

脑白质疏松症 MR 图像的静脉提取方法^①

白璐¹, 张雯¹, 赵波¹, 杨勇²

¹(杭州电子科技大学 自动化学院, 杭州 310018)

²(杭州电子科技大学 生命信息与仪器工程学院, 杭州 310018)

摘要: 针对脑白质疏松症 MR 图像白质区域静脉信息复杂的特点, 提出一种基于小波变换的多阈值脑白质疏松症 MR 图像的静脉提取方法. 首先, 利用形态学变换对图像中的细节信息进行增强处理; 其次, 利用小波变换的多分辨率特性对图像的灰度直方图进行多层小波分解, 对不同层次的小波细节信息及逼近信息进行阈值处理并重构, 提取出静脉的灰度特征; 最后, 利用多阈值分割方法将脑白质区域的静脉分割出来. 实验结果表明, 该方法能实现静脉信息的自动快速提取, 并实现了静脉的量化分析, 为医生对脑白质疏松症患者白质区域静脉扩张程度的诊断提供一个定量标准, 具有临床辅助诊断价值.

关键字: 脑白质疏松症; 变换; 多阈值分割; 小波变换; 静脉分割

A Method of Venous Extraction in Leukoaraiosis's MR Image

BAI Lu¹, ZHANG Wen¹, ZHAO Bo¹, YANG Yong²

¹(College of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

²(College of Life information science & Instrument engineering, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: The venous's information show in Leukoaraiosis's MR image is complex, on account of this characteristic, a multi-threshold venous extraction method was proposed in this paper. First, the venous detail information was enhanced by using morphological top-hat transform; Second, the image's histogram was processed by using multilayer wavelet decomposition, then threshold processing and reconstruction were used at different levels by wavelet detail information and approximation information to extract venous gray feature; Finally, the multi-threshold segmentation method was used to obtain venous regions. The results show that this method can extract venous information automatically and quickly, furthermore, it realized the venous's quantitative analysis. It provided a quantitative criterion for doctors' diagnosis of venous expansion in white matter regions of Leukoaraiosis and had clinical assistant diagnosis value.

Key words: Leukoaraiosis; top-hat transform; multi-threshold segmentation; wavelet transformation; venous extraction

1 引言

脑白质疏松症(Leukoaraiosis, LA) 是一种由多种病因引起的以认知功能损害为主要表现的临床综合症, 主要是因为脑灌注不足而引起的白质病变^[1], 这种病症在 MR(Magnetic Resonance, MR)图像上, 表现为对称性脑室周围或皮层下区 T2W2 上高信号 T1W1 上等或低信号灶^[2,3]. 临床医学表明, 由脑白质疏松症所引起的认知功能损害程度, 不仅与白质病变区域的位置和大小有关, 也与白质区域的静脉扩张程度有

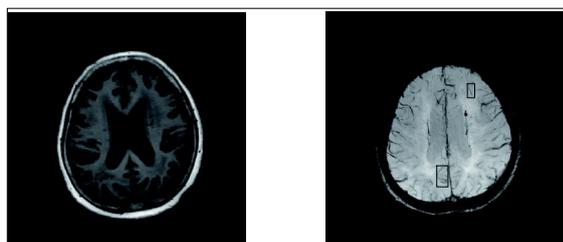
关^[4-6]. 而目前为止, 判断脑白质疏松症病变区域的静脉扩张程度的主要方法是通过医生的临床经验, 大部分的静脉标记都是通过医生的手动标记, 这种判断方法受医生的个人主观因素影响较大、准确度低、容易造成误诊、速度慢而且提取出来的静脉的位置和数量在准确性上都存在很大的误差. 因此, 开展一种病变程度的定量分析方法具有现实意义. 因此, 开展一种病变程度的定量分析方法具有现实意义.

本文提出利用图像处理的方法, 将白质区域的静

^① 基金项目: 国家自然科学基金项目(30770685)

收稿时间: 2012-03-13; 收到修改稿时间: 2012-04-24

脉提取出来进行量化处理,从而实现一种定量判别病变程度的方法.据 MR 图像显示可知,LA 表现为双侧脑室前后角周围白质、半卵圆中心、放射冠等区域大小不等的斑点状或融合成片状的 T1WI 呈等或稍低信号, T2WI 为稍高信号, T2 flair 呈高信号,对于脑室周围病灶、T2flair 较 T2WI 显示更清晰^[7].为了精确地分割出白质区域的静脉信息,本文采用 T2flair 序列图像作为分割白质区域的原始图像如图 1(a)所示,图中的黑色线条标记高亮区域为的脑白质区域,从图中可以观察到 T2flair 序列图像能够清晰的显示脑组织轮廓信息但是不能清晰的显示静脉细节信息,而 phase 图像虽然不能清晰地显示脑组织的轮廓信息,但是可以清晰地显示脑区的静脉信息,如图 1(b)所示,图中的黑色图框内为脑白质的静脉信息,图中可以看到脑白质区域的静脉十分细小.本文采用 phase 图像作为提取静脉细节信息的原始图像.这两种图像显示不同的信息,通过两者有用信息的结合达到在脑白质区域显示静脉细节信息的目的.



(a) T2flair 序列图像白质区域标记图 (b) phase 图像中静脉区域标记

图 1 白质区域及静脉区域的标记

在提取出脑白质区域的基础上,本文主要实现在白质区域内清晰地标记出静脉的位置,分割出静脉信息并计算出静脉所占脑白质区域的百分比,实现了静脉的量化过程,为临床上诊断脑白质区域的静脉扩张程度提供一个定量衡量指标,从而达到辅助临床诊断的目的.

1 图像的采集与预处理

本论文的实验数据是由浙江大学医学院第二附属医院神经内科提供的脑白质疏松症患者脑磁共振扫描图像(采集系统采用 GE1.5T 的 Signa HorizonMR 系统).整个处理过程采用 Matlab 软件平台实现.实际上,图像在形成,传输的过程中会不可避免地受到各种干扰

(如数字化过程的量化误差,认为因素等),这些噪声会使图像的灰度突然增大或减少,造成一些伪轮廓,影响图像质量.因此,在图像预处理部分,本论文采用平滑滤波技术对图像进行去噪处理,从而改善图像质量.

为了实现脑白质区域的静脉提取,首先,利用形态学开闭运算及阈值法对 T2flair 序列图像进行处理,得到白质区域;其次,将对同一层面的 phase 图像与分割后的 T2flair 序列图像进行配准、融合处理:最终,得到显示脑白质区域的静脉信息的图像.本文利用经过上述处理的静脉灰度图像(如图 2(a))进行静脉提取.

2 MR 图像的数字形态学增强

在分析和阅读 MR 医学图像时,图像的对比度、边缘特征和信噪比等对诊断的正确性非常重要.原始灰阶医学图像的边缘和噪声在空域上均表现为有较大的灰阶差,因此为了显示图像中较模糊、对比度差的细节,必须提高图像的对比灵敏度,需要对图像进行增强处理.由于本论文采用的 T2flair 序列图像整体亮度偏暗,静脉细节信息对比度较差,因此要对图像进行增强处理,提高图片的对比灵敏度.

首先,本论文采用形态学 *top-hat* 变换,使 MR 图像中的静脉细节信息更加清晰.所谓的形态学 *top-hat* 变换,只要选择合适的结构元,就可以将需要的目标从复杂的背景中提取出来^[8].我们将图像的灰度看成山地,灰度值小的点当作山谷,灰度较大的点当作山峰,那么形态学中的高帽变换可以求出图像中的峰值,而低帽变换可以求出图像中的谷值. *top-hat* 变换就是将原图加上高帽变换后的图像再减去低帽后的图像.这种方法可以增强图像的细节信息,增强图像的对比度.

高帽变换是指用原图像减去原图像的开运算,经过变换后,图像会显示图像小的亮细节信息.高帽变换的算法表达式:

$$f_{tophat} = f + (f \circ k) \quad (1)$$

其中 f 表示原灰度图像, k 代表结构元素, \circ 表示开运算.

低帽变换是指用原图像的闭运算减去原图像,经过变换后,图像的细节信息的间隙更加明显.低帽变换的算法表达式:

$$f_{bottom} = (f + f_{tophat}) - f_{bottomhat} \quad (2)$$

其中 g 表示闭运算。

$top-hat$ 变换的算法表达式:

$$f_{topbottom} = (f + f_{tophat}) - f_{bottomhat} \quad (3)$$

经过 $top-hat$ 变换后的图像如图 2(b)。



(a) 原始图像 (b) 变换后的结果

图 2 原始灰度图增强结果图的对比

可知, 经过形态学处理之后脑白质区域的静脉信息明显增强, 与此同时噪声也增加了, 因此还需要进一步进行去噪处理。

3 基于灰度直方图小波变换的多阈值静脉分割

一般的, 灰度直方图上的突变点可以体现图像的灰度变化特征^[9], 因此, 可以通过检测直方图上的突变点(波峰和波谷) 来确定分割阈值, 并用阈值标记出分割区域. 本论文中采用的静脉提取的方法是: 首先, 将灰度图像的直方图均衡化; 其次, 将均衡化的直方图进行多分辨率小波分解, 得到各层的小波系数, 利用重构效果较好的层次的小波系数近似重构, 得到重构后的直方图, 根据重构系数波形的奇异点和区域极值点确定分割的阈值; 最后, 对图像进行多阈值分割, 提取出静脉信息。

3.1 灰度直方图的小波变换

3.1.1 一维离散小波变换

灰度直方图表示整幅图像中每个灰度值在该幅图像中所有像素值出现的概率. 所以一幅图像的灰度直方图可以看做是一维离散信号。

一维连续信号 $x(t)$ 的小波变换为^[10]:

$$w_x(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)dt \quad (4)$$

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (5)$$

其中, $\psi(t)$ 为母小波, $\psi_{a,b}(t)$ 为小波函数, $a > 0$ 称为

尺度参数, b 称为平移参数. 一维离散小波变换就是将尺度参数和平移参数离散化的过程, 即令 $a = a_0^m$, $b = nb_0a_0^m$, $a_0 > 0$, $b_0 \in \mathbf{R}$, $m, n \in \mathbf{Z}$, 则小波序列为

$$\psi_{m,n}(t) = a_0^{-m/2} \psi(a_0^{-m}t - nb_0) \quad m, n \in \mathbf{Z} \quad (6)$$

所以, 离散小波变换为

$$\begin{aligned} w_x(m,n) &= \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)\psi_{m,n}^*(t)dt \\ &= a_0^{-m/2} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)\psi^*(a_0^{-m}t - b_0n)dt \end{aligned} \quad (7)$$

其中, $\psi_{m,n}(t)$ 与 $\psi_{m,n}^*(t)$ 对偶. 所以, 重构原始信号 $x(t)$ 表示成级数的形式为:

$$x(t) = \sum_m \sum_n w_x(m,n)\psi_{m,n}(t) = \sum_m x_m(t) \quad (8)$$

其中, $x_m(t)$ 是 $x(t)$ 在 $a = a_0^m$ 下的分量, 一般的, 我们将 $a_0=2$, $b_0=1$, 则二进小波序列为

$$\psi(t) = 2\psi(2t-k) \quad (9)$$

则二进离散小波变换为

$$\begin{aligned} w_x(j,k) &= \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)\psi_{j,k}^*(t)dt \\ &= 2^{-j/2} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)\psi^*(2^{-j}t - k)dt \end{aligned} \quad (10)$$

3.1.2 多分辨率分析

小波变换是空间(时间)和频率的局部变换, 具有多分辨率分析的特点, 在时域和频域都有表征信号局部信息的能力, 时间窗和频率窗都可以根据信号的具体形态动态调整, 在一般情况下, 在低频部分(信号较平稳) 可以采用较低的时间分辨率, 提高频率分辨率, 在高频情况下(频率变化不大) 可以用较低的频率分辨率来换取精确的时间定位. 通过伸缩和平移等运算功能可对信号进行多尺度的细化分析, 因而有效地从信号中提取信息。

由于, 小波具有多分辨的特性, 即将信号由精细到粗糙的级别进行分解, 在第一级分解中将信号分别通过低通滤波器 h 和高通滤波器 g 之后产生一个低频子空间 V_1 和高频子空间 W_1 , 在第二级分解中继续将 V_1 空间分解成低频子空间 V_2 和高频子空间 W_2 , 以此类推进行多层次分解^[10], 最后有:

$$\begin{aligned} V_0 &= V_1 \oplus W_1 = V_2 \oplus W_2 \oplus W_1 = \dots = \\ &V_i \oplus W_i \oplus W_{i-1} \oplus \dots \oplus W_1 \end{aligned} \quad (11)$$

式中 \oplus 代表直和。

由此, 得到不同层次的小波系数, 通过对不同层次小波系数进行处理并重构达到多分辨率分析的目的。

的. 假定 f 表示一幅图像, \max 表示图像 f 的最大灰度, 则直方图表示为:

$$h_f(k) = |\{(x, y) : f(x, y) = k\}|; \quad k \in [0, \max] \quad (12)$$

一般地, 噪声的幅值随着小波变换尺幅的增加会逐渐减小, 而信号的幅值与小波变换的尺度变化无关, 因此, 选择合适的小波变换尺度可以降低噪声的影响, 得到理想的分割效果. 灰度直方图可以看作是一维离散信号. 信号在小尺度(高分辨率)下受噪声影响较大, 细节信息比较丰富, 可以精确的确定阈值点的位置; 在大尺度(低分辨率)下受噪声影响较小, 可以精确的确定阈值. 本文采用小波变换对图像的直方图进行 5 层分解利用第 5 层近似小波系数及第 3 小波细节系数进行重构, 从近似直方图中利用多阈值分割方法提取出静脉信息.

3.2 多阈值分割

在灰度图像中, 不同目标区域的灰度值处于不同的灰度范围, 在灰度直方图则会显示多峰的特征^[11], 因此, 我们可以通过阈值分割的方法进行目标区域的分割. 多阈值分割是指在原图像的多个灰度取值范围内分别确定该范围的阈值, 然后将图像中各个像素的灰度值与这些阈值进行比较, 确定该像素的所属的灰度范围, 最终进行阈值分割. 那么, 灰度范围的阈值点确定和灰度代表值的选取成为多阈值分割的重点. 前面已经提到: 灰度直方图上的突变点可以体现图像的灰度变化特征, 因此, 可以通过检测直方图上的突变点(波峰和波谷)来确定各灰度取值范围的阈值点, 并确定灰度代表值进行多阈值分割, 最后, 标记出分割区域.

灰度直方图上的突变点通过重构直方图的极大值点和极小值点确定. 本文确定直方图突变点的方法如下: 首先, 求取近似重构灰度直方图的一阶差分, 然后, 通过寻找差分波形上的过零点即可确定极大值点和极小值点.

由于静脉图像的结构比较复杂, 直方图上每一个波峰不一定对应一个目标区域, 所以当满足具有一定的灰度范围和峰下面积的波峰可以用来确定目标区域的阈值^[12]. 峰与峰之间的谷点选取, 首先在最低分辨率层进行, 然后逐层推进, 直到能分割出较好细节信息那一层, 每一层的阈值选取, 采用前一层的选取结构为引导.

为了选取最优的阈值, 通过对近似分量系数求差分, 寻找差分波形由负到正的横坐标(波谷点)确定为阈值点, 以两个波谷点之间的灰度值的平均值作为该目标区域的代表值, 然后进行多阈值分割^[12]. 设谷点的灰度值分别为 $Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_k$ (k 为正整数), 即可用这些阈值分割原始图像 $f(x, y)$, 得到分割结果 $p(x, y)$, 公式如下:

$$p(x, y) = \begin{cases} T_1 & 0 \leq f(x, y) < Y_1 \\ T_2 & Y_1 \leq f(x, y) < Y_2 \\ \dots & \dots \\ T_k & Y_k \leq f(x, y) \end{cases} \quad (13)$$

其中 T_k ($k = 0, 1, \dots, K$) 表示分割后的类别代码. 本文对第 5 层近似小波系数及第 3 层细节小波系数重构后的直方图做差分处理, 分别寻找到重构直方图的极值点, 利用这些极值点作为阈值分割点进行多阈值分割. 多阈值分割过程图如图 3 所示:

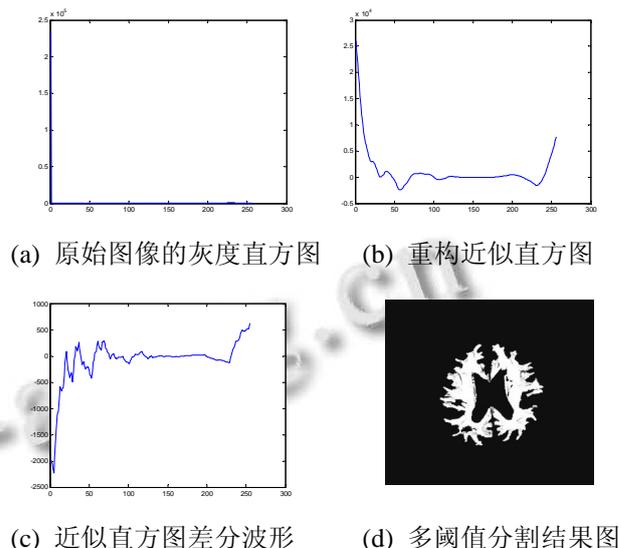


图 3 多阈值分割过程图

其中, 图 3(a)为图 2(a)原始图像的灰度直方图, 由该图可以看到该图像的灰度值主要集中在 0 附近及 230 到 240 之间, 整体的曲线很平缓且差异不明显, 图 3(b)为利用第 5 层近似小波系数及第 3 层细节小波系数重构后的直方图, 该图可以明显的显示灰度值的分布情况, 图 3(c)为对重构近似直方图的差分波形, 图 3(d)为利用多阈值分割方法得到的分割结果图.

4 结果与分析

4.1 结果

图 4 为多阈值自动分割的结果图. 其中, 图 4(a)为原图,图 4(b)为多阈值分割后的结果图, 图 4(c)为提取出来的静脉区域, 图 4(d)为将分割出来的静脉在原图上标记出来的结果图. 在多阈值分割结果图中每两个波谷之间的灰度值被置为同一个值. 一般的, 分割结果图中静脉的灰度有 10~15 个不同的灰度范围, 静脉中不同的管径, 从图像上表现为不同的灰度范围, 所以可以通过判断同一病人病变前后该区域的灰度值变化情况判断该区域静脉扩张的程度. 从图 4(d)中分割出来的静脉结果图计算得到: 静脉部分占白质部分的百分比是 0.0929. 通过对比病变过程中静脉部分占白质区域的百分比诊断静脉扩张的程度. 这种方法为静脉的扩张程度提供了一个定量的衡量依据.

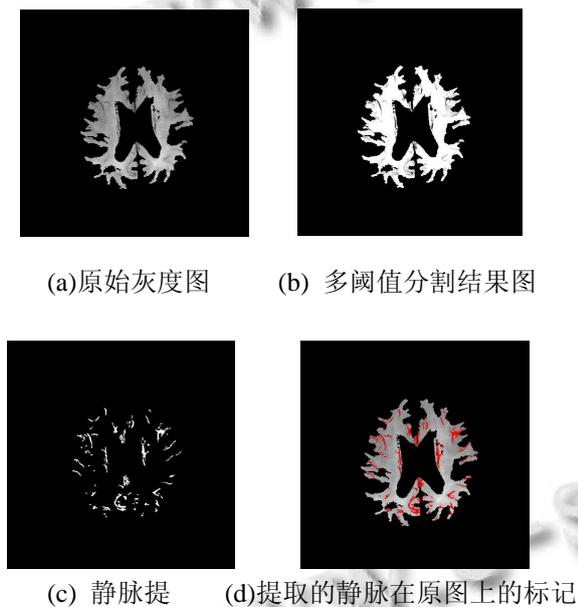


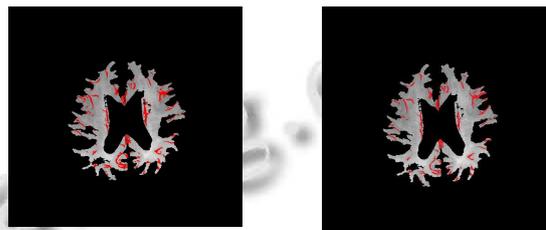
图 4 分割结果图

4.2 分析

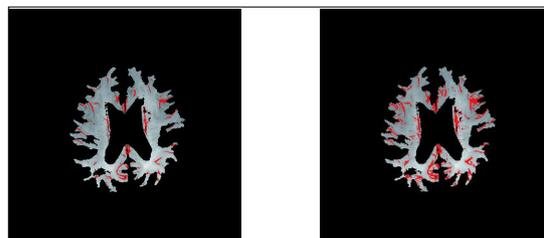
本文主要实现了对 LA 病人 MR 图像中 T2flair 序列图像静脉提取这部分工作. 通过对图像进行形态学增强、灰度均衡化、灰度直方图小波分解及近似重构、对阈值分割后, 分割并提取出大部分静脉信息. 本文将自动分割出来的结果图与多年从事影像诊断的医生手动分割的结果图进行对比如图 5 所示.

其中, 图 5(a) 为多年从事影像诊断的医生手动分割的结果图, 图 5 (b)为利用本论文的研究方法实

现的自动分割结果图, 图 5(c)、图 5(d)为采用不同的单阈值分割的结果图. 此方法的运行时间约为 4s, 具有良好的实时性, 可以实现自动分割, 减少人为主观因素的影响, 对静脉扩张程度实现一个统一的衡量标准. 从图中可以看出虽然面积较小的静脉存在微小的分割误差, 总体来说分割效果较好. 此方法优于一般的单阈值分割方法, 具有一定的现实应用价值.



(a)医生手动分割结果标记图 (b)自动分割结果标记图



(c)单阈值分割结果标记图 (d)单阈值分割结果标记图

图 5 医生手动分割结果与自动分割结果标记图

5 结语

本文通过分析 LA 病人 MR 图像白质区域的静脉信息特点, 提出一种自动分割方法, 实现了脑白质区域静脉信息的快速提取. 该方法能有效地提取静脉信息, 不仅快速, 精确, 而且实现了静脉的量化分析, 为医生对脑白质疏松症患者白质区域的静脉扩张程度的诊断提供参考依据, 具有临床辅助诊断价值. 更进一步的工作可以在脑白质区域的静脉三维重建及数据分析工作上开展研究.

参考文献

- 1 李月娣,程瑞斯,黄俊,等.脑白质疏松症的影像学诊断.现代医用影像学,2009,18(2):8-11.
- 2 许凡勇,余海,钟福兴.磁共振 T2WI、T2flair、DWI 在脑白质疏松症中的应用.赣南医学院学报,2010,30(1):4-6.
- 3 袁婷婷,佟丹,杨海山.脑白质疏松症影像学研究进展.中国老年学杂志,2010,30(7):1015-1017.
- 4 刘敬.脑白质疏松症的影像学诊断与病因分析.基层医学论坛,2009,13(2)143.

(下转第 144 页)

重构效果,但是能量开销很大,而本文提出的 RIF-CS 路由在有限的能量开销下,达到很好的重构效果。

5 总结

本文提出一种综合压缩感知和 ReInForm 路由算法的特点,提出一种 ReInForm-CS 路由。本算法能够根据能够准确恢复所需的观测矩阵数目建立两对应的路径,使在有限的能量下,准确快速的恢复信号。仿真实验表明,在相同的实验条件下,相比 DS-CS 路由和 SRS-CS 路由,本方案能够结合两者路由的优点。能使信号在允许的误差范围内,快速准确的重构信号,具有较好的效果。不足之处在于本算法在对视频等连续数据量较大的信号,存在对同一节点在连续反复使用,造成节点的寿命低于整个网络的平均生命周期,对能量的均衡性还需要跟进一步的研究。

参考文献

- 1 Donoho D. Compressed sensing. *IEEE Trans. Information Theory*, 2006,52(4):1289–1306.
 - 2 Candes E. Compressed sensing. *Proc. of the International Congress of Mathematicians. Madrid, Spain: 2006: 1433–1452.*
 - 3 Candes E, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information *IEEE Trans. Information Theory*, 2006, 52(4): 489–509.
 - 4 Puy G, Vandergheynst P, Wiaux Y. Variable Density Compressive Sampling *Signal Processing Letters IEEE*. 2011 (s):595–598.
 - 5 Mohimani GH, Babaie-Zadeh M, Jutten C. A Fast Approach for Over complete Sparse Decomposition Based on Smoothed Norm. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2009, 57(1):289–301.
 - 6 Hussain Z, Shawe-Taylor J, Hardoon DR, Dhanjal C. *IEEE. 2011:5326-53-Design and Generalization Analysis of Orthogonal Matching Pursuit Algorithms- 41*
 - 7 Tropp JA, Gilbert AC. Signal Recovery From Random Measurements Via Orthogonal Matching Pursuit. *IEEE Transactions on Information Theory*,2007,53(12):4655–4666.
 - 8 Keong L, Huan L, Pan Y. An Efficient and Reliable Routing Protocol for Wireless Sensor Networks. 2005 *Proc. of the First International IEEE WoWMoM Workshop on Autonomic Communications and Computing*. 2005.512–516.
 - 10 徐雷鸣,庞博,赵耀.NS 与网络模拟.北京:人民邮电出版社,2003.
 - 11 Zhu L, Qin CT. Newton pursuit algorithm for sparse signal reconstruction in compressed sensing. *Computer Science and Information Technology*, 2010- 3rd IEEE International Conference, 2010,463–466.
- (上接第 88 页)
- 5 王嗣欣,周丽宏,赵亮,等.脑白质疏松症与脑血管狭窄或闭塞的关系探讨.临床荟萃,2006,21(21):1552–1555.
 - 6 Altaf N, Daniels L, Morgan PS, et al. Cerebral white hyperintense lesions are associated with plaques. *Eur J Vasc Endovasc Surg*, 2006.
 - 7 Gouw AA, van der Flier WM, Fazekas F, et al. Progression of white matter hyperintensities and incidence of new lacunes over a 3-year period, *Stroke*, 2008, 39: 1414–1420.
 - 8 徐涛.基于形态学增强的 PCNN 金相图分割.武汉科技大学, 2010.
 - 9 刘益新,郭依正.灰度直方图特征提取的 Matlab 实现.电脑知识与技术,2009,5(32):9032–9034.
 - 10 楼恩平.抑郁症脑电信号特征提取及分类研究[硕士学位论文].杭州:浙江师范大学,2009.
 - 11 Gonzalez RC. *Digital image processing*.2nd ed.北京:电子工业出版社,2003.
 - 12 杨群.基于直方图和小波变换的图像分割方法研究[硕士学位论文].南昌:南昌大学,2006.