



(12) 发明专利申请

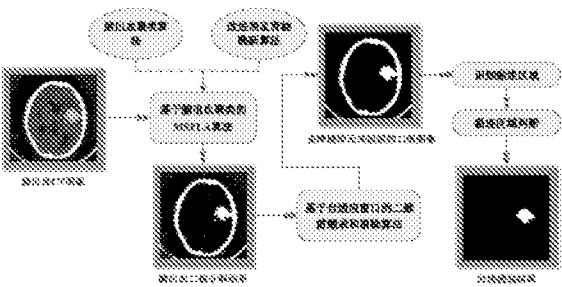
(10) 申请公布号 CN 115511845 A
(43) 申请公布日 2022. 12. 23

(21) 申请号 202211206121.2
(22) 申请日 2022.09.30
(71) 申请人 辽宁师范大学
地址 116000 辽宁省大连市沙河口区黄河路850号
(72) 发明人 方玲玲 姜雨萌
(74) 专利代理机构 大连非凡专利事务所 21220
专利代理师 闪红霞
(51) Int. Cl.
G06T 7/00 (2017.01)
G06T 7/11 (2017.01)
G06T 7/12 (2017.01)
G06T 7/62 (2017.01)
G06V 10/762 (2022.01)

权利要求书2页 说明书6页 附图8页

(54) 发明名称
一种基于优化SFLA和聚类的脑出血CT图像
血块提取方法
(57) 摘要

本发明公开一种基于优化SFLA和聚类的脑出血CT图像血块提取方法,针对脑出血CT图像中的聚集特点及复杂的空间位置和形状,首先,提出了脑出血聚类算法和改进的混合蛙跳跃算法(MSFLA)对脑出血CT图像进行分割,有效提高了收敛速度和全局优化能力,得到了脑出血二值分割结果;然后建立了颅内血块提取框架(采用基于自适应窗口的二维前缀求和消除算法)去除脑部无关组织,最后通过判断血块和颅骨的空间位置,利用区域形态学操作,实现了高效、精准的提取血块,提取轮廓更加细节,减少诊断误差。



1.一种基于优化SFLA和聚类的脑出血CT图像血块提取方法,其特征在于按照如下步骤进行:

步骤1.通过优化的SFLA和聚类对脑出血CT图像进行分割,输出脑出血二值图像;

步骤2.采用颅内血块提取框架中的基于自适应窗口的二维前缀求和消除算法,去除图像中的脑部无关组织;

步骤3.通过判断血块和颅骨的空间位置,利用区域形态学操作并设置面积参数,提取血块;

步骤4.显示提取结果。

2.根据权利要求1所述的基于优化SFLA和聚类的脑出血CT图像血块提取方法,其特征在于:

所述步骤1如下:

步骤1.1输入脑出血CT图像,确定脑出血图像聚类中心的数量 c ,随机选择 c 个初始聚类中心 $H = \{H_1, H_2, \dots, H_c\}$,将脑出血CT图像的像素集表示为由 n 个像素块构成的青蛙种群 $X = \{X_i\}$, $i = 1 \dots n$,像素块 X_i 内的 k 个聚类中心表示为 $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik}, x_{ik} \in H$;

步骤1.2以初始聚类中心 H 为聚类分类的基础,将每个像素块中的像素划分为聚类,经过反复迭代计算,得到新类的聚类中心,聚类目标函数 E 如式(1)所示:

$$E = \sum_{i=1}^c \sum_{x_k \in H} \|x_{ik} - \mu_i\|^2 \quad (1)$$

式中 $\mu_i = \frac{1}{n_i} \sum_{x_k \in H} x_{ik}$, n_i 为像素块 X_i 的像素点数;

构造适应度函数如式(2)所示:

$$f = \frac{1}{E} = \frac{1}{\sum_{i=1}^c \sum_{x_k \in H} \|x_{ik} - \mu_i\|^2}; \quad (2)$$

步骤1.3以适应度函数 f 计算像素块 X_i 的适应度值,其中适应度最好的值为 X_g ;

步骤1.4将 n 个像素块划分为 r 个子组,每个子组包含 o 块,即 $n = r \times o$,子组中适应度最好的值为 X_b ,适应度最差的值为 X_w ;

步骤1.5在子组局部搜索,即 X_w 进行更新,具体更新步骤如下:

步骤1.5.1第 j 块上定义新的移动距离 D_j' 为:

$$D_j' = \omega D_j + \text{rand}(0, 1) \times (X_b - X_w) \quad (3)$$

所述 $j \in 1 \dots n$,式中 D_j 表示上一次移动的距离, ω 为惯性权值系数,

$\omega = \omega_{\min} + (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \frac{T-t}{T}$, $\omega_{\max}$ 和 $\omega_{\min}$ 表示惯性权值系数的初始值和结束值, t 为当前的迭代次数, T 为总迭代次数, $\text{rand}(0, 1)$ 是一个介于0到1之间的随机数;

按照公式(4)计算更新后的适应度最差的值 NX_w :

$$NX_w = OX_w + D_j', D_{\max} \geq D_j' \geq -D_{\max} \quad (4)$$

式中 OX_w 为更新前的适应度最差的值, $D_{\max}$ 表示最大步长;

如果 NX_w 优于 OX_w ,则以 NX_w 替代 OX_w 并进行步骤1.5.2,否则进行步骤1.5.3;

步骤1.5.2判断是否达到局部最大迭代次数,是,合并并混合所有块,进行步骤1.6,否则,返回步骤1.5;

步骤1.5.3在第j块上定义新的移动距离 D_j'' 为:

$$D_j'' = \text{rand}(0, 1) \times (X_g - X_w) \quad (5)$$

按照公式(6)计算更新后的适应度最差的值 NX_w :

$$NX_w = 0X_w + D_j'' \quad (6)$$

如果 NX_w 优于 $0X_w$,则以 NX_w 替代 $0X_w$ 并进行步骤1.5.2,否则进行步骤1.5.4;

步骤1.5.4判断 D_j'' 的计算是否达到设定次数,是,随机生成一个新的解来替换 X_w 和 D_j' , $\in [-D_{\text{Max}}, D_{\text{Max}}]$,然后让 $D_j = D_j'$,返回步骤1.5.2,否,返回步骤1.5.3;

步骤1.6判断是否达到全局最大迭代次数,否,返回步骤1.4,是,输出脑出血二值图像I;

所述步骤2如下:

结合脑出血二值图像I,得到元素分别为1和0的矩阵,将矩阵中元素1的数量相加后,设置自适应窗口值 $\{W, H, \theta\}$,逐行遍历元素;若窗口中元素1的总数小于当前设置的窗口阈值s,则窗口的中心元素为脑部无关组织,消除脑部无关组织得到二值脑出血图像U;

所述步骤3如下:

标记二值脑出血图像U的黏连区域,对应标签的值为 $1, 2, \dots, l$, l为黏连区域的总数,计算每个黏连区域的面积之和:

$$S_d = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^q \{ (i, j) | \text{labeled}_{i,j} = d, 1 \leq d \leq l \} \quad (7)$$

labeled是被标记的元素, d是标签值, p和q是矩阵的行数和列数;

比较 S_d 和二值脑出血图像U中的所有前景区域面积,若二者相等,则颅骨与血块黏连,否则,颅骨与血块不黏连;

若颅骨与血块黏连,对脑出血CT图像进行区域形态学操作,并通过设置面积参数 σ ,获得完整的血块,区域形态学操作如下:

设A和B是二维整数空间 Z^2 中的两个集合, A表示二值图像U中的颅骨和血块的集合, B是一个结构元素, z是颅骨和血块的像素值;

B对A的腐蚀表示为 $A \ominus B$:

$$A \ominus B = \{z | (B)_z \subseteq A\} \quad (8);$$

B对A的膨胀表示为 $A \oplus B$:

$$A \oplus B = \{z | (\hat{B})_z \cap A \neq \emptyset\} \quad (9)$$

$\hat{B}$ 为结构元素B关于自身原点做映射所得, z是 $\hat{B}$ 的原点的位移;

B对A的开运算表示为 $A \circ B$, $A \circ B = (A \ominus B) \oplus B$;

若颅骨与血块黏连,直接进行血块提取。

一种基于优化SFLA和聚类的脑出血CT图像血块提取方法

技术领域

[0001] 本发明涉及医学图像分割领域,尤其是一种基于优化SFLA和聚类的脑出血CT图像血块提取方法。

背景技术

[0002] 脑出血是一种突发性脑疾病,通常是指颅内血管破裂引起的出血现象,死亡率、致残率及复发率高。脑出血的无创检查通常采用CT成像技术,通过扫描脑部结构,查看是否存在血肿、出血位置和出血量,并检查是否有脑移位或破入脑室等情况,脑出血CT图像血块的快速识别和提取对于协助医生临床诊断具有重要作用。

[0003] 目前,已有应用于医学图像病灶提取的方法。青蛙跳跃算法(SFLA)作为一种有效的元启发式方法,可以有效地处理医学图像,但是存在着收敛速度慢、优化精度低等问题。Chen等人提出了一种具有水平和垂直交叉搜索的集成多策略驱动的混合青蛙跳跃算法,通过实现水平和垂直交叉搜索机制,提高了传统SFLA分割多阈值图像的能力,但仅对乳腺浸润性导管癌有效。Kollam等人提出了一种基于优化的支持向量机(SVM)的概率模糊c-均值聚类算法,是采用改进的概率模糊c均值聚类算法对增强后的一次去噪图像进行分割。然而,由于脑出血的血块形状和空间位置不规则,同时可能会出现血块与颅骨黏连的情况,因此采用现有方法提取脑出血CT图像血块,存在着血块定位不够准确和清晰以及提取效率低等问题。

发明内容

[0004] 本发明是为了解决现有技术所存在的上述技术问题,提供一种基于优化SFLA和聚类的脑出血CT图像血块提取方法。

[0005] 本发明的技术解决方案是:一种基于优化SFLA和聚类的脑出血CT图像血块提取方法,按照如下步骤进行:

[0006] 步骤1.通过优化的SFLA和聚类对脑出血CT图像进行分割,输出脑出血二值图像;

[0007] 步骤2.采用颅内血块提取框架中的基于自适应窗口的二维前缀求和消除算法,去除图像中的脑部无关组织;

[0008] 步骤3.通过判断血块和颅骨的空间位置,利用区域形态学操作并设置面积参数,提取血块;

[0009] 步骤4.显示提取结果。

[0010] 所述步骤1优选如下:

[0011] 步骤1.1输入脑出血CT图像,确定脑出血图像聚类中心的数量 c ,随机选择 c 个初始聚类中心 $H = \{H_1, H_2, \dots, H_c\}$,将脑出血CT图像的像素集表示为由 n 个像素块构成的青蛙种群 $X = \{X_i\}$, $i = 1 \dots n$,像素块 X_i 内的 k 个聚类中心表示为 $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik}, x_{ik} \in H$;

[0012] 步骤1.2以初始聚类中心 H 为聚类分类的基础,将每个像素块中的像素划分为聚类,经过反复迭代计算,得到新类的聚类中心,聚类目标函数 E 如式(1)所示:

$$[0013] \quad E = \sum_{i=1}^c \sum_{x_{ik} \in H} \|x_{ik} - \mu_i\|^2 \quad (1)$$

[0014] 式中 $\mu_i = \frac{1}{n_i} \sum_{x_{ik} \in H} x_{ik}$, n_i 为像素块 X_i 的像素点数;

[0015] 构造适应度函数如式 (2) 所示:

$$[0016] \quad f = \frac{1}{E} = \frac{1}{\sum_{i=1}^c \sum_{x_{ik} \in H} \|x_{ik} - \mu_i\|^2}; \quad (2)$$

[0017] 步骤1.3以适应度函数 f 计算像素块 X_i 的适应度值, 其中适应度最好的值为 X_g ;

[0018] 步骤1.4将 n 个像素块划分为 r 个子组, 每个子组包含 o 块, 即 $n = r \times o$, 子组中适应度最好的值为 X_b , 适应度最差的值为 X_w ;

[0019] 步骤1.5在子组局部搜索, 即 X_w 进行更新, 具体更新步骤如下:

[0020] 步骤1.5.1第 j 块上定义新的移动距离 D_j' 为:

$$[0021] \quad D_j' = \omega D_j + \text{rand}(0, 1) \times (X_b - X_w) \quad (3)$$

[0022] 所述 $j \in 1 \dots n$, 式中 D_j 表示上一次移动的距离, ω 为惯性权值系数,

$\omega = \omega_{\min} + (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \frac{T-t}{T}$, $\omega_{\max}$ 和 $\omega_{\min}$ 表示惯性权值系数的初始值和结束值, t 为当前的

的迭代次数, T 为总迭代次数, $\text{rand}(0, 1)$ 是一个介于0到1之间的随机数;

[0023] 按照公式 (4) 计算更新后的适应度最差的值 NX_w :

$$[0024] \quad NX_w = OX_w + D_j', D_{\max} \geq D_j' \geq -D_{\max} \quad (4)$$

[0025] 式中 OX_w 为更新前的适应度最差的值, $D_{\max}$ 表示最大步长;

[0026] 如果 NX_w 优于 OX_w , 则以 NX_w 替代 OX_w 并进行步骤1.5.2, 否则进行步骤1.5.3;

[0027] 步骤1.5.2判断是否达到局部最大迭代次数, 是, 合并并混合所有块, 进行步骤1.6, 否则, 返回步骤1.5;

[0028] 步骤1.5.3在第 j 块上定义新的移动距离 D_j'' 为:

$$[0029] \quad D_j'' = \text{rand}(0, 1) \times (X_g - X_w) \quad (5)$$

[0030] 按照公式 (6) 计算更新后的适应度最差的值 NX_w :

$$[0031] \quad NX_w = OX_w + D_j'' \quad (6)$$

[0032] 如果 NX_w 优于 OX_w , 则以 NX_w 替代 OX_w 并进行步骤1.5.2, 否则进行步骤1.5.4;

[0033] 步骤1.5.4判断 D_j'' 的计算是否达到设定次数, 是, 随机生成一个新的解来替换 X_w 和 $D_j' \in [-D_{\max}, D_{\max}]$, 然后让 $D_j = D_j'$, 返回步骤1.5.2, 否, 返回步骤1.5.3;

[0034] 步骤1.6判断是否达到全局最大迭代次数, 否, 返回步骤1.4, 是, 输出脑出血二值图像 I ;

[0035] 所述步骤2优选如下:

[0036] 结合脑出血二值图像 I , 得到元素分别为1和0的矩阵, 将矩阵中元素1的数量相加后, 设置自适应窗口值 $\{W, H, \theta\}$, 逐行遍历元素; 若窗口中元素1的总数小于当前设置的窗口阈值 s , 则窗口的中心元素为脑部无关组织, 消除脑部无关组织得到二值脑出血图像 U ;

[0037] 所述步骤3优选如下:

[0038] 标记二值脑出血图像U的黏连区域,对应标签的值为 $1, 2, \dots, l$, l 为黏连区域的总数,计算每个黏连区域的面积之和:

$$[0039] \quad S_d = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^q \{(i, j) | labeled_{i,j} = d, 1 \leq d \leq l\} \quad (7)$$

[0040] labeled是被标记的元素, d 是标签值, p 和 q 是矩阵的行数和列数;

[0041] 比较 S_d 和二值脑出血图像U中的所有前景区域面积,若二者相等,则颅骨与血块黏连,否则,颅骨与血块不黏连;

[0042] 若颅骨与血块黏连,对脑出血CT图像进行区域形态学操作,并通过设置面积参数 σ ,获得完整的血块,区域形态学操作如下:

[0043] 设A和B是二维整数空间 Z^2 中的两个集合,A表示二值图像U中的颅骨和血块的集合,B是一个结构元素, z 是颅骨和血块的像素值;

[0044] B对A的腐蚀表示为 $A \ominus B$:

$$[0045] \quad A \ominus B = \{z | (B)_z \subseteq A\} \quad (8)$$

[0046] B对A的膨胀表示为 $A \oplus B$:

$$[0047] \quad A \oplus B = \{z | (\hat{B})_z \cap A \neq \emptyset\} \quad (9)$$

[0048] $\hat{B}$ 为结构元素B关于自身原点做映射所得, z 是 $\hat{B}$ 的原点的位移;

[0049] B对A的开运算表示为 $A \circ B$, $A \circ B = (A \ominus B) \oplus B$;

[0050] 若颅骨与血块黏连,直接进行血块提取。

[0051] 本发明针对脑出血CT图像中的聚集特点及复杂的空间位置和形状,首先,提出了脑出血聚类算法和改进的混合蛙跳跃算法(MSFLA)对脑出血CT图像进行分割,有效提高了收敛速度和全局优化能力,得到了脑出血二值分割结果;然后建立了颅内血块提取框架(采用基于自适应窗口的二维前缀求和消除算法)去除脑部无关组织,最后通过判断血块和颅骨的空间位置,利用区域形态学操作,实现了高效、精准的提取血块,提取轮廓更加细节,减少诊断误差。

附图说明

[0052] 图1为本发明实施例的流程图。

[0053] 图2为本发明实施例脑出血聚类算法流程图。

[0054] 图3为本发明实施例改进的SFLA算法流程图。

[0055] 图4为本发明实施例颅内血块提取框架示意图。

[0056] 图5为本发明实施例的腐蚀膨胀示意图。

[0057] 图6为本发明实施例的形态学操作示意图。

[0058] 图7为本发明实施例与SFLA提取结果比较图。

[0059] 图8为本发明实施例与SFLA提取结果评价表。

[0060] 图9为本发明实施例与现有算法分割结果对比图。

[0061] 图10为本发明实施例与现有算法时间效率对比表。

[0062] 图11为本发明实施例与现有算法分割结果评价图。

[0063] 图12为本发明实施例消除和不消除脑部无关组织的结果对比图。

[0064] 图13为本发明实施例消除和不消除脑部无关组织比较结果评价表。

具体实施方式

[0065] 本发明的一种基于优化SFLA和聚类的脑出血CT图像血块提取方法(C-MSFLA)如图1所示,按照如下步骤进行:

[0066] 步骤1.通过优化的SFLA和聚类对脑出血CT图像进行分割,输出脑出血二值图像:

[0067] 步骤1.1输入脑出血CT图像,确定脑出血图像聚类中心的数量 c ,随机选择 c 个初始聚类中心 $H = \{H_1, H_2, \dots, H_c\}$,将脑出血CT图像的像素集表示为由 n 个像素块构成的青蛙种群 $X = \{X_i\}$, $i = 1 \dots n$,像素块 X_i 内的 k 个聚类中心表示为 $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik}, x_{ik} \in H$;

[0068] 步骤1.2以初始聚类中心 H 为聚类分类的基础,将每个像素块中的像素划分为聚类,经过反复迭代计算,得到新类的聚类中心,即脑出血聚类算法;以脑出血CT图像的第 i 个像素块为例,如图2所示,在脑出血CT图像的第 i 个像素块中有随机选取的聚类中心,以随机选取的聚类中心为基础划分新类,计算新的聚类中心、再次划分、再计算新的聚类中心……反复迭代计算,直至聚类中心未改变,得到最优聚类结果,即新类的聚类中心。

[0069] 聚类目标函数 E 如式(1)所示:

$$E = \sum_{i=1}^c \sum_{x_{ik} \in H} \|x_{ik} - \mu_i\|^2 \quad (1)$$

[0071] 式中 $\mu_i = \frac{1}{n_i} \sum_{x_{ik} \in H} x_{ik}$, n_i 为像素块 X_i 的像素点数;

[0072] 构造适应度函数如式(2)所示:

$$f = \frac{1}{E} = \frac{1}{\sum_{i=1}^c \sum_{x_{ik} \in H} \|x_{ik} - \mu_i\|^2} \quad (2)$$

[0074] 步骤1.3采用如图3所示的改进的混合蛙跳跃算法(MSFLA)进行处理,首先对脑出血CT图像参数初始化、像素集合初始化,然后以适应度函数 f 计算像素块 X_i 的适应度值,其中适应度最好的值为 X_g ;

[0075] 步骤1.5在子组局部搜索,即 X_w 进行更新,具体更新步骤如下:

[0076] 步骤1.5.1第 j 块上定义新的移动距离 D_j' 为:

$$D_j' = \omega D_j + \text{rand}(0, 1) \times (X_b - X_w) \quad (3)$$

[0078] 所述 $j \in 1 \dots n$,式中 D_j 表示上一次移动的距离, ω 为惯性权值系数,

$\omega = \omega_{\min} + (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \frac{T-t}{T}$, $\omega_{\max}$ 和 $\omega_{\min}$ 表示惯性权值系数的初始值和结束值, t 为当前

的迭代次数, T 为总迭代次数, $\text{rand}(0, 1)$ 是一个介于0到1之间的随机数;

[0079] 按照公式(4)计算更新后的适应度最差的值 NX_w :

$$NX_w = OX_w + D_j', D_{\max} \geq D_j \geq -D_{\max} \quad (4)$$

[0081] 式中 OX_w 为更新前的适应度最差的值, $D_{\max}$ 表示最大步长;

[0082] 如果 NX_w 优于 OX_w ,则以 NX_w 替代 OX_w 并进行步骤1.5.2,否则进行步骤1.5.3;

[0083] 步骤1.5.2判断是否达到局部最大迭代次数,是,合并并混合所有块,进行步骤1.6,否则,返回步骤1.5;

[0084] 步骤1.5.3在第j块上定义新的移动距离 D_j'' 为:

$$[0085] \quad D_j'' = \text{rand}(0, 1) \times (X_g - X_w) \quad (5)$$

[0086] 按照公式(6)计算更新后的适应度最差的值 NX_w :

$$[0087] \quad NX_w = OX_w + D_j'' \quad (6)$$

[0088] 如果 NX_w 优于 OX_w ,则以 NX_w 替代 OX_w 并进行步骤1.5.2,否则进行步骤1.5.4;

[0089] 步骤1.5.4判断 D_j'' 的计算是否达到设定次数,是,随机生成一个新的解来替换 X_w 和 $D_j' \in [-D_{\text{Max}}, D_{\text{Max}}]$,然后让 $D_j = D_j'$,返回步骤1.5.2,否,返回步骤1.5.3;

[0090] 步骤1.6判断是否达到全局最大迭代次数,否,返回步骤1.4,是,输出脑出血二值图像I;

[0091] 步骤2.如图4所示:

[0092] 采用颅内血块提取框架中的基于自适应窗口的二维前缀求和消除算法,去除图像中的脑部无关组织:

[0093] 结合脑出血二值图像I,得到元素分别为1和0的矩阵,将矩阵中元素1的数量相加后,设置自适应窗口值 $\{W, H, \theta\}$,逐行遍历元素;若窗口中元素1的总数小于当前设置的窗口阈值s,则窗口的中心元素为脑部无关组织,消除脑部无关组织得到二值脑出血图像U;

[0094] 步骤3.通过判断血块和颅骨的空间位置,利用区域形态学操作并设置面积参数,提取血块:

[0095] 标记二值脑出血图像U的黏连区域,对应标签的值为 $1, 2, \dots, l$,l为黏连区域的总数,计算每个黏连区域的面积之和:

$$[0096] \quad S_d = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^q \{(i, j) | \text{labeled}_{i,j} = d, 1 \leq d \leq l\} \quad (7)$$

[0097] labeled是被标记的元素,d是标签值,p和q是矩阵的行数和列数;

[0098] 比较 S_d 和二值脑出血图像U中的所有前景区域面积,若二者相等,则颅骨与血块黏连,否则,颅骨与血块不黏连;

[0099] 若颅骨与血块黏连,如图5、图6所示,对脑出血CT图像进行区域形态学操作,并通过设置面积参数 σ ,获得完整的血块,区域形态学操作如下:

[0100] 设A和B是二维整数空间 Z^2 中的两个集合,A表示二值图像U中的颅骨和血块的集合,B是一个结构元素,z是颅骨和血块的像素值;

[0101] B对A的腐蚀表示为 $A \ominus B$:

$$[0102] \quad A \ominus B = \{z | (B)_z \subseteq A\} \quad (8)$$

[0103] B对A的膨胀表示为 $A \oplus B$;

$$[0104] \quad A \oplus B = \{z | (\hat{B})_z \cap A = \emptyset\} \quad (9)$$

[0105] $\hat{B}$ 为结构元素B关于自身原点做映射所得,z是 $\hat{B}$ 的原点的位移;

[0106] B对A的开运算表示为 $A \circ B$, $A \circ B = (A \ominus B) \oplus B$;

[0107] 若颅骨与血块黏连,直接进行血块提取。

[0108] 步骤4.显示提取结果。

[0109] 实验:

[0110] 1.本发明实施例(C-MSFLA)与SFLA提取方法对比实验

[0111] 选用4张(序号1-4)血块颅骨黏连的脑出血CT图像和4张(序号5-8)血块颅骨不黏连的脑出血CT图像,分别采用本发明实施例(C-MSFLA)与SFLA提取方法提取血块。结果对比图如图7所示,JAC、Dice、Acc评价表如图8所示。

[0112] 2.本发明实施例(C-MSFLA)与与现有算法分割结果对比实验

[0113] 选用3张(A、B、C)大脑出血CT图像、3张(D、E、F)脑叶出血CT图像和2张(G、H)小脑出血CT图像,分别采用本发明实施例(C-MSFLA)与对比文献[1]-[6]所述方法提取血块。分割结果对比图如图9所示,时间效率对比表如图10所示,JAC、Dice、Acc评价图如图11所示。

[0114] 3.本发明实施例消除和不消除脑部无关组织对比实验

[0115] 选用3张(图1-图3)脑出血CT图像,分别采用本发明实施例(C-MSFLA)消除(有步骤2)及不消除(无步骤2)脑部无关组织两种方法提取血块。分割结果对比图如图12所示,JAC、Dice、Acc评价图如图13所示。

[0116] 结果表明,本发明提取血块的时间效率及精度均优于对比组。

[0117] 对比文献:

[0118] [1]Kollem S,Reddy KR,Rao DS(2020)An optimized SVM based possibilistic fuzzy c-means clustering algorithm for tumor segmentation.Multimedia Tools and Applications 80(1):409-437.<https://doi.org/10.1007/S11042-020-09675-Y>。

[0119] [2]Hashim FA,Kashif H,Essam H et al(2021)Archimedes optimization algorithm:a new metaheuristic algorithm for solving optimization problems.Applied Intelligence 51:1531-1551.<https://doi.org/10.1007/s10489-020-01893-z>。

[0120] [3]Dahiya P,Kumar A,Kumar A,Nahavandi B(2022)Modified Artificial Bee Colony Algorithm-Based Strategy for Brain Tumor Segmentation.Computational Intelligence and Neuroscience 2022.<https://doi.org/10.1155/2022/5465279>。

[0121] [4]Fang L,Pan X,Yao Y et al(2020)A hybrid active contour model for ultrasound image segmentation.Soft Computing 24:18611-18625.<https://doi.org/10.1007/s00500-020-05097-y>。

[0122] [5]He J,Pei J(2019)Image segmentation method based on improved fuzzy Chan-Vese model.Multimedia Tools and Applications 78(7):8669-8681.<https://doi.org/10.1007/s11042-018-5952-2>。

[0123] [6]Pratondo A,Chui C,Ong S(2017)Integrating machine learning with region-based active contour models in medical image segmentation.Journal of Visual Communication and Image Representation 43:1-9.<https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2016.11.019>。

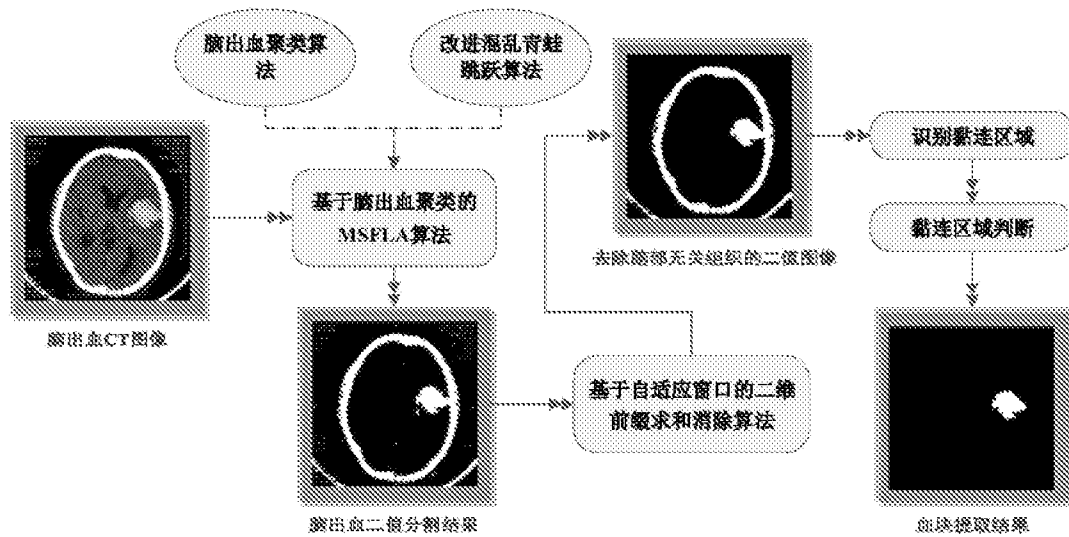


图1

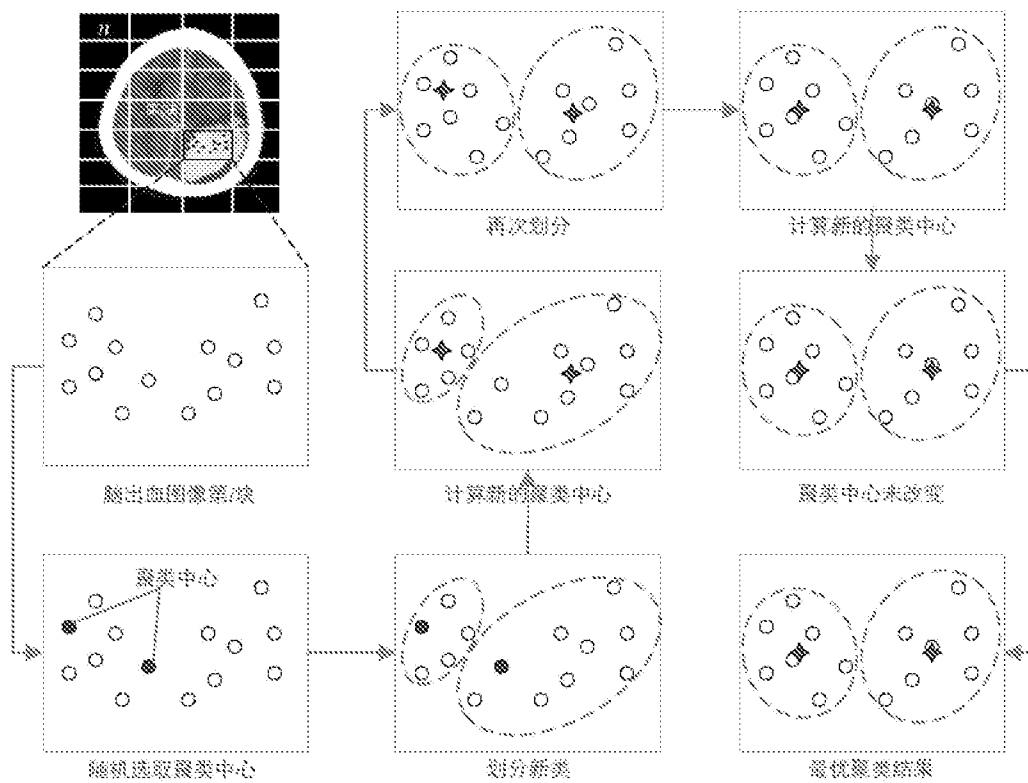


图2

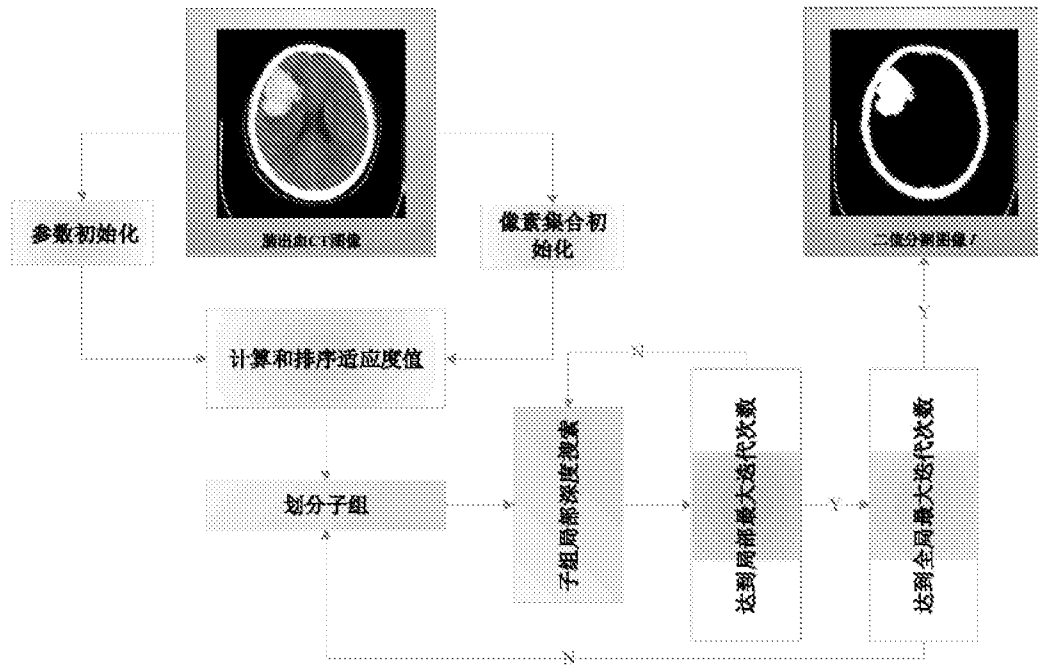


图3

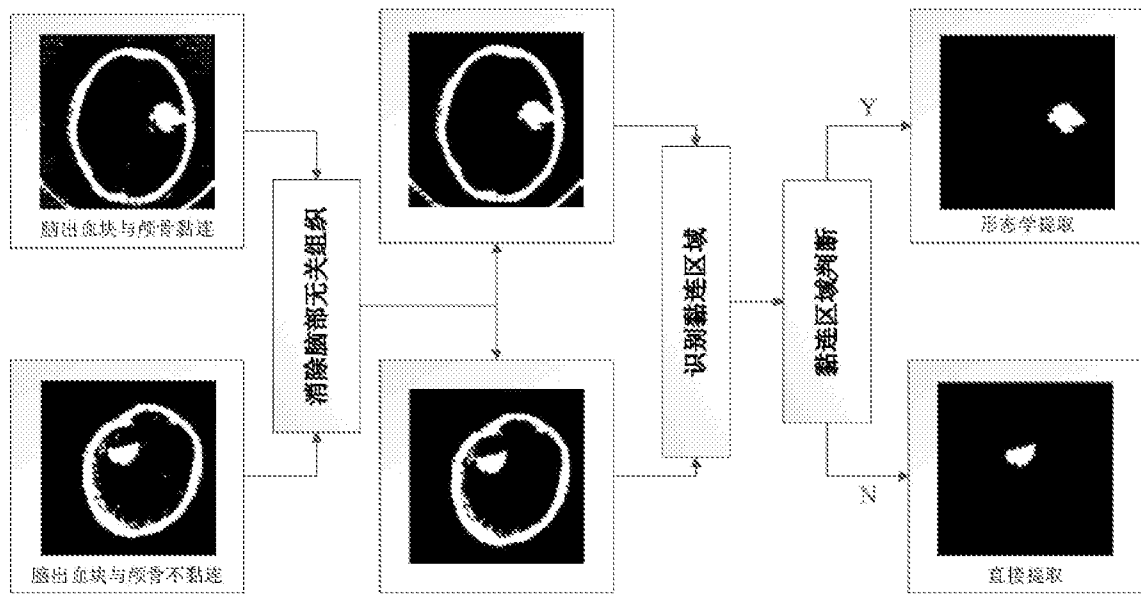


图4

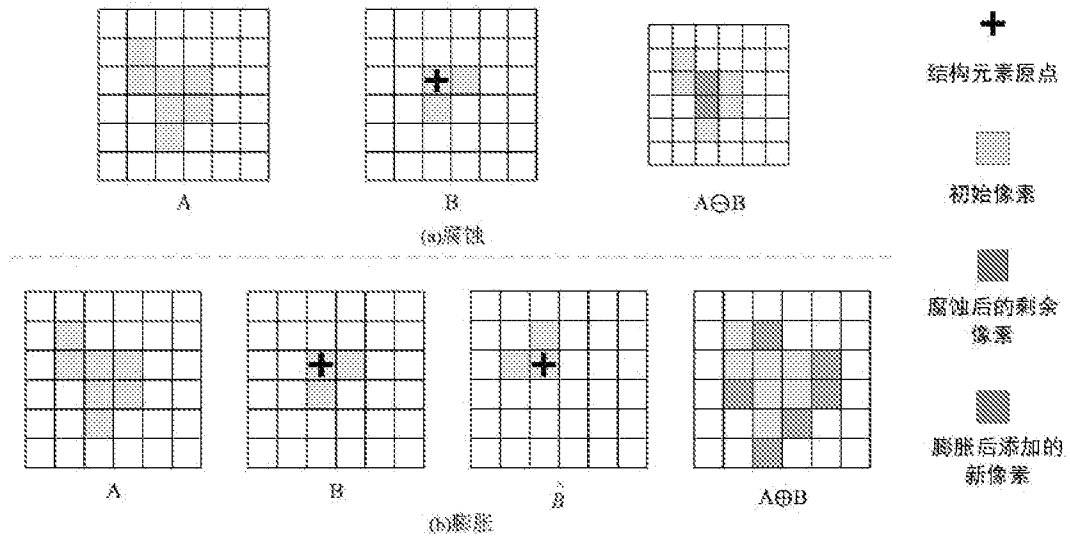


图5

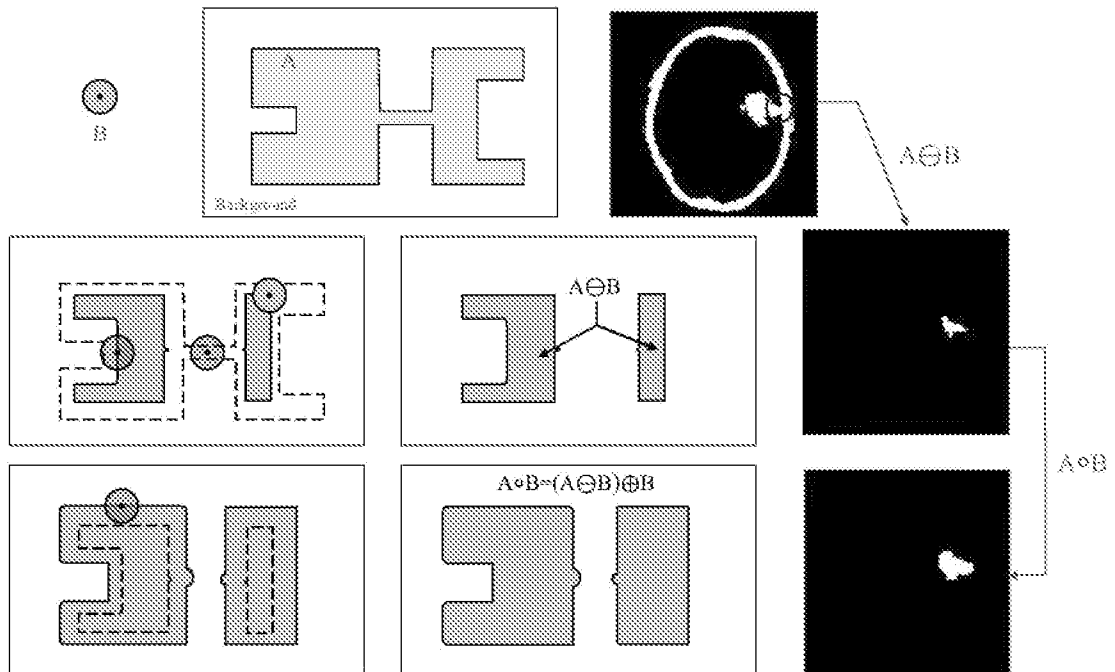


图6

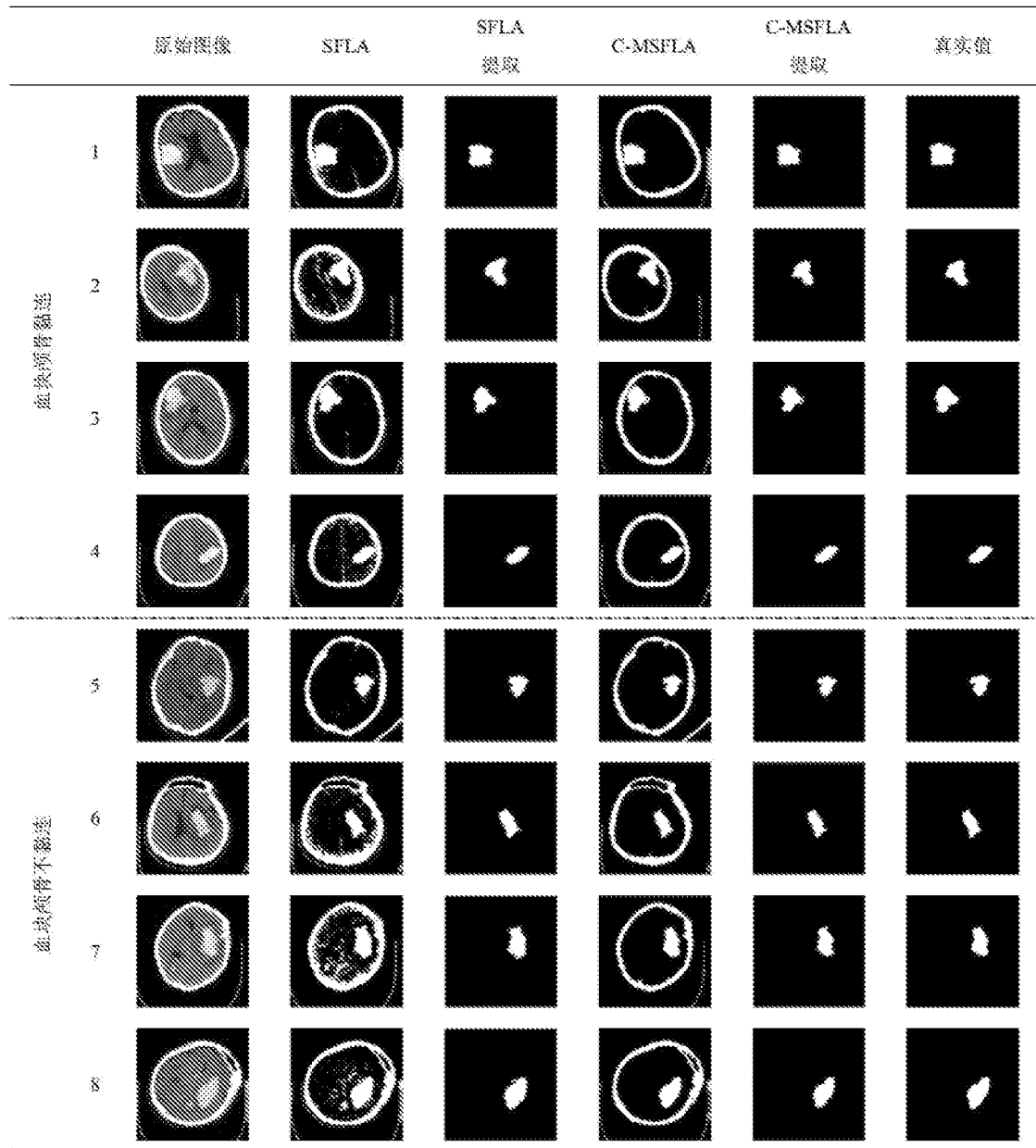


图7

	<i>JAC</i>		<i>Dice</i>		<i>Acc</i>	
	SFLA	C-MSFLA	SFLA	C-MSFLA	SFLA	C-MSFLA
1	0.8488	0.8762	0.9182	0.9340	0.9941	0.9957
2	0.7384	0.8945	0.8495	0.9443	0.9904	0.9970
3	0.8597	0.8726	0.9245	0.9320	0.9952	0.9960
4	0.7159	0.8785	0.8345	0.9353	0.9925	0.9976
5	0.8488	0.8853	0.9182	0.9392	0.8679	0.9976
6	0.6859	0.8597	0.8138	0.9246	0.9898	0.9965
7	0.6065	0.9149	0.7551	0.9556	0.9812	0.9974
8	0.6793	0.9051	0.8090	0.9502	0.9830	0.9965

图8

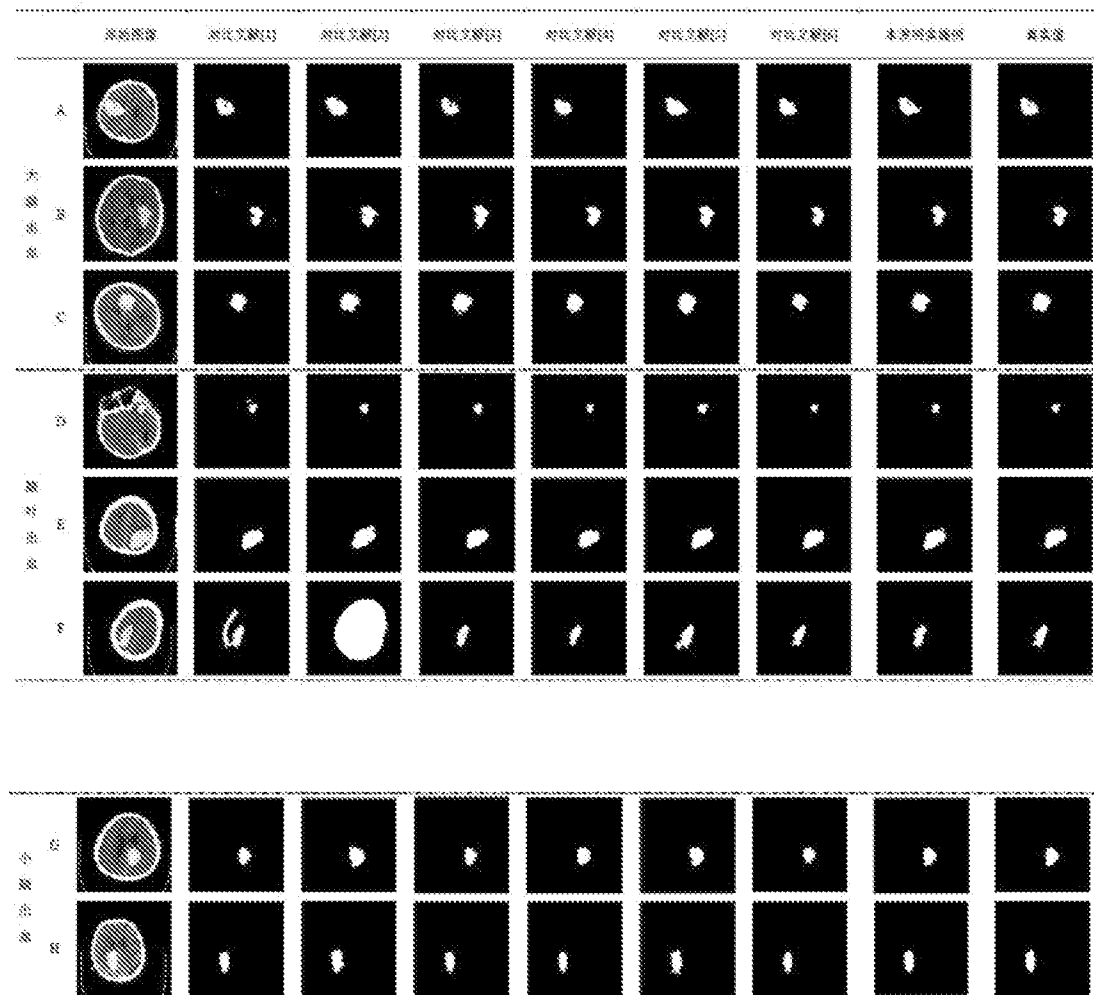


图9

	A	B	C	D	E	F	G	H
对比文献[1]	2.0499	2.0597	2.0039	1.9904	1.9542	1.6838	2.1480	2.0385
对比文献[2]	1.1640	1.1259	1.1284	1.1314	1.1111	1.0899	1.1210	1.1240
对比文献[3]	1.3213	1.2843	1.3148	1.3251	1.2946	1.2751	1.3081	1.3056
对比文献[4]	10.8807	11.6955	11.1369	6.9549	16.6915	13.9590	10.2266	10.6358
对比文献[5]	6.1329	6.0711	6.6675	4.8327	6.9592	5.9711	8.3009	5.1892
对比文献[6]	5.5216	7.0565	6.5187	3.7008	9.4876	5.5971	5.1085	6.4963
本发明实施例	1.0123	1.0552	0.9869	1.1335	1.1895	1.0734	1.1359	1.0098

图10

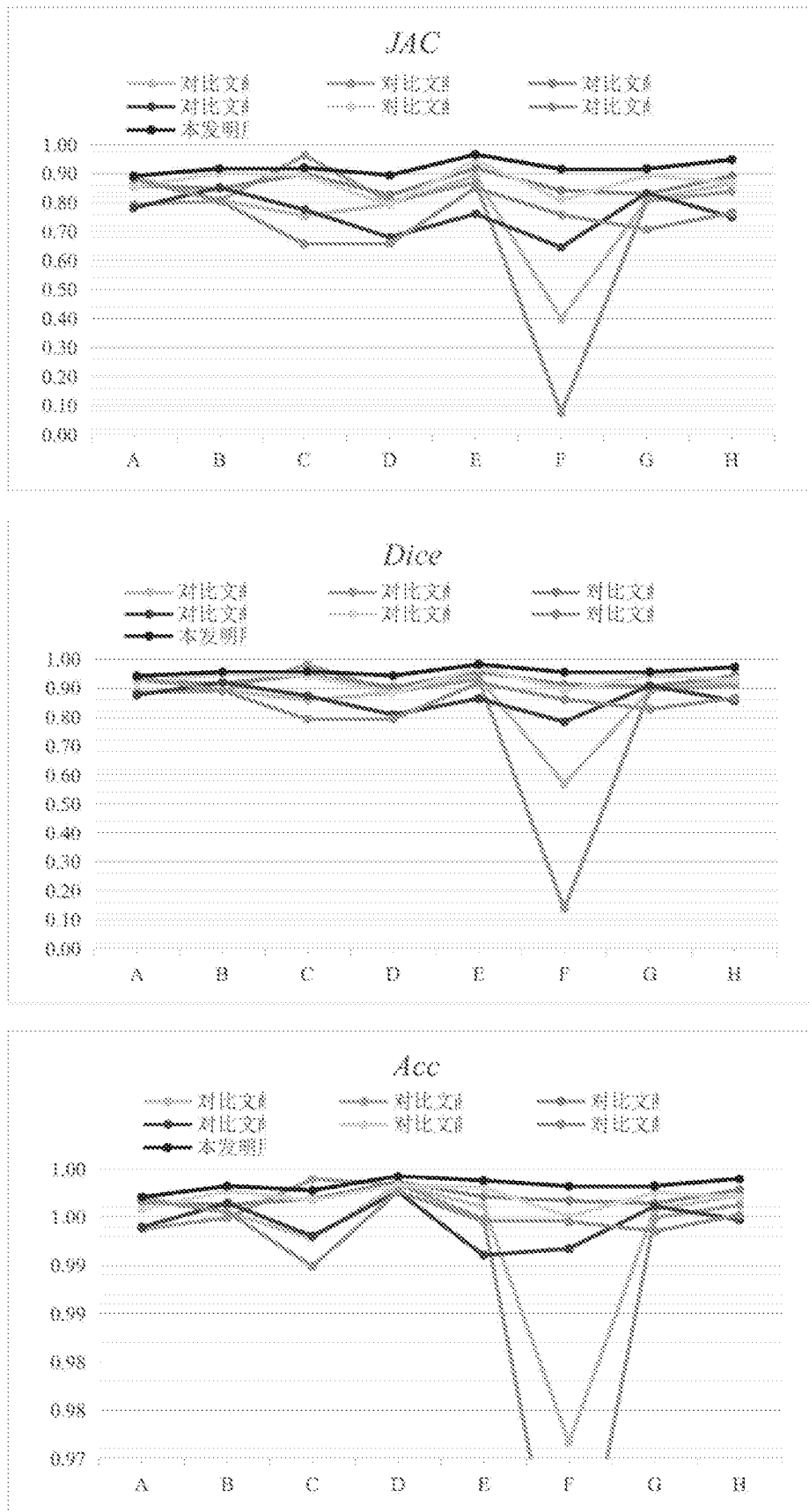


图11

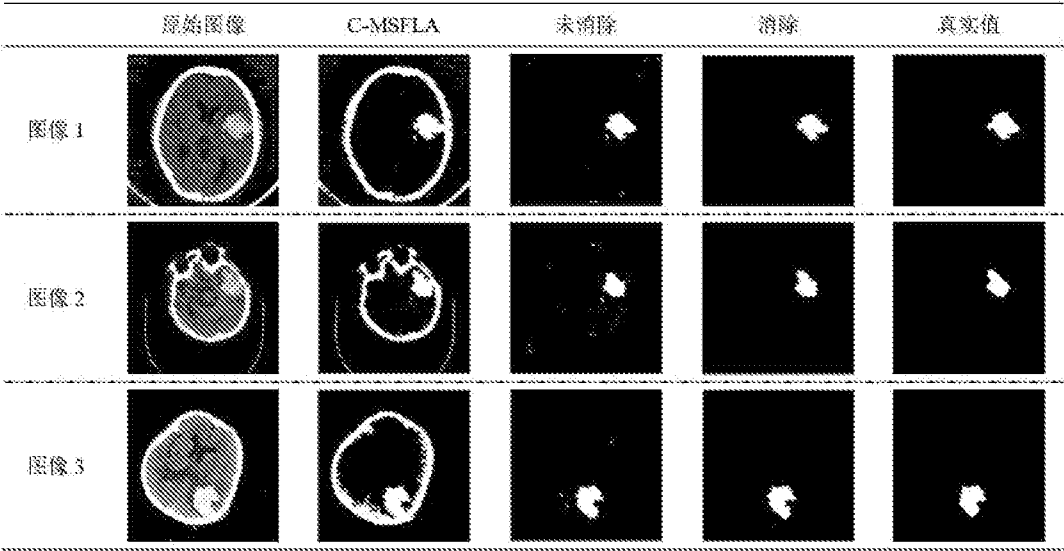


图12

	图像 1		图像 2		图像 3	
	未消除	消除	未消除	消除	未消除	消除
<i>JAC</i>	0.845842	0.891808	0.766475	0.893666	0.733516	0.864297
<i>Dice</i>	0.916484	0.94281	0.867802	0.943847	0.846276	0.92721
<i>Acc</i>	0.996223	0.997486	0.99533	0.998047	0.991844	0.996475

图13