

基于形态学的脑部 MRI 图像颅骨剥离算法

王大溪, 陈鑫鑫

(广西科技大学 电气与信息工程学院, 广西 柳州 545006)

摘要:近年来,脑部 MRI 图像分割问题渐渐成为医学图像处理领域一个新的研究热点。脑部磁共振图像分割是对图像分析的必要准备,能否很好地对图像进行分析,一定程度上取决于图像分割的准确性。由此可知,图像的准确分割对医学临床诊断有着重要意义。然而,脑部 MRI 图像中的头皮、颅骨、肌肉、血管等非脑组织会严重影响脑组织的准确分割。文中采用最大类间方差法和形态学算子剥离脑部 MRI 图像的颅骨部分。首先,利用一种基于各向异性扩散方程的方法抑制 MRI 图像的噪声。然后,运用最大类间方差法将图像转化为二值图,接着对二值图进行一系列形态学处理,最后,将得到的二值化脑组织模板映射到原图像。实验结果表明该算法的分割效果良好。

关键词:各向异性扩散;最大类间方差法;形态学;二值图

中图分类号:TP391

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2015)12-0206-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2015.12.046

Algorithm of Brain MRI Image Skull Stripping Based on Morphology

WANG Da-xi, CHEN Xin-xin

(School of Electrical and Information Engineering, Guangxi University of Science and Technology, Liuzhou 545006, China)

Abstract: In recent years, the segmentation of MRI brain images is becoming a new hotspot of medical image processing. The segmentation of MRI brain images is a necessary preparation for image analysis. How well the image analysis, to some extent, depends on the accuracy of image segmentation. So, accurate image segmentation is important for clinical diagnosis. Scalp, skull, muscle, blood vessels and other non-brain tissues contained in the brain MRI image will seriously affect the accuracy of segmentation of brain tissues. In this paper, strip skull from the MRI brain images with Otsu and morphological operators. Firstly, a method using the anisotropic diffusion equation was applied to suppress the noise of the MRI image. After that, the image was converted to binary image and then a series of morphological processing were applied to the binary image. Finally, the obtained binary brain tissue was mapped back to the original image. The test result has proved that the algorithm has a good performance in image segmentation.

Key words: anisotropic diffusion; Otsu; morphology; binary image

0 引言

磁共振成像技术(Magnetic Resonance Imaging, MRI)为脑部疾病的分析和研究带来了便利^[1]。脑组织可分为脑白质(White Matter, WM)、脑灰质(Gray Matter, GM)和脑脊液(Cerebro-Spinal Fluid, CSF),将这些组织从脑 MRI 图像中分割出来,有利于脑部疾病的诊断和治疗^[2]。脑 MRI 图像除了要提取的脑组织外,还包含颅骨等非脑组织成分,这些非脑组织的灰度值与脑组织的灰度值相近影响了脑组织的分割效果。

针对上述问题,文中提出了基于数学形态学的脑

颅骨剥离算法。首先对 MRI 图像进行滤波降噪预处理,然后利用最大类间方差法(Otsu)确定 MRI 图像的最佳阈值,对图像进行阈值分割,得到二值化的 MRI 图像^[3-4]。在二值图像上用圆盘结构元素对其进行腐蚀膨胀等基本形态学处理,得到二值脑组织模板。将模板作用到原始图像上得到脑组织图像。仿真结果表明,颅骨完全剥离,分割效果较好。

1 各向异性扩散滤波

1990年,Perona与Malik两人共同提出了PM扩

收稿日期:2015-03-25

修回日期:2015-07-01

网络出版时间:2015-11-19

基金项目:广西高校科学技术研究重点项目(2013ZD050)

作者简介:王大溪(1964-),男,教授,研究方向为图形图像信息处理、信息系统开发;陈鑫鑫(1989-),男,硕士研究生,研究方向为图形图像信息处理。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20151119.1112.062.html>

散模型^[5],即各向异性扩散模型,其核心就是对初值为原始图像的非线性扩散方程求解。PM 扩散模型的提出导致了各向异性扩散方法在图像处理领域应用研究的热潮。各向异性扩散滤波的具体过程如下:首先通过梯度算子对图像中的梯度变化进行分类,然后再通过邻域平均法去掉那些梯度变化比较大的部分,图像随之变得平滑,与此同时图像的边缘也得以保留,以上是一个迭代的过程。之所以可以达到这样的效果,原因在于噪声导致的变化较小,而图像边缘的梯度变化则比较剧烈明显,“除小留大”达到滤波降噪的效果。将图像平滑技术、邻域平均、迭代处理、扩散等方法结合起来是 PM 方法的突出特点,与传统滤波方法相比具有明显的优势。

对图像而言,多尺度变换是扩散思想的起源。图像 $I_0(x,y)$ 的多尺度变换的具体表达式可以写成 $I(x,y,t)=I_0(x,y) \cdot G(x,y,t)$,其本质为一卷积操作,即原图像与高斯核 G 的方差 t 作卷积运算,其结果为不同分辨率(由高到低)的图像多尺度描述。Witkin、Hummel 以及 Koenderink^[6-8]等认为,从理论上而言各向同性传导或热扩散方程与上述多尺度变换是等效的。但是各向同性扩散滤波方法存在明显的缺点,在去除图像中噪声的同时图像的边缘也被平滑而变得模糊不清。Malik 与 Perona 提出的各向异性扩散模型很好地解决了这一问题。PM 模型如下:

$$\begin{cases} \frac{\partial I}{\partial t} = \text{div}[c(\|\nabla I\|) \cdot \nabla I] \\ I(t=0) = I_0 \end{cases} \quad (1)$$

式中,div 为散度算子; ∇ 为梯度算子; $\|\cdot\|$ 为幅度; $c(\|\nabla I\|)$ 为扩散方程的扩散系数; t 为导入的时间算子,代表降噪过程与扩散过程持续的时间是相关的。

各向异性扩散方程的基本思路是由 $\|\nabla I\|$ 的值控制扩散过程,对图像进行有差别的平滑滤波。对图像进行各向异性扩散平滑处理时,主要从扩散的速度和方向两个方面入手对整个平滑过程进行控制。扩散速度应遵循“该快则快,当慢就慢”的原则,即对那些特征不明晰的图像区域,应该尽可能快地完成平滑,反之,特征明显的区域则应当尽可能快地扩散开。这样做的优点在于既最大限度地保持了图像特征,又兼顾了图像处理的效率问题。扩散分为沿着和穿过图像特征两个方向。沿着特征方向扩散不会影响到图像特征,应当尽量向这一方向扩散。另一方向上的扩散会使特征变得模糊,应当尽量避免。对于带有噪声的图像而言,噪声点在其梯度方向及切线方向的灰度变化都很剧烈;边缘点梯度方向的灰度变化很明显,而切线方向则无太大变化;平坦点两方向上均无大的变

动^[9-11]。扩散系数 $c(\|\nabla I\|)$ 可以控制平滑程度的强弱。图像边缘的梯度值较大,平坦区的梯度值较小。对图像进行平滑处理时,要保留图像边缘而去除孤立的噪声点。由上可知,在 $\|\nabla I\|$ 较大的边缘区,扩散系数值要取得比较小。与之对应的,在 $\|\nabla I\|$ 较小的平坦区,扩散系数取较大值。由此提出以下两种扩散系数表达式:

$$c(\|\nabla I\|) = \frac{1}{1 + (\|\nabla I\|/k)^2} \quad (2)$$

$$c(\|\nabla I\|) = \exp[-(\|\nabla I\|/k)^2] \quad (3)$$

其中, $\|\nabla I\|$ 可视为边缘探测器。假如 $\|\nabla I\|$ 远远大于 k ,那么 $c(\|\nabla I\|)$ 与 0 近似,则扩散被抑制;假如 $\|\nabla I\|$ 远远小于 k ,那么 $c(\|\nabla I\|)$ 约等于 1,则扩散被加强。易知, k 的大小决定了扩散系数的大小:梯度相同时, k 越大则扩散系数越大,扩散程度加强,图像也更平滑; k 越小则扩散系数也越小,平滑程度下降。也就是说, k 本质上起到了阈值的作用。

如果要将公式(1)运用于图像处理中,则要对其进行离散化处理,Malik 及 Perona 提出了他们自己的离散化模型^[12]:

$$I_p^{t+1} = I_p^t + \frac{\lambda}{|\eta_p|} \sum_{q \in \eta_p} c(\nabla I_{p,q}^t) \nabla I_{p,q}^t \quad (4)$$

式中, λ 为控制扩散总体强度的常数; I_p^t 为当前图像的离散采样; p 为像素在二维网格中的坐标; η_p 为像素 p 的邻域空间, $|\eta_p|$ 为邻域空间的大小。除图像边缘外,邻域空间大小通常情况下为 4。

PM 模型中,梯度值线性近似为:

$$\nabla I_{p,q}^t = I_p^t - I_q^t, \forall q \in \eta_p \quad (5)$$

2 图像阈值分割

2.1 阈值分割的概念

阈值分割是一种简单易实现、运算量小、性能优良的图像分割技术。此技术在图像背景灰度级与前景灰度级有较大差别时运用,可以取得更好的效果。与边缘检测等方法不同,阈值方法是一种以图像区域为基础的分割方法。此方法通过一个或多个灰度阈值将图像中的点分为两类或多类。每类像素都是图像中像素的一个子集,且与图像中某个特定的区域相对应。属于同一区域的像素点都有着相似的性质。阈值分割技术已经广泛应用于各个领域,例如从文本图像中提取文字、焊缝检测、指纹提取、细胞图像分割等等^[13]。

阈值分割技术的核心在于怎样找到合适的阈值。假设原始图像为 $f(x,y)$,首先以一定准则在 $f(x,y)$ 中找出一个灰度值 T 作为阈值,将图像分割为两部分,即把大于该阈值的像素点的值设为 1,小于等于该阈值的像素点的值设为 0。阈值运算后的图像为二值图

像 $g(x, y)$:

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, f(x, y) > T \\ 0, f(x, y) \leq T \end{cases} \quad (6)$$

2.2 最大类间方差法

1979年日本科学家大津(Nobuyuki Otsu)提出一种自动确定图像阈值的方法—最大类间方差法,简称大津法,英文缩写为OTSU。大津法的基本原理顾名思义就是将图像分为两类,并且让两类之间的方差最大。如果错误分割的情况,即目标被误认为是背景或背景被误认为是目标,类间方差都会变小。也就是说,当类间方差最大时,此时分割结果的错误率最小,是一种最佳分割。而此时,将图像分为目标和背景两部分的灰度值就是要寻找的最佳值。这种简单实用的方法已广泛运用于图像分割领域。

设图像 $I(x, y)$ 的灰度级为 L , $\{0, 1, \dots, L-1\}$, 灰度值为 i 的像素数为 n_i , 图像像素总数为 $N = \sum_{i=0}^{L-1} n_i$, 则灰度为 i 的像素出现的概率为:

$$p_i = n_i / N \quad (7)$$

假设阈值 t 将图像分为目标和背景两类: $C_0 = \{0, 1, \dots, t\}$ 和 $C_1 = \{t+1, t+2, \dots, L-1\}$ 。 C_0 和 C_1 出现的概率和均值分别为:

$$P_0(t) = \sum_{i=0}^t p_i, P_1(t) = \sum_{i=t+1}^{L-1} p_i \quad (8)$$

$$\mu_0(t) = \sum_{i=0}^t \frac{ip_i}{P_0(t)}, \mu_1(t) = \sum_{i=t+1}^{L-1} \frac{ip_i}{P_1(t)}$$

则类间方差为:

$$\sigma^2(t) = P_0(t)P_1(t) [\mu_0(t) - \mu_1(t)]^2 \quad (9)$$

从0到 $L-1$ 改变 t 的值,使 $\sigma^2(t)$ 最大的 t 即为最佳阈值 T 。

将 T 的值代入公式(6),就可以对图像进行阈值分割,得到二值化图像。

3 形态学基本知识

3.1 集合的基本概念

假定 Z 为整个二维空间, A 为 Z 中的一个集合。设 $a = (a_1, a_2)$, 则 $a \in A$ 表示 a 是 A 中的一个元素。与之对应, $a \notin A$, 则意味着 a 不在集合 A 中。如果某个集合没有任何元素,则称这个集合为空集,记为 \emptyset 。集合与集合之间存在着一些关系运算:包含、并、交、补、差等等。 $A \subseteq B$ 表示 A 是 B 的子集,即 A 中所有元素都存在于 B 中。 $C = A \cup B$, C 中包含了 A 集合以及 B 集合各自所有的元素,称为 A 和 B 的并集。 $D = A \cap B$ 是集合 A 与集合 B 的公共部分,同属于 A 和 B ,称为 A 与 B 的交。如果 $A \cap B = \emptyset$,说明两个集合是互

斥的。 A^c 是 A 的补集, $A^c = \{w | w \notin A\}$, 包含了 A 以外所有元素。 $A - B = \{w | w \in A, w \notin B\} = A \cap B^c$, A 与 B 作差就是从集合 A 中去除 $A \cap B$ 的那部分元素,可以看出,这个集合中的元素属于 A ,而不属于 B 。

图1用图示说明了上述概念。集合运算结果在图中用灰色表示^[14]。

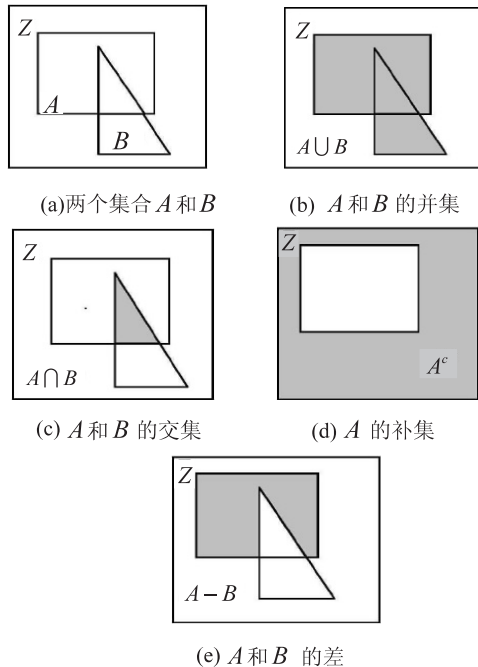


图1 集合运算

\hat{B} 定义为集合 B 的反射,其表达式为 $\hat{B} = \{w | w = -b, b \in B\}$ 。集合 A 平移到点 $z = (z_1, z_2)$, 表示为 $(A)_z$, 定义为 $(A)_z = \{c | c = a + z, a \in A\}$ 。这两个定义在形态学中被广泛运用,这里作补充说明,如图2所示。

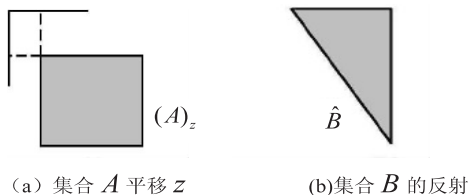


图2 平移和反射

3.2 形态学算子

前面已经介绍了集合的相关基本理论。在此前提下,介绍四个形态学基本算子:膨胀与腐蚀,开操作与闭操作,它们两两互为逆运算^[15]。

(1)膨胀。

A 被 B 膨胀定义为:

$$A \oplus B = \{z | (\hat{B})_z \cap A \neq \emptyset\} \quad (10)$$

由式(10)可知,集合 B 对集合 A 进行膨胀,即结构元素 B 先对自身反射得到 \hat{B} ,再由点 z 对 \hat{B} 进行平移,膨胀结果就是平移点 z 的集合。同时此集合满足

经 z 平移后的 B 集合与集合 A 的交集不为空这一限制条件。

(2) 腐蚀。

A 被 B 腐蚀定义为:

$$A \ominus B = \{z | (B)_z \subseteq A\}$$
 (11)

由式(11)易知,结构元素 B 对集合 A 进行腐蚀的过程,就是求平移点集 z 的过程。将 B 在 A 中平移,且平移后的集合仍包含于 A 的所有 z 的集合。

(3) 开操作。

使用结构元素 B 对集合 A 进行开操作,定义为:

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B$$
 (12)

由式(12)易知,先腐蚀再膨胀即为开操作。

(4) 闭操作。

使用结构元素 B 对集合 A 进行闭操作,定义为:

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B$$
 (13)

由式(13)易知,先膨胀再腐蚀即为闭操作。

膨胀扩大图像,腐蚀缩小图像。开操作和闭操作都会让图像的边缘变得更加光滑。开操作,顾名思义是通过断开小的间断处,和消除细小的突出来使图像边缘变得平滑的。而闭操作,则是通过填补一些小洞,把断裂处连接起来,达到平滑边缘的效果。

4 颅骨剥离算法

基于形态学的颅骨剥离算法具体步骤如下:

(1) 获得原始图像,等待处理。

(2) 运用各向异性扩散滤波器,对原始图像进行去噪处理。取循环次数 $N = 15$, 扩散阈值 $k = 6, \frac{\lambda}{|\eta_p|} = 0.2$ 。

(3) 利用大津求得最佳阈值,利用阈值分割二值化灰度图像。求得原始图像的最佳阈值为 34,按最佳阈值对图像进行二值化。

(4) 对二值图进行开操作,其中结构元素采用圆盘形,半径取为 8 像素点,剥离颅骨。

(5) 用半径为 24 像素的圆盘结构元素,对图像进行闭操作,得到脑组织模板。

(6) 将模板与滤波后图像相乘,得脑组织图像。

整个颅骨剥离过程如图 3 所示。

算法流程如图 4 所示。

5 结束语

文中算法在 Matlab2010a 环境下实现,以 512×512 的 MRI 图像作为输入图像,实验结果如图 5 所示。

由上述内容可知,一方面文中算法简单明了、易于实现,而且脑部图像颅骨完全剥离,达到了预期的效果;另一方面虽然颅骨确实被完全去除,但是前两幅图

像有部分脑组织也被除去,算法还有待于进一步改进。

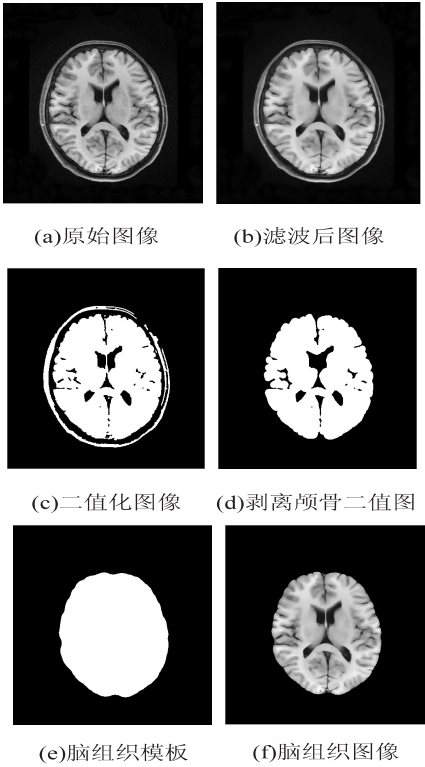


图 3 颅骨剥离过程

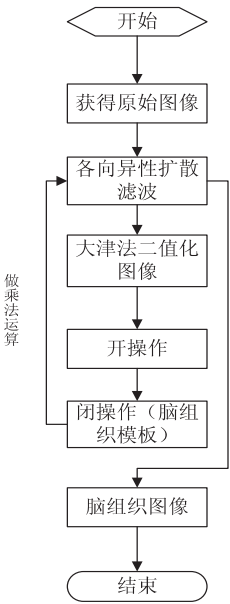


图 4 算法流程

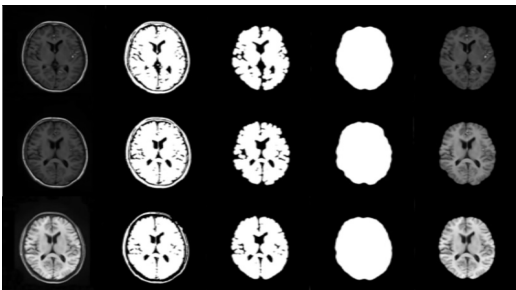


图 5 实验结果

4 结束语

在 TDD-MIMO-OFDM 系统中,上下行传输并非同时进行,因此时变可能导致上下行信道互易性丧失。文中利用信道响应的稀疏特性,引入压缩感知理论,利用一个复杂度非常低的重构算法对上行信道进行估计,直接得到信道响应,在此基础上进行时域的信道预测,有效地补偿了时变产生的上下行信道互易性丧失。

参考文献:

[1] 谢显中. 基于 TDD 的第四代移动通信技术[M]. 北京:电子工业出版社,2005.

[2] Chan R. Channel prediction for adaptive modulation in wireless communications[D]. Virginia: Faculty of Virginia Polytechnic,2003.

[3] Potter C,Venayagamoorthy G K,Kosbar K. RNN based MIMO channel prediction[J]. Journal of Signal Processing,2010,90(2):440-450.

[4] Morales C M,Eslava G S. Linear and non-linear channel prediction performance for a MIMO-OFDM system[C]//Proc of IEEE 5th Latin American symposium on circuits and systems. [s.l.]:IEEE,2014:1-4.

[5] 董时菊,王海波,刘寅生. 利用 TDD 信道互易性和现有 LTE 帧结构实现信道预测[J]. 电信科学,2011,27(6):68-73.

[6] 何 昊. 基于最小二乘支持向量机的 Jakes 衰落信道预测[J]. 微电子学与计算机,2010(7):222-224.

[7] Lebrun G,Gao J,Faulkner M. MIMO transmission over a time-varying channel using SVD[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications,2005,4(2):757-764.

(上接第 209 页)

参考文献:

[1] 刘程程. 从核磁共振成像数据中自动分割脑组织[D]. 长春:长春工业大学,2012.

[2] Fu J C,Chen C C,Chai J W,et al. Image segmentation by EM-based adaptive pulse coupled neural networks in brain magnetic resonance imaging[J]. Computerized Medical Imaging and Graphics,2010,34(4):308-320.

[3] 刘 玮,樊利民. 基于最大类间方差法的脑 MRI 图像分割[J]. 计算机光盘软件与应用,2011(16):85-86.

[4] 卢 明,刘一萍. 纱线毛羽图像的二值化处理及其 Matlab 实现[J]. 山东纺织科技,2009,50(2):37-39.

[5] Perona P,Malik J. Scale space and edge detection using anisotropic diffusion[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,1990,12(7):629-639.

[6] Koenderink J. The structure of images[J]. Biological Cybernetics,1984,50:363-370.

[7] Witkin A P. Scale space filtering[C]//Proceedings of international joint conference of artificial intelligence. [s.l.]:[s.

[8] 孙德春,刘祖军,易克初. 使用变换域预测的 TDD 系统信道互易性补偿方法[J]. 西安电子科技大学学报,2013,39(6):22-25.

[9] 王妮娜. 基于压缩感知理论的无线多径信道估计方法研究[D]. 北京:北京邮电大学,2012.

[10] 孟庆微,黄建国,何成兵,等. 采用时域测量矩阵的压缩感知稀疏信道估计方法[J]. 西安交通大学学报,2012,46(8):94-99.

[11] 解志斌,薛同思,田雨波,等. 一种稀疏增强的压缩感知 MIMO-OFDM 信道估计算法[J]. 电子与信息学报,2013,35(3):665-670.

[12] Agrawal T,Lakkundi V,Griffin A,et al. Compressed sensing for OFDM UWB systems[C]//Proc of RWS. [s.l.]:IEEE,2011:190-193.

[13] Liu Y,Mei W,Du H. Two compressive sensing-based estimation schemes designed for rapidly time-varying channels in orthogonal frequency division multiplexing systems[J]. IET Signal Processing,2014,8(3):291-299.

[14] Baraniuk R G. Compressive sensing[J]. IEEE Signal Processing Magazine,2007,24(4):118-120.

[15] Candes E J. The restricted isometry property and its implications for compressed sensing[J]. Comptes Rendus Mathematique,2008,346(9):589-592.

[16] Wang N,Gui G,Zhang Z,et al. A novel sparse channel estimation method for multipath MIMO-OFDM systems[C]//Proc of VTC. [s.l.]:IEEE,2011:1-5.

[17] Semmelrodt S,Kattenbach R. Investigation of different fading forecast schemes for flat fading radio channels[C]//Proc of VTC. [s.l.]:IEEE,2003:149-153.

n.],1983:1019-1023.

[8] Hummel A. Representations based on zero-crossings in scale-space[C]//Proceedings of IEEE computer vision and pattern recognition. [s.l.]:IEEE,1986:204-209.

[9] 李振恒. 基于各向异性扩散方程的图像降噪技术和车牌识别技术研究[D]. 济南:山东大学,2010.

[10] 林宙辰,石青云. 一个能去噪和保持真实感的各向异性扩散方程[J]. 计算机学报,1999,22(11):1133-1137.

[11] 周 晓,朱才志. 偏微分方程在图像处理中的应用[J]. 安徽教育学院学报,2007,25(3):62-65.

[12] 余锦华,汪源源. 基于各向异性扩散的图像降噪算法综述[J]. 电子测量与仪器学报,2011,25(2):105-116.

[13] 刘东菊. 基于阈值的图像分割算法的研究[D]. 北京:北京交通大学,2009.


[14] 赵 玮. MR 图像脑组织分割算法的研究与实现[D]. 成都:电子科技大学,2011.

[15] Gonzalez R C,Woods R E. 数字图像处理[M]. 阮秋琦,阮宇智,译. 第 2 版. 北京:电子工业出版社,2007.

基于形态学的脑部MRI图像颅骨剥离算法

作者：[王大溪](#)，[陈鑫鑫](#)，[WANG Da-xi](#)，[CHEN Xin-xin](#)

作者单位：[广西科技大学 电气与信息工程学院, 广西 柳州, 545006](#)

刊名：[计算机技术与发展](#)

英文刊名：[Computer Technology and Development](#)

年，卷(期)：2015, 25(12)

引用本文格式：[王大溪](#), [陈鑫鑫](#), [WANG Da-xi](#), [CHEN Xin-xin](#) [基于形态学的脑部MRI图像颅骨剥离算法](#)[期刊论文]-[计算机技术与发展](#) 2015(12)