

基于降阶位置/力模型的机器人神经网络控制

章云, 刘治

(广东工业大学 自动化学院, 广东 广州 510090)

摘要: 双足机器人的双脚支撑期是实现其步行运动的重要过程, 然而耦合的位置/力控制难以保证其稳定平滑运动. 本文提出了一种基于降阶位置/力模型的机器人控制策略, 整合了位置控制子空间模型和力控制子空间模型, 通过模型降阶减小了控制器设计的复杂度, 并采用神经网络自适应控制方法综合多控制目标, 实现了双足机器人的平滑稳定控制并有效地抑制了系统外扰和参数不确定性的影响. 最后, 仿真算法验证了该控制方法和模型的有效性.

关键词: 神经网络控制; 降阶位置/力模型; 机器人控制; 自适应控制; 鲁棒控制

中图分类号: TP242 **文献标识码:** A

Neural network robotic control for a reduced order position/force model

ZHANG Yun, LIU Zhi

(Faculty of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou Guangdong 510090, China)

Abstract: The double-support phase is an important walking process to guarantee a smooth switching motion during the locomotion of bipeds. However, the traditional coupled position/force controller can hardly achieve a stable and smooth motion for this phase. A robotic control method is proposed based on a reduced order position/force hybrid robotic model in this paper. The walking locomotion of biped robots in the double-support phase is modeled as a reduced order position/force hybrid model, where the position and force control models are integrated to consider various control performances as a whole and to reduce the complexity of the controller design. The neural network adaptive control method is then presented to guarantee the smooth locomotion and to attenuate the effect of external disturbances and parametric uncertainties. Simulation results are also reported to show the performance of the proposed control model and control scheme.

Key words: neural network control; reduced order position/force model; robotic control; adaptive control; robust control

1 引言(Introduction)

双足机器人的步行期可以分为单脚支撑期, 双脚支撑期和过渡期. 因为单脚支撑期在双足机器人步行阶段占据主导因素, 所以众多的研究集中在单脚支撑期的控制问题^[1~3], 基于双足机器人双脚支撑期的控制问题并未得到详细的讨论. 实际上, 双脚支撑期的控制问题对于改善机器人运动过程的平滑性是有重要意义的, 尤其当踝关节的驱动力矩较小时, 基于双脚支撑期的控制对于移动机器人重心有很重要的影响. 双足机器人在双脚支撑期的运动模型一般建模为一个闭链的连杆系统, 由于约束端点所受到的力矩影响, 基于单脚支撑期的控制方法通常不能直接应用于双脚支撑期的控制. 近年来, 基于位置控制^[4~6]和力控制^[7,8]的机器人系统研究取得了众多成果, 然而采用单一策略将会导致运动过程的不光滑, 运动力矩和跟踪性能也得不到综合考虑. 其次, 已有的控制方法并未对控制系统的鲁棒性

进行充分考虑, 当存在外扰和未建模不确定性时, 如何实施适当的鲁棒控制仍是遗留的问题.

本文通过分析双足机器人在双脚支撑期的运动过程, 将解耦的位置控制子空间和力控制子空间相结合得到混杂的位置/力控制模型, 基于双脚支撑期的几何约束系统建立降阶位置/力控制模型. 针对该模型中位置/力控制的混合特性, 提出一种神经网络自适应控制策略以实现双脚支撑期内的鲁棒稳定.

2 双足机器人的双脚支撑期降阶混合建模(Hybrid reduced order modeling for the double support phase of bipeds)

2.1 双脚支撑期的一般模型(General model of the double support phase)

双足机器人在双脚支撑期的径向模型可表示为

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) + J^T(q)\Gamma = \tau + \tau_d. \quad (1)$$

其中: $q \in \mathbb{R}^n$ 为各关节角, $M(q) =$

$\{r_{ij} \cos(q_i - q_j) + s_{ij}\} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 为惯性矩阵, $C(q, \dot{q}) = \{r_{ij} \sin(q_i - q_j) \dot{q}_j\} \in \mathbb{R}^n$ 为哥氏力/离心力, $G(q) = \text{diag}\{-h_i \sin q_i\} \in \mathbb{R}^n$ 为重力分量. $J(q) \in \mathbb{R}^{l \times n}$ 为关节空间到任务空间的雅克比矩阵, $\Gamma \in \mathbb{R}^l$ 为受限的约束力向量. 控制器输入力矩为 $\tau \in \mathbb{R}^m$, 干扰力矩 $\tau_d \in \mathbb{R}^m$. 本文考虑双足机器人的仿真模型如图1所示.

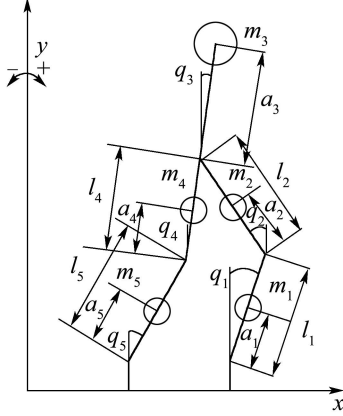


图1 双足机器人的双脚支撑期模型

Fig. 1 Double support model for bipeds

2.2 双脚支撑期的降阶混合模型分析(Hybrid reduced order modeling analysis for the double support phase)

双足机器人在双脚支撑期受到的约束可以表达为各个关节广义坐标的几何约束, 可以将约束方程表达为

$$\Pi(q) = 0. \quad (2)$$

其中 Π 为双足支撑期的 l 维约束向量, 机器人系统中的雅克比矩阵 $J(q)$ 可以用约束方程表示为

$$J(q) = \frac{\partial \Pi}{\partial q}. \quad (3)$$

在双脚支撑期内, 机器人的动态系统由于受到约束方程的限制导致系统的维数被降低, 同时关节角变量可以分成两个部分: 一部分是独立的关节角变量 q_a , 另一部分为不独立的关节角变量 q_b , 由此可以将式(3)重新写为

$$J = \begin{bmatrix} \frac{\partial \Pi}{\partial q_a} & \frac{\partial \Pi}{\partial q_b} \end{bmatrix} = [J_1, J_2], \quad (4)$$

且

$$J_1 = \frac{\partial \Pi}{\partial q_a}, \quad J_2 = \frac{\partial \Pi}{\partial q_b}. \quad (5)$$

其中 $J_2 \in \mathbb{R}^{l \times l}$ 为非奇异矩阵, 另外存在一个连续的映射函数 $J_R(q_a)$ 使得

$$q_b = J_R(q_a). \quad (6)$$

首先, 定义如下的状态变换方程:

$$x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} q_a \\ q_b - J_R(q_a) \end{bmatrix}, \quad (7)$$

则 $q = \begin{bmatrix} q_a \\ q_b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 + J_R(x_1) \end{bmatrix}$, $\dot{q} = P\dot{x}$ 且 $\ddot{q} = P\ddot{x} + \dot{P}\dot{x}$, 其中

$$P = \frac{\partial q}{\partial x} = \begin{bmatrix} I_{(n-l) \times (n-l)} & 0_{(n-l) \times l} \\ P_{21} & I_{l \times l} \end{bmatrix}. \quad (8)$$

对式(1)两边同时左乘 P^T , 可得

$$\bar{M}\ddot{x} + \bar{C}\dot{x} + \bar{G} + P^T J^T \Gamma = P^T \tau + P^T \tau_d. \quad (9)$$

其中:

$$\bar{M} = P^T M P = \begin{bmatrix} \bar{M}_{11} & \bar{M}_{12} \\ \bar{M}_{21} & \bar{M}_{22} \end{bmatrix},$$

$$\bar{C} = P^T M \dot{P} + C P = \begin{bmatrix} \bar{C}_{11} & \bar{C}_{12} \\ \bar{C}_{21} & \bar{C}_{22} \end{bmatrix},$$

$$\bar{G} = P^T G = \begin{bmatrix} \bar{G}_1 \\ \bar{G}_2 \end{bmatrix}, \quad P^T = \begin{bmatrix} P_1 \\ P_2 \end{bmatrix}.$$

其中 $\bar{M}_{11}$ 为非奇异矩阵. 则式(9)可以重新写为

$$\begin{cases} \bar{M}_{11}\ddot{x}_1 + \bar{C}_{11}\dot{x}_1 + \bar{G}_1 = P_1\tau + P_1\tau_d, \\ \bar{M}_{21}\ddot{x}_1 + \bar{C}_{21}\dot{x}_1 + \bar{G}_2 + J_2^T \Gamma = P_2\tau + P_2\tau_d. \end{cases} \quad (10)$$

最终得到了降阶位置/力混杂控制模型

$$\begin{aligned} & \bar{M}_{11}\ddot{x}_1 + \bar{C}_{11}\dot{x}_1 + \bar{G}_1 = \\ & (P_2 - \bar{M}_{21}\bar{M}_{11}^{-1}P_1)\tau + (P_2 - \bar{M}_{21}\bar{M}_{11}^{-1}P_1)\tau_d. \end{aligned} \quad (11)$$

假设 $\bar{M}$, $\bar{C}$ 和 $\bar{G}$ 均受到未建模不确定性的影响, 系统参数可以表达为标称参数和参数不确定性的形式:

$$\bar{M} = \hat{M} + \Delta M, \quad (12)$$

$$\bar{C} = \hat{C} + \Delta C, \quad (13)$$

$$\bar{G} = \hat{G} + \Delta G. \quad (14)$$

其中: “ $\hat{\cdot}$ ” 表示为估计部分, “ Δ ” 表示为参数的不确定性, 惯性矩阵标称阵 $\hat{M}$ 已知, 而 $\hat{C}$ 和 $\hat{G}$ 均为未知矩阵和向量.

3 基于降阶位置/力模型的双足机器人鲁棒控制策略(Robust control design for the reduced order force/position model of bipeds)

3.1 基于混杂策略的神经网络鲁棒控制设计(Hybrid scheme based neural network robust control design)

控制系统的目标是使得各个关节角变量和受限约束力分量均能跟踪期望轨迹, 以实现位置/力混杂控制的要求, 同时控制系统需满足一定的鲁棒性能

以实现对外扰和系统不确定性的抑制能力. 控制系统的结构考虑采用多通道的混合控制结构, 控制输出通道包括两个部分: 一部分为机器人系统的逆系统控制, 以实现多变量非线性系统的解耦控制; 另一部分为鲁棒控制策略, 以保证系统的稳定性和鲁棒性要求. 控制输出为

$$\tau = \tau_I - \left[\begin{array}{c} P_1 \\ P_2 - \hat{M}_{21}\hat{M}_{11}^{-1}P_1 \end{array} \right]^{-1} \left[\begin{array}{c} u_c \\ u_r \end{array} \right], \quad (15)$$

$$\tau_I = \left[\begin{array}{c} P_1 \\ P_2 - \hat{M}_{21}\hat{M}_{11}^{-1}P_1 \end{array} \right]^{-1} \left[\begin{array}{c} W_1^T \sigma_1(\cdot) \\ W_2^T \sigma_2(\cdot) \end{array} \right], \quad (16)$$

$$u_r = J_2^T (\Gamma_d + v_r). \quad (17)$$

考虑到约束力控制, 选择附加的状态 x_r 为

$$\dot{x}_r = A_r x_r + B_r e_r.$$

其中: $e_r = \Gamma - \Gamma_d$, v_r 为约束力控制的鲁棒补偿分量, A_r, B_r 为设计矩阵. $\sigma_1(\cdot), \sigma_2(\cdot)$ 为神经网络的量化结果, W_1, W_2 为神经网络权值, 关节角期望轨迹 $q_d \in \mathbb{R}^{n-l}$, 误差 $e = q_d - q_a$, 误差导数 $\dot{e} = \dot{q}_d - \dot{q}_a$. 其中 τ_I 表示机器人系统的逆系统控制输出, “ $\wedge$ ”表示估计量, u_c 为双足机器人的位置状态鲁棒控制设计. 假设 $\Omega_{W_i} = \{\|W_i\| \leq M_{W_i}, i = 1, 2\}$, 且神经网络的最优权值均位于紧集 Ω_{W_i} 内, 且最优权值可以表示为

$$\begin{aligned} W_1^* &= \arg \min_{W_1 \in \Omega_{W_1}} \{ \sup |\hat{M}_{11}(\ddot{q}_d + K_v \dot{e} + K_p e) + \\ &\quad \hat{C}_{11} \dot{q}_a + \hat{G}_1 - W_1^T \sigma_1(\cdot)| \}, \\ W_2^* &= \arg \min_{W_2 \in \Omega_{W_2}} \{ \sup |(\hat{C}_{21} - \hat{M}_{21}\hat{M}_{11}^{-1}\hat{C}_{11})\dot{q}_a + \\ &\quad (\hat{G}_2 - \hat{M}_{21}\hat{M}_{11}^{-1}\hat{G}_1) - W_2^T \sigma_2(\cdot)| \}. \end{aligned}$$

其中权值逼近误差 $\tilde{W}_i = W_i^* - W_i (i = 1, 2)$. 神经网络的误差可以表示为两个部分, 分别为系统重构误差 d_f, d_{rf} 和逼近误差 d_a, d_{ra} , 表示为

$$\begin{aligned} d_f &= \hat{M}_{11}(\ddot{q}_d + K_v \dot{e} + K_p e) + \hat{C}_{11} \dot{q}_a + \\ &\quad \hat{G}_{11} - W_1^{*T} \sigma_1(\cdot), \\ d_{rf} &= (\hat{C}_{21} - \hat{M}_{21}\hat{M}_{11}^{-1}\hat{C}_{11})\dot{q}_a + \\ &\quad (\hat{G}_2 - \hat{M}_{21}\hat{M}_{11}^{-1}\hat{G}_1) - W_2^{*T} \sigma_2(\cdot), \\ d_a &= \tilde{W}_1^T \sigma_1(\cdot), d_{ra} = \tilde{W}_2^T \sigma_2(\cdot). \end{aligned}$$

受限力跟踪误差为

$$\begin{aligned} e_r &= v_r + (J_2^{-1})^T (P_2 - \bar{M}_{21}\bar{M}_{11}^{-1}p_1)\tau_d - \\ &\quad (J_2^{-1})^T [d_{rf} + \tilde{W}_2^T \sigma_2(\cdot)] - f(x_1, \dot{x}_1) + \\ &\quad (J_2^{-1})^T \Delta P_{21} [W_1^T \sigma_1(\cdot) + u_c]. \end{aligned} \quad (18)$$

其中

$$\begin{aligned} \Delta P_{21} &= -\Delta M_{21}\bar{M}_{11}^{-1} - \Delta M_{21}\bar{M}_{11}^{-1}\Delta M_{11}\hat{M}_{11}^{-1}, \\ f(x_1, \dot{x}_1) &= \\ &= (J_2^{-1})^T \left[(\Delta C_{21} + \Delta P_{21}\bar{C}_{11} - \hat{M}_{21}\hat{M}_{11}^{-1}\Delta C_{11})\dot{x}_1 \right. \\ &\quad \left. + (\Delta G_2 + \Delta P_{21}\bar{G}_1 - \hat{M}_{21}\hat{M}_{11}^{-1}\Delta G_1) \right]. \end{aligned} \quad (19)$$

由式(11)和(15), 可得到

$$\begin{aligned} \bar{M}_{11}\ddot{e} + [\hat{M}_{11}K_v + \Delta C_{11}]\dot{e} + \hat{M}_{11}K_p e &= \\ u_c - P_1\tau_d + d_f + \tilde{W}_1^T \sigma_1(\cdot) + \\ \Delta M_{11}\ddot{q}_d + \Delta C_{11}\dot{q}_d + \Delta G_1. \end{aligned} \quad (20)$$

考虑状态变换

$$\begin{bmatrix} \bar{x}_1 \\ \bar{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I_{(n-l) \times (n-l)} & 0 \\ \Lambda & I_{(n-l) \times (n-l)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e \\ \dot{e} \end{bmatrix}.$$

其中: Λ 为 $(n-l) \times (n-l)$ 的正定对称阵, 定义 $\Delta_c = \Delta M_{11}\ddot{q}_d + \Delta C_{11}\dot{q}_d + \Delta G_1$, 则可得

$$\dot{\bar{x}} = A_E \bar{x} + B_E (u_c - P_1\tau_d + d_f + \tilde{W}_1^T \sigma_1(q, \dot{q}) + \Delta_c).$$

其中:

$$A_E = \begin{bmatrix} -\Lambda & I_{n \times n} \\ A_{21} & A_{22} \end{bmatrix}, B_E = \begin{bmatrix} 0_{n \times n} \\ \bar{M}_{11}^{-1} \end{bmatrix},$$

且 $A_E = A_c + \Delta A_c$, $B_E = (B_c + \Delta B_c)\hat{M}_{11}^{-1}$.

3.2 神经网络鲁棒控制性能分析(Performance analysis for the neural network robust control method)

假设 1 存在定常矩阵 E_c, F_{ca} 和 F_{cb} , 满足表达式

$$\begin{bmatrix} \Delta A_c & \Delta B_c \end{bmatrix} = E_c \Sigma_c \begin{bmatrix} F_{ca} & F_{cb} \end{bmatrix}.$$

其中 $\Sigma_c \in \mathbb{R}^{(n-l) \times (n-l)}$ 且 $\Sigma_c^T \Sigma_c \leq I_{(n-l) \times (n-l)}$.

假设 2 双脚支撑期动态(11)中的摄动矩阵是范数有界的, 可以表示为

$$\|\Delta M_{11}\| \leq \delta_M, \|\Delta C_{11}\| \leq \delta_C, \|\Delta G_1\| \leq \delta_G. \quad (21)$$

神经网络重构误差 d_f, d_{rf} 均有范数界, 且有 $\|d_f\| \leq \delta_f, \|d_{rf}\| \leq \delta_{rf}, \|f(x_1, \dot{x}_1)\| \leq \delta_d, \|\Delta P_{21}\| \leq \delta_p$, 其中 $\delta_M, \delta_C, \delta_G, \delta_f, \delta_{rf}, \delta_d$ 和 δ_p 为已知的正实数, 且 $\delta_M \leq \lambda_{\min}(\hat{M}_{11})$.

定理 1 考虑双脚支撑期的位置/力矩混杂模型(11), 其中 $\tau_{d1} = P_1\tau_d$ 且 $\int_0^\infty \tau_{d1}^T \tau_{d1} dt \leq \infty, \tau_{d2} = (J_2^{-1})^T (P_2 - \bar{M}_{21}\bar{M}_{11}^{-1}p_1)\tau_d$ 且假设1,2均满足. 若对于任意的 $Q_c = Q_c^T > 0$, 均有矩阵 $P_c = P_c^T > 0$, 且满足如下Riccati不等式:

$$P_c A_c + A_c^T P_c + \frac{1}{\varepsilon_d} P_c \bar{B}_E \bar{B}_E^T P_c + \lambda_c^2 P_c E_c E_c^T P_c +$$

$$\frac{1}{\lambda_c^2} F_{ca}^T F_{ca} + Q_c - P_c B_c R_c^{-1} B_c^T P_c + \frac{1}{\lambda_c^2} P_c E_c^T E_c P_c + \lambda_c^2 P_c B_c R_c^{-1} F_{cb}^T F_{cb} R_c^{-1} B_c^T P_c \leq 0. \quad (22)$$

其中: $R_c = R_c^T > 0$, $\bar{B}_E$ 为 B_E 的上界且 $B_E B_E^T \leq \bar{B}_E \bar{B}_E^T$. 且对于任意的 $Q_\Gamma = Q_\Gamma^T > 0$, 均有矩阵 $P_\Gamma = P_\Gamma^T > 0$, 且满足如下Riccati不等式:

$$A_\Gamma^T P_\Gamma + P_\Gamma A_\Gamma - P_\Gamma B_\Gamma (2R_\Gamma^{-1} - \frac{1}{\gamma_f}) B_\Gamma^T P_\Gamma + Q_\Gamma \leq 0.$$

位置控制和力控制策略如式(15)所示, 并且有

$$\begin{aligned} u_c &= u_{ch} + u_{cs} + u_{cw}, \\ u_{ch} &= -\hat{M}_{11} R_c^{-1} B_c^T P_c \bar{x}, \\ u_{cs} &= -[\delta_f + \delta_M \|\dot{q}_d\| + \delta_C \|\dot{q}_d\| + \delta_G] \times \text{sgn}((\hat{M}_{11}^{-1})^T B_c^T P_c \bar{x}), \\ u_{cw} &= -\frac{2\delta_M \cdot (1 + \delta_M) \cdot M_{W_1} \cdot \|\sigma_1\|}{\lambda_{\min}(\hat{M}_{11}(x_1))(\lambda_{\min}(\hat{M}_{11}(x_1)) - \delta_M)} \times \text{sgn}((\hat{M}_{11}^{-1})^T B_c^T P_c \bar{x}), \\ v_\Gamma &= -\frac{1}{\|J_2\|} [\delta_p \|u_c + W_1^T \sigma_1(\cdot)\| + \|J_2\| \delta_d + \delta_{\Gamma f}] \times \text{sgn}(B_\Gamma^T P_\Gamma x_\Gamma) - R_\Gamma^{-1} B_\Gamma^T P_\Gamma x. \end{aligned} \quad (23)$$

神经网络的自适应学习算法为

$$\begin{aligned} \text{If } \|W_1\| &= M_{W_1} \text{ and } ((\hat{M}_{11}^{-1})^T B_c^T P_c \bar{x})^T W_1^T \sigma_1 \geq 0 \\ \text{Then } \dot{W}_1 &= S_1 \sigma_1 ((\hat{M}_{11}^{-1})^T B_c^T P_c \bar{x})^T - \frac{S_1 ((\hat{M}_{11}^{-1})^T B_c^T P_c \bar{x})^T W_1^T \sigma_1}{\|W_1\|^2} W_1, \end{aligned}$$

$$\text{Otherwise } \dot{W}_1 = S_1 \sigma_1 ((\hat{M}_{11}^{-1})^T B_c^T P_c \bar{x})^T;$$

$$\text{If } \|W_2\| = M_{W_2} \text{ and } (J_2^{-1} B_c^T P_c \bar{x})^T W_2^T \sigma_2 \geq 0$$

$$\begin{aligned} \text{Then } \dot{W}_2 &= S_2 \sigma_2 (J_2^{-1} B_c^T P_c \bar{x})^T - \frac{S_2 (J_2^{-1} B_c^T P_c \bar{x})^T W_2^T \sigma_2}{\|W_2\|^2} W_2, \end{aligned}$$

$$\text{Otherwise } \dot{W}_2 = S_2 \sigma_2 (J_2^{-1} B_c^T P_c \bar{x})^T,$$

则满足如下 H_∞ 鲁棒跟踪性能:

$$\begin{aligned} \int_0^T \|\bar{x}(t)\|_{Q_c}^2 dt + \int_0^T \|u_{ch}(t)\|_{R_c}^2 dt &\leq \beta_c + \varepsilon_d \int_0^T \|\tau_{d1}(t)\|^2 dt, \\ \int_0^T \|x_\Gamma(t)\|_{Q_\Gamma}^2 dt &\leq \beta_\Gamma + \gamma_f \int_0^T \|\tau_{d2}(t)\|^2 dt, \end{aligned} \quad (24)$$

且 $\|W_i\| \leq M_{W_i} (i = 1, 2)$, 闭环系统中全部状态均有界. 证明略.

本文所提出的神经网络自适应控制策略可以看作是一种混杂控制结构, 其中包括了神经网络逆系统控制、鲁棒 H_∞ 和变结构控制. 神经网络被用于学习和逼近机器人系统的逆系统框架, 整个混杂控制策略基于此框架而展开. 鲁棒 H_∞ 控制用于保证闭

环系统的二次稳定且能将外扰的影响抑制在指定范围内. 变结构控制则用于补偿系统的参数不确定性和神经网络的构造误差, 同时通过变结构控制策略保证了神经网络权值的有界性.

注释1 在许多应用场合下, 为了减少变结构控制的不平滑性, 符号函数 $\text{sgn}(\cdot)$ 通常被替换成饱和函数 $\text{sat}(\cdot)$ 或者连续策略 $\text{con}(\cdot)$.

注释2 本文的研究假设径向平面的运动是不受侧向平面运动影响的. 在实际系统中, 侧向平面的影响可以从以下两个方面进行补偿. 其一是采用鲁棒策略将机器人状态控制在姿态稳定的区域之内; 其二是采用动态步态规划方法将机器人切换到新的步态模式, 使之能够恢复到姿态稳定的状态.

4 仿真研究(Simulation research)

本节对双足机器人的双脚支撑期进行控制系统仿真研究, 对神经网络控制器 H_∞ 与PID法进行比较. 首先根据双足机器人轨迹规划方法对各个关节角度, 角速度和角加速度进行离线规划. 控制系统的设计目标是使得机器人中各个关节的运动过程跟踪规划轨迹同时双脚支撑期内的受限力矩分量跟踪参考力矩轨迹.

4.1 双足机器人的混杂位置/力模型(Hybrid position/force model of bipeds)

机器人在双脚支撑期的受限关系可以表示为

$$l_1 \cos q_1 + l_2 \cos q_2 - l_4 \cos q_4 - l_5 \cos q_5 = 0.$$

将机器人关节角变量分成独立部分和不独立部分, 独立关节角变量 $q_a = [q_1, q_2, q_3, q_4]$ 非独立关节角变量 $q_b = q_5$. 定义 $x = [q_a, q_b - J_R(q_a)]^T$, 则

$$p = \frac{\partial q}{\partial x} = \begin{bmatrix} I_{4 \times 4} & 0_{4 \times 1} \\ P_{21} & 1 \end{bmatrix}_{5 \times 5},$$

则可以得到 $P_1 = [I_{4 \times 4} \ 0_{4 \times 1}]$ 且 $P_2 = [P_{21}^T \ 1]$, 同时混杂位置/力模型可以由式(11)得到.

4.2 算法步骤与实现(Algorithm steps)

选择控制系统增益为 $K_p = 150I_{4 \times 4}$, $K_v = 50I_{4 \times 4}$ 使得 A_c 为Hurwitz 矩阵. 选择合适的参数 $Q_c = 50I_{8 \times 8}$, $\beta_d = 0.1$ 和 $\lambda_c = 1$, $A_\Gamma = -10$, $B_\Gamma = -1$, $Q_\Gamma = 10$, $R_\Gamma = 1$, $\gamma_f = 0.1$, 求解定理1中Riccati方程得到 $P_\Gamma = 0.5$,

$$P_c = \begin{bmatrix} 81.3915I_{4 \times 4} & 0.1701I_{4 \times 4} \\ 0.1701I_{4 \times 4} & 0.4805I_{4 \times 4} \end{bmatrix}.$$

选择自适应学习参数 $S_1 = S_2 = 0.1$, 根据FCM(fuzzy c-mean)算法得到聚类中心点数, 中心点位置.

4.3 性能比较(Performance comparison)

为了验证本文方法的有效性, 本节将提出的控

制方法与传统的PID控制方法进行了比较, 由图2可知, PID控制方法不能获得较满意的ZMP(zero moment point)轨迹跟踪性能, 本文提出的控制算法较其有明显的优越性. 由理论分析和仿真验证都充分说明了该控制模型和方法的有效性.

5 结论(Conclusion)

本文针对双足机器人在双脚支撑期的运动特点, 提出了一种降阶位置/力控制模型, 并基于该模型提出了一种神经网络自适应鲁棒控制方法. 这种控制方法基于混杂控制策略的思想, 针对独立关节角变量和受限力矩综合设计鲁棒控制策略, 有助于运动过程的平滑控制, 并将系统外扰对关节角位置和受限力矩的影响抑制在指定的范围内. 未来的研究工作可以进一步将本文提出的混杂控制模型和控制策略推广到其他复杂机械系统和复杂工业过程中.

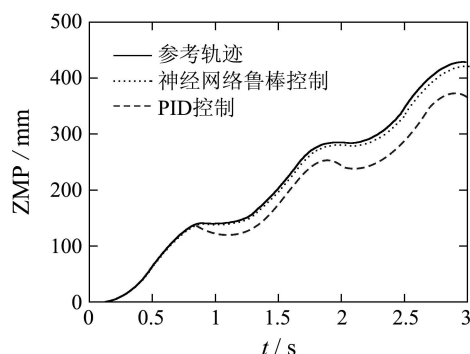


图2 闭环系统的ZMP相应曲线

Fig. 2 Profile of ZMP

参考文献(References):

- [1] FURUSHO J, MASUBUCHI M. A theoretically motivated reduced order for the control of dynamic biped locomotion[J]. *J of Dynamic System, Measurement and control*, 1987, 109(2): 155 – 163.
- [2] YANG S. Control of a five-link biped using an adaptive inverse dynamics method[J]. *Control and Computers*, 1997, 25(2): 56 – 63.
- [3] JUANG G. Fuzzy neural networks approaches for robotic gait synthesis[J]. *IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics-B*, 2000, 30(4): 594 – 601.
- [4] PATHAK K, FRANCH J, AGRAWAL S K. Velocity and position control of a wheeled inverted pendulum by partial feedback linearization[J]. *IEEE Trans on Robotics*, 2005, 21(3): 505 – 513.
- [5] NAMBA K, MARU N. Redundant arm positioning control of the humanoid robot by linear visual servoing[C]//*Proc of IEEE Int Symposium on Industrial Electronics*. Ajaccio, France: [s.n.], 2004, 1: 705 – 710.
- [6] SUN Fuchun, Sun ZQ, Zhang RJ, Chen YB. Neural adaptive tracking controller for robot manipulators with unknown dynamics[J]. *IEEE Proceedings: Control Theory and Applications*, 2000, 147(3): 366 – 370.
- [7] CACCAVALE F, NATALE C, SICILIANO B, et al. Integration for the next generation: Embedding force control into industrial robots[J]. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 2005, 12(3): 53 – 64.
- [8] SEUL J, HSIA T C, BONITZ R G. Force tracking impedance control of robot manipulators under unknown environment[J]. *IEEE Trans on Control Systems Technology*, 2004, 12(3): 474 – 483.

作者简介:

章云 (1963—), 男, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为智能控制、机器人、图像处理、自动化装备, E-mail: yz@gdut.edu.cn.

刘治 (1977—), 男, 博士, 副教授. 目前研究方向为智能控制、网络控制, E-mail: lz@gdut.edu.cn.