



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 106890009 A

(43)申请公布日 2017.06.27

(21)申请号 201710163781.X

(22)申请日 2017.03.17

(71)申请人 深圳大学

地址 518000 广东省深圳市南山区南海大道3688号

(72)发明人 周永进 石文秀 杨晓娟 张树徐井旭

(74)专利代理机构 深圳市科吉华烽知识产权事务所(普通合伙) 44248

代理人 孙伟

(51)Int.Cl.

A61B 8/08(2006.01)

A61B 8/00(2006.01)

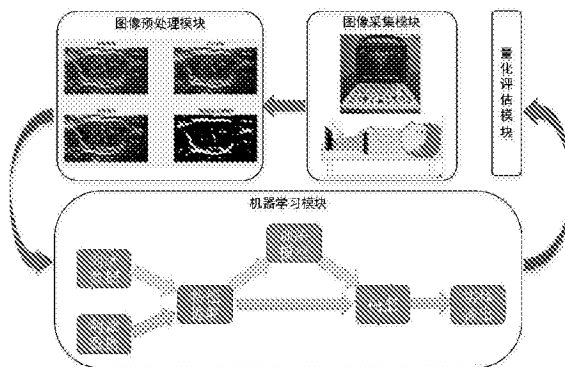
权利要求书2页 说明书6页 附图3页

(54)发明名称

一种骨骼肌体积变化的自动测量方法和装置

(57)摘要

本发明提供一种骨骼肌体积变化的自动测量方法和装置。包括以下几个模块：数据采集模块：数据采集模块结合超声影像设备，采集骨骼肌横截面超声图像；图像预处理模块：用来降低超声图像有较大的散斑噪声，增强图像的兴趣区域轮廓；测量模块：提取预处理后的超声图像的兴趣区域轮廓；量化评估模块：量化评估模块是对自动提取的区域轮廓进行量化分析。本发明能够实现骨骼肌体积变化的自动测量，具有重要的临床应用价值，如可为临床上骨骼肌减少症患者的诊断和康复评估提供量化依据。



1. 一种骨骼肌体积变化的自动测量装置,其特征在于,包括以下几个模块:

数据采集模块:数据采集模块结合超声影像设备,采集骨骼肌横截面超声图像;

图像预处理模块:用来降低超声图像有较大的散斑噪声,增强图像的兴趣区域轮廓;

机器学习模块:该模块通过及其学习方法,提取预处理后的超声图像的兴趣区域轮廓;

量化评估模块:量化评估模块是对自动提取的区域轮廓进行量化分析。

2. 一种骨骼肌体积变化的自动测量方法,其特征在于,包括以下步骤:

步骤A:数据预处理:对采集的肌肉形态结构信息进行初步增强处理,强化兴趣区域的轮廓;

步骤B:标记肌肉边界;

步骤C:以标记结果为基准,采用机器学习方法训练分类器,使之可自动计算肌肉横截面积;

步骤D:对受试者肌肉采用上述机器学习得到的模型,提取横截面积,并从像素转化为物理尺寸,从而实现肌肉横截面积和体积的量化。

3. 如权利要求2所述的方法,其特征在于,所述步骤A中,采用自适应双边滤波对降低图像的散斑噪声,双边滤波的定义如下:

$$I(m) = \frac{1}{Z} \sum_{n \in N(m)} w_D(m,n) w_R(m,n) I(n)$$

I为原始图像, \hat{I} 为平滑滤波后的输出图像, w_D 为空间域权系数, w_R 为灰度域权系数, $N(m)$ 表示m的邻域范围, n表示邻域的位置,其中,归一化函数Z为

$$Z = \sum_{n \in N(m)} w_D(m,n) w_R(m,n)$$

$$w_D(m,n) = \exp\left(-\frac{|m-n|^2}{2\sigma_D^2}\right)$$

$$w_R(m,n) = \exp\left(-\frac{|I_m - I_n|^2}{2\sigma_R^2}\right)$$

σ_D 和 σ_R 为空间方差和灰度方差,是决定双边滤波权系数的参数。通过自适应的方式选择滤波参数,将双边滤波转换为自适应双边滤波,由于调节空间参数对噪声不敏感,通过自适应的方式选择灰度方差 σ_R ,因此,定义 σ_R 为

$$\sigma_R = \tau \times \hat{\sigma}^2, \text{ 而 } \hat{\sigma}^2 = \text{mode}(\{\{\hat{\sigma}_{ij}^2\}\})$$

$\hat{\sigma}^2$ 表示输入图像的估计噪声方差。

4. 如权利要求2所述的方法,其特征在于,所述步骤A中,数据预处理中,采用多尺度增强滤波,图像I(x,y)与高斯滤波器的二阶偏导数的卷积

$$I_{mm}(x,y) = I(x,y) \times \frac{\partial^2 G(x,y,\sigma)}{\partial x^2}$$

高斯函数G(x,y)为: $G(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right)$

图像上的每一个像素点f(x,y)的二阶偏导来构造Hessian矩阵:

$$H = \begin{bmatrix} f_{xx} & f_{xy} \\ f_{xy} & f_{yy} \end{bmatrix}$$

其中 f_{xx} 、 f_{xy} 、 f_{yx} 、 f_{yy} 分别表示二维灰度图像上像素点 $f(x, y)$ 的四个二阶偏导数;根据偏导数性质: $f_{xy}=f_{yx}$,那么Hessian的特征值有 λ_1 、 λ_2 ($\lambda_1 < \lambda_2$),在尺度 σ 下图像的点 p ,基于Hessian矩阵的多尺度增强滤波函数定义为:

$$F(\sigma, p) = \begin{cases} 0, & \lambda_2 < 0 \\ \exp\left(-\frac{R_p^2}{2\sigma^2}\right) \exp\left(-\frac{2r^2}{\lambda_2^2}\right) \left(1 - \exp\left(-\frac{S^2}{2\gamma^2}\right)\right), & \lambda_2 > 0 \end{cases}$$

其中 $R_p = \frac{R_{xy}}{R_{xx}}$, $S = \sqrt{\lambda_1^2 + \lambda_2^2}$,参数 B 用来区别线状和块状物体,参数 c 和 γ 为平滑参数。

5.如权利要求2所述的方法,其特征在于,所述步骤C中,包括步骤C1:创建数据样本,在预处理后的骨骼肌图像中,构建图像训练集和测试集;步骤C2:选择特征,在构建的训练集图像中提取设定区域作为感兴趣区域,对感兴趣区域进行轮廓标记构建训练图像轮廓标记集;步骤C3:训练分类器,从感兴趣区域中提取图像特征,用提取的图像特征与训练图像的标记集共同训练成一个可以反映骨骼肌的边缘轮廓与图像特征之间关系的机器学习模型;;步骤C4:测试,对测试集提取与训练集一致的设定区域作为感兴趣区域,提取测试集的图像特征,将提取到的测试图像特征输入到训练集训练得到的机器学习模型中,得到骨骼肌边缘轮廓。

6.如权利要求5所述的方法,其特征在于,所述步骤C3中,图象特征采用图像纹理、灰度、全局均值、全局方差、局部均值和局部方差中的至少一种。

一种骨骼肌体积变化的自动测量方法和装置

技术领域

[0001] 本发明涉及骨骼肌体积变化的测量方法和装置。

背景技术

[0002] 临床上医生通过使用卷尺测量骨骼肌减少症患者患肢围长作为骨骼肌变化的定性评估方法。目前骨骼肌减少症主要的定量诊断方法有双能x线吸收法(DXA)、CT、MRI,测量肌力等。

[0003] 用卷尺测量患肢围长的定性评估方法主观性强,不精确。双能x线吸收法测量系统复杂、有辐射,不能精确测量肌肉的横截面积和脂肪成分;CT、MRI是活体断层面积测量、肌肉密度和脂肪组织的测量、肌肉面积的评估,是目前最准确的测量方法,可作为诊断的金标准,但检查费用昂贵、测量分析复杂,且CT放射剂量比双能x线高,不适合频繁使用,限制了其临床应用。测量肌力的方法不精确,不能显示肌肉的形态学信息。在开展临床和科研研究时,应该综合考虑所查时间、费用、辐射剂量、测量重复性、准确性等多种因素,合理选择测量方法。

发明内容

[0004] 为了解决以上技术问题,本发明提供一种骨骼肌体积变化的自动测量装置,包括以下几个模块:

[0005] 数据采集模块:数据采集模块结合超声影像设备,采集骨骼肌横截面超声图像;

[0006] 图像预处理模块:用来降低超声图像有较大的散斑噪声,增强图像的兴趣区域轮廓;

[0007] 测量模块:提取预处理后的超声图像的兴趣区域轮廓;

[0008] 量化评估模块:量化评估模块是对自动提取的区域轮廓进行量化分析。

[0009] 骨骼肌是人体中分布最广、数量最多的肌肉,约占人体体重的40%,在人体运动中扮演重要角色,负责人体的基本日常活动。骨骼肌减少症是指因骨骼肌体积缩小,质量和功能下降的一种常见症状,常发生于人体衰老、营养不良、肌肉不活动和各种疾病(包括神经肌肉疾病、癌症、细菌和病毒感染、慢性肺和肾疾病、糖尿病和药物副作用等)中。骨骼肌减少症具有患病率高、致残率高等特点。研究表明在临床门诊中,大约20%的门诊患者受肌肉减少症的影响。65-70岁老年人中,骨骼肌减少症的患病率为13%-24%,80岁以上老年人中患病率大于50%。骨骼肌是人体运动的动力,而骨骼肌质量和力量的降低,肌体活动功能下降,会导致跌倒、残疾甚至死亡等不良事件。而对骨骼肌体积变化的精确评估,是骨骼肌体积变化预防和康复过程中非常重要的一部分。肌肉体积(muscle volume, MV)能直接反映肌肉产生肌力的能力,肌肉体积减少会引起肌肉功能和物理性能的降低。肌肉横截面积是一个重要且可靠的肌肉体积计算方法,也是一个能直接反映肌肉产生肌力的能力的重要指标。如临床实践及相关科学研究通过卷尺测量患肢围长作为肌肉体积变化的一个粗略的诊断方法。

[0010] 本发明采用以上技术方案,其优点在于,该装置可以对骨骼肌的体积变化进行量化评估,其临床应用范围广泛,如为骨骼肌减少症的诊断和康复评定提供依据。

[0011] 基于此,本发明还提供一种骨骼肌体积变化的自动测量方法,包括以下步骤:

[0012] 步骤A:数据预处理:对采集的肌肉形态结构信息进行初步增强处理,强化感兴趣区域的轮廓;

[0013] 步骤B:标记肌肉边界;

[0014] 步骤C:以标记结果为基准,创建图像训练集、训练标记集和测试集,提取训练集图像特征,将训练集特征和标记集共同训练成一个可以反映骨骼肌边缘轮廓与图像特征之间关系的机器学习模型,使之可自动分割骨骼肌边缘,计算肌肉横截面积;采用与训练集特征提取相同的类型和方法提取测试集特征,输入到训练集训练得到的机器学习模型中,提取骨骼肌边缘轮廓;

[0015] 步骤D:受试者骨骼肌采用上述机器学习方法提取出的横截面积,并从像素转化为物理尺寸,从而实现肌肉横截面积和体积的量化。

[0016] 优选的,所述步骤C中,包括步骤C1:创建数据样本,在预处理后的骨骼肌图像中,构建图像训练集和测试集;步骤C2:选择特征,在构建的训练集图像中提取设定区域作为感兴趣区域,对感兴趣区域进行轮廓标记构建训练图像轮廓标记集;步骤C3:训练分类器,从感兴趣区域中提取图像特征,用提取的图像特征与训练图像的标记集共同训练成一个可以反映骨骼肌的边缘轮廓与图像特征之间关系的机器学习模型;;步骤C4:测试,对测试集提取与训练集一致的设定区域作为感兴趣区域,提取测试集的图像特征,将提取到的测试图像特征输入到训练集训练得到的机器学习模型中,得到骨骼肌边缘轮廓。

[0017] 本发明采用以上技术方案,其优点在于,可以采用手动标记肌肉边界,手动标记的方法主观性较强、耗时,不适用于样本量较多的超声图像中。由于超声图像存在散斑噪声,传统的不基于学习的自动提取过程存在一定的难度,导致提取的精确度降低。而机器学习是一种让计算机更聪明、更个性的人工智能算法,已经成功应用于语音识别、计算机视觉、生物监测等领域,并且受到越来越多的研究学者的重视。通过对机器学习的研究,计算机能识别现有知识获取新知识并不断改善性能实现自我完善,机器学习算法具有较强的自适应性。

[0018] 本发明以标记结果为基准点,采用机器学习方法训练分类器,完善调整参数,使之能自动计算肌肉的横截面积。机器学习算法与传统的自动方法,它可以提供更高与手动结果的相似性、精确度,和手工标记方法相比,也改进了大样本数据处理的时间,提高了鲁棒性。

[0019] 优选的,所述步骤A中,采用自适应双边滤波对降低图像的散斑噪声,双边滤波的定义如下:

$$[0020] \quad \tilde{I}(m) = \frac{1}{Z} \sum_{n \in N(m)} w_D(m, n) w_R(m, n) I(n)$$

[0021] I 为原始图像, \tilde{I} 为平滑滤波后的输出图像, w_D 为空间域权系数, w_R 为灰度域权系数, $N(m)$ 表示 m 的邻域范围, n 表示邻域的位置,其中,归一化函数 Z 为

$$[0022] \quad Z = \sum_{n \in N(m)} w_D(m, n) w_R(m, n)$$

$$[0023] \quad w_s(m, n) = \exp\left(-\frac{|m-n|^2}{2\sigma_s^2}\right)$$

$$[0024] \quad w_g(m, n) = \exp\left(-\frac{|I_m - I_n|^2}{2\sigma_g^2}\right)$$

[0025] σ_d 和 σ_r 为空间方差和灰度方差,是决定双边滤波权系数的参数。通过自适应的方式选择滤波参数,将双边滤波转换为自适应双边滤波,由于调节空间参数对噪声不敏感,通过自适应的方式选择灰度方差 σ_r ,因此,定义 σ_r 为

$$[0026] \quad \sigma_r = \tau \times \hat{\sigma}^2, \text{ 而 } \hat{\sigma}^2 = \text{mode}(\{\{\sigma_i^2\}\})$$

[0027] $\hat{\sigma}^2$ 表示输入图像的估计噪声方差。

[0028] 优选的,所述步骤A中,数据预处理中,采用多尺度增强滤波,图像 $I(x, y)$ 与高斯滤波器的二阶偏导数的卷积

$$[0029] \quad I_{xx}(x, y) = I(x, y) \times \frac{\partial^2 G(x, y, \sigma)}{\partial x^2}$$

$$[0030] \quad \text{高斯函数 } G(x, y) \text{ 为: } G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right)$$

[0031] 图像上的每一个像素点 $f(x, y)$ 的二阶偏导来构造Hessian矩阵:

$$[0032] \quad H = \begin{bmatrix} f_{xx} & f_{xy} \\ f_{xy} & f_{yy} \end{bmatrix}$$

[0033] 其中 f_{xx} 、 f_{xy} 、 f_{yx} 、 f_{yy} 分别表示二维灰度图像上像素点 $f(x, y)$ 的四个二阶偏导数;根据偏导数性质: $f_{xy} = f_{yx}$,那么Hessian的特征值有 λ_1 、 λ_2 ($\lambda_1 < \lambda_2$),在尺度 σ 下图像的点 p ,基于Hessian矩阵的多尺度增强滤波函数定义为:

$$[0034] \quad F(\sigma, p) = \begin{cases} 0, & \lambda_2 > 0 \\ \exp\left(-\frac{R_s^2}{2\beta^2}\right) \exp\left(-\frac{2c^2}{\lambda_2^2}\right) \left(1 - \exp\left(-\frac{S^2}{2\gamma^2}\right)\right) & \end{cases}$$

[0035] 其中 $R_s = \frac{R_{xx}}{R_{dd}}$, $S = \sqrt{\lambda_1^2 + \lambda_2^2}$,参数 β 用来区别线状和块状物体,参数 c 和 γ 为平滑参数。

[0036] 超声图像预处理的方法有很多,例如中值滤波、自适应双边滤波和多尺度增强滤波在降低超声图像的散斑噪声时具有较好地效果。本发明进一步采用以上技术特征,其优点在于,由于超声图像具有较大的散斑噪声,需要对采集到的超声图像进行预处理以增强图像兴趣区域轮廓,降低超声图像的散斑噪声。

[0037] 在临床上,临床医生通过卷尺测量骨骼肌围长作为一个量化评估方法,目前并无自动测量方法的报道。本发明中的测量装置具有实时、便携、无辐射、成本低等优势。本发明能够实现骨骼肌体积变化的自动测量,具有重要的临床应用价值,如可为临床上骨骼肌减少症患者的诊断和康复评估提供量化依据。

附图说明

[0038] 图1是本发明骨骼肌体积变化自动提取装置示意图。

[0039] 图2是本发明股四头肌横截面超声图像。

[0040] 图3是本发明手动标记股四头肌横截面边缘图像。

- [0041] 图4是本发明数据预处理中的灰度调节后图像。
 [0042] 图5是本发明数据预处理中的双边滤波图像。
 [0043] 图6双边滤波后MVEF的图像。
 [0044] 图7骨骼肌体积变化量化评估算法流程图。

具体实施方式

[0045] 下面结合附图,对本发明的较优的实施例作进一步的详细说明:

[0046] 实施例1

[0047] 以股四头肌萎缩为例:

[0048] 股四头肌是人体中最大的肌肉,在人体日常生活活动中起着至关重要的作用,而且超声影像结合主要的下肢肌肉的科研文献统计中,如表1所示,超声结合股四头肌的文献被引频次最高。大腿肌肉的病损、膝关节僵硬以及支配肌肉的神经功能障碍等原因均可引起膝关节活动减少,从而引起股四头肌锻炼强度降低,致使股四头肌萎缩和肌力下降。大量研究资料表明,股四头肌萎缩在膝骨关节炎、膝交叉韧带及半月板损伤等患者中较多见,即使在健康人群中,绝对的卧床休息亦可造成股四头肌肌力减退,随着年龄的增加,老年人的骨骼肌会明显萎缩。股四头肌萎缩后患肢周径变小,肌肉张力下降,对患者的运动、耐力以及日常生活都会产生较大的影响。股四头肌的长度和大小是临床上典型的肌肉萎缩的康复指标。

[0049] 表1超声影像在主要下肢肌肉的科研文献(web of science)统计研究

[0050]

	文献信息研究分类	文献总数	被引频次总计	每项平均引用次数
超 声	腓绳肌 (hamstring)	134	1783	13.31
	臀大肌 (Triceps)	303	4551	15.02
	比目鱼肌 (Soleus)	182	2530	13.90
	腓肠肌 (Gastrocnemius)	575	7900	13.74
	胫骨前肌 (Tibialis anterior)	178	2115	11.88
	股四头肌 (Quadriceps)	536	8850	16.51

[0051] 采集大腿肌肉萎缩患者的患肢股四头肌横截面超声图像,采集到的超声图像进行后续处理,为患者的肌肉萎缩诊断和康复评定提供依据,算法流程如图1所示。

[0052] 第一步 数据预处理:

[0053] 自适应双边滤波对降低图像的散斑噪声具有很好的效果。双边滤波是一种非线性滤波方法,该算法基于高斯滤波,针对高斯滤波中将高斯权系数优化成空间域滤波器的权系数和灰度域的权系数的乘积,优化后的权系数再与图像信息作卷积。双边滤波的定义如下:

$$[0054] \quad I(m) = \frac{1}{Z} \sum_{n \in N(m)} w_D(m,n) w_R(m,n) I(n)$$

[0055] I 为原始图像, \hat{I} 为平滑滤波后的输出图像, w_D 为空间域权系数, w_R 为灰度域权系数, $N(m)$ 表示 m 的邻域范围, n 表示邻域的位置,其中,归一化函数 Z 为

$$[0056] \quad Z = \sum_{n \in N(m)} w_D(m,n) w_R(m,n)$$

$$[0057] \quad w_D(m,n) = \exp\left(-\frac{|m-n|^2}{2\sigma_d^2}\right)$$

$$[0058] \quad w_R(m,n) = \exp\left(-\frac{|I_m - I_n|^2}{2\sigma_r^2}\right)$$

[0059] σ_d 和 σ_r 为空间方差和灰度方差,是决定双边滤波权系数的参数。通过自适应的方式选择滤波参数,将双边滤波转换为自适应双边滤波,由于调节空间参数对噪声不敏感,通过自适应的方式选择灰度方差 σ_r ,因此,定义 σ_r 为

$$[0060] \quad \sigma_r = \tau \times \hat{\sigma}^2, \text{ 而 } \hat{\sigma}^2 = \text{mode}(\{\{\sigma_{ij}^2\}\})$$

[0061] $\hat{\sigma}^2$ 表示输入图像的估计噪声方差。

[0062] 双边滤波结合集合空间上的邻近关系和亮度的相似性对噪声图像进行处理,在滤波的同时能很好的保留图像边缘特征。

[0063] 多尺度增强滤波(MVEF)是一种基于Hessian矩阵的多尺度相似测度的方法,在检测曲线结构上具有较高的准确性和鲁棒性。通过计算图像的Hessian矩阵二阶偏导以提取图像特征方向,将高斯函数运用到Hessian矩阵的差分运算中,通过改变高斯函数的标准差来得到不同尺度 σ 下的线性增强滤波。图像 $I(x,y)$ 与高斯滤波器的二阶偏导数的卷积

$$[0064] \quad I_{xx}(x,y) = I(x,y) \times \frac{\partial^2 G(x,y,\sigma)}{\partial x^2}$$

$$[0065] \quad \text{高斯函数 } G(x,y) \text{ 为: } G(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right)$$

[0066] 图像上的每一个像素点 $f(x,y)$ 的二阶偏导来构造Hessian矩阵:

$$[0067] \quad H = \begin{bmatrix} f_{xx} & f_{xy} \\ f_{yx} & f_{yy} \end{bmatrix}$$

[0068] 其中 f_{xx} 、 f_{xy} 、 f_{yx} 、 f_{yy} 分别表示二维灰度图像上像素点 $f(x,y)$ 的四个二阶偏导数。根据偏导数性质: $f_{xy} = f_{yx}$,那么Hessian的特征值有 λ_1 、 λ_2 ($\lambda_1 < \lambda_2$),在尺度 σ 下图像的点 p ,基于Hessian矩阵的多尺度增强滤波函数定义为:

$$[0069] \quad F(\sigma, \rho) = \begin{cases} 0, & \lambda_2 > 0 \\ \exp\left(-\frac{R_{\beta}^2}{2\beta^2}\right) \exp\left(-\frac{2c^2}{\lambda_2^2}\right) \left(1 - \exp\left(-\frac{S^2}{2\gamma^2}\right)\right) \end{cases}$$

[0070] 其中 $R_{\beta} = \frac{\beta_1}{\beta_2}$, $S = \sqrt{\lambda_1^2 + \lambda_2^2}$, 参数 β 用来区别线状和块状物体, 参数 c 和 γ 为平滑参数。

[0071] 以股四头肌萎缩、采用双边滤波、多尺度增强滤波作为预处理方法为例, 预处理结果如图4-7所示。

[0072] 第二步 手工标记:

[0073] 以股四头肌萎缩为例, 对图像进行手工标记肌肉边界, 如图2和图3所示。为了降低手动标记误差, 每帧图像请专业人员手工标记多次。

[0074] 第三步 机器学习:

[0075] 机器学习算法包括四个部分: 1. 创建数据样本, 在预处理后的骨骼肌图像中, 构建图像训练集和测试集; 2. 选择特征, 在构建的训练集图像中提取设定区域作为感兴趣区域, 对感兴趣区域进行轮廓标记构建训练图像轮廓标记集; 3. 训练分类器, 从感兴趣区域中提取图像特征, 如图像纹理、灰度、全局均值、全局方差、局部均值、局部方差等, 用提取的图像特征与训练图像的标记集共同训练成一个可以反映骨骼肌的边缘轮廓与图像特征之间关系的机器学习模型; 4. 测试, 对测试集提取与训练集一致的设定区域作为感兴趣区域, 与训练集特征提取类型和方法相同, 提取测试集的图像特征, 将提取到的测试图像特征输入到训练集训练得到的机器学习模型中, 得到骨骼肌边缘轮廓。

[0076] 机器学习的工具包有很多, 例如开源的基于Python机器学习工具包TensorFlow等, 通过对样本感兴趣区域进行分析, 将超声图像中的信息分为两类, 感兴趣区域的骨骼肌边缘轮廓部分和非边缘轮廓部分, 作为特征提取的重要依据, 结合基本的分类准则和新分类准则对训练数据集建立机器学习分类器并进行预测, 并将预测结果同手动标记结果进行对比。并计算提取到的横截面积, 从像素转化为物理尺寸从而实现肌肉横截面积和体积量化。

[0077] 本发明的优点如下:

[0078] 1. 本发明中提出的骨骼肌体积变化的自动提取方法, 不仅可适用于如股四头肌萎缩等的骨骼肌体积变化中, 同时也适用于其它肌肉变化情况, 例如其他骨骼肌减少症的诊断和康复或健康人群、运动员等的肌肉自动提取的量化评估中。

[0079] 2. 本发明中, 采集的数据主要以股四头肌萎缩为例, 其它骨骼肌体积变化也在本专利的保护范围内。

[0080] 3. 基于本发明中的实施实例, 本专利涉及的领域的技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获的所有其他实施实例, 都属于本专利保护的范围。

[0081] 以上内容是结合具体的优选实施方式对本发明所作的进一步详细说明, 不能认定本发明的具体实施只局限于这些说明。对于本发明所属技术领域的普通技术人员来说, 在不脱离本发明构思的前提下, 还可以做出若干简单推演或替换, 都应当视为属于本发明的保护范围。

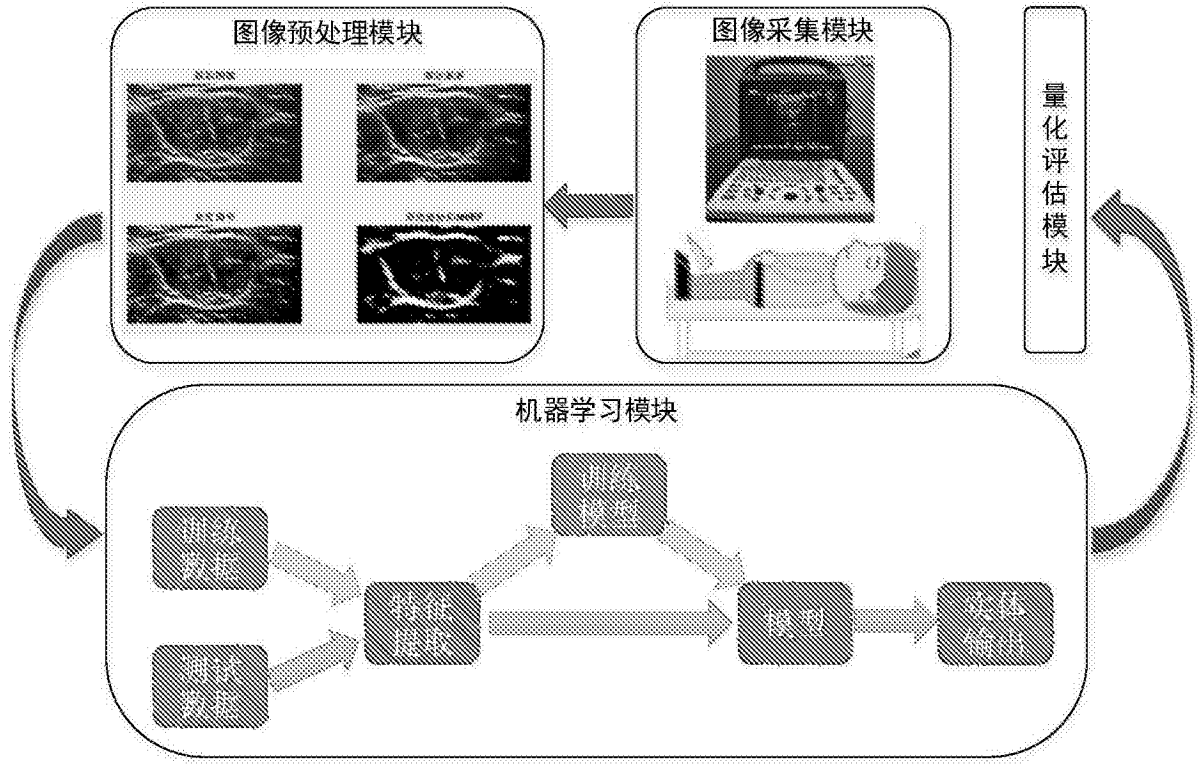


图1

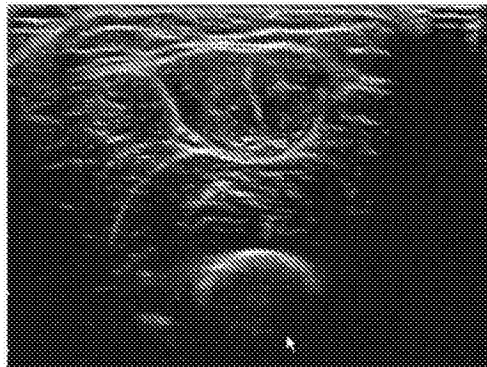


图2

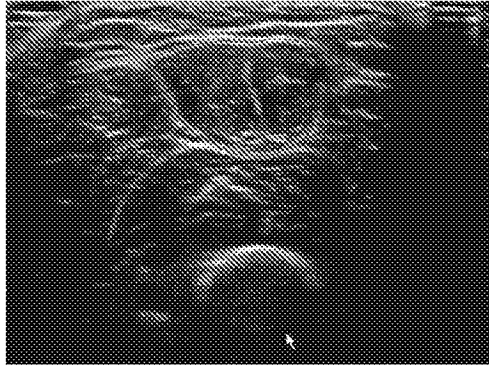


图3

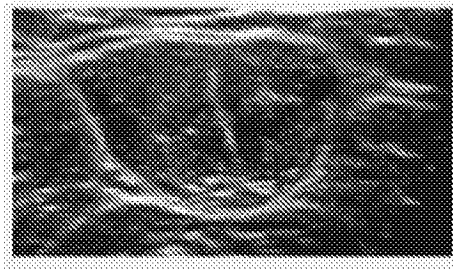


图4

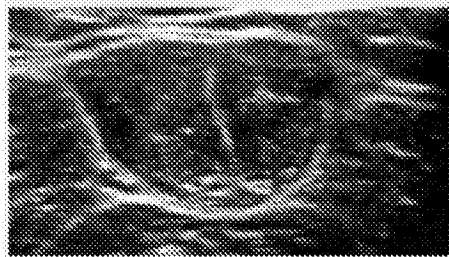


图5

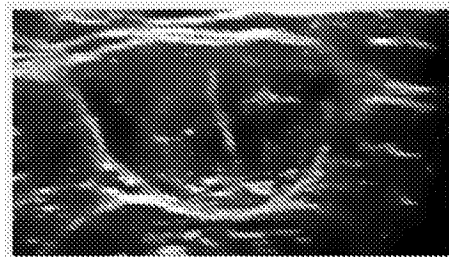


图6

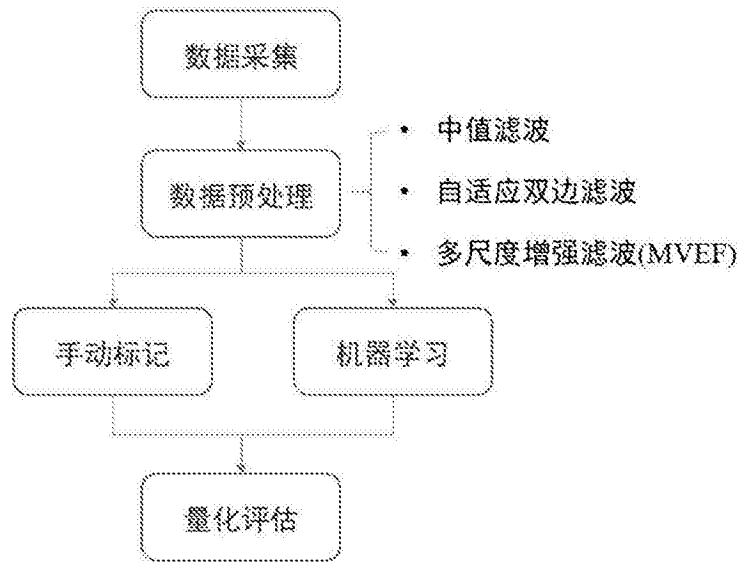


图7

专利名称(译)	一种骨骼肌体积变化的自动测量方法和装置		
公开(公告)号	CN106890009A	公开(公告)日	2017-06-27
申请号	CN201710163781.X	申请日	2017-03-17
[标]申请(专利权)人(译)	深圳大学		
申请(专利权)人(译)	深圳大学		
当前申请(专利权)人(译)	深圳大学		
[标]发明人	周永进 石文秀 杨晓娟 张树 徐井旭		
发明人	周永进 石文秀 杨晓娟 张树 徐井旭		
IPC分类号	A61B8/08 A61B8/00		
CPC分类号	A61B8/0875 A61B8/0833 A61B8/46 A61B8/469 A61B8/52 A61B8/5269 A61B8/587		
代理人(译)	孙伟		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明提供一种骨骼肌体积变化的自动测量方法和装置。包括以下几个模块：数据采集模块：数据采集模块结合超声影像设备，采集骨骼肌横截面超声图像；图像预处理模块：用来降低超声图像有较大的散斑噪声，增强图像的兴趣区域轮廓；测量模块：提取预处理后的超声图像的兴趣区域轮廓；量化评估模块：量化评估模块是对自动提取的区域轮廓进行量化分析。本发明能够实现骨骼肌体积变化的自动测量，具有重要的临床应用价值，如可为临床上骨骼肌减少症患者的诊断和康复评估提供量化依据。

