



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 107346541 B

(45)授权公告日 2020.02.18

(21)申请号 201710406283.3

G06F 17/14(2006.01)

(22)申请日 2017.06.02

A61B 8/08(2006.01)

(65)同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 107346541 A

(43)申请公布日 2017.11.14

(73)专利权人 华南理工大学

地址 510640 广东省广州市天河区五山路
381号

(72)发明人 林春漪 邹波

(74)专利代理机构 广州市华学知识产权代理有
限公司 44245

代理人 李斌

(51)Int.Cl.

G06T 7/00(2017.01)

G06K 9/62(2006.01)

(56)对比文件

CN 105030279 A,2015.11.11,

CN 104840186 A,2015.08.19,

M.Saritha et.al.Classification of MRI
brain images using combined wavelet
entropy based spider web plots and
probabilistic neural network.《Pattern
Recognition Letters》.2013,第34卷(第16期),
第2151-2156页.

审查员 洪汇隆

权利要求书3页 说明书9页 附图3页

(54)发明名称

一种基于超声射频时间序列小波分析的组织定征方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于超声射频时间序列小波分析的组织定征方法,该方法首先采集组织的多帧超声回波RF信号;对感兴趣区内的每一点取其前N帧超声回波RF信号构建超声RF时间序列;然后对超声RF时间序列进行M层小波分解,提取小波分解后产生的高频系数序列和低频系数序列的统计特征、熵特征在ROI的平均值作为特征;利用Relief-F算法计算每个特征的权重,选取前K个权重最高的特征作为特征向量输入到分类器进行组织的识别,从而实现组织的定征。本发明可广泛应用于超声组织定征领域。



1. 一种基于超声射频时间序列小波分析的组织定征方法, 其特征在于, 包括以下步骤:

S1、使用超声探头扫描组织, 采集多帧超声回波RF信号;

S2、对任意一帧超声回波RF信号进行解调并显示B型图;

S3、在B型图上选取大小 $a \times b$ 的ROI;

S4、ROI内的每一点取其前N帧超声回波RF信号形成 $a \times b$ 个长度为N的超声RF时间序列;

S5、 $a \times b$ 个超声RF时间序列进行M层小波分解;

S6、提取超声RF时间序列经小波分解后产生的高频系数序列和低频系数序列的统计特征、熵特征在ROI的平均值作为特征;

S7、选取K个特征作为特征向量;

S8、将特征向量输入到分类器分类;

S9、根据分类器的分类准确率评价识别结果;

步骤S6中, 提取超声RF时间序列经小波分解后产生的高频系数序列和低频系数序列的统计特征的方法如下:

统计特征包括最小值min、最大值max、均值mean、标准差std、中值median、均方根值rms和平均绝对值mav;

具体每个特征的计算步骤如下:

S6-1-1 设N点超声RF时间序列为 $\{x(n) : 1 \leq n \leq N\}$, 经M层小波分解后, 在第j分解尺度下k时刻的高频系数序列为 $\{D_j^k : 1 \leq k \leq L_j\}$, 低频系数序列为 $\{A_j^k : 1 \leq k \leq L_j\}$, 其中 $j=1, 2, \dots, M$, L_j 为第j分解尺度下高频系数序列和低频系数序列长度, L_j 为确定值, 不同分解尺度下 L_j 不同;

S6-1-2 最小值min: 第j分解尺度下高频系数序列最小值: $D_j_min = \min\{D_j^1, D_j^2, \dots, D_j^{L_j}\}$;

第j分解尺度下低频系数序列最小值: $A_j_min = \min\{A_j^1, A_j^2 \dots A_j^{L_j}\}$;

S6-1-3 最大值max: 第j分解尺度下高频系数序列最大值: $D_j_max = \max\{D_j^1, D_j^2 \dots D_j^{L_j}\}$;

第j分解尺度下低频系数序列最大值: $A_j_max = \max\{A_j^1, A_j^2 \dots A_j^{L_j}\}$;

S6-1-4 均值mean: 第j分解尺度下高频系数序列均值: $D_j_mean = \frac{1}{L_j} \sum_{k=1}^{L_j} D_j^k$; 第j分解

尺度下低频系数序列均值: $A_j_mean = \frac{1}{L_j} \sum_{k=1}^{L_j} A_j^k$;

S6-1-5 标准差std: 第j分解尺度下高频系数序列标准差:

$D_j_std = \sqrt{\frac{1}{L_j} \sum_{k=1}^{L_j} (D_j^k - D_j_mean)^2}$; 第j分解尺度下低频系数序列标准差:

$A_j_std = \sqrt{\frac{1}{L_j} \sum_{k=1}^{L_j} (A_j^k - A_j_mean)^2}$;

S6-1-6 中值median: 将第j分解尺度下高频系数序列 $\{D_j^k : 1 \leq k \leq L_j\}$ 按照从小到大排序

为 $\{D_j^k: 1 \leq k \leq L_j\}$, 则第j分解尺度下高频系数序列中值: $D_j_median = D_j^{\lceil L_j/2 \rceil}$; 第j分解尺度下低频系数序列 $\{A_j^k: 1 \leq k \leq L_j\}$ 按照从小到大排序为 $\{A_j^k: 1 \leq k \leq L_j\}$, 则第j分解尺度下低频系数序列中值: $A_j_median = A_j^{\lceil L_j/2 \rceil}$, 其中 $\lceil x \rceil$ 表示不超过x的最大整数;

S6-1-7均方根值rms: 第j分解尺度下高频系数序列均方根值: $D_j_rms = \sqrt{\frac{1}{L_j} \sum_{k=1}^{L_j} (D_j^k)^2}$;

第j分解尺度下低频系数序列均方根值: $A_j_rms = \sqrt{\frac{1}{L_j} \sum_{k=1}^{L_j} (A_j^k)^2}$;

S6-1-8平均绝对值mav: 第j分解尺度下高频系数序列平均绝对值: $D_j_mav = \frac{1}{L_j} \sum_{k=1}^{L_j} |D_j^k|$;

第j分解尺度下低频系数序列平均绝对值: $A_j_mav = \frac{1}{L_j} \sum_{k=1}^{L_j} |A_j^k|$;

S6-1-9计算在每个分解尺度下 $a \times b$ 个高频系数序列和低频系数序列的最小值 D_j_min 、 A_j_min , 最大值 D_j_max 、 A_j_max , 均值 D_j_mean 、 A_j_mean , 标准差 D_j_std 、 A_j_std , 中值 D_j_median 、 A_j_median , 均方根值 D_j_rms 、 A_j_rms , 平均绝对值 D_j_mav 、 A_j_mav 在ROI的平均, 即可得组织样本在每个分解尺度下的统计特征。

2. 根据权利要求1所述的组织定征方法, 其特征在于, 步骤S6中, 提取超声RF时间序列经小波分解后产生的高频系数序列和低频系数序列的熵特征的方法如下:

熵特征包括模糊熵FuzzyEntropy和小波熵W, 具体模糊熵FuzzyEntropy和小波熵W的计算步骤如下:

S6-2-1模糊熵FuzzyEntropy: 设一个时间序列表示为 $\{x(i) \mid (1 \leq i \leq N)\}$, 按照 $\{x(i) \mid (1 \leq i \leq N)\}$ 原来顺序重新生成一组m维的向量: $x_i^m = \{x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)\} - x_0(i), i = 1, 2, \dots, N-m$, 其中 $x_0(i) = \frac{1}{m} \sum_{k=0}^{m-1} x(i+k)$, N为时间序列长度, m表示指数函数边界的梯度;

S6-2-2计算向量 x_i^m 与 x_j^m 间的距离 d_{ij}^m , 公式如下:

$$d_{ij}^m = \max_{k \in (0, m-1)} \{|x(i+k) - x_0(i) - (x(j+k) - x_0(j))|\}, \quad i, j = 1, 2, \dots, N-m, j \neq i;$$

S6-2-3定义 x_i^m 与 x_j^m 相似度 D_{ij}^m 为: $D_{ij}^m = \exp(-d_{ij}^m / r)$;

S6-2-4定义函数 $\phi^m(n, r)$, r表示指数函数边界的宽度;

$$\phi^m(n, r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} \left(\frac{1}{N-m-1} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-m} D_{ij}^m \right)$$

S6-2-5重复S6-2-1~S6-2-4生成一组m+1维的新向量并计算 $\phi^{m+1}(n, r)$;

S6-2-6计算模糊熵FuzzyEntropy (m, n, r, N)

$$FuzzyEntropy(m, n, r, N) = \ln \phi^m(n, r) - \ln \phi^{m+1}(n, r)$$

S6-2-7按照步骤S6-2-1~S6-2-6计算在每个分解尺度下 $a \times b$ 个高频系数序列和低频系数序列的模糊熵FuzzyEntropy在ROI的平均即可得在每个分解尺度下高频系数和低频系数的模糊熵特征;

S6-2-8小波熵W:设N点超声RF时间序列为 $\{x(n):1 \leq n \leq N\}$,经M层小波分解后,在第j分解尺度下k时刻的高频系数序列为 $\{D_j^k:1 \leq k \leq L_j\}$,低频系数序列为 $\{A_j^k:1 \leq k \leq L_j\}$,其中 $j=1,2,\dots,M$, L_j 为第j分解尺度下高频系数序列和低频系数序列长度;

S6-2-9尺度为j时高频系数序列的能量: $D_{j_}E = \sum_{k=1}^{L_j} (D_j^k)^2$,低频系数序列的能量: $A_{j_}E = \sum_{k=1}^{L_j} (A_j^k)^2$,总能量: $E_{total} = A_M_E + \sum_{j=1}^M D_{j_}E$;

S6-2-10尺度为M时低频系数序列的相对能量: $A_M_rE = \frac{A_M_E}{E_{total}}$,尺度为j时高频系数序列的相对能量: $D_{j_}rE = \frac{D_{j_}E}{E_{total}}$;

S6-2-11小波熵W的计算公式如下:

$$W = -[A_M_rE \ln(A_M_rE) + \sum_{j=1}^M D_{j_}rE \ln(D_{j_}rE)]$$

S6-2-12计算 $a \times b$ 个超声RF时间序列经M层小波分解后的小波熵W在ROI的平均即可得组织样本的小波熵特征。

3.根据权利要求1所述的组织定征方法,其特征在于,步骤S5中采用基于Mallat算法的小波分解。

4.根据权利要求3所述的组织定征方法,其特征在于,小波基选择Db4小波,分解层数为4,可以得到4个高频系数序列 $D_1 \sim D_4$ 和4个低频系数序列 $A_1 \sim A_4$ 。

5.根据权利要求1所述的组织定征方法,其特征在于,步骤S7中利用Relief-F算法计算每个特征权重,并选取前K个权重最高的特征作为特征向量。

6.根据权利要求1所述的组织定征方法,其特征在于,利用Relief-F函数对所有特征进行特征权重计算,并选取前11个特征权重最高的特征作为特征向量。

7.根据权利要求1所述的组织定征方法,其特征在于,步骤S8中所采用的分类器为随机森林。

8.根据权利要求7所述的组织定征方法,其特征在于,随机森林的参数设置为:树的数目为300,每棵树的深度为6,迭代次数150次,每个节点可选择的特征数为特征向量个数的平方根值。

一种基于超声射频时间序列小波分析的组织定征方法

技术领域

[0001] 本发明涉及超声组织定征技术领域,特别涉及一种基于超声射频时间序列小波分析的组织定征方法。

背景技术

[0002] 超声组织定征是一种探讨组织特性与声特性(诸如背散射、衰减、声速等)相互关系从而确定组织性质的研究方法。由于这些声特性由组织的微结构决定,因此超声组织定征是定量测量组织微结构的有效手段。目前,超声组织定征方法主要有基于B超图像的组织定征方法、基于单帧背散射回波RF信号的组织定征方法和基于超声RF时间序列分析的组织定征方法。

[0003] 基于B超图像的组织定征方法主要提取B超图像的形态特征和纹理特征,然后利用分类器的分类准确率对分类效果进行评价。这类方法由于使用了超声图像灰度,易受超声诊断仪的型号、时间增益补偿的调整等成像参数的影响。

[0004] 基于单帧背散射回波RF信号的组织定征方法主要利用组织对超声回波的衰减特性来实现组织定征。具体做法是利用超声仪器获取一帧超声回波RF信号,选取ROI,对ROI内的声束逐条进行频谱分析,提取谱参数,将谱参数作为特征利用分类器对组织进行分类。此类方法提取的特征受超声传播路径的影响需要深度衰减补偿,这些因素影响了定征精度的可靠性,因此鲜有应用于临床诊断。

[0005] 基于超声RF时间序列分析的组织定征方法通过提取超声RF时间序列的频域特征来实现组织定征。由于超声RF时间序列来源于同一位置同一深度的超声回波RF信号,因此基于超声RF时间序列的分析方法避免了前述两种方法的缺陷,已有研究表明基于超声RF时间序列分析的组织定征方法比前两种组织定征方法的定征精度更高。

[0006] 以往对RF信号的处理和分析方法仅仅在频域对信号进行分析,不能充分挖掘RF信号蕴含的组织微结构信息。而小波分析因为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。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,而提高频率的分辨率;在高频情况下可以用较低的频率分辨率来换取精确的时间定位。因此小波分析可以探测正常信号中的瞬态成分,并展示其频率成分,被称为数学显微镜,广泛应用于各个时频分析领域。

发明内容

[0007] 本发明的目的在于克服现有技术的缺点与不足,提供一种基于超声射频时间序列小波分析的组织定征方法,结合小波分解可以在时频域对信号进行多分辨率的分析,可以充分挖掘超声RF时间序列蕴含的组织微结构信息。

[0008] 本发明的目的通过以下的技术方案实现:一种基于超声射频时间序列小波分析的组织定征方法,包括以下步骤:

[0009] S1、使用超声探头扫描组织,采集多帧超声回波RF信号;

- [0010] S2、对任意一帧超声回波RF信号进行解调并显示B型图；
- [0011] S3、在B型图上选取大小 $a \times b$ 的ROI (region of interest, 感兴趣区)；
- [0012] S4、ROI内的每一点取其前N帧超声回波RF信号形成 $a \times b$ 个长度为N的超声RF时间序列；
- [0013] S5、 $a \times b$ 个超声RF时间序列进行M层小波分解；
- [0014] S6、提取超声RF时间序列经小波分解后产生的高频系数序列和低频系数序列的统计特征、熵特征在ROI的平均值作为特征；
- [0015] S7、选取K个特征作为特征向量；
- [0016] S8、将特征向量输入到分类器分类；
- [0017] S9、根据分类器的分类准确率评价识别结果。
- [0018] 优选的，步骤S6中，提取超声RF时间序列经小波分解后产生的高频系数序列和低频系数序列的统计特征的方法如下：

[0019] 统计特征包括最小值min、最大值max、均值mean、标准差std、中值median、均方根值rms和平均绝对值mav；

[0020] 具体每个特征的计算步骤如下：

[0021] S6-1-1 设N点超声RF时间序列为 $\{x(n) : 1 \leq n \leq N\}$ ，经M层小波分解后，在第j分解尺度下k时刻的高频系数序列为 $\{D_j^k : 1 \leq k \leq L_j\}$ ，低频系数序列为 $\{A_j^k : 1 \leq k \leq L_j\}$ ，其中 $j=1, 2, \dots, M$ ， L_j 为第j分解尺度下高频系数序列和低频系数序列长度， L_j 为确定值，不同分解尺度下 L_j 不同；

[0022] S6-1-2 最小值min：第j分解尺度下高频系数序列最小值： $D_j_min = \min\{D_j^1, D_j^2 \dots D_j^{L_j}\}$ ；

第j分解尺度下低频系数序列最小值： $A_j_min = \min\{A_j^1, A_j^2 \dots A_j^{L_j}\}$ ；

[0023] S6-1-3 最大值max：第j分解尺度下高频系数序列最大值： $D_j_max = \max\{D_j^1, D_j^2 \dots D_j^{L_j}\}$ ；

第j分解尺度下低频系数序列最大值： $A_j_max = \max\{A_j^1, A_j^2 \dots A_j^{L_j}\}$ ；

[0024] S6-1-4 均值mean：第j分解尺度下高频系数序列均值： $D_j_mean = \frac{1}{L_j} \sum_{k=1}^{L_j} D_j^k$ ；第j

分解尺度下低频系数序列均值： $A_j_mean = \frac{1}{L_j} \sum_{k=1}^{L_j} A_j^k$ ；

[0025] S6-1-5 标准差std：第j分解尺度下高频系数序列标准差：

$$D_j_std = \sqrt{\frac{1}{L_j} \sum_{k=1}^{L_j} (D_j^k - D_j_mean)^2} ; \text{第j分解尺度下低频系数序列标准差:}$$

$$A_j_std = \sqrt{\frac{1}{L_j} \sum_{k=1}^{L_j} (A_j^k - A_j_mean)^2} ;$$

[0026] S6-1-6 中值median：将第j分解尺度下高频系数序列 $\{D_j^k : 1 \leq k \leq L_j\}$ 按照从小到大排序为 $\{D_j^k : 1 \leq k \leq L_j\}$ ，则第j分解尺度下高频系数序列中值： $D_j_median = D_j^{\lceil L_j/2 \rceil}$ ；第j分解

尺度下低频系数序列 $\{A_j^k: 1 \leq k \leq L_j\}$ 按照从小到大排序为 $\{A_j^k: 1 \leq k \leq L_j\}$, 则第j分解尺度下低频系数序列中值: $A_j_median = A_j^{\lfloor L_j/2 \rfloor}$, 其中 $\lfloor x \rfloor$ 表示不超过x的最大整数;

[0027] S6-1-7均方根值rms: 第j分解尺度下高频系数序列均方根值:

$$D_j_rms = \sqrt{\frac{1}{L_j} \sum_{k=1}^{L_j} (D_j^k)^2}; \text{第j分解尺度下低频系数序列均方根值: } A_j_rms = \sqrt{\frac{1}{L_j} \sum_{k=1}^{L_j} (A_j^k)^2};$$

[0028] S6-1-8平均绝对值mav: 第j分解尺度下高频系数序列平均绝对值:

$$D_j_mav = \frac{1}{L_j} \sum_{k=1}^{L_j} |D_j^k|; \text{第j分解尺度下低频系数序列平均绝对值: } A_j_mav = \frac{1}{L_j} \sum_{k=1}^{L_j} |A_j^k|;$$

[0029] S6-1-9计算在每个分解尺度下a×b个高频系数序列和低频系数序列的最小值Dj_min、Aj_min, 最大值Dj_max、Aj_max, 均值Dj_mean、Aj_mean, 标准差Dj_std、Aj_std, 中值Dj_median、Aj_median, 均方根值Dj_rms、Aj_rms, 平均绝对值Dj_mav、Aj_mav在ROI的平均, 即可得该组织样本在每个分解尺度下的统计特征。

[0030] 优选的, 步骤S6中, 提取超声RF时间序列经小波分解后产生的高频系数序列和低频系数序列的熵特征的方法如下:

[0031] 熵特征包括模糊熵FuzzyEntropy和小波熵W, 具体模糊熵FuzzyEntropy和小波熵W的计算步骤如下:

[0032] S6-2-1模糊熵FuzzyEntropy: 设一个时间序列表示为 $\{x(i) (1 \leq i \leq N)\}$, 按照 $\{x(i) (1 \leq i \leq N)\}$ 原来顺序重新生成一组m维的向量: $x_i^m = \{x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)\} - x_0(i), i=1, 2, \dots, N-m$, 其中 $x_0(i) = \frac{1}{m} \sum_{k=0}^{m-1} x(i+k)$, N为时间序列长度;

[0033] S6-2-2计算向量 x_i^m 与 x_j^m 间的距离 d_{ij}^m , 公式如下:

$$d_{ij}^m = \max_{k \in (0, m-1)} \{|x(i+k) - x_0(i) - (x(j+k) - x_0(j))|\}, i, j = 1, 2, \dots, N-m, j \neq i;$$

[0034] S6-2-3定义 x_i^m 与 x_j^m 相似度 D_{ij}^m 为: $D_{ij}^m = \exp(-(d_{ij}^m)^n / r)$;

[0035] S6-2-4定义函数 $\phi^m(n, r)$

$$[0036] \quad \phi^m(n, r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} \left(\frac{1}{N-m-1} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-m} D_{ij}^m \right)$$

[0037] S6-2-5重复 (6-2-1) ~ (6-2-4) 生成一组m+1维的新向量并计算 $\phi^{m+1}(n, r)$;

[0038] S6-2-6计算模糊熵FuzzyEntropy (m, n, r, N)

$$[0039] \quad FuzzyEntropy(m, n, r, N) = \ln \phi^m(n, r) - \ln \phi^{m+1}(n, r)$$

[0040] S6-2-7按照步骤S6-2-1~S6-2-6计算在每个分解尺度下a×b个高频系数序列和低频系数序列的模糊熵FuzzyEntropy在ROI的平均即可得在每个分解尺度下高频系数和低频系数的模糊熵特征;

[0041] S6-2-8小波熵W: 设N点超声RF时间序列为 $\{x(n) : 1 \leq n \leq N\}$, 经M层小波分解后, 在

第j分解尺度下k时刻的高频系数序列为 $\{D_j^k: 1 \leq k \leq L_j\}$, 低频系数序列为 $\{A_j^k: 1 \leq k \leq L_j\}$, 其中 $j=1, 2, \dots, M$, L_j 为第j分解尺度下高频系数序列和低频系数序列长度;

[0042] S6-2-9尺度为j时高频系数序列的能量: $D_j - E = \sum_{k=1}^{L_j} (D_j^k)^2$, 低频系数序列的能量: $A_j - E = \sum_{k=1}^{L_j} (A_j^k)^2$, 总能量: $E_{total} = A_M - E + \sum_{j=1}^M D_j - E$;

[0043] S6-2-10尺度为M时低频系数序列的相对能量: $A_M - rE = \frac{A_M - E}{E_{total}}$, 尺度为j时高频系数序列的相对能量: $D_j - rE = \frac{D_j - E}{E_{total}}$;

[0044] S6-2-11小波熵W的计算公式如下:

[0045] $W = -[A_M - rE \ln(A_M - rE) + \sum_{j=1}^M D_j - rE \ln(D_j - rE)]$

[0046] S6-2-12计算 $a \times b$ 个超声RF时间序列经M层小波分解后的小波熵W在ROI的平均即可得该组织样本的小波熵特征。

[0047] 优选的, 步骤S5中采用基于Mallat算法的小波分解, 小波基选择Db4小波, 分解层数为4, 可以得到4个高频系数序列 $D_1 \sim D_4$ 和4个低频系数序列 $A_1 \sim A_4$ 。

[0048] 优选的, 步骤S7中利用Relief-F算法计算每个特征权重, 并选取前K个权重最高的特征作为特征向量。

[0049] 具体的, 利用Relief-F函数对所有特征进行特征权重计算, 并选取前11个特征权重最高的特征作为特征向量。

[0050] 优选的, 步骤S8中所采用的分类器为随机森林。

[0051] 具体的, 随机森林的参数设置为: 树的数目为300, 每棵树的深度为6, 迭代次数150次, 每个节点可选择特征数为特征向量个数的平方根值。

[0052] 本发明与现有技术相比, 具有如下优点和有益效果:

[0053] 1. 本发明基于超声RF时间序列, 超声RF时间序列来源于同一位置同一深度的超声回波RF信号, 因此基于超声RF时间序列的分析方法不易受超声仪器成像参数和声传播路径差异的影响, 具有很好的鲁棒性。

[0054] 2. 本发明对超声RF时间序列进行了小波分解处理, 可以对超声RF时间序列同时在时域和频域进行多分辨率分析, 相比传统的频域分析可以获取更多关于超声RF时间序列的信息, 同时由于超声RF时间序列是非平稳信号, 传统的频域分析适合于平稳信号, 而小波分析特别适合于非平稳信号的分析。

[0055] 3. 本发明从统计和熵两个角度对超声RF时间序列经小波分解后形成的高频系数序列和低频系数序列进行特征提取, 结合小波分解可以在时频域对信号进行多分辨率的分析, 可以充分挖掘超声RF时间序列蕴含的组织微结构信息。

[0056] 4. 本发明利用Relief-F算法可以从特征集中选取最优特征, 不仅可以快速进行特征选择, 而且可有效提高分类准确率。

[0057] 5. 本发明所基于的超声RF时间序列可在常规超声仪器中获取, 无需增加额外的硬件开销和成本。

附图说明

- [0058] 图1是实施例1方法的流程图；
 [0059] 图2是实施例2中女性乳腺组织B超图；
 [0060] 图3是实施例2中基于Mallat算法4层小波分解结构图；
 [0061] 图4是实施例2中Relief-F算法计算的所有特征权重柱形图。

具体实施方式

[0062] 下面结合实施例及附图对本发明作进一步详细的描述,但本发明的实施方式不限于此。

[0063] 实施例1

[0064] 一种基于超声射频时间序列小波分析的组织定征方法,如图1,包括以下步骤:

[0065] S1、使用常规超声探头扫描组织,采集多帧超声回波RF信号;

[0066] S2、对任意一帧超声回波RF信号进行解调并显示B型图;

[0067] S3、在B型图上选取大小 $a \times b$ 的ROI;

[0068] S4、ROI内的每一点取其前N帧超声回波RF信号形成 $a \times b$ 个长度为N的超声RF时间序列;

[0069] S5、 $a \times b$ 个超声RF时间序列进行M层小波分解;

[0070] S6、提取超声RF时间序列经小波分解后产生的高频系数序列和低频系数序列的统计特征、熵特征在ROI的平均值作为特征;

[0071] S7、利用Relief-F算法计算每个特征权重,并选取前K个权重最高的特征作为特征向量;

[0072] S8、将特征向量输入到分类器分类;

[0073] S9、根据分类器的分类准确率评价识别结果。

[0074] 具体的,所述步骤S6中,提取超声RF时间序列经小波分解后产生的高频系数序列和低频系数序列的统计特征、熵特征在ROI的平均值作为特征的方法如下:

[0075] S6-1统计特征:包括最小值min、最大值max、均值mean、标准差std、中值median、均方根值rms和平均绝对值mav。

[0076] 具体每个特征的计算步骤如下:

[0077] S6-1-1设N点超声RF时间序列为 $\{x(n): 1 \leq n \leq N\}$,经M层小波分解后,在第j分解尺度下k时刻的高频系数序列为 $\{D_j^k: 1 \leq k \leq L_j\}$,低频系数序列为 $\{A_j^k: 1 \leq k \leq L_j\}$,其中 $j=1, 2, \dots, M$, L_j 为第j分解尺度下高频系数序列和低频系数序列长度, L_j 为确定值,不同分解尺度下 L_j 不同。

[0078] S6-1-2最小值min:第j分解尺度下高频系数序列最小值: $D_j_min = \min\{D_j^1, D_j^2 \dots D_j^{L_j}\}$;
 第j分解尺度下低频系数序列最小值: $A_j_min = \min\{A_j^1, A_j^2 \dots A_j^{L_j}\}$ 。

[0079] S6-1-3最大值max:第j分解尺度下高频系数序列最大值: $D_j_max = \max\{D_j^1, D_j^2 \dots D_j^{L_j}\}$;
 第j分解尺度下低频系数序列最大值: $A_j_max = \max\{A_j^1, A_j^2 \dots A_j^{L_j}\}$ 。

[0080] S6-1-4均值mean:第j分解尺度下高频系数序列均值: $D_j_mean = \frac{1}{L_j} \sum_{k=1}^{L_j} D_j^k$; 第j

分解尺度下低频系数序列均值: $A_j_mean = \frac{1}{L_j} \sum_{k=1}^{L_j} A_j^k$ 。

[0081] S6-1-5标准差std:第j分解尺度下高频系数序列标准差:

$D_j_std = \sqrt{\frac{1}{L_j} \sum_{k=1}^{L_j} (D_j^k - D_j_mean)^2}$; 第j分解尺度下低频系数序列标准差:

$A_j_std = \sqrt{\frac{1}{L_j} \sum_{k=1}^{L_j} (A_j^k - A_j_mean)^2}$ 。

[0082] S6-1-6中值median:将第j分解尺度下高频系数序列 $\{D_j^k: 1 \leq k \leq L_j\}$ 按照从小到大排序为 $\{D_j^k: 1 \leq k \leq L_j\}$, 则第j分解尺度下高频系数序列中值: $D_j_median = D_j^{\lceil L_j/2 \rceil}$; 第j分解尺度下低频系数序列 $\{A_j^k: 1 \leq k \leq L_j\}$ 按照从小到大排序为 $\{A_j^k: 1 \leq k \leq L_j\}$, 则第j分解尺度下低频系数序列中值: $A_j_median = A_j^{\lceil L_j/2 \rceil}$, 其中 $\lceil x \rceil$ 表示不超过x的最大整数。

[0083] S6-1-7均方根值rms:第j分解尺度下高频系数序列均方根值: $D_j_rms = \sqrt{\frac{1}{L_j} \sum_{k=1}^{L_j} (D_j^k)^2}$;

第j分解尺度下低频系数序列均方根值: $A_j_rms = \sqrt{\frac{1}{L_j} \sum_{k=1}^{L_j} (A_j^k)^2}$ 。

[0084] S6-1-8平均绝对值mav:第j分解尺度下高频系数序列平均绝对值:

$D_j_mav = \frac{1}{L_j} \sum_{k=1}^{L_j} |D_j^k|$; 第j分解尺度下低频系数序列平均绝对值: $A_j_mav = \frac{1}{L_j} \sum_{k=1}^{L_j} |A_j^k|$ 。

[0085] S6-1-9计算在每个分解尺度下a×b个高频系数序列和低频系数序列的最小值Dj_min、Aj_min,最大值Dj_max、Aj_max,均值Dj_mean、Aj_mean,标准差Dj_std、Aj_std,中值Dj_median、Aj_median,均方根值Dj_rms、Aj_rms,平均绝对值Dj_mav、Aj_mav的和,然后求取每个特征的均值(即在ROI进行平均)即可得该组织样本在每个分解尺度下的统计特征。

[0086] 以最小值特征为例,假设计算的是第一层高频系数的最小值,因为有a*b个RF时间序列,每个序列都要进行小波分解,先求每个RF时间序列的分解一层后高频系数的最小值,这样就有a*b个最小值,然后将这a*b个最小值求和再平均(除以a*b),这样就得到了第一层高频系数的最小值这个特征,其他统计特征也是这个思路进行计算的。

[0087] S6-2熵特征:包括模糊熵FuzzyEntropy和小波熵W,具体模糊熵FuzzyEntropy和小波熵W的计算步骤如下:

[0088] S6-2-1模糊熵FuzzyEntropy:设一个时间序列表示为 $\{x(i) (1 \leq i \leq N)\}$, 按照 $\{x(i) (1 \leq i \leq N)\}$ 原来顺序重新生成一组m维的向量: $x_i^m = \{x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)\} - x_0(i), i=1, 2, \dots, N-m,$

其中 $x_0(i) = \frac{1}{m} \sum_{k=0}^{m-1} x(i+k)$, N为时间序列长度。

[0089] S6-2-2计算向量 x_i^m 与 x_j^m 间的距离 d_{ij}^m , 公式如下:

$$d_{ij}^m = \max_{k \in (0, m-1)} \{|x(i+k) - x_0(i) - (x(j+k) - x_0(j))|\}, \quad i, j = 1, 2, \dots, N-m, j \neq i。$$

[0090] S6-2-3定义 x_i^m 与 x_j^m 相似度 D_{ij}^m 为: $D_{ij}^m = \exp(-\frac{(d_{ij}^m)^n}{r})$ 。

[0091] S6-2-4定义函数 $\phi^m(n, r)$

$$\phi^m(n, r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} (\frac{1}{N-m-1} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-m} D_{ij}^m)$$

[0093] S6-2-5重复 (6-2-1) ~ (6-2-4) 生成一组 $m+1$ 维的新向量并计算 $\phi^{m+1}(n, r)$ 。

[0094] S6-2-6计算模糊熵 FuzzyEntropy (m, n, r, N)

$$FuzzyEntropy(m, n, r, N) = \ln \phi^m(n, r) - \ln \phi^{m+1}(n, r)$$

[0096] S6-2-7按照步骤 S6-2-1 ~ S6-2-6 计算在每个分解尺度下 $a \times b$ 个高频系数序列和低频系数序列的模糊熵 FuzzyEntropy 的和, 然后求取均值 (即在 ROI 进行平均) 即可得在每个分解尺度下高频系数和低频系数的模糊熵特征。

[0097] S6-2-8小波熵 W: 设 N 点超声 RF 时间序列为 $\{x(n) : 1 \leq n \leq N\}$, 经 M 层小波分解后, 在第 j 分解尺度下 k 时刻的高频系数序列为 $\{D_j^k : 1 \leq k \leq L_j\}$, 低频系数序列为 $\{A_j^k : 1 \leq k \leq L_j\}$, 其中 $j = 1, 2, \dots, M$, L_j 为第 j 分解尺度下高频系数序列和低频系数序列长度。

[0098] S6-2-9尺度为 j 时高频系数序列的能量: $D_j - E = \sum_{k=1}^{L_j} (D_j^k)^2$, 低频系数序列的能量: $A_j - E = \sum_{k=1}^{L_j} (A_j^k)^2$, 总能量: $E_{total} = A_M - E + \sum_{j=1}^M D_j - E$ 。

[0099] S6-2-10尺度为 M 时低频系数序列的相对能量: $A_M - rE = \frac{A_M - E}{E_{total}}$, 尺度为 j 时高频

系数序列的相对能量: $D_j - rE = \frac{D_j - E}{E_{total}}$ 。

[0100] S6-2-11小波熵 W 的计算公式如下:

$$W = -[A_M - rE \ln(A_M - rE) + \sum_{j=1}^M D_j - rE \ln(D_j - rE)]$$

[0102] S6-2-12计算 $a \times b$ 个超声 RF 时间序列经 M 层小波分解后的小波熵 W 的和, 然后求取均值 (即在 ROI 进行平均) 即可得该组织样本的小波熵特征。

[0103] 实施例 2

[0104] 一种基于超声射频时间序列小波分析的组织定征方法, 详述如下。

[0105] S1、构建超声 RF 时间序列。

[0106] S1.1 使用加拿大 Ultrasonix 医疗公司中心频率为 10MHz 的 Sonix Touch 超声诊断仪采集女性乳腺组织多帧超声回波 RF 信号。

[0107] S1.2 对第 100 帧数据进行希尔伯特变换并显示其 B 超图像 (如图 2 所示)。

[0108] S1.3 在 B 超图像上选取大小为 20×70 的 ROI, 对 ROI 内的每点取其前 256 帧数据即得到 1400 个长度为 256 的超声 RF 时间序列。

[0109] S2、基于Mallat算法的小波分解

[0110] S2.1本实施例采用基于Mallat算法的小波分解,该算法分解示意图见图3,小波基选择Db4小波,分解层数为4,可以得到4个高频系数序列 $D_1 \sim D_4$ 和4个低频系数序列 $A_1 \sim A_4$ 。

[0111] S3、特征提取与特征编号

[0112] 本实施例采用了253个样本,其中包含乳腺恶性样本141个,良性样本112个。对每个乳腺样本ROI内的1400个超声RF时间序列,首先计算每个超声RF时间序列经4层小波分解后的4个高频系数序列和4个低频系数序列的最小值min、最大值max、均值mean、标准差std、中值median、均方根值rms和平均绝对值mav,然后在ROI平均即可得该乳腺样本在4个分解尺度下高频系数序列和低频系数序列的统计特征。

[0113] 对每个乳腺样本ROI内的1400个超声RF时间序列,首先计算每个超声RF时间序列经4层小波分解后的4个高频系数序列和4个低频系数序列的模糊熵FuzzyEntropy,然后在ROI平均即可得该乳腺样本在4个分解尺度下高频系数序列和低频系数序列的模糊熵FuzzyEntropy。

[0114] 然后根据小波熵W公式计算ROI内1400个超声RF时间序列经4层小波分解后的小波熵W的和,然后在ROI平均即可得该乳腺样本经小波分解后的小波熵W。

[0115] 为方便在图上显示各特征权重,对所有提取的特征进行编号。其中高频系数最小值特征编号为1~4,低频系数最小值特征编号为5~8;高频系数最大值特征编号为9~12,低频系数最大值特征编号为13~16;高频系数均值特征编号为17~20,低频系数均值特征编号为21~24;高频系数标准差特征编号为25~28,低频系数标准差特征编号为29~32;高频系数中值特征编号为33~36,低频系数中值特征编号为37~40;高频系数均方根特征编号为41~44,低频系数均方根特征编号为45~48;高频系数平均绝对值特征编号为49~52,低频系数平均绝对值特征编号为53~56;

[0116] 高频系数模糊熵特征编号为57~60,低频系数模糊熵特征编号为61~64;小波熵特征编号为65。

[0117] S4、Relief-F算法选取最优特征

[0118] 本实施例采用MATLAB R2014a中Relief-F函数,利用Relief-F函数对所有特征进行特征权重计算,并选取前11个特征权重最高的特征作为特征向量,所有特征权重的柱形图如图4所示,由图可知,特征向量的组成为{5,45,29,53,61,65,57,58,63,6,13},分别为: A_{1_min} 、 A_{1_rms} 、 A_{1_std} 、 A_{1_mav} 、 $A_{1_FuzzyEntropy}$ 、W、 $D_{1_FuzzyEntropy}$ 、 $D_{2_FuzzyEntropy}$ 、 $A_{3_FuzzyEntropy}$ 、 A_{2_min} 、 A_{1_max} 。

[0119] S5、组织识别及结果

[0120] 本实施例中,女性乳腺肿瘤样本有良性和恶性2个类别,所采用的分类器为随机森林,按照7:3的比例将样本集划分为训练集和测试集,使用训练集特征向量对分类器进行训练,随机森林的参数设置为:树的数目为300,每棵树的深度为6,迭代次数150次,每个节点可选择特征数为特征向量个数的平方根值,最后将测试集的特征向量输入训练好的分类器,结果显示,随机森林分类精度达到了97%,能有效定征乳腺癌的良恶性,说明了本方法用于组织定征是可行的、有效的。

[0121] 上述实施例为本发明较佳的实施方式,但本发明的实施方式并不受上述实施例的限制,其他的任何未背离本发明的精神实质与原理下所作的改变、修饰、替代、组合、简化,

均应为等效的置换方式,都包含在本发明的保护范围之内。

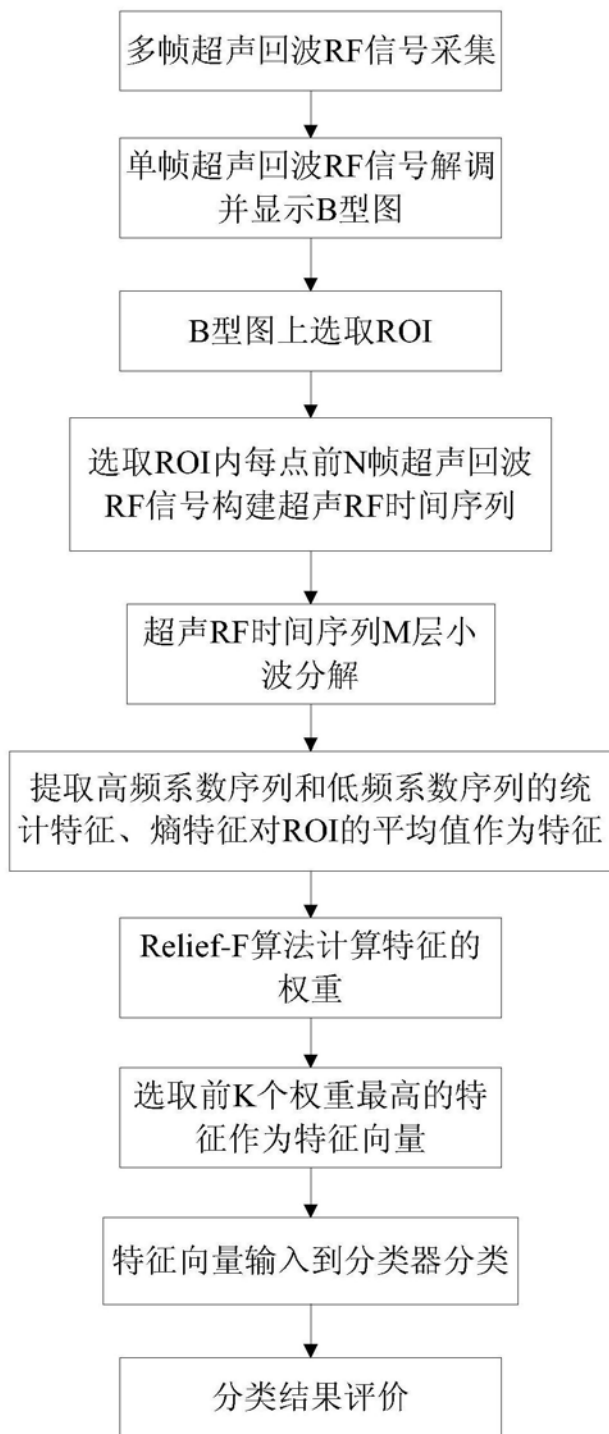


图1

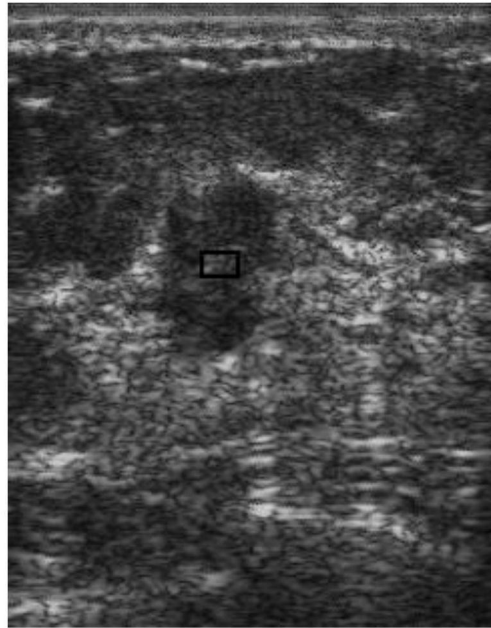


图2

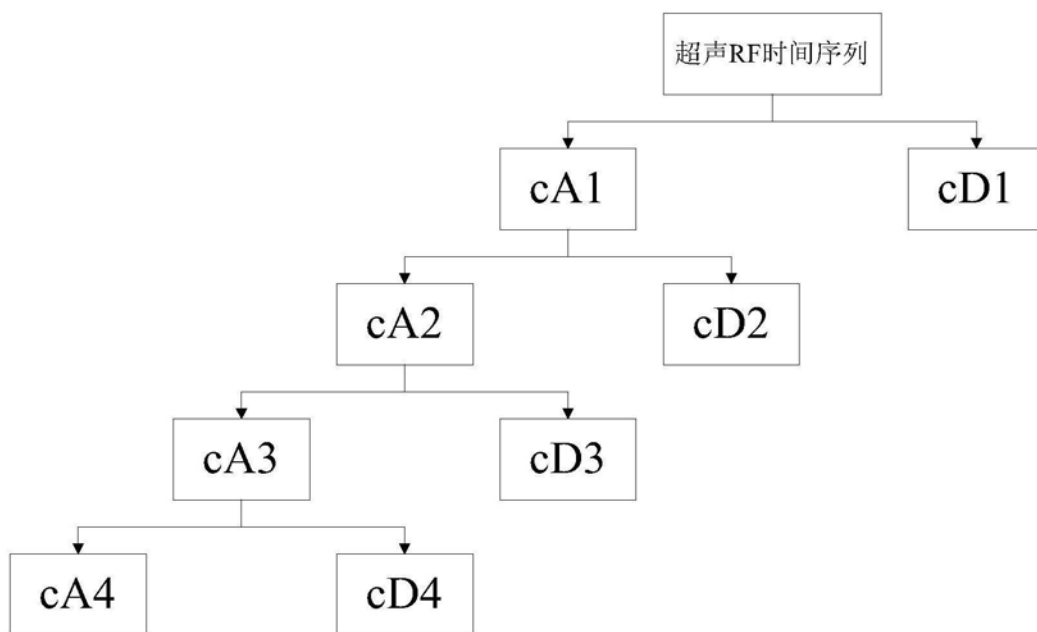


图3

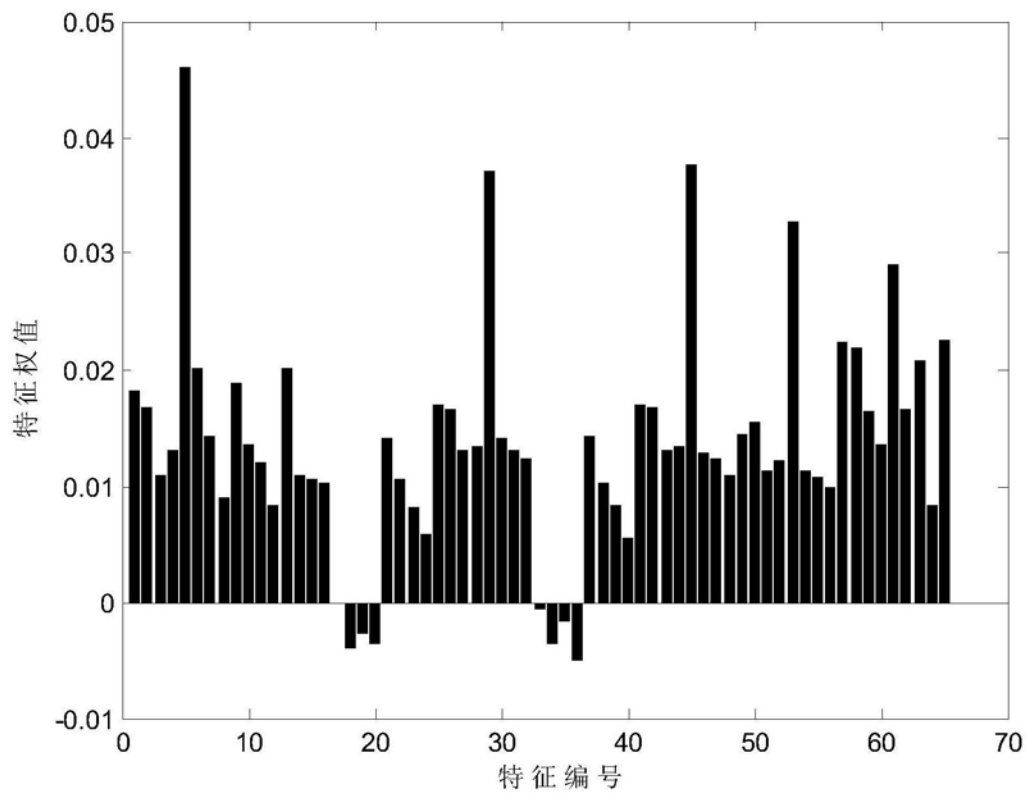


图4

专利名称(译)	一种基于超声射频时间序列小波分析的组织定征方法		
公开(公告)号	CN107346541B	公开(公告)日	2020-02-18
申请号	CN2017110406283.3	申请日	2017-06-02
[标]申请(专利权)人(译)	华南理工大学		
申请(专利权)人(译)	华南理工大学		
当前申请(专利权)人(译)	华南理工大学		
[标]发明人	林春漪 邹波		
发明人	林春漪 邹波		
IPC分类号	G06T7/00 G06K9/62 G06F17/14 A61B8/08		
CPC分类号	A61B8/08 A61B8/0825 G06F17/148 G06K9/6277 G06T7/0012 G06T2207/10132 G06T2207/20064 G06T2207/20104 G06T2207/30068		
代理人(译)	李斌		
其他公开文献	CN107346541A		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种基于超声射频时间序列小波分析的组织定征方法，该方法首先采集组织的多帧超声回波RF信号；对感兴趣区内的每一点取其前N帧超声回波RF信号构建超声RF时间序列；然后对超声RF时间序列进行M层小波分解，提取小波分解后产生的高频系数序列和低频系数序列的统计特征、熵特征在ROI的平均值作为特征；利用Relief-F算法计算每个特征的权重，选取前K个权重最高的特征作为特征向量输入到分类器进行组织的识别，从而实现组织的定征。本发明可广泛应用于超声组织定征领域。

