



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 102930552 B

(45) 授权公告日 2015.03.18

(21) 申请号 201210480097.1

(22) 申请日 2012.11.22

(73) 专利权人 北京理工大学

地址 100081 北京市海淀区中关村南大街5号

(72) 发明人 杨健 王涌天 刘越 王雪虎

(74) 专利代理机构 北京理工大学专利中心 11120

代理人 高燕燕

(51) Int. Cl.

G06T 7/00(2006.01)

(56) 对比文件

US 2012/0220856 A1, 2012.08.30, 全文.

Hassan Khotanlou et al.《Automatic brain tumor segmentation using symmetry analysis and deformable models》.《International Conference on Advances in Pattern Recognition ICAPR》.2007,198-202.

文志强等.《基于广义松弛方法的快速均值偏移算法的研究》.《控制与决策》.2011,第26卷(第8期),

Sudipta Roy et al.《Detection and Quantification of Brain Tumor from MRI of Brain and its Symmetric Analysis》.《International Journal of Information and Communication Technology Research》.2012,第2卷(第6期),477-483.

梅跃松等.《一种改进的基于互信息的自动图像配准算法》.《激光与红外》.2007,第37卷(第5期),470-473.

审查员 王国海

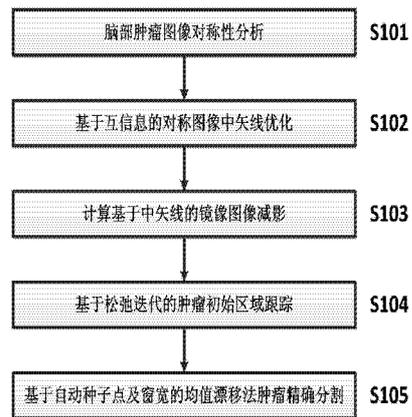
权利要求书1页 说明书4页 附图2页

(54) 发明名称

基于对称结构减影的脑肿瘤自动提取方法

(57) 摘要

本发明提出了一种基于对称结构减影的脑肿瘤自动提取方法,能够分割出准确的肿瘤区域,避免了人为干预,显著提高分割效率。第一步:脑部肿瘤图像对称性分析;第二步:对称图像中矢面及中矢线优化:将第一步中得到的对称模型应用到肿瘤图像中,以原图像与其镜像图像的最大互信息为最优化条件计算最优化的中矢线;第三步:计算基于中矢线的镜像图像减影:计算原始图像与基于中矢线镜像图像的减影;第四步:基于松弛迭代的肿瘤初始区域跟踪:利用松弛迭代方法跟踪肿瘤区域的初始边界;第五步:基于自动种子点及窗宽的均值漂移法肿瘤精确分割:根据第四步得到的肿瘤区域的初始边界,计算原始种子点和窗宽,利用均值漂移算法分割原始脑部肿瘤图像。



1. 基于对称结构减影的脑肿瘤自动提取方法,其特征包括以下步骤:

第一步:脑部肿瘤图像对称性分析:通过对正常脑部图像的对称性分析,得到对称模型;

第二步:对称图像中矢面及中矢线优化:将第一步中得到的对称模型应用到肿瘤图像中,以原图像与其镜像图像的最大互信息为最优化条件计算最优化的中矢线;

具体为:2-1、任意给定过重心的一条直线;

2-2、计算图像关于直线的对称图像;

2-3、求原图像与镜像图像的互信息量;

2-4、以互信息量为相似性测度,使用鲍威尔算法优化直线斜率,使得互信息量最大;

2-5、确定最优化的中矢线;

第三步:计算基于中矢线的镜像图像减影:计算原始图像与其基于最优化的中矢线镜像图像减影;

第四步:基于松弛迭代的肿瘤初始区域跟踪:利用松弛迭代方法跟踪肿瘤区域的初始边界;

第五步:基于自动种子点及窗宽的均值漂移肿瘤精确分割:根据第四步得到的肿瘤区域的初始边界,计算原始种子点和窗宽,利用均值漂移算法分割原始脑部肿瘤图像。

2. 如权利要求1所述的基于对称结构减影的脑肿瘤自动提取方法,其特征在于,所述第一步通过对正常脑部图像的对称性分析,得到非正常脑部肿瘤的模糊对称性模型。

3. 如权利要求2所述的基于对称结构减影的脑肿瘤自动提取方法,其特征在于,所述第二步根据非正常脑部肿瘤的模糊对称性模型及原图像与镜像图像的最大互信息量计算最优中矢线。

4. 如权利要求2或3所述的基于对称结构减影的脑肿瘤自动提取方法,其特征在于,所述第二步中中矢线的优化模型采用共轭方向法。

5. 如权利要求1或2或3所述的基于对称结构减影的脑肿瘤自动提取方法,其特征在于,第三步中通过计算原始图像基于中矢线为对称轴的两图像像素差,得到原始图像的镜像差图像,从而去除噪声。

6. 如权利要求1或2或3所述的基于对称结构减影的脑肿瘤自动提取方法,其特征在于,第五步具体包括以下步骤:

[1] 求取肿瘤初始区域的像素平均值;

[2] 将离重心最近且具有平均像素值的点作为均值漂移法的初始种子点;

[3] 选择初始边界的最大直径为窗宽;

[4] 选择具有径向对称性质的高斯核函数作为算法的核函数;

[5] 对具有初始肿瘤边界的原始图像精确分割。

7. 如权利要求6所述的基于对称结构减影的脑肿瘤自动提取方法,其特征在于,第五步中原始图像精确分割通过计算肿瘤初始区域的重心及平均像素值,自动确定均值漂移算法的种子点。

8. 如权利要求6所述的基于对称结构减影的脑肿瘤自动提取方法,其特征在于,第五步中原始图像精确分割通过计算肿瘤初始区域的最大直径,自动确定均值漂移算法的窗宽,并采用径向基函数进行肿瘤精确分割。

## 基于对称结构减影的脑肿瘤自动提取方法

### 技术领域

[0001] 本发明是一种脑部肿瘤图像的自动提取方法,可以应用于临床诊断、治疗计划等重要决断中。

### 背景技术

[0002] 数字医学影像主要通过 X-ray, CT, PET, MRI 等技术获得,其中 MRI,即磁共振成像是断层成像的一种,其特征是可以得到任意方向的生物体断层影像、三维体数据,甚至可以得到空间-波谱分布的四维影像。MRI 无需注射放射性同位素即可成像,相较 PET 和 SPET 更为安全。

[0003] MRI 最常用的核是氢原子核质子(1H),因为它的信号最强,在人体组织内也广泛存在。磁共振影像的灰阶特性是,磁共振信号愈强,则亮度愈大;磁共振的信号弱,则亮度也小,从白色、灰色到黑色。各种组织磁共振影像灰阶特点如下:脂肪组织,松质骨呈白色;脑脊髓、骨髓呈白灰色;内脏、肌肉呈灰白色;液体,正常速度流血液呈黑色;骨皮质、气体、含气肺呈黑色。核磁共振的另一特点是流动液体不产生信号,该特性称为流动效应或流动空白效应。因此血管是灰白色管状结构,而血液为无信号的黑色。这样使血管很容易与软组织分开。正常脊髓周围有脑脊液包围,脑脊液为黑色的,并有白色的硬膜为脂肪所衬托,使脊髓显示为白色的强信号结构。核磁共振已应用于全身各系统的成像诊断。效果最佳的是颅脑,及其脊髓、心脏大血管、关节骨骼、软组织及盆腔等。

[0004] 在对数字医学影像进行处理的过程中,图像分割是图像分析中的关键步骤和最困难的问题之一,而脑部肿瘤则是神经系统常见的疾病之一,对人类神经系统有很大的危害。在 MRI 图像上分割脑肿瘤区域非常重要,分割结果直接影响临床诊断、治疗计划等重要决断。当前,临床上肿瘤分割主要还是手工进行,放射科医生对 MRI 图像进行一帧一帧的手工分割来确定肿瘤区域。此项工作非常困难且耗费时间,并具有不可重复性的分割结果。近年来,自动或者半自动的脑部肿瘤分割算法层出不穷,但是,由于肿瘤区域形状及位置的多变性,以及肿瘤与脑部灰质、白质、脑脊液等正常组织的严重粘连性,且肿瘤内部组织与外部组织的不均匀性等特点,导致不同位置的肿瘤呈现不同表现形式。至今,还没有一个通用、完全自动且分割效果较好的分割算法,必须针对不同表现形式的肿瘤图像研究不同的分割方法。

### 发明内容

[0005] 临床应用中,得到脑部肿瘤图像以后,需要经验丰富的医生手动选取肿瘤区域,此项工作受主观因素干扰严重,不同的人会产生不同的分割效果,具有不可重复的分割结果。针对此问题,本发明提出了一种基于对称结构减影的脑肿瘤自动提取方法,能够分割出准确的肿瘤区域,避免了人为干预,显著提高分割效率。

[0006] 该基于对称结构减影的脑肿瘤自动提取方法,包括以下步骤:

[0007] 第一步:脑部肿瘤图像对称性分析:通过对正常脑部图像的对称性分析,得到对

称模型；

[0008] 第二步：对称图像中中线优化：将第一步中得到的对称模型应用到肿瘤图像中，以原图像与其镜像图像的最大互信息为最优化条件计算最优化的中线；

[0009] 第三步：计算基于中线的镜像图像减影：计算原始图像与其基于最优化的中线镜像图像减影；

[0010] 第四步：基于松弛迭代的肿瘤初始区域跟踪：利用松弛迭代方法跟踪肿瘤区域的初始边界；

[0011] 第五步：基于自动种子点及窗宽的均值漂移法肿瘤精确分割：根据第四步得到的肿瘤区域的初始边界，计算原始种子点和窗宽，利用均值漂移算法分割原始脑部肿瘤图像。

[0012] 本发明的有益效果：

[0013] 1. 能够实现全自动脑部肿瘤区域分割；

[0014] 2. 利用最大互信息量为相似性测度，鲍威尔算法为优化方法，提高了计算效率；

[0015] 3. 利用松弛迭代跟踪出初始肿瘤区域，然后求初始区域的平均像素点和最大直径，自动确定均值漂移算法的种子点和窗宽，确保了算法的自动性。

#### 附图说明

[0016] 图 1 是本发明基于对称结构减影的脑肿瘤自动提取方法流程图；

[0017] 图 2 是本发明中脑部肿瘤对称性模型及中线求法示意图。

#### 具体实施方式

[0018] 如附图 1 所示，基于对称结构减影的脑肿瘤自动提取方法流程图，具体包括以下几个步骤：

[0019] 步骤 S101，脑部肿瘤图像的对称性分析。

[0020] 通过对正常脑部图像的对称性分析，得到对称模型；在此步骤中也可以通过对正常脑部图像的对称性分析，得到非正常脑部肿瘤的模糊对称性模型，那么在步骤 S102 中即可以根据非正常脑部肿瘤的模糊对称性模型及原图像与镜像图像的最大互信息量计算最优中线。

[0021] 步骤 S102，基于互信息的对称图像中线优化。

[0022] 如附图 2 所示，假设图像的重心为坐标系的原点，那么以过重心的直线为对称轴来寻找中线，任意过重心的一条直线 L，把图像分成月 A<sub>1</sub>、B<sub>1</sub> 两部分图像，那么 A<sub>1</sub> 关于直线 L 的镜像图像为 A<sub>2</sub> 所示。图像 A 中的任意像素月 A<sub>1</sub>(X<sub>1</sub>, y<sub>1</sub>) 关于直线 L 对称的像素为 A<sub>2</sub>(X<sub>2</sub>, y<sub>2</sub>)。求图像 A<sub>2</sub> 和图像 B<sub>1</sub> 的互信息量，再根据鲍威尔优化算法得到使此互信息量最大的 α 角，α 为直线 L 和 Y 轴的夹角。

[0023] 设直线方程为：

$$[0024] \quad y = -\tan\left(\frac{\pi}{2} - \alpha\right) * x \quad (1)$$

[0025] 那么图像 A<sub>1</sub>(X<sub>1</sub>, y<sub>1</sub>)，和其相对于直线 L 的镜像图像 A<sub>2</sub>(X<sub>2</sub>, y<sub>2</sub>) 的关系式为：

$$[0026] \quad \begin{cases} x_2 = \frac{2ky_1 + x_1 - k^2x_1}{k^2 + 1} \\ y_2 = \frac{x_1}{k} - \frac{2y_1 - k^2x_1}{k^2 + 1} - \frac{x_1}{k^3 + k} + y_1 \end{cases} \quad (2)$$

[0027] 在初始化中矢线后,利用鲍威尔方法对直线 L 的斜率 k 进行优化,以两幅图像的互信息量作为相似性测度,其中互信息量的计算如下所示。

$$[0028] \quad MI(X,Y) = \sum_{x,y \in X,Y} P_{xy}(x,y) \times \log \frac{P_{xy}(x,y)}{P_x(x) \times P_y(y)} \quad (3)$$

[0029] 在鲍威尔算法中,需要给定目标函数和最优化条件。本文以图像的镜像图像和图像的互信息量最大为最优化条件,此实施例中中矢线的优化模型采用共轭方向法,其优化的目标函数为:

$$[0030] \quad F(x_{b,j}, y_{b,j}, x_{1,i}, y_{1,i}, k) =$$

[0031]

$$[0031] \quad \operatorname{argmax} \left( \frac{\sum_{i=1, j=1}^{n,j} P_{B_{A_2}} \left( B_1(x_{b,j}, y_{b,j}), A_2 \left( \frac{2ky_{1,j} + x_{1,j} - k^2x_{1,j}}{k^2 + 1}, \frac{x_{1,j}}{k} - \frac{2y_{1,j} - k^2x_{1,j}}{k^2 + 1} - \frac{x_{1,j}}{k^3 + k} + y_{1,j} \right) \right)}{P_{B_1}(x_{b,j}, y_{b,j}) * P_{A_2} \left( \frac{2ky_{1,j} + x_{1,j} - k^2x_{1,j}}{k^2 + 1}, \frac{x_{1,j}}{k} - \frac{2y_{1,j} - k^2x_{1,j}}{k^2 + 1} - \frac{x_{1,j}}{k^3 + k} + y_{1,j} \right)} \right) \quad (4)$$

[0032] 其中  $A_1(x_{1,i}, y_{1,i})$ ,  $A_2(x_{2,i}, y_{2,i})$ ,  $P_{B_1}(x_{b,i}, y_{b,i})$  分别为图像  $A_1$ ,  $A_2$  和  $B_1$  的像素, k 为中矢线 L 的斜率。

[0033] 步骤 S103,基于中矢线的镜像图像减影计算。通过计算原始图像基于中矢线为对称轴的两图像像素差,得到原始图像的镜像差图像,从而去除噪声。根据以上算法分析,可以确定基于最优的直线 L 即为图像的中矢线。以中矢线为对称轴,得到图像月  $A_1$  关于中矢线的镜像图像  $A_2$ , 设为图像  $A_2$  与图像的减影图像:

$$[0034] \quad I(x, y) = A_2(x_{2,i}, y_{2,j}) - B_1(x_{b,i}, y_{b,i}) \quad (5)$$

[0035] 步骤 S104,基于松弛迭代的肿瘤初始区域跟踪。

[0036] 对经过预分割得到的图像,首先遍历图像各像素点,每个像素用  $I(i)$  表示,将图像分成预先确定的 K 类,本实施例预先设定为  $K = 3$ 。令  $\mu_k$  和  $\sigma_k$  分别表示第 K 类均值和方差。然后计算像素点 i 到第 K 类的马氏距离如下:

$$[0037] \quad d_{ij} = \frac{[\mu_k - I(i)]^2}{\sigma_k} \quad (6)$$

[0038] 松弛迭代是一种像素标记的方法。要终止迭代,可以设一个百分比来确定迭代是否达到预期目标。通过阈值的准确设定,可以得到很好的分割效果。

[0039] 计算初始概率如下:

$$[0040] \quad P_i^{(0)} = \frac{1/d_{ik}}{\sum_{i=1}^k 1/d_{ik}} \quad (7)$$

[0041] 迭代的第 n+1 次的概率矢量可如下计算：

$$[0042] \quad P_i^{(n+1)}(k) = \frac{P_i^{(n)}(k)[1+Q_i^{(n)}(k)]}{\sum_{i=1}^k P_i^{(n)}(l)[1+Q_i^{(n)}(l)]} \quad (8)$$

[0043] 式中  $Q_i(k)$  表示类 K 对点 i 的一个兼容性因数。在此对每个像素点只考虑它与其 8 邻域像素的关系：

$$[0044] \quad Q_i(k) = \frac{1}{8} \sum_{j \in V(i)} \sum_{l=1}^k R(k, l) P_j(l) \quad (9)$$

[0045] 式中  $R(k, l)$  是类 K 和类 l 的兼容矩阵, 定义为：

$$[0046] \quad \begin{cases} R(k, k) = 1 \\ R(k, l) = 0, k \neq l \end{cases} \quad (10)$$

[0047] 最后通过对迭代收敛的百分比进行设定, 以达到较好的边界跟踪结果。

[0048] 步骤 S105, 基于自动种子点及窗宽的均值漂移法肿瘤区域的精确分割。

[0049] 求初始边界区域内像素的平均值, 以任意像素为平均值的点作为均值漂移算法的初始点, 并且以初始边界的最大直径为窗宽, 以高斯核函数为本文算法的核函数, 对具有初始边界的原始图像精确分割。

[0050] 求均值漂移算法向量, 其加权表达式为：

$$[0051] \quad M_h(x) = \frac{\sum_{i=1}^n G\left(\frac{x_i - x}{h}\right) w(x_i) x_i}{\sum_{i=1}^n G\left(\frac{x_i - x}{h}\right) w(x_i)} - x \quad (11)$$

[0052] 其中  $G\left(\frac{x_i - x}{h}\right)$  为核函数。给定一个初始点 x, 容许核函数的误差为  $\varepsilon$ ,  $w(x_i)$  为权重。

[0053] 虽然参考优选实施例对本发明进行描述, 但以上所述实例并不构成本发明保护范围的限定。任何在本发明的精神及原则内的修改、等同替换和改进等, 均应包含在本发明的权利要求保护范围内。

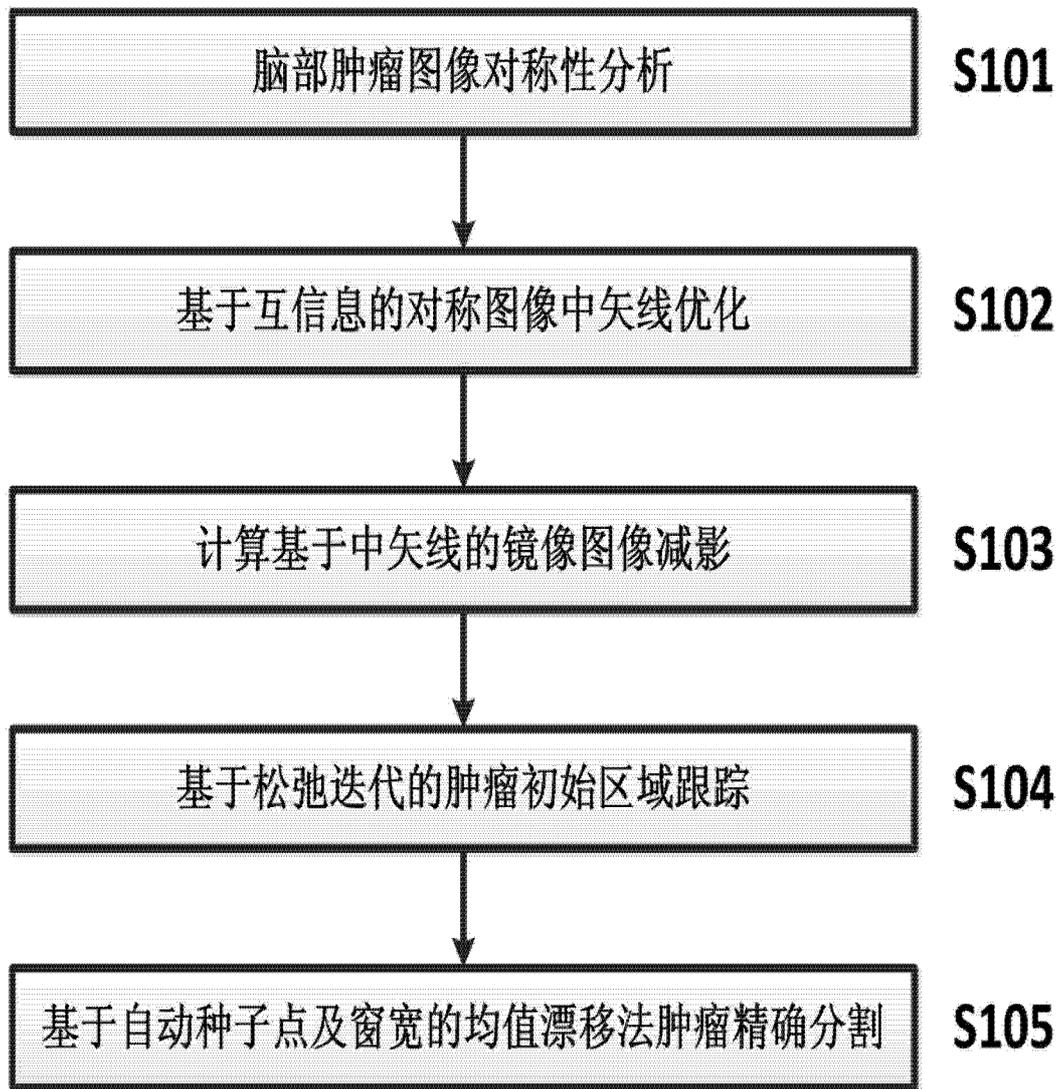


图 1

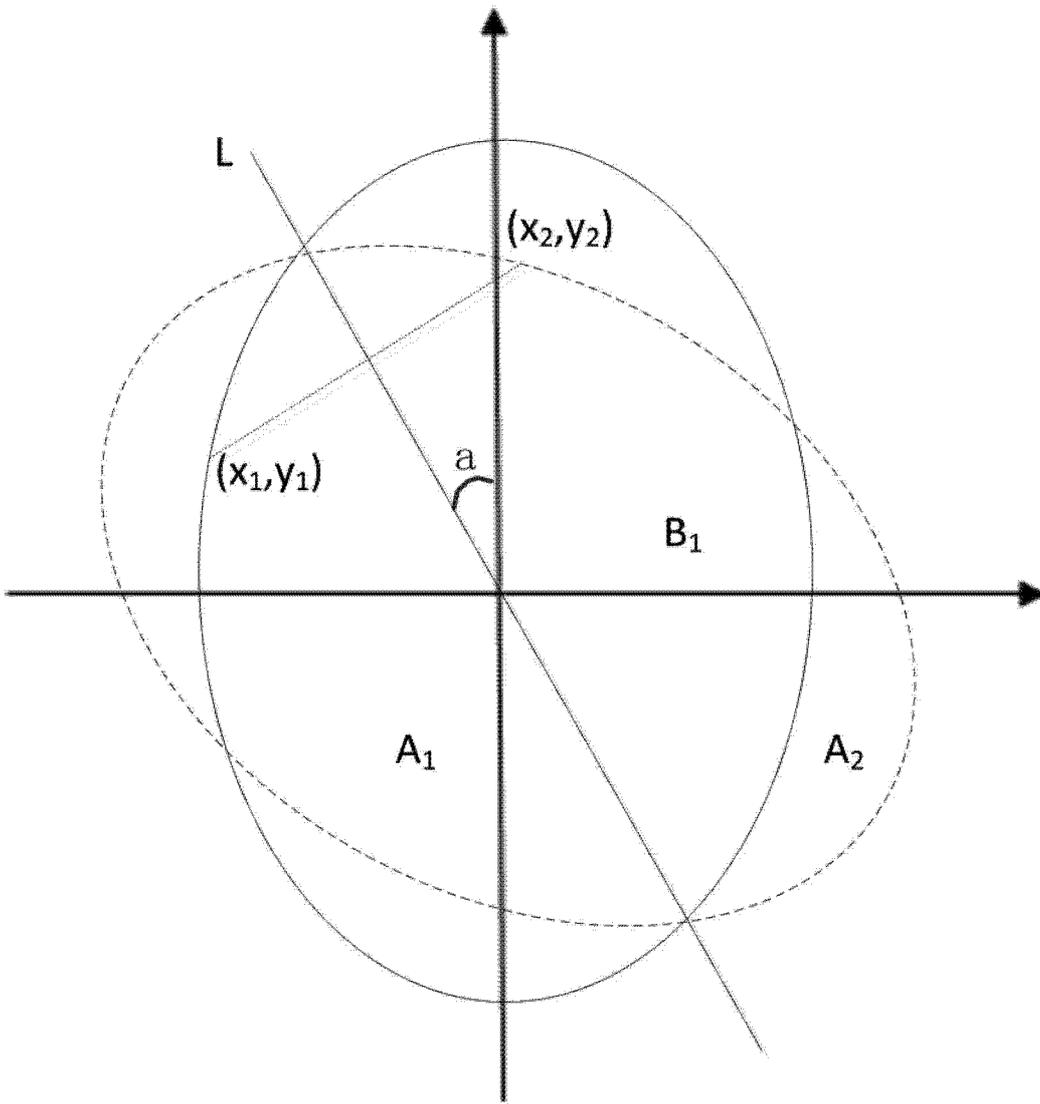


图 2