

基于反步法的农业采摘机器人移动路径跟踪控制研究

张光磊¹, 贾鹤鸣^{2*}

(1. 东北林业大学信息与计算机工程学院, 黑龙江哈尔滨 150040; 2. 东北林业大学机电工程学院, 黑龙江哈尔滨 150040)

摘要 为实现农业采摘机器人路径跟踪控制, 基于李雅普诺夫稳定性理论设计了一种反步法控制器。通过调节控制器参数抵消了机器人误差模型中的部分未知非线性项, 简化了控制器的设计形式。利用神经网络对模型未知项和外界干扰进行估计, 设计鲁棒自适应控制器在线补偿设计的神经网络的估计误差, 提高了神经网络的学习精度。仿真试验结果表明, 设计的控制器可实现采摘机器人在存在外界干扰作用下对期望路径的精确跟踪。

关键词 农业采摘机器人; 路径跟踪; 反步法; 神经网络

中图分类号 S126 **文献标识码** A **文章编号** 0517-6611(2014)23-08023-04

Path-following Controller for Agricultural Picking Robot Based on Backstepping

ZHANG Guang-lei, JIA He-ming (College of Information and Computer Engineering, Northeast Forestry University, Harbin, Heilongjiang 150040; College of Mechanical and Electrical Engineering, Northeast Forestry University, Harbin, Heilongjiang 150040)

Abstract In order to implement the path following control of agricultural picking robot, based on Lyapunov stability theorem, a backstepping method is designed. Through the tuning of the controller's parameters, the unknown nonlinear terms in error dynamic robot model can be eliminated. Thus the form of designed controller can be simpler. Neural network is adopted to compensate the model uncertainties and environmental disturbances. An adaptive robust controller is designed to compensate the estimated error of neural network on-line, and the learning precise of neural network can be improved. The simulation and experiment results illustrate that the controller can make agricultural picking robot track the desired arbitrary path precisely.

Key words Agricultural picking robot; Path following; Backstepping; Neural network

随着国家对农业自动化发展的重视程度日益提高, 智能农业机器人迎来了快速发展和应用的热潮。近年来, 一些研究机构纷纷将研究的重心从机械部分转向机器视觉和任务执行智能控制问题, 以解决农业机器人的智能化问题^[1-2]。

该研究所研究的农业采摘机器人是一种复杂的高智能的农业技术设备, 集机械技术、计算机技术及自动控制技术等高新技术于一身, 集机器人视觉系统、运动控制系统、卫星导航定位系统于一体。在实际工作中, 采摘机器人面临的是复杂的三维空间, 地面凹凸不平及意外障碍都会对采摘机器人的平稳运动和本体路径选择的正确性产生较大影响。路径跟踪控制技术在提高采摘机器人行动的稳定性和可靠性等方面具有重要实用价值^[3-6]。所谓的路径跟踪控制问题是要求采摘机器人在控制系统驱动下, 从任意初始位置驶入期望的路径, 并沿此路径完成给定任务^[7-10]。

该研究针对采摘机器人的路径跟踪问题, 提出基于神经网络的反步法控制器。采用神经网络估计补偿采摘机器人模型中的不确定部分和外界环境干扰, 通过设计鲁棒控制器在线补偿神经网络的估计误差, 利用李雅普诺夫稳定性理论推导出神经网络权重和逼近误差估计的自适应学习律, 保证了闭环系统的全局稳定性。利用该研究的控制算法进行农业采摘机器人在考虑干扰作用下对曲线路径的跟踪控制仿真试验, 结果表明所设计的控制器可实现对期望路径的精确跟踪。

1 机器人模型

1.1 农业采摘机器人的一般模型 笛卡尔坐标系下的农业采摘机器人, 假设其具有一定的直线前进速度, 忽略横向速度对前和方向角的影响^[11-12], 其数学模型可以简化建立为:

$$\begin{cases} \dot{x} = u \cos(\psi_B) \\ \dot{y} = u \sin(\psi_B) \\ \dot{\psi}_B = r \\ \dot{u} = g(u, r) + F \\ \dot{r} = f(u, r) + \tau \end{cases} \quad (1)$$

式中, x 和 y 是世界坐标系下的位置; ψ_B 是机器人的方向角; u 是体坐标系下机器人的前进速度; r 是体坐标系下的方向角速度; F 是机器人的前进推力; τ 是机器人的转向力矩; $g(u, r)$ 和 $f(u, r)$ 表示模型中的不确定项和外界环境干扰。

1.2 期望跟踪路径选择 期望路径 Ω 上的虚拟点 P 的坐标可表示为关于标量参数 $\mu \in R$ 的函数, 所以 P 点的位置坐标在世界坐标系下可表示为:

$$P_p(\mu) = [x_p(\mu), y_p(\mu)]^T \quad (2)$$

保证期望跟踪曲线的光滑性, 假设 $x_p(\mu)$ 和 $y_p(\mu)$ 连续可导, 则虚拟参考点的速度可定义为:

$$v_p = \| \dot{P}_p \| = \sqrt{(x'_p)^2 + (y'_p)^2} \quad (3)$$

其中, $x'_p = \frac{dx_p}{d\mu}$, $y'_p = \frac{dy_p}{d\mu}$ 。

速度向量 v_p 和世界坐标系水平方向的夹角 ψ_F 可以定义为:

$$\psi_F = \arctan(y'_p/x'_p) \quad (4)$$

点 P 的方向角速度 ω_F 可以定义为:

$$\omega_F = \dot{\psi}_F = c(s) \quad (5)$$

其中, $c(s) = \frac{d\psi_F}{ds}$ 表示期望曲线的曲率; s 表示沿曲线方向

基金项目 中央高校基本科研业务费专项(DL13BB04)。
作者简介 张光磊(1978-), 吉林长春人, 讲师, 博士研究生, 从事系统工程研究。* 通讯作者, 副教授, 博士, 从事非线性控制理论与应用研究。

收稿日期 2014-07-02

其他点到点 P 的有向位置误差。利用微分流形理论中的空间曲线弧长的描述,可得参数 μ 与 s 之间的关系如下:

$$\frac{d\mu}{ds} = \frac{1}{\sqrt{(x'_p)^2 + (y'_p)^2}} \quad (6)$$

1.3 农业采摘机器人运动学误差方程 P 点为 Q 点在期望路径上的虚拟引导点,以 P 为原点由路径的切向量 T 和法向量 N 组成的坐标系定义为 $\{SF\}$ 坐标系。 P 点在 $\{U\}$ 坐标系下的速度定义为 v_p , R_F 为坐标系 $\{U\}$ 到坐标系 $\{SF\}$ 的旋转矩阵,则 Q 点在 $\{U\}$ 坐标系下的速度 v_Q 为:

$$v_Q = V_p + R_F^{-1} (dPQ/dt)_F + R_F^{-1} (\omega_F \times PQ) \quad (7)$$

其中, $V_Q = [\dot{x} \quad \dot{y} \quad 0]^T$, $R_F v_p = [\dot{s} \quad 0 \quad 0]^T$

$$(dPQ/dt)_F = [\dot{x}_e \quad \dot{y}_e \quad 0]^T$$

$$(\omega_F \times PQ) = [-y_e c(s) \dot{s} \quad x_e c(s) \dot{s} \quad 0]^T$$

将上述计算结果代入式(7),推出 x_e 、 y_e 、 ψ 构成的机器人跟踪误差方程为:

$$\dot{x}_e = -\dot{s}[1 - c(s)y_e] + u \cos\psi \quad (8)$$

$$\dot{y}_e = -c(s)\dot{s}_e + u \sin\psi \quad (9)$$

$$\dot{\psi} = r - c(s)\dot{s} \quad (9)$$

式中, $\psi = \psi_B - \psi_F$ 。

2 反步法控制器设计

定义误差变量如下:

$$z_1 = \sqrt{x_e^2 + y_e^2} \quad (10)$$

$$z_2 = \psi - \alpha_1 \quad (11)$$

$$z_3 = r - \alpha_2 \quad (12)$$

式中, α_1 、 α_2 分别表示等价方向角和机器人方向角速度虚拟控制变量。

性质 1: $\exists 0 < \frac{\sin\psi}{\psi} < 1, \forall \psi \in (-\pi/2, \pi/2)$ (13)

(1)第 1 步。设计 Lyapunov 函数 $V_1 = \frac{1}{2}z_1^2$,沿式(8)对等式两边求导得:

$$\begin{cases} \dot{V}_1 = z_1 \dot{z}_1 = x_e \dot{x}_e + y_e \dot{y}_e \\ \dot{V}_1 = x_e \{-\dot{s}[1 - c(s)y_e] + u \cos\psi\} + y_e [-c(s)\dot{s}_e + u \sin\psi] \\ \dot{V}_1 = -x_e \dot{s}[1 - c(s)y_e] + u x_e \cos\psi - y_e c(s)\dot{s}_e + u y_e \sin\psi \end{cases} \quad (14)$$

整理得:

$$\dot{V}_1 = -x_e(\dot{s} - u \cos\psi) + u y_e \sin\psi$$

选择期望路径上的虚拟参考点的线速度 \dot{s} 作为附加的控制量:

$$\dot{s} = k_1 x_e + u \cos\psi \quad (15)$$

将式(15)代入式(14)得:

$$\dot{V}_1 = -k_1 x_e^2 + u y_e \sin\psi \quad (16)$$

如果选择式(12)中的虚拟控制量 α_1 为:

$$\alpha_1 = -c_1 y_e, c_1 > 0 \quad (17)$$

式(16)可变为:

$$\dot{V}_1 = -k_1 x_e^2 - c_1 u y_e^2 \frac{\sin\psi}{\psi} + u y_e \frac{\sin\psi}{\psi} (\psi - \alpha_1)$$

由式(11)与式(17)可得:

$$\dot{z}_2 = \dot{\psi} - \dot{\alpha}_1 = r - c(s)\dot{s} + c_1 \dot{y}_e \quad (18)$$

(2)第 2 步。设计 Lyapunov 函数 $V_2 = V_1 + \frac{1}{2}p_1 z_2^2, p_1 > 0$,沿式(8)与式(18)两边求导可得:

$$\begin{aligned} \dot{V}_2 &= -k_1 x_e^2 - c_1 u y_e^2 \frac{\sin\psi}{\psi} + u y_e \frac{\sin\psi}{\psi} z_2 + p_1 z_2 \dot{z}_2 \\ &= -k_1 x_e^2 - c_1 u y_e^2 \frac{\sin\psi}{\psi} + p_1 z_2 \left[z_2 + \frac{u y_e \sin\psi}{p_1 \psi} \right] \\ &= -k_1 x_e^2 - c_1 u y_e^2 \frac{\sin\psi}{\psi} + p_1 z_2 [r - c(s)\dot{s}(1 + c_1 x_e) + c_1 z_2 u \\ &\quad \frac{\sin\psi}{\psi} + \left(\frac{1}{p_1} - c_1^2 \right) u y_e \frac{\sin\psi}{\psi}] \end{aligned} \quad (19)$$

为简化控制器设计形式,令 $p_1 = \frac{1}{c_1^2}$ 以消除式(19)中包含的非线性项,得:

$$\dot{V}_2 = -k_1 x_e^2 - c_1 u y_e^2 \frac{\sin\psi}{\psi} - c_2 p_1 z_2^2 \left(1 - \frac{c_1 u \sin\psi}{c_2 \psi} \right) + p_1 z_2 (r - \alpha_2) \quad (20)$$

如果选取式(12)中的虚拟控制量 α_2 为:

$$\alpha_2 = -c_2 z_2 + c(s)\dot{s}(1 + c_1 x_e) \quad (21)$$

由式(12)与式(21)可将式(20)变为:

$$\dot{V}_2 = -k_1 x_e^2 - c_1 u y_e^2 \frac{\sin\psi}{\psi} - c_2 p_1 z_2^2 \left(1 - \frac{c_1 u \sin\psi}{c_2 \psi} \right) \leq 0 \quad (22)$$

选择控制器参数 c_2 ,使得 $c_2 > c_1 u$,由式(12)与式(21)可得:

$$\begin{aligned} \dot{z}_3 &= \dot{r} - \dot{\alpha}_2 = \\ &= \dot{r} - \left[\frac{\partial c(s)}{\partial s} \dot{s}^2 + c(s)\ddot{s} \right] (1 + c_1 x_e) - c_1 c(s) \dot{s} \dot{x}_e + c_2 (\Psi + c_1 \dot{y}_e) \end{aligned} \quad (23)$$

(3)第 3 步。设计 Lyapunov 函数 V_3 为:

$$V_3 = V_2 + \frac{1}{2}p_2 z_3^2, p_2 > 0 \quad (24)$$

沿式(22)与式(23)求导得:

$$\begin{cases} \dot{V}_3 = -k_1 x_e^2 - c_1 u y_e^2 \frac{\sin\psi}{\psi} - c_2 p_1 z_2^2 \left(1 - \frac{c_1 u \sin\psi}{c_2 \psi} \right) \\ \quad + p_1 z_2 z_3 + p_2 z_3 \dot{z}_3 \\ \dot{V}_3 = -k_1 x_e^2 - c_1 u y_e^2 \frac{\sin\psi}{\psi} - c_2 p_1 z_2^2 \left(1 - \frac{c_1 u \sin\psi}{c_2 \psi} \right) \\ \quad + p_2 z_3 \left(\frac{p_1 z_2}{p_2} + \dot{z}_3 \right) \\ \dot{V}_3 = -k_1 x_e^2 - c_1 u y_e^2 \frac{\sin\psi}{\psi} - c_2 p_1 z_2^2 \left(1 - \frac{c_1 u \sin\psi}{c_2 \psi} \right) \\ \quad + p_2 z_3 \left(\dot{r} + f_\alpha + \frac{p_1 z_2}{p_2} \right) \end{cases} \quad (25)$$

其中:

$$f_\alpha = - \left[\frac{\partial c(s)}{\partial s} \dot{s}^2 + c(s)\ddot{s} \right] (1 + c_1 x_e) - c_1 c(s) \dot{s} \dot{x}_e + c_2 \{ \Psi + c_1 [-c(s)\dot{s}_e + u \sin\psi] \}$$

利用径向基神经网络(RBF)对机器人模型中的未知非线性函数进行估计:

$$f = W^* \phi(l) + \varepsilon(l) \quad (26)$$

式中, ε 表示神经网络的逼近误差; W^* 为神经网络的最优权值估计矩阵, 且满足:

$$W^* = \arg \min_{W \in R^n} (\sup_l |\hat{W}^T \varphi - f|) \quad (27)$$

φ_i 为径向神经网络的基函数:

$$\varphi_j = \exp\left(-\frac{\|l - c_j\|^2}{\sigma_j^2}\right) \quad (28)$$

式中, c_j 为第 j 个基函数的中心参数; σ_j 为基函数的宽度; j 为选择的隐层节点数。

(4) 第 4 步。综上式(1)可变为:

$$m_r \dot{r} = W^{*T} \varphi(l) + \varepsilon(l) + \tau \quad (29)$$

由稳定性理论分析设计神经网络的权值学习自适应律分别为:

$$\dot{W} = \Gamma [p_2 z_3 \varphi(x) - \lambda_1 (W - W_0)] \quad (30)$$

$$\dot{\varepsilon} = \gamma [p_2 z_3 \tanh\left(\frac{z_3}{\sigma}\right) - \lambda_2 (\varepsilon - \varepsilon_0)] \quad (31)$$

假设 ε^* 为神经网络估计误差的上界, 且满足 $|\varepsilon(l)| \leq \varepsilon^*$, $\varepsilon^* > 0$ 。 W_0 为神经网络的初始权值, $\lambda_1 > 0$, $\lambda_2 > 0$, Γ 为正定对角阵, $\gamma > 0$ 为学习率, 由式(25)可得采摘机器人的路径跟踪控制输入为:

$$\tau = m_r (-c_3 z_3 - f_a - (p_1/p_2) z_2 - \hat{f} - \hat{\varepsilon} \tanh\left(\frac{z_3}{\sigma}\right)), c_3 > 0 \quad (32)$$

其中:

$$z_2 = \psi + c_1 y_e$$

$$z_3 = r - \alpha_2 = r - c(s) \dot{s} (1 + c_1 x_e) + c_2 (\psi + c_1 y_e)$$

$$\hat{f} = \hat{W}^T \varphi(l)$$

将式(32)中的部分变量替换为初始设定的状态变量得:

$$\tau = -k_1 y_e - k_2 \psi - k_3 r - m_r$$

$$\begin{pmatrix} -c_3 c(s) \dot{s} (1 + c_1 x_e) - \left[\frac{\partial c(s)}{\partial s} \dot{s}^2 + c(s) \ddot{s} \right] (1 + c_1 x_e) \\ -c_1 c(s) \ddot{x}_e - c_2 c(s) - c_1 c_2 [-c(s) \dot{x}_e + u \sin \psi] - W^T \varphi + \hat{\varepsilon} \tanh\left(\frac{z_3}{\sigma}\right) \end{pmatrix} \quad (33)$$

其中:

$$k_{y_e} = m_r \left(-c_1 c_3 + \frac{p_1 c_1}{p_2} \right)$$

$$k_\psi = m_r \left(c_2 c_3 + \frac{p_1}{p_2} \right)$$

$$k_r = m_r (c_2 + c_3)$$

3 稳定性分析与证明

定理 考虑农业采摘机器人的动态模型式(1)和期望路径跟踪误差方程式(8), 如果设计控制规律为式(33)和(34), 神经网络权重的学习算法和自适应控制器参数的自适应律分别为式(30)和(31), 则可以保证闭环误差系统的所有状态一致最终有界。

证明:

设计 Lyapunov 函数为:

$$V_3 = V_2 + \frac{1}{2} p_2 z_3^2 + \frac{1}{2} \tilde{W}^T \Gamma^{-1} \tilde{W} + \gamma^{-1} \tilde{\varepsilon}^2 \quad (35)$$

对等式(35)两边求导得:

$$\begin{aligned} \dot{V}_3 = & -k_1 x_e^2 - c_1 u y_e^2 \frac{\sin \psi}{\psi} - c_2 p_1 z_2^2 \left(1 - \frac{c_1 u \sin \psi}{c_2 \psi} \right) - c_3 p_2 z_3^2 + \\ & p_2 z_3 \left[f - \hat{f} - \hat{\varepsilon} \tanh\left(\frac{z_3}{\sigma}\right) \right] + \tilde{W}^T \Gamma^{-1} \dot{\tilde{W}} + \gamma^{-1} \tilde{\varepsilon} \dot{\tilde{\varepsilon}} \end{aligned} \quad (36)$$

$$\begin{aligned} \dot{V}_3 = & -k_1 x_e^2 - c_1 u y_e^2 \frac{\sin \psi}{\psi} - c_2 p_1 z_2^2 \left(1 - \frac{c_1 u \sin \psi}{c_2 \psi} \right) - c_3 p_2 z_3^2 + \\ & p_2 z_3 \left[-\tilde{W}^T \varphi(x) + \varepsilon - \hat{\varepsilon} \tanh\left(\frac{z_3}{\sigma}\right) \right] + \tilde{W}^T \Gamma^{-1} \dot{\tilde{W}} + \gamma^{-1} \\ & \tilde{\varepsilon} \dot{\tilde{\varepsilon}} \end{aligned} \quad (37)$$

由于 $\tilde{W} = \hat{W} - W^*$, $\tilde{\varepsilon} = \hat{\varepsilon} - \varepsilon^*$, 则:

$$\begin{cases} \dot{V}_3 \leq -k_1 x_e^2 - c_1 u y_e^2 \frac{\sin \psi}{\psi} - c_2 p_1 z_2^2 \left(1 - \frac{c_1 u \sin \psi}{c_2 \psi} \right) - c_3 p_2 z_3^2 \\ + p_2 |z_3| \varepsilon^* - p_2 z_3 (\varepsilon^* + \tilde{\varepsilon}) \tanh\left(\frac{z_3}{\sigma}\right) - p_2 z_3 \tilde{W}^T \varphi(x) \\ + \tilde{W}^T \Gamma^{-1} \dot{\tilde{W}} + \gamma^{-1} \tilde{\varepsilon} \dot{\tilde{\varepsilon}} \\ \dot{V}_3 \leq -k_1 x_e^2 - c_1 u y_e^2 \frac{\sin \psi}{\psi} - c_2 p_1 z_2^2 \left(1 - \frac{c_1 u \sin \psi}{c_2 \psi} \right) - c_3 p_2 z_3^2 \\ + p_2 \varepsilon^* \left[|z_3| - z_3 \tanh\left(\frac{z_3}{\sigma}\right) \right] - p_2 z_3 \tilde{\varepsilon} \tanh\left(\frac{z_3}{\sigma}\right) \\ - p_2 z_3 \tilde{W}^T \varphi(x) + \tilde{W}^T \Gamma^{-1} \dot{\tilde{W}} + \gamma^{-1} \tilde{\varepsilon} \dot{\tilde{\varepsilon}} \end{cases} \quad (38)$$

由下面的不等式成立:

$$0 \leq |z_3| - z_3 \tanh\left(\frac{z_3}{\sigma}\right) \leq k \varepsilon_1$$

其中, k 为常数, 满足 $k = e^{-(k+1)}$ 成立。

$$\begin{aligned} \dot{V}_3 \leq & -k_1 x_e^2 - c_1 u y_e^2 \frac{\sin \psi}{\psi} - c_2 p_1 z_2^2 \left(1 - \frac{c_1 u \sin \psi}{c_2 \psi} \right) - c_3 p_2 z_3^2 + \\ & p_2 \varepsilon^* k_1 \varepsilon_1 - p_2 z_3 \tilde{\varepsilon} \tanh\left(\frac{z_3}{\sigma}\right) - p_2 z_3 \tilde{W}^T \varphi(x) + \tilde{W}^T \Gamma^{-1} \dot{\tilde{W}} \\ & + \gamma^{-1} \tilde{\varepsilon} \dot{\tilde{\varepsilon}} \end{aligned} \quad (39)$$

由于:

$$\tilde{W}^T (\hat{W} - W_0) = \frac{1}{2} \|\tilde{W}\|^2 + \frac{1}{2} \|W - W_0\|^2 - \frac{1}{2} \|W^* - W_0\|^2 \quad (40)$$

$$\tilde{\varepsilon}^T (\hat{\varepsilon} - \varepsilon_0) = \frac{1}{2} \|\tilde{\varepsilon}\|^2 + \frac{1}{2} \|\hat{\varepsilon} - \varepsilon_0\|^2 - \frac{1}{2} \|\varepsilon^* - \varepsilon_0\|^2 \quad (41)$$

代入自适应律式(30)和(31)可得:

$$\begin{aligned} \dot{V}_3 \leq & -k_1 x_e^2 - k_2 y_e^2 - k_3 p_1 z_2^2 - k_4 p_2 z_3^2 + p_2 \varepsilon^* k_1 \varepsilon_1 - \frac{1}{2} \lambda_1 \|\tilde{W}\|^2 \\ & - \frac{1}{2} \lambda_2 \|\tilde{\varepsilon}\|^2 + \frac{1}{2} \|W^* - W_0\|^2 + \frac{1}{2} \|\varepsilon^* - \varepsilon_0\|^2 \end{aligned} \quad (42)$$

其中:

$$k_2 = c_1 u \frac{\sin \psi}{\psi}$$

$$k_3 = c_2 \left(1 - \frac{c_1 u \sin \psi}{c_2 \psi} \right)$$

$$k_4 = c_3$$

$$\text{则: } V_3 \leq -cV_3 + \mu$$

其中:

$$\begin{cases} c: = \min \left\{ 2k_1, 2k_2, 2k_3, 2k_4, \gamma\lambda_2, \frac{\lambda_1}{\lambda_{\min}(\Gamma^{-1})} \right\} \\ \mu: = p_2 \varepsilon^* k_1 \varepsilon_1 + \frac{1}{2} \|W^* - W_0\|^2 + \frac{1}{2} \|\varepsilon^* - \varepsilon_0\|^2 \end{cases} \quad (43)$$

如果选择 $\rho: = \frac{\mu}{c} > 0$ 满足:

$$0 \leq V(t) \leq \rho + (V(0) - \rho)e^{-ct} \quad (44)$$

使得闭环系统信号 x_e, y_e, z_e, z_3 一致最终有界。

4 仿真分析

选取期望跟踪路径为(单位:m):

$$\begin{cases} x_p(\mu) = \frac{30 \cos(\mu)}{1 + \sin^2(\mu)} \\ y_p(\mu) = \frac{30 \sin(\mu) \cos(\mu)}{1 + \sin^2(\mu)} \end{cases}$$

外界环境干扰设定为 $2\sin(2\pi t/100)$, 假设模型中非线性不确定项 $g(u, r)$ 和 $f(u, r)$ 分别为 u^2 和 $0.5ur$, 设采摘机器人的初始位置和方向角为 $[x(0), y(0), \psi(0)] = [30, 0, \pi/2]$, 初始速度和角速度为 $[u(0), r(0)] = [0, 0]$, 期望速度 $u_d = 1$ (m/s)。选取虚拟点的增益参数为 $k_1 = 1$, 其他控制器参数如下: $p_1 = 2, p_2 = 10^2, c_1 = 1.5, c_2 = 2, c_3 = 1, \lambda = 1$ 。选取神经网络隐层的神经元数目为 14 个, 基函数的中心点均匀地分布在 $[-0.5, 0.5]$ 的区间上, 神经网络权值的初始权值为 0, 学习增益为 $\gamma = 4$ 。

图 1~3 为采用采摘机器人的行走路线非线性模型且存在外界扰动时的跟踪控制仿真结果。从图 1 可以看出, 该研究的控制器由于含有神经网络, 可对外界环境干扰进行在线补偿, 实现考虑干扰情况下采摘机器人对设定的路径精确跟踪, 具有较强的鲁棒性。图 2 为机器人的纵向和横向的位移误差变化曲线, 图 3 为系统控制量的连续变化曲线。

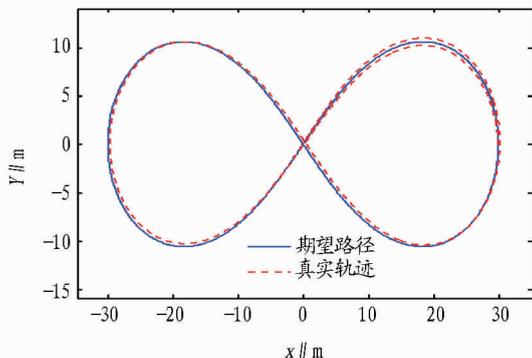


图 1 干扰条件下的机器人路径跟踪曲线

5 结论

本研究针对农业采摘机器人路径跟踪控制问题, 考虑了模型不确定性和路面凸凹不平的外界干扰作用, 结合 Serret

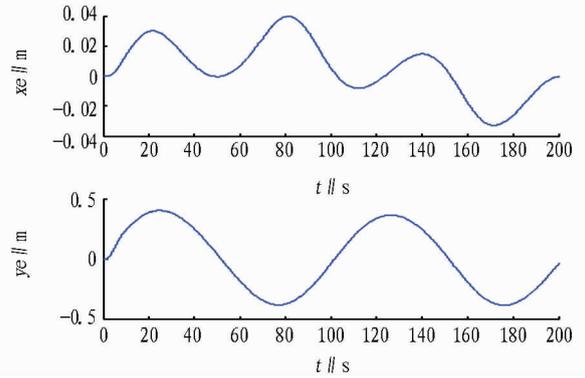


图 2 位置误差变化曲线

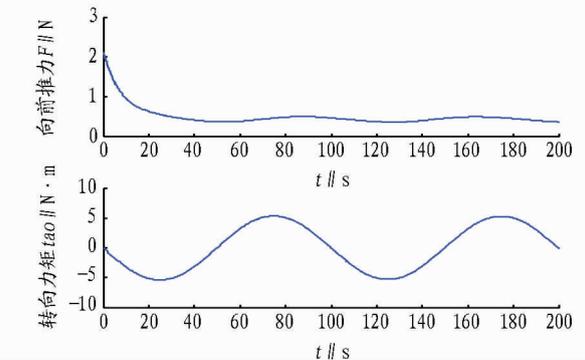


图 3 控制量变化曲线

-Frenet 坐标系, 提出了基于反步法的神经网络控制方法, 利用神经网络补偿机器人方程中的非线性项和外界环境扰动影响, 降低了设计的控制器的复杂度, 提高了控制器参数的可调节性, 仿真结果表明, 所设计的控制器可驱动采摘机器人对任意设定路径的精确跟踪, 具有较高的工程实用价值。

参考文献

- [1] 宋健, 张铁中, 张宾, 等. 农业机器人的研究现状与发展展望[J]. 潍坊学院学报, 2005, 5(4): 1-4.
- [2] 杨宝珍, 安龙哲, 李会英, 等. 农业机器人的应用及发展[J]. 农机使用与维修, 2008(6): 103.
- [3] 张利军, 贾鹤鸣, 边信黔, 等. 基于 L2 干扰抑制的水下机器人三维航迹跟踪控制[J]. 控制理论与应用, 2010, 28(5): 645-651.
- [4] 贾鹤鸣, 程相勤, 张利军, 等. 基于离散滑模预测的欠驱动 AUV 三维航迹跟踪控制[J]. 控制与决策, 2011, 26(10): 1452-1458.
- [5] 俞建成, 李强, 张艾群, 等. 水下机器人的神经网络自适应控制[J]. 控制理论与应用, 2008, 25(1): 9-13.
- [6] 唐旭东, 庞永杰, 李晔, 等. 基于混沌过程神经元的水下机器人运动控制方法[J]. 控制与决策, 2010, 25(2): 213-217.
- [7] REPOULIAS F, PAPADOPOULOS E. Trajectory planning and tracking control design of underactuated AUVs[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation. Spain: IEEE Press, 2005: 1622-1627.
- [8] REPOULIAS F, PAPADOPOULOS E. Planar trajectory planning and tracking control design for underactuated AUVs[J]. Ocean Engineering, 2007, 34(1): 1650-1667.
- [9] LAPIERRE L, SOETANTO D. Nonlinear path-following control of an AUV[J]. Ocean Engineering, 2007, 34(1): 1734-1744.
- [10] CASALINO G, AICARDI M, BICCHI A, et al. Closed loop steering and path-following for unicycle-like vehicles: a simple Lyapunov function based approach[J]. IEEE Robotics and Automation Magazine, 1995, 2(1): 27-35.
- [11] MICAELLI A, SAMSON C. Trajectory tracking for unicycle-type and two-steering wheels mobile robots. Technical Report No. 2097, INRIA[R]. France: Sophia-Antipolis, 1993.
- [12] 高剑, 严卫生, 赵宁宁, 等. UUV 的全局路径跟踪控制[C]//陈杰. 第二十九届中国控制会议论文集. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2010: 3188-3192.