



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 105030279 B

(45)授权公告日 2018.06.29

(21)申请号 201510359391.0

审查员 熊狮

(22)申请日 2015.06.24

(65)同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 105030279 A

(43)申请公布日 2015.11.11

(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 高永振 林春漪

(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 罗观祥

(51)Int.Cl.

A61B 8/08(2006.01)

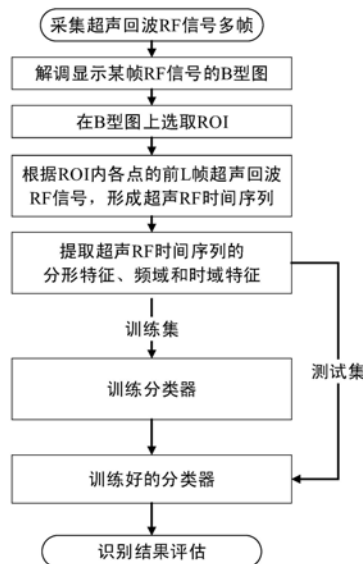
权利要求书3页 说明书7页 附图2页

(54)发明名称

一种基于超声射频时间序列的组织定征方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于超声射频时间序列的组织定征方法,包括以下步骤:1、特征提取:对每个组织样本进行如下操作,得到对应的特征向量;2、组织识别;所述步骤1包括以下步骤:1-1、扫描组织,获取其超声回波RF信号多帧;1-2、解调某帧超声回波RF信号并显示B型图;1-3、在B型图上选取大小为 $M \times N$ 的ROI;1-4、对ROI内的每点取其前L帧RF信号构造出 $M \times N$ 个长度为L的超声RF时间序列;1-5、提取超声RF时间序列的分形特征、频域和时域特征,即得到其特征向量;本发明基于超声RF时间序列提取分形、频域、时域三个角度的特征,使用分类器识别组织,具有广泛应用于超声医学检测、超声组织定征领域等优点。



1. 一种基于超声射频时间序列的组织定征方法,其特征在于,包括以下步骤:

步骤1、特征提取:对每个组织样本进行如下操作,得到对应的特征向量;

步骤2、组织识别;

所述步骤1包括以下步骤:

(1-1) 扫描组织,获取其超声回波RF信号多帧;

(1-2) 解调某帧超声回波RF信号并显示B型图;

(1-3) 在B型图上选取大小为 $M \times N$ 的ROI;

(1-4) 对ROI内的每点取其前L帧RF信号构造出 $M \times N$ 个长度为L的超声RF时间序列;

(1-5) 提取超声RF时间序列的分形特征、频域和时域特征,即得到其特征向量;

所述步骤2包括以下步骤:

(2-1) 将组织样本按一定比例划分为测试集和训练集;

(2-2) 使用训练集的特征向量训练分类器;

(2-3) 以测试集下分类器的评估识别结果;

所述步骤(1-5)中,提取超声RF时间序列特征向量的方法如下:

(1-5-1) 分形特征:依次计算步骤(1-4)中构造的 $M \times N$ 个长度为L的超声RF时间序列的分形维数,计算步骤如下:

(1-5-1-1) 记时间序列为 $\{x(1): 1 \leq 1 \leq L\}$, $x(1)$ 表示第1帧超声RF时间序列的幅度值;

(1-5-1-2) 由给定的时间序列 $\{x(1)\}$ 构建新的时间序列 x_k^m ;

$$x_k^m = \{x(m + i * k)\},$$

式中,新的时间序列起始点 $m = 1, 2, \dots, k$; $i = 0, 1, \dots, \lfloor \frac{L-m}{k} \rfloor$, k 为信号间隔;

(1-5-1-3) 计算 x_k^m 的长度 $L_m(k)$;

$$L_m(k) = \frac{\left(\sum_{i=1}^{\lfloor \frac{L-m}{k} \rfloor} |x(m+ik) - x(m+(i-1) \cdot k)| \right) \cdot \frac{L-1}{\lfloor \frac{L-m}{k} \rfloor \cdot k}}{k},$$

式中, $L_m(k)$ 为新建时间序列 x_k^m 的曲线长度;

(1-5-1-4) 求 $L_m(k)$ 的均值 $L(k) = \frac{1}{k} \sum_{m=1}^k L_m(k)$,

式中, $L(k)$ 为曲线长度均值;

(1-5-1-5) 直线拟合 $\ln(L(k)) \sim \ln\left(\frac{1}{k}\right)$,频谱直线拟合斜率即为该超声RF时间序列的分形维数;

(1-5-1-6) 求取 $M \times N$ 个超声RF时间序列的分形维数均值即得该样本的分形特征;

(1-5-2) 频域特征:提取了频谱直线拟合斜率Slope、截距Intercept及4段频谱之和 S_1, S_2, S_3, S_4 共6个频域特征,计算步骤为:

(1-5-2-1) 对长度为L的超声RF时间序列 $\{x(1)\}$ 作FFT变换得频谱 $X(w)$;

(1-5-2-2) 对相同频率下的频谱 $X(w)$ 幅度求均值 $X_{ave}(w)$;

(1-5-2-3) 对 $X_{ave}(w)$ 作归一化处理得到归一化频谱 $\hat{X}_{ave}(w)$;

$$\hat{X}_{ave}(w) = |X_{ave}(w)| / \max(|X_{ave}(w)|),$$

式中, $|X_{ave}(w)|$ 为 $X_{ave}(w)$ 的绝对值, w 为信号频率;

(1-5-2-4) 对 $\hat{X}_{ave}(w)$ 进行直线拟合, 得到频谱直线拟合斜率 Slope、截距 Intercept; 根据公式求 S_1, S_2, S_3, S_4 :

$$S_1 = \sum_{w=1}^{L/8} \hat{X}_{ave}(w), S_2 = \sum_{w=L/8+1}^{L/4} \hat{X}_{ave}(w),$$

$$S_3 = \sum_{w=L/4+1}^{3L/8} \hat{X}_{ave}(w), S_4 = \sum_{w=3L/8+1}^{L/2} \hat{X}_{ave}(w),$$

式中, L 为信号长度, $\hat{X}_{ave}(w)$ 为归一化频谱;

(1-5-3) 时域特征: 提取了峰度 Kurtosis、峰值 Peak、模糊熵、过零点 mZCI 和过零点标准差 nsZCI, 依次计算步骤 (1-4) 中构造的 $M \times N$ 个长度为 L 的超声 RF 时间序列的这 5 个特征, 步骤如下:

$$(1-5-3-1) \text{ 峰度 Kurtosis} = \frac{\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L (x(l) - \bar{x})^4}{(\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L (x(l) - \bar{x})^2)^2} - 3.0,$$

式中, L 为信号长度, \bar{x} 为超声 RF 时间序列幅值均值, $x(l)$ 代表第 l 帧超声 RF 时间序列的幅度值;

(1-5-3-2) 峰值 Peak 为超声 RF 时间序列前 p 个较大幅度绝对值的均值;

(1-5-3-3) 计算模糊熵, 所述模糊熵的计算步骤如下:

(1-5-3-3-1) 设长度为 L 的超声 RF 时间序列为 $\{x(l) : 1 \leq l \leq L\}$, 其中, $x(l)$ 代表第 l 帧超声 RF 时间序列的幅度值;

(1-5-3-3-2) 按照序列顺序重新生成一组 m 维的向量 x_i^m :

$$x_i^m = \{x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)\} - x_0(i),$$

式中, $i = 1, 2, \dots, L-m$, $x_0(i) = \frac{1}{m} \sum_{j=0}^{m-1} x(i+j)$, x_i^m 代表以 i 为起始点以 m 为长度的向量, $x_0(i)$ 为其幅值均值;

(1-5-3-3-3) 求向量 x_i^m 与 x_j^m 间的距离 d_{ij}^m :

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

式中, $i, j = 1, 2, \dots, L-m$, $j \neq i$, d_{ij}^m 为向量 x_i^m 与 x_j^m 间的距离, k 为信号间隔;

$$(1-5-3-3-4) \text{ 定义 } x_i^m \text{ 与 } x_j^m \text{ 相似度 } D_{ij}^m = \exp\left(-\frac{(d_{ij}^m)^n}{r}\right),$$

式中, n 为指数函数边界梯度, r 为边界宽度;

$$(1-5-3-3-5) \text{ 函数 } \varphi^m(n, r) = \frac{1}{L-m} \sum_{i=1}^{L-m} \left(\frac{1}{L-m-1} \sum_{j=1, j \neq i}^{L-m} D_{ij}^m \right),$$

(1-5-3-3-6) 重复 1-5-3-3-2 到 1-5-3-3-5 按照序列顺序重构生成一组 $m+1$ 维的新向量:

$$(1-5-3-3-7) \text{ 计算 } \varphi^{m+1}(n, r) = \frac{1}{L-m-1} \sum_{i=1}^{L-m-1} \left(\frac{1}{L-m-2} \sum_{j=1, j \neq i}^{L-m-1} D_{ij}^{m+1} \right),$$

(1-5-3-3-8) 因L有限,故计算估值模糊熵:

$$E(m, n, r, L) = \ln \varphi^m(n, r) - \ln \varphi^{m+1}(n, r),$$

式中, $E(m, n, r, L)$ 为估值模糊熵, m 为生成向量维数, n 为指数函数边界梯度, r 为边界宽度;

(1-5-3-4) 计算过零点mZCI和过零点标准差nsZCI,所述过零点mZCI和过零点标准差nsZCI的计算步骤如下:

(1-5-3-4-1) 设长度为L的超声RF时间序列为 $\{x(l) : 1 \leq l \leq L\}$;

(1-5-3-4-2) 去均值化处理 $y(l) = x(l) - \bar{x}$;

(1-5-3-4-3) 查找 $\{y(l)\}$ 中的过零点,计算两个相邻过零点之间的点数,记为 d_1, d_2, \dots, d_z ;

(1-5-3-4-4) 计算序列 d_1, d_2, \dots, d_z 的均值mZCI和归一化标准差nsZCI,计算公式如下:

$$mZCI = \frac{1}{Z} \sum_{z=1}^Z d_z,$$

$$nsZCI = \frac{1}{mZCI} \sqrt{\frac{1}{Z-1} \sum_{z=1}^Z (d_z - mZCI)^2},$$

式中, \bar{x} 为超声RF时间序列幅值均值, Z 为过零点间隔最大数目;

(1-5-3-5) 求取 $M \times N$ 个超声RF时间序列的峰度Kurtosis、峰值Peak、模糊熵、过零点mZCI和过零点标准差nsZCI这5个特征的均值即得到该样本的时域特征。

2. 根据权利要求1所述的一种基于超声射频时间序列的组织定征方法,其特征在于,所述步骤(2-3)中,以分类精度作为评估识别结果的评估指标。

一种基于超声射频时间序列的组织定征方法

技术领域

[0001] 本发明涉及超声医学、超声组织定征领域,特别涉及一种基于超声射频时间序列的组织定征方法。

背景技术

[0002] 由于超声通过组织的传输和反射特性的复杂性,超声和组织的相互作用机制尚未十分明了,人们只能通过获取组织的有用信息并做出解释来间接达到鉴别正常和病变组织的目的,同时由于其他检诊手段存在有创、不可重复、易引起并发症等问题,从而促使人们进行超声组织定征的研究。

[0003] 传统的超声组织定征方法主要有两种:超声B型图和超声回波RF信号。基于超声B型图像的组织定征主要提取图像的纹理特征,然后用SVM、神经网络等分类器的分类准确率、敏感度、特异性等对分类效果进行评估。超声B型图定征法存在着以下几点缺陷:(1)采用辉度调制显示幅值信息,丢弃了丰富的相位信息,使得部分组织信息丢失;(2)该方法使用了超声图像灰度,检查结果受到仪器型号、仪器设置等的影响,一致性较差。基于超声回波RF信号主要对同一帧背散射回波RF信号使用超声谱参数法进行组织定征,其假设ROI内组织是均匀的,具体做法是采用宽频超声探头扫描组织获取超声回波RF信号,解调显示某一帧,截取ROI。对ROI内的声束逐条进行频谱分析,提取谱特征参数,找出能有效区分正常和病变组织的特征参数。此方法需要深度衰减补偿,而不同病变程度的组织衰减能力是有差异的,同时个体差异也会使得声波传播路径不同,进而严重影响其分类精度。

[0004] 上述超声组织定征方法,对噪声敏感,受个体差异性影响大,所提特征往往仅为纹理特征或频谱特征,提取特征的角度过于单一,信息量不够丰富。

发明内容

[0005] 本发明的主要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的组织定征方法,该方法基于超声RF时间序列,从分形、频域、时域三个角度进行特征提取,使用训练集特征向量训练分类器,然后将测试集输入分类器,以分类器的分类精度作为组织识别结果的评估指标。

[0006] 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的组织定征方法,包括以下步骤:

[0007] 步骤1、特征提取:对每个组织样本进行如下操作,得到对应的特征向量;

[0008] 步骤2、组织识别;

[0009] 所述步骤1包括以下步骤:

[0010] (1-1) 扫描组织,获取其超声回波RF信号多帧;

[0011] (1-2) 解调某帧超声回波RF信号并显示B型图;

[0012] (1-3) 在B型图上选取大小为 $M \times N$ 的ROI;

[0013] (1-4) 对ROI内的每点取其前L帧RF信号构造出 $M \times N$ 个长度为L的超声RF时间序列;

[0014] (1-5) 提取超声RF时间序列的分形特征、频域和时域特征,即得到其特征向量;

[0015] 所述步骤2包括以下步骤:

[0016] (2-1) 将组织样本按一定比例划分为测试集和训练集;

[0017] (2-2) 使用训练集的特征向量训练分类器;

[0018] (2-3) 以测试集下分类器的评估识别结果。

[0019] 所述步骤(1-5)中,提取超声RF时间序列特征向量的方法如下:

[0020] (1-5-1) 分形特征:依次计算步骤(1-4)中构造的 $M \times N$ 个长度为 L 的超声RF时间序列的分形维数,计算步骤如下:

[0021] (1-5-1-1) 记时间序列为 $\{x(1): 1 \leq 1 \leq L\}$, $x(1)$ 表示第1帧超声RF时间序列的幅度值;

[0022] (1-5-1-2) 由给定的时间序列 $\{x(1)\}$ 构建新的时间序列 x_k^m ;

[0023] $x_k^m = \{x(m + i * k)\}$,

[0024] 式中,新的时间序列起始点 $m = 1, 2, \dots, k; i = 0, 1, \dots, \lfloor \frac{L-m}{k} \rfloor$, k 为信号间隔;

[0025] (1-5-1-3) 计算 x_k^m 的长度 $L_m(k)$;

[0026]
$$L_m(k) = \frac{\left(\sum_{i=1}^{\lfloor \frac{L-m}{k} \rfloor} |x(m+ik) - x(m+(i-1) \cdot k)| \right) \cdot \frac{L-1}{\lfloor \frac{L-m}{k} \rfloor \cdot k}}{k}$$
,

[0027] 式中, $L_m(k)$ 为新建时间序列 x_k^m 的曲线长度;

[0028] (1-5-1-4) 求 $L_m(k)$ 的均值 $L(k) = \frac{1}{k} \sum_{m=1}^k L_m(k)$,

[0029] 式中, $L(k)$ 为曲线长度均值;

[0030] (1-5-1-5) 直线拟合 $\ln(L(k)) \sim \ln\left(\frac{1}{k}\right)$,斜率即为该超声RF时间序列的分形维数;

[0031] (1-5-1-6) 求取 $M \times N$ 个超声RF时间序列的分形维数均值即得该样本的分形特征;

[0032] (1-5-2) 频域特征:提取了频谱直线拟合斜率Slope、截距Intercept及4段频谱之和 S_1, S_2, S_3, S_4 共6个频域特征,计算步骤为:

[0033] (1-5-2-1) 对长度为 L 的超声RF时间序列 $\{x(1)\}$ 作FFT变换得频谱 $X(w)$;

[0034] (1-5-2-2) 对相同频率下的频谱 $X(w)$ 幅度求均值 $X_{ave}(w)$;

[0035] (1-5-2-3) 对 $X_{ave}(w)$ 作归一化处理得到归一化频谱 $\hat{X}_{ave}(w)$:

[0036]
$$\hat{X}_{ave}(k) = \frac{|X_{ave}(w)|}{\max(|X_{ave}(w)|)}$$
,

[0037] 式中, $|X_{ave}(k)|$ 为 $X_{ave}(k)$ 的绝对值, w 为信号频率;

[0038] (1-5-2-4) 对 $\hat{X}_{ave}(w)$ 进行直线拟合,得到谱斜率Slope、截距Intercept;根

[0039] 据公式求 S_1, S_2, S_3, S_4 :

$$[0040] \quad S_1 = \sum_{w=1}^{L/8} \hat{X}_{ave}(w), S_2 = \sum_{w=L/8+1}^{L/4} \hat{X}_{ave}(w),$$

$$[0041] \quad S_3 = \sum_{w=L/4+1}^{3L/8} \hat{X}_{ave}(w), S_4 = \sum_{w=3L/8+1}^{L/2} \hat{X}_{ave}(w),$$

[0042] 式中,为信号长度, $\hat{X}_{ave}(w)$ 为归一化频谱;

[0043] (1-5-3) 时域特征:提取了峰度Kurtosis、峰值Peak、模糊熵、过零点mZCI和过零点标准差nsZCI,依次计算步骤(1-4)中构造的M×N个长度为L的超声RF时间序列的这5个特征,步骤如下:

$$[0044] \quad (1-5-3-1) \text{ 峰度 } Kurtosis = \frac{\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L (x(l) - \bar{x})^4}{(\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L (x(l) - \bar{x})^2)^2} - 3.0,$$

[0045] 式中,L为信号长度, \bar{x} 为超声RF时间序列幅值均值, $x(l)$ 代表第l帧超声RF时间序列的幅度值;

[0046] (1-5-3-2) 峰值Peak为超声RF时间序列前p个较大幅度绝对值的均值;

[0047] (1-5-3-3) 计算模糊熵,所述模糊熵的计算步骤如下:

[0048] (1-5-3-3-1) 设长度为L的超声RF时间序列为 $\{x(i) : 1 \leq i \leq L\}$, 其中, $x(i)$ 代表第i帧超声RF时间序列的幅度值;

[0049] (1-5-3-3-2) 按照序列顺序重新生成一组m维的向量 x_i^m :

$$[0050] \quad x_i^m = \{x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)\} - x_0(i),$$

[0051] 式中, $i=1, 2, \dots, L-m$, $x_0(i) = \frac{1}{m} \sum_{j=0}^{m-1} x(i+j)$, x_i^m 代表以i为起始点以m为长度的向量, $x_0(i)$ 为其幅值均值;

[0052] (1-5-3-3-3) 求向量 x_i^m 与 x_j^m 间的距离 d_{ij}^m :

$$[0053] \quad d_{ij}^m = \max_{k \in (0, m-1)} \{|x(i+k) - x_0(i) - (x(j+k) - x_0(j))|\},$$

[0054] 式中, $i, j=1, 2, \dots, L-m$, $j \neq i$, d_{ij}^m 为向量 x_i^m 与 x_j^m 间的距离, k 为信号间隔;

$$[0055] \quad (1-5-3-3-4) \text{ 定义 } x_i^m \text{ 与 } x_j^m \text{ 相似度 } D_{ij}^m = \exp\left(\frac{-(d_{ij}^m)^n}{r}\right),$$

[0056] 式中, n 为指数函数边界梯度, r 为边界宽度;

$$[0057] \quad (1-5-3-3-5) \text{ 函数 } \varphi^m(n, r) = \frac{1}{L-m} \sum_{i=1}^{L-m} \left(\frac{1}{L-m-1} \sum_{j=1, j \neq i}^{L-m} D_{ij}^m \right),$$

[0058] (1-5-3-3-6) 重复b~e按照序列顺序重构生成一组m+1维的新向量:

$$[0059] \quad (1-5-3-3-7) \text{ 计算 } \varphi^{m+1}(n, r) = \frac{1}{L-m-1} \sum_{i=1}^{L-m-1} \left(\frac{1}{L-m-2} \sum_{j=1, j \neq i}^{L-m-1} D_{ij}^{m+1} \right),$$

[0060] (1-5-3-3-8) 因L有限,故计算估值模糊熵:

$$[0061] \quad E(m, n, r, L) = \ln \varphi^m(n, r) - \ln \varphi^{m+1}(n, r),$$

[0062] 式中, $E(m, n, r, L)$ 为估值模糊熵, m 为生成向量维数, n 为指数函数边界梯度, r 为边界宽度;

[0063] (1-5-3-4) 计算过零点 $mZCI$ 和过零点标准差 $nsZCI$, 所述过零点 $mZCI$ 和过零点标准差 $nsZCI$ 的计算步骤如下:

[0064] (1-5-3-4-1) 设长度为 L 的超声 RF 时间序列为 $\{x(l) : 1 \leq l \leq L\}$;

[0065] (1-5-3-4-2) 去均值化处理 $y(l) = x(l) - \bar{x}$;

[0066] (1-5-3-4-3) 查找 $\{y(l)\}$ 中的过零点, 计算两个相邻过零点之间的点数, 记为 d_1, d_2, \dots, d_z ;

[0067] (1-5-3-4-4) 计算序列 d_1, d_2, \dots, d_z 的均值 $mZCI$ 和归一化标准差 $nsZCI$, 计算公式如下:

$$[0068] \quad mZCI = \frac{1}{Z} \sum_{z=1}^Z d_z,$$

$$[0069] \quad nsZCI = \frac{1}{mZCI} \sqrt{\frac{1}{Z-1} \sum_{z=1}^Z (d_z - mZCI)^2},$$

[0070] 式中, \bar{x} 为超声 RF 时间序列幅值均值, Z 为过零点间隔最大数目;

[0071] (1-5-3-5) 求取 $M \times N$ 个超声 RF 时间序列的峰度 Kurtosis、峰值 Peak、模糊熵、过零点 $mZCI$ 和过零点标准差 $nsZCI$ 这 5 个特征的均值即得到该样本的时域特征。

[0072] 所述步骤 (2-3) 中, 以分类精度作为评估识别结果的评估指标。

[0073] 本发明的原理: 本发明首先采集超声回波射频 (Radio Frequency, RF) 信号多帧; 解调某帧 RF 信号并显示 B 型图, 选取感兴趣区 (Region Of Interest, ROI), 对 ROI 内的每点取其前 L 帧回波 RF 信号构成超声 RF 时间序列; 基于构建的超声 RF 时间序列提取分形特征、频域和时域特征, 将样本集划分为训练集和测试集, 使用训练集训练分类器, 然后将测试集输入分类器, 以分类器的分类精度对组织定征结果进行评估。本发明基于超声 RF 时间序列, 提取分形、频域、时域三个角度的特征, 使用分类器识别组织, 可广泛应用于超声医学检测、超声组织定征等领域。

[0074] 本发明与现有技术相比, 具有如下优点和有益效果:

[0075] 1、本发明基于超声 RF 时间序列, 由于超声 RF 时间序列的信号取自同一位置, 减小了皮下脂肪厚度差异引起的超声波传播路径和深度的差异带来的误差, 且不需要深度衰减补偿, 从而可提高定征精度;

[0076] 2、本发明从分形、频域、时域三个角度进行特征提取, 使有用信息更加丰富;

[0077] 3、本发明所基于的超声 RF 时间序列可在常规 B 超检查中获取, 不会产生额外开支;

[0078] 4、本发明对组织是否均匀并无特殊要求, 应用范围更加广泛。

附图说明

[0079] 图1是本发明方法的流程图。

[0080] 图2是实施例大鼠肝组织 B 型图。

[0081] 图3是大鼠肝组织超声 RF 时间序列图。

[0082] 图4是测试集大鼠 5 类别随机森林分类精度图, “o” 为真实类别, “*” 为预测类别。

[0083] 图5是测试集大鼠5类别SVM分类精度图，“o”为真实类别，“*”为预测类别。

具体实施方式

[0084] 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。

[0085] 实施例

[0086] 如图1所示，本实施例一种基于超声射频时间序列的组织定征方法，包括如下步骤：

[0087] S1、构建超声RF时间序列。

[0088] S1.1使用加拿大Ultrasonix公司生产的Sonix TOUCH及中心频率6.6MHz的宽频线阵超声探头扫描Wistar大鼠肝脏包膜下的肝组织区域，记录多帧超声回波RF信号。

[0089] S1.2对第100帧数据进行解调并显示其超声B型图，如图2所示。

[0090] S1.3在超声B型图上选取大小为 70×20 的ROI，截取得到ROI内1400个点的超声回波RF信号，对ROI内的每点取其前256帧数据即得到1400个点数为256的超声RF时间序列，超声RF时间序列图如图3所示。

[0091] S2、特征提取。

[0092] S2.1、分形特征，本实施例采用了102个样本，其中包含肝纤维化程度0期样本10个，1期样本26个，2期样本45个，3期样本15个，4期样本6个。针对每个ROI内的1400个超声RF时间序列，首先计算每个RF时间序列的Higuchi分形维数，然后求平均得到该样本的Higuchi分形维数。单个时间序列的Higuchi分形维数求解步骤如下，其中 $L=256$ ， k 取 $2 \sim 16$ ：

[0093] a) 设长度为 L 的时间序列为 $\{x(1):1 \leq 1 \leq L\}$ ；

[0094] b) 由给定的时间序列 $\{x(1)\}$ 构建新的时间序列 x_k^m ；

[0095] $x_k^m = \{x(m+i \cdot k)\}, m = 1, 2, \dots, k, i = 0, 1, \dots, \left\lfloor \frac{L-m}{k} \right\rfloor$,

[0096] c) 计算 x_k^m 的长度 $L_m(k)$ ；

[0097]
$$L_m(k) = \frac{\left(\sum_{i=1}^{\left\lfloor \frac{L-m}{k} \right\rfloor} |x(m+ik) - x(m+(i-1) \cdot k)| \right) \cdot \frac{L-1}{\left\lfloor \frac{L-m}{k} \right\rfloor \cdot k}}{k}$$

[0098] d) 求 $L_m(k)$ 的均值 $L(k) = \frac{1}{k} \sum_{m=1}^k L_m(k)$ ；

[0099] e) 直线拟合 $\ln(L(k)) \sim \ln\left(\frac{1}{k}\right)$ ，斜率即为该超声RF时间序列的Higuchi分形维数；

[0100] S2.2、频域特征，对样本ROI内的1400个超声RF时间序列，分别作FFT变换，然后求取相同频率下的频谱幅度均值，除以最大频谱均值得到大小在 $[0, 1]$ 的归一化频谱，对归一化频谱进行直线拟合，得到该样本归一化频谱的斜率Slope、截距Intercept。同时，计算得到该样本的4段频谱能量之和 S_1, S_2, S_3, S_4 ；计算步骤如下：

[0101] a) 对长度为L的超声RF时间序列 $\{x(l)\}$ 作FFT变换得频谱 $X(w)$;

[0102] b) 对相同频率下的频谱 $X(w)$ 幅度求均值 $X_{ave}(w)$;

[0103] c) 对 $X_{ave}(w)$ 作归一化处理得到归一化频谱 $\hat{X}_{ave}(w)$:

$$[0104] \quad \hat{X}_{ave}(w) = \frac{|X_{ave}(w)|}{\max(|X_{ave}(w)|)},$$

[0105] d) 对 $\hat{X}_{ave}(w)$ 进行直线拟合, 得到谱斜率Slope、截距Intercept, 根据以下公式求 S_1, S_2, S_3, S_4 :

$$[0106] \quad S_1 = \sum_{w=1}^{L/8} \hat{X}_{ave}(w), S_2 = \sum_{w=L/8+1}^{L/4} \hat{X}_{ave}(w),$$

$$[0107] \quad S_3 = \sum_{w=L/4+1}^{3L/8} \hat{X}_{ave}(w), S_4 = \sum_{w=3L/8+1}^{L/2} \hat{X}_{ave}(w),$$

[0108] 其中 $L=256$ 。

[0109] S2.3、时域特征, 对样本ROI内的1400个超声RF时间序列, 首先计算每个时间序列的峰度Kurtosis、峰值Peak、模糊熵、过零点mZCI和过零点标准差nsZCI, 然后分别求平均得到该样本的峰度Kurtosis、峰值Peak、模糊熵、过零点mZCI和过零点标准差nsZCI。单个时间序列的峰度Kurtosis、峰值Peak、模糊熵、过零点mZCI和过零点标准差nsZCI求解步骤如下:

$$[0110] \quad 1) \text{ 峰度 } Kurtosis = \frac{\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L (x(l) - \bar{x})^4}{(\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L (x(l) - \bar{x})^2)^2} - 3.0;$$

[0111] 2) 峰值Peak为该超声RF时间序列中前10个较大的信号幅度绝对值均值;

[0112] 3) 模糊熵计算步骤为:

[0113] a) 设长度为L的超声RF时间序列为 $\{x(l) : 1 \leq l \leq L\}$;

[0114] b) 按照序列顺序重新生成一组m维的向量 x_i^m :

$$[0115] \quad \{x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)\} - x_0(i),$$

$$[0116] \quad \text{其中, } i = 1, 2, \dots, L - m, \quad x_0(i) = \frac{1}{m} \sum_{j=0}^{m-1} x(i+j)。$$

[0117] c) 求向量 x_i^m 与 x_j^m 间的距离 d_{ij}^m :

$$[0118] \quad d_{ij}^m = \max_{k \in (0, m-1)} \{|x(i+k) - x_0(i) - (x(j+k) - x_0(j))|\},$$

[0119] 其中, $i, j = 1, 2, \dots, L - m, j \neq i$

$$[0120] \quad \text{d) 定义 } x_i^m \text{ 与 } x_j^m \text{ 相似度 } D_{ij}^m = \exp\left(\frac{-(d_{ij}^m)^n}{r}\right);$$

$$[0121] \quad \text{e) 函数 } \varphi^m(n, r) = \frac{1}{L-m} \sum_{i=1}^{L-m} \left(\frac{1}{L-m-1} \sum_{j=1, j \neq i}^{L-m} D_{ij}^m \right);$$

[0122] f) 重复b~e按照序列顺序重构生成一组m+1维的新向量;

[0123] g) 计算 $\varphi^{m+1}(n, r) = \frac{1}{L-m-1} \sum_{i=1}^{L-m-1} \left(\frac{1}{L-m-2} \sum_{j=1, j \neq i}^{L-m-1} D_{ij}^{m+1} \right)$;

[0124] h) 因L有限, 故计算估值模糊熵 $E(m, n, r, L)$:

[0125] $E(m, n, r, L) = \ln \varphi^m(n, r) - \ln \varphi^{m+1}(n, r)$,

[0126] 其中, $L=256, m=n=2, r$ 取超声RF时间序列幅值标准差的0.3倍;

[0127] 4) 过零点mZCI和过零点标准差nsZCI计算步骤为:

[0128] a) 设长度为L的超声RF时间序列为 $\{x(l) : 1 \leq l \leq L\}$;

[0129] b) 去均值化处理 $y(l) = x(l) - \bar{x}$;

[0130] c) 查找 $\{y(l)\}$ 中的过零点, 计算两个相邻过零点之间的点数, 记为 d_1, d_2, \dots, d_z ;

[0131] d) 计算序列 d_1, d_2, \dots, d_z 的均值mZCI和归一化标准差nsZCI:

[0132] $mZCI = \frac{1}{z} \sum_{z=1}^z d_z$,

[0133] $nsZCI = \frac{1}{mZCI} \sqrt{\frac{1}{z-1} \sum_{z=1}^z (d_z - mZCI)^2}$,

[0134] 其中, $L=256$ 。

[0135] S3、组织识别及结果。

[0136] 在本实施例中, 组织总共有肝纤维化0, 1, 2, 3, 4共计5个类别, 所用的分类器为随机森林和SVM, 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, 每个节点可选择的特征数为4; SVM的参数设置为: 核函数为高斯径向基核函数, 参数g和c通过十折交叉验证确定; 最后将测试集的特征向量输入训练好的分类器, 结果显示, 如图4示, 随机森林分类精度达到了96.6667%, 如图5示, SVM最高为93.3333%, 图4和图5显示的结果说明了本发明用于组织识别是可行的、有效的。

[0137] 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。

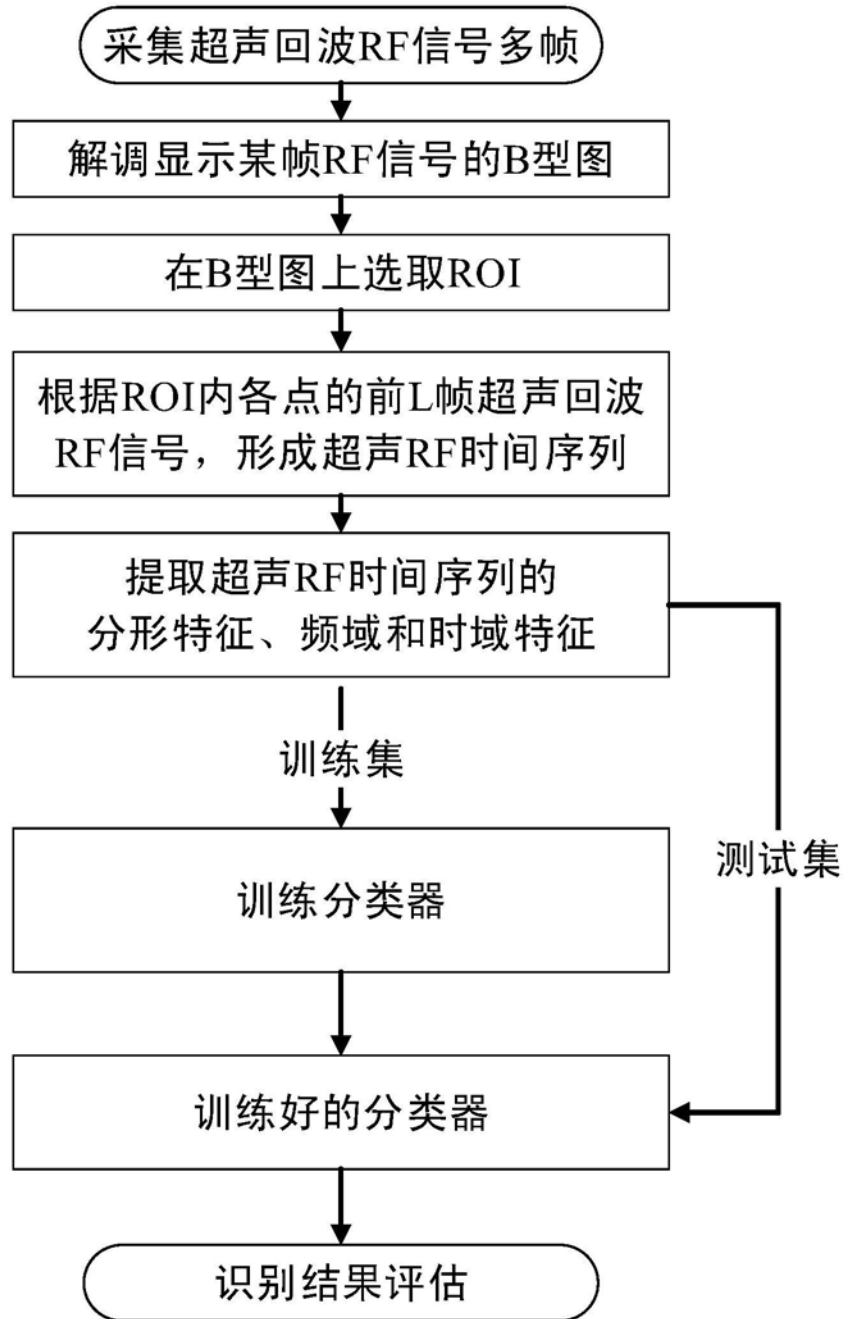


图1

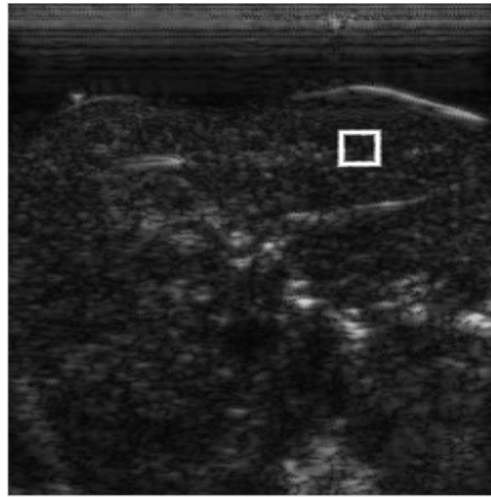


图2

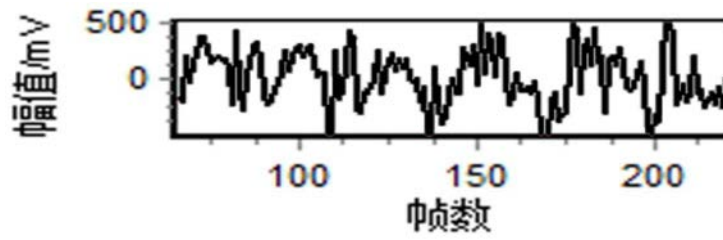


图3

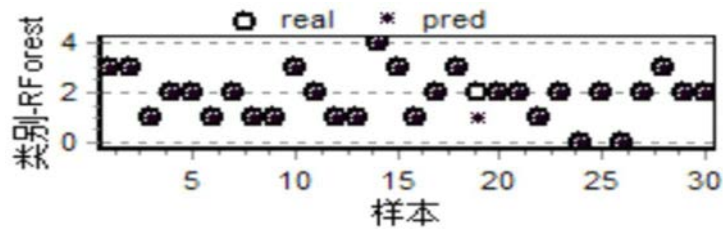


图4

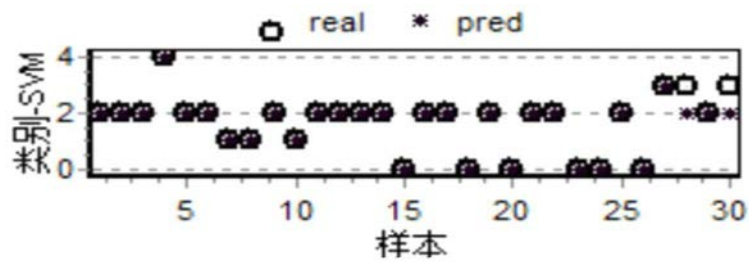


图5

专利名称(译)	一种基于超声射频时间序列的组织定征方法		
公开(公告)号	CN105030279B	公开(公告)日	2018-06-29
申请号	CN201510359391.0	申请日	2015-06-24
[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	高永振 林春漪		
发明人	高永振 林春漪		
IPC分类号	A61B8/08		
其他公开文献	CN105030279A		
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的组织定征方法，包括以下步骤：1、特征提取：对每个组织样本进行如下操作，得到对应的特征向量；2、组织识别；所述步骤1包括以下步骤：1-1、扫描组织，获取其超声回波RF信号多帧；1-2、解调某帧超声回波RF信号并显示B型图；1-3、在B型图上选取大小为M×N的ROI；1-4、对ROI内的每点取其前L帧RF信号构造出M×N个长度为L的超声RF时间序列；1-5、提取超声RF时间序列的分形特征、频域和时域特征，即得到其特征向量；本发明基于超声RF时间序列提取分形、频域、时域三个角度的特征，使用分类器识别组织，具有广泛应用于超声医学检测、超声组织定征领域等优点。

