

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2022.09.018

# 基于 RBF 神经网络的七自由度凿岩台车 钻臂运动学研究\*

崔孟豪<sup>1</sup>, 姬会福<sup>1\*</sup>, 惠延波<sup>1</sup>, 宋丹<sup>2</sup>, 张中伟<sup>1</sup>

(1. 河南工业大学机电工程学院, 河南 郑州 450001; 2. 中铁工程装备集团有限公司  
专用设备研究院, 河南 郑州 450001)

**摘要:**运动学研究是凿岩台车钻臂定位控制的前提,由于七自由度凿岩台车钻臂结构不满足 Pieper 准则,采用解析法、数值法无法获得其有效的运动学模型,针对这一问题,提出了一种基于径向基函数(RBF)神经网络的钻臂逆运动学求解方法。首先,基于凿岩台车钻臂施工运动约束条件,采用改进 D-H 法建立了钻臂的正运动学矩阵模型,通过正运动学矩阵采集了钻臂运动样本数据,并利用 MATLAB 平台构建了三层 RBF 神经网络逆运动学模型,并对所采集的样本进行了训练预测;其次,以 63 孔位隧道掌子面为例,采用 RBF 法和数值法对孔位进行了预测验证;最后,利用 ADAMS-Simulink 联合仿真的方式,对钻臂定位施工可行性进行了验证。研究表明:通过仿真获得钻臂的最大定位预测误差为 0.62%,RBF 法预测孔位姿态 X、Y 方向最大误差分别为 2.588 mm、2.336 mm,预测精度优于数值法;所提出的控制方法能够实现钻臂末端定位的误差在钻孔施工允许范围内,可以提高凿岩台车钻孔的定位精度,避免隧道断面发生超欠挖现象。

**关键词:**凿岩台车;钻臂结构;钻臂定位控制;末端定位误差;运动学分析;径向基函数神经网络

中图分类号:TH113.2;TD421

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2022)09-1312-07

## Kinematics of 7-DOF rock drilling jumbo boom based on RBF neural network

CUI Meng-hao<sup>1</sup>, JI Hui-fu<sup>1</sup>, HUI Yan-bo<sup>1</sup>, SONG Dan<sup>2</sup>, ZHANG Zhong-wei<sup>1</sup>

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Henan University of Technology, Zhengzhou 450001, China;  
2. Special Equipment Research Institute, China Railway Engineering Equipment Group Co., Ltd., Zhengzhou 450001, China)

**Abstract:** The kinematics research was considered to the premise of the drill boom positioning control. Aiming at the problem that the Pieper criterion was not satisfied by the drilling boom structure of the 7-dof drilling jumbo, and the effective kinematic model could not be obtained by the analytical method and the numerical method. An inverse kinematics solution method of the drilling boom based on the radial basis function (RBF) neural network was proposed. Firstly, based on the construction motion constraints of the jumbo drill boom, the improved D-H method was used to establish a forward kinematics matrix model of the drilling boom. Through the forward kinematics matrix was used to collect the drill boom motion samples, and build a three-layer RBF neural network inverse kinematics model to train the samples by using the MATLAB platform. Then, the RBF method and the numerical method were used to predict and verify by taking the tunnel face with 63 holes as an example. Finally, the feasibility of the drill boom construction was verified by the ADAMS-Simulink co-simulation. The research results show that the maximum positioning prediction error of the drilling boom obtained by simulation is 0.62%, and the maximum error of the X and Y directions of the hole position and orientation predicted by the RBF method is 2.588 mm and 2.336 mm respectively. The prediction accuracy is better than that of the numerical method. The proposed control method can make the positioning error of the end of the drilling boom within the allowable range of drilling construction, improve the drilling positioning accuracy of the rock drilling jumbo, and avoid tunnel section over-excavation.

**Key words:** drilling jumbo; drill boomstructure; drill boom positioning control; end positioning error; kinematic analysis; radial basis function (RBF) neural network

收稿日期:2022-02-10

基金项目:河南省科技攻关计划资助项目(212102210227)

作者简介:崔孟豪(1996-),男,河南许昌人,硕士研究生,主要从事电液控制、机械优化设计方面的研究。E-mail:ccmenghao1996@163.com

通信联系人:姬会福,男,博士,讲师,硕士生导师。E-mail:jihuifu@126.com

## 0 引言

目前,钻爆法是我国隧道掘进的主要施工方法<sup>[1]</sup>。凿岩台车是钻爆法施工的核心设备,通过凿岩台车对隧道掌子面进行钻孔作业<sup>[2]</sup>,而钻臂是凿岩台车实现钻孔作业的关键部件<sup>[3]</sup>。通过对钻臂进行运动学分析,实现对凿岩台车钻孔精准定位,从而完成精确钻孔作业。

为了扩大凿岩台车的工作范围,使钻臂更加灵活,通常将钻臂设计为六自由度及以上的冗余机械臂,而冗余机械臂逆运动学求解是一个难题。

目前,求解机械臂逆运动学的方法有反变换法<sup>[4]</sup>、几何法<sup>[5]</sup>、数值法<sup>[6]</sup>。

覃艳明等人<sup>[7]</sup>针对八自由度机械臂,根据工作条件对钻臂进行了约束,采用矩阵逆推的方法得到了机械臂多组逆解。KUCUK S 等人<sup>[8]</sup>针对偏置机械臂没有封闭解的问题,提出了一种 NIKA 的数值解法,能够求解具有超越方程的机器人逆运动学。童水光等人<sup>[9]</sup>根据位置子矩阵和旋转子矩阵,对满足 Pieper 准则的六自由度机械臂进行了逆运动学求解,并以 ABB 机械臂为例,验证了所用方法的有效性;但该方法仅适用于满足 Pieper 准则的机械臂。葛小川等人<sup>[10]</sup>采用倍四元数法建立了 6R 串联机器人的逆运动学方程,求解出了 16 组解析解,但通过该方法所得逆解不一定能满足全部要求。KOEKER R 等人<sup>[11]</sup>采用神经网络算法(neural-network committee machine, NNCM),得到了六自由度机械臂的逆解。JESUS H 等人<sup>[12]</sup>采用自适应差分进化方法,得到了协作移动机器人的逆运动学。

目前,针对凿岩机械臂逆运动学的研究大多是添加约束,采用解析法。

何清华等人<sup>[13]</sup>以固定 2 个移动关节和约束 2 个关节的方法,确定了爆破孔位外插角的位置,并采用矩阵逆乘法对九自由度凿岩台车钻臂进行了逆运动学求解;但该方法具有局限性,且其求解过程也较为复杂。王宪伦等人<sup>[14]</sup>采用几何法,得到了八自由度凿岩钻臂的逆解;但该方法的求解过程复杂,且其求解精度也较低。

为提高凿岩台车钻孔定位精度,减少超欠挖现象,解决钻臂逆运动学求解困难问题,笔者将 RBF 神经网络算法应用于凿岩台车钻臂逆运动学求解(该算法无需进行矩阵计算,不受钻臂结构和自由度限制),以隧道掌子面真实孔位为例,对 RBF 神经网络所得逆解精确性进行验证,基于 ADAMS-Simulink 对钻臂逆解进行进一步联合仿真,以验证逆解可行性。

## 1 凿岩台车钻臂结构

凿岩台车在工作过程中,需要较大驱动力。而在相同的功率下,液压驱动具有体积小、结构紧凑等的优点,因此,液压驱动方式常常被作为凿岩台车钻臂的优选驱动方式。

七自由度钻臂是目前凿岩台车普遍采用的结构形式。该钻臂的结构模型图如图 1 所示。

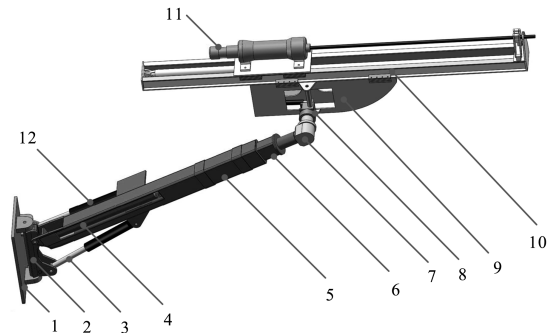


图 1 七自由度钻臂结构模型图

1—底座;2—摆动关节;3—大臂液压缸;4—伸缩臂液压缸;5—大臂;6—伸缩臂;7—回转关节;8—俯仰补偿关节;9—摆动补偿关节;10—末端移动关节;11—凿岩机;12—摆动液压缸

该钻臂包括 2 个移动关节和 5 个转动关节,属于冗余机械臂。

## 2 凿岩台车钻臂正运动学分析

笔者采用改进 D-H 法建立钻臂各关节坐标系,并将基坐标系建立在基座上,得到钻臂结构简图和各关节坐标系,如图 2 所示。

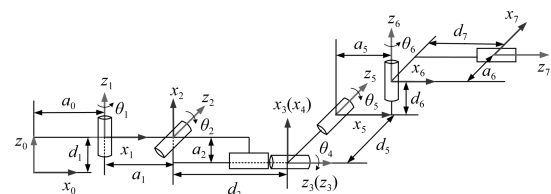


图 2 钻臂结构简图和各关节坐标系

该凿岩台车钻臂具有 7 个关节。

结合钻臂结构相关参数和约束关系,笔者建立各关节 D-H 参数表,连杆偏距、关节转角、连杆长度、连杆转角分别以  $a$ 、 $\alpha$ 、 $d$ 、 $\theta$  表示,如表 1 所示。

表 1 七自由度凿岩台车钻臂 D-H 参数

连杆 $i$	$\alpha_{i-1}$	$a_{i-1}/\text{mm}$	$\theta_i$	$d_i/\text{mm}$	初值	变量范围
1	$0^\circ$	195	$\theta_1$	50	$0^\circ$	$-55^\circ \sim 55^\circ$
2	$90^\circ$	150	$\theta_2$	0	$90^\circ$	$-150^\circ \sim -50^\circ$
3	$90^\circ$	-50	$0^\circ$	$d_3$	5 598	5 598 ~ 8 598
4	$0^\circ$	0	$\theta_4$	0	$0^\circ$	$-190^\circ \sim 190^\circ$
5	$90^\circ$	0	$\theta_5$	661	$90^\circ$	$50^\circ \sim 150^\circ$
6	$90^\circ$	60	$\theta_6$	614	$90^\circ$	$30^\circ \sim 145^\circ$
7	$90^\circ$	245	$0^\circ$	$d_7$	4 022	4 022 ~ 6 022

根据 D-H 法坐标变换规则, 钻臂各相邻关节之间的变换矩阵表达式为:

$${}^{i-1}T_i = \begin{bmatrix} \cos\theta_i & -\sin\theta_i & 0 & a_{i-1} \\ \sin\theta_i \cos\theta_{i-1} & \cos\theta_i \cos\alpha_{i-1} & -\sin\alpha_{i-1} & -d_i \sin\alpha_{i-1} \\ \sin\theta_i \sin\alpha_{i-1} & \cos\theta_i \sin\alpha_{i-1} & \cos\alpha_{i-1} & d_i \cos\alpha_{i-1} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

结合式(1), 可以建立钻臂末端执行器坐标系 {7} 相对于基座坐标系 {0} 的位姿矩阵, 即为:

$${}^0_7T = {}^0_1T_1 {}^1_2T_2 {}^2_3T_3 {}^3_4T_4 {}^4_5T_5 {}^5_6T_6 {}^6_7T_7 = \begin{bmatrix} n_x & o_x & a_x & p_x \\ n_y & o_y & a_y & p_y \\ n_z & o_z & a_z & p_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中:  $[n \ o \ a]$ —钻臂末端相对于基坐标系的姿态;  $[p_x \ p_y \ p_z]$ —钻臂末端相对于基坐标系的位置。

将表 1 中钻臂各关节变量初始值代入式(2), 可得凿岩台车钻臂末端执行器初始位姿矩阵为:

$${}^0_7T = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 10\ 025 \\ 1 & 0 & 0 & 906.5 \\ 0 & 1 & 0 & 614 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

### 3 凿岩台车钻臂逆运动学分析

逆运动学是已知机械臂末端相对于基坐标系位姿, 反求各关节变量值。笔者以所得钻臂正运动学采集样本数据作为 RBF 神经网络算法的输入, 通过训练预测出钻臂逆运动学, 并将逆解代入正运动学矩阵, 以验证逆解的有效性。

#### 3.1 RBF 神经网络算法设计

钻臂逆运动学是非线性求解过程, RBF 可将低维空间非线性不可分问题转换成高维空间线性可分问题, 进而实现钻臂的逆运动学精确求解<sup>[15]</sup>。

RBF 神经网络的核心是设计隐含层, 为了实现数据由低纬度线性不可分转换为高纬度线性可分, 隐含层使用一种高斯函数作为核函数, 其激活函数表达式为:

$$R(x_p - c_i) = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \|x_p - c_i\|^2\right) \quad (4)$$

式中:  $x_p$ —输出的第  $P$  个样本;  $c_i$ —第  $i$  个隐含层的激活函数的中心;  $\sigma$ —函数的宽度参数, 即高斯函数的方差;  $\|x_p - c_i\|$ —第  $P$  个输入样本到中心点  $c$  的距离。

根据所求问题, 笔者采用 *newrbe* 形式的神经网络, 其函数形式表达式为:

$$[net, tr] = newrbe(\mathbf{P}, \mathbf{T}, spread) \quad (5)$$

式中:  $\mathbf{P}$ —输入样本数据;  $\mathbf{T}$ —输出样本数据; *spread*—径向基函数的分布系数。

*Newrbe* 是一种精确径向基神经网络, 该函数在创建 RBF 神经网络时, 能够自动选择适合的隐藏层数目, 神经元个数自动选择为输入样本个数, 使函数拟合更为平滑; 为减少逼近误差、提高预测精度和计算速度, 只需要设置合理的 *spread*, 通过多次仿真, 确定 *spread* = 1。

#### 3.2 基于 RBF 神经网络的钻臂逆运动学

在凿岩台车钻孔施工作业过程中, 其钻臂末端需要垂直于隧道待掘进面进行钻孔工作。关节 7 为末端移动关节, 仅对钻臂移动距离进行补偿, 因此, 只需确定前 6 个关节的姿态, 末端关节 7 在其轴线上根据实际钻孔需求进行移动即可。

故笔者在进行逆运动学分析时, 可假设关节 7 固定, 即  $d_7$  为定值, 取其初始值  $d_7 = 4\ 022$  mm, 此时钻臂简化为六自由度, 且简化后所得逆解结果不影响凿岩台车实际钻孔作业。

样本数据采集的合适与否直接影响到 RBF 神经网络的预测精度。笔者通过所得钻臂正运动学方程, 利用 MATLAB 中伪随机数的功能, 结合钻臂各关节变量范围, 随机生成 10 000 组各关节变量值, 将得到的变量值代入式(2), 得到钻臂末端位姿矩阵即输入矩阵为:

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} n_x & o_x & a_x & p_x \\ n_y & o_y & a_y & p_y \\ n_z & o_z & a_z & p_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

在输出样本矩阵  $\mathbf{P}$  中, 由于只有 12 个有效数据表示钻臂末端的姿态和位置, 为提高预测速度和精度, 同时保证求解过程中各关节变量相互独立性, 笔者对输入矩阵  $\mathbf{P}$  进行 RPY 欧拉角变换, 用 6 个元素来表示钻臂末端的姿态和位置, 其结果为:

$$\mathbf{P}_1 = [\alpha, \beta, \lambda, p_x, p_y, p_z] \quad (7)$$

式中:  $\alpha, \beta, \lambda$ —钻臂末端姿态;  $p_x, p_y, p_z$ —钻臂末端位置。

RPY 角欧拉变换方式为:

$$\begin{cases} \alpha = \text{atan2}(n_y, n_x) \\ \beta = \text{atan2}(-n_z, n_x \cdot \cos\alpha + n_y \cdot \sin\alpha) \\ \lambda = \text{atan2}(a_x \cdot \sin\alpha - a_y \cdot \cos\alpha, -o_x \cdot \sin\alpha + o_y \cdot \cos\alpha) \end{cases} \quad (8)$$

所求钻臂逆运动学有 6 个关节变量, 故样本的输出矩阵  $\mathbf{T}$  为:

$$T = [\theta_1, \theta_2, d_3, \theta_4, \theta_5, \theta_6] \quad (9)$$

笔者所设计求解钻臂逆运动学的RBF神经网络结构,如图3所示。

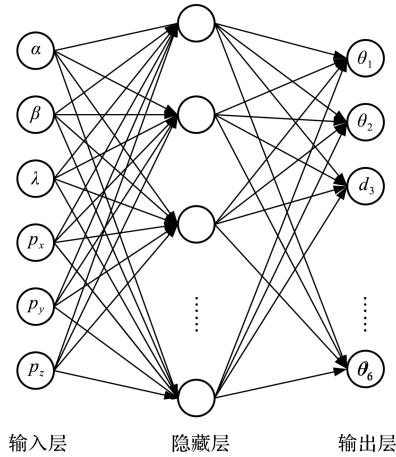


图3 RBF神经网络结构

为避免伪随机数样本中存在奇异值,导致训练时间加长,出现预测结果不收敛等问题,笔者采用最大-最小标准化的归一化方法,对所生成的样本数据进行归一化处理,即:

$$x' = \frac{x - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (10)$$

式中: $X_{\max}$ —样本数据中最大值; $X_{\min}$ —样本数据中最小值。

从所得10 000组数据中,笔者取8 800组数据作为训练数据,1 200组数据作为测试数据,从1 200组预测结果中取部分结果,如表2所示。

由表2可以看出:预测结果误差最大为0.005 38 rad。

笔者进一步建立各关节变量值的预测误差,如图4所示(图中分别表示关节1—6的预测误差)。

表2 RBF预测结果

序号	输入	$\theta_1/\text{rad}$	$\theta_2/\text{rad}$	$d_3/\text{mm}$	$\theta_4/\text{rad}$	$\theta_5/\text{rad}$	$\theta_6/\text{rad}$
1	实际值	0.239 15	-2.136 42	7 973.031 94	0	2.136 42	1.331 65
	预测值	0.239 15	-2.136 42	7 973.030 82	0	2.136 42	1.331 65
2	实际值	0.032 42	-0.907 60	6 663.686 74	0	0.907 60	1.538 37
	预测值	0.032 42	-0.907 60	6 663.686 41	0	0.907 60	1.538 37
3	实际值	0.679 91	-2.421 90	6 323.840 86	0	2.421 90	0.890 89
	预测值	0.679 90	-2.421 89	6 323.846 24	0	2.421 89	0.890 91
4	实际值	0.635 50	-1.046 29	6 543.855 19	0	1.046 29	0.935 29
	预测值	0.635 50	-1.046 29	6 543.856 07	0	1.046 29	0.935 29

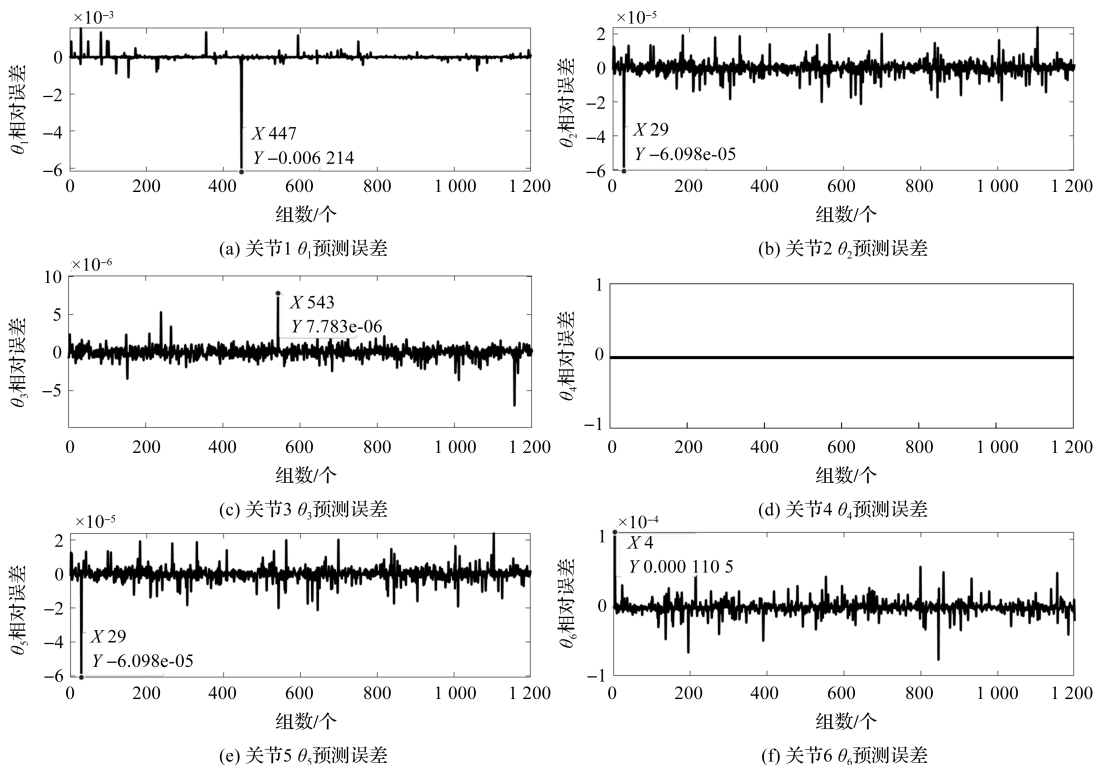


图4 RBF神经网络算法预测误差

由图 4 可知:

关节 1 预测最大误差发生在第 447 组数据,误差值为 0.62%;关节 2 预测最大误差发生在第 29 组数据,误差值为 0.006 1%;关节 3 预测最大误差发生在第 543 组数据,误差值为 0.000 78%;关节 5 预测最大误差发生在第 29 组数据,误差值为 0.006 1%;关节 6 预测最大误差发生在第 29 组数据,误差值为 0.011%。

经过 RBF 神经网络预测 1 200 组数据中,各关节中最大误差值为 0.62%。由此可以证明,该神经网络结构预测精度较为精确。

其中,关节 4 预测误差图 4(d)中,由于约束钻臂垂直隧道掌子面,关节 4 的变量值保持初始值不变,经过 RBF 预测输出值没有误差。

### 3.3 钻臂预测孔位误差分析

为验证 RBF 神经网络所得钻臂求逆运动学结果准确性,笔者以隧道掌子面所布 63 个孔位为例,凿岩台车到隧道掌子面距离为 9 m(每个孔位位姿已知),

得到隧道孔位横截面分布图,如图 5 所示。

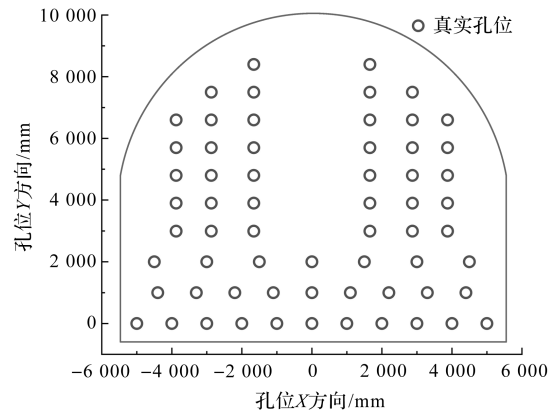


图 5 隧道掌子面布孔图

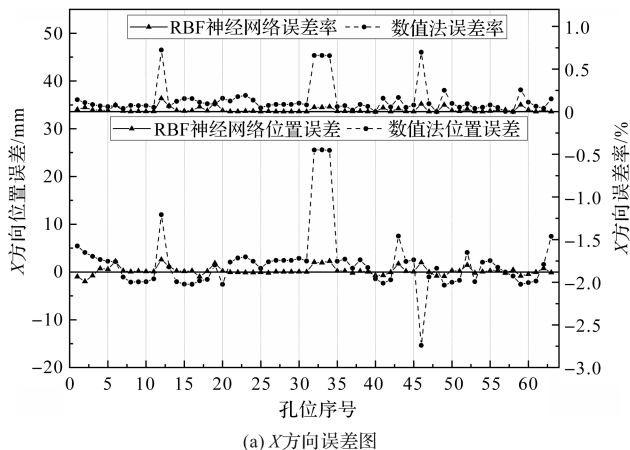
笔者将隧道掌子面 63 个孔位位姿数据输入到上文经过训练的 RBF 神经网络中,基于 RBF 神经网络求解钻臂得到对应孔位时各关节变量值。

对比分析基于数值法获得的钻臂各关节变量值,如表 3 所示。

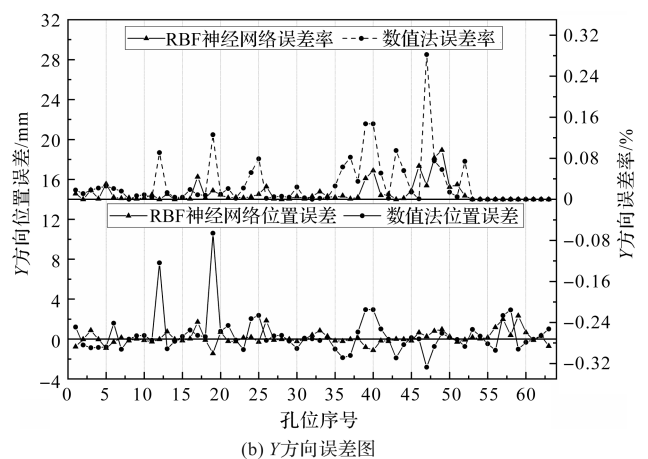
表 3 不同方法所得逆解结果

组号	方法	$\theta_1/\text{rad}$	$\theta_2/\text{rad}$	$d_3/\text{mm}$	$\theta_4/\text{rad}$	$\theta_5/\text{rad}$	$\theta_6/\text{rad}$
1	RBF 神经网络	-0.816 25	-2.350 52	8 486.376 443	0	2.350 47	2.387 09
	数值法	-0.815 22	-2.350 88	8 486.143 439	0	2.350 88	2.386 01
2	RBF 神经网络	-0.816 54	-2.269 36	7 883.925 506	0	2.269 38	2.387 41
	数值法	-0.815 21	-2.269 29	7 883.610 556	0	2.269 29	2.386 01
3	RBF 神经网络	-0.816 36	-2.175 49	7 342.213 977	0	2.175 55	2.387 18
	数值法	-0.815 35	-2.175 21	7 342.033 307	0	2.175 21	2.386 15
4	RBF 神经网络	-0.816 12	-2.067 48	6 874.768 474	0	2.067 48	2.386 89
	数值法	-0.815 51	-2.067 26	6 875.899 826	0	2.067 25	2.386 29

由于钻臂达到每个孔位时,各关节变量值的实际值是未知的,因此,为验证所得钻臂逆解结果的准确性,笔者将 RBF 神经网络和数值法所得各个关节变量值代入钻臂末端位姿矩阵公式,得到钻臂末端执行器位姿,并将所得位姿与隧道掌子面对应孔位位姿进行对比,结果如图 6 所示。



(a) X方向误差图



(b) Y方向误差图

图 6 不同方法所得孔位位姿误差

从图 6 中可看出:基于 RBF 神经网络预测孔位误差整体低于数值法所得结果。其中,在 X 方向上,RBF 预测孔位最大误差为 2.588 mm,误差率最大为 0.156%,数值法所得孔位最大误差为 25.589 mm,误差率最大为 0.724%;Y 方向上,RBF 神经网络预测孔

位最大误差为 2.336 mm,误差率最大为 0.096%,数值法所得孔位最大误差为 10.611 mm,误差率最大为 0.282%;

且 RBF 神经网络所预测 63 个孔位结果的 X、Y 方向上平均误差分别为 0.591 mm、0.465 mm,数值法所得 63 个孔位结果的 X、Y 方向上平均误差分别为 3.592 mm、1.168 mm;

RBF 神经网络预测结果所得 63 个孔位, X、Y 方向误差超过 1 mm 的仅有 17 个孔位,而通过数值法所得 63 个孔位中, X、Y 轴方向误差超过 1 mm 的有 62 个。

由此可知, RBF 神经网络算法所预测孔位整体精

度高于数值法所得孔位,且所预测孔位误差在钻孔施工范围内。

### 3.4 钻臂运动学虚拟现实仿真分析

为验证所提出运动学方法应用于凿岩台车钻臂的可行性,基于 ADAMS-Simulink,笔者对钻臂三维模型模拟钻孔定位过程进行联合仿真。

仿真环境中添加有重力,并对钻臂各关节设置材料属性,以模拟实际钻孔定位过程,进一步验证所得逆运动学可行性。限于篇幅,笔者取部分孔位进行钻孔验证。

钻臂运动学虚拟联合仿真结果,如图 7 所示。

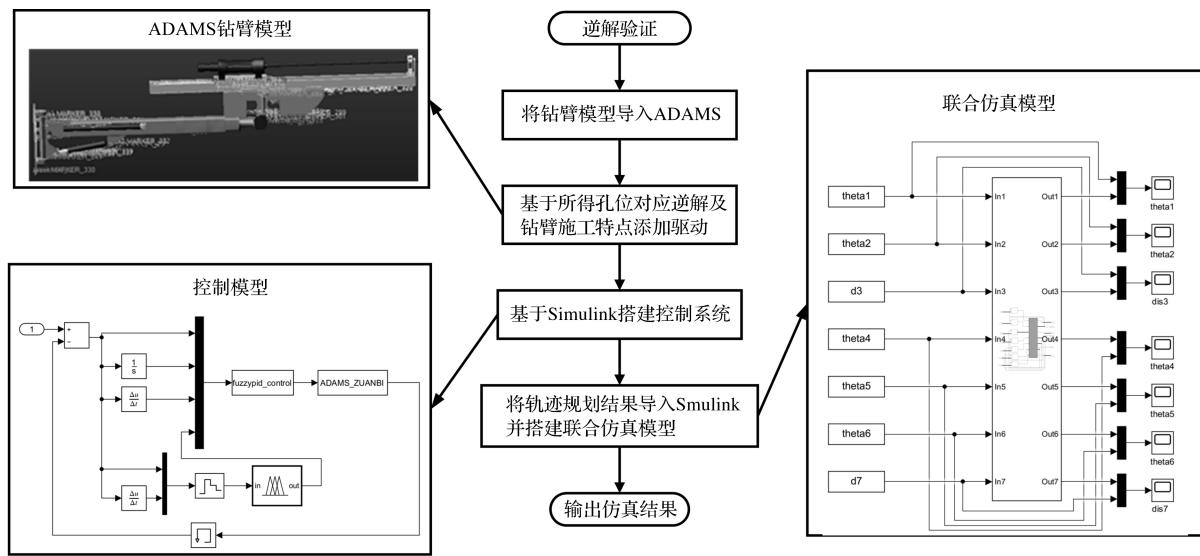


图7 虚拟联合仿真模型

图7中,笔者首先将钻臂模型导入ADAMS,根据逆解结果及钻臂施工特点添加约束和驱动;然后在Simulink模型中,建立钻臂各关节运动模型,采用模糊PID控制算法搭建钻臂控制系统,实现对钻臂钻孔定位的控制;最后,将钻臂各关节轨迹规划结果作为Simulink中输入,由此进行ADAMS-Simulink联合仿真。

通过在ADAMS钻臂模型末端建立Mark点,笔者测量了其相对于基坐标系的位置坐标。

联合仿真结果如表4所示。

通过表4可以看出:联合仿真孔位与RBF神经网络预测孔位最大误差为第3组仿真孔位, X、Y方向误差值分别为0.9 mm、1.39 mm。

这是由于ADAMS为钻臂实物模拟仿真,仿真环境中添加有重力等因素,使得仿真结果与理论求解值存在一定误差,但钻臂末端依然垂直于隧道断面,且该误差在钻孔施工允许的范围内,不会因此造成隧道掘进面超欠挖现象,由此可知,所求孔位对应的逆解是可行的。

表4 联合仿真结果对比

组号	不同孔位	孔位 X, Y 坐标/mm
1	实际孔位	-3 876, 6 596
	RBF 预测孔位	-3 876.98, 6 595.24
	仿真孔位	-3 877.55, 6 594.87
2	实际孔位	-3 876, 5 696
	RBF 预测孔位	-3 877.96, 5 695.97
	仿真孔位	-3 878.68, 5 696.45
3	实际孔位	-3 876, 4 796
	RBF 预测孔位	-3 876.74, 4 796.86
	仿真孔位	-3 875.84, 4 798.25
4	实际孔位	-3 876, 3 896
	RBF 预测孔位	-3 875.25, 3 895.97
	仿真孔位	-3 874.88, 3 896.57

## 4 结束语

为了提高凿岩台车钻孔定位精度,首先,笔者对七自由度凿岩台车钻臂运动学进行了研究,采用RBF神经网络求其逆运动学;然后,以隧道孔位进行了验证;最后,采用ADAMS-Simulink对钻孔定位进行了联合仿真。

研究表明:

(1) 针对不满足 Pieper 准则的七自由度凿岩台车钻臂逆运动学没有封闭解, 笔者采用了 RBF 神经网络算法求解钻臂逆解。根据凿岩台车钻孔时要求钻臂垂直隧道掌子面的要求, 结合钻臂结构建立钻臂运动约束条件, 通过 RBF 神经网络求解了钻臂逆运动学, 仿真结果表明其最大预测误差为 0.62% ;

(2) 为验证求逆解有效性, 笔者以隧道掌子面所布 63 个真实孔位为例, 采用 RBF 神经网络求出了每个孔位对应的一组逆解, 通过正运动学得到了逆解对应的孔位位姿, 同时采用数值法求解了所有孔位位姿。笔者将两种方法所得孔位位姿与真实孔位位姿进行了对比, 结果表明, RBF 神经网络所得孔位位姿误差低于数值法,  $X$ 、 $Y$  方向最大误差分别为 2.588 mm、2.336 mm ;

(3) 笔者基于 ADAMS-Simulink 对钻孔施工进行了联合仿真验证, 仿真结果误差在施工允许范围内, 由此验证了逆解可行性, 能够提高钻孔定位精度, 使凿岩台车减少因定位误差产生超欠挖现象, 满足钻孔施工要求。

笔者后续将针对  $X$ 、 $Y$  方向误差相差较大问题开展进一步的研究, 并以凿岩台车样机为例进行实际钻孔实验, 对实际钻孔时钻臂定位所产生误差的原因进行分析。

#### 参考文献 (References) :

- [1] 周晓军, 郭建, 杨昌宇, 等. 钻爆法双线铁路隧道预制拼装二次衬砌分块方式研究[J]. 现代隧道技术, 2021, 58(6):46-58.
- [2] 吴昊骏, 纪洪广, 龚敏, 等. 我国地下矿山凿岩装备应用现状与凿岩智能化发展方向[J]. 金属矿山, 2021, 535(1):185-201, 212.
- [3] 董特, 罗红波, 林智秋, 等. 液压凿岩台车钻臂结构优化设计[J]. 工具技术, 2021, 55(5):71-74.
- [4] PAUL R P, SHIMANO B. Kinematic control equations for simple manipulators [J]. **IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics**, 1981, 11(6):449-455.
- [5] LEORO J, HSIAO T, Betancourt C. A new geometric subproblem to extend solvability of inverse kinematics based on screw theory for 6R robot manipulators[J]. **International Journal of Control Automation and Systems**, 2020, 19(1):562-573.
- [6] 赵龙泽, 余浩平, 黄良伟, 等. 一种基座姿态可控空间机器人的通用避奇算法[J/OL]. 北京航空航天大学学报, 2021, 1-14. (2021-01-04) [2022-02-10]. <http://www.cnki.com.cn/Article/CJFDTotal-BJHK20201228008.htm>.
- [7] 覃艳明, 赵静一, 全少帅, 等. 八自由度机械臂位置运动学模型解析解[J]. 农业机械学报, 2019, 50(1):400-405.
- [8] KUCUK S, BINGUL Z. Inverse kinematics solutions for industrial robot manipulators with offset wrists[J]. **Applied Mathematical Modelling**, 2014, 38(7-8):1983-1999.
- [9] 童水光, 王敏, 从飞云, 等. 6 自由度串联机械臂的逆运动学算法优化与验证[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2019(3):9-12.
- [10] 葛小川, 郑颺默, 吴纯赟, 等. 倍四元数在 6R 串联机器人逆解中的应用[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2016(12):16-19.
- [11] KOEKER R, CAKAR T, SARI Y. A neural-network committee machine approach to the inverse kinematics problem solution of robotic manipulators [J]. **Engineering with Computers**, 2014, 30(4):641-649.
- [12] JESUS H, CARLOS L, NANCY A, et al. Inverse kinematics for cooperative mobile manipulators based on self-adaptive differential evolution [J]. **PeerJ Computer Science**, 2021, 7(4):e419.
- [13] 何清华, 周宏兵, 吴凡. 凿岩台车钻臂的运动学研究[J]. 中南工业大学学报, 1998, 29(5):3-5.
- [14] 王宪伦, 喻洋, 王道全, 等. 凿岩台车的建模与运动学分析[J]. 矿山机械, 2016, 44(1):90-93.
- [15] 韩玉辉. 液压凿岩台车自动定位钻孔关键技术研究[D]. 徐州:中国矿业大学机电工程学院, 2019.

[编辑:全瑶]

#### 本文引用格式:

崔孟豪, 姬会福, 惠延波, 等. 基于 RBF 神经网络的七自由度凿岩台车钻臂运动学研究[J]. 机电工程, 2022, 39(9):1312-1318.

CUI Meng-hao, JI Hui-fu, HUI Yan-bo, et al. Kinematics of 7-DOF rock drilling jumbo boom based on RBF neural network [J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2022, 39(9):1312-1318.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>