

# 基于矢量量化的三维图像自适应分割方法及其应用

德爱玲 郭成安\*

大连理工大学信息与通信工程学院, 辽宁 大连 116023

**摘要** 近年来对图像处理的研究已从二维(2D)向三维(3D)及更高维方向发展。但对3D图像分割的研究目前尚不够深入,仍以基于2D图像的分割方法为主。提出了一种可有效利用空间信息的3D图像自适应分割方法:先进行层间插值、空间子块的边缘与非边缘模式分类;并对非边缘模式子块进行基于矢量量化的分割,同时设计出一种最优码本求取方法来自适应确定分割的数目;再对边缘模式子块根据非边缘模式子块的分割结果进行逐点检测和划分。文中利用IBSR医学图像库的仿真人脑数据和实际人脑核磁共振成像(MRI)样本进行实验,验证了该方法的有效性。同时通过对同一病患不同时期的MRI数据样本进行实验,得到了诸如不同时间病灶部位的体积变化情况 etc 十分有价值的临床医学信息。

**关键词** 自适应光学; 图像处理; 三维图像处理; 体数据分割; 矢量量化; 三维可视化

中图分类号 TN911.73

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201535.1001002

## A Vector Quantization Based Adaptive Three dimensional Image Segmentation Method and Its Applications

De Ailing Guo Cheng'an

*School of Information and Communication Engineering, Dalian University of Technology,  
Dalian, Liaoning 116023, China*

**Abstract** In recent years, the research of image processing is developed from traditional two dimensions (2D) to three dimensions (3D) or even more dimensions. However, the existing segmentation methods are mainly based on 2D image processing, and more effective 3D image segmentation methods are expected. An adaptive 3D image segmentation method based on vector quantization (VQ) that can effectively utilize the spatial information of the volume data of the 3D image is proposed. In the method, a preprocessing is conducted on the 3D image, including volume interpolation, dividing of the 3D image into small sub-cubic blocks (sub-cubes), and classification of the sub-cubes into two patterns, the edge pattern and non-edge pattern. The non-edge pattern sub-cubes are segmented by using the VQ technique and the edge pattern sub-cubes are classified in pixel based on the segmentation results of non-edge pattern sub-cubes. In order to determine the segmentation number adaptively, an optimal codebook searching algorithm is designed for the VQ approach. Experiments are conducted by using both the simulation samples and real human brain magnetic resonance imaging (MRI) images from the IBSR database and the effectiveness of the proposed method is validated by the experimental results. The experiments are also performed on the MRI images of the same patient in different treatment periods, which can provide the varied 3D information about the focus parts in different times that is valuable for clinical diagnosis in medical practice.

**Key words** adoptive optics; image prrocessing; three dimensional image processing; volume data segmentation; vector quantization; three dimensional visualization

**OCIS codes** 010.1080; 100.3008; 100.2000; 100.2960

收稿日期: 2015-03-02; 收到修改稿日期: 2015-05-29

作者简介: 德爱玲(1984—),女,博士研究生,主要从事图像处理与模式识别等方面的研究。E-mail: deailing@mail.dlut.edu.cn

导师简介: 郭成安(1955—),男,博士,教授,博士生导师,主要从事信号与图像处理、神经网络、智能计算等方面的研究。

E-mail: cguo@dlut.edu.cn(通信联系人)

## 1 引 言

人类视觉对客观世界的认识是通过从三维(3D)的、立体角度的感知获取的。但目前对于三维图像的研究尚不如对二维(2D)图像那样深入和全面<sup>[1-2]</sup>。近年来,随着计算机处理能力不断增强和信息技术、多媒体技术以及通信技术的快速发展,为图像处理向着立体图像方向发展提供了技术条件,同时高精度影像摄取设备不断研发问世也为人们提供了丰富的二维、三维甚至更高维图像,这些都促使了图像处理研究向更高维的方向发展。在实际应用中很多立体图像是由二维切片图像构成的,这类图像也称为体图像(VI),本文中的三维图像主要是指这类体图像。

作为三维图像处理中的一项重要研究内容,三维图像分割技术在医学影像处理、工业探伤以及视频监控等领域有广泛应用<sup>[3-4]</sup>,尤其在医学影像处理领域一直是其热点课题之一<sup>[5]</sup>。在三维图像分割研究中,目前较为常用的是基于二维图像的分割算法,即先将三维图像序列中包含的各层二维图像依照某种算法进行分割,再通过三维重建得出最终的立体分割结果和可视化效果。例如,文献[6-7]提出了基于二维图像的水平集算法、Snake算法以及分水岭算法等几种针对计算机断层扫描(CT)和核磁共振成像(MRI)图像的分割方法,再通过三维重构得出三维图像分割的空间视觉效果。文献[8]提出了一种基于似然函数和局部约束(LLC)的水平集算法,应用于肝脏CT序列图像的分割,该方法通过勾勒出各切片的肿瘤轮廓完成对三维图像的处理。文献[9]提出了针对MRI三维图像的两种方法分割,分别为HFS-SOM和EGS-SOM,其中HFS-SOM算法从三维图像直方图中提取特征,再利用SOM网络进行特征分类;EGS-SOM算法提取各片层的一阶和二阶统计特征,进行基于EG的SOM聚类分割。文献[10]提出了一种由基于粗糙模糊增集理论的增强方法与区域生长方法相结合的体绘制方法。本文作者提出了一种基于矢量量化的图像分割方法<sup>[11]</sup>,原先也是针对二维图像提出来的,但由于采用了矢量的概念,可以将该方法推广到三维图像分割中。

近年来,针对三维图像进行分割的研究也在逐步展开。例如,文献[12]提出了一种基于图论的三维医学超声图像的分割方法,该方法将二维图论理论扩展到三维图像处理中,从三维超声图像中提取胎儿体模、手指模等感兴趣区域。文献[13]提出了一种基于形态学的三维CT图像的分割方法,该方法通过Top-hat算法实现对工业部件的缺陷检测。但对于成像结构复杂的MRI图像,尤其是包含多种组织结构或病变部位的人脑样本的分割研究,目前尚未见到令人满意的方法。文献[14]提出了一种基于k-mean的三维MRI图像的分割方法,该方法完成了人脑多种组成结构的分割,但其分割精度难以达到满意效果。本文将矢量量化方法引入到三维图像分割之中,提出一套基于矢量量化的三维图像自适应分割方法。在该方法中,首先针对三维图像层间距离与层内像素间距相比通常相对较大的问题,对体数据进行层间插值的预处理来增加层间的分辨率;然后将经插值后的三维图像划分成一系列的空间子块,每个空间子块表达成一个矢量,并将这些子块矢量通过边缘模式检测划分为非边缘模式和边缘模式两种类型。在进行三维图像分割时,文中对两种模式的空间子块采取不同的处理方案,对非边缘模式子块进行基于矢量量化的分割,对边缘模式子块的处理是在矢量量化结果的基础上,采取逐点检测的分割方式;同时针对图像分割数目未知的情况,设计了一种最优量化码本求取方法,自适应地计算出待处理图像的最佳分割数目。

文中将提出的三维图像分割算法应用于医学三维图像的分割处理中,采用互联网脑图像分割库(IBSR)中的医学MRI图像进行实验。采用IBSR库中的仿真人脑样本数据来验证文中算法的有效性,利用文中方法对该类样本进行分割,通过计算Tanimoto系数得出分割结果与库中给出的金标准之间的相似度,并将其与目前常用的分割方法进行比较。采用IBSR库中的实际人脑MRI样本数据进行实验,对人脑的各个组成部分进行分割得到各分割部分的3D结构。进一步考虑到为了给临床诊断与治疗提供更多信息,对同一患者在不同时期的MRI图像进行分割实验,得出患者各个时期病灶部位的3D图像,由此可提供出病灶部位随着治疗情况的3D动态变化情况,从而为医师进行临床诊断和改进治疗方案提供更为准确和直观的依据信息。

## 2 三维图像的预处理

三维图像数据的获取通常是由各种影像设备摄取,或由传感器在物理空间采样,以及通过模拟仿真产生等方式。例如,在医学中采用CT、MRI等设备来获取三维图像数据<sup>[15-16]</sup>。阐述了在三维图像分割中本文所

采用的预处理方法。

### 2.1 三维图像的层间插值

本文讨论的三维图像是由一系列分层的二维图像构成,各个二维图像可以看成其中一个片层。由于成像条件、设备等因素,其中的各个二维片层之间的距离与片层内部像素点的间距往往是不相等的,片层之间的间距通常要比片层内部像素之间的间距大<sup>[17-19]</sup>。这就意味着三维图像的层间分辨率比层内分辨率低很多,为了解决该问题,需要在相邻片层之间插入新的片层图像,以使得三维图像的层间分辨率与层内分辨率尽量接近,这个过程就是层间插值。

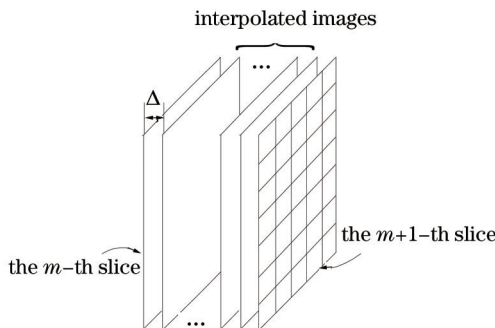


图1 层间插值示意图

Fig.1 Schematic diagram of volume interpolation

图1为层间插值示意图,第m层与m+1层图像为原始片层图像,图像中的网格点表示片层内像素点,第m层与m+1层图像之间间距明显大于图像像素间距,需要在其中间插入若干片层来提高片层之间的图像分辨率。目前应用于三维图像层间插值的算法有两大类:1)是基于灰度,也叫基于场景(SB)的插值方法;2)是基于对象(OB)的插值方法<sup>[20-24]</sup>。本文利用基于灰度的插值方法,将其扩展到三维空间中,提出了一种三维图像的层间插值方法。

图2为本文层间插值方法的示意图,在第m层图像与第m+1层图像中轴线方向上插入新的插值点p,是在第m层和m+1层中的3×3窗口的中轴连线上的第n个插值,该点的插值结果设为 $f_{m,n}(p)$ ,则 $f_{m,n}(p)$ 与这两层空间邻域内像素点的关系为:

$$f_{m,n}(p) = \sum_i w_{i,m}^n f_m(p_i) + \sum_i w_{i,m+1}^n f_{m+1}(p_i) = \sum_{j=m}^{m+1} \sum_{i=0}^8 w_{i,j}^n f_j(p_i), \quad (1)$$

式中 $f_j(p_i)$ 为第j层3×3窗口第i方向上的像素 $p_i$ 的灰度值( $i=0,1,\dots,8$ ), $w_{i,j}^n$ 为在插值运算中 $f_j(p_i)$ 对插值结果 $f_{m,n}(p)$ 所做贡献的权值,在此取 $w_{i,j}^n = (1/d_{i,j}^n) / \sum_{l=m}^{m+1} \sum_{k=0}^8 1/d_{k,l}^n$ ,其中 $d_{i,j}^n$ 为第j层像素点 $p_i$ 与插值点p之间的距离。这是考虑到邻层像素点 $f_j(p_i)$ 对插值点 $f_{m,n}(p)$ 的贡献大小(即权值 $w_{i,j}^n$ 的大小)应当与两者之间的距离成反比。

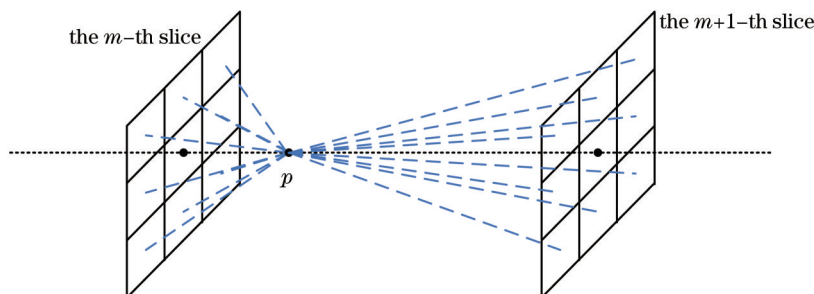


图2 空间线性层间插值示意图

Fig.2 Schematic diagram of spatial linear interpolation

### 2.2 三维图像中矢量的边缘模式与非边缘模式分类

如果将三维图像的每层二维断层图像(Slice)看作一个二维矩阵,那么三维图像中的所有Slice对应的二维数据在空间上便对应一个三维的体数据。图3(a)所示为一套MRI三维图像,其断层图像示意图如图3(b)所

示,这套三维图像对应的体数据示意图如图3(c)。

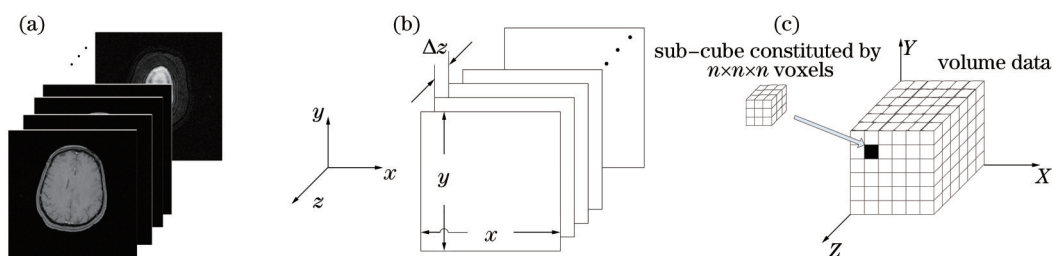


图3 三维图像构成体数据示意图

Fig.3 Schematic diagram of volume data construction of 3D images

在本文的基于矢量量化的三维图像分割方法中,在构造矢量时,除了利用 $(x,y)$ 上的平面邻域信息之外,还利用 $z$ 方向上的空间邻域信息。对于图3(c)中所示的三维图像,其中最小的图元单位称为体素(voxel),将其相邻的 $n \times n \times n$  voxel组成在一起,构成三维图像的空间子块,将这些空间子块作为三维图像分割中的处理单元,构成一个维数为 $n^3$ 的矢量,于是整个三维图像就可以用一个矢量集合来表示。

对于一套单层大小为 $M \text{ pixel} \times N \text{ pixel}$ 的三维图像,假设经过层间插值后得到 $z$ 方向上共 $H$ 层切片,其体数据表示为 $V = \{f(i,j,l) | i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N; l = 1, 2, \dots, H\}$ 。将体数据 $V$ 分成各个空间子块,其中第 $k$ 个子块为以 $(i_k, j_k, l_k)$ 为起点的 $n \times n \times n$ 的空间子块,即 $[f(i,j,l)]_{n \times n \times n} (i = i_k, i_k + 1, \dots, i_k + n - 1; j = j_k, j_k + 1, \dots, j_k + n - 1; l = l_k, l_k + 1, \dots, l_k + n - 1)$ 。再将各个子块按行串接起来后表示成 $n^3$ 维的矢量,则有 $X(k) = [f(i_k, j_k, l_k), \dots, f(i_k, j_k + n - 1, l_k), \dots, f(i_k + n - 1, j_k + n - 1, l_k), \dots, f(i_k + n - 1, j_k + n - 1, l_k + n - 1)]^T$ 。这样,整套三维图像所构成的矢量集合为 $X = \{X(k); k = 1, 2, \dots, K_x\}$ ,其中 $K_x = \lceil MNH/n^3 \rceil$ 。

在以三维图像空间子块为单位进行分割的研究中,发现对于内部包含边界或突变部分的子块与内部变化相对平缓的子块采用不同的分割策略有利于得到更好的分割效果。为此,本文首先通过检测各空间子块内部的体素结构信息,将各个空间子块划分为边缘模式和非边缘模式两类。

文献[11]中提出了一种针对二维子块矢量的小波滤波检测算法,在此将其扩展到三维子块矢量上,设计一种基于三维小波滤波的空间子块检测算法,将全部待处理的空间子块划分为边缘模式和非边缘模式两类矢量。为此首先将原来的二维高斯函数扩展为三维高斯函数 $g(x_1, x_2, x_3) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi}\sigma)^3} \exp(-\sum_{i=1}^3 x_i^2/2\sigma^2)$ ,再通过对其求偏导数得到三维小波函数如下:

$$\phi^i(x_1, x_2, x_3) = \frac{\partial}{\partial x_i} g(x_1, x_2, x_3) = \frac{-x_i}{\sigma^2} g(x_1, x_2, x_3) = \frac{-x_i}{(2\pi)^{3/2} \sigma^5} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}(x_1^2 + x_2^2 + x_3^2)\right], i = 1, 2, 3. \quad (2)$$

对该小波函数取尺度 $a = 2^j$ ,并取 $j = 1$ ,得:

$$\phi_2^i(x_1, x_2, x_3) = \frac{1}{2} \phi^i\left[\frac{x_1}{2}, \frac{x_2}{2}, \frac{x_3}{2}\right] = \frac{-x_i}{2(\sqrt{2\pi})^{3/2} \sigma^5} \exp\left[-\frac{1}{8\sigma^2}(x_1^2 + x_2^2 + x_3^2)\right], i = 1, 2, 3. \quad (3)$$

设待分割三维图像函数为 $f(x_1, x_2, x_3)$ ,将待分割三维图像分别与这三个小波函数做卷积:

$$W_2^i f(x_1, x_2, x_3) = f(x_1, x_2, x_3) \otimes \phi_2^i(x_1, x_2, x_3), i = 1, 2, 3, \quad (4)$$

式中“ $\otimes$ ”表示卷积。经卷积(滤波)处理后得到的 $W_2^i f(x_1, x_2, x_3)$ 能够反映出三维图像 $f(x_1, x_2, x_3)$ 在空间三个方向上的灰度变化情况。

再分别计算其模值和幅角如下:

$$M_2 f(x_1, x_2, x_3) = \sqrt{\sum_{i=1}^3 |W_2^i f(x_1, x_2, x_3)|^2}, A_2 f(x_1, x_2, x_3) = \cos^{-1} \frac{[W_2^1 f(x_1, x_2, x_3)]}{[M_2 f(x_1, x_2, x_3)]}, i = 1, 2, 3. \quad (5)$$

对于三维图像中的任意一个体素,共有26个邻域体素,对应13个空间方向。故可将方向幅角量化成13个方向,如图4(a)所示。图中,中间黑点表示当前体素点,其他体素为其邻域,图中为了清晰表示空间体素点之间可能的梯度变化方向(图中虚线连接方向),将层间距离做了一些放大。这13个空间方向与 $x_1, x_2$ 和 $x_3$ 轴

的夹角可以根据计算获取,将通过(5)式计算出的3个幅角值与这13个空间方向的3个角度值进行比较,即可判断出该点梯度矢量的方向属于其中哪个方向。

基于三维小波滤波的空间子块的边缘模式与非边缘模式检测算法如下:

1) 按照(5)式计算三维图像各体素的模值  $M_2 f(x_1, x_2, x_3)$  和其在3个方向的幅角  $A_2^i f(x_1, x_2, x_3)$ ,  $i=1, 2, 3$ , 根据该幅角值判断出其属于上述13个方向中的某一个方向, 记为  $A_2 f(x_1, x_2, x_3)$ ;

2) 计算边界模式判定阈值  $T_M$  :

$$T_M = m_M + \alpha \sigma_M, \quad (6)$$

式中  $m_M$  为整个三维图像中体素模值均值,  $\sigma_M^2$  为模值方差。  $\alpha$  为调整参数, 其确定方法根据统计学理论中的  $3\sigma$  准则, 并结合实际图像在(2, 3)范围内通过实验来确定  $\alpha$ 。

3) 按下述步骤对每个子块进行处理:

① 找到当前空间子块中的最大模值  $M_2 f(x_1, x_2, x_3)$ , 记为  $M_{\max} f(x_1, x_2, x_3)$ , 与其对应的幅角已被量化为13个方向中的某一个值, 记为  $A_{\max} f(x_1, x_2, x_3)$ ;

② 计算与该幅角  $A_{\max} f(x_1, x_2, x_3)$  垂直的空间平面上的9个体素点的均值, 记为  $\bar{M}$ ; 如图4(b)所示, 其中幅角方向  $A_{\max} f(x_1, x_2, x_3)$  以虚线  $l$  所示方向为例, 与其垂直的空间平面为  $\gamma$ ;

③ 若  $\bar{M} > T_M$ , 则将该空间子块判为边缘模式; 否则, 将该空间子块判为非边缘模式。

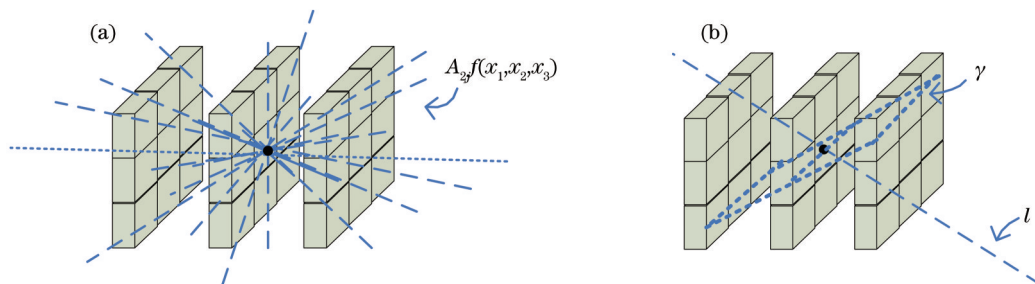


图4 空间子块的模式检测示意图。(a) 空间幅角方向; (b) 幅角及与其垂直方向

Fig.4 Schematic diagram of pattern detection of sub-cubes. (a) Spatial angles; (b) angle and its vertical direction

### 3 三维图像的分割

针对三维图像分割, 本文同样将作者原来用于对二维图像进行基于矢量量化的图像分割方法<sup>[11]</sup>加以扩展和改进, 设计了一套相应的基于矢量量化的三维图像分割方法。

#### 3.1 基于矢量量化的非边缘模式矢量分类

矢量量化(VQ)是80年代发展起来的一项信源编码技术, 是当前最重要的压缩和编码技术之一。其中的码书设计是矢量量化器设计的关键问题, 可以将其视为一个与模式识别紧密相关的统计聚类问题。早期由Linde, Buze和Gray提出的LBG算法, 是矢量量化中码书设计的经典算法。近年来发展起来的神经网络可以弥补LBG算法的一些不足, 已成功地应用到码书设计中。本文采用SOM来实现量化码书的设计。SOM网络采用无监督的竞争学习算法, 具有自组织、自学习的功能, 在学习过程中通过竞争更新获胜神经元及其邻域内的权矢量, 其收敛状态下的各个权矢量即是各个聚类的中心矢量, 同时即是所有求取的矢量量化的码本矢量。

矢量量化是将  $k$  维矢量从  $R^k$  空间向其一个有限子集  $C$  的映射:  $Q: X \in R^k \rightarrow C \subset R^k$ , 其中  $C = \{C(k); k=1, 2, \dots, K_c\}$  称为码本,  $C(k)$  称为码字,  $K_c$  是码本中码字的个数。对于输入矢量集中的任一矢量  $X(k)$ , 选择码本  $C$  中的某个码字  $C(k)$  来表示它, 则是对  $X(k)$  的量化<sup>[25-27]</sup>。矢量量化过程可以看作是一种自动聚类方法, 将相同或相似的矢量映射为码本中的同一个码字。对于本文所研究的三维图像分割问题, 若将该矢量量化过程运用到前述的非边缘模式的子块图像上, 则可将这些子块图像聚成  $K_c$  类, 从而可以实现对这些子块图像的自动分割。本文提出以三维图像空间子块为单元进行分割的思想, 采用基于矢量量化的分割方法对非边缘模式图像子块进行分割。在该分割方法中, 关键问题是如何有效地求取量化码本  $\{C(k)\}$ 。在此, 本文仍采用文献[11]所用的方法, 即通过训练一个SOM神经网络来获得量化码本。设集合

$\{X(n); n=1, \dots, N_x\}$  表示所有非边缘模式矢量,  $N_x$  为三维图像中非边缘模式子块数目, 首先以  $\{X(n); n=1, \dots, N_x\}$  为训练样本对 SOM 网络进行训练, 得到网络收敛时的权矢量即为量化码本。然后, 将待分割的非边缘模式矢量  $\{X(n); n=1, \dots, N_x\}$  以最小距离准则分别量化为码本  $\{C(k)\}$  中某个码字  $C(q)$ , 即将矢量  $X(k)$  分割为码字  $C(q)$  所代表的类别之中<sup>[11]</sup>。本文基于矢量量化的非边缘模式空间子块分类方法的具体处理步骤如下:

1) 设分类数目为  $K_c$ , 以非边缘模式矢量集  $\{X(n); n=1, \dots, N_x\}$  作为训练样本训练一个 SOM 网络, 取网络收敛时得到的网络权值为量化码本  $\{C(j); j=1, \dots, K_c\}$ ;

2) 输入  $\{X(n); n=1, \dots, N_x\}$  中第  $k$  个矢量  $X(k)$ , 按照(7)式计算出  $X(k)$  与码本  $\{C(j); j=1, \dots, K_c\}$  中各码字的距离;

$$d_j(k) = \|X(k) - C(j)\|, \quad j=1, \dots, K_c. \quad (7)$$

3) 按照(8)式计算  $d_j(k)$  中的最小距离, 并得到其标号  $q$ ;

$$q = \arg \min \{d_j(k)\}. \quad (8)$$

4) 将矢量  $X(k)$  量化为码字  $C(q)$ , 即将  $X(k)$  划分为码字  $C(q)$  所代表的类别中;

5) 回到步骤 2), 直到  $\{X(n); n=1, \dots, N_x\}$  中的所有矢量被量化完毕。

### 3.2 边缘模式子块的处理

对于在边缘模式与非边缘模式检测算法中检测到的边缘模式空间子块, 本文采用与非边缘模式子块不同的分割策略对其进行处理。由于这类图像子块内部包含边界(或突变)信息, 而且其数量在全部空间子块中所占比例较少, 本文采取以体素为单元对其进行逐点检测和分类的方法来处理。该处理过程是在已得到对非边缘模式子块的分割结果基础上进行的, 其具体处理步骤如下:

1) 计算边缘模式空间子块中各体素与其邻域内的非边缘模式子块(矢量)均值之间的灰度值之差, 此时所有的非边缘模式子块已被分割完毕且赋值为其所类别的码字矢量;

2) 求出上述各灰度差之中的绝对值最小值, 将该体素划为与其具有最小绝对差值的非边缘模式子块所属的类别中, 并将其值置为代表该类别的码字矢量均值。

### 3.3 最优码本的求取

在前述的基于矢量量化的图像分割过程中, 若码本的数量未知, 亦即三维图像的分割数目事先并不完全确知, 则需要设计相应的计算方法, 求出最合理的分割数目, 达到对待处理的三维图像实现自适应分割。码本尺寸确定问题是矢量量化技术中的一个十分重要而又不易解决的问题, 已有多位学者对此问题进行了研究, 提出了基于样本矢量与聚类中心矢量之间距离的最小距离法、平均距离法等判别准则来求取最优分类数目<sup>[28-29]</sup>。本文基于文献[11]中提出的二维图像最优分类数目确定方法, 将其扩展到三维图像最优分类数目的求取问题上, 设计一种通过在矢量量化过程中将样本的类内离散度与类间离散度的比值最小化的方法来确定最优码本的数量, 并由此求得三维图像的最佳分割数目。

设待分割的空间子块矢量样本集为  $\{X(k), k=1, 2, \dots, N\}$ ,  $N$  为样本总数, 样本被分为  $K_c$  个类别, 第  $j$  类包含  $N_j$  个样本,  $X^j(i)$  表示第  $j$  类的第  $i$  个样本, 则  $\{X(k)\}$  在  $K_c$  个类别下的类内离散度矩阵  $S_w$  和类间离散度矩阵  $S_b$  可分别表示如下:

$$S_w = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{K_c} \sum_{i=1}^{N_j} [X^j(i) - \mu_j][X^j(i) - \mu_j]^T, \quad S_b = \sum_{j=1}^{K_c} \frac{N_j}{N} (\mu_j - \mu)(\mu_j - \mu)^T, \quad (9)$$

式中  $\mu$  为整个样本的均值,  $\mu_j$  为第  $j$  类样本的均值:

$$\mu_j = \frac{1}{N_j} \sum_{i=1}^{N_j} X^j(i), \quad \mu = \sum_{j=1}^{K_c} \frac{N_j}{N} \mu_j. \quad (10)$$

在得到类内离散度矩阵  $S_w$  和类间离散度矩阵  $S_b$  基础上, 根据最小化类内离散度和最大化类间离散度的 Fisher 判别准则, 构造由下式表示的求取最优量化码本数量的方法:

$$\hat{K}_c = \arg \min_{K_c} R_s(K_c) = \arg \min_{K_c} \frac{\text{Trace}(S_w(K_c))}{\text{Trace}(S_B(K_c))}, \quad (11)$$

式中  $\text{Trace}(A)$  表示矩阵  $A$  的迹。当比值函数  $R_s(\hat{K}_c)$  达到最小时,对应的  $\hat{K}_c$  即为量化码本的最佳数量。按照(11)式计算不同  $K_c$  下的  $R_s(K_c)$ , 通过搜索到最小的  $R_s(K_c)$  值来求取  $\hat{K}_c$ 。在三维图像分割中,最优码本的搜索过程并不需要在无穷域中进行,而可以通过对所处理的三维图像及其应用领域的某些先验知识,定出合理的搜索范围  $(K_{\min}, K_{\max})$ 。

根据如上所述,本文求取最优码本的计算步骤如下:

- 1) 确定搜索范围  $(K_{\min}, K_{\max})$ ;
- 2) 初始化  $K_c: K_c \leftarrow K_{\min}$ ;
- 3) 按照 3.1 节所述算法对样本集  $\{X(n); n=1, \dots, N_x\}$  进行量化;
- 4) 按照(9)式计算该  $K_c$  下的类内离散度矩阵  $S_w$  和类间离散度矩阵  $S_B$ , 并按照(11)式计算出相应的  $R_s(K_c)$ ;
- 5) 若  $K_c < K_{\max}$ , 则  $K_c \leftarrow K_c + 1$ , 回到 3); 否则,按(11)式求得  $R_s(K_c)$  的最小值, 并由此得到最优码本尺寸  $\hat{K}_c: \hat{K}_c \leftarrow \arg \min_{K_c} R_s(K_c)$ ;
- 6) 输出  $\hat{K}_c$  和最优码本  $C^* = \{C(j); j=1, \dots, \hat{K}_c\}$ , 然后按照最优码本  $C^*$  对非边缘模式矢量集  $X = \{X(n); n=1, \dots, N_x\}$  进行分割。

将最优码本搜索与图像分割结合在一起构成本文整个基于矢量量化的三维图像自适应分割过程,该过程由图 5 框图所示。

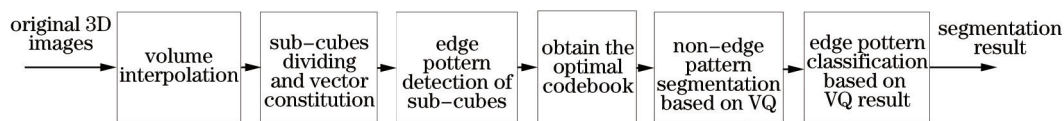


图 5 基于矢量量化的三维图像自适应分割方法框图

Fig.5 Schematic diagram of VQ based adaptive 3D image segmentation method

## 4 实验验证和在 人脑 MRI 图像分割中的应用

### 4.1 图像插值实验层间

本文对 2.1 节给出的三维图像层间插值方法进行了实验,图 6 为对一套 MRI 三维图像的层间插值实验结果,其中图 6(a)~(c) 3 组中各自的中间图像分别为利用左右两个图像进行空间线性插值所得到的结果。实验中所用样本序列来自 IBSR 人脑图像库的一套真实人脑 MRI 序列图像(#126\_13),该套图像层内  $(x,y)$  方向的间距为 1.016 mm,层间  $z$  方向间距为 1.8 mm,层间插值层数取为 1。

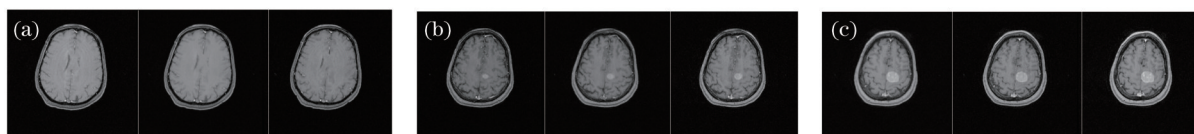


图 6 MRI 序列图像层间插值结果(每 3 个的中间图像为其左右两个图像的插值结果)

Fig.6 Interpolation results of MRI volume images (the middle image of each triple is the interpolated result of the two neighbor images)

由图 6 可以看出,经空间线性插值算法得到的插值图像与其相邻片层保持了相似性,而且呈现出从一幅断层图像到另一幅断层图像的渐变过程。为了进一步描述文中层间插值方法的效果,文中利用均方误差函数作为插值前后的相似度判别函数  $S$ ,如下

$$S = \frac{1}{N} \sum_{v \in I} |f(v) - f'(v)|^2, \quad (12)$$

式中  $N$  为图像像素点总数,  $f(v)$  表示原图像像素点  $v$  处灰度值,  $f'(v)$  表示插值图像像素点  $v$  处灰度值。

经计算,图 6(a)中插值图像与原图像的相似度分别为 41.8 和 44.4,图 6(b)中插值图像与原图像的相似度

分别为 48.1 和 47.5,图 6(c)中插值图像与原图像的相似度分别为 68.8 和 64.5,说明该算法达到了本文对层间插值运算的要求,满足后续体分割运算的需要。

#### 4.2 基于仿真样本的实验验证

本文针对提出的三维图像分割算法,采用医学图像样本库 IBSR 中的医学 MRI 图像样本进行实验验证,该样本库中包含仿真的和实际的人脑 MRI 三维图像样本。

本节中,首先采用 IBSR 库中的仿真人脑样本进行实验,利用本文提出的三维图像分割方法对样本进行分割,结合库中给出的标准结果计算分割结果的相似度,并将其与文献[9]中提出的两种最新无监督的图像分割方法,EGS-SOM 和 HFS-SOM,进行比较与评价。

采用 IBSR 库中的仿真人脑样本#Volume 12 进行分割实验。文献[9]中提出的 EGS-SOM 与 HFS-SOM 方法均在该套样本上进行了实验,实验中对样本进行了剔除头骨部分的预处理,然后对其他脑组成部分进行分割。利用本文方法对该样本进行体分割,该套样本片层内部像素点间距为 1 mm,片层间距为 3 mm,层间插值处理中插入片层数目取为 2,三维图像空间子块大小取为  $3 \times 3 \times 3$ ,在经过层间插值过程,和边缘模式与非边缘模式检测过程之后,将非边缘模式子块和边缘模式子块分别进行分割,其中,依据医学解剖知识将最优码本搜索范围设为[2,9],计算出的最佳分割类别数目为 4 类,分别为:脑白质、脑灰质、脑脊液和背景。图 7 展示了本文方法对该套样本进行分割的结果,并将其通过 CATIA 工具进行 3D 显示的效果,图 7(a)为脑白质分割结果,图 7(b)为脑灰质分割结果,图 7(c)为脑脊液分割结果,图 7(d)为将脑白质、脑灰质、脑脊液分割结果一起显示的结果,图中为了清晰地反映人脑内部构成,将 3D 显示图做了剖面处理。

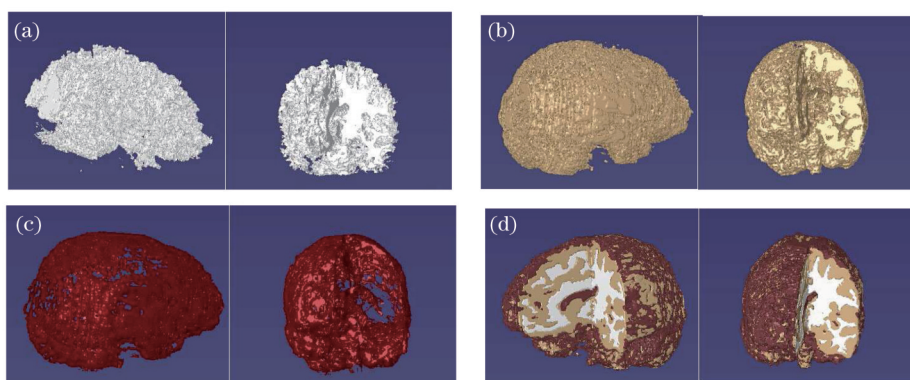


图 7 样本 Volume 12 体分割结果。(a) 脑白质分割结果; (b) 脑灰质分割结果; (c) 脑脊液分割结果; (d) 各个分割结果一起显示

Fig.7 Experimental result of sample Volume 12. (a) Segmented white matter; (b) segmented gray matter; (c) Segmented cerebrospinal fluid; (d) combination result of all the segmented parts

该套实验样本#Volume 12,在 IBSR 库中有对应的标准分割结果,将其作为“金标准”与实验中的分割结果进行相似度计算,利用 Tanimoto 系数作为衡量准则。Tanimoto 系数的计算方法如下

$$T(S_1, S_2) = \frac{|S_1 \cap S_2|}{|S_1 \cup S_2|}, \quad (13)$$

式中  $S_1$  为算法分割结果,  $S_2$  为金标准。

表 1 给出了利用本文方法得到人脑各组成部分分割结果的 Tanimoto 系数,以及 EGS-SOM 和 HFS-SOM 的相应结果。这两种方法的 Tanimoto 系数来自文献[9],在该文献中还给出了其他常用的经典分割方法的 Tanimoto 系数,表明这两种方法优于其他分割方法,所以表 1 只列出本文方法与 EGS-SOM 和 HFS-SOM 方法的对比情况。

表 1 本文方法与其他两种方法分割结果的 Tanimoto 系数对比

Table 1 Tanimoto parameters of the proposed method and two other methods

Methods	White matter	Gray matter	Cerebro-spinal Fluid (CSF)
EGS-SOM	0.70 ± 0.04	0.70 ± 0.04	0.22 ± 0.08
HFS-SOM	0.60 ± 0.10	0.60 ± 0.15	0.1 ± 0.05
Proposed method	0.74 ± 0.06	0.73 ± 0.04	0.23 ± 0.08



### 4.3 在实际人脑 MRI 图像分割中的应用

在本节中采用 IBSR 库中的实际人脑样本进行实验,运用所设计的算法将人脑各个组成部分进行分割,并将分割结果进行 3D 显示。实验中选用 IBSR 库中一套带有肿瘤的实际人脑 MRI 三维图像(#126\_13),如图 8 所示。

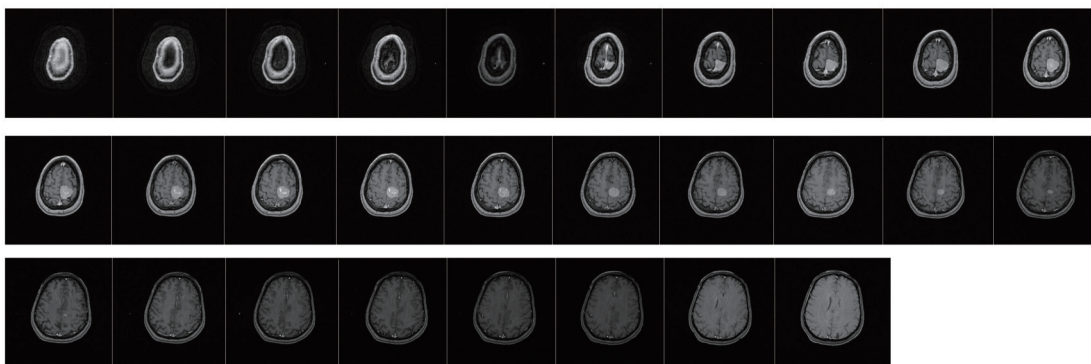


图 8 原始 MRI 人脑三维图像

Fig.8 Original MRI human brain volume image

该套 MRI 三维图像共包含 28 个片层,各层图像分辨率均为  $256 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel}$ ,其内部像素点之间的实际物理距离为  $1.016 \text{ mm}$ ,各片层之间的间距为  $1.8 \text{ mm}$ 。实验中,对其进行层间插值处理时的插入片层数目取为 1,层间插值之后的片层间距为  $0.9 \text{ mm}$ 。层间插值后,三维图像片层内部与片层间体素间距接近,但并不完全一致,为此将  $(x,y)$  方向的坐标乘以校正因子  $\alpha_{x,y} = 1/1.016$ , $z$  方向的坐标乘以校正因子  $\alpha_z = 1/0.9$ 。分割过程中,空间子块取为  $3 \times 3 \times 3$ ,最优码本搜索范围设为  $K_{\min}=2, K_{\max}=9$ ,计算出的最佳分割数目为 5(分别对应脑白质、脑灰质、肿瘤、头骨及背景)。将分割得到的脑白质、脑灰质、肿瘤和头骨类别通过利用 CATIA 软件工具进行三维显示,得到图 9 所示的 3D 效果图。其中图 9(a)为肿瘤部分,图 9(b)为脑白质部分,图 9(c)为脑灰质部分,图 9(d)为头骨部分,图 9(e)为各个分割结果合在一起后的整体结果。在图 9(e)中,将除肿瘤部分之外的其他部分设置成透明效果,这样能更清晰地看出人脑各组成部分的空间相对位置,以及病变部分与其他组织的空间关系。

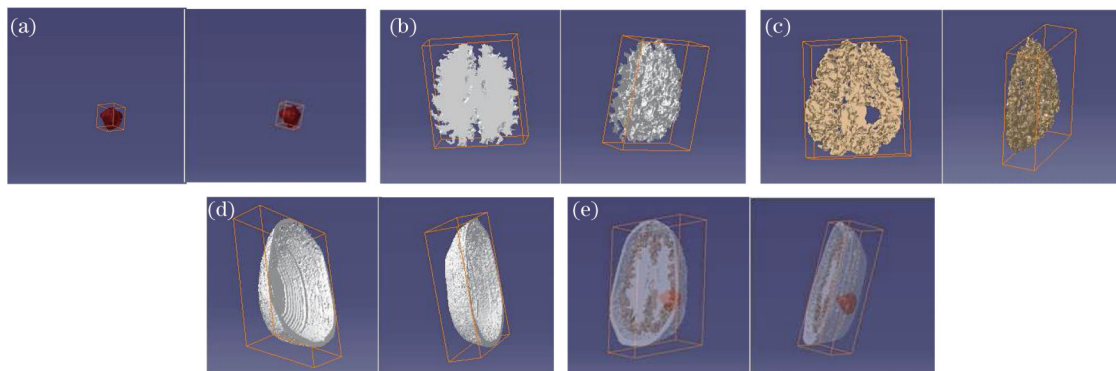


图 9 MRI 三维图像分割结果。(a) 肿瘤分割结果; (b) 脑白质分割结果; (c) 脑灰质分割结果; (d) 头骨分割结果; (e) 各个分割结果合成在一起

Fig.9 Segmentation result of MRI 3D image. (a) Segmented tumor; (b) segmented white matter; (c) segmented gray matter; (d) segmented skull; (e) combination result of all the segmented parts

由图 9 所示的分割结果表明本文算法对真实人脑 MRI 三维图像的分割是准确而有效的。人脑的各个组成部分,包括其中的病灶部位,都被成功地分割出来。进一步,可以对同一病患在不同时期的 MRI 图像进行处理,分割出各个时期的病灶部分,由此可以得到病灶部位随着治疗情况的 3D 动态变化情况,从而为临床诊断和改进治疗提供更为准确和直观的依据信息,起到更好的医疗辅助作用。根据这一思路,本文在实验中还选取了该患者在不同时期做的其他两套 MRI 扫描图像作为实验样本(分别为 #126\_10、#126\_31,其中 #126\_10 为早于

上述#126\_13样本6个月的MRI影像,#126\_31为晚于#126\_13 18个月的MRI影像样本),同样利用本文方法对这两套样本进行分割处理,得到这两套样本数据所包含的各组成部分和病变部位。图10所示为该患者在3个时期的MRI脑部扫描中肿瘤部位的3D动态变化情况,图10(a)为样本#126\_10中肿瘤的3D图像,图10(b)为样本#126\_13中(6个月后)肿瘤3D图像,图10(c)为样本#126\_31中(又过18个月后)的肿瘤3D图像。

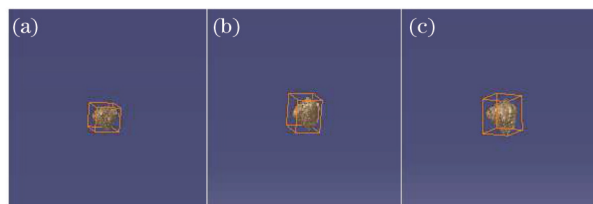


图10 同一患者不同时期肿瘤变化情况。(a) 样本 126\_10; (b) 样本 126\_13; (c) 样本 126\_31

Fig.10 3D information of the segmented tumors of the same patient in different periods. (a) # 126\_10; (b) # 126\_13 (6 months after the first one); (c) #126\_31 (18 months after the second one)

#### 4.4 讨论

在上述实验中,分别采用IBSR医学图像库中的仿真样本和真实样本进行了测试。首先应用仿真样本对本文方法进行了三维图像分割实验,得到了三维样本图像中的各个组成部分。将本文方法的分割结果与IBSR库中给出的标准结果通过计算Tanimoto系数进行定量对比,同时与现有文献中给出的最好的分割结果进行比较,结果表明,本文提出的三维图像分割方法是有效的,其分割精度高于现有的其他方法。然后应用实际人脑MRI图像样本对所提出的三维图像分割方法以及求取最优量化码本数量的自适应方法进行了实验,对于其中带病灶的样本和不带病灶的样本,均求得了正确的分割数目和令人满意的分割结果。此外,本文通过对同一患者在不同时期的MRI体图像样本所做的实验表明,这种三维图像分割方法对于临床医学应用是十分有价值的。

## 5 结 论

针对三维图像分割问题,提出了一套基于矢量量化技术的自适应分割方法。该方法以三维图像中的各个空间子块为单元采用矢量量化方法进行分割,可以有效地利用三维图像的空间结构信息,符合人类视觉的认知方式。该方法根据各个子块中是否包含边界信息将其划分为边缘模式和非边缘模式两种类型,分别采取不同的分割策略进行处理。并且针对在实际应用中对于待处理的三维图像的分割数目不详的情况,设计了最优量化码本求取方法,自适应地得到最佳的分类数目和量化码本。文中通过实验验证了该方法在三维图像分割中的有效性,并通过将其应用于实际人脑MRI体图像样本的三维图像分割中,得到人脑各组成部分的分割结果以及病灶部位的3D动态变化信息,表明该方法具有重要的实用价值。

文中三维图像分割方法面对数据量大、包含片层多的三维图像的分割问题,由于文中算法在最优码本的求取过程中还需要进行迭代运算,其运算量较大,因而耗时较长。为了解决该问题,可以通过进一步设计相应的并行算法和在GPU上予以实现来提高计算效率。该项工作作为下一步研究方向之一,目前已取得了初步成果,并将做进一步研究。

#### 参 考 文 献

- 1 Gao Xiaoliang, Wang Zhiliang, Liu Jiwei, *et al.*. Algorithm for image segmentation using statistical models based on intensity features [J]. *Acta Optica Sinica*, 2011, 31(1): 0115003.  
高晓亮, 王志良, 刘冀伟, 等. 基于灰度特征统计的可变区域图像分割算法[J]. *光学学报*, 2011, 31(1): 0115003.
- 2 Wu Yan, Xiao Ping, Wang Changming, *et al.*. Segmentation algorithm for SAR images based on the persistence and clustering in the contourlet domain[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, 30(7): 1977-1983.  
吴 艳, 肖 平, 王昌明, 等. 基于Contourlet域持续性和聚集性的合成孔径雷达图像融合分割算法[J]. *光学学报*, 2010, 30(7): 1977-1983.
- 3 Song Yu, Wu Yiquan, Bi Shuoben. Satellite remote sensing cloud image segmentation using edge corrected CV mode[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, 30(7): 1977-1983.

- Sinica, 2014, 34(9): 0901004.  
宋 昱, 吴一全, 毕硕本. 边缘修正 C V 模型的卫星遥感云图分割方法[J]. 光学学报, 2014, 34(9): 0901004.
- 4 Guo Yajing, Tang Shunxing, Ji Lailin. Experimental study of multiple wavelength laser-induced damage in SiO<sub>2</sub> based on near field and image segmentation[J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(1): 0114001.  
郭亚晶, 唐顺兴, 季来林. 基于激光近场和图像分割技术的复合波长诱导熔石英损伤实验研究[J]. 光学学报, 2013, 33(1): 0114001.
- 5 Zhang Qian, Lu Zhentai, Chen Chao, *et al.*. Spinal MRI segmentation based on local neighborhood information and gaussian weighted chi-square distance[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2011, 30(3): 358-362.  
郑 倩, 卢振泰, 陈 超, 等. 基于邻域信息和高斯加权卡方距离的脊椎 MR 图像分割[J]. 中国生物医学工程学报, 2011, 30(3): 358-362.
- 6 Liu Wei. Research on the Segmentation Methods and the Implementation of the Brain MRI Image[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2012: 23-33.  
刘 玮. 脑 MRI 图像分割方法的研究与实现[D]. 广州: 华南理工大学, 2012: 23-33.
- 7 Peng Xishuai. Segmentation of CT Tumor Volume Images[D]. Nabjing: Nanjing University of Science and Technology, 2013: 36-42.  
彭希帅. CT 肿瘤序列图像的分割[D]. 南京理工大学, 2013: 36-42.
- 8 Li C, Wang X Y, Eberl S, *et al.*. A likelihood and local constraint level set model for liver tumor segmentation from CT volumes[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2013, 60(10): 2967-2977.
- 9 Ortiz A, Gorriz J M, Ramirez J, *et al.*. Two fully-unsupervised methods for MR brain image segmentation using SOM-based strategies [J]. Applied Soft Computing, 2013, 13(1): 2668-2682.
- 10 Tian Yun. Studying on the Key Techniques of Volume Visualization in Medicine[D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2007: 35-55.  
田 云. 医学体数据场可视化关键技术研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2007: 35-55.
- 11 De A L, Guo C A. An adaptive vector quantization approach for image segmentation based on SOM network[J]. Neurocomputing, 2015, 149: 48-58.
- 12 Deng Lifang. The Research and Implementation of Three-Dimensional Ultrasound Image Segmentation Methods[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2012: 30-46.  
郑丽芳. 三维超声图像分割方法的研究与实现[D]. 广州: 华南理工大学, 2012: 30-46.
- 13 Zou Yongning. Study on Industrial CT 3D Image Reconstruction and Segmentation Algorithm[D]. Chongqing: Chongqing University, 2014: 95-111.  
邹永宁. 工业 CT 三维图像重建与分割算法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2014: 95-111.
- 14 Luciano N, Giuseppe M. Automatic 3D Image Segmentation Using Adaptive k-means on Brain MRI[M]. Berlin Heidelberg: Springer Press, Communications in Computer and Information Science, 2011: 171-183.
- 15 Shi Feng. Study on Accurate Segmentation Algorithm on 3D Medical Images[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2009: 41-59.  
石 峰. 三维医学图像精准分割算法研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2009: 41-59.
- 16 Peng Xiaopeng. A Hybrid Model for Brain MRI Image Segmentation[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2010: 44-61.  
彭小朋. 一种脑 MRI 图像的混合分割模型[D]. 上海: 上海交通大学, 2010: 44-61.
- 17 Vijay J, Subhashini J. An efficient brain tumor detection methodology using k-means clustering algorithm[C]. International Conference on Communication and Signal Processing, 2013: 653-657.
- 18 Liao Zhenyu. Design and Fabrication of Multifunctional Nanocarriers and its Preliminary Application in Both Cancer MR Imaging and Targeted Therapy[D]. Tianjin: Tianjin University, 2012: 11-14.  
廖振宇. 多功能纳米载体的构建及其在肿瘤 MRI 成像和靶向治疗中的初步应用[D]. 天津: 天津大学, 2012: 11-14.
- 19 Yang Ling, Hou Xiaoye, Wang Zhongke, *et al.*. Mandibular canal segmentation based on shape-driven level-set algorithm restrained by local information[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2012, 31(2): 161-166.  
杨 玲, 侯小叶, 王中科, 等. 局部信息约束的形状导向水平集算法对下颌管的分割[J]. 中国生物医学工程学报, 2012, 31(2): 161-166.
- 20 Hu Jun. Research on Interpolation of Medical Image and Image Segmentation in 3D Reconstruction System[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2010: 25-31.  
胡 军. 医学图像的层间插值和三维重建系统中图像分割的研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2010: 25-31.
- 21 Wu Liangwu, Hou Jianhua. Matching interpolation of CT slices based on intensity normal distribution of matters[J]. Chinese Journal of

- Biomedical Engineering, 2012, 31(2): 231–236.
- 吴良武, 侯建华. 基于物质灰度正态分布的CT断层图像匹配插值[J]. 中国生物医学工程学报, 2012, 31(2): 231–236.
- 22 Kong Weihua. The Research and Implementation of Interactive Medical Image Sequences Segmentation Based on 3D Multidirectional Interpolation Algorithm[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2010: 19–30.
- 孔维华. 基于多方向3维插值的序列医学影像交互分割重建算法的研究与实现[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2010: 19–30.
- 23 Luo Z Z, Shen H X. Hermite interpolation-based wavelet transform modulus maxima reconstruction algorithm's application to EMG de-noising[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2009, 31(1): 857–860.
- 24 Liu B, Huang L J. Multi-scale fusion of well logging data based on wavelet modulus maximum[J]. Journal of China Coal Society, 2010, 35(4): 645–649.
- 25 Gray R M. Vector quantization[J]. ASSP Magazine IEEE, 1984, 1(2): 4–29.
- 26 Chen Shanxue. Vector Quantization and Its Application to Image Processing[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology, 2009: 21–26.
- 陈善学. 矢量量化技术及其在图像信号处理中的应用研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2009: 21–26.
- 27 Anuj S, Shantanu H J, Washington M, *et al.*. Statistical shape analysis: Clustering, learning, and testing[J]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(1): 590–602.
- 28 Figueiredo M A T, Jain A K. Unsupervised learning of finite mixture models[J]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(1): 381–396.
- 29 Zhang Yajing, Li Minzan, Qiao Jun, *et al.*. Segmentation algorithm for apple recognition using image features and artificial neural network [J]. Acta Optica Sinica, 2008, 28(11): 2104–2108.
- 张亚静, 李民赞, 乔 军, 等. 一种基于图像特征和神经网络的苹果图像分割算法[J]. 光学学报, 2008, 28(11): 2104–2108.

栏目编辑: 张浩佳