M1.3: 使用已训练好的血管分割模型对光声显微图像中的血管进行分割, 移除背景和其他组织结构信息, 得到脑血管的二维图像信息;

模块M1.4: 将光声显微成像的深度信息与脑血管的二维图像信息进行结合, 反投影计算得到脑血管的三维重建结果。

9. 根据权利要求8所述的光声显微成像脑电极植入位点及其路径规划的系统, 其特征在于, 所述去噪模型包括深度神经网络, 用于输入原始光声显微图像, 输出去除噪声的信噪比光声显微图像; 深度神经网络的训练基于有监督学习, 且监督信息为去噪声和加噪声过程。

10. 根据权利要求8所述的光声显微成像脑电极植入位点及其路径规划的系统, 其特征在于, 所述图像增强模型包括深度神经网络, 用于输入原始光声显微图像, 输出增强分辨率后的光声显微图像; 深度神经网络的训练基于有监督学习, 且监督信息为原始高分辨率图像与降采样图像之间的恢复差异。

光声显微成像脑电极植入位点及其路径规划的方法及系统

技术领域

[0001] 本发明涉及医学影像处理技术领域,具体地,涉及一种光声显微成像脑电极植入位点及其路径规划的方法及系统。

背景技术

[0002] 电极植入技术包括单针电极植入和多针电极植入(例如,每次植入两个电极或四个电极)。对比单针电极,多针电极通常能够获得更高质量的信号,是目前动物实验过程中常用的电极植入模式。在实际应用中,进行电极植入操作之前,往往需要合理规划电极的植入位置(或称为植入位点)。以脑部电极植入为例,对比头皮电极,植入在大脑皮层上的神经电极能够记录到具有更高信噪比的神经电生理信号,能够帮助研究人员更有效地理解大脑的活动变化。而大脑皮层具有大量的血管,如果植入位置规划不够准确,则可能会导致电极植入到血管区域,造成出血隐患。因此,确保规划得到的电极植入位点的准确性十分重要。

[0003] 光声显微扫描成像,是基于光声显微成像(PhotoAcoustic Microscopy,PAM)实现的术前成像结果,其分辨率可以达到十几到几十微米,能够对表层血管和深层血管进行成像,是一种新型的生物学医学成像手段,常用于血管等组织成像。在532nm的激光激发下,脑血管与周围脑组织具有较强的对比度,能够实现高对比度、高信噪比的脑血管成像。

[0004] 但光声扫描成像的噪声较大、成像质量也不尽如人意,这就可能导致在手术过程中造成出血,甚至对脑功能造成损伤。

[0005] 在公开号为CN116196097A的中国专利文献中,公开了一种电极植入位点规划方法及装置、可读存储介质、终端,所述方法包括:确定针对电极植入对象采集的原始图像;对所述原始图像进行图像分割,以确定非植入区域以及可植入区域;基于第一预设电极距离,在所述可植入区域内确定多个第一待选植入位点;对于每个第一待选植入位点,基于所述第一预设电极距离,确定该第一待选植入位点的初步配对点;基于第二预设电极距离,对各个第一待选植入位点及其初步配对点进行筛选,确定电极植入位点规划结果。该专利文献使用的是传统成像手段,空间分辨率低,无法对全部血管信息进行捕获,且只考虑了二维图像平面上的位点规划,没有考虑三维平面上的空间路径规划。

发明内容

[0006] 针对现有技术中的缺陷,本发明的目的是提供一种光声显微成像脑电极植入位点及其路径规划的方法及系统。

[0007] 根据本发明提供的一种光声显微成像脑电极植入位点及其路径规划的方法,包括:

[0008] 图像提取步骤:使用脑血管增强提取算法对输入的光声显微扫描成像结果进行提取,得到脑血管信息;所述脑血管信息包括脑血管的二维图像信息与三维重建结果;

[0009] 植入位点及路径获取步骤:使用脑电极植入位点路径规划算法处理脑血管信息,得到在二维图像上的植入位点和在三维结构中的植入路径。

[0010] 优选的,所述图像提取步骤包括:

[0011] 步骤S1.1:使用已训练好的去噪模型对采集得到的光声显微图像去噪,提升信噪比;

[0012] 步骤S1.2:使用已训练好的图像增强模型对光声显微图像进行增强,对成像模糊区域、分辨率未达到预设值的区域和成像变形区域进行矫正,提升光声显微图像的分辨率;

[0013] 步骤S1.3:使用已训练好的血管分割模型对光声显微图像中的血管进行分割,移除背景和其他组织结构信息,得到脑血管的二维图像信息;

[0014] 步骤S1.4:将光声显微成像的深度信息与脑血管的二维图像信息进行结合,反投影计算得到脑血管的三维重建结果。

[0015] 优选的,所述去噪模型包括深度神经网络,用于输入原始光声显微图像,输出去除噪声的信噪比光声显微图像;深度神经网络的训练基于有监督学习,且监督信息为去噪声和加噪声过程。

[0016] 优选的,所述图像增强模型包括深度神经网络,用于输入原始光声显微图像,输出增强分辨率后的光声显微图像;深度神经网络的训练基于有监督学习,且监督信息为原始高分辨率图像与降采样图像之间的恢复差异。

[0017] 优选的,所述血管分割模型包括深度神经网络,用于输入原始光声显微图像,输出血管区域对应的掩膜图;深度神经网络的训练基于有监督学习,且监督信息为血管的粗分割标注。

[0018] 优选的,所述植入点及路径获取步骤包括:

[0019] 步骤S2.1:计算二维脑血管概率密度图获取植入位点;在二维图像平面中选择制定植入位点个数的起始点,使其满足两两之间的距离大于等于指定的相邻位点间最短距离,优化目标为使所有植入位点累计概率值的和最大,优化条件为保持两两位点间的距离大与等于相邻位点间最短距离;

[0020] 步骤S2.2:计算三维脑血管概率密度图以获取植入路径;在三维空间中选择已确定植入位点为起点的植入方向,在指定植入深度的条件下,优化目标为使所有植入路径上累计概率值的和最大。

[0021] 根据本发明提供一种光声显微成像脑电极植入位点及其路径规划的系统,包括:

[0022] 图像提取模块:使用脑血管增强提取算法对输入的光声显微扫描成像结果进行提取,得到脑血管信息;所述脑血管信息包括脑血管的二维图像信息与三维重建结果;

[0023] 植入位点及路径获取模块:使用脑电极植入位点路径规划算法处理脑血管信息,得到在二维图像上的植入位点和在三维结构中的植入路径。

[0024] 优选的,所述图像提取模块包括:

[0025] 模块M1.1:使用已训练好的去噪模型对采集得到的光声显微图像去噪,提升信噪比;

[0026] 模块M1.2:使用已训练好的图像增强模型对光声显微图像进行增强,对成像模糊区域、分辨率未达到预设值的区域和成像变形区域进行矫正,提升光声显微图像的分辨率;

[0027] 模块M1.3:使用已训练好的血管分割模型对光声显微图像中的血管进行分割,移除背景和其他组织结构信息,得到脑血管的二维图像信息;

[0028] 模块M1.4:将光声显微成像的深度信息与脑血管的二维图像信息进行结合,反投影计算得到脑血管的三维重建结果。

[0029] 优选的,所述去噪模型包括深度神经网络,用于输入原始光声显微图像,输出去除噪声的信噪比光声显微图像;深度神经网络的训练基于有监督学习,且监督信息为去噪声和加噪声过程。

[0030] 优选的,所述图像增强模型包括深度神经网络,用于输入原始光声显微图像,输出增强分辨率后的光声显微图像;深度神经网络的训练基于有监督学习,且监督信息为原始高分辨率图像与降采样图像之间的恢复差异。

[0031] 优选的,所述血管分割模型包括深度神经网络,用于输入原始光声显微图像,输出血管区域对应的掩膜图;深度神经网络的训练基于有监督学习,且监督信息为血管的粗分割标注。

[0032] 优选的,所述植入点及路径获取模块包括:

[0033] 模块M2.1:计算二维脑血管概率密度图获取植入位点;在二维图像平面中选择制定植入位点个数的起始点,使其满足两两之间的距离大于等于指定的相邻位点间最短距离,优化目标为使所有植入位点累计概率值的和最大,优化条件为保持两两位点间的距离大与等于相邻位点间最短距离;

[0034] 模块M2.2:计算三维脑血管概率密度图以获取植入路径;在三维空间中选择已确定植入位点为起点的植入方向,在指定植入深度的条件下,优化目标为使所有植入路径上累计概率值的和最大。

[0035] 与现有技术相比,本发明具有如下的有益效果:

[0036] 1、本发明通过采用脑血管增强提取算法,解决了光声扫描成像噪声大、成像质量差的问题,实现了对脑血管的精确提取与三维重建。

[0037] 2、本发明基于提取得到的脑血管及三维重建,通过采用脑电极植入位点路径规划算法,实现在脑电极植入过程中避开血管,减少了手术过程中的出血以及潜在对脑功能的损伤,取得了提高手术安全性与成功率的效果,为医生提供了极大的帮助。

[0038] 本发明的其他有益效果,将在具体实施方式中通过具体技术特征和技术方案的介绍来阐述,本领域技术人员通过这些技术特征和技术方案的介绍,应能理解所述技术特征和技术方案带来的有益技术效果。

附图说明

[0039] 通过阅读参照以下附图对非限制性实施例所作的详细描述,本发明的其它特征、目的和优点将会变得更明显:

[0040] 图1为本发明的方法流程图。

[0041] 图2为本发明的脑血管增强提取算法流程图。

[0042] 图3为本发明的脑电极植入位点路径规划算法流程图。

具体实施方式

[0043] 下面结合具体实施例对本发明进行详细说明。以下实施例将有助于本领域的技术人员进一步理解本发明,但不以任何形式限制本发明。应当指出的是,对本领域的普通技术

人员来说,在不脱离本发明构思的前提下,还可以做出若干变化和改进。这些都属于本发明的保护范围。

[0044] 参照图1所示,一种光声显微成像脑电极植入位点及其路径规划的方法,包括:

[0045] 图像提取步骤:使用脑血管增强提取算法对输入的光声显微扫描成像结果进行提取,得到脑血管信息;所述脑血管信息包括脑血管的二维图像信息与三维重建结果;

[0046] 具体的:

[0047] 步骤S1.1:使用已训练好的去噪模型对采集得到的光声显微图像去噪,提升信噪比;

[0048] 步骤S1.2:使用已训练好的图像增强模型对光声显微图像进行增强,对成像模糊区域、分辨率未达到预设值的区域和成像变形区域进行矫正,提升光声显微图像的分辨率;

[0049] 步骤S1.3:使用已训练好的血管分割模型对光声显微图像中的血管进行分割,移除背景和其他组织结构信息,得到脑血管的二维图像信息;

[0050] 步骤S1.4:将光声显微成像的深度信息与脑血管的二维图像信息进行结合,反投影计算得到脑血管的三维重建结果。

[0051] 其中,去噪模型包括深度神经网络,用于输入原始光声显微图像,输出去除噪声的信噪比光声显微图像;深度神经网络的训练基于有监督学习,且监督信息为去噪声和加噪声过程。

[0052] 图像增强模型包括深度神经网络,用于输入原始光声显微图像,输出增强分辨率后的光声显微图像;深度神经网络的训练基于有监督学习,且监督信息为原始高分辨率图像与降采样图像之间的恢复差异。

[0053] 血管分割模型包括深度神经网络,用于输入原始光声显微图像,输出血管区域对应的掩膜图;深度神经网络的训练基于有监督学习,且监督信息为血管的粗分割标注。

[0054] 植入位点及路径获取步骤:使用脑电极植入位点路径规划算法处理脑血管信息,得到在二维图像上的植入位点和在三维结构中的植入路径。

[0055] 具体的:

[0056] 步骤S2.1:计算二维脑血管概率密度图获取植入位点;在二维图像平面中选择制定植入位点个数的起始点,使其满足两两之间的距离大于等于指定的相邻位点间最短距离,优化目标为使所有植入位点累计概率值的和最大,优化条件为保持两两位点间的距离大与等于相邻位点间最短距离;

[0057] 步骤S2.2:计算三维脑血管概率密度图以获取植入路径;在三维空间中选择已确定植入位点为起点的植入方向,在指定植入深度的条件下,优化目标为使所有植入路径上累计概率值的和最大。

[0058] 本发明通过采用脑血管增强提取算法,解决了光声扫描成像噪声大、成像质量差的问题,实现了对脑血管的精确提取与三维重建。基于提取得到的脑血管及三维重建,通过采用脑电极植入位点路径规划算法,实现在脑电极植入过程中避开血管,减少了手术过程中的出血以及潜在对脑功能的损伤,取得了提高手术安全性与成功率的效果。

[0059] 以上为本发明的基础实施例,下面通过一个优选实施例对本发明的技术方案做进一步的说明。

[0060] 实施例1

[0061] 参照图1所示,一种光声显微成像脑电极植入位点及其路径规划的方法,包括:

[0062] 步骤S1:对于输入的光声显微扫描成像结果,执行脑血管增强提取算法,提取得到脑血管的二维图像信息与三维重建结果。

[0063] 参照图2所示,脑血管增强提取算法的过程为:首先,对原始采集得到的光声显微图像执行去噪操作,利用已训练好的去噪模型移除由背景干扰、仪器电磁辐射、成像组织运动等带来的噪声,提升光声显微图像的信噪比。接着,利用已训练好的图像增强模型对光声显微图像进行增强,对成像模糊区域、分辨率较低区域和成像变形区域进行矫正,提升光声显微图像分辨率。进一步,利用已训练好的血管分割模型对光声显微图像中的血管进行分割,移除背景和其他组织结构信息,得到脑血管的二维图像信息。最后,利用光声显微成像的深度信息与上一步得到的脑血管二维图像信息进行结合,反投影计算得到脑血管的三维重建结果。

[0064] 其中,去噪模型基于深度神经网络实现,功能是输入原始光声显微图像,输出去除噪声的高信噪比光声显微图像。深度神经网络的训练基于有监督学习,监督信息为去噪声和加噪声过程。

[0065] 图像增强模型基于深度神经网络实现,功能是输入原始光声显微图像,输出增强分辨率后光声显微图像。深度神经网络的训练基于有监督学习,监督信息为原始高分辨率图像与降采样图像之间的恢复差异。

[0066] 血管分割模型基于深度神经网络实现,功能是输入原始光声显微图像,输出血管区域对应的掩膜图。深度神经网络的训练基于有监督学习,监督信息为血管的粗分割标注。

[0067] 步骤S2:对于提取得到的脑血管信息,执行脑电极植入位点路径规划算法,得到在二维图像上的植入位点和在三维结构中的植入路径。

[0068] 植入位点的选择基于二维脑血管概率密度图计算得到。主要计算方法为在二维图像平面中选择制定植入位点个数的起始点,使其满足两两之间的距离大于等于指定的相邻位点间最短距离,优化目标为使所有植入位点累计概率值的和最大,优化条件为保持两两位点间的距离大与等于相邻位点间最短距离。

[0069] 植入路径的选择基于三维脑血管概率密度图计算得到。主要计算方法为在三维空间中选择以确定植入位点为起点的植入方向,在指定植入深度的条件下,优化目标为使所有植入路径上累计概率值的和最大。

[0070] 参照图3所示,脑电极植入位点路径规划算法包括基于二维图像的植入位点规划和基于三维重建结果的路径规划。基于脑血管的二维图像信息,计算得到植入位点概率密度分布图,计算主要依据图像中每个像素与最近血管的图像距离进行衡量,在图像二维坐标系下,距离血管越近,该像素对应作为植入位点的概率越小,这样得到的植入位点概率分布图即反映了每个植入位点与最近血管的距离远近,对应概率越大,距离血管越远,在植入过程中更加安全,穿透脑血管的概率越低。在人为制定植入位点个数和相邻位点间最短距离后,基于植入位点概率密度图,挑选得到符合要求的植入位点,实现基于二维图像的植入位点规划。主要计算公式如下:

[0071] 基于脑血管的二维图像信息,首先计算概率密度分布图M,对于分布图中的每一个像素点(u,v),将其概率密度值定义为正比于与最近血管距离d(u,v),即

[0072] $M(u,v) = kd(u,v)$

[0073] 并对图像进行归一化,归一化后的图像为 $\bar{M}$,归一化通过下式计算得到:

$$[0074] \quad \bar{M} = \frac{M - \min M}{\max M - \min M}$$

[0075] 在计算得到对应的归一化二维概率密度分布图后,在设定初始阈值大于0.5的区域随机产生N个植入位点,这里N代表人为设定的植入位点个数,对应的植入位点位置定义为 $P = \{u_i, v_i\}_1^N$,同时制定两个植入位点之间的最短距离为s,基于以上条件对植入位点P进行优化:

$$[0076] \quad P^* = \arg \min_{(u_i, v_i)} \sum_{i=1}^N \bar{M}(u_i, v_i), s.t. \min_{i \neq j} |(u_i, v_i), (u_j, v_j)| < s$$

[0077] 最终通过优化迭代得到最优植入位点规划 $P^* = \{u_i^*, v_i^*\}_1^N$;

[0078] 类似地,基于脑血管的三维重建信息,计算得到植入路径概率密度分布图,计算主要依据为三维体素空间中每个体素点与最近血管的空间距离进行衡量。结合已完成的二维植入位点规划,以二维植入位点规划作为起点,在人为制定植入深度后,以避开血管为前提,计算得到符合要求的三维植入路径,实现基于三维重建结果的路径规划。

[0079] 在在体脑电极植入动物实验上,基于本发明提供的方法实现了每根电极植入出血位点小于150微米,使手术成功率达到80%以上。

[0080] 本发明还提供一种光声显微成像脑电极植入位点及其路径规划的系统,所述光声显微成像脑电极植入位点及其路径规划的系统可以通过执行所述光声显微成像脑电极植入位点及其路径规划的方法的流程步骤予以实现,即本领域技术人员可以将所述光声显微成像脑电极植入位点及其路径规划的方法理解为所述光声显微成像脑电极植入位点及其路径规划的系统的首选实施方式。

[0081] 具体的,一种光声显微成像脑电极植入位点及其路径规划的系统,包括:

[0082] 图像提取模块:使用脑血管增强提取算法对输入的光声显微扫描成像结果进行提取,得到脑血管信息;所述脑血管信息包括脑血管的二维图像信息与三维重建结果;

[0083] 植入位点及路径获取模块:使用脑电极植入位点路径规划算法处理脑血管信息,得到在二维图像上的植入位点和在三维结构中的植入路径。

[0084] 所述图像提取模块包括:

[0085] 模块M1.1:使用已训练好的去噪模型对采集得到的光声显微图像去噪,提升信噪比;

[0086] 模块M1.2:使用已训练好的图像增强模型对光声显微图像进行增强,对成像模糊区域、分辨率未达到预设值的区域和成像变形区域进行矫正,提升光声显微图像的分辨率;

[0087] 模块M1.3:使用已训练好的血管分割模型对光声显微图像中的血管进行分割,移除背景和其他组织结构信息,得到脑血管的二维图像信息;

[0088] 模块M1.4:将光声显微成像的深度信息与脑血管的二维图像信息进行结合,反投影计算得到脑血管的三维重建结果。

[0089] 所述去噪模型包括深度神经网络,用于输入原始光声显微图像,输出去除噪声的信噪比光声显微图像;深度神经网络的训练基于有监督学习,且监督信息为去噪声和加噪声过程。

[0090] 所述图像增强模型包括深度神经网络,用于输入原始光声显微图像,输出增强分辨率后的光声显微图像;深度神经网络的训练基于有监督学习,且监督信息为原始高分辨率图像与降采样图像之间的恢复差异。

[0091] 所述血管分割模型包括深度神经网络,用于输入原始光声显微图像,输出血管区域对应的掩膜图;深度神经网络的训练基于有监督学习,且监督信息为血管的粗分割标注。

[0092] 所述植入点及路径获取模块包括:

[0093] 模块M2.1:计算二维脑血管概率密度图获取植入位点;在二维图像平面中选择制定植入位点个数的起始点,使其满足两两之间的距离大于等于指定的相邻位点间最短距离,优化目标为使所有植入位点累计概率值的和最大,优化条件为保持两两位点间的距离大与等于相邻位点间最短距离;

[0094] 模块M2.2:计算三维脑血管概率密度图以获取植入路径;在三维空间中选择已确定植入位点为起点的植入方向,在指定植入深度的条件下,优化目标为使所有植入路径上累计概率值的和最大。

[0095] 本领域技术人员知道,除了以纯计算机可读程序代码方式实现本发明提供的系统及其各个装置、模块、单元以外,完全可以通过将方法步骤进行逻辑编程来使得本发明提供的系统及其各个装置、模块、单元以逻辑门、开关、专用集成电路、可编程逻辑控制器以及嵌入式微控制器等的形式来实现相同功能。所以,本发明提供的系统及其各项装置、模块、单元可以被认为是一种硬件部件,而对其内包括的用于实现各种功能的装置、模块、单元也可以视为硬件部件内的结构;也可以将用于实现各种功能的装置、模块、单元视为既可以是实现方法的软件模块又可以是硬件部件内的结构。

[0096] 以上对本发明的具体实施例进行了描述。需要理解的是,本发明并不局限于上述特定实施方式,本领域技术人员可以在权利要求的范围内做出各种变化或修改,这并不影响本发明的实质内容。在不冲突的情况下,本申请的实施例和实施例中的特征可以任意相互组合。

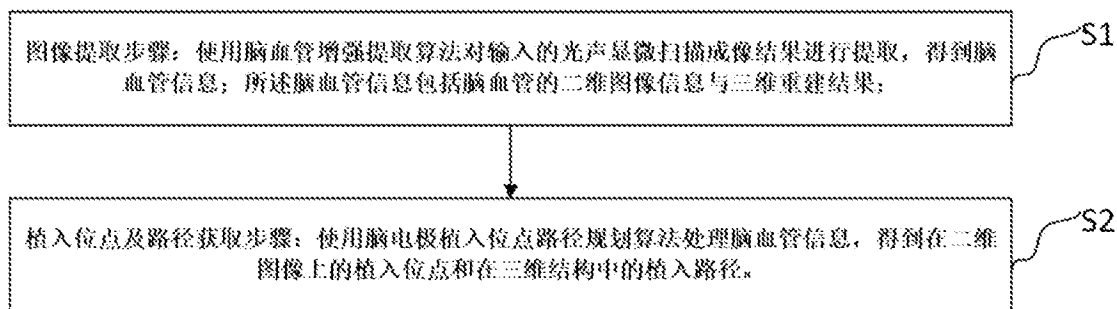


图1

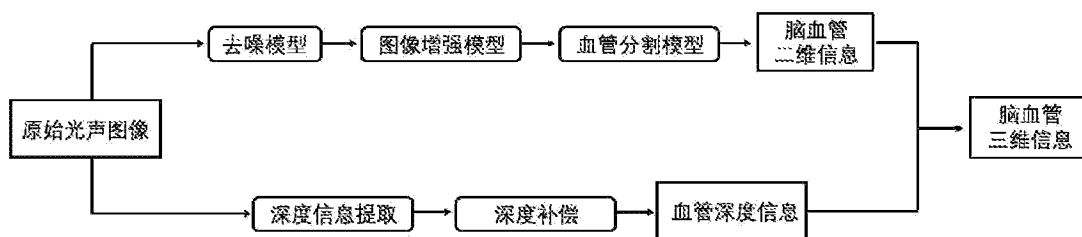


图2

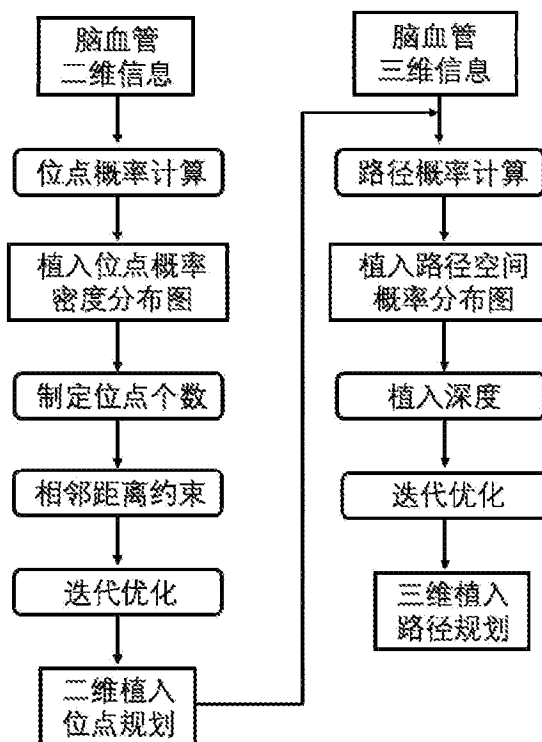


图3