

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2311140

# 基于矫正力的前列腺粒子植入穿刺控制策略研究\*

代雪松<sup>1</sup>, 张永德<sup>2</sup>

(1. 无锡学院自动化学院 无锡 214000; 2. 哈尔滨理工大学先进制造智能化技术教育部重点实验室 哈尔滨 150080)

**摘要:**以前列腺粒子植入机器人精准穿刺为目标,针对机器人辅助前列腺粒子植入手术的现存不足和发展趋势,开展针挠曲形变预测模型和穿刺控制策略等方面的研究。研究了针挠曲形变预测模型的参数获取问题,提出基于矫正力的术中组织杨氏模量识别方法,解决术中组织杨氏模量获取困难的问题。随后,建立基于矫正力的穿刺控制策略,分为两个阶段,即术前针尖轨迹规划阶段和术中穿刺策略调整阶段。在术前针尖轨迹规划阶段,基于针挠曲形变预测模型构建成本函数获取最佳针尖轨迹与穿刺参数。在术中穿刺策略调整阶段,构建了反向针挠曲形变预测模型,对矫正力的数值进行术中补偿,并采用基于强化学习(RL)的自适应PID方法设计控制器控制矫正力的施加,实现精准穿刺。自主搭建了粒子植入机器人实验平台以验证所提穿刺控制策略的有效性,粒子植入的平均误差为1.96 mm,标准误差为0.56 mm,实验结果表明,基于矫正力的穿刺控制策略能够有效降低针尖挠曲值,可以提高粒子植入精度。

**关键词:**前列腺;粒子植入;矫正力;穿刺控制策略

**中图分类号:** TH772 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4

## Research on prostate seed implantation puncture control strategy based on corrective force

Dai Xuesong<sup>1</sup>, Zhang Yongde<sup>2</sup>

(1. College of Automation, Wuxi University, Wuxi 214000, China; 2. Key Laboratory of Ministry of Education of Advanced Manufacturing and Intelligent Technology, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China)

**Abstract:** To realize the precise puncture of prostate brachytherapy robot, this article conducts research on needle deflection deformation prediction model and puncture control strategy in view of the existing deficiency and development trend of robot-assisted prostate brachytherapy surgery. The parameter acquisition problem of needle deflection deformation prediction model is studied, and a Young's modulus recognition method based on corrective force is proposed to solve the problem of difficulty in obtaining intraoperative tissue Young's modulus. Then, the puncture control strategy based on corrective force is established, which is divided into two stages. The first is preoperative needle tip trajectory planning stage, and the other is the intraoperative puncture strategy adjustment stage. In the preoperative needle tip trajectory planning stage, a cost function is established, which is based on the needle deflection prediction model to obtain the optimal needle tip trajectory and puncture parameters. In the adjustment stage of the intraoperative puncture strategy, a reverse needle tip deflection prediction model is formulated to compensate the value of the correction force during the operation. The adaptive PID method based on reinforcement learning (RL) is also used to design the controller to achieve the application of correction force and achieve accurate puncture. An experimental platform of prostate seed implantation robot is established independently to evaluate the effectiveness of the proposed puncture control strategy. The average error of seed implantation is 1.96 mm and the standard error is 0.56 mm. Experimental results show that the puncture control strategy based on correction force can effectively reduce the tip deflection value and improve the accuracy of seeds implantation.

**Keywords:** prostate; seed implantation; corrective force; puncture control strategy

## 0 引言

在男性恶性肿瘤发病率中,前列腺癌已上升至第2位,位居男性癌症死因的第5位<sup>[1-3]</sup>。与根治性切除术相比,前列腺癌粒子植入治疗具有创伤小、恢复快、并发症少、住院费用低等特点,Ennis等<sup>[4]</sup>通过大量的临床研究得出,将粒子植入可取得与根治性切除术相类似的治疗效果,成为患者最期望的治疗方法。在前列腺粒子植入的过程中,粒子植入针(属于半柔性针 semi-flexible)的针尖和针体与穿刺的组织相互作用。针与组织的相互作用会导致在粒子植入过程中粒子植入针发生挠曲形变,影响穿刺精度。

临床中,医生通过间歇性的旋转针体,控制针体沿直线前进。通过旋转针体,改变针尖斜面的方向,沿相反方向运动,但徒手控制很难精准的控制针尖的路径<sup>[4-5]</sup>。因此,机器人辅助粒子植入近年来越来越受到关注<sup>[6]</sup>。研究机构通过引导针体旋转、构建针-组织相互作用模型、针挠曲预测模型和改进的针转向控制来实现精确穿刺。针-组织之间的基本相互作用,包括刚性力、摩擦力和切割力已被研究<sup>[7-10]</sup>。针挠曲预测模型包括力学模型<sup>[8-14]</sup>和运动学模型<sup>[15-20]</sup>。然而,现有的运动学模型与穿刺组织的特征几乎没有相关性,导致模型和实际轨迹之间的误差。基于力学的针挠曲模型考虑了组织特性,并提供了改进的针挠曲预测模型<sup>[10-11,13-14,17,21]</sup>,用于为基于模型的控制提供轴向针旋转转向的信息<sup>[8,14-22]</sup>。基于力学的针挠曲模型,需要将组织杨氏模量作为模型输入参数,由于穿刺过程受限或干扰每次手术的标准手术程序,在外科手术之前或期间,在临床环境中可能难以获得杨氏模量,严重影响预测精度。

临床中,医生术中调整针尖位置采取两种方法:1)旋转针体;2)在靠近进针点处施加矫正力<sup>[22]</sup>。方法1)旋转针体操作简单,但旋转针体会造成患者组织与针体发生粘连,对患者造成二次伤害。方法2)需要医生对针体施加垂直于针插入方向的矫正力,以实现针转向,但施加矫正力的大小及时机对医生的操作精度要求很高,操作不当会造成患者组织撕裂。近年来,将机器人技术应用于穿刺中成为了医疗机器人领域研究的热点之一。Lehmann等<sup>[23-25]</sup>使用机器人对硅胶组织进行穿刺,研究了矫正力对穿刺精度的影响。在穿刺过程中,矫正力沿针挠曲方向直接施加在针体上,以减小针挠曲值。这种方法的优点是矫正力提供连续的控制输入。文献[25]使用基于比例、微分和积分(proportion integration differentiation, PID)控制量的计算,具有一定的滞后性,影响运行效率。目前对于第2种方法矫正力引导法的研究处于初始阶段,基于该方法的控制模型在精度和实时性方面都有待提高。

## 1 针挠曲形变预测模型

现有的力学针挠曲形变预测模型,需要组织的杨氏模量  $K$  作为已知参数来求解针的挠曲形变预测模型,采用常规的杨氏模量获取方法无法在手术前或手术过程中获取患者组织的杨氏模量值,模型中使用经验杨氏模量值,影响预测模型的准确性。通过矫正力导针器,对针体施加矫正力,会导致在组织内的针体发生偏移,对组织进行作用,影响针的挠曲值,根据矫正力这一作用机理,可以求取组织的杨氏模量值以及针挠曲形变预测模型。提出了一种基于矫正力进针策略的术中杨氏模量获取方法,并建立了基于矫正力的针挠曲形变预测模型。

穿刺针在穿刺过程中一端固定,另一端自由,可以看作一根细长的梁,因此可以建模为悬臂梁。针-组织相互作用系统的数学建模和弯曲建模,可采用欧拉-伯努利偏转理论。使用欧拉-伯努利梁理论对模型偏转建模需要满足一个要求,即梁的最大偏移必须限制在梁总长度的10%左右。穿刺针长度为200 mm,最大挠曲约为10 mm,可满足这一要求,并且该模型为准静态,因此在每个穿刺步骤中,平衡条件都是连续的。如图1所示,穿刺针左侧由稳固针机构固定,因此只考虑点A到C的针轴部分进行建模,简化模型复杂度,提高数学模型的计算效率。在穿刺针穿刺过程中,穿刺针刺入组织,随着穿刺深度的增加,穿刺针在点A到C的长度也是在不断增加的,因此针的长度是一个变量。在点B和C,穿刺针分别受到矫正力以及切割力的作用。利用最小势能原理建立针-组织弯曲模型。公式以泛函形式表达在穿刺过程中存储在穿刺针以及组织中的能量和外力对针-组织系统做的功,然后使用瑞利-里兹方法<sup>[26]</sup>将其转化为一个线性方程组。最后,根据最小势能原理求解针尖挠曲形状的线性方程组。

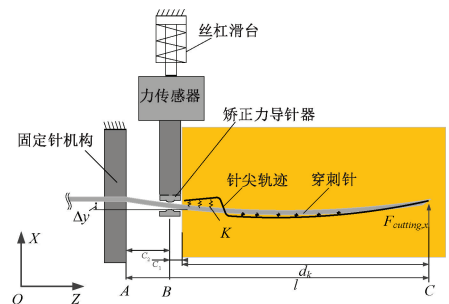


图1 矫正力影响针挠曲值示意图

Fig. 1 Diagram of corrective force affecting needle deflection

针-组织的系统能量  $\Pi(u)$  表示为:

$$\Pi(u) = U(u) + V = U_s(u) + U_d(u) + V_1 + V_t \quad (1)$$

式中:  $U(u)$  是系统本身所具有的能量;  $V$  是侧向驱动力和切割反力施加对系统产生的能量;  $U_s(u)$  是穿刺针弯曲产生的弹性势能;  $U_d(u)$  是穿刺针刺入组织使得组织被压缩产生的压缩势能;  $V_j$  是矫正力  $F_j$  做功产生的能量;  $V_t$  是切割力  $X$  轴的分力  $F_{cutting,x}$  做功产生的能量。

穿刺针在穿刺过程中由于针尖受力不均发生弯曲, 本文研究穿刺针的轴向弯曲可以忽略不计, 只考虑穿刺针的径向弯曲。穿刺针弯曲所产生的弹性势能  $U_s(u)$  可以表示为:

$$U_s(u) = \int_0^l \frac{EI}{2} \left( \frac{\partial^2 u(z)}{\partial z^2} \right)^2 dz \quad (2)$$

式中:  $E$  为穿刺针杨氏模量;  $I$  为转动惯量;  $l$  为穿刺针长度;  $u(z)$  为针的挠曲形变预测模型;  $z$  为穿刺深度。

当穿刺针刺入组织以后, 穿刺针发生挠曲形变并占据原有组织的空间, 针周围的组织会被穿刺针挤压, 被压缩的组织中的能量  $U_d(u)$  表示为:

$$U_d(u) = \frac{K}{2} \int_{l-d_k}^l (u(z) - u_t(z))^2 dz \quad (3)$$

式中:  $u_t(z)$  为测量的针尖路径,  $z$  为穿刺深度, 取值范围为  $0 \sim l$ ;  $d_k$  为穿刺针最终穿刺深度。

穿刺针刺入组织时, 被压缩的组织可以用虚拟弹簧来表示, 这些虚拟弹簧连接成针形轨迹, 如图 2 所示。由式(3)可知, 弹性弹簧的伸长量与针轴受到矫正力以后的偏离位置和穿刺针针尖路径  $u_t(z)$  之间的差值有关。

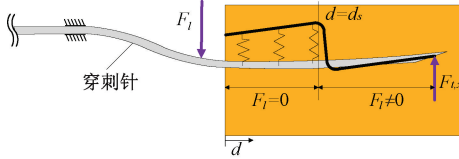


图2 矫正力影响穿刺针受力挠曲示意图

Fig.2 Diagram of the corrective force on the needle deflection

由矫正力施加机构向针轴点  $B$  施加一个垂直于针轴的矫正力, 矫正力做功  $V_j$  可以表示为:

$$V_j = F_j u(c_2) \quad (4)$$

式中:  $u(c_2)$  表示穿刺针在点  $B$  的偏移距离。

图1中切割力的  $X$  轴分力  $F_{cutting,x}$  是针穿刺组织过程中针挠曲的主要原因, 是由斜针尖的几何形状不对称造成的。由于不对称性, 当针穿过组织时, 组织被针尖挤压。因此, 针会向与斜面相同的方向挠曲。因此, 挠曲的方向和  $F_{t,x}$  的符号是由斜角的方向决定的。由  $F_{cutting,x}$  所做的工作被表示为:

$$V_t = F_{cutting,x} u(l) \quad (5)$$

式中:  $u(l)$  为针尖挠曲值。

$u(l)$  的含义与  $u_t(z)$  的含义不同, 针尖路径  $u_t(z)$  是由过去穿刺步骤的针尖挠曲  $u(l)$  构成, 因此取决于水平坐标  $z$ 。

综上, 将式(2)~(4)代入式(1), 根据穿刺针的弹性势能  $U_s(u)$ , 组织压缩势能  $U_d(u)$ , 侧向驱动力做功  $W_c$ , 其他力做功  $W_y$ , 进而得到系统能量  $\Pi$  可以表示为:

$$\Pi(u) = \begin{cases} \int_0^l \frac{EI}{2} \left( \frac{\partial^2 u(z)}{\partial z^2} \right)^2 dz + \frac{K}{2} \int_{l-d_k}^l (u(z) - u_t(z))^2 dz, & z < d_l - F_{cutting,x} u(d, l) \\ \int_0^l \frac{EI}{2} \left( \frac{\partial^2 u(z)}{\partial z^2} \right)^2 dz + \frac{K}{2} \int_{l-d_k}^l (u(z) - u_t(z))^2 dz, & z > d_l - F_l u(c_2) - F_{cutting,x} u(d, l) \end{cases} \quad (6)$$

式中:  $d_l$  为施加矫正力时的穿刺深度。

为了求解上述基于能量法的针-组织系统模型, 利用瑞利-里兹法求解针的挠曲形变量。瑞利-里兹法指出一个函数形式的微分方程可以用一个有限的加权形状函数的和来逼近。有限级数的加权函数为:

$$u_n(z) = \sum_{i=1}^n q_i(z) g_i \quad (7)$$

式中:  $q_i(z)$  指的是第  $i$  个形状函数;  $g_i$  指的是形状函数对应的加权系数。

$q_i(z)$  可以采用如下公式计算<sup>[27]</sup>:

$$q_i(z) = \frac{1}{k_i} \left( \sin\left(\beta_i \frac{z}{l}\right) - \sinh\left(\beta_i \frac{z}{l}\right) \right) -$$

$$\gamma_i \left[ \cos\left(\beta_i \frac{z}{l}\right) - \cosh\left(\beta_i \frac{z}{l}\right) \right] \quad (8)$$

$\gamma_i$  和  $k_i$  可以采用如下公式计算:

$$\gamma_i = \frac{\sin\beta_i + \sinh\beta_i}{\cos\beta_i + \cosh\beta_i} \quad (9)$$

$$k_i = \sin\beta_i - \sinh\beta_i - \gamma_i (\cos\beta_i - \cosh\beta_i) \quad (10)$$

式中:  $\beta_i$  为无夹紧时悬臂梁模型中的常数值, 当  $i > 4$  时,  $\beta_1 = 1.857, \beta_2 = 4.695, \beta_3 = 7.855, \beta_4 = 10.996, \beta_i \approx \pi(i - 1/2)$ 。

将式(8)代入式(6)可得:

$$\Pi(u_n) = \frac{EI}{2} \int_0^l \left( \sum_{i=1}^n q_i^{(2)}(z) g_i \right)^2 dz +$$

$$\frac{K}{2} \left( \int_{l-d_k}^l \sum_{i=1}^n q_i(z) g_i - u_t(z) \right)^2 dz - F_l \sum_{i=1}^n q_i(c_2) g_i - F_{t,x} \sum_{i=1}^n q_i(l) g_i \quad (11)$$

式中:  $q_i^{(2)}(z)$  表示  $q_i(z)$  相对于  $z$  的二阶导数。

当  $\partial \Pi / \partial g_j = 0$ ,  $j$  的取值范围为  $(1, n)$  时,  $\Pi(u_n)$  取得最小值。根据这一条件可以建立并求解加权系数  $g_i$  的线性方程组。然后对  $\Pi(u_n)$  取  $g_i$  的偏导数, 由式(8)可

知,对于任意的  $i$  和  $j$  的值,均存  $q_i(z) = q_j(z) = 1$ , 并且对于任意  $j$  的值可以求得  $q_j(c_2)$  的值,因此可以得到:

$$\frac{\partial \Pi(u_n)}{\partial g_j} = EI \int_0^l \left( \sum_{i=1}^n q_i''(z) g_i \right) q_j''(z) dz + K \int_{l-d_k}^l \left( \sum_{i=1}^n q_i(z) g_i - u_i(z) \right) q_j(z) dz - F_l q_j(z) - F_{cutting,x} = 0 \quad (12)$$

简化式(12),提取  $g_i$ , 将  $i$  的值代入并累加,可以得到:

$$\sum_{i=1}^n \varphi_{ji} g_i - \omega_j - \gamma_j - F_{l,x} = 0 \quad (13)$$

式中:  $\varphi_{ji}(z) = EI \int_0^l q_i''(z) q_j''(z) dz + K \int_{l-d_k}^l q_i(z) q_j(z) dz$ ;  $\omega_j(z) =$

$$K \int_{l-d_k}^l u_i(z) q_j(z) dz; \gamma_j = F_l q_j(c_2)。$$

根据以上公式分析,可以将式(13)写成一个矩阵公式:

$$\begin{bmatrix} \varphi_{11} & \cdots & \varphi_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \varphi_{n1} & \cdots & \varphi_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} g_1 \\ \vdots \\ g_n \end{bmatrix} = F_l \begin{bmatrix} q_1(c_2) \\ \vdots \\ q_n(c_2) \end{bmatrix} + F_{cutting,x} \mathbf{I}_{n \times 1} + \begin{bmatrix} w_1 \\ \vdots \\ w_n \end{bmatrix} \quad (14)$$

式中:  $\mathbf{I}_{n \times 1}$  表示一个大小为  $n$  的列向量。

根据式(14)可以求解未知向量  $\mathbf{g}$  为:

$$\mathbf{g} = \Phi^{-1}(F_l \mathbf{q}(c_2) + F_{cutting,x} \mathbf{I}_{n \times 1} + \mathbf{\Omega}) \quad (15)$$

本文所提出的术中杨氏模量识别方法的示意图如图3所示。穿刺针刺入组织的深度为  $d_k$ 。随后由矫正力导针器对穿刺针施加矫正力  $F_l$ , 穿刺针发生偏移, 针体会对周围的组织进行压缩。组织被建模为线性弹性弹簧, 其中弹簧刚度是单位长度平方的刚度。在对组织施加矫正力  $F_l$  的过程中, 矫正力  $F_l$  的施加保持匀速, 针-组织系统处于平衡状态。为了获取组织杨氏模量  $K$ , 应用了能量守恒原理, 即作用于针-组织系统的功必须等于系统中的势能。

矫正力导针器对针-组织系统做功, 与力传感器测量的矫正力  $F_l$  值相关, 与相对于矫正力  $F_l$  施加前(针挠曲值假定为0)针挠曲变形模型  $u_k(z)$  相关。

在针-组织的系统处于平衡状态下, 可得:

$$\Pi(u) = U_s(u) + U_d(u) + V_l = 0 \quad (16)$$

式中:  $U_s(u)$  是穿刺针弯曲产生的弹性势能;  $U_d(u)$  是穿刺针穿刺组织使得组织被压缩产生的压缩势能;  $V_l$  是矫正力  $F_l$  做功产生的能量。

穿刺针在穿刺过程中由于针尖受力不均发生弯曲, 本文研究穿刺针的轴向弯曲可以忽略不计, 只考虑穿刺

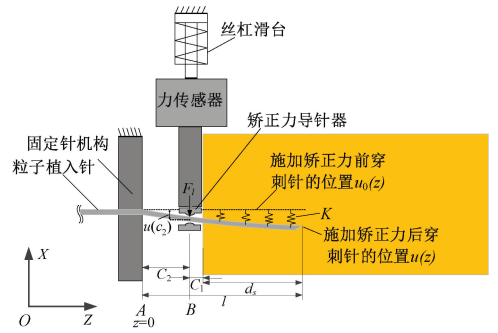


图3 在点B对针施加矫正力  $F_l$  的示意图

Fig.3 Diagram of corrective force  $F_l$  applied onto the needle at point B

针的径向弯曲。穿刺针弯曲所产生的弹性势能  $U_s(u)$  可以表示为:

$$U_s(u) = \frac{EI}{2} \int_0^l \left( \frac{\partial^2 u_k(z)}{\partial z^2} \right)^2 dz \quad (17)$$

式中:  $E$  为穿刺针杨氏模量;  $I$  为转动惯量;  $l$  为穿刺针长度;  $u_k(z)$  为拟合的针挠曲变形模型, 其中  $z$  的取值范围为  $0 \sim l$ 。

当穿刺针刺入组织以后, 穿刺针发生挠曲变形并占据原有组织的空间, 针周围的组织会被穿刺针挤压, 被压缩的组织中的能量  $U_d(u)$  表示为:

$$U_d(u) = \frac{K}{2} \int_{l-d_s}^l (u_k(z) - u_0(z))^2 dz \quad (18)$$

式中:  $u_0(z)$  为矫正力施加前针尖的挠曲值, 由于矫正力的施加方向垂直于针尖挠曲平面, 因此假设在组织杨氏模量的识别阶段  $u_0(z)$  的值为0。则有:

$$U_d(u) = \frac{K}{2} \int_{l-d_s}^l u_k(z)^2 dz \quad (19)$$

当矫正力导针器对针体施加矫正力时, 在位置点  $B$  处 ( $z=c_2$ ) 针体的位移和所受矫正力  $F_l$  为稳定状态(即为常数), 因此矫正力所做的功  $V_l$  可表示为:

$$V_l = F_l u(c_2) \quad (20)$$

式中:  $u(c_2)$  表示穿刺针在点  $B$  的偏移距离, 即矫正力导针器移动的距离。

将式(17)、(19)、(20)代入式(16)可得:

$$\frac{EI}{2} \int_0^l \left( \frac{\partial^2 u_k(z)}{\partial z^2} \right)^2 dz + \frac{K}{2} \int_{l-d_s}^l u_k(z)^2 dz - F_l u(c_2) = 0 \quad (21)$$

对式(21)进行简单的重新表述, 杨氏模量  $K$  为:

$$K = \frac{2F_l u(c_2) - EI \int_0^l \frac{\partial^2 u_k(z)}{\partial z^2} dz}{\int_{l-d_s}^l u_k(z)^2 dz} \quad (22)$$

式中:  $E$  为针的弹性模量;  $I$  为针的惯性矩;  $l$  为针长。

三者为已知量。未知量为  $F_l$ 、 $u(c_2)$  和  $u_k(z)$ 。计算组织的杨氏模量,需要获取  $F_l$ 、 $u(c_2)$  的数值大小和  $u_k(z)$  的函数表达式。 $F_l$  通过力传感器获取数值大小,  $u(c_2)$  的大小为丝杠滑台的位移值。根据文献[28],采用三阶多项式表达针挠曲模型。使用布拉格光栅传感器获取穿刺过程中针体的位置坐标,通过三阶拟合获取针挠曲模型  $u_k(z)$ 。术中组织的杨氏模量识别与针挠曲形变预测模型的融合流程如图4所示。流程主要由5个模块组成,即穿刺机器人模块、矫正力导针器模块、术中杨氏模量  $K$  识别模块和针挠曲形变预测模型模块组成。

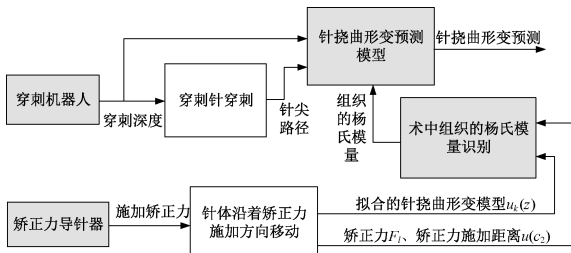


图4 术中杨氏模量识别与针挠曲形变预测模型融合流程

Fig. 4 Flow chart for the integration of method for intraoperative tissue Young's modulus identification with the prediction of needle deflection deformation

图5所示为针挠曲形变预测步骤的时间顺序示意图。

1) 组织杨氏模量  $K$  识别,当穿刺针的穿刺深度为  $d_s$  时,暂停进针,然后驱动矫正力导针器对针体的点  $B$  施加矫正力。使用光纤布拉格光栅 (fiber Bragg grating, FBG) 传感器,获取穿刺过程中针体的位置坐标,通过三阶拟合获取针挠曲模型  $u_k(z)$ 。连接在矫正力导针器上的力传感器获取施加在针上的矫正力  $F_l$ 。最后,将  $u_k(z)$  和  $F_l$  代入式(22),获取组织的杨氏模量值  $K$ 。

2) 针挠曲形变预测,将获取的术中组织杨氏模量带入针挠曲形变预测模型,预测穿刺深度大于  $d_s$  时针尖的挠曲值。

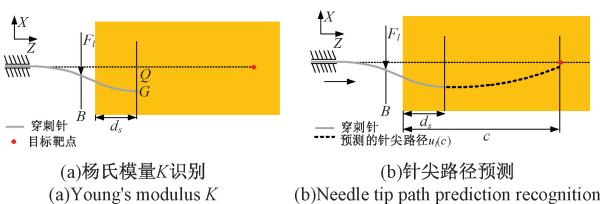


图5 针挠曲形变预测步骤示意图

Fig. 5 Diagram of prediction steps for needle deflection

## 2 基于矫正力的穿刺控制策略

基于针挠曲形变预测模型构建术前穿刺控制策略,由于针挠曲形变预测模型与实际系统之间存在一定误差,且穿刺术中易受外界因素的干扰,导致针尖的位置与预期位置存在偏差,为克服模型不确定性与外界干扰的不利影响,同时考虑到系统复杂的模型特征,难以应用通常基于模型的鲁棒控制算法,而普通 PID 控制器鲁棒性能欠佳<sup>[29]</sup>,难以满足本文系统要求,因此本文将构建基于强化学习 (reinforcement learning, RL) 的自适应 PID 控制系统,实时调整矫正力的大小,使针尖可以到达目标靶点。

### 2.1 术前针尖轨迹规划

穿刺控制策略包括两个阶段,如图6所示。

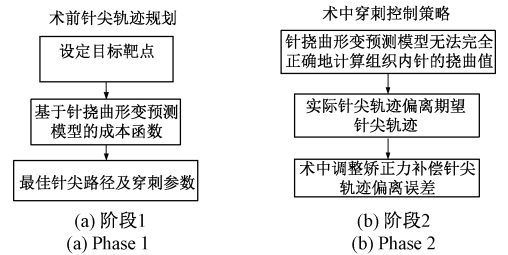


图6 穿刺控制策略示意图

Fig. 6 Diagram of the overall puncture control strategy

第1阶段,穿刺针的术前针尖轨迹规划阶段,依据针挠曲形变预测模型得出针尖到达目标靶点的最佳针尖路径,并得到对应的穿刺参数-矫正力  $F_l$  和穿刺深度  $d_k$ 。

第2阶段,穿刺针的术中穿刺控制策略阶段,施加矫正力  $F_l$  后,随着穿刺针进针,术中针尖轨迹与术前规划好的针尖轨迹之间会产生误差,通过基于强化学习的自适应 PID 控制策略实时调整矫正力的大小,将穿刺误差降到最小。

术前,首先设定期望的针体线段  $\tau$ ,如图7所示。基于针挠曲形变预测模型求取最佳针尖轨迹的穿刺参数。

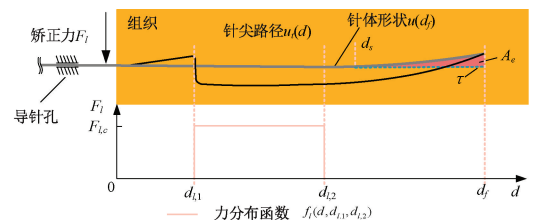


图7 术前针尖轨迹规划示意图

Fig. 7 Diagram of preoperative needle tip trajectory planning

基于针挠曲变形预测模型建立使  $A_e$  面积最小化的成本函数。 $A_e$  为期望的针体线段与模型计算出的针体线段从  $d_s \sim d_f$  二者所围成的面积。考虑到矫正力分布函数  $f_l$  的搜索空间一般为无穷大,因此选择简化的力分布函数  $f_l$  来减少搜索空间。

$$f_l(d, d_{l,1}, d_{l,2}) = F_{l,c} [k(d - d_{l,1}) - k(d - d_{l,2})] \quad d \in (0, d_f) \quad (23)$$

式中:函数  $k(\cdot)$  是阶跃函数。 $F_{l,c}$ 、 $d_{l,1}$ 、和  $d_{l,2}$  分别表示矫正力的大小,以及施加矫正力的起始深度和结束深度。如式(23)所示,矫正力分布函数  $f_l$  是  $d$ 、 $d_{l,1}$  和  $d_{l,2}$  的函数。由式(23)构造的成本函数  $R(F_{l,c}, d_{l,1})$  为期望的针体线段  $\tau$  值与最终穿刺深度时针的形状之间的残差的平方和。

$$R(F_{l,c}, d_{l,1}) = \sum_{z_\tau \in (d_s, d_f)} (u(d_f, z_\tau, F_{l,c}, d_{l,1}) - \tau)^2 \quad (24)$$

式中: $u(d_f, z_\tau, F_{l,c}, d_{l,1})$  为针挠曲变形预测模型得到的针在最终穿刺深度处的模拟挠曲值。

成本函数的输入为使  $R$  值最小的恒定的矫正力  $F_{l,c}$  和施加  $F_{l,c}$  时的穿刺深度  $d_{l,1}$ 。通过实验确定矫正力驱动停止有效的深度  $d_{l,2} = 60$  mm。选择优化算法来寻找参数  $F_{l,c}$  和  $d_{l,1}$  的最优值,因此最优的针尖轨迹为模式搜索法。得到使  $R(F_{l,c}, d_{l,1})$  为最小值的  $F_{l,c}$  与  $d_{l,1}$  穿刺参数,识别出的最优针尖轨迹被用作穿刺过程中术中穿刺控制策略的参考轨迹。对术前穿刺控制策略算法进行仿真模拟,原点为起点,期望的针体线段为曲率为0的线段,计算出最佳路径与  $F_{l,c}$  和  $d_{l,1}$  的大小,结果为在 19 mm 处施加大小为 2.8 N 的矫正力,如图 8 所示。

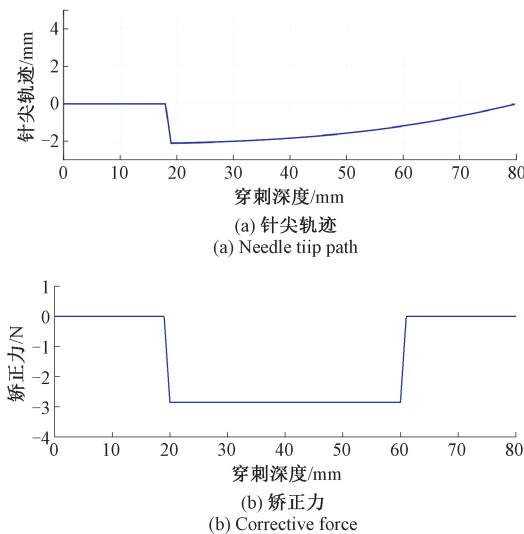


图 8 最佳针尖路径及对应的矫正力

Fig. 8 Optimal tip path and corresponding correction force

## 2.2 术中穿刺控制策略

### 1) 在线调整理论分析

在穿刺期间,施加在针上的矫正力是根据预先规划的针尖轨迹和测量的针尖挠曲值之间的误差来调整的。一般来说,可以利用第 1 阶段(术前穿刺策略阶段)预测的矫正力来控制穿刺针的穿刺。然而,由于针挠曲变形预测模型存在误差以及物理系统中可能发生的条件变化,针挠曲变形预测模型的预测精度不能满足要求,因此需要基于 FBG 传感器得到的针尖挠曲值进行反馈,在线重新计算矫正力。为了预测将针尖从当前位置带到目标靶点所需的矫正力,需要一个基于所需针挠曲值的反向针挠曲变形预测模型来反求矫正力。

$\delta_e = u_e(d + \Delta d)$  为期望的针尖挠曲值,通过施加一个尚未确定的矫正力  $F_l^*$  来达到这个期望的针尖挠曲值。其中  $\Delta d$  为施加矫正力时穿刺针进给的距离。假设针尖的轨迹  $u_i(d)$  到当前的深度  $d$  是通过测量知道的。为了求解未知的矫正力  $F_l^*$  使针尖达到理想的挠曲值,首先使用向量  $\mathbf{A} = [\mathbf{0}_{n \times 1} \quad \delta_e]^T$  对式(14)进行扩维,将  $F_l q(c_2)$  移到右侧,并将  $F_l q(c_2)$  中的  $q_j(c_2)$  合并到  $\Phi$  中,可得:

$$\begin{bmatrix} \Phi & -q_j(c_2) \\ \mathbf{I}_{1 \times n} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{g} \\ F_l^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F_{cutting,x} \mathbf{I}_{n \times 1} \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Omega \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{n \times 1} \\ \delta_e \end{bmatrix} \quad (25)$$

最后式(25)可以写为:

$$\mathbf{g}^\Psi = \Phi^{\Psi-1} (F_{cutting,x} \mathbf{I}_{n \times 1} + \Omega^\Psi + \mathbf{A}) \quad (26)$$

即  $F_l^* = \mathbf{g}_{n+1}^\Psi$ 。

通过上述公式,在给定参数  $K$ 、 $F_{cutting,x}$  和测量针尖轨迹  $u_i(d)$  的情况下,可以预测所需的矫正力为期望的针尖挠曲值  $\delta_e$  所需的矫正力的大小。这种矫正力计算方法的优点是不需要耗时的迭代搜索,这是在实时轨迹重新规划过程中给定样本时间约束的关键。在穿刺过程中,当达到以下标准时,移除矫正力:(1) 超过最大的矫正力限制  $F_{l,max}$  (本文最大值为 4 N);(2) 在物体之间矫正力的变化限制超过了  $d > d_{l,2}$  (其中  $d_{l,2}$  最大为 60 mm),如果满足这些标准中的任何一个,矫正力驱动器的参考力设置为 0。这些条件都是模型运算时,可能存在的极端情况。当极端情况发生时,矫正力导针器的参考力将设为 0。以上是反向针挠曲变形预测模型的建模过程。

### 2) 基于强化学习自适应 PID 控制的术中针尖位置调整

结合强化学习技术设计自适应 PID 控制器,采用 Actor-Critic 结构形式的强化学习技术,分别利用径向基函数(radial basis function neural network, RBF)神经网络

实现演员(或执行器, Actor)和评价者(或评价器, Critic)机制,然后基于 RBFNN 的 Actor-Critic 结构设计了新的 PID 控制自适应更新规则。

为了更清晰地阐述 RL-APID 设计思路与设计过程,首先考虑如下一般形式的离散时间非线性动力学模型:

$$\begin{aligned} x(t+1) &= f(x(t)) + g(x(t))u(t) \\ y(t) &= h(x(t), u(t-1)) \end{aligned} \quad (27)$$

式中:  $t$  时刻的系统状态  $x(t) \in R^m$ , 控制输入  $u(t) \in R^n$ , 输出为  $y(t)$ 。由于在强化学习技术中,允许模型的详细信息是未知的,因此,可以将式(27)表示为如下更加紧凑的形式:

$$\begin{aligned} x(t+1) &= F(x(t), u(t)) \\ y(t) &= h(x(t), u(t-1)) \end{aligned} \quad (28)$$

为了针对系统式(28)应用强化学习控制技术,系统首先需要满足如下两个假设条件。

**假设 1:** 因为式(28)在  $t+1$  时刻的状态仅依赖于  $t$  时刻的状态和输入,与  $t$  时刻前的历史状态与输入信息无关,故式(28)满足马尔可夫链的“无记忆”性质。

该假设是定义在马尔可夫决策过程(Markov decision process, MDP)框架下的,MDP 的目标就是通过满意的控制策略来实现特定的目标。

**假设 2:** 函数  $h(\cdot)$  关于所有元素的偏导数的符号是已知的,且与系统雅可比矩阵的符号相同。由于本文的穿刺闭环控制系统易受 PID 导数项跳变的影响,因此本文提出一种速度型 PID 控制结构以降低导数项跳变带来的不利影响,离散时间控制结构设计如下:

$$u(t) = u(t-1) + K_I(t)e(t) - K_P(t)\Delta y(t) - K_D(t)\Delta^2 y(t) \quad (29)$$

从式(29)可知,控制增量为:

$$\Delta u(t) = K_I(t)e(t) - K_P(t)\Delta y(t) - K_D(t)\Delta^2 y(t) = \mathbf{K}(t)\boldsymbol{\Theta}(t) \quad (30)$$

式中:  $\mathbf{K}(t) = [K_I(t), K_P(t), K_D(t)]$  为自适应 PID 控制器的控制参数向量,定义  $\boldsymbol{\Theta}(t) = [e(t), -\Delta y(t), -\Delta^2 y(t)]^T$  为增广的系统状态,定义  $\Delta = 1 - z^{-1}$  为差分操作符号,其意义为当前时刻变量与上一时刻变量之差。故  $\Delta^2 y(t)$  可以进一步展开表示为:

$$\Delta^2 y(t) = \Delta y(t) - \Delta y(t-1) = y(t) - 2y(t-1) + y(t-2) \quad (31)$$

其中,  $\boldsymbol{\Theta}(t)$  中的  $e(t)$  定义为系统参考输入与系统实际输出之间的跟踪误差,即设计  $e(t)$  为:

$$e(t) = y_d(t) - y(t) \quad (32)$$

式中:  $y_d(t)$  为系统期望的参考输入。

本文所提基于强化学习的自适应 PID 控制方法结构框图如图 9 所示,其中 Actor-Critic 结构的输入为  $\boldsymbol{\Theta}(t)$ , 是在轨迹跟踪误差  $e(t)$  的基础上转换而来,Actor 通过利

用观测到的系统状态在线调节控制器,而 Critic 不仅接收系统状态,而且同时接收奖励信号  $r(t+1)$ ,评价系统性能同时输出时序差分误差。时序差分误差  $\delta_{TD}(t)$  是设计过程中的重要参数,本章节的目的是利用 Actor-Critic 结构设计一个具有新的自适应律的 PID 控制系统,同时满足系统跟踪精度与鲁棒性能要求。

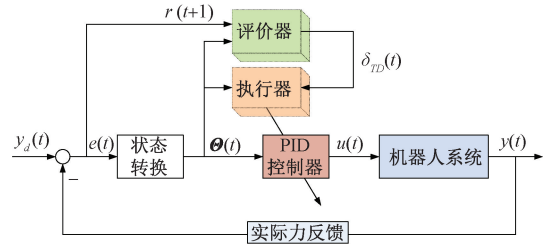


图 9 基于强化学习的自适应 PID 控制方法结构框图  
Fig. 9 Structure block diagram of adaptive PID control method based on reinforcement learning

定义一个如下形式的值函数:

$$V(t) = \sum_{i=t}^{\infty} \gamma^{i-t} r(x(i), u(i)) \quad (33)$$

式中:  $0 < \gamma \leq 1$  为衰减因子;  $u(t)$  为控制信号; 函数  $r(x(i), u(i))$  称为奖励信号或强化信号,一般将其设计为二次型函数形式。

将式(33)重写为:

$$V(t) = r(x(t), u(t)) + \gamma \sum_{i=t+1}^{\infty} \gamma^{i-(t+1)} r(x(i), u(i)) \quad (34)$$

式(34)仍为无限求和方程式,难以求解,因此将其进一步表示为:

$$V(t) = r(x(t), u(t)) + \gamma V(t+1), \quad V(0) = 0 \quad (35)$$

式(35)也被称为贝尔曼方程。

基于式(35),可以将时序差分误差定义为:

$$\delta_{TD}(t) = r(x(t), u(t)) + \gamma V(t+1) - V(t) \quad (36)$$

如果贝尔曼方程成立,则时序差分误差  $\delta_{TD}(t) = 0$ , 故而可以将每一时刻的控制信号视为最优控制策略。本文将利用 RBF 神经网络实现 Actor-Critic 结构,结构框图如图 10 所示。

输入层的输入为增广状态向量  $\boldsymbol{\Theta}(t)$ , 将其传递至隐含层,然后隐含层利用  $\boldsymbol{\Theta}(t)$  计算该层的输出信息,输入层至隐含层的权值函数为径向基函数,即  $\boldsymbol{\Phi}(t) = [\phi_1(t), \dots, \phi_h(t)]$ , 且:

$$\Phi_j(t) = \exp\left(-\frac{\|\boldsymbol{\Theta}(t) - \boldsymbol{\mu}_j(t)\|^2}{2\sigma_j^2(t)}\right), \quad j = 1, 2, 3, \dots, h \quad (37)$$

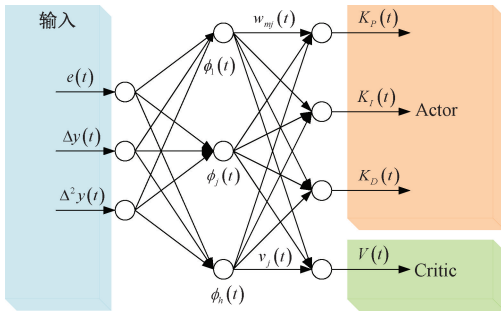


图10 Actor-Critic 结构框图

Fig. 10 Block diagram of Actor-Critic architecture

式中:  $\mu_j$  和  $\sigma_j$  分别为径向基函数的中心与宽度,且中心向量定义为:

$$\boldsymbol{\mu}_j(t) = [\mu_{1j}, \mu_{2j}, \mu_{3j}]^T \quad (38)$$

第3层即为包括 Actor 与 Critic 的输出层,通过简单的加权求和形式构建,则输出的自适应 PID 控制器参数可以表示为:

$$\begin{aligned} K_p(t) &= \sum_{j=1}^h w_j^p(t) \Phi_j(t) \\ K_i(t) &= \sum_{j=1}^h w_j^i(t) \Phi_j(t) \\ K_d(t) &= \sum_{j=1}^h w_j^d(t) \Phi_j(t) \end{aligned} \quad (39)$$

式中:  $w_j^p(t)$ 、 $w_j^i(t)$  和  $w_j^d(t)$  为第  $j$  个隐含层节点至对应的输出 Actor 之间的加权系数。Critic 的值函数可以表示为:

$$V(t) = \sum_{j=1}^h v_j(t) \Phi_j(t) \quad (40)$$

式中:  $v_j(t)$  为第  $j$  个隐含层节点至输出层 Critic 之间的加权系数。

输入层至隐含层、隐含层至输出层的权值矩阵均可以通过基于梯度下降的学习算法计算得到。首先将本文中的奖励信号  $r(\cdot)$  定义为:

$$r(x(t), u(t)) = \frac{1}{2} (y_d(t+1) - y(t+1))^2 \quad (41)$$

则根据式(5)~(14),时序差分误差  $\delta_{TD}(t)$  可表示为:

$$\delta_{TD}(t) = \frac{1}{2} (y_d(t+1) - y(t+1))^2 + \gamma V(t+1) - V(t) \quad (42)$$

根据定义,本文代价函数可以表示为:

$$J(t) = \frac{1}{2} \delta_{TD}^2(t) \quad (43)$$

因此,代价函数关于各个输出权值矩阵的偏微分方程可以描述为:

$$\begin{aligned} w_j^p(t+1) &= w_j^p(t) - \alpha_w^p \frac{\partial J(t)}{\partial w_j^p(t)} \\ w_j^i(t+1) &= w_j^i(t) - \alpha_w^i \frac{\partial J(t)}{\partial w_j^i(t)} \\ w_j^d(t+1) &= w_j^d(t) - \alpha_w^d \frac{\partial J(t)}{\partial w_j^d(t)} \end{aligned} \quad (44)$$

式中:  $\alpha_w^p$ 、 $\alpha_w^i$  和  $\alpha_w^d$  均为学习速率,且根据代价函数式(43)的定义可知,式(44)中的偏导数可以通过逐项求偏导获得,求解过程为:

$$\begin{aligned} \frac{\partial J(t)}{\partial w_j^p(t)} &= \frac{\partial J(t)}{\partial \delta_{TD}(t)} \frac{\partial \delta_{TD}(t)}{\partial y(t+1)} \frac{\partial y(t+1)}{\partial u(t)} \frac{\partial u(t)}{\partial K_p(t)} \times \\ \frac{\partial K_p(t)}{\partial w_j^p(t)} &= \delta_{TD}(y(t) - y(t-1)) \Phi_j(t) \frac{\partial y(t+1)}{\partial u(t)} \end{aligned} \quad (45)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial J(t)}{\partial w_j^i(t)} &= \frac{\partial J(t)}{\partial \delta_{TD}(t)} \frac{\partial \delta_{TD}(t)}{\partial y(t+1)} \frac{\partial y(t+1)}{\partial u(t)} \frac{\partial u(t)}{\partial K_i(t)} \times \\ \frac{\partial K_i(t)}{\partial w_j^i(t)} &= -\delta_{TD} e(t) \Phi_j(t) \frac{\partial y(t+1)}{\partial u(t)} \end{aligned} \quad (46)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial J(t)}{\partial w_j^d(t)} &= \frac{\partial J(t)}{\partial \delta_{TD}(t)} \frac{\partial \delta_{TD}(t)}{\partial y(t+1)} \frac{\partial y(t+1)}{\partial u(t)} \times \\ \frac{\partial u(t)}{\partial K_d(t)} \frac{\partial K_d(t)}{\partial w_j^d(t)} &= \delta_{TD}(y(t) - 2y(t-1) + y(t-2)) \times \\ \Phi_j(t) \frac{\partial y(t+1)}{\partial u(t)} \end{aligned} \quad (47)$$

由式(45)~(47)可知,上述偏导数均需要已知系统的 Jacobian 矩阵先验知识,根据假设2可知,Jacobian 矩阵的符号是已知的,因此本文根据如下恒成立的等式计算 Jacobian 矩阵:

$$\varepsilon = |\varepsilon| \text{sign}(\varepsilon) \quad (48)$$

式中:  $\text{sign}(\cdot)$  为符号函数。

$$\text{sign}(\varepsilon) = \begin{cases} 1, & \varepsilon > 0 \\ 0, & \varepsilon = 0 \\ -1, & \varepsilon < 0 \end{cases} \quad (49)$$

则可令  $\frac{\partial y(t+1)}{\partial u(t)}$  为:

$$\frac{\partial y(t+1)}{\partial u(t)} = \left| \frac{\partial y(t+1)}{\partial u(t)} \right| \text{sign} \left( \frac{\partial y(t+1)}{\partial u(t)} \right) \quad (50)$$

由于  $\text{sign} \left( \frac{\partial y(t+1)}{\partial u(t)} \right)$  是已知的,而对于  $\left| \frac{\partial y(t+1)}{\partial u(t)} \right|$  可以将其包含在  $\alpha_w^p$ 、 $\alpha_w^i$  与  $\alpha_w^d$  等学习速率中。

同理,神经网络隐含层的径向基函数中心与宽度可通过如下自适应律进行在线更新:

$$\begin{aligned} \mu_{ij}(t+1) &= \mu_{ij}(t) - \alpha_\mu \frac{\partial J(t)}{\partial \mu_{ij}(t)} = \\ \mu_{ij}(t) &+ \alpha_\mu \delta_{TD}(t) v_j(t) \Phi_j(t) \frac{\Theta_i(t) - \mu_{ij}(t)}{\sigma_j^2(t)} \end{aligned} \quad (51)$$



$$\sigma_j(t+1) = \sigma_j(t) - \alpha_\sigma \frac{\partial J(t)}{\partial \sigma_j(t)} = \sigma_j(t) + \alpha_\sigma \delta_{TD}(t) v_j(t) \Phi_j(t) \frac{\|\Theta_i(t) - \mu_{ij}(t)\|^2}{\sigma_j^3(t)} \quad (52)$$

式中:  $\alpha_\mu$  与  $\alpha_\sigma$  为学习速率参数。

此外, RBF 神经网络结构下 Critic 的输出权值矩阵可以通过如下自适应律进行在线更新:

$$v_j(t+1) = v_j(t) - \alpha_v \frac{\partial J(t)}{\partial v_j(t)} = v_j(t) + \alpha_v \delta_{TD}(t) \Phi_j(t) \quad (53)$$

式中:  $\alpha_v$  为输出权值的学习速率参数。

基于 Actor-Critic 框架的强化学习自适应 PID 控制器设计步骤如算法 1 所示。实现过程需要设置一些必不可少的控制参数。

算法 1. 基于 Actor-Critic 框架的强化学习自适应 PID 控制器设计步骤

1.  $t = 0$  时刻, 初始化控制输入信号  $u(0)$  与参考输入信号  $y_d(0)$
2. 初始化控制参数  $w_j^P, w_j^I, w_j^D, v_j(0), \mu_{ij}(0)$  以及  $\sigma_j(0)$ , 同时设定学习速率  $\alpha_w, \alpha_v, \alpha_\mu$  和  $\alpha_\sigma$
3. **for**  $t = 1 : \text{EndTime}$
4. 测量得到系统输出  $y(t)$ , 根据  $e(t) = y_d(t) - y(t)$  计算得到输出误差
5. 计算 RBF 神经网络结构隐含层的内核径向基函数式 (37)
6. 通过式 (39) 计算  $t$  时刻 Actor 的输出, 求得 PID 控制器参数, 同时通过式 (40) 计算  $t$  时刻 Critic 的输出值函数  $V(t)$ ,
7. 通过式 (40) 获得当前时刻的控制增量  $\Delta u(t)$ :  $\Delta u(t) = K_I(t)e(t) - K_P(t)\Delta y(t) - K_D(t)\Delta^2 y(t)$
8. 通过式 (39) 计算得到当前时刻的控制信号:  $u(t) = u(t-1) + \Delta u(t)$ , 并将其输入给被控穿刺系统, 同时产生下一时刻的系统输出  $y(t+1)$
9. 根据系统输出构建下一时刻的增广状态:  $\Theta(t+1) = [e(t+1), -\Delta y(t+1), -\Delta^2 y(t+1)]^T$
10. 根据式 (40) 计算  $t+1$  时刻 Critic 的输出值函数  $V(t+1)$
11. 根据式 (42) 计算时序差分误差  $\delta_{TD}(t)$
12. 根据式 (45) ~ (47) 跟新 PID 参数的权值系数, 根据式 (52) 更新值函数的权值系数
13. 根据式 (51) 与 (52) 更新 RBF 内核函数的中心与宽度值
14. **end for**

本文穿刺系统中在给定的参数  $K, F_{cutting}$  和测量针尖轨迹  $u_i(d)$  的情况下, 根据式 (26) 可以解算获得参考的矫正力  $F_i^*$  大小。因此将参考矫正力作为强化学习自适应 PID 控制器的输入, 实际系统测量得到的矫正力作为反馈, 控制器输出量通过直线驱动装置转换为矫正力, 末端执行器闭环控制系统结构如图 11 所示。

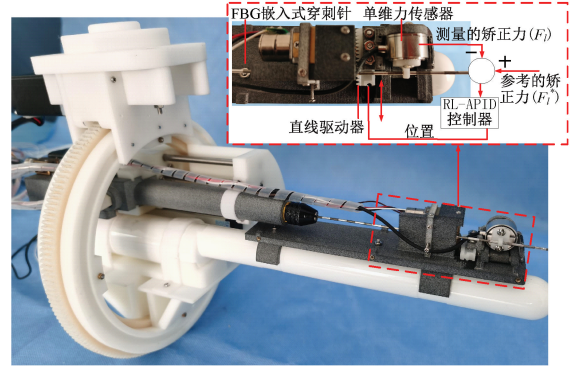


图 11 末端执行器闭环控制系统结构

Fig. 11 Structure of closed loop control system for end actuator

综上所述, 经直肠前列腺粒子植入机器人的穿刺控制策略如图 12 所示。

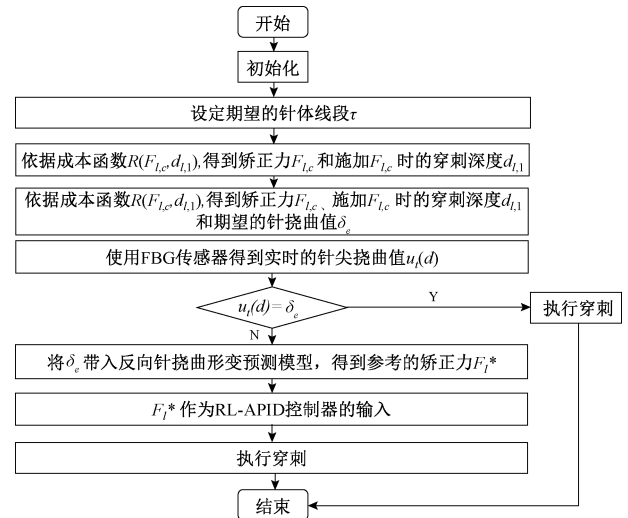


图 12 经直肠前列腺粒子植入机器人穿刺控制策略

Fig. 12 Puncture control strategy of transrectal prostate seed implantation

### 3 实验验证与结果分析

将闭环控制系统实验与对比分析研究, 以评估所提控制方法的可行性和鲁棒性。本文搭建了机器人穿刺平台, 如图 13 所示。

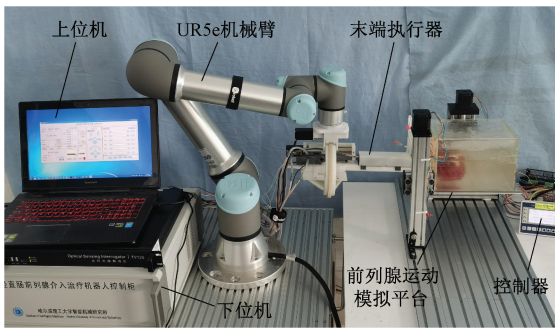


图 13 机器人穿刺实验平台

Fig. 13 Robot puncture experimental platform

整个系统由 UR5e 机械臂、末端执行器、上位机、下位机、前列腺运动模型平台和控制器组成。UR5e 机械臂主要用于执行器末端的初始定位。本文具体的控制结构选用以 Windows7 作为操作系统的工控机作为上位机。上、下位机两级分布式进行控制。上位机进行图像显示、轨迹规划以及相应的控制算法,下位机进行执行、控制优化等功能。上、下位机通过 USB 进行通信,互相协调。

在穿刺对象相同的情况下,对采用不同穿刺策略的实验进行结果对比分析,分别采用传统 PID 控制方法与本文提出的基于强化学习的自适应 PID 控制方法展开穿刺实验,每次穿刺深度为 80 mm。第 1 组,在不施加矫正的情况下,对直肠与牛肉组织进行穿刺,穿刺深度为 80 mm;第 2 组,采用传统 PID 控制方法对直肠与牛肉组织进行穿刺,穿刺深度为 80 mm,初始 PID 控制参数设定为  $\mathbf{K}(0) = [0, 0, 0]^T$ ;第 3 组,采用强化学习的自适应 PID 控制方法对直肠与牛肉组织进行穿刺,穿刺深度为 80 mm。RL-APID 主要参数选择如下:

$$\alpha_w = 0.13, \alpha_v = 0.35, \alpha_\mu = 0.027, \alpha_\sigma = 0.015, \gamma = 0.90$$

每组实验重复 5 次,取其平均值作为最终结果,如图 14、15 所示。从图 14 可以看出,没有施加矫正力时的针尖轨迹将逐渐偏离参考轨迹,而施加矫正力后偏差将显著减小。

可以看出,RL-APID 跟踪误差更小,在参考轨迹跳变时动态控制性能更加平稳,没有过大的超调量或抖动,而传统 PID 在轨迹跳变时会产生比较大的超调量和抖动,不利于穿刺的顺利进行,此外轨迹跟踪误差图如图 16 所示,RL-APID 也具有更高轨迹跟踪精度,RL-APID 控制输出的侧向驱动力可以显著减少针穿刺过程的偏差。图 17 所示为穿刺过程 RL-APID 参数自适应调整过程。从图 16 可以看出,采用强化学习的自适应 PID 控制方法进行穿刺可使针挠曲在穿刺深度为 80 mm 时下降 90%,拥有更高的穿刺精度。

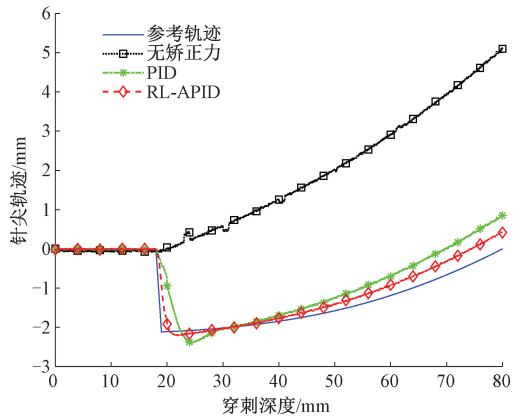


图 14 穿刺实验结果对比

Fig. 14 Comparison of puncture experiments results

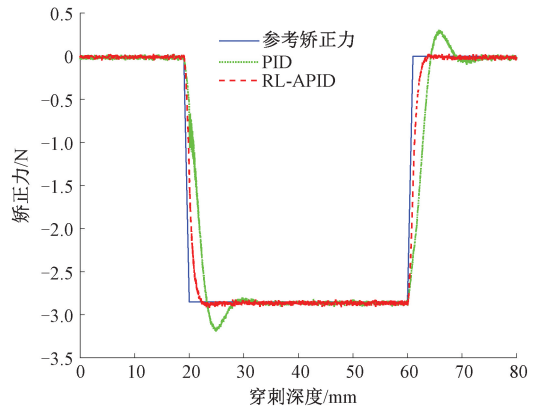


图 15 模型预测矫正力与实际施加的矫正力对比

Fig. 15 Comparison between the predicted correction force of the model and the actually applied correction force

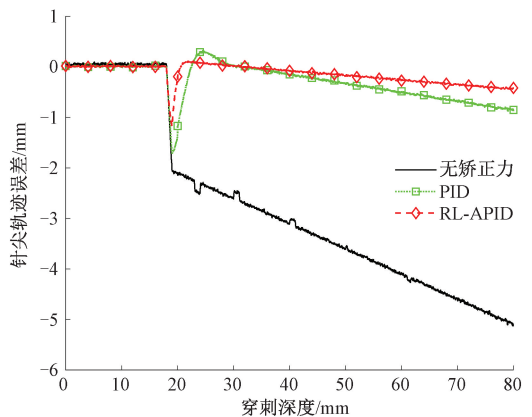


图 16 针尖轨迹误差

Fig. 16 Needle tip trajectory error

由于无法看到真实组织内粒子的物质,采用透明的仿生组织-琼脂胶进行粒子植入实验,如图 18 所示,通过 MATLAB 对粒子植入点进行图像处理获得其相对坐标值,每次植入 5 颗粒子,实验重复进行 5 次,取其数据的

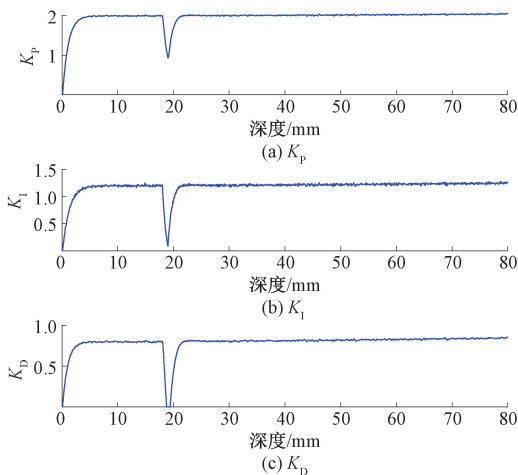


图 17 自适应 PID 参数变化曲线

Fig. 17 Adaptive PID parameter variation curve

平均值。通过对粒子理论坐标值与实际坐标值进行对比,求取二者之间的偏差值,如表 1 所示。最终求得平均粒子植入的绝对误差为 1.96 mm,标准误差为 0.56 mm,粒子植入精度满足临床上 3~6 mm 的要求<sup>[3]</sup>。

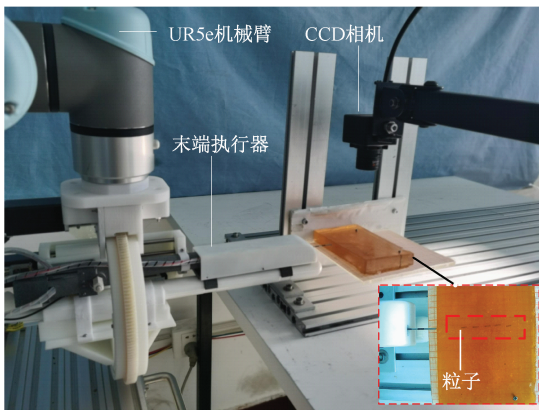


图 18 仿生组织粒子植入实验

Fig. 18 Biomimetic tissue seed implantation experiment

表 1 粒子植入实验结果

Table 1 Seed implantation experiment results

编号	理论坐标值	实际坐标值	偏差值
1	(3.0, 16.0)	(3.8, 15.7)	1.2
2	(3.0, 32.0)	(4.2, 33.2)	1.5
3	(3.0, 48.0)	(4.6, 47.8)	1.8
4	(3.0, 64.0)	(5.4, 65.2)	2.6
5	(3.0, 80.0)	(5.6, 78.2)	2.8

## 4 结 论

本文以提高前列腺粒子植入精度为目标。建立了基于矫正力进针策略的术中杨氏模量获取方法和针挠曲模

型,提出了基于针挠曲变形预测模型的穿刺策略规划,构建完整的直肠前列腺粒子植入辅助机器人样机实验平台进行系统性验证实验。本文采用能量法建立了针挠曲变形预测模型,为解决由于模型中组织的杨氏模量值不准确而导致的模型误差大的问题,提出了基于矫正力的术中杨氏模量识别方法。提出了基于矫正力的穿刺控制策略,将整个穿刺过程分为术前针尖轨迹规划阶段和术中自动穿刺调整阶段。在术前针尖轨迹规划阶段,基于针挠曲预形变预测模型构建最佳针尖轨迹并确定穿刺参数。在术中自动穿刺调整阶段,根据术中测量的针尖路径是否符合针挠曲变形模型,判断是否需要在线调整,当无法满足要求时,就需要进行相应的在线调整,进而使其满足要求,构建反向针挠曲变形预测模型,对矫正力的数值进行术中补偿,并采用基于强化学习的自适应 PID 控制方法设计控制器并施加侧向矫正力,实现精准穿刺。随后搭建了经直肠前列腺粒子植入机器人实验平台,以进一步验证本文所提出的自动穿刺控制策略的有效性,并与传统的 PID 控制方法进行了对比实验,实验结果验证了本文所提方法的有效性和优越性。

## 参考文献

- [1] 杨君. 超声引导下 125I 粒子植入治疗前列腺癌术后血清 PSA 变化与效果评估[J]. 影像研究与医学应用, 2020, 4(8): 205-207.  
YANG J. Changes of serum PSA and evaluation of the effect of ultrasound-guided 125I seed implantation in the treatment of prostate cancer[J]. Imaging Research and Medical Application, 2020, 4(8): 205-207.
- [2] 姜金刚, 黄致远, 郭小伟, 等. 经直肠超声探头位姿调整远心机构设计及实验研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(2): 164-173.  
JIANG J G, HUANG ZH Y, GUO X W, et al. Study on the design and experiment of RCM for transrectal ultrasound probe position and posture adjustment[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(2): 164-173.
- [3] 李星, 曾晓勇. 中国前列腺癌流行病学研究进展[J]. 肿瘤防治研究, 2021, 48(1): 98-102.  
LI X, ZENG X Y. Progress in epidemiology of prostate cancer in China [J]. Cancer Prevention and Treatment Research, 2021, 48 (1): 98-102.
- [4] ENNIS R D, HU L, RYEMON S N, et al. Brachytherapy-based radiotherapy and radical prostatectomy are associated with similar survival in high-risk localized prostate cancer [J]. Journal of Clinical

- Oncology, 2018, 36(12): 1192-1198.
- [ 5 ] 张永德, 张为玺, 梁艺, 等. 前列腺高精度穿刺机理及策略研究 [ J ]. 仪器仪表学报, 2017, 38 ( 6 ): 1405-1412.
- ZHANG Y D, ZHANG W X, LIANG Y, et al. Research on mechanism and strategy of high accuracy puncture of prostate [ J ]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(6): 1405-1412.
- [ 6 ] LI H, WANG Y, LI Y, et al. A novel manipulator with needle insertion forces feedback for robot-assisted lumbar puncture [ J ]. International Journal of Medical Robotics and Computer Assisted Surgery, 2021, 17(3): e2226.
- [ 7 ] DAI X S, ZHANG Y D, JIANG J G, et al. Image-guided robots for low dose rate prostate brachytherapy: Perspectives on safety in design and use [ J ]. International Journal of Medical Robotics and Computer Assisted Surgery, 2021, 17(5): e2239.
- [ 8 ] 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, 2002, 2: 2085-2091.
- [ 9 ] OKAMURA AM, SIMONE C, OLEARY M D. Force modeling for needle insertion into soft tissue [ J ]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2004, 51: 1707-1716.
- [ 10 ] MISRA S, REED K B, SCHAFFER B W, et al. Observations and models for needle-tissue interactions [ C ]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2009, 3: 2687-2692.
- [ 11 ] KATAOKA H, WASHIO T, AUDETTE M, et al. A model for relations between needle deflection, force, and thickness on needle penetration [ C ]. International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, 2001: 966-974.
- [ 12 ] MISRA S, REED K B, SCHAFFER B W, et al. Mechanics of flexible needles robotically steered through soft tissue [ J ]. International Journal of Robotics Research, 2010, 29: 1640-1660.
- [ 13 ] ABOLHASSANI N, PATEL R V, AYAZI F. Minimization of needle deflection in robot-assisted percutaneous therapy [ J ]. International Journal of Medical Robotics and Computer Assisted Surgery, 2007, 3(1): 140-148.
- [ 14 ] KHADEM M, ROSSA C, USMANI N, et al. A two-body rigid/flexible model of needle steering dynamics in soft tissue [ J ]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2016, 21(5): 2352-2364.
- [ 15 ] WEBSTER III R J, KIM J S, COWAN N J, et al. Nonholonomic modeling of needle steering [ J ]. International Journal of Robotics Research, 2006, 25(4): 509-525.
- [ 16 ] GLOZMAN D, SHOHAM M. Image-guided robotic flexible needle steering [ J ]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2007, 23(9): 459-467.
- [ 17 ] ABAYAZID M, ROESTHUIS R J, REILINK R, et al. Integrating deflection models and image feedback for real-time flexible needle steering [ J ]. IEEE Transactions Robot, 2012, 29: 542-553.
- [ 18 ] FALLAHI B, KHADEM M, ROSSA C, et al. Extended bicycle model for needle steering in soft tissue [ C ]. 2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems ( IROS ), 2015: 4375-4380.
- [ 19 ] PATIL S, BURGNER J, WEBSTER R J, et al. Needle steering in 3D via rapid replanning [ J ]. IEEE Transactions Robot, 2014, 30(6): 853-864.
- [ 20 ] ZHAO Y J, LIU Z H, ZHANG Y D, et al. Kinematic model and its parameter identification for cannula flexible needle insertion into soft tissue [ J ]. Advances in Mechanical Engineering, 2019, 11(6): 1-13.
- [ 21 ] LEE H, KIM J. Estimation of needle deflection in layered soft tissue for robotic needle steering [ C ]. Intelligent Autonomous Systems 13: Proceedings of the 13th International Conference IAS-13. Cham: Springer International Publishing, 2015: 1133-1144.
- [ 22 ] COWAN N J, GOLDBERG K, CHIRIKJIAN G S, et al. Surgical robotics [ M ]. Robotic Needle Steering: Design, Modeling, Planning, and Image Guidance. Boston: Springer, 2011: 557-582.
- [ 23 ] LEHMANN T, RONALD S, NAWAID U, et al. Model-based needle steering in soft tissue via lateral needle actuation [ J ]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2018, 3(4): 3930-3936.
- [ 24 ] LEHMANN T, ROSSA C, USMANI N, et al. Deflection modeling for a needle actuated by lateral force and axial rotation during insertion in soft phantom tissue [ J ]. Mechatronics, 2018, 48(6): 42-53.
- [ 25 ] LEHMANN T, ROSSA C, USMANI N, et al.

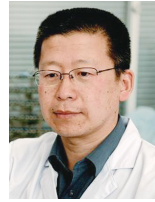
Intraoperative tissue Young's modulus identification during needle insertion using a laterally actuated needle[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2018, 67(8):371-381.

- [26] ZHANG Y F, ZHU Z Y, WANG G. Thermal modal analysis of doubly curved shell based on rayleigh-ritz method [J]. Transactions of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2022, 39(1):58-65.
- [27] KATAOKA H, WASHIO T, CHINZEI K, et al. Measurement of the tip and friction force acting on a needle during penetration[C]. International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, 2002, 2: 216-223.
- [28] DU H Y, ZHANG Y D, JIANG J G, et al. Needle deflection during insertion into soft tissue based on virtual spring model[J]. International Journal of Multimedia & Ubiquitous Engineering, 2015, 10(1): 209-218.
- [29] 董昱, 魏万鹏. 基于 RBF 神经网络 PID 控制的列车 ATO 系统优化[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(1):103-109.
- DONG Y, WEI W P. Optimization of train ATO system based on RBF neural network PID control[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(1):103-109.

## 作者简介



**Dai Xuesong** (Corresponding author) received his B. Sc. degree and Ph. D. degree both from Harbin University of Science and Technology in 2015 and 2022, respectively. He is currently a lecturer at Wuxi University. His main research interests include robot assisted medical equipment and medical engineering technology.



E-mail: zhangyd@hrbust.edu.cn

**Zhang Yongde** received his B. Sc., M. Sc., and Ph. D. degrees all from Harbin Institute of Technology in 1988, 1993, and 1999, respectively. He is currently a professor and a Ph. D. supervisor at Harbin University of Science and Technology. His main research interests include medical robot, education robot and biomimetic robot.

代雪松(通信作者), 分别在 2015 和 2022 年于哈尔滨理工大学获得学士学位和博士学位, 现为无锡学院讲师, 主要研究方向为机器人辅助医疗装备。

E-mail: daixs@cxwu.edu.cn

张永德, 分别在 1988 年、1993 年和 1999 年于哈尔滨工业大学获得学士学位、硕士学位和博士学位, 现为哈尔滨理工大学教授、博士生导师, 主要研究方向为医疗机器人、教育机器人和仿生机器人。