



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 103942780 B

(45)授权公告日 2017.06.16

(21)申请号 201410120029.3

审查员 彭玉静

(22)申请日 2014.03.27

(65)同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 103942780 A

(43)申请公布日 2014.07.23

(73)专利权人 北京工业大学

地址 100124 北京市朝阳区平乐园100号

(72)发明人 杨春兰 王倩 吴薇薇 吴水才
薛艳青

(74)专利代理机构 北京思海天达知识产权代理
有限公司 11203

代理人 张慧

(51)Int.Cl.

G06T 7/11(2017.01)

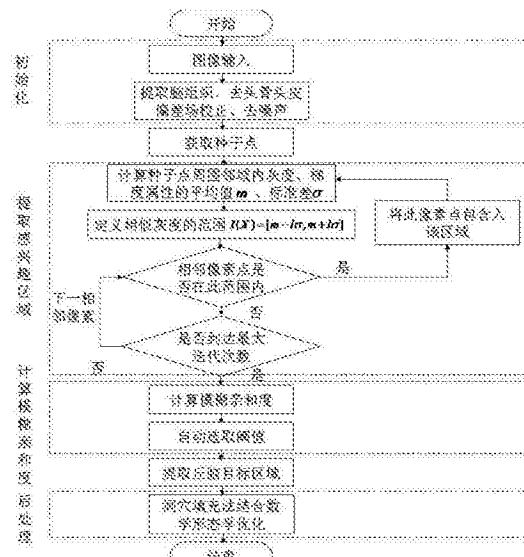
权利要求书2页 说明书6页 附图4页

(54)发明名称

基于改进模糊连接度算法的丘脑及其子结构分割方法

(57)摘要

本发明涉及基于改进模糊连接度算法的丘脑及其子结构分割方法。所述方法包括：输入原始图像；对原始图像进行预处理；对核团所在感兴趣区域自动提取，估算该区域内的均值、标准差；计算种子点周围区域各点对于种子点的模糊亲和度；进行后处理。本发明采用置信连接度实现了感兴趣区域的自动选取；计算模糊连接度时，在传统仅利用灰度特征的基础上增加了梯度特征，能更好地表达图像边缘。实验结果表明，本发明有效减少了传统模糊连接度算法中出现的欠分割现象；灰度特征与梯度特征之间的权重系数通过自适应计算获得，提高了分割结果的准确性；本发明实现了模糊连接度分割阈值的自动选取，该阈值随种子点的变化而变化，提高了分割过程的自动化程度。



1. 基于改进模糊连接度算法的丘脑及其子结构分割方法，其特征在于包括以下步骤：

步骤1，输入原始图像；

步骤2，对原始图像进行预处理；

步骤2.1，对原始图像进行脑组织提取，去除头皮、头骨非脑组织，并利用非参数非均匀灰度归一化法，对处理后的数据进行偏差场校正以去除噪声；

步骤2.2，在包含丘脑及其子结构核团的感兴趣区域设定一个种子点；

步骤3，对核团所在感兴趣区域自动提取，计算该区域内的均值、标准差；

利用置信连接度理论，以步骤2.2中所述设定的种子点为初始像素，对包含待分割丘脑及其子结构核团的感兴趣区域进行自动分割，并计算包含待分割丘脑及其子结构核团的感兴趣区域内的灰度、梯度特征的平均值与标准差；

对种子点周围的一个小邻域，计算此小邻域的灰度均值和标准差；通过一个给定控制灰度范围大小的乘法因子 α 与标准差的乘积来定义相似灰度的范围 $I(X) \in [m-\sigma, m+\sigma]$ ，其中 X 是图像 I 中的像素点； m 和 σ 分别是当前区域灰度的均值和标准差；灰度值在相似灰度的范围内的相邻像素点将被包含到当前区域中；然后，对包含在当前区域内的所有像素点再次计算其灰度平均值和标准差，从而定义一个新的灰度范围；当前区域的邻域中，灰度值在新的灰度范围内的像素将被合并到当前区域；重复上述过程，直到没有新的像素被合并为止；

步骤4，计算种子点周围区域各点对于种子点的模糊亲和度；

步骤5，进行后处理；

步骤5.1，设置填充核团内部空洞的填充半径；

步骤5.2，利用数学形态学运算填充核团内部空洞，同时移除核团周围的岛屿区域，平滑分割边界，以获得最终结果；

步骤4所述模糊亲和度的计算方法包括以下步骤：

步骤4.1，定义模糊连接函数和模糊空间元素亲和度；

在只考虑灰度特征作为限制条件的基础上加入图像梯度特征，并将灰度特征与梯度特征的权重参数进行自适应计算，得到新的模糊亲和度 $\mu_\kappa(c, d)$ 的计算公式，即自适应模糊连接度：

$$\begin{aligned}\mu_\kappa(c, d) &= \mu_\alpha(c, d) \left[\frac{h_1^2(f(c), f(d)) + h_2^2(f(c), f(d))}{h_1(f(c), f(d)) + h_2(f(c), f(d))} \right] \\ h_1(f(c), f(d)) &= e^{-\frac{1}{2} \left[\frac{(f(c) + f(d))/2 - m_1}{s_1} \right]^2} \\ h_2(f(c), f(d)) &= e^{-\frac{1}{2} \left[\frac{|(f(c) - f(d))| - m_2}{s_2} \right]^2}\end{aligned}$$

式中， $\mu_\alpha(c, d)$ 是像素点 c, d 距离 $||c-d||$ 的非递增函数，并满足 $\mu_\alpha \in [0, 1]$ ；实际应用中

取： $\mu_\alpha(c, d) = \begin{cases} 1, & \text{若 } ||c-d|| \leq 1 \\ 0, & \text{其它} \end{cases}; \kappa \in (0, 1]$ ，用于调节像素属性亲和度随像素属性变化而变化

的程度； h_1 和 h_2 表示灰度和梯度的标准高斯度量， $f(c)$ 、 $f(d)$ 反映了空间元素的图像特征，这里为像素灰度特征； m_1 、 m_2 和 s_1 、 s_2 表示感兴趣区域的像素灰度特征和梯度特征的均值和标

准差；

步骤4.2,计算种子元素c到其它像素点的亲和度值；

步骤4.3,计算c到其它点的所有路径的强度 $\mu_x(p)$ ；

路径强度为该路径上任意两点亲和度的最小值;假设路径p是指从c到d的空间元素序列 $\langle c_1, c_2, \dots, c_m \rangle, m \geq 2$,其中 $c_1=c, c_m=d$;对于所有的路径 $p=\langle c_1, c_2, \dots, c_m \rangle$:

$$\mu_x(p) = \min(\mu_k(c_1, c_2), \mu_k(c_2, c_3), \dots, \mu_k(c_{m-1}, c_m))$$

并且 $\mu_x(\langle \rangle)=0$,即从c到d的无空间元素序列的空路径强度为0;每条可能的路径中都存在一条最微弱的链接,即路径p上相邻两个空间元素的亲和度最小值,它决定了路径p的连接程度;

步骤4.4,对每条路径,计算最小亲和度;

步骤4.5,计算原图像的模糊连接度;

首先计算每条路径上每对相邻空间元素间的模糊亲和度值,通过比较选出最小的模糊亲和度值作为该路径的连接度大小,该值所对应的路径是局部连接最弱的一条路径;而空间元素c与d之间模糊连接度 $\mu_\xi(c, d)$ 的大小应取c和d之间所有路径中连接度的最大值,这里所有c到d的路径集合记为 P_{cd} :

$$\mu_\xi(c, d) = \max_{p \in P_{cd}} [\mu_x(p)]$$

步骤4.6,将种子像素点周围的8*8邻域的模糊连接度值均值作为分割阈值,该值随种子点的变化而变化,对于不同的种子点做适当调整。

基于改进模糊连接度算法的丘脑及其子结构分割方法

技术领域

[0001] 本发明属于医学图像处理领域,涉及一种基于MRI (Magnetic Resonance Image, 核磁共振成像) 影像的丘脑及其子结构神经核团自动分割方法,尤其涉及一种基于改进模糊连接度算法的丘脑及其子结构分割方法。

背景技术

[0002] 随着现代医疗技术的发展,颅脑的计算机辅助手术在临床中被广泛使用。目前,相关技术已将丘脑及其子结构神经核团作为脑立体定向神经外科手术的毁损区,用于治疗癫痫和锥体外系疾病。丘脑与其周围脑组织的空间关系复杂,在影像学高度发展的今天,对丘脑及其内部核团进行分割仍然是影像学的一个难点问题。利用计算机对丘脑及其子结构神经核团进行分割,对于神经外科疾病的诊断与治疗和解剖学教学具有重要意义。过去的十几年中,人们提出了很多关于脑结构的自动分割方法。然而,其中多数研究只针对磁共振脑图像的脑组织(灰质、白质、脑脊液)分割展开,关于子结构的分割方法尚不成熟。目前MRI脑图像的分割方法主要包括模糊聚类、阈值分割、区域生长、水平集和主动轮廓等几类。阈值法、区域增长和聚类算法容易受灰度不均匀性的影响,同时依赖种子点的选取,会造成分割结果的欠准确。主动轮廓与水平集法需要预先获得初始轮廓,当边界模糊甚至缺失时,很难收敛于目标结构。

[0003] 因此,目前现有的分割技术大多针对于体积较大且边界清晰的脏器或肿瘤,而针对丘脑及其内部细小核团,有效的自动分割方法鲜有报道。其中大部分关于丘脑及其子结构分割的现有技术,均需依赖人工操作以获得初始限制条件或训练模板,无法通过自动获取目标区域的方式获得丘脑核团所在区域,难以在减少人工干预的同时保证分割结果的准确性。

发明内容

[0004] 针对现有技术中缺乏脑部核团的有效自动分割方法,尚需人工干预、分割过程操作繁琐的问题,本发明提出一种基于改进模糊连接度算法的丘脑及其子结构分割方法,通过应用置信连接度理论自动获得丘脑核团的感兴趣区域;在模糊连接度框架内引入图像梯度特征;实现了灰度特征与梯度特征的权重自适应调整,以及模糊连接度分割阈值的自动选取;在减少人工干预的同时,保证了分割结果的准确性,简化人了工操作。

[0005] 为实现上述目的,本发明采取如下技术方案:首先对原始图像进行脑组织提取,去除头皮、头骨等非脑组织,并且利用非参数非均匀灰度归一化法,对处理后的数据进行偏差场校正以去除噪声。然后,在感兴趣区域内设定一个种子点,利用置信连接度理论,对包含丘脑及其子结构核团的感兴趣区域进行粗略分割;计算该区域灰度特征与梯度特征的平均值和标准差,然后将均值和标准差传递给自适应模糊连接度计算公式计算亲和度。将种子点周围 8×8 邻域的模糊连接度均值作为分割阈值,将模糊连接度小于该阈值的像素与种子点归为同一区域,剩下的像素则归为背景,从而实现目标区域的分割。最后采用数学形态学

方法对分割结果进行优化和平滑。

[0006] 本发明的特征在于采取以下步骤：

[0007] 步骤1，输入原始图像。

[0008] 步骤2，对原始图像进行预处理。

[0009] 步骤2.1，对原始图像进行脑组织提取，去除头皮、头骨等非脑组织，并利用非参数非均匀灰度归一化法，对处理后的数据进行偏差场校正以去除噪声。

[0010] 步骤2.2，在包含丘脑及其子结构核团的兴趣区域设定一个种子点。

[0011] 步骤3，对核团所在兴趣区域自动提取，计算该区域内的均值、标准差。

[0012] 利用置信连接度理论，以步骤2.2中所述设定的种子点为初始像素，对包含待分割丘脑及其子结构核团的兴趣区域进行自动分割，并计算该区域内的灰度、梯度特征的平均值与标准差。

[0013] 对种子点周围的一个小邻域，计算此区域的灰度均值和标准差。通过一个给定控制灰度范围大小的乘法因子 α 与标准差的乘积来定义相似灰度的范围 $I(X) \in [m-\sigma, m+\sigma]$ ，其中 X 是图像 I 中的像素点； m 和 σ 分别是当前区域灰度的均值和标准差；灰度值在这个范围内的相邻像素点将被包含到当前区域中。然后，对包含在当前区域内的所有像素点再次计算其灰度平均值和标准差，从而定义一个新的灰度范围；当前区域的邻域中，灰度值在这个范围内的像素将被合并到当前区域。重复上述过程，直到没有新的像素被合并为止。

[0014] 置信连接度用来计算此区域中灰度特征和梯度特征的均值和标准差。然后将均值和标准差传递给自适应模糊连接度计算公式用以计算亲和力。

[0015] 步骤4，计算种子点周围区域各点对于种子点的模糊亲和度。

[0016] 在传统的基于模糊连接度的分割方法中，选取灰度特征作为限制条件，计算种子点与其它像素点之间的模糊连接度。由于经常会出现过分割或欠分割的现象，加入图像梯度特征以限制分割目标区域边缘。采取自适应权重的方法对灰度特征与梯度特征的权重系数进行取值，并取种子像素点周围 $8*8$ 邻域的模糊连接度均值作为分割阈值。

[0017] 本发明采用的方法如下：

[0018] 步骤4.1，定义模糊连接函数和模糊空间元素亲和度。

[0019] 在只考虑灰度特征作为限制条件的基础上加入图像梯度特征，并将灰度特征与梯度特征的权重参数进行自适应计算，得到新的模糊亲和度 $\mu_k(c, d)$ 的计算公式，即自适应模糊连接度 (adaptive fuzzy connectedness, AFC)：

$$[0020] \mu_k(c, d) = \mu_\alpha(c, d) \left[\frac{h_1^2(f(c), f(d)) + h_2^2(f(c), f(d))}{h_1(f(c), f(d)) + h_2(f(c), f(d))} \right] \quad (1)$$

$$[0021] h_1(f(c), f(d)) = e^{-\frac{1}{2} \left[\frac{(f(c) + f(d))/2 - m_1}{s_1} \right]^2} \quad (2)$$

$$[0022] h_2(f(c), f(d)) = e^{-\frac{1}{2} \left[\frac{|(f(c) - f(d))| - m_2}{s_2} \right]^2} \quad (3)$$

[0023] 式中， $\mu_\alpha(c, d)$ 是像素点 c, d 距离 $||c-d||$ 的非递增函数，并满足 $\mu_\alpha \in [0, 1]$ 。实际应用中取： $\mu_\alpha(c, d) = \begin{cases} 1, & \text{若 } \|c-d\| \leq 1 \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$ ，本发明中该值为1。 $k \in (0, 1]$ ，用于调节像素属性亲和度

随像素属性变化而变化的程度。 h_1 和 h_2 表示灰度和梯度的标准高斯度量, $f(c)$ 、 $f(d)$ 反映了空间元素的图像特征, 这里为像素灰度特征。 m_1 、 m_2 和 s_1 、 s_2 表示感兴趣区域的像素灰度特征和梯度特征的均值和标准差。

[0024] 步骤4.2, 计算种子元素c到其它像素点的亲和度值。

[0025] 步骤4.3, 计算c到其它点的所有路径的强度 $\mu_x(p)$ 。

[0026] 路径强度为该路径上任意两点亲和度的最小值。假设路径p是指从c到d的空间元素序列 $\langle c_1, c_2, \dots, c_m \rangle$, $m \geq 2$, 其中 $c_1 = c$, $c_m = d$ 。对于所有的路径 $p = \langle c_1, c_2, \dots, c_m \rangle$:

$$\mu_x(p) = \min(\mu_x(c_1, c_2), \mu_x(c_2, c_3), \dots, \mu_x(c_{m-1}, c_m)) \quad (4)$$

[0028] 并且 $\mu_x(\langle \rangle) = 0$, 即从c到d的无空间元素序列的空路径强度为0。每条可能的路径中都存在一条最微弱的链接, 即路径p上相邻两个空间元素的亲和度最小值, 它决定了路径p的连接程度。

[0029] 步骤4.4, 对每条路径, 计算最小亲和度。

[0030] 步骤4.5, 计算原图像的模糊连接度。

[0031] 首先计算每条路径上每对相邻空间元素间的模糊亲和度值, 通过比较选出最小的模糊亲和度值作为该路径的连接度大小, 则该值所对应的路径是局部连接最弱的一条路径。而空间元素c与d之间模糊连接度 $\mu_\xi(c, d)$ 的大小应取c和d之间所有路径中连接度的最大值, 这里所有c到d的路径集合记为 P_{cd} :

$$\mu_\xi(c, d) = \max_{p \in P_{cd}} [\mu_x(p)] \quad (5)$$

[0033] 步骤4.6, 将种子像素点周围的8*8邻域的模糊连接度值均值作为分割阈值, 该值随种子点的变化而变化, 对于不同的种子点做适当调整。

[0034] 步骤5, 进行后处理。

[0035] 由于分割后的结果存在孔洞和岛屿区域, 为使结果更加接近解剖真实的核团, 需要对丘脑及其子结构神经核团的初步分割结果进行优化。

[0036] 步骤5.1, 设置填充核团内部空洞的填充半径。

[0037] 步骤5.2, 利用数学形态学运算填充核团内部空洞, 同时移除核团周围的岛屿区域, 平滑分割边界, 以获得最终结果。

[0038] 与现有技术相比, 本发明的有益效果是:

[0039] 1. 本发明无需设定多个种子点, 仅采用单一像素点即可作为初始种子点进行后续分割。利用置信连接度理论实现了丘脑及其子结构核团所在感兴趣区域的自动选取, 无需人工设定感兴趣区域的位置和大小。简化了人工操作步骤, 减少了人工干预。实验表明, 本发明所述方法可以避免主观因素对分割结果的影响(如附图8中所示)。

[0040] 2. 计算模糊连接度时, 本发明在传统仅利用灰度特征的基础上, 增加了梯度特征, 以更好地表达图像边缘。实验结果表明, 本发明有效减少了传统模糊连接度算法中出现的欠分割现象(如附图8中所示); 灰度特征与梯度特征之间的权重系数通过自适应计算的方式获得, 提高了分割结果的准确性。

[0041] 3. 本发明实现了模糊连接度分割阈值的自动选取。该阈值随种子点的变化而变化, 无需手动设定, 提高了分割过程的自动化程度。

附图说明

- [0042] 图1为本发明所涉及方法的流程框图；
- [0043] 图2为原始图像切片及预处理后的结果：(a) 原始图像切片，(b) 为预处理后的图像切片；
- [0044] 图3为FC算法得到的模糊连接度的丘脑分割结果：(a) 为模糊亲和度映射，(b) 为丘脑分割的结果；
- [0045] 图4为AFC算法对丘脑结构的分割结果：(a) 为模糊亲和度映射，(b) 为丘脑分割结果；
- [0046] 图5为AFCC算法对丘脑结构的分割结果：(a) 为模糊亲和度映射，(b) 对丘脑的分割结果，(c) 为经后处理后的结果；
- [0047] 图6为AFCC算法对丘脑腹中间内侧核的分割结果：(a) 为模糊亲和度映射，(b) 为对丘脑腹中间内侧核的分割结果；
- [0048] 图7为AFCC算法对丘脑底核的分割结果：(a) 为模糊亲和度映射，(b) 为对丘脑底核的分割结果；
- [0049] 图8为几种不同方法得到的丘脑分割结果比较：(a) FC，(b) AFC，(c) AFCC，(d) EM；
- [0050] 图9为几种不同方法得到的丘脑腹中间内侧核分割结果比较：(a) AFC，(b) AFCC，(c) EM；
- [0051] 图10为几种不同方法得到的丘脑底核分割结果比较：(a) AFC，(b) AFCC，(c) EM。

具体实施方式

- [0052] 下面结合附图对本发明作进一步的详细说明。
- [0053] 本发明所涉及方法的流程框图如图1所示，包括以下步骤：
- [0054] 步骤1，输入原始图像。
- [0055] 步骤2，对原始图像进行预处理。
- [0056] 原始数据图像的预处理主要在MIPAV软件中进行，它是一款医学图像处理、分析和可视化软件。利用该软件中的BET (brain extraction tool) 工具，对原始图像进行脑组织提取，去除头皮、头骨等非脑组织；利用非参数非均匀灰度归一化法，对处理后的数据进行偏差场校正以去除噪声。
- [0057] 原始图像切片及预处理后的结果如图2所示。
- [0058] 步骤3，对核团所在感兴趣区域自动提取，计算该区域内的均值、标准差。
- [0059] 步骤4，计算种子点周围区域各点对于种子点的模糊亲和度。
- [0060] 步骤5，进行后处理。
- [0061] 下面通过实验数据比较本发明所述方法和几种常用分割算法效果的优劣。
- [0062] 图3为传统模糊连接度算法(FC算法)对丘脑结构的分割结果。图3表明，利用仅考虑图像灰度信息的传统模糊连接度算法对丘脑结构进行分割后，仍存在较多空穴与欠分割部分。
- [0063] 图4为改进后的模糊连接度算法(AFC算法)对丘脑结构的分割结果。由图4可知，AFC算法具有更加良好的分割准确度。这是由于传统算法仅考虑了灰度特征，而改进后的算

法在考虑灰度特征的基础上增加梯度特性并对其进行权重的自适应。

[0064] 图5为采用结合置信连接度和自适应模糊连接度相结合的混合算法(AFCC算法)对丘脑结构进行分割的分割结果。由图5可知,AFCC算法取得了良好的分割精度。这是由于AFCC算法针对计算模糊亲和度需要人工估算核团所在区域、无法利用单一种子点的缺陷,将自适应模糊连接度算法与置信连接度结合,实现了仅利用一个种子点计算当前区域内灰度和梯度的均值与标准差,从而减少人工干预。

[0065] 图6、7是采用AFCC算法对丘脑子结构(STN、Vim)进行分割的结果。由图可知,对丘脑子结构(STN、Vim)进行同样实验后,同样取得了较好的分割效果。

[0066] 利用传统的模糊连接度方法(FC)及改进的模糊连接度方法(AFCC)对一例正常人脑MRIT1加权图像的丘脑结构进行分割,将医院专家手工分割结果(EM)作为分割评价的金标准,对三者结果进行比较。结果如附图8、9、10所示。由图可以看出,采用改进的模糊连接度算法对丘脑及其子结构神经核团进行分割,在减小人工干预的同时,确保了分割的准确性,达到了良好的分割效果。

[0067] 下面给出对于丘脑及其子结构分割结果准确性的量化评价,评价指标包括:

[0068] 相似度:正确分割结果的像素数目占整个分割区域(包含手工分割和算法分割的所有区域)的比率;

[0069] 交迭率:正确分割出的像素数目占手工分割结果与算法分割结果共同包含区域的比率;

[0070] 漏检率:未检测到的像素数目与专家指导下手工分割出的像素数目的比值;

[0071] 误检率:将背景作为目标像素检出的像素数与算法分割出的像素数目的比值。

[0072] 对10例数据的丘脑分割结果以及5例数据的丘脑底核进行了以上四个方面的评价,结果如表1、2所示;并且对一例数据的丘脑、丘脑底核(STN)、丘脑腹中间内侧核(Vim)的分割结果均作出评价,结果如表3所示。

[0073] 表1 10例磁共振脑图像的丘脑分割结果

[0074]

编号	相似度	交迭率	漏检率	误检率
1	0.9298	0.8687	0.0471	0.0922
2	0.9294	0.8681	0.0741	0.0670
3	0.9125	0.8390	0.1134	0.0601
4	0.9019	0.8213	0.1428	0.0484
5	0.8928	0.8063	0.0757	0.1367
6	0.8939	0.8081	0.0952	0.1168
7	0.8702	0.7702	0.0948	0.1622
8	0.8508	0.7403	0.1410	0.1572
9	0.8681	0.7669	0.0774	0.1803
10	0.8803	0.7862	0.0741	0.1611

[0075] 表2 5例磁共振脑图像的STN分割结果

[0076]

编号	相似度	交迭率	漏检率	误检率
1	0.7626	0.6163	0.0702	0.3536
2	0.7593	0.6120	0.0783	0.3544
3	0.7748	0.6324	0.2181	0.2321
4	0.7957	0.6607	0.1777	0.2291

[0077]

5	0.8010	0.6667	0.3303	0.1000
---	--------	--------	--------	--------

[0078] 表3 AFCC方法对丘脑及其子结构的分割结果

[0079]

核团	相似度	交迭率	漏检率	误检率
丘脑	0.8928	0.8063	0.0757	0.1367
STN	0.7626	0.6163	0.0702	0.0356
Vim	0.8379	0.7210	0.1076	0.2103

[0080] 由表中数据得知,丘脑的分割结果相似率均在85%以上,丘脑底核的分割结果相似率在75%以上,说明本发明所述方法在简化人工操作、减少人工干预的同时,对丘脑及其子结构的分割都保证了较好的分割准确性。

[0081] 本发明在考虑图像灰度特征的同时,结合了梯度特征以提高分割精确度,通过结合置信连接度,实现了感兴趣区域的自动选取,并仅用单一种子点对丘脑及其子结构进行分割,在减少人工干预的同时,保证了较高的准确率。

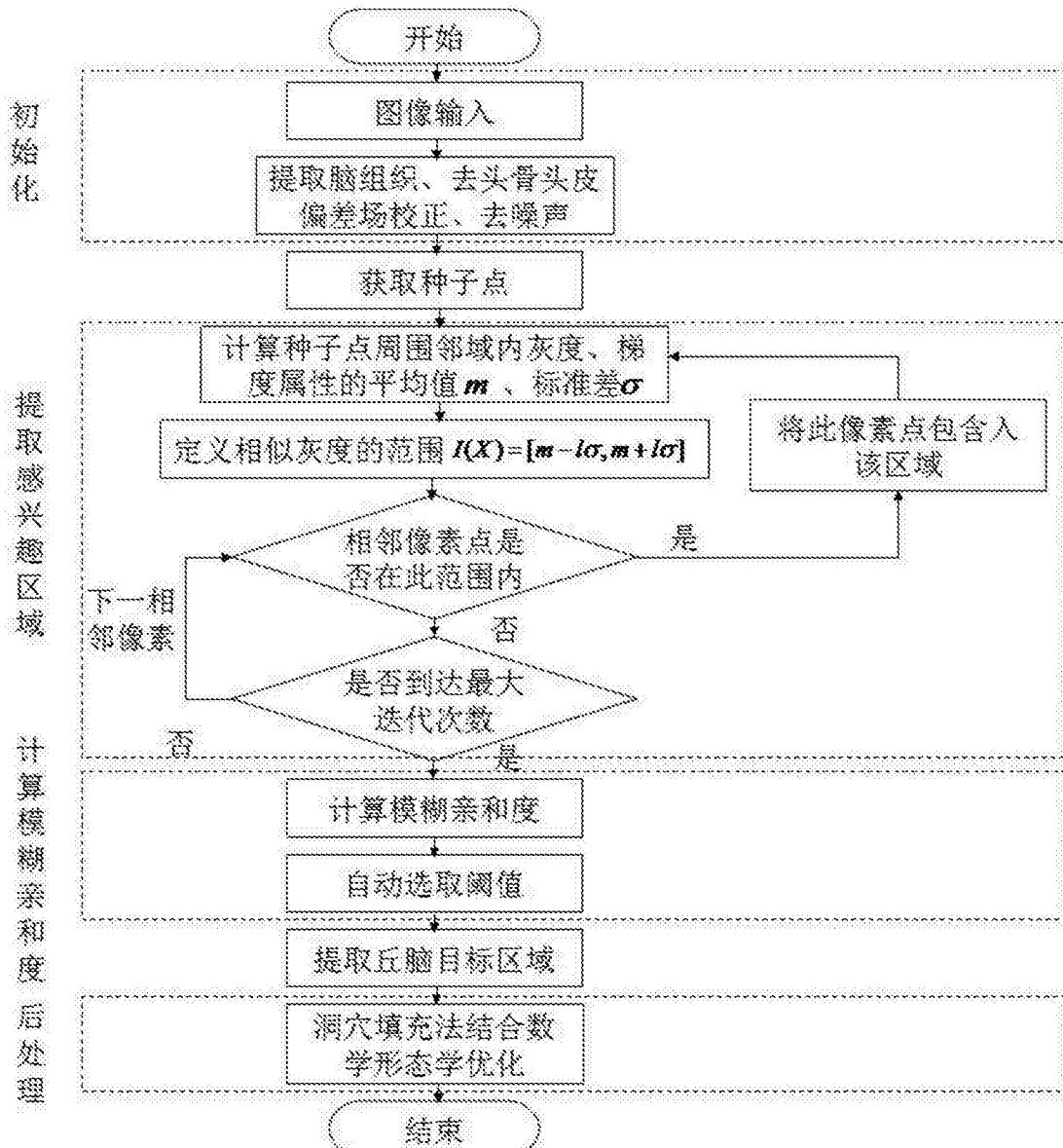


图1

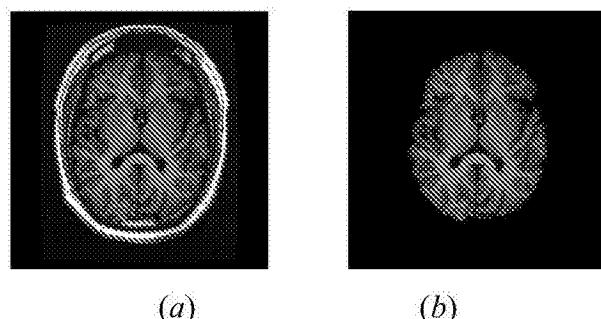


图2

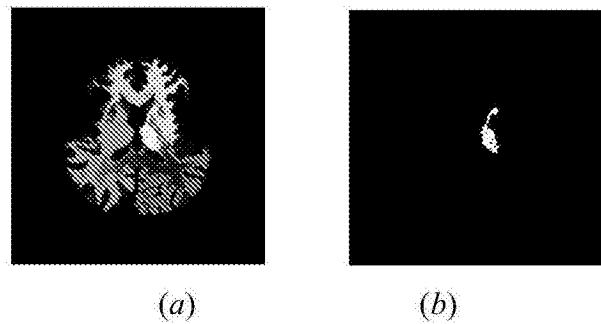


图3

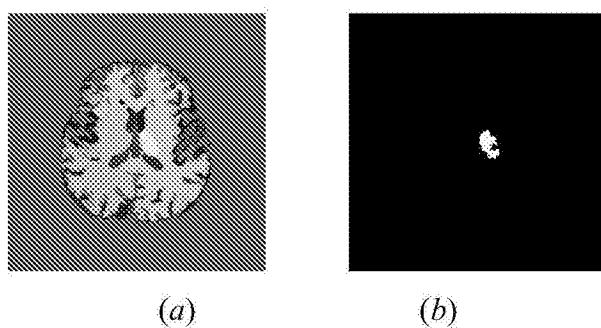


图4

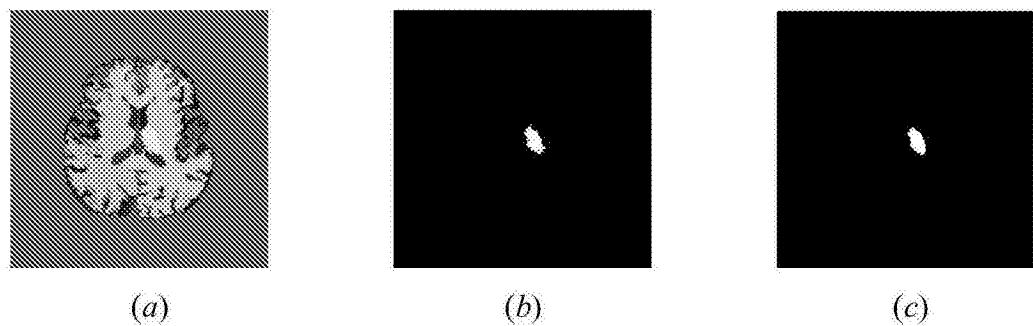


图5

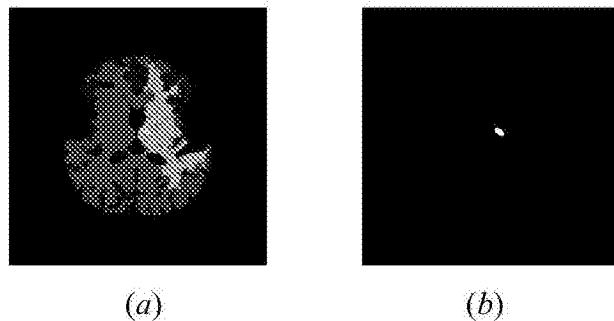


图6

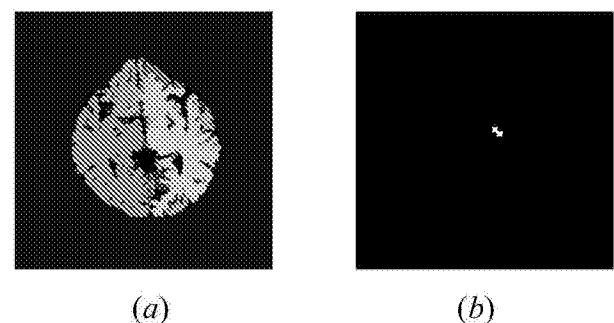


图7

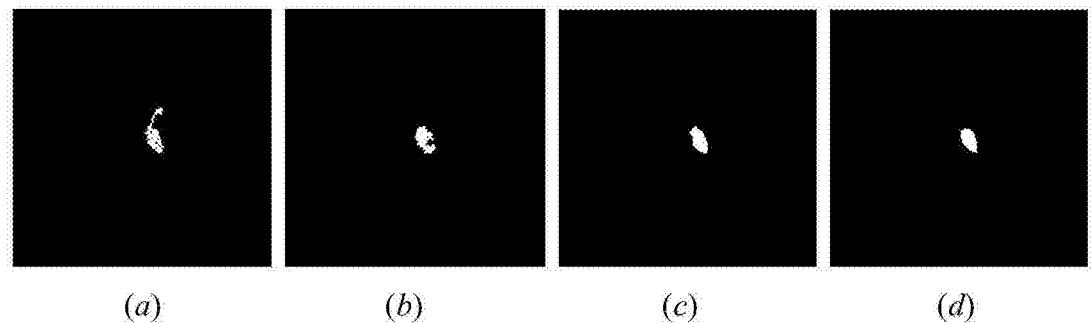


图8

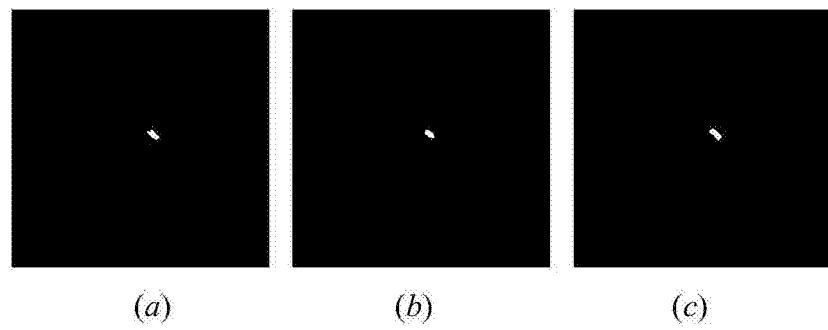


图9

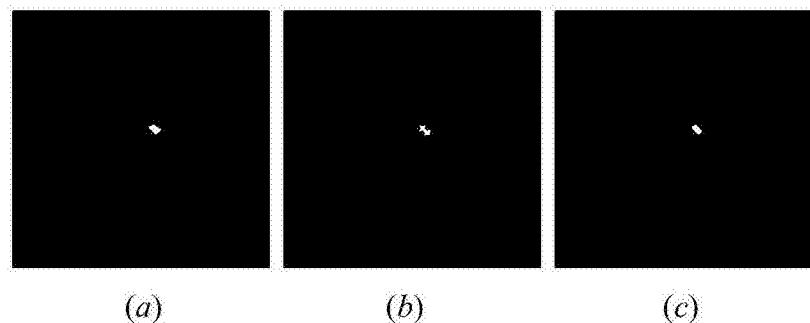


图10