面向电驱动四足机器人的热感知运动策略学习

钱乐天，万宇航，王书涵，罗鑫*智能制造装备与技术国家重点实验室 华中科技大学中国武汉{qianletian93, m202470537}@hust.edu.cn, wangshuhan1995@gmail.com, mexinluo@hust.edu.cn

arXiv:2603.01631v1 [cs.RO] 2 Mar 2026

摘要——**电驱动四足机器人在复杂地形上具有很强的机动性，但在高扭矩周期性负载下，其电机容易积聚热量，可能触发过热保护，从而限制长时间作业。本文提出一种热感知控制方法，将电机温度纳入强化学习运动策略，并引入热约束奖励以防止温度超限。在宇树 A1 上进行的真实世界实验表明，在固定的 3千克负载下，基线策略会触发过热保护，并在约 7 分钟内停止运行；而所提出的方法可连续运行超过 27 分钟而不发生热中断，同时保持相当的指令跟踪性能，从而提升持续作业能力。**

关键词—**四足运动、强化学习、电机热管理。**

I. 引言

四足机器人在巡检、运输和灾害响应等场景中表现出很强的地形适应性，因此非常适合连续作业任务[1], [2]。然而，其电机通常在周期性高扭矩负载下运行，负载变化、环境温度升高以及冷却能力有限等因素，都可能导致电机发热情况显著偏离设计假设。尽管机器人设计阶段通常会给出标称负载和续航规格，但这些指标往往基于理想的冷却条件和中等强度的运动。在实际任务中，电机温度可能迅速累积并触发过热保护，导致性能下降或任务中断。在长时间任务、高负载或严苛户外条件下，这一问题尤为突出，成为限制四足机器人实现可持续运动的关键因素。

现有解决电机热限制的方法大致可分为硬件层热能力提升和控制层热约束处理。前者旨在扩大电机允许的热工作范围，例如通过改善散热或增加热容量，延缓过热发生并维持更高的扭矩输出 [3]–[5]。然而，这类方法没有利用热动力学与功率传递之间的内在耦合，因此无法根据特定任务负载或环境条件，主动判断是否会违反热约束。因此，仍有必要采用保护性控制策略来确保持续运行。相比之下，控制层方法将热模型或温度反馈纳入代价函数或安全约束，使策略或控制器能够在任务执行期间主动满足热安全要求 [6]。这些研究主要针对固定基座系统，例如机械臂；在这类系统中，热约束通常适用于静态或缓慢变化的轨迹，只需限制扭矩或功率即可加以约束。然而，对于四足机器人而言，扭矩和功率输出不仅会影响电机温度，对于维持动态平衡、足地接触和任务执行也至关重要。因此，热管理与稳定性控制紧密耦合，目前仍缺乏能够主动防止腿式机器人电机过热的有效方法。

为此，本文提出一种面向四足机器人的热感知运动控制方法。该方法将电机温度及其动态变化纳入强化学习策略的状态空间，并设计热约束奖励，以促使策略在接近热极限时调整行为，从而延迟过热保护的触发。该方法无需额外的硬件冷却，并可适应任务和热条件变化，实现可持续运行。我们在仿真环境和真实的宇树 A1 平台上验证了所提出的方法。结果表明，该方法在保持指令跟踪性能相当的同时，显著降低了电机过热风险，并将固定负载任务下的连续运行时间从约 7 分钟延长至 27 分钟以上，期间未发生热中断，展现了主动热管理提升四足机器人续航能力的潜力。

II. 四足机器人的电机热模型

A. 单电机热模型

单个电机的温度可以通过一阶热模型 [7] 有效预测。电机的温度变化主要归因于绕组电流引起的焦耳热，以及与环境之间的热交互作用。根据 [8],, 热

*通讯作者。

行为可以用单一时间常数热方程描述，该方程表示静止均匀物体通电流加热时的热力学行为：

$$C_{\mathrm{M}\sim\mathrm{E}}\dot{T} = -\frac{T - T_{\mathrm{E}}}{R_{\mathrm{M}\sim\mathrm{E}}} + I^2 R_d \tag{1}$$

其中，T 为电机温度，T_E 为环境温度，$C_{M\sim E}$ 和 $R_{M\sim E}$ 分别为电机与环境之间的等效热容和热阻，R_d 为电机绕组的等效电阻。

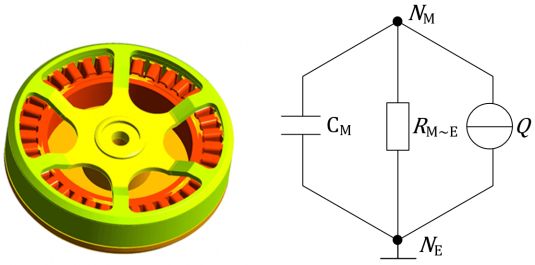

图 1. 单电机热模型。

B. 四足机器人的全身热模型

由于四足机器人的结构紧凑，关节电机在空间中分布密集，导致电机之间存在显著的热耦合效应。因此，将每个电机独立建模为一阶热系统，难以准确预测四足机器人在运动过程中所有电机的温度。根据 [9],，我们构建了四足机器人的全身热模型，如图 2 所示。

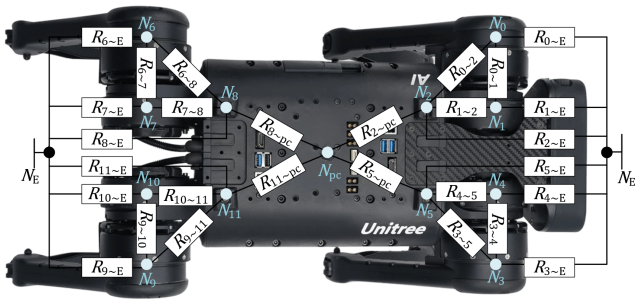

图 2. 四足机器人的全身热模型。

N_i 表示图 1 所示单电机热模型中对应第 i个电机的热节点。N_{pc} 表示与机载计算机相关的热节点。$R_{i\sim j}$ 表示节点 i 与节点 j之间的等效热阻。相邻节点之间传递的热量可表示为：

$$Q_{i\sim j} = -\frac{T_i - T_j}{R_{i\sim j}} \tag{2}$$

对于任意热节点 N_i，考虑其与相邻节点之间的热相互作用，其温度可建模为：

$$C_{i\sim\mathrm{E}}\dot{T}_i = -\sum_{j\in\mathcal{M}(i)} \frac{T_i - T_j}{R_{i\sim j}} + I^2 R_d + Q_{i,\mathrm{other}} \tag{3}$$

其中，$\mathcal{M}(i)$ 是与节点 N_i存在热连接的所有相邻节点的集合，而$Q_{i,\mathrm{other}}$ 是关节摩擦产生的额外热量以及电机驱动器产生的恒定热量。详细建模过程见 [9]。

四足机器人的全身热模型可以用状态空间形式表示，并将连续时间系统进一步离散化如下：

$$\boldsymbol{x}(k+1) = \boldsymbol{A}(h)\boldsymbol{x}(k+1) + \boldsymbol{B}(h)\boldsymbol{u}(k+1) \tag{4}$$

其中，$\boldsymbol{x} \in \mathbb{R}^{14\times 1}$ 表示所有节点的温度，包括电机、计算机和环境；$\boldsymbol{u} \in \mathbb{R}^{14\times 1}$ 表示每个节点产生的热量，定义为 $\boldsymbol{Q}_{\mathrm{in}} = \boldsymbol{I}^2\boldsymbol{R}_d + \boldsymbol{Q}_{i,\ \mathrm{other}}$。$\boldsymbol{A}(h) \in \mathbb{R}^{14\times 14}$ 是描述节点间热耦合的系统矩阵，$\boldsymbol{B}(h) \in \mathbb{R}^{14\times 14}$ 是输入矩阵，h 是采样间隔，k 是采样索引。

III. 热感知运动策略设计

A. 训练框架

根据以往关于四足运动控制的强化学习研究 [10], [11], ，我们建立了一个用于电机热管理的策略训练框架，如图 3 所示。Actor 根据机器人的状态和任务输出动作 $\boldsymbol{a}_t \in \mathbb{R}^{12}$，并将其叠加到标称关节角度 $\boldsymbol{\theta}_0 \in \mathbb{R}^{12}$ 上，以确定目标关节位置。随后，目标位置被输入关节 PD 控制器，在仿真中生成关节力矩，或为真实机器人生成电机电流，从而实现四足运动。训练过程包含两个优化阶段：混合内部优化（HIO）用于更新编码器网络，近端策略优化（PPO） [12],用于优化 Actor 和评论家网络。

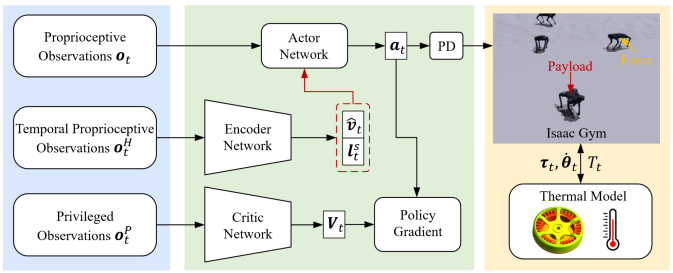

图 3. 所提出的训练框架概览。训练期间，所有观测均来自仿真器。其中，所有网络和热模型的输出频率均为 50 Hz，而 PD 控制器在仿真中以 200 Hz 的频率向执行器输出扭矩。

在实际应用中，某些状态信息难以获取，包括线速度；而测量

由惯性测量单元和电机编码器获取的数据会受到噪声干扰。因此，四足运动自然可表述为部分可观测马尔可夫决策过程（POMDP）。为改善训练期间的价值估计并确保策略收敛，我们采用非对称演员–评论家框架。在仿真训练阶段，评论家除了接收本体感知观测 $\boldsymbol{o}_t$ 外，还会接收额外的特权观测 $\boldsymbol{o}_t^p$，其中包括线速度 $\boldsymbol{v} \in \mathbb{R}^3$ 和外力 $\boldsymbol{F} \in \mathbb{R}^3$。具体表达式如下：

$$\begin{aligned} \boldsymbol{o}_t &= \left(\boldsymbol{v}_t^{\mathrm{cmd}}, \boldsymbol{\omega}_t, \boldsymbol{g}_t, \boldsymbol{\theta}_t, \dot{\boldsymbol{\theta}}_t, \boldsymbol{T}_t, \boldsymbol{a}_{t-1}\right) \\ \boldsymbol{o}_t^p &= \left(\boldsymbol{v}_t, \boldsymbol{F}_t\right) \end{aligned} \tag{5}$$

其中，$\boldsymbol{v}_t^{\mathrm{cmd}} \in \mathbb{R}^3$ 表示机器人基座坐标系中的指令速度。$\boldsymbol{\omega}_t \in \mathbb{R}^3$ 和 $\boldsymbol{g}_t \in \mathbb{R}^3$ 表示机器人基座坐标系中的角速度和重力向量。$\boldsymbol{\theta}_t \in \mathbb{R}^{12}$、$\dot{\boldsymbol{\theta}}_t \in \mathbb{R}^{12}$ 和 $\boldsymbol{T}_t \in \mathbb{R}^{12}$ 表示电机位置、速度和温度。$\boldsymbol{a}_{t-1} \in \mathbb{R}^{12}$ 表示先前动作。

除了本体感知观测 $\boldsymbol{o}_t$之外，Actor 的观测还包括估计速度 $\hat{\boldsymbol{v}}_t$ 和潜在特征向量 $\boldsymbol{l}_t^s \in \mathbb{R}^{16}$；编码器使用先前六帧本体感知观测生成这些信息。详细实现见 [11]。

B. 温度随机化

我们将四足机器人的全身热模型纳入仿真，以实时更新所有智能体的电机温度。由于扭矩 τ 与电流 I近似呈线性比例关系，我们使用电机扭矩 τ替代电机电流 I。同时，扭矩的变化频率远高于热模型的更新频率，因此我们使用根据焦耳热理论得出的扭矩均方根（RMS）作为有效热输入，以确保建模精度：

$$\bar{\tau}_t = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{m=0}^{n} \tau_{m,\mathrm{sample}}^2} \tag{6}$$

其中 $\tau_{m,\mathrm{sample}}$ 表示热模型更新间隔内的第 m 个扭矩采样。宇树 A1 的热模型参数取自 [9], , 且热模型以与 Actor 输出相同的频率进行更新。

为减小仿真到现实差距，我们在训练过程中采用表 I 所列参数进行域随机化，以初始化机器人状态。考虑到每个智能体的回合长度有限，我们将电机温度初始化在范围 $[T_{\max} - 35,\ T_{\max} + 10]$ 内，并确保开始时有更多样本接近 $T_{\max}$，以提高策略学习效率。此外，在无负载或无持续外力的条件下，电机温度很少达到过热阈值。为构建具有真实电机过热风险的工况，我们额外引入偏心负载与持续外力的域随机化。

表 I 域随机化及其相应范围

参数	范围 [最小值，最大值]
载荷质量	$[0, 4]$
质心位移	$[-0.1, 0.1] \times [-0.1, 0.1] \times [-0.1, 0.1]$
外力	$[-30, 30] \times [-30, 30] \times [-30, 30]$
地面摩擦	$[0.2, 1.25]$
初始关节位置	$[0.5, 1.5] \times$ 标称值
系统延迟	$[0, 3\Delta t]$
电机强度	$[0.8, 1.2] \times$ 电机扭矩
电机初始温度	$[T_{\max} - 25,\ T_{\max} + 10]$
环境温度	$[0, 35]$

C. 奖励函数

为引导 Actor 学习具备电机热管理能力的运动策略，我们设计了与电机温度相关的奖励函数，以鼓励机器人降低过热电机的热量产生。由于全身热模型具有较强惯性，电机温度无法在一个回合内显著下降。遵循[13],，我们将要求电机温度保持低于 $T_{\max}$ 的不等式约束转化为控制屏障函数（CBF） [14], ，从而提高奖励对 Actor 输出动作的响应性：

$$-\dot{T}_t + \gamma_T \left(T_{\max} - T_t\right) \geq 0, \quad \gamma_T > 0 \tag{7}$$

控制屏障函数条件实际上对电机温度导数施加了约束：当温度接近或超过阈值时，系统必须满足 $T \leq 0$，以防止进一步升温。然而，在一个回合内，γ_T $(T_{\max} - T_t)$ 通常变化有限，这意味着奖励仍可能受到初始温度的显著影响。为减轻这种初始化偏差，并使奖励更侧重于温度接近阈值的电机，我们引入裁剪温度 $\boldsymbol{T}_{\text{裁剪}\,t}$ $=$裁剪 $\left(\boldsymbol{T}_t,\right.$ $\left.T_{\text{裁剪最小值}}\ T_{\text{裁剪最大值}}\right)$，并且仅根据每个电机违反控制屏障函数约束的情况计算惩罚项。所有奖励及其权重汇总于表 II。

为确保即使高温电机接收零输入时控制屏障函数约束仍得到满足，我们根据式（4）确定权重系数 γ_T：

$$\frac{\left[\boldsymbol{A}(h) - \boldsymbol{I}\right] \boldsymbol{T}_{\max}^{\mathrm{clip}}}{h} + \gamma_T \left(\boldsymbol{T}_{\max} - \boldsymbol{T}_{\max}^{\mathrm{clip}}\right) \geq 0 \tag{8}$$

其中，$\boldsymbol{T}_{\max}^{\mathrm{clip}}$ 表示一个温度向量，除环境节点外的所有节点均设为 $T_{\max}^{\mathrm{clip}}$。奖励的所有参数均列于表 III。

IV. 实验与结果

A. 实验设置

我们使用 Isaac Gym 仿真器构建训练所用的仿真环境，并部署了 8192 个机器人智能体

表 II 热感知运动策略的奖励

奖励项	公式	权重
线速度跟踪 g	$\exp\left(-\frac{\|\boldsymbol{v}_{\text{命令}_{xy}}-\boldsymbol{v}_{xy}\|_2^2}{\sigma}\right)$	1.0
角速度跟踪 g	$\exp\left(-\frac{(\omega_{\text{命令偏航}}-\omega_{\text{偏航}})^2}{\sigma}\right)$	0.8
线速度（z）	v_z^2	-2.0
角速度（横滚-俯仰）	$\boldsymbol{\omega_{xy}}^2$	-0.05
姿态	$\|\mathbf{g}\|_2^2$	-0.2
关节加速度	$\|\ddot{\boldsymbol{\theta}}\|_2^2$	-2.5e-7
终止	/	-200
身体高度	$(h^{\text{target}}-h)^2$	-1.0
足端离地间隙	$\sum_{i=0}^{3}(p_z^{\text{target}}-p_z^i)^2\cdot v_{xy}^i$	-0.01
动作速率	$\|\boldsymbol{a}_t-\boldsymbol{a}_{t-1}\|_2^2$	-0.01
平滑度	$\|\boldsymbol{a}_t-2\boldsymbol{a}_{t-1}+\boldsymbol{a}_{t-2}\|_2^2$	-0.01
电机温度	$-\|\min(-\dot{\boldsymbol{T}}_t+\gamma_T(\boldsymbol{T}_{\text{最大}}-\boldsymbol{T}_t^{\text{clip}}),0)\|_1$	2.0

表 III 奖励参数

电机温度奖励函数		其他奖励函数	
$T_{\max}$ [$T_{\text{裁剪最小值}}$ $T_{\text{裁剪最大值}}$]	60°C [55°摄氏度 65°摄氏度]	σ	0.25
		h^{target}	0.3 米
γ_T	0.35	$p_z^{\text{目标}}$	-0.2 米

并行训练 6000 个训练周期，每个智能体的回合长度设为 100 个时间步（20 秒）。鉴于我们重点关注四足运动过程中的电机温度管理，我们训练策略使其能够在平地上全向行走。为提升策略的稳定性和鲁棒性，我们在地形中加入了范围为 -2 cm 至 +2 cm 的均匀随机噪声，地形还包括坡度最高达 2% 的缓坡 [15]。在仿真间验证中，我们使用 Gazebo 作为仿真环境，可直接实时获取速度、地面反作用力（GRF）和基座高度等精确测量数据，以进行详细的实验分析。在真实世界实验中，我们使用图 3 所示的训练后编码器网络来估计基座速度，并将电机的温度反馈直接作为输入传入策略。

B. 真实世界运动实验结果

为验证我们策略的有效性，我们将未使用电机温度奖励进行训练的策略作为基线，并比较不同策略下的电机温度变化。在真实世界实验中，我们在机器人背部安装了一个 3 kg 的外部载荷，以增加电机过热的风险。如图 4 所示，我们指令机器人以 1 m/s 的速度向前移动，并在平坦地形上连续行走。

图 5 中的曲线显示，基线策略仅运行 7 分钟后，便因左前膝关节电机过热而无法继续行走。相比之下，在所提出的策略控制下，机器人在相同条件下稳定行走，直至电池耗尽。在超过 26 分钟的连续运动过程中，所有电机的温度均保持在温度阈值 $T_{\max}$以下。

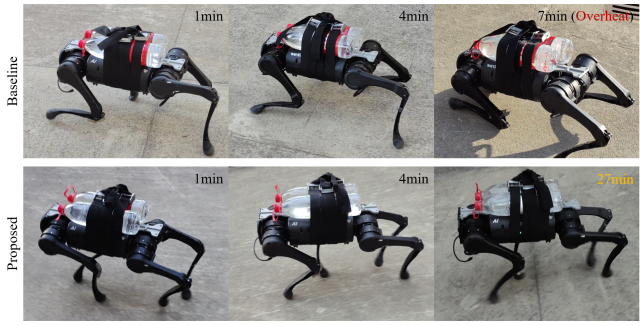

图 4. 连续运动中基线与所提出策略的比较。

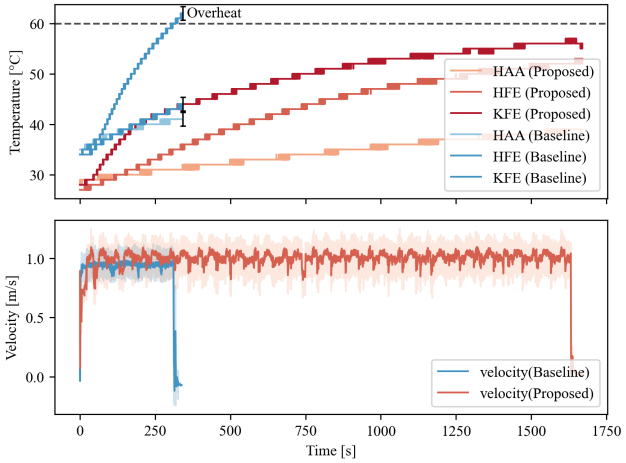

图 5. 真实世界实验结果。上图中的虚线表示电机温度阈值。由于户外因素，无法确保这些实验具有相同的初始温度。下图显示了机器人在操纵杆控制下的基座速度，该速度由图 3 所示的编码器网络估算得出。

C. 热感知运动性能分析

硬件实验表明，所提出的热感知策略在保持跟踪性能的同时，显著减缓了负载下电机温度的上升。本节将探讨实现这一效果的内在机制。

机制分析需要获取关节力矩、三维地面反作用力、关节到足端雅可比矩阵以及身体姿态。由于难以在硬件上准确测量三维力，因此分析是在仿真中进行的。为了凸显不同控制器之间的差异，我们通过施加一种更具挑战性的条件进行考察：

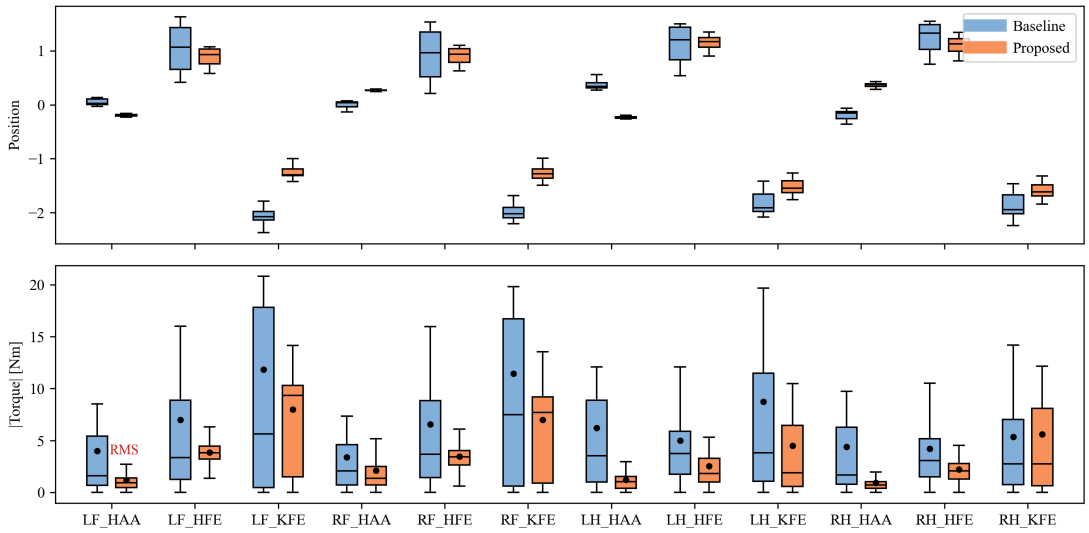

图6。 关节位置比较 an 及关节力矩。力矩以绝对值表示，黑色圆圈表示均方根（RMS） 均方根（RMS）值。

在以 $v_x^* = 1.0\mathrm{m/s}$ 的速度指令机器人向前运动时，在躯干左上区域额外施加 4 kg 的侧向载荷。这种配置增强了姿态调节与载荷分布之间的耦合，并便于观察由此产生的补偿行为。

图6展示了关节空间统计数据。与基线相比，采用所提出的控制器后，关节角度变化幅度减小，关节力矩的峰值和均方根值均显著降低。由于电机发热与力矩大小及持续时间密切相关，这些降幅与观察到的热行为一致。不过，仅凭力矩降低并不能确定支撑能力是否发生变化。

为评估支撑特性，对图7所示的地面反作用力进行了考察。尽管所提出的控制器表现出更高的步频，其峰值垂直力和时间平均垂直冲量仍与基线相当，而水平分量保持相对较小。这表明，尽管力矩消耗有所降低，垂直支撑仍得以保持，这与在硬件上观察到的跟踪性能一致。

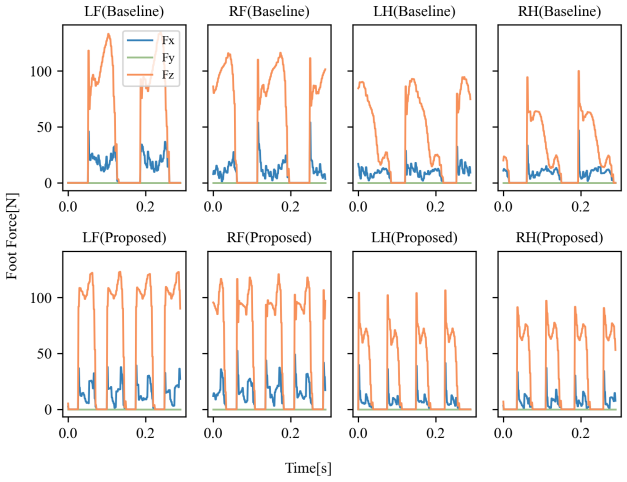

图7. 基线策略与所提出策略下运动过程中地面反作用力曲线的比较。地面反作用力在航向对齐坐标系 $\mathcal{H}$中表示，该坐标系通过旋转世界坐标系、使其偏航角与机器人机体的偏航角对齐而得到。

鉴于支撑特性得以保持而扭矩需求降低，本文考虑了关节力矩与接触力之间的几何映射。图8表明，在所提出的控制器作用下，稳态运动具有更大的俯仰角和更高的质心，这意味着力矩到力的传递几何关系发生了改变。

图 9 中的关节到足端雅可比分析定量支持了这一解释。绝对雅可比差值 $|\boldsymbol{J}_{\text{ours}}| - |\boldsymbol{J}_{\text{基准}}|$ 在支撑期的三个代表性阶段计算得出。正值表示相同的关节扭矩在相应方向上产生的力更大。垂直（z）分量始终为正，而水平分量略有降低。结合小跑运动期间垂直支撑力占主导这一特点，

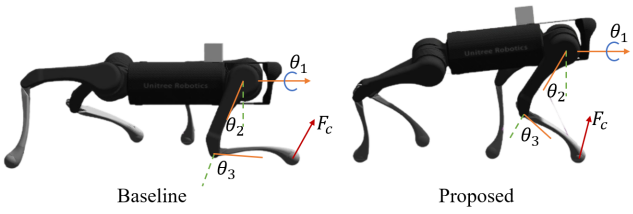

图8. 运动过程中机器人姿态的比较 n.

运动（$F_z \gg F_x,\ F_y$），这表明垂直力传递效率得到提升。

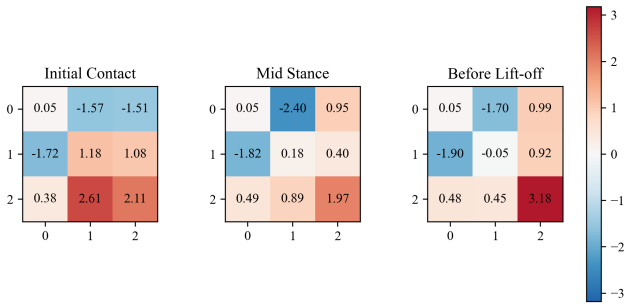

图9. 不同时间点的雅可比矩阵对比。横轴表示矩阵的行，纵轴表示矩阵的列。数值由所提出的策略的雅可比矩阵绝对值减去基线方法下的雅可比矩阵绝对值得出。

这些结果共同表明，所提出的控制器通过姿态适应利用了运动冗余，提高了垂直方向的传递效率，并降低了实现等效支撑所需的扭矩。这一机制解释了为何热负荷降低而跟踪性能未受影响。

V. 结论

在这项工作中，我们提出了一种用于四足机器人运动期间电机热管理的新方法。首先，我们建立了四足机器人的全身热模型，并将其集成到 Isaac Gym 仿真环境中，以实现对电机温度的实时估计。随后，我们基于松弛控制屏障函数设计了一种惩罚电机过热的奖励函数，并利用强化学习训练热感知运动策略。最后，我们将所提出的策略部署到真实机器人上，并与基线方法进行比较评估。在3千克负载下，机器人能够长时间持续、稳定地行走，同时将所有电机温度保持在阈值以下。此外，我们比较分析了采用我们的策略和基线方法时机器人的运动状态与机械特性，以深入了解本方法实现电机热管理的内在机制。

尽管取得了这些令人鼓舞的结果，但仍有很大的改进空间和未来研究价值。即使电机温度较低，当前策略也倾向于采用保守的运动姿态，这限制了机器人的机动性，并阻碍了其在陡坡或楼梯等复杂地形上的性能表现。未来，我们计划引入多模式识别，使机器人能够根据电机温度调整其行为：在低温条件下最大化运动性能，在高温条件下优先保障电机热安全，从而实现性能与安全之间的平衡。

致谢

致谢 本研究部分得到了国家自然科学基金（项目编号：52375014）、广东省创新创业研究团队项目（项目编号：2019ZT08Z780）以及东莞市引进创新创业领军人才项目（项目编号：20181220）的资助。

参考文献

[1] Omer Kemal Adak与Kemalettin Erbatur，“通过接触力规划生成四足机器人的有界步态参考，”《国际机械工程与机器人研究期刊》，第11卷，第 3， 129 137， 2022 10 18178 11 3 129 137 页，- [2] 3月。DOI：. /ijmerr. . . - Khalid Hussain、Zakarya Omar、Xingsong Wang、Orelaja Oluseyi Adewale与Muhanad Elnour，“四足机器人执行器的分析与研究：综述，”《国际机械工程与机器人研究期刊》，第10卷，第8期，第436-442页， 2021 10 18178 10 8 436 442 年8月。DOI：. /ijmerr. . . - [3] Sevinchan、Eren、Ibrahim Dincer与Haoxiang Lang。“机器人热管理方法综述。”《应用热能工程》140（2018）：799-813。[4] Zhu, Taoyuanmin、Min Sung Ahn与Dennis Hong。“面向腿式机器人的无刷直流电机浸没式冷却设计与实验研究。”2021年第20届国际先进机器人会议（ICAR）。IEEE，2021。[5] Akawung, Awungabeh F.与Yasutaka Fujimoto。“面向机器人应用的高功率密度电机气流冷却系统设计与评估。”2020年IEEE能源转换大会暨博览会（ECCE）。IEEE，2020。[6] Kawaharazuka, Kento等。“基于热模型参数在线学习的电机铁芯温度估计与控制：在肌肉骨骼人形机器人中的应用。”《IEEE机器人与自动化快报》5.3（2020）：4273-4280。[7] Pawlus, Witold、Huynh Van Khang与Michael Rygaard Hansen。“基于负载能力曲线的感应电机驱动装置温升估计，以促进电动动力总成设计。”《IEEE工业信息学汇刊》13.3（2016）：985-994。[8] Venkataraman, Booma等。“电机热模型基础及其在电机保护中的应用。”第58届保护继电器工程师年会，2005。IEEE，2005。[9] LIN Weixian、QIAN Letian、LUO Xin、LIANG Chengyuan。基于集总参数热网络的四足机器人温度分布预测[J]。机器人，2025，47(2)：188-199。（中文）DOI： 10 13973 240208 . /j.cnki.robot. Rudin, [10] Nikita等。“利用大规模并行深度强化学习在数分钟内学会行走。”机器人学习会议。PMLR，2022。[11] Long, Junfeng等。“混合内部模型：借助仿真机器人响应学习敏捷腿式运动。”arXiv预印本arXiv:2312.11460（2023）。[12] Schulman, John等。“近端策略优化算法。”arXiv预印本arXiv:1707.06347（2017）。[13] M¨uller, David等。“Olaf：让动画角色在物理世界中活起来。”arXiv预印本arXiv:2512.16705（2025）。[14] Ames, Aaron D.等。“控制障碍函数：理论与应用。”2019年第18届欧洲控制会议（ECC）。Ieee，2019。[15] Valsecchi, Giorgio等。“精确的功耗估算方法使行走机器人节能且安静。”2024年IEEE/RSJ智能机器人与系统国际会议（IROS）。IEEE，2024。[16] Rahman, Md Hasibur等。“四足机器人运动学分析：仿真与评估。”2022年第2届图像处理与机器人国际会议（ICIPRob）。IEEE，2022。