Fatty liver ultrasonic image recognition based on wavelet transform

HUANG Ya-li[1], LI Fen-hua[1*], ZHANG Rui-bo[2]
(1. College of Electronic and Information Engineering, Hebei University, Baoding 071002, China;
2. College of Electronic and Information Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

[Abstract] **Objective** To investigate the value of medical image postprocessing in diagnosing fatty liver. **Methods** The wavelet transform was used in analyzing liver ultrasonic image based on multi-resolution analysis. Statistical features such as mean and standard deviation were extracted from transformation coefficients, then the above statistical features were applied for texture classification by probabilistic neural network. **Results** Experimental results showed that the method could achieve about 88% identification rate with fatty liver and about 85% with normal liver. **Conclusion** The feature data extracted from ultrasonic images is useful for increasing the accuracy of clinical diagnosing fatty liver.

[Key words] Texture analysis; Multi-resolution analysis; Probabilistic neural network; Wavelet transform; Fatty liver

基于小波变换的脂肪肝 B 超图像识别

黄亚丽[1], 李芬华[1*], 张瑞波[2]
(1. 河北大学电子与信息工程学院, 河北 保定 071002; 2. 华北电力大学电子与信息工程学院, 河北 保定 071003)

[摘 要] 目的 探讨超声图像后处理的临床诊断价值。方法 采用小波变换方法对脂肪肝和正常肝的 B 超图像进行多分辨分析, 对小波变换系数进行统计分析, 提取变换系数的均值和方差参数, 根据提取的特征参数采用概率神经网络对图像进行模式识别。结果 对 40 幅正常肝和 40 幅脂肪肝图像中的感兴趣区域提取特征参数, 训练后的网络对脂肪肝和正常肝的正确识别率分别为 88% 和 85%。结论 采用小波变换方法提取出来的特征参数可以有效地将两类图像区分开来, 医生根据量化特征参数进行诊断, 提高了脂肪肝临床诊断的准确率。

[关键词] 纹理分析; 多分辨分析; 概率神经网络; 小波变换; 脂肪肝
[中图分类号] R445.1; R738.1 [文献标识码] A [文章编号] 1003-3289(2005)11-1761-03

B 型超声检测用于肝脏疾病的诊断, 以其无创伤性和方便性, 在临床上广泛使用。临床医生仅凭肉眼观察 B 超图像诊断脂肪肝, 这种经验性的、带有主观意识的感性认识常导致脂肪肝的误诊。本文提出一种超声图像后处理方法, 可以辅助医生诊断, 提高诊断准确率。

肝脏超声图像肝实质出现病变时, 通过 B 超诊断仪观察到的图像与正常肝脏呈现不同的纹理特征, 因此对肝脏超声图像的后处理分析可以转化为对图像进行纹理分析。

1 纹理分析

纹理分析是模式识别与图像处理应用中一种重要的分析方法, 指通过一定的图像处理技术抽取出图像的纹理特征, 从而获得纹理的定量或定性描述的处理过程。纹理分析方法按其性质不同可分为两大类: 统计分析方法和结构分析方法。自然界中大多数纹理图像的基元都是不规则的, 因此基于统计分析的纹理分析方法较为普遍[1]。

统计分析方法又分为空域统计分析方法和频域统计分析方法。常用的频域分析方法有: 傅立叶功率谱分析, 基于小波变换的多分辨分析方法。基于小波变换的图像纹理分析法指通过母小波的伸缩和平移对函数或信号进行多尺度细化分析, 利用小波变换系数提取纹理信息, 在每个尺度上独立地提取特征参数, 将有效特征参数组合形成一个特征向量, 具有不同纹理特征的图像对应不同的特征向量, 以此对纹理图像进行分类。

2 基于小波变换的纹理分析方法

2.1 小波变换多分辨分析原理 连续小波变换定量地表示了信号与小波函数系中的每个小波相关或接近的程度。如果把小波看成是 $L^2(R)$ 空间的基函数系, 那么, 连续小波变换就是信号在基函数系上的分解或投影, 其数学表达式为: $WT_x(a,b)=\frac{1}{\sqrt{a}}\int_{-\infty}^{+\infty}x(t)\,\psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right)dt$, $a>0$, 其中 $\psi(t)$ 称为基本小波(也称为母小波)[2]。当尺度参数 a 变小时, 小波对应越高

[基金项目] 本文受河北省教育厅项目资助(2002155)。
[作者简介] 黄亚丽(1978-), 女, 湖北人, 硕士, 助教。
E-mail: southdream@eyou.com
[通讯作者] 李芬华, 河北大学电子与信息工程学院, 071002。
E-mail: lifenhua@hbu.edu.cn
[收稿日期] 2005-06-18 [修回日期] 2005-07-16

© 1994-2011 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

的频率, 相当于用高频小波对信号做细致观察; 反之, 当 a 变大时, 相当于用低频小波对信号做概貌观察。在大尺度空间里, 可以观测到对象的概貌部分; 在小尺度空间里, 可以观测到对象的细微部分, 这样随着尺度由大到小的变化, 在各尺度上可以由粗及细的观察对象, 即是小波变换多分辨(或多尺度)分析(multi-resolution analysis, MRA)的思想[3]。

二维图像信号经一次小波变换后分解为四个子带图像: 一个低频分量(平滑逼近)和三个高频分量(细节逼近), 各个子带图像分别从不同角度描述了原图像。对一次分解后的低频分量作小波变换进一步分解成一个平滑逼近部分和三个细节逼近部分, 这样的分解可以逐级进行下去, 各级的分解系数 a, h, v, d 反映了信号在不同分辨率下, 即不同尺度下的低频成分和高频成分, 实现了 MRA。对图像进行 3 层小波分解, 分解示意图如图 1 所示: ai 代表图像的平滑逼近, hi, vi, di 代表图像在水平、垂直、斜方向的细节逼近[4,5](其中 i 为分解尺度)。

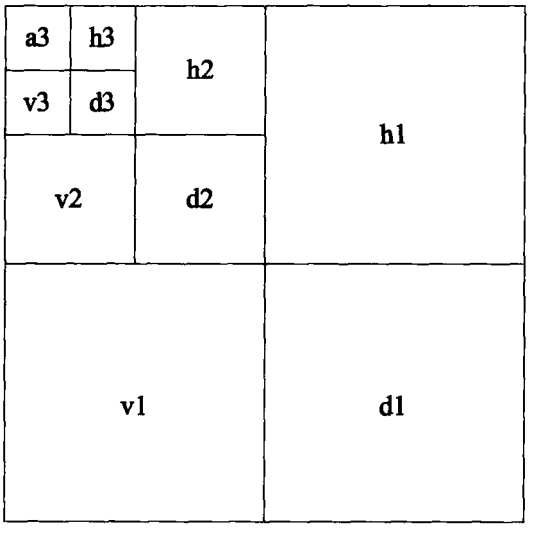

图 1　三级小波分解示意图

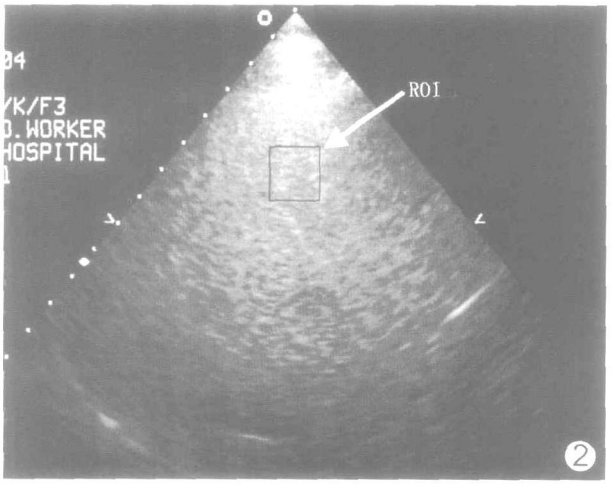

图 2　待处理的超声图像及所选 ROI

2.2　特征参数提取　超声成像的过程中, 回波之间的相互干扰、超声仪发射功率和增益的调节及所经组织的影响使图像中具有较大的噪声, 影响图像亮度和细节, 降低了超声图像的质量, 因此在对图像进行分析提取特征以前, 需对图像进行预处理。本实验中, 在对图像进行小波变换之前都对图像进行了小波降噪和直方图均衡化增强处理。

本文的实验仿真是在 Matlab 6.5 平台下进行的。所用图像是从 B 超仪上直接输出来的 256 级灰度图像, 如图 2 所示, 对图像中的感兴趣区域(ROI)进行处理。图 2 中矩形区即为所选 ROI, 对其进行三级分解, 如图 3 所示。图 3 中, ROI 为图 2 中的矩形区, 对 ROI 先进行第一级分解得到四个子带图像 $a1$, $h1$, $v1$, $d1$; 对第一级分解后的低频分量 $a1$ 进一步分解得到第二级分解后的四个子带图像 $a2$, $h2$, $v2$, $d2$; 对 $a2$ 进一步分解得到 $a3$, $h3$, $v3$, $d3$。按式(1)和式(2)计算每次分解后各子带图像的纹理能量和方差[5,6]。

能量:

$$Eg_i(x,y) = \frac{1}{MN}\sum_{x=1}^{M}\sum_{y=1}^{N} | g_i(x,y) \qquad (1)$$

方差:

$$Dg_i(x,y) = \sqrt{\frac{\sum_{x=1}^{M}\sum_{y=1}^{N}[| g_i(x,y) | - Eg_i(x,y)]^2}{MN-1}} \qquad (2)$$

其中 $g_i(x,y)$ 表示图像中某一像素点 $g(x,y)$ 在尺度为 i 时的小波分解系数, x, y 表示像素的行值和列值; $M \times N$ 为变换后子带图像的大小。

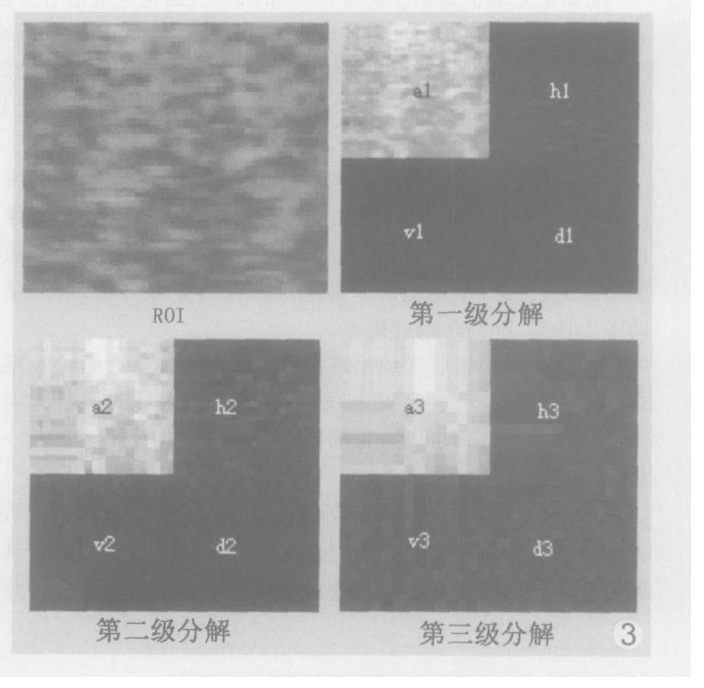

图 3　对 ROI 进行多级分解示意图

经多次实验验证, 变换后的子带图像: $a2$, $h2$, $v3$, $d3$ 能有效代表原图像的纹理特征, 计算其子带图像的能量和方差可得到 8 个参数: $ma2$, $sa2$, $mh2$, $sh2$, $mv3$, $sv3$, $md3$, $sd3$ 分别表

© 1994-2011 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

示子带图像 $a2$, $h2$, $v3$, $d3$ 的能量和方差参数。表 1 和表 2 中列出了 10 例脂肪肝和 10 正常肝超声图像中感兴趣区域的上述 8 个纹理特征参数。其中所选的脂肪肝图像均是典型的中到重度脂肪肝超声图像。

对脂肪肝图像和正常肝图像中提取出来的特征参数进行非配对 t 检验, 差异显著。分析实验数据: 脂肪肝的 $ma2$ 参数偏大, 其他参数均偏小。$ma2$ 表示的是图像的低频分量, 还可反映图像像素的灰度值。低频分量大, 一致性好; 像素灰度值大, 说明回声强。这些与脂肪肝的病变特征: 肝实质呈微细致密的强反射光点, 即回声强、一致性好是一致的。其他参数正常肝偏大, 其他参数反映的是图像的高频分量, 且方差大, 说明像素灰度值不均匀, 这与正常肝 B 超图像清晰, 回声不均的特征是相吻合的。且正常肝 $ma2$ 值偏小, 这与正常肝图像回声低的特征也是吻合的。所以上述所选 8 个特征参数是有效的, 将其组合可得到图像的八维特征向量。

表 1 脂肪肝多分辨分析特征参数提取数据记录

组数	ma2	sa2	mh2	sh2	mv3	sv3	md3	sd3
1	9.6917	1.0890	1.0473	1.4610	1.6351	2.0776	1.1082	1.4924
2	9.4627	1.9642	1.9774	2.6521	2.2230	2.9658	1.3988	1.9818
3	8.9856	2.5257	1.9019	2.5699	3.0417	3.6368	2.0065	2.7834
4	8.7609	2.8339	2.7876	3.7283	2.9676	3.7129	1.8365	2.6378
5	9.6610	1.0632	1.0235	1.3629	0.9272	1.2526	0.8731	1.2375
6	9.1195	2.6005	1.4914	2.0116	2.6777	3.6331	1.7456	2.3332
7	8.4098	2.8868	3.0049	4.1328	2.6633	3.3283	2.1549	2.9522
8	9.3153	2.4480	1.7767	2.3735	1.9032	2.6006	0.8876	1.2436
9	9.7121	1.4423	1.1269	1.7342	1.1127	1.4892	0.9610	1.3995
10	9.1634	2.7987	1.6011	2.0021	2.3086	2.8818	1.4176	2.0919

表 2 正常肝多分辨分析特征参数提取数据记录

组数	ma2	sa2	mh2	sh2	mv3	sv3	md3	sd3
1	6.5141	6.6208	3.6863	5.2278	4.9848	6.5809	3.1934	4.9029
2	5.2641	6.6575	4.9427	6.6953	6.7151	9.1932	3.7427	4.9422
3	6.3727	5.4953	3.8024	4.7918	3.8657	5.4537	2.7169	3.7553
4	5.0658	5.0106	4.7418	6.8573	7.4749	9.4234	4.0416	5.6833
5	6.2666	4.8841	2.5567	3.8542	5.6784	6.6975	2.9561	4.1289
6	4.9451	4.8899	3.1824	4.2062	7.4298	8.9932	3.0003	4.3297
7	6.1335	6.9300	5.6305	7.3367	6.3581	8.8682	3.5585	5.1651
8	5.6926	7.2440	3.2337	4.3464	5.9248	7.8962	3.6479	5.2079
9	5.6559	5.6026	5.1916	6.3739	6.4941	8.1111	3.4739	4.7122
10	6.7302	4.8741	3.4199	4.9558	3.9081	5.3576	2.7967	3.6324

3 模式识别

模式识别是根据识别对象的特征参数值将其分到某个类别。在脂肪肝和正常肝图像的特征参数提取出来以后, 就可以采用某种分类方法对二者进行分类识别, 本文采用了人工神经网络方法[6]。人工神经网络能模仿人脑处理信息, 具有自学习、自组织、自适应能力、很强的容错能力、分布存储与并行处理信息的功能以及非线性表达的能力, 人工神经网络已经广泛应用于各种模式识别技术中。

BP 网络也常用来解决分类问题, 但是 BP 网络学习过程中容易陷入局部极值问题, 且收敛速度慢[7], 本文采用了能克服这些缺点的概率神经网络(PNN), PNN 是由径向基函数网络演变而来的, 常用来解决分类问题, 当训练样本数据足够多时, 概率神经网络收敛于一个贝叶斯分类器[7]。即概率神经网络是基于最大后验概率来分类的。

将表 1 和表 2 中提取的 8 个特征参数作为 PNN 的输入, 每个样本矢量是 8 维向量(包括 8 个特征参数), 输出两类, 对两类图像自动分类识别。

取 60 幅图像作为学习样本对网络进行训练, 另取 20 幅作为测试样本。脂肪肝和正常肝的识别率分别在 88% 和 85% 以上。对网络仿真输出和目标矢量进行线性回归分析, 输出矢量与目标矢量的相关系数为 0.93。

4 讨论

本文采用小波变换多分辨分析方法对正常肝和典型脂肪肝 B 超图像提取了 8 个特征参数, 两类图像的特征参数差异显著, 因此提取的量化特征参数可为临床医生提供诊断依据, 提高诊断准确率。另一方面, 根据提取出来的特征参数, 采用概率神经网络可对两类图像自动分类识别。实际检测中, 脂肪肝还分为轻度、中度和重度脂肪肝, 脂肪肝按形成原因不同还可分为弥漫性的和不均匀性的, 所以对脂肪肝的进一步细分工作有待进一步的深入研究。

[参考文献]

[1] JiaYH. Digital image processing[M]. Wuhan: Wuhan University Press, 2003. 178-187.
贾永红. 数字图像处理[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2003. 178-187.

[2] Yao TR, Sun H. Advanced digital image processing[M]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology Press, 1999. 212-236.
姚天任, 孙洪. 现代数字信号处理[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 1999. 212-236.

[3] Hu CH, Zhang JB, Xia J, et al. System analysis and design based on MATLAB: wavelet analysis[M]. Xi'an: Xidian University Press, 1999. 16-19.
胡昌华, 张军波, 夏军, 等. 基于 MATLAB 的系统分析与设计——小波分析[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1999. 16-19.

[4] Lee JS, Sun YN, Lin XZ. A new approach to ultrasonic liver image classification[J]. IEICE Trans on Information and Systems, 2000, E83-D(6): 1301-1308.

[5] Arivazhagan S, Ganesan L. Texture classification using wavelet transform[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(9-10): 1513-1521.

[6] Chen DR, Chang RF, Kuo WJ. Diagnosis of breast tumors with sonographic texture analysis using wavelet transform and neural networks[J]. Ultrasound Med Biol, 2002, 28(10): 1301-1310.

[7] Xu D, Wu Z. System analysis and design based on Matlab 6.X: neural network[M]. Xi'an: Xidian University Press, 1998. 24-28.
许东, 吴铮. 基于 Matlab6.X 的系统分析与设计——神经网络[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1998. 24-28.

© 1994-2011 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net