DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2209993

两栖六足仿生机器人的水陆运动控制研究*

王 宇,杜艾芸,李亚鑫
(西南石油大学电气信息学院 成都 610500)

摘 要:两栖六足机器人不仅需应对崎岖地形对陆地爬行提出的挑战,还要解决机器人在水下灵活运动的控制问题。因此,本文首先提出了基于深度强化学习的崎岖地形运动控制方法。通过 MuJoCo 为机器人执行爬行任务构建交互环境,并采用近端策略优化(PPO)算法训练智能体使其获取适应于不同崎岖程度地形的控制策略。仿真数据表明,陆地控制策略可使机器人在平坦、轻度崎岖、重度崎岖 3 类地形上快速、稳定地完成前进任务。针对水下运动控制问题,本文通过分析机器人动力学模型将其分解为:采用视线法与 PID 控制器解决平面轨迹跟踪和深度控制问题。水下实验表明,机器人可在平面快速跟踪 Sigmoid 曲线且轨迹偏差不超过 0.11 m。深度控制实验中,机器人可平稳到达指定深度且控制精度在 0.02 m 以内。

关键词: 水陆两栖机器人;运动控制;深度强化学习;轨迹跟踪
中图分类号: TH73 **文献标识码**: A **国家标准学科分类代码**: 510.80

Study on the terrestrial and underwater motion control of the amphibious hexapod bionic robot

Wang Yu, Du Aiyun, Li Yaxin
(*School of Electrical Engineering and Information, Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, China*)

Abstract: The amphibious hexapod robot is characterized by its flexible legs, which aims to address the terrestrial and underwater motion control in complex environment. In this article, a deep reinforcement learning based terrestrial motion control is firstly proposed for movements on rugged lands. By building agent interaction scenarios using the MuJoCo physical engine, the proximal policy optimization algorithm is employed to obtain the optimal motion policy applied in rugged lands of different conditions. Simulation results show that the robot is capable of climbing fast and stable on rugged terrains when controlled by the generated policies. Concerning the underwater motion control issue, the hydrodynamic model is derived. Based on its analysis, the three-dimensional underwater motions can be decoupled into the planar trajectory tracking and the depth control. Especially, the LOS and PID control are used. Experimental results prove that the robot can track the Sigmoid curve with path error less than 0.11 m. In addition, the robot is qualified to realize the PID based depth control with the accuracy of 0.02 m.

Keywords: amphibious robot; motion control; deep reinforcement learning; trajectory tracking

0 引 言

水陆两栖机器人通常在机体外形、运动姿态、控制模式等方面采用仿生设计方法,通过感知周围环境信息并与自身状态进行融合,实现机身构型、运动模态的自主切换,进而克服外界干扰带来的不利影响。由于两栖机器人兼具水陆推进机构,因此运动性能卓越,常用于执行难度大、风险高的任务[1-3]。

考虑到水陆两栖机器人应用场景的不确定性,国内外众多学者研发了一系列具有不同运动机制的机器人样机并探索了其控制方法。从陆地行进效率分析,轮式复合机构驱动的两栖机器人通常在平地运动具有移动速度快、震荡小且能耗低等特点。因此,北京理工大学 Yang 等[4]受青蛙外形与其运动模式的启发,设计了一款轮-鳍复合驱动的仿生机器人 FroBot。该机器人

收稿日期:2022-06-20 Received Date: 2022-06-20
*基金项目:四川省科技计划项目(2021YJ0370)、国家自然科学基金项目(61907036, 51905457)资助

利用一对周期性摆动的尾鳍和安装于尾鳍底部的万向轮,在模糊 PID 的控制下可同时实现陆地上的速度控制与水下多自由度的运动控制。但受限于轮式推进机构越障的运动约束,具有多自由度的足式复合驱动两栖机器人被相继提出。日本国立香川大学 Xing 等[5]以海龟为原型,设计了一款“腿-多矢量喷水”复合驱动的小型四足机器人。通过建立机器人陆地爬行时的运动简化模型,该机器人可在线调节腿部各关节角,以达到在缓坡上稳定爬行的目的。同时,利用腿部的喷水电机,该机器人采用多矢量喷水方式可切换运动模式、优化推力分配,实现水下三维空间的运动控制[6]。足式复合驱动两栖机器人的运动方式由于具有仿生和节律特性,因此一部分学者采用中枢模式发生器(central pattern generator, CPG)作为步态规划控制器,用以模拟腿部周期性交替动作[7]。其中,洛桑理工学院研制的蝾螈两栖机器人采用了 12 个 CPG 分别驱动脊椎关节和 4 条运动肢,从而实现水陆两栖运动[8]。中国科学技术大学 Zhong 等[9]开发的可变刚度六足两栖机器人,采用 6 个 CPG 产生节律性信号驱动相应运动肢,可平稳地切换水陆模式并实现相应步态。

以上研究成果表明,足式复合驱动的两栖机器人因为可改变腿部机构且方便与环境交互,更容易适应不规则的崎岖地形。但其腿部冗余的自由度也相应增大了动作空间与控制难度。特别在陆地步态控制方面,基于运动模型和 CPG 的控制方法虽然可实现复杂且精确的运动,但难以根据未知环境快速调节运动肢构型以消除不确定性,并且后者更适用于执行周期性任务。

随着数据驱动控制方法的发展,深度强化学习(deep reinforcement learning, DRL)中诸如深度 Q-网络(deep Q-network, DQN)、异步优势动作评估(asynchronous advantage actor-critic, A3C)、近端策略优化(proximal policy optimization, PPO)、深度确定性策略梯度(deep deterministic policy gradient, DDPG)等算法利用智能体与未知环境不断交互产生的数据进行训练,从而在不需要先验知识的前提下可以采用更通用的方式表达控制策略[10-11]。因此,本文采用团队前期研发的六足矢量喷水复合驱动两栖机器人样机[12],一方面在仿真环境下探索 DRL 对机器人在崎岖地形下爬行的运动控制效果。另一方面,针对两栖机器人水下运动研究多侧重于评估各自由度运动性能[13],而在功能控制方面尝试较少的情况,本文通过解耦机器人水下动力学模型,将水中三维空间运动转换为平面轨迹跟踪与深度控制问题,最终采用视线法(line of sight, LOS)与 PID 控制相结合的方式,保障该机器人水下运动控制的精确度与灵活性。

1　基于 DRL 的陆地运动控制

目前,本文使用的复合运动肢两栖六足机器人已具有一定适应结构化地形的能力。借助搭载在机身的 IMU 传感器,该机器人可获取自身位姿并感知外界环境,通过自适应方式为各运动肢规划步态时序与足端轨迹,该机器人在不超过 12°缓坡上可稳定爬行[12]。为进一步提升机器人在复杂、不规则地形上运动的性能,本文以团队前期开发的两栖六足机器人为研究对象,一方面在物理引擎 MuJoCo 中构建丰富的地形并与机器人交互获取样本数据,另一方面采用 OpenAI 提出的 PPO[14]算法,通过参数化的深度神经网络逼近策略,最终获取适应于崎岖地形的两栖机器人陆地运动控制方法。

1.1　交互环境

水陆两栖机器人如图 1 所示,6 条搭载了喷水电机的三自由度运动肢呈圆周状均匀分布于机身。每条运动肢基于节肢动物的腿部结构,分为可前后摆动的基节、可抬起和伸展的股节-胫节。该机器人的机械设计在保障了每条运动肢具有足够运动空间的同时,避免了相邻足间的运动干扰。

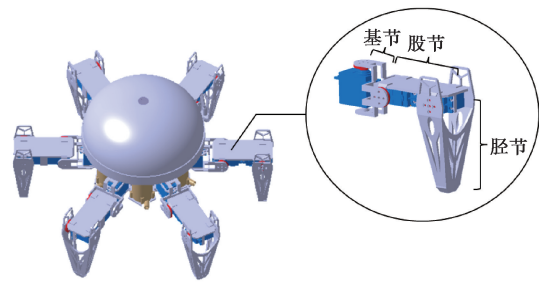


图 1　水陆两栖六足机器人

Fig. 1　Amphibious hexapod robot

考虑到直接将机器人置于真实环境进行试错性学习不仅消耗大量时间还会造成机械结构的严重磨损,本文在 MuJoCo 仿真平台中构建两栖六足机器人和不同崎岖程度地形,为获取最优机器人陆地运动控制策略提供低成本、高效率且可观测的交互环境。首先,将 CATIA 绘制的机器人 3D 模型转换成 MuJoCo 仿真平台可读取的 XML 文件。该文件不仅描述了机器人的外形参数,还涉及到机器人的运动学、动力学模型,方便约束运动肢的关节位置与足端可达空间,避免肢体之间的相互干扰。然后针对机器人交互环境,本文采用高度图在 MuJoCo 平台中建立不规则的崎岖地形,地面的几何轮廓可通过最大高程差表征崎岖程度。因此,MuJoCo 仿真平台可为机器人的自由步态爬行提供平坦、轻度崎岖、重度崎岖 3 类训

练环境。图 2 对比了平坦地形与重度崎岖地形下机器人的可视化交互环境。

图 2 机器人的可视化训练环境

Fig. 2 Visualized robot training environments

1.2 基于 PPO 的运动控制策略

在 MuJoCo 仿真平台下,机器人可作为智能体与环境交互生成训练用的采样数据。根据 DRL 的基本原理,每一时刻 t 采样的数据包含了当前的状态 $\boldsymbol{s}_t$,动作 $\boldsymbol{a}_t$ 以及执行该动作后环境反馈的奖励 r_t。由于机器人运动控制涉及到解决高维连续的状态-动作空间问题,因此本文选择基于 AC(actor-critic)框架的 PPO 算法用以提升训练速度。

关于状态空间的设定,机器人在崎岖地形上爬行首先需要保障自身稳定性,所以每一时刻的状态涵盖了机身质心坐标,运动肢当前各个关节角以及足端与地面接触情况。动作空间则定义为驱动所有运动肢改变腿部构型的 18 个关节角。鉴于此,机器人在崎岖地形上爬行的过程可以抽象为一个马尔可夫过程:智能体根据 PPO 算法训练而成的运动策略 $\boldsymbol{\pi}_\theta$,在状态 $\boldsymbol{s}_t$ 下选择执行动作 $\boldsymbol{a}_t$,受环境影响将转移到下一个状态 $\boldsymbol{s}_{t+1}$ 进而获得奖励 r_t。奖励函数的设定除了鼓励机器人尽可能地沿着机体正方向前进外,还涉及到步态对前进速度以及稳定性的影响,即表示为:

$$\begin{cases} r_t = (x_t - x_{t-1}) + 0.001(\gamma_1 C_1 + \gamma_2 C_2 + \gamma_3 C_3) \\ \gamma_1 + \gamma_2 + \gamma_3 = 1, \quad \gamma_i = 0 \text{ 或 } 1 \end{cases} \tag{1}$$

式中:第 1 项代表机器人在体坐标系下相邻采样时刻的前进距离;第 2 项依据足端触地状态间接衡量步态与移动速度和稳定性的关系。具体来说,当机器人抬起 1 条或者 2 条运动肢时,此时机身能保持相对平衡但行进速度相对缓慢,因此 C_1 取较小正数给予智能体奖励;当同时抬起 3 条运动肢时,机器人采取期望的三足步态增大了移动速度,因此给予智能体一个较高的奖励,C_2 取较大的正数;当机器人抬起的运动肢数超过 3 时,机身将失去平衡,智能体获得负数奖励,即 C_3。根据以上状态-动作空间以及奖励函数的设定,机器人在 MuJoCo 环境将采样获得有限组数据,PPO 算法的目的就是在提升样本数据利用率的前提下,不断利用 Actor-Critic 神经网络优化参数,从而使智能体逼近最优运动策略。

PPO 算法包含了 2 个 Actor 神经网络($\boldsymbol{\pi}_{\theta old}$,$\boldsymbol{\pi}_\theta$)和 1 个 Critic 神经网络 $\boldsymbol{V}$。每个神经网络由输入层、两个隐藏层以及输出层采用全连接方式组成。隐藏层包含 64×2 个单元且具有 tanh 函数激活功能。Actor 网络 $\boldsymbol{\pi}_{\theta old}$ 的作用是控制智能体在每个状态 $\boldsymbol{s}_t$ 下依据当前策略 $\boldsymbol{\pi}_{\theta old}(\boldsymbol{a}_t \mid \boldsymbol{s}_t)$ 输出动作 $\boldsymbol{a}_t$ 并与环境进行交互,从而形成机器人在不同地形下执行前进任务的轨迹:

$$\boldsymbol{\tau} = \{\boldsymbol{s}_1, \boldsymbol{a}_1, r_1, \cdots, \boldsymbol{s}_t, \boldsymbol{a}_t, r_t, \cdots, \boldsymbol{s}_N, \boldsymbol{a}_N, r_N\}$$

若在 T 个步长下执行策略 $\boldsymbol{\pi}_{\theta old}$,则可以利用 Critic 网络预测状态 $\boldsymbol{s}_t$ 执行动作 $\boldsymbol{a}_t$ 的优势函数:

$$A_t = -\boldsymbol{V}(\boldsymbol{s}_t) + r_t + \gamma r_{t+1} + \cdots + \gamma^{T-t}\boldsymbol{V}(\boldsymbol{s}_T) \tag{2}$$

参照任务轨迹下每一时刻的优势函数,Actor 网络 $\boldsymbol{\pi}_\theta$ 将基于重要性采样原则(importance sampling)训练神经网络优化自身参数。由于本文采用 Critic 网络与 Actor 网络参数共享的方式,因此可通过下面的损失函数同时更新上述两个网络的参数:

$$Loss = \hat{E}_t\left[L^{CLIP}(\boldsymbol{\theta}) - c_1 L^{VF}(\boldsymbol{\theta}) + c_2 S[\boldsymbol{\pi}_\theta](\boldsymbol{s}_t)\right] \tag{3}$$

$$L^{CLIP}(\boldsymbol{\theta}) = \hat{E}\left[\min\left(\frac{\boldsymbol{\pi}_\theta(\boldsymbol{a}_t \mid \boldsymbol{s}_t)}{\boldsymbol{\pi}_{\theta old}(\boldsymbol{a}_t \mid \boldsymbol{s}_t)}A_t, clip\left(\frac{\boldsymbol{\pi}_\theta(\boldsymbol{a}_t \mid \boldsymbol{s}_t)}{\boldsymbol{\pi}_{\theta old}(\boldsymbol{a}_t \mid \boldsymbol{s}_t)}, 1-\varepsilon, 1+\varepsilon\right)A_t\right)\right] \tag{4}$$

$$L^{VF}(\boldsymbol{\theta}) = (\boldsymbol{V}(\boldsymbol{s}_t) - \boldsymbol{V}_t^{t\,\arg})^2 \tag{5}$$

其中,L^{CLIP} 代表 Actor 策略网络 $\boldsymbol{\pi}_\theta$ 的损失函数,ε 为超参数;L^{VF} 表示 Critic 网络状态值函数的损失函数且 $\boldsymbol{V}_t^{t\,\arg}$ 与优势函数的计算方式基本一致;c_1,c_2 为系数,S 用于计算熵值。因为本文采用 PyTorch 作为 PPO 算法架构,最终可利用 Adam 函数对损失函数式(3)进行求解,反向更新 Actor 网络 $\boldsymbol{\pi}_\theta$ 和 Critic 网络 $\boldsymbol{V}$ 的参数,进而同步 $\boldsymbol{\pi}_{\theta old}$ 参数用于智能体与环境下一回合的交互训练。

1.3 仿真实验

为了测试机器人采用 PPO 算法学习陆地控制策略的能力,本文以机器人静止状态下机身高度为基准(Height = 0.24 m),训练机器人分别在 4 种不同崎岖程度地形下(平坦地面,0.5Height,1Height,1.5Height)的运动策略 $\boldsymbol{\pi}_{平地}$,$\boldsymbol{\pi}_{0.5\text{Height}}$,$\boldsymbol{\pi}_{1\text{Height}}$,$\boldsymbol{\pi}_{1.5\text{Height}}$。如图 3 所示,累计奖励值随着训练回合数逐步收敛表明智能体可成功为机器人找到适应崎岖地形的运动控制策略。PPO 算法在提高采样数据利用率的同时,也充分体现出较好的学习能力。

针对 4 种崎岖地形下训练产生的运动策略 $\boldsymbol{\pi}_{平地}$,$\boldsymbol{\pi}_{0.5\text{Height}}$,$\boldsymbol{\pi}_{1\text{Height}}$,$\boldsymbol{\pi}_{1.5\text{Height}}$,随机进行 10 个回合测试,图 4

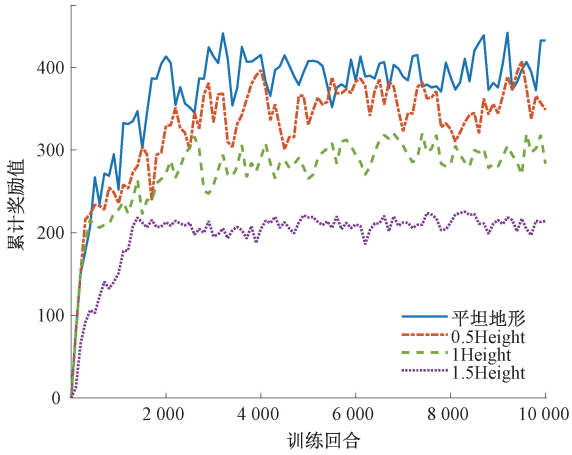
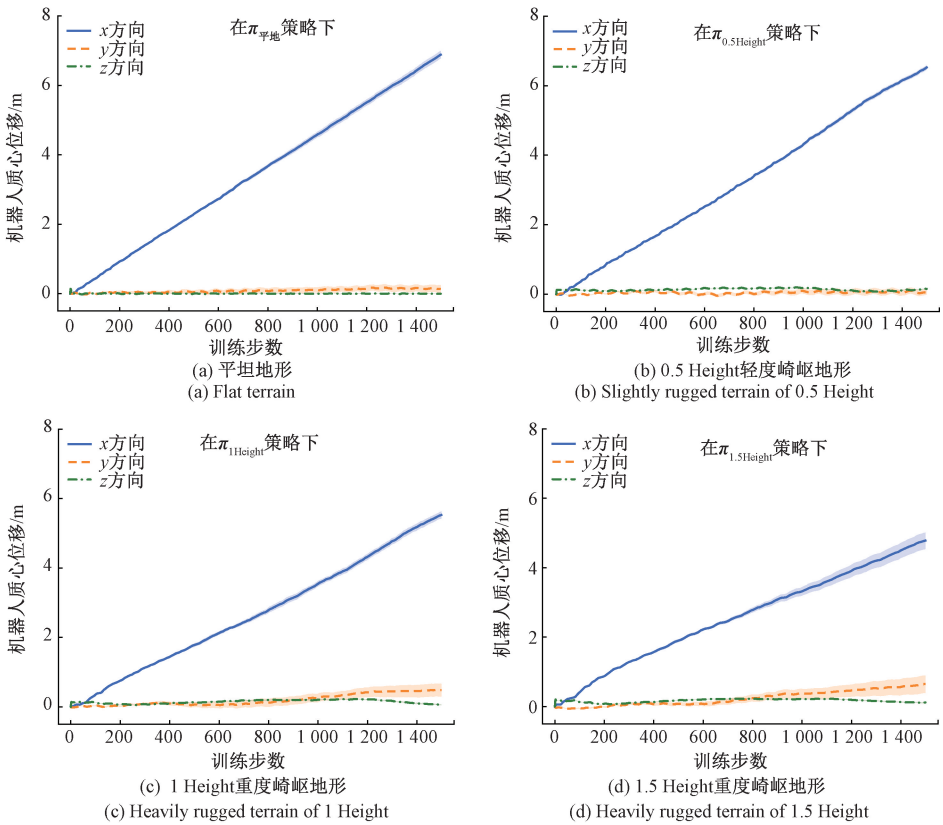


图 3　奖励函数收敛曲线

Fig. 3　Converged reward function curves

展示了智能体在对应策略下执行 1 500 时间步时其质心位置变化的情况。以机器人体坐标系为基准,x 方向位移反映了机器人的前进距离。不难发现基于 PPO 算法训练习得的运动策略可为机器人腿部规划适应不同地形的运动轨迹,从而满足其稳定快速前进的陆地运动需求。此外,随着地形崎岖程度加大,机器人在 y 方向左右偏移和 z 方向上下波动的程度相对增大。造成这种结果的主要原因是:机器人为防止腿部关节处于极限位置,因而会适当调整机身偏航角从而选择一条适应穿越障碍的路径作为前进路线。但总体而言,y 方向偏移距离相对于 x 方向行进距离在可接受范围。

4 种策略控制下,为了分别评估机器人对不同崎岖程度地形的适应能力,图 5 交叉对比了 4 种策略 $\boldsymbol{\pi}_{\text{平地}}$,$\boldsymbol{\pi}_{0.5\text{Height}}$,$\boldsymbol{\pi}_{1\text{Height}}$,$\boldsymbol{\pi}_{1.5\text{Height}}$ 相对于不同地形的平均奖励,并



(a) 平坦地形
(a) Flat terrain

(b) 0.5 Height轻度崎岖地形
(b) Slightly rugged terrain of 0.5 Height

(c) 1 Height重度崎岖地形
(c) Heavily rugged terrain of 1 Height

(d) 1.5 Height重度崎岖地形
(d) Heavily rugged terrain of 1.5 Height

图 4　特定策略下机器人质心位移曲线

Fig. 4　Displacement of robot center of mass with respect to each given policy

且其平均前进距离如表 1 所示。实验结果表明,在特定地形下训练产生的运动策略不论是平均奖励还是前进距离都优于其他策略在该特定地形下的性能。而且在崎岖度较严重的地形下习得运动策略(如 $\boldsymbol{\pi}_{1\text{Height}}$ 和 $\boldsymbol{\pi}_{1.5\text{Height}}$),由于原本地形难度较高,因此该类策略对平坦或者轻度崎岖地形表现出较强的适应性,这间接表明了运动策略具有向下兼容的特性。

2　水下运动控制

根据水陆两栖六足机器人的复合运动肢设计,其腿部不仅模拟了基节-股节-胫节三自由度连杆结构;通过为步行足搭载喷水电机并利用防水舵机改变运动肢构型,该运动肢还可转换为多矢量推进器。借助如图 6 所

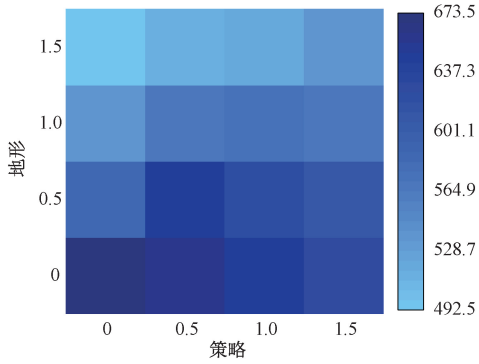


图 5 交叉比较下的平均奖励

Fig. 5 Average reward of cross-validation

表 1 1 500 时间步长内的机器人前进距离

Table 1 Travelling distances in 1 500 time steps m

地形/策略	$\pi_{平地}$	$\pi_{0.5Height}$	$\pi_{1Height}$	$\pi_{1.5Height}$
平地	6.75	6.48	6.07	6.26
0.5Height	5.79	6.36	5.98	5.61
1Height	5.09	5.16	5.77	5.39
1.5Height	4.82	4.96	4.92	5.13

示的不同姿态,本团队前期研究成果验证了该机器人具有较好灵活性,可实现包括直行、原点旋转、上浮下潜在内的多自由度运动。本节将从两栖六足机器人的运动建模出发,进一步拓展机器人利用多矢量推进器实现水下三维运动的功能控制。

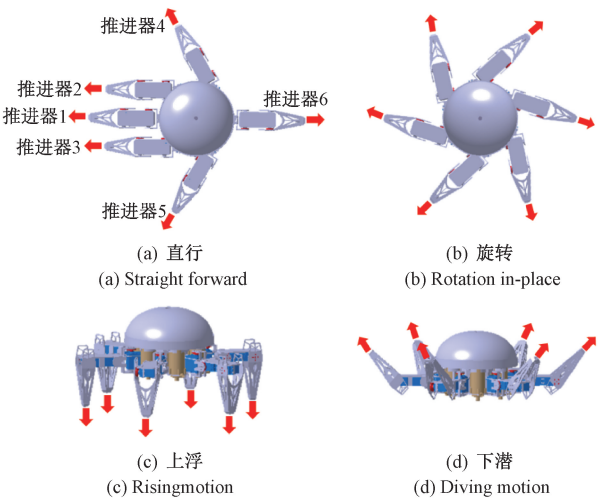


图 6 机器人水下运动姿态

Fig. 6 Robot underwater motion postures

2.1 水下运动建模

基于 Fossen 提出的船舶建模理论[15],本文为推导水陆两栖六足机器人的运动学和动力学模型,首先建立如图 7 所示的坐标系。其中,$\{O_E - XYZ\}$ 是固定于大地的惯性坐标系,$\{O_B - xyz\}$ 是以机身几何中心为原点的体坐标系,通过配重可尽量使机器人重心与原点重合。当机器人在静水环境下处于中性浮力,其运动学和动力学模型可表示为:

$$\begin{cases} \dot{\boldsymbol{\eta}} = \boldsymbol{J}(\boldsymbol{\eta})\boldsymbol{v} \\ \boldsymbol{M}\dot{\boldsymbol{v}} + \boldsymbol{C}(\boldsymbol{v})\boldsymbol{v} + \boldsymbol{D}(\boldsymbol{v})\boldsymbol{v} = \boldsymbol{\tau} \end{cases} \tag{6}$$

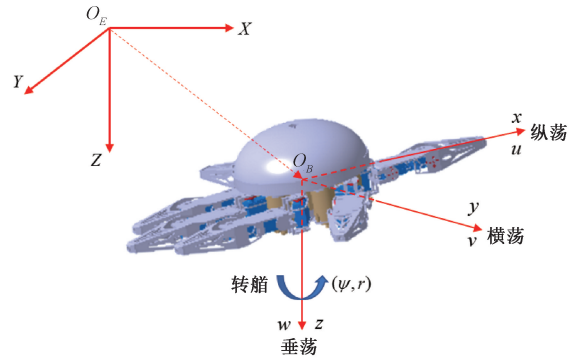


图 7 大地-机器人坐标系

Fig. 7 The earth-robot coordinate system

式中:$\boldsymbol{J}(\boldsymbol{\eta})$ 为机身在惯性坐标系下位姿向量 $\boldsymbol{\eta} = [x,y,z,\psi]^{\mathrm{T}}$ 相对于其在体坐标系下各坐标轴上线速度 u,v,w 与偏航角速度 r 构成向量 $\boldsymbol{v}$ 的变换矩阵;$\boldsymbol{\tau} = [\tau_u,\tau_v,\tau_w,\tau_r]^{\mathrm{T}}$ 为推进器施加在各自由度上的广义驱动力;此外,质量与附加质量构成的矩阵 $\boldsymbol{M}$、科里奥利力矩阵 $\boldsymbol{C}(\boldsymbol{v})$ 和线性与二次阻尼构成的矩阵 $\boldsymbol{D}(\boldsymbol{v})$ 在机器人外形呈对称设计的前提下,可化简表示为下面的对称阵:

$$\boldsymbol{M} = \begin{bmatrix} m - X_{\dot{u}} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & m - Y_{\dot{v}} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & m - Z_{\dot{w}} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & I_z - N_{\dot{r}} \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{C}(\boldsymbol{v}) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & -mv \\ 0 & 0 & 0 & mu \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ mv & -mu & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{D}(\boldsymbol{v}) = \begin{bmatrix} X_u + X_{|u|u}|u| & 0 & 0 & 0 \\ 0 & Y_v + Y_{|v|v}|v| & 0 & 0 \\ 0 & 0 & Z_w + Z_{|w|w}|w| & 0 \\ 0 & 0 & 0 & N_r + N_{|r|r}|r| \end{bmatrix}$$

式(6)中的上述矩阵不难发现,机器人体坐标系下关于 z 轴的直线运动(w)和旋转运动(r)都完全独立于

其他自由度,并且 xoy 平面上运动不仅彼此耦合还与沿 z 轴的偏航运动有关。

2.2　水下运动控制策略

基于以上分析结果,本文将机器人在水下三维空间运动解耦为两部分:1)xoy 平面上的轨迹跟踪控制;2)沿 z 轴方向上浮、下潜的深度控制。

1)基于 LOS 的平面轨迹跟踪控制

考虑到两栖六足机器人在平面运动时变换各自由度运动模式不具有连续性,存在动作切换时间,所以本文在两栖六足机器人平面运动时采取了如图 6(a)所示复合运动肢位姿,即推进器 1、2、3 用于驱动机器人直线运动,推进器 4、5 通过动力差动输出实现偏航角控制,推进器 6 在必要时可起到制动作用。在不改变复合运动肢位姿的情况下,本文利用视线法[16]与 PID 控制相结合的方式分配推进器动力,以满足机器人跟踪平面轨迹的任务需求。控制过程如图 8 所示,(x_k, y_k) 是当前机器人在 xoy 平面上追踪轨迹的期望航向点。根据 LOS 算法原理,当机器人自身航向对准视线角 ψ_{LOS} 时,机器人可到达期望的航向点。假设机器人当前位置为 $P=(x,y)$,视线角可利用当前期望航向点 $P_k=(x_k,y_k)$ 计算得到:

$$\psi_{LOS} = a\tan 2\frac{(y_k - y)}{(x_k - y)} \tag{7}$$

LOS 算法器将以视线角为基准,通过实时反馈机器人偏航角 ψ 判定航向偏差 $\psi_e=\psi_{LOS}-\psi$,同时参考机器人与航向点之间的距离 d,利用 PID 控制器分配矢量推力实时调整机器人位姿。当 ψ_e 趋于 0 时,机器人偏航角逐渐收敛于期望航向角。在此过程中,若机器人已行驶至当前航向点领域内,即满足如下公式:

$$(x_k - x)^2 + (y_k - y)^2 \leqslant R \tag{8}$$

LOS 算法将更新机器人期望航向点,切换至追踪轨迹的下一航向点,重复进行上述过程直至达到终点。

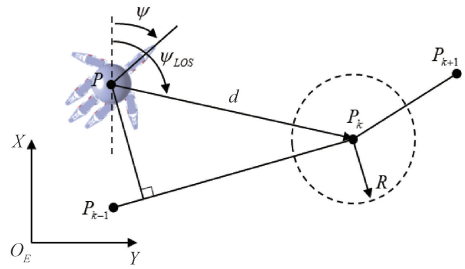


图 8　LOS 轨迹跟踪原理

Fig. 8　Principle of the LOS trajectory tracking

2)PID 深度控制

针对沿 z 轴方向的上浮、下潜运动,机器人依据指定到达深度以及机身内部压力传感器检测的当前深度,选择图 6(c)或(d)复合运动肢的姿态,通过 PID 控制器调整喷水电机转速,使机器人跟随设定值实现水下垂荡运动的深度控制。

2.3　水下运动实验

为了测试两栖六足机器人在上述控制策略下的运动性能,本文一方面依据推导的机器人水下运动模型在 MATLAB 中搭建了仿真环境。通过对机器人平面运动和垂荡运动时采取的复合运动肢位姿进行 ANSYS 仿真,获取了如表 2 所示的水动力参数。另一方面,本文利用已搭建的机器人样机在户外小型泳池内(长宽深 4.0 m×1.5 m×0.85 m)进行了对比实验。水陆两栖机器人样机如图 9 所示,其内部搭载的陀螺仪(BNO055)和压力传感器(MS5837-30BA)可为控制策略反馈机器人实时的偏航角和深度信息。为了捕捉机器人在水下运动的画面,实验采用水下相机(GoPro HERO9 Black)记录其运动过程。

表 2　机器人参数及水动力系数

Table 2　Robot parameters and hydrodynamic coefficients

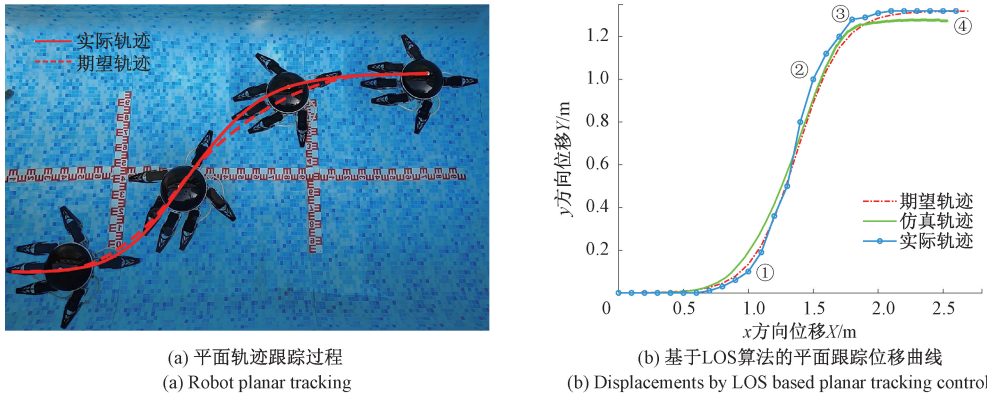
参数	数值	单位	物理意义
m	4.6	kg	质量
I_z	0.084	kg·m^2	绕 z 轴的转动惯量
$X_{\dot{u}}$	2.660	kg	沿 x 方向加速产生的附加质量
$Z_{\dot{w}}$	2.836/2.840	kg	沿 z 正/负方向加速产生的附加质量
$N_{\dot{r}}$	0.003	kg	绕 r 方向加速产生的附加质量
X_u	0.045	N·(m·s^{-1})$^{-1}$	x 方向上的线性阻尼系数
Z_w	0.580/0.575	N·(m·s^{-1})$^{-1}$	z 正/负方向上的线性阻尼系数
N_r	0.018	N·(m·s^{-1})$^{-1}$	r 方向上的线性阻尼系数
$X_{\lvert u\rvert u}$	33.400	N·(m·s^{-1})$^{-2}$	x 方向上的二次阻尼系数
$Z_{\lvert w\rvert w}$	35.707/37.152	N·(m·s^{-1})$^{-2}$	z 正/负方向上的二次阻尼系数
$N_{\lvert r\rvert r}$	0.145	N·(m·s^{-1})$^{-2}$	r 方向上的二次阻尼系数

图 9 水陆两栖六足机器人样机

Fig. 9 Amphibious hexapod robot prototype

1)平面轨迹跟踪实验

受限于小型泳池的活动面积,机器人在平面轨迹跟踪实验中只开启了 1、4、5 三个矢量推进器。推进器 1 为机器人提供前进动力,根据 LOS 轨迹跟踪算法推进器 4、5 通过控制喷水电机转速实现推力差输出调整偏航角。实验选择 Sigmoid 函数作为期望轨迹,该轨迹被离散为 28 个航向点。图 10(a)展示了机器人在泳池内跟随期望轨迹的过程。整体来说,当复合运动肢配置在该位姿下机器人可较好地完成轨迹跟踪任务。通过记录机器人质心位置,图 10(b)对比了仿真环境与实际环境下机器人跟踪 Sigmoid 曲线位移变化情况。直线阶段,机器人在实际环境下展现出精准的跟踪效果,但遇到轨迹曲率变换较大的阶段,机器人实际环境下的航行轨迹略滞后于期望轨迹。相较之下,仿真环境下的轨迹略超前于期望轨迹。根据轨迹跟踪效果,表 3 选取了图 10(b)中 4 处轨迹偏差较明显的位置。以期望航向点为参照,仿真结果在点位 1 处偏差最大,但由于轨迹偏差小于期望航向点的邻域半径($R=0.13$ m),所以在允许范围内。此处同样也是机器人在实际环境下偏航误差最大的地方。偏差数据表明,机器人在该控制方法下可快速跟踪期望轨迹,并且准确度满足要求。



(a) 平面轨迹跟踪过程

(a) Robot planar tracking

(b) 基于LOS算法的平面跟踪位移曲线

(b) Displacements by LOS based planar tracking control

图 10 平面轨迹跟踪实验

Fig. 10 Plane trajectory tracking experiment

表 3 机器人轨迹跟踪实验数据

Table 3 Experimental data of robot trajectory tracking

点位编号	期望位置	仿真偏差数据		实际偏差数据	
		轨迹偏差(e)/m	航向角偏差(ψ_e)/(°)	轨迹偏差(e)/m	航向角偏差(ψ_e)/(°)
①	(1.00,0.13)	0.112	7.8	0.030	4.2
②	(1.50,0.89)	0.076	3.7	0.110	3.4
③	(1.80,1.22)	0.042	5.3	0.060	3.7
④	(2.60,1.32)	0.086	0	0	0

2)深度控制实验

在静止状态下机器人初始深度为 0.08 m,深度控制实验要求机器人先下潜至 0.5 m 处然后保持悬浮状态,最终上浮至距离水面 0.1 m 处。图 11 记录了机器人下潜和上浮的全过程;图 12 则对照了仿真和实际环境下 PID 深度控制的效果。机器人在下潜阶段耗时 7 s,速度近似维持在 0.06 m/s;在 7~14 s 机器人以相对稳定的状态悬浮于此深度,PID 实际控制误差不超过 0.02 m;之后依照指令设定深度,机器人改变多矢量推进器姿态执行上浮运动,平均速度达到 0.05 m/s。不论下潜还是上浮阶段,机身质心位置随时间呈线性关系,这表明机器人垂荡运动具有较好的平稳性。但对比仿真结果,机器人实际运动的快速性仍有待进一步提升。

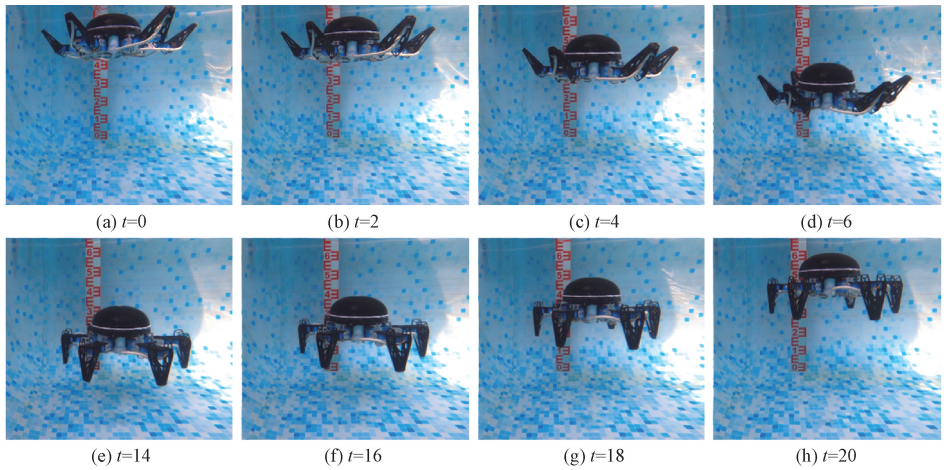


图 11　机器人下潜与上浮过程

Fig. 11　Robot diving and rising motions

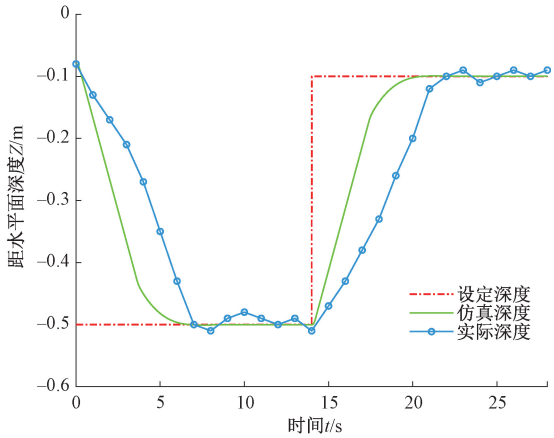


图 12　机器人距水面深度变化曲线

Fig. 12　Depth curves during robot heaving

3　结　　论

针对两栖机器人复合运动肢结构冗余、自由度高等特征,分别探究了机器人陆地和水下运动控制策略。结合深度强化学习在机器人陆地步态控制领域的不断发展,本文采用 PPO 算法训练智能体,为机器人在崎岖地形下运动提供控制策略。仿真实验结果表明,通过 PPO 算法习得的运动策略不仅可满足机器人快速、稳定的陆地运动需求,而且展现出较强的地形适应性。与此同时,本文根据该机器人的动力学模型,将水下三维运动分解为平面轨迹跟踪和深度控制问题。平面轨迹跟踪选取 LOS 与 PID 相结合的控制方式,可使机器人样机在水下快速跟踪轨迹曲线且最大误差不超过航向点邻域半径。深度控制同样采取 PID 控制方式,通过变换多矢量推进器位姿实现上浮或下潜运动,机器人可平稳地到达指定深度。下一步本团队将在优化机器人结构和传感器模块的基础上,计划把陆地运动策略迁移至机器人样机,增强两栖机器人的适应能力。

参考文献

[1] GUO Z Y, LI T, WANG M L. A survey on amphibious robots [C]. 2018 37th Chinese Control Conference (CCC), IEEE, 2018: 185-190.

[2] RAFEEQ M, TOHA S F, AHMAD S, et al. Locomotion strategies for amphibious robots-a review [J]. IEEE Access, 2021, 9: 26323-26342.

[3] REN K, YU J CH. Research status of bionic amphibious robots: A review [J]. Ocean Engineering, 2021, 227(8): 108862-108879.

[4] YANG Y, ZHOU G, ZHANG J Q, et al. Design, modeling and control of a novel amphibious robot with dual-swing-legs propulsion mechanism[C]. 2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2015: 559-566.

[5] XING H M, GUO SH X, SHI L W, et al. A novel small-scale turtle-inspired amphibious spherical robot [C]. 2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), IEEE, 2019: 1702-1707.

[6] 邢会明, 刘畅, 郭书祥,等. 小型两栖仿龟机器人多模式运动研究[J]. 机器人, 2022, 44(2):212-223.
XING H M, LIU CH, GUO SH X, et al. Research on multi-mode motion of the miniature amphibious turtle-inspired robot[J]. Robot, 2022, 44(2):212-223.

[7] 杨雪锋, 郭振武, 王斌锐,等. 基于带反馈 Hopf 振荡器的六足机器人斜坡步态发生器设计[J]. 机械工程学报, 2018, 54(21):41-48.
YANG X F, GUO ZH W, WANG B R, et al. Gait

generator of hexapod robot on slope terrain based on hopf oscillator with feedback [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(21):41-48.

[8] CRESPI A, KARAKASILIOTIS K, GUIGNARD A, et al. Salamandra robotica II: An amphibious robot to study salamander-like swimming and walking gaits[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2013, 29(2): 308-320.

[9] ZHONG B, ZHANG SH W, XU M, et al. On a CPG-based hexapod robot: AmphiHex-II with variable stiffness legs[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2018, 23(2): 542-551.

[10] 郭宪, 方勇纯. 仿生机器人运动步态控制:强化学习方法综述[J]. 智能系统学报, 2020, 15(1):152-159.
GUO X, FANG Y CH. Locomotion gait control for bionic robots: A review of reinforcement learning methods[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2020, 15(1): 152-159.

[11] 董豪, 杨静, 李少波,等. 基于深度强化学习的机器人运动控制研究进展[J]. 控制与决策, 2022, 37(2):278-292.
DONG H, YANG J, LI SH B, et al. Research progress of robot motion control based on deep reinforcement learning[J]. Control and Decision, 2022, 37(2): 278-292.

[12] 王宇,周爽,李亚鑫. 水陆两栖六足机器人的设计与性能评估[J]. 中国机械工程,2022,33(17):2079-2086.
WANG Y, ZHOU SH, LI Y X. Design and performance evaluation of amphibious hexapod robot [J]. China Mechanical Engineering,2022,33(17):2079-2086.

[13] 何彦霖, 董明利, 孙广开, 等. 复合式驱动小型两栖机器人水下运动控制研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(1):219-226.
HE Y L, DONG M L, SUN G K, et al. Study on small-scaled amphibious robot with compound driving mechanism and its underwater motion control [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(1): 219-226.

[14] SCHULMAN J, WOLSKI F, DHARIWAL P, et al. Proximal policy optimization algorithms [J]. ArXiv Preprint, 2017, ArXiv:1707.06347.

[15] FOSSEN T I. Handbook of marine craft hydrodynamics and motion control: Vademecum de navium motu contra aquas et de motu gubernando[M]. Wiley, 2011.

[16] FOSSEN T I, MORTEN B, ROGER S. Line-of-sight path following of underactuated marine craft[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2003, 36(21): 211-216.

作者简介

王宇,2010 年于重庆大学获得学士学位,2013 年于西安交通大学获得硕士学位,2016 年于日本国立香川大学获得博士学位,现为西南石油大学副教授,主要研究方向为水陆两栖仿生机器人、水下机器人运动控制等。

E-mail: yuwang@swpu.edu.cn

Wang Yu received her B.Sc. degree from Chongqing University in 2010, received her M.Sc. degree from Xi′an Jiaotong University in 2013, and received her Ph.D. degree from Kagawa University of Japan in 2016. She is currently an associate professor at Southwest Petroleum University. Her main research interests include amphibious bionic robots, underwater robot motions control, etc.

杜艾芸,2020 年于西南石油大学获得学士学位,西南石油大学电气信息学院硕士生,主要研究方向为两栖六足仿生机器人。

E-mail: 202022000185@stu.swpu.edu.cn

Du Aiyun received her B.Sc. degree from Southwest Petroleum University in 2020. She is currently a master student in the School of Electrical Information at Southwest Petroleum University. Her main research interest is amphibious hexapod bionic robots.

李亚鑫(通信作者),2010 年于重庆大学获得学士学位,2013 年于电子科技大学获得硕士学位,2016 年于日本国立香川大学获得博士学位,现为西南石油大学副教授,主要研究方向为仿生机器人,水下机器人等。

E-mail: liyaxin@swpu.edu.cn

Li Yaxin (Corresponding author) received his B.Sc. degree from Chongqing University in 2010, received his M.Sc. degree from University of Electronic Science and Technology of China in 2013, and received his Ph.D. degree from Kagawa University of Japan in 2016. He is currently an associate professor at Southwest Petroleum University. His main research interests include bionic robots, underwater robots, etc.