

基于压力采集和 FEM 模型的软组织参数测量方法

廖祥云, 袁志勇, 陈二虎, 郑 奇
(武汉大学 计算机学院, 湖北 武汉 430072)

摘 要: 提出基于压力采集和 FEM 模型的软组织参数测量方法, 搭建基于光学运动跟踪系统和压力采集模块的软组织参数测量平台, 对软组织形变过程三维重建, 通过带压力传感器的 ARM 采集板获取压力值, 采用 BP 神经网络对传感器进行精度校正. 基于软组织形变集合构建四面体有限元模型计算软组织的初始参数弹性模量与泊松比, 并提出一种参数参照模型对初始参数进行修正, 通过实验验证参数的准确性. 实验结果表明, 用所述方法求得的软组织参数计算的软组织形变与真实测量所得软组织形变的平均相对误差为 1.03% ~ 1.60%, 符合实际工程应用对软组织形变的精度要求.

关 键 词: 软组织参数测量; 压力采集; 参数参照模型; 有限元; BP 神经网络

中图分类号: TP 39 文献标志码: A 文章编号: 1005-3026(2015)09-1246-05

Soft Tissue Parameter Measurement Based on Pressure Acquisition and FEM Model

LIAO Xiang-yun, YUAN Zhi-yong, CHEN Er-hu, ZHENG Qi

(School of Computer, Wuhan University, Wuhan 430072, China. Corresponding author: YUAN Zhi-yong, E-mail: zhiyongyuan@whu.edu.cn)

Abstract: A method of soft tissue parameter measurement was proposed based on pressure acquisition and FEM model, which included a soft tissue parameter measurement platform based on optical motion tracking system and pressure acquisition module. The soft tissue deformation was reconstructed in three dimensions, and the pressures on the soft tissue were obtained by an ARM acquisition board with a pressure sensor whose precision was calibrated with the BP neural network. Then a tetrahedral finite element model was built to calculate the initial parameters (Young's modulus and Poisson rates) of the soft tissue and a parameter reference model was proposed to obtain the modified parameters whose accuracy was verified experimentally. The experimental results indicated the average relative deviation between calculated deformation and measured deformation is 1.03% ~ 1.60%, which satisfies the accuracy requirements of soft tissue deformation in practical engineering applications.

Key words: soft tissue parameter measurement; pressure acquisition; parameter reference model; finite element; BP neural network

软组织参数测量在医学、工业、计算机动画等领域具有重大的理论意义和应用价值. 在医学研究中, 基于视觉反馈的虚拟手术需要逼真地模拟出软组织真实的物理状态, 人造器官的设计需要符合真实人体器官的生物特性. 由于软组织的生物特性往往具有较为复杂的弹性行为^[1], 为了能更逼真地模拟出软组织真实的物理状态, 必须准

确获取软组织的参数. 软组织参数测量技术亦可应用于柔性材料的参数测量上. 在工业生产领域, 高级服装设计系统需要对各种布料及柔性材料仿真; 在计算机动画领域, 需对动画中的柔体仿真以获得逼真的动画效果, 只有获取了这些柔体的真实物理参数, 才能够得到逼真的仿真效果.

在真实世界中弹性模量和泊松比是表征材料

收稿日期: 2014-01-03

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61372107); 国家重点基础研究发展计划项目(2011CB707904); 北航虚拟现实技术与系统国家重点实验室开放课题基金资助项目(BUAA-VR-13KF-15).

作者简介: 廖祥云(1989-), 男, 湖南郴州人, 武汉大学博士研究生; 袁志勇(1963-), 男, 湖北武汉人, 武汉大学教授, 博士生导师.

物理特性的两个重要参数,本文主要对软组织的弹性模量和泊松比两个参数进行测量. 软组织参数的测量的方法有多种,其中生物力学模型具有很高的准确性,但是需要精确的数据集、生物力学模型和准确的外力测量,故非常繁琐复杂^[2-4]. 脸部皱纹形成的仿真^[5-6]、物体拾取仿真^[7]中的基于数据驱动的参数测量方法在图形学领域有很广泛的应用,研究人员可以较容易地从测量数据中得到组织的应力应变值,但是随着时间的变化该方法测量的材料特性也会发生变化. 基于脉冲回波超声的组织黏弹性参数测量方法受制于超声图像的成像质量,难以在较大区域范围内获得较为精确的参数^[8-9]. 研究人员对动物和人类进行微创口测量实验^[10],测量软组织的非线性和随时间变化的特性,从测量系统反馈结果得出软组织未知的材料特性需要制定一种逆解法,因此研究人员构建了一个软组织的有限元模型,采用该模型并通过一种优化算法对实验数据和数值解进行迭代匹配,该方法的难点之一是对测量所得特性的准确刻画,且计算复杂度较高,限制了该方法的应用范围. 因此,研究一种精确、快速的软组织参数测量方法是实际工程应用中需要解决的一个重要问题.

本文提出基于压力采集和 FEM 模型的软组织参数测量方法,搭建了一个基于光学运动跟踪系统 PPT2 (precision position tracker with 2 cameras) 和压力采集模块的软组织参数测量平台,通过自行设计的压力测量模块获取压力信息,采用 BP 神经网络对传感器进行校正;利用逆向工程技术对软组织形变过程进行三维重建,构建四面体有限元模型计算软组织的初始参数,提出一种参数参照模型对初始参数进行校正,并通过实验测量得到的节点位移和计算得到的节点位移进行对比以验证参数的准确性.

1 软组织参数测量平台的构建

软组织参数测量平台包括光学运动跟踪系统 PPT2 和压力采集模块两部分. 光学运动跟踪系统 PPT2 由 2 个摄像头及光学运动跟踪软件构成,可对 10 m × 10 m 范围内的标记目标进行实时跟踪定位,其定位精度达 1 mm. 压力采集模块主要由带压力传感器的 ARM 采集板和压力采集软件模块组成. 在采集软组织形变时的压力前,先将已知质量的物体放置在压力传感器上,记录所采集的压力值,对此进行多次实验,得到真实压力值和采

集得到的压力值之间的一一对应关系,之后利用 BP 神经网络对传感器进行精度校正.

1.1 带压力传感器的 ARM 采集板

压力采集板主要由带片上高速 USB2.0 接口的 ARM 处理器芯片 AT91SAM7S64、电源模块、时钟模块和压力传感器等组成,如图 1 所示. 利用 ARM 处理器实现压力采集信息的处理. 电源连接模块上的电源控制器 SUPC 用于控制系统核的供电电压以及管理备份低功耗模式. 该模块可以分为两个电源供电区域,一是核电源供电;二是备份电源供电. 压力采集模块使用 SDI-2F 型压力传感器.

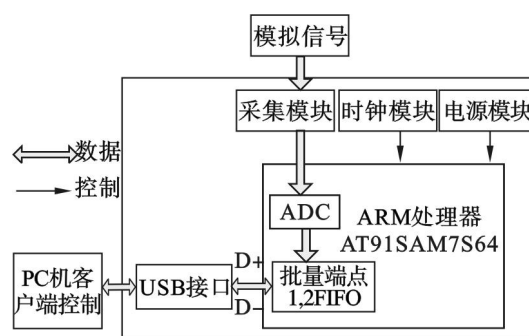


图 1 压力采集板硬件结构图

Fig. 1 Hardware structure of pressure acquisition board

1.2 压力采集软件模块

压力采集软件模块设计可分为三部分: 固件设计、驱动程序设计和 PC 桌面程序设计. 首先, 固件设计使用 Keil uVision4 作为开发工具, 通常固件可看成是 USB 设备端的驱动, 其作用是识别接入主机的 USB 设备, 并通过 ARM 芯片与主机交互数据. 固件代码设计包括模数转换的采样控制及与 PC 机数据的交互. 模数转换的采样控制由 ARM 处理器实现, A/D 转换过程包括采样、量化、编码. 与 PC 的交互主要采用 USB 通信协议, 通过判断主机发送来的自定义命令并应答, 并将通道数据寄存器中得到的数字信号实时发送给主机.

其次, 设备驱动程序需要实现的功能是通过端点控制对设备进行读写. 最后, PC 桌面控制程序主要功能是控制采样的开始和结束. 查找硬件通过查找设备的全局唯一标识符获取设备的句柄, 获取到设备的句柄后主机可以操作设备. 通过 USB 接口发送采样开始命令, 同时开启一个读线程侦听 USB 接口的采样数据, 接收到采样数据时刷新显示区域. 通过 USB 接口发送采样停止命令, 停止对 USB 接口上行数据的侦听.

1.3 压力传感器校正

在样本采集过程中,本文收集了近千组样本. 每组样本包括 7 个数据,即通过精度为 2 g 的电子秤获得 1 个实际的压力值和通过压力采集模块获得的 6 个电压. 为了使传感器获得较高精度的压力值,以采集的压力值作为样本数据,使用学习规则为梯度下降法的 BP 神经网络对传感器精度进行校正. 在软组织形变过程中,固定在压力传感器上的杠对软组织施加压力,使用学习好的神经网络,将传感器测量的电压值作为输入,可得到实际的压力值.

2 软组织参数测量

本文采用基于物理的线性有限元模型对软组织进行参数计算. 对每一个四面体有限元单元,除了空间坐标外,弹性模量 E 和泊松比 ν 决定了其单元刚度矩阵和整体刚度矩阵,弹性模量 E 和泊松比 ν 可作为其决定软组织模型的核心参数.

2.1 应力-应变关系

应力 σ 与应变 ε 关系为 $\sigma = D\varepsilon$. σ 与 ε 表示为 6×1 的矢量,弹性矩阵 D 为 6×6 对称矩阵. 对于各向同性的材料只有两个独立的参数:弹性模量 E 和泊松比 ν .

$$D = \begin{bmatrix} \lambda + 2G & \lambda & \lambda & 0 & 0 & 0 \\ \lambda & \lambda + 2G & \lambda & 0 & 0 & 0 \\ \lambda & \lambda & \lambda + 2G & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & G & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & G & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & G \end{bmatrix}. \quad (1)$$

令 $\theta(\nu) = \nu / [(1 + \nu)(1 - 2\nu)]$, 则 $\lambda = E \cdot \phi(\nu)$, 令 $\phi(\nu) = \nu / [2(1 + \nu)]$, 则 $G = E \cdot \phi(\nu)$. 由弹性矩阵 D 的正定性和各向同性材料的要求,泊松系数 ν 满足 $0 < \nu < 0.5$.

2.2 刚度矩阵分解

由虚功原理可得单元节点力与节点位移关系的单元刚度方程,单元刚度矩阵为

$$K^e = \int_{V_e} B^T D B dV = V_e B^T D B. \quad (2)$$

其中 B 为单元应变矩阵,为常数矩阵,单元刚度矩阵由 D 决定,而 D 又由弹性模量 E 和泊松比 ν 决定. 本文将弹性矩阵分解为 $D = E(\theta(\nu)D_1 + \phi(\nu)D_2)$. 设 $K_1^e = V_e B^T D_1 B$, $K_2^e = V_e B^T D_2 B$, 单元刚度矩阵可表示为 $K^e = E(\theta(\nu)K_1^e + \phi(\nu)K_2^e)$, 系统刚度矩阵为

$$K(E, \nu) = E(\theta(\nu)K_1 + \phi(\nu)K_2). \quad (3)$$

2.3 初始参数求解

实验中均匀地在软组织材料上作标记点,即为有限元节点. 对节点 m 垂直施加作用力,并获取标记点的位移,此时软组织材料满足有限元方程 $K(E, \nu)U = F$, 其中 U 为节点位移, $F = (f_1, \dots, f_n)^T$ 为外力,设 $H(\nu) = (h_1(\nu), h_2(\nu), \dots, h_n(\nu))^T$, 且令 $H(\nu) = \theta(\nu)K_1 U + \phi(\nu)K_2 U$, 则有 $EH(\nu) = F$, 对所有的 n 个移动的节点, E 和 ν 为

$$(\hat{E}, \hat{\nu}) = \arg \min_{(E, \nu)} \left\{ \sum_{i=1}^n \| Eh_i(\nu) - f_i \|^2 \right\}. \quad (4)$$

本文对节点 m 施加作用力,其余移动节点外力皆为 0, 则初始泊松比为

$$\hat{\nu} = \arg \min_{\nu} \left\{ \sum_{i=1, i \neq m}^n \| h_i(\nu) - 0 \|^2 \right\}. \quad (5)$$

初始弹性模量值为

$$\hat{E} = f_m / h_m(\hat{\nu}). \quad (6)$$

2.4 参数参照模型

在计算得到初始参数后,采用测量所得数据建立参数参照模型,并计算修正后的参数. 设 p 组实验测量数据的初始弹性模量和泊松比分别为 $(E_1, \nu_1), \dots, (E_p, \nu_p)$, 对节点 m 的作用力大小分别为 $f_m^{(1)}, \dots, f_m^{(p)}$. 对某一个用于验证的数据,设节点 m 的作用力大小为 f_t , 设置权值向量 $W_t =$

$$(w_{t,1}, \dots, w_{t,p}), w_{t,i} = \frac{\sum_{j=1}^p \| f_t - f_m^{(j)} \|}{\| f_t - f_m^{(i)} \|}. \text{ 令 } E_{\text{vector}} = (E_1, \dots, E_p), \nu_{\text{vector}} = (\nu_1, \dots, \nu_p), \text{ 则修正后的参数为}$$

$$E_t = W_t E_{\text{vector}} / \text{sum}(W_t), \nu_t = W_t \nu_{\text{vector}} / \text{sum}(W_t). \quad (7)$$

其中 $\text{sum}(W_t)$ 为 W_t 中元素之和. 采用共轭梯度法求出下式中计算所得到的位移 U .

$$E_t(\theta(\nu_t)K_1 + \phi(\nu_t)K_2)U = F. \quad (8)$$

设实验所测得的位移为 U_{ep} , 其与 U 平均误

差为 $\text{avg_dev} = \sqrt{\sum_{i=1}^n \| U_c(i) - U_{ep}(i) \|^2 / n}$, 则相对误差为 $\text{avg_dev} / h_{\text{avg}}$, 其中 h_{avg} 是测量所得的节点平均值.

3 实验结果

实验平台如下: 1) 硬件: Intel® Xeon® CPU, 2.40 GHz, 4 GB 内存, SDI-2F 的压力传感器, AT91SAM7S64 嵌入式采集板, 精度为 2 g 的电子秤; 2) 软件: Visual C++ 6.0, Driver Studio 3.2, MATLAB 2009a, PPT2 光学跟踪定位

软件.

3.1 压力传感器校正及最终压力获取

本文采用记忆枕作为实验材料,采用采集的压力电压和相应的实际压力(通过电子秤获得)作为 BP 神经网络的训练样本数据,将此样本数据分为两部分,一部分为训练样本数据,如图 2a 所示,另一部分为验证样本数据,将用于验证 BP 神经网络的校正精度.图 2a 的训练样本数据用于训练 BP 神经网络,之后将软组织形变状态下压力传感器测量得到的电压值输入训练后的网络,得到校正后的软组织所受压力值,如图 2b 所示.图 3 将验证样本数据的真实测量压力值与 BP 神经网络校正后的压力值进行对比,结果趋于一致,说明了 BP 神经网络校正具有较好的校正精度.

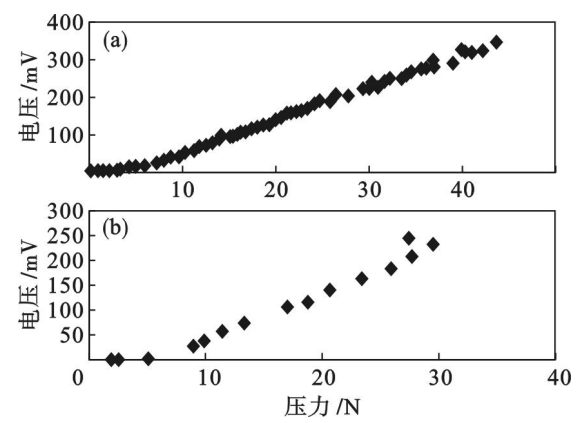


图 2 训练样本数据和校正后的压力值
Fig. 2 Training sample data and calibrated pressures
(a)—BP 神经网络的训练样本数据;
(b)—BP 神经网络校正后的数据.

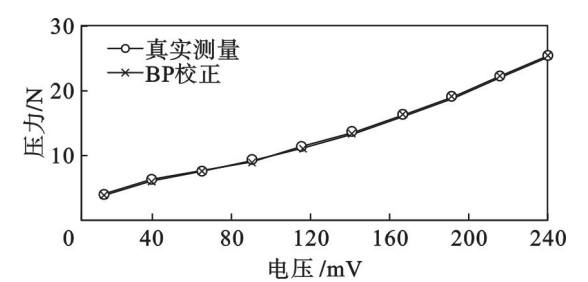


图 3 验证样本数据的真实测量压力值与校正后的压力值对比图
Fig. 3 Comparison of actual pressures in validated data and calibrated pressures by BP neural network

3.2 软组织参数计算结果和验证

采用 PPT2 光学运动跟踪系统对软组织三维重建,并建立软组织形变的四面体有限元模型.四面体单元数量为 1 584,有限元单元节点数量为 598.

本文采用 4 组实验数据 e_1 , e_2 , e_3 和 e_4 求解

软组织的初始参数,并建立相应的参数参照模型.根据式(5)和式(6)求解泊松比和弹性模量,初始参数如表 1 所示.

表 1 初始参数值
Table 1 Initial parameters

数据	E/Pa	ν	F/N
e_1	$7.972\,0 \times 10^3$	0.06	-19.972 4
e_2	$5.983\,0 \times 10^3$	0.06	-21.432 6
e_3	$7.338\,6 \times 10^3$	0.07	-27.038 2
e_4	$8.809\,6 \times 10^3$	0.06	-30.615 2

本文采用 3 组实验数据 $d1$, $d2$ 和 $d3$ 对参数进行验证.首先根据参数参照模型采用式(7)求得修正后的弹性模量 E_i 及泊松比 ν_i ,如表 2 所示.计算所得参数最终用于软组织形变建模,软组织物理状态的真实性可体现参数的准确性,因此为了验证计算得到的参数的精确性,本文将表 2 中计算得到的参数代入式(8)计算得到与实验相同作用力下的节点位移值 U ,并将该值与和实验测量所得节点位移值 U_{ep} 进行比较.本文还计算两者之间的平均节点误差以评估参数的精确性,平均节点相对误差如表 2 所示,为 1.03% ~ 1.60%,符合实际工程应用对软组织形变仿真的精度要求.

表 2 修正后的参数及计算结果
Table 2 Modified parameters and calculation results

数据	E_i/Pa	ν_i	平均节点相对误差/%	F/N
$d1$	$7.358\,3 \times 10^3$	0.065 9	1.12	-16.865 8
$d2$	$7.419\,9 \times 10^3$	0.066 6	1.03	-18.590 6
$d3$	$7.219\,9 \times 10^3$	0.065 2	1.60	-24.078 6

3.3 误差分析

本文对比了计算所得到的节点位移和实验测量得到的节点位移,验证数据集 $d1$, $d2$ 和 $d3$ 分别在不同外力作用下的整体误差的分布,结果如图 4 所示.受力点周围是误差较大的区域,离受力点越远的区域,误差越小.误差主要由三个原因产生:首先是压力传感器精度带来的测量误差;其次是来自 PPT2 及测量方法的误差,由于测量过程中用 PPT2 定位标记球的位置,而标记球具有一定的半径,因此带来部分误差,且节点受力形变之后,不易对受力节点及其周边节点进行定位,越接近受力节点,则节点误差越大;最后是来自实验材料及参数计算模型的误差,实验材料较为复杂,并不能完全适用于理论上的线弹性模型,随着压力

的改变,参数大小具有一定的差异性.减小误差可通过引入参数非线性特性、采用更高精度的传感

器、改进标记球定位方法和建立更精确的参数计算方法实现.

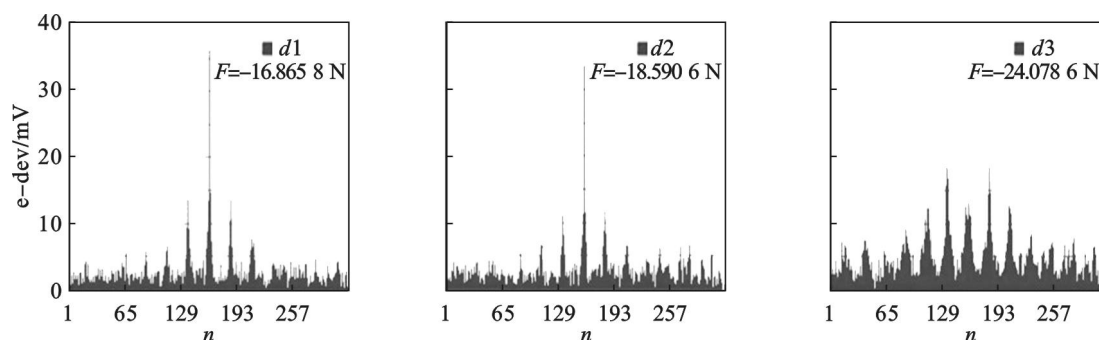


图 4 $d1$, $d2$ 和 $d3$ 的误差分布
Fig. 4 Deviation distribution of $d1$, $d2$ and $d3$

4 结 论

本文提出基于压力采集和 FEM 模型的软组织参数测量方法,构建了软组织参数测量平台,通过压力传感器获取压力值,采用 BP 神经网络对传感器进行了校正,利用 PPT2 获取软组织的形变集合,并构建了基于四面体有限元的参数计算及参照模型,计算得到软组织的参数.将此参数代入有限元方程求解各节点的位移值,与实验测量得到的节点位移值比较和误差分析,计算所得节点值和实验测量所得节点值平均相对误差为 1.03% ~ 1.60%,符合实际工程应用对软组织形变效果的精度要求.实验结果表明,本文提出的参数测量方法具有较高精确性.在未来的工作中,将研究不同大小作用力下的软组织参数非线性特性、采用更高精度的传感器、改进标记球的测量技术并探索更精确的参数计算方法.

参考文献:

- [1] Nealen A, Muller M, Keiser R, et al. Physically based deformable models in computer graphics [J]. *Computer Graphics Forum*, 2006, 25(4): 809-836.
- [2] 孙培栋,陈春,吴长福,等.有限元分析中软组织力学参数的设定及验证[J]. *医用生物力学*, 2012, 27(1): 27-31.
(Sun Pei-dong, Chen Chun, Wu Chang-fu, et al. Assignment and verification on mechanical parameters of soft tissue in finite element analysis [J]. *Journal of Medical Biomechanics*, 2012, 27(1): 27-31.)
- [3] Bianca E, Chris M D S T, Lee H D, et al. Analysis of biomechanical parameters extracted from anorectal manometry of fecally-continent and in continent patients [J]. *Revista Latino-Americana de Enfermagem*, 2012, 20(6): 1117-1124.
- [4] Amandine S, Carl E A, Hicham G, et al. Biomechanical evaluation of predictive parameters of progression in adolescent isthmic spondylolisthesis: a computer modeling and simulation study [J]. *Scoliosis*, 2012, 7(2): 1-9.
- [5] Ma W C, Jones A, Chiang J Y, et al. Facial performance synthesis using deformation driven polynomial displacement maps [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2008, 27(5): 1-10.
- [6] Bickel B, Lang M, Botsch M, et al. Pose-space animation and transfer of facial details [C]//*Proceedings of ACM SIGGRAPH / Eurographics Symposium on Computer Animation*. Dublin: SCA, 2008: 57-66.
- [7] Kry P G, Pai D K. Interaction capture and synthesis [C]//*Proceedings of ACM SIGGRAPH*. New York, 2006: 872-880.
- [8] 张蕊红,朱彤.基于脉冲回波超声的组织粘弹性参数测量研究与实验[J]. *医学临床工程*, 2012, 19(12): 2107-2109.
(Zhang Rui-hong, Zhu Tong. Research and experiment of tissue viscoelastic parameters measurement based on pulse-echo ultrasound [J]. *Clinical Medical & Engineering*, 2012, 19(12): 2107-2109.)
- [9] 周绮平,李玉婵,欧阳斯华,等.四种超声心动图技术评价正常人心肌生物力学参数及其与心功能相关关系[J]. *心脏杂志*, 2013, 25(1): 85-89.
(Zhou Qi-ping, Li Yu-chan, Ouyang Si-hua, et al. Study of normal myocardial biomechanical parameters and their relationship with cardiac functions using multimodality echocardiographic techniques [J]. *Chinese Heart Journal*, 2013, 25(1): 85-89.)
- [10] Evren S, Mert S, Cagatay B, et al. A robotic indenter for minimally invasive measurement and characterization of soft tissue response [J]. *Medical Image Analysis*, 2007, 11(4): 361-373.