



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 109190690 B

(45) 授权公告日 2021.10.19

(21) 申请号 201810943457.4

(22) 申请日 2018.08.17

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 109190690 A

(43) 申请公布日 2019.01.11

(73) 专利权人 东北大学
地址 110169 辽宁省沈阳市浑南区创新路
195号

(72) 发明人 孝大宇 张淑蕾 王超 康雁

(74) 专利代理机构 北京易捷胜知识产权代理事
务所(普通合伙) 11613

代理人 韩国胜

(51) Int. Cl.

G06K 9/62 (2006.01)

G06T 7/11 (2017.01)

G06T 7/136 (2017.01)

G06N 20/00 (2019.01)

(56) 对比文件

WO 2013091078 A1,2013.06.27

WO 2009134820 A2,2009.11.05

CN 107248155 A,2017.10.13

CN 105868697 A,2016.08.17

CN 107203997 A,2017.09.26

CN 108320277 A,2018.07.24

CN 104414636 A,2015.03.18

CN 107037386 A,2017.08.11

Amir Fazlollahi等.“Computer-aided detection of cerebral microbleeds in susceptibility-weighted imaging”.《Computerized Medical Imaging and Graphics》.2015,

孟颖.“人脑颅骨CT图像分割技术研究”.《中国优秀博硕士学位论文全文数据库(硕士)信息科技辑》.2006,

审查员 江山

权利要求书3页 说明书10页 附图3页

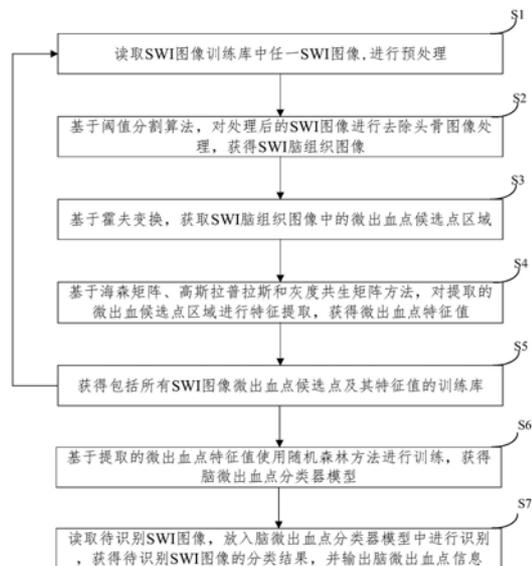
(54) 发明名称

基于机器学习的SWI图像的脑微出血点检测识别方法

(57) 摘要

本发明公开一种基于机器学习的SWI图像的脑微出血点检测识别方法,包括以下步骤:建立SWI图像训练库,读取训练库中任一SWI图像,并进行预处理;对处理后的SWI图像进行去除头骨图像处理,获得SWI脑组织图像;获取SWI脑组织图像中的微出血点候选点区域;基对提取的微出血候选点区域进行特征提取,获得微出血点特征值;使用随机森林方法进行训练,获得脑微出血点分类器模型;读取待识别SWI图像,放入脑微出血点分类器模型中进行识别,获得待识别SWI图像的分类结果,并输出脑微出血点信息。本方法解决了临床医生手动识别CMBs病灶耗时耗力,可靠性和可重复性较低问题,具有重要的应用价值。

CN 109190690 B



1. 一种基于机器学习的SWI图像的脑微出血点检测识别方法,其特征在于,所述方法包括:

S1、建立SWI图像训练库,读取训练库中任一SWI图像,并进行预处理;

S2、基于阈值分割算法,对处理后的SWI图像进行去除头骨图像处理,获得SWI脑组织图像;

S3、基于霍夫变换,获取SWI脑组织图像中的微出血点候选点区域;

S4、基于海森矩阵、高斯拉普拉斯和灰度共生矩阵方法,对提取的微出血候选点区域进行特征提取,获得微出血点特征值;

S5、重复步骤S1-S4,获得包括所有SWI图像微出血点候选点及其特征值的训练库;

S6、基于训练库数据,使用随机森林方法进行训练,获得脑微出血点分类器模型;

S7、读取待识别SWI图像,并进行预处理和去头骨处理后,放入脑微出血点分类器模型中进行识别,获得待识别SWI图像的分类结果,并输出脑微出血点信息;

所述步骤S2包括:

S2a、读取预处理后的SWI图像,使用ostu阈值分割算法,获得头颅大致轮廓图像及脑组织图像;

S2b、对头颅大致轮廓图像使用形态学方法进行处理,获得完整的头骨模板;

S2c、对头骨模板进行边缘检测,获得头骨轮廓;

S2d、使用最小二乘法对已获得的头骨轮廓上的点进行拟合,获得头骨轮廓的二维灰度曲线图;

S2e、对头骨轮廓的二维灰度曲线图进行阈值分割,判断头骨轮廓与脑组织图像间是否存在牵连关系,如果是,执行步骤S2e,如果不是,跳过步骤S2f,执行步骤S2g;

S2f、先对头骨轮廓的二维灰度曲线图进行取反操作,将空气区域的灰度值设置为1,将其他区域的灰度值设置为0,然后,对灰度值为1的区域进行骨骼化,对骨骼化处理后的图像进行灰度累加计算,获得骨骼化平均边界,提取骨骼化后的头骨轮廓边界,并对头骨轮廓边界进行拟合处理;

S2g、使用连通域方法将SWI图像中的头骨轮廓图像分离,获得SWI脑组织图像与头骨轮廓图像;

S2h、获取头骨轮廓图像中的头骨轮廓坐标;

S2i、判断头骨轮廓坐标是否为空,如果不为空,则输出SWI脑组织图像,运算结束,如果为空,则重复上述步骤,直到头骨轮廓坐标不为空。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述步骤S1包括:

S1a、基于自适应图像直方图均衡化算法,对读取的SWI图像进行对比度增强预处理;

S1b、基于梯度的各向异性扩散方法,对经步骤S1a处理的SWI图像进行图像边缘增强和平滑去噪处理,直到图像中的噪音被削弱到相对理想状态下为止,获得预处理后的SWI图像。

3. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述步骤S3包括:

S3a、读取经步骤S2获得的SWI脑组织图像,进行局部自适应二值化处理;

S3b、将二值化后的SWI脑组织图像中每一个像素点不为零的二值化后的边缘像素点变换到霍夫空间,变换公式如下:

$$\begin{cases} \mathbf{a} = \mathbf{x} - \mathbf{r} * \cos(\text{angle}) \\ \mathbf{b} = \mathbf{y} - \mathbf{r} * \sin(\text{angle}) \end{cases};$$

S3c、寻找计算霍夫空间中在一个固定r下,若干个圆形相交的一个点,获得原SWI脑组织图像中对应的圆形轮廓的圆心坐标(a,b)和半径r;

S3d、将上述步骤获得的圆形轮廓设为微出血候选点区域;

S3e、通过邻近层间计算候选区域体积,与预先设定微出血点候选点区域体积理论值比对,去除超出体积范围的伪候选区域;

S3f、通过三维数据的连通性,去除同一个出血点重复候选区域。

4. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述步骤S4包括:

S4a、基于海森矩阵,对经步骤S3获得的微出血候选点区域进行特征提取,获得微出血点形状特征值;

S4b、基于高斯拉普拉斯边缘算子和灰度共生矩阵法,对经步骤S3获得的微出血候选点区域进行特征提取,获得作为微出血点特征值的微出血点边缘特征值和纹理特征值。

5. 根据权利要求4所述的方法,其特征在于,所述步骤S4a中,

形状特征值包括:球面度 f_{Sphere} ,最大横截面积 f_{LC} 和分数各向异性 f_{FA} ;

球面度 f_{Sphere} 、最大横截面积 f_{LC} 和分数各向异性 f_{FA} 的计算公式包括:

$$f_{\text{sphere}} = \frac{|\lambda_1|}{\sqrt{|\lambda_2 \lambda_3|}},$$

$$f_{\text{LC}} = \frac{|\lambda_2|}{|\lambda_3|},$$

$$f_{\text{FA}} = \sqrt{\frac{1}{2} \frac{\sqrt{(\lambda_1 - \lambda_2)^2 + (\lambda_2 - \lambda_3)^2 + (\lambda_1 - \lambda_3)^2}}{\sqrt{\lambda_1^2 + \lambda_2^2 + \lambda_3^2}}};$$

其中, λ_1 、 λ_2 、 λ_3 为海森矩阵 H_γ 的三个矩阵特征值。

6. 根据权利要求5所述的方法,其特征在于,所述海森矩阵的公式为:

$$H_\gamma = \sigma_{\text{opt}}^\gamma \begin{bmatrix} I_{xx} & I_{xy} & I_{xz} \\ I_{xy} & I_{yy} & I_{yz} \\ I_{xz} & I_{yz} & I_{zz} \end{bmatrix},$$

I_{xx} 、 I_{xy} 、 I_{xz} 、 I_{yz} 、 I_{zz} 为图像强度的二阶偏导数与高斯核为 $\sigma_{\text{opt}}^\gamma$ 的卷积;

其中, γ 为三维高斯拉普拉斯算子,设置值为2.5。

7. 根据权利要求5所述的方法,其特征在于,所述步骤S4b包括,

对经步骤S2获得的SWI脑组织图像使用高斯拉普拉斯边缘提取,获得图像 $H(x, y)$;

使用收缩函数 $S_r(x)$ 对图像 $H(x, y)$ 进行收缩变换,在收缩变换后的图像中,获得微出血点的边缘的灰度值的绝对值之和与微出血点边缘周长的比值,为微出血点的边缘特征值;

使用灰度共生矩阵法,提取图像 $H(x, y)$ 的纹理特征描述参数,获得微出血点区域的纹理特征值,所述纹理特征描述参数包括纹理的能量、熵、对比度和相关度。

8. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述步骤S6包括:

S6a、读取训练库数据,使用留一交叉验证法,建立训练集和测试集;

S6b、读取训练集数据,使用结合bagging和随机二次抽样技术的随机森林分类器,获得多层随机森林分类器模型;

S6c、读取测试集数据,放入多层分类器模型进行测试,获得分类正确率;

S6d、重复上述步骤,直到获得分类正确率最好的微出血点分类器模型。

9. 根据权利要求8所述的方法,其特征在于,所述步骤S6b包括:

在第一层分类器,使用较低的概率阈值 TH_1 进行筛选,建立第一层随机森林分类器 RF_1 ;

在第一层分类器分类后,增大阈值,重复性地建立第二层随机森林分类器 RF_2 ;

逐渐增大阈值,建立多层随机森林分类器,直到检测的敏感度和假阳性率的值与上一层分类器的结果几乎保持不变。

基于机器学习的SWI图像的脑微出血点检测识别方法

技术领域

[0001] 本发明涉及计算机技术领域,尤其涉及一种基于机器学习的SWI图像的脑微出血点检测识别方法。

背景技术

[0002] 脑内微出血(Cerebral Micro-bleeds,CMBs)是一种微小型的脑血管病变后导致脑内血液中的铁血黄素的沉积,广泛存在于患者的皮质、以及皮质下的白质和基底节等区域,则会造成相应脑部组织的一些损害,由此可能会引起认知功能障碍。同时,也是引发缺血性脑卒中的一个重要危险因素之一。CMBs的存在是与脑白质的疏松程度具有高度的相关性的,已经成为医生制定抗凝和抗血小板的治疗方案中作为参考的重要指标。因此,CMBs的研究和诊断被认为是有助于预测脑血管疾病的未来发病倾向的。

[0003] SWI技术是一种比较新的磁敏感成像技术,是基于人体不同部位间的磁化率不同而引起的相位差的现象。CMBs通常可以使用磁共振成像技术中的T2加权梯度回波序列和磁敏感加权成像技术的磁敏感序列检测出来。由于CMBs所沉积的铁血黄素的物质在SWI成像中,表现为清晰的椭圆形低信号区域,其直径范围为2~5mm。由于CMBs周边一般无水肿发生,故其边界是清晰可见的。

[0004] 目前,CMBs被认为是最有可能与高血压、糖尿病及抗凝药物等相关的老年群体广泛应用。因此通过使用磁敏感加权成像技术来检测此类人群脑内CMBs的患病率及分布特点,是能够进一步认识CMBs的危险因素,有助于预防CMBs的形成及进一步发展,从而有效减少脑血管病对人类健康的危害在临床上,医生对CMBs进行手动定位和计数的结果被称为金标准。当然,对于大量和微小型病灶的出血而言,全手动的定位和计数操作是极其消耗时间的,并且带有主观性和具有不确定性,很容易导致误判或者遗漏。

[0005] 也就是说,目前还没有公开一种针对微出血点利用计算机技术的检测方法。因此,提出一种基于机器学习的SWI图像的脑微出血点检测识别方法是非常必要的。

发明内容

[0006] (一)发明目的

[0007] 为了解决现有技术的上述问题,本发明提供了一种基于机器学习的脑微出血点智能识别方法,该方法对微出血病灶进行检测和分类的同时,也能够给出一些对病灶影响因子较高的参数,如微出血病灶体积、总数量、以及每个微出血病灶的位置等定量分析参数。避免临床医生手动识别CMBs病灶耗时耗力,可靠性低的问题。

[0008] (二)技术方案

[0009] 为了达到上述目的,本发明采用的主要技术方案包括:

[0010] 一种基于机器学习的SWI图像的脑微出血点检测识别方法,包括:

[0011] S1、建立SWI图像训练库,读取训练库中任一SWI图像,并进行预处理;

[0012] S2、基于阈值分割算法,对处理后的SWI图像进行去除头骨图像处理,获得SWI脑组

织图像；

[0013] S3、基于霍夫变换,获取SWI脑组织图像中的微出血点候选点区域；

[0014] S4、基于海森矩阵、高斯拉普拉斯和灰度共生矩阵方法,对提取的微出血候选点区域进行特征提取,获得微出血点特征值；

[0015] S5、重复步骤S1-S4,获得包括所有SWI图像微出血点候选点及其特征值的训练库；

[0016] S6、基于训练库数据,使用随机森林方法进行训练,获得脑微出血点分类器模型；

[0017] S7、读取待识别SWI图像,并进行预处理和去头骨处理后,放入脑微出血点分类器模型中进行识别,获得待识别SWI图像的分类结果,并输出脑微出血点信息。

[0018] 所述步骤S1包括：

[0019] S1a、基于自适应图像直方图均衡化算法,对读取的SWI图像进行对比度增强预处理；

[0020] S1b、基于梯度的各向异性扩散方法,对经步骤S1a处理的SWI图像进行图像边缘增强和平滑去噪处理,直到图像中的噪音被削弱到相对理想状态下为止,获得预处理后的SWI图像。

[0021] 所述步骤S2包括：

[0022] S2a、读取预处理后的SWI图像,使用ostu阈值分割算法,获得头颅大致轮廓图像与脑组织图像；

[0023] S2b、对头颅大致轮廓图像使用形态学方法进行处理,获得完整的头骨模板；

[0024] S2c、对头骨模板进行边缘检测,获得头骨轮廓；

[0025] S2d、使用最小二乘法对已获得的头骨轮廓上的点进行拟合,获得头骨轮廓的二维灰度曲线图；

[0026] S2e、对头骨轮廓的二维灰度曲线图进行阈值分割,判断头骨轮廓与脑组织图像间是否存在牵连关系,如果是,执行步骤S2f,如果不是,跳过步骤S2f,执行步骤S2g；

[0027] S2f、先对头骨轮廓的二维灰度曲线图进行取反操作,将空气区域的灰度值设置为1,将其他区域的灰度值设置为0,然后,对灰度值为1的区域进行骨骼化,对骨骼化处理后的图像进行灰度累加计算,获得骨骼化平均边界,提取骨骼化后的头骨轮廓边界,并对头骨轮廓边界进行拟合处理；

[0028] S2g、使用连通域方法将SWI图像中的头骨轮廓图像分离,获得SWI脑组织图像与头骨轮廓图像；

[0029] S2h、获取头骨轮廓图像中的头骨轮廓坐标；

[0030] S2i、判断头骨轮廓坐标是否为空,如果不为空,则输出SWI脑组织图像,运算结束,如果为空,则重复上述步骤,直到头骨轮廓坐标不为空。

[0031] 所述步骤S3包括：

[0032] S3a、读取经步骤S2获得的SWI脑组织图像,进行局部自适应二值化处理；

[0033] S3b、将二值化后的SWI脑组织图像中每一个像素点不为零的二值化后的边缘像素点变换到霍夫空间,变换公式如下：

$$[0034] \begin{cases} a = x - r * \cos(\text{angle}) \\ b = y - r * \sin(\text{angle}) \end{cases} ;$$

[0035] S3c、寻找计算霍夫空间中在一个固定r下,若干个圆形相交的一个点,获得原SWI脑组织图像中对应的圆形轮廓的圆心坐标(a,b)和半径r;

[0036] S3d、将上述步骤获得的圆形轮廓设为微出血候选点区域;

[0037] S3e、通过邻近层间计算候选区域体积,与预先设定微出血点候选点区域体积理论值比对,去除超出体积范围的伪候选区域;

[0038] S3f、通过三维数据的连通性,去除同一个出血点重复候选区域。

[0039] 所述步骤S4包括:

[0040] S4a、基于海森矩阵,对经步骤S3获得的微出血候选点区域进行特征提取,获得微出血点形状特征值;

[0041] S4b、基于高斯拉普拉斯边缘算子和灰度共生矩阵法,对经步骤S3获得的微出血候选点区域进行特征提取,获得作为微出血点特征值的微出血点边缘特征值和纹理特征值。

[0042] 所述步骤S4a中,形状特征值包括:球面度 f_{Sphere} ,最大横截面积 f_{LC} 和分数各向异性 f_{FA} ;

[0043] 球面度 f_{Sphere} 、最大横截面积 f_{LC} 和分数各向异性 f_{FA} 的计算公式包括:

$$[0044] \quad f_{\text{sphere}} = \frac{|\lambda_1|}{\sqrt{|\lambda_2 \lambda_3|}},$$

$$[0045] \quad f_{\text{LC}} = \frac{|\lambda_2|}{|\lambda_3|},$$

$$[0046] \quad f_{\text{FA}} = \sqrt{\frac{1}{2} \frac{\sqrt{(\lambda_1 - \lambda_2)^2 + (\lambda_2 - \lambda_3)^2 + (\lambda_1 - \lambda_3)^2}}{\sqrt{\lambda_1^2 + \lambda_2^2 + \lambda_3^2}}};$$

[0047] 其中, $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 为海森矩阵 H_γ 的三个矩阵特征值。

[0048] 所述海森矩阵的公式为:

$$[0049] \quad H_\gamma = \sigma_{\text{opt}}^\gamma \begin{bmatrix} I_{xx} & I_{xy} & I_{xz} \\ I_{xy} & I_{yy} & I_{yz} \\ I_{xz} & I_{yz} & I_{zz} \end{bmatrix},$$

[0050] $I_{xx}, I_{xy}, I_{xz}, I_{yz}, I_{zz}$ 为图像强度的二阶偏导数与高斯核为 $\sigma_{\text{opt}}^\gamma$ 的卷积;

[0051] 其中, γ 为三维高斯拉普拉斯算子,设置值为2.5。

[0052] 所述步骤S4b包括,

[0053] 对经步骤S2获得的SWI脑组织图像使用高斯拉普拉斯边缘提取,获得图像 $H(x, y)$;

[0054] 使用收缩函数 $S_r(x)$ 对图像 $H(x, y)$ 进行收缩变换,在收缩变换后的图像中,获得微出血点的边缘的灰度值的绝对值之和与微出血点边缘周长的比值,为微出血点的边缘特征值;

[0055] 使用灰度共生矩阵法,提取图像 $H(x, y)$ 的纹理特征描述参数,获得微出血点区域的纹理特征值,所述纹理特征描述参数包括纹理的能量、熵、对比度和相关度。

[0056] 所述步骤S6包括:

[0057] S6a、读取训练库数据,使用留一交叉验证法,建立训练集和测试集;

[0058] S6b、读取训练集数据,使用结合bagging和随机二次抽样技术的随机森林分类器,

获得多层分类器模型；

[0059] S6c、读取测试集数据,放入多层分类器模型进行测试,获得分类正确率；

[0060] S6d、重复上述步骤,直到获得分类正确率最好的微出血点分类器模型。

[0061] 所述步骤S6b包括：

[0062] 在第一层分类器,使用较低的概率阈值 TH_1 进行筛选,建立第一个随机森林分类器 RF_1 ；

[0063] 在第一层分类器分类后,增大阈值,重复性地建立第二个随机森林分类器 RF_2 ；

[0064] 逐渐增大阈值,建立多层随机森林分类器,直到检测的敏感度和假阳性率的值与上一层分类器的结果几乎保持不变。

[0065] (三)有益效果

[0066] 本发明的有益效果是：

[0067] 本发明提供的脑微出血点检测识别方法运用于脑血管疾病诊断过程中,可以将脑部微出血点进行定量化分析,智能化地对SWI图像中的微出血点进行筛选,并基于该算法流程设计的微出血智能检测系统平台具备高效性、准确性以及稳定性等优点,避免主观因素干扰,为临床医生提供一种可靠性、可重复性强,方便快捷的诊断辅助工具。

附图说明

[0068] 图1为本发明一种基于机器学习的SWI图像的脑微出血点检测识别方法示意图；

[0069] 图2为本发明对处理后的SWI图像进行去除头骨图像处理的流程图；

[0070] 图3为本发明预处理后的SWI图像去除头骨效果图；

[0071] 图4为发明基于霍夫变换,获取SWI脑组织图像中的微出血点候选点区域的算法流程图；

[0072] 图5为本发明所用的分类器模型的示意图。

具体实施方式

[0073] 为了更好的解释本发明,以便于理解,下面通过具体实施方式,对本发明作详细描述。

[0074] 在本实施方式中,以基于脑部SWI图像的微出血点为例进行详细的说明。

[0075] 如图1所示,本实施例一种基于机器学习的SWI图像的脑微出血点检测识别方法,具体地,方法包括下述步骤：

[0076] S1、建立SWI图像训练库,读取训练库中任一SWI图像,并进行预处理。

[0077] 对已读取的磁敏感加权图像(Susceptibility-weighted Imaging,SWI)图像进行归一化、图像增强、去噪处理的预处理操作,尽可能去除干扰因素。

[0078] 具体地,步骤S1包括以下步骤：

[0079] S1a、基于自适应图像直方图均衡化算法,对待处理的SWI图像进行对比度增强预处理。

[0080] 对原始SWI图像使用自适应直方图均衡化方法来重新分布灰度值来改变图像对比度。

[0081] 根据自适应图像直方图均衡化方法,对要增强图像的使用变量 r 来代表其灰度分

级。变量 r 的一个连续函数的变换函数为：

$$[0082] \quad S=T(r);$$

[0083] 其中, $0 \leq r \leq 1$ 。

[0084] 在SWI图像中, 每一个灰度级 r 都会有一个灰度值 s 与其相对。

[0085] 使用 $P_r(r)$ 和 $P_s(s)$ 来分别表示随机变量 r 和 s 的概率密度函数, 如果 $P_r(r)$ 和 $T(r)$ 已知, 并且 $T(r)$ 逆函数 $T^{-1}(r)$ 满足 $[0, 1]$ 范围内单调递增, 则有:

$$[0086] \quad P_s(r) = P_r(r) \left| \frac{dr}{ds} \right|$$

[0087] 具体的, 定义一个变换函数,

$$[0088] \quad s = T(r) = \int_0^r P_r(w) dw,$$

[0089] 等式右边是随机变量 r 的累积分布函数。

[0090] 另外, 通过镜像图像边缘的行像素或列像素处理SWI图像的边界点处的灰度值。

[0091] 由于一般图像的边界点缺少周边的邻近区域的特征, 所以SWI图像的边界点处的灰度值应该做单独考虑。对于SWI图像的边界点问题, 通过镜像图像边缘的行像素或列像素来解决。

[0092] S1b、基于梯度的各向异性扩散方法, 对经步骤S1a处理的SWI图像进行图像边缘增强和平滑去噪处理, 直到图像中的噪音被削弱到相对理想状态下为止。

[0093] 根据各向异性PM扩散模型达到削弱噪音干扰的同时能够较好地将图像的边界点以及一些小的纹理完好地存留下来, 使用邻域加权平均除以噪声所引起的梯度变化值, 并且把因为图像边缘所引起的大梯度变化保存。重复以上的迭代过程, 在预设的阈值范围内, 直到图像中的噪音被削弱到相对理想状态下为止。

[0094] S2、基于阈值分割算法对处理后的SWI图像进行去除头骨图像处理, 获得SWI脑组织图像。

[0095] 使用阈值分割算法进行区域的分离, 然后通过对头骨边缘的获取来将头骨边缘检测出来, 同时使用了形态学方法对其进行处理, 使得能够更加准确地得到的头骨边缘轮廓。最后, 该算法判断了头骨与脑组织间是否存在牵连关系, 进而准确的分割出脑组织。

[0096] SWI序列中, 由于微出血病灶体积小, 这种情况下, 头骨的存在会对微出血的观察以及病灶的检测的效果产生影响; 去除脑部头骨组织则是微出血病灶检测中必不可少的一步。

[0097] 具体的, 如图2所示, 对处理后的SWI图像进行去除头骨图像处理包括:

[0098] S2a、对处理后的SWI图像使用ostu阈值分割算法, 对经步骤S1处理后的SWI图像进行处理, 获得头颅大致轮廓图像与脑组织图像;

[0099] 首先对图像使用类之间的ostu阈值分割算法(方差最小阈值分割算法)将整个头颅的大致轮廓分割出来。

[0100] 使用 T 来表示该算法中的阈值, μ_1 和 μ_2 分别表示为感兴趣区域和背景的平均灰度值, θ_1 为感兴趣区域像素点占整幅图像的比例, θ_2 分别为背景像素点占整幅图像的比例, 故该感兴趣区域和图像背景的方差 σ_B 的计算公式为:

$$[0101] \quad \sigma_B^2 = \theta_1(t)(\mu_1(t) - \mu)^2 + \theta_2(t)(\mu_2(t) - \mu)^2。$$

[0102] 当计算出的图像感兴趣区域与背景的方差 σ_B 最大时,这时候就是在这个阈值的情况下对图像的分割效果较好。

[0103] S2b、对头颅大致轮廓图像使用形态学方法进行处理,获得完整的头骨模板。

[0104] 对分割模板使用膨胀和腐蚀等形态学方法进行处理,以便得到完整的头骨模板;根据膨胀和腐蚀等形态学方法,膨胀表达式为:

$$[0105] \quad A \oplus B = \{x \mid B(x) \cap A \neq \Phi\}$$

[0106] 腐蚀表达式为:

$$[0107] \quad A \ominus B = \{x \mid B(x) \subseteq A\}$$

[0108] S2c、对头骨模板进行边缘检测,获得头骨轮廓;

[0109] 对头骨模板进行边缘检测,获得头骨轮廓,进而获得后脑勺中心线附近的点作为边缘追踪的起点。

[0110] S2d、使用最小二乘法对已获得的头骨轮廓上的点进行拟合,获得头骨轮廓的二维灰度曲线图。

[0111] 使用最小二乘法对已获得的头骨轮廓上的点进行拟合,得到该头骨点的正方向,在此正方向上获得一条灰度曲线图,以此方法对整个头骨轮廓上的点进行操作,将获得一个二维灰度曲线图。对已获得的二维曲线图进行阈值分割。

[0112] S2e、对二维曲线灰度图进行阈值分割,判断头骨轮廓与脑组织图像间是否存在牵连关系,如果是,执行步骤S2f,如果不是,跳过步骤S2f,执行步骤S2g;

[0113] 通过连通域方法对脑组织图像进行提取,此处理应判断脑组织间是否存在牵连关系,判断条件为计算头骨边缘向内的四行面积,如果该面积接近0值,则说明头骨轮廓被很好地分离出来,未存在牵连。如果该面积较大,说明脑组织与头骨轮廓存在牵连。针对头骨与脑组织间的不同关系可以分别进行以下处理:

[0114] 如存在牵连关系,执行以下步骤:

[0115] S2f、先对二维灰度曲线图进行取反操作,将空气区域的灰度值设置为1,将其他区域的灰度值设置为0,然后,对灰度值为1的区域进行骨骼化,对骨骼化处理后的图像进行灰度累加计算,获得骨骼化平均边界,提取骨骼化后的头骨轮廓边界,并对头骨轮廓边界进行拟合处理。

[0116] (1) 将已得到的二维灰度曲线图进行取反操作,将空气区域的灰度值设置为1,将其他区域的灰度值设置为0。

[0117] (2) 对灰度值为1的区域进行骨骼化。

[0118] (3) 计算平均边缘,对骨骼化处理后的图像中在切线方向上的灰度值进行累加计算,再将累加结果除以像素个数,得到其平均边界值。

[0119] (4) 将骨骼化后的边界进行提取。

[0120] (5) 对已经获取图像边界使用连续拟合进行处理,目的是使图像边界更平滑。

[0121] 如不存在牵连关系,可以跳过步骤S2e执行以下步骤:

[0122] S2g、使用连通域方法将SWI图像中的头骨轮廓图像分离,获得SWI脑组织图像与头骨轮廓图像;

- [0123] 对头骨轮廓进行膨胀处理后进行提取。
- [0124] S2h、获取头骨轮廓坐标。
- [0125] 检测头骨轮廓坐标。
- [0126] S2i、判断头骨轮廓坐标是否为空,如果不为空,则输出头骨轮廓,运算结束,如果为空,则重复上述步骤,直到头骨轮廓坐标不为空。
- [0127] 判断检测到的轮廓坐标是否为空,如果不为空则该值可用,如果为空将使用邻域平均值代替。
- [0128] 去除头骨图像,获得SWI脑组织图像效果如图3所示。
- [0129] S3、基于霍夫变换(Hough变换),获取SWI脑组织图像中的微出血点候选点区域。
- [0130] 本发明提出一种改进的Hough变换来检测微出血候选点,即将自适应分块阈值方法与霍夫变换检测方法相结合,并应用于微出血候选点检测。
- [0131] 具体的,如图4所示,本发明中所提出的微出血候选点检测方法如下:
- [0132] S3a、对获取的SWI脑组织图像进行局部自适应二值化处理;
- [0133] 局部自适应二值化,对SWI序列的每一层的图像进行区域分块,使用局部自适应阈值算法将微出血候选区域与背景分离出来。
- [0134] S3b、将二值化后的SWI脑组织图像中每一个像素点不为零的二值化后的边缘像素点进行Hough变换,将x-y坐标系中圆形边界上的一点变换到a-b-r坐标系中,变换公式如下:
- [0135]
$$\begin{cases} a = x - r * \cos(\text{angle}) \\ b = y - r * \sin(\text{angle}) \end{cases},$$
- [0136] 那么在x-y坐标系中圆形边界上的一点在进行霍夫变换后对应到a-b-r坐标系中就表现为一个圆形,通过计算在某一个r下的圆周长所需像素点个数作为Hough空间中经过同一点的圆形个数作为自适应限制条件检测出每一层上的圆形轮廓,通过邻近层间的候选轮廓大小、位置以及相似程度来判断是否为微出血候选点;
- [0137] S3c、寻找计算霍夫空间中在一个固定r下,若干个圆形相交的一个点,获得原SWI脑组织图像中对应的圆形轮廓的圆心坐标(a,b)和半径r。
- [0138] S3d、将上述步骤获得的圆形轮廓设为微出血候选点候选点区域;
- [0139] 通过体积来滤除掉一些伪候选区域。在三维数据上,通过层与层之间的连通性来计算微出血候选区域的体积,根据微出血直径范围的先验知识能够计算出微出血体积范围,通过设定微出血候选区域体积范围来过滤掉一些体积不符合要求的伪候选区域;例如,血管等。
- [0140] S3f、通过三维数据的连通性,去除同一个出血点重复候选区域。
- [0141] 通过三维数据的连通性计数,去除三维数据上的重复候选区域。
- [0142] 通过三维数据的连通性来计数,在序列中通过层与层间候选点的连通性来判断相邻层间的微出血候选区域是否为同一个,完成三维数据上的计数。
- [0143] 通过上下层间的连通性的判定,是通过判定相邻层间的候选轮廓的大小(圆的半径),以及圆心的位置相似程度来判定是否为同一个出血点。
- [0144] S4、基于海森矩阵、高斯拉普拉斯和灰度共生矩阵方法对提取的微出血候选点区

域进行特征提取,获得微出血点的形状、边缘和纹理的特征值。

[0145] S4a、基于海森矩阵(Hessian矩阵),获得微出血点形状特征值。

[0146] 在特征提取之前,例对每个微出血候选区域定义出一个三维的边界框,即为感兴趣区域。

[0147] 具体为,在每一个检测到的微出血候选区域的中心点做一个24*24*20的大小体素作为初始微出血候选区域,然后使用线性插值在每个方向上以2倍大小因子进行采样。

[0148] 对三维数据而言,海森矩阵就是一个3*3的矩阵,为了能够从海森矩阵中提取到尺度不发生变化的特征,则考虑对感兴趣区域使用 γ 归一化的Hessian矩阵 H_γ :

$$[0149] \quad H_\gamma = \sigma_{\text{opt}}^\gamma \begin{bmatrix} I_{xx} & I_{xy} & I_{xz} \\ I_{xy} & I_{yy} & I_{yz} \\ I_{xz} & I_{yz} & I_{zz} \end{bmatrix}$$

[0150] 这里的 I_{xx} 、 I_{xy} 、 I_{xz} 、 I_{yz} 、 I_{zz} 表示的是图像强度的二阶偏导数与高斯核为 $\sigma_{\text{opt}}^\gamma$ 的卷积。这里的 γ 是三维高斯拉普拉斯算子,设置为2.5。

[0151] 本发明主要使用三个特征值组合定义新的数值来表现微出血候选区域的特征,分别为球面度 f_{Sphere} ,最大横截面积 f_{LC} 和分数各向异性 f_{FA} 。

[0152] 球面度 f_{Sphere} 在数值上的最大值可以取得1表示为该区域为完美球体。

$$[0153] \quad f_{\text{sphere}} = \frac{|\lambda_1|}{\sqrt{|\lambda_2 \lambda_3|}}。$$

[0154] 最大横截面积 f_{LC} 是描述Hessian矩阵中两个最大的特征值的长宽比,这个比值可以用作微出血候选区域和血管的区分,该数值越接近1则越有可能是微出血候选区域。

$$[0155] \quad f_{\text{LC}} = \frac{|\lambda_2|}{|\lambda_3|}。$$

[0156] 分数各向异性 f_{FA} 是描述物体与球形的接近程度,该数值越小,物体越接近球形,即越有可能是微出血候选区域。

$$[0157] \quad f_{\text{FA}} = \sqrt{\frac{1}{2} \frac{\sqrt{(\lambda_1 - \lambda_2)^2 + (\lambda_2 - \lambda_3)^2 + (\lambda_1 - \lambda_3)^2}}{\sqrt{\lambda_1^2 + \lambda_2^2 + \lambda_3^2}}}。$$

[0158] S4b、基于高斯拉普拉斯边缘算子和灰度共生矩阵法,获得微出血点边缘特征值和纹理特征值。

[0159] 对经步骤S2获得的SWI脑组织图像 $\nabla G(x, y)$ 使用高斯拉普拉斯边缘提取,获得图像 $H(x, y)$;

[0160] 与先将高斯函数进行拉普拉斯运算,再将其结果与经步骤S2获得的SWI脑组织图像进行卷积运算,公式为:

$$[0161] \quad H(x, y) = f(x, y) * \nabla G(x, y)$$

[0162] 在对经步骤S2获得的SWI脑组织图像使用高斯拉普拉斯将边缘提取后,使用收缩函数 $S_r(x)$ 对图像 $H(x, y)$ 进行收缩变换,将图像中灰度值接近0的点置为零,将除边缘外的干扰点滤除,使得微出血边缘更清晰。

[0163] 在收缩变换后的图像中,计算所得到的微出血病灶边缘的1范数和0范数的比值,即为计算出微出血病灶边缘的灰度值绝对值之和与病灶边缘周长的比值,用该值作为微出血病灶的边缘特征值。

[0164] 使用灰度共生矩阵法,提取图像 $H(x,y)$ 的纹理特征描述参数,获得微出血点的的纹理特征值,所述纹理特征描述参数包括纹理的能量、熵、对比度和相关度。

[0165] 根据图像中不同位置点上的灰度变化,灰度共生矩阵(GLCM)表示的从一个灰度为 i 的固定点到相距它为 d 距离的灰度为 j 的点的概率。本发明中主要提取了4种对图像的纹理特征描述较强的参数,分别为图像纹理的能量、熵、对比度和相关度。

[0166] S5、重复步骤S1-S4,获得包括所有SWI图像微出血点候选点及其特征值的训练库;

[0167] S6、基于训练库数据,使用随机森林方法进行训练,获得脑微出血点分类器模型;

[0168] 如图5所示,获得脑微出血点分类器模型包括以下步骤:

[0169] S6a、读取训练库数据,使用留一交叉验证法,建立训练集和测试集。

[0170] 读取训练库数据中 N 个微出血候选点图像,例如, $N=1084$,即1084个微出血候选点图像。

[0171] 根据留一交叉验证法,留一个微出血候选点图像 T_1 作为测试集,剩余的 $N-1$ 个微出血候选点图像为训练集。

[0172] S6b、读取训练集数据,使用结合bagging和随机二次抽样技术的随机森林分类器,获得多层随机森林分类器模型。

[0173] $N-1$ 个微出血候选点图像,使用留一法,留出一个微出血候选点图像 T_2 为训练样本,剩余的 $N-2$ 个微出血候选点图像为训练集,获得关于微出血候选点图像 T_2 为训练样本的随机森林分类器模型。

[0174] 从最初的训练数据集中抽取训练样本,每使用一个训练样本进行训练就会得到一个模型;抽取的 K 个训练样本就会得到 K 个模型,对于分类问题来说,将得到的 K 个模型采用投票的方式最终来获得分类的结果。

[0175] 将微出血候选点图像 T_2 为训练样本将提取的特征值,使用级联的随机森林多层分类器微出血候选区域进行训练和测试。

[0176] 在第一层分类器,使用较低的概率阈值 TH_1 进行筛选,建立第一个随机森林分类器 RF_1 。

[0177] 在该级联的随机森林分类器中的第一层中被称之为 RF_1 分类器,该分类器是使用微出血候选区域检测步骤中检测出的所有候选点(TS_1)来进行训练,然后使用较低的概率阈值 TH_1 进行筛选。

[0178] 在第一层分类器分类后,会将一些该层分类器认为是非微出血的区域排除在外,将该层分类器认为是微出血的区域建立一个新的训练集(TS_2)。然后,根据临床医生手动划分的微出血金标准,来将这个训练集分为微出血和非微出血两类。

[0179] 在微出血候选区域检测过程中,一定程度上的将检测条件放宽,使之尽可能多的将微出血检测出来,包括会检测出一些具有较少微出血候特征的几何信息。

[0180] 在第一层分类器分类后,增大阈值,重复性地建立第二个随机森林分类器 RF_2 。

[0181] 相似的步骤根据 $TH_2 \geq TH_1$ 来重复性地建立第二个随机森林分类器 RF_2 。

[0182] 逐渐增大阈值,建立多层随机森林分类器,直到检测的敏感度和假阳性率的值与

上一层分类器的结果几乎保持不变。

[0183] 为了得到一个好的分类结果,可以使用多层分类器来对物体进行分类直到检测的敏感度和假阳性率(FPR)的值与上一层分类器的结果几乎保持不变。其中,敏感度和假阳性可以表示为:其中,TP为真阳率(True-Positive),FN为假阴率(False-Negative)。

$$[0184] \quad \text{Sensitivity} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$[0185] \quad \text{FPR} = \frac{FP}{FP + TN}$$

[0186] 在最后一层分类器会在一个相对平衡性较好的数据集上进行训练,该层分类器会得到一个高灵敏度和高特异性的结果。因此,从分类结果上可以清楚地得出,随机森林会采用多个决策树来做分类器相比于单个决策树分类器,在物体分类的灵敏度和物体特异性上具有较好的优越性,其分类和预测的效果更好,并且较单个分类器来说不容易出现过度拟合的情况。

[0187] S6c、读取测试集数据,放入多层分类器模型进行测试,获得分类正确率;

[0188] 读取按留一交叉验证法留下的一个微出血点图像 T_1 作为测试数据,放入步骤S6b获得的多层随机森林分类器模型中进行验证,识别出微出血点,并计算分类正确率。

[0189] S6d、重复上述步骤,直到获得分类正确率最好的微出血点分类器模型。

[0190] 将步骤S6a中N-1个微出血点候选点训练值中,留一个微出血点候选点作为测试值,剩余的N-2个微出血点候选点加上原留下的微出血点图像 T_1 作为训练值继续训练,直到获得分类正确率最好的微出血点分类器模型。

[0191] S7、读取待识别SWI图像,并进行预处理和去头骨处理后,放入脑微出血点分类器模型中进行识别,获得待识别SWI图像的分类结果,并输出脑微出血点信息。

[0192] 本发明提供的脑微出血点检测识别方法运用于脑血管疾病诊断过程中,可以将脑部微出血点进行定量化分析,智能化地对SWI图像中的微出血点进行筛选,并基于基于该算法流程设计的微出血智能检测系统平台具备高效性、准确性以及稳定性等优点,避免主观因素干扰,为临床医生提供一种可靠性、可重复性强,方便快捷的诊断辅助工具。

[0193] 需要明确的是,本发明并不局限于上文所描述并在图中示出的特定配置和处理。为了简明起见,这里省略了对已知方法的详细描述。在上述实施例中,描述和示出了若干具体的步骤作为示例。但是,本发明的方法过程并不限于所描述和示出的具体步骤,本领域的技术人员可以在领会本发明的精神后,作出各种改变、修改和添加,或者改变步骤之间的顺序。

[0194] 最后应说明的是:以上所述的各实施例仅用于说明本发明的技术方案,而非对其限制;尽管参照前述实施例对本发明进行了详细的说明,本领域的普通技术人员应当理解:其依然可以对前述实施例所记载的技术方案进行修改,或者对其中部分或全部技术特征进行等同替换;而这些修改或替换,并不使相应技术方案的本质脱离本发明各实施例技术方案的范围。

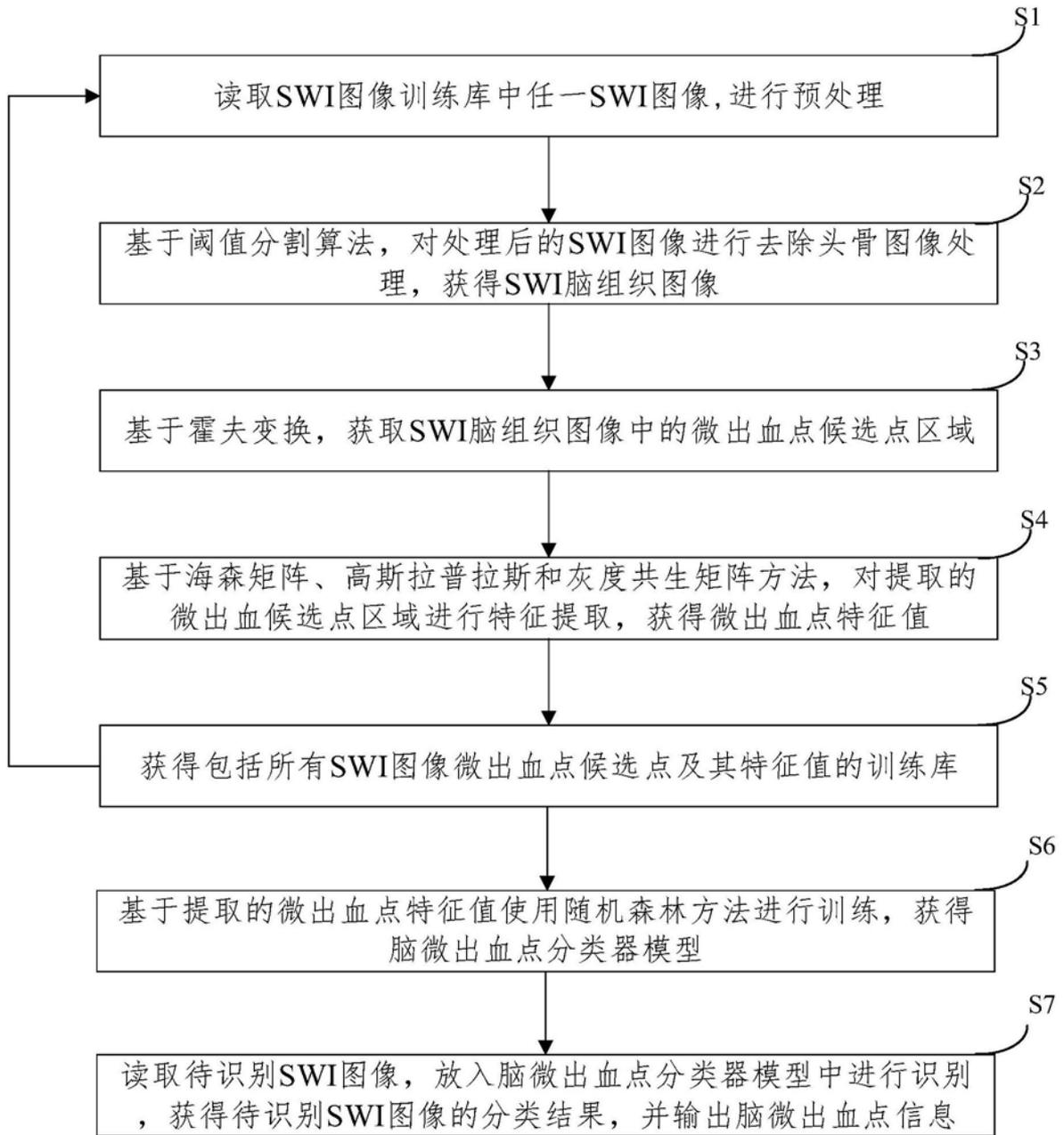


图1

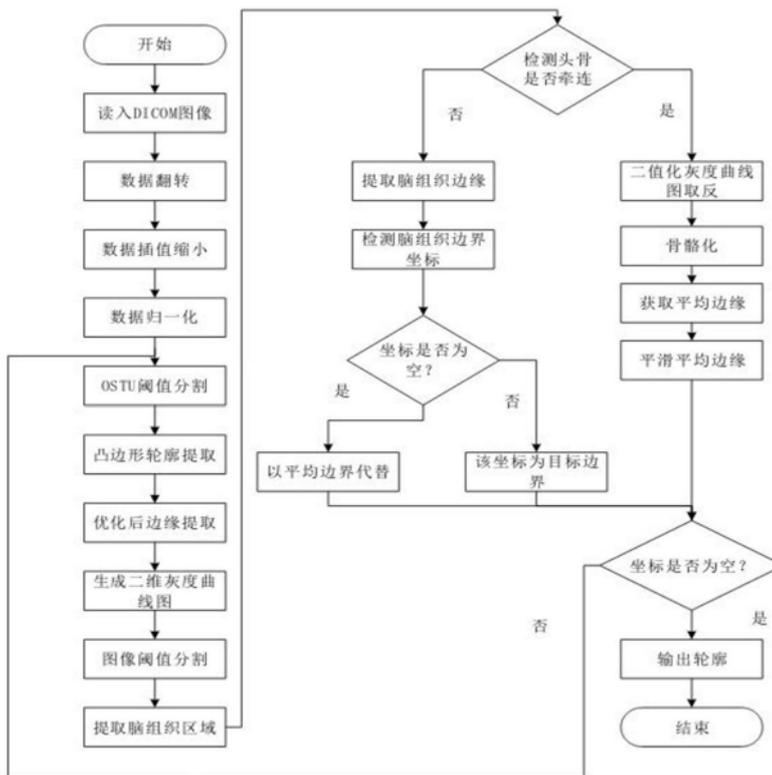


图2

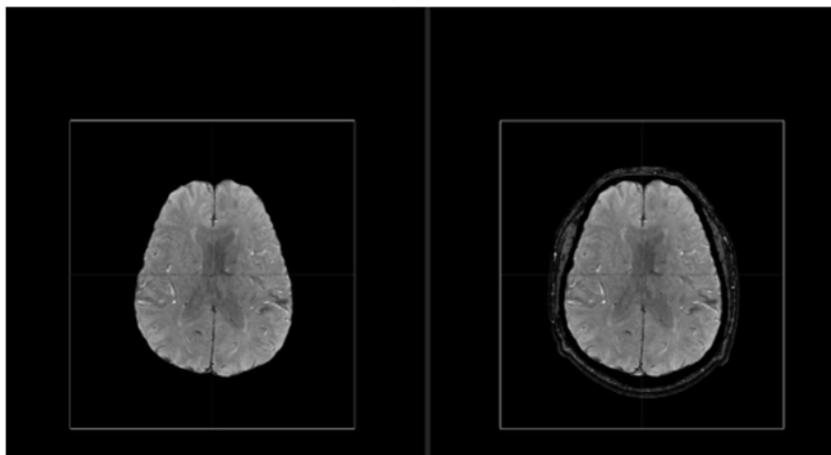


图3

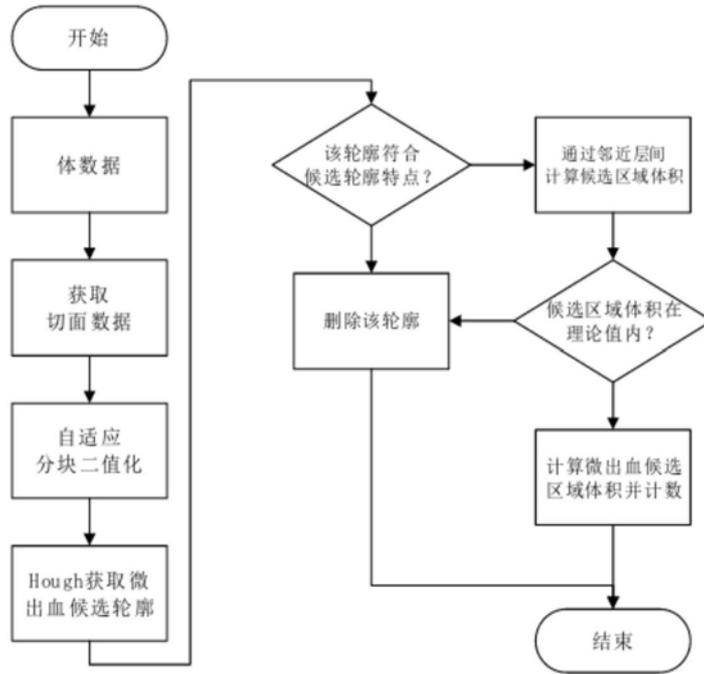


图4

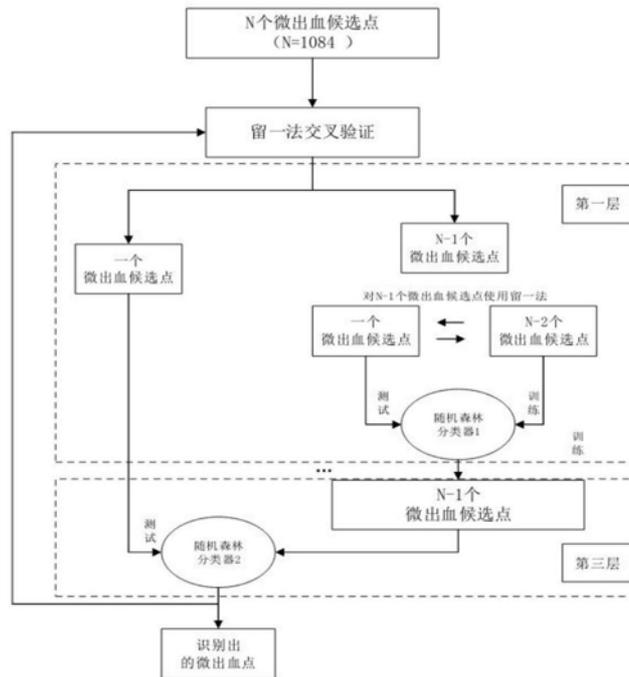


图5