



(21) 申请号 202511105092.4

G06N 3/0464 (2023.01)

(22) 申请日 2025.08.07

G06N 3/08 (2023.01)

(71) 申请人 东莞索诺星科技有限公司

地址 523000 广东省东莞市松山湖园区总  
部二路2号1栋1单元806室

申请人 广州索诺星信息科技有限公司

(72) 发明人 蔡伟忠 许培达 梁成民

(74) 专利代理机构 广州帮专高智知识产权代理  
事务所(特殊普通合伙)  
44674

专利代理师 赵典

(51) Int. Cl.

G06T 7/00 (2017.01)

G06V 10/80 (2022.01)

G06V 10/82 (2022.01)

权利要求书2页 说明书9页 附图2页

## (54) 发明名称

基于AI的无线超声探头实时形变补偿方法  
及系统

## (57) 摘要

本发明提出基于AI的无线超声探头实时形变补偿方法及系统,方法包括:采集原始图像数据和原始压力数据,建立图像结构特征通路,分别提取结构性与物理性形变趋势,生成图像结构变化响应图和探头压力诱导响应图;将所述图像结构变化响应图和所述探头压力诱导响应图融合构建融合特征图;基于所述融合特征图,构建卷积网络模型,预测当前帧图像的非刚性形变场,输出非刚性形变场;将所述非刚性形变场应用于当前帧图像,执行空间坐标反射与图像重采样操作,输出形变补偿后的图像。本发明通过模糊度引导自适应融合、方向与密度正则化形变预测实现了在边缘算力内对无线超声图像非刚性形变的快速校正。

S1:采集原始图像数据和原始压力数据,建立图像结构特征通路与压力响应通路,分别提取结构性与物理性形变趋势,生成图像结构变化响应图和探头压力诱导响应图;

S2:将所述图像结构变化响应图和所述探头压力诱导响应图融合构建融合特征图;其中,所述融合特征图基于模糊度图构建得到;所述模糊度图通过所述原始图像数据局部 Sobel 方差归一化获得;

S3:基于所述融合特征图,构建卷积网络模型,预测当前帧图像的非刚性形变场,输出非刚性形变场;其中所述预测中还引入了基于原始图像数据计算得到的组织密度特征图;所述非刚性形变场中还引入了方向一致性项、边界滑移抑制项和组织密度自适应项;

S4:将所述非刚性形变场应用于当前帧图像,执行空间坐标反射与图像重采样操作,输出形变补偿后的图像;其中,所述空间坐标反射包括对每个原始图像数据像素应用非刚性形变场的形变位移,计算形变位移对应的反向映射坐标,再以反向映射坐标为采样目标从原始图像数据中获取新的像素值,得到反向采样坐标图。

1. 基于AI的无线超声探头实时形变补偿方法,其特征在于,所述方法包括:

采集原始图像数据和原始压力数据,建立图像结构特征通路和压力响应通路,分别提取结构性与物理性形变趋势,生成图像结构变化响应图和探头压力诱导响应图;

将所述图像结构变化响应图和所述探头压力诱导响应图融合构建融合特征图;其中,所述融合特征图基于模糊度图构建得到;所述模糊度图通过所述原始图像数据局部Sobel方差归一化获得;

基于所述融合特征图,构建卷积网络模型,预测当前帧图像的非刚性形变场,输出非刚性形变场;其中所述预测中还引入了基于原始图像数据计算得到的组织密度特征图;所述非刚性形变场中还引入了方向一致性项、边界滑移抑制项和组织密度自适应项;

将所述非刚性形变场应用于当前帧图像,执行空间坐标映射与图像重采样操作,输出形变补偿后的图像;其中,所述空间坐标映射包括对每个原始图像数据像素应用非刚性形变场的形变位移,计算形变位移对应的反向映射坐标,再以反向映射坐标为采样目标从原始图像数据中获取新的像素值,得到反向采样坐标图。

2. 根据权利要求1所述基于AI的无线超声探头实时形变补偿方法,其特征在于,所述原始图像数据和原始压力数据具体包括:当前帧图像,由探头的图像采集模块采集,为二维灰度图像;上一帧图像,由设备内部的RAM缓冲区存储,为最近一次完成采集的图像帧;探头压力分布图,由设备壳体布设的电容式压力传感阵列采集。

3. 根据权利要求1所述基于AI的无线超声探头实时形变补偿方法,其特征在于,所述生成图像结构变化响应图和探头压力诱导响应图具体包括:所述图像通路采用帧间差分策略提取非刚性结构变化,由图像帧差经轻量卷积结构生成图像结构变化响应图;所述压力通路用于补充图像结构检测能力的不足,通过将插值归一化后的压力阵列图经轻量感知路径生成探头压力诱导响应图。

4. 根据权利要求1所述基于AI的无线超声探头实时形变补偿方法,其特征在于,所述将所述图像结构变化响应图和所述探头压力诱导响应图融合构建融合特征图具体包括:将所述模糊度图与所述图像结构变化响应图融合,还引入边界保持正则项和组织响应一致性约束项,所述边界保持正则项用于抑制融合后图像结构突变,所述组织响应一致性约束项用于在融合图中增强组织形变模式与压力图空间响应的一致性。

5. 根据权利要求4所述基于AI的无线超声探头实时形变补偿方法,其特征在于,所述组织响应一致性约束项为所述图像结构变化响应图和所述探头压力诱导响应图的梯度点积。

6. 根据权利要求1所述基于AI的无线超声探头实时形变补偿方法,其特征在于,所述卷积网络模型为三层卷积网络模型:第一层为 $3 \times 3$ 卷积,输入通道1,输出通道32,ReLU激活;第二层为 $3 \times 3$ 卷积,通道数 $32 \rightarrow 16$ ,ReLU激活;第三层为 $3 \times 3$ 卷积,通道数 $16 \rightarrow 2$ ,无激活,用于输出非刚性形变场。

7. 根据权利要求1所述基于AI的无线超声探头实时形变补偿方法,其特征在于,所述非刚性形变场中引入的方向一致性项、边界滑移抑制项和组织密度自适应项具体包括:所述方向一致性项惩罚形变方向与融合特征梯度方向不一致的像素点,避免多方向交叉形变场;所述边界滑移抑制项强制边缘形变矢量变化保持平滑,限制图像边缘区域形变跳变;所述组织密度自适应项使模型在图像密度较高区域减弱形变预测强度。

8. 根据权利要求1所述基于AI的无线超声探头实时形变补偿方法,其特征在于,所述图

像重采样操作为对所述反向采样坐标图进行双线性插值,所述双线性插值为对任意浮点坐标,其四个相邻整数坐标点为 $([u],[v])$ 及其上下左右组合,对应的插值权重按标准比例分配。

9.根据权利要求8所述基于AI的无线超声探头实时形变补偿方法,其特征在于,所述图像重采样操作在采样点若落于图像边界之外时,采用边缘值延拓方式处理,所述边缘值延拓方式为取最邻近边界值进行补偿。

10.基于AI的无线超声探头实时形变补偿系统,其特征在于,所述系统包括:

特征提取单元,用于采集原始图像数据和原始压力数据,建立图像结构特征通路 with 压力响应通路,分别提取结构性与物理性形变趋势,生成图像结构变化响应图和探头压力诱导响应图;

特征融合单元,用于将所述图像结构变化响应图和所述探头压力诱导响应图融合构建融合特征图;其中,所述融合特征图基于模糊度图构建得到;所述模糊度图通过所述原始图像数据局部Sobel方差归一化获得;

形变预测单元,用于基于所述融合特征图,构建卷积网络模型,预测当前帧图像的非刚性形变场,输出非刚性形变场;其中所述预测中还引入了基于原始图像数据计算得到的组织密度特征图;所述非刚性形变场中还引入了方向一致性项、边界滑移抑制项和组织密度自适应项;

图像补偿单元,用于将所述非刚性形变场应用于当前帧图像,执行空间坐标反射与图像重采样操作,输出形变补偿后的图像;其中,所述空间坐标反射包括对每个原始图像数据像素应用非刚性形变场的形变位移,计算形变位移对应的反向映射坐标,再以反向映射坐标为采样目标从原始图像数据中获取新的像素值,得到反向采样坐标图。

## 基于AI的无线超声探头实时形变补偿方法及系统

### 技术领域

[0001] 本发明属于图像处理领域,尤其涉及基于AI的无线超声探头实时形变补偿方法及系统。

### 背景技术

[0002] 无线超声探头凭借其便携、无线和多模态成像优势,被广泛用于床旁急救、远程会诊与野外巡诊等场景,但在缺乏有线供电和高带宽的条件下,图像稳定性与实时性问题尤为突出。受设备体积与功耗限制,这类探头无法集成大型图像处理硬件;同时,Wi-Fi传输抖动会造成帧率骤降、图像模糊及丢帧,医生手持操作导致的微颤、滑动及非恒定按压又使组织产生复杂的非刚性形变。现有方法大多依赖全图高质量配准或仅从单一图像信号估计位移,既难以在弱纹理区域给出可靠结果,也无法感知探头外力这一关键物理因素;当图像参考帧缺失或边界模糊时,算法精度急剧下降且延迟过高,无法满足无线场景下实时成像的临床需求。

### 发明内容

[0003] 本发明的目的设计是基于AI的无线超声探头实时形变补偿方法及系统,能够无需高质量参考帧即可在帧级时延内完成形变校正,对模糊、丢帧和受压区域仍保持稳定补偿效果,可直接集成于便携式无线探头,实现低功耗、高鲁棒性的实时成像稳定化,显著提升复杂场景下超声诊断的可靠性与精度。

[0004] 为了达到上述目的,在本发明第一方面提供了基于AI的无线超声探头实时形变补偿方法,所述方法包括:

[0005] 采集原始图像数据和原始压力数据,建立图像结构特征通路和压力响应通路,分别提取结构性与物理性形变趋势,生成图像结构变化响应图和探头压力诱导响应图;

[0006] 将所述图像结构变化响应图和所述探头压力诱导响应图融合构建融合特征图;其中,所述融合特征图基于模糊度图构建得到;所述模糊度图通过所述原始图像数据局部Sobel方差归一化获得;

[0007] 基于所述融合特征图,构建卷积网络模型,预测当前帧图像的非刚性形变场,输出非刚性形变场;其中所述预测中还引入了基于原始图像数据计算得到的组织密度特征图;所述非刚性形变场中还引入了方向一致性项、边界滑移抑制项和组织密度自适应项;

[0008] 将所述非刚性形变场应用于当前帧图像,执行空间坐标反射与图像重采样操作,输出形变补偿后的图像;其中,所述空间坐标反射包括对每个原始图像数据像素应用非刚性形变场的形变位移,计算形变位移对应的反向映射坐标,再以反向映射坐标为采样目标从原始图像数据中获取新的像素值,得到反向采样坐标图。

[0009] 进一步地,原始图像数据和原始压力数据具体包括:当前帧图像,由探头的图像采集模块采集,为二维灰度图像;上一帧图像,由设备内部的RAM缓冲区存储,为最近一次完成采集的图像帧;探头压力分布图,由设备壳体布设的电容式压力传感阵列采集。

[0010] 进一步地,生成图像结构变化响应图和探头压力诱导响应图具体包括:所述图像通路采用帧间差分策略提取非刚性结构变化,由图像帧差经轻量卷积结构生成图像结构变化响应图;所述压力通路用于补充图像结构检测能力的不足,通过将插值归一化后的压力阵列图经轻量感知路径生成探头压力诱导响应图。

[0011] 进一步地,将所述图像结构变化响应图和所述探头压力诱导响应图融合构建融合特征图具体包括:将所述模糊度图与所述图像结构变化响应图融合,还引入边界保持正则项和组织响应一致性约束项,所述边界保持正则项用于抑制融合后图像结构突变,所述组织响应一致性约束项用于在融合图中增强组织形变模式与压力图空间响应的一致性。

[0012] 进一步地,组织响应一致性约束项为所述图像结构变化响应图和所述探头压力诱导响应图的梯度点积。

[0013] 进一步地,卷积网络模型为三层卷积网络模型:第一层为 $3 \times 3$ 卷积,输入通道1,输出通道32,ReLU激活;第二层为 $3 \times 3$ 卷积,通道数 $32 \rightarrow 16$ ,ReLU激活;第三层为 $3 \times 3$ 卷积,通道数 $16 \rightarrow 2$ ,无激活,用于输出非刚性形变场。

[0014] 进一步地,非刚性形变场中引入的方向一致性项、边界滑移抑制项和组织密度自适应项具体包括:所述方向一致性项惩罚形变方向与融合特征梯度方向不一致的像素点,避免多方向交叉形变场;所述边界滑移抑制项强制边缘形变矢量变化保持平滑,限制图像边缘区域形变跳变;所述组织密度自适应项使模型在图像密度较高区域减弱形变预测强度。

[0015] 进一步地,图像重采样操作为对所述反向采样坐标图进行双线性插值,所述双线性插值为对任意浮点坐标,其四个相邻整数坐标点为 $([u], [v])$ 及其上下左右组合,对应的插值权重按标准比例分配。

[0016] 进一步地,图像重采样操作在采样点若落于图像边界之外时,采用边缘值延拓方式处理,所述边缘值延拓方式为取最邻近边界值进行补偿。

[0017] 在本发明的第二方面提供了基于AI的无线超声探头实时形变补偿系统,所述系统包括:

[0018] 特征提取单元,用于采集原始图像数据和原始压力数据,建立图像结构特征通路与压力响应通路,分别提取结构性与物理性形变趋势,生成图像结构变化响应图和探头压力诱导响应图;

[0019] 特征融合单元,用于将所述图像结构变化响应图和所述探头压力诱导响应图融合构建融合特征图;其中,所述融合特征图基于模糊度图构建得到;所述模糊度图通过所述原始图像数据局部Sobel方差归一化获得;

[0020] 形变预测单元,用于基于所述融合特征图,构建卷积网络模型,预测当前帧图像的非刚性形变场,输出非刚性形变场;其中所述预测中还引入了基于原始图像数据计算得到的组织密度特征图;所述非刚性形变场中还引入了方向一致性项、边界滑移抑制项和组织密度自适应项;

[0021] 图像补偿单元,用于将所述非刚性形变场应用于当前帧图像,执行空间坐标反映射与图像重采样操作,输出形变补偿后的图像;其中,所述空间坐标反映射包括对每个原始图像数据像素应用非刚性形变场的形变位移,计算形变位移对应的反向映射坐标,再以反向映射坐标为采样目标从原始图像数据中获取新的像素值,得到反向采样坐标图。

[0022] 本发明的有益技术效果至少在于以下几点:

[0023] 针对上述问题,本发明提供了一种面向全息交互教学场景的人工智能仿真教学方法与系统,本发明通过采集当前帧与上一帧图像差分特征以及探头底部压力阵列图,生成可对齐的结构-物理候选形变信息;随后依据局部模糊度,自适应加权融合两通路特征,并通过边界保持与组织响应一致性正则抑制跳变;在此基础上利用含方向一致性、边缘平滑和密度调节项的浅层卷积网络输出像素级二维位移场,最后将该位移场作用于原图执行反向坐标映射并采用方向感知插值生成补偿图像。整机无需高质量参考帧即可在帧级时延内完成形变校正,对模糊、丢帧和受压区域仍保持稳定补偿效果,可直接集成于便携式无线探头,实现低功耗、高鲁棒性的实时成像稳定化。

## 附图说明

[0024] 利用附图对本发明作进一步说明,但附图中的实施例不构成对本发明的任何限制,对于本领域的普通技术人员,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据以下附图获得其它的附图。

[0025] 图1为本发明基于AI的无线超声探头实时形变补偿方法流程图。

[0026] 图2为本发明基于AI的无线超声探头实时形变补偿系统框架图。

## 具体实施方式

[0027] 下面详细描述本发明的实施例,所述实施例的示例在附图中示出,其中自始至终相同或类似的标号表示相同或类似的元件或具有相同或类似功能的元件。下面通过参考附图描述的实施例是示例性的,仅用于解释本发明,而不能理解为对本发明的限制。

[0028] 在一个或多个实施方式中,如图1所示,公开了基于AI的无线超声探头实时形变补偿方法,所述方法包括以下:

[0029] S1:采集原始图像数据和原始压力数据,建立图像结构特征通路和压力响应通路,分别提取结构性与物理性形变趋势,生成图像结构变化响应图和探头压力诱导响应图;

[0030] 具体的,在本实施例中,本步骤旨在从无线超声设备的两个独立通道中提取候选形变特征:一是图像帧本身的结构变化,二是探头接触面上的压力响应。无线超声在实际使用中易受到医生手持姿态变化、探头轻压或旋转动作的干扰,造成图像中非均匀、不可预测的形变。考虑到图像结构变化可能不足以覆盖所有形变区域,特别是在低纹理区域,为增强系统的感知覆盖范围,本步骤建立图像结构特征通路和压力响应通路,分别提取结构性与物理性形变趋势,为后续融合提供可对齐、可解释的基础输入。

[0031] 本步骤接收以下三项输入,均为设备硬件直接采集:

[0032] 当前帧图像 $I(x, y)$ ,由探头的图像采集模块采集,为二维灰度图像,大小为 $512 \times 512$ ,采样位宽为8位,数据类型为无符号整型,帧率约30fps;

[0033] 上一帧图像 $I'(x, y)$ ,由设备内部的RAM缓冲区存储,时间差约33ms,为最近一次完成采集的图像帧,格式与当前帧一致;

[0034] 探头压力分布图 $F(x, y)$ ,由设备壳体底部布设的 $16 \times 16$ 电容式压力传感阵列采集,经I2C接口同步至主控芯片,由硬件线性插值至 $512 \times 512$ ,并归一化至 $[0, 1]$ 区间。

[0035] 图像通路采用帧间差分策略提取非刚性结构变化,并通过轻量卷积网络增强响应

区域。在实际操作中,医生在腹部滑动探头时,B模图像会产生连续的形变区域,其中组织边缘结构经常因探头角度微调而模糊甚至错位。仅通过整帧配准难以判断区域响应位置,因此采用如下方式进行图像响应建模:

[0036] 在本实施例中,计算图像帧差 $I(x,y)-I'(x,y)$ ,再通过两层卷积( $3\times 3$ 卷积核,通道数分别为16和32),中间使用ReLU激活函数,接一个 $2\times 2$ 最大池化操作,输出张量 $Z_I(x,y)$ ,表示当前帧的结构变化响应图。

[0037] 进一步地,压力通路用于补充图像结构检测能力的不足,尤其是在图像结构信息不足、信噪比较低的组织区块(如肝脏周边、膀胱平滑边界等)。将原始压力图 $F(x,y)$ 插值并归一化后,输入至一个两层感知路径:先使用 $1\times 1$ 卷积(输出通道为8)增强局部响应,随后使用 $3\times 3$ 平均池化层提取区域级压强趋势,得到张量 $Z_F(x,y)$ ,表示局部应力诱导响应图。

[0038] 整体计算过程表达如下:

[0039]  $Z_I(x,y) = \text{Pool}(\text{ReLU}(\text{Conv}_2(\text{Conv}_1(I(x,y)-I'(x,y))))))$

[0040]  $Z_F(x,y) = \text{AvgPool}(\text{Conv}_{1\times 1}(\text{Interp}(F(x,y))))$

[0041] 其中: $Z_I(x,y)$ 表示图像结构变化响应图,为图像帧差经两层 $3\times 3$ 卷积(通道数16和32)、ReLU激活及 $2\times 2$ 最大池化后得到的二维张量; $Z_F(x,y)$ 表示压力诱导响应图,为原始压力图 $F(x,y)$ 插值归一化后,经 $1\times 1$ 卷积(通道数8)和 $3\times 3$ 平均池化后得到的二维张量; $I(x,y)$ 和 $I'(x,y)$ 分别为当前帧与前一帧的二维灰度图像,分辨率为 $512\times 512$ ;  $F(x,y)$ 为设备压力阵列采集的原始二维图,原尺寸为 $16\times 16$ ,插值处理后与图像对齐; $\text{Conv}_1$ 与 $\text{Conv}_2$ 分别为第一、第二层 $3\times 3$ 卷积操作; $\text{Interp}(\cdot)$ 表示将低分辨率压力图线性插值到图像尺寸;所有操作均保持二维空间一致性,使用Zero-padding对边缘处理。

[0042] 本步骤的关键在于,传统方案往往只对图像进行全帧结构变化建模,而无法处理图像本身无明显结构边界或纹理区域。本步骤通过构造两条通路,图像通路关注可见结构的形变,而压力通路则通过物理接触信息推断图像未显现的潜在形变区域,使系统能在探头轻微滑动、旋转或下压等无线超声常见操作中更准确地感知非刚性位移。

[0043] 具体的,在临床膀胱测量场景中,医生用力按压探头以清晰显示前壁轮廓时,图像中该区域轮廓会被压缩模糊,但压力通路能实时反映该区域的高强度接触,并激活对应特征,从而为后续补偿路径提供真实物理响应参考。

[0044] S2:将所述图像结构变化响应图和所述探头压力诱导响应图融合构建融合特征图;其中,所述融合特征图基于模糊度图构建得到;所述模糊度图通过所述原始图像数据局部Sobel方差归一化获得;

[0045] 具体的,在本实施例中,本步骤旨在将步骤S1中获得的图像结构变化响应图 $Z_I(x,y)$ 与压力响应图 $Z_F(x,y)$ 进行融合,以构建具有区域感知能力的统一候选形变特征图。无线超声图像在实际临床场景中往往受到探头微小滑动、局部压迫以及组织回声差异的影响,使得图像存在模糊区域、断裂边界和非连续组织结构。这些图像区域的结构信号往往不稳定或低可信度,而压力信息则具有更直接的物理响应特征。因此,为确保系统能够根据图像局部质量进行自适应感知与权重分配,本步骤构建一个模糊度感知引导下的融合机制,并结合超声图像特性设计了基于边界保持正则项与组织响应一致性项的融合优化模型,不仅进行区域加权融合,还对融合场的空间一致性进行优化,确保其具备临床应用中的可解释性与结构稳定性。

[0046] 本实施例中,计算图像的局部模糊度图 $\beta(x, y)$ ,其核心思想是衡量图像区域在结构表达方面的可靠性。我们在每个像素点处计算其 $5 \times 5$ 邻域中Sobel算子的梯度强度方差,并对整幅图归一化为 $[0, 1]$ 区间。高模糊区域的 $\beta(x, y)$ 值趋近于0,清晰区域接近于1。

[0047] 具体的,进行膀胱容量监测时,若图像边界模糊且组织轮廓变形剧烈, $Z_I(x, y)$ 所提供的结构响应可能在这些区域误导后续形变预测。而 $Z_F(x, y)$ 作为压力诱导的物理响应图,可以更稳定地覆盖这些弱纹理区。故融合必须基于图像局部清晰度动态调整权重。

[0048] 为实现这一目标,本步骤构建融合表达如下:

$$[0049] \quad Z_{\text{fusion}}(x, y) = \beta(x, y) \cdot Z_I(x, y) + (1 - \beta(x, y)) \cdot Z_F(x, y) - \lambda \cdot \nabla^2(Z_I(x, y) - Z_F(x, y)) + \mu \cdot \psi(x, y)$$

[0050] 其中: $\beta(x, y)$ 为模糊度图,通过图像局部Sobel方差归一化获得;第一项为基于置信度的显式融合表达;第二项 $-\lambda \cdot \nabla^2(Z_I - Z_F)$ 是边界保持正则项,用于抑制融合后图像结构突变, $\nabla^2$ 表示二维Laplace算子;第三项 $\mu \cdot \psi(x, y)$ 为组织响应一致性约束项,用于在融合图中增强组织形变模式与压力图空间响应的一致性,定义为:

$$[0051] \quad \psi(x, y) = |\nabla Z_F(x, y) \cdot \nabla Z_I(x, y)|$$

[0052] 其中: $\nabla Z_F$ 和 $\nabla Z_I$ 分别为两个特征图的梯度; $\psi(x, y)$ 趋大时,表示结构图与压力图的方向一致,融合图不应惩罚差异,反之则进行结构对齐; $\lambda$ 和 $\mu$ 是两个正则化参数,通常设置在 $[0.01, 0.1]$ 范围内,由部署平台性能调优。

[0053] 该融合表达式具有强结构性与物理一致性控制能力。在无线图像模糊严重的区域(如肝脏表面、肋间滑动面), $Z_I$ 容易产生响应跳变,传统直接加权融合会放大这类不连续性。引入边界保持项后,系统可自动惩罚在融合图中出现的大幅度变化区域,确保融合图空间上更平滑、方向更一致。此外,组织响应一致性项通过对比两张图的梯度方向一致性进行区域强化,使融合图更符合物理解剖结构的连续性预期。

[0054] 具体的,横膈膜滑动评估中,图像中部清晰但边缘模糊且受力显著,本机制可在中部保留图像结构特征,在边缘自动提升压力诱导响应,从而构建出更加贴合真实形变的融合场。

[0055] 本步骤输出融合特征图 $Z_{\text{fusion}}(x, y)$ ,为综合图像结构可信度、外力分布和边界物理连续性后得到的统一形变候选图,用于下一步骤的非刚性形变场预测。该张量尺寸为 $512 \times 512$ ,数值范围在融合后进行归一化映射处理。本步骤解决了图像模糊区域结构特征无效的问题,通过物理压力信息补足,且通过正则项抑制图像跳变风险,并用梯度协同强化结构一致性。

[0056] S3:基于所述融合特征图,构建卷积网络模型,预测当前帧图像的非刚性形变场,输出非刚性形变场;其中所述预测中还引入了基于原始图像数据计算得到的组织密度特征图;所述非刚性形变场中还引入了方向一致性项、边界滑移抑制项和组织密度自适应项;

[0057] 具体的,在本实施例中,本步骤在步骤二输出的融合特征图 $Z_{\text{fusion}}(x, y)$ 基础上,预测当前帧图像的非刚性形变场 $\mathcal{D}_{\text{final}}(x, y)$ 。作为本方案的核心计算步骤,本步骤决定了最终图像如何被补偿以及补偿是否具备组织结构连续性、边缘稳定性和物理一致性。无线超声探头在使用中因其手持操作方式,经常存在轻微旋转、非均匀压迫、局部滑动等复杂操控行为,导致图像中存在多方向、空间非一致的组织形变区域。而传统方法通常依赖全图配准或固定模式预测,难以处理这种形变动态复杂、方向不连续的场景。因此,本步骤提出一种基

于融合特征图驱动的结构引导型形变场预测方法,在模型结构设计上引入方向一致性正则、边缘滑移抑制项与组织密度自适应调节项,从空间结构、力学响应与图像属性三维度同时建模形变场,提高系统对临床高动态超声场景的适应能力。

[0058] 进一步地,通过原始图像 $I(x, y)$ 计算组织密度特征图 $\rho(x, y)$ ,该图用于调节形变场在不同组织区域的响应强度,规避对高密度(如骨或边界反射区)区域的过度位移预测。

[0059] 具体的,本步骤构建一个轻量的三层卷积网络模型,其结构如下:

[0060] 第一层为 $3 \times 3$ 卷积,输入通道1,输出通道32,ReLU激活;

[0061] 第二层为 $3 \times 3$ 卷积,通道数 $32 \rightarrow 16$ ,ReLU激活;

[0062] 第三层为 $3 \times 3$ 卷积,通道数 $16 \rightarrow 2$ ,无激活,用于输出最终二维形变矢量场 $(\Delta x, \Delta y)$ 。

[0063] 输入为 $Z_{\text{fusion}}(x, y)$ ,输出为 $\mathcal{D}_{\text{final}}(x, y)$ ,表示每个像素点应发生的坐标位移。为了应对无线超声图像存在的组织反转风险、边界漂移现象和高频结构断裂等问题,本步骤在网络优化目标中引入如下结构:

$$[0064] \quad \mathcal{L}_{\text{total}} = \mathcal{L}_{\text{reg}} + \lambda_1 \cdot \mathcal{L}_{\text{dir}} + \lambda_2 \cdot \mathcal{L}_{\text{edge}} + \lambda_3 \cdot \mathcal{L}_{\text{density}}$$

[0065] 其中: $\mathcal{L}_{\text{reg}} = \|\mathcal{D}_{\text{final}}\|_1$ 为L1正则项,用于限制过大形变估计; $\mathcal{L}_{\text{dir}}$ 为方向一致性项,定义为:

$$[0066] \quad \mathcal{L}_{\text{dir}} = \sum_{x, y} \left( 1 - \frac{\nabla Z_{\text{fusion}}(x, y) \cdot \mathcal{D}_{\text{final}}(x, y)}{\|\nabla Z_{\text{fusion}}(x, y)\| \cdot \|\mathcal{D}_{\text{final}}(x, y)\| + \epsilon} \right)$$

[0067] 该项惩罚形变方向与融合特征梯度方向不一致的像素点,避免多方向交叉形变场;

[0068]  $\mathcal{L}_{\text{edge}}$ 为边界滑移抑制项,限制图像边缘区域形变跳变,其定义为:

$$[0069] \quad \mathcal{L}_{\text{edge}} = \sum_{(x, y) \in \mathcal{B}} \|\nabla \mathcal{D}_{\text{final}}(x, y)\|^2$$

[0070] 其中 $\mathcal{B}$ 为图像边缘外圈5像素区域,该项强制边缘形变矢量变化保持平滑,适配无线超声图像帧边常见的模糊漂移现象。

[0071]  $\mathcal{L}_{\text{density}}$ 为组织密度自适应项,其目标是让模型在图像密度较高区域(如骨反射区、强组织界面)自动减弱形变预测强度,具体定义如下:

$$[0072] \quad \mathcal{L}_{\text{density}} = \sum_{x, y} \rho(x, y) \cdot \|\mathcal{D}_{\text{final}}(x, y)\|^2$$

[0073] 其中 $\rho(x, y)$ 为图像密度图,通过 $I(x, y)$ 的局部最大响应窗口内的亮度统计计算归一化得到,值越大表示组织密度越高。

[0074] 这三项损失联合构成方向—边界—组织三维度的结构感知约束体系,既能保持全图方向合理、边界稳定,又能自动调节不同区域的位移预测强度。实际使用中,当探头在肝区边缘横向滑动时,边界处图像模糊但内部组织密度高,若无密度调节项,模型会在这些区域误预测高幅位移,从而造成结构错位。该机制可自动对边缘和高密度区抑制位移强度,实现结构稳定与实际一致性。

[0075] 本步骤得到的二维非刚性形变场 $\mathcal{D}_{\text{final}}(x, y)$ , 为与图像尺寸一致的 $512 \times 512 \times 2$ 张量, 每个像素点包含 $(\Delta x, \Delta y)$ 形式的位移向量, 范围经 $\tanh$ 激活后限制在 $[-25, 25]$ 像素内, 可直接用于下一步图像坐标反推和重采样过程。

[0076] S4: 将所述非刚性形变场应用于当前帧图像, 执行空间坐标反射与图像重采样操作, 输出形变补偿后的图像; 其中, 所述空间坐标反射包括对每个原始图像数据像素应用非刚性形变场的形变位移, 计算形变位移对应的反向映射坐标, 再以反向映射坐标为采样目标从原始图像数据中获取新的像素值, 得到反向采样坐标图。

[0077] 具体的, 在本实施例中, 本步骤旨在将前一阶段得到的非刚性形变矢量场 $\mathcal{D}_{\text{final}}(x, y)$ 应用于当前帧图像 $I(x, y)$ , 执行空间坐标反射与图像重采样操作, 输出形变补偿后的图像 $I_{\text{corrected}}(x, y)$ 。

[0078] 图像补偿的核心是对每个原图像素 $(x, y)$ 应用形变位移 $\mathcal{D}_{\text{final}}(x, y)$ , 计算其对应的反向映射坐标 $T(x, y)$ , 再以此为采样目标从原图中获取新的像素值。

[0079] 定义反向采样坐标图为:

[0080]  $T(x, y) = (x - \Delta x(x, y), y - \Delta y(x, y))$

[0081] 其中 $(\Delta x(x, y), \Delta y(x, y))$ 来源于前一步骤输出, 单位为像素。

[0082] 对 $T(x, y)$ 进行双线性插值, 生成新图像 $I_{\text{corrected}}(x, y)$ 。在实现中, 采样点若落于图像边界之外(即 $T(x, y)$ 有坐标超出 $[0, 511]$ 区间), 采用边缘值延拓方式处理, 即取最邻近边界值进行补偿。

[0083] 插值过程采用双线性权重计算, 对任意浮点坐标 $(u, v)$ , 其四个相邻整数坐标点为 $([u], [v])$ 及其上下左右组合, 对应的插值权重按标准比例分配(距离越近权重越高)。整个插值过程使用浮点矩阵执行, 且向量化处理支持GPU或NEON SIMD并行加速。

[0084] 具体的, 在进行肝脏B模图像扫查时, 医生常通过较快速的横向移动以获得完整肝叶结构, 若此时探头方向稍有倾斜, 图像上易出现下方结构被压缩、上方边界模糊的现象。步骤三所预测出的 $\mathcal{D}_{\text{final}}$ 会在图像下方区域产生较大负向纵向位移, 而在图像上边界区域输出较小甚至正向的纵向位移。在本步骤中, 这一形变场将直接作用于图像空间坐标, 图像像素重新映射后, 肝脏组织轮廓恢复为接近自然状态, 边界连贯性显著提升。

[0085] 本步骤输出补偿图像 $I_{\text{corrected}}(x, t)$ , 为一张灰度图, 尺寸为 $512 \times 512$ , 像素类型为8位无符号整型, 与原图像一致。该图像为当前帧在形变场指导下经过重采样补偿后的图像, 具备更稳定的组织结构与更准确的空间布局, 可直接用于设备显示、存储或进一步分析。

[0086] 在一个或多个实施方式中, 如图2所示, 公开了基于AI的无线超声探头实时形变补偿系统, 所述系统包括:

[0087] 特征提取单元, 用于采集原始图像数据和原始压力数据, 建立图像结构特征通路 & 压力响应通路, 分别提取结构性与物理性形变趋势, 生成图像结构变化响应图和探头压力诱导响应图;

[0088] 特征融合单元, 用于将所述图像结构变化响应图和所述探头压力诱导响应图融合构建融合特征图; 其中, 所述融合特征图基于模糊度图构建得到; 所述模糊度图通过所述原始图像数据局部Sobel方差归一化获得;

[0089] 形变预测单元,用于基于所述融合特征图,构建卷积网络模型,预测当前帧图像的非刚性形变场,输出非刚性形变场;其中所述预测中还引入了基于原始图像数据计算得到的组织密度特征图;所述非刚性形变场中还引入了方向一致性项、边界滑移抑制项和组织密度自适应项;

[0090] 图像补偿单元,用于将所述非刚性形变场应用于当前帧图像,执行空间坐标反射与图像重采样操作,输出形变补偿后的图像;其中,所述空间坐标反射包括对每个原始图像数据像素应用非刚性形变场的形变位移,计算形变位移对应的反向映射坐标,再以反向映射坐标为采样目标从原始图像数据中获取新的像素值,得到反向采样坐标图。

[0091] 值得说明的是,本发明实施例提供的基于AI的无线超声探头实时形变补偿系统的具体工作流程与上述实施例所述的基于AI的无线超声探头实时形变补偿方法的流程相同,在此不作赘述。

[0092] 本发明实施例还提供基于AI的无线超声探头实时形变补偿设备,包括处理器、存储器以及存储在所述存储器中且被配置为由所述处理器执行的计算机程序,所述处理器执行所述计算机程序时实现如上述基于AI的无线超声探头实时形变补偿方法实施例中的步骤,例如图1中所述的步骤S1~S4;或者,所述处理器执行所述计算机程序时实现上述各系统实施例中各模块的功能。

[0093] 示例性的,所述计算机程序可以被分割成一个或多个模块,所述一个或者多个模块被存储在所述存储器中,并由所述处理器执行,以完成本发明。所述一个或多个模块可以是能够完成特定功能的一系列计算机程序指令段,该指令段用于描述所述计算机程序在所述基于AI的无线超声探头实时形变补偿设备中的执行过程。

[0094] 所述基于AI的无线超声探头实时形变补偿设备可以是桌上型计算机、笔记本、掌上电脑及云端服务器等计算设备。所述基于AI的无线超声探头实时形变补偿设备可包括,但不仅限于,处理器、存储器。本领域技术人员可以理解,所述基于AI的无线超声探头实时形变补偿设备还可以包括输入输出设备、网络接入设备、总线等。

[0095] 所述处理器可以是中央处理单元(CentralProcessingUnit,CPU),还可以是其他通用处理器、数字信号处理器(DigitalSignalProcessor,DSP)、专用集成电路(ApplicationSpecificIntegratedCircuit,ASIC)、现场可编程门阵列(Field-ProgrammableGateArray,FPGA)或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件等。通用处理器可以是微处理器或者该处理器也可以是任何常规的处理器等,所述处理器是所述基于AI的无线超声探头实时形变补偿设备的控制中心,利用各种接口和线路连接整个基于AI的无线超声探头实时形变补偿设备的各个部分。

[0096] 所述存储器可用于存储所述计算机程序和/或模块,所述处理器通过运行或执行存储在所述存储器内的计算机程序和/或模块,以及调用存储在存储器内的数据,实现所述基于AI的无线超声探头实时形变补偿设备的各种功能。所述存储器可主要包括存储程序区和存储数据区,其中,存储程序区可存储操作系统、至少一个功能所需的应用程序等;存储数据区可存储根据空调控制器的运行所创建的数据等。此外,存储器可以包括高速随机存取存储器,还可以包括非易失性存储器,例如硬盘、内存、插接式硬盘,智能存储卡(SmartMediaCard,SMC),安全数字(SecureDigital,SD)卡,闪存卡(FlashCard)、至少一个磁盘存储器件、闪存器件,或其他易失性固态存储器件。

[0097] 其中,所述基于AI的无线超声探头实时形变补偿设备集成的模块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,本发明实现上述实施例方法中的全部或部分流程,也可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成,所述的计算机程序可存储于一计算机可读存储介质中,该计算机程序在被处理器执行时,可实现上述各个方法实施例的步骤。其中,所述计算机程序包括计算机程序代码,所述计算机程序代码可以为源代码形式、对象代码形式、可执行文件或某些中间形式等。所述计算机可读介质可以包括:能够携带所述计算机程序代码的任何实体或装置、记录介质、U盘、移动硬盘、磁碟、光盘、计算机存储器、只读存储器 (ROM, Read-Only Memory)、随机存取存储器 (RAM, Random Access Memory)、电载波信号、电信信号以及软件分发介质等。

[0098] 本领域普通技术人员可以理解实现上述实施例方法中的全部或部分流程,是可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成,所述的程序可存储于一计算机可读取存储介质中,该程序在执行时,可包括如上述各方法的实施例的流程。其中,所述的存储介质可为磁碟、光盘、只读存储记忆体 (Read-Only Memory, ROM) 或随机存储记忆体 (Random Access Memory, RAM) 等。

[0099] 以上所述是本发明的优选实施方式,应当指出,对于本技术领域的普通技术人员来说,在不脱离本发明原理的前提下,还可以做出若干改进和润饰,这些改进和润饰也视为本发明的保护范围。

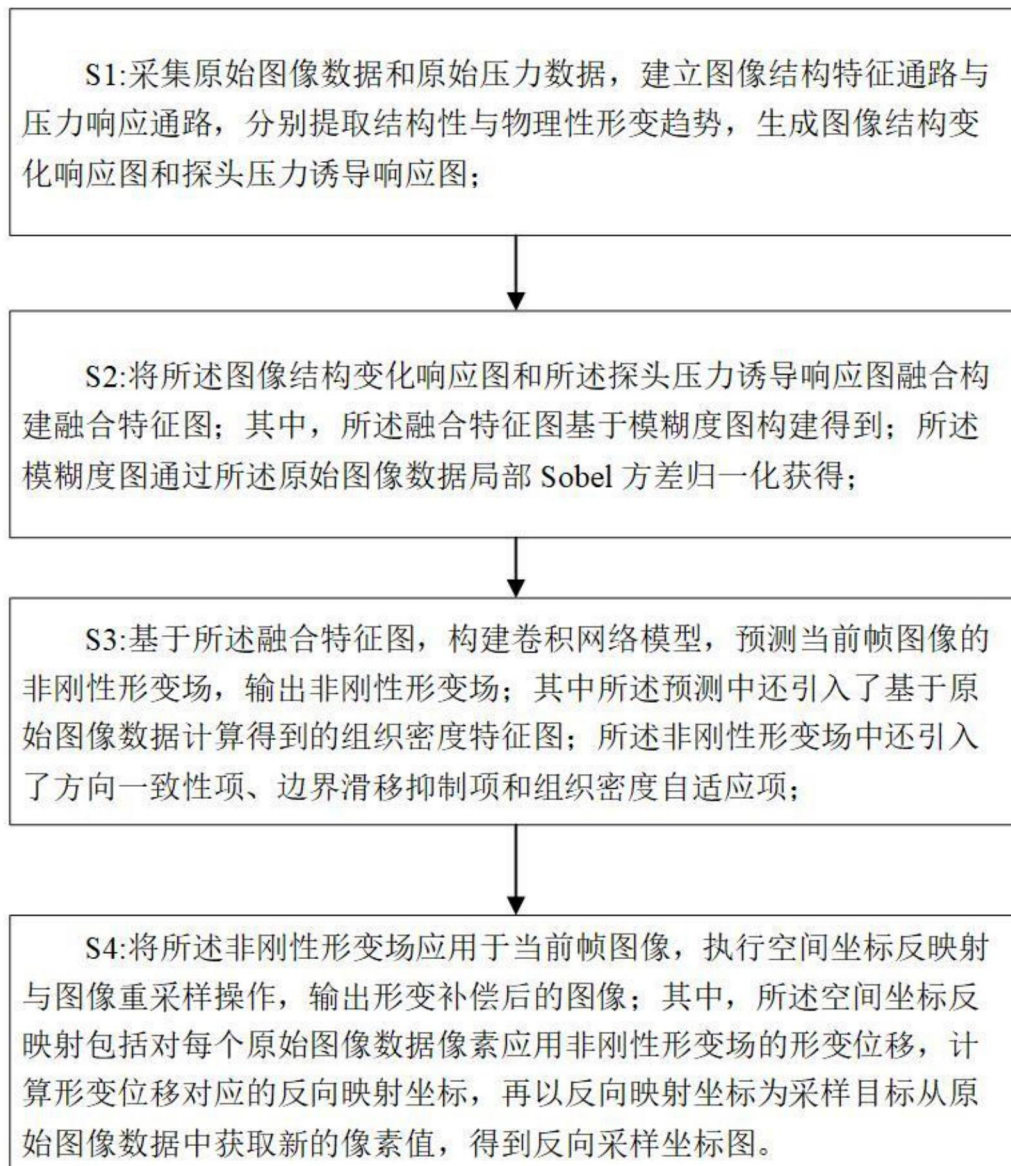


图1

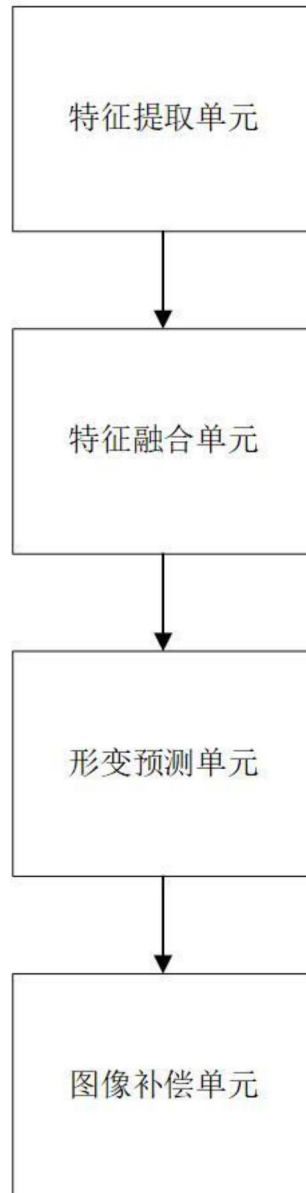


图2