

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.2311014

基于 Karnopp 模型和数据驱动的虚拟针灸手法力建模*

屈 靖, 宋爱国

(东南大学仪器科学与工程学院 南京 210096)

摘 要: 针灸学是一门实践性学科, 操作训练的经验对针灸医学生掌握针灸技术十分重要。本文针对传统训练方法准确性和真实感低的问题, 基于 Touch X 和 unity 搭建了虚拟针灸训练平台, 并通过采集针刺猪肉的数据建立提插和捻转手法力模型。针对提插手法可分为刺入力和提插力两部分, 在刺入力模型中增加了衰减力建模, 使刺入的分层感更加真实; 借鉴 Karnopp 模型建立不同组织层的单位长度阻尼函数, 结合刺入力和提插力建立完整的提插手法力模型。针对捻转手法采用数据驱动建模, 分为动态捻转和静态衰减两部分, 两者测试集准确率分别为 0.985 08 和 0.992 49。最后通过左右手对比实验和用户使用感受对模型进行评估, 结果表明, 本文建立的两种针灸手法力模型准确度高, 真实性强, 可扩展性好。

关键词: 虚拟针灸; 提插法和捻转法; Karnopp 模型; 数据驱动; 力建模

中图分类号: TH89 TP249 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40 510.8040

Virtual acupuncture manipulative force modeling based on Karnopp model and data-driven model

Qu Jing, Song Aiguo

(School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: Acupuncture is a practical discipline, and the experience of operational training is very important for acupuncture medical students to master acupuncture techniques. To address the problems of low accuracy and realism of traditional training methods, this article establishes a virtual acupuncture training platform based on Touch X and unity. The force model is formulated by collecting data from the needle punched pork experiment and the lifting and twisting techniques. For the insertion method, the whole model is divided into two parts, including penetration force modeling and insertion force modeling. Compared with the existing penetration force model, this article adds attenuation force modeling, which makes the layering sense of the needle punching process more realistic. The Karnopp model is used to solve the damping function per unit length of different tissue layers. Finally, the formula method is used to combine the penetration force and the insertion force to establish a complete model of the insertion. The data-driven modeling is used for the twisting maneuver, which is divided into two parts, including dynamic twisting and static decay. Both of them have test set accuracy values of 0.985 08 and 0.992 49, respectively. Finally, the model is evaluated by left-right hand comparison experiment and user perception experiment. The results show that the two acupuncture manipulative models have high accuracy, strong authenticity and good scalability.

Keywords: virtual acupuncture; interpolation and twisting; Karnopp model; data-driven; force modeling

0 引 言

针灸学是以中医理论为指导的一门以应用实践为主的学科, 要达到成熟的医师水平需要经过反复的操作训练^[1]。传统的针灸训练方法有纸垫法、棉团法以及仿真

人体模型, 这些主要是用来做指力和手法的练习, 练好指力和手法后方可在人体上练习, 感受真实的力感。这些训练模具与人体组织有很大的差异性, 比如缺少分层特征、不能根据不同穴位的组织特性进行组织重建等, 导致反馈到手上的力感不真实, 从而使针灸学习的效率低下。

收稿日期: 2023-01-31 Received Date: 2023-01-31

* 基金项目: 国家自然科学基金(92148205)项目资助

近年来,随着计算机技术和虚拟现实技术的发展,虚拟针灸教学系统逐步得到应用。深圳市中医院借助 VR 技术初步构建了一套包含系统经穴标注、学习、考核评估模块的虚拟针灸教学系统,通过生动的 3 维人体结构展示和虚拟操作过程评分,从视觉效果上提高了学生的学习效率,但对力反馈没有给出具体阐述^[1]。Heng 等^[2]提出了一种支持理论学习、视觉反馈和三维交互式力反馈的虚拟训练环境,其采用 Brett 等^[3]建立的增量粘弹性模型来描述刺破、静止状态下力数据的非线性响应,用库伦摩擦模型描述动态状态,并对不同的组织层进行单独处理以模拟更加真实的触感,但是没有对捻转力矩进行建模。姜雨辰等通过采集针灸专家的手法信息,包括力、位移和速度,运用图像分割技术建立人体组织力学模型,实现了针刺过程中的分层感,但没有给出实测和建模的力数据结果图。与针灸力建模相似的研究大多为穿刺针建模,都是针对首次穿刺建立的,将刺入力分为刺破膜的硬度力、摩擦力和切割力 3 部分,为实现机器人辅助进针有重要意义^[4-7],但没有考虑膜刺破后的衰减过程。

现有的虚拟针灸训练平台基本实现了视觉效果和粗略模拟提插力建模,针对捻转等不同手法的建模和验证还是空白。穿刺力的建模研究太单一,不能很好地描述针灸手法的非线性力变化。

本文针对针灸学常用的两种基本手法,即提插法和捻转法分别进行力建模。由于人体实验风险大,所以使用分层结构明显且与人体组织相似的新鲜后臀腿猪肉为针刺实验对象。据针灸医师介绍,在初次扎入人体,即进针过程中,由于人体各组织间有筋膜存在,可以感受到突破这层膜时的力变化。根据针刺预实验发现,对于提插手法:首次插入猪肉时力曲线在突破皮肤、浅筋膜和深筋膜时会有力的突变,在数据和手感上均有体现。而之后的提插手法表现为近似正弦的光滑曲线,不存在力的突变。所以,将整个模型分为首次插入和提插两部分进行公式法建模。对于捻转手法:其与提插手法的不同之处在于捻转运动会使粘性组织粘附在针体上,尤其是会缠绕在针尖附近,伴随着针柄的捻动,或使针体自身产生扭转变形,此时感受到的力就不止是旋转时针体与组织表面的力作用,还有组织对针体的黏附拉力。现有的公式无法清晰阐释捻转运动和捻转力矩的机理关系,所以本研究不考虑组织的分层问题,基于神经网络建立扭矩和捻转手法的力模型。提插法不采用神经网络是因为考虑到不同组织层厚度这一因素的影响,若使用神经网络需要大量的实验数据,但不同组织层的单位长度阻尼系数易测量,可以大大减少实验工程量。

针对提插法,采集了完整猪肉组织在不同提插速度、深度、角度下的摩擦力,基于 Karnopp 模型建立不同组织层的单位长度阻尼函数,并利用一次函数建立皮肤、浅筋

膜和深筋膜的刺破力以及衰减力模型,将分段函数组合成完整提插力模型。针对捻转法,将捻转过程分为动态捻转和静态衰减两部分,通过采集不同深度、角速度下的单向 720° 力数据,通过神经网络训练出捻转力与角速度、深度、角度、衰减时间的力矩模型。最后,通过左右手对比实验和用户体验打分来验证模型的准确性与真实性。这两种基本模型的建立改善了传统模具真实感差、不能针对不同部位灵活更改的缺点,弥补了针灸手法力建模这一领域的空白,对学生更快地学习针刺手法、掌握操作要领具有重要意义。

1 实验平台搭建

1.1 数据采集实验平台搭建

如图 1 所示,本实验的数据采集实验平台由基座、进针机构、材料固定台、传感器、控制器和上位机组成。进针机构包含 2 个电机和一个直线导轨,电机 1 和直线导轨控制针的直线运动,电机 2 控制针的旋转,传感器固定在电机 2 的轴端,针固定在传感器的右端。材料固定台由 2 个直线导轨组成,固定在基座上,可通过旋钮手动调节猪肉在导轨平面的位置,便于测量针刺入不同位置的力数据。

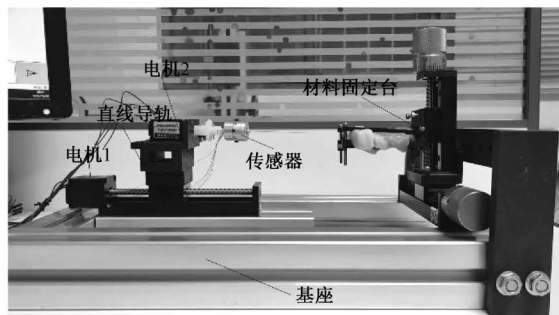


图 1 数据采集实验平台

Fig. 1 Data acquisition experiment platform

选取新鲜的后臀腿部位猪肉为针刺对象,去皮,自制邵氏硬度为 0、厚度为 2 mm 的硅胶片模拟人的皮肤固定在猪肉浅脂肪层的表面^[8]。人体常用针灸针的尺寸为 0~0.3 mm,本研究选用直径 0.3 mm,长度 60 mm 的锥形毫针。

1.2 虚拟针灸训练平台搭建

如图 2 所示为本实验搭建的虚拟针灸训练平台,虚拟场景由 unity 和 Touch X 组成,由于 Touch X 没有扭矩反馈,所以本文使用 1024 线编码器和 Re10 maxon 电机组成的扭矩力反馈结构套在 Touch X 的末端。虚拟场景有主窗口和子窗口两部分,主窗口中有 1 只手臂模型、毫针模型以及数据和曲线显示区域,子窗口为组织剖面图,

可实时观察针尖到达的位置。曲线可以直观地观察到自己行针过程中的力变化,学生可以更加了解自己当时的操作频率和幅度。若采集一条专家手法曲线,学生可以通过对比曲线的差异来学习这种手法。

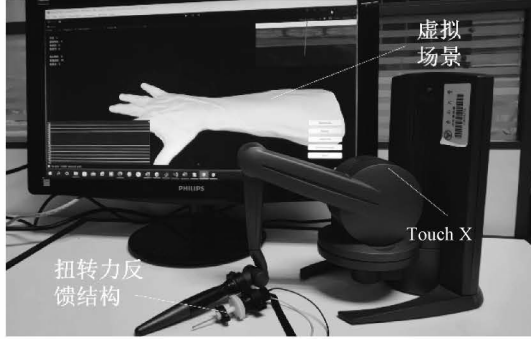


图 2 虚拟针灸训练平台

Fig. 2 Virtual acupuncture training platform

2 力建模

2.1 提插力

1) 刺入力建模

相较于已有研究中的建模分段方法,本文增加了衰减力建模,并利用 Karnopp 模型建立不同组织层的单位长度摩擦函数^[9]。衰减力建模是有必要的,因为针灸力本身比较小,膜的刺破力衰减在整个针灸过程中显著,若忽略衰减过程,则会导致穿刺筋膜时力突变增大,手感失真。

如图 3 所示,为皮肤层 2 mm,浅脂肪层 9.6 mm,深脂肪层 8 mm,穿刺速度为 15 mm/s 的情况下一个完整的插入和拔出力曲线,图 4 为针扎入时的组织层形变示意图, O 点为初始位置,即 x_0 ; A 点为皮肤被刺破时所在位置,即 x_1 ; B 点为浅筋膜被刺破时所在位置,即 x_3 ; C 点为深筋膜被刺破时所在位置,即 x_5 ; D 点为针尖到达浅筋膜位置,即 x_2 ; E 点为深筋膜的原始位置,即 x_4 ; F 后为拔出。

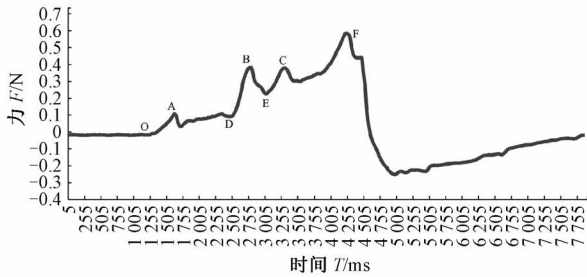


图 3 刺入力曲线

Fig. 3 Penetration force curve

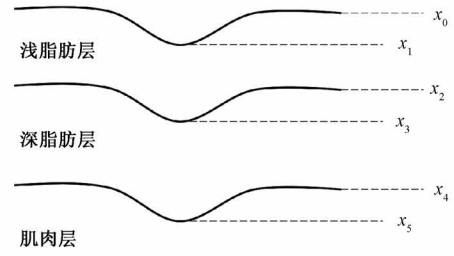


图 4 穿刺位置示意图

Fig. 4 Diagram of the puncture location

(1) 硬度力

硬度力即为穿刺皮肤、浅筋膜和深筋膜时的力,常用的硬度力模型有 Aulignac 模型、Simone 模型和 Maurin 模型^[10-11]。但针灸的力非常小,有些情况下甚至低于人手感知阈值,为了简化计算模型,使其在控制系统中得到更简便高效的应用,本研究采用一次多项式拟合 OA、DB 和 EC 段,既能简化计算模型,也能达到不影响人手整体感知的效果。可以根据不同部位的皮肤和筋膜的厚度调整斜率值。

$$f_{s1} = k_1 \times x \quad (1)$$

$$f_{s2} = k_2 \times x \quad (2)$$

$$f_{s3} = k_3 \times x \quad (3)$$

其中, x 为位移, k_1 为刺破皮肤的斜率, k_2 为刺破浅筋膜的斜率, k_3 为刺破深筋膜的斜率。在本样本中, 3 个斜率分别为 0.017 6 N/mm, 0.047 7 N/mm, 0.033 53 N/mm。

(2) 衰减力

经实验验证,各部分的衰减曲线斜率几乎一致,可使用同一个一次函数衰减模型拟合皮肤、浅筋膜和深筋膜的衰减曲线。衰减曲线部分还包含了下层组织的切割力与摩擦力,因此本研究通过测量皮肤的衰减曲线来获取斜率,如图 5 为穿刺皮肤的完整曲线。实验过程如下,滑动导轨以 20 mm/s 的速度穿刺皮肤组织,OA 段为针刺皮肤, A 为刺破点, AB 段为刺破后的衰减, BC 段为穿刺皮肤层达到稳定状态时的摩擦力值。

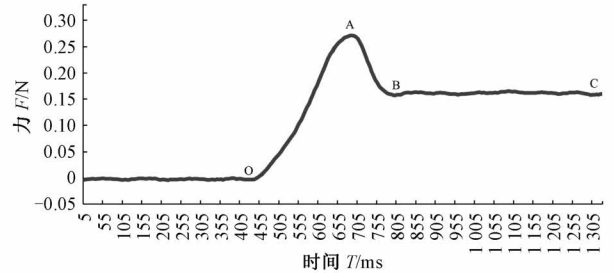


图 5 皮肤穿刺曲线

Fig. 5 Skin puncture curve

$$k_{\text{decline}} = \Delta f / \Delta x \quad (4)$$

得出,衰减斜率 k_{decline} 为 -0.05627 N/mm 。通过测量在不同速度下穿刺皮肤的力曲线,发现衰减过程与速度和位移无明显相关关系,但基本均为刺破后的一个固定的时间段内,因此衰减力用如下表示,可通过调节时间 t 改变刺破手感:

$$f_{\text{decline}} = k_{\text{decline}} \times t \quad (5)$$

其中, t 为从刺破膜的位置开始计时的时间。

(3) 摩擦力

弹力和衰减力主要是为了突出刺破与分层时的力感,而摩擦力构成了提插手法的重要部分。对于具有粘滞特性的组织,其摩擦力会随速度的变化而变化。Karnopp 模型是常用的粘滑摩擦模型,其原理如图 6 所示,当针体与组织的相对速度大于某一值时,其摩擦力会随速度的增大而增大。而当相对速度小于这一值时,会发生粘滞现象,此时为静态摩擦。其分段函数模型如式(6)所示。

$$f_f(\dot{x}, F_a) = \begin{cases} C_n \text{sgn}(\dot{x}) + b_n \dot{x}, & \dot{x} \leq -\Delta v/2 \\ \max(D_n, F_a), & -\Delta v/2 < \dot{x} \leq 0 \\ \min(D_n, F_a), & 0 < \dot{x} < \Delta v/2 \\ C_p \text{sgn}(\dot{x}) + b_p \dot{x}, & \dot{x} \geq \Delta v/2 \end{cases} \quad (6)$$

其中, C_p, C_n 为正负动态库仑摩擦力, D_p, D_n 为条形区最大静态摩擦力,单位为 N ; b_p, b_n 为正负阻尼系数,单位为 Ns/mm ; $\Delta v/2$ 为临界速度, $\dot{x}$ 为毫针与组织的相对速度; F_a 为作用于系统的非摩擦力因素的总和。

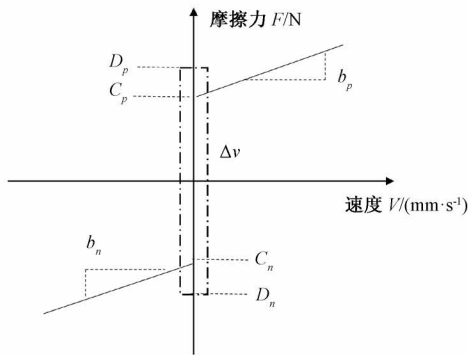


图6 Karnopp 模型

Fig. 6 Karnopp model

本文不建立整个模型,而是利用动态时 Karnopp 模型摩擦力随速度的关系建立摩擦函数。通过测量浅层脂肪、深层脂肪和肌肉在 $5、10、15、20、25、30、35、40 \text{ mm/s}$ 的速度下穿刺的力数据,每组进行 5 处不同位置的穿刺数据测量,取平均值。如图 7 所示,为浅层脂肪(厚度 9.6 mm)、深层脂肪(厚度 14 mm)和肌肉(厚度

16.6 mm)的摩擦力与速度的关系曲线,根据 Karnopp 摩擦模型求取各组织层单位长度阻尼参数。

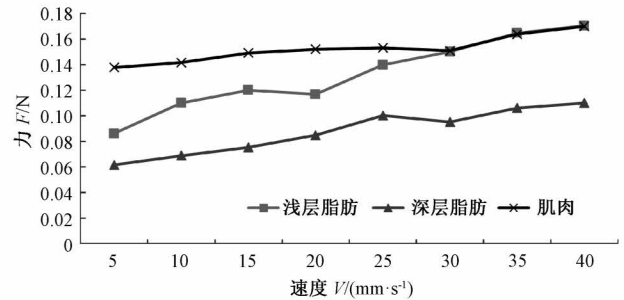


图7 速度与摩擦力关系曲线

Fig. 7 Curve of velocity vs. friction

$$k = \Delta f_{\text{friction}} / \Delta v \quad (7)$$

$$b = k/l \quad (8)$$

摩擦力与穿刺组织层的速度和长度的函数如式(9)所示。

$$f = b \times l \times v + c \times l \quad (9)$$

其中, k 为当前实验组织层针刺摩擦力随速度变化的斜率, l 为当前实验组织层的厚度, b 为单位长度的当前实验组织层针刺摩擦力随速度变化的斜率,即单位阻尼参数, v 为针与组织层的相对速度。 c 为单位长度的当前实验组织层关系曲线与纵坐标的交点值,将此值作为针与单位长度组织发生相对运动后关系曲线的常量值。如表 1 所示,为测得各组织摩擦力阻尼系数。

表1 各组织层的单位阻尼函数参数

Table 1 Unit damping function parameters for each organizational layer

组织	$k/(\text{N} \cdot \text{s} \cdot \text{mm}^{-1})$	$b/(\text{N} \cdot \text{s} \cdot \text{mm}^{-2})$	c/N
浅层脂肪	0.002 05	0.000 213 5	0.007 891
深层脂肪	0.001 49	0.000 106 4	0.003 846
肌肉	0.002 86	0.000 172 1	0.005 972

浅层脂肪 f_{fat1} 、深层脂肪 f_{fat2} 和肌肉 f_{muscle} 的摩擦力随速度和深度的关系:

$$f_{\text{fat1}} = 0.000 213 5 \times v \times l + 0.007 89 \times l \quad (10)$$

$$f_{\text{fat2}} = 0.000 106 4 \times v \times l + 0.003 846 \times l \quad (11)$$

$$f_{\text{muscle}} = 0.000 172 1 \times v \times l + 0.005 972 \times l \quad (12)$$

切割力如图 8 为滑动导轨以 30 mm/s 的速度连续两次穿透浅层脂肪组织同一位置的曲线图,OA 段为穿刺脂肪中,A 为刺破点,AB 段为穿透组织的衰减,BC 段为穿透浅层脂肪后达到稳定状态时的摩擦力值,此时的进针速度即为毫针与软组织的相对速度 v 。根据测量的穿刺各组织的曲线特征来看,上升段为切割力和摩擦力的总和,平稳段为摩擦力,所以用峰值点减去平

稳段值即为切割力 f_{cut} , 各组织层的切割力计算结果如表 2 所示。

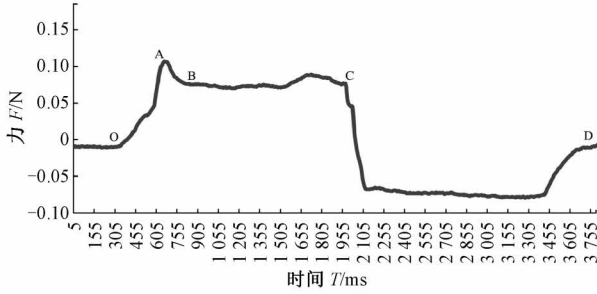


图 8 穿刺浅层脂肪曲线

Fig. 8 Force curve for piercing superficial fat

表 2 各组织层切割力

Table 2 Cutting force for each tissue layer

组织	f_{cut}/N
浅层脂肪	0.027 9
深层脂肪	0.024 8
肌肉	0.042 2

则完整的刺入力模型为:

$$f_1 = \begin{cases} f_{s0}, & x < x_1 \\ f_{skin} + f_{cut1} + f_{fat1}, & x_1 \leq x < x_2 \\ f_{skin} + f_{fat1} + f_{s1}, & x_2 \leq x < x_3 \\ f_{skin} + f_{fat1} + f_{m1} + f_{cut2} + f_{fat2}, & x_3 \leq x < x_4 \\ f_{skin} + f_{fat1} + f_{m1} + f_{s2} + f_{fat2}, & x_4 \leq x < x_5 \\ f_{skin} + f_{fat1} + f_{m1} + f_{fat2} + f_{m2} + f_{cut3} + f_{muscle}, & x > x_5 \end{cases} \quad (13)$$

其中, f_{skin} 即为 $f_{s0} + f_{decline0}$, f_{m1} 即为 $f_{s1} + f_{decline1}$, f_{m2} 为 $f_{s2} + f_{decline2}$, f_{cut1} 为浅脂肪层切割力, f_{cut2} 为深脂肪层切割力, f_{cut3} 为肌肉层切割力。

2) 提插力建模

首次插入针尖已经将组织割裂, 提插的幅度一般在 10~15 mm, 在这段范围内, 可以忽略切割力, 完全看作由摩擦对针体产生阻尼力。公式如式 (14) 所示。

$$f_2 = \begin{cases} f_{skin} + f_{fat1}, & x < x_2 \\ f_{skin} + f_{fat1} + f_{m1} + f_{fat2}, & x_2 \leq x < x_4 \\ f_{skin} + f_{fat1} + f_{m1} + f_{fat2} + f_{m2} + f_{muscle}, & x > x_4 \end{cases} \quad (14)$$

2.2 捻转力建模

1) 算法原理

传统的 BP (back propagation) 神经网络是一个单隐含层前馈神经网络, 由输入层、隐含层和输出层组成, 采

用最速下降法来修正权值和阈值^[12]。BP 训练方法有几点不足之处: (1) 若梯度太小, 则收敛速度慢; 若梯度大, 会出现训练结果不稳定、不收敛的情况; (2) 容易陷入局部最优解。为了解决以上不足, 本研究采用列文伯格-马夸尔特法 (Levenberg-Marquardt, LM) 算法, 结合了梯度下降法和高斯牛顿法的优点, 既有高斯牛顿法的局部收敛性, 又有梯度下降法的全局性^[13]。该算法的重点优化在于求解增量方程, 用 $J^T J$ 近似代替 Hessian 矩阵, 简化了计算工作量; 通过引入 μ 正参数, 使 $J^T J + \mu I$ 矩阵为正定, 保证梯度以最快速度下降^[14]。

LM 算法误差向量:

$$f(x_k) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^p (y_k - y'_k)^2 \quad (15)$$

其中, y_k 和 y'_k 分别为实际输出和期望输出, 样本数量为 p , x_k 为第 k 次迭代的权值和阈值组成的向量。

LM 算法的增量方程:

$$\Delta x_k = -[J^T(x_k)J(x_k) + \mu_k I]^{-1} J^T(x_k)f(x_k) \quad (16)$$

其中 I 为单位矩阵, μ_k 为阻尼因子, 当 μ_k 很小时, LM 算法类似于 Gauss-Newton 法, 当 μ_k 较大时, 与梯度下降法相似。

LM 算法迭代公式为:

$$x_{k+1} = x_k + \Delta x_k \quad (17)$$

其权值的雅可比矩阵:

$$J(x) = \begin{pmatrix} \frac{\partial f_1(x)}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_1(x)}{\partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_m(x)}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_m(x)}{\partial x_n} \end{pmatrix} \quad (18)$$

其中, m 为迭代次数, n 为输入变量维度。

LM 算法计算步骤如下:

(1) 将模型的输入参量 $[d, v, w]$ 和输出参量 $[\tau]$ 输入至 LM 神经网络, 前向传播计算权值, 其中 d 为刺入深度, v 为速度, w 为角速度, τ 为扭矩值;

(2) 反向传播, 计算误差向量 $f(x_k)$ 和雅可比矩阵 $J(x_k)$, 并求解增量方程 Δx_k ;

(3) 增量方程 Δx_k 小于设置的最小误差值 ε 或迭代次数 k 大于最大迭代次数 k_{max} , 结束训练, 否则转至步骤 (4)。本文中 ε 为 2×10^{-4} , $k_{max} = 600$ 。

(4) 更新 x_{k+1} 和 μ_k , 转至步骤 (2)。

2) 训练样本数据选取

捻转力分为静态和动态两个过程: 动态即为连续的捻转, 静态为捻转一定角度后停下。动态过程的扭矩与针插入的深度、转动的角度和角速度有关, 因此本文采集了深度分别为 5、10、20、30、40、50 mm, 角速度分别为 $\pi/2$ 、 π 、 2π 、 3π 、 4π 、 5π 、 6π rad/s 下 42 个类别的数据, 每个类别进行 5 次重复实验。经过初步数据清洗, 选

定样本数据点 4×10^4 个。静态过程为停止后的衰减, 主要与插入的深度和时间有关, 因此, 采集了在扎入深度分别为 5、10、20、30、40、50 mm, 停止 3 s 内的力矩数据, 进行 5 次重复实验。经过初步数据清洗, 选定样本数据点 9 000 个。

3) 神经网络训练结果

MATLAB 训练结果显示, 动态捻转过程的迭代误差为 2.7047×10^{-4} , 测试集拟合率达 0.985 08; 静态衰减迭代误差为 1.801×10^{-5} , 测试集拟合率达 0.992 49。拟合结果如图 9 所示。

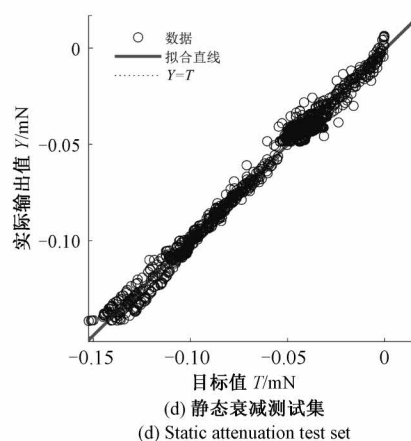
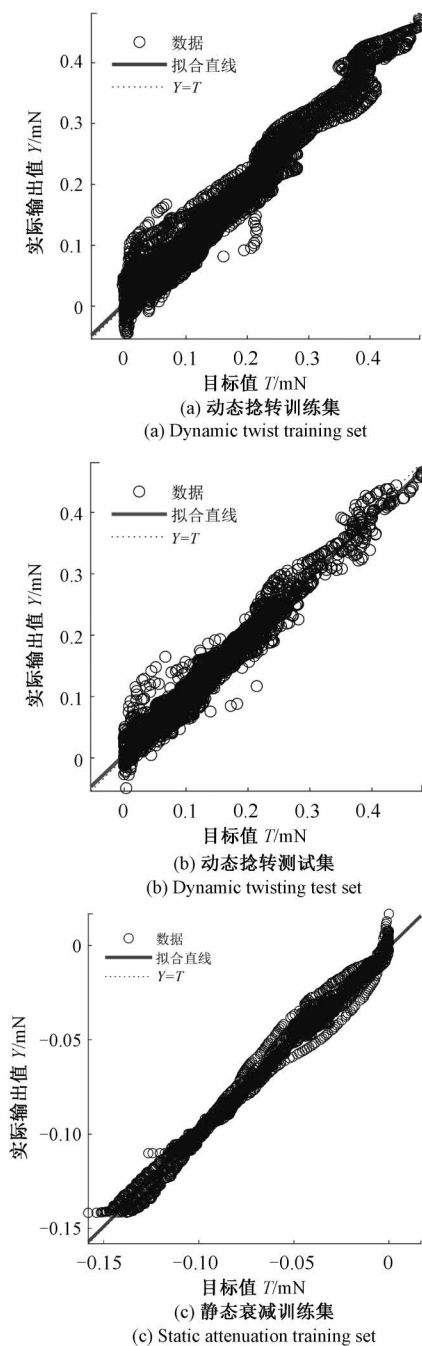


图9 训练结果

Fig. 9 Training results

3 模型验证实验与结果分析

3.1 左右手对比实验

为了验证模型的准确性, 本研究通过左右手实验进行同步操作, 如图 10 所示。研究表明, 当两只手的需求相同, 即做同步运动时, 左右手产生的差异性较小^[15]。因此, 本研究通过左手用毫针扎猪肉, 右手控制 Touch X 在虚拟环境中进行同步针灸手法运动, 比较两种操作下产生的力值。

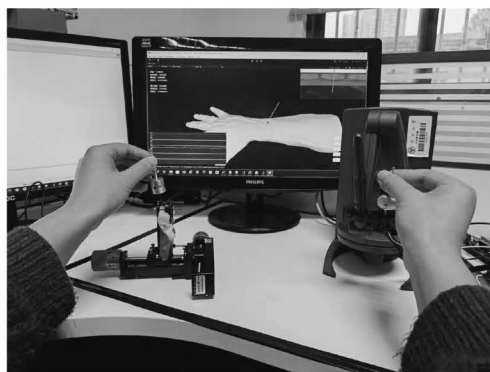


图10 左右手实验

Fig. 10 Left-handed and right-handed experiments

由图 11(a)可以看出在首次进针阶段, 峰值点明显且基本吻合, 提插部分的力曲线的大小以及频率变化高度一致。双向捻转阶段的幅值变化以及频率也基本一致, 其中左手曲线也应为近似正弦的曲线, 其上出现凹槽可能为左手不灵敏的操作使出现换向时速度突变导致, 单向捻转随时间的衰减曲线也高度一致。本文使用 CORREL 函数来计算左右手实验数据的相关系数, 提插手法的相关系数为 0.933 7, 动态捻转手法的相关系数为 0.804 5, 静态捻转衰减的相关系数为 0.969 6, 相关系数

在 $(0.8, 1]$ 区间内为高度线性相关,即本文的 3 组实验数据均呈强相关。动态捻转的相关系数相较于提插手法较小,是由于左右手捻转同步的差异性比提插同步的差异性大,由图 11(b)也可以看出左右手曲线的第 1、2 个谷值和第 2 个峰值处时间点不同,但力曲线大小和频率的变化是保持一致的。

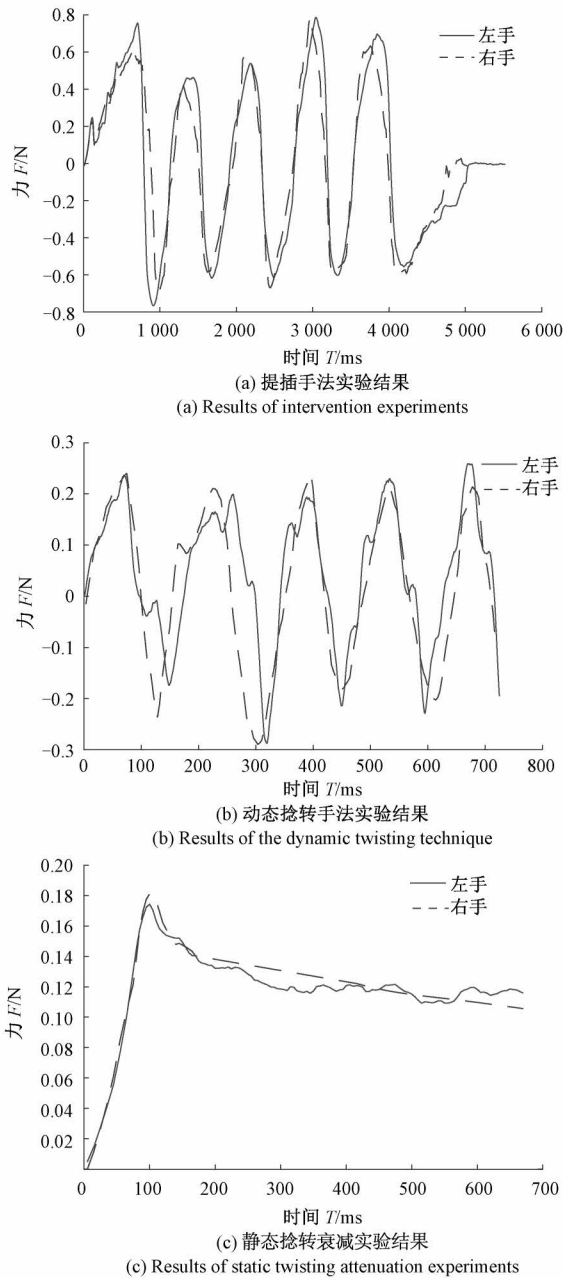


图 11 左右手实验结果

Fig. 11 Left-handed and right-handed experimental results

3.2 用户感受评估

用户的感受对于虚拟力建模很重要,力触觉再现评估可以用来检验所建立模型是否达到了预期效果。根据

经验,用户体验后对触感进行打分的主观评估方法具有很好的通用性,其评估结果对力触觉再现真实感最直接有效的反映,本研究采用 7 分制李克特量表进行打分^[16-17]。用户先体验在猪肉上操作的感受,再在 Touch X 上进行操作,共采集 12 位实验人员的数据,从特征和手感两方面进行评估。

由表 3 可以看出,本模型在插入分层感、力-深度、力和力矩的连续性以及反馈实时性方面均有不错的效果。力随速度的反馈不佳是因为厚度一定时,摩擦力随速度的增长是非常缓慢的,并且在毫针为 0.3 mm 尺寸下,力本身很小,这个增长的微小力变化人体更不易感知。扭矩的特征体验感普遍不如提插力,是因为扭矩值本身很小,可能与个体感知阈值和经验不足有关,多加练习或可以提高感知灵敏度。

表 3 用户感受打分结果

Table 3 The results of the users feeling

打分角度	具体问题	均分
特征	分层是否明显	6.08
	力是否随深度的加深而增大	6.25
	力是否随速度的加大而增大	4.83
	扭矩是否随深度的加深而增大	5.26
	扭矩是否随角速度的加深而增大	3.85
手感	力的连续性	6.5
	力矩的连续性	6.5
	力反馈实时性	7.0

4 结 论

本文通过猪肉穿刺实验采集提插和捻转手法的样本数据,基于 Karnopp 模型和 LM 神经网络将针灸学中提插和捻转两种基本手法进行力建模,并应用于虚拟场景中。本文通过预实验针对提插和捻转两种手法的特点采用不同方法进行建模:对于提插过程,采用公式法进行建模。已有的针刺建模方法是将整个过程分为硬度力、摩擦力和切割力,在此基础上本文引入了衰减力,使力感真实。基于 Karnopp 模型计算出各组织层的单位长度阻尼系数,实现了多层组织在不同速度、深度下的摩擦力获取。对于复杂的捻转过程,将其分为动态捻转和静态衰减两部分,并借助 LM 神经网络分别建模。实验表明,所建立的模型具有很高的拟合度。

相较于传统的纸垫、棉团以及人体仿真模型训练方法,本文的虚拟针灸训练方法具有 3 个优点:1)更加真实的力感和视觉效果,可以帮助针灸医学生更加快速地掌

握针刺训练。2)具有灵活性,可以根据不同的人体情况修改参数值,以体验不同的针刺力感。3)具有扩展性,后期还可以对其他针灸手法进行建模,并增加训练评分等功能。

参考文献

- [1] 饶晓丹,于海波,吴剑煌,等. 虚拟针灸教学系统在《针灸学》操作教学课程的实践体会[J]. 中国针灸, 2020, 40(8): 877-879.
- RAO X D, YU H B, WU J H, et al. The practical experience of virtual acupuncture teaching system in the operation teaching course of "Acupuncture and Moxibustion"[J]. Chinese Acupuncture, 2020, 40(8): 877-879.
- [2] HENG P A, WONG T T, YANG R, et al. Intelligent inferencing and haptic simulation for Chinese acupuncture learning and training [J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 2006, 10(1): 28-41.
- [3] BRETT P N, PARKER R T J, THOMAS T A, et al. Simulation of resistance forces acting on surgical needles [J]. Proc Inst Mech Eng H, 1997, 211(4): 335-347.
- [4] 孙银山,吴冬梅,杜志江,等. 用于机器人辅助穿刺手术进针策略研究的猪肝进针力建模[J]. 高技术通讯, 2011, 21(9): 948-953.
- SUN Y SH, WU D M, DU ZH J, et al. Modeling of needle force in porcine liver for the study of needle insertion strategy in robotic-assisted puncture surgery[J]. High Technology Communications, 2011, 21(9): 948-953.
- [5] ZHANG W L, BAO K Y, ZHENG L X, et al. A robotic puncture system with optical and mechanical feedback under respiratory motion [J]. International Journal of Medical Robotics and Computer Assisted Surgery, 2022, 26(1): 399-411.
- [6] RAVALI G, MANIVANNAN M. Haptic feedback in needle insertion modeling and simulation [J]. IEEE Reviews in Biomedical Engineering, 2017, 10: 63-77.
- [7] KHALED E M, MARK D. Analysis of surgical forces required to gain access using a probe for minimally invasive spine surgery via cadaveric-based experiments towards use in training simulators[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2021, 68(1): 330-339.
- [8] 李昭,卜锐,范胜涛,等. 不同年龄群体上臂皮肤厚度的观察比较[J]. 云南医药, 2022, 43(3): 1-4.
- LI ZH, BU R, FAN SH T, et al. Observation and comparison of upper arm skin thickness in different agegroups[J]. Yunnan Medical Journal, 2022, 43(3): 1-4.
- [9] 姜浩,牛学斌,张立军,等. 基于状态重构器的顶驱控制方法[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2022, 53(3): 991-1000.
- JIANG H, NIU X B, ZHANG L J, et al. Control method of top drive based on state re-structor[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2022, 53(3): 991-1000.
- [10] SIMONE C, OKAMURA A M. Modeling of needle insertion forces for robot-assisted percutaneous therapy[C]. Proceedings 2002 IEEE International Conference on Robotics and Automation (Cat. No. 02CH37292), IEEE, 2002, 2: 2085-2091.
- [11] MAURUN B, BARBE L, BAYLE B, et al. In vivo study of forces during needle insertions [M]. Perspective in Image-Guided Surgery, 2004: 415-422.
- [12] 杨赫然,孙兴伟,戚朋,等. 基于改进 BP 神经网络的螺杆转子铣削表面粗糙度预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(10): 189-196.
- YANG H R, SUN X W, QI P, et al. Roughness prediction of spiral surface milling based on improved BP neural network[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(10): 189-196.
- [13] 鸦婧,俞竹青,苏娜. 基于 LM 算法的直流电机数学模型辨识[J]. 自动化与仪表, 2022, 37(8): 92-96.
- YA J, YU ZH Q, SU N. Mathematical model identification of DC motor based on LM algorithm [J]. Automation and Instrumentation, 2022, 37(8): 92-96.
- [14] RUBIO, JOSE D J. Stability analysis of the modified levenberg-marquardt algorithm for the artificial neural network training [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2021, 32(8): 3510-3524.
- [15] 周建中,李元旭,周渊. 双手同时操作的左右手差异研究[J]. 成组技术与生产现代化, 2015, 32(3): 27-30, 36.
- ZHOU J ZH, LI Y X, ZHOU Y. Study on the difference

between left and right hands operating with both hands[J]. Group Technology and Production Modernization, 2015, 32(3): 27-30,36.

- [16] 邵知宇. 基于感知机制的力触觉再现真实感客观评估方法研究[D]. 南京:东南大学, 2021.

SHAO ZH Y. Research on objective evaluation method of force tactile reproduction realism based on perception mechanism[D]. Nanjing:Southeast University, 2021.

- [17] JOSHI A, KALE S, CHANDEL S, et al. Likert scale: Explored and explained[J]. British Journal of Applied Science & Technology, 2015, 7(4): 396.

作者简介



屈靖,2021年于曲阜师范大学获得学士学位,现为东南大学在读硕士研究生,主要研究方向为力反馈和人机交互技术。

E-mail:13346337685@163.com

Qu Jing received her B.Sc. degree from Qufu Normal University in 2021. She is currently a master

student at Southeast University. Her main research interests include force feedback and human-computer interaction technology.



宋爱国(通信作者),分别在1990年于南京航空航天大学获得学士学位,1993年和1996年于东南大学获得硕士学位和博士学位,现为东南大学教授,博士生导师,主要研究方向为机器人感知与遥操作机器人技术、信号处理及仿生智能计算等。

E-mail:a.g.song@seu.edu.cn

Song Aiguo (Corresponding author) received his B.Sc. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 1990, and received his M. Sc. and Ph. D. degrees both from Southeast University in 1993 and 1996, respectively. He is currently a professor and a Ph. D. advisor at Southeast University. His main research interests include robot sensing and teleoperation robot technology, signal processing and bionic intelligent computing, etc.