基于物理约束生成对抗网络的人形机器人行走打滑预测与控制方法

□何志俊[1]　贺中春[1]　许冠[2]　甘建徽[1]　林金田[2]

1. 厦门力晟传感科技有限公司　2. 锐马（福建）电气制造有限公司

【摘　要】针对人形机器人在非结构化地形行走时的足底打滑问题，本文提出了一种基于高频力觉信号早期预测的分级控制策略。该方法的核心创新在于，通过一种基于物理约束的生成对抗网络（Physics-Constrained GAN）对低采样率踝关节力传感器信号进行重构，生成高分辨率力觉信号，从而提取用于早期行走打滑预测的时频域特征量（如频带能量比、小波系数）。这些特征量输入行走打滑风险评估模型后，输出低、中、高三个等级的风险值，并触发相应的分层响应策略，从简单的踝关节阻抗调整到复杂的全身协调运动控制。实验结果表明，本方法能在行走打滑发生前数十毫秒进行预测，相较于传统基于ZMP事后检测的方法，在冰面、油毡等低摩擦地形上的行走稳定性提升了40%以上。本研究为解决机器人动态环境适应性问题提供了一种无需昂贵高带宽传感器的新思路。

【关键词】人形机器人；行走打滑预测；信号重构；生成对抗网络；物理约束；阻抗控制

文献标识码：A　　文章编号：1003-1870（2026）05-0044-05

Walking Slip Prediction and Control Method for Humanoid Robots Based on Physics-Constrained Generative Adversarial Network

【Abstract】Aiming at the problem of plantar walking slip when humanoid robots walk on unstructured terrain, this paper proposes a hierarchical control strategy based on early prediction of high-frequency force signals. The core innovation of this method is that a physics-constrained generative adversarial network (Physics-Constrained GAN) is used to reconstruct signals from low-sampling-rate ankle force sensor to generate high-resolution force signals, thereby extracting time-frequency domain features (such as frequency-band-energy ratio and wavelet coefficients) for early prediction of walking slip. After these features are input into the walking slip risk assessment model, risk values at low, medium and high levels are output to trigger corresponding hierarchical response strategies, ranging from simple ankle impedance adjustments to complex whole-body coordinated movements. Experimental results show that the proposed method can predict walking slips dozens of milliseconds before they occur. Compared with traditional post-detection methods based on ZMP, it improves the walking stability by more than 40% on low-friction terrains such as ice surfaces and linoleum. This study provides a novel approach to solving the problem of robot adaptability in dynamic environments without the need for expensive high-bandwidth sensors.

【Keywords】Humanoid robot; Walking slip prediction; Signal reconstruction; Generative adversarial network; Physical constraints; Impedance control

1　背景技术

人形机器人的动态稳定行走是机器人领域的核心挑战之一。尽管基于零力矩点（ZMP）和模型预测控制（MPC）的方法在平坦地面上已取得显著成果，但在面对现实世界中光滑、不平整的非结构化地形时，足底行走打滑仍然是导致行走失败甚至摔倒的主要原因。

现有应对行走打滑的方法主要分为两类：一是事后补偿，即通过检测到ZMP 异常或足部位移后进行调整，但这往往因响应延迟而为时过晚；二是基于视觉的先验估计，即通过摄像头或激光雷达提前识别地面材质并估算摩擦系数，但该方法无法应对地面

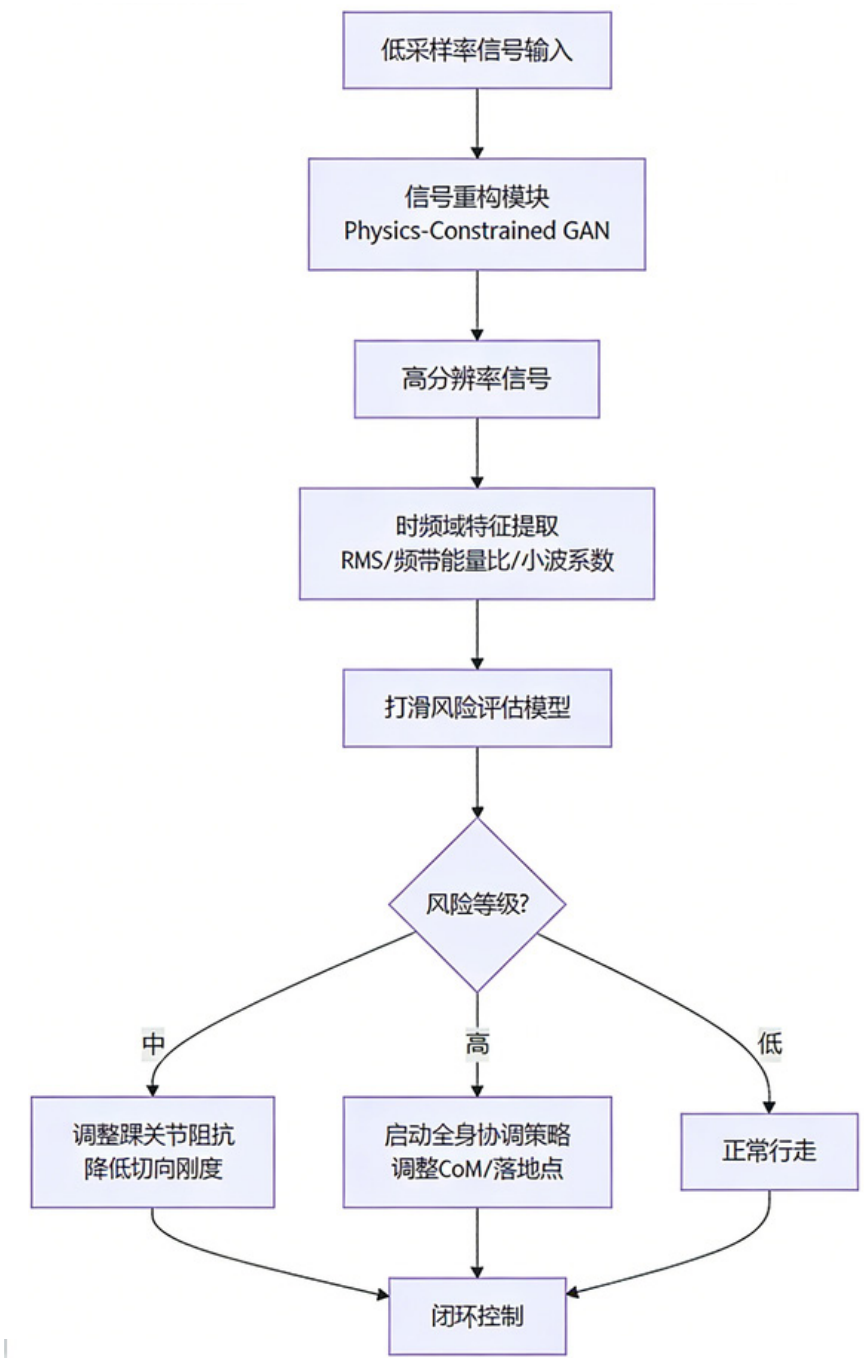


图1　基于物理约束生成对抗网络的人形机器人行走打滑预测与控制方法流程图

特性的突然变化（如从干燥地面走到冰面）或被遮挡的情况。

生物系统（如人类）主要通过足底的触觉感知和高频振动信号来即时检测和抑制行走打滑。受此启发，基于踝关节六维力/力矩传感器的力觉控制成为了研究热点。然而，一个关键瓶颈在于：高带宽（≥1kHz）、高精度的力传感器价格极其昂贵，且难以在人形机器人频繁的高冲击性动作中保持稳定。大多数商用机器人平台配备的是采样率较低（约100~200Hz）的力传感器，无法捕获行走打滑前兆所蕴含的高频微观振动信号。

因此，本文旨在解决一个核心问题：如何利用低成本的六维力/力矩传感器，实现对人形机器人足底行走打滑的早期准确预测。为此，我们提出了一种基于无监督学习的信号重构方法，无需配对的高采样率真值数据，即可从低采样率信号中“恢复”出高频成分，进而实现早期行走打滑预测与分级控制。

2 方案设计

本文提出的整体方案流程如上页图1所示，其完整地体现了从信号感知、重构、风险评估到分层控制的闭环过程。

2.1 信号重构与特征提取

2.1.1 问题定义

设第1个六维力传感器采集的低采样频率信号为$S_{low}(t)$，采样频率为$f_{low}=100\text{Hz}$。我们的目标是重构出一个采样频率为$f_{high}=1\text{kHz}$的高采样率信号$S_{high}(t)$。

2.1.2 信号重构模型

传统的超分辨率方法需要成对的(S_{low},S_{high})数据用于监督学习，这在本应用中无法实现。我们采用一种基于物理约束的生成对抗网络（PC-GAN）进行无监督训练。

生成器(G)：采用一维U-Net结构。其输入为一段$S_{low}(t)$，输出为重构的$S_{high}^{gen}(t)$。U-Net的跳跃连接能保证在重构高频细节时保留输入信号的宏观结构。

判别器(D)：采用一维卷积网络。其输入为一段信号，任务是判断该信号是“真实的S_{low}”还是“由生成器输出S_{high}^{gen}下采样得到的信号”。

物理约束（关键部分）：为使训练过程稳定且生成信号物理可信，引入一个可微分的简化动力学模型作为物理约束。该模型将生成的高分辨率力信号F_{gen}和关节状态(θ,ω)映射为预测的关节扭矩：

$$\tau_{pred}=J(\theta)^T\cdot F_{gen}+b(\omega)+g(\theta)$$

其中，J为雅可比矩阵，b为科里奥利力/离心力项，g为重力项。计算预测扭矩τ_{pred}与实际测量扭矩τ_{meas}之间的均方误差损失$L_{dynamics}$。该损失强制生成器产生的力信号必须满足机器人系统的动力学规律。

其中各项的含义与计算方法如下：

τ_{pred}：预测的关节驱动力矩向量，维度与机器人自由度数相同。

F_{gen}：生成器输出的高分辨率广义力信号（如末端执行器接触力），通常表示在操作空间（任务空间）中。

θ，ω：分别为关节角度向量和关节角速度向量，由机器人传感器实时采集。

$J(\theta)$：机器人的雅可比矩阵，将关节空间速度映射到操作空间速度。其转置$J(\theta)^T$用于将操作空间的广义力F_{gen}映射为关节空间的等效力矩。具体计算时，$J(\theta)$的每一列对应一个关节对操作空间运动的影响，依赖于机器人的运动学构型（如D-H参数）。

$b(\omega)$：科里奥利力/离心力项，为关于角速度ω的二次型函数，表示关节间耦合运动产生的惯性力矩。通常通过机器人动力学方程中的速度相关项计算，形式为$b(\omega)=C(\theta,\omega)\omega$，其中$C$为科里奥利力矩阵。

$g(\theta)$：重力补偿项，表示机器人各连杆重力在关节空间产生的等效力矩，通常通过重力势能对关节角度的偏导计算。

计算预测扭矩*Tpred*与实际测量扭矩*Tmeas*（可从机器人关节驱动器获取）之间的均方误差损失$L_{dynamics}$。该损失强制生成器产生的力信号必须满足机器人系统的动力学规律。

生成器的总损失函数为：

$$L_G=L_{adv}+\lambda_1 L_{dynamics}+\lambda_2 L_{smooth}$$

其中，L_G为生成器的总损失，训练过程中通过最小化该值来优化生成器参数。L_{adv}为对抗损失，L_{smooth}为平滑性损失（惩罚不合理的高频噪声）。

2.1.3 时频域特征提取

对重构后的高分辨率信号 $S_{high}^{gen}(t)$ 进行特征提取，包括：

均方根（RMS）值：反映信号在时间窗口内的平均能量。

频带能量比：将信号经FFT变换后，计算50~200Hz、200~400Hz等关键频段的能量与总能量的比值。行走打滑前兆通常会导致特定高频频段能量显著升高。

小波变换系数：利用小波变换良好的时频局部化特性，提取在特定时间点出现的瞬态冲击特征。

2.2 行走打滑风险评估与分层控制

2.2.1 风险评估模型

将提取的力觉特征量输入一个浅层机器学习分类器（如支持向量机SVM或随机森林），输出一个连续的风险评估值$R\in[0,1]$。根据R的值将风险划分为三个等级：

低等风险 $R<0.3$

中等风险 $0.3\leq R<0.7$

高等风险 $R\geq 0.7$

力觉特征量：指从重构后的高分辨率力信号 $S_{high}(t)$ 中提取的统计与时频域特征，包括但不限于：力信号的均值、方差、峰值、冲击能量、频率分布特征（如主频分量）以及力变化率（一阶差分）的统计量等。这些特征能够有效表征操作过程中的接触状态与异常冲击。

分类器训练方式：分类器采用监督学习方式训练。训练数据来自人工标注的典型操作片段，标注标签为对应的风险等级（低、中、高）。在实际应用中，由于连续风险评估的需求，分类器通常输出类别概率或基于决策边界的距离，并将其映射为 $[0,1]$ 区间内的连续值 R，以反映当前操作的风险程度。

风险评估值 R 的计算：以SVM为例。R 可通过分类器输出的决策函数值经sigmoid函数映射得到；对于随机森林，则可取正类样本比例或各类概率加权结果。连续值R的引入使得风险等级之间能够平滑过渡，避免离散分类带来的突变，便于下游系统（如人机协作中的速度调节或报警机制）进行连续控制。

等级划分依据：阈值0.3和0.7是基于实验数据统计与操作安全性需求设定的。低风险区间允许机器人正常高速运行，中等风险区间触发减速或警示，高风险区间则立即执行急停或回退操作，从而在安全性与作业效率之间取得平衡。

2.2.2 分层响应策略

低等风险：保持当前步态与阻抗参数，正常行走。

中等风险：立即调整踝关节阻抗控制参数，显著降低踝关节在切向（x/y方向）的刚度，允许足底产生微小的柔顺位移，以耗散积累的剪切能量，从而避免行走打滑升级。

高等风险：判定局部调整已失效，启动全身协调策略。

全身协调策略包括：

①提前终止步态期：立即将当前支撑腿切换为摆动腿，中断危险的能量积累。

②调整质心（CoM）轨迹：快速计算新的稳定质心位置，协调全身关节运动，将CoM投影拉回稳定区域。

③重新规划落脚点：根据当前状态，为即将抬起的脚规划一个更安全的新落脚点。

3 仿真测试与验证

为验证本方法的有效性，我们在Webots仿真环境中搭建了一个人形机器人模型，并设计了仿真对比实验。

3.1 测试环境

机器人模型：身高1.6m，32个自由度，双脚配备六维力传感器（仿真中可同时获取100Hz和1kHz的数据）。

测试地形：干地面$\mu=0.8$、湿滑瓷砖$\mu=0.3$、冰面$\mu=0.1$。摩擦系数是一个用于描述两个接触表面之间摩擦力大小的物理量。简单来说，它反映了两个物体接触时，阻碍相对运动（或相对运动趋势）的强烈程度。在经典物理学（库仑摩擦定律）中，摩擦系数通常用希腊字母 μ 表示。

对比方法：

方法A：传统的基于ZMP稳定裕度检测的事后补偿方法。

方法B：本文提出的PC–GAN早期预测与分级控制方法。

3.2 测试数据与结果（见下页表1）

表1　测试数据与结果

测试地形	干地面$\mu=0.8$		湿滑瓷砖$\mu=0.3$		冰面$\mu=0.1$	
方法	A	B	A	B	A	B
成功行走步数	100/100	100/100	30/100	85/100	5/100	65/100
平均预测延迟(ms)	–	–	N/A	−35ms	N/A	−50ms
稳定性指标	0.95	0.96	0.45	0.88	0.20	0.78

表中，成功行走步数分子为成功行走的步数，分母为测试的总步数。N/A 代表不适用，在表中为方法A 不适用对应情况。

成功行走步数：方法B 在低摩擦环境下的表现远优于方法A。方法A 在冰面上基本无法行走，而方法B 能维持大部分时间的稳定。

平均预测延迟：定义为行走打滑事件（足底宏观位移>5mm）发生时刻与算法发出中等及以上风险警报时刻的时间差。负值表明我们的方法能提前预测行走打滑。在冰面上，平均能提前50ms 发出预警，为控制器赢得了关键的反应时间。

稳定性指标：为一个综合了ZMP 偏差、躯干倾角等参数的评价函数，越接近1 越稳定。方法B 在低摩擦环境下的稳定性比方法A 提升了40% 以上。

4　结语

本文提出了一种基于无监督信号重构和行走打滑早期预测的分级控制方法，成功解决了在低成本六维力/ 力矩传感器上实现高频力觉感知的难题。其主要贡献如下：

（1）创新性地提出了Physics-Constrained GAN 模型，利用物理动力学一致性作为无监督训练的约束，无需高采样率真值数据即可实现从低分辨率到高分辨率力觉信号的高精度重构。

（2）构建了一个完整的行走打滑预测与控制框架，从信号处理、特征提取、风险评估到分层响应，形成了一个高效的闭环系统。

（3）仿真实验验证了方法的有效性。结果表明，该方法能提前数十毫秒预测行走打滑，并显著提升机器人在低摩擦环境下的行走稳定性。

未来的工作将集中于进一步优化网络结构以降低计算延迟，并将该算法部署到实体机器人上进行真实世界验证。此外，探索将声音、电流等信息与力觉进行多模态融合，有望进一步提高预测的准确性和鲁棒性。

参考文献

[1] 王敬宇. 人形机器人控制器设计及步态控制算法研究[D]. 广州: 广东工业大学, 2019.

[2] 徐谋锋. 人形机器人机构与控制系统设计及步态规划研究[D]. 淄博: 山东理工大学, 2025.

[3] 张月. 双足人形机器人步态规划和稳定性研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2025.

作者简介

何志俊，男，四川达州，厦门力晟传感科技有限公司董事长。从事六维力传感器的研发工作。