



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109213175 A

(43)申请公布日 2019.01.15

(21)申请号 201811286883.1

(22)申请日 2018.10.31

(71)申请人 浙江工业大学

地址 310014 浙江省杭州市下城区朝晖六区潮王路18号

(72)发明人 俞立 吴锦辉 陈旭 刘安东 滕游

(74)专利代理机构 杭州斯可睿专利事务所有限公司 33241

代理人 王利强

(51)Int.Cl.

G05D 1/02(2006.01)

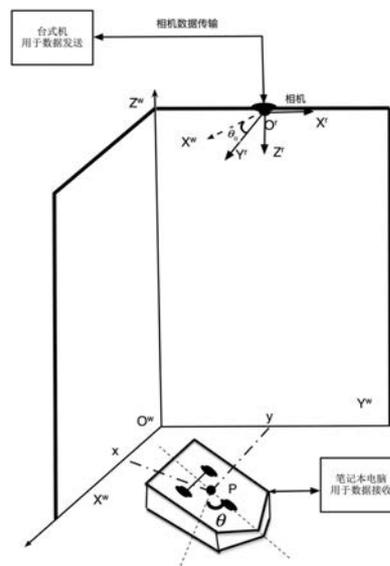
权利要求书3页 说明书6页 附图3页

(54)发明名称

一种基于原对偶神经网络的移动机器人视觉伺服轨迹跟踪预测控制方法

(57)摘要

一种基于原对偶神经网络的移动机器人视觉伺服轨迹跟踪预测控制方法,包括以下步骤:1)建立移动机器人运动学模型;2)将摄像头固定在天花板上,使得摄像头能够获得全局视觉信息,建立视觉伺服移动机器人误差模型;3)根据误差模型,获得预测方程并定义预测控制性能指标;4)将性能指标最小化问题建立为基于原对偶神经网络的最小化问题,结合Matlab-Simulink中的原对偶神经网络模块,求解控制器增益,完成轨迹跟踪任务。本发明将问题转化成多约束线性二次规划问题,利用PDNN快速地求出最优解。



1. 一种基于原对偶神经网络的移动机器人视觉伺服轨迹跟踪预测控制方法,其特征在于,所述方法包括以下步骤:

1) 建立移动机器人运动学模型;

定义 $[x \ y \ \theta]^T$ 为机器人在运动平面的横、纵坐标以及机器人旋转角度,机器人线速度为 v ,角速度为 ω ,则非完整性移动机器人运动学模型为

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & 0 \\ \sin \theta & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ \omega \end{bmatrix} \quad (1)$$

2) 将摄像头固定在天花板上,使得摄像头能够获得全局视觉信息,建立视觉伺服移动机器人误差模型为

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_m \\ \dot{y}_m \end{bmatrix} = DR \left(\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} p_x \\ p_y \end{bmatrix} \right) \quad (2)$$

其中, $(x_m, y_m)^T$ 为机器人坐标 $(x, y)^T$ 在像素坐标系的坐标, $D = \begin{bmatrix} d_1 & 0 \\ 0 & d_2 \end{bmatrix}$ 为一个正定矩阵, d_1 和 d_2 是依赖摄像头深度信息的常数, θ_0 为相机轴 Y_r 和世界坐标系轴 X_w 之间的夹角,旋转

矩阵 $R = \begin{bmatrix} \cos \theta_0 & \sin \theta_0 \\ -\sin \theta_0 & \cos \theta_0 \end{bmatrix}$, $\begin{bmatrix} p_x \\ p_y \end{bmatrix}$ 为相机光学中心在运动平面上的投影坐标;

定义 $z = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \theta \end{bmatrix}$,其中, $\begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta & 0 \\ \sin \theta & -\cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_m \\ y_m \\ \theta \end{bmatrix}$,对式(2)进行求导,并结合式(1),

得误差模型为

$$\dot{z} = \begin{bmatrix} -\omega z_2 + d_1 v \cos \theta \\ \omega z_1 + d_2 v \sin \theta \\ \omega \end{bmatrix} \quad (3)$$

将系统(3)以周期 T 离散化后,得基于图像的视觉伺服移动机器人误差模型为

$$z(k+1) = z(k) + Tf(z(k))u \quad (4)$$

其中, $f(z(k)) = \begin{bmatrix} d_1 \cos \theta & -z_2 \\ d_2 \sin \theta & z_1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$, $u = \begin{bmatrix} v \\ \omega \end{bmatrix}$;

3) 根据误差模型,获得预测方程;

将式(4)改写成如下非线性形式:

$$z(k+1) = f_1(z(k)) + f_2(z(k))u \quad (5)$$

其中, $f_1(z(k)) = z(k)$, $f_2(z(k)) = Tf(z(k))$;

定义轨迹跟踪预测控制性能指标为

$$J = \sum_{j=1}^N \|r(k+j|k) - z(k+j|k)\|_Q^2 + \sum_{j=0}^{N-1} \|\Delta u(k+j|k)\|_R^2 \quad (6)$$

其中, $r(k+j|k)$ 为参考向量, $z(k+j|k)$ 为预测向量, $\Delta u(k+j|k)$ 为控制增量且 $\Delta u(k+j|k) = u(k+j|k) - u(k-1+j|k)$, N 和 N_u 分别表示预测时域和控制时域, $N > N_u > 0$, Q 和 R 表示权重矩阵, $\|\cdot\|$ 表示相应向量的欧几里得范数; 考虑到移动机器人实际运动中存在约束, 则带有约束的预测方程以及性能指标最小化问题为:

$$\bar{z}(k) = G\Delta\bar{u}(k) + F + g \quad (7)$$

$$\min \|\bar{r}(k) - G\Delta\bar{u}(k) - (F + g)\|_Q^2 + \|\Delta\bar{u}(k)\|_R^2 \quad (8)$$

$$\Delta\bar{u}_{\min} \leq \Delta\bar{u}(k) \leq \Delta\bar{u}_{\max}$$

$$\bar{u}_{\min} \leq \bar{u}(k-1) \leq \bar{u}_{\max}$$

$$s.t. \bar{u}_{\min} \leq \bar{u}(k-1) + \bar{I}\Delta\bar{u}(k) \leq \bar{u}_{\max}$$

$$\bar{z}_{\min} \leq F + g + G\Delta\bar{u}(k) \leq \bar{z}_{\max}$$

其中, I 表示单位矩阵, R^k 表示矩阵的维数为 k ,

$$\bar{z}(k) = [z(k+1|k) \quad \dots \quad z(k+N|k)], \quad \bar{u}(k) = [u(k|k) \quad \dots \quad u(k+N_u-1|k)]$$

$$\Delta\bar{u}(k) = [\Delta u(k|k) \quad \dots \quad \Delta u(k+N_u-1|k)], \quad \bar{r}(k) = [r(k+1|k) \quad \dots \quad r(k+N|k)]$$

$$G = \begin{bmatrix} f_2(\bar{z}(k|k-1)) & \dots & 0 \\ f_2(\bar{z}(k+1|k-1)) & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ f_2(\bar{z}(k+N-1|k-1)) & \dots & f_2(\bar{z}(k+N-1|k-1)) \end{bmatrix}, \quad F = \begin{bmatrix} f_1(\bar{z}(k|k-1)) \\ f_1(\bar{z}(k+1|k-1)) \\ \vdots \\ f_1(\bar{z}(k+N-1|k-1)) \end{bmatrix}$$

$$g = \begin{bmatrix} f_2(\bar{z}(k|k-1))u(k-1) \\ f_2(\bar{z}(k+1|k-1))u(k-1) \\ \vdots \\ f_2(\bar{z}(k+N-1|k-1))u(k-1) \end{bmatrix}, \quad \bar{I} = \begin{bmatrix} I & 0 & \dots & 0 \\ I & I & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ I & I & \dots & I \end{bmatrix} \in R^{2N_u+4N}$$

4) 建立基于原对偶神经网络的最小化问题将性能指标最小化问题 (8) 改写为: 将性能指标最小化问题 (8) 改成为:

$$\min \frac{1}{2} \Delta\bar{u}^T(k) W \Delta\bar{u}(k) + c^T \Delta\bar{u}(k) \quad (9)$$

$$s.t. \Delta\bar{u}_{\min} \leq \Delta\bar{u}(k) \leq \Delta\bar{u}_{\max}$$

$$E\Delta\bar{u}(k) \leq b$$

其中,

$$W = 2(G^T Q G + R), \quad c = 2G^T Q(F + g) - 2G^T Q\bar{r}(k)$$

$$E = \begin{bmatrix} -\bar{I} \\ \bar{I} \\ -G \\ G \end{bmatrix} \in R^{(2N_u+4N) \times N_u}, \quad b = \begin{bmatrix} -\bar{u}_{\min} + \bar{u}(k-1) \\ \bar{u}_{\max} + \bar{u}(k-1) \\ -\bar{z}_{\min} + F + g \\ \bar{z}_{\max} - F - g \end{bmatrix} \in R^{2N_u+4N}$$

PDNN 动态方程为:

$$\dot{y} = \gamma(I + H^T) \{P_\Omega(y - (Hy + p)) - y\}$$

其中, γ 为神经网络电路中的感应系数, 用于控制神经网络的收敛速度,

$y = [\Delta \bar{u}, \eta]^T$ 代表PDNN的优化向量, η 为对偶量, $H = \begin{bmatrix} W & 0 & E^T \\ 0 & 0 & 0 \\ -E & 0 & 0 \end{bmatrix}$, $p = \begin{bmatrix} c \\ 0 \\ b \end{bmatrix}$, 根据上述

约束, 定义PDNN约束向量 $\psi^+ = \begin{bmatrix} \Delta u_{\max} \\ +\infty \end{bmatrix}$, $\psi^- = \begin{bmatrix} \Delta u_{\min} \\ -\infty \end{bmatrix}$, 则 $P_{\Omega}(y) = \begin{cases} \psi^-, & y \leq \psi^- \\ y, & \psi^- \leq y \leq \psi^+ \\ \psi^+, & y > \psi^+ \end{cases}$

根据上述分析得基于原对偶神经网络的移动机器人视觉伺服轨迹跟踪预测控制过程为:

S1: 将H、p以及约束, 输入到Matlab-Simulink的PDNN模块中, 计算得当前时刻的最优控制增量 $\Delta u(k)$, 则当前时刻的最优控制量 $u(k) = \Delta u(k) + u(k-1)$;

S2: 将 $u(k)$ 代入状态方程 (5) 得下一个时刻的状态量 $z(k+1)$ 并更新矩阵H和p;

S3: 令 $k=k+1$, 如果 $\Delta u(k) = 0$, 结束; 反之, 重复步骤S1。

一种基于原对偶神经网络的移动机器人视觉伺服轨迹跟踪预测控制方法

技术领域

[0001] 本发明涉及移动机器人的轨迹跟踪技术领域,具体涉及一种基于原对偶神经网络的移动机器人视觉伺服轨迹跟踪预测控制方法。

背景技术

[0002] 随着科学技术的发展,人们对机器人的要求不仅是需要完成特定的任务,还要求机器人能对环境进行感知。而视觉信息作为感知环境时最重要的信息,使得许多研究人员将研究重心放在视觉伺服控制领域中。移动机器人视觉伺服轨迹跟踪控制问题是视觉伺服控制三大基本问题之一,同时也是智能机器人的基本问题之一。因此,移动机器人视觉伺服轨迹跟踪控制的研究成果,不仅为移动机器人的运动控制增添了理论成果,而且还能为智能机器人感知领域打下坚实的基础。

[0003] 然而,机器人在实际运作中存在线速度和角速度等约束,增加了设计控制器的难度。预测控制方法是一种通过预测方程实时校正的控制方法,它能够显性的处理约束,能将控制器求解问题转化成优化问题。然而,它主要的缺点在于计算量较大,而实际运动控制系统对快速性的要求较高。因此,如何加快具有多约束的预测控制优化问题求解速度,成为了近年来的热点问题。

发明内容

[0004] 为了克服现有技术无法解决移动机器人视觉伺服轨迹跟踪预测控制中多约束优化问题求解速度较慢的问题,本发明提供了一种基于原对偶神经网络(PDNN)的移动机器人视觉伺服轨迹跟踪预测控制方法,将问题转化成多约束线性二次规划问题,利用PDNN快速地求出最优解。

[0005] 本发明解决其技术问题所采用的技术方案是:

[0006] 一种基于原对偶神经网络的移动机器人视觉伺服轨迹跟踪预测控制方法,包括以下步骤:

[0007] 1) 建立移动机器人运动学模型;

[0008] 定义 $[x \ y \ \theta]^T$ 为机器人在运动平面的横、纵坐标以及机器人旋转角度,机器人线速度为 v ,角速度为 ω ,则非完整性移动机器人运动学模型为

$$[0009] \quad \begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & 0 \\ \sin \theta & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ \omega \end{bmatrix} \quad (1)$$

[0010] 2) 将摄像头固定在天花板上,使得摄像头能够获得全局视觉信息,建立视觉伺服移动机器人误差模型为

$$[0011] \quad \begin{bmatrix} x_m \\ y_m \end{bmatrix} = DR \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} p_x \\ p_y \end{bmatrix} \quad (2)$$

[0012] 其中, $(x_m, y_m)^T$ 为机器人坐标 $(x, y)^T$ 在像素坐标系的坐标, $D = \begin{bmatrix} d_1 & 0 \\ 0 & d_2 \end{bmatrix}$ 为一个正定矩阵, d_1 和 d_2 是依赖摄像头深度信息的常数, θ_0 为相机轴 Y_r 和世界坐标系轴 X_w 之间的夹角, 旋转矩阵 $R = \begin{bmatrix} \cos \theta_0 & \sin \theta_0 \\ -\sin \theta_0 & \cos \theta_0 \end{bmatrix}$, $\begin{bmatrix} p_x \\ p_y \end{bmatrix}$ 为相机光学中心在运动平面上的投影坐标;

[0013] 定义 $z = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \theta \end{bmatrix}$, 其中, $\begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta & 0 \\ \sin \theta & -\cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_m \\ y_m \\ \theta \end{bmatrix}$, 对式 (2) 进行求导, 并结合式 (1),

得误差模型为

$$[0014] \quad \dot{z} = \begin{bmatrix} -\omega z_2 + d_1 v \cos \theta \\ \omega z_1 + d_2 v \sin \theta \\ \omega \end{bmatrix} \quad (3)$$

[0015] 将系统 (3) 以周期 T 离散化后, 得基于图像的视觉伺服移动机器人误差模型为

$$[0016] \quad z(k+1) = z(k) + Tf(z(k))u \quad (4)$$

$$[0017] \quad \text{其中, } f(z(k)) = \begin{bmatrix} d_1 \cos \theta & -z_2 \\ d_2 \sin \theta & z_1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad u = \begin{bmatrix} v \\ \omega \end{bmatrix};$$

[0018] 3) 根据误差模型, 获得预测方程;

[0019] 将式 (4) 改写成如下非线性形式:

$$[0020] \quad z(k+1) = f_1(z(k)) + f_2(z(k))u \quad (5)$$

[0021] 其中, $f_1(z(k)) = z(k)$, $f_2(z(k)) = Tf(z(k))$;

[0022] 定义轨迹跟踪预测控制性能指标为

$$[0023] \quad J = \sum_{j=1}^N \|r(k+j|k) - z(k+j|k)\|_Q^2 + \sum_{j=0}^{N_u-1} \|\Delta u(k+j|k)\|_R^2 \quad (6)$$

[0024] 其中, $r(k+j|k)$ 为参考向量, $z(k+j|k)$ 为预测向量, $\Delta u(k+j|k)$ 为控制增量且 $\Delta u(k+j|k) = u(k+j|k) - u(k-1+j|k)$, N 和 N_u 分别表示预测时域和控制时域, $N > N_u > 0$, Q 和 R 表示权重矩阵, $\|\cdot\|$ 表示相应向量的欧几里得范数; 考虑到移动机器人实际运动中存在约束, 则带有约束的预测方程以及性能指标最小化问题为:

$$[0025] \quad \bar{z}(k) = G\Delta\bar{u}(k) + F + g \quad (7)$$

$$[0026] \quad \min \|\bar{r}(k) - G\Delta\bar{u}(k) - (F + g)\|_Q^2 + \|\Delta\bar{u}(k)\|_R^2 \quad (8)$$

$$[0027] \quad \Delta\bar{u}_{\min} \leq \Delta\bar{u}(k) \leq \Delta\bar{u}_{\max}$$

$$[0028] \quad \bar{u}_{\min} \leq \bar{u}(k-1) \leq \bar{u}_{\max}$$

$$[0029] \quad \text{s.t. } \bar{u}_{\min} \leq \bar{u}(k-1) + \tilde{I}\Delta\bar{u}(k) \leq \bar{u}_{\max}$$

[0030] $\bar{z}_{\min} \leq F + g + G\Delta\bar{u}(k) \leq \bar{z}_{\max}$

[0031] 其中, I 表示单位矩阵, R^k 表示矩阵的维数为 k ,

[0032] $\bar{z}(k) = [z(k+1|k) \quad \dots \quad z(k+N|k)]$, $\bar{u}(k) = [u(k|k) \quad \dots \quad u(k+N_u-1|k)]$

[0033] $\Delta\bar{u}(k) = [\Delta u(k|k) \quad \dots \quad \Delta u(k+N_u-1|k)]$, $\bar{r}(k) = [r(k+1|k) \quad \dots \quad r(k+N|k)]$

[0034] $G = \begin{bmatrix} f_2(\bar{z}(k|k-1)) & \dots & 0 \\ f_2(\bar{z}(k+1|k-1)) & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ f_2(\bar{z}(k+N-1|k-1)) & \dots & f_2(\bar{z}(k+N-1|k-1)) \end{bmatrix}$, $F = \begin{bmatrix} f_1(\bar{z}(k|k-1)) \\ f_1(\bar{z}(k+1|k-1)) \\ \vdots \\ f_1(\bar{z}(k+N-1|k-1)) \end{bmatrix}$

[0035] $g = \begin{bmatrix} f_2(\bar{z}(k|k-1))u(k-1) \\ f_2(\bar{z}(k+1|k-1))u(k-1) \\ \vdots \\ f_2(\bar{z}(k+N-1|k-1))u(k-1) \end{bmatrix}$, $\bar{I} = \begin{bmatrix} I & 0 & \dots & 0 \\ I & I & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ I & I & \dots & I \end{bmatrix} \in R^{2N_u+4N}$

[0036] 4) 建立基于原对偶神经网络的最小化问题将性能指标最小化问题 (8) 改写为:

[0037] 将性能指标最小化问题 (8) 改成为:

[0038] $\min \frac{1}{2} \Delta\bar{u}^T(k) W \Delta\bar{u}(k) + c^T \Delta\bar{u}(k)$ (9)

[0039] *s.t.* $\Delta\bar{u}_{\min} \leq \Delta\bar{u}(k) \leq \Delta\bar{u}_{\max}$

[0040] $E\Delta\bar{u}(k) \leq b$

[0041] 其中,

[0042] $W = 2(G^T Q G + R)$, $c = 2G^T Q(F + g) - 2G^T Q\bar{r}(k)$

[0043] $E = \begin{bmatrix} -\bar{I} \\ \bar{I} \\ -G \\ G \end{bmatrix} \in R^{(2N_u+4N) \times N_u}$, $b = \begin{bmatrix} -\bar{u}_{\min} + \bar{u}(k-1) \\ \bar{u}_{\max} + \bar{u}(k-1) \\ -\bar{z}_{\min} + F + g \\ \bar{z}_{\max} - F - g \end{bmatrix} \in R^{2N_u+4N}$

[0044] PDNN动态方程为:

[0045] $\dot{y} = \gamma(I + H^T) \{P_{\Omega}(y - (Hy + p)) - y\}$

[0046] 其中, γ 为神经网络电路中的感应系数, 用于控制神经网络的收敛速度,

$y = [\Delta\bar{u}, \eta]^T$ 代表PDNN的优化向量, η 为对偶量, $H = \begin{bmatrix} W & 0 & E^T \\ 0 & 0 & 0 \\ -E & 0 & 0 \end{bmatrix}$, $p = \begin{bmatrix} c \\ 0 \\ b \end{bmatrix}$, 根据上述约束,

定义PDNN约束向量 $\psi^+ = \begin{bmatrix} \Delta u_{\max} \\ +\infty \end{bmatrix}$, $\psi^- = \begin{bmatrix} \Delta u_{\min} \\ -\infty \end{bmatrix}$, 则 $P_{\Omega}(y) = \begin{cases} \psi^- & , y \leq \psi^- \\ y & , \psi^- \leq y \leq \psi^+ \\ \psi^+ & , y > \psi^+ \end{cases}$

[0047] 根据上述分析得基于原对偶神经网络的移动机器人视觉伺服轨迹跟踪预测控制过程为:

[0048] S1:将H、p以及约束,输入到Matlab-Simulink的PDNN模块中,计算得当前时刻的最优控制增量 $\Delta u(k)$,则当前时刻的最优控制量 $u(k) = \Delta u(k) + u(k-1)$;

[0049] S2:将 $u(k)$ 代入状态方程 (5) 得下一个时刻的状态量 $\bar{z}(k+1)$ 并更新矩阵H和p;

[0050] S3:令 $k=k+1$,如果 $\Delta u(k) = 0$,结束;反之,重复步骤S1。

[0051] 本发明的技术构思为:首先,考虑输入以及状态量变化约束,将视觉伺服移动机器人建立成非线性模型。然后,结合预测控制思想,给出预测方程以及预测控制性能指标,并将求解控制器转化成控制增量最小化问题。最后,采用PDNN求解最小化问题直至控制增量为0。

[0052] 本发明的有益效果主要表现在:通过预测控制方法,将求解控制器问题转化为最小化问题,有利于利用最优化理论进行求解;结合PDNN方法,能够快速、准确的在线计算多约束的优化问题,有效地解决了具有输入和状态变化约束的视觉伺服移动机器人轨迹跟踪问题。

附图说明

[0053] 图1为视觉伺服移动机器人坐标关系图;

[0054] 图2为PDNN在Matlab-Simulink下的模型搭建图。

[0055] 图3为基于原对偶神经网络的预测控制轨迹跟踪仿真图

具体实施方式

[0056] 下面结合附图对本发明作进一步描述。

[0057] 参照图1,一种基于原对偶神经网络的移动机器人视觉伺服轨迹跟踪预测控制方法,包括以下步骤:

[0058] 1) 建立移动机器人运动学模型;

[0059] 定义 $[x \ y \ \theta]^T$ 为机器人在运动平面的横、纵坐标以及机器人旋转角度,机器人线速度为 v ,角速度为 ω ,则非完整性移动机器人运动学模型为

$$[0060] \quad \begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & 0 \\ \sin \theta & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ \omega \end{bmatrix} \quad (1)$$

[0061] 2) 将摄像头固定在天花板上,使得摄像头能够获得全局视觉信息,建立视觉伺服移动机器人误差模型为

$$[0062] \quad \begin{bmatrix} x_m \\ y_m \end{bmatrix} = DR \left(\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} p_x \\ p_y \end{bmatrix} \right) \quad (2)$$

[0063] 其中, $(x_m, y_m)^T$ 为机器人坐标 $(x, y)^T$ 在像素坐标系的坐标, $D = \begin{bmatrix} d_1 & 0 \\ 0 & d_2 \end{bmatrix}$ 为一个正定矩阵, d_1 和 d_2 是依赖摄像头深度信息的常数, θ_0 为相机轴 Y_r 和世界坐标系轴 X_w 之间的夹角,旋

转矩阵 $R = \begin{bmatrix} \cos \theta_0 & \sin \theta_0 \\ -\sin \theta_0 & \cos \theta_0 \end{bmatrix}$, $\begin{bmatrix} p_x \\ p_y \end{bmatrix}$ 为相机光学中心在运动平面上的投影坐标;

[0064] 定义 $z = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \theta \end{bmatrix}$, 其中, $\begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta & 0 \\ \sin \theta & -\cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_m \\ y_m \\ \theta \end{bmatrix}$, 对式 (2) 进行求导, 并结合式

(1), 得误差模型为

$$[0065] \quad \dot{z} = \begin{bmatrix} -\omega z_2 + d_1 v \cos \theta \\ \omega z_1 + d_2 v \sin \theta \\ \omega \end{bmatrix} \quad (3)$$

[0066] 将系统 (3) 以周期 T 离散化后, 得基于图像的视觉伺服移动机器人误差模型为

$$[0067] \quad z(k+1) = z(k) + Tf(z(k))u \quad (4)$$

$$[0068] \quad \text{其中, } f(z(k)) = \begin{bmatrix} d_1 \cos \theta & -z_2 \\ d_2 \sin \theta & z_1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad u = \begin{bmatrix} v \\ \omega \end{bmatrix};$$

[0069] 3) 根据误差模型, 获得预测方程;

[0070] 将式 (4) 改写成如下非线性形式:

$$[0071] \quad z(k+1) = f_1(z(k)) + f_2(z(k))u \quad (5)$$

[0072] 其中, $f_1(z(k)) = z(k)$, $f_2(z(k)) = Tf(z(k))$;

[0073] 定义轨迹跟踪预测控制性能指标为

$$[0074] \quad J = \sum_{j=1}^N \|r(k+j|k) - z(k+j|k)\|_Q^2 + \sum_{j=0}^{N_u-1} \|\Delta u(k+j|k)\|_R^2 \quad (6)$$

[0075] 其中, $r(k+j|k)$ 为参考向量, $z(k+j|k)$ 为预测向量, $\Delta u(k+j|k)$ 为控制增量且 $\Delta u(k+j|k) = u(k+j|k) - u(k-1+j|k)$, N 和 N_u 分别表示预测时域和控制时域, $N > N_u > 0$, Q 和 R 表示权重矩阵, $\|\cdot\|$ 表示相应向量的欧几里得范数; 考虑到移动机器人实际运动中存在约束, 则带有约束的预测方程以及性能指标最小化问题为:

$$[0076] \quad \bar{z}(k) = G\Delta\bar{u}(k) + F + g \quad (7)$$

$$[0077] \quad \min \|\bar{r}(k) - G\Delta\bar{u}(k) - (F + g)\|_Q^2 + \|\Delta\bar{u}(k)\|_R^2 \quad (8)$$

$$[0078] \quad \Delta\bar{u}_{\min} \leq \Delta\bar{u}(k) \leq \Delta\bar{u}_{\max}$$

$$[0079] \quad \bar{u}_{\min} \leq \bar{u}(k-1) \leq \bar{u}_{\max}$$

$$[0080] \quad \text{s.t. } \bar{u}_{\min} \leq \bar{u}(k-1) + \tilde{I}\Delta\bar{u}(k) \leq \bar{u}_{\max}$$

$$[0081] \quad \bar{z}_{\min} \leq F + g + G\Delta\bar{u}(k) \leq \bar{z}_{\max}$$

[0082] 其中, I 表示单位矩阵, R^k 表示矩阵的维数为 k ,

$$[0083] \quad \bar{z}(k) = [z(k+1|k) \quad \dots \quad z(k+N|k)], \quad \bar{u}(k) = [u(k|k) \quad \dots \quad u(k+N_u-1|k)]$$

$$[0084] \quad \Delta\bar{u}(k) = [\Delta u(k|k) \quad \dots \quad \Delta u(k+N_u-1|k)], \quad \bar{r}(k) = [r(k+1|k) \quad \dots \quad r(k+N|k)]$$

$$[0085] \quad G = \begin{bmatrix} f_2(\bar{z}(k|k-1)) & \dots & 0 \\ f_2(\bar{z}(k+1|k-1)) & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ f_2(\bar{z}(k+N-1|k-1)) & \dots & f_2(\bar{z}(k+N-1|k-1)) \end{bmatrix}, \quad F = \begin{bmatrix} f_1(\bar{z}(k|k-1)) \\ f_1(\bar{z}(k+1|k-1)) \\ \vdots \\ f_1(\bar{z}(k+N-1|k-1)) \end{bmatrix}$$

$$[0086] \quad g = \begin{bmatrix} f_2(\bar{z}(k|k-1))u(k-1) \\ f_2(\bar{z}(k+1|k-1))u(k-1) \\ \vdots \\ f_2(\bar{z}(k+N-1|k-1))u(k-1) \end{bmatrix}, \quad \bar{I} = \begin{bmatrix} I & 0 & \dots & 0 \\ I & I & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ I & I & \dots & I \end{bmatrix} \in R^{2N_u+4N}$$

[0087] 4) 建立基于原对偶神经网络的最小化问题将性能指标最小化问题 (8) 改写为:

[0088] 将性能指标最小化问题 (8) 改成为:

$$[0089] \quad \min \frac{1}{2} \Delta \bar{u}^T(k) W \Delta \bar{u}(k) + c^T \Delta \bar{u}(k) \quad (9)$$

$$[0090] \quad s.t. \quad \Delta \bar{u}_{\min} \leq \Delta \bar{u}(k) \leq \Delta \bar{u}_{\max}$$

$$[0091] \quad E \Delta \bar{u}(k) \leq b$$

[0092] 其中,

$$[0093] \quad W = 2(G^T Q G + R), \quad c = 2G^T Q(F + g) - 2G^T Q \bar{F}(k)$$

$$[0094] \quad E = \begin{bmatrix} -\bar{I} \\ \bar{I} \\ -G \\ G \end{bmatrix} \in R^{(2N_u+4N) \times N_u}, \quad b = \begin{bmatrix} -\bar{u}_{\min} + \bar{u}(k-1) \\ \bar{u}_{\max} + \bar{u}(k-1) \\ -\bar{z}_{\min} + F + g \\ \bar{z}_{\max} - F - g \end{bmatrix} \in R^{2N_u+4N}$$

[0095] PDNN动态方程为:

[0096] $\dot{y} = \gamma(I + H^T)\{P_\Omega(y - (Hy + p)) - y\}$ 其中, γ 为神经网络电路中的感应系数, 用于控制神经网络

网络的收敛速度, $y = [\Delta \bar{u}, \eta]^T$ 代表PDNN的优化向量, η 为对偶量, $H = \begin{bmatrix} W & 0 & E^T \\ 0 & 0 & 0 \\ -E & 0 & 0 \end{bmatrix}$, $p = \begin{bmatrix} c \\ 0 \\ b \end{bmatrix}$, 根

据上述约束, 可定义PDNN约束向量 $\psi^+ = \begin{bmatrix} \Delta u_{\max} \\ +\infty \end{bmatrix}$, $\psi^- = \begin{bmatrix} \Delta u_{\min} \\ -\infty \end{bmatrix}$, 则 $P_\Omega(y) = \begin{cases} \psi^-, & y \leq \psi^- \\ y, & \psi^- \leq y \leq \psi^+ \\ \psi^+, & y > \psi^+ \end{cases}$

[0097] 根据上述分析可得基于原对偶神经网络的移动机器人视觉伺服轨迹跟踪预测控制过程为:

[0098] S1: 将H、p以及约束, 输入到Matlab-Simulink的图2的PDNN模块中, 计算得当前时刻的最优控制增量 $\Delta u(k)$, 则当前时刻的最优控制量 $u(k) = \Delta u(k) + u(k-1)$;

[0099] S2: 将 $u(k)$ 代入状态方程 (5) 得下一个时刻的状态量 $\bar{z}(k+1)$ 并更新矩阵H和p;

[0100] S3: 令 $k=k+1$, 如果 $\Delta u(k) = 0$, 结束; 反之, 重复步骤S1。

[0101] 结合图3设置神经网络的调节因子 $\gamma = 1000$, 仿真实验从初始位置 $x = [0.145 \quad -0.0075 \quad -0.5]$ 开始, 利用视觉伺服神经网络预测控制器最终使移动机器人跟踪到指定轨迹 $x_r = 3kT, y_r = \sin x_r$ 。

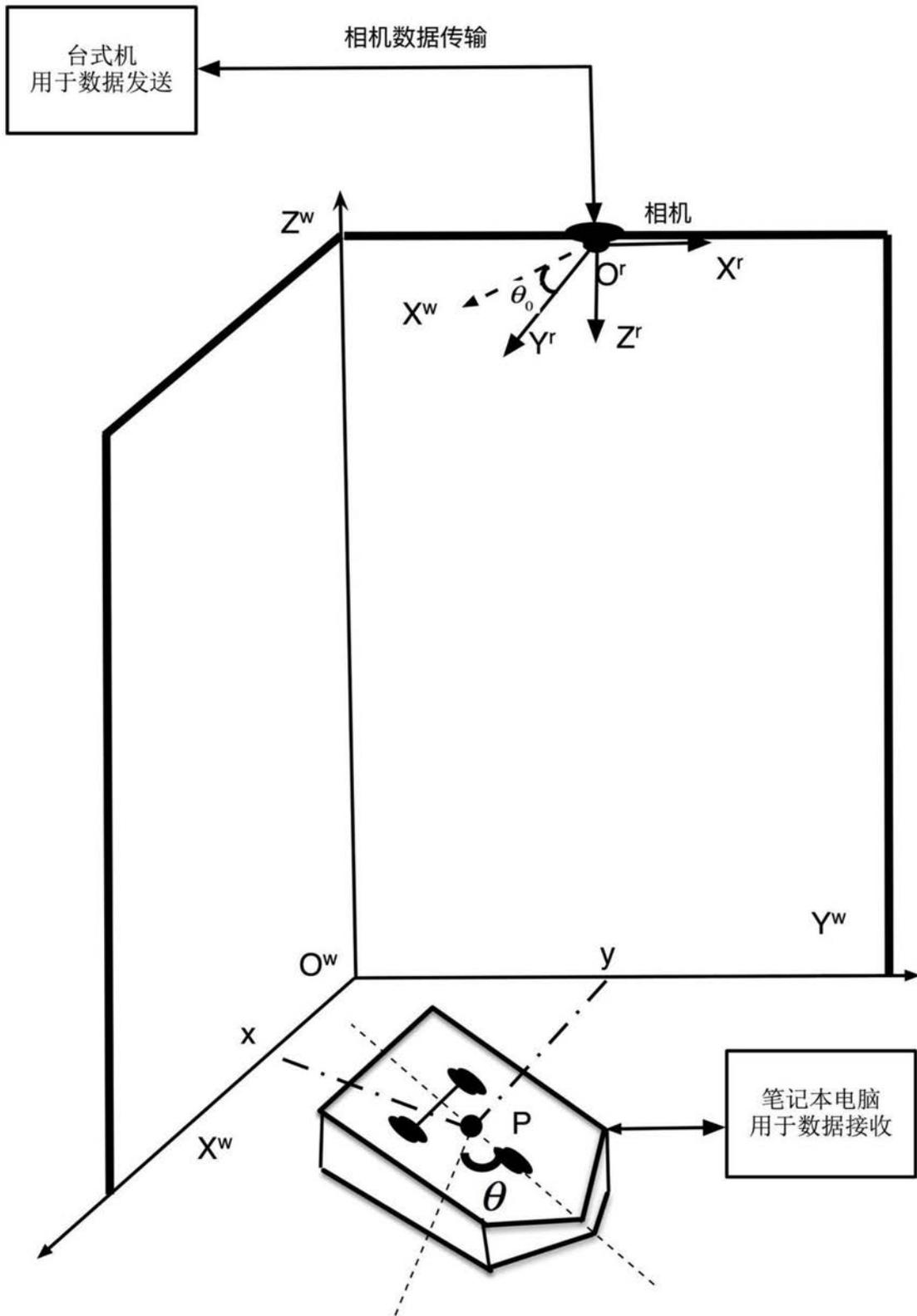


图1

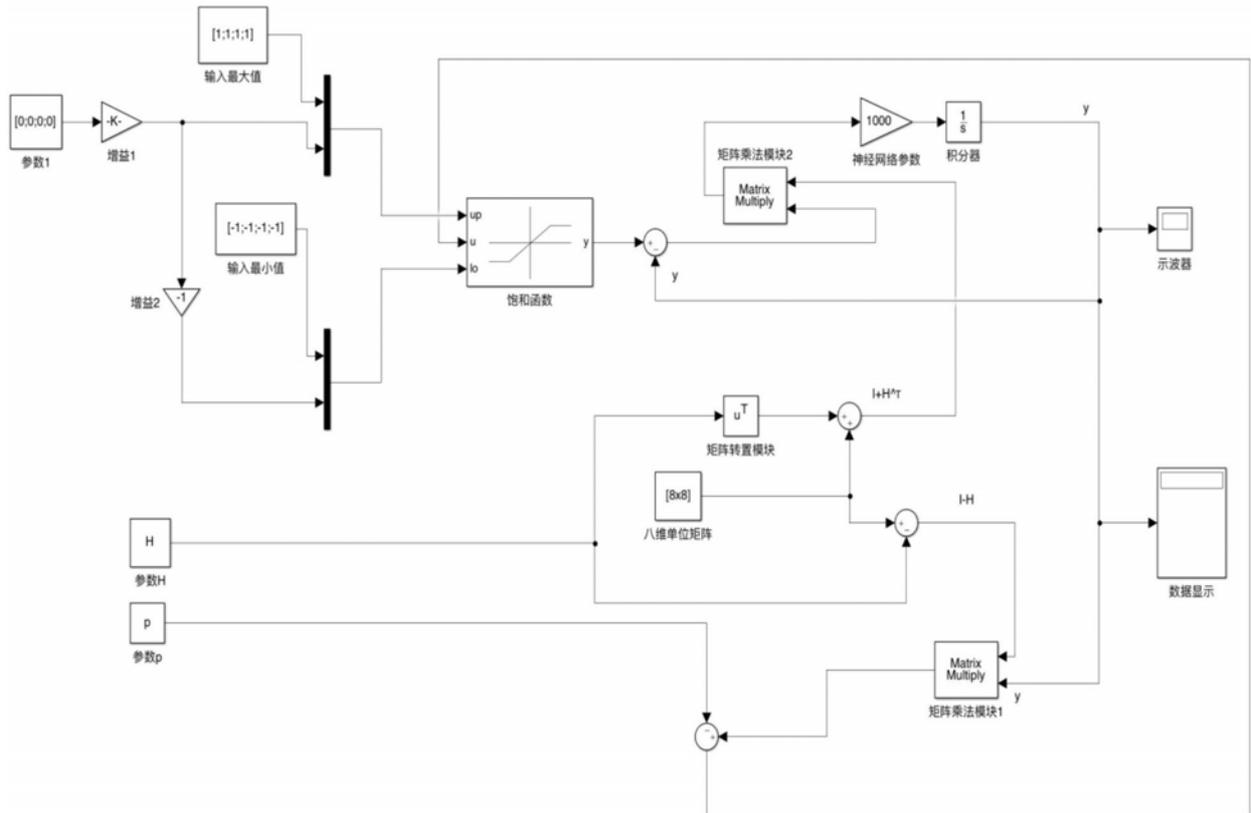


图2

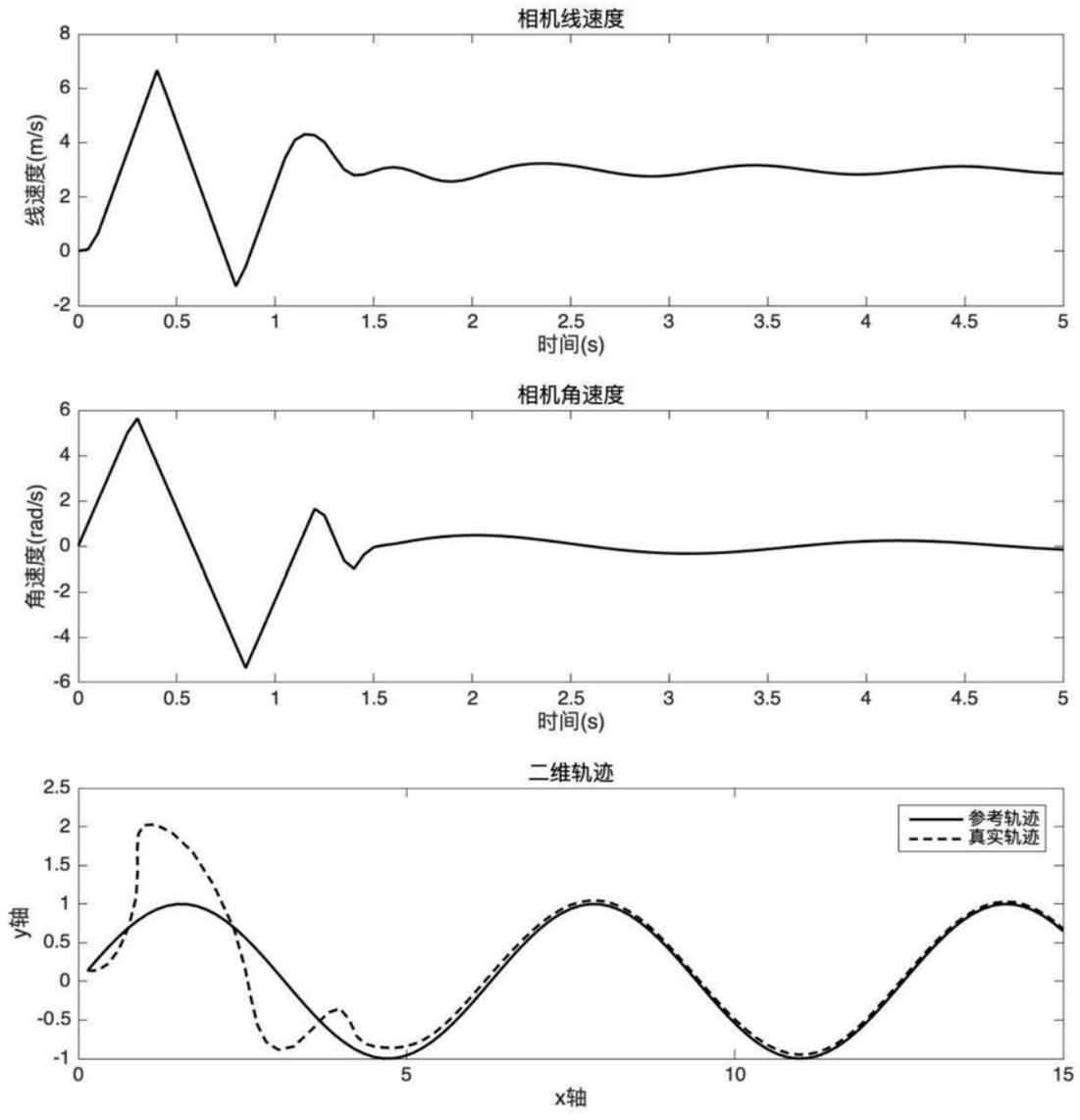


图3