



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 106725592 A

(43)申请公布日 2017.05.31

(21)申请号 201611036504.4

G06N 3/08(2006.01)

(22)申请日 2016.11.09

(71)申请人 飞依诺科技(苏州)有限公司

地址 215123 江苏省苏州市工业园区新发路27号A栋5楼、C栋4楼

申请人 中国人民解放军总医院 北京大学

(72)发明人 王月香 罗渝昆 蒋文莉 文晶

张嘉宾 龙云飞 陈惠人 奚水

张珏 方竞

(74)专利代理机构 苏州威世朋知识产权代理事

务所(普通合伙) 32235

代理人 苏婷婷

(51)Int.Cl.

A61B 8/00(2006.01)

G06K 9/62(2006.01)

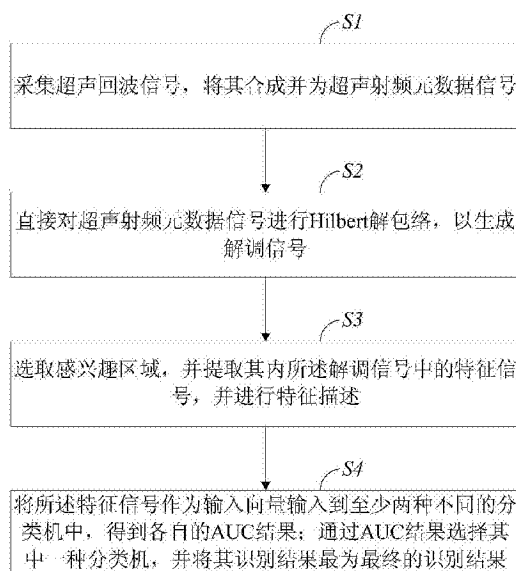
权利要求书2页 说明书12页 附图2页

(54)发明名称

超声射频元数据的自动识别方法及系统

(57)摘要

本发明提供的超声射频元数据的自动识别方法及系统,所述方法包括以下步骤:采集超声回波信号,将其合成并为超声射频元数据信号;直接对超声射频元数据信号进行Hilbert解包络,以生成解调信号;选取感兴趣区域,提取其内所述解调信号中的特征信号,并进行特征描述;将所述特征信号作为输入向量输入到至少两种不同的分类机中,得到各自的AUC结果;通过AUC结果选择其中一种分类机,并将其识别结果最为最终的识别结果。本发明提取的特征涵盖强度、纹理、分形,能更全面地表征图像的特点;进一步的,本发明采用多种分类器并取最优分类器,克服分类器本身的局限性。



1. 一种超声射频元数据的自动识别方法,其特征在于,所述方法包括以下步骤:
采集超声回波信号,将其合成并为超声射频元数据信号;
直接对超声射频元数据信号进行Hilbert解包络,以生成解调信号;
选取感兴趣区域,提取其内所述解调信号中的特征信号,并进行特征描述;
所述特征信号包括:强度特征、纹理特征以及分形特征;
所述强度特征包括:区域灰度均值、灰度方差、灰度偏度、灰度峰度、灰度能量、灰度熵中的至少一种;
所述纹理特征包括:灰度共生矩阵的 $0\sim 180^\circ$ 的对比度、 $0\sim 180^\circ$ 的角二阶矩、 $0\sim 180^\circ$ 的能量、以及 $0\sim 180^\circ$ 的相关系数中的至少一种;
所述分形特征包括:一维分形维数和二维分形维数;
将所述特征信号作为输入向量输入到至少两种不同的分类机中,得到各自的AUC结果;
通过AUC结果选择其中一种分类机,并将其识别结果最为最终的识别结果。
2. 根据权利要求1所述的超声射频元数据的自动识别方法,其特征在于,
所述强度特征包括:区域灰度均值、灰度方差;
所述纹理特征包括:灰度共生矩阵的 0° 、 45° 、 90° 、 135° 分别对应的对比度、角二阶矩、能量以及相关系数;
所述分形特征采用一维Higuchi分形和二维Sarkar盒分形获得。
3. 根据权利要求1所述的超声射频元数据的自动识别方法,其特征在于,“对所述解调信号的特征分类,并将其作为输入向量输入到至少两种不同的分类机中,得到各自的AUC结果;通过AUC结果选择其中一种分类机,并将其识别结果最为最终的识别结果”具体包括:
将所述特征信号作为输入向量分别输入到不同的分类机中,以分别获取对应各个分类机的工作特征曲线,比较各个分类机对应的工作特征曲线下的面积,选择面积较大者对应的分类机,对所述分形特征进行处理,并将其识别结果最为最终的识别结果。
4. 根据权利要求1所述的超声射频元数据的自动识别方法,其特征在于,
所述分类机包括:神经网络和支持向量机。
5. 根据权利要求4所述的超声射频元数据的自动识别方法,其特征在于,
所述神经网络为BP神经网络,其包括:7个输入节点、1个隐层、10个隐单元、2个输出节点;
所述支持向量机为二次核函数,其输入样本为7维向量,作二分类器使用。
6. 一种超声射频元数据的自动识别系统,其特征在于,所述系统包括:
超声数据采集模块,用于采集超声回波信号,将其合成并为超声射频元数据信号;
信号解调模块,用于直接对超声射频元数据信号进行Hilbert解包络,以生成解调信号;
特征提取模块,用于选取感兴趣区域,提取其内所述解调信号中的特征信号,并进行特征描述;
所述特征信号包括:强度特征、纹理特征以及分形特征;
所述强度特征包括:区域灰度均值、灰度方差、灰度偏度、灰度峰度、灰度能量、灰度熵中的至少一种;
所述纹理特征包括: $0\sim 180^\circ$ 的对比度、 $0\sim 180^\circ$ 的角二阶矩、 $0\sim 180^\circ$ 的能量、以及 $0\sim$

180°的相关系数中的至少一种；

所述分形特征包括：一维分形维数和二维分形维数；

分类输出模块，用于将所述特征信号作为输入向量输入到至少两种不同的分类机中，得到各自的AUC结果；通过AUC结果选择其中一种分类机，并将其识别结果最为最终的识别结果。

7. 根据权利要求6所述的超声射频元数据的自动识别系统，其特征在于，

所述强度特征包括：区域灰度均值、灰度方差；

所述纹理特征包括：0°、45°、90°、135°分别对应的对比度、角二阶矩、能量以及相关系数；

所述分形特征采用一维Higuchi分形和二维Sarkar盒分形获得。

8. 根据权利要求6所述的超声射频元数据的自动识别系统，其特征在于，

所述分类输出模块具体用于：

将所述特征信号作为输入向量分别输入到不同的分类机中，以分别获取对应各个分类机的工作特征曲线，比较各个分类机对应的工作特征曲线下的面积，选择面积较大者对应的分类机，对所述分形特征进行处理，并将其识别结果最为最终的识别结果。

9. 根据权利要求6所述的超声射频元数据的自动识别系统，其特征在于，

所述分类机包括：神经网络和支持向量机。

10. 根据权利要求9所述的超声射频元数据的自动识别系统，其特征在于，

所述神经网络为BP神经网络，其包括：7个输入节点、1个隐层、10个隐单元、2个输出节点；

所述支持向量机为二次核函数，其输入样本为7维向量，作二分类器使用。

超声射频元数据的自动识别方法及系统

技术领域

[0001] 本发明属于超声诊断成像领域,涉及一种超声射频元数据的自动识别方法及系统。

背景技术

[0002] 随着电子学、计算机、材料科学等相关领域技术的发展;超声成像因其无创性、实时性、操作方便、价格便宜等诸多优势,使其成为临床上应用最为广泛的辅助诊断的手段之一。超声成像过程中,其需要采集原始的超声回波信号,并对所述超声回波信号进行一系列处理后,得到最终所需结果。

[0003] 现有技术中,不同厂家的超声成像往往采用不同的处理技术,标准不同,获取的最终成像结果也不同;其普遍采用的处理方法中,

[0004] 通常包括前端处理、中间处理、和后处理三个部分;其中,前端处理用于得到聚焦的射频信号,中间处理用于得到基带信号,后端处理用于显示经扫描转换之后的信号。由于后处理的技术还处于初步发展阶段,以及计算机的处理能力,现有技术中,所述中间处理过程采用将回波信号分成I\Q两路信号,并且相应的对所述回波信号做降采样和降位处理,以匹配计算机的处理能力,因此支持整个处理流程需要大量硬件支持,特别是中间处理过程,通常需要专用芯片或数字信号处理器来实现,导致处理链路极端复杂;使用正交解调技术进行超声信号的解调,不能根据信号频率自适应解调;同时,传统超声在解调和降采样过程中抛弃的近8成的回波信息,这些信息包含大量组织微结构信息,造成成像信息的丢失,如此,造成最终获得的图像质量不高,对科学研究的统计特性造成不可避免的不良影响;进一步的,传统超声成像过程中,通常仅选择单一的分类器,自适应性效果不佳。

发明内容

[0005] 本发明的目的在于提供一种超声射频元数据的自动识别方法及自己识别系统。

[0006] 为了实现上述发明目的之一,本发明一实施方式的超声射频元数据的自动识别方法包括:采集超声回波信号,将其合成并为超声射频元数据信号;

[0007] 直接对超声射频元数据信号进行Hilbert解包络,以生成解调信号;

[0008] 选取感兴趣区域,提取其内所述解调信号中的特征信号,并进行特征描述;

[0009] 所述特征信号包括:强度特征、纹理特征以及分形特征;

[0010] 所述强度特征包括:区域灰度均值、灰度方差、灰度偏度、灰度峰度、灰度能量、灰度熵中的至少一种;

[0011] 所述纹理特征包括:0~180°的对比度、0~180°的角二阶矩、0~180°的能量、以及0~180°的相关系数中的至少一种;

[0012] 所述分形特征包括:一维分形维数和二维分形维数;

[0013] 将所述特征信号作为输入向量输入到至少两种不同的分类机中,得到各自的AUC结果;通过AUC结果选择其中一种分类机,并将其识别结果最为最终的识别结果。

[0014] 作为本发明一实施方式的进一步改进,所述强度特征包括:区域灰度均值、灰度方差;

[0015] 所述纹理特征包括:灰度共生矩阵的 0° 、 45° 、 90° 、 135° 分别对应的对比度、角二阶矩、能量以及相关系数;

[0016] 所述分形特征采用一维Higuchi分形和二维Sarkar盒分形获得。

[0017] 作为本发明一实施方式的进一步改进,“对所述解调信号的特征分类,并将其作为输入向量输入到至少两种不同的分类机中,得到各自的AUC结果;通过AUC结果选择其中一种分类机,并将其识别结果最为最终的识别结果”具体包括:

[0018] 将所述特征信号作为输入向量分别输入到不同的分类机中,以分别获取对应各个分类机的工作特征曲线,比较各个分类机对应的工作特征曲线下的面积,选择面积较大者对应的分类机,对所述分形特征进行处理,并将其识别结果最为最终的识别结果。

[0019] 作为本发明一实施方式的进一步改进,所述分类机包括:神经网络和支持向量机。

[0020] 作为本发明一实施方式的进一步改进,所述神经网络为BP神经网络,其包括:7个输入节点、1个隐层、10个隐单元、2个输出节点;

[0021] 所述支持向量机为二次核函数,其输入样本为7维向量,作二分类器使用。

[0022] 为了实现上述发明目的之一,本发明一实施方式的超声射频元数据的自动识别系统,所述系统包括:超声数据采集模块,用于采集超声回波信号,将其合成并为超声射频元数据信号;

[0023] 信号解调模块,用于直接对超声射频元数据信号进行Hilbert解包络,以生成解调信号;

[0024] 特征提取模块,用于选取感兴趣区域,提取其内所述解调信号中的特征信号,并进行特征描述;

[0025] 所述特征信号包括:强度特征、纹理特征以及分形特征;

[0026] 所述强度特征包括:区域灰度均值、灰度方差、灰度偏度、灰度峰度、灰度能量、灰度熵中的至少一种;

[0027] 所述纹理特征包括: $0\sim 180^{\circ}$ 的对比度、 $0\sim 180^{\circ}$ 的角二阶矩、 $0\sim 180^{\circ}$ 的能量、以及 $0\sim 180^{\circ}$ 的相关系数中的至少一种;

[0028] 所述分形特征包括:一维分形维数和二维分形维数;

[0029] 分类输出模块,用于将所述特征信号作为输入向量输入到至少两种不同的分类机中,得到各自的AUC结果;通过AUC结果选择其中一种分类机,并将其识别结果最为最终的识别结果。

[0030] 作为本发明一实施方式的进一步改进,所述强度特征包括:区域灰度均值、灰度方差;

[0031] 所述纹理特征包括: 0° 、 45° 、 90° 、 135° 分别对应的对比度、角二阶矩、能量以及相关系数;

[0032] 所述分形特征采用一维Higuchi分形和二维Sarkar盒分形获得。

[0033] 作为本发明一实施方式的进一步改进,所述分类输出模块具体用于:

[0034] 将所述特征信号作为输入向量分别输入到不同的分类机中,以分别获取对应各个

分类机的工作特征曲线,比较各个分类机对应的工作特征曲线下的面积,选择面积较大者对应的分类机,对所述分形特征进行处理,并将其识别结果最为最终的识别结果。

[0035] 作为本发明一实施方式的进一步改进,所述分类机包括:人工神经网络和支持向量机。

[0036] 作为本发明一实施方式的进一步改进,所述人工神经网络为BP神经网络,其包括:7个输入节点、1个隐层、10个隐单元、2个输出节点;

[0037] 所述支持向量机为二次核函数,其输入样本为7维向量,作二分类器使用。

[0038] 与现有技术相比,本发明的超声射频元数据的自动识别方法及系统,采用射频元数据为处理对象,包含更多的组织宏观和微结构信息,使不同超声设备之间的数据一致性更好;由于超声回波信号具有宽频特性,本发明采用的希尔伯特解调方式能够自适应地对不同频率的回波进行解调,得到更好的包络信号;另外,本发明提取的特征涵盖强度、纹理、分形,能更全面地表征图像的特点;进一步的,本发明采用多种分类器并取最优分类器,克服分类器本身的局限性。

附图说明

[0039] 图1是本发明第一实施方式提供的超声射频元数据的自动识别方法的流程图;

[0040] 图2是本发明一实施方式中提供的超声射频元数据的自动识别系统的模块示意图;

[0041] 图3是本发明一具体示例中,本发明与现有技术获得的ROC曲线的灵敏性以及AUC的对比示意图。

具体实施方式

[0042] 以下将结合附图所示的实施方式对本发明进行详细描述。但实施方式并不限制本发明,本领域的普通技术人员根据这些实施方式所做出的结构、方法、或功能上的变换均包含在本发明的保护范围内。

[0043] 如图1所示,图1是本发明第一实施方式提供的超声射频元数据的自动识别方法,所述方法包括:

[0044] S1、采集超声回波信号,将其合成并为超声射频元数据信号;

[0045] 超声射频元数据是指超声发射信号经接收换能器和多通道波束合成后的原始的射频信号,这种信号未经过任何滤波器、降采样等后处理过程,所以具有比传统B超更加丰富的信息,并且不同超声设备的射频信号一致性相较于B超图像要好。

[0046] 所述超声射频元数据信号即基于超声回波信号直接合并形成的原始的RF数据信号。

[0047] 所述RF数据中的“RF”为英文:radio frequency,中文:射频信号的缩写。

[0048] 本实施方式中,需要将接收到的模拟信号转化成数字信号,经过波束合成技术将超声波各波束的信号合成为跟组织相对应的一帧信号,并保存在存储媒介中以形成超声射频元数据信号。

[0049] S2、直接对超声射频元数据信号进行Hilbert解包络,以生成解调信号;

[0050] 超声射频元数据由于纵向分辨率远远大于横向分辨率,相差10倍以上,所以无法

在传统超声的显示器,例如:长宽比4:3或16:9的显示器上显示,如此,现有技术中,为了能够实现图像对使用者的可视化,需要将超声射频元数据降采样和插值等处理才形成传统的B超图像,导致信息丢失和一致性差,进一步的,传统特征提取方法数据源基于B超图像,主要原因是数据源方便获取,但数据源并不是最优数据源。而本发明采用特征分析是基于图像矩阵进行的运算,如此,可以基于原始的超声射频元数据信号,避开图像可视化的要求,直接进行特征提取,以达成从射频元数据中直接提取特征,成像效果更佳。

[0051] 本实施方式中,基于Hilbert变换的解包络过程如下:

[0052] 假设回波信号为: $u(t) = f(t)\cos(\omega_0 t + \varphi)$,

[0053] 构造解析信号为: $y(t) = u(t) + j\hat{u}(t) = u(t) + j\text{Hilbert}(u(t))$,

[0054] 则包络为: $\sqrt{u(t)^2 + H(u(t))^2}$,

[0055] 通过: $FFT(\cos(\omega_0 t + \varphi)) = [\delta(\omega + \omega_0) + \delta(\omega - \omega_0)](\cos\varphi)/2 - j[\delta(\omega + \omega_0) - \delta(\omega - \omega_0)](\sin\varphi)/2$

[0056]
$$H(j\omega) = \begin{cases} j & \omega > 0 \\ -j & \omega < 0 \end{cases}$$

[0057] 得出:

[0058] $U(\omega) = F(\omega) * D(\omega) = [F(\omega + \omega_0) + F(\omega - \omega_0)](\cos\varphi)/2 - j[F(\omega + \omega_0) - F(\omega - \omega_0)](\sin\varphi)/2$

[0059] 进一步的,引用:

$$\hat{U}(\omega) = U(\omega)H(j\omega)$$

[0060]
$$= j[F(\omega + \omega_0) - F(\omega - \omega_0)](\cos\varphi)/2 + [F(\omega + \omega_0) + F(\omega - \omega_0)](\sin\varphi)/2$$

$$= F(\omega) * F[\sin(\omega_0 t)]\cos\varphi + F(\omega) * F[\cos(\omega_0 t)]\sin\varphi$$

[0061] 则最终的解调信号为: $\hat{u}(t) = f(t)\sin(\omega_0 t)\cos\varphi + f(t)\cos(\omega_0 t)\sin\varphi = f(t)\sin(\omega_0 t + \varphi)$ 。

[0062] 本实施方式中,直接对超声射频元数据信号进行Hilbert解包络,Hilbert解调对回波信号的中心频率偏移不敏感,能够自适应地对超声射频元数据信号进行解包络,对于运动的组织产生的信号频偏具有更好地能量保持效果。

[0063] 进一步的,所述方法还包括:

[0064] S3、选取感兴趣区域,提取其内所述解调信号中的特征信号,并进行特征描述;

[0065] 在需要成像区域的基础上,由用户辅助确定一个感兴趣区域,其英文全称为:Region Of Interest,简称ROI区域,然后,提取该区域内的所述解调信号中的特征信号,并进行特征描述。

[0066] 所述特征信号包括:强度特征、纹理特征以及分形特征;

[0067] 所述强度特征表示超声回波的强度,亦指回声的强弱,如无回声、低回声、强回声区域;如果超声经过的区域没有反射则成为无回声区域,人体常见无回声区域有液性暗区、声吸收暗区、实质暗区;如果超声经过的区域声阻抗差别小则形成低回声区域,常见低回声区域有炎症性肝实质等;强回声区域则表征存在声阻抗差别较大的界面的区域,如致密的肿瘤、肺、骨等;所述特征通常包括:区域灰度均值、灰度方差、灰度偏度、灰度峰度、灰度能量、灰度熵中的至少一种;

[0068] 其中,每种强度特征信号均具有其特定的公式进行表示;

$$[0069] \quad \text{区域灰度均值为: } \mu = \sum_{i=0}^{L-1} iP(i),$$

$$[0070] \quad \text{灰度方差为: } \sigma^2 = \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu)^2 P(i),$$

$$[0071] \quad \text{灰度偏度为: } s = \frac{1}{\sigma^3} \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu)^3 P(i),$$

$$[0072] \quad \text{灰度峰度为: } K = \frac{1}{\sigma^4} \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu)^4 P(i),$$

$$[0073] \quad \text{灰度能量为: } ENE = \sum_{i=0}^{L-1} [P(i)]^2,$$

$$[0074] \quad \text{灰度熵为: } ENT = \sum_{i=0}^{L-1} iP(i) \log[P(i)].$$

[0075] 本发明具体实施方式中,所述强度特征包括:区域灰度均值、灰度方差。

[0076] 所述纹理特征是由许多相互接近的、互相编织的元素构成的单元。一方面,超声波在人体内传播时,遇到小于波长的细微组织时发生散射,散射波相互干扰导致回波幅度波动,形成包含组织微结构信息的纹理;另一方面,组织本身的结构也呈现出某种纹理,这种客观存在的组织纹理经超声反射后成为超声图像的纹理特征;在超声图像中,纹理是一种十分重要的诊断特征;

[0077] 所述纹理特征包括:灰度共生矩阵的 $0 \sim 180^\circ$ 的对比度、 $0 \sim 180^\circ$ 的角二阶矩、 $0 \sim 180^\circ$ 的能量、以及 $0 \sim 180^\circ$ 的相关系数中的至少一种;

[0078] 其中,每种纹理特征均具有其特定的公式进行表示;

$$[0079] \quad \text{灰度共生矩阵的对比度为: } GLCM_{CON} = \sum_h \sum_k (h - k)^2 m_{hk},$$

$$[0080] \quad \text{灰度共生矩阵的角二阶矩为: } GLCM_{ASM} = \sum_h \sum_k m_{hk}^2,$$

$$[0081] \quad \text{灰度共生矩阵的能量为: } GLCM_{ENT} = - \sum_h \sum_k m_{hk} \log m_{hk},$$

$$[0082] \quad \text{灰度共生矩阵的相关系数为: } GLCM_{COR} = \frac{\sum_h \sum_k hkm_{hk} - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y}.$$

[0083] 本发明具体实施方式中,所述纹理特征包括:灰度共生矩阵的 0° 、 45° 、 90° 、 135° 分别对应的对比度、角二阶矩、能量以及相关系数。

[0084] 所述分形特征包括:一维分形维数和二维分形维数;

[0085] 本发明具体实施方式中,所述分形特征采用一维Higuchi分形和二维Sarkar盒分

形获得。

[0086] 其中,每种分形特征均具有其特定的公式进行表示;

[0087] 一维Higuchi分形为:

$$[0088] \quad D = \frac{\log(L_m(k))}{-\log k},$$

$$[0089] \quad \text{其中 } L_m(k) = \left\{ \left(\sum_{i=1}^{\lfloor \frac{N-m}{k} \rfloor} |X(m+ik) - X(m+(i-1)k)| \right) \frac{N-1}{\lfloor \frac{N-m}{k} \rfloor k} \right\} / k;$$

[0090] 二维Sarkar盒分形:对于M*M大小灰阶数为G的矩阵,每次构造长宽高分别为s*s*s'的盒子,

$$[0091] \quad \begin{bmatrix} G \\ s' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} M \\ s \end{bmatrix}$$

$$[0092] \quad \text{则: } D = \frac{\log(N_r)}{-\log r},$$

$$[0093] \quad N_r = \sum_{i,j} n_r(i,j), \quad n_r(i,j) = l - k + 1,$$

$$[0094] \quad k = \left\lfloor \frac{p_{\min}}{s'} \right\rfloor + 1, \quad l = \left\lfloor \frac{p_{\max}}{s'} \right\rfloor + 1.$$

[0095] 上述强度特征、纹理特征、分形特征分别代表单一的像素贡献、相邻像素贡献和区域像素贡献,其能够较好体现图像特点,同时,上述特征信号的计算复杂度均较低,能够达到既简洁又全面地概括图像特征。

[0096] 进一步的,所述方法还包括:

[0097] S4、将所述特征信号作为输入向量输入到至少两种不同的分类机中,得到各自的AUC结果;通过AUC结果选择其中一种分类机,并将其识别结果最为最终的识别结果。

[0098] 本发明具体实施方式中,所述步骤S4具体包括:

[0099] 将所述特征信号作为输入向量分别输入到不同的分类机中,以分别获取对应各个分类机的工作特征曲线,比较各个分类机对应的工作特征曲线下的面积,选择面积较大者对应的分类机,对所述分形特征进行处理,并将其识别结果最为最终的识别结果。

[0100] 所述分类机的工作特征曲线,其英文全称为:Receiver Operating Characteristic curve,简称ROC;各个分类机对应的工作特征曲线下的面积,其对应的英文全称为:Area Under Curve,以下简称AUC。

[0101] 本发明优选实施方式中,选择两种不同的分类机,用以对所述特征信号进行处理;所述分类机包括:人工神经网络和支持向量机。

[0102] 所述支持向量机,其英文全称为:Support Vector Machine,简称SVM;其是建立在统计学习理论的VC维理论和结构风险最小原理基础上的,在解决小样本、非线性及高维模式识别中表现出许多特有的优势,根据有限的样本信息在模型的复杂性,即对特定训练样本的学习精度,和学习能力,即无错误地识别任意样本的能力之间寻求最佳折中,以求获得最好的推广能力。

[0103] 所述人工神经网络,其英文全称为:Artificial Neural Network,简称ANN,其是一种模仿生物人工神经网络,例如:动物的中枢神经系统,特别是大脑的结构和功能的数学模型或计算模型;所述人工神经网络由大量的人工神经元联结进行计算。大多数情况下人工神经网络能在外界信息的基础上改变内部结构,是一种自适应分类机;一种常见的多层结构的前馈网络由三部分组成:输入层,众多神经元接受大量非线性输入信息,输入的信息称为输入向量;输出层,信息在神经元链接中传输、分析、权衡,形成输出结果,输出的信息称为输出向量;隐藏层,是输入层和输出层之间众多神经元和链接组成的各个层面。隐层可以有多个,习惯上会用一层;隐层的节点(神经元)数目不定,但节点数目越多人工神经网络的非线性越显著,从而人工神经网络的鲁棒性更好,习惯上会选输入节点1.2至1.5倍的节点。

[0104] 本发明一具体实施方式中,所述人工神经网络采用三层神经网络,具体为BP神经网络,其包括:7个输入节点、1个隐层、10个隐单元、2个输出节点;

[0105] 所述支持向量机采用二次曲面拟合,具体为二次核函数,其输入样本为7维向量,作二分类器使用。

[0106] 本发明的超声射频元数据的自动识别方法及自动识别系统采用射频元数据为处理对象,包含更多的组织宏观和微结构信息,使不同超声设备之间的数据一致性更好;由于超声回波信号具有宽频特性,本发明采用的希尔伯特解调方式能够自适应地对不同频率的回波进行解调,得到更好的包络信号;另外,本发明提取的特征涵盖强度、纹理、分形,能更全面地表征图像的特点;进一步的,本发明采用多种分类器并取最优分类器,克服分类器本身的局限性。

[0107] 结合图2所示,本发明一实施方式提供的超声射频元数据的自动识别系统,所述系统包括:超声数据采集模块100、信号解调模块200、特征提取模块300、分类输出模块400。

[0108] 超声数据采集模块100用于采集超声回波信号,将其合成并为超声射频元数据信号;

[0109] 超声射频元数据是指超声发射信号经接收换能器和多通道波束合成后的原始的射频信号,这种信号未经过任何滤波器、降采样等后处理过程,所以具有比传统B超更加丰富的信息,并且不同超声设备的射频信号一致性相较于B超图像要好。

[0110] 所述超声射频元数据信号即基于超声回波信号直接合并形成的原始的RF数据信号。

[0111] 所述RF数据中的“RF”为英文:radio frequency,中文:射频信号的缩写。

[0112] 本实施方式中,超声数据采集模块100需要将接收到的模拟信号转化成数字信号,经过波束合成技术将超声波各波束的信号合成为跟组织相对应的一帧信号,并保存在存储媒介中以形成超声射频元数据信号。

[0113] 信号解调模块200用于直接对超声射频元数据信号进行Hilbert解包络,以生成解调信号;

[0114] 超声射频元数据由于纵向分辨率远远大于横向分辨率,相差10倍以上,所以无法在传统超声的显示器,例如:长宽比4:3或16:9的显示器上显示,如此,现有技术中,为了能够实现图像对使用者的可视化,需要将超声射频元数据降采样和插值等处理才形成传统的B超图像,导致信息丢失和一致性差,进一步的,传统特征提取方法数据源基于B超图像,主

要原因是数据源方便获取,但数据源并不是最优数据源。而本发明采用特征分析是基于图像矩阵进行的运算,如此,可以基于原始的超声射频元数据信号,避开图像可视化的要求,直接进行特征提取,以达成从射频元数据中直接提取特征,成像效果更佳。

[0115] 本实施方式中,信号解调模块200基于Hilbert变换的解包络过程如下:

[0116] 假设回波信号为: $u(t) = f(t)\cos(\omega_0 t + \varphi)$,

[0117] 构造解析信号为: $y(t) = u(t) + j\hat{u}(t) = u(t) + j\text{Hilbert}(u(t))$,

[0118] 则包络为: $\sqrt{u(t)^2 + H(u(t))^2}$,

[0119] 通过: $\text{FFT}(\cos(\omega_0 t + \varphi)) = [\delta(\omega + \omega_0) + \delta(\omega - \omega_0)](\cos\varphi)/2 - j[\delta(\omega + \omega_0) - \delta(\omega - \omega_0)](\sin\varphi)/2$

[0120]
$$H(j\omega) = \begin{cases} j & \omega > 0 \\ -j & \omega < 0 \end{cases}$$

[0121] 得出:

[0122] $U(\omega) = F(\omega) * D(\omega) = [F(\omega + \omega_0) + F(\omega - \omega_0)](\cos\varphi)/2 - j[F(\omega + \omega_0) - F(\omega - \omega_0)](\sin\varphi)/2$

[0123] 进一步的,引用:

$$\hat{U}(\omega) = U(\omega)H(j\omega)$$

[0124] $= j[F(\omega + \omega_0) - F(\omega - \omega_0)](\cos\varphi)/2 + [F(\omega + \omega_0) + F(\omega - \omega_0)](\sin\varphi)/2$

$$= F(\omega) * F[\sin(\omega_0 t)]\cos\varphi + F(\omega) * F[\cos(\omega_0 t)]\sin\varphi$$

[0125] 则最终的解调信号为: $\hat{u}(t) = f(t)\sin(\omega_0 t)\cos\varphi + f(t)\cos(\omega_0 t)\sin\varphi = f(t)\sin(\omega_0 t + \varphi)$ 。

[0126] 本实施方式中,信号解调模块200直接对超声射频元数据信号进行Hilbert解包络,Hilbert解调对回波信号的中心频率偏移不敏感,能够自适应地对超声射频元数据信号进行解包络,对于运动的组织产生的信号频偏具有更好地能量保持效果。

[0127] 进一步的,特征提取模块300用于:选取感兴趣区域,提取其内所述解调信号中的特征信号,并进行特征描述;

[0128] 在需要成像区域的基础上,由用户辅助确定一个感兴趣区域,其英文全称为:Region Of Interest,简称ROI区域,然后,提取该区域内的所述解调信号中的特征信号,并进行特征描述。

[0129] 所述特征信号包括:强度特征、纹理特征以及分形特征;

[0130] 所述强度特征表示超声回波的强度,亦指回声的强弱,如无回声、低回声、强回声区域;如果超声经过的区域没有反射则成为无回声区域,人体常见无回声区域有液性暗区、声吸收暗区、实质暗区;如果超声经过的区域声阻抗差别小则形成低回声区域,常见低回声区域有炎症性肝实质等;强回声区域则表征存在声阻抗差别较大的界面的区域,如致密的肿瘤、肺、骨等;所述特征通常包括:区域灰度均值、灰度方差、灰度偏度、灰度峰度、灰度能量、灰度熵中的至少一种;

[0131] 其中,每种强度特征信号均具有其特定的公式进行表示;

[0132] 区域灰度均值为：
$$\mu = \sum_{i=0}^{L-1} iP(i)$$
,

[0133] 灰度方差为：
$$\sigma^2 = \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu)^2 P(i)$$
,

[0134] 灰度偏度为：
$$s = \frac{1}{\sigma^3} \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu)^3 P(i)$$
,

[0135] 灰度峰度为：
$$K = \frac{1}{\sigma^4} \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu)^4 P(i)$$
,

[0136] 灰度能量为：
$$ENE = \sum_{i=0}^{L-1} [P(i)]^2$$
,

[0137] 灰度熵为：
$$ENT = \sum_{i=0}^{L-1} iP(i) \log[P(i)]$$
。

[0138] 本发明具体实施方式中,所述强度特征包括:区域灰度均值、灰度方差。

[0139] 所述纹理特征是由许多相互接近的、互相编织的元素构成的单元。一方面,超声波在人体内传播时,遇到小于波长的细微组织时发生散射,散射波相互干扰导致回波幅度波动,形成包含组织微结构信息的纹理;另一方面,组织本身的结构也呈现出某种纹理,这种客观存在的组织纹理经超声反射后成为超声图像的纹理特征;在超声图像中,纹理是一种十分重要的诊断特征;

[0140] 所述纹理特征包括:灰度共生矩阵的 $0 \sim 180^\circ$ 的对比度、 $0 \sim 180^\circ$ 的角二阶矩、 $0 \sim 180^\circ$ 的能量、以及 $0 \sim 180^\circ$ 的相关系数中的至少一种;

[0141] 其中,每种纹理特征均具有其特定的公式进行表示;

[0142] 灰度共生矩阵的对比度为：
$$GLCM_{CON} = \sum_h \sum_k (h - k)^2 m_{hk}$$
,

[0143] 灰度共生矩阵的角二阶矩为：
$$GLCM_{ASM} = \sum_h \sum_k m_{hk}^2$$
,

[0144] 灰度共生矩阵的能量为：
$$GLCM_{ENT} = - \sum_h \sum_k m_{hk} \log m_{hk}$$
,

[0145] 灰度共生矩阵的相关系数为：
$$GLCM_{COR} = \frac{\sum_h \sum_k hkm_{hk} - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y}$$
。

[0146] 本发明具体实施方式中,所述纹理特征包括:灰度共生矩阵的 0° 、 45° 、 90° 、 135° 分别对应的对比度、角二阶矩、能量以及相关系数。

[0147] 所述分形特征包括:一维分形维数和二维分形维数;

[0148] 本发明具体实施方式中,所述分形特征采用一维Higuchi分形和二维Sarkar盒分形获得。

[0149] 其中,每种分形特征均具有其特定的公式进行表示;

[0150] 一维Higuchi分形为:

$$[0151] \quad D = \frac{\log(L_m(k))}{-\log k},$$

$$[0152] \quad \text{其中, } L_m(k) = \left\{ \left(\sum_{i=1}^{\lfloor \frac{N-m}{k} \rfloor} |X(m+ik) - X(m+(i-1)k)| \right) \frac{N-1}{\lfloor \frac{N-m}{k} \rfloor k} \right\} / k;$$

[0153] 二维Sarkar盒分形:对于M*M大小灰阶数为G的矩阵,每次构造长宽高分别为s*s*s' 的盒子,

$$[0154] \quad \left[\frac{G}{s'} \right] = \left[\frac{M}{s} \right]$$

$$[0155] \quad \text{则: } D = \frac{\log(N_r)}{-\log r},$$

$$[0156] \quad N_r = \sum_{i,j} n_r(i,j), \quad n_r(i,j) = l - k + 1,$$

$$[0157] \quad k = \left\lfloor \frac{p_{\min}}{s'} \right\rfloor + 1, \quad l = \left\lfloor \frac{p_{\max}}{s'} \right\rfloor + 1.$$

[0158] 上述强度特征、纹理特征、分形特征分别代表单一的像素贡献、相邻像素贡献和区域像素贡献,其能够较好体现图像特点,同时,上述特征信号的计算复杂度均较低,能够达到既简洁又全面地概括图像特征。

[0159] 进一步的,分类输出模块400用于:将所述特征信号作为输入向量输入到至少两种不同的分类机中,得到各自的AUC结果;通过AUC结果选择其中一种分类机,并将其识别结果最为最终的识别结果。

[0160] 本发明具体实施方式中,分类输出模块400具体用于:将所述特征信号作为输入向量分别输入到不同的分类机中,以分别获取对应各个分类机的工作特征曲线,比较各个分类机对应的工作特征曲线下的面积,选择面积较大者对应的分类机,对所述分形特征进行处理,并将其识别结果最为最终的识别结果。

[0161] 所述分类机的工作特征曲线,其英文全称为:Receiver Operating Characteristic curve,简称ROC;各个分类机对应的工作特征曲线下的面积,其对应的英文全称为:Area Under Curve,以下简称AUC。

[0162] 本发明优选实施方式中,分类输出模块400选择两种不同的分类机,用以对所述特征信号进行处理;所述分类机包括:神经网络和支持向量机。

[0163] 所述支持向量机,其英文全称为:Support Vector Machine,简称SVM;其是建立在统计学习理论的VC维理论和结构风险最小原理基础上的,在解决小样本、非线性及高维模式识别中表现出许多特有的优势,根据有限的样本信息在模型的复杂性,即对特定训练样本的学习精度,和学习能力,即无错误地识别任意样本的能力之间寻求最佳折中,以求获得最好的推广能力。

[0164] 所述神经网络,其英文全称为:Artificial Neural Network,简称ANN,其是

一种模仿生物人工神经网络,例如:动物的中枢神经系统,特别是大脑的结构和功能的数学模型或计算模型;所述人工神经网络由大量的人工神经元联结进行计算。大多数情况下人工神经网络能在外界信息的基础上改变内部结构,是一种自适应分类机;一种常见的多层结构的前馈网络由三部分组成:输入层,众多神经元接受大量非线性输入信息,输入的信息称为输入向量;输出层,信息在神经元链接中传输、分析、权衡,形成输出结果,输出的信息称为输出向量;隐藏层,是输入层和输出层之间众多神经元和链接组成的各个层面。隐层可以有多个,习惯上会用一层;隐层的节点(神经元)数目不定,但节点数目越多人工神经网络的非线性越显著,从而人工神经网络的鲁棒性更好,习惯上会选输入节点1.2至1.5倍的节点。

[0165] 本发明一具体实施方式中,所述人工神经网络采用三层神经网络,具体为BP神经网络,其包括:7个输入节点、1个隐层、10个隐单元、2个输出节点;

[0166] 所述支持向量机采用二次曲面拟合,具体为二次核函数,其输入样本为7维向量,作二分类器使用。

[0167] 结合图3所示,图3是本发明与现有技术获得的ROC曲线的灵敏性以及AUC的对比示意图;其中,区域a为ROC曲线的灵敏性,区域b为ROC曲线的AUC;a、b区域的左侧立柱代表现有技术,右侧立柱代表本发明;

[0168] 对于相同的检测区域,该检测区域中包括健康区域和病理区域,采用本发明以及现有技术分别对检测区域的信号进行处理。

[0169] 本实施方式中,对于现有技术获得超声图像的过程不做具体赘述。

[0170] 本申请处理数据过程中,将所述特征信号作为输入向量输入分别输入到上述人工神经网络和支持向量机中。

[0171] 对于人工神经网络,每次取90%数据作为训练集,取10%数据作为测试集,以10次交叉验证的平均值作为最终分类结果;所述人工神经网络对区分健康区域和病理区域的超声图像,灵敏性为84.5%, $AUC=0.90$;

[0172] 对于支持向量机,同样每次取90%数据作为训练集,取10%数据作为测试集,以10次交叉验证的平均值作为最终分类结果;所述支持向量机对区分健康区域和病理区域的超声图像,灵敏性为93.2%, $AUC=0.95$;

[0173] 进一步的,由于灵敏性和AUC的值对于分类器来说都是越大越好,如此,根据上述方法对比人工神经网络和支持向量机的分类结果后,选择支持向量机作为该检测区域对应的分类机。

[0174] 经过比对可知:通过本发明获得的灵敏性为93.2%, $AUC=0.95$,通过现有技术获得的灵敏性为86.4%, $AUC=0.94$ 。本发明灵敏性和AUC指标较常规B超图像的分类方法更好,可为医生提供有效的参考信息。从实验数据中可以看出,本发明基于超声射频元数据提取特征进行自动分类,最大限度利用了超声信号所携带的组织信息,充分提取感兴趣区域各种特征,成功进行了分类,可为临床提供有效的参考信息。

[0175] 所属领域的技术人员可以清楚地了解到,为描述的方便和简洁,上述描述的方法的具体工作过程,可以参考前述模块实施方式中的对应过程,在此不再赘述。

[0176] 综上所述,本发明的超声射频元数据的自动识别方法及自动识别系统采用射频元数据为处理对象,包含更多的组织宏观和微结构信息,使不同超声设备之间的数据一致性

更好；由于超声回波信号具有宽频特性，本发明采用的希尔伯特解调方式能够自适应地对不同频率的回波进行解调，得到更好的包络信号；另外，本发明提取的特征涵盖强度、纹理、分形，能更全面地表征图像的特点；进一步的，本发明采用多种分类器并取最优分类器，克服分类器本身的局限性。

[0177] 为了描述的方便，描述以上装置时以功能分为各种模块分别描述。当然，在实施本申请时可以把各模块的功能在同一个或多个软件和/或硬件中实现。

[0178] 通过以上的实施方式的描述可知，本领域的技术人员可以清楚地了解到本申请可借助软件加必需的通用硬件平台的方式来实现。基于这样的理解，本申请的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分可以以软件产品的形式体现出来，该计算机软件产品可以保存在保存介质中，如ROM/RAM、磁碟、光盘等，包括若干指令用以使得一台计算机设备（可以是个人计算机，信息推送服务器，或者网络设备等等）执行本申请各个实施方式或者实施方式的某些部分所述的方法。

[0179] 以上所描述的装置实施方式仅仅是示意性的，其中所述作为分离部件说明的模块可以是或者也可以不是物理上分开的，作为模块显示的部件可以是或者也可以不是物理模块，即可以位于一个地方，或者也可以分布到多个网络模块上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部模块来实现本实施方式方案的目的。本领域普通技术人员在不付出创造性劳动的情况下，即可以理解并实施。

[0180] 本申请可用于众多通用或专用的计算系统环境或配置中。例如：个人计算机、信息推送服务器计算机、手持设备或便携式设备、平板型设备、多处理模块系统、基于微处理模块的系统、置顶盒、可编程的消费电子设备、网络PC、小型计算机、大型计算机、包括以上任何系统或设备的分布式计算环境等等。

[0181] 本申请可以在由计算机执行的计算机可执行指令的一般上下文中描述，例如程序模块。一般地，程序模块包括执行特定任务或实现特定抽象数据类型的例程、程序、对象、组件、数据结构等等。也可以在分布式计算环境中实践本申请，在这些分布式计算环境中，由通过通信网络而被连接的远程处理设备来执行任务。在分布式计算环境中，程序模块可以位于包括保存设备在内的本地和远程计算机保存介质中。

[0182] 应当理解，虽然本说明书按照实施方式加以描述，但并非每个实施方式仅包含一个独立的技术方案，说明书的这种叙述方式仅仅是为清楚起见，本领域技术人员应当将说明书作为一个整体，各实施方式中的技术方案也可以经适当组合，形成本领域技术人员可以理解的其他实施方式。

[0183] 上文所列出一系列的详细说明仅仅是针对本发明的可行性实施方式的具体说明，它们并非用以限制本发明的保护范围，凡未脱离本发明技艺精神所作的等效实施方式或变更均应包含在本发明的保护范围之内。

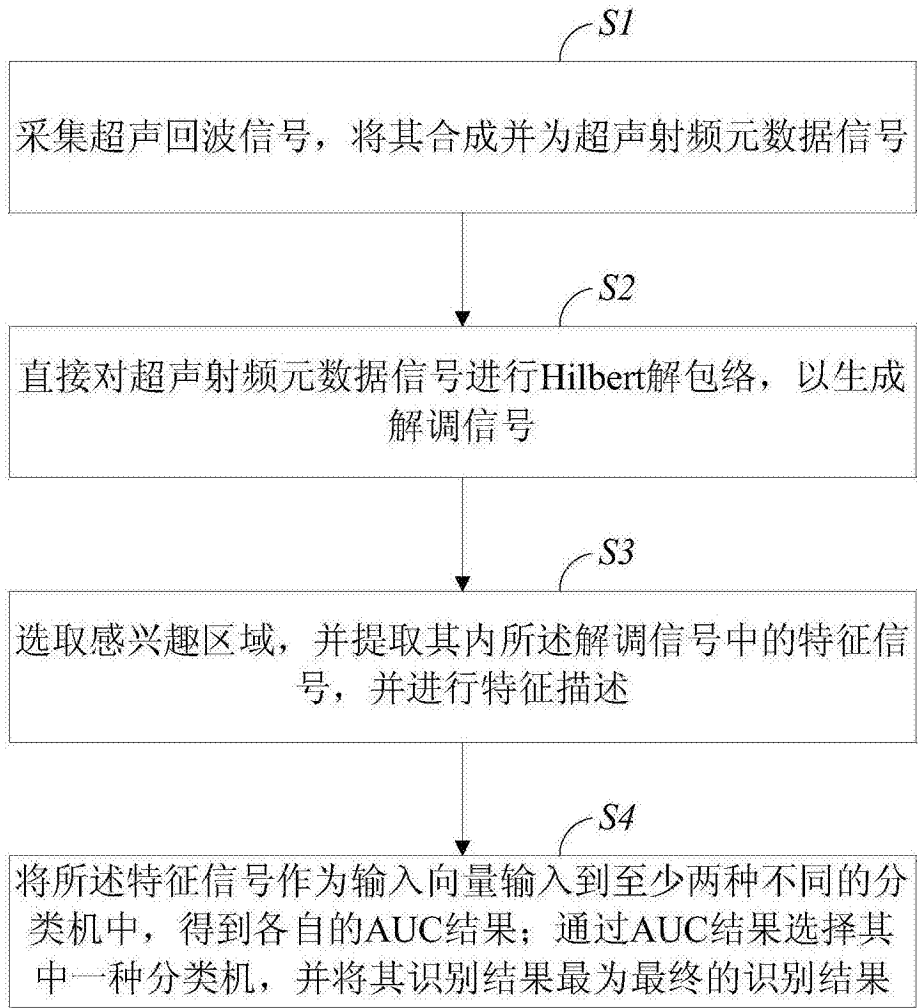


图1

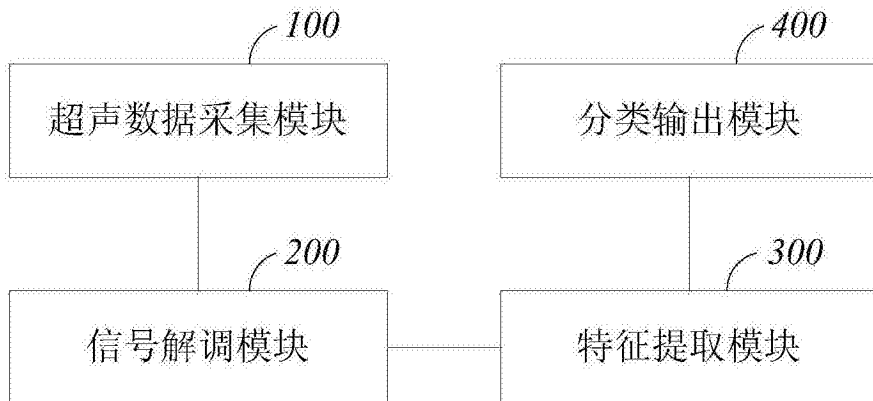


图2

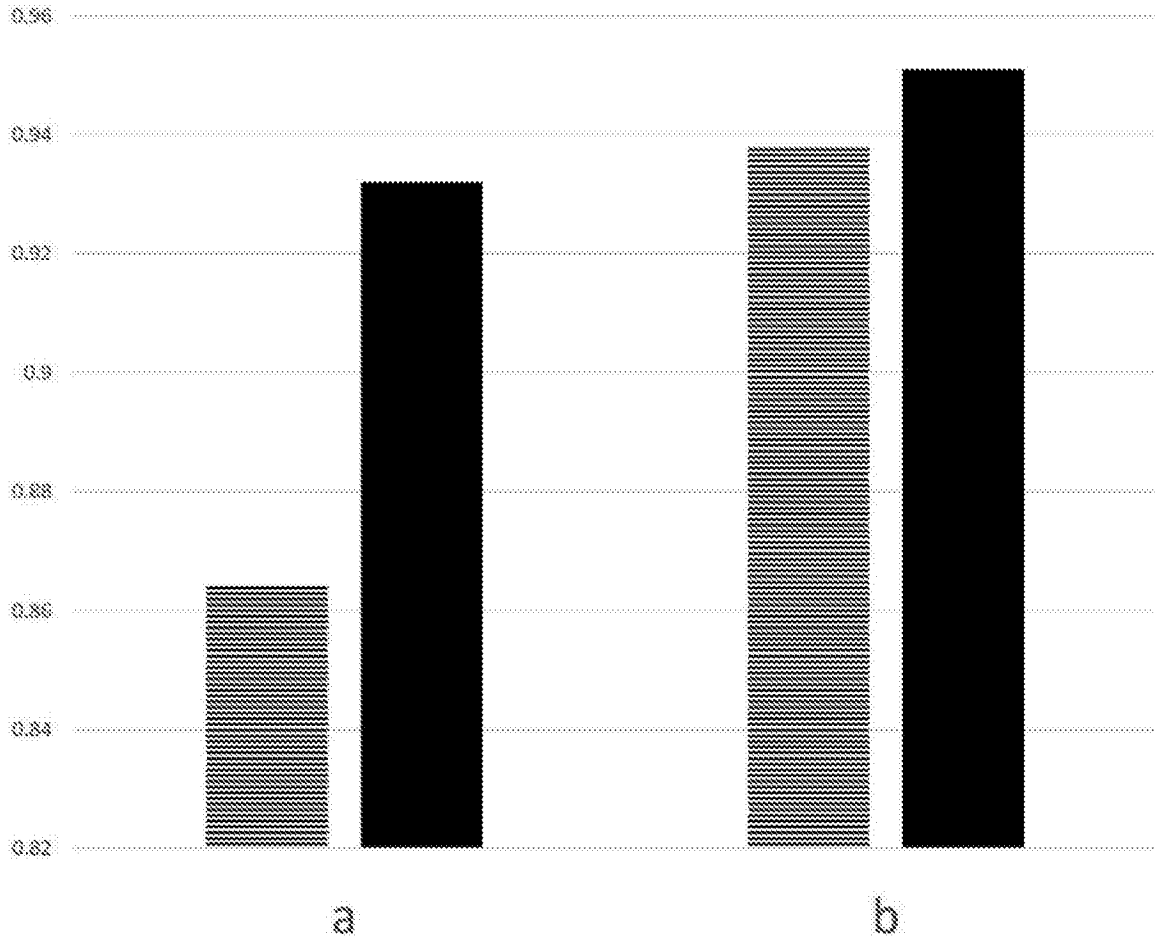


图3

专利名称(译)	超声射频元数据的自动识别方法及系统		
公开(公告)号	CN106725592A	公开(公告)日	2017-05-31
申请号	CN201611036504.4	申请日	2016-11-09
[标]申请(专利权)人(译)	飞依诺科技(苏州)有限公司 中国人民解放军总医院 北京大学		
申请(专利权)人(译)	飞依诺科技(苏州)有限公司 中国人民解放军总医院 北京大学		
当前申请(专利权)人(译)	飞依诺科技(苏州)有限公司 中国人民解放军总医院 北京大学		
[标]发明人	王月香 罗渝昆 蒋文莉 文晶 张嘉宾 龙云飞 陈惠人 奚水 张珏 方竞		
发明人	王月香 罗渝昆 蒋文莉 文晶 张嘉宾 龙云飞 陈惠人 奚水 张珏 方竞		
IPC分类号	A61B8/00 G06K9/62 G06N3/08		
CPC分类号	A61B8/5207 G06K9/6269 G06N3/084		
代理人(译)	苏婷婷		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明提供的超声射频元数据的自动识别方法及系统，所述方法包括以下步骤：采集超声回波信号，将其合成并为超声射频元数据信号；直接对超声射频元数据信号进行Hilbert解包络，以生成解调信号；选取感兴趣区域，提取其内所述解调信号中的特征信号，并进行特征描述；将所述特征信号作为输入向量输入到至少两种不同的分类机中，得到各自的AUC结果；通过AUC结果选择其中一种分类机，并将其识别结果最为最终的识别结果。本发明提取的特征涵盖强度、纹理、分形，能更全面地表征图像的特点；进一步的，本发明采用多种分类器并取最优分类器，克服分类器本身的局限性。

