

基于轨道能量模型的步行机器人平衡恢复方法

刘 飞, 陈小平

(中国科学技术大学计算机科学与技术学院, 安徽 合肥 230027)

摘要: 针对步行机器人在正常运动过程中突然遭遇外力作用引发翻倒危险的问题, 提出一种基于轨道能量模型的步行机器人平衡控制方法: 根据机器人自身加速度等状态信息建立回归模型预测翻倒状态, 采用“身体姿态补偿”和“迈步单步策略”两种控制策略实现机器人的平衡控制. 同时, 采用离线学习方法建立身体状态与最佳落脚点的关系模型, 对理论落脚点进行优化. 实验使用 AIBO 机器人进行测试, 机器人实际的翻倒次数减少了一半以上, 有效提高了行动效率, 证明了该方法的有效性和可行性.

关键词: 四足步行机器人; 多元回归模型; 姿态补偿; 轨道能量模型

中图分类号: TP242.6

文献标识码: A

文章编号: 1002-0446(2011)-02-0244-07

Balance Recovery Method of Walking Robot Based on Orbital Energy Model

LIU Fei, CHEN Xiaoping

(School of Computer Science and Technology, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China)

Abstract: Concentrated on the danger of robot turnover caused by sudden external shocks during normal walking, a balance control method based on orbital energy model is presented, which introduces a regression model based on the robot's acceleration and other status information to predict the condition of being turnover, and uses both attitude compensation control and "taking a step" strategies to achieve balance recovery. Meanwhile, an offline learning method is used to model the relation between body state and optimized foothold to optimize theoretic foothold. In the experiment of AIBO robots, by this method, the frequency of turnover is reduced by more than half, locomotion efficiency is improved effectively, and thus the method's validity and feasibility are proved.

Keywords: quadruped walking robot; multiple regression model; attitude compensation; orbital energy model

1 引言 (Introduction)

步行机器人在完成作业任务时, 有时会遭遇突然的外力(含重力)作用, 发生足部打滑、陷落或腾空等情况, 导致身体无法保持稳定的运动状态, 继而发生翻倒. 例如, 在 RoboCup 标准平台组四足机器人足球竞赛中多台机器人同时在赛场上运动, 机器人之间在拼抢球的过程中经常发生激烈的身体碰撞, 稍有不慎, 机器人很可能发生翻倒. 机器人翻倒后再起身不仅严重影响行动效率, 而且极可能造成机器人的部件不必要的折损. 此外, 在复杂多变的地形条件下, 机器人一旦翻倒就容易被卡住动弹不得, 丧失工作能力, 因此机器人的平衡恢复控制已成为当今重点研究方向之一. 目前为止, 针对步行机器人在运动中遭遇突然的外力作用继而发生整个机构绕其支撑腿的边缘倾覆的问题, 各国科学家们致

力于提出各种“参考点”作为步行机器人的稳定性判定标准. 例如, 在人形机器人领域, Vukobratovic 等人^[1]于 1969 年首先提出零力矩点(zero-moment point, ZMP)理论, 将其作为机器人动态稳定性的判定标准. ZMP 被定义为地面上的一点, 机器人的惯性力与重力的合力矩在该点水平方向上的分量为 0. 研究表明, 如果 ZMP 处于机器人足底与地面形成的支撑多边形内, 此时的 ZMP 与压力中心点是一致的, 机器人的步行将保持稳定状态. 这一理论在双足机器人研究领域得到了广泛的应用, 如 Kajita 等人^[2-4]在线性倒立摆模型的基础上, 通过 ZMP 理论实现了机器人的平衡控制. Hofmann 等人^[5]则提出了三种策略, 通过控制机体重心的水平运动实现了身体的平衡控制. 此外, Pratt 等人^[6]提出了捕获点理论, 实现了人形机器人的翻倒恢复; Rebula 等

人^[7]使用学习技术对捕获点进行了优化, 也取得了较好的效果。同时各国学者们通过借鉴生物力学领域的研究成果^[8], 提出了相应的“踝关节策略”^[9]、“臀关节策略”^[9]、“挥臂策略”^[6]、“下蹲策略”^[9]和“迈步策略”^[10]等。诸多成果都是使用仿真软件进行模拟实验, 证明了相关理论的有效性, 而在实体机器人上, 由于机器人自身传感器不可避免地存在各种噪声和误差, 导致机器人无法确切地感知外部世界并得到自身状态的准确信息, 因而应用上述研究成果需要考虑适用于实体机器人的方法。解决此类问题的方法有两种, 一种是为机器人安装多重高精度的传感器以获得更准确的信息, 如美国 Boston Dynamics 公司的 BigDog 机器人^[11-12], 其行进速度和载重攀爬能力都已达到很高的水平; 另一种是针对特定的环境, 在低成本传感器的基础上, 设计更加有效的步行机器人状态预测方法, 提高机器人状态检测的精度与准确度, 优化现有的平衡控制策略。

基于上述考虑, 针对机器人在正常运动过程中突然遭遇外力作用引发翻倒危险的问题, 本文提出一种基于轨道能量模型的步行机器人平衡控制方法: 引入回归映射模型有效地预测翻倒状态, 采用姿态控制和“迈单步策略”实现机器人的平衡控制。同时, 采用离线监督学习方法对理论落脚点模型进行优化。实验使用 AIBO 机器人进行测试, 机器人实际的翻倒次数减少了一半以上, 有效提高了行动效率, 证明了该方法的有效性和可行性。

2 翻倒状态预测 (Turnover state prediction)

机器人安装有加速度传感器, 能够测量自身在空间 3 个方向上加速度的数值。通过机器人在 3 个方向上的加速度信息, 可以计算出机器人的姿态角, 将其与设定的阈值进行比较即可判断出机器人是否处于翻倒状态。该方法适用于处于静态的机器人。运动中的机器人身体姿态角随时变化, 传感器信息无法及时反馈, 加上传感器测量也存在各种误差, 因而造成无法准确地预测机器人身体的状态。因此, 在实体机器人上需要考虑更加现实可行的预测方法。

通过实验观察发现, 机器人在翻倒过程中身体存在多种标志特征的变化, 除身体的俯仰角和滚动角外, 还包括重心加速度、速度、位置以及 ZMP 点。然而实验结果表明, 由于噪声的影响, 单一特征与翻倒状态之间相关性非常低, 无法单单依靠某一特征进行准确的预测。回归分析方法, 是研究多要素

之间具体关联及影响的一种强有力的工具, 能够建立反映多个要素之间具体变化规律的数学模型, 是一种行之有效的预测方法。因此, 本文考虑从上述多重特征中选择合适的多个特征建立多元回归模型, 预测机器人是否将要处于翻倒状态。下面将简要介绍所用特征及多元回归模型。

2.1 特征提取

本文考虑从重心加速度、速度和位置、身体的俯仰角和滚动角以及计算得到的 ZMP 中提取合适的变量作为身体翻倒的特征, 计算方法如下:

(1) 重心的加速度、速度及位置

机器人坐标系定义为以重心在地面的投影为原点 O , 机器人身体前方为 x 轴正方向, 左侧为 y 轴正方向, 向上为 z 轴正方向。将四足机器人全身的质量看作集中于机器人的重心, 重心的坐标表示为 (x, y, z) , 可以把机器人的模型简化为线性倒立摆模型。 \ddot{x} 、 \ddot{y} 、 \ddot{z} 分别表示机器人重心沿 x 轴、 y 轴及 z 轴方向上的加速度。

当机器人保持静止或者匀速运动时, 此时的加速度传感器受到重力作用会有一个比较稳定的读数, 本文将这个初始值认定为测量得到的重力加速度。为了尽量减少传感器噪声造成的影响, 考虑机器人加速度传感器在一个足够长的周期 T (本文采用 80 ms, 采样频率 125 Hz) 内连续进行 n 次采样, 表示为 $(\ddot{x}_{gi}, \ddot{y}_{gi}, \ddot{z}_{gi})$, $i = 0, 1, \dots, n-1$, 此时的重力加速度表示为 $(\ddot{x}_g, \ddot{y}_g, \ddot{z}_g)$, 计算如下:

$$\mathbf{G} = \begin{pmatrix} \ddot{x}_g \\ \ddot{y}_g \\ \ddot{z}_g \end{pmatrix} = \left(\sum_{i=0}^{n-1} \ddot{x}_{gi}/n, \sum_{i=0}^{n-1} \ddot{y}_{gi}/n, \sum_{i=0}^{n-1} \ddot{z}_{gi}/n \right)^T \quad (1)$$

当机器人受到外力作用时, 加速度传感器测量的数据应为机器人所受外力与重力的合力作用的结果。为了消除误差的影响, 选择周期 T 内连续 2 次采样的平均加速度为合加速度 \mathbf{A}' , 表示为 $(\sum_{j=0}^1 \ddot{x}_{aj}/2, \sum_{j=0}^1 \ddot{y}_{aj}/2, \sum_{j=0}^1 \ddot{z}_{aj}/2)^T$ 。机器人自身的加速度 \mathbf{A} (仅考虑外力作用) 计算如下:

$$\begin{aligned} \mathbf{A} = \mathbf{A}' - \mathbf{G} &= \begin{pmatrix} \ddot{x} \\ \ddot{y} \\ \ddot{z} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \ddot{x}_a \\ \ddot{y}_a \\ \ddot{z}_a \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} \ddot{x}_g \\ \ddot{y}_g \\ \ddot{z}_g \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} \sum_{j=0}^1 \ddot{x}_{aj}/2 \\ \sum_{j=0}^1 \ddot{y}_{aj}/2 \\ \sum_{j=0}^1 \ddot{z}_{aj}/2 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} \sum_{i=0}^{n-1} \ddot{x}_{gi}/n \\ \sum_{i=0}^{n-1} \ddot{y}_{gi}/n \\ \sum_{i=0}^{n-1} \ddot{z}_{gi}/n \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (2)$$

根据加速度 \mathbf{A} 计算出速度 \mathbf{V} 与位置 \mathbf{P} , 其中 \mathbf{V}_0 和 \mathbf{P}_0 分别表示初始的速度和位置, 如下所示:

$$\begin{aligned}\mathbf{V} &= \mathbf{V}_0 + \int \mathbf{A} dt \\ \mathbf{P} &= \mathbf{P}_0 + \int \mathbf{V} dt\end{aligned}\quad (3)$$

(2) 身体的俯仰角和滚动角

机器人身体沿 y 轴转动的俯仰角表示为 θ , 沿 x 轴转动的滚动角表示为 ϕ , 仍沿用重心加速度在轴上的分量进行近似计算:

$$\begin{aligned}\theta &\approx \arctan \frac{\dot{x}_g}{\dot{z}_g} \\ \phi &\approx \arctan \frac{\dot{y}_g}{\dot{z}_g}\end{aligned}\quad (4)$$

(3) ZMP 点

假定地面是平的, 机器人重心到地面的高度 z 是常量, 则 ZMP 的位置 $(x_{zmp}, y_{zmp}, 0)$ 可通过下式得到:

$$\begin{pmatrix} x_{zmp} \\ y_{zmp} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} - \frac{z}{g} \begin{pmatrix} \ddot{x} \\ \ddot{y} \end{pmatrix} \quad (5)$$

研究表明, 如果 ZMP 处于机器人足底与地面形成的支撑多边形内, 机器人的步行将保持动态稳定状态. 一旦计算出的 ZMP 位于支撑多边形之外, 将造成机器人沿着支撑多边形边缘旋转倾覆. 因此, ZMP 是判断机器人在运动过程中能否稳定行走的重要判据. 本文取 (x_{zmp}, y_{zmp}) 作为 ZMP 的特征量.

2.2 回归模型

早期实验验证发现, 重心速度和位置与 ZMP 特征在多元回归中存在“共线”问题, 因此在下述研究中将不采用速度和位置特征. 假设机器人所有的状态特征构成一个矢量, 机器人翻倒预测模型由下式定义:

$$\begin{aligned}\psi &= \mathbf{F} \cdot \mathbf{W} + b \\ \mathbf{F} &= (\ddot{x}, \ddot{y}, \ddot{z}, \theta, \phi, x_{zmp}, y_{zmp})\end{aligned}\quad (6)$$

其中 \mathbf{W} 和 b 分别代表线性回归的权重向量及偏移, 将通过大量的实验数据训练得到, ψ 表示是否翻倒这一状态.

3 平衡恢复算法 (Balance recovery algorithm)

为了获得较理想的步态规划, 国内外研究学者们通常假设步行机器人在前向运动和横向运动时各关节之间的耦合很小, 可以将机器人的前向运动和横向运动进行解耦. 本文沿用此思想将横向平衡与

前向平衡分开考虑. 以横向平衡为例, 本文将问题定义为: 已知机器人在运动过程中受到横向外力作用发生翻倒, 为其设计平衡恢复方法. 设计平衡算法的目标是使机器人在单步之内迅速恢复平衡, 并保持正常行走状态. 算法过程如图 1 所示, 具体步骤如下:

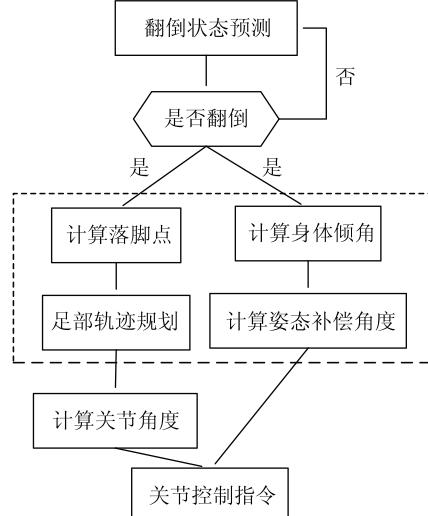


图 1 平衡恢复算法

Fig.1 Balance recovery algorithm

(1) 引入翻倒预测回归模型评估机器人当前身体状态, 进行翻倒状态预测; 若预测翻倒, 则进入平衡恢复过程, 否则保持之前的运动.

(2) 使用两种控制策略:

I. 通过线性倒立摆的轨道能量模型, 计算横向平衡的落脚点, 据此调整正常行走时的落脚点, 重新进行足部运动轨迹规划;

II. 根据身体的倾角计算支撑腿肩关节 (或臀关节) 的补偿角度, 使身体平面与地面保持平行.

(3) 采用逆运动学算法, 计算机器人各关节角度, 并对支撑腿肩部 (或臀部) 的关节角度进行补偿, 实现对机器人行走姿态的控制.

3.1 落脚点

本文的目标是实现机器人通过“迈单步策略”恢复运动平衡, 将采纳 Pratt 等人提出的“捕获点”理论, 其物理参数定义如下所示 (以 x 方向为例):

(1) 起始状态: 定义为机器人将要摔倒时的状态, 表示为 $(x_s, \dot{x}_s, \ddot{x}_s)$, 其中 x_s 、 \dot{x}_s 和 \ddot{x}_s 分别表示此时的重心位置、速度和加速度.

(2) 终止状态: 定义为机器人恢复平衡 (身体再次处于竖直) 时的状态, 表示为 $(x_t, \dot{x}_t, \ddot{x}_t)$, 各参数含义与起始状态类似. 此时重心的速度 \dot{x}_t 和加速度 \ddot{x}_t 的理论值应为 0, 但在现实环境的影响下, 其值将会发生微小的扰动. 因此, 本文设定 (\dot{x}_t, \ddot{x}_t) 只要小于

给定阈值 (σ, φ) , 即表示机器人再次处于平衡状态.

(3) 捕获点: 对于处于状态 (x, \dot{x}, \ddot{x}) 的机器人, 捕获点 C 定义为地面上一点, 该点位于机器人足部支撑多边形内, 或者位于机器人可以通过单步达到的区域内. 该点就是本文需要计算的理论落脚点.

采用线性倒立摆模型分析机器人系统的运动特性, 其轨道能量模型 E_{LIP} 为

$$E_{LIP} = \frac{1}{2}x^2 - \frac{g}{2z}x^2 \quad (7)$$

其中, z 表示机器人重心距地面的高度. 假设重心向支撑足运动, 若 $E_{LIP} > 0$, 表示重心有足够的能量越过支撑足继续向前运动; 若 $E_{LIP} < 0$, 表示重心在到达支撑足之前将停止并开始反向运动; 若 $E_{LIP} = 0$, 则表示重心将保持在支撑足上方. 因此当 $E_{LIP} = 0$ 时可以得到系统的两个特征向量:

$$\dot{x} = \pm x \sqrt{\frac{g}{z}} \quad (8)$$

它们分别对应机器人的稳定状态与不稳定状态: 当 x 与 \dot{x} 符号相同时 (重心向支撑足运动) 为稳定状态, 当 x 与 \dot{x} 符号相反时 (重心远离支撑足运动) 为不稳定状态.

在线性倒立摆模型的运动过程中, 只要摆动腿不落下造成支撑足位置的改变, 机器人的轨道能量是守恒的. 假定支撑足的交换瞬时发生, 中间无任何能量损失, 那么通过给定的轨道能量和在前一位置的速度即可计算出下一个落脚点的位置. 为使机器人最终达到稳定状态, 依据式 (8), 选择捕获点的计算公式为

$$x_{capture} = \dot{x} \sqrt{\frac{z}{g}} \quad (9)$$

由此可知, 对于一个给定的状态 (x, \dot{x}) , 使用线性倒立摆模型和轨道能量模型可计算出唯一的捕获点 (即轨道能量为 0 的点). 该捕获点即为“迈单步策略”中下一步落脚点的位置.

3.2 姿态角度补偿

本文设计了一个 PD 控制器对身体姿态角度进行补偿:

$$\begin{aligned} \tau &= k_p(\phi_d - \phi) + k_d(\dot{\phi}) \\ \mu &= k_p(\theta_d - \theta) + k_d(\dot{\theta}) \end{aligned} \quad (10)$$

其中, τ 和 μ 分别表示肩关节 (或臀关节) 前向和横向的补偿角度, ϕ_d 和 θ_d 分别表示身体要求补偿的滚动角和俯仰角, ϕ 和 θ 分别表示身体滚动角和俯仰角, $\dot{\phi}$ 和 $\dot{\theta}$ 分别表示身体滚动角和俯仰角的变化率, k_p 和 k_d 表示增益.

4 学习优化实验 (Learning optimization experiment)

上述计算落脚点位置的过程均不考虑参数误差, 而在实际应用中无论机器人的传感器如何精良都会不可避免地存在各种噪声和误差, 导致机器人无法感知自身状态的准确信息, 因此理论落脚点和实际的位置存在一定的偏差. 针对理论落脚点精度不高的问题, 本文采用离线监督学习方法对落脚点进行优化, 下面分算法描述和算法流程加以介绍.

4.1 算法描述

在离线学习中, 首先生成不同的预测捕获点, 并使用适应度函数评估其优劣, 多轮测试后选择最好的候选, 记录其与理论捕获点的偏移量, 最后使用线性回归方法生成回归映射模型用于预测. 具体描述如下:

(1) 适应度函数 采用轨道能量作为评价标准, 机器人到达停止位置时的轨道能量越小说明估计的落脚点越精确. 停止位置是指机器人在到达或接近终止状态时所处的位置. 适应度函数计算公式如下:

$$E_{stopping} = \frac{1}{2}|\dot{x}|^2 - \frac{1}{2} \frac{g}{l}|\mathbf{x}|^2 \quad (11)$$

其中 \mathbf{x} 表示支撑足到重心连线在地面上的投影, g 表示重力加速度, l 表示重心的平均高度.

(2) 回归模型 假定在 Oxy 平面上实际捕获点与理论捕获点之间的偏移量为 (δ_x, δ_y) , 回归模型定义为机器人起始状态 $(\mathbf{x}_s, \dot{\mathbf{x}}_s, \ddot{\mathbf{x}}_s)$ 到偏移量 (δ_x, δ_y) 的函数, 表示为

$$\begin{cases} \delta_x = a_3 \ddot{x}_s + a_2 \dot{x}_s + a_1 x_s + a_0 \\ \delta_y = c_3 \ddot{y}_s + c_2 \dot{y}_s + c_1 y_s + c_0 \end{cases} \quad (12)$$

$$\mathbf{x}_s = (x_s, y_s)$$

这是由于在实验中考察发现 Oxy 平面上重心的位移、速度和加速度与偏移量相关性最好.

(3) 预测捕获点 定义为理论捕获点与偏移量之和. 如式 (13) 所示, (x_p, y_p) 表示预测捕获点, $\delta(n)$ 表示偏移量, 它随着测试集的扩大而递增.

$$\begin{cases} x_p = x_{capture} + \delta(n) \\ y_p = y_{capture} + \delta(n) \end{cases} \quad (13)$$

$$\delta(n) = n\delta_0, \quad n = 0, 1, \dots, n$$

4.2 算法流程

(1) 机器人开始匀速前向运动, 在此过程中, 不断地使用一个横向冲击力对其加以扰动, 迫使其翻倒.

在此过程中, 学习算法生成预测捕获点集. 如果此过程达到预设终止的次数, 则整个算法终止.

(2) 从预测捕获点集中选择一个预测捕获点作为下一步落脚点, 进行足部规划. 如果所有捕获点都已测试, 则选择终止状态轨道能量最小的偏移量为最优结果, 转到步骤(4).

(3) 当机器人到达终止状态时, 计算此时的能量. 如果机器人未能完成平衡恢复, 则判定此次失败, 转到步骤(2); 如果此时能量小于设定阈值, 则判定为找到最优捕获点候选, 本次算法终止, 转到步骤(4), 否则转到步骤(2).

(4) 选择新的横向冲击力进行实验, 转到步骤(1).

5 实验结果及分析 (Experimental result and analysis)

5.1 翻倒预测实验

本文将机器人的状态分为 5 类, 具体分类标准如表 1 所示. 在实验中使用外力对其加以扰动, 迫使机器人翻倒, 记录机器人分别从站立状态变为向右侧横向翻倒、向左侧横向翻倒、向后翻倒和向前翻倒情况下共 2500 组数据, 每组数据各 500 个. 各维特征与机器人状态的相关性如表 2 所示, 其中相关度 r 计算公式^[13] 如下:

$$r = \frac{S_{uv}}{S_u S_v} = \frac{\sum (u - \bar{u})(v - \bar{v})/n}{\sqrt{\sum (u - \bar{u})^2/n} \sqrt{\sum (v - \bar{v})^2/n}} \quad (14)$$

式中, S_{uv} 是变量 u 和 v 的样本协方差, S_u 、 S_v 分别为变量 u 、 v 的样本标准差.

从表 2 可以看出, 单一特征与翻倒状态相关性非常低, 单一使用某维特征难以很好地刻画身体状态, 因此本文使用多元线性回归方法, 通过大量数据进行训练, 得到回归模型如下:

$$f = b_7 y_{\text{zmp}} + b_6 x_{\text{zmp}} + b_5 \ddot{z} + b_4 \ddot{y} + b_3 \ddot{x} + b_2 \phi + b_1 \theta + b_0 \quad (15)$$

θ 表示身体俯仰角, ϕ 表示身体滚动角, \ddot{x} 表示 x 方向加速度, \ddot{y} 表示 y 方向加速度, \ddot{z} 表示 z 方向加速度, x_{zmp} 和 y_{zmp} 分别表示计算得到的 ZMP x 和 y 分量. 回归模型的各项系数如表 3 所示.

对于输入的多维特征, 通过回归模型计算得到一个数值 f , 建立其与机器人状态的映射模型, 如表 4 所示.

在训练集上进行测试结果的对比, 结果如表 5 所示. 据此分析可知, 本文最终选择 7 维特征 $(\ddot{x}, \ddot{y}, \ddot{z}, \theta, \phi, x_{\text{zmp}}, y_{\text{zmp}})$ 进行翻倒预测. 重新采集 2835 份数据进行上述实验测试, 相关度和准确率的对比如表 6 所示. 其中, 准确率 w 计算公式为

表 1 机器人状态分类

Tab.1 Robot status classification

标记	机器人状态
1	站立: 机器人保持直立或者匀速行走
2	身体向右侧横向翻倒
3	身体向左侧横向翻倒
4	身体向后翻倒, 头部朝上
5	身体向前翻倒, 头部着地

表 2 身体状态特征

Tab.2 Body status features

身体各维特征	相关度
x 方向加速度	0.276
y 方向加速度	0.216
z 方向加速度	0.324
身体俯仰角	0.093
身体滚动角	0.205
计算得到的 ZMP x 分量	-0.003
计算得到的 ZMP y 分量	-0.028

表 3 回归模型系数

Tab.3 Regression model coefficients

系数	b_0	b_1	b_2	b_3	b_4	b_5	b_6	b_7
数值	3.139	0.866	0.608	0.161	0.140	0.480	-0.001	-0.001

表 4 映射模型

Tab.4 Mapping model

f 取值范围	机器人状态	f 取值范围	机器人状态
$(-\infty, 1.5)$	1	$[3.5, 4.5)$	4
$[1.5, 2.5)$	2	$[4.5, +\infty)$	5
$[2.5, 3.5)$	3		

表 5 性能比较

Tab.5 Performance comparison

实验配置	相关度
7 维特征 $(\ddot{x}, \ddot{y}, \ddot{z}, \theta, \phi, x_{\text{zmp}}, y_{\text{zmp}})$	0.926
5 维特征 $(\ddot{x}, \ddot{y}, \ddot{z}, \theta, \phi)$	0.894
3 维特征 $(\ddot{x}, \ddot{y}, \ddot{z})$	0.237
2 维特征 (θ, ϕ)	0.149

$\theta, \phi, x_{\text{zmp}}, y_{\text{zmp}}$ 进行翻倒预测. 重新采集 2835 份数据进行上述实验测试, 相关度和准确率的对比如表 6 所示. 其中, 准确率 w 计算公式为

$$w = \frac{m}{M} \quad (16)$$

其中, m 指预测系统输出结果与人工判断结果相同的数目, M 指实验结果的总数目.

从表 6 中可以看出, 使用 7 维特征进行预测, 准

确率高达 90% 以上, 能够较准确地预测机器人翻倒的状态, 从而保证及时、准确地进行平衡恢复控制.

表 6 预测系统与人工性能比较

Tab.6 Comparison between prediction system and manual performance

实验配置	相关度	准确率
7 维特征 ($\ddot{x}, \ddot{y}, \ddot{z}, \theta, \phi, x_{zmp}, y_{zmp}$)	0.904	0.922
5 维特征 ($\ddot{x}, \ddot{y}, \ddot{z}, \theta, \phi$)	0.864	0.831
3 维特征 ($\ddot{x}, \ddot{y}, \ddot{z}$)	0.226	0.224
2 维特征 (θ, ϕ)	0.138	0.101

5.2 学习实验

本文为平衡恢复的优化实验搭建了一套实验平台, 由场地和学习系统两部分组成, 如图 2 所示. 场地是 RoboCup 标准平台组使用的地毯; 学习系统是运行在机器人自身系统上的决策处理程序, 其作用是接收自身各个传感器的信息并加以处理, 与此同时控制机器人自动地进行实验. 图中直线表示机器人的位置和朝向, 圆圈表示机器人的运动路径.

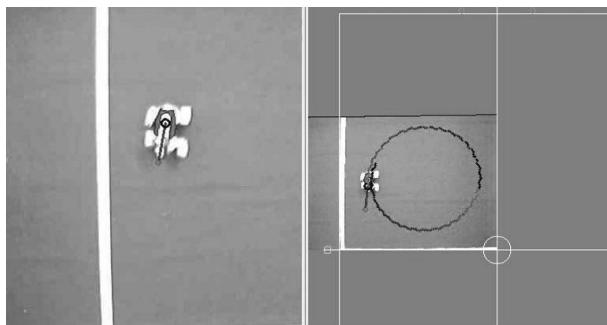


图 2 机器人在进行翻倒恢复实验

Fig.2 The robot is conducting turnover recovery experiment

以横向平衡恢复实验为例, 实验结果如图 3 所示. 图中横坐标表示实际捕获点在 y 方向上的偏移量, 纵坐标分别表示机器人重心在 y 方向上的加速度、速度和位移. 从图中可以看出, 使用单一的特征将无法很好地预测偏移量的变化, 因此需要联合 3 种特征进行综合预测, 提高落脚点计算的精度.

目前为止, 使用本文所提的方法得到的实验结果是, 机器人平衡恢复的成功率达到了 50% 以上. 使用多元线性回归模型预测机器人翻倒状态的成功率极高, 相比于机器人运动系统中没有加入平衡恢复控制(机器人被撞击失去平衡后只能倒地后起身)的情形, 使用平衡恢复控制已经有效地减少了倒地次数, 提高了行动效率. 在实际应用中, 以 RoboCup 机器人比赛为例, 使用该种方法能够有效地提高机器人进攻的成功率. 表 7 记录了机器人以不同速度行走时平衡恢复控制实验的成功率.

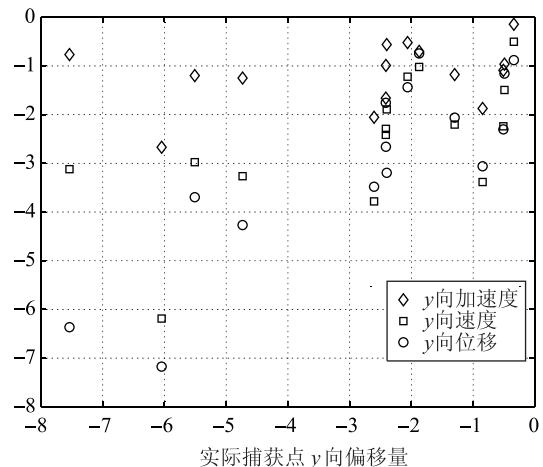


图 3 横向平衡恢复实验结果

Fig.3 Experimental results of lateral balance recovery

表 7 不同行走速度下的平衡恢复成功率比较

Tab.7 Comparison of the success rate of balance recovery at different walking speeds

速度范围	测试次数	成功次数	成功率
低速 (200 mm/s)	40	21	52.5%
中速 (300 mm/s)	40	21	52.5%
高速 (400 mm/s)	40	25	62.5%

6 总结 (Conclusion)

针对机器人在正常运动过程中突然遭遇外力作用引发翻倒危险的问题, 提出一种基于轨道能量模型的步行机器人平衡控制方法: 根据机器人自身加速度等状态信息建立回归模型有效地预测翻倒状态. 当机器人将要翻倒时, 采用两种平衡控制策略: 一是通过控制身体肩关节(或臀关节)的角度恢复身体姿态; 二是使用“迈单步策略”, 通过线性倒立摆轨道能量模型计算得到下一步的落脚点, 重新进行足部运动轨迹规划. 同时, 通过离线学习方法建立身体状态与最佳落脚点的模型, 优化理论落脚点. 本文所提方法能够在机器人自身传感器存在噪声的情况下提供机器人自身状态的准确估计, 降低对高精度传感器的要求, 适用于 AIBO 等低成本娱乐机器人或工业机器人. 针对 RoboCup 标准平台组比赛中的情形, 在 AIBO 机器人上的实验结果证明了该方法的有效性和可行性, 机器人的翻倒次数减少了一半以上, 有效地提高了行动效率.

需要指出的是, 重新进行足部轨迹规划需要耗费较长的执行时间, 这可能导致落脚点无法到达指定的位置. 此外, 由于机器人状态判断无法覆盖全部情况, 因此在实际使用中考虑了连续时间内状态判断, 虽然提高了机器人状态判断的准确性, 有效地避免了误判, 但同时也导致了某些情况下的判断

延迟。不可忽视的是,处理采集的加速度传感器数据在一段时间后会出现较大的零飘现象,尽管对于使用了多元回归模型的翻倒状态预测影响不大,但在其后的平衡恢复算法中较为明显。为了尽量减小其影响,本文算法除采用积分求速度及位置外,同时利用身体的姿态角和腿部长度计算机器人的位置,并结合运动时间计算机器人的运动速度,最终参考机器人硬件的限制从以上两种方法的计算结果中进行选择。因此,本文所提的平衡控制系统成功率仅超过 50%,下一步的研究方向将考虑继续改进机器人位置与速度的计算方法,优化足部规划方案,进一步缩短执行时间,提高成功率。

参考文献 (References)

- [1] Vukobratovic M, Borovac B. Zero-moment point: Thirty five years of its life[J]. International Journal of Humanoid Robotics, 2004, 1(1): 157-173.
- [2] Kajita S, Kanehiro F, Kaneko K, et al. Biped walking pattern generation by using preview control of zero-moment point[C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation: vol.2. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2003: 1620-1626.
- [3] Kajita S, Kanehiro F, Kaneko K, et al. The 3D linear inverted pendulum mode: A simple modeling for a biped walking pattern generation[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2001: 239-246.
- [4] Kajita S, Yamaura T, Kobayashi A. Dynamic walking control of a biped robot along a potential energy conserving orbit[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1992, 8(4): 431-438.
- [5] Hofmann A. Robust execution of bipedal walking tasks from biomechanical principles[D]. Cambridge, Massachusetts, USA: Massachusetts Institute of Technology, 2005.
- [6] Pratt J, Carff J, Drakunov S, et al. Capture point: A step toward humanoid push recovery[C]//6th IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2006: 200-207.
- [7] Rebula J, Canas F, Pratt J, et al. Learning capture points for humanoid push recovery[C]//7th IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2007: 65-72.
- [8] Maki B, McL'Roy W. The role of limb movements in maintaining upright stance: The "change-in-support" strategy[J]. Physical Therapy, 1997, 77(5): 488-507.
- [9] Atkeson C G, Stephens B. Multiple balance strategies from one optimization criterion[C]//7th IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2007: 57-64.
- [10] Kudoh S, Komura T, Ikeuchi K. Stepping motion for a human-like character to maintain balance against large perturbations[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2006: 2661-2666.
- [11] Buehler M, Playter R, Raibert M. Robots step outside[C]// International Symposium on Adaptive Motion of Animals and Machines. Lausanne, Switzerland: EPFL, 2005.
- [12] Raibert M, Blankespoor K, Nelson G, et al. Bigdog, the rough-terrain quadruped robot[C]//World Congress of International Federation of Automation Control. Heidelberg, Germany: Springer, 2008.
- [13] 庞皓, 杨作廉. 统计学 [M]. 成都: 西南财经大学出版社, 2000.
- Pang H, Yang Z L. Statistics[M]. Chengdu: Southwestern University of Finance and Economics Press, 2000.

作者简介:

- 刘 飞 (1981-), 男, 博士生。研究领域: 机器人运动控制, 机器学习。
- 陈小平 (1955-), 男, 博士, 教授, 博士生导师。研究领域: 智能体形式化建模, 多机器人系统关键技术。