



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110811691 A

(43)申请公布日 2020.02.21

(21)申请号 201911159310.7

A61B 8/00(2006.01)

(22)申请日 2014.03.20

A61B 5/107(2006.01)

(62)分案原申请数据

A61B 5/00(2006.01)

201480047617.7 2014.03.20

G06T 7/00(2017.01)

G06T 7/60(2017.01)

(71)申请人 深圳迈瑞生物医疗电子股份有限公司

地址 518057 广东省深圳市南山区高新技术产业园区科技南十二路迈瑞大厦

(72)发明人 邹耀贤 姚斌 魏芒 林穆清
曾佐祺

(74)专利代理机构 深圳鼎合诚知识产权代理有限公司 44281

代理人 郭燕 彭家恩

(51)Int.Cl.

A61B 8/08(2006.01)

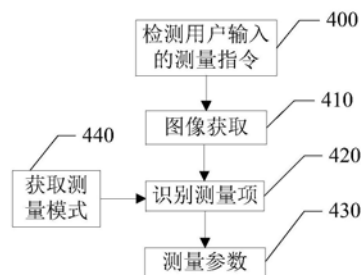
权利要求书2页 说明书8页 附图3页

(54)发明名称

自动识别测量项的方法、装置及一种超声成像设备

(57)摘要

一种自动识别测量项的方法/装置,通过图像获取模块获取指定切面图像帧中与探测生物体组织因反射超声信号而形成的超声回波相对应的各像素点的灰度值;而后由识别模块基于各像素点的灰度值识别指定切面图像帧对应的至少一个测量项;测量模块基于识别出的测量项测量指定切面图像帧的测量项参数。由于本申请能够根据指定切面图像的内容自动识别出指定切面的测量项,使得在超声测量过程中,省去了用户移动轨迹球选择测量项的步骤,从而提高了测量效率。



1. 一种自动识别测量项的方法,其特征在于包括:

图像获取步骤,获取指定切面图像帧中各像素点的灰度值,所述像素点的灰度值与被探测生物体组织因反射超声信号而形成的超声回波相对应;

识别步骤,基于各像素点的灰度值识别出指定切面图像帧的切面图像特征,根据当前指定切面图像帧的切面图像特征得出至少一个测量项,从而识别出所述指定切面图像帧对应的测量项;

测量步骤,基于识别出的测量项,测量所述指定切面图像帧的测量项参数。

2. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,所述基于各像素点的灰度值识别出指定切面图像帧的切面图像特征包括将各像素点的灰度值与预设的各测量项所对应的切面图像数据模型进行比对分析,识别出当前指定切面图像帧的切面图像特征,所述数据模型包括每一切面图像能够区别于其他不同切面图像的特征。

3. 如权利要求2所述的方法,其特征在于,所述数据模型包括各测量项所对应切面的形状、亮度范围或大小的物理特征。

4. 如权利要求2所述的方法,其特征在于,在识别步骤之前还包括获取对所述生物体组织进行探测时采用的测量模式。

5. 如权利要求1-4任意一项所述的方法,其特征在于,识别步骤包括:

根据指定切面图像帧中各像素点的灰度值生成指定切面图像帧的特征;

将指定切面图像帧的特征分别与预设的训练样本模型中各训练样本的特征进行比较;

查找出特征与指定切面图像帧的特征最接近的训练样本,将该训练样本对应的测量项作为指定切面图像帧对应的测量项。

6. 如权利要求5所述的方法,其特征在于,所述训练样本的特征为训练样本的特征向量在训练样本的平均值上的投影系数,所述指定切面图像帧的特征为指定切面图像帧的特征向量在训练样本的平均值上的投影系数,所述特征向量为帧图像中所有灰度值的集合。

7. 如权利要求6所述的方法,其特征在于,所述指定切面图像帧的特征通过以下公式计算得出:

$$w=E^T(I_{\text{test}}-m)$$

8. 其中, I_{test} 为指定切面图像帧的特征向量, m 为训练样本的平均值, T 为矩阵的转置, E 为训练样本的正交化特征向量, w 为指定切面图像帧的特征向量在训练样本的平均值上的投影系数。如权利要求1所述的方法,其特征在于,所述测量步骤包括手动测量、半自动测量和自动测量。

9. 一种自动识别测量项的方法,其特征在于包括:

图像获取步骤,获取指定切面图像帧中各像素点的灰度值,所述像素点的灰度值与被探测生物体组织因反射超声信号而形成的超声回波相对应;

识别步骤,基于各像素点的灰度值识别出指定切面图像帧的切面图像,根据当前指定切面图像帧的切面图像识别得出所述指定切面图像帧对应的至少一个测量项;

测量步骤,基于识别出的测量项,测量所述指定切面图像帧的测量项参数。

10. 一种自动识别测量项的装置,其特征在于包括:

图像获取模块,用于获取指定切面图像帧中各像素点的灰度值,所述像素点的灰度值与被探测生物体组织因反射超声信号而形成的超声回波相对应;

识别模块,用于基于各像素点的灰度值识别出指定切面图像帧的切面图像特征,根据当前指定切面图像帧的切面图像特征得出至少一个测量项,从而识别出所述指定切面图像帧对应的测量项;

测量模块,用于基于识别出的测量项,测量所述指定切面图像帧的测量项参数。

11.如权利要求12所述的装置,其特征在于,所述识别模块用于将各像素点的灰度值与预设的各测量项所对应的切面图像数据模型进行比对分析,识别出当前指定切面图像帧的切面图像特征,所述数据模型包括每一切面图像能够区别于其他不同切面图像的特征。

12.如权利要求13所述的装置,其特征在于,所述数据模型包括各测量项所对应切面的形状、亮度范围或大小的物理特征。

13.如权利要求13所述的装置,其特征在于,还包括测量模式获取模块,用于获取对所述生物体组织进行探测时采用的测量模式。

14.如权利要求12-15中任一项所述的装置,其特征在于,所述识别模块包括:

特征生成单元,用于根据指定切面图像帧中各像素点的灰度值生成指定切面图像帧的特征;

比较单元,用于将指定切面图像帧的特征分别与预设的训练样本模型中各训练样本的特征进行比较;

查找单元,用于查找出特征与指定切面图像帧的特征最接近的训练样本,将该训练样本对应的测量项作为指定切面图像帧对应的测量项。

15.如权利要求16所述的装置,其特征在于,所述训练样本的特征为训练样本的特征向量在训练样本的平均值上的投影系数,所述指定切面图像帧的特征为指定切面图像帧的特征向量在训练样本的平均值上的投影系数,所述特征向量为帧图像中所有灰度值的集合。

16.如权利要求17所述装置,其特征在于,所述特征生成单元在生成指定切面图像帧的特征时采用以下公式计算得出:

$$w=E^T(I_{\text{test}}-m)$$

其中, I_{test} 为指定切面图像帧的特征向量, m 为训练样本的平均值, T 为矩阵的转置, E 为训练样本的正交化特征向量, w 为指定切面图像帧的特征向量在训练样本的平均值上的投影系数。

17.一种自动识别测量项的装置,其特征在于包括:

图像获取模块,用于获取指定切面图像帧中各像素点的灰度值,所述像素点的灰度值与被探测生物体组织因反射超声信号而形成的超声回波相对应;

识别模块,用于基于各像素点的灰度值识别出指定切面图像帧的切面图像,根据当前指定切面图像帧的切面图像识别出所述指定切面图像帧对应的至少一个测量项;

测量模块,用于基于识别出的测量项,测量所述指定切面图像帧的测量项参数。

18.一种超声成像设备,其特征在于包括:

探头,用于向被测生物体组织发射超声波并接收超声回波;

信号处理器,用于对超声回波进行处理,生成超声图像数据;

图像处理器,用于对超声图像数据进行处理,并生成切面图像,所述图像处理器包括:

如权利要求10-17中任一项所述的自动识别测量项的装置。

自动识别测量项的方法、装置及一种超声成像设备

技术领域

[0001] 本发明涉及一种医疗设备,具体涉及一种超声成像设备及其自动识别测量项的方法及其装置。

背景技术

[0002] 超声仪器一般用于医生观察人体的内部组织结构,医生将超声探头放在人体部位对应的皮肤表面,可以得到该部位的超声切面图像。超声由于其安全、方便、无损、廉价等特点,已经成为医生诊断的主要检查手段。

[0003] 在超声测量中,为了获得感兴趣目标的大小等指标,医生往往需要进行很多的测量,由于在一个测量模式(所测量的组织部位)中,往往有很多个测量项需要测量,而测量是用户和机器不断交互的过程,需要用户不断地选择测量项然后移动轨迹球进行测量,经常需要耗费大量时间。譬如,腹部模式下,常用的测量项有肝脏、胆囊、脾脏、肾脏的大小等,产科模式中头围(HC)、双顶径(BPD)、腹围(AC)、股骨长(FL)也是每次检查必须要测的项目。一般在检查中,医生打好相关标准切面后,首先要按测量键,系统出现测量菜单后,医生移动轨迹球,在菜单中选择对应的测量项,再进行该测量项的测量。以产科检查为例,医生打好相关标准切面后,首先按测量键,系统出现测量菜单,进入测量状态,然后移动轨迹球,再在菜单中选择对应的测量项。以医生选择头围测量项为例,医生首先通过转动轨迹球将光标移动到测量菜单,选择菜单中的头围测量项,医生选中测量项后再通过转动轨迹球将光标移动到切面图像中颅骨光环一侧,按确定按钮点第一个点后,再将光标移动到另外一侧,按确定按钮点第二个点后得到椭圆的一个轴,然后再移动光标调整另一个轴的长度,中间还可能要修改之前确定的两个点,直到椭圆将胎儿颅骨吻合位置,一次测量往往需要点很多个点才能使椭圆和所测量结构吻合;如果是线段型目标,也需要点击至少两个点,有文献称,医生要花费20%~30%的时间用于测量。

[0004] 据于此,目前已经有一些专利或公开文献中提出了一些自动测量的技术,用以节省医生的测量时间,但是,在这些技术中,都需要用户根据所打的切面在菜单中手动选择对应的测量项然后再进行自动或半自动测量,这就直接影响了自动测量的自动化程度,医生对测量项的操作也影响了测量时间,况且,在检查时,医生并不喜欢分心不断按按钮和选菜单。

发明内容

[0005] 依据本申请的第一方面,一种实施方式提供一种自动识别测量项的方法,包括:

[0006] 图像获取步骤,获取指定切面图像帧中各像素点的灰度值,像素点的灰度值与被探测生物体组织因反射超声信号而形成的超声回波相对应;

[0007] 识别步骤,基于各像素点的灰度值识别指定切面图像帧对应的至少一个测量项;

[0008] 测量步骤,基于识别出的测量项,测量指定切面图像帧的测量项参数。

[0009] 依据本申请的第二方面,一种实施方式提供一种自动识别测量项的装置,包括:

- [0010] 图像获取模块,用于获取指定切面图像帧中各像素点的灰度值,像素点的灰度值与被探测生物体组织因反射超声信号而形成的超声回波相对应;
- [0011] 识别模块,用于基于各像素点的灰度值识别指定切面图像帧对应的至少一个测量项;
- [0012] 测量模块,用于基于识别出的测量项,测量指定切面图像帧的测量项参数。
- [0013] 依据本申请的第三方面,一种实施方式提供一种超声成像设备,包括:
- [0014] 探头,用于向被测生物体组织发射超声波并接收超声回波;
- [0015] 信号处理器,用于对超声回波进行处理,生成超声图像数据;
- [0016] 图像处理器,用于对超声图像数据进行处理,并生成切面图像,图像处理器包括上述自动识别测量项的装置。
- [0017] 依据本发明的自动识别测量项方法/装置,由于本发明能够根据指定切面图像的内容自动识别出指定切面的测量项,使得在超声测量过程中,省去了用户选择测量项的步骤,使测量更加方便和自动化。

附图说明

- [0018] 图1是本申请实施例超声成像设备的结构图;
- [0019] 图2是本申请实施例自动识别测量项的装置的结构图;
- [0020] 图3是本申请实施例自动识别测量项的方法流程图;
- [0021] 图4是本申请实施例1提供的一种识别模块结构图;
- [0022] 图5是本申请实施例1提供的一种识别方法流程图;
- [0023] 图6是本申请实施例2提供的一种识别模块结构图;
- [0024] 图7是本申请实施例2提供的一种识别方法流程图;
- [0025] 图8是本申请实施例2产科测量模式下各测量项切面示意图例,其中,图8a示例性描述了头围切面;图8b示例性描述了腹围切面;图8c示例性描述了股骨切面。

具体实施方式

- [0026] 医用超声成像一般用于医生观察人体的内部组织结构,医生将操作探头放在人体部位对应的皮肤表面,可以得到该部位内部组织的超声切面图像。请参考图1,图1所示为超声成像设备的结构,包括超声波发生电路11、探头1、信号处理器2、图像处理器3和显示器4。其中:
- [0027] 探头1用于向扫查目标组织发射超声波并接收超声回波。超声波发生电路11产生波形数据,通过发射通道12接通探头1的阵元,向被探测组织发射超声波,超声波经组织反射和吸收后形成超声回波,探头1接收超声回波,通过接收通道13输出至信号处理器2。
- [0028] 信号处理器2用于对超声回波进行处理,生成超声图像数据。信号处理器2首先将接收通道13接收到的超声回波通过波束合成环节得到射频(radio frequency, RF)信号;再经过正交解调后得到正交解调的基带信号。处理后的超声图像数据输出到图像处理器3。
- [0029] 图像处理器3用于对超声图像数据进行处理,并生成切面图像发送到显示器4进行显示。图像处理器3包括自动识别测量项的装置,自动识别测量项的装置对信号处理器2输出的超声图像数据进行处理,识别出用户指定切面图像所对应的测量项,并进一步测量该

测量项规定的各项测量参数。

[0030] 显示器4用于显示图像处理器3生成的切面图像以及各项测量参数。

[0031] 自动识别测量项的装置的结构如图2所示,包括图像获取模块31、识别模块32和测量模块33。

[0032] 图像获取模块31用于获取指定切面图像帧中各像素点的灰度值,像素点的灰度值与被探测生物体组织因反射超声信号而形成的超声回波相对应。

[0033] 识别模块32用于基于各像素点的灰度值识别指定切面图像帧对应的至少一个测量项。例如对各像素点的灰度值进行处理后与预设数据模型进行比对分析,根据分析结果识别出测量项。

[0034] 测量模块33用于基于识别出的测量项,测量指定切面图像帧的测量项参数。

[0035] 在另一实施例中,自动识别测量项的装置还可以包括测量模式获取模块34,用于获取用户选择的测量模式,识别模块32在识别测量项时根据用户进入的测量模式识别指定切面图像帧对应的测量项。

[0036] 基于上述超声成像设备的自动识别测量项的方法流程如图3所示,包括以下步骤:

[0037] 步骤400,检测用户输入的测量指令。测量指令通过用户按下测量键或选择测量选项而产生。当检测到测量指令后执行以下步骤。

[0038] 步骤410,图像获取。图像处理器将处理后的超声图像发送到显示器进行显示,用户通过观察显示的图像指定切面图像,根据用户指定的切面图像,从存储的图像数据中获取该指定切面图像帧中各像素点的灰度值,指定切面图像通常是当前显示的图像,像素点的灰度值与被探测生物体组织因反射超声信号而形成的超声回波相对应,骨骼部分的回波信号较强,其图像部分的灰度值也较大,软组织部分的回波信号较弱,其图像部分的灰度值较小。

[0039] 步骤420,识别测量项。在一种测量模式(所测量的组织部位)中,往往有很多个测量项需要测量,譬如,在腹部测量模式下,常用的测量项有肝脏、胆囊、脾脏、肾脏的大小等;在产科测量模式下,常用的测量项有头围(HC)、双顶径(BPD)、腹围(AC)、股骨长(FL)等。在其它实施例中,还有其它的测量模式,对应的也有其它相关的测量项。测量项根据测量目标的切面图像而确定,不同测量项对应的切面图像总是存在一些差别,这为自动识别提供了可行性,一种可行的方案是,在系统中预设各测量项所对应的切面图像数据模型,将指定切面的图像帧中各像素点的灰度值与预设数据模型进行比对分析,从而识别出测量项。其中,预设数据模型可以是某一切面图像能够区别于其他不同切面图像的特征,例如训练样本模型,也可以是各测量项所对应切面的形状、亮度范围或大小等物理特征。当某测量目标的切面图像确定时,对该测量目标所进行的测量项也是确定的,反过来,当测量项确定时,也需要显示出与该测量项对应的测量目标的切面图像。例如,对于产科检查,头围和腹围是椭圆形目标,双顶径和股骨长是线段型目标,头围和双顶径可以在同一个图像切面上测量,因而,这四个测量项包含三个测量切面,头围切面(HC和BPD同切面)、腹围切面、股骨切面。如果医生指定的切面图像为腹围切面时,则测量项为腹围(AC);当指定切面图像为股骨切面时,则测量项为股骨长(FL);如果医生指定的切面图像为头围切面时,则测量项为头围(HC)和/或双顶径(BPD)。基于此,本实施例中,图像处理器基于各像素点的灰度值进行分析和处理,识别出当前指定切面图像是什么切面图像,从而得知该指定切面图像帧对应的测量项。

[0040] 步骤430,测量参数。基于步骤420识别出的测量项,测量指定切面图像帧的测量项参数。在实际测量过程中,测量参数的方式可以是手动测量、半自动测量或者自动测量等。当某种切面图像对应两个或以上个测量项时,例如头围切面的测量项为头围(HC)和双顶径(BPD),在测量过程中可对识别出的测量项逐一进行测量。

[0041] 在另一种实施例中,在步骤420识别测量项之前,还可以包括:

[0042] 步骤440,获取对生物体组织进行探测时采用的测量模式。获取用户选择的测量模式。通过获取用户选择的测量模式可以缩小测量项的识别范围,在提高识别效率的同时,还可能进一步提高识别的准确率。

[0043] 本实施例根据图像内容来自动识别测量项,减少了医生移动轨迹球在菜单中选择测量项的步骤,提高了医生测量的效率。

[0044] 本申请的关键点在于增加了自动识别测量项的技术内容,而如何识别切面图像所对应的测量项可以有多种方案。以下通过具体的实施例对本申请的测量项自动识别作进一步的阐述。

[0045] 实施例1:

[0046] 不同测量项切面之间存在差异,本实施例基于这一事实,通过提取出可标记不同测量项切面的特征,然后根据这些特征进行测量项的识别。在一种具体实施例中,可以通过机器学习的方法来提取切面的特征进行分类判别。请参考图4,为本实施例提供的一种识别模块32的结构图。具体结构包括:特征生成单元3211、比较单元3212和查找单元3213。

[0047] 特征生成单元3211用于根据指定切面图像帧中各像素点的灰度值生成指定切面图像帧的特征;比较单元3212用于将指定切面图像帧的特征分别与预设的训练样本模型中各训练样本的特征进行比较;查找单元3213用于查找出特征与指定切面图像帧的特征最接近的训练样本,将该训练样本对应的测量项作为指定切面图像帧对应的测量项。

[0048] 基于上述识别模块结构,本实施例还公开了一种具体的机器学习识别方法。机器学习方法通常通过训练样本(一系列已经知道测量项的样本)的信息,学习出各类样本的特征,然后再将被测切面样本的特征与训练样本进行比较,从而确定被测切面样本对应哪一类测量项。现有技术中,常见的机器学习方法有主成分分析(Principal Component Analysis,PCA),线性判别分析(Linear Discriminant Analysis,LDA),核主成分分析(Kernel Principal Component Analysis,KPCA),局部保持投影(Locality Preserving Projections,LPP),支持向量机(Support Vector Machine,SVM),神经网络(Artificial Neural Networks,ANNs)等。

[0049] 通常,图像获取模块31获取的图像数据的维数是非常高的,一幅W*H大小的图像可以看成是一个W*H维的向量,这个高维数向量各维之间往往存在很大的相关性,也就是说,高维数据的表达是存在很大的冗余的,一种常见的方法就是把高维的数据投影到低维的空间里,消除数据各维数之间的冗余,PCA就是这样一种方法,该算法的本质为在最小均方意义下找出最能够代表原始高维数据的投影。下面以PCA为例对本实施例作进一步说明,本领域普通技术人员应该理解,在其它实施例中,也可以根据本实施例的思想在不需要付出创造性的劳动采用LDA、KPCA、LPP、SVM、ANNs等现有的其它机器学习方法来实现本实施例的技术方案。

[0050] 请参考图5,为基于上述识别模块的识别方法流程图,具体方法步骤包括:

[0051] 步骤510,特征生成。根据指定切面图像帧中各像素点的灰度值生成指定切面图像帧的特征。

[0052] 本实施例的思路为将指定切面图像帧的特征与预设各训练样本的特征进行比较,从而得到指定切面图像帧的测量项类别。因此,首先要获得各训练样本的特征和指定切面图像帧的特征。在一种具体实施例中,各训练样本的特征和指定切面图像帧的特征可以是特征值、特征向量或者特征值和特征向量的综合考虑。一种优选的方式为,将训练样本的特征向量在训练样本的平均值上的投影系数作为训练样本的特征,指定切面图像帧的特征向量在训练样本的平均值上的投影系数作为指定切面图像帧的特征,采用这种方式的优点为将高维的数据投影到低维的空间里,可以消除数据各维数之间的冗余,从而减少运算量,提高计算效率。

[0053] 对于训练样本库,设训练样本库中共有N个训练样本,每个训练样本图像的分辨率为 $W \times H$,把每张图片展开成一个M维的长向量, $M=W \times H$,则该训练库的图像可以表示成一个 $M \times N$ 的矩阵,记成 $[I_1, \dots, I_N]_{M \times N}$,其中 I_i 是训练样本向量。

[0054] 首先计算样本的平均值(下称平均样本)

$$[0055] \quad \mathbf{m} = \frac{\sum_{i=1}^N \mathbf{I}_i}{N}$$

[0056] 其中, $\mathbf{m}$ 为平均样本。训练库中的样本减去平均样本,得到均值为0的新的训练样本:

$$[0057] \quad L = [I_1 - \mathbf{m}, \dots, I_N - \mathbf{m}]$$

[0058] 则新样本的协方差矩阵为:

$$[0059] \quad \mathbf{C} = \sum_{i=1}^N (\mathbf{I}_i - \mathbf{m})(\mathbf{I}_i - \mathbf{m})^T = \mathbf{L}\mathbf{L}^T$$

[0060] 其中, $\mathbf{L}^T$ 为矩阵L的转置。

[0061] 在得到新样本的协方差矩阵C后,应求解矩阵C的特征值,因为矩阵C的维数太大了,直接计算矩阵C的特征向量是不可行的,可以先计算小矩阵 $\mathbf{R} = \mathbf{L}^T\mathbf{L}$ 的特征向量。

[0062] 设V是小矩阵R特征向量矩阵, Λ 是特征值矩阵,则有:

$$[0063] \quad (\mathbf{L}^T\mathbf{L})\mathbf{V} = \mathbf{V}\Lambda$$

[0064] 等式两边同时乘以L,得到:

$$[0065] \quad (\mathbf{L}\mathbf{L}^T)\mathbf{L}\mathbf{V} = \mathbf{L}\mathbf{V}\Lambda$$

[0066] 因此, $\mathbf{C} = \mathbf{L}\mathbf{L}^T$ 的正交化特征向量为:

$$[0067] \quad \mathbf{E} = \mathbf{L}\mathbf{V}\Lambda^{-\frac{1}{2}}$$

[0068] 其中,特征值矩阵 Λ 是一个 $M \times M$ 的对角矩阵,特征值按从大到小依次排列,即 $\Lambda_{11} \geq \Lambda_{22} \geq \dots \geq \Lambda_{MM}$,其中, Λ_{jj} 表示特征值矩阵 Λ 第j行第j列的元素。

[0069] 事实上,很大一部分特征值都是非常小的,甚至为0,因此,只需要保留较大的特征值及对应的特征向量,如只保留前n个,特征向量V也只需要选取前n列,即保留的特征向量V的维数为 $N \times n$ 。n的选择有很多种方法,即可固定设置为某个数,也可选取满足如下条件的n:

$$\sum_{i=1}^n \Lambda_{ii} \geq P \sum_{i=1}^M \Lambda_{ii} \quad \text{其中, } P \text{ 为一百分比, 如 } P=95\% \text{ 说明保留了原始数据 } 95\% \text{ 的特征。}$$

[0070] 在经过上述运算后,即可求出各训练样本在平均样本上的投影(即各训练样本的特征或主成分)为:

$$[0071] \quad F_i = E^T (I_i - m) \quad (1)$$

[0072] 其中, E^T 为矩阵 E 的转置, F_i 为 I_i 的特征, 该投影将 $M \times 1$ 维的样本降到了 $n \times 1$, 消除了高维数据之间的相关性, 且该 $n \times 1$ 维的数据在最小均方意义下最能够代表原始数据。

[0073] 本领域普通技术人员应该理解, 对于样本库的上述步骤运算可以通过离线的方式进行, 并将运算结果(例如矩阵 E 和各训练样本的特征 F_i) 存储于系统内部。

[0074] 对于指定的切面图像帧, 可得到切面图像帧中所有像素点的灰度值, 同样将其展开成一 M 维的向量 I_{test} , 根据公式 (1) 计算指定切面图像帧的特征, 可得:

$$[0075] \quad w = E^T (I_{\text{test}} - m) \quad (2)$$

[0076] 其中, w 为切面图像帧的特征向量在训练样本的平均值上的投影系数(即切面图像帧的特征), I_{test} 为切面图像帧的特征向量, m 为训练样本的平均值, E 为训练样本的正交化特征向量, E^T 为矩阵 E 的转置。

[0077] 通过公式 (2), 可以计算出指定切面图像帧的特征。

[0078] 步骤520, 特征比较。将指定切面图像帧的特征分别与预设的训练样本模型中各训练样本的特征进行比较。

[0079] 将步骤510中由公式 (2) 计算得到的指定切面图像帧的特征与公式 (1) 预设的训练样本模型中各训练样本的特征进行比较:

$$[0080] \quad x_i = ||w - F_i||$$

[0081] 其中, x_i 为指定切面图像帧的特征与第 i 个训练样本的特征 F_i 比较后的模值, $1 \leq i \leq N$ 。在一种具体实施例中, 指定切面图像帧的特征应与样本训练库中的各个样本进行比较。

[0082] 步骤530, 测量项查找。查找出特征与指定切面图像帧的特征最接近的训练样本, 将该训练样本对应的测量项作为指定切面图像帧对应的测量项。

[0083] 在指定切面图像帧的特征分别与预设的训练样本模型中各训练样本的特征比较后, 通过下式来查找指定切面图像帧对应的测量项:

$$[0084] \quad ind = index(\min_{1 \leq i \leq N} x_i)$$

[0085] 其中, 函数 $index$ 表示 x_i 取最小值时对应的序号 (i), 即说明测试样本和第 i 个样本是最接近的, 从而测试样本所属的测量项和第 i 个训练样本所属的测量项是一致的, 而训练样本的测量项类别是已知的, 从而完成了指定切面图像帧对应的测量项的查找过程。

[0086] 进一步, 在另一种具体实施例中, 不同的测量模式对应不同的样本模型, 具有不同的样本库, 因此在步骤520特征比较之前, 通过获取用户选择的测量模式来选择样本库, 可以缩小特征比较的样本个数, 在提高识别效率的同时, 还可能进一步提高识别的准确率。

[0087] 实施例2:

[0088] 由于机器学习方法需要学习出各类样本的特征, 然后再进行比较, 因此需要收集尽可能多的训练样本, 且训练样本在位置、大小和形状等方面尽可能涵盖各种情况。而当没

有足够的训练样本时,也可采用图像处理的方法进行分析判断。本实施例采用图像处理的方法,提取出各个测量切面的灰度、形状等图像特征来确定测量项。请参考图6,为本实施例提供的一种识别模块32的结构图。具体结构包括:提取单元3221、识别单元3222和确定单元3223。

[0089] 提取单元3221用于根据指定切面图像帧中各像素点的灰度值提取指定切面图像帧中的高亮部分。识别单元3222用于根据测量模式对高亮部分进行识别,确定出指定切面图像帧的切面类型。确定单元3223用于根据识别出的切面类型及其对应的测量项确定指定切面图像帧对应的测量项。

[0090] 基于上述识别模块,本实施例还公开了一种测量项识别方法,采用图像处理的方法,提取出指定切面图像帧的灰度、形状等特征,然后综合这些特征进行分析判断。

[0091] 由于不同测量模式中的图像特征不同,图像处理的方法可能因测量模式不同而需要作不同的设计。以产科测量模式下为例,在产科检查中,最常见的测量项目有头围(HC)、双顶径(BPD)、腹围(AC)、股骨长(FL),其中,头围和腹围是椭圆形目标,双顶径和股骨长是线段型目标,头围和双顶径可以在同一个图像切面上测量,因而,这四个测量项包含三个测量切面,头围切面(HC和BPD同切面)、腹围切面、股骨切面。头围切面包含了胎儿的颅骨,在超声上颅骨表现为高亮,且近场颅骨和远场颅骨构成一个椭圆,椭圆内为胎儿的脑部结构,灰度明显要低于颅骨的灰度,股骨切面中的股骨也表现为高亮,但整个骨头比较直,只会有少量的弯曲,腹围切面表现为内部包含一个梯度较大的椭圆目标,但边界不是表现为高亮,腹围内部的灰度也和边界处灰度接近。因此,采用图像处理方法进行识别测量项时,应先获取用户选择的测量模式,在获取测量模式之后,便可采用图像处理方法进行识别测量项。

[0092] 请参考图7,为本实施例的识别流程图,下面以产科测量模式为实例,对本实施例的技术方案作进一步说明,本实施例的具体方法步骤包括:

[0093] 步骤600,获取测量模式。

[0094] 步骤610,提取高亮部分。根据指定切面图像帧中各像素点的灰度值提取指定切面图像帧中的高亮部分。

[0095] 在一种具体实施例中,在读取到指定切面图像的灰度数据后,可以先对图像进行预处理,然后再基于预处理后的图像提取高亮部分。图像预处理主要用于抑制图像噪声,增加边界的连续性,突出高亮部分,此类算法较多,比如各向异性平滑等算法。当然,在其他实施例中也可以不对图像进行预处理,而在原始图像灰度数据上提取高亮部分。

[0096] 在一种具体实施例中,可以采用聚类分割算法来提取指定切面图像帧中的高亮部分:采用聚类分割算法将指定切面图像帧中各像素点的灰度值分成若干类别;将最大的一个或多个类别的灰度值保持不变,而其它类别的灰度值赋值为0,从而得到特征图像。譬如,将指定切面图像对应的灰度分割成N类(如 $N=3$),将灰度按照从大到小排列,将前M类(如 $M \geq 1$ 且小于N)定为亮度最大的一类(即高亮部分),将亮度属于后 $N-M$ 类的点赋值为0,其余点的灰度保持不变,得到特征图像。对特征图像划分连通区域,找出亮度最大的一个或多个连通区域,得到指定切面图像帧中的高亮部分。在一种具体实施例中,可以按亮度大小排在前X个的连通区域作为亮度最大的连通区域。其中,X为系统预设的参数,通常取1~10比较合理,在其它实施例中,也可以根据实际需要选取其它值。

[0097] 在另一种实施例中,也可以通过预设的 $M \times N$ 的算子与指定切面图像进行卷积运

算,将卷积运算后得到的图像作为特征图像。其中,算子中元素的值可以根据实际需要进行确定。

[0098] 进一步地,特征图像中往往包含很多噪声,可以通过一些形态学的算法(譬如形态学腐蚀、开操作、去除小面积区域等)去除噪声并使图像的边界更加连续。

[0099] 步骤620,识别切面类型。根据测量模式对高亮部分进行识别,确定出指定切面图像帧的切面类型。

[0100] 在产科测量模式中,头围和腹围测量项都是近似椭圆形结构。头围切面(如图8a所示)和腹围切面(如图8b所示)的主要区别在于:头围切面包含颅骨81,颅骨81在超声中表现为高亮回声,且头围内部是脑部的其它结构,超声表现为亮度较低,跟颅骨81的亮度对比很明显;腹围切面包含的是胎儿的腹部82,其边界明显没有头围亮,且内部回声比较均一,和边界差别不太大。头围切面和股骨切面(如图8c所示)都包含高亮的股骨,二者主要区别在于:头围包含两个对称的、形状为圆弧状的骨头81;股骨切面包含的骨头83比较直,一般情况下只有一根骨头。基于上述物理事实,本步骤中,对找出的连通区域的亮度和形状进行分析比较,从而判断出切面图像是哪种类型的切面。

[0101] 在一种具体实施例中,可以在既定的测量模式(如产科)中设置连通区域的亮度阈值来判断指定切面图像中是否包含骨骼。譬如,当连通区域的平均亮度大于第一阈值时,则说明指定切面图像中包含骨骼;当连通区域的平均亮度小于第二阈值时,则说明指定切面图像中不包含骨骼,其中,第一阈值大于第二阈值。在其它实施例中,也可以只设置一个连通区域的亮度阈值。

[0102] 对于骨骼形状的分析,一种简单的方法为,利用曲率来判断骨骼弯曲与否以及弯曲程度。譬如,在既定的测量模式(如产科)中设置曲率阈值,当连通区域的曲率大于某一曲率阈值时,则说明指定切面图像中包含弯曲的骨骼,当连通区域的曲率小于某一曲率阈值时,则说明指定切面图像中包含直的骨骼。一种曲率的定义可以如下,连通区域的两端及中间各取一个点,计算两端与中间点连线所构成的夹角即为曲率,当然,在其它实施例中,还可以采取其它的定义方式,只要能够反映出连通区域的弯曲程度即可。

[0103] 以产科测量模式为例,如果这X个连通区域的平均亮度大于某个阈值,则认为该指定切面图像中包含骨骼,其切面可能为头围和股骨切面;然后再看连通区域的曲率,如果曲率大于某个阈值,则认为包含的是弯曲的骨骼,则判断该指定切面为头围,如果曲率小于某个阈值,则认为包含的是直的骨骼,则判断该指定切面为股骨;如果这X个连通区域的平均亮度都小于某个阈值,则说明该切面不含高亮的骨骼,判断该切面为腹围切面。

[0104] 步骤630,确定测量项。根据识别出的切面类型及其对应的测量项确定指定切面图像帧对应的测量项。

[0105] 本领域技术人员可以理解,上述实施方式中各种方法的全部或部分步骤可以通过程序来指令相关硬件完成,该程序可以存储于一计算机可读存储介质中,存储介质可以包括:只读存储器、随机存储器、磁盘或光盘等。

[0106] 以上应用了具体个例对本发明进行阐述,只是用于帮助理解本发明并不用以限制本发明。对于本领域的一般技术人员,依据本发明的思想,可以对上述具体实施方式进行变化。

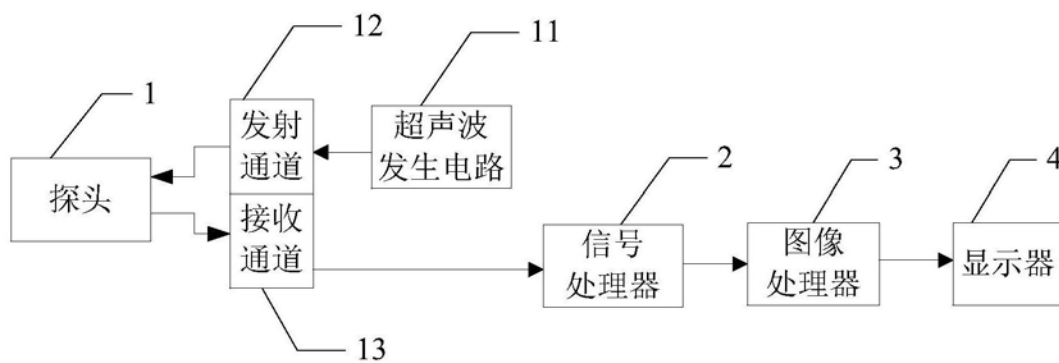


图1

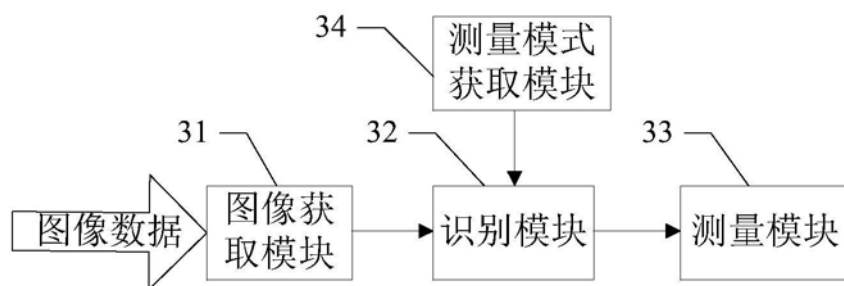


图2

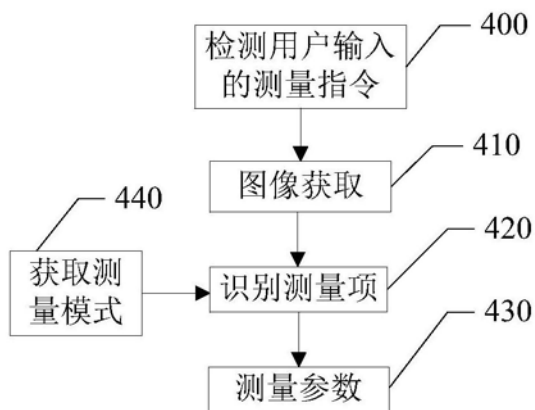


图3

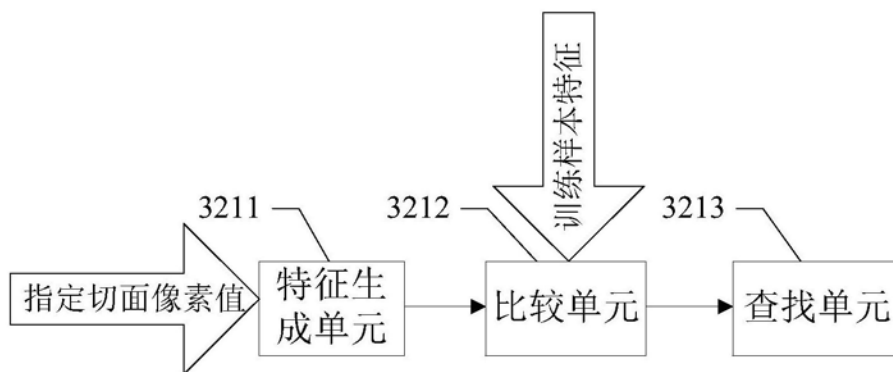


图4

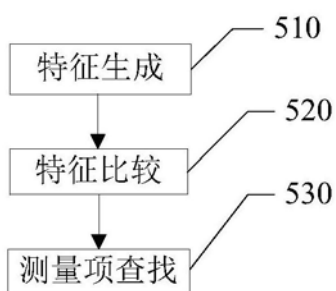


图5

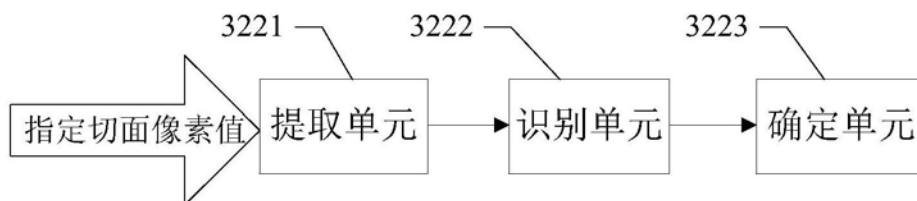


图6

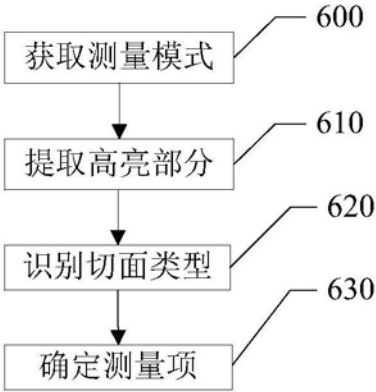


图7

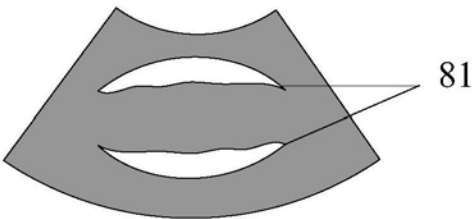


图8a

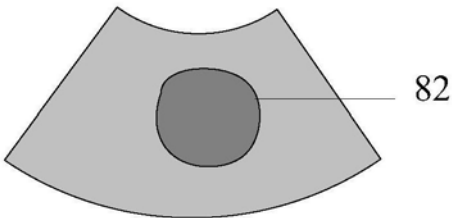


图8b

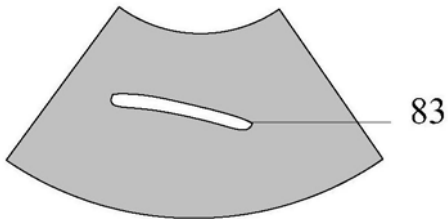


图8c

专利名称(译)	自动识别测量项的方法、装置及一种超声成像设备		
公开(公告)号	CN110811691A	公开(公告)日	2020-02-21
申请号	CN201911159310.7	申请日	2014-03-20
[标]申请(专利权)人(译)	深圳迈瑞生物医疗电子股份有限公司		
申请(专利权)人(译)	深圳迈瑞生物医疗电子股份有限公司		
当前申请(专利权)人(译)	深圳迈瑞生物医疗电子股份有限公司		
[标]发明人	邹耀贤 姚斌 魏芑 林穆清 曾佐祺		
发明人	邹耀贤 姚斌 魏芑 林穆清 曾佐祺		
IPC分类号	A61B8/08 A61B8/00 A61B5/107 A61B5/00 G06T7/00 G06T7/60		
CPC分类号	A61B8/08 A61B8/469 A61B8/5223 G16H50/30 A61B5/1075 A61B5/7267 A61B8/0866 A61B8/0875 A61B8/4461 G06T7/0012 G06T7/60		
代理人(译)	郭燕		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

一种自动识别测量项的方法/装置，通过图像获取模块获取指定切面图像帧中与被探测生物体组织因反射超声信号而形成的超声回波相对应的各像素点的灰度值；而后由识别模块基于各像素点的灰度值识别指定切面图像帧对应的至少一个测量项；测量模块基于识别出的测量项测量指定切面图像帧的测量项参数。由于本申请能够根据指定切面图像的内容自动识别出指定切面的测量项，使得在超声测量过程中，省去了用户移动轨迹球选择测量项的步骤，从而提高了测量效率。

