第 14 卷 第 2 期
2025 年 3 月
集 成 技 术
JOURNAL OF INTEGRATION TECHNOLOGY
Vol. 14 No. 2
Mar. 2025

引文格式：
张杰阳, 何帅, 邓震, 等. 基于神经动力学优化的柔性内窥镜机器人最优遥操作控制 [J]. 集成技术, 2025, 14(2): 3-12.
Zhang JY, He S, Deng Z, et al. Optimal teleoperation control for flexible endoscopic robots based on neurodynamic optimization [J]. Journal of Integration Technology, 2025, 14(2): 3-12.

基于神经动力学优化的柔性内窥镜机器人最优遥操作控制

张杰阳 何 帅 邓 震* 何炳蔚

（福州大学机械工程及自动化学院 福州 350108）

摘 要 柔性内窥镜机器人具有连续体结构，在微创手术领域展现出独特优势，但连续体结构的非线性变形特征导致柔性内窥镜机器人的运动控制精度不足。针对上述问题，本文提出一种基于神经动力学的柔性内窥镜机器人最优遥操作控制方法。首先，通过构建图像空间下内窥镜机器人主从运动映射机制，建立柔性内窥镜运动学模型，获得图像特征速度与驱动速度的映射关系；其次，基因关节运动约束将机器人运动控制转化为二次规划最优控制问题，并使用基于神经动力学的实时求解器进行高效求解；最后，在输尿管镜机器人平台开展实验验证。实验结果表明：本文方法可有效减小人工操作误差和速度振荡，目标点跟踪误差被控制在 2.5% 以内，同时有效提升了碎石术中器械操控的准确性和稳定性。

关键词 柔性内窥镜机器人；主从遥操作；神经动力学优化；最优控制
中图分类号 TP242.3；R693+.4 **文献标志码** A doi: 10.12146/j.issn.2095-3135.20240926001
CSTR: 32239.14.j.issn.2095-3135.20240926001

Optimal Teleoperation Control for Flexible Endoscopic Robots Based on Neurodynamic Optimization

ZHANG Jieyang HE Shuai DENG Zhen* HE Bingwei

(*School of Mechanical Engineering and Automation*, *Fuzhou University*, *Fuzhou* 350108, *China*)
**Corresponding Author*: *zdeng@fzu.edu.cn*

Abstract Flexible endoscopic robots, with their continuum structural characteristics, demonstrate unique advantages in minimally invasive surgery. However, the inherent nonlinear deformation features of continuum structures pose significant challenges to motion control precision. To address this technical bottleneck, this paper proposes an optimal teleoperation control method for flexible endoscopic robots based on neurodynamic optimization. First, a master-slave motion mapping mechanism in image space is established, coupled with a kinematic model of the flexible endoscope, to achieve accurate mapping between image feature velocities and

收稿日期：2024-09-26 **修回日期**：2024-12-08
基金项目：福建省科技厅对外合作项目 (2024I0005)；福建省卫生健康委重大科研专项 (2021ZD01003)
作者简介：张杰阳，硕士研究生，研究方向为柔性机器人控制； 何帅，博士研究生，研究方向为机器人建模与控制； 邓震 (通讯作者)，副教授，研究方向为柔性机器人感知与控制，E-mail：zdeng@fzu.edu.cn； 何炳蔚，教授，研究方向为计算机视觉。

driving velocities. Second, joint motion constraints are incorporated to formulate the robot control as a quadratic programming based optimal control problem, which is efficiently solved using a neurodynamic-based real-time solver. Experimental validation is conducted on a ureteroscopic robotic platform. Results demonstrate that the proposed method effectively suppresses manual operation errors and velocity oscillations, maintaining target tracking errors within 2.5% while significantly enhancing the accuracy and stability of instrument manipulation during lithotripsy procedures.

Keywords flexible endoscopic robots; master-slave teleoperation; neurodynamic optimization; optimal control

Funding This work is supported by Science and Technology Program of Fujian (2024I0005), and Health Major Scientific Research Program of Fujian (2021ZD01003)

1 引 言

柔性连续体具有大长细比和类无限自由度的结构，能在狭窄且弯曲的腔道内执行检测和治疗任务。柔性内窥镜基于柔性连续体设计，具有高度灵活性和适应性，不仅能突破传统刚性内窥镜的局限，还能在复杂的腔体内灵活地弯曲和伸展。呼吸道手术利用支气管镜深入肺部，并实施活检和取出异物等相关操作；泌尿手术利用输尿管软镜进入肾脏，取出结石；胃肠道手术利用胃镜直接观察胃部，并进行组织活检、止血和切除等操作。与传统开放式手术相比，内窥镜手术显著降低了对患者组织的侵害性，大幅提升了手术成效，缩减了恢复时长。临床医生手动调控内窥镜尖端的位姿时极度依赖外科医生的手眼协调能力。而内窥镜机器人的问世有效摆脱了对医生手眼协调能力的过度依赖，实现了更稳定、精细的手术操作。但是，柔性内窥镜具有柔性可变形的特性，难以操作控制。

针对柔性内窥镜机器人的控制难题，Ju 等[1]提出了基于比例映射的主从遥操作控制策略，将主手设备的操作运动直接映射到机器人工作空间，以完成操作，实现内窥镜机器人的直接控制。然而，在长时间的操作过程中，操作者难免手抖，导致操作精度降低。Yang 等[2]提出一种基于表面肌电的集成手部震颤抑制和变增益控制算法的遥操作方案，该方案有效降低了对操作者经验的依赖，可规避手抖产生的不良影响。但该方案须借助专业的肌电信号采集设备，导致操作者的认知负担加重。Xi 等[3]提出一种主从遥操作控制方法，由操作员操控主手设备得到机器人所需的关节速度，并利用离线训练所得的模型对操作进行预测，以校正机器人的运动轨迹。这种辅助操作手段虽可在一定程度上减轻医生的操作负担，但难以执行复杂的多任务。对于内窥镜机器人的控制策略来说，与传统主从遥操作相比，本文采用的最优遥操作策略考虑了关节的极限位置、极限速度和极限力矩等约束条件，不仅能有效防止机器人在手术空间内发生碰撞，还能增强其运动的柔顺性，避免超负荷运行带来的机械故障或对患者造成不必要的伤害[4-7]。

神经动力学优化方法能利用神经网络的并行处理能力，处理复杂的约束条件和非线性关系，快速求解复杂优化问题，进而提高控制的实时性[8]。递归神经网络 (recurrent neural network，RNN) 是比较典型的神经网络模型，在处理序列数据和动态系统时优势显著。Yang 等[9]基于 RNN 模型设计了二次规划 (quadratic programming，QP) 最优

问题的求解器，实现了轨迹跟踪、可操控性优化、关节速度最小化和物理极限规避。而 Li 等[10]基于 Lyapunov 理论证明 RNN 求解器的收敛性能优越，并将其应用于柔性机器人内窥镜的视觉伺服控制。

为提高柔性内窥镜机器人的运动精度，本文以自研的输尿管软镜机器人系统为研究对象，提出内窥镜机器人的主从最优控制策略，并结合神经动力学优化方法快速计算机器人最优控制输入。本文设计了图像空间下机器人主从运动映射策略，充分考虑了机器人关节运动约束，基于 QP 构建了内窥镜机器人主从最优控制框架。为确保控制的实时性，本文运用基于 RNN 的神经动力学优化方法求解 QP 问题。精度和对比实验表明：基于 RNN 的最优遥操作能减小人为控制带来的误差和速度振动。在机器人输尿管镜碎石的模型实验中，该方法在肾碎石追踪方面展现出可行性。

2　机器人系统运动学分析

本节通过分析内窥镜机器人系统的运动学，建立了从映射关系，为后续的机器人控制奠定了理论基础，如图 1 所示。整个机器人系统的动力学主要包括两部分映射。从关节空间到任务空间的映射可以直观描述关节角速度与末端内窥镜姿态变化情况的关系，而该映射关系可以直接利用远端柔性段基坐标系 $\{S\}$ 和相机坐标系 $\{C\}$ 之间的齐次变换矩阵求得。

根据图 1(b) 中的远端柔性段弯曲后的状态与坐标系之间的位置关系，可定义柔性内窥镜的远端柔性段末端的位置，表示如下：

$$\boldsymbol{P}_e^s=\frac{L}{\theta}\begin{bmatrix}(1-\cos\theta)\cos\varphi\\(1-\cos\theta)\sin\varphi\\\sin\theta\end{bmatrix}\tag{1}$$

其中，L 为内窥镜远端连续体的长度；θ 和 φ 分别为连续体的弯曲和旋转角度；$\boldsymbol{P}_e^s$ 为远端连续体末端的位置坐标。对应的旋转矩阵通过将基坐标系旋转与柔性段末端坐标系姿态重合得到 $\boldsymbol{R}_e^s$，表示如下：

$$\boldsymbol{R}_e^s=\mathrm{Rot}(\boldsymbol{Z}_s,\varphi)\cdot\mathrm{Rot}(\boldsymbol{Y}_s,\theta)\cdot\mathrm{Rot}(\boldsymbol{Z}_s,-\varphi)=\begin{bmatrix}\cos^2\varphi\cos\theta+\sin^2\varphi & \cos\varphi\sin\varphi(\cos\theta-1) & \cos\varphi\sin\theta\\\cos\varphi\sin\varphi(\cos\theta-1) & \sin^2\varphi\cos\theta+\cos^2\varphi & \sin\varphi\cos\theta\\-\cos\varphi\sin\theta & -\sin\varphi\sin\theta & \cos\theta\end{bmatrix}\tag{2}$$

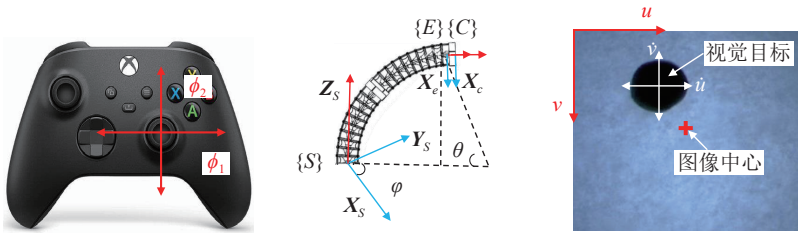
由式 (1)～式 (2) 可知，从基坐标系到柔性段末端坐标系的变换矩阵 $\boldsymbol{T}_e^s$ 如下：

$$\boldsymbol{T}_e^s=\begin{bmatrix}\boldsymbol{R}_e^s & \boldsymbol{P}_e^s\\0 & 1\end{bmatrix}\tag{3}$$

由于相机直接固定在内窥镜的末端，因此，相机坐标系 $\{C\}$ 到末端坐标系 $\{E\}$ 的变换是一段简单的坐标平移，其变换矩阵 $\boldsymbol{T}_c^e$ 表示如下：

$$\boldsymbol{T}_c^e=\begin{bmatrix}1&0&0&0\\0&1&0&0\\0&0&1&l_c\\0&0&0&1\end{bmatrix}\tag{4}$$

其中，l_c 为相机坐标系 $\{C\}$ 到末端坐标系 $\{E\}$ 的距离。相机坐标系 $\{C\}$ 与基坐标系 $\{S\}$ 间的齐次变换矩阵表示如下：



(a) 手柄输入空间　　(b) 关节与任务空间　　(c) 图像空间

图 1　柔性内窥镜运动学原理图

Fig. 1　Schematic diagram of the kinematics of the flexible endoscopy

$$\boldsymbol{T}_c^s=\boldsymbol{T}_e^s\boldsymbol{T}_c^e=\begin{bmatrix} \cos^2\varphi\cos\theta+\sin^2\varphi & \cos\varphi\sin\varphi(\cos\theta-1) & \cos\varphi\sin\theta & \frac{L}{\theta}(1-\cos\theta)\cos\varphi+l_c\cos\varphi\sin\theta \\ \cos\varphi\sin\varphi(\cos\theta-1) & \sin^2\varphi\cos\theta+\cos^2\varphi & \sin\varphi\cos\theta & \frac{L}{\theta}(1-\cos\theta)\sin\varphi+l_c\sin\varphi\sin\theta \\ -\cos\varphi\sin\theta & -\sin\varphi\sin\theta & \cos\theta & \frac{L}{\theta}\sin\theta+l_c\cos\theta \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{5}$$

任务空间中的相机速度由线速度和角速度表示。相机对应的线速度雅可比矩阵 $\boldsymbol{J}_{e1}$ 可以由式 (1) 中定义的向量 $\boldsymbol{P}_e^s$ 对 φ 和 θ 求导得到。再对角度 φ 和 θ 的旋转轴方向在基坐标系中求导，求得 $\boldsymbol{J}_e$ 的后 3 行角速度雅可比矩阵 $\boldsymbol{J}_{e2}$。柔性内窥镜远端连续体的速度雅可比矩阵 $\boldsymbol{J}_e$ 表示如下：

$$\boldsymbol{J}_e=\begin{bmatrix} \boldsymbol{J}_{e1} \\ \boldsymbol{J}_{e2} \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} -\frac{L\sin\varphi(1-\cos\theta)}{\theta}-l_c\sin\varphi\sin\theta & -\frac{L\cos\varphi(1-\cos\theta)}{\theta^2}+\frac{L\cos\varphi\sin\theta}{\theta}+l_c\cos\varphi\cos\theta \\ \frac{L\cos\varphi(1-\cos\theta)}{\theta}-l_c\cos\varphi\sin\theta & -\frac{L\sin\varphi(1-\cos\theta)}{\theta^2}+\frac{L\sin\varphi\sin\theta}{\theta}-l_c\sin\varphi\cos\theta \\ 0 & -\frac{L\sin\theta}{\theta^2}+\frac{L\cos\theta}{\theta}-l_c\sin\theta \\ -\sin\theta\cos\varphi & -\sin\varphi \\ -\sin\theta\sin\varphi & \cos\varphi \\ 1-\cos\theta & 0 \end{bmatrix} \tag{6}$$

根据单孔相机成像原理，图像雅可比矩阵 $\boldsymbol{J}_m$ 表示如下：

$$\boldsymbol{J}_m=\begin{bmatrix} -\frac{f}{z} & 0 & \frac{u}{z} & \frac{uv}{f} & -\frac{f^2+u^2}{f} & v \\ 0 & -\frac{f}{z} & \frac{v}{z} & \frac{f^2+u^2}{f} & -\frac{uv}{f} & -u \end{bmatrix} \tag{7}$$

其中，$f=9$ mm；z 为 3D 图像特征点 P 的深度，由于视觉伺服可以容忍 z 的误差，因此本文使用恒定深度 $z=5$ cm；u 和 v 是相机像素坐标系下 2D 图像特征点的坐标位置。

因此，整个内窥镜机器人系统的雅可比矩阵可表示如下：

$$\boldsymbol{J}=\boldsymbol{J}_m\boldsymbol{J}_e \tag{8}$$

其中，$\boldsymbol{J}_e$ 和 $\boldsymbol{J}_m$ 分别为柔性内窥镜远端连续体雅可比矩阵和图像雅可比矩阵。系统雅可比矩阵 $\boldsymbol{J}$ 建立了图像特征速度与驱动速度间的映射关系。

3 基于递归神经网络的最优遥操作控制

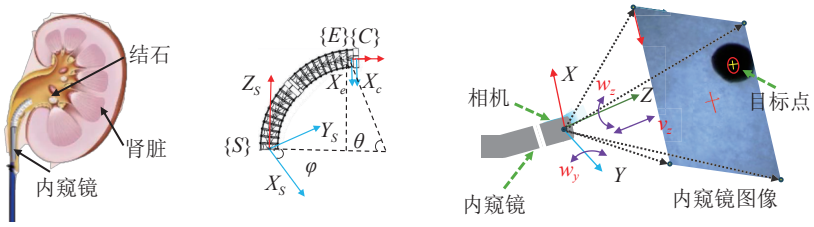
临床医生习惯使用主手设备直接操纵视觉目标的运动，因此本文设计图像空间下主从运动映射策略，用于内窥镜机器人的遥操作。该运动映射分为两步：(1) 将手柄的平面坐标 $\boldsymbol{\phi}=[\phi_1 \quad \phi_2]^{\mathrm{T}}$ 通过一个比例放缩映射为图像视觉中心点的平面速度 $\dot{\boldsymbol{S}}=[\dot{u} \quad \dot{v}]^{\mathrm{T}}$；(2) 根据系统雅可比矩阵将图像平面上的视觉目标点的速度 $\dot{\boldsymbol{S}}$ 映射为机器人的驱动速度 $\dot{\boldsymbol{q}}_{\mathrm{h}}=[\dot{\theta} \quad \dot{\varphi}]^{\mathrm{T}}$，如图 2 所示。考虑视觉目标点运动速度约束，该图像空间下主从运动映射策略表示如下：

$$\dot{\boldsymbol{q}}_{\mathrm{h}}=\boldsymbol{J}^{-1}\dot{\boldsymbol{S}} \tag{9}$$

$$\dot{\boldsymbol{S}}(t)=\begin{cases} K\cdot\phi & |\phi|<\phi_{\max} \\ \dot{\boldsymbol{S}}_{\max} & \phi\geqslant\phi_{\max} \\ -\dot{\boldsymbol{S}}_{\max} & \phi\leqslant-\phi_{\max} \end{cases} \tag{10}$$

其中，$K\in\mathbb{R}^2$，为一个恒定的放缩量；$\varphi_{\max}$ 为用户控制的最大输入量；$\dot{\boldsymbol{S}}_{\max}$ 为视觉目标点在像素坐标系下的最大速度；$\boldsymbol{J}^{-1}$ 为系统雅可比矩阵 $\boldsymbol{J}$ 的逆矩阵。

内窥镜机器人手术必须依据实际情况考虑约束条件，确保机器人运动的安全性和可靠性。本文在机器人控制中考虑了关节位置和速度约束，以及当遥操作输入对视觉目标发生偏移时的约束。这些约束条件有助于避免机器人在运动过程



(a) 内窥镜机器人　(b) 机器人坐标定义图　(c) 相机投影原理图

图 2　空间坐标轴定义

Fig. 2　Spatial coordinate axis definition

中发生碰撞，增加机器人运动的平滑性，保障机器人在执行任务时不会超负荷运转或损坏[11-12]。机器人的关节位置和速度分别为 $\boldsymbol{q}=[\theta\quad\varphi]^{\mathrm{T}}$ 和 $\dot{\boldsymbol{q}}=[\dot{\theta}\quad\dot{\varphi}]^{\mathrm{T}}$。关节的上下极限位置分别为 $\boldsymbol{q}^{+}=[\theta^{+}\quad\varphi^{+}]^{\mathrm{T}}$ 和 $\boldsymbol{q}^{-}=[\theta^{-}\quad\varphi^{-}]^{\mathrm{T}}$，记为约束条件 $\boldsymbol{q}^{-}\leqslant\boldsymbol{q}\leqslant\boldsymbol{q}^{+}$。

内窥镜机器人的控制目标是准确追踪视觉目标点，即尽可能将视觉目标保持在图像中心区域。本文通过建立控制优化器来优化用户遥操作控制，在满足关节位置和速度的约束下快速追踪视觉目标。在机器人主从控制过程中，当用户控制输入违背约束条件或者视觉目标偏离图像中心时，所提出的优化器将对用户输入 $\dot{\boldsymbol{q}}_{\mathrm{h}}$ 进行修正。因此，针对柔性内窥镜机器人目标追踪任务，以对用户遥操作输入量最小化修正为目标，构建基于 QP 建立最优控制框架，并表示为：

$$\text{Minimize}:\|\dot{\boldsymbol{q}}_{\mathrm{h}}-\dot{\boldsymbol{q}}\|_2^2 \tag{11}$$

$$\text{Subject to}:\dot{\boldsymbol{S}}=\boldsymbol{J}\dot{\boldsymbol{q}} \tag{12}$$

$$\boldsymbol{q}^{-}\leqslant\boldsymbol{q}\leqslant\boldsymbol{q}^{+} \tag{13}$$

$$\dot{\boldsymbol{q}}^{-}\leqslant\dot{\boldsymbol{q}}\leqslant\dot{\boldsymbol{q}}^{+} \tag{14}$$

传统的 QP 求解器虽然能处理优化问题，但当优化问题涉及复杂约束条件时，会出现计算速度慢和准确性差等问题[13-16]。因此，为提高内窥镜机器人遥操作控制的实时性，本文采用神经动力学优化方法[17]设计上述复杂 QP 最优控制求解器。首先，将约束条件式 (13) 与式 (14) 统一为单个边界约束条件，即

$$\boldsymbol{\eta}^{-}\leqslant\dot{\boldsymbol{q}}\leqslant\boldsymbol{\eta}^{+} \tag{15}$$

其中，$\boldsymbol{\eta}^{+}=\min\{\tau(\boldsymbol{q}^{+}-\boldsymbol{q}),\dot{\boldsymbol{q}}^{+}\}$；$\boldsymbol{\eta}^{-}=\max\{\tau(\boldsymbol{q}^{-}-\boldsymbol{q}),\dot{\boldsymbol{q}}^{-}\}$；常数 $\tau>0$。则上述 QP 模型的控制策略可表示如下：

$$\text{Minimize}:\|\dot{\boldsymbol{q}}_{\mathrm{h}}-\dot{\boldsymbol{q}}\|_2^2 \tag{16}$$

$$\text{Subject to}:\dot{\boldsymbol{S}}=\boldsymbol{J}\dot{\boldsymbol{q}} \tag{17}$$

$$\boldsymbol{\eta}^{-}\leqslant\boldsymbol{P}_{\Omega}(\dot{\boldsymbol{q}})\leqslant\boldsymbol{\eta}^{+} \tag{18}$$

其中，$\boldsymbol{P}_{\Omega}(\dot{\boldsymbol{q}})=[\boldsymbol{\eta}^{-}\quad\boldsymbol{\eta}^{+}]^{\mathrm{T}}$。采用拉格朗日法求解二次规划，将上述的二次规划转化为拉格朗日函数：$L(\dot{\boldsymbol{q}},\lambda)=\frac{1}{2}\|\dot{\boldsymbol{q}}_{\mathrm{h}}-\dot{\boldsymbol{q}}\|_2^2+\lambda(\dot{\boldsymbol{S}}-\boldsymbol{J}\dot{\boldsymbol{q}})$。其中，$\lambda$ 为拉格朗日因子。接着，将拉格朗日函数分别对 $\dot{\boldsymbol{q}}$ 和 λ 求偏导可得：

$$\frac{\partial L}{\partial\dot{\boldsymbol{q}}}=(\boldsymbol{q}_{\mathrm{h}}-\dot{\boldsymbol{q}})-\boldsymbol{J}^{\mathrm{T}}\lambda \tag{19}$$

$$\frac{\partial L}{\partial\lambda}=\dot{\boldsymbol{S}}-\boldsymbol{J}\dot{\boldsymbol{q}} \tag{20}$$

令 $\frac{\partial L}{\partial\dot{\boldsymbol{q}}}=\frac{\partial L}{\partial\lambda}=0$，则可得 $\dot{\boldsymbol{q}}=\boldsymbol{q}_{\mathrm{h}}-\boldsymbol{J}^{\mathrm{T}}\lambda$ 和 $\dot{\boldsymbol{S}}=\boldsymbol{J}\dot{\boldsymbol{q}}$。考虑到需要满足速度和位置的约束条件，则：

$$\boldsymbol{\eta}^{-}\leqslant\boldsymbol{P}_{\Omega}(\boldsymbol{q}_{\mathrm{h}}-\boldsymbol{J}^{\mathrm{T}}\lambda)\leqslant\boldsymbol{\eta}^{+} \tag{21}$$

对于满足约束后的修改值与机器人的实际速度，设误差 $e_1=\boldsymbol{P}_{\Omega}(\boldsymbol{q}_{\mathrm{h}}-\boldsymbol{J}^{\mathrm{T}}\lambda)-\dot{\boldsymbol{q}}$，采用比例控制，根据误差比例产生加速度得：

$$\ddot{\boldsymbol{q}}=\varepsilon\boldsymbol{e}_1=\varepsilon[\boldsymbol{P}_{\Omega}(\boldsymbol{q}_{\mathrm{h}}-\boldsymbol{J}^{\mathrm{T}}\lambda)-\dot{\boldsymbol{q}}] \tag{22}$$

其中，$\varepsilon\in[0,1]$，为比例因子。同理，针对图像误差 $e_2=\dot{\boldsymbol{S}}-\boldsymbol{J}\dot{\boldsymbol{q}}$，引入增益函数 ϵ 和非线性函数 f，以减小跟踪误差，即：

$$\dot{\lambda}=\epsilon g(\boldsymbol{e}_2)=\epsilon g(\dot{\boldsymbol{S}}-\boldsymbol{J}\dot{\boldsymbol{q}}) \tag{23}$$

其中，ϵ 为大于 0 的增益函数；$g(\cdot)$ 为用于调节遥操作与自动控制权重的激活函数，即：

$$g(x)=\frac{1}{1+\mathrm{e}^{|50x|}} \tag{24}$$

当目标点与图像中心的距离较大时，激活函数 $g(x)$ 的权重较小，机器人控制以遥操作为主；当目标点与图像中心的距离较小时，激活函数 $g(x)$ 的权重较大，机器人控制以自动控制为主。

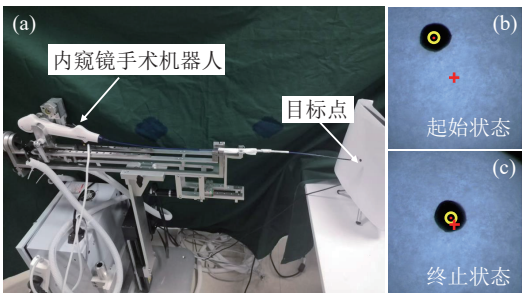
因此，用于求解上述 QP 最优控制问题的神经动力学求解器设计表示如下：

$$\begin{cases} \ddot{\boldsymbol{q}}=\varepsilon[\boldsymbol{P}_{\Omega}(\boldsymbol{q}_{\mathrm{h}}-\boldsymbol{J}^{\mathrm{T}}\lambda)-\dot{\boldsymbol{q}}] \\ \dot{\lambda}=\epsilon g(\dot{\boldsymbol{S}}-\boldsymbol{J}\dot{\boldsymbol{q}}) \\ \dot{\boldsymbol{q}}_t=\dot{\boldsymbol{q}}_{t-1}+\ddot{\boldsymbol{q}}\Delta t \end{cases} \tag{25}$$

在这种控制方法下，医生可以通过操作手柄产生控制指令，并映射到图像空间上，同时操作手柄产生的控制指令通过最优控制在不影响用户控制下对控制指令进行最小修改，生成满足约束的最优控制输入。在主从遥操作过程中，机器人根据控制目标和约束自动辅助医生操作，有助于降低医生操作负担，同时提高柔性内窥镜运动的准确性和安全性[18-20]。

4 实验分析

本文实验平台由输尿管镜机器人系统和白板构成，如图 3 所示。本文实验采用暗区法计算黑色标记在图像中的像素位置，并通过图像空间映射使遥操作控制该点在视觉图像上运动，同时将图像中心作为期望视觉特征，即 $S_d=[u_d \quad v_d]^{\mathrm{T}}=[360 \quad 286]^{\mathrm{T}}$ 作为跟踪点。为验证本文设计的基于 RNN 的最优遥操作在输尿管镜机器人系统中对目标点的跟踪性能，本团队设计了视觉目标点追踪实验，通过实验验证基于 RNN 的最优遥操作的有效性和先进性。



(a) 内窥镜机器人实验平台；(b) 目标跟踪的初始状态；(c) 目标跟踪的终止状态

图 3 基于递归神经网络的最优遥操作的实验平台

Fig. 3 Experimental platform based on recurrent neural network optimal teleoperation

4.1 基于递归神经网络的最优遥操作性能分析

本文提出的基于 RNN 的最优遥操作方法先修改每次的遥操作输入，再通过修改后的控制指令控制机器人运动。实验时，将带有黑色标记的白板放在摄像头的视野中。整个实验以相机在白板上的投影点为中心点，分别在白板中心点的右上方、左上方、右下方和左下方 4 个方向，距离中心点大于 100 像素点的位置各采集 3 组实验数据。通过基于 RNN 的最优遥操作控制目标点追踪图像中心，并通过记录各实验的最终追踪误差判断基于 RNN 的最优遥操作的性能，如表 1 所示，其中 P1—P4 指相机投影点相对中心的 4 个方向。数据表明，实验中各方向的最大误差均小于 12 像素 (误差小于 2.5%)，即本文方法可使内窥镜机器人准确追踪视觉目标，目标追踪性能良好。第 3 组的标准差远大于其他 3 组，原因是在机器人最后停下时下方支架发生振动，而其他 3 组误差较稳定。其中 P3 的实验跟踪误差如图 4 所示。2 个方向的误差均随时间减小，并收敛至 12 像素内。同时，在整个实验过程中，追踪误差

表 1 基于递归神经网络的最优遥操作控制的目标追踪误差

Table 1 Target tracking error based on recurrent neural network optimal teleoperation control

各实验数据	P1	P2	P3	P4
最大值	10.12	11.27	11.09	11.90
平均值	9.80	9.51	7.90	10.08
标准差	0.44	2.32	5.48	2.80

无较大抖动，收敛曲线在递减过程中较平滑。内窥镜能较好地跟踪视觉目标，在误差上递减平缓，无较大抖动。实验结果表明，基于本文最优控制策略的内窥镜机器人的控制精准性和稳定性良好。

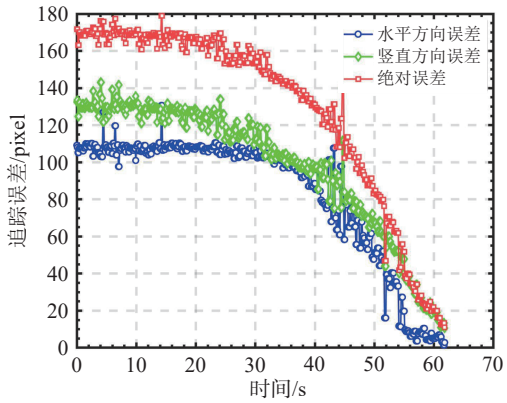


图 4　基于递归神经网络的最优遥操作跟踪误差变化

Fig. 4　Error variation of optimal teleoperation based on recurrent neural network

4.2　主从遥操作对比分析

将本文提出的基于 RNN 的最优遥操作方法与 Bajo 等[21]的方法和 Ma 等[22-23]的方法进行对比。其中，Bajo 等[21]的方法同样采用主从运动映射建立遥操作策略，属于经典遥操作控制方法；Ma 等[22-23]的方法考虑驱动约束，将遥操作控制建立为最优控制问题，属于最优遥操作控制方法。实验结果如图 5 所示。3 种方法均能跟踪图像中心，误差均小于 20 像素。可以观察到，整个实验中，误差随时间 t 的推移，均表现出收敛特性。但在 20 s 左右，Bajo 等[21]方法的水平方向上的误差出现抖动。本文基于 RNN 的最优遥操作方法的跟踪误差递减平缓，无严重抖动；其他两种方法的最终误差多次大于 12 像素，原因是当图像中心靠近目标点时，操作者对机器人的姿势控制过度，导致视觉目标移动且偏离目标点。相比之下，本文方法在误差较小时的自动控制权重大，目标点自动跟踪图像中心，减小了人为控制带来的不精准误差，确保了控制精度。另外，由于最优控制对机器人的关节角度和角速度都有约束，因此其在位置和速度上有限制，遥操作则通过简单的比例映射控制机器人，因此在速度和追踪距离上，最优遥操作会平缓过渡，而传统遥操作会突兀变化。Bajo 等[21]的方法则在求解和收敛上较慢，可能出现偏离。本文方法会让机器人速度一直迭代，不会像遥操作那样出现多个锯齿形速度，能减少对机器人的损害。主从遥操作的对比实验数据如表 2 所示。Bajo 等[21]和 Ma 等[22-23]的方法的最大误差大于 12 像素，而本文方法的最终追踪误差小于 12 像素，并能稳定保持，可保证追踪精度，且标准差小，表明追踪稳定。

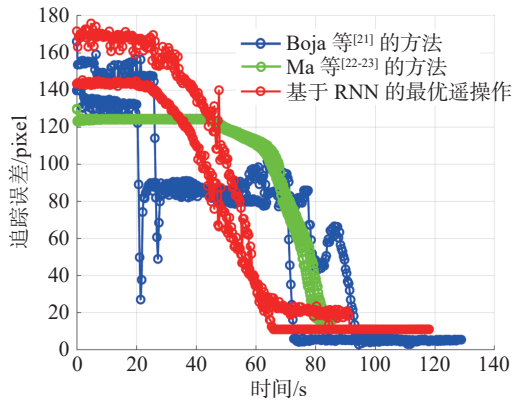


图 5　对比实验中追踪误差

Fig. 5　Compare that tracking error in the experiment

表 2　遥操作对比实验数据

Table 2　Teleoperation contrast experimental data

各实验数据	Bajo 等[21]的方法	Ma 等[22-23]的方法	本文方法
最大值	13.57	15.46	11.69
平均值	10.55	14.63	11.46
标准差	2.63	2.27	2.24

4.3　柔性内窥镜碎石可行性分析

基于所搭建的输尿管镜机器人，上述实验已验证了二维平面内目标追踪的有效性。为验证所

提出方法在肾碎石术中的可行性，本文开展肾脏模型实验。在该实验中，机器人下方增加一套移动滑块模组，以提供一个进给自由度。本文利用高精度的肾脏模型模拟真实肾脏的复杂结构和生理环境，其实验平台如图 6 所示。该模拟实验的任务是追踪模型内的结石，验证基于 RNN 的最优遥操作在肾碎石术中的可行性。在肾脏模型结石追踪实验中，输尿管镜机器人通过上位机传递用户指令，而该上位机由用户交互界面、实时内窥镜图像反馈和结石自动分割算法等部分组成，其中结石自动分割算法能即时分析图像数据，精准识别结石的位置，为手术操作提供关键指引。此外，基于结石的识别结果，上位机通过用户指令和基于指令的最小修改生成控制指令，并传输给下位机。下位机作为执行单元控制输尿管镜机器人实现内窥镜镜头对结石位置的精准导航和稳定操作。在整个手术中，系统实现了图像反馈、数据分析与机器人控制的闭环，确保了手术的高效性、精确性和安全性。

输尿管镜机器人追踪结石的过程如图 7 所示。首先通过手柄操作柔性内窥镜进给，将内窥镜通过尿道插入，并沿膀胱和输尿管进入肾脏内部；然后利用机器人柔性段高度灵活、可弯曲的特性，通过遥操作控制柔性内窥镜朝腔道目标靠近，以精确抵达目标所在位置。这一过程充分展示了柔性内窥镜在复杂解剖结构中的导航能力，表明其在临床碎石手术中能有效避开肾脏内的生理弯曲和障碍物。

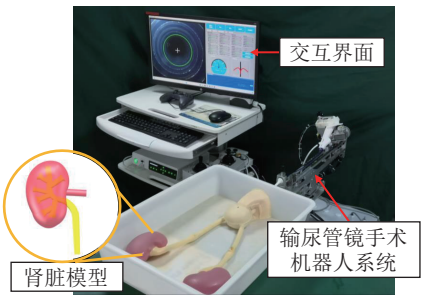


图 6 肾脏模型实验平台

Fig. 6 Kidney model experimental platform

5 结 论

为提高柔性内窥镜机器人的运动控制精度和实时响应能力，本文提出一种基于 RNN 动力学优化的最优遥操作控制方法。通过构建多重约束条件下的 QP 最优控制框架，采用神经动力学优化方法进行高效求解，实现机器人最优控制输入的实时生成。具体而言，设计了图像空间下机器人主从运动映射策略，通过融合柔性内窥镜运动学模型，建立了用户输入与内窥镜机器人驱动输入之间的映射关系。结合 QP 与 RNN，在关节极限位置和速度等复杂约束条件下，以对用户遥操作输入量最小化修正为目标，实现了机器人对用户操作的辅助，提升了内窥镜机器人的轨迹跟踪精度和动态响应性能。最后，基于自主研发的输尿管镜机器人平台，开展了组织目标追踪和结石定位实验，表明所提方法的运动控制精度和响应实时性较传统方法有明显提升。后续研究将重点开展复杂场景模型实验，进一步验证本文方法在复杂解剖环境中的鲁棒性和安全性。

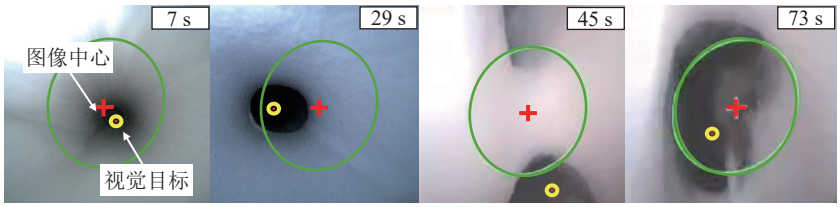


图 7 模型试验过程

Fig. 7 Model testing process

参 考 文 献

[1] Ju ZF, Yang CG, Li ZJ, et al. Teleoperation of humanoid baxter robot using haptic feedback [C] // Proceedings of the International Conference on Multisensor Fusion and Information Integration for Intelligent Systems, 2014: 1-6.

[2] Yang C, Luo J, Pan Y, et al. Personalized variable gain control with tremor attenuation for robot teleoperation [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2017, 48(10): 1759-1770.

[3] Xi B, Wang S, Ye XM, et al. A robotic shared control teleoperation method based on learning from demonstrations [J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2019, 16(4): 1-13.

[4] Kundrat D, Schoob A, Piskon T, et al. Toward assistive technologies for focus adjustment in teleoperated robotic non-contact laser surgery [J]. IEEE Transactions on Medical Robotics and Bionics, 2019, 1(3): 145-157.

[5] Razjigaev A, Pandey A, Howard D, et al. Optimal vision-based orientation steering control for a 3-D printed dexterous snake-like manipulator to assist teleoperation [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2024, 29(2): 1260-1271.

[6] Ma X, Wang P, Ye MX, et al. Shared autonomy of a flexible manipulator in constrained endoluminal surgical tasks [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2019, 4(3): 3106-3112.

[7] Lu ZY, Si WY, Wang N, et al. Dynamic movement primitives-based human action prediction and shared control for bilateral robot teleoperation [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2024, 71(12): 16654-16663.

[8] Xie YP, Guo J, Deng ZK, et al. Robot-assisted trans-esophageal ultrasound and the virtual admittance-based master-slave control method thereof [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2023, 28(5): 2505-2516.

[9] Yang XH, Zhao ZY, Ma BY, et al. Kinematic and dynamic manipulability optimizations of redundant manipulators based on RNN model [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2024, 20(4): 5763-5773.

[10] Li WB, Chiu PWY, Li Z. An accelerated finite-time convergent neural network for visual servoing of a flexible surgical endoscope with physical and RCM constraints [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2020, 31(12): 5272-5284.

[11] Campisano F, Remirez AA, Landewee CA, et al. Teleoperation and contact detection of a waterjet-actuated soft continuum manipulator for low-cost gastroscopy [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5(4): 6427-6434.

[12] Kim J, Lee D, Choi Y, et al. Lie group-based user motion refinement control for teleoperation of a constrained robot arm [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2024, 9(7): 6154-6161.

[13] Zhang X, Li WB, Ng WY, et al. An autonomous robotic flexible endoscope system with a DNA-inspired continuum mechanism [C] // Proceedings of the 2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2021: 12055-12060.

[14] Zhang X, Li WB, Chiu PWY, et al. A novel flexible robotic endoscope with constrained tendon-driven continuum mechanism [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5(2): 1366-1372.

[15] Yip MC, Camarillo DB. Model-less feedback control of continuum manipulators in constrained environments [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2014, 30(4): 880-889.

[16] Mo H, Ouyang B, Xing LX, et al. Automated 3-D deformation of a soft object using a continuum robot [J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2021, 18(4): 2076-2086.

[17] Alambeigi F, Wang ZR, Hegeman R, et al.

Autonomous data-driven manipulation of unknown anisotropic deformable tissues using unmodelled continuum manipulators [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2019, 4(2): 254-261.

[18] Lai JW, Lu B, Zhao QX, et al. Constrained motion planning of a cable-driven soft robot with compressible curvature modeling [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(2): 4813-4820.

[19] Gu N, Wang D, Peng ZH, et al. Safety-critical containment maneuvering of underactuated autonomous surface vehicles based on neurodynamic optimization with control barrier functions [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2023, 34(6): 2882-2895.

[20] Zhang ZJ, Yan ZY, Fu TZ. Varying-parameter RNN activated by finite-time functions for solving joint-drift problems of redundant robot manipulators [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(12): 5359-5367.

[21] Bajo A, Dharamsi LM, Netterville JL, et al. Robotic-assisted micro-surgery of the throat: the trans-nasal approach [C] // Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2013: 232-238.

[22] Ma X, Song CZ, Chiu PWY, et al. Autonomous flexible endoscope for minimally invasive surgery with enhanced safety [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2019, 4(3): 2607-2613.

[23] Ma X, Song CZ, Qian L, et al. Augmented reality-assisted autonomous view adjustment of a 6-DOF robotic stereo flexible endoscope [J]. IEEE Transactions on Medical Robotics and Bionics, 2022, 4(2): 356-367.