

孙丽岩, 胡陟, 张俊峰. 血管介入手术系统参数辨识和模型修正方法研究[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(10): 136-142.  
DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.241019

# 血管介入手术系统参数辨识和模型修正方法研究

孙丽岩, 胡陟, 张俊峰

(上海工程技术大学 电子电气工程学院, 上海 201620)

**摘要:** 在血管介入手术中, 医生更多依靠力反馈进行操作和判断。当前大多数介入手术机器人缺乏力反馈功能, 影响系统透明度, 准确进行模型参数预测是提高血管介入手术系统透明度的关键。本文在血管介入手术过程中, 以质点弹簧模型为主手端的导管动力学建模, 利用力触觉渲染获取力反馈数据。但在建模过程中无法确定动力学参数, 无法达到力触觉渲染的准确性, 文中通过以最小二乘法为参数辨识方法获得了精确的导管动力学模型参数。采用 RBF 神经网络算法, 利用得到的动力学辨识参数, 对主端模型中导管的物理参数进行修正。研究表明, 本文提出的方法在导管动力学参数辨识中可以提高模型的预测精度, 提升血管介入手术系统透明度。本文为系统模型参数辨识设计以及力反馈真实感的提升有重要理论意义和实用价值。

**关键词:** 血管介入; 参数辨识; RBF 神经网络; 力反馈透明度

**中图分类号:** TB114.2 **文献标志码:** A **文章编号:** 2095-2163(2024)10-0136-07

## Research on parameter identification and model correction method of vascular interventional surgery system

SUN Liyan, HU Zhi, ZHANG Junfeng

(School of Electronic and Electrical Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

**Abstract:** In vascular interventional procedures, physicians are increasingly relying on force feedback to operate and judge. Most current interventional surgical robots do not have force feedback, which affects the transparency of the system, and accurate prediction of model parameters is essential to improve the transparency of vascular interventional surgical systems. During vascular interventional procedures, a mass-spring model is used to model the dynamics of the catheter at the main end of the hand, and force-touch rendering is used to obtain force feedback data. However, the kinetic parameters could not be accurately determined during the modeling process to achieve the accuracy of the force-touch rendering. By using the least squares method as methods for identifying parameters, accurate kinematic parameters of the catheter model are obtained. The RBF neural network algorithm is proposed to use the obtained kinematic discrimination parameters to correct the catheter physical parameters in the main tip model. The results show that the proposed method can improve the model prediction accuracy and system transparency in identifying the catheter dynamics parameters. It has theoretical significance and practical value for the design of system model parameter identification and the improvement of force feedback realism.

**Key words:** vascular intervention; parameter identification; RBF neural networks; force feedback transparency

## 0 引言

心血管介入手术具有技巧性强、操作复杂、手术时间长、X 射线无端损伤等弊端, 限制了血管介入手术的进一步发展和普及, 而解决这些问题的重要方法是机器人技术和血管介入技术的有机结合<sup>[1]</sup>。

在血管介入手术中, 力反馈真实性要求交互系统提供给人手的反馈力与虚拟环境一样, 即要求系统具有透明性, 系统透明度影响血管介入手术的效果, 而系统存在建模不精确、变参数等是影响透明度的因素, 在建模过程中无法准确确定动力学参数, 无法达到力觉渲染的准确性。

**基金项目:** 国家自然科学基金青年科学基金(62003207); 国家重点研发计划(2019YFC0119303)。

**作者简介:** 孙丽岩(1997-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 机器人模型参数预测与控制。

**通讯作者:** 胡陟(1985-), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向: 力触觉反馈, 力控制。Email: huzhi26@126.com

**收稿日期:** 2023-05-17

考虑到本文血管介入手术系统中柔性体导管的质量分布及其力是连续的,一般是离散建模的,常用的建模方法有 2 种。一种方法是有限元法(FEM)<sup>[2]</sup>。Berkley 等学者<sup>[3]</sup>使用实时线性有限元方法对具有复杂结构的可变形体进行建模,该模型具有较高的精度,但在不更新有限元刚度矩阵的情况下,不适合模拟软组织的大变形。另一种方法是边界元法(BEM)<sup>[4]</sup>。彭红梅等学者<sup>[5]</sup>利用边界元方法计算了腹主动脉叉,只考虑了物体边缘的情况,没有考虑内部结构,模型简化了很多。质量弹簧模型(MSM)<sup>[6]</sup>,已被用于为软组织和硬组织建模,用于术前手术计划和术中辅助。汪军等学者<sup>[7]</sup>提出网络-骨架模型质点弹簧变形方法,加强模型在外力作用时的稳定性。Li 等学者<sup>[8]</sup>提出了改进的弯曲弹簧,使得模型的形状恢复性能提高,变形精度得到改善。

经过导管动力学的建模和分析,对系统进行了参数辨识并得到导管的动力学参数,有几种有效的系统识别方法。其中之一是 CAD 法<sup>[9]</sup>。孙玉阳<sup>[10]</sup>采用 CAD 法辨识重载机器人模型参数,不能考虑摩擦和弹性在动力学过程中的作用,在实际识别时存在误差,将导致参数的偏差。还有一种是解体测量法<sup>[11]</sup>。耿令波<sup>[12]</sup>用解体测量法对工业机器人模型参数进行辨识,研究中只能得到机器人机械臂的惯性参数,无法考虑动力学的影响,所得到的力矩值和实际值之间必然存在着力矩偏差。另有一种是最小二乘法<sup>[13]</sup>。其构造是很容易的,参数设置上并不需要经验,也不需要把动力学变换成状态方程形式<sup>[14]</sup>。

主手端先进行反馈力的计算,对主手端模型修正前需要采用合适的算法对传递过来的模型参数数据进行预测,目前主要应用于数据预测的 RBF 神经网络以其良好的逼近能力和快速的收敛性在非线性系统辨识中得到广泛研究<sup>[15]</sup>。

综上,本文针对柔性导管采用弹簧质量法进行动力学建模,利用最小二乘法进行参数辨识,最后利用 RBF 神经网络算法修正导管模型参数。通过仿真实验验证了 RBF 神经网络算法的有效性和准确性,经误差分析能够达到该系统模型参数修正的期望。

## 1 血管介入手术系统介绍与数据测量

进行血管介入手术机器人参数辨识,第一步是得到导管在移动过程中位移、角度、速度与接触力的数据。为了测定导管参数,本节先介绍机器人心血管介入手术系统结构,然后分别对导管的位姿测量方法以及导管接触力测量原理进行了阐述。

### 1.1 血管介入机器人系统

血管介入手术机器人控制系统设计如图 1 所示。

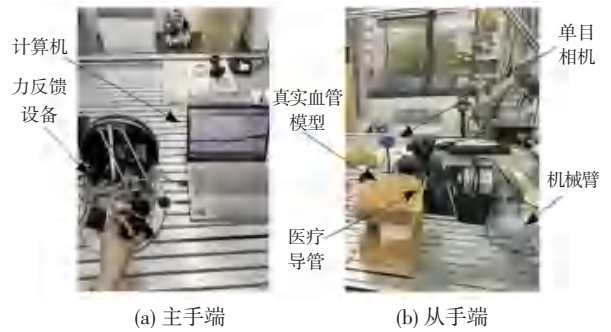


图 1 血管介入机器人测量系统

Fig. 1 Vascular interventional robot measurement system

本文建立的手术机器人系统实验平台,见图 1。实验平台主要由主、从两部分构成。其中,主手端包括力反馈设备 Omega. 7,医生由其来感知手术中的力触觉信息,以及计算机建立的虚拟环境模型,模拟从手端的真实手术场景。从手端包括 UR5 机械臂,它可以完成推送和旋捻手术操作。从手端还有单目摄像机,通过图像数据获取导管前端的位姿数据,以及用于夹持导管的机械夹手、设计的血管模型。

### 1.2 导管接触力测量

本文使用力测量工具传感器 IMS-C15A,安装在医疗导管上。作为一种压阻传感器,其性能稳定可靠,当对传感器的有效区域施加压力时,压强升高,传感器输出电阻降低。IMS-C15A 为 2 线输出部分。输出电阻大小与作用于传感器有效区域内压力相关。

传感器的电压和电导率之间存在线性关系。传感器的电阻、电导率等参数均与传感器有效区域内压力相关,力量程见表 1。传感器的输出电阻及电导与所加压力相应,输出电导和对应的施加压力之间也存在线性关系,力量程曲线如图 2 所示。

表 1 传感器施加压力与输出电阻和电导

Table 1 The sensor output resistance and conductance correspond to the applied pressure

压力/N	输出电阻/k $\Omega$	输出电导/k $\Omega^{-1}$
0	$\infty$	0.000 0
0.5	300.0	0.003 3
1.0	160.0	0.006 3
2.0	50.0	0.020 0
5.0	22.0	0.045 5
10.0	9.1	0.109 9
20.0	4.7	0.212 8

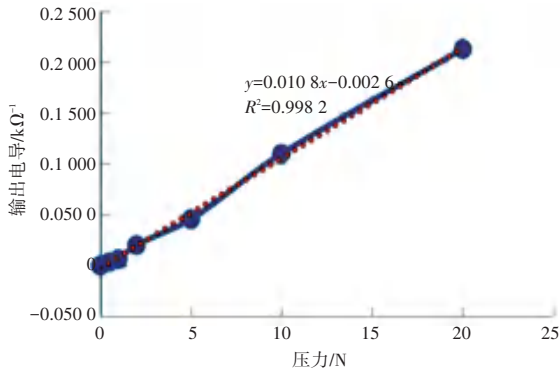


图2 输出电导随施加压力变化的线性关系曲线

Fig. 2 Linearity of output conductivity with respect to applied pressure

运算放大器的输出电压为:

$$V_{out} = \left(1 + \frac{R_f}{R_x}\right) V_d \quad (1)$$

其中,固定值  $V_d = 0.1 \text{ V}$  是在测量电路中施加驱动电压;  $R_f = 100 \text{ k}\Omega$  表示反馈电阻;  $R_x$  表示压力传感器的输出电阻。

与图2的输出电导随施加压力呈线性关系,其

力量程曲线表明电导  $\frac{1}{R_x}$  和施加压力成如下关系:

$$\frac{1}{R_x} = 0.0108F - 0.0026 \quad (2)$$

将式(2)与反馈电阻值代入式(1)即可得到:

$$V_{out} = 0.108F + 0.074 \quad (3)$$

通过式(3),安装在导管前端的压阻式压力传感器检测到的外力与电压转换电路的输出电压之间建立了线性关系。

### 1.3 导管位姿测量

由于导管具有柔性体的特征,容易因张力而产生弯曲和扭转变形,在血管介入手术中从手端机械臂操纵导管末端与前端的位姿变化并不相同,所以机械臂的位姿测量不能作为参数辨识的依据。

本文决定获取图像所使用 GUCEEE6I 单目摄像头,实时更新记录导管运动并获取其位姿数据。将摄像头固定安装在血管模型上方获取图像数据,速度为 30 帧/s,接着需检测血管内运动导管,读取导管前端实时推拉位移及角位移。

在导管前端做 2 个黑色条纹记号,即  $a$ 、 $b$ ,把整个血管固定在单目相机拍摄区域内(1 280×960 像素),将单目相机放在血管模型的正上方,固定相机高度,形成平面。在整个血管下方做一张 8 cm×

8 cm 的正方白纸作为像素转厘米的比例尺转换比例运算标准,摄像头每秒采集 30 个帧图像数据,单目相机可以直接读取对应像素值,需要对像素值进行实际距离转换。将图像二值化处理后重心就是中心点,像素长度等于 2 个坐标点距离,读取导管中的黑色条纹的中心点的像素坐标,再经过比例运算转换为导管运动的实际距离变化。

导管前端 2 条黑色条纹标记示意如图 3 所示。根据黑色条纹  $a$  中  $A(x,y)$  像素的坐标变换得到对应的实际位置。利用单目相机拍摄出图像序列后进行图像处理获取导管移动过程中各个时刻的推拉位移和旋转角位移。当导管发生旋转运动时,单目相机采集黑色条纹  $a$  像素坐标  $A(x,y)$  和黑色条纹  $b$  的像素坐标  $B(x,y)$ ,随着导管旋转角度发生变化,从  $A$  点到  $B$  点的距离  $d$  也会发生变化。 $A$  点到  $B$  点的距离  $d$  与导管的旋转位移  $\theta$  的关系为:

$$\frac{2\pi \cdot 2.5}{360^\circ} = \frac{d}{\sqrt{3}\theta} \quad (4)$$

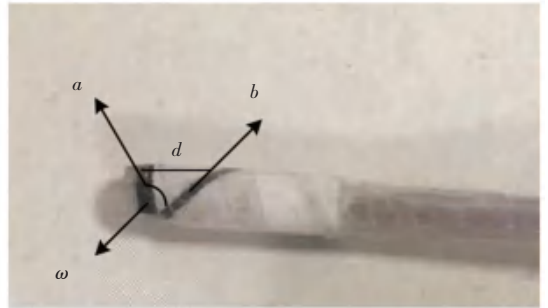


图3 导管前端 2 条黑色条纹标记示意图





Fig. 3 Schematic diagram of two black stripes marking the tip of the catheter

由于导管的前端为一弯曲角度,以方便导管进入血管分叉动脉,操作者需旋捻导管,使导管的前端对准每条血管的分叉口。最后持续推进导管,直到完全流入血管分叉动脉为止,不间断地进行旋捻操作调节导管的方向,防止发生碰撞伤害血管。

不同血管分叉口名称及对应数据见表 2。表 2 给出不同血管分叉口名称、对应血管分叉口角度和内径长度,以及导管需旋转角度和操作长度。在操作者完成推拉旋捻的过程中,Matlab 仿真平台将实时更新旋转角度和位移,将数据以 .mat 的文件格式存储,方便后续对数据的拟合和算法处理。

表 2 不同血管分叉口名称及对应数据

Table 2 The names of different vascular bifurcations and corresponding data

血管分叉口名称	血管分叉口示意图	血管分叉口角度/(°)	血管分叉口内径/mm	导管需旋转角度/(°)	操作长度/cm
右锁骨下动脉		15	12	400 左右	2~4
右颈总动脉		45	8	300 左右	2~5
左颈总动脉		90	11	200 左右	3~5
左锁骨下动脉		110	10	100 左右	5~7

## 2 基于最小二乘法的导管动力学参数辨识

系统辨识在系统建模、信号处理和工程控制中具有重要的意义<sup>[16]</sup>。参数估计是系统建模和分析的基础<sup>[17-18]</sup>。其目的是在某些准则函数的基础上,利用观测的输入和输出数据对系统进行参数估计。本节则是研究采用最小二乘法识别导管的动力学参数。

### 2.1 导管动力学参数分析

在血管介入手术系统中,需要建立导管的动力学模型,分析运动学与力学的内在联系,根据建立的导管动力学模型,得到需要进行系统辨识的动力学参数。

质量弹簧模型就是把一个实体离散化为若干个有质量的节点,这些节点之间由弹性线段相连。由于各节点在受力时都要产生变形,因此可以用一个弹簧单元来表示。在动态系统中,每个质量节点的运动都遵循牛顿第二定律。考虑到本系统组成和实时要求,采用质量弹簧阻尼模型进行了导管的动力学建模如图 4 所示。

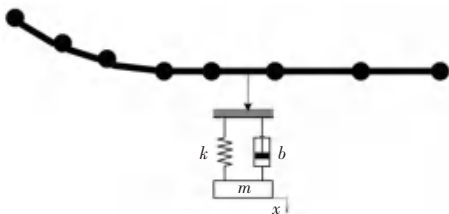


图 4 导管质量弹簧阻尼模型

Fig. 4 Mass spring damping model of the catheter

由图 4 可知,质量弹簧阻尼模型将导管离散为多

个节点,各节点有一定质量,节点间由弹簧及阻尼器相连。图 4 中,  $k$  表示弹簧的弹性系数,  $b$  表示阻尼器中阻尼系数,用这种方法模仿人手的感知力。

对于导管上某一节点记作  $i$ , 其实对于整个导管的动力学分析完全能改为对其中某个节点的动力学分析,具体动力学方程式如下:

$$m_i \ddot{\mathbf{q}}_i = -b_i \dot{\mathbf{q}}_i + k_i \mathbf{q}_i + m_i \mathbf{g} + \mathbf{f}_i \quad (5)$$

其中,  $m_i$  表示质点  $i$  的质量;  $\mathbf{q}_i$  表示质点  $i$  所对应位置的三维向量;  $k_i$  表示弹性系数;  $b_i$  表示阻尼系数;  $-b_i \dot{\mathbf{q}}_i$  表示与速度相关的阻尼力;  $k_i \mathbf{q}_i$  表示弹簧作用力总和;  $\mathbf{f}_i$  表示质点  $i$  所在位置的外力总和。

在血管和导管产生接触碰撞的情况下,导管内部近似处于静态平衡,可暂时忽略导管内部的惯性力,得到简化后的平衡方程:

$$\mathbf{f}_i = b_i \dot{\mathbf{q}}_i - k_i \mathbf{q}_i - m_i \mathbf{g} \quad (6)$$

其中,外力  $\mathbf{f}_i$  通过前文提及到的力传感器测量取得,  $\mathbf{q}_i$  通过单目相机利用灰度图二值化方法读取位置数据,由式(6)导管动力学方程式确定了需要进行参数辨识的参数分别为阻尼系数  $b_i$ 、弹性系数  $k_i$  以及常量项  $m_i \mathbf{g}$ ,用于后续修正模型。

### 2.2 导管动力学参数辨识

在 2.1 节,完成了对所选导管的动力学模型的建立,而后又基于动力学模型,确定了待辨识的阻尼系数  $b$ ,弹性系数  $k$  与常量项。接下来选择合适血管介入手术机器人系统的最小二乘参数识别方法进行了研究,从实测数据来看,进行动力学参数辨识及仿真验证分析。

采用最小二乘法辨识动力学模型参数时,每次识别过程均需得到多组导管移动位置以及不同接触力数据,从而保证识别的准确性。把式(6)改写成:

$$\mathbf{y} = \mathbf{x}^T \boldsymbol{\beta} + \varepsilon \quad (7)$$

其中,  $\mathbf{y} = [f_1, f_2, \dots, f_n]^T$  表示辨识一次的  $n$  组接触力采样值;  $\mathbf{x} = [q_1, q_2, \dots, q_n]$  表示每一次取样过程中接触力对应导管移动位置;  $\boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} b \\ k \\ \varepsilon_i \end{bmatrix}$  表示待辨识的动力学阻尼系数和弹性系数;  $b, k, \varepsilon_i$  表示常数补偿项。

在最小二乘法中,首先需要定义一个目标函数:

$$L(\boldsymbol{\beta}) = \sum_{i=1}^n |\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} - y_i|^2 \quad (8)$$

使用最小二乘法辨识参数的实质,其实只要得到动力学参数  $\boldsymbol{\beta}$ , 使式(8)可取到最小值。接下来对式(8)求解,求解步骤如下。先将式(8)进行展开,得到:

$$L(\boldsymbol{\beta}) = \sum_{i=1}^n |\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} - y_i|^2$$

$$L(\boldsymbol{\beta}) = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1^T \boldsymbol{\beta} - y_1 & \mathbf{x}_2^T \boldsymbol{\beta} - y_2 & \dots & \mathbf{x}_n^T \boldsymbol{\beta} - y_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\varepsilon} \\ \hat{\varepsilon} \\ \dots \\ \hat{\varepsilon} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\varepsilon} \\ \hat{\varepsilon} \\ \dots \\ \hat{\varepsilon} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\varepsilon} \\ \hat{\varepsilon} \\ \dots \\ \hat{\varepsilon} \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$L(\boldsymbol{\beta}) = (\mathbf{x}^T \boldsymbol{\beta}^T - \mathbf{y}^T) (\mathbf{x} \boldsymbol{\beta} - \mathbf{y})$$

对式(9)简化:

$$L(\boldsymbol{\beta}) = \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{x}^T \mathbf{x} \boldsymbol{\beta} - \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{x}^T \mathbf{y} - \mathbf{y}^T \mathbf{x} \boldsymbol{\beta} + \mathbf{y}^T \mathbf{y} \quad (10)$$

由于  $\boldsymbol{\beta}^T \mathbf{x}^T \mathbf{y}$  和  $\mathbf{y}^T \mathbf{x} \boldsymbol{\beta}$  互为转置,并且二者都是实数,二者相等,式(10)可简化为:

$$L(\boldsymbol{\beta}) = \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{x}^T \mathbf{x} \boldsymbol{\beta} - 2\boldsymbol{\beta}^T \mathbf{x}^T \mathbf{y} + \mathbf{y}^T \mathbf{y} \quad (11)$$

由式(11)对  $\boldsymbol{\beta}$  求导得:

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\beta}} L(\boldsymbol{\beta}) &= \frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\beta}} (\boldsymbol{\beta}^T \mathbf{x}^T \mathbf{x} \boldsymbol{\beta} - 2\boldsymbol{\beta}^T \mathbf{x}^T \mathbf{y} + \mathbf{y}^T \mathbf{y}) = \\ & 2\mathbf{x}^T \mathbf{x} \boldsymbol{\beta} - 2\mathbf{x}^T \mathbf{y} = 0 \end{aligned} \quad (12)$$

最终可求得辨识参数  $\hat{\boldsymbol{\beta}}$  的表达式为:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{x}^T \mathbf{x})^{-1} \mathbf{x}^T \mathbf{y} \quad (13)$$

以上函数的解算过程可以知道只需读取导管的接触力实测数据和导管的运动位姿数据,利用最小二乘法可以算出导管的动力学模型参数。

### 3 基于 RBF 神经网络的模型修正算法

第2节中完成导管动力学模型的参数识别,需

要将识别得到的模型参数数据以力反馈的方式传输到主手端进行模型修正。然而在血管介入机器人系统中,存在由手端导管动力学模型参数识别的主从数据通信延时和数据处理延时,这些延时会使得主手端感受到的力偏离从手端实际测量的力,导致整个系统的透明度降低。本小节选用 RBF 神经网络算法作为主手端动力学模型参数预测修正。

#### 3.1 RBF 神经网络理论分析

由于神经网络具有良好的非线性映射能力、自学习适应性和并行信息处理能力,为解决未知不确定非线性系统的辨识问题提供了新的思路和方法。

RBF(Radial Basis Function)神经网络的3层结构能够模仿人脑在一定程度上调整互相遮盖的感受。实践证明 RBF 神经网络能够在任意的精度上逼近任何的接触函数<sup>[19]</sup>。因此,RBF 神经网络以其良好的逼近能力和快速的收敛性在非线性系统辨识中得到广泛研究。

RBF 神经网络结构如图5所示。RBF 神经网络属于3层前向网络,输入到输出的映射是非线性的,隐层空间到输出空间的映射是线性的。另外,径向基函数属于局部逼近神经网络。因此,RBF 神经网络在很大程度上加快了网络学习的速度,而且能在一定程度上避免陷入局部极小的状况<sup>[20]</sup>。

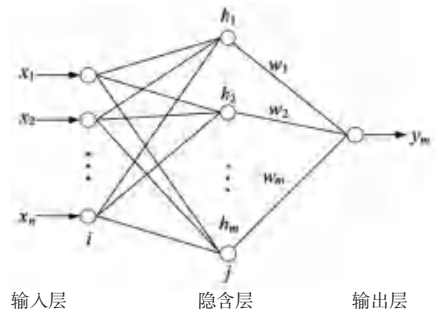


图5 RBF 神经网络结构

Fig. 5 Neural network structure of RBF

RBF 神经网络非线性控制系统辨识原理如图6所示。图6中,  $u(k)$  表示非线性系统的输入信号,  $y(k)$  表示非线性系统的输出信号,  $y_m(k)$  表示 RBF 的输出信号神经网络。采用 RBF 神经网络输出与非线性系统实际输出误差信号作为输入信号,进行 RBF 神经网络的自学习算法,实现 RBF 神经网络对非线性系统的学习和辨识。

在 RBF 神经网络结构中,  $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$  表示网络的输入量。  $\mathbf{H} = [h_1, h_2, \dots, h_m]^T$  称为径向基向量,其中  $h_j$  为高斯基函数,  $h_j$  的计算公式如下:

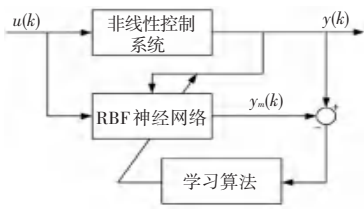


图 6 RBF 神经网络系统辨识原理图

Fig. 6 RBF neural network system identification schematic

$$h_j = \exp\left(-\frac{\|X - C_j\|^2}{2b_j^2}\right), j = 1, 2, \dots, m \quad (14)$$

其中,  $C_j$  表示 RBF 神经网络隐藏层第  $j$  个节点的中心向量,  $C_j = [c_{j1}, c_{j2}, \dots, c_{jn}]^T (j = 1, 2, \dots, n)$ ;  $B = [b_1, b_2, \dots, b_m]^T$  表示 RBF 神经网络的基宽向量;  $b_j$  表示节点  $j$  的基模型参数。RBF 神经网络输入层到隐藏层的权重为 1, 隐藏层到输出层的权重为  $W = [w_1, w_2, \dots, w_m]^T$ 。RBF 神经网络的输出可以按下式来计算:

$$y_m(k) = w_1 h_1 + w_2 h_2 + \dots + w_m h_m \quad (15)$$

RBF 神经网络辨识的误差指标函数表示为  $E(k) = 1/2(y(k) - y_m(k))^2$ , 从而得到 RBF 神经网络的输出功率。对节点基模型参数和节点中心向量等进行更新计算公式, 分别如下:

$$w_j(k) = w_j(k-1) + \eta(y(k) - y_m(k)) h_j + \alpha(w_j(k-1) - w_j(k-2)) \quad (16)$$

$$\Delta b_j = (y(k) - y_m(k)) w_j h_j \frac{\|X - C_j\|^2}{2b_j^2} \quad (17)$$

$$b_j(k) = b_j(k-1) + \eta \Delta b_j + \alpha(b_j(k-1) - b_j(k-2)) \quad (18)$$

$$\Delta c_{ji} = (y(k) - y_m(k)) w_j h_j \frac{x_i - c_{ji}}{2b_j^2} \quad (19)$$

$$c_{ji}(k) = c_{ji}(k-1) + \eta \Delta c_{ji} + \alpha(c_{ji}(k-1) - c_{ji}(k-2)) \quad (20)$$

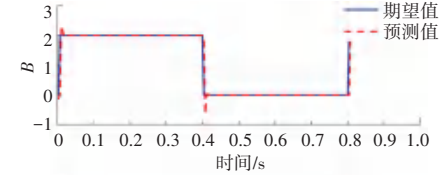
其中,  $\eta$  表示学习效率;  $\alpha$  表示动量因子;  $\eta$  和  $\alpha$  值都介于 0 和 1 之间。

### 3.2 基于 RBF 神经网络算法仿真实验

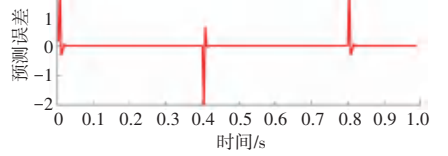
刚度系数和弹性系数是导管的关键动力学参数。在导管接触血管的情况下, 血管刚度变化较快, 并且在导管接触到血管的情况下, 血管弹性系数是渐变的。图 7 和图 8 为预测动力学参数的结果。

由图 7 和图 8 可知, 无论是迅速变化的刚度系数、还是缓慢变化的弹性系数, 在基于 RBF 神经网络算法下都能够有效地预测系数变化过程, 预测误差均能达到快速收敛, 除了在特殊突变的情况下误差有些大, 其余时候误差均接近于 0, 这表明 RBF 算

法具有良好的预测参数效果, 快速收敛至最小值。



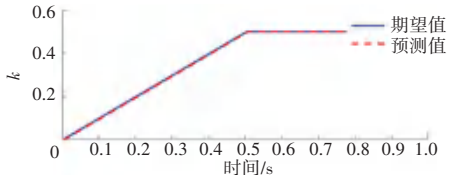
(a) 刚度系数



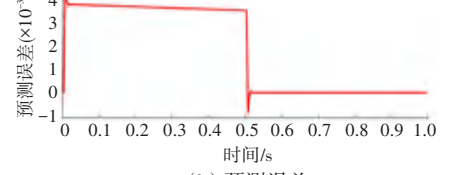
(b) 预测误差

图 7 刚度系数的预测

Fig. 7 Prediction of stiffness coefficients



(a) 弹性系数



(b) 预测误差

图 8 弹性系数的预测

Fig. 8 Prediction of elastic coefficients

研究得到的辨识反馈力如图 9 所示, 辨识误差变化曲线如图 10 所示。由图 9 和图 10 可知, 使用最小二乘法辨识参数误差和延时较大。使用 RBF 神经网络辨识参数误差和延时较小, 辨识累计误差总共从 4.814 3 降至 1.218 6。另外, 基于 RBF 神经网络算法能够根据时延变化对参数变化进行修正, 减少辨识误差。结果表明, 文中所设计和使用的 RBF 神经网络算法用于导管动力学参数辨识预测时, 可提高模型的预测精度, 能够保证预测的有效性和准确性。

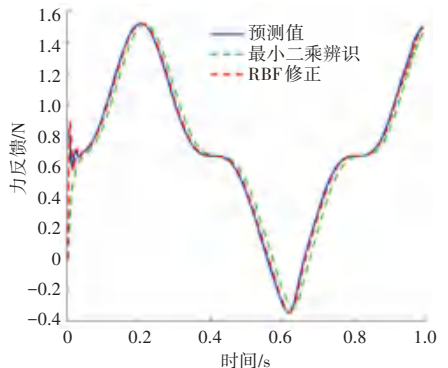


图 9 辨识反馈力

Fig. 9 Identification feedback

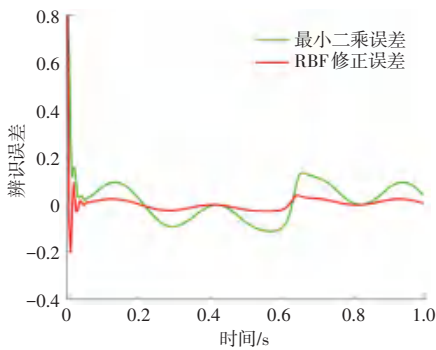


图10 辨识误差变化曲线

Fig. 10 Identification error curve

## 4 结束语

文中首先简单介绍血管介入手术机器人系统设计,接着对从手端导管前端的力传感器进行力测量,获得了传感器输出电压随作用力变化的规律。使用图像二值化处理的方法,提出一种新型的像素值转换方法,通过单目相机得到血管介入手术过程中导管的推拉位移和旋转角度。利用最小二乘法进行参数辨识,最后利用RBF神经网络算法修正导管模型参数。通过仿真实验验证了RBF神经网络算法的有效性和准确性,经误差分析能够达到该系统模型参数预测的期望,提高模型的预测精度,可以提升血管介入手术系统透明度。

## 参考文献

[1] RAFII-TARI H, PAYNE C J, YANG Guangzhong. Current and emerging robot-assisted endovascular catheterization technologies: A review[J]. *Annals of Biomedical Engineering*, 2014, 42(4): 697-715.

[2] GWINNER J, OVCHAROVA N. Coupling of finite element and boundary element methods with regularization for a nonlinear interface problem with nonmonotone set-valued transmission conditions[J]. *Computers and Mathematics with Applications*, 2023, 134: 45-54.

[3] BERKLEY J, TURKIYYAH G, BERG D, et al. Real-time finite element modeling for surgery simulation: An application to virtual suturing[J]. *IEEE Transactions on Visualization & Computer Graphics*, 2004, 10(3): 314-325.

[4] ROBINL M, JEAN-SÉBASTIEN S, OLIVIER D. A linearized ALE Boundary Element Method for flexible 3D bluff bodies in potential flows: Towards application to airship aeroelasticity[J]. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 2022, 392: 114624.

[5] 彭红梅, 杨德全. 腹主动脉叉血流动力学边界元分析[J]. *生物医学工程学杂志*, 2012, 29(4): 697-700.

[6] MA Tian, LI Yun, LI Jiaojiao, et al. A deformation method in a wrapping manner for virtual gingiva based on mass-spring model [C]// 2019 IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality Adjunct (ISMAR-Adjunct). Beijing, China: IEEE, 2019:52-57.

[7] 汪军, 刘冬. 一种胆囊切除虚拟手术仿真训练平台的研究[J]. *系统仿真学报*, 2016, 28(8): 1853-1862.

[8] LI Chunquan, DING Jiajun, HONG Zhichao, et al. A surface mass-spring model with new flexion springs and collision detection algorithms based on volume structure for real-time soft-tissue deformation interaction [J]. *IEEE Access*, 2018(6): 75572-75597.

[9] HEIDI C, MICHAEL D, JONATHAN Y, et al. Predicting the outcome of percutaneous biopsy in renal neoplasms using a CAD algorithm to derive peak lesion enhancement on four-phase CT [J]. *Journal of Clinical Oncology*, 2016, 34(15-suppl): e16067.

[10] 孙玉阳. 重载机器人动力学建模及前馈控制方法研究与实现 [D]. 南京: 东南大学, 2017.

[11] KWENA M, MADIADIKE M K, CYNTHIA S M, et al. Predicting body weight of Kalahari red goats from linear body measurements using data mining algorithms. [J]. *Veterinary World*, 2022, 15(7): 1719-1726.

[12] 耿令波. 工业机器人动力学参数辨识方法研究 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2013.

[13] WANG Y P, WANG L C, KONG D H, et al. Extrinsic least squares regression with closed-form solution on product grassmann manifold for video-based recognition [J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2018(1): 1-7.

[14] 陈晶, 朱全民. 有理模型辨识的两类新方法—混合迭代与柔性最小二乘法 [J]. *控制与决策*, 2022, 37(1): 58-66.

[15] WU Hong, LI Ren, ZHAO Pengcheng, et al. Research on thermal-hydraulic parameter prediction method of the small lead-bismuth fast reactor core based on adaptive RBF neural network [EB/OL]. [2022-04-12]. <https://doi.org/10.3389/feng.2022.852146>.

[16] DING Feng. *System identification—new theory and methods* [M]. Beijing: Science Press, 2013.

[17] PAN J, JIANG X, WAN X K, et al. A filter-ing based multi-innovation extended stochastic gradient algorithm for multivariable control systems [J]. *International Journal of Control Automation and Systems*, 2017, 15(3): 1189-1197.

[18] XU L, DING F. Parameter estimation for control systems based on impulse responses [J]. *International Journal of Control Automation and Systems*, 2017, 15(6): 2471-2479.

[19] LIU Meiqin, SHEN Yi, LIAO Xiaoxin. Application of one new RBF neural network in nonlinear system modeling [J]. *Control and Decision*, 2001, 16(3): 277-281.

[20] WANG Jianchen, QI Xiaohui, SHAN Ganlin. Fault detection and reconstruction of a nonlinear system with uncertain parameters [J]. *Journal of System Engineering and Electronics*, 2015, 37(1): 155-162.