

基于动态方向梯度矢量流模型的脑肿瘤图像分割

俞海平 邬立保 陈昌沉 窦洪桥 朱 艳

(南京大学医学院附属鼓楼医院放射科 江苏 南京 210008)

摘要 目的 针对 GVF Snake 模型算法收敛容易陷入局部极小值及对初始轮廓位置敏感等缺点,提出一种动态方向梯度矢量流模型(DDGVF),使其更适合医学图像的分割。方法 利用主动轮廓模型的提取和跟踪特定区域内目标轮廓的方法,将其应用于医学图像如 CT、MRI 和超声图像的处理,以获取特定器官及组织的轮廓。结果 动态方向梯度矢量流场(DDGVF)能够较好地提取出脑肿瘤图像。结论 利用该方法能够较好地分割提取出脑肿瘤图像的肿瘤病变区域,为进一步对其纹理和形状等特征进行描述和分析提供了可靠的依据。

关键词 脑肿瘤 图像分割 动态方向梯度矢量流模

中图分类号 R739.41, R814.42 文献标识码 A 文章编号 1673-6273(2012)06-1093-05

The Direction of Gradient Vector Flow Based on the Dynamic Model of Brain Tumor Segmentation

YU Hai-ping, WU Li-bao, CHEN Chang-chen, DOU Hong-qiao, ZHU Yan

(Radiology of Gulou hospital- Affiliated Hospital of Nanjing University, nanjing 210008, China)

ABSTRACT Objective: Convergence of GVF Snake model for the algorithm is easy to fall into local minimum and the initial outline of a position-sensitive and other shortcomings, propose a dynamic model of the direction of gradient vector flow (DDGVF), make it more suitable for medical image segmentation. **Method :** Extraction using active contour model and track the target within a specific region contour method, can be applied to medical imaging such as CT, MRI and ultrasound image processing, access to specific organs and tissues of the contour. **Result :** This method can extract the images of brain tumors. **Conclusion:** It provides a reliable basis for further study on their characteristics such as texture and shape description and analysis.

Key words: Brain tumor; Image segmentation; Dynamic Directional; Gradient Vector Flow Models

Chinese Library Classification(CLC): R739.41, R814.42 **Document code:** A

Article ID:1673-6273(2012)06-1093-05

1 前言

随着各种新的医学成像方法的临床应用,医学诊断和治疗技术取得了很大的进展,同时将各种成像技术得到的信息进行互补,也为临床诊断及生物医学研究提供了有力的科学依据。医学影像已成为医学技术中发展最快的领域之一,因而医学图像处理技术一直受到国内外有关专家的高度重视。医学图像分割技术是医学图像处理和分析中的关键技术,是一个根据区域内的相似性以及区域间的不同把图像分割成若干区域的过程。

由于人体解剖结构复杂、组织器官形状不规则及不同个体间存在差异,再加上医学图像在形成时受到诸如噪音、场偏移效应、局部体效应和组织运动等的影响,这些因素造成了医学图像的复杂性和多样性,从而大大增加了图像分割的难度,所以至今没有一个通用的医学图像的分割方法。

活动轮廓模型,又称 Snake 模型,自 Kass 等人^[1]于 1987 年提出以来,已广泛应用于数字图像分析和计算机视觉等领域。活动轮廓模型由于固定参数与内部能量约束限制了它的几何灵活性,不能随便改变拓扑形状,并且对初始形状敏感。为解决以上问题,研究人员提出了多种方法进行了改进,近年来的大

量研究也表明,主动轮廓模型具有良好的提取和跟踪特定区域内目标轮廓的能力,因此非常适用于医学图像如 CT、MRI 和超声图像的处理,以获取特定器官及组织的轮廓。因此笔者针对 GVF Snake 模型算法收敛容易陷入局部极小值及对初始轮廓位置敏感等缺点,提出一种动态方向梯度矢量流模型(DDGVF),使其更适合医学图像的分割,现汇报如下。

2 图像分割方法

2.1 传统的 snake 模型

活动轮廓模型是一条可变形的参数曲线及其相应的能量函数,以最小化能量函数为目标,控制参数曲线变形,具有最小能量的曲线就是目标轮廓^[4]。在 snake 模型中,snake 的轮廓同时收到三个力(或称能量)的驱使^[9]。这三个力分别是:

- a. 内部的轮廓能量,用于保持 snake 在各阶导数上的连续性;
- b. 图像力,使得轮廓依附到所需要的特征上;
- c. 外部约束力。

Snake 可以做各种弹性形变,但是任何有别于原形的形变都会增加 snake 的内部轮廓能量。这种能量的升高引起所谓的“还原力”将轮廓拉回原始形状。但是,同时 snake 也“沉浸”在由图像所创造的能量力场中。这样两个力的平衡,使得 snake 改变它的形状,从而达到能量的最小值。外部约束力表示具体

作者简介:俞海平(1963-)男,本科,副主任技师。主要研究方向:从事磁共振技术研究。E-mail:1963hp@sohu.com
(收稿日期:2011-07-13 接受日期:2011-08-08)

图像上的特征跟 snake 上的点的关系^[6],它是人机交互在能量公式中的表现。

活动轮廓线可以表示为定义在 $s \in [0,1]$ 上的参数曲线: $v(s)=[x(s),y(s)]$ 及其能量函数

$$E_{snake} = \int_0^1 (E_{int}(v(s)) + E_{ext}(v(s))) ds \quad (2-1)$$

式中,内部能量函数为

$$E_{int}(X(s)) = (\alpha(s)|v'(s)|^2 + \beta(s)|v''(s)|^2)/2 \quad (2-2)$$

其中 α 、 β 为控制参数,分别控制参数曲线的弹性和刚性(或说,连续性和光滑性) $v'(s)$ 和 $v''(s)$ 分别为 $v(s)$ 对 s 的一阶导数和二阶导数。内部能量在保持 snake 具有良好的几何特性的同时也有“副作用”^[7],它的第一项会使 snake 不断收缩,第二项会使 snake 的形状趋向圆形。

$E_{ext}(v(s))$ 为外部能量函数,它由图像能量函数或其与外部约束所产生的能量函数组成:

$$E_{ext}(v(s)) = \gamma(s)E_{image}(v(s)) + E_{constrain}(v(s)) \quad (2-3)$$

图像能量 $E_{image}(v(s))$ 反映了图像的某些本质特征,如边缘、线条等,它使得 Snake 向感兴趣的目标形变。对于灰度图像 $I(x, y)$,一般采用以下几种图像能量函数:

$$E_{image}^{(1)}(v(s)) = \pm \nabla [G_\sigma(x, y) * I(x, y)] \quad (2-4)$$

$$E_{image}^{(2)}(v(s)) = \pm I(x, y) \quad (2-5)$$

$$E_{image}^{(3)}(v(s)) = -|\nabla I(x, y)|^2 \quad (2-6)$$

$$E_{image}^{(4)}(v(s)) = -|\nabla [G_\sigma(x, y) * I(x, y)]|^2 \quad (2-7)$$

其中 $G_\sigma(x, y)$ 为标准差为 σ 的二维高斯函数, ∇ 为梯度算子。由上述几种图像能量函数可以看出,图像边缘处的能量最小。 $E_{constrain}(v(s))$ 是人为赋予的 snake 的外部约束能量,可以对 Snake 的形变加入人为限制^[8]。

从式(2-1)可以看出内部能量和外部能量控制着 snake 轮廓的运动,能量最小化的过程就是 snake 轮廓逼近物体真实轮廓的过程,其中内部能量控制 snake 轮廓的连续性和光滑性,而外部能量则推动 snake 轮廓逼近感兴趣的特征点(通常是物体的边缘点)。活动轮廓线的运动过程就是寻找能量函数最小点的过程,从人工定义的初始位置开始,在使能量函数递减的算法的驱使下产生形变,直到到达目标的边缘。

在 snake 模型的实现中需要进行离散化:对 snake 曲线 $v(s)$ 沿着弧长 s 抽样成 N 个点,每个点被称为蛇点 $Snake_i$,用 v_i , $i=1, \dots, N$ 来表示,这样能量函数成为

$$E_{snake} = \sum_{i=1}^N E_{int}(v_i) + E_{image}(v_i) + E_{constrain}(v_i) \quad (2-8)$$

其中,

$$E_{int}(v_i) = (\alpha_i |v_i - v_{i-1}|^2 + \beta_i |v_i - 2v_{i-1} + v_{i-2}|^2)/2 \quad (2-9)$$

$$E_{ext}(v_i) = \gamma(v_i)E_{image}(v_i) + E_{constrain}(v_i) \quad (2-10)$$

此时内部能量函数第一项的作用在于使 v_i 保持平均的间距。根据 v_i 的不同取法,snake 表现出对不同的形状趋向。比如,当 v_i 用 $x-y$ 坐标表示时,snake 会趋向于变成一条直线,而当 v_i 是从一点出发的向量,snake 会趋向于分布到一个圆上。

2.2 基于改进的动态方向梯度矢量流活动轮廓模型

在传统的 Snake 模型与 GVF Snake 模型中,均是利用图像梯度的幅度函数作为外部能量,由于梯度的幅度忽略了方向信息,使得不能很好地区分相邻的边界。在文献^[2]中提出了一种在外部能量中包含梯度方向信息的方法以改善活动轮廓模型,但是该模型所定义的外部能量主要依赖于初始轮廓的位置。

MR 脑图像中一般包括脑内膜、脑灰质、脑白质、脑脊液等多种组织,由于每种组织结构形状复杂、组织边界不清晰、灰度分布不均一等这些特点均决定了其分割的复杂性。本文提出了一种新的称之为动态方向梯度矢量流活动轮廓模型,该模型可以很好地区分相邻的边界,这在脑肿瘤图像分割中将极为有利。

我们定义正负边界如下:设初始轮廓的法线方向均指向外部,如果沿此法线方向有正的边界梯度值,即内部灰度值高于外部灰度值,称之为正边界。否则,称之为负边界,即内部灰度值低于外部灰度值。我们以此可作为区分相邻组织的边界。

2.2.1 方向边界图 在 GVF Snake 模型中的边界图定义为:

$$f(x, y) = -E_{ext}(x, y) = -|\nabla (G_\sigma(x, y) * I(x, y))|^2 \quad (2-11)$$

为了保存梯度的方向信息,我们定义方向边界图如下:

$$g(x, y) = \nabla (G_\sigma(x, y) * I(x, y)) = (g_x(x, y), g_y(x, y)) \quad (2-12)$$

式中 g_x 、 g_y 分别表示图像 I 经二维高斯函数 $G_\sigma(x, y)$ 平滑后的水平方向梯度与垂直方向梯度。我们将以此得到的各方向梯度分别进行 GVF 场迭代计算得到动态方向的 GVF Snake 模型。

对于一维信号的梯度,即上升沿或下降沿依赖于观察的参考方向。若在 X 方向观察信号 $d1$ 是上升沿, $d2$ 是下降沿,则在 $-X$ 方向观察信号 $d1$ 是下降沿, $d2$ 是上升沿。同样对于二维图像,我们以形变轮廓上每个蛇点的法线方向为参考方向检测出图像的正负边界。由于蛇点的位置在初始化时是未知的,图像在各个方向的梯度都需要考虑。为此对于正边界,我们定义如下:

$$\begin{aligned} f_x^+(x, y) &= \max\{g_x(x, y), 0\} \\ f_x^-(x, y) &= -\min\{g_x(x, y), 0\} \\ f_y^+(x, y) &= \max\{g_y(x, y), 0\} \\ f_y^-(x, y) &= -\min\{g_y(x, y), 0\} \end{aligned} \quad (2-13)$$

负边界定义为:

$$\begin{aligned} f_x^+(x, y) &= -\min\{g_x(x, y), 0\} \\ f_x^-(x, y) &= \max\{g_x(x, y), 0\} \\ f_y^+(x, y) &= -\min\{g_y(x, y), 0\} \\ f_y^-(x, y) &= \max\{g_y(x, y), 0\} \end{aligned} \quad (2-14)$$

式中 f_x^+ 、 f_x^- 、 f_y^+ 、 f_y^- 分别是正边界在 x 、 $-x$ 、 y 、 $-y$ 方向的梯度,由此构成的方向边界图为:

$$f(x, y) = [f_x^+(x, y), f_x^-(x, y), f_y^+(x, y), f_y^-(x, y)] \quad (2-15)$$

对于单一线条图像,方向边界图的各方向梯度可按如下计算得到:

$$f_x^+(x, y), f_x^-(x, y), f_y^+(x, y), f_y^-(x, y) = G_\sigma(x, y) * I(x, y) \quad (2-16)$$

其中 $df = [df_x^+, df_x^-, df_y^+, df_y^-]$ 。

2.2.2 动态方向梯度矢量流场(DDGVF) 动态方向梯度矢量流场有四个分量构成, 分别与四个方向的梯度分量相对应, 可表示为:

$$V(x, y) = [u^+(x, y), u^-(x, y), v^+(x, y), v^-(x, y)] \quad (2-17)$$

这些分量可作为GVF场的初始迭代解, 分别可看作时间的函数, 通过以下偏微分方程得到稳态解^[10]。

$$V_i = \mu \nabla^2 V - (V - df) df^2, \quad V_{\alpha} = df \quad (2-18)$$

$$\begin{aligned} df_x^+ &= \frac{\partial}{\partial f} f_x^+ \\ df_x^- &= \frac{\partial}{\partial f} f_x^- \\ df_y^+ &= \frac{\partial}{\partial f} f_y^+ \\ df_y^- &= \frac{\partial}{\partial f} f_y^- \end{aligned} \quad (2-19)$$



实验原始图像(DDGVF)



水平X方向边缘图



水平-X方向边缘图



垂直Y方向边缘图



水平-Y方向边缘图



水平X方向GVF场迭代后



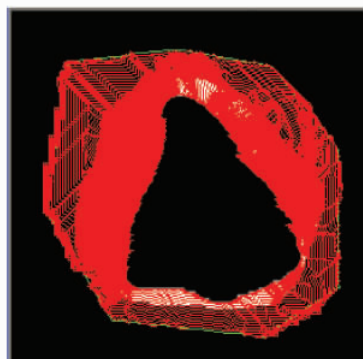
水平-X方向GVF场迭



垂直Y方向GVF场



水平-Y方向GVF场



正边界收敛结果(初始轮廓在外部)



正边界收敛结果(初始轮廓在内部)

这四个方程式相互解耦的,因此可以独立作为 u^+, u^-, v^+, v^- 的标量偏微分程求解。此处使用 df^2 而不是 $|\nabla f|^2$ 以保证 u^+, v^-, v^+, v^- 相互解耦,由于初始蛇轮廓的方向并未确定,所以四个方向的 GVF 场需要分别迭代计算。

2.2.3 动态方向梯度矢量流场的蛇轮廓形变 Snake 模型中的外部力量可以分为静态力和动态力,其中静态的力由图像数据本身得到,并不随蛇轮廓的形变而改变;而动态的力与蛇轮廓的形变有关,随着蛇轮廓的形变而改变。对于传统的 Snake 模型与 GVF Snake 模型中的外部力量均为静态的力场。在 Cohen 等人^[3]提出的主动轮廓线的“气球”模型中,轮廓线上施加的另一外部约束力就是一种动态的力量,在该力的作用下轮廓线不断的向外膨胀或向内收缩,最终进化到目标轮廓。

动态方向梯度矢量流场(DDGVF)与 GVF 场一变化过程中的每个蛇点^[12],它所收到的外部力量依赖于该蛇点在图像中的位置及蛇轮廓的形样来自图像数据本身^[12,13],但是它不可以作

为 Snake 模型中静态的外部力量。对于轮廓形状,因此动态方向梯度矢量流场(DDGVF)场是一种动态的外力场。

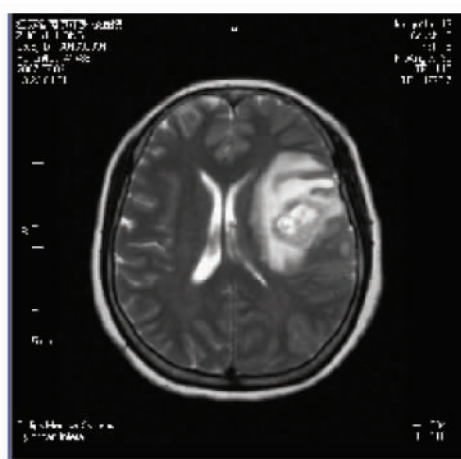
我们假定在某个蛇点处轮廓的法线方向为 θ ,则该法线矢量在该蛇点水平方向的分量为 $\cos(\theta)$,在垂直方向的分量为 $\sin(\theta)$ 。如果 $\cos(\theta)$ 为正或负,则 u^+ 或 u^- 应作为水平方向的外部力量 F_x ,如果 $\sin(\theta)$ 为正或负,则 v^+ 或 v^- 应作为垂直方向的外部力量 F_y 。因此在某个蛇点处的所受合力为:

$$\begin{aligned} F_x &= u^+ * \max\{\cos(\theta), 0\} - u^- * \min\{\cos(\theta), 0\} \\ F_y &= v^+ * \max\{\sin(\theta), 0\} - v^- * \min\{\sin(\theta), 0\} \end{aligned} \quad (2-21)$$

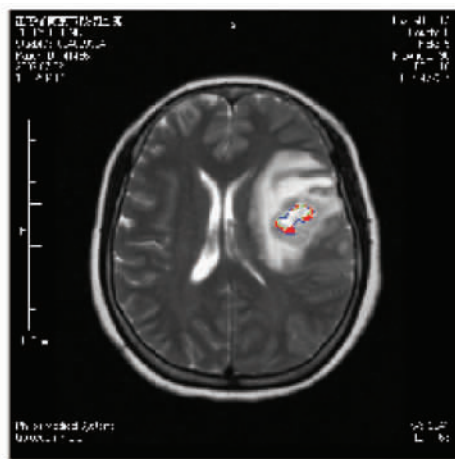
故动态方向梯度矢量流场(DDGVF)的蛇轮廓形变的外部力量为 $F_{ext} = [F_x, F_y]$ 。

3 结果

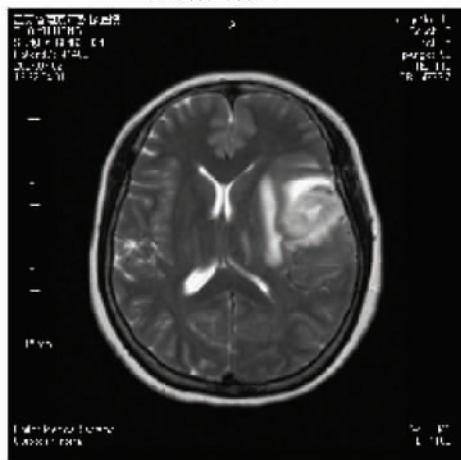
从实验结果可以看出,DDGVF 可以很好地区分相邻区域



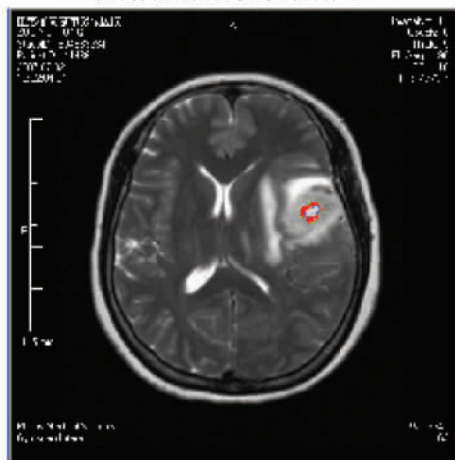
原始图像 1



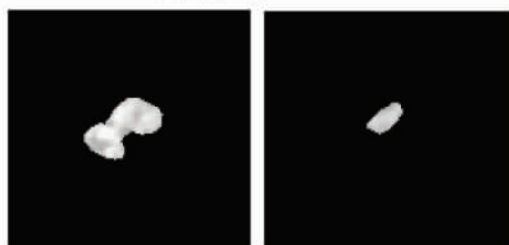
初始轮廓及收敛轮廓 1



原始图像 2



初始轮廓及收敛轮廓 2



分割最终结果 1

分割最终结果 2

的边界,这在脑肿瘤图像分割中将极为有利。

4 结论

本文提出了一种基于改进的动态方向梯度矢量流(DDGVF Snake)活动轮廓模型的MR脑肿瘤图像分割的新方法,实验结果表明该方法能够较好地分割提取出脑肿瘤图像的肿瘤病变区域,为进一步对其纹理和形状等特征进行描述和分析提供了可靠的依据。

参考文献(References)

- [1] Kass M, Withkin M, Terzopoulos D. Snakes: Active Contour Models [C]. In: Proc 1st Int Conf on Computer Vision, London, 1987, 259-268
- [2] H. Park. T. Schoepflin, Y. Kim. Active contour model with gradient directional information: directional snake [J]. IEEE Trans.Circuits Syst. Video Technol, 2001, vol.8, pp.252-256
- [3] Cohen L D. On active contour models and balloons [J]. CV GIP: Image Understanding, 1991, 53(2): 211-218
- [4] Chunming Li, Jundong Liu, Fox M.D. Segmentation of edge preserving gradient vector flow: an approach toward automatically initializing and splitting of snakes. Computer Vision and Pattern Recognition [C]. 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference, 2005, 1: 162-167
- [5] Sakalli M., Lam K-M., Hong Yan. A faster converging snake algorithm to locate object boundaries [C]. Image Processing, IEEE Transactions on Volume 15, Issue 5, May 2006: 1182-1191
- [6] Shin-Hyoung Kim, Ashraf Alattar, Jong Whan Jang. A Snake-Based Segmentation Algorithm for Objects with Boundary Concavities [J]. Multimedia and Expo, 2006 IEEE International Conference on July 2006: 265-268
- [7] McInerney T., Akhavan Sharif M.R. Sketch initialized Snakes for rapid, accurate and repeatable interactive medical image segmentation [C]. Biomedical Imaging: Nano to Macro, 2006. 3rd IEEE International Symposium on 6-9 April 2006: 398-401
- [8] 周非亚, 李松毅, 於文雪, 等. Legendre矩的一种有效算法 [J]. 计算机学报, 2000, 23(8):862-865
Zhou Feiya, Li Songyi, Yu Wenxue, et al. An efficient method of computation of Legendre Moments[J]. Chinese Journal of Computers, 2000, 23(8): 862-865
- [9] 苏环, 李弼程. 4种矩描述子在形状检索中的性能比较 [J]. 中国图像图形学报, 2003, 8(A): 403-406
Su Huan, Li Bicheng. A comparative study of four moments in shape-based image retrieval [J]. Journal of Image and Graphics, 2003, 8(A): 403-406
- [10] Xin, Y., Pawlak, M., Liao, S. Accurate Computation of Zernike Moments in Polar Coordinates [C]. Image Proceeding, IEEE Transactions on Volume 16, Issue 2, Feb, 2007: 581-587
- [11] Belkasim, S., Hassan, E., Obeidi, T. Radial Zernike moment invariants. Computer and Information Technology [C]. 2004. CIT'04. The Fourth International Conference on 14-16 Sept, 2004: 790-795
- [12] T [6] Tsong-Wuu Lin, Yun-Feng Chou. A comparative study of Zernike moments [C]. Web Intelligence, 2003. WI 2003. Proceedings. IEEE/WIC International Conference on, 13-17 2003, (s): 516-519

(上接第 1092 页)

- [9] 张峰, 姚红兵, 徐洁. 先天性耳前瘻管感染期手术 [J]. 中国耳鼻咽喉头颈外科, 2010, 6, 17:320
Zhang Feng, Yao Hong-Bing, Xu Jie. Surgery of congenital preauricular fistula in infective stage [J]. Chinese Archives of Otolaryngology-Head and Neck Surgery, 2010, 6, 17: 320
- [10] 邓蔚, 李皓淳. 先天性耳前瘻管的显微手术治疗 [J]. 临床耳鼻咽喉头颈外科杂志, 2007, 21(4): 165-166
Deng W, Li HZ. The application of microscope in operation to the patients with preauricular fistula [J]. Journal of clinical otorhinolaryngology, 2007, 21(4): 165-166
- [11] 汪绿宁, 向远波, 李佳梅. 显微镜下感染性耳前瘻管切除术 38 例 [J]. 中华耳科学杂志, 2006, 20(6):272-274
Wang LN, Xiang YB, Li JM. Microscopically fistulectomy 38 cases [J]. Chinese Journal of Otolaryngology, 2006, 20(6):272-274
- [12] 钟水军, 王鸿静, 邵琼, 等. 小儿感染期先天性耳前瘻管的手术治疗 [J]. 中国耳鼻咽喉头颈外科杂志, 2010, 17(2): 100-102
Zhong SJ, Wang HJ, Shao Q, et al. Operation of preauricular fistula in infective stage for children [J]. Chinese Archives of Otolaryngology-Head and Neck Surgery, 2010, 17(2):100-102