



(21) 申请号 202410889998.9

G06V 20/64 (2022.01)

(22) 申请日 2024.07.04

(56) 对比文件

(65) 同一申请的已公布的文献号

CN 109965910 A, 2019.07.05

申请公布号 CN 118415676 A

CN 116703882 A, 2023.09.05

(43) 申请公布日 2024.08.02

审查员 龚梦

(73) 专利权人 广州索诺星信息科技有限公司

地址 510000 广东省广州市黄埔区崖鹰石

路27号自编三栋五楼504房

(72) 发明人 关灿华 蔡伟忠 许培达

(74) 专利代理机构 北京华际知识产权代理有限公司

公司 11676

专利代理师 古明涛

(51) Int. Cl.

A61B 8/00 (2006.01)

G16H 30/20 (2018.01)

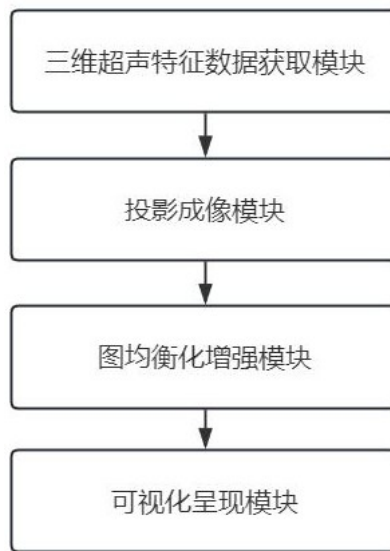
权利要求书5页 说明书9页 附图1页

(54) 发明名称

基于三维超声的多特征状态数据可视化监测系统及方法

(57) 摘要

本发明涉及超声图像处理技术领域,具体涉及基于三维超声的多特征状态数据可视化监测系统及方法。系统包括三维超声特征数据获取模块、投影成像模块、图均衡化增强模块以及可视化呈现模块;三维超声特征数据获取模块用于获取三维超声特征数据;投影成像模块用于根据冠状参考平面和投影深度对三维超声特征数据进行投影成像,生成投影图;图均衡化增强模块用于对投影图进行识别分析,识别出投影图中目标三维超声特征数据对应的图像特征,并对图像特征进行均衡化增强,得到第一图像;可视化呈现模块用于对第一图像进行可视化呈现。本发明能够提高医学诊断和监测的效率和准确性。



1. 基于三维超声的多特征状态数据可视化监测系统,其特征在于,系统包括三维超声特征数据获取模块、投影成像模块、图均衡化增强模块以及可视化呈现模块;

三维超声特征数据获取模块用于获取三维超声特征数据,其中,三维超声特征数据包括目标三维超声特征数据和非目标三维超声特征数据,三维超声特征数据为经过三维超声成像技术得到的医学图像数据;

投影成像模块用于对三维超声特征数据进行投影成像,生成投影图;

图均衡化增强模块用于对投影图进行识别分析,识别出投影图中目标三维超声特征数据对应的图像特征,并对图像特征进行均衡化增强,得到第一图像;

其中,对图像特征进行均衡化增强,得到第一图像具体包括以下过程:

输入图像特征 $G = (V, E)$, 其中, V 为图像特征中表示目标三维超声特征数据的节点集, $V = \{v_1, v_2 \dots v_N\}$, E 为图像特征中表示非目标三维超声特征数据的边集, $E = \{e_1, e_2 \dots e_M\}$, 边数为 M ;

获取节点的特征矩阵为 $X \in R^{N \times F}$, F 为特征维度, v_i 的特征向量为 $x_i \in R^F$, 节点的邻接矩阵为 $A \in \{0, 1\}^{N \times N}$, 度矩阵为 $D \in R^{N \times N}$;

将 X 和 A 输入图神经网络编码器 $f(X, A) \in R^{N \times F}$, 输出嵌入矩阵 $Z^{(1)}, Z^{(2)}$, 具体地:

采样两个自适应增强函数 $t_1 \sim \tau$ 和 $t_2 \sim \tau$ 生成显微图形视图分别为 $G_1 = (X'_1, A'_1)$, $G_2 = (X'_2, A'_2)$, 其中, τ 是用于拓扑级增强函数和属性级增强函数的集合:

G_1 通过相同权重的编码器网络 $f(X, A) \in R^{N \times F}$ 生成嵌入矩阵 $Z^{(1)}$;

G_2 通过相同权重的编码器网络 $f(X, A) \in R^{N \times F}$ 生成嵌入矩阵 $Z^{(2)}$;

对于拓扑级增强, 采用按重要性程度删除图中的边, 采用度中心性作为测量节点中心性的方法: 在输入图中采样修改的子集 ε 的概率集合定义公式如下:

$$P\{(i, j) \in \varepsilon\} = 1 - P_{ij}^e;$$

其中, ε 为增强视图中的边集, P_{ij}^e 为删除边 (i, j) 的概率, 反映边 (i, j) 的重要性程度;

将边中心性定义为两个相邻节点中心性得分的平均值如下式:

$$C_{ij}^e = (\phi(i) + \phi(j)) / 2;$$

其中, C_{ij}^e 为边 (i, j) 的中心性, 用来表示两个相连节点间重要性的影响, $\phi(i), \phi(j)$ 表示节点中心性度量;

根据每条边的中心性计算出每条边的概率: 设置 $t_{ij}^e = \ln C_{ij}^e$ 来减轻稠密节点的影响, 通过归一化处理以后, 通过转换公式将值转换为概率, 转换公式如下:

$$P_{ij}^e = \min \left(\frac{t_{\max}^e - t_{ij}^e}{t_{\max}^e - \mu_t^e} \cdot P_e, P_\tau \right);$$

其中, P_e 为一个超参数, 目的是控制删除边的总体概率; $t_{\max}^e$ 是 t_{ij}^e 的最大值, μ_t^e 是 t_{ij}^e 的平均值, $1 > P_\tau$, 用于限制概率的最大值;

对于属性级增强: 基于第一公式计算测量节点 i 在第 d 维特征值的大小 W_d^f , 第一公式如下:

$$W_d^f = \sum_{i \in V} |x_{id}| * \Phi(i);$$

其中, x_{id} 为节点 i 的特征, $\Phi(i)$ 表示节点中心性度量;

通过第二公式生成节点属性级增强的属性表示特征的概率 P_d^f , 第二公式如下:

$$P_d^f = \min \left(\frac{t_{\max}^f - t_d^f}{t_{\max}^f - \mu_t^f} \cdot P_f, P_\tau \right);$$

其中, $t_d^f = \ln W_d^f$, $t_{\max}^f$ 为 t_d^f 的最大值, μ_t^f 为 t_d^f 的平均值, P_f 为控制特征增强整体大小的超参数;

执行拓扑级和节点级属性增强生成两个增强视图 G_1 和 G_2 , 完成均衡化增强, 并将得到的增强视图 G_1 和 G_2 融合成第一图像;

可视化呈现模块用于对第一图像进行可视化呈现。

2. 根据权利要求1所述的基于三维超声的多特征状态数据可视化监测系统, 其特征在于, 投影成像模块用于根据冠状参考平面和投影深度对三维超声特征数据进行投影成像, 生成投影图具体包括以下过程:

基于三维超声特征数据获取三维超声体数据, 三维超声体数据为人体目标区域三维结构信息;

基于人体目标区域三维结构信息确定参照平面与人体目标区域平面的距离 n , 并基于距离 n 生成冠状参考平面;

基于冠状参考平面和投影深度 N_s 通过平均合成函数生成投影图 I , 该平均合成函数如下:

$$I(j) = \frac{\sum_{i=n}^{n+N_s} V_i(j)}{N_s};$$

其中, $I(j)$ 为投影图中第 j 个像素点的灰度值, $V_i(j)$ 为三维超声特征数据在投影平面中第 j 个位置距离参照平面深度为 i 处的体素点强度值。

3.根据权利要求1所述的基于三维超声的多特征状态数据可视化监测系统,其特征在于,图均衡化增强模块用于对投影图进行识别分析,识别出投影图中目标三维超声特征数据对应的图像特征具体包括以下过程:

通过**Log – Gabor**小波获取投影图在多尺度下的相位;

判断局部方向相位一致性,若该局部方向相位与预设相位一致,则该局部为目标三维超声特征数据对应的图像特征,若该局部方向相位与预设相位不一致,则该局部不为目标三维超声特征数据对应的图像特征,其中,局部方向相位的计算公式如下:

$$PS(x, y) = \frac{\sum_s W(x, y) A_r(x, y) [|e_r(x, y)| - |o_r(x, y)|] - T_r}{\sum_s A_r(x, y) + \delta};$$

其中, $PS(x, y)$ 为投影图中的局部方向相位, $e_r(x, y)$ 表示小波在 s 尺度方向下的偶对称部分和奇对称部分, $o_r(x, y)$ 表示小波在特定 r 尺度方向的偶对称部分和奇对称部分, $A_r(x, y)$ 表示小波在相应尺度与方向下响应的幅度, δ 是一个避免分母为0的微小常量, T_r 表示噪声阈值, $W(x, y)$ 是基于频率扩展的加权因子。

4.根据权利要求1所述的基于三维超声的多特征状态数据可视化监测系统,其特征在于,可视化呈现模块用于对第一图像进行可视化呈现包括以下过程:

引入超声探头坐标系来表示第一图像中一帧超声图像中像素点的坐标位置,以第一图像顶部中点为超声探头坐标系的原点,第一图像中的每一像素点都有着唯一一个坐标表示,在超声探头坐标系下各点的唯一坐标为 $(\mu, \pi, 0)$,通过坐标系转换求出该像素点在坐标系中的三维坐标值 (x, y, θ) ,坐标转换公式形如下:

$$\begin{pmatrix} x \\ y \\ \theta \\ 1 \end{pmatrix} = K_B \begin{pmatrix} \mu \\ \pi \\ \theta \\ 1 \end{pmatrix};$$

其中, K_B 为转换矩阵,转换矩阵取决于第一图像像素之间的相对位置,可自由预设。

5.基于三维超声的多特征状态数据可视化监测方法,其特征在于,方法包括:

获取三维超声特征数据,其中,三维超声特征数据包括目标三维超声特征数据和非目标三维超声特征数据,三维超声特征数据为经过三维超声成像技术得到的医学图像数据;

根据冠状参考平面和投影深度对三维超声特征数据进行投影成像,生成投影图;

对投影图进行识别分析,识别出投影图中目标三维超声特征数据对应的图像特征,并对图像特征进行均衡化增强,得到第一图像;

其中,对图像特征进行均衡化增强,得到第一图像具体包括以下过程:

输入图像特征 $G = (V, E)$,其中, V 为图像特征中表示目标三维超声特征数据的节点集, $V = \{v_1, v_2 \dots v_N\}$, E 为图像特征中表示非目标三维超声特征数据的边集,

$E = \{e_1, e_2 \dots e_M\}$, 边数为 M ;

获取节点的特征矩阵为 $X \in R^{N \times F}$, F 为特征维度, v_i 的特征向量为 $x_i \in R^F$, 节点的邻接矩阵为 $A \in \{0,1\}^{N \times N}$, 度矩阵为 $D \in R^{N \times N}$;

将 X 和 A 输入图神经网络编码器 $f(X, A) \in R^{N \times F}$, 输出嵌入矩阵 $Z^{(1)}$ 、 $Z^{(2)}$, 具体地:
采样两个自适应增强函数 $t_1 \sim \tau$ 和 $t_2 \sim \tau$ 生成显微图形视图分别为 $G_1 = (X'_1, A'_1)$,
 $G_2 = (X'_2, A'_2)$, 其中, τ 是用于拓扑级增强函数和属性级增强函数的集合:

G_1 通过相同权重的编码器网络 $f(X, A) \in R^{N \times F}$ 生成嵌入矩阵 $Z^{(1)}$;

G_2 通过相同权重的编码器网络 $f(X, A) \in R^{N \times F}$ 生成嵌入矩阵 $Z^{(2)}$;

对于拓扑级增强, 采用按重要性程度删除图中的边, 采用度中心性作为测量节点中心性的方法: 在输入图中采样修改的子集 ε 的概率集合定义公式如下:

$$P\{(i, j) \in \varepsilon\} = 1 - P_{ij}^e;$$

其中, ε 为增强视图中的边集, P_{ij}^e 为删除边 (i, j) 的概率, 反映边 (i, j) 的重要性程度;

将边中心性定义为两个相邻节点中心性得分的平均值如下式:

$$C_{ij}^e = (\phi(i) + \phi(j)) / 2;$$

其中, C_{ij}^e 为边 (i, j) 的中心性, 用来表示两个相连节点间重要性的影响, $\phi(i)$ 、 $\phi(j)$ 表示节点中心性度量;

根据每条边的中心性计算出每条边的概率: 设置 $t_{ij}^e = \ln C_{ij}^e$ 来减轻稠密节点的影响, 通过归一化处理以后, 通过转换公式将值转换为概率, 转换公式如下:

$$P_{ij}^e = \min \left(\frac{t_{\max}^e - t_{ij}^e}{t_{\max}^e - \mu_t^e} \cdot P_e, P_\tau \right);$$

其中, P_e 为一个超参数, 目的是控制删除边的总体概率; $t_{\max}^e$ 是 t_{ij}^e 的最大值, μ_t^e 是 t_{ij}^e 的平均值, $1 > P_\tau$, 用于限制概率的最大值;

对于属性级增强: 基于第一公式计算测量节点 i 在第 d 维特征值的大小 W_d^f , 第一公式如下:

$$W_d^f = \sum_{i \in V} |x_{id}| * \phi(i);$$

其中, x_{id} 为节点 i 的特征, $\phi(i)$ 表示节点中心性度量;

通过第二公式生成节点属性级增强的属性表示特征的概率 P_d^f , 第二公式如下:

$$P_d^f = \min \left(\frac{t_{\max}^f - t_d^f}{t_{\max}^f - \mu_t^f} \cdot P_f, P_\tau \right);$$

其中, $t_d^f = \ln W_d^f$, $t_{\max}^f$ 为 t_d^f 的最大值, μ_t^f 为 t_d^f 的平均值, P_f 为控制特征增强整体大小的超参数;

执行拓扑级和节点级属性增强生成两个增强视图 G_1 和 G_2 , 完成均衡化增强, 并将得到的增强视图 G_1 和 G_2 融合成第一图像;

对第一图像进行可视化呈现。

基于三维超声的多特征状态数据可视化监测系统及方法

技术领域

[0001] 本发明涉及超声图像处理技术领域,具体涉及基于三维超声的多特征状态数据可视化监测系统及方法。

背景技术

[0002] 在医学诊断和监测领域,准确、直观地展示患者体内结构的动态变化对于疾病的早期诊断、治疗方案的制定以及治疗效果的评估至关重要。传统的二维超声成像技术虽然广泛应用于临床,但在复杂结构和微小病变的展示上存在局限性。近年来,随着医学影像技术的快速发展,三维超声成像技术凭借其能够提供立体、直观、多角度的医学图像信息,逐渐成为医学诊断和监测的重要工具。

[0003] 然而,仅依靠三维超声图像进行诊断和监测仍存在一些挑战。首先,三维超声图像包含了大量的信息,医生需要花费大量时间和精力去解读和分析这些数据,这在一定程度上影响了诊断的效率和准确性。其次,对于某些疾病或病变,仅仅依靠图像的形态信息可能不足以进行准确的诊断,还需要结合其他特征信息,如血流情况、组织硬度等。

[0004] 为了解决这些问题,亟需一种基于三维超声的多特征状态数据可视化监测系统。

发明内容

[0005] 本发明的目的在于提供基于三维超声的多特征状态数据可视化监测系统及方法:至少解决现有方案中,对三维超声图像进行分析时往往因数据信息量大且不能够直观了解患者体内结构的动态变化,导致诊断的效率低和准确性不高的问题。

[0006] 本发明的目的可以通过以下技术方案实现:

[0007] 一方面,基于三维超声的多特征状态数据可视化监测系统,系统包括三维超声特征数据获取模块、投影成像模块、图均衡化增强模块以及可视化呈现模块;

[0008] 三维超声特征数据获取模块用于获取三维超声特征数据,其中,三维超声特征数据包括目标三维超声特征数据和非目标三维超声特征数据,三维超声特征数据为经过三维超声成像技术得到的医学图像数据;

[0009] 投影成像模块用于对三维超声特征数据进行投影成像,生成投影图;

[0010] 图均衡化增强模块用于对投影图进行识别分析,识别出投影图中目标三维超声特征数据对应的图像特征,并对图像特征进行均衡化增强,得到第一图像;

[0011] 可视化呈现模块用于对第一图像进行可视化呈现。

[0012] 进一步地,投影成像模块用于根据冠状参考平面和投影深度对三维超声特征数据进行投影成像,生成投影图具体包括以下过程:

[0013] 基于三维超声特征数据获取三维超声体数据,三维超声体数据为人体目标区域三维结构信息;

[0014] 基于人体目标区域三维结构信息确定参照平面与人体目标区域平面的距离 n ,并基于距离 n 生成冠状参考平面;

[0015] 基于冠状参考平面和投影深度 N_s 通过平均合成函数生成投影图 I ,该平均合成函数如下:

$$[0016] \quad I(j) = \frac{\sum_{i=n}^{n+N_s} V_i(j)}{N_s};$$

[0017] 其中, $I(j)$ 为投影图中第 j 个像素点的灰度值, $V_i(j)$ 为三维超声特征数据在投影平面中第 j 个位置距离参照平面深度为 i 处的体素点强度值。

[0018] 进一步地,图均衡化增强模块用于对投影图进行识别分析,识别出投影图中目标三维超声特征数据对应的图像特征具体包括以下过程:

[0019] 通过Log – Gabor小波获取投影图在多尺度下的相位;

[0020] 判断局部方向相位一致性,若该局部方向相位与预设相位一致,则该局部为目标三维超声特征数据对应的图像特征,若该局部方向相位与预设相位不一致,则该局部不为目标三维超声特征数据对应的图像特征,其中,局部方向相位的计算公式如下:

$$[0021] \quad PS(x, y) = \frac{\sum_s W(x, y) A_r(x, y) [|e_r(x, y)| - |o_r(x, y)|] - T_r}{\sum_s A_r(x, y) + \delta};$$

[0022] 其中, $PS(x, y)$ 为投影图中的局部方向相位, $e_r(x, y)$ 表示小波在 s 尺度方向下的偶对称部分和奇对称部分, $o_r(x, y)$ 表示小波在特定 r 尺度方向的偶对称部分和奇对称部分, $A_r(x, y)$ 表示小波在相应尺度与方向下响应的幅度, δ 是一个避免分母为0的微小常量, T_r 表示噪声阈值, $W(x, y)$ 是基于频率扩展的加权因子。

[0023] 进一步地,对图像特征进行均衡化增强,得到第一图像具体包括以下过程:

[0024] 输入图像特征 $G = (V, E)$,其中, V 为图像特征中表示目标三维超声特征数据的节点集, $V = \{v_1, v_2 \dots v_N\}$, E 为图像特征中表示非目标三维超声特征数据的边集, $E = \{e_1, e_2 \dots e_M\}$,边数为 M ;

[0025] 获取节点的特征矩阵为 $X \in R^{N \times F}$, F 为特征维度, v_i 的特征向量为 $x_i \in R^F$,节点的邻接矩阵为 $A \in \{0,1\}^{N \times N}$,度矩阵为 $D \in R^{N \times N}$;

[0026] 将 X 和 A 输入图神经网络编码器 $f(X, A) \in R^{N \times F}$,输出嵌入矩阵 $Z^{(1)}$ 、 $Z^{(2)}$,具体地:

[0027] 采样两个自适应增强函数 $t_1 \sim \tau$ 和 $t_2 \sim \tau$ 生成显微图形视图分别为 $G_1 = (X'_1, A'_1)$, $G_2 = (X'_2, A'_2)$,其中, τ 是用于拓扑级增强函数和属性级增强函数的集合:

[0028] G_1 通过相同权重的编码器网络 $f(X, A) \in R^{N \times F}$ 生成嵌入矩阵 $Z^{(1)}$;

[0029] G_2 通过相同权重的编码器网络 $f(X, A) \in R^{N \times F}$ 生成嵌入矩阵 $Z^{(2)}$;

[0030] 对于拓扑级增强,采用按重要性程度删除图中的边,采用度中心性作为测量节点

中心性的方法:在输入图中采样修改的子集 ε 的概率集合定义公式如下:

$$[0031] \quad P\{(i, j) \in \varepsilon\} = 1 - P_{ij}^e;$$

[0032] 其中, ε 为增强视图中的边集, P_{ij}^e 为删除边 (i, j) 的概率,反映边 (i, j) 的重要性程度;

[0033] 将边中心性定义为两个相邻节点中心性得分的平均值如下式:

$$[0034] \quad C_{ij}^e = (\Phi(i) + \Phi(j))/2;$$

[0035] 其中, C_{ij}^e 为边 (i, j) 的中心性,用来表示两个相连节点间重要性的影响, $\Phi(i)$ 、 $\Phi(j)$ 表示节点中心性度量;

[0036] 根据每条边的中心性计算出每条边的概率:设置 $t_{ij}^e = \ln C_{ij}^e$ 来减轻稠密节点的影响,通过归一化处理以后,通过转换公式将值转换为概率,转换公式如下:

$$[0037] \quad P_{ij}^e = \min\left(\frac{t_{\max}^e - t_{ij}^e}{t_{\max}^e - \mu_t^e} \cdot P_e, P_\tau\right);$$

[0038] 其中, P_e 为一个超参数,目的是控制删除边的总体概率; $t_{\max}^e$ 是 t_{ij}^e 的最大值, μ_t^e 是 t_{ij}^e 的平均值, $1 > P_\tau$,用于限制概率的最大值;

[0039] 对于属性级增强:基于第一公式计算测量节点 i 在第 d 维特征值的大小 W_d^f ,第一公式如下:

$$[0040] \quad W_d^f = \sum_{i \in V} |x_{id}| * \Phi(i);$$

[0041] 其中, x_{id} 为节点 i 的特征, $\Phi(i)$ 表示节点中心性度量;

[0042] 通过第二公式生成节点属性级增强的属性表示特征的概率 P_d^f ,第二公式如下:

$$[0043] \quad P_d^f = \min\left(\frac{t_{\max}^f - t_d^f}{t_{\max}^f - \mu_t^f} \cdot P_f, P_\tau\right);$$

[0044] 其中, $t_d^f = \ln W_d^f$, $t_{\max}^f$ 为 t_d^f 的最大值, μ_t^f 为 t_d^f 的平均值, P_f 为控制特征增强整体大小的超参数;

[0045] 执行拓扑级和节点级属性增强生成两个增强视图 G_1 和 G_2 ,完成均衡化增强,并将得到的增强视图 G_1 和 G_2 融合成第一图像。

[0046] 进一步地,可视化呈现模块用于对第一图像进行可视化呈现包括以下过程:

[0047] 引入超声探头坐标系来表示第一图像中一帧超声图像中像素点的坐标位置,以第一图像顶部中点为超声探头坐标系的原点,第一图像中的每一像素点都有着唯一一个坐标表示,在超声探头坐标系下各点的唯一坐标为 $(\mu, \pi, 0)$,通过坐标系转换求出该像素点在坐标系中的三维坐标值 (x, y, θ) ,坐标转换公式形如下:

$$[0048] \quad \begin{pmatrix} x \\ y \\ \theta \\ 1 \end{pmatrix} = K_B \begin{pmatrix} \mu \\ \pi \\ \theta \\ 1 \end{pmatrix};$$

[0049] 其中, K_B 为转换矩阵, 转换矩阵取决于第一图像像素之间的相对位置, 可自由预设。

[0050] 另一方面, 基于三维超声的多特征状态数据可视化监测方法, 方法包括:

[0051] 获取三维超声特征数据, 其中, 三维超声特征数据包括目标三维超声特征数据和非目标三维超声特征数据, 三维超声特征数据为经过三维超声成像技术得到的医学图像数据;

[0052] 根据冠状参考平面和投影深度对三维超声特征数据进行投影成像, 生成投影图;

[0053] 对投影图进行识别分析, 识别出投影图中目标三维超声特征数据对应的图像特征, 并对图像特征进行均衡化增强, 得到第一图像;

[0054] 对第一图像进行可视化呈现。

[0055] 相比于现有方案, 本发明实现的有益效果:

[0056] 本发明通过获取三维超声特征数据, 根据冠状参考平面和投影深度对三维超声特征数据进行投影成像, 生成投影图; 对投影图进行识别分析, 识别出投影图中目标三维超声特征数据对应的图像特征, 并对图像特征进行均衡化增强, 得到第一图像, 对第一图像进行可视化呈现。能够将多特征状态数据以直观、易懂的方式展示给医生, 帮助医生更快速、更准确地了解患者体内结构的动态变化, 从而做出更准确的诊断和制定更有效的治疗方案, 可以提高医学诊断和监测的效率和准确性, 为医学研究提供丰富的数据支持。

附图说明

[0057] 为了更清楚地说明本申请实施例或现有技术中的技术方案, 下面将对实施例中所需要使用的附图作简单地介绍, 显而易见地, 下面描述中的附图仅仅是本发明中记载的一些实施例, 对于本领域普通技术人员来讲, 还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0058] 图1是本发明实施例的基于三维超声的多特征状态数据可视化监测系统的系统框图;

[0059] 图2是本发明实施例的一种基于三维超声的多特征状态数据可视化监测系统的工作流程图。

具体实施方式

[0060] 下面将结合本发明实施例中的附图, 对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述, 显然, 所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例, 而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例, 本领域普通技术人员在没有作出创造性劳动前提下所获得的所有其它实施例, 都属于本发明保护的范围。

[0061] 此外, 所描述的特征、结构或特性可以以任何合适的方式结合在一个或更多示例实施方式中。在下面的描述中, 提供许多具体细节从而给出对本公开的示例实施方式的充

分理解。然而,本领域技术人员将意识到,可以实践本公开的技术方案而省略所述特定细节中的一个或更多,或者可以采用其它的方法、组元、步骤等。在其它情况下,不详细示出或描述公知结构、方法、实现或者操作以避免喧宾夺主而使得本公开的各方面变得模糊。

[0062] 本实施例提供了一种基于三维超声的多特征状态数据可视化监测系统,图1是本发明实施例的基于三维超声的多特征状态数据可视化监测系统的系统框图,如图1所示,该系统包括三维超声特征数据获取模块、投影成像模块、图均衡化增强模块以及可视化呈现模块;

[0063] 三维超声特征数据获取模块用于获取三维超声特征数据,其中,三维超声特征数据包括目标三维超声特征数据和非目标三维超声特征数据,三维超声特征数据为经过三维超声成像技术得到的医学图像数据;

[0064] 投影成像模块用于对三维超声特征数据进行投影成像,生成投影图;

[0065] 图均衡化增强模块用于对投影图进行识别分析,识别出投影图中目标三维超声特征数据对应的图像特征,并对图像特征进行均衡化增强,得到第一图像;

[0066] 可视化呈现模块用于对第一图像进行可视化呈现。

[0067] 综上,本发明通过获取三维超声特征数据,根据冠状参考平面和投影深度对三维超声特征数据进行投影成像,生成投影图;对投影图进行识别分析,识别出投影图中目标三维超声特征数据对应的图像特征,并对图像特征进行均衡化增强,得到第一图像,对第一图像进行可视化呈现。能够将多特征状态数据以直观、易懂的方式展示给医生,帮助医生更快速、更准确地了解患者体内结构的动态变化,从而做出更准确的诊断和制定更有效的治疗方案,可以提高医学诊断和监测的效率和准确性,为医学研究提供丰富的数据支持。

[0068] 在一些实施例中,图2是本发明实施例的一种基于三维超声的多特征状态数据可视化监测系统的工作流程图,如图2所示,投影成像模块用于根据冠状参考平面和投影深度对三维超声特征数据进行投影成像,生成投影图具体包括以下步骤:

[0069] 步骤S101:基于三维超声特征数据获取三维超声体数据,三维超声体数据为人体目标区域三维结构信息。人体目标区域可以包括肺部、脊椎等。目标三维超声特征数据为携带有待诊断的人体目标区域三维结构信息,非目标三维超声特征数据为未携带有待诊断的人体目标区域三维结构信息。

[0070] 步骤S102:基于人体目标区域三维结构信息确定参照平面与人体目标区域平面的距离 n ,并基于距离 n 生成冠状参考平面;参照平面可以为人体皮肤所在近视平面。其中,冠状参考平面,也被称为冠状面或额状面,是一个沿人体左右方向将身体纵断为前后两部分的平面。在DICOM格式的医学图像如CT或MRI中,冠状面图像反映了沿人体左右方向的纵切面,将身体分为前部与后部。这种平面在医学影像学中非常重要,因为它允许医生从特定的角度观察患者的内部解剖结构。

[0071] 步骤S103:基于冠状参考平面和投影深度 N_s 通过平均合成函数生成投影图 I ,该平均合成函数如下:

$$[0072] \quad I(j) = \frac{\sum_{i=n}^{n+N_s} V_i(j)}{N_s};$$

[0073] 其中, $I(j)$ 为投影图中第 j 个像素点的灰度值, $V_i(j)$ 为三维超声特征数据在投影平

面中第 j 个位置距离参照平面深度为 i 处的体素点强度值。

[0074] 在一些实施例中,图均衡化增强模块用于对投影图进行识别分析,识别出投影图中目标三维超声特征数据对应的图像特征具体包括以下过程:

[0075] 通过 **Log – Gabor** 小波获取投影图在多尺度下的相位。**Log – Gabor** 小波是一种滤波器,是对原始**Gabor**滤波器的改进,在信号处理中,它同时分析信号的空间和频率特性。**Log – Gabor** 滤波器能够根据本地频率响应来描述信号,这是基本的信号分析技术,在信号处理中有许多应用。实际上,使用**Gabor**滤波器或其他小波基函数的任何应用程序都可以从**Log – Gabor**滤波器中受益。**Log – Gabor**滤波器在图像处理、模式识别等领域有广泛应用,特别是在边缘检测等原始操作中表现出色,能够有效地标记图像的边缘。

[0076] 判断局部方向相位一致性,若该局部方向相位与预设相位一致,则该局部为目标三维超声特征数据对应的图像特征,若该局部方向相位与预设相位不一致,则该局部不为目标三维超声特征数据对应的图像特征,其中,局部方向相位的计算公式如下:

$$[0077] \quad PS(x, y) = \frac{\sum_s W(x, y) A_r(x, y) [|e_r(x, y)| - |o_r(x, y)|] - T_r}{\sum_s A_r(x, y) + \delta};$$

[0078] 其中, $PS(x, y)$ 为投影图中的局部方向相位, $e_r(x, y)$ 表示小波在 s 尺度方向下的偶对称部分和奇对称部分, $o_r(x, y)$ 表示小波在特定 r 尺度方向的偶对称部分和奇对称部分, $A_r(x, y)$ 表示小波在相应尺度与方向下响应的幅度, δ 是一个避免分母为0的微小常量, T_r 表示噪声阈值, $W(x, y)$ 是基于频率扩展的加权因子。

[0079] 进一步地,对图像特征进行均衡化增强,得到第一图像具体包括以下过程:

[0080] 输入图像特征 $G = (V, E)$, 其中, V 为图像特征中表示目标三维超声特征数据的节点集, $V = \{v_1, v_2 \dots v_N\}$, E 为图像特征中表示非目标三维超声特征数据的边集, $E = \{e_1, e_2 \dots e_M\}$, 边数为 M ;

[0081] 获取节点的特征矩阵为 $X \in R^{N \times F}$, F 为特征维度, v_i 的特征向量为 $x_i \in R^F$, 节点的邻接矩阵为 $A \in \{0, 1\}^{N \times N}$, 度矩阵为 $D \in R^{N \times N}$;

[0082] 将 X 和 A 输入图神经网络编码器 $f(X, A) \in R^{N \times F}$, 输出嵌入矩阵 $Z^{(1)}$ 、 $Z^{(2)}$, 具体地:

[0083] 采样两个自适应增强函数 $t_1 \sim \tau$ 和 $t_2 \sim \tau$ 生成显微图形视图分别为 $G_1 = (X'_1, A'_1)$, $G_2 = (X'_2, A'_2)$, 其中, τ 是用于拓扑级增强函数和属性级增强函数的集合:

[0084] G_1 通过相同权重的编码器网络 $f(X, A) \in R^{N \times F}$ 生成嵌入矩阵 $Z^{(1)}$;

[0085] G_2 通过相同权重的编码器网络 $f(X, A) \in R^{N \times F}$ 生成嵌入矩阵 $Z^{(2)}$;

[0086] 对于拓扑级增强,采用按重要性程度删除图中的边,采用度中心性作为测量节点中心性的方法:在输入图中采样修改的子集 ε 的概率集合定义公式如下:

[0087] $P\{(i, j) \in \varepsilon\} = 1 - P_{ij}^e$;

[0088] 其中, ε 为增强视图中的边集, P_{ij}^e 为删除边 (i, j) 的概率, 反映边 (i, j) 的重要性程度;

[0089] 将边中心性定义为两个相邻节点中心性得分的平均值如下式:

[0090] $C_{ij}^e = (\Phi(i) + \Phi(j))/2$;

[0091] 其中, C_{ij}^e 为边 (i, j) 的中心性, 用来表示两个相连节点间重要性的影响, $\Phi(i)$ 、 $\Phi(j)$ 表示节点中心性度量;

[0092] 根据每条边的中心性计算出每条边的概率: 设置 $t_{ij}^e = \ln C_{ij}^e$ 来减轻稠密节点的影响, 通过归一化处理以后, 通过转换公式将值转换为概率, 转换公式如下:

[0093] $P_{ij}^e = \min\left(\frac{t_{\max}^e - t_{ij}^e}{t_{\max}^e - \mu_t^e} \cdot P_e, P_\tau\right)$;

[0094] 其中, P_e 为一个超参数, 目的是控制删除边的总体概率; $t_{\max}^e$ 是 t_{ij}^e 的最大值, μ_t^e 是 t_{ij}^e 的平均值, $1 > P_\tau$, 用于限制概率的最大值;

[0095] 对于属性级增强: 基于第一公式计算测量节点 i 在第 d 维特征值的大小 W_d^f , 第一公式如下:

[0096] $W_d^f = \sum_{i \in V} |x_{id}| * \Phi(i)$;

[0097] 其中, x_{id} 为节点 i 的特征, $\Phi(i)$ 表示节点中心性度量;

[0098] 通过第二公式生成节点属性级增强的属性表示特征的概率 P_d^f , 第二公式如下:

[0099] $P_d^f = \min\left(\frac{t_{\max}^f - t_d^f}{t_{\max}^f - \mu_t^f} \cdot P_f, P_\tau\right)$;

[0100] 其中, $t_d^f = \ln W_d^f$, $t_{\max}^f$ 为 t_d^f 的最大值, μ_t^f 为 t_d^f 的平均值, P_f 为控制特征增强整体大小的超参数;

[0101] 执行拓扑级和节点级属性增强生成两个增强视图 G_1 和 G_2 , 完成均衡化增强, 并将得到的增强视图 G_1 和 G_2 融合成第一图像。

[0102] 在一些实施例中, 引入超声探头坐标系来表示第一图像中一帧超声图像中像素点的坐标位置, 其中, 超声探头坐标系是用于描述超声探头相对于某个参考点或参考面的位置和方向的数学框架, 在超声成像系统中, 探头坐标系对于准确地解释和定位超声图像至关重要, 以第一图像顶部中点为超声探头坐标系的原点, 第一图像中的每一像素点都有着唯一的一个坐标表示, 在超声探头坐标系下各点的唯一坐标为 $(\mu, \pi, 0)$, 通过坐标系转换求出该像素点在坐标系中的三维坐标值 (x, y, θ) , 坐标转换公式形如下:

$$[0103] \quad \begin{pmatrix} x \\ y \\ \theta \\ 1 \end{pmatrix} = K_B \begin{pmatrix} \mu \\ \pi \\ \theta \\ 1 \end{pmatrix};$$

[0104] 其中, K_B 为转换矩阵, 转换矩阵取决于第一图像像素之间的相对位置, 可自由预设。

[0105] 本发明实施例还提供一种基于三维超声的多特征状态数据可视化监测方法, 方法包括:

[0106] 获取三维超声特征数据, 其中, 三维超声特征数据包括目标三维超声特征数据和非目标三维超声特征数据, 三维超声特征数据为经过三维超声成像技术得到的医学图像数据;

[0107] 根据冠状参考平面和投影深度对三维超声特征数据进行投影成像, 生成投影图;

[0108] 对投影图进行识别分析, 识别出投影图中目标三维超声特征数据对应的图像特征, 并对图像特征进行均衡化增强, 得到第一图像;

[0109] 对第一图像进行可视化呈现。

[0110] 上述实施例, 可以全部或部分地通过软件、硬件、固件或其他任意组合来实现。当使用软件实现时, 上述实施例可以全部或部分地以计算机程序产品的形式实现。所述计算机程序产品包括一个或多个计算机指令或计算机程序。在计算机上加载或执行所述计算机指令或计算机程序时, 全部或部分地产生按照本申请实施例所述的流程或功能。所述计算机可以为通用计算机、专用计算机、计算机网络、或者其他可编程装置。所述计算机指令可以存储在计算机可读存储介质中, 或者从一个计算机可读存储介质向另一个计算机可读存储介质传输, 例如, 所述计算机指令可以从一个网站站点、计算机、服务器或数据中心通过有线(例如红外、无线、微波等)方式向另一个网站站点、计算机、服务器或数据中心进行传输。所述计算机可读存储介质可以是计算机能够存取的任何可用介质或者是包含一个或多个可用介质集合的服务器、数据中心等数据存储设备。所述可用介质可以是磁性介质(例如, 软盘、硬盘、磁带)、光介质(例如, DVD)、或者半导体介质。半导体介质可以是固态硬盘。

[0111] 本领域普通技术人员可以意识到, 结合本文中所公开的实施例描述的各示例的单元及算法步骤, 能够以电子硬件、或者计算机软件和电子硬件的结合来实现。这些功能究竟以硬件还是软件方式来执行, 取决于技术方案的特定应用和设计约束条件。专业技术人员可以对每个特定的应用来使用不同方法来实现所描述的功能, 但是这种实现不应认为超出本申请的范围。

[0112] 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, 上述描述的系统、装置和单元的具体工作过程, 可以参考前述方法实施例中的对应过程, 在此不再赘述。

[0113] 在本申请所提供的几个实施例中, 应该理解到, 所揭露的系统、装置和方法, 可以通过其它的方式实现。例如, 以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的, 例如, 所述单元的划分, 仅仅为一些逻辑功能划分, 实际实现时可以有另外的划分方式, 例如多个单元或组件可以结合或者可以集成到另一个系统, 或一些特征可以忽略, 或不执行。另一点, 所显示或讨论的相互之间的耦合或直接耦合或通信连接可以是通过一些接口, 装置或单元的间接耦

合或通信连接,可以是电性,机械或其它的形式。

[0114] 所述作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的,作为单元显示的部件可以是或者也可以不是物理单元,即可以位于一个地方,或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部单元来实现本实施例方案的目的。

[0115] 所述功能如果以软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用,可以存储在一个计算机可读取存储介质中。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或者该技术方案的部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品存储在一个存储介质中,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,服务器,或者网络设备等)执行本申请各个实施例所述方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括:U盘、移动硬盘、只读存储器(read-only memory, ROM)、随机存取存储器(random access memory, RAM)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0116] 以上所述,仅为本申请的具体实施方式,但本申请的保护范围并不局限于此,任何熟悉本技术领域的技术人员在本申请揭露的技术范围内,可轻易想到变化或替换,都应涵盖在本申请的保护范围之内。因此,本申请的保护范围应以所述权利要求的保护范围为准。

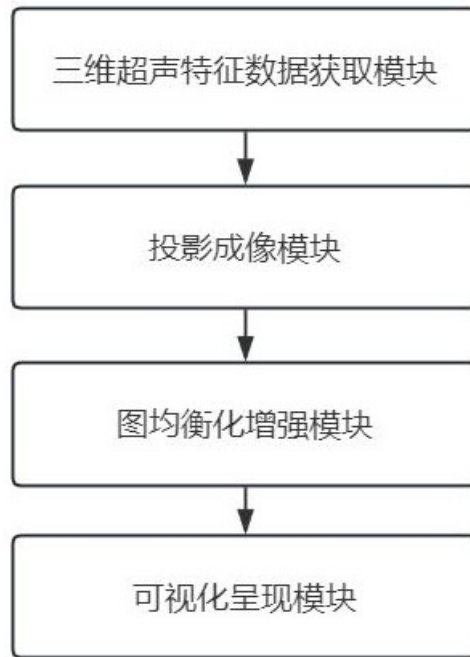


图 1

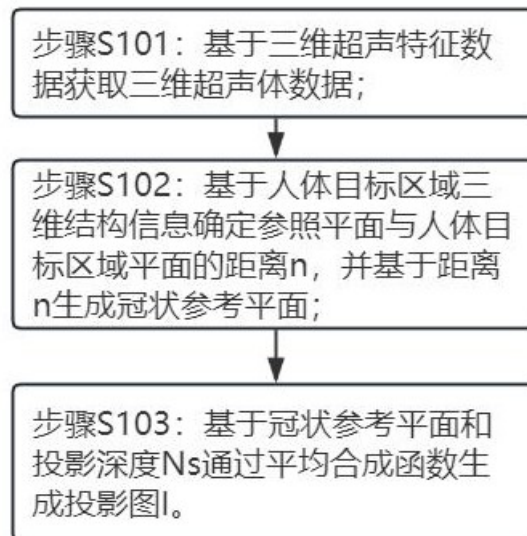


图 2