

绳索牵引式并联机器人神经网络 PID 控制^①

何文凯^{②*} 王江北^{*} 陈 萌^{**} 费燕琼^{*}

(^{*}上海交通大学机器人研究所 上海 200240)

(^{**}上海宇航系统工程研究所 上海 201109)

摘 要 分析了一种 6 绳索 6 自由度的绳索牵引式并联机器人,基于齐次变换矩阵法建立了机器人运动学和动力学模型,根据其动力学模型及传统 PID 控制器,基于 BP 神经网络设计了 BP 神经网络 PID 控制器,机器人在运动过程中通过 BP 神经网络调整 PID 参数。最后通过仿真将其控制结果与基于传统 PID 控制器的控制结果进行对比,得出这种控制方法能够提高绳索牵引式并联机器人的控制精度和响应速度。

关键词 绳索并联机器人,神经网络,PID 控制

0 引 言

20 世纪 80 年代,绳索并联机器人作为一种新型的并联机器人得到了学术界的重视而渐渐发展起来,这类机器人采用绳索代替刚性的连杆,通过改变绳索的长度和牵引速度来控制末端执行器的运动状态。和传统的并联机器人相比,绳索牵引并联机器人具有结构简单、工作空间大、更高的负载质量比、制造和维修成本低廉等优势。但是由于绳索是柔性的,只能承受拉力,而不能承受压力,这就造成在运动控制和工作空间分析中比一般的刚性连杆机器人具有更高的复杂性。

根据绳索数目 m 和末端执行器自由度 n 之间的数量关系,可以将绳索并联机器人分为三类,欠约束($m < n + 1$),完全约束($m = n + 1$)和冗余约束($m > n + 1$)。本文设计了欠约束的 6-6 绳索牵引并联机器人。要能精确控制绳索并联机器人的运动,必须要能够准确分析绳索并联机器人的运动学和动力学模型,然后根据动力学模型设计控制器。

目前已经有一些针对绳索并联机器人的研究,

Yu^[1]等提出了绳索并联机器人末端执行器的轨迹规划,颜玉娇^[2]等提出了当绳索的自重不能忽略时,利用悬链线模型对其进行动力学分析,Pusey^[3]等分析了绳索并联机器人的工作空间和几何结构的关系,Babaghasabha^[4]等提出了针对绳索牵引并联机器人的 PID 控制方法,本文提出了一种基于 BP 神经网络调整 PID 控制方法中 PID 参数的方法,以求达到更好的控制效果。

本文对 6 绳索 6 自由度的绳索并联机器人进行了运动学和动力学分析,根据机器人上安装的摄像头和角度传感器获取末端执行器的准确位姿,然后设计了基于 BP 神经网络的神经网络 PID 控制器,发现神经网络模型在绳索牵引式并联机器人中能够起到较好的控制效果。

1 运动学和动力学模型

1.1 运动学模型

6-6 绳索牵引并联机器人实物图和示意图分别如图 1 和图 2 所示。

① 航天基金(USCAST2016-30)资助项目。

② 男,1993 年生,硕士生;研究方向:绳索牵引式并联机器人;联系人,E-mail: kevinhe@sjtu.edu.cn
(收稿日期:2018-01-22)

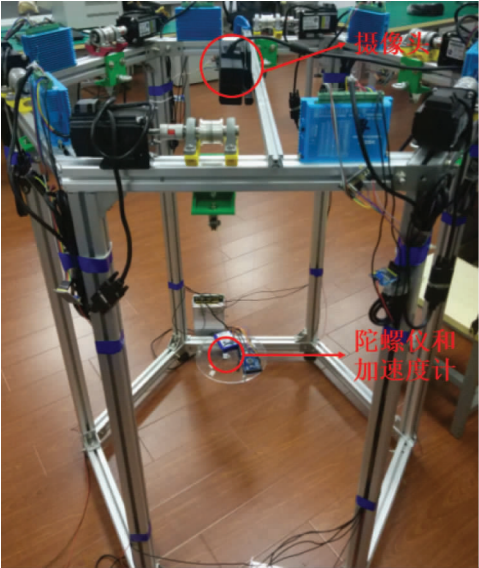


图 1 绳索牵引并联机器人实物图

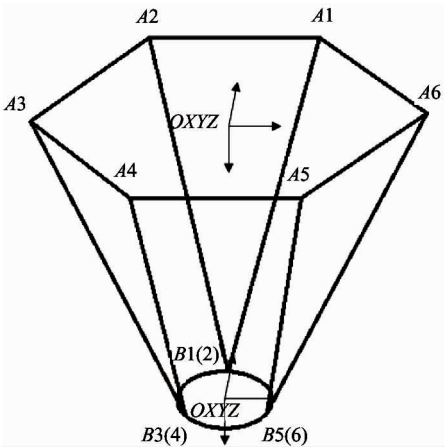


图 2 绳索牵引式并联机器人简化模型

图 2 中,6 根绳索 A_iB_i 的一端与 A_i 相连,另一端与 B_i 相连, A_i 均匀分布在正六边形框架的 6 个顶点上, B_i 均匀分布在末端执行器所在的圆盘上,其中 B_i 与 B_{i+1} 重合 ($i = 1, 3, 5$)。在静平台(即机器人外框架)上建立机器人的全局坐标系 $OXYZ$,在末端执行器上建立局部动坐标系 $oxyz$ 。

可知局部坐标系到全局坐标系的旋转矩阵为^[5]:

$$R = \begin{bmatrix} c\beta c\gamma & c\gamma s\alpha s\beta - c\alpha s\gamma & s\alpha s\gamma + c\alpha c\gamma s\beta \\ c\beta s\gamma & c\alpha c\gamma + s\alpha s\beta s\gamma & c\alpha s\beta s\gamma - c\gamma s\alpha \\ -s\beta & c\beta s\alpha & c\alpha c\beta \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中, α, β, γ 为末端执行器绕全局坐标系 x, y, z

轴的旋转角。则绳索在末端执行器上的连接点的全局坐标为 $B_i = Rb_i + o_B$, 其中, b_i 为连接点 B_i 在局部坐标系 $oxyz$ 中的坐标, o_B 为局部坐标系原点坐标,此时可得出绳索长度为 $l_i = |A_i - B_i|$, 绳索 A_iB_i 在全局坐标中的向量表达式为 $L_i = B_i - A_i$ 。在实际情况下,绳索自重会使绳索弯曲,形成悬链线形状,在本文分析的机器人中,由于绳索自重很轻,不会对末端执行器的运动造成明显的干扰,因此可以忽略绳索自重的影响,此时绳索的理想模型为直线,且绳索的拉力在绳索的各点处处相等,拉力方向与绳索方向一致,绳索方向的单位向量为: $u_i = L_i/l_i$ 绳索的长度变化速度:

$$\dot{L} = [\dot{l}_1 \quad \dot{l}_2 \quad \dot{l}_3 \quad \dot{l}_4 \quad \dot{l}_5 \quad \dot{l}_6] \text{ 可表示为:}$$

$$\dot{L} = J \cdot \dot{X} \quad (2)$$

式中, J 是绳索牵引并联机器人的雅克比矩阵, $X = [x, y, z, \alpha, \beta, \gamma]^T$ 为末端执行器的位姿。

$$J = \begin{bmatrix} l_1 & l_2 & \cdots & l_6 \\ (Rb_1) \times u_1 & (Rb_2) \times u_2 & \cdots & (Rb_6) \times u_6 \end{bmatrix} \quad (3)$$

1.2 动力学模型

本文采用拉格朗日方法来分析绳索牵引并联机器人的动力学模型,末端执行器的位姿 $X = (x, y, z, \alpha, \beta, \gamma)^T$ 作为系统的广义坐标。绳索牵引并联机器人的动能由末端执行器的转动动能和移动动能所构成。由此求出绳索并联机器人的动能如下:

$$E_k = \frac{1}{2} m \mathbf{v}^T \mathbf{v} + \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \boldsymbol{\xi}_s \mathbf{w} \quad (4)$$

其中 $\mathbf{v} = (\dot{x}, \dot{y}, \dot{z})^T$, 为末端执行器的平动速度,

$$\mathbf{w} = E\dot{\mathbf{q}} = \begin{bmatrix} c\beta c\gamma & -s\gamma & 0 \\ c\beta s\gamma & c\gamma & 0 \\ -s\beta & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{\alpha} \\ \dot{\beta} \\ \dot{\gamma} \end{bmatrix}$$

为执行器的角速度, m 为末端执行器的质量, $\boldsymbol{\xi}_s$ 为末端执行器在全局坐标系中的惯性矩阵。

而 $\boldsymbol{\xi}_s = R\boldsymbol{\xi}_b R^T$, 其中 $\boldsymbol{\xi}_b$ 为末端执行器在局部坐标系中的惯性矩阵。

绳索牵引并联机器人的势能: $E_p = mgz$ 。

则其拉格朗日函数为:

$$E_L = E_k - E_p = \frac{1}{2} m \mathbf{v}^T \mathbf{v} + \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \boldsymbol{\xi}_s \mathbf{w} - mgz \quad (5)$$

则对于绳索牵引机器人,其拉格朗日动力学方程为:

$$\frac{d}{dt}\left(\frac{\partial E_L}{\partial \dot{X}}\right) - \frac{\partial E_L}{\partial X} = \tau \quad (6)$$

式中, τ 为绳索牵引并联机器人的广义力和力矩。

经过推导,可得到绳索牵引并联机器人的动力学模型为:

$$\tau = M(X)\ddot{X} + C(X, \dot{X})\dot{X} + G \quad (7)$$

式中

$$M(X) = \begin{bmatrix} mI & 0 \\ 0 & E^T \xi_s E \end{bmatrix},$$

$$C(X, \dot{X}) = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{2}(\dot{M}_l + N^T - N) \end{bmatrix},$$

$$M_l = E \xi_s E^T,$$

$$N = A \frac{\partial M_l}{\partial \alpha} + B \frac{\partial M_l}{\partial \beta} + C \frac{\partial M_l}{\partial \gamma},$$

$$A = \begin{bmatrix} \dot{\alpha} & \dot{\beta} & \dot{\gamma} \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ \dot{\alpha} & \dot{\beta} & \dot{\gamma} \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, C = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ \dot{\alpha} & \dot{\beta} & \dot{\gamma} \end{bmatrix},$$

$$G = [0 \quad 0 \quad mg \quad 0 \quad 0 \quad 0]^T,$$

$$\tau = JT \quad (8)$$

$T = (t_1 \ t_2 \ t_3 \ t_4 \ t_5 \ t_6)^T$ 为绳索中的拉力,当末端执行器需要的运动轨迹已知时,可根据式(7)、(8)求出每根绳索上所需要的拉力。

2 基于 BP 神经网络 PID 的控制

2.1 传统 PID 控制器

本文介绍的控制器利用 BP 神经网络调整 PID 控制器的参数从而控制末端执行器的运动。若要控制末端执行器的运动,需要获取当前末端执行器的实际位置,在本文所描述的绳索牵引式并联机器人中,主要使用视觉定位结合陀螺仪获取末端执行器的实际位置。

定义末端执行器的位姿误差为

$$e = X - X^d \quad (9)$$

其中, X^d 为末端执行器的期望位姿。

对于传统的 PID 控制,可得控制规则为:

$$JT = C\dot{X} + G + M(\ddot{X}_d - K_p e - K_D \dot{e} - K_I \int e) \quad (10)$$

$$T = J^\dagger (C\dot{X} + G + M(\ddot{X}_d - K_p e - K_D \dot{e} - K_I \int e)) \quad (11)$$

式中, K_p 为比例系数, K_D 为微分系数, K_I 为积分系数。此三个系数都是常量,由多次调试获得。 $J^\dagger$ 为 J 的伪逆矩阵。

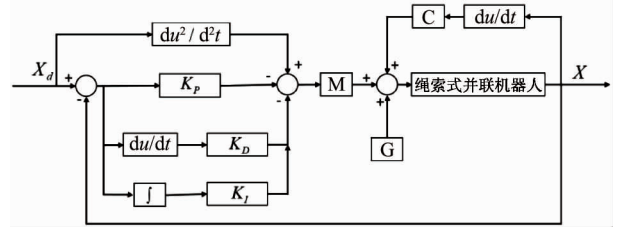


图3 PID 控制系统模型

2.2 BP 神经网络 PID 控制器

由于绳索长度不停地变化,适合 PID 控制器的 PID 参数也在不停变化,且变化规律难以确定。神经网络具有极强的非线性表达能力,可以通过网络的学习实现最佳的 PID 控制^[6]。本文采用 BP 神经网络,它具有结构简单、逼近精度高等优异特性。控制系统中使用 BP 神经网络实时调整 K_p, K_I, K_D 参数,实现更精确的反馈控制,且能够保证系统的稳定性,整个控制系统的结构如图 4 所示:

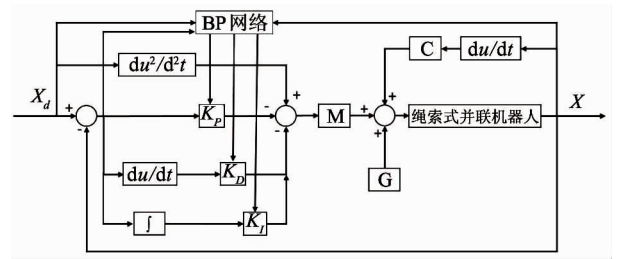


图4 神经网络 PID 控制系统模型

应用的 BP 神经网络的结构图如图 5 所示。整个 BP 神经网络由三层组成。输入层有三个节点,分别是末端执行器当前的期望位置 $rin(k)$, 当前的实际位置 $yout(k)$ 以及期望位置与实际位置之间的误差 $error(k)$ 。图中, ω_{li} 是输入层到隐含层的连接

权值, ω_{ij} 是输出层的连接权值, 输出层和隐含层以 Sigmoid 函数作为激励函数, 即:

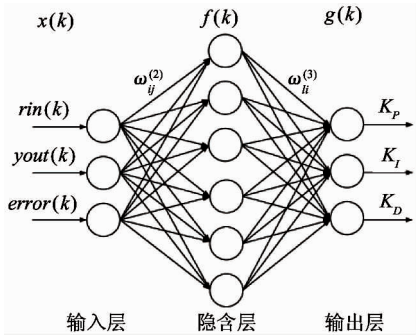


图 5 BP 神经网络结构图

$$g(x) = f(x) = \frac{e^x}{e^x + e^{-x}}$$

同时定义:

$$\begin{cases} K_p = O_1^{(3)}(k) \\ K_I = O_2^{(3)}(k) \\ K_D = O_3^{(3)}(k) \end{cases} \quad (12)$$

取性能指标函数为:

$$E(k) = \frac{1}{2}(\text{rin}(k) - \text{yout}(k))^2 = \text{error}(k)^2 \quad (13)$$

对连接权值按性能指标函数对加权的负梯度方向搜索调整, 并引进一个惯性项使搜索快速收敛^[7], 即:

$$\Delta\omega_{li}^{(3)}(k) = -\eta \frac{\partial E(k)}{\partial \omega_{li}^{(3)}} + \alpha \Delta\omega_{li}^{(3)}(k-1) \quad (14)$$

式中 η 为学习速率, α 为惯性系数,

经过对 $\frac{\partial E(k)}{\partial \omega_{li}^{(3)}}$ 的计算, 可得隐含层到输出层的

权数的学习算法可表示为:

$$\partial\omega_{li}^{(3)}(k) = \alpha \partial\omega_{li}^{(3)}(k-1) + \eta \delta_i^{(3)} O_i^2(k) \quad (15)$$

$$\delta_i^{(3)} = \text{error}(k) \text{sgn}\left(\frac{\partial \text{rin}(k)}{\partial \text{yout}(k)}\right) \frac{\partial \text{yout}(k)}{\partial O_i^{(3)}(k)} g'(net_i^{(3)}(k)) \quad (16)$$

同理, 输入层到隐含层的权数的学习算法可以表示为:

$$\partial\omega_{ij}^{(2)}(k) = \alpha \partial\omega_{ij}^{(2)}(k-1) + \eta \delta_i^{(2)} O_i^1(k) \quad (17)$$

$$\delta_i^{(2)} = f'(net_i^{(2)}(k)) \sum_{l=1}^3 \delta_l^{(3)} \omega_{li}^{(3)}(k) \quad (18)$$

可得到在绳索式并联机器人运动过程中, 运动状态及其误差与神经网络权数的关系。

2.3 绳索拉力优化

在利用 BP 神经网络调整过 PID 参数之后, 可以根据 PID 参数和式(11)计算出绳索并联机器人每根绳索上需要的力 T , 由于绳索是柔性的, 只能承受拉力, 因此计算出来的结果要满足条件 $T > 0$, 但这个条件并不一定能得到满足, 可以根据下式在内部调整每根绳索上拉力大小^[8]:

$$J(T+Q) = C\dot{X} + G + M(\ddot{X}_d - K_p e - K_D \dot{e} - K_I \int e) \quad (19)$$

上式的 Q 满足如下条件: $JQ = 0$, 可以被理解为绳索并联机器人的内力, 它只会影响绳索并联机器人各绳索之间力的分布, 使原本可能受压的绳索受拉力, 但不会影响末端执行器在绳索作用下的运动状态。由于 J 是一个 4×6 矩阵, 可知 $JQ = 0$ 有解, 并且不止一组解。在通过神经网络计算出 PID 参数并且计算出绳索拉力分布后, 首先检查是否满足所有绳索皆受拉力的条件, 若是不满足, 则开始求解出 Q , 使得 $T+Q > 0$, 通过 Q 的求解能够在保证每根绳索都受拉力的同时在一定程度上增大末端执行器的工作空间。

由此设计整个系统的工作流程如下:

- (a): 确定 K_p, K_I, K_D 参数的初始值。选取常规 PID 控制时选用的 K_p, K_I, K_D 值作为其初始值。
- (b): 将神经网络控制器和 PID 控制器串联而成, 形成如图 4 所示的闭环系统。
- (c): 开始系统的运行, 并在每一个采样周期内读取末端执行器的实际位置 $yout(k)$, 记录下末端执行器的期望位置 $rin(k)$, 计算出末端执行器的运动误差 $error(k)$, 并将其带入神经网络控制器中, 由式(19) - (22) 可计算出神经网络中新的权数, 并由此计算出新的 PID 控制参数 K_p, K_I, K_D 。
- (d): 根据调整之后的 K_p, K_I, K_D 参数和式(11)计算出绳索所需拉力 T , 并检验是否符合条件 $T > 0$, 如果满足, 进入(e), 如果不满足求出 Q , 使得 $(T+Q) > 0$, 令 $T = T+Q$, 如不存在, 则说明已经超

出工作空间,结束循环。

(e):返回第 3 步(c),实现实时在线控制系统的重复运行。

3 仿真分析

本文使用 Matlab 进行仿真,以求出在使用神经网络 PID 控制器的情况下,绳索牵引并联机器人在进行轨迹跟踪时出现的误差。

为了对绳索并联机器人进行轨迹跟踪,需要知道末端执行器的运动状态,在实际实验中,通过传感器获得具体数据,而在仿真实验中,则是通过求解绳索牵引并联机器人的动力学方程获得末端执行器的实际运动状态。经过仿真,现将传统 PID 控制与神经网络 PID 控制的结果对比如下:

仿真过程中, x, y, z 方向的位移输入分别如下:

$$\begin{cases} x = 0.1 \\ y = 0.1 \\ z = 0 \end{cases} \begin{cases} x = 0.1 \cdot \sin(2\pi \cdot t) \\ y = 0.1 \cdot \sin(2\pi \cdot t) \\ z = 0 \end{cases}$$

由于 x 方向和 y 方向情况类似,只对 x 方向的误差进行分析。图 6、7 中虚线为传统 PID 控制器的控制结果,实线为 BP 神经网络 PID 控制器的控制结果。从图 6、7 中对比可以看出,在阶跃响应时,最终两种控制器都可以将误差消除,但是 BP 神经网络 PID 控制器在响应速度方面要明显优于传统的 PID 控制器,不过在初始阶段会有振荡现象的出现,这是由于初始阶段 PID 参数尚未调整至理想状态导致的,而且这种振荡状态持续的时间也很短,对系统

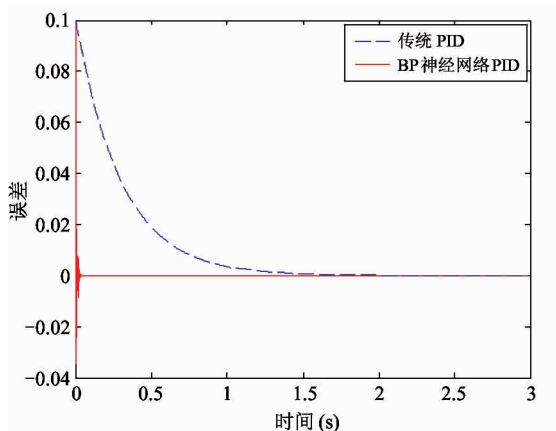


图 6 阶跃输入下两种控制器 x 方向误差

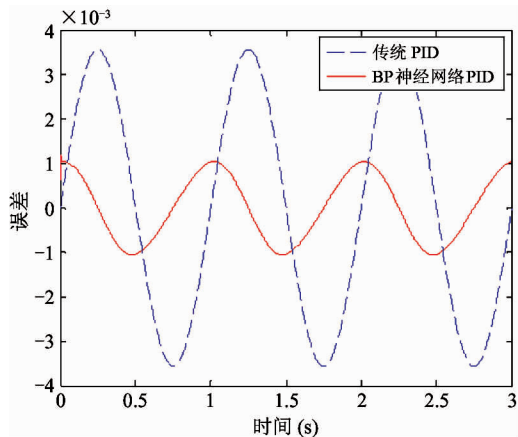


图 7 正弦输入下两种控制器 x 方向误差

不会有明显影响。在正弦输入时,两种控制器最终都无法将误差完全消除,但是可以明显看出 BP 神经网络控制器的控制精度要优于传统的 PID 控制器。

4 结论

本文采用 BP 神经网络 PID 控制器对绳索牵引并联机器人进行轨迹跟踪控制,建立了运动学和动力学模型,并基于其设计了传统 PID 控制器和 BP 神经网络,并对结果进行了仿真。在仿真结果中可以看出,BP 神经网络 PID 控制器在响应速度和控制精度方面皆要明显优于传统的 PID 控制器,验证了这种控制方法的可行性。

参考文献

- [1] Yu K, Lee L F, Tang C P, et al. Enhanced trajectory tracking control with active lower bounded stiffness control for cable robot[C]. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2012. 669-674
- [2] 颜玉娇, 尚伟伟. 6 自由度绳索牵引并联机器人的悬链线建模与动力学分析[J]. 中国科学技术大学学报, 2015(7):546-554
- [3] Pusey J, Fattah A, Agrawal S, et al. Design and workspace analysis of a 6-6 cable-suspended parallel robot[J]. *Mechanism & Machine Theory*, 2004, 39(7):761-778
- [4] Babaghasabha R, Khosravi M A, Taghirad H D. Vision based PID control on a planar cable robot[C]. In: Proceedings of the Electrical Engineering. IEEE, 2015.

1248-1253

[5] 张文佳. 绳索牵引并联机器人的点到点轨迹规划与动力学控制[D]. 中国科学技术大学, 2016

[6] Qi S R, Wang D F, Han P, et al. Grey prediction based RBF neural network self-tuning PID control for turning process[C]. In: Proceedings of the International Conference on Machine Learning and Cybernetics. IEEE, 2004. 802-805

[7] 赵杰, 杨永刚, 刘玉斌, 等. 一种 6-PRRS 并联机器人的神经网络控制[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2008, 29 (5):514-517

[8] Khosravi M A, Taghirad H D, Oftadeh R. A positive tensions PID controller for a planar cable robot: An experimental study[C]. In: Proceedings of the Rsi/ism International Conference on Robotics & Mechatronics. IEEE, 2013. 325-330

Neural network PID control of cable-towed parallel robot

He Wenkai, Wang Jiangbei, Chen Meng, Fei Yanqiong
(Institute of Robotics, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240)

Abstract

A kinematic and dynamic model of a six-cable 6-DOF cable-towed parallel robot is built based on the homogeneous transformation matrix method. According to the dynamic model traditional PID controller, a BP neural network PID controller is designed, and the controller adjusts the PID parameters through BP neural network during the movement of the robot. At last, after comparing the simulation of the control result with the control result based on the traditional PID controller, it can be concluded that the proposed control method can improve the control accuracy and response of the cable-towed parallel robot.

Key words: cable-towed parallel robot, neural network, control, PID control