



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 103027713 A

(43) 申请公布日 2013. 04. 10

(21) 申请号 201210563056. 9

(22) 申请日 2012. 12. 22

(71) 申请人 中国科学院深圳先进技术研究院

地址 518055 广东省深圳市南山区西丽大学
城学苑大道 1068 号

(72) 发明人 芦伟 李济舟 周永进 刘骏识
王磊

(74) 专利代理机构 广州华进联合专利商标代理
有限公司 44224

代理人 吴平

(51) Int. Cl.

A61B 8/08 (2006. 01)

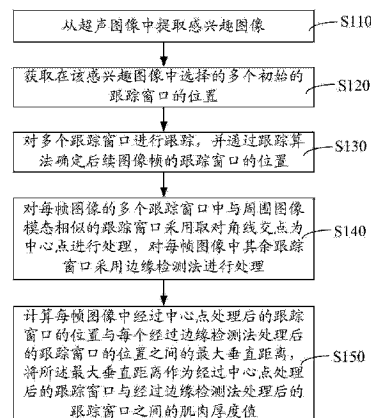
权利要求书 2 页 说明书 7 页 附图 4 页

(54) 发明名称

基于超声图像的肌肉厚度测量方法和系统

(57) 摘要

一种基于超声图像的肌肉厚度测量方法,包括以下步骤:从超声图像中提取感兴趣图像;获取在所述感兴趣图像中选择的多个初始跟踪窗口的位 置;对多个跟踪窗口进行跟踪,并通过跟踪算法确定后续每帧图像相应的多个跟踪窗口的位 置;对每帧图像的多个跟踪窗口中的与周围图像模态相似的跟踪窗口采用取对角线交点为中心点进行处理,对每帧图像中其余跟踪窗口采用边缘检测法进行处理;计算每帧图像中经过中心点处理后的跟踪窗口的位 置与每个经过边缘检测法处理后的跟踪窗口的位 置之间的最大垂直距离,将所述最大垂直距离作为肌肉厚度值。上述基于超声图像的肌肉厚度测量方法和系统,提高了测量的准确度以及测量效率,达到了实时测量的目的。



1. 一种基于超声图像的肌肉厚度测量方法,包括以下步骤:

从超声图像中提取感兴趣图像;

获取在所述感兴趣图像中选择的多个初始跟踪窗口的位置;

对多个跟踪窗口进行跟踪,并通过跟踪算法确定后续每帧图像相应的多个跟踪窗口的位置;

对每帧图像的多个跟踪窗口中与周围图像模态相似的跟踪窗口采用取对角线交点为中心点进行处理,对每帧图像中其余跟踪窗口采用边缘检测法进行处理;

计算每帧图像中经过中心点处理后的跟踪窗口的位置与每个经过边缘检测法处理后的跟踪窗口的位置之间的最大垂直距离,将所述最大垂直距离作为经过中心点处理后的跟踪窗口与经过边缘检测法处理后的跟踪窗口之间的肌肉厚度值。

2. 根据权利要求1所述的基于超声图像的肌肉厚度测量方法,其特征在于,所述跟踪算法为压缩跟踪算法或互相关跟踪算法。

3. 根据权利要求1所述的基于超声图像的肌肉厚度测量方法,其特征在于,所述跟踪算法为压缩跟踪算法;

所述对多个跟踪窗口进行跟踪,并通过跟踪算法确定后续每帧图像相应的多个跟踪窗口的位置的步骤为:

对跟踪窗口所在帧图像进行采样,得到属于所述跟踪窗口位置范围内的样本集合;

采用稀疏矩阵对样本集合中的每个样本进行降维处理,得到压缩特征向量;

对所述压缩特征向量采用分类器进行分类;

从所述样本集合中进行抽样得到两组图像样本;

对所述两组图像样本提取哈尔特征,并采用所述分类器迭代得到后续相邻帧图像相应的跟踪窗口的位置。

4. 根据权利要求3所述的基于超声图像的肌肉厚度测量方法,其特征在于,所述对所述压缩特征向量采用分类器进行分类的步骤包括:

对所述压缩特征向量采用朴素贝叶斯分类器分类,且分类器中的条件概率满足高斯正态分布。

5. 根据权利要求1所述的基于超声图像的肌肉厚度测量方法,其特征在于,在所述从捕捉的超声图像中提取感兴趣图像的步骤之后,还包括步骤:

对所述感兴趣图像进行预处理,包括:

对所述感兴趣图像进行灰度变换及调整图像对比度。

6. 一种基于超声图像的肌肉厚度测量系统,其特征在于,包括:

提取模块,用于从捕捉的超声图像中提取感兴趣图像;

获取模块,用于获取在所述感兴趣图像中选择的多个初始的跟踪窗口的位置;

跟踪模块,用于对多个跟踪窗口进行跟踪,并通过跟踪算法确定后续每帧图像相应的多个跟踪窗口的位置;

处理模块,用于对每帧图像的多个跟踪窗口中与周围图像模态相似的跟踪窗口采用取对角线交点为中心点进行处理,对每帧图像中其余跟踪窗口采用边缘检测法进行处理;

计算模块,用于计算每帧图像中经过中心点处理后的跟踪窗口的位置与每个经过边缘检测法处理后的跟踪窗口的位置之间的最大垂直距离,将所述最大垂直距离作为经过中心

点处理后的跟踪窗口与经过边缘检测法处理后的跟踪窗口之间的肌肉厚度值。

7. 根据权利要求6所述的基于超声图像的肌肉厚度测量系统,其特征在于,所述跟踪算法为压缩跟踪算法或互相关跟踪算法。

8. 根据权利要求6所述的基于超声图像的肌肉厚度测量系统,其特征在于,所述跟踪算法为压缩跟踪算法;

所述跟踪模块包括:

采样模块,用于对跟踪窗口所在帧图像进行采样,得到属于跟踪窗口位置范围内的样本集合;

降维模块,用于采用稀疏矩阵对样本集合中的每个样本进行降维处理,得到压缩特征向量;

分类模块,用于对所述压缩特征向量采用分类器进行分类;

抽样模块,用于从所述样本集合中进行抽样得到两组图像样本;

迭代模块,用于对所述两组图像样本提取哈尔特征,并采用分类器迭代得到相邻的后续图像帧的跟踪窗口的位置。

9. 根据权利要求8所述的基于超声图像的肌肉厚度测量系统,其特征在于,所述分类模块还用于对所述压缩特征向量采用朴素贝叶斯分类器分类,且分类器中的条件概率满足高斯正态分布。

10. 根据权利要求6所述的基于超声图像的肌肉厚度测量系统,其特征在于,所述系统还包括:

预处理模块,用于对所述感兴趣图像进行预处理,所述预处理包括对所述感兴趣图像进行灰度变换及调整图像对比度。

基于超声图像的肌肉厚度测量方法和系统

技术领域

[0001] 本发明涉及图像处理领域,特别是涉及一种基于超声图像的肌肉厚度测量方法和系统。

背景技术

[0002] 骨骼肌的力学特性是和它的结构形态相关的,任何的身体活动和体育运动,都是由骨骼肌的收缩完成的,这直接影响了人体的力量和耐力。肌肉具有一定的弹性,被拉长后,当拉力解除时可自动恢复到原来的程度,肌肉的弹性可以减缓外力对人体的冲击,因而在运动中扮演着至关重要的作用。而肌肉的构成又十分复杂,定量分析和评估肌肉功能状态是运动医学和运动功能康复研究中的难点和热点。

[0003] 目前对于肌肉的厚度的测量,如厚度的测量大部分采取的是人工手动测量,因手动测量对环境等诸多主观因素相当敏感,使得测量缺乏客观性,测量精度难以控制,并且对于测量大批量的肌肉厚度图片,操心过程费时费力,测量效率低。另外骨骼肌在运动过程中肌肉厚度的变化在每帧图像中比较细微,测量容易失真,从而影响测量结果。

发明内容

[0004] 基于此,有必要针对现有技术中测量效率低且测量不准确的问题,提供一种能提高测量准确度和测量效率的基于超声图像的肌肉厚度测量方法。

[0005] 此外,还有必要针对现有技术中测量效率低且测量不准确的问题,提供一种能提高测量准确度和测量效率的基于超声图像的肌肉厚度测量系统。

[0006] 一种基于超声图像的肌肉厚度测量方法,包括以下步骤:

[0007] 从捕捉的超声图像中提取感兴趣图像;

[0008] 获取在所述感兴趣图像中选择的多个初始跟踪窗口的位置;

[0009] 对多个跟踪窗口进行跟踪,并通过跟踪算法确定后续每帧图像相应的多个跟踪窗口的位置;

[0010] 对每帧图像的多个跟踪窗口中与周围图像模态相似的跟踪窗口采用取对角线交点为中心点进行处理,对每帧图像中其余跟踪窗口采用边缘检测法进行处理;

[0011] 计算每帧图像中经过中心点处理后的跟踪窗口的位置与每个经过边缘检测法处理后的跟踪窗口的位置之间的最大垂直距离,将所述最大垂直距离作为经过中心点处理后的跟踪窗口与经过边缘检测法处理后的跟踪窗口之间的肌肉厚度值。

[0012] 一种基于超声图像的肌肉厚度测量系统,包括:

[0013] 提取模块,用于从捕捉的超声图像中提取感兴趣图像;

[0014] 获取模块,用于获取在所述感兴趣图像中选择的多个初始的跟踪窗口的位置;

[0015] 跟踪模块,用于对多个跟踪窗口进行跟踪,并通过跟踪算法确定后续每帧图像相应的多个跟踪窗口的位置;

[0016] 处理模块,用于对每帧图像的多个跟踪窗口中与周围图像模态相似的跟踪窗口采

用取对角线交点为中心点进行处理,对每帧图像中其余跟踪窗口采用边缘检测法进行处理;

[0017] 计算模块,用于计算每帧图像中经过中心点处理后的跟踪窗口的位置与每个经过边缘检测法处理后的跟踪窗口的位置之间的最大垂直距离,将所述最大垂直距离作为经过中心点处理后的跟踪窗口与经过边缘检测法处理后的跟踪窗口之间的肌肉厚度值。

[0018] 上述基于超声图像的肌肉厚度测量方法和系统,通过对选取的多个跟踪窗口进行跟踪,通过跟踪算法确定在后续每帧图像中的多个跟踪窗口的位置,计算每帧图像中的经过中心点处理的跟踪窗口的位置与边缘检测法处理后的跟踪窗口的位置之间的最大垂直距离,作为肌肉厚度值,该测量方法基于超声图像,并采用图像算法进行修正处理得到的肌肉厚度值较为准确,提高了测量的准确度以及测量效率,且能跟踪后续每帧图像的跟踪窗口,并测量每帧图像中的肌肉厚度值,达到了实时测量的目的。

附图说明

[0019] 图 1 为一个实施例中基于超声图像的肌肉厚度测量方法的流程示意图;

[0020] 图 2 为预处理后的超声图像;

[0021] 图 3 为图像中跟踪窗口的界定与精确定位的示意图;

[0022] 图 4 为对多个跟踪窗口进行跟踪,并通过跟踪算法确定后续图像帧的跟踪窗口的位置的流程示意图;

[0023] 图 5 为一个实施例中基于超声图像的肌肉厚度测量系统的结构示意图;

[0024] 图 6 为一个实施例中跟踪模块的内部结构示意图;

[0025] 图 7 为另一个实施例中基于超声图像的肌肉厚度测量系统的结构示意图。

具体实施方式

[0026] 下面结合具体的实施例及附图对基于超声图像的肌肉厚度测量方法和系统的技术方案进行详细的描述,以使其更加清楚。

[0027] 如图 1 所示,在一个实施例中,一种基于超声图像的肌肉厚度测量方法,包括以下步骤:

[0028] 步骤 S110,从超声图像中提取感兴趣图像。

[0029] 本实施例中,通过实时 B 型超声波扫描仪与一个电子线阵探头获取肌肉的超声图像。具体的,超声波探头的长轴方向垂直地被安排在实验者的大腿上,放置于约 40% 膝盖的长轴距离处。运用大量的超声凝胶确保探头与皮肤在肌肉收缩期间是声耦合的,调整探头以最优化对比度显示超声图像中的肌肉束。采用 B 型超声波扫描仪获取超声图像并传送到视频捕获卡,由其进行数字化处理,并以速度约 25 帧/秒的采样率采集到计算机内数字化图像采集卡。

[0030] 对捕捉的超声图像进行裁剪得到感兴趣图像。感兴趣图像即为包含有所需测量的肌肉厚度信息的图像。

[0031] 在一个实施例中,在从捕捉的超声图像中提取感兴趣图像的步骤之后,还包括步骤:对该感兴趣图像进行预处理,包括:对所述感兴趣图像进行灰度变换及调整图像对比度。如图 2 所示为预处理后的超声图像。

[0032] 步骤 S120, 获取在该感兴趣图像中选择的多个初始的跟踪窗口的位置。

[0033] 具体的, 首先手动在感兴趣图像中选择多个初始的跟踪窗口的位置。本实施例中, 多个为三个, 可手动选择三个初始跟踪窗口, 分别跟踪股骨、股直肌上部和股直肌下部边界, 如图 3 所示, 窗口 A、B 和 C 分别表示上述三个初始跟踪窗口。

[0034] 步骤 S130, 对多个跟踪窗口进行跟踪, 并通过跟踪算法确定后续图像帧的跟踪窗口的位置。

[0035] 具体的, 跟踪算法为压缩跟踪算法、互相关跟踪算法、形心跟踪算法、质心跟踪算法、波门跟踪算法、边缘跟踪算法、区域平衡跟踪算法等。互相关跟踪算法是基于图像的相似性度量, 在当前图像中寻找最接近基准图像模板区域的一种跟踪算法, 它对场景图像质量要求不高, 不需分割目标和背景, 对与选定的跟踪目标图像不相似的其他一切景物不敏感, 能跟踪较小的目标以及目标区域的某一特殊部分或对比度比较差的目标, 具有较强的局部抗干扰能力。互相关算法将基准图像在当前图像上以不同的偏移值位置, 根据测量两幅图像之间的相关度函数判断跟踪窗口在当前图像中的位置, 跟踪窗口是两个图像匹配最好的位置, 即相关函数的峰值。

[0036] 步骤 S140, 对每帧图像的多个跟踪窗口中与周围图像模态相似的跟踪窗口采用取对角线交点为中心点进行处理, 对每帧图像中其余跟踪窗口采用边缘检测法进行处理。

[0037] 其中, 与周围图像模态相似是指窗口内的图像与其附近的图像很相似, 通常通过先验知识来确定, 在本例超声图像中靠近皮肤的那部分模态是相似的。

[0038] 如图 3 所示, 由于与周围图像模态相似, 跟踪窗口 A 采用取对角线交点为中心点的中心点法进行处理, 跟踪窗口 B 和 C 采用边缘检测法进行处理, 该边缘检测法可为 canny 算子的边缘检测法。采用 canny 算子的边缘检测将窗口图像变换成为二进制图像, 参数被调整以确保获得更多的组织细节, 再运用最大连通区域搜索技术寻找每个窗口的确切边界。

[0039] 步骤 S150, 计算每帧图像中经过中心点处理后的跟踪窗口的位置与每个经过边缘检测法处理后的跟踪窗口的位置之间的最大垂直距离, 将所述最大垂直距离作为经过中心点处理后的跟踪窗口与经过边缘检测法处理后的跟踪窗口之间的肌肉厚度值。

[0040] 具体的, 以如图 3 中跟踪窗口 A、B 和 C 为例, 计算每时刻每帧图像中跟踪窗口 A 与 B 之间的最大垂直距离, 得到股直肌的厚度 (Rectus femoris Thickness, RFT), 跟踪窗口 A 与 C 之间的最大垂直距离, 得到股四头肌的厚度 (QMT)。

[0041] 上述基于超声图像的肌肉厚度测量方法, 通过对选取的多个跟踪窗口进行跟踪, 通过跟踪算法确定在后续每帧图像中的多个跟踪窗口的位置, 计算每帧图像中的经过中心点处理的跟踪窗口的位置与边缘检测法处理后的跟踪窗口的位置之间的最大垂直距离, 作为肌肉厚度值, 该测量方法基于超声图像, 并采用图像算法进行修正处理得到的肌肉厚度值较为准确, 提高了测量的准确度以及测量效率, 且能跟踪后续每帧图像的跟踪窗口, 并测量每帧图像中的肌肉厚度值, 达到了实时测量的目的。

[0042] 进一步的, 在一个实施例中, 如图 4 所示, 跟踪算法为压缩跟踪算法。步骤 S130 具体为:

[0043] 步骤 S131, 对跟踪窗口所在帧图像进行采样, 得到属于跟踪窗口位置范围内的样本集合。

[0044] 具体的, 输入第 t 帧图像, 对 t 帧图像的一系列图像片段进行采样, 依据条件为:

[0045] $D^r = \{z \mid ||I(z) - I_{t-1}|| < r\}$

[0046] 其中, I_{t-1} 是在第 $t-1$ 时刻的跟踪位置;

[0047] r 是设定的度量当前图像与 I_{t-1} 之间差别的参数值, r 越小, 说明当前图像 $I(z)$ 与 I_{t-1} 相差越小;

[0048] D^r 是指在所有跟踪的位置中属于跟踪窗口位置范围内的像素点即正样本的集合;

[0049] $I(z)$ 表示在 t 时刻获得的跟踪窗口的位置。

[0050] 此外, 通过采集靠近选择的跟踪窗口的正样本和远离跟踪窗口的负样本对分类器进行更新。

[0051] 对感兴趣的图像可采用较高分辨率进行滤波, 对其它部分采取较低分辨率, 以提高处理速度。

[0052] 步骤 S132, 采用稀疏矩阵对样本集合中的每个样本进行降维处理, 得到压缩特征向量。

[0053] 具体的, 稀疏矩阵为引入的矩阵, 如随机投影 $V=RX$, 其中, R 是一个随机矩阵, $R \in R^{n \times m}$, 其中 $m > n$, 运用该公式可以将 m 维的向量 X 降维到 n 维的向量, 从而达到降维的作用, V 即为压缩特征向量。对于每一个样本 $z \in R^m$, 它的低维表示为 $v = (v_1, \dots, v_n)^T \in R^n$, 且需满足 $m \gg n$ 。

[0054] 随机矩阵的选择依据如下:

[0055] 首先选择稳定的投影矩阵, 为了确保信号的线性投影能够保持信号的原始结构, 投影矩阵必须满足约束等距性(Restricted isometry property, RIP)条件, 然后通过原始信号与测量矩阵的乘积获得原始信号的线性投影测量。此处选取的是随机高斯矩阵 R , 当 $r_{ij} \sim N(0, 1)$, $R \in R^{n \times m}$,

$$[0056] \quad r_{ij} = \sqrt{s} \times \begin{cases} 1, p = \frac{1}{2s} \\ 0, p = 1 - \frac{1}{s} \\ -1, p = \frac{1}{2s} \end{cases}$$

[0057] 其中, r_{ij} 表示该随机矩阵 R 中的元素, p 表示概率值, $s = 2$ 或 $s = 3$, 此时满足 Johnson-Lindenstrauss 定理。

[0058] 步骤 S133, 对压缩特征向量采用分类器进行分类。

[0059] 具体的, 对压缩特征向量采用朴素贝叶斯分类器分类, 且分类器中的条件概率满足高斯正态分布。

[0060] 向量中所有元素都被假定为相互独立。当 $p(y = 1) = p(y = 0)$ 时, 对每一个压缩特征矢量使用朴素贝叶斯分类器分类。计算公式如下:

$$[0061] \quad H(v) = \log\left(\frac{\prod_{i=1}^n p(v_i | y=1)p(y=1)}{\prod_{i=1}^n p(v_i | y=0)p(y=0)}\right) = \sum_{i=1}^n \log\left(\frac{v_i | y=1}{v_i | y=0}\right) \quad (1)$$

[0062] $y \in \{0, 1\}$ 是一个二进制随机变量, 用来表示样本标签。分类器 $H(v)$ 中的条件概率 $p(v_i | y = 1)$ 和 $p(v_i | y = 0)$ 被假定为满足参数为 $(\mu_i^1, \sigma_i^1, \mu_i^0, \sigma_i^0)$ 的高斯正态分布, 且

$$[0063] \quad p(v_i | y=0) \sim N((\mu_i^1, \sigma_i^1, \mu_i^0, \sigma_i^0), p(v_i | y=1) \sim N(\mu_i^1, \sigma_i^1) \quad (2)$$

[0064] 步骤 S134, 从样本集合中进行抽样得到两组图像样本。

[0065] 具体的, 抽样满足且满足 $\alpha < \zeta < \beta$, 抽样条件分别为:

[0066] $D^{\alpha} = \{z \mid ||I(z) - I_t|| < \alpha\}$, $D^{\zeta, \beta} = \{z \mid \zeta < ||I(z) - I_t|| < \beta\}$, 其中 D^{α} 和 $D^{\zeta, \beta}$ 为两组图像样本;

[0067] α , ζ , β 是设定的度量当前图像 $I(z)$ 与 I_t 之间差别的参数值。

[0068] 步骤 S135, 对所述两组图像样本提取哈尔特征, 并采用所述分类器迭代得到相邻的后续图像帧的跟踪窗口的位置。

[0069] 具体的, 迭代算法公式为:

$$[0070] \quad \mu_t^1 \leftarrow \lambda \mu_t^1 + (1 - \lambda) \mu^1, \sigma_t^1 \leftarrow \sqrt{\lambda(\sigma_t^1)^2 + (1 - \lambda)(\sigma^1)^2 + \lambda(1 - \lambda)(\mu_t^1 - \mu^1)^2}$$

[0071] 采用公式(2)中的参数对分类器迭代更新, 得到第 $t+1$ 帧图像的跟踪窗口的位置和分类器参数。

[0072] 如图 5 所示, 在一个实施例中, 一种基于超声图像的肌肉厚度测量系统, 包括提取模块 110、获取模块 120、跟踪模块 130、处理模块 140 和计算模块 150。其中:

[0073] 提取模块 110 用于从捕捉的超声图像中提取感兴趣图像。本实施例中, 通过实时 B 型超声波扫描仪与一个电子线阵探头获取肌肉的超声图像。具体的, 超声波探头的长轴方向垂直地被安排在实验者的大腿上, 放置于约 40% 膝盖的长轴距离处。运用大量的超声凝胶确保探头与皮肤在肌肉收缩期间是声耦合的, 调整探头以最优化对比度显示超声图像中的肌肉神经束。采用 B 型超声波扫描仪获取超声图像并传送到视频捕获卡, 由其进行数字化处理, 并以速度约 25 帧/秒的采样率采集到计算机内数字化图像采集卡。对捕捉的超声图像进行裁剪得到感兴趣图像。感兴趣图像即为包含有所需测量的肌肉厚度信息的图像。

[0074] 获取模块 120 获取在该感兴趣图像中选择的多个初始的跟踪窗口的位置。

[0075] 具体的, 首先手动在感兴趣图像中选择多个初始的跟踪窗口的位置。

[0076] 本实施例中, 多个为三个, 可手动选择三个初始跟踪窗口, 分别跟踪股骨、股直肌上部和股直肌下部边界, 如图 3 所示, 窗口 A、B 和 C 分别表示上述三个初始跟踪窗口。

[0077] 跟踪模块 130 用于对多个跟踪窗口进行跟踪, 并通过跟踪算法确定后续图像帧的跟踪窗口的位置。

[0078] 具体的, 跟踪算法为压缩跟踪算法、互相关跟踪算法、形心跟踪算法、质心跟踪算法、波门跟踪算法、边缘跟踪算法、区域平衡跟踪算法等。互相关跟踪算法是基于图像的相似性度量, 在当前图像中寻找最接近基准图像模板区域的一种跟踪算法, 它对场景图像质量要求不高, 不需分割目标和背景, 对与选定的跟踪目标图像不相似的其他一切景物不敏感, 能跟踪较小的目标以及目标区域的某一特殊部分或对比度比较差的目标, 具有较强的局部抗干扰能力。互相关算法将基准图像在当前图像上以不同的偏移值位置, 根据测量两幅图像之间的相关度函数判断跟踪窗口在当前图像中的位置, 跟踪窗口是两个图像匹配最好的位置, 即相关函数的峰值。

[0079] 处理模块 140 用于对每帧图像的多个跟踪窗口中与周围图像模态相似的跟踪窗口采用取对角线交点为中心点进行处理, 对每帧图像中其余跟踪窗口采用边缘检测法进行处理。

[0080] 如图 3 所示, 与周围图像模态相似的跟踪窗口 A 采用取对角线交点为中心点的中心点法进行处理, 跟踪窗口 B 和 C 采用边缘检测法进行处理, 该边缘检测法可为 canny 算子

的边缘检测法。采用 canny 算子的边缘检测将窗口图像变换成为二进制图像,参数被调整以确保获得更多的组织细节,再运用最大连通区域搜索技术寻找每个窗口的确切边界。

[0081] 计算模块 150 用于计算经过边缘检测法处理后的后续图像帧的跟踪窗口的位置与经过中心点处理后的初始的跟踪窗口的位置之间的最大垂直距离,将所述最大垂直距离作为肌肉厚度值。

[0082] 具体的,以如图 3 中跟踪窗口 A、B 和 C 为例,计算每时刻每帧图像中跟踪窗口 A 与 B 之间的最大垂直距离,得到股直肌的厚度(Rectus femoris Thickness, RFT),跟踪窗口 A 与 C 之间的最大垂直距离,得到股四头肌的厚度(QMT)。

[0083] 上述基于超声图像的肌肉厚度测量系统,通过对选取的多个跟踪窗口进行跟踪,通过跟踪算法确定在后续每帧图像中的多个跟踪窗口的位置,计算每帧图像中的经过中心点处理的跟踪窗口的位置与边缘检测法处理后的跟踪窗口的位置之间的最大垂直距离,作为肌肉厚度值,该测量方法基于超声图像,并采用图像算法进行修正处理得到的肌肉厚度值较为准确,提高了测量的准确度以及测量效率,且能跟踪后续每帧图像的跟踪窗口,并测量每帧图像中的肌肉厚度值,达到了实时测量的目的。

[0084] 在一个实施例中,跟踪算法为压缩跟踪算法时,如图 6 所示,跟踪模块 130 包括采样模块 131、降维模块 132、分类模块 133、抽样模块 134 和迭代模块 135。其中:

[0085] 采样模块 131 用于对跟踪窗口所在的帧图像进行采样,得到属于跟踪窗口位置范围内的样本集合。

[0086] 具体的,输入第 t 帧图像,对 t 帧图像的一系列图像片段进行采样,依据条件为:

[0087] $D^y = \{z \mid ||I(z) - I_{t-1}|| < \gamma\}$

[0088] 其中, I_{t-1} 是在第 $t-1$ 时刻的跟踪位置;

[0089] r 是设定的度量当前图像与 I_{t-1} 之间差别的参数值, r 越小,说明当前图像 $I(z)$ 与 I_{t-1} 相差越小

[0090] D^r 是指在所有跟踪的位置中属于跟踪窗口位置范围内的像素点即正样本的集合;

[0091] $I(z)$ 表示在 t 时刻获得的跟踪窗口的位置。

[0092] 此外,通过采集靠近选择的跟踪窗口的正样本和远离跟踪窗口的负样本对分类器进行更新。

[0093] 对感兴趣的图像可采用较高分辨率进行滤波,对其它部分采取较低分辨率,以提高处理速度。

[0094] 降维模块 132 用于采用稀疏矩阵对样本集合中的每个样本进行降维处理,得到压缩特征向量。

[0095] 具体的,稀疏矩阵为引入的矩阵,如随机投影 $V=RX$,其中, R 是一个随机矩阵, $R \in R^{n \times m}$,其中 $m > n$,运用该公式可以将 m 维的向量 X 降维到 n 维的向量,从而达到降维的作用, V 即为压缩特征向量。对于每一个样本 $z \in R^m$,它的低维表示为 $v = (v_1, \dots, v_n)^T \in R^n$,且需满足 $m \gg n$ 。

[0096] 随机矩阵的选择依据如下:

[0097] 首先选择稳定的投影矩阵,为了确保信号的线性投影能够保持信号的原始结构,投影矩阵必须满足约束等距性(Restricted isometry property, RIP)条件,然后通过原始信号与测量矩阵的乘积获得原始信号的线性投影测量。此处选取的是随机高斯矩阵 R ,当

$r_{ij} \sim N(0, 1), R \in R^{n \times m}$,

$$[0098] \quad r_{ij} = \sqrt{s} \times \begin{cases} 1, p = \frac{1}{2s} \\ 0, p = 1 - \frac{1}{s} \\ -1, p = \frac{1}{2s} \end{cases}$$

[0099] 其中, r_{ij} 表示该随机矩阵 R 中的元素, p 表示概率值, $s = 2$ 或 $s = 3$, 此时满足 Johnson-Lindenstrauss 定理。

[0100] 分类模块 133 用于对所述压缩特征向量采用分类器进行分类。

[0101] 具体的, 对压缩特征向量采用朴素贝叶斯分类器分类, 且分类器中的条件概率满足高斯正态分布。

[0102] 向量中所有元素都被假定为相互独立。当 $p(y = 1) = p(y = 0)$ 时, 对每一个压缩特征矢量使用朴素贝叶斯分类器分类。计算公式如下:

$$[0103] \quad H(v) = \log\left(\frac{\prod_{i=1}^n p(v_i | y=1)p(y=1)}{\prod_{i=1}^n p(v_i | y=0)p(y=0)}\right) = \sum_{i=1}^n \log\left(\frac{p(v_i | y=1)}{p(v_i | y=0)}\right) \quad (1)$$

[0104] $y \in \{0, 1\}$ 是一个二进制随机变量, 用来表示样本标签。分类器 $H(v)$ 中的条件概率 $p(v_i | y = 1)$ 和 $p(v_i | y = 0)$ 被假定为满足参数为 $(\mu_i^1, \sigma_i^1, \mu_i^0, \sigma_i^0)$ 的高斯正态分布, 且

$$[0105] \quad p(v_i | y=0) \sim N(\mu_i^0, \sigma_i^0), p(v_i | y=1) \sim N(\mu_i^1, \sigma_i^1) \quad (2)$$

[0106] 抽样模块 134 用于从所述样本集合中进行抽样得到两组图像样本。

[0107] 具体的, 抽样满足且满足 $\alpha < \zeta < \beta$, 抽样条件分别为:

[0108] $D^\alpha = \{z | ||I(z) - I_t|| < \alpha\}$, $D^{\zeta, \beta} = \{z | \zeta < ||I(z) - I_t|| < \beta\}$, 其中 D^α 和 $D^{\zeta, \beta}$ 为两组图像样本; α, ζ, β 是设定的度量当前图像 $I(z)$ 与 I_t 之间差别的参数值。

[0109] 迭代模块 135 用于对所述两组图像样本提取哈尔特征, 并采用分类器迭代得到相邻的后续图像帧的跟踪窗口的位置。

[0110] 具体的, 迭代算法公式为:

$$[0111] \quad \mu_i^1 \leftarrow \lambda \mu_i^1 + (1 - \lambda) \mu_i^1, \sigma_i^1 \leftarrow \sqrt{\lambda (\sigma_i^1)^2 + (1 - \lambda) (\sigma^1)^2 + \lambda (1 - \lambda) (\mu_i^1 - \mu^1)^2}$$

[0112] 采用公式 (2) 中的参数对分类器迭代更新, 得到第 $t+1$ 帧图像的跟踪窗口的位置和分类器参数。

[0113] 如图 7 所示, 在一个实施例中, 上述基于超声图像的肌肉厚度测量系统, 除了包括提取模块 110、获取模块 120、跟踪模块 130、处理模块 140 和计算模块 150, 还包括预处理模块 160。其中:

[0114] 预处理模块 160 用于对所述感兴趣图像进行预处理, 所述预处理包括对所述感兴趣图像进行灰度变换及调整图像对比度。

[0115] 以上所述实施例仅表达了本发明的几种实施方式, 其描述较为具体和详细, 但不能因此而理解为对本发明专利范围的限制。应当指出的是, 对于本领域的普通技术人员来说, 在不脱离本发明构思的前提下, 还可以做出若干变形和改进, 这些都属于本发明的保护范围。因此, 本发明的保护范围应以所附权利要求为准。

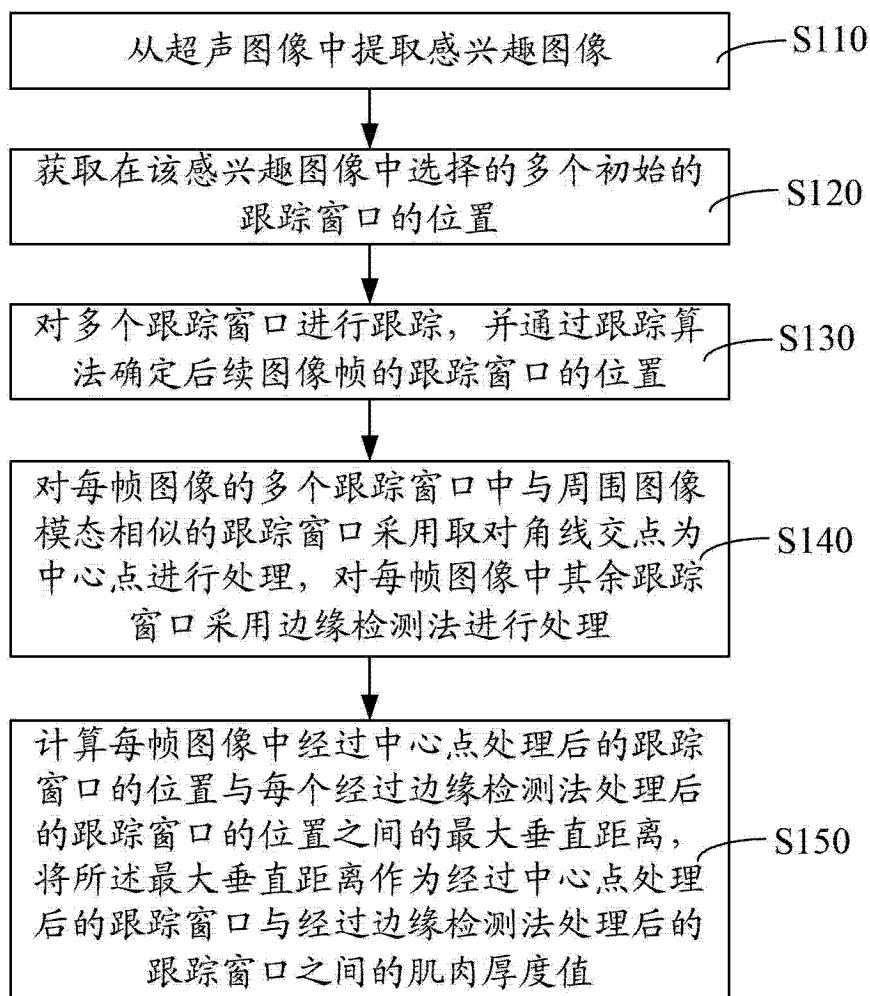


图 1

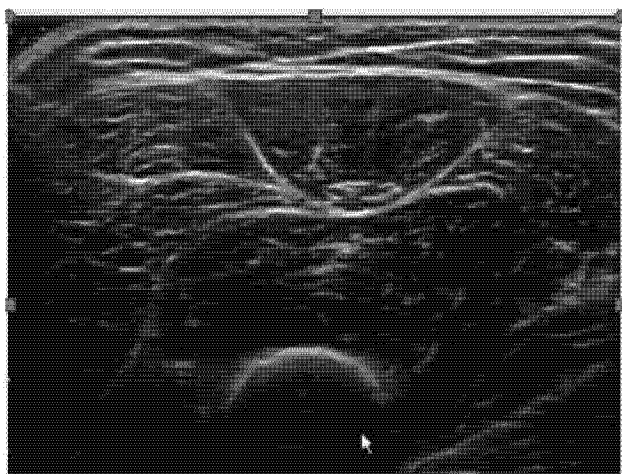


图 2

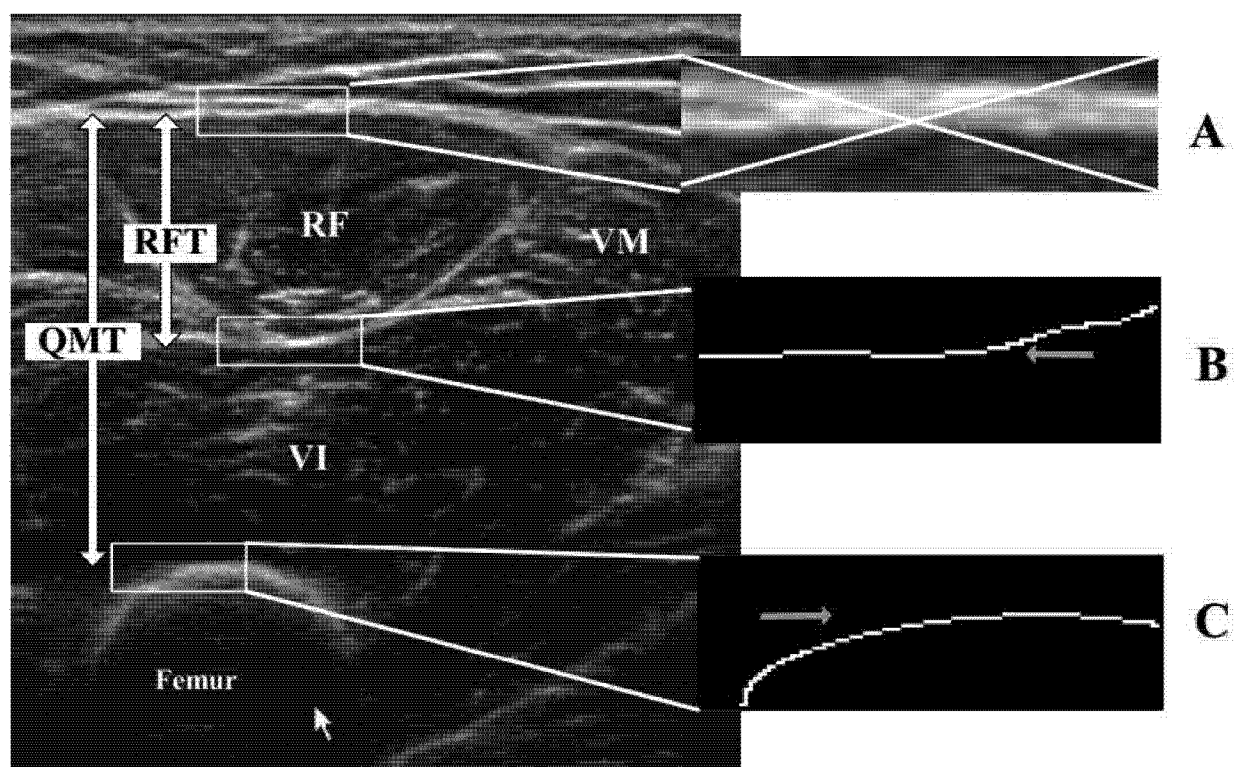


图 3

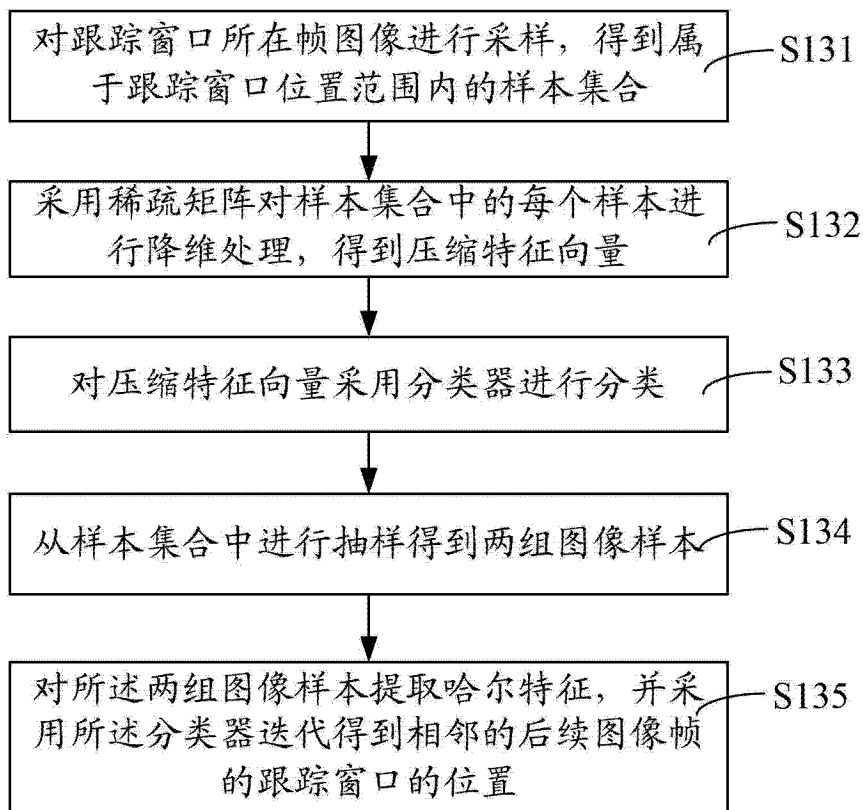


图 4

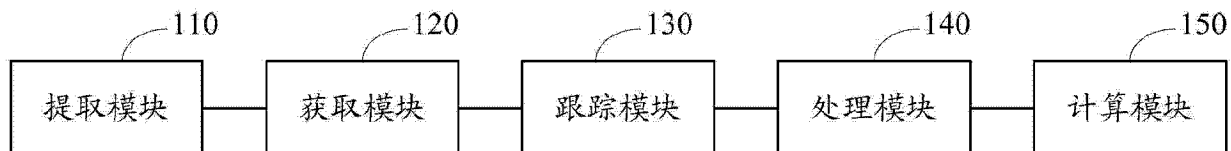


图 5



图 6

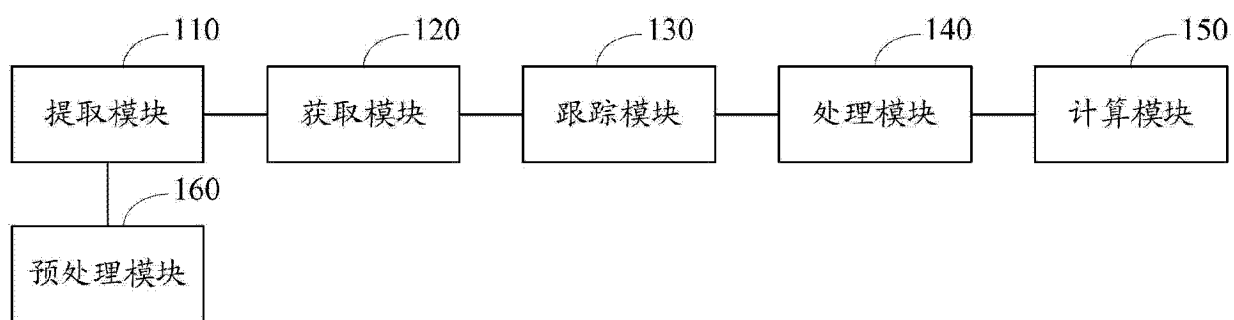


图 7

专利名称(译)	基于超声图像的肌肉厚度测量方法和系统		
公开(公告)号	CN103027713A	公开(公告)日	2013-04-10
申请号	CN201210563056.9	申请日	2012-12-22
[标]申请(专利权)人(译)	深圳先进技术研究院		
申请(专利权)人(译)	中国科学院深圳先进技术研究院		
当前申请(专利权)人(译)	中国科学院深圳先进技术研究院		
[标]发明人	芦祎 李济舟 周永进 刘骏识 王磊		
发明人	芦祎 李济舟 周永进 刘骏识 王磊		
IPC分类号	A61B8/08		
代理人(译)	吴平		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

一种基于超声图像的肌肉厚度测量方法，包括以下步骤：从超声图像中提取感兴趣图像；获取在所述感兴趣图像中选择的多个初始跟踪窗口的位置；对多个跟踪窗口进行跟踪，并通过跟踪算法确定后续每帧图像相应的多个跟踪窗口的位置；对每帧图像的多个跟踪窗口中的与周围图像模态相似的跟踪窗口采用取对角线交点为中心点进行处理，对每帧图像中其余跟踪窗口采用边缘检测法进行处理；计算每帧图像中经过中心点处理后的跟踪窗口的位置与每个经过边缘检测法处理后的跟踪窗口的位置之间的最大垂直距离，将所述最大垂直距离作为肌肉厚度值。上述基于超声图像的肌肉厚度测量方法和系统，提高了测量的准确度以及测量效率，达到了实时测量的目的。

