

[19] 中华人民共和国国家知识产权局

[51] Int. Cl.  
G06T 15/00 (2006.01)



## [12] 发明专利说明书

专利号 ZL 200410020673.X

[45] 授权公告日 2007 年 2 月 21 日

[11] 授权公告号 CN 1301494C

[22] 申请日 2004.6.7

[21] 申请号 200410020673.X

[73] 专利权人 东软飞利浦医疗设备系统有限责任公司

地址 110179 辽宁省沈阳市沈阳高新区浑南产业区东大软件园

[72] 发明人 贾 同 杨金柱 胡 英 侯 悦

[56] 参考文献

WO 03/043490 A1 2003.5.30

CN 1352781A 2002.6.5

CN 1430185A 2003.7.16

CN 1471054A 2004.1.28

EP 1225541 A2 2002.7.24

审查员 黄 捷

[74] 专利代理机构 沈阳东大专利代理有限公司

代理人 梁 焱

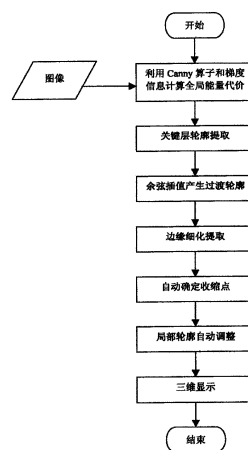
权利要求书 1 页 说明书 7 页 附图 11 页

[54] 发明名称

一种医学图像的三维分割方法

[57] 摘要

一种医学图像的三维分割方法，属于医学成像技术领域；针对现有技术对 VOI 的提取存在的不足，本发明方法提供一种医学图像的三维分割方法，采用 Canny 算子进行边缘检测，采用余弦函数进行轮廓插值，利用 Canny 算子和梯度信息生成图像的全局能量代价函数，作为交互式分割基础，实现对关键层的轮廓提取，进而在关键层之间利用基于余弦函数的插值方法产生中间层轮廓，同时在中间层轮廓上根据该层的局部能量代价自动生成种子点，并依据局部能量代价函数进行轮廓的自动调整，对插值生成的轮廓进行自动的修正，从而得到真正的分割区域；本发明方法能够对各种复杂的医学图像进行准确交互式的分割，具有快速性和可行性，且有极高的应用价值。



1. 一种医学图像的三维分割方法，其特征在于本发明方法由以下三个步骤组成：
  - (一) 在起始层和终止层利用 canny 算子和梯度场计算能量代价场，进行交互式分割；
  - (二) 在起始层和终止层间进行余弦插值，在各层上产生初始轮廓；
  - (三) 在起始层和终止层间根据初始轮廓自动确定种子点，并通过局部轮廓自动调整确定最终完整轮廓。
2. 根据权利要求 1 所述的一种医学图像的三维分割方法，其特征在于步骤（一）由以下步骤组成：
  - (1) 利用邻域梯度计算梯度场；
  - (2) 利用 canny 算子和梯度场计算能量代价场；
  - (3) 选定起始层和终止层进行交互式分割。
3. 根据权利要求 1 所述的一种医学图像的三维分割方法，其特征在于步骤（二）由以下步骤组成：
  - (1) 利用基于余弦函数的插值方法在起始层和终止层间进行轮廓插值；
  - (2) 对插值轮廓进行细化。
4. 根据权利要求 1 所述的一种医学图像的三维分割方法，其特征在于步骤（三）由以下步骤组成：
  - (1) 在插值产生的轮廓内部自动确定种子点；
  - (2) 对这些种子点在邻域内自动调整到能量最小的位置；
  - (3) 在相邻种子点间通过能量代价场自动调整局部轮廓，确定最终完整轮廓。
5. 根据权利要求 1 所述的一种医学图像的三维分割方法，其特征在于所述的余弦插值的函数为：

$$f = \frac{\cos(m * \frac{\pi}{l}) + 1}{2}$$

其中  $m = 1, 2, \dots, l-1$  ,  $l$  代表总层数。

## 一种医学图像的三维分割方法

### 技术领域

本发明属于医学成像技术领域，特别涉及一种医学图像的三维分割方法。

### 背景技术

随着医学成像技术的发展，图像分割在该领域的应用也越来越广泛，医学图像具有复杂性和多样性等特点，并且具有一定的噪音，图像中器官的边缘也会有局部的不清晰，这使得医学图像中 VOI (volume of interest, 体数据中感兴趣的区域) 的提取比较困难，至今在医学图像方面还没有一种比较通用的分割方法。目前该领域的分割方法主要有两大类，一类以计算机为主体的自动的分割方法，另一类是人机结合的交互式分割方法。由于医学图像的复杂性，特别是针对复杂器官的提取，使得自动分割方法的使用受到了局限，并且其分割结果的准确性也不能满足要求；而交互式的分割方式相对而言具有更大的灵活性，因此该分割方法成为医学图像分割方面研究的一个热点。

自动分割的代表方法是 Active Contour Models，即活动轮廓法，这类方法需要给出初始的轮廓，然后进行迭代，使轮廓沿能量降低的方向靠近，最后得到一个优化的边界。能量函数包括内外力两方面，如边界曲率和梯度。由于用户无法估计迭代的最后结果，应用活动轮廓法往往需要进行多次的交互工作。特别当目标比较复杂时，初始的轮廓不易确定，而迭代的结果往往不能达到要求。这种方法应用在医学图像中除了以上的缺陷外，时间的开销也是一个瓶颈，不能保证快速的进行三维图像的提取。

人机结合的交互式分割的代表方法是 Intelligent Scissors (IS)，即智能剪刀法，该方法的基本思想是设定种子点，即设定目标区域边缘任意点，然后计算出图上各点到种子点的最小能量。由于边缘点多为零交叉点，其能量较邻点小，因而使能量图呈“总线”结构，其中边缘为代表低能量的“总线”，从而在交互引导过程中自动勾勒出边缘。对于轮廓比较平滑的目标，这种方法可以获得比较好的效果，但在处理具有尖锐边角的目标时，对尖锐边角往往不

能准确定位。

在三维重建的过程中智能剪刀法只对起始层和终止层进行交互式轮廓分割，对于起始层和终止层之间的中间层轮廓采用了线性插值方式生成，进而再进行三维重建。传统插值是一种线性的加权平均，只是沿着切片前进的方向进行简单的以切片间距离为量度的一种线性变换，这种变换会使得插值生成的轮廓在实际轮廓有突变处不能及时的得到改变，使分割的准确性受到了限制。

### 发明内容

针对现有技术存在的问题，本发明提供一种医学图像的三维分割方法，能够对各种复杂医学图像进行准确交互式的分割。

由于传统的智能剪刀方法在进行分割之前采用了拉普拉斯算子进行预处理，然而拉普拉斯算子并不是一种理想的边缘检测算子，它对图像平滑滤波的程度取决于高斯函数的参数  $\delta$ ， $\delta$  值越大，噪声滤波效果越好，但同时也丢失了重要的边缘信息，在平滑相互邻近的两个边缘时还可能把它们连接在一起而只检测到一个边缘。如果选取小  $\delta$  值，又有可能平滑不完全而留有太多噪声。也就是说抑制噪声和边缘精确定位无法同时得到满足。Canny 证明了高斯函数的一阶倒数可以在抗干扰和精确定位之间选择一个折衷的方案，并在此基础上提出了对信噪比与定位之乘积的最优化逼近算子，可以在有效抑制噪声的前提下，最大限度的保证边缘的连续性。因此本发明采用 Canny 算子（一种边缘检测算子）代替拉普拉斯算子对智能剪刀法进行了改进，使之更加符合医学图像分割的需要。观察图 2a，这是一幅典型的 CT 图像。由于本身组成成分的复杂性，各组织内部的灰度分布很不均匀。由于相邻的组织不同，组织之间的边缘时而清晰，时而模糊。图 2b 是采用拉普拉斯边缘检测算子进行边缘检测的结果，由于图像的上述特征导致检测结果存在两个问题：第一，组织内部存在大量的伪边缘；第二，边缘存在大量间断。这两个问题会严重影响智能剪刀法交互分割时的分割结果，一方面由于伪边缘的吸引会使动态轮廓线不沿着真正的边缘前进，需要用户增加交互的次数并产生不正确的轮廓；另一方面由于边缘的间断，会导致轮廓线的准确性和光滑性严重下降。图 2c 是采用 Canny 算子进行边缘检测的结果。可以看到此时大部分的伪边缘都被去掉了，而检

测出来的边缘本身具有很好的连续性，这将大大有利于提高智能剪刀法在分割医学图像时的准确性。

对于传统插值带来的不足，本发明采用基于余弦函数的轮廓插值来取代线性加权平均插值，利用这种插值方法可以明显的改善线性插值存在的不足。余弦插值函数曲线如图 3 所示，插值函数

$$f = \frac{\cos(m * \frac{\pi}{l}) + 1}{2} \quad (1)$$

其中  $m=1,2,\dots,l-1$ ， $l$  代表总层数。观察基于线性插值图 4b 和基于余弦插值图 5b，可见对于中间插值生成的轮廓，余弦插值可以很好的解决线性插值在轮廓突变处的不足。

为实现上述目的，本发明方法利用 Canny 算子和梯度信息生成图像的全局能量代价函数，作为交互式分割基础，实现对起始层和终止层间的轮廓提取，进而在起始层和终止层间利用基于余弦函数的插值方法产生中间层轮廓，同时在中间层轮廓上根据该层的局部能量代价自动生成种子点，并依据局部能量代价函数进行轮廓的自动调整，对插值生成的轮廓进行自动的修正，从而得到真正的分割区域。整个过程将自动分割和交互式的分割相结合，相对于活动轮廓模型更加快速，相对于智能剪刀法更加准确。实践证明本发明提出的方法具有快速性和可行性，且有极高的应用价值。

医学图像的三维分割方法由以下步骤组成：

- （一）在起始层和终止层利用 canny 算子和梯度场计算能量代价场，进行交互式分割；
- （二）在起始层和终止层间进行余弦插值，在各层上产生初始轮廓；
- （三）在起始层和终止层间的中间层内根据初始轮廓自动确定种子点，并通过局部轮廓自动调整确定最终完整轮廓。

其中步骤（一）又包括以下步骤：

- （1）利用邻域梯度计算梯度场；
- （2）利用 canny 算子和梯度场计算能量代价场；
- （3）选定起始层和终止层进行交互式分割。

其中步骤（二）的又包括以下步骤：

- (1) 利用基于余弦函数的插值方法在起始层和终止层间的中间层进行轮廓插值;
- (2) 对插值轮廓进行细化。

其中步骤(三)又包括以下步骤:

- (1) 在插值产生的轮廓内部自动确定种子点;
- (2) 对这些种子点在邻域内自动调整到能量最小的位置;
- (3) 在相邻种子点间通过能量代价场自动调整局部轮廓, 确定最终完整轮廓。

本发明方法是一种针对复杂医学图像的三维分割方法, 对智能剪刀法和活动轮廓法进行了融合改进, 实现了快速准确的交互式分割, 在医学辅助诊断系统和医学三维重建系统中有着很高的应用价值。

#### 附图说明

图1为医学图像的三维分割方法的流程图;

图2为图像组织的边缘提取图, 其中a为原图, b为采用拉普拉斯边缘检测算子进行边缘检测的结果图, c为采用canny边缘检测算子进行边缘检测的结果图;

图3余弦插值函数曲线;

图4是图像经过线性插值处理的结果, 其中a为起始层, b为轮廓插层, c为终止层;

图5是图像经过余弦插值处理的结果, 其中a为起始层, b为轮廓插层, c为终止层;

图6是为获得肝脏图像而提取的起始层和终止层间轮廓图;

图7是为获得肝脏图像而进行插值处理的边缘轮廓图;

图8是为获得肝脏图像而进行细化处理的边缘轮廓图;

图9是为获得肝脏图像而进行局部轮廓自动调整的效果图, 其中a为调整前效果, b为调整后效果;

图10为应用本发明方法提取的肝脏三维重建结果;

图11是为获得肾脏图像而提取的起始层和终止层间轮廓图;

图12是为获得肾脏图像而进行插值处理的边缘轮廓图;

图 13 是为获得肾脏图像而进行细化处理的边缘轮廓图；

图 14 是为获得肾脏图像而进行局部轮廓自动调整的效果图，其中 a 为调整前效果，b 为调整后效果；

图 15 为应用本发明方法提取的肾脏三维重建结果。

### 具体实施方式

结合附图，如图 1 所示医学图像的三维分割方法的流程图，本发明详细的分割方法，包括以下三个步骤：

- （一）在起始层和终止层利用 canny 算子和梯度场计算能量代价场，进行交互式分割；
- （二）在起始层和终止层间进行余弦插值，在各层上产生初始轮廓；
- （三）在起始层和终止层间根据初始轮廓自动确定种子点，并通过局部轮廓自动调整确定最终完整轮廓。

本发明方法具体实现过程如下：

步骤（一）：

$$I(p, q) = w_Z \cdot f_Z(q) + w_D \cdot f_D(p, q) + w_G \cdot f_G(q) \quad (2)$$

其中  $f_Z(q)$ 、 $f_G(q)$ 、 $f_D(p, q)$  分别表示零交叉点、梯度值、梯度方向， $w_Z$ 、 $w_D$ 、 $w_G$  为权值，其参考系数分别为 0.4、0.2、0.4， $p$ 、 $q$  为图像中的像素点。

式（2）中  $f_Z(q)$  的计算为：

$$f_Z(q) = \begin{cases} 0 & \text{if } I_L(q) = 0 \\ 1 & \text{if } I_L(q) \neq 0 \end{cases} \quad (3)$$

其中  $I_L$  是对原图像进行 Canny 变换得到的结果。

式（2）中  $f_G(q)$  的计算为：

计算梯度时可以采用不同的算子，本方法中令  $I_x$ 、 $I_y$  表示 x、y 方向的梯度，则梯度 G 计算为：

$$G = \sqrt{I_x^2 + I_y^2} \quad (4)$$

为使高梯度产生低能量，令

$$f_G = \frac{\max(G') - G'}{\max(G')} = 1 - \frac{G'}{\max(G')} \quad (5)$$

$$\text{其中 } G' = G - \min(G) \quad (6)$$

式 (2)  $f_D(p, q)$  的计算为:

因为梯度方向能量是对变化剧烈边缘的一种平滑, 且当  $p$ 、 $q$  两点相似时, 其梯度方向所占的能量较小, 因此这种能量因子的最终影响结果是使相似点归于同一条能量路径。

$$f_D(p, q) = \frac{1}{\pi} \left\{ a \cos[d_p(p, q)] + a \cos[d_q(p, q)] \right\} \quad (7)$$

$$\text{式 (7) 中} \quad d_p(p, q) = \mathbf{D}'(\mathbf{p}) \bullet \mathbf{L}(\mathbf{p}, \mathbf{q}) \quad (8)$$

$$d_q(p, q) = \mathbf{L}(\mathbf{p}, \mathbf{q}) \bullet \mathbf{D}'(\mathbf{q}) \quad (9)$$

其中 “ $\bullet$ ” 表示矢量点乘。其中矢量

$$\mathbf{D}'(\mathbf{p}) = (I_y(p), -I_x(p)) \quad (10)$$

$$\mathbf{D}'(\mathbf{q}) = (I_y(q), -I_x(q)) \quad (11)$$

$$\mathbf{L}(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = \frac{1}{\|\mathbf{p} - \mathbf{q}\|} \begin{cases} \mathbf{q} - \mathbf{p}; & \text{if } \mathbf{D}'(\mathbf{p}) \bullet (\mathbf{q} - \mathbf{p}) \geq 0 \\ \mathbf{p} - \mathbf{q}; & \text{if } \mathbf{D}'(\mathbf{p}) \bullet (\mathbf{q} - \mathbf{p}) < 0 \end{cases} \quad (12)$$

$I_x(p), I_y(p), I_x(q), I_y(q)$  分别表示  $p$ 、 $q$  两点  $x$ 、 $y$  方向的梯度,  $\mathbf{L}(\mathbf{p}, \mathbf{q})$  为  $p$ 、 $q$  两点的单位矢量,  $\mathbf{D}'(\mathbf{p})$ 、 $\mathbf{D}'(\mathbf{q})$  为梯度矢量顺时针旋转 90 度后的矢量, 利用该函数对起始层和终止层进行轮廓的提取, 效果如图 6。

步骤 (二):

在对起始层和终止层的轮廓进行完交互式分割后, 起始层和终止层间的中间层采用插值方式生成, 在两个相邻的断层图像上抽取轮廓, 分别得到两个二值图像, 其中 “0” 像素代表轮廓点。对这两幅二值图像进行距离变换, 可以分别得到两个距离图像  $d_1(i, j)$ ,  $d_2(i, j)$ , 与正规的距离变换不同的是: 对于轮廓内的点, 它的值是它到轮廓上最近一点距离的负值; 而对于轮廓外的点, 它的值是它到轮廓上最近一点距离的正值。为节省计算时间, 在这里将采用街区距离变换计算最短距离, 对于中间断层上的距离图像是通过将两幅距离图像加权平均得到的, 即:



$$d_k(i, j) = (l - f)d_1(i_1, j_1) + fd_2(i_2, j_2) \quad (13)$$

$$f = \frac{\cos(m * \frac{\pi}{l}) + 1}{2} \quad (1)$$

其中,  $k=1,2,\dots,l-1$ ,  $m=1,2,\dots,l-1$ ,  $l$  代表总层数,  $d_k(i, j)$  就是中间断层上的距离图像。

在距离图像中, 距离大于零的区域代表轮廓的外部, 距离小于零的区域代表轮廓的内部, 而轮廓就是过零点构成的, 效果如图 7。

为了确保插值后的边缘轮廓是单边缘像素宽度, 本发明对插值生成轮廓进行了细化处理, 以确保在步骤三中局部轮廓自动调整的准确性, 效果如图 8。

步骤 (三):

根据医学图像中前后两层相似性较大的特点, 取上一层的种子点为下一层新的初始种子点, 然后进行自动调整。

同步骤 (一), 梯度  $G$  表示为:

$$G = \sqrt{I_x^2 + I_y^2} \quad (4)$$

$$G' = \text{Max}(G_i) \quad (14)$$

$$\text{其中 } G_i \text{ 为种子点邻域内点的梯度集合} \quad G_i = \sqrt{I_{ix}^2 + I_{iy}^2} \quad (15)$$

$G'$  取最大值时,  $\{i_x, i_y\}$  即为种子点的调整位置, 然后根据步骤 (一) 确定最终轮廓, 效果如图 9。

经过上述三个步骤, 对于图层数为 123、层厚 2mm、像素间距 0.6835mm、层间距 0.7mm、数据场规模 350\*350\*86 的肝脏图像处理后的三维下进行显示的效果图如图 10。

图 11 到图 15 是利用本发明方法对于图层数为 150、层厚 2mm、像素间距 0.6835mm、层间距 0.7mm、数据场规模 350\*350\*105 的肾脏图像提取过程中的效果图及处理后的三维显示效果图。

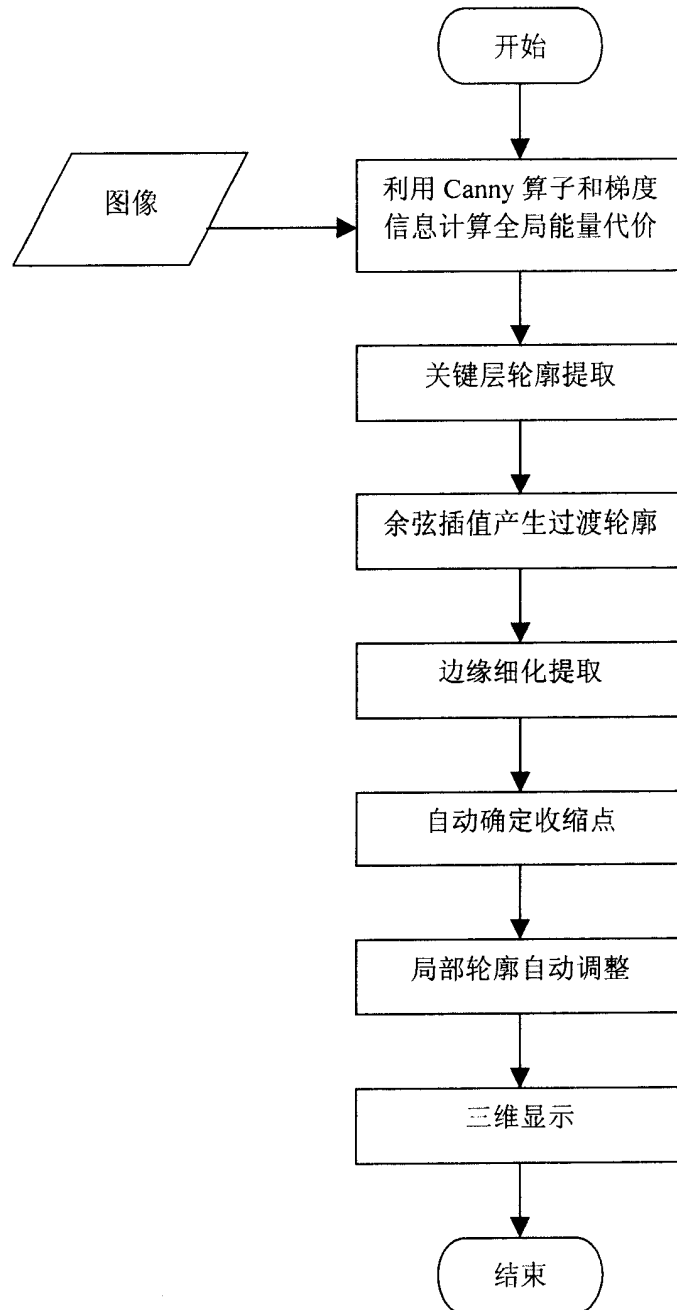


图 1

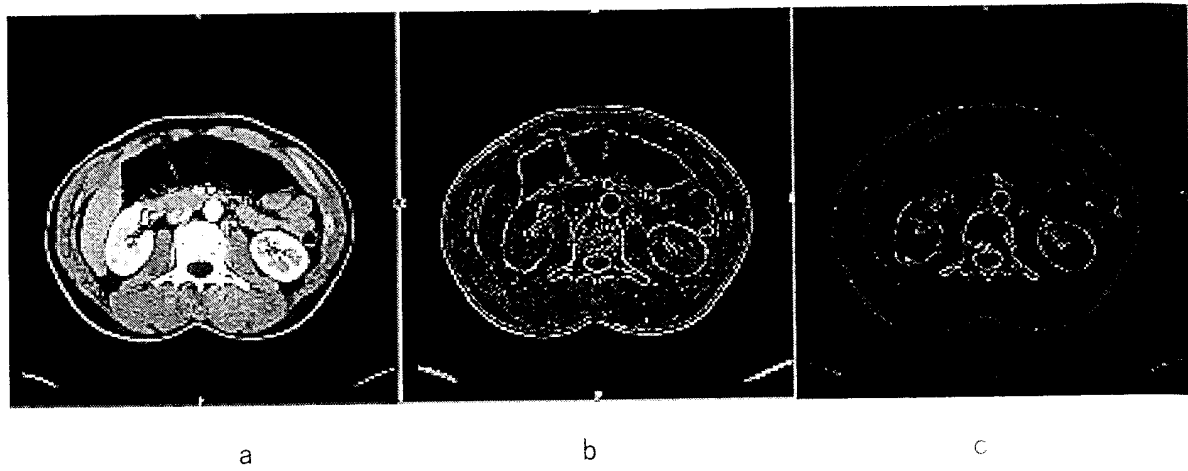


图 2

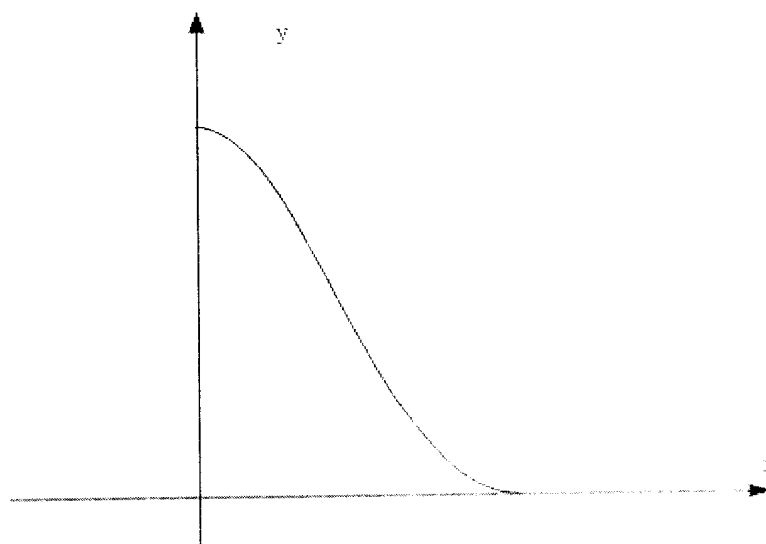
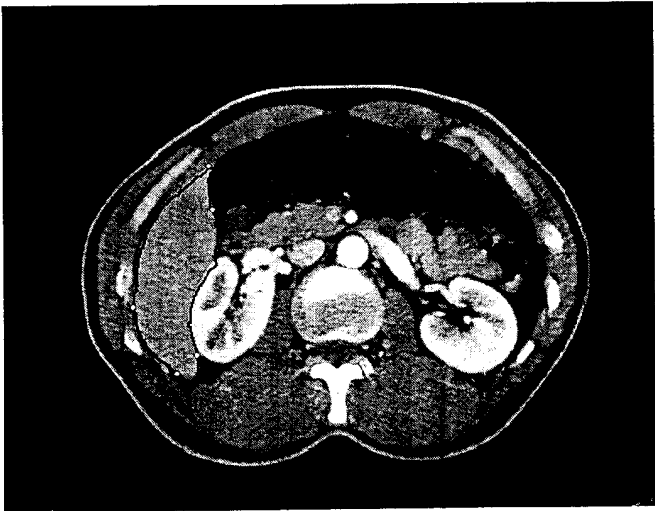
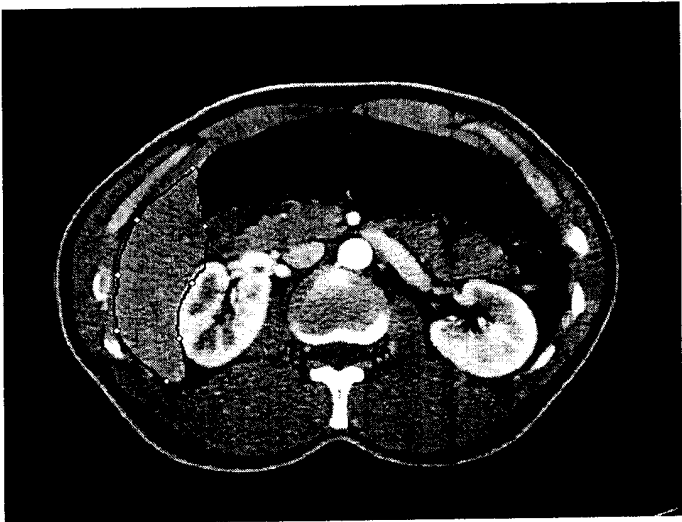


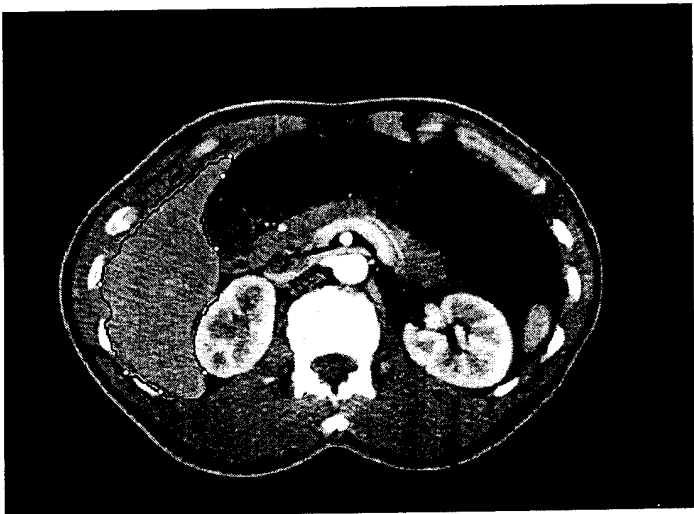
图 3



a

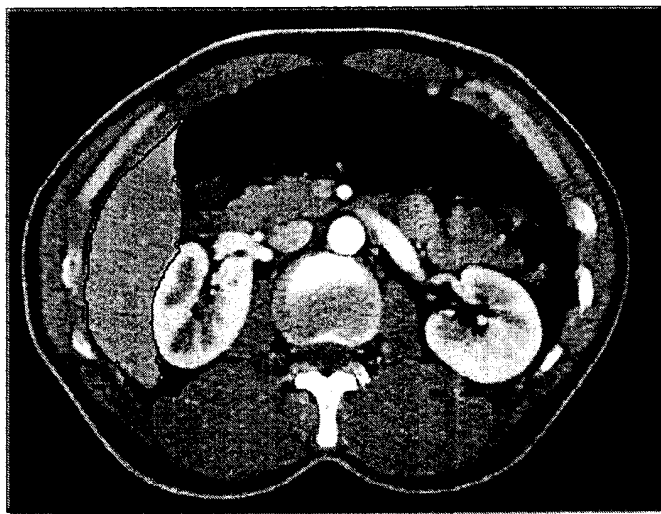


b

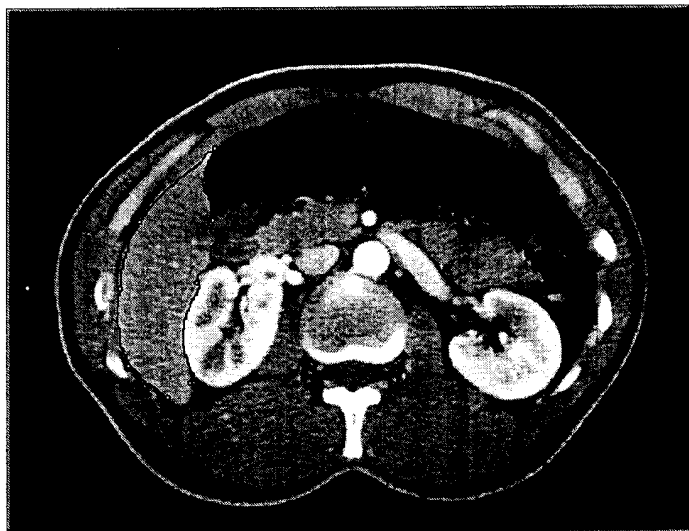


c

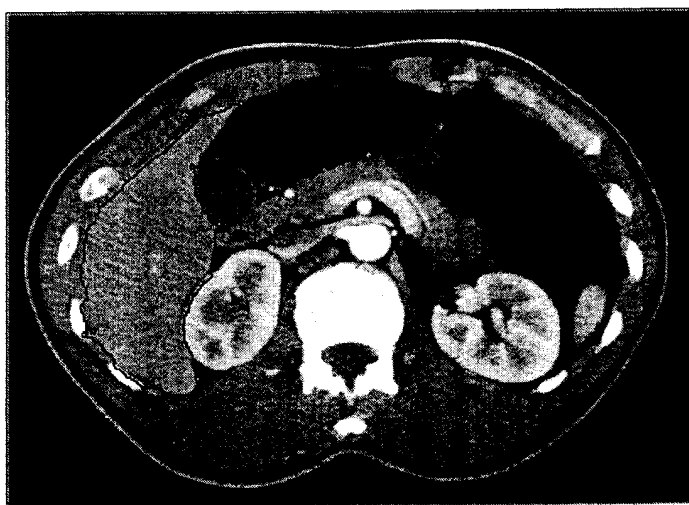
图 4



a



b



c

图 5

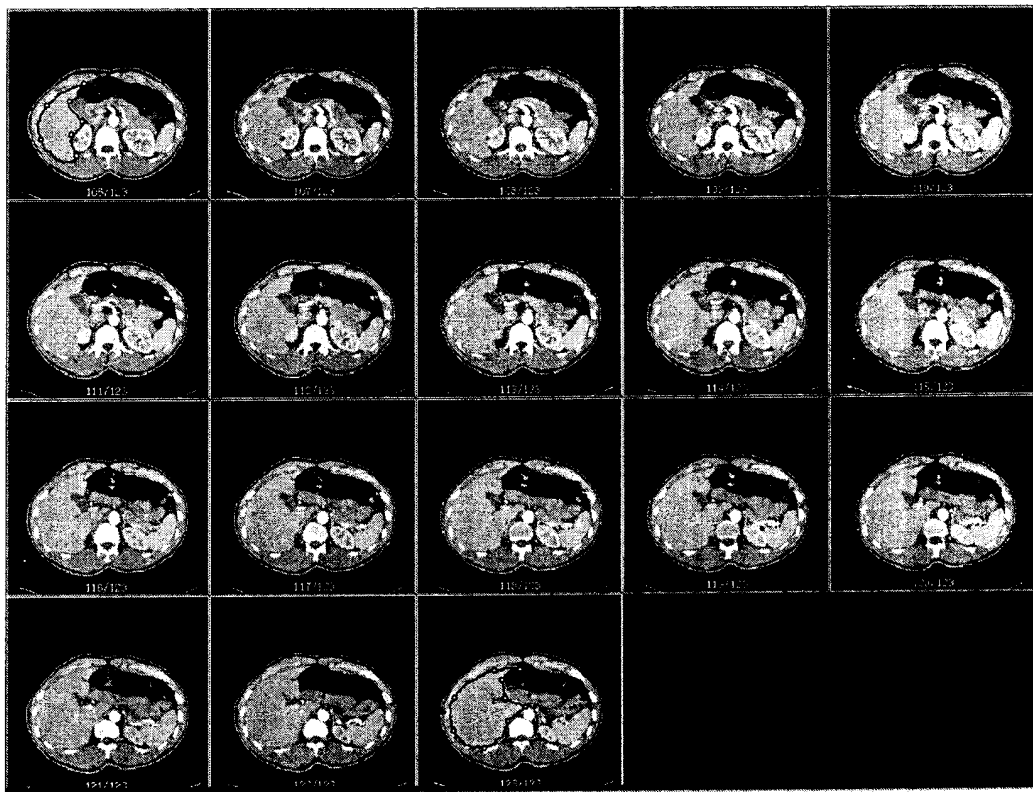


图 6

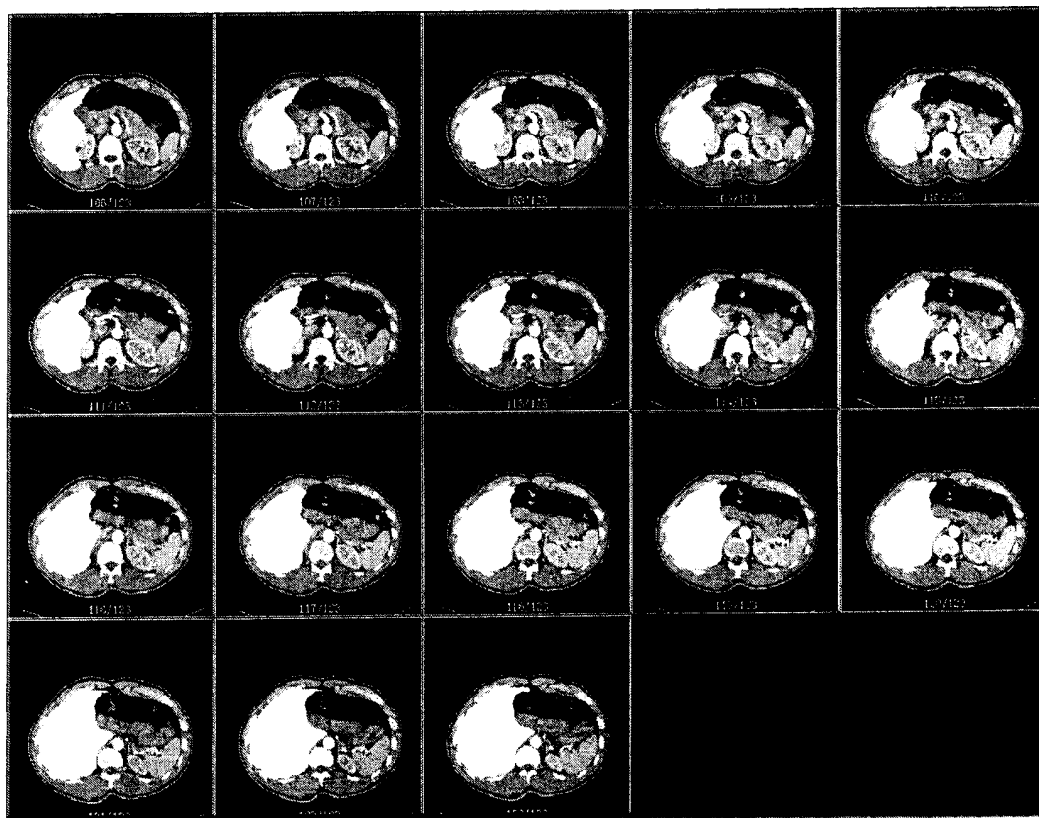


图 7

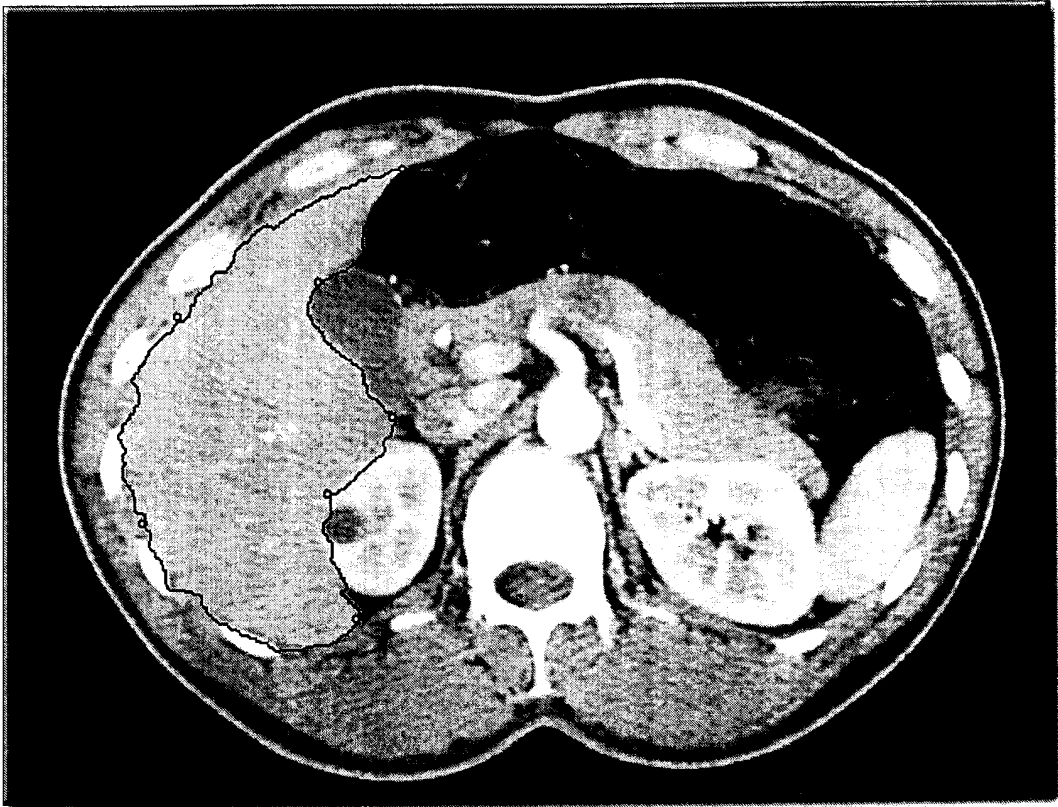
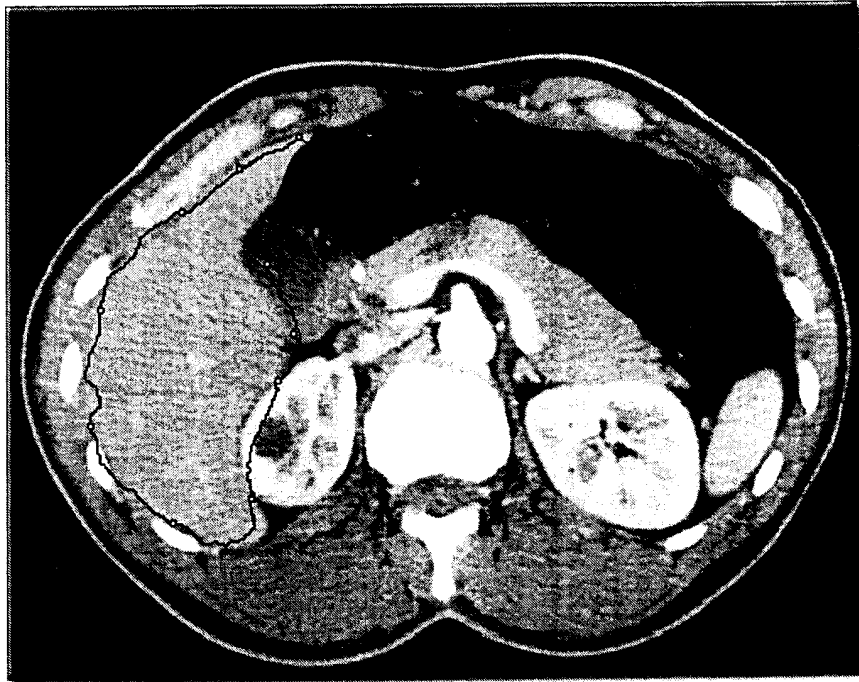
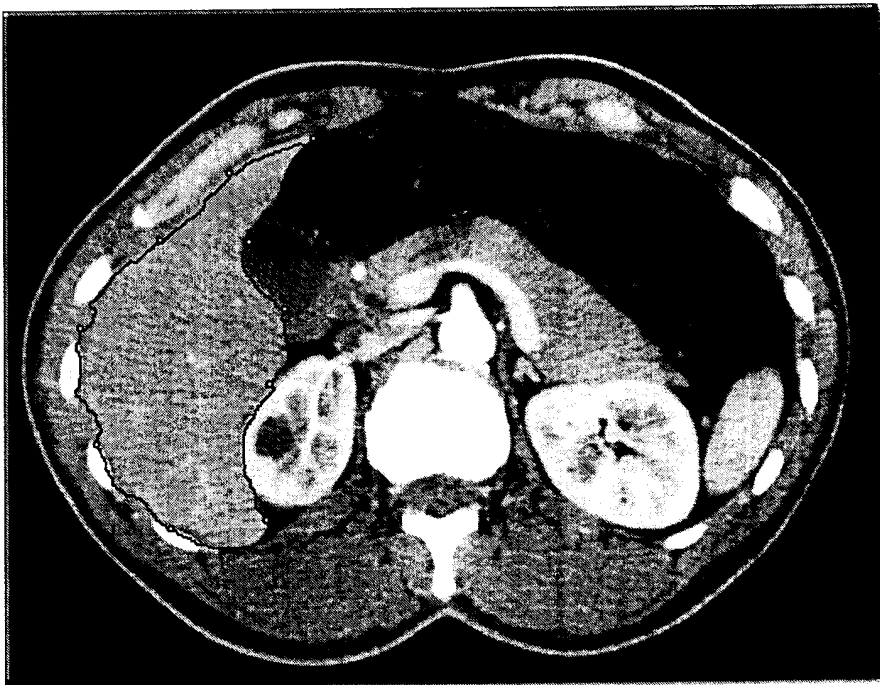


图 8



a



b

图 9



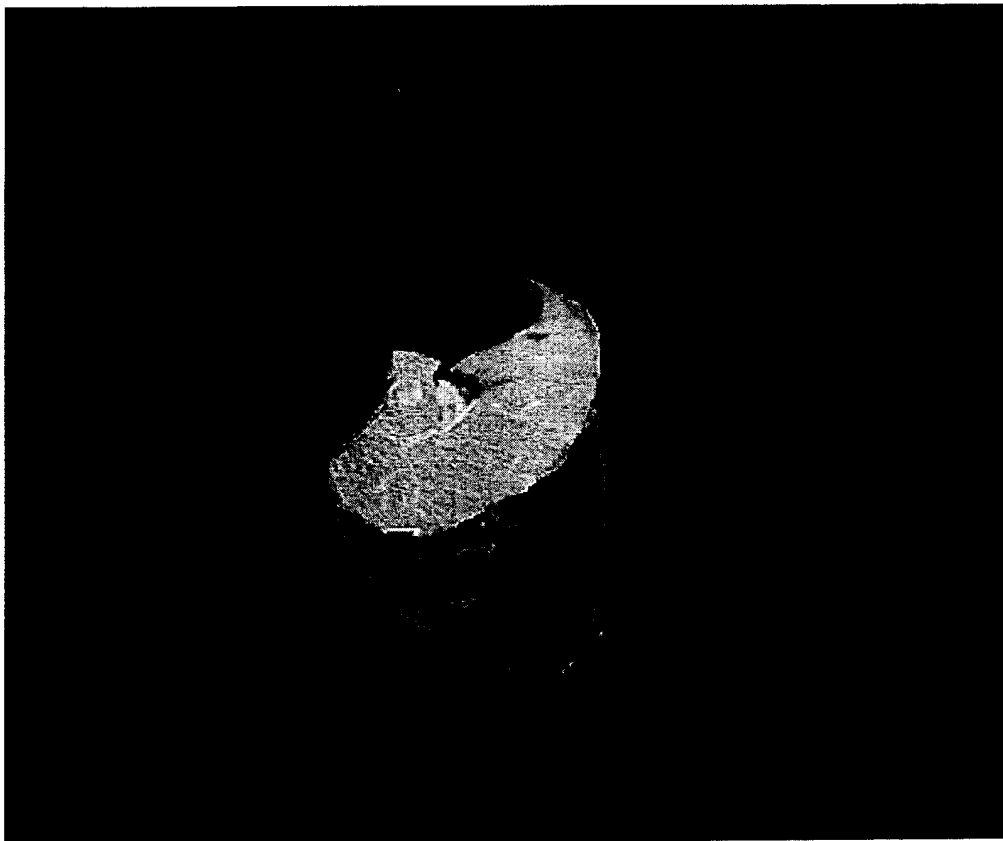


图 10

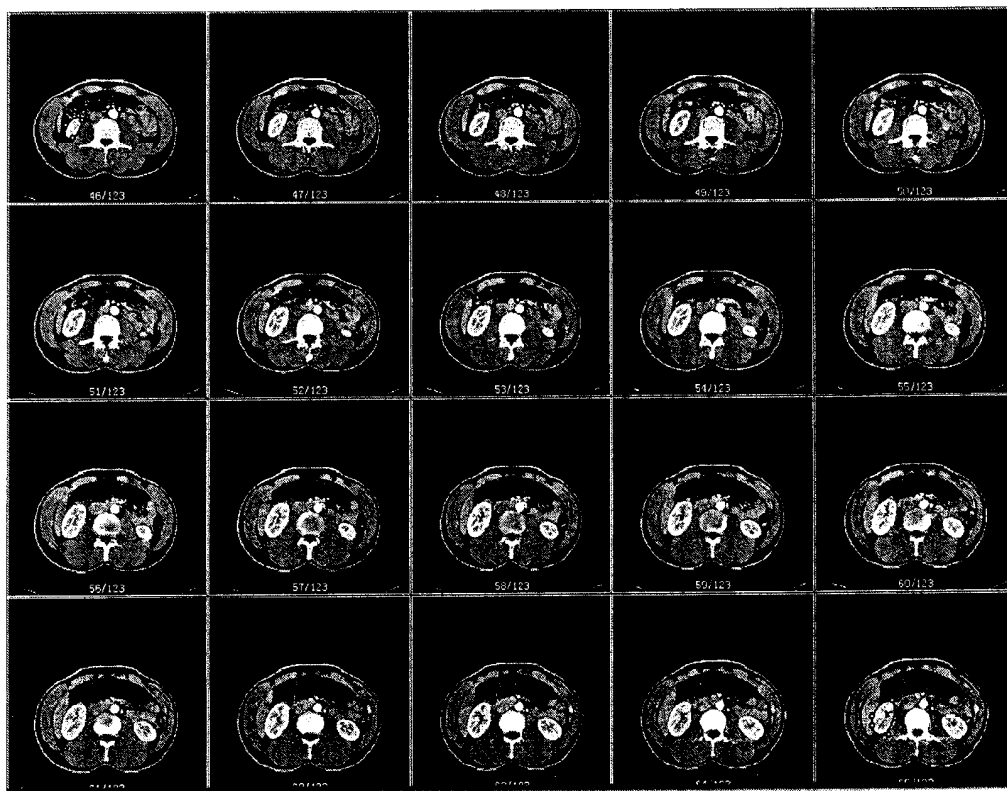


图 11

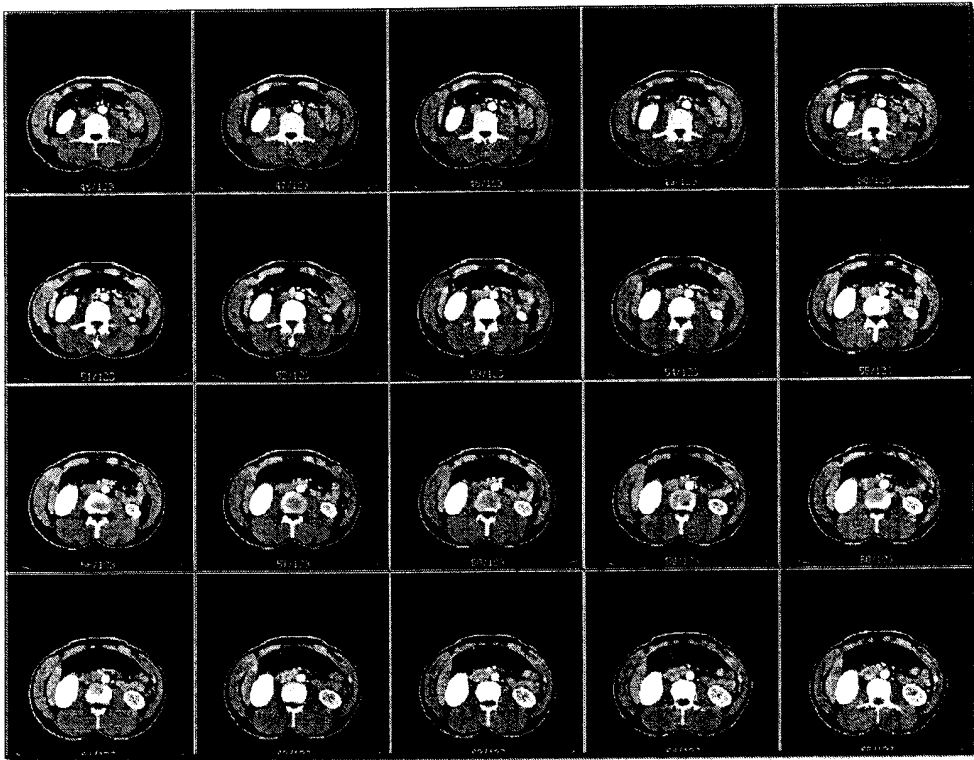


图 12

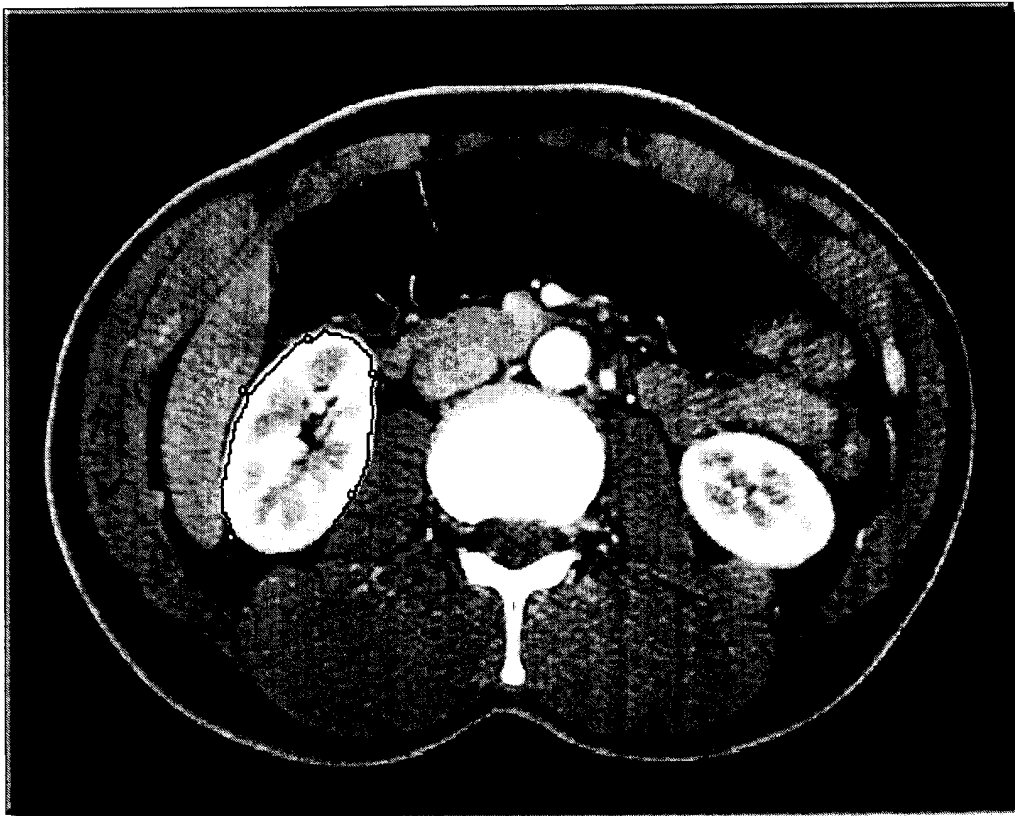
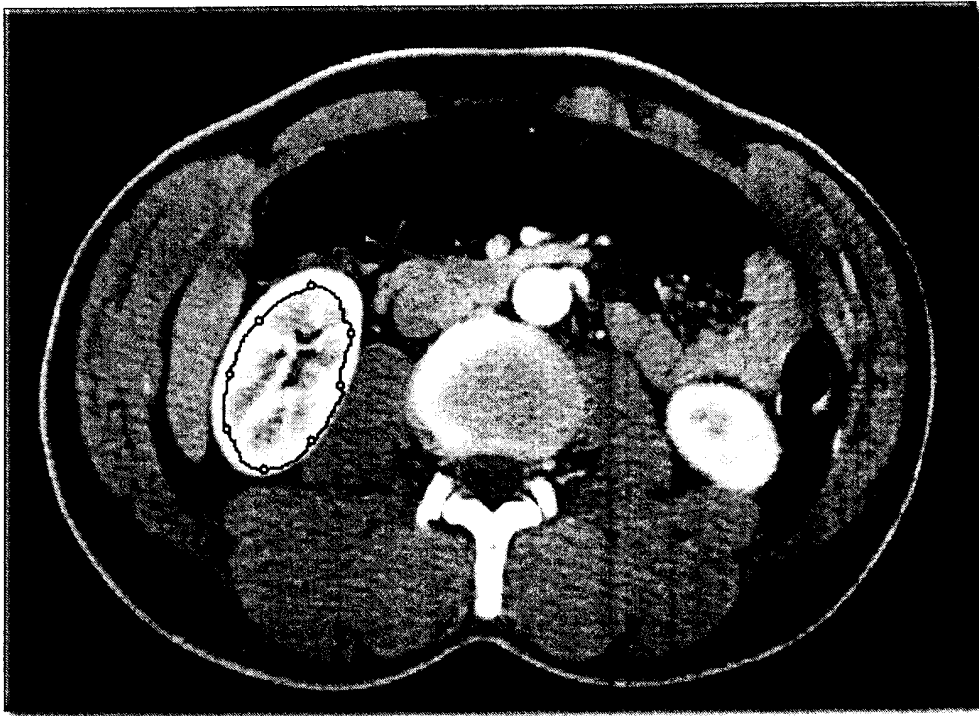
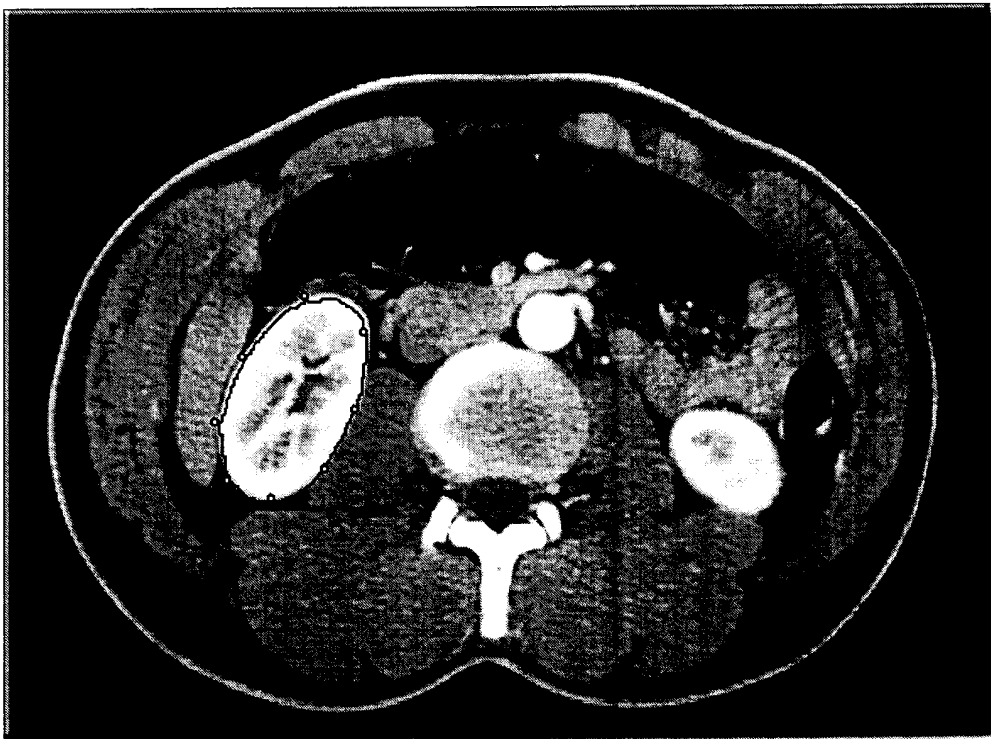


图 13



a



b

图 14

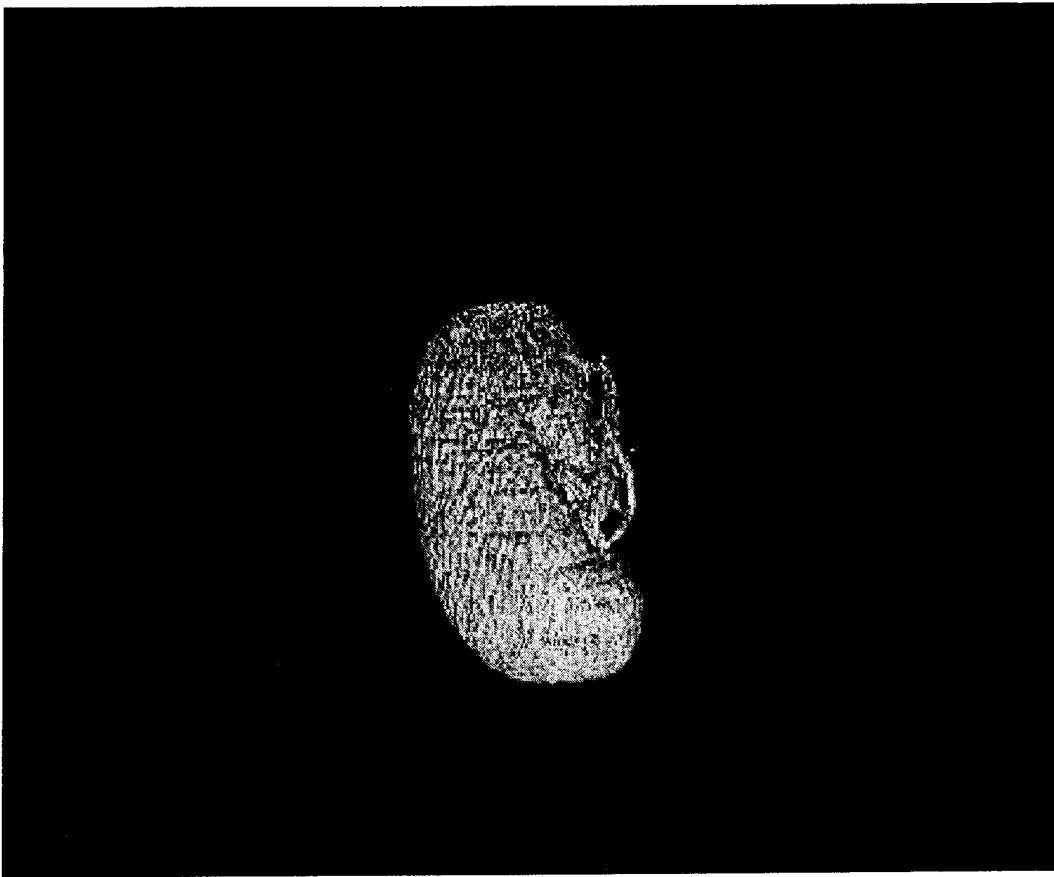


图 15