

基于特征融合视觉显著性的医学图像分割

吴迪¹, 胡胜², 刘伟峰³, 胡灵芝¹, 胡俊华¹

1. 陕西中医药大学基础医学院, 陕西 咸阳 712046; 2. 西安工程大学机电工程学院, 陕西 西安 710048; 3. 杭州电子科技大学自动化学院, 浙江 杭州 310018

【摘要】医学图像分割结果的准确性对医生诊断病情并制定相应的治疗策略具有重要价值。针对现有的医学图像进行分割时由于没有考虑人类视觉显著性机制因素导致分割精度不高的问题,提出一种基于特征融合视觉显著性的医学图像分割方法。首先基于频率调谐生成待分割医学图像的显著图,得到图像的显著区域并突出医学图像的边缘轮廓,然后分别提取其颜色特征和纹理特征将其作为反向传播神经网络的输入向量,在此基础上用神经网络分类器模型对图像进行分割。通过实验进行验证,结果表明该方法获得了较好的分割精度和分割效率,本文所提方法为医学图像的准确分割提供了一种新途径。

【关键词】医学图像分割;视觉显著性;特征属性;特征融合

【中图分类号】R311; TP391

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2018)06-0670-06

Medical image segmentation based on visual saliency of feature fusion

WU Di¹, HU Sheng², LIU Weifeng³, HU Lingzhi¹, HU Junhua¹

1. School of Basic Medical Science, Shaanxi University of Chinese Medicine, Xianyang 712046, China; 2. School of Mechanical and Electrical Engineering, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China; 3. School of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China

Abstract: The accuracy of medical image segmentation results is of great value for the doctor to diagnose the disease and develop appropriate treatment strategies. In view of the problem that the existing medical image segmentation methods have not considered the human visual saliency which leads to a lower segmentation accuracy, we propose a method for medical image segmentation based on the visual saliency of feature fusion. Firstly, based on frequency tuning, a saliency map is generated for the medical images to be segmented in order to obtain the salient regions and highlight the edge of the medical images. Then the color features and texture features are extracted separately to form the input vectors of back propagation neural network. Finally, the back propagation neural network model is used to achieve medical image segmentation. The proposed method is verified by experiments, and the results show that the proposed visual saliency of feature fusion algorithm for medical images segmentation could achieve a high efficiency and an ideal accuracy. The proposed method provides a new way for medical image segmentation.

Keywords: medical image segmentation; visual saliency; feature attribute; feature fusion

前言

数字化医学图像分析和处理技术是辅助医生进行临床诊断、病情跟踪、教学研究的重要客观依据,是当今中国迈向健康中国战略征程的主题,是我国中医药事业实现预防为主,防治结合的技术基础和

的重要部署。医学图像能够最大限度地为医生提供患者信息,对病情分析、诊断和选择合适的治疗方法具有重要价值^[1-2]。但由于医学图像往往存在对比度不高、缺陷边缘模糊、图像噪声多及背景起伏等特点,如何有效地提取医学图像的特征信息并进行高效准确的图像分割成为热点问题,图像分割质量的好坏直接影响医生对病人的病情分析结果^[3]。

目前国内外学者针对医学图像分割进行了大量研究并取得一系列成果,Zhang等^[4]提出了一种基于核模糊C均值聚类(Fuzzy C-Means, FCM)的医学图像分割算法,通过引入核距离和隶属函数来修正FCM的目标函数,实验结果表明了该方法可以有效

【收稿日期】2018-02-03

【基金项目】国家自然科学基金(61771177);浙江省自然科学基金(LY15F030020)

【作者简介】吴迪,硕士,研究方向:医学图像处理与分析,E-mail: wu-di_di00@163.com

解决MRI图像因强度不均造成分割效果不佳的问题。唐思源等^[5]针对传统的反向传播(Back Propagation, BP)神经网络进行医学图像分割时存在的对初始权重值敏感和收敛速度慢等问题,提出了改进的粒子群优化的BP神经网络医学图像分割方法。于水等^[6]针对一类纹理特征明显的医学图像,提出了融合纹理信息和灰度信息的图像分割方法,该方法通过设计金字塔结构的区域增长分割算法,在区域内部结合使用纹理信息和灰度信息,在区域边缘部分则充分利用灰度信息,结果表明该方法对特定的医学图像能够获得较好的分割效果。邹瑜等^[7]将有限脉冲响应加入自组织映射神经网络(Self Organizing Maps, SOM)中,通过合并聚类法把联合聚类的对象连接在一起,提出用于医学图像分割的改进自组织映射神经网络方法,通过提取的乳腺超声检查图像进行验证,结果表明该方法对噪声具有良好的鲁棒性,并且准确地确定输入图像模式。周慧等^[8]提出利用径向基函数(Radical Basis Function, RBF)神经网络区分医学图像中的不同结构,但由于该方法未考虑实际图像存在噪声情况,干扰了特征信息的提取,造成分割效果不佳等问题。郑欣等^[9]针对脉冲耦合神经网络进行分割图像时需要多次人工调整网络参数的问题,提出了基于活跃度的脉冲耦合神经网络图像分割方法。该方法将图像划分成若干个子块,这些子块内部复杂程度相近,从而能够有效避免同一参数对图像中复杂度差异较大的不同区域准确分割的不足,但由于神经网络的结构异常复杂、且是基于经验风险最小原则进行的,很容易陷入局部最优而导致分割效果不佳。

以上研究发现,目前的医学图像分割方法多以数据驱动为基础,其分割过程均未考虑人类视觉的特性。为了获得与人类视觉注意相一致的图像分割结果,一些学者运用视觉感知原理并通过模拟人类视觉系统的独特机制进行图像分割^[10-12]。李雪威等^[13]利用人眼视觉灵敏度函数模仿人眼的视觉模糊机制,提出了基于视觉感知的图像分割框架。刘再涛等^[14]通过提取医学图像的底层特征,在获取医学图像的亮度对比特性和图像数据的统计特性基础上,利用Fuzzy-ART神经网络实现对医学图像的分割,该方法的关键是如何有效提取图像特征的边缘轮廓。岳温川等^[15]提出一种多特征融合加权稀疏子空间聚类的图像分割方法,采用多种属性的特征更加全面的描述图像中不同物体的特性,达到提高图像分割的准确性和可靠性的目的。Andrushia等^[16]提出了基于视觉注意的白细胞图像分割算法。通过视

觉注意生成待分割图像的显著图,并从中提取有效的训练样本运用极限学习机技术实现了白细胞图像的自动分割。罗彤等^[17]通过引入对比度特征并融合概率密度估计实现对图像视觉显著性的特征描述,提出一种视觉注意引导和区域竞争控制的医学图像分割方法。将显著性的定位转化为密度估计,由此建立新的视觉注意计算模型实现图像的分割。但该方法只能针对具体的图像,对于无特定任务的通用分割模型还需要进一步研究。陈沅涛等^[18]融合局部系统显著性、全局系统显著性和特殊显著性综合得到视觉显著图,然后根据系统显著图进行动态选择阈值,据此实现对前景目标和背景区域进行区分割。但该方法对于前景目标模糊以及背景较复杂的图像分割效果不够理想。

鉴于以上分析,为了获得更好的医学图像分割效果,融合人类视觉注意机制,本文提出一种基于特征融合视觉显著性的医学图像分割方法。该方法首先利用频率调谐生成医学图像的显著图,获取待分割图像的视觉显著性表达并突出其边缘轮廓,然后分别提取其区域内的颜色特征和纹理特征进行融合,从而形成BP神经网络模型的输入图像,在此基础上经过分类器模型得到医学图像的分割结果,最后通过实验验证所提方法的医学图像分割有效性。

1 医学图像视觉显著性表达与特征提取

1.1 基于频率调谐的视觉显著性表达

在进行医学图像分割时,特定的图像纹理和形状均不宜作为分割的先验信息,有必要对待分割图像进行预处理,提取图像显著的区域而获取视觉显著性表达。本文借鉴Achanta等^[19]的理论,采用基于频率调谐进行医学图像的视觉显著性表达,其主要思想是在获得全分辨率的显著图前提下,对图像的低频到高频的连续频带利用多个高斯差分(Difference of Gaussian, DOG)带通滤波器进行滤波,通过对图像颜色、强度和频率等特征的计算,将所有的输出合并作为最终的显著图。具体步骤如下:

在Lab空间中用整幅医学图像的颜色均值与每个像素点经过高斯滤波后所获得的颜色值之间的差异来表达视觉显著性:

$$S(x, y) = \left\| \mathbf{I}_\mu - \mathbf{I}_{w_{hc}}(x, y) \right\| = \sqrt{\left(I_\mu - I_{w_{hc}} \right)^2 + \left(a_\mu - a_{w_{hc}} \right)^2 + \left(b_\mu - b_{w_{hc}} \right)^2} \quad (1)$$

其中, $S(x, y)$ 为像素点 (x, y) 的频率调谐视觉显著性值, $\mathbf{I}_\mu = [I_\mu, a_\mu, b_\mu]^T$ 为图像特征分量的平均值, $\mathbf{I}_{w_{hc}}(x, y) = [I_{w_{hc}}, a_{w_{hc}}, b_{w_{hc}}]^T$ 为图像每一像素点经高斯滤波

后的特征向量值。 $\|\cdot\|$ 表示图像中所有像素 $I_{w_{\mu}}(x, y)$ 到 I_{μ} 的特征值的欧式距离。本文的高斯滤波器是利用了多个高斯差分组合成一个组合 DOG 滤波器而形成的多尺度边缘检测器:

$$F_N = \sum_{n=0}^{N-1} \text{DOG}(x, y) = \sum_{n=0}^{N-1} [G(x, y, \rho^{n+1}\sigma) - G(x, y, \rho^n\sigma)] \quad (2)$$

式中 F_N 为带通滤波器,

$$\text{DOG}(x, y) = \frac{1}{2\pi} \left[\frac{1}{\sigma_1^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma_1^2}} - \frac{1}{\sigma_2^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma_2^2}} \right] \quad (3)$$

$$= G(x, y, \sigma_1) - G(x, y, \sigma_2)$$

为高斯差分函数; $G(x, y, \rho^n\sigma)$ 为在像素点 (x, y) 处的高斯滤波算子。该带通滤波器通过结合 N 个 DOG 函数, 从不同的尺度空间提取到原图像的高频成份。根据经验, 当高斯差分函数中标准差调节因子的比率设定为 $\rho^{n+1}:\rho^n=1:1.6$, 滤波器能够最为有效地提取出图像目标的边缘信息。

该方法充分利用了图像平均信息, 有效捕捉到各颜色空间分量的剧烈跳变点, 充分表达出形状小且不规则的医学图像边缘不连续以及背景之间的颜色差异, 能够在 Lab 颜色空间清晰的表达出医学图像的边缘轮廓, 为实现其图像的有效分割提供丰富的特征信息。

1.2 显著性特征提取与融合

在获得图像的视觉显著性表达之后, 下一步的关键是如何对图像的特征进行提取和融合, 本文分别提取像素级颜色特征和像素级纹理特征, 并将其融合构成神经网络分类器模型的输入, 以此进行医学图像的分割。其特征提取规则如下:

像素级颜色特征提取: 医学图像像素的 3 个颜色分量 X_i^k 局部颜色特征 $cf_{ij}^{(k)} (k=R, G, B)$ 主要取决于局部的空间关系和局部的灰度级关系, 其定义如下:

$$cf_{ij}^{(k)} = \begin{cases} sf_{ij}^{(k)} \times gf_{ij}^{(k)}, & j \neq i \\ 0, & j = i \end{cases} \quad (4)$$

其中, 像素 i 是局部图像窗口的中心像素, 像素 j 是局部图像窗口 Ω_i 中心像素 i 的邻近像素集, $cf_{ij}^{(k)}$ 是局部颜色特征, $sf_{ij}^{(k)}$ 代表局部空间关系, $gf_{ij}^{(k)}$ 代表局部灰度级关系, 如式(5)所示:

$$\begin{cases} sf_{ij}^{(k)} = \exp\left(\frac{-\sqrt{(p_i^{(k)} - p_j^{(k)})^2 + (q_i^{(k)} - q_j^{(k)})^2}}{\lambda_s}\right) \\ gf_{ij}^{(k)} = 1 - \exp\left(\frac{-\|g(x_i, y_i)^{(k)} - g(x_j, y_j)^{(k)}\|}{2\sigma^2 \times \lambda_g}\right) \end{cases} \quad (5)$$

从而得到像素的 3 个颜色分量 $X_i^{(k)} (k=R, G, B)$ 局部颜色特征为:

$$CF_i^k = \frac{\sum_{j \in \Omega_i} cf_{ij}^k}{N_{\Omega_i}} \quad (6)$$

其中, Ω_i 是中心像素为 i 的局部窗口, N_{Ω_i} 代表 Ω_i 窗口内像素的数目。则可以获得图像显著性区域的第 i 个像素级颜色特征:

$$CF_i = (CF_i^{(R)}, CF_i^{(G)}, CF_i^{(B)}) \quad (7)$$

1.2.2 像素级纹理特征提取 本文使用 Gabor 滤波器提取图像的局部能量作为其纹理特征。所使用 Gabor 滤波器的形式如下:

$$g(x, y) = h(x, y) \cdot \exp(2\pi j W x)$$

$$= \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right)\right] \exp(2\pi j W x) \quad (8)$$

其中, 母滤波器为 $g(x, y)$, 母滤波器通过缩放尺度和旋转角度产生子滤波器, 子滤波器为 $g_{m,n}(x, y)$ 。

$$\begin{cases} g_{m,n}(x, y) = a^{-2m} g(x', y'), & a \geq 1 \\ \begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = a^{-m} \begin{pmatrix} \cos\theta & \sin\theta \\ -\sin\theta & \cos\theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \end{cases} \quad (9)$$

其中, $\theta = \frac{2n\pi}{L}$; $m=0, 1, \dots, K-1$; $n=0, 1, \dots, L-1$, a 为固定尺度因子, m 为尺度系数, n 为方向系数, k 和 L 分别表示尺度和方向的总个数。设定 Gabor 滤波函数的子带系数为: $W=1, a=2, \sigma_x=\sigma_y=\frac{1}{2}\pi, K=1, L=4$ 。 $J(x, y)$ 代表大小为 $M \times N$ 的显著区域, $G_{m,n}(x, y)$ 代表 (x, y) 处的尺度为 $m(m=1.0)$, 方向为 $n(n=0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ)$ 的 Gabor 滤波波子代系数, Gabor 滤波的输出 $G_{m,n}(x, y)$ 为显著区域 $J(x, y)$ 与 Gabor 滤波器 $g_{m,n}(x, y)$ 的卷积:

$$G_{m,n}(x, y) = J(x, y) * g_{m,n}(x, y) \quad (10)$$

本文使用 Gabor 滤波器提取图像的局部能量作为其纹理特征。局部能量为 (x, y) 处的 4 个子代系数的最大值。

$$E_{x,y} = \max\{G_{m,n}(x, y)\} \quad (11)$$

显著区域 (x, y) 处的纹理特征即为 $TF_{x,y} = E_{x,y} = \max\{G_{m,n}(x, y)\}$, 据此, 将显著区域的颜色特征 $CF_i = (CF_i^{(R)}, CF_i^{(G)}, CF_i^{(B)})$ 与纹理特征 $TF_{x,y} = E_{x,y} = \max\{G_{m,n}(x, y)\}$ 的 4 个参数组合, 形成 16 维的特征属性向量 $p = (CF_i^{(R)}, CF_i^{(G)}, CF_i^{(B)}, G_{m,n}(x, y))$, 并将其作为神经网络图像分割模型的输入。

2 基于特征融合视觉显著性的图像分割算法

本文提出的基于特征融合视觉显著性的医学图像分割方法分为3个处理阶段:第一个阶段是通过频率调谐生成医学图像的显著图,有效地提取出图像目标的边缘信息获得图像的显著性表达;第二个阶段是在显著区域中提取其颜色特征和纹理特征进行融合,形成BP神经网络模型的图像输入特征;第三个阶段是基于神经网络分类器模型进行医学图像分割,采用本文方法进行医学图像分割流程如图1所示。

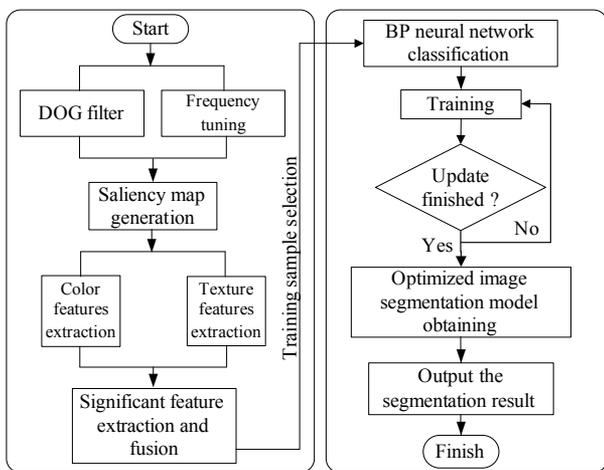


图1 基于特征融合视觉显著性的医学图像分割流程

Fig.1 Framework of medical image segmentation based on the visual saliency of feature fusion

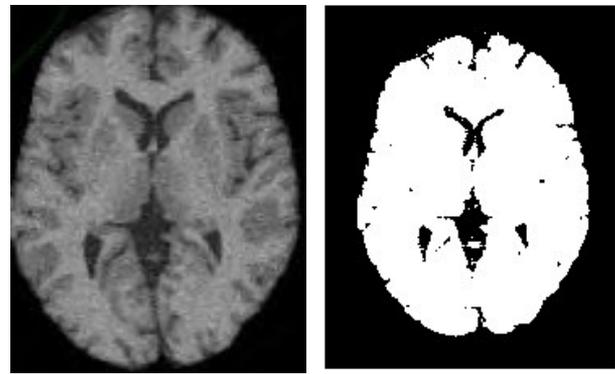
DOG: Difference of Gaussian; BP: Back propagation

3 实验结果及分析

本实验均在软件MATLAB R2016中进行的,运行环境为CPU 3.2 GHz,内存2 G,硬盘500 G,操作系统是Windows 7。实验中分别选取脑部图像、肝脏图像和头部图像作为实验样本,其图像尺寸均为512×512,它们之间呈现出分割目标不连续、边界模糊和灰度不均匀等特点。

3.1 图像分割的视觉效果比较

为验证本文所提方法的有效性,与基于最大类间方差(OTSU)的视觉显著图和基于图的(Graph-Based Visual Saliency, GBVS)视觉显著图的方法进行对比,同时在实验中将神经网络图像分割模型的参数设定为:目标误差为 10^{-6} ,学习速率为0.1,最大迭代次数为100,采用tansig和purelin函数分别作为连接传递函数,并运用梯度下降法进行训练,得到的最佳网络结构为输入层和输出层节点个数分别为8和2,隐含层节点个数为10。此时采用最优的神经网络模型进行图像分割,得到的分割结果如图2~4所示。



a: Original image

b: Segmentation result of OTSU



c: Segmentation result of GBVS



d: Segmentation result of proposed method

图2 脑部图像视觉效果对比

Fig.2 Comparison of visual effects for brain image

GBVS: Graph-based visual saliency



a: Original image



b: Segmentation result of OTSU



c: Segmentation result of GBVS



d: Segmentation result of proposed method

图3 肝脏图像视觉效果对比

Fig.3 Comparison of visual effects for liver image

由图2b、c,图3b、c,图4b、c可以看出,OTSU显著图和GBVS显著图的算法过于集中在图像的整体

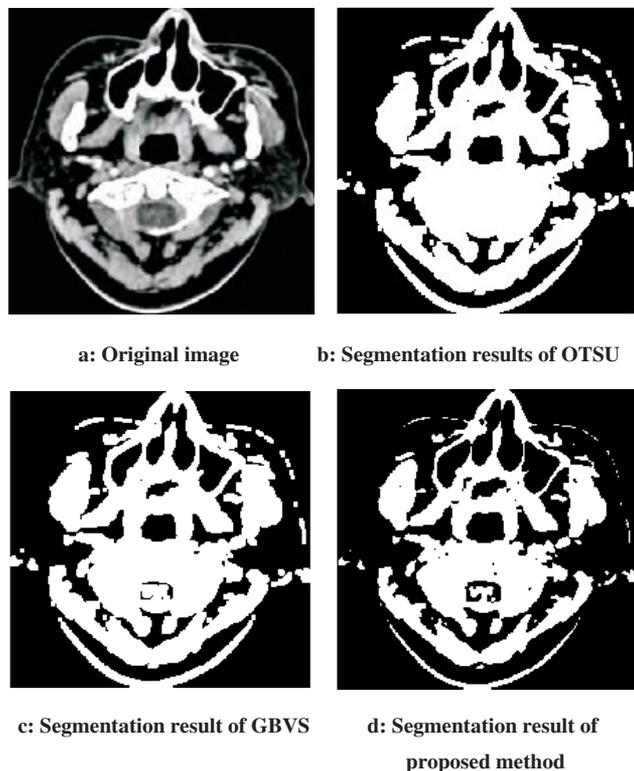


图4 头部图像视觉效果对比

Fig.4 Comparison of visual effects for head image

效果,而忽略了图像的局部细节部分和边缘轮廓,如脑部图像的左右两侧边缘、肝脏图像中下侧和头部图像的空腔内部等区域的部分目标没有有效分割出来。同时,OTSU和GBVS方法受图像中边界模糊和灰度不均匀等干扰因素影响较大,分割的目标区域不完整,出现了较多目标误分割。本文方法(图2d、图3d、图4d)有效提取了医学图像的边缘轮廓,同时考虑了图像的细节部分和主要部分,能够克服复杂背景的干扰并将感兴趣的目标区域分割出来,去除了大量的噪声和孤立点,获得了更好的视觉分割效果。

3.2 图像分割的质量和算法复杂度对比

为评价本文所提医学图像分割方法的有效性,分别选取误差率(Misclassification Rate, MR)和分割准确率(Segmentation Accuracy, SA)对图像分割的性能进行评价,其分割误差率采用如下定义:

$$MR = \left(1 - \frac{|I_1 \cap T_1| + |I_2 \cap T_2| + \dots + |I_n \cap T_n|}{|I|} \right) \times 100\% \quad (12)$$

其中, I 是待分割图像经手工实验获得的最佳分类集, T 是分割算法获得的分类集,MR变化范围为 $[0, 1]$ 。该指标衡量的是图像分割算法的准确性,其值越小,则分割效果越好。基于式(12)计算得到3种算法的

图像MR和SA比较结果如表1所示。

表1 不同视觉显著图的误差率和分割准确率(%)
Tab.1 MR and SA of different segmentation methods (%)

Image	OTSU method		GBVS method		Proposed method	
	MR	SA	MR	SA	MR	SA
Brain	10.5	81.8	8.4	85.5	4.6	92.2
Liver	12.6	82.4	7.5	87.4	3.5	94.8
Head	9.7	85.9	6.4	88.2	2.9	95.7

MR: Misclassification rate; SA: Segmentation accuracy

由表1可以看出,对于给定的待分割图像,与其它两种显著图分割方法相比,本文提出的特征融合视觉显著性的图像分割方法能够获得较低的MR和较高的SA。其原因在于本文算法基于频率调谐生成医学图像的显著图,有效融合了图像的颜色和纹理特征,能够在特征空间中清晰表达医学图像的边缘轮廓,获得了较高的SA。进一步考虑到医学图像分割算法不仅要有好的视觉效果和良好的分割质量,同时也应该具备高效的运行效率,为此在相同的实验环境下对3种不同分割算法的医学图像分割时间进行分析,如图5所示。

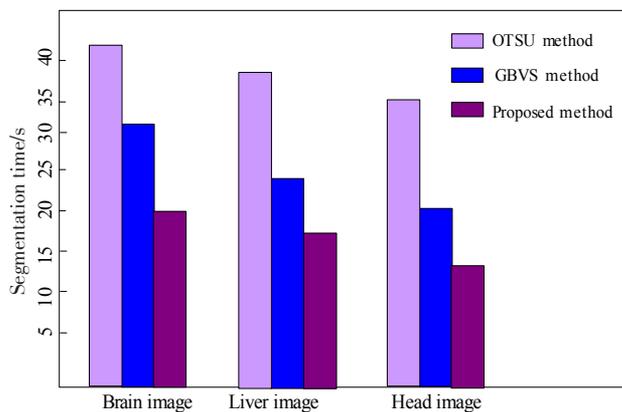


图5 不同算法的图像分割时间

Fig.5 Comparison of time for different segmentation algorithms

从图5可以看出,本文通过结合特征融合视觉显著性BP算法,基于频率调谐提取待分割医学图像的显著区域,通过融合图像颜色和纹理特征,减少了神经网络输入的样本特征和算法的迭代次数,缩短了算法的运行时间,加快了医学图像分割速度,一定程度上提高了分割效率,为医生对病情的快速决策诊断提供理论基础。

4 结束语

本文提出了一种基于特征融合视觉显著性的医学图像分割方法,首先基于频率调谐生成医学图像的显著图获得图像的显著性表达,然后分别提取其颜色特征和纹理特征并将其作为BP神经网络的输入,利用BP神经网络分类器模型实现对整幅图像的分割。该方法充分利用了显著区域的准确定位作用并结合具有很好泛化性能的神经网络学习方法,在无需先验知识及人工干预情况下实现对医学图像的分割,为医生进行病情的快速诊断和决策具有重要意义。

【参考文献】

- [1] 张石,董建威,余黎煌. 医学图像分割算法的评价方法[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(9): 1872-1880.
ZHANG S, DONG J W, SHE L H. The methodology of evaluating segmentation algorithms on medical image[J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(9): 1872-1880.
- [2] 王林,喻昱. 基于扩散张量成像的婴幼儿大脑图像自动分割[J]. 中国医学影像技术, 2017, 33(8): 1264-1268.
WANG L, YU G. Automatic infant brain segmentation based on diffusion tensor imaging[J]. Chinese Journal of Medical Imaging Technology, 2017, 33(8): 1264-1268.
- [3] DROZDZAL M, CHARTRAND G, VORONTSOV E, et al. Learning normalized inputs for iterative estimation in medical image segmentation[J]. Med Image Anal, 2018, 44: 1-13.
- [4] ZHANG D Q, CHEN S C. A novel kernelized fuzzy C-means algorithm with application in medical image segmentation [J]. Artif Intell Med, 2004, 32(1): 37-50.
- [5] 唐思源, 邢俊凤, 杨敏. 基于BP神经网络的医学图像分割新方法[J]. 计算机科学, 2017, 44(S1): 240-243.
TANG S Y, XING J F, YANG M. New method for medical image segmentation based on BP neural network[J]. Computer Science, 2017, 44(S1): 240-243.
- [6] 于水, 马范援. 一种基于数据融合的医学图像分割方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2001, 13(12): 1073-1076.
YU S, MA F Y. Medical image segmentation method based on information fusion [J]. Journal of Computer Aided Design & Computer Graphics, 2001, 13(12): 1073-1076.
- [7] 邹瑜, 帅仁俊. 基于改进的SOM神经网络的医学图像分割算法[J]. 计算机工程与设计, 2016, 37(9): 2533-2538.
ZOU Y, SHUAI R J. Improved segmentation algorithm of medical images based on SOM neural network[J]. Computer Engineering and Design, 2016, 37(9): 2533-2538.
- [8] 周慧, 张允赛, 龚森. 基于RBF神经网络的医学图像分类算法研究[J]. 电子设计工程, 2017, 25(3): 113-116, 120.
ZHOU H, ZHANG Y S, GONG M. The classification of medical image based on the RBF neural network [J]. Electronic Design Engineering, 2017, 25(3): 113-116, 120.
- [9] 郑欣, 彭真明. 基于活跃度的脉冲耦合神经网络图像分割[J]. 光学精密工程, 2013, 21(3): 821-827.
ZHENG X, PENG Z M. Image segmentation based on activity degree with pulse coupled neural networks [J]. Optics and Precision Engineering, 2013, 21(3): 821-827.
- [10] PAN C, PARK D S, YANG Y, et al. Leukocyte image segmentation by visual attention and extreme learning machine [J]. Neural Comput Appl, 2012, 21(6): 1217-1227.
- [11] 钱乐乐, 高隽, 范之国, 等. 一种基于Fuzzy-ART的层次化彩色图像分割算法[J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(6): 1101-1108.
QIAN L L, GAO J, FAN Z G, et al. A hierarchical method color image segmentation based on Fuzzy-ART[J]. Journal of Image and Graphics, 2008, 13(6): 1101-1108.
- [12] PAN C, PARK D S, YOON S, et al. Leukocyte image segmentation using simulated visual attention [J]. Expert Syst Appl, 2012, 39(8): 7479-7494.
- [13] 李雪威, 何丕廉, 张新荣. 基于视觉感知模型的彩色图像分割框架[J]. 光电子·激光, 2008, 19(8): 1127-1131.
LI X W, HE P L, ZHANG X R. A framework of a perceptually based color vision model for image segmentation [J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2008, 19(8): 1127-1131.
- [14] 刘再涛, 魏本征, 柳澄. 一种基于视觉感知的复合医学图像分割算法[J]. 郑州大学学报(理学版), 2011, 43(1): 57-61.
LIU Z T, WEI B Z, LIU C. An improved medical image segmentation algorithm based on visual perception model [J]. Journal of Zhengzhou University (Natural Science Edition), 2011, 43(1): 57-61.
- [15] 岳温川, 王卫卫, 李小平. 基于加权稀疏子空间聚类多特征融合图像分割[J]. 系统工程与电子技术, 2016, 38(9): 2184-2191.
YUE W C, WANG W W, LI X P. Multi-feature fusion image segmentation based on weighted-sparse subspace clustering [J]. The Journal of Systems Engineering and Electronics, 2016, 38(9): 2184-2191.
- [16] ANDRUSHIA A D, THANGARAJAN R. Visual attention-based leukocyte image segmentation using extreme learning machine [J]. Int J of Adv Intell Paradig, 2015, 7(2): 172-186.
- [17] 罗彤, 陈裕泉. 视觉注意引导和区域竞争控制的医学图像分割[J]. 浙江大学学报(工学版), 2007, 41(11): 1797-1800.
LUO T, CHEN Y Q. Visual attention guidance and region competition for medical image segmentation [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science Edition), 2007, 41(11): 1797-1800.
- [18] 陈沅涛, 徐蔚鸿, 吴佳英, 等. 应用改进视觉显著性度量方法进行图像分割[J]. 小型微型计算机系统, 2015, 36(2): 355-359.
CHEN Y T, XU W H, WU J Y, et al. Application of improved visual saliency measure method in image segmentation [J]. Journal of Chinese Mini-Micro Computer Systems, 2015, 36(2): 355-359.
- [19] ACHANTA R, HEMAMI S, ESTRADA F, et al. Frequency-tuned salient region detection [C]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2009: 1597-1604.

(编辑:薛泽玲)