

基于虚拟运动神经系统的六足机器人 自适应运动控制

刘春潮¹ 朱雅光^{1,2*} 周亚婷¹ 韩志刚¹

1. 长安大学道路施工技术装备教育部重点实验室, 西安, 710064

2. 多模态认知计算安徽省重点实验室(安徽大学), 合肥, 230601

摘要:模仿动物躯干的构造,搭建了六足机器人平台;提出了在线的自适应运动控制器,通过模仿人类手臂的顺应性关节运动来实现阻抗控制参数的在线学习。与现有的虚拟运动神经系统结合,使得六足机器人可在线适应行走步态和速度,以应对不同的复杂地形。自适应运动控制器可以适应不同的任务和未知的机器人动力学,使得轨迹跟踪行为更稳定。仿真模型和六足机器人实体测试结果证明,该方法可有效提高机器人的适应性。

关键词:六足机器人;自适应控制;中枢神经系统;虚拟运动网络

中图分类号:TP242

DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2025.02.014

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Adaptive Impedance Control of Hexapod Robots Based on Virtual Motoneuron System

LIU Chunchao¹ ZHU Yaguang^{1,2*} ZHOU Yating¹ HAN Zhigang¹

1. Key Laboratory of Road Construction Technology and Equipment of MOE, Chang'an University, Xi'an, 710064

2. Anhui Provincial Key Laboratory of Multi-modal Cognitive Computing (Anhui University), Hefei, 230601

Abstract: A hexapod robot platform was established by emulating the structural configuration of an animal torso. An online adaptive motion controller was introduced, which achieved impedance control parameter online learning by mimicking the compliant joint motions of the human arm. Integrated with the existing virtual motoneuron system, the hexapod robot dynamically adapted walking gaits and sped online to cope with diverse complex terrains. The adaptive motion controller exhibited versatility in accommodating different tasks and unknown robot dynamics, enhancing trajectory tracking stability. Finally, through simulation models and physical testing of the hexapod robots, the results demonstrate the effectiveness of the proposed approach in enhancing the robot's adaptability.

Key words: hexapod robot; adaptive control; central pattern generator(CPG); virtual motoneuron network

0 引言

现有的腿足机器人大多可以实现复杂地形上的步态切换和稳定运动,但在不平坦和未知地形上实现机器人的自适应运动行为仍然是一项具有挑战的任务^[1]。为了使机器人穿越不同的地形,需要各种适应性(如调节步态、运行速度和辨识地面环境)。例如 BJELONIC 等^[2-3]、PRÁGR 等^[4]和 ZENKER 等^[5]使用基于视觉的控制系统来适应机器人的运动参数,使得机器人能够适应其移动的

表面结构,以实现更低的成本和更高的稳定性。

朱雅光等^[6]、KESPER 等^[7]使用红外传感器和/或立体摄像头检测障碍物,从而相应地改变机器人的行走姿势和脚的位置。此类依靠外传感器的技术能够有效提高机器人的行走性能^[2-5,7-8],但增加了系统的复杂程度。为了权衡外部传感器和整机附加质量的限制,FOCCHI 等^[9]、ZHU 等^[10]、XIONG 等^[11-12]通过机器人本体感觉反馈与传感运动相结合的方法,提出自适应控制算法在线学习刚度和阻尼控制参数,提高了机器人对不同平面和步态的适应能力。中枢神经系统(central pattern generator, CPG)诱导了一种自然步态,对代理的行动空间有很强的先验知识,从

收稿日期:2024-01-16

基金项目:国家自然科学基金(62373064);多模态认知计算安徽省重点实验室(安徽大学)开放课题(MMC202101);陕西省国防科技工业“揭榜挂帅”项目(SXGF2023J008)

而显著减少了控制参数的数量^[13-14]。利用 CPG 可实现具有多个自由度的多足机器人运动控制,并表现出增强的协调性和多样性^[15-16]。此外,研究人员通过模拟仿生行为策略产生稳定和可变柔顺的关节运动,以实现各种空间和时间尺度的任务^[17-23]。YANG 等^[17-19]和 XIONG 等^[20-21]利用这一概念提出了两自由度仿生机械手臂的控制方法。ZHANG 等^[22]将这一方法应用在未知动态模型的机器人上。朱雅光等^[23]进一步提出了仿生并联躯干的柔顺控制方法。上述文献提出的控制系统为研究虚拟神经网络、自适应运动控制、实现预期的在线学习提供了理论依据。

上述研究表明,自适应运动控制系统可以提供机器人快速、连续的在线适应能力以应对未知地形,然而,应用于机器人的自适应运动控制研究大多集中在简单的机器人系统(即低自由度手臂机器人系统)和简单的运动上,并且仍然受到高增益负误差反馈控制的控制(例如 PD 控制)。本文提出了基于虚拟神经运动网络的自适应运动控制(adaptive motion control, AMC)系统,将其用于具有复杂运动的多自由度腿足式机器人系统,使得机器人能够稳定地跟踪轨迹,并进行在线阻抗适应来实时调整足力,以实现未知地形的多步态行走。这种方法避免了通常学习方法中需要多次训练的要求。在线自适应运动控制的概念构成了这项工作的核心,本文描述了如何将中枢神经系统、虚拟运动神经网络和自适应运动控制结合起来,实现六足机器人的适应性运动,并用三种不同的未知地形来验证所提控制方法的鲁棒性。

1 仿生六足机器人平台

为了研究和验证所提出的在线自适应运动控制系统,本文使用六足机器人(robot with embodied neural system hexapod2, RENS H2)作为实验平台。机器人依据昆虫的肢体特征搭建而成,结

构和硬件如图 1 所示。为了降低腿部的质量和惯性,膝关节的驱动电机与髌关节的电机同轴地放置在大腿与机身连接处,并通过带传动带动膝关节转动。机身的 6 条腿的结构基本相同,均为三自由度结构,且相对于机身呈对称分布。该结构的布局设计紧凑,有效避免了腿部在运动过程中的相互干涉,可以实现多种足端轨迹。机身框架材料为铝合金,整机总重约 15.15 kg。足端的材料选用橡胶,用来增加与地面的摩擦力和减缓触地时的冲击。

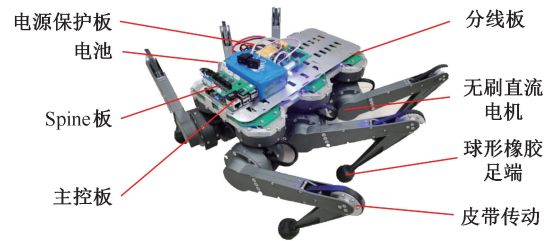


图 1 六足机器人平台 RENS H2

Fig.1 Hexapod robot platform RENS H2

2 自适应神经运动控制系统

受生物机制的启发,本研究提出的自适应运动控制系统如图 2 所示。该控制系统主要由用户输入、神经控制系统、AMC 以及机器人本体系统四部分组成。用户通过遥控器提供机器人运动的必要参数。其中,步态参数 g 和速度 v 提供给 CPG,用以生成机器人稳定运动控制所需的节律信号;步高 h 和步长 s 提供给虚拟运动网络来生成腿部肌肉的神经控制强度和机身轨迹。神经控制系统参见文献[6, 8, 24-25]。AMC 中,自适应控制器通过对误差的跟踪来稳定运动轨迹,在线学习阻抗参数、调整足力,使得机器人能够根据不同的运动环境来调整控制参数,实现不同运动状态和地形的自适应。最后,输入的关节扭矩作用于机器人系统,机器人再将检测到的关节数据返回,实现了完整的控制闭环。

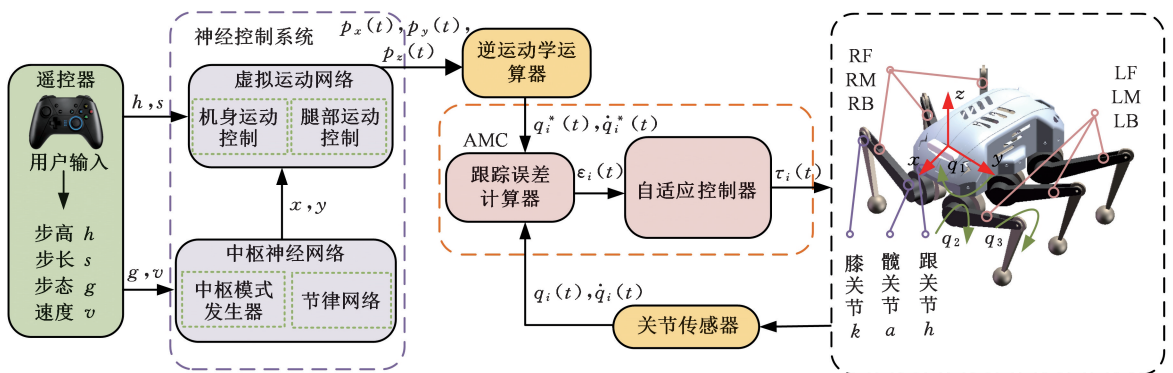


图 2 六足机器人整体控制架构

Fig.2 The overall control architecture of the hexapod robot

2.1 中枢神经系统

以 σ -Hopf 振荡器为基础的 CPG 只参与机器人步态和足端轨迹的生成,不参与足端轨迹强度调节^[10,26-28]。它能够降低机器人控制系统的复杂程度,并且增强机器人协调稳定性及反应速度,其公式为

$$\left. \begin{aligned} \dot{\mathbf{v}}_i &= f(\mathbf{v}_i, \mu_i, \sigma_i(\rho_i, \lambda, y_0, t)) - \\ &\sum_{j \in N_i}^{n_i} k_{ij}(t) \left(\mathbf{v}_i - \frac{\mu_j}{\mu_i} \mathbf{R}(\Delta\Phi_{ij}) \mathbf{v}_j \right) + u(t) \\ k_{ij}(t) &= \kappa_{ij} e^{-\eta(t-t_0)} \\ \mathbf{R}(\Delta\Phi) &= \begin{bmatrix} \cos \Delta\Phi & -\sin \Delta\Phi \\ \sin \Delta\Phi & \cos \Delta\Phi \end{bmatrix} \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: μ_i 为第 i 个振荡器的振荡幅度; λ 为调节收敛速度的可变强度; y_0 为信号中的一个点, 调节将从那里开始; 正标量 $k_{ij}(t)$ 为耦合增益, 可以根据不同形式的运动而实时变化; η 为下降因子, 与时间相关; κ 为初始系数; $\mathbf{R}(\Delta\Phi)$ 为第 i, j 个振荡器间相位差 $\Delta\Phi_{ij}$ 的二维旋转变换, $\Delta\Phi_{ij}$ 引导 \mathbf{v}_i 与 \mathbf{v}_j 同步; φ, ρ 分别为周期参数、占空比, 且 φ, ρ 不相关; t_0 为参数更改开始的时间, 当信号变得稳定时, 较短的时间会导致较大的收敛强度, 反之亦然, 收敛过程主要由 $k(t)$ 的状态决定。 $u(t) = -\text{sgn}(y)$, u 为外部输入项, 通过外部传感信息控制振荡信号, 振荡信号以特定的相位差传输给每条腿, 实现六足机器人的不同步态。

中枢神经网络包括 6 个 σ -Hopf 模块和 1 个网络同步模块, 如图 3 所示。网络同步模块通过波形调节因子、频率因子等参数调节整个振荡器网络的协同节律和波形变化。该网络过渡过程稳定、快速, 波形精确, 控制步态的波形切换时间低至 0.3 s, 可以避免步态行为切换时腿因不协调发生的触碰或倾覆, 具体调节过程参见文献[24]。

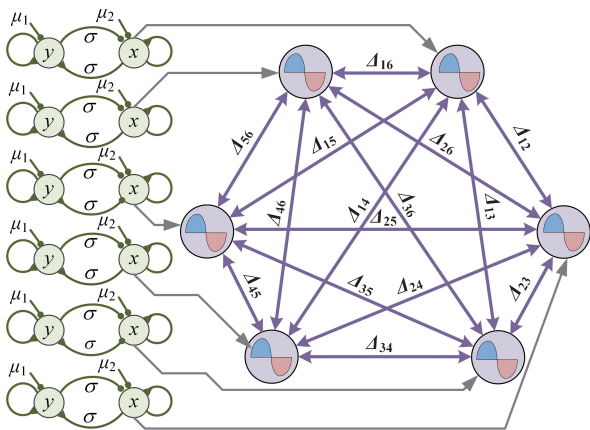


图 3 中枢神经网络

Fig.3 Central neural network

2.2 虚拟运动神经网络

在机器人运动的控制中, 足端轨迹规划发挥着重要作用。贝塞尔曲线以其高度可调性和较少的控制参数而被广泛应用于这一领域。基于贝塞尔曲线的虚拟运动神经元模块不仅具备贝塞尔曲

线的数学特性, 同时具有神经网络层的可扩展性和学习能力, 能够通过输入和外部传感信息进行调整, 有效地满足了机器人足端轨迹的需求。

对于机器人腿部控制, 中枢神经网络输出的节律信号将被用作虚拟运动神经网络的激活信号, 驱动机器人腿部实现运动行为^[8]。虚拟运动神经网络如图 4 所示, 第一层神经元的输入为

$$F_0(x_j^c(t)) = \lambda_n a_n w_p(x_j^c(t)) + P_n C_n^n \quad (2)$$

$$C_n^i = n(n-1)\cdots(n-i+1)/i! \quad i = 1, 2, \dots, n$$

式中: $x_j^c(t)$ 为振荡网络的输出; a_n 为第 n 个目标导向点与第 $n-1$ 个目标导向点的差, 即 $a_n = P_n - P_{n-1}$; 权重参数 $w_b^i(t) = t^i/(1-t)^i$ 和 $w_p^i(t) = (1-t)^i$ 。

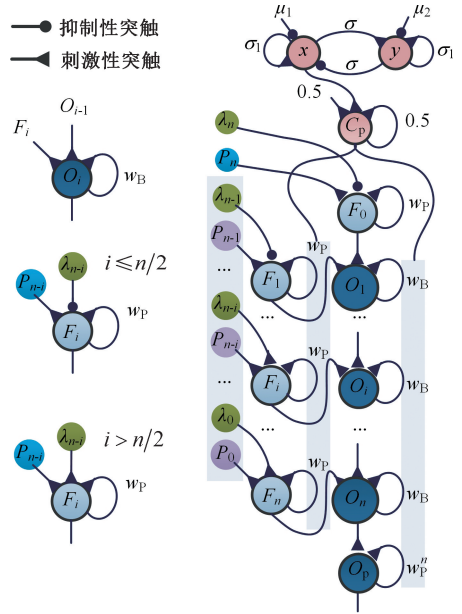


图 4 虚拟运动网络

Fig.4 Virtual motion network

神经网络的第一层输出为

$$O_1(x_j^c(t)) = w_B(x_j^c(t))F_0(x_j^c(t)) + F_1(x_j^c(t)) \quad (3)$$

第 i 层输出为

$$\left. \begin{aligned} O_i(x_j^c(t)) &= w_B(x_j^c(t))O_{i-1}(x_j^c(t)) + F_i(x_j^c(t)) \\ F_i(x_j^c(t)) &= \zeta \lambda_{n-i} a_{n-i} w_p(x_j^c(t)) + P_{n-i} C_{n-i}^{n-i} \\ \zeta &= \begin{cases} 1 & i > n/2 \\ -1 & i \leq n/2 \end{cases} \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

第 i 层的输出进行处理后为

$$O_p(x_j^c(t)) = w_p^n(x_j^c(t)) \sum_{i=0}^n w_b^i(x_j^c(t)) F_{n-i}(x_j^c(t)) \quad (5)$$

式中: F_i 为输入神经元, O_i 为中间神经元, $i = 0, 1, \dots, n$; O_p 为运动神经元, 代表中间神经元的激活强度; P_i 为目标导向点; λ_i 为与不同的目标导向点 P_i 相对应的肌肉激活局部因子, 对它进行调节可以调整行为轨迹。

一般的行为运动由笛卡尔空间中的 3 个方向决定, 因此, 利用虚拟运动神经网络形成机器人控制 3 个控制方向上的运动控制网络。通过调整参数, 可以得到控制机器人摆动阶段和站立阶段的

8 阶虚拟运动神经网络, 以及结合全向运动学得到的^[25] 机身运动迹 3 阶虚拟运动神经网络。具体的机身和腿部的神经控制网络参见文献[6]。

2.3 自适应运动控制

为了实现快速、在线自适应阻抗, 以保持机器人的内部状态的平衡, 本文在 XIONG 等^[20] 的基础上开发了 AMC 方法。其灵感来自于人类运动中的肌肉控制, 人类手臂可以产生可变的顺应性关节运动, 以实现各种空间和时间尺度的任务。AMC 通过在线调节影响机器人关节运动的刚度和阻尼来维持机器人运动的稳定。本研究中, 一个由学习得到的前馈力和在线阻抗控制器被用于机器人单腿模型, 如图 5 所示, 其核心的数学描述为

$$\tau_i(t) = -F(t) - (K(t) + k)(q - q^*) - (D(t) + d)(\dot{q} - \dot{q}^*) \quad (6)$$

$$i = 1, 2, \dots, 6$$

式中: $F(t) \in \mathbf{R}^{3 \times 1}$ 为学习的前馈力; $q^*(t) \in \mathbf{R}^{3 \times 1}$ 为虚拟运动神经输出并且经过逆运动学计算得到的关节期望角度; $\dot{q}^*(t) \in \mathbf{R}^{3 \times 1}$ 为关节期望角速度; $q(t) \in \mathbf{R}^{3 \times 1}$ 为机器人运动过程中各关节实际角度; $\dot{q}(t) \in \mathbf{R}^{3 \times 1}$ 为关节实际角速度; k, d 作为固定阻抗参数, 保证了六足机器人稳定和顺应性控制的下限; $K(t) \in \mathbf{R}^{3 \times 3}$ 和 $D(t) \in \mathbf{R}^{3 \times 3}$ 为时变的刚度和阻尼矩阵。

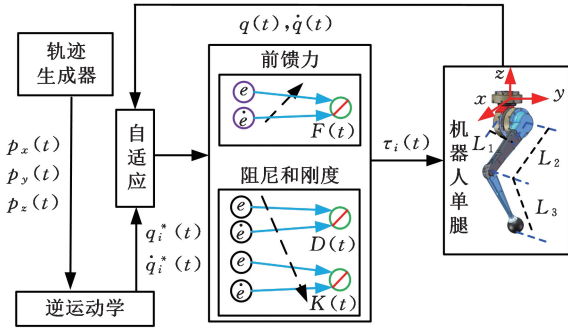


图 5 自适应运动控制

Fig.5 Adaptive motion controls

阻抗矩阵 $K(t)$ 和 $D(t)$ 通过自适应控制器在线调整, 有

$$K(t) = \begin{bmatrix} k_{hh}(t) & k_{hk}(t) & k_{ha}(t) \\ k_{kh}(t) & k_{kk}(t) & k_{ka}(t) \\ k_{ah}(t) & k_{ak}(t) & k_{aa}(t) \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$D(t) = \begin{bmatrix} d_{hh}(t) & d_{hk}(t) & d_{ha}(t) \\ d_{kh}(t) & d_{kk}(t) & d_{ka}(t) \\ d_{ah}(t) & d_{ak}(t) & d_{aa}(t) \end{bmatrix}$$

式中: $k(t), d(t)$ 为机器人腿部模型的刚度和阻尼参数, 下标 h, a, k 分别对应跟关节、髌关节和膝关节; 对角线和非对角线元素分别对应各个关节肌肉之间产生的阻抗。

通过以下最小化成本函数计算出阻抗和前馈的学习规律:

$$V(t) \equiv V_p(t) + V_c(t) \quad (8)$$

成本函数 $V_c(t)$ 由下式定义:

$$V_c(t) = \frac{1}{2} \int_{t-T}^t \|\text{vec}(\tilde{K})\|_{Q_k}^2 + \|\text{vec}(\tilde{D})\|_{Q_d}^2 + \|\tilde{F}\|_{Q_f}^2 d\sigma \quad (9)$$

其中, $\|\cdot\|_{Q_d, Q_k, Q_f}^2$ 和 $\text{vec}(\cdot)$ 分别表示权重规范和列矢量化。 \tilde{K}, \tilde{D} 和 \tilde{F} 分别被定义为刚度、阻尼和前馈力矩阵的实际值与预期值之间的差值^[20]:

$$\left. \begin{aligned} \tilde{K} &\equiv K(t) - K_E(t) \\ \tilde{D} &\equiv D(t) - D_E(t) \\ \tilde{F} &\equiv F(t) - F_E(t) \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

其中, K_E, D_E 和 F_E 分别表示在阻抗和前馈力实现运动稳定的条件下, 从 K, D, F 中优化的结果。同时通过手臂动力学保持控制稳定性, 成本函数的定义如下:

$$\left. \begin{aligned} V_p(t) &= \int_{t-T}^t \dot{V}(\sigma) d\sigma \\ V(t) &= \frac{1}{2} \boldsymbol{\varepsilon}^T(t) \mathbf{M}(q) \boldsymbol{\varepsilon}(t) \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

其中, $\mathbf{M}(q) \in \mathbf{R}^{3 \times 3}$ 为三自由度腿部模型的惯性矩阵; $\boldsymbol{\varepsilon}(t) \in \mathbf{R}^{3 \times 1}$ 是时变的跟踪误差。有

$$\left. \begin{aligned} \boldsymbol{\varepsilon} &\equiv \dot{e}(t) + \beta e(t) \\ e(t) &\equiv q(t) - q^*(t) \\ \dot{e}(t) &\equiv \dot{q}(t) - \dot{q}^*(t) \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

其中, β 为用于调节关节角度误差增益的超参数; $e(t) \in \mathbf{R}^{3 \times 1}$ 表示关节角度误差, $\dot{e}(t) \in \mathbf{R}^{3 \times 1}$ 表示关节角加速度误差。由最小化成本化函数求出的自适应学习规律如下:

$$\left. \begin{aligned} K(t) &= F(t) e^T(t) \\ D(t) &= F(t) \dot{e}^T(t) \\ F(t) &= \boldsymbol{\varepsilon}(t) / \gamma(t) \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

其中, $\gamma(t)$ 是 a 和 b 为正的学习的遗忘因素, 可以选择 a 和 b 的值以适应响应速度:

$$\gamma(t) = \frac{a}{1 + b \|\boldsymbol{\varepsilon}(t)\|^2} \quad (14)$$

任何 $\gamma(t) > 0$ 的正值都可以用来产生收敛结果, 但是太大的 $\gamma(t)$ 会阻止转矩和阻抗的良好积累, 而较小的 $\gamma(t)$ 会减慢转矩和阻抗的减小或失灵。 $\gamma(t)$ 的上述定义具有以下优点: 当跟踪性能差时, $\gamma(t)$ 小, 反之亦然。AMC 以人体手臂肌肉模型为参考, Lyapunov 稳定性理论为基础, 阻抗控制器的关节刚度和阻尼矩阵元素被实时调整。算法的进一步细节和稳定性证明详见文献[20]。

3 仿真与实验验证

分别通过仿真和实验验证所提自适应运动控制系统的性能。在本节中, 设式(6)中的固定阻抗系数 $k = 80, d = 10$; 式(12)中的 $\beta = 0.01$; 式

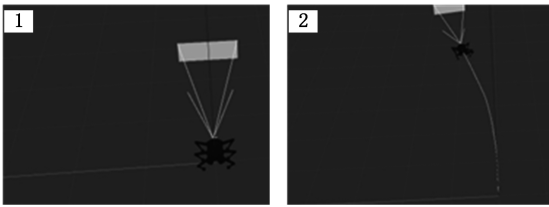
(14) 中的遗忘因素 $a = 0.05, b = 15$ 。

3.1 仿真验证

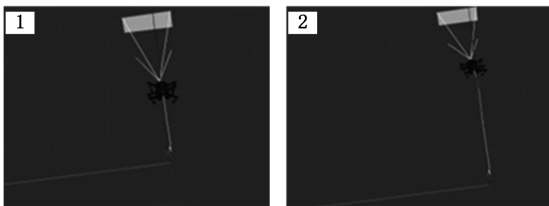
机器人在 ROS 系统 Gazebo 中进行仿真验证。分别进行了稳定行走仿真实验和复杂地形稳定行走仿真实验。

3.1.1 稳定行走仿真实验

为了便于对比,首先,采用传统的 PD 控制,即保持刚度 K 和阻尼 D 不变,进行机器人稳定走直线测试。图 6a 中,可以看到机器人的运动轨迹为弧线,已经明显偏航。图 6b 中,机器人采用 AMC,可以看到机器人运动轨迹为直线,稳定走直线的效果明显优于传统 PD 控制。结合图 7,随着时间的推移,机器人质心在世界坐标系的 x 方向匀速运动。而在世界系的 y 方向,传统 PD 控制的机器人质心位置发生了严重的偏移,如图 7 上半部分中的红线所示。当 $t = 40$ s 时, y 方向几乎偏移了 0.1 m;当接近运动结束时, y 方向已经偏移了近 0.8 m。采用 AMC 的曲线如蓝线所示,当 $t = 80$ s 时质心在 y 方向才开始出现偏移。整体来看,在 AMC 控制下,机器人稳定走直线的能力



(a) PD 控制运动过程



(b) AMC 运动过程

图 6 直线运动测试仿真过程

Fig.6 Linear motion test simulation process

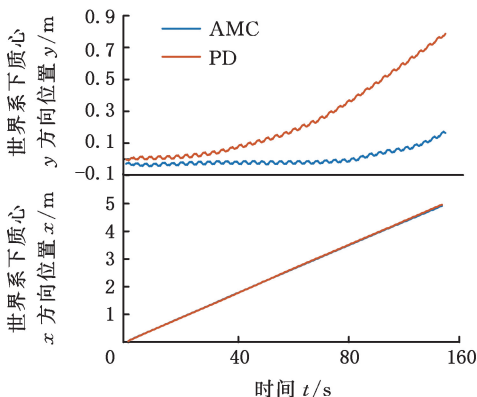


图 7 直线运动仿真机器人质心位置

Fig.7 Robot center of mass in linear walk simulation

有明显的提升,反映出机器人跟随期望质心轨迹的能力更强,为实现全向运动提供了保证。

3.1.2 复杂地形稳定行走仿真实验

进一步,在六足机器人行进的前方设置障碍,并搭建沥青路和木板结合的复杂仿真环境,测试所提方法对于复杂环境的适应性。机器人分别采用传统 PD 控制和 AMC 来穿越复杂地形。AMC 穿越复杂地形的情况如图 8 所示,机器人从平地出发,在 1.8 m 处爬上了铺满沥青的高 2 cm 的台阶后,其质心轨迹指示线依然大致保持为直线(如图 8 中机身后的黄线所示),表明机器人能够保证稳定行走的前提下克服穿越复杂地面。在图 9 中,当机器人爬上台阶时,质心在 y 方向都有相同幅度的偏移;但在 x 方向上,AMC 控制的偏移量明显小于 PD 控制的偏移量,依然能较好地保持期望质心轨迹的跟随,这表明 AMC 可以通过在线学习阻抗参数来提高机器人适应复杂环境的能力。

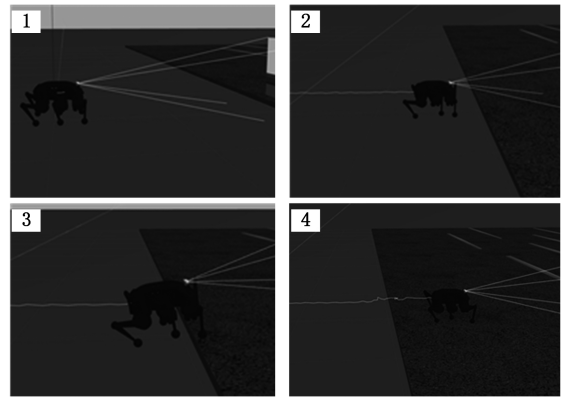


图 8 复杂路面下的 AMC 运动仿真过程

Fig.8 Simulation process of AMC motion under complex road surfaces

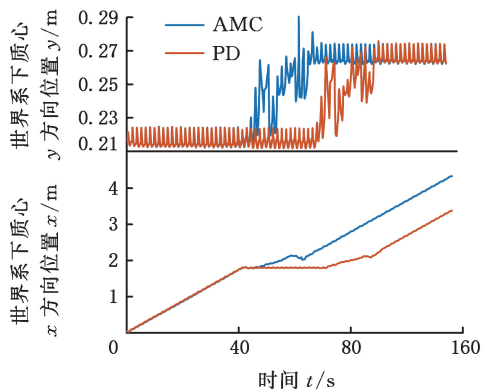


图 9 复杂运动仿真机器人质心位置

Fig.9 Robot center of mass in complex motion simulation

3.2 实验验证

为了进一步验证算法效果,将自适应运动控制部署于 REN H2 上,进行了多地形多步态行走实验和沙砾地面多步态自适应性分析实验。每种

步态都有其优点和适用场景。三角步态是六足机器人最常用的步态之一,在支撑相时有 3 条腿同时着地支撑机器人。这种步态可以提供良好的稳定性和机动性,适用于各种不同类型的地形和环境。四足步态是另一种常见的步态,6 条腿被分为两组,每组 4 条腿同时着地,适用于需要更强支撑和横向稳定性的情况。六足步态每次支撑相位有 5 条支撑腿着地,通常用于需要更大的稳定性和负载能力的情况^[24]。

3.2.1 多地形多步态行走实验

在线学习控制参数可以促进机器人在不同平面的自适应运动。机器人分别采用 PD 控制和 AMC 在硬质地面、海绵和硬沙砾地面这 3 种不同的地形上行走,记录运动参数,并且通过对比两种控制方法的实验效果来验证所提方法的优势。

图 10 展示了机器人基于 AMC 在 3 种不同地形下的运动过程。结果显示,自适应阻抗控制

的学习能力会使机器人腿部 18 个关节拥有不同的刚度和阻尼,以增强运动稳定性。具体地,图 11a~图 11c 表明,相比于 PD 控制,AMC 能减小各关节的角度误差约 1°;图 11d~图 11f 表明,机器人在不同地面以不同步态行走时,相比于 PD 控制,AMC 下的关节误差均减小 10%~20%。图 12 对比了 AMC 与 PD 控制下六足机器人在硬质路面以三角步态行走的各腿的电流能耗。可以看出,自适应阻抗控制可以减小机器人在三种不同的地形下运动的关节角度误差,而能耗并没有额外的增加。

对于每条腿,由一个自适应控制器来在线自适应学习前馈力和阻抗。图 13 展示了六足机器人以三角步态在多地形行走时,三个关节前馈力和阻抗参数的在线学习的过程。以右中腿 RM 为例,自适应控制器根据误差在线学习适应规律,构成了前馈力 $F(t)$ 、刚度参数 $K(t)$ 和阻尼参数

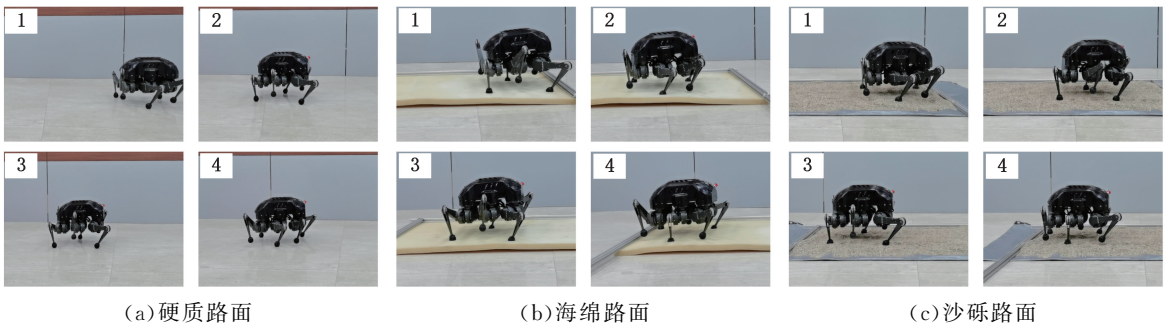


图 10 机器人在不同地面行走实验

Fig.10 Robot walking experiment on different surfaces

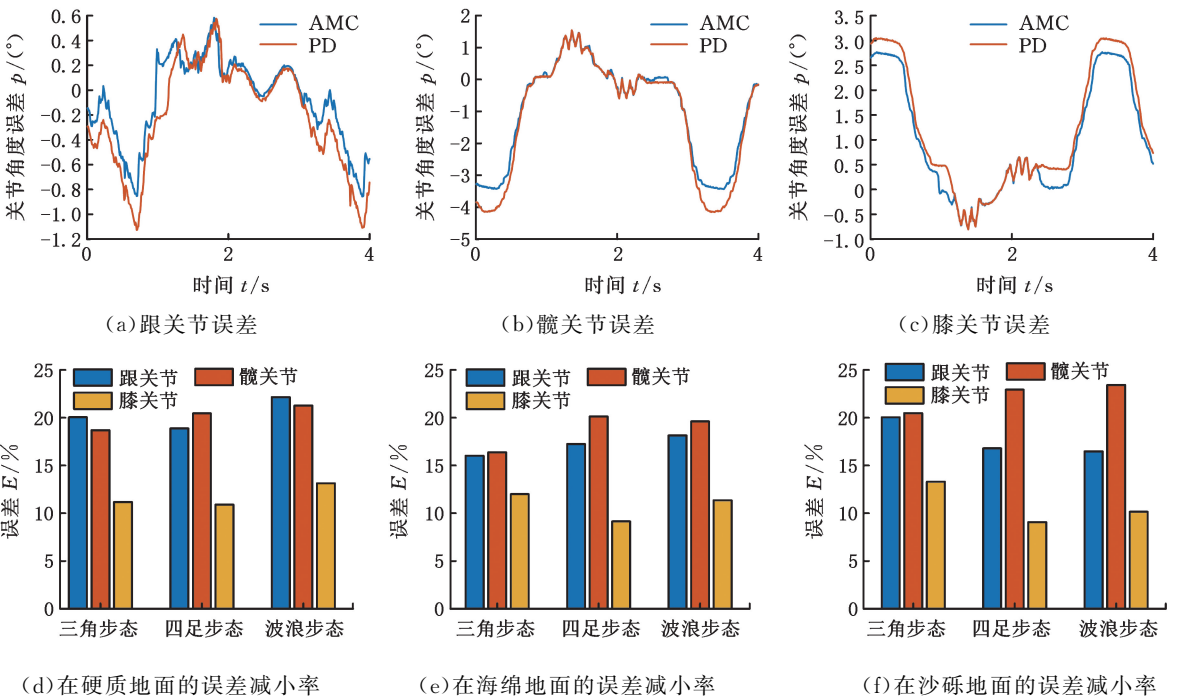


图 11 PD 控制与 AMC 关节角度误差对比

Fig.11 Comparison of PD control and AMC joint angle errors

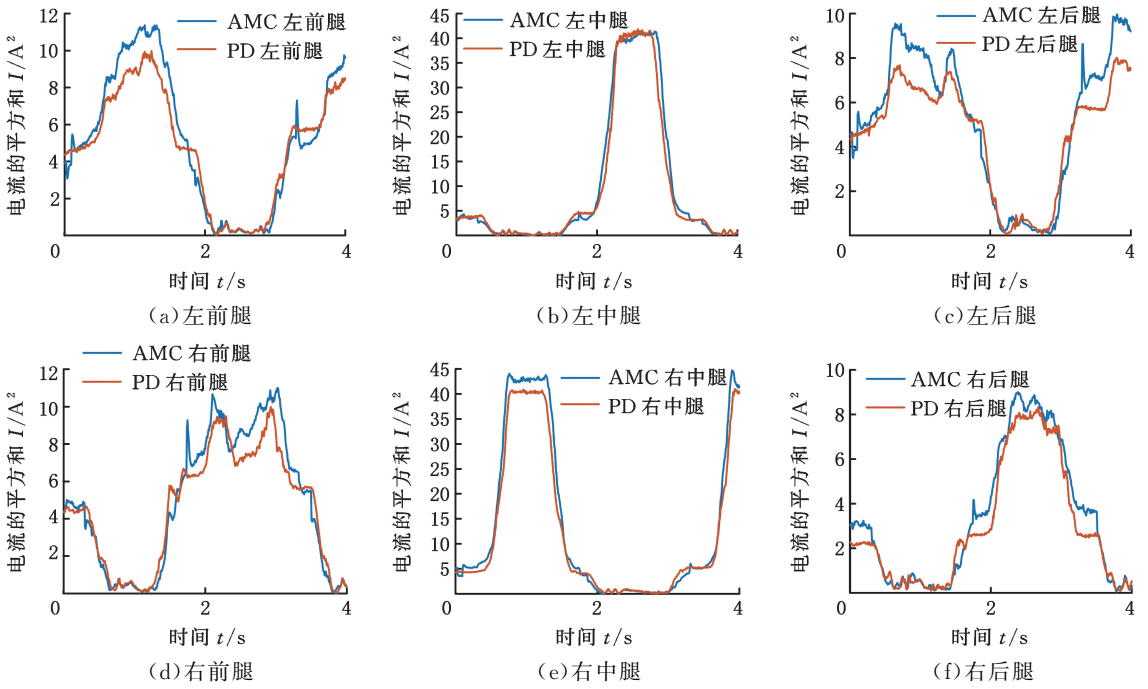


图 12 AMC 与 PD 控制下六足机器人在硬质路面以三角步态行走时的各腿电流能耗对比

Fig.12 Comparison of leg current consumption for hexapod walking on hard surface with triangular gait controlled by AMC and PD

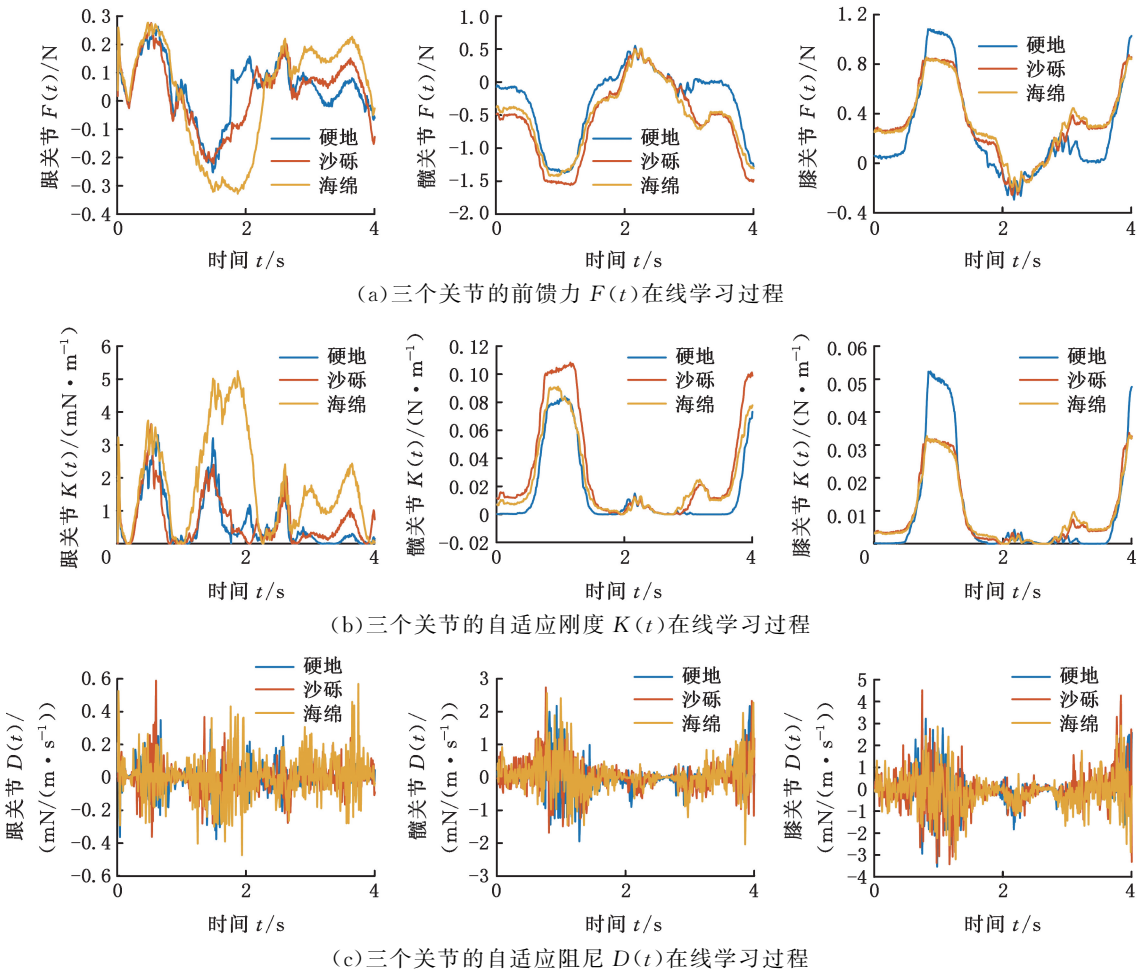


图 13 六足机器人三角步态在多地形行走时的前馈力和阻抗参数的在线学习过程

Fig.13 Online learning process of feedforward force and impedance parameters for hexapod walking with triangular gait on various terrains

$D(t)$ 。单腿在摆动阶段(当时间为 2~4 s 时)控制参数保持不变,完成基本的轨迹跟随,并不应用自适应控制。单腿在支撑阶段(当控制点为 0~2 s 时)自适应控制器的参数变化明显。支撑态时,阻抗参数和前馈力最初软化关节以吸收外部载荷的冲击,即当外部负载增加时,自适应控制器会使

关节变硬,以获得更大的脚力和前进力。

3.2.2 沙砾地面多步态自适应性分析

自适应控制通过在线学习控制参数,以适应不同的步态。机器人以三角步态、四足步态和波浪步态在沙砾地面上行走,如图 14 所示。图 15 展示了 $F(t)$ 、 $K(t)$ 和 $D(t)$ (以右中腿 RM 为例)

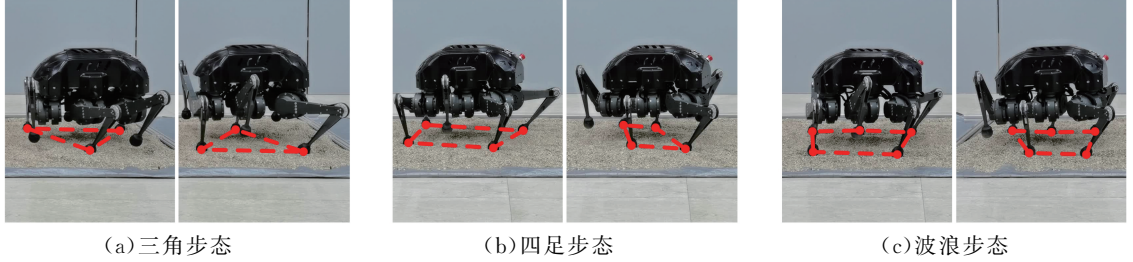


图 14 沙砾地面多步态运动实验

Fig.14 Multi-gait movement experiment on gravel ground

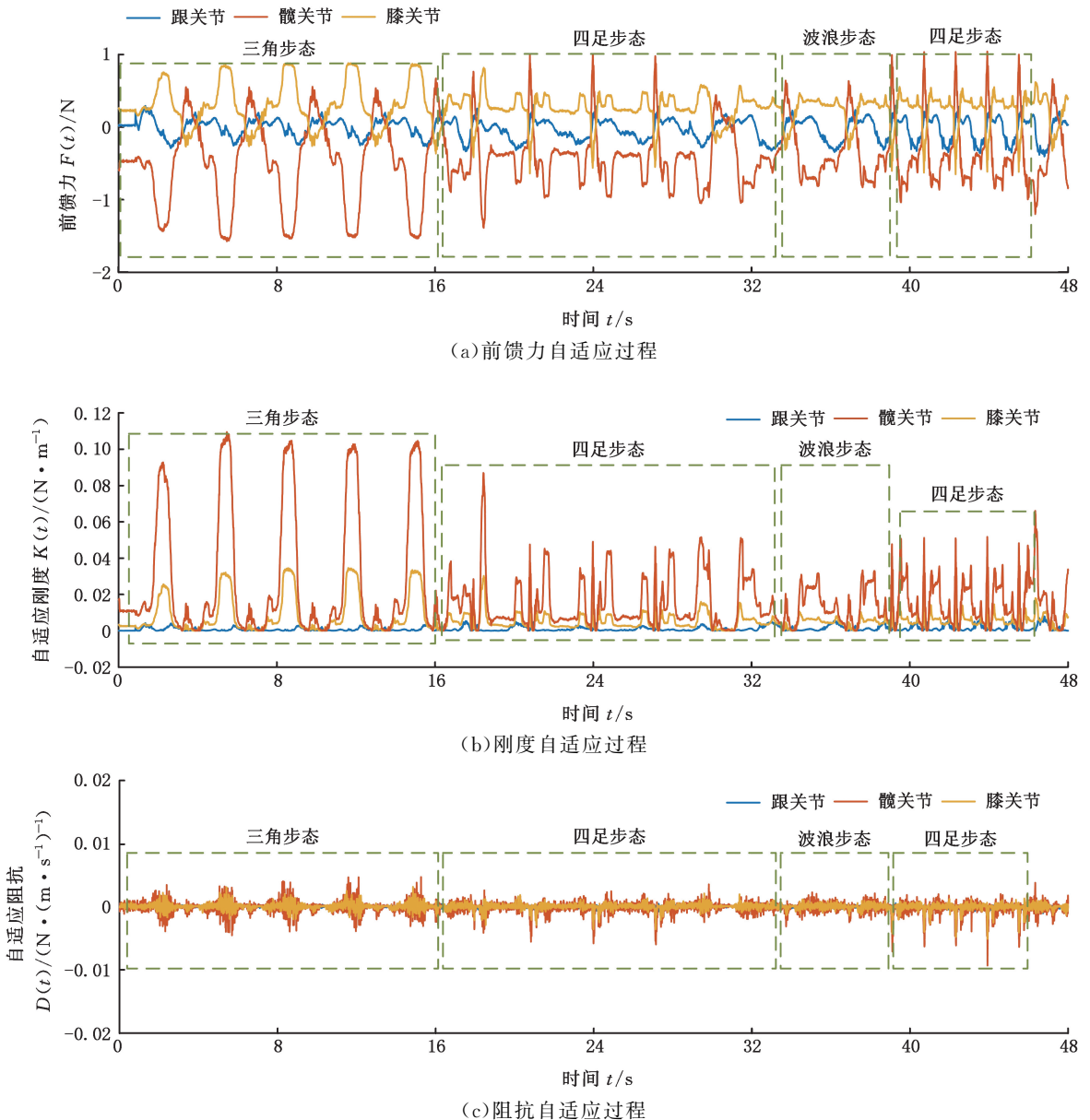


图 15 沙砾地面多步态实验的前馈力与阻抗参数自适应过程

Fig.15 Variation of control parameters of three joints in different stances

的在线学习调整。六足机器人在细小的碎石上行走,当 t 为 16 s 时,由三角步态切换为四足步态;当 t 为 33 s 时,由四足步态切换为波浪步态;当 t 为 40 s 时,由波浪步态切换为四足步态。

从单种步态来看,无论是哪种步态,机器人的支撑腿都会先获得一个较小的前馈力 $F(t)$ 和阻抗参数 $K(t)$ 、 $D(t)$,然后过渡到一个较大的自适应参数,最后即将离支撑相位时再获得较小的自适应参数,如图 15 所示。使得单腿支撑实现了类似加载—稳定工作—卸载的阶段,从而达到柔顺触地到稳定支撑的过程。并且三个关节在支撑阶段的控制参数是不同的,这是因为跟关节、髌关节和膝关节在控制机器人支撑腿部运动时具有不同的作用。髌关节和膝关节拥有更大的控制参数,使得支撑腿能更稳定地深入细沙,以提供前进的动力和稳定的支撑力。

从步态切换来看,基于 CPG 的步态控制能够提供快速且稳定的足端轨迹生成。新生成的步态会以不同的相位频率和支撑腿数与沙地环境交互,因而机器人需要适应不同的未知动态过程。AMC 是一种可变阻抗控制,式(14)中的学习遗忘因素 $\gamma(t)$ 会根据先前的轨迹跟踪误差 $\epsilon(t)$ 来快速获得一个适应性的前馈力 $F(t)$,而阻抗参数 $K(t)$ 、 $D(t)$ 则会根据式(13)的规律调节至系统稳定。在图 15 中可以看到,在步态切换后的短时间内会获得较大的 $F(t)$ 和较小数 $K(t)$ 、 $D(t)$;随后的几个步态周期中, $F(t)$ 减小、 $K(t)$ 、 $D(t)$ 增大,并且都逐渐趋于一个周期性的稳定的值,这表明 AMC 能使机器人快速适应新的步态和动态环境并且让机器人稳定运行。

从三种步态的对比来看,三角步态、四足步态和波浪步态的支撑腿数分别为 3、4、5(图 14)。图 15 中,随着支撑腿数的增加,AMC 所产生的前馈力 $F(t)$ 和阻抗系数 $K(t)$ 、 $D(t)$ 减小,赋予单腿的控制力也更小。即当支撑腿变多时,腿部会变软,反之亦然,这一结果与生理学实验相当^[11]。三种步态的对比实验证明本研究所提的自适应控制通过在线学习控制参数,能够使六足机器人在不确定的环境下实现三种步态的快速切换和稳定行走,展现出所提方法赋予六足机器人良好的适应性运动。

4 结语

本文提出了一种新的六足机器人 AMC 方法,通过在线阻抗适应来实时调整足力,以实现未知地形的多步态行走。将 AMC 与中枢神经系

统、虚拟运动神经网络结合起来,得到自适应神经运动控制系统,使得六足机器人仅依靠本体感知实现适应性运动。将该方法应用于六足机器人 RENS H2,在硬质地面、沙砾地面、海绵地面进行了步态切换和多步态稳定行走实验。结果表明,所提方法使六足机器人能够实现稳定的运动轨迹,在不增加额外能耗的情况下,支撑腿的关节误差都减小了 10%~20%。自适应调整阻抗参数和足端力让机器人在不同的地面实现多步态运动。由于所提出的神经自适应运动控制缺少准确的前向模型预测所需的关节转矩,故后续研究可结合 MPC^[29] 或深度学习^[30] 方法来计算优化前馈力和虚拟运动神经模型的参数。

参考文献:

- [1] WETTERGREEN D. Robotic Walking in Natural Terrain: Gait Planning and Behavior-based Control for Statically-stable Walking Robots [M]. Pittsburgh: Carnegie Mellon University, 1995.
- [2] BJELONIC M, HOMBERGER T, KOTTEGE N, et al. Autonomous Navigation of Hexapod Robots with Vision-based Controller Adaptation[C]// 2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation(ICRA). Singapore, 2017:5561-5568.
- [3] BJELONIC M, KOTTEGE N, HOMBERGER T, et al. Weaver: Hexapod Robot for Autonomous Navigation on Unstructured Terrain[J]. Journal of Field Robotics, 2018, 35(7):1063-1079.
- [4] PRÁGR M, ČÍZEK P, FAIGL J. Cost of Transport Estimation for Legged Robot Based on Terrain Features Inference from Aerial Scan[C]// 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems(IROS). Madrid, 2018:1745-1750.
- [5] ZENKER S, AKSOY E E, GOLDSCHMIDT D, et al. Visual Terrain Classification for Selecting Energy Efficient Gaits of a Hexapod Robot [C] // 2013 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics. Wollongong, 2013:577-584.
- [6] 朱雅光, 刘春潮, 张亮. 基于虚拟运动神经网络的六足机器人行为控制[J]. 浙江大学学报(工学版), 2022, 56(6):1107-1118.
ZHU Yaguang, LIU Chunchao, ZHANG Liang. Behavior Control of Hexapod Robot Based on Virtual Motoneuron Network [J]. Journal of Zhejiang University(Engineering Science), 2022, 56(6): 1107-1118.
- [7] KESPER P, GRINKE E, HESSE F, et al. Obstacle/Gap Detection and Terrain Classification of Walking Robots Based on a 2D Laser Range Finder

- [C]// Nature-Inspired Mobile Robotics. Shenzhen, 2013:419-426.
- [8] ZHU Yaguang, ZHANG Liang, MANOONPONG P. Virtual Motoneuron Activation for Goal-directed Locomotion of a Hexapod Robot[C]// 2020 5th International Conference on Advanced Robotics and Mechatronics(ICARM). Shenzhen, 2020:380-386.
- [9] FOCCHI M, del PRETE A, HAVOUTIS I, et al. High-slope Terrain Locomotion for Torque-controlled Quadruped Robots[J]. Autonomous Robots, 2017, 41(1):259-272.
- [10] ZHU Yaguang, JIN Bo, LI Wei. Leg Compliance Control of a Hexapod Robot Based on Improved Adaptive Control in Different Environments [J]. Journal of Central South University, 2015, 22(3): 904-913.
- [11] XIONG Xiaofeng, WÖRGÖTTER F, MANOONPONG P. Adaptive and Energy Efficient Walking in a Hexapod Robot under Neuromechanical Control and Sensorimotor Learning[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2016, 46(11):2521-2534.
- [12] XIONG Xiaofeng, WÖRGÖTTER F, MANOONPONG P. Neuromechanical Control for Hexapedal Robot Walking on Challenging Surfaces and Surface Classification[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2014, 62(12):1777-1789.
- [13] HOMCHANTHANAKUL J, MANOONPONG P. Continuous Online Adaptation of Bioinspired Adaptive Neuroendocrine Control for Autonomous Walking Robots[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2022, 33(5): 1833-1845.
- [14] THOR M, MANOONPONG P. Versatile Modular Neural Locomotion Control with Fast Learning[J]. Nature Machine Intelligence, 2022, 4:169-179.
- [15] MIRLETZ B T, BHANDAL P, ADAMS R D, et al. Goal-directed CPG-based Control for Tensegrity Spines with Many Degrees of Freedom Traversing Irregular Terrain[J]. Soft Robotics, 2015, 2(4): 165-176.
- [16] BING Zhenshan, CHENG Long, CHEN Guang, et al. Towards Autonomous Locomotion: CPG-based Control of Smooth 3D Slithering Gait Transition of a Snake-like Robot[J]. Bioinspiration & Biomimetics, 2017, 12(3):035001.
- [17] YANG Chenguang, GANESH G, HADDADIN S, et al. Human-like Adaptation of Force and Impedance in Stable and Unstable Interactions[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2011, 27(5):918-930.
- [18] YANG Chenguang, JIANG Yiming, HE Wei, et al. Adaptive Parameter Estimation and Control Design for Robot Manipulators with Finite-time Convergence[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(10):8112-8123.
- [19] YANG Chenguang, CHEN Chuize, HE Wei, et al. Robot Learning System Based on Adaptive Neural Control and Dynamic Movement Primitives [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2019, 30(3):777-787.
- [20] XIONG Xiaofeng, MANOONPONG P. Adaptive Motor Control for Human-like Spatial-temporal Adaptation[C]// 2018 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics(ROBIO). Kuala Lumpur, 2018:2107-2112.
- [21] XIONG Xiaofeng, MANOONPONG P. Online Sensorimotor Learning and Adaptation for Inverse Dynamics Control [J]. Neural Networks, 2021, 143:525-536.
- [22] ZHANG Shuang, DONG Yiting, OUYANG Yuncheng, et al. Adaptive Neural Control for Robotic Manipulators with Output Constraints and Uncertainties [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2018, 29(11): 5554-5564.
- [23] 朱雅光, 朱建伟, 李茹月, 等. 基于神经-肌肉架构的仿生并联躯干柔顺控制[J]. 中国机械工程, 2022, 33(13):1576-1585.
- ZHU Yaguang, ZHU Jianwei, LI Ruyue, et al. Neuromuscular Architecture Based Compliance Control of Bionic Parallel Torsos[J]. China Mechanical Engineering, 2022, 33(13):1576-1585.
- [24] ZHU Yaguang, ZHANG Liang, MANOONPONG P. Generic Mechanism for Waveform Regulation and Synchronization of Oscillators:an Application for Robot Behavior Diversity Generation[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2022, 52(6): 4495-4507.
- [25] ZHU Yaguang, ZHANG Liang, GUO Wanjin, et al. A Simple and Flexible Movement Control Method for a Hexapod Walking Robot[C]// Synergy of Automation, IoT & AI. CLAWAR Association Ltd,Kuala Lumpur, 2019:79-86.
- [26] ZHU Yaguang, GUO Tong, LIU Qiong, et al. A Study of Arbitrary Gait Pattern Generation for Turning of a Bio-inspired Hexapod Robot[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2017, 97:125-135.
- [27] ZHU Yaguang, WU Yongsheng, LIU Qiong, et al. A Backward Control Based on σ -Hopf Oscillator with Decoupled Parameters for Smooth Locomotion of Bio-inspired Legged Robot[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2018, 106:165-178.

Research on the Sustainable Measurement of Machined Surface Roughness under the Influence of Cutting Environment[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2023, 127(9):4697-4711.

- [21] HUANG Jiefeng, YI Huaian, SHU Aihua, et al. Visual Measurement of Grinding Surface Roughness Based on Feature Fusion[J]. Measurement Science and Technology, 2023, 34(10):105019.
- [22] VASANTH K, ELANANGAI V, ARULANANTH T S, et al. Machine Learning Based Metal Surface Roughness Estimation in Infrared Images[J]. Materials Today:Proceedings, 2023:1-8. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2023.03.394>.
- [23] FANG Runji, YI Huaian, WANG Shuai, et al. Classification and Inspection of Milling Surface Roughness Based on a Broad Learning System[J]. Metrology and Measurement Systems, 2022:483-503.
- [24] SU Jinzhao, YI Huaian, LING Lin, et al. Multi-object Surface Roughness Grade Detection Based on Faster R-CNN[J]. Measurement Science and Technology, 2023, 34(1):015012.
- [25] 安情楠. 基于加工表面显微图像的卷积神经网络粗糙度识别技术研究[D]. 西安:西安理工大学, 2019.
- AN Qiannan. Research on Roughness Recognition Technology of Convolutional Neural Network Based on Microscopic Image of Machining Surface [D]. Xi'an:Xi'an University of Technology, 2019.
- [26] 陈丽. 基于特征提取和卷积神经网络的铣削表面粗糙度检测方法研究[D]. 武汉:华中科技大学, 2019.

- CHEN Li. Research on Milling Surface Roughness Detection Method Based on Feature Extraction and Convolutional Neural Network[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2019.
- [27] 陈仁祥, 詹赞, 胡小林, 等. 基于多注意力 Faster RCNN 的噪声干扰下印刷电路板缺陷检测[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(12):167-174.
- CHEN Renxiang, ZHAN Zan, HU Xiaolin, et al. Printed Circuit Board Defect Detection Based on the Multi-attentive Faster RCNN under Noise Interference[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(12):167-174.
- [28] 杨东儒, 魏建文, 林雄威, 等. 基于自注意力机制的深度模拟电路故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(3):128-136.
- YANG Dongru, WEI Jianwen, LIN Xiongwei, et al. A Fault Diagnosis Algorithm for Analog Circuits Based on Self-attention Mechanism Deep Learning[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(3):128-136.

(编辑 陈 勇)

作者简介: 杨赫然, 男, 1983年生, 副教授、博士。研究方向为复杂曲面精密制造。E-mail: yangheran@sut.edu.cn。孙兴伟* (通信作者), 女, 1970年生, 教授、博士研究生导师。研究方向为数控装备及理论。E-mail: sunxingw@126.com。

本文引用格式:

杨赫然, 张培杰, 孙兴伟, 等. 利用改进卷积神经网络的螺杆砂带磨削表面粗糙度预测[J]. 中国机械工程, 2025, 36(2):325-332.

YANG Heran, ZHANG Peijie, SUN Xingwei, et al. Surface Roughness Prediction for Screw Belt Grinding Based on Improved CNN[J]. China Mechanical Engineering, 2025, 36(2):325-332.

(上接第 324 页)

- [28] ZHU Yaguang, ZHOU Shuangjie, GAO Dongxiao, et al. Synchronization of Non-linear Oscillators for Neurobiologically Inspired Control on a Bionic Parallel Waist of Legged Robot[J]. Frontiers in Neurorobotics, 2019, 13:59.
- [29] GIBSON G, DOSUNMU-OGUNBI O, GONG Yukai, et al. Terrain-Adaptive, ALIP-based Bipedal Locomotion Controller via Model Predictive Control and Virtual Constraints[C]// 2022 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems(IROS). Kyoto, 2022:6724-6731.
- [30] SUN Yu, UBELLACKER W L, MA W L, et al. Online Learning of Unknown Dynamics for Model-based Controllers in Legged Locomotion[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(4):

8442-8449.

(编辑 陈 勇)

作者简介: 刘春潮, 男, 1998年生, 博士研究生。研究方向为仿生机器人、控制理论。E-mail: liuchunchao@chd.edu.cn。朱雅光* (通信作者), 男, 1986年生, 教授、博士研究生导师。研究方向为控制理论、机器人技术、智能检测与模式识别、机电系统开发与信号分析、嵌入式系统开发与系统集成、人工智能技术。E-mail: zhuyaguang@chd.edu.cn。

本文引用格式:

刘春潮, 朱雅光, 周亚婷, 等. 基于虚拟运动神经系统的六足机器人自适应运动控制[J]. 中国机械工程, 2025, 36(2):315-324.

LIU Chunchao, ZHU Yaguang, ZHOU Yating, et al. Adaptive Impedance Control of Hexapod Robots Based on Virtual Motoneuron System[J]. China Mechanical Engineering, 2025, 36(2):315-324.