

一种多足步行机器人行走状态分析模型*

徐凯⁺, 陈小平

(中国科学技术大学 计算机科学与技术系, 安徽 合肥 230027)

Walking State Analysis Model for Legged Robots

XU Kai⁺, CHEN Xiao-Ping

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

+ Corresponding author: E-mail: kaixu@mail.ustc.edu.cn

Xu K, Chen XP. Walking state analysis model for legged robots. Journal of Software, 2009,20(8):2170–2180.

<http://www.jos.org.cn/1000-9825/3364.htm>

Abstract: This paper proposes a possibility walking state analysis model for legged robots based on the feedback of acceleration sensor processed by discrete Fourier transform the dynamic analysis of the walking of legged robot. According to Mahalanobis distance, this model can express the legged robot walking status quantitatively. Using quadrupled robots as an example for evaluation, the experimental results show that this model is able to describe the walking of legged robots and express the walking status in real time, and it can help legged robots adjust their locomotion with the change of environment to ensure their walking stability.

Key words: legged walking robot; walking state model; acceleration sensor; mahalanobis distance

摘要: 结合步行机器人行走的动力学特性,通过对机器人的加速度传感器信息进行离散傅立叶变换,建立了行走相关特征值的概率模型.通过使用马氏距离作为判定标准,对步行机器人的行走稳定性给出定量描述.四足步行机器人平台上的实验结果表明,该模型能够实时反映机器人的行走特性,帮助机器人在行走状态受环境影响发生改变时,根据行走特征及时调整运动,保证其稳定性.

关键词: 多足步行机器人;行走状态模型;加速度传感器;马氏距离

中图法分类号: TP242

文献标识码: A

多足步行机器人的行走是在给定摆动顺序的步态中,由腿的连续运动或跨步完成的.早期研究者主要从步态轨迹规划、动态行走规划等方面开展工作^[1-3].近年来,许多学者将目光投向步行机器人的步态优化设计,在提升行走速度方面进行了大量的研究^[4-6].行走速度的提升对稳定性提出了更高的要求.Hirose^[7]和Pack^[8]等人提出了对角线原理和稳定容许线等原理,能够准确判定静态行走机器人的稳定性,但不适用于机器人的动态行走稳定性的辨识.伍科布拉托维奇^[9]提出的零力矩点(zero moment point,简称ZMP)的概念,刘莉、汪劲松等人^[10]提出的基于六维力/力矩传感器的拟人机器人实际ZMP检测的方法,能有效辨识动态行走中机器人的翻转状态,但在辨识机器人各种除翻转外的异常状态上存在不足.步行机器人通常工作在动态不确定环境中,各种异常的发生难以避免,为此必须提高机器人在行走中对自身状态的快速理解和识别能力.机器人主要通过各种传感器来

* Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60745002 (国家自然科学基金)

Received 2007-12-08; Accepted 2008-03-31

感知自身和环境信息,而步行机器人通常会搭载加速度传感器、陀螺仪等传感器^[11].Canepa^[12]从力学响应的角度对加速度传感器读数进行的分析指明其能够标定机械手的运动状态,但机械手无论是工作环境、运动空间以及运动方式都相对固定,而步行机器人的行动系统则要复杂许多;Cakmakci^[13]通过对加速度传感器信息的分析及手工标定,能够给出机器人所处的预标定运动状态,Vail和Veloso^[14]对四足步行机器人Aibo(artificial intelligence robot)**搭载的三维加速度传感器的分析成功地实现了对步行机器人运动环境和速度的检测,但上述工作是从统计学的角度对数据进行分析,缺乏对机器人运动的考虑,当机器人的运动频繁改变时难以适应.步行机器人的行动系统比较复杂,为了准确标定其运动特点,需要对引起加速度传感器读数变化的原因——机器人行走——进行详细分析并建立有效描述.

针对上述实际需要,本文提出一种基于加速度传感器反馈的多足步行机器人行走分析模型,通过离散傅立叶变换将时域传感器信息变换到频域,结合步行机器人行走分析,建立行走特征概率模型,能够实时反映行走状态变化.Aibo 四足机器人平台上的分析和实验表明,相对于同类工作,本系统具有较好的实时性及较高的精确度,能够实现多足步行机器人行走状态的辨识,在稳定步行判定、碰撞检测等方面有较好的应用.

本文第1节提出基于加速度传感器的步行机器人行走分析.第2节给出步行机器人行走状态概率模型的建立及标定.第3节以Aibo机器人为实验平台对本文提出的方法通过检验行走中碰撞的方式进行实验,并与相关工作的实验结果进行对比.第4节是结论和今后的工作设想.

1 加速度传感器反馈的分析

1.1 加速度传感器与行走的相关性

步行机器人可看作由 n 个质量体和 l 个关节组成闭环或开环运动链系的机械系统,摩擦力、重力、执行器以及外部环境和约束作用分别对 n 个质量体施加力和转矩,由牛顿-欧拉方程得到质量体 S_i 上的动力学方程:

$$W_i^l + W_i^r = Z_i A_i + \tilde{\omega}_i Z_i A_i \tag{1}$$

其中: W^l 是 $6l$ 维广义约束力矢量; W^r 为 $6n$ 维广义作用力(包括重力、摩擦力、外力、驱动力等); A_i 为广义速度; Z_i 和 $\tilde{\omega}_i$ 分别为 6×6 阶增广质量矩阵和增广角速度矩阵.于是可以得到机器人的动力学模型:

$$W^l + W^r = Z A + \tilde{\omega} Z A \tag{2}$$

其中, $W^l = [W_1^{lT}, W_2^{lT}, \dots, W_n^{lT}]^T$, $W^r = [W_1^{rT}, W_2^{rT}, \dots, W_n^{rT}]^T$, $Z = \text{diag}(Z_1, Z_2, \dots, Z_n)$, $\tilde{\omega} = \text{diag}(\tilde{\omega}_1, \tilde{\omega}_2, \dots, \tilde{\omega}_n)$.

步行机器人通常脚底受力面较小,可看作点接触,可以忽略脚底的力矩.在将机器人作为一个整体考虑时,其行走状态仅与其行走速度(加速度)和所受广义作用力相关.图1以四足机器人为例给出了受力示意图.

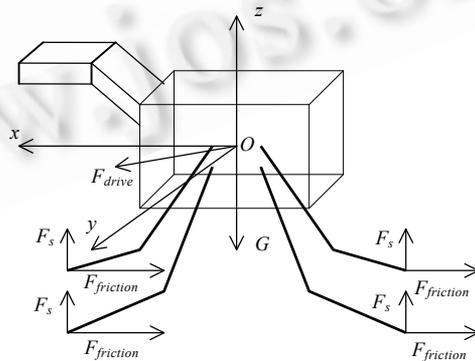


Fig.1 Force analysis figure of quadrupedal robot
图1 四足步行机器人受力分析图

** The Sony AIBO Robots. <http://www.aibo.com>

坐标系 $Oxyz$ 的原点设为机器人质心, x 轴为水平前后方向, y 轴为水平左右方向, z 轴为垂直于 xy 平面的竖直方向, F_{drive} 为驱动力, $F_{friction}$ 为摩擦力, F_s 为地面冲击力, G 表示机器人所受重力. 假设 F 为机器人所受广义作用力 W' 中除重力外的合力, 其在 x, y 和 z 方向的各个分量可表示为

$$F_x = ma_x, F_y = ma_y, F_z = m(a_z - g) \quad (3)$$

a_x, a_y, a_z 分别为 x, y 和 z 方向的加速度, 可通过加速度传感器反馈得到. 机器人在行走中受关节电机驱动力、地面摩擦力、地面冲击力等作用力的作用, 导致加速度传感器反馈变化非常大, 行走特征难以直接在加速度传感器读数上体现.

Aibo 机器人是典型的四足步行机器人, 搭载了一个三维加速度传感器, 量程为 $[-2g, 2g]$, 以 125Hz 的采样频率采集 x, y, z 三个方向的加速度. 其行走相关研究表明^[4-6], 相对于两足交替着地的行走设计能够达到较高的稳定行走速度, 在一个正常行走周期内, Aibo 的行进驱动力 F (包括关节电机驱动力、地面摩擦力等) 将重复变化两次, 故行进驱动力 F 的周期为行走周期的一半, 即 $T_F = T/2$. 我们为 Aibo 设计了两种行走方式: 全方位行走 normal 和快速直行 run, 行走周期分别为 64 帧 (0.512s) 和 50 帧 (0.4s) (Aibo 机器人的底层控制系统以 8ms 每帧的速度接受并执行指令), 对应驱动力 F 的周期为 32 帧 (0.256s) 和 25 帧 (0.2s). 图 2 和图 3 所示为 Aibo 在 normal 行走方式下, 当以 350mm/s 的速度正常直行和行走发生碰撞时的加速度传感器反馈.

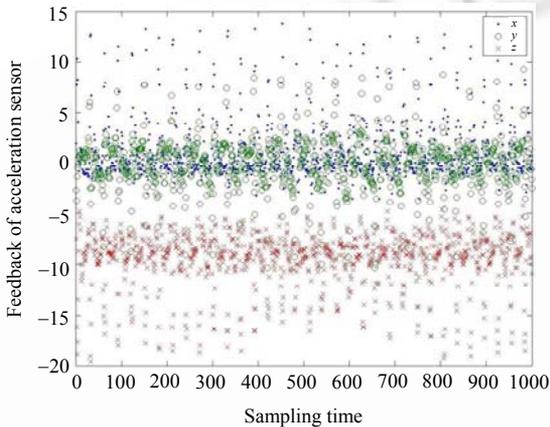


Fig.2 Normal straight walking of Aibo

图 2 Aibo 正常直行

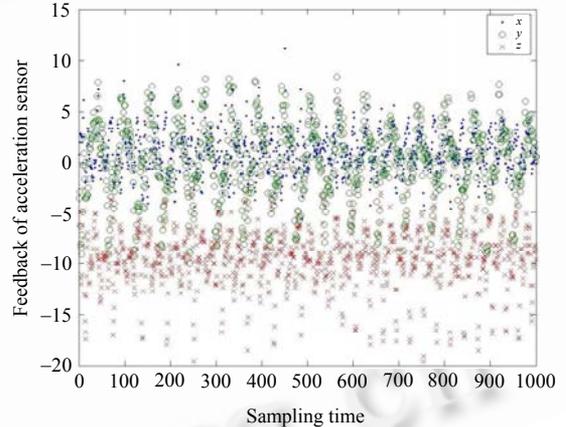


Fig.3 Continual collision in Aibo straight walking

图 3 Aibo 直行发生持续碰撞

可以看出, 由于受各种力作用的影响, 无论是正常行走还是非正常行走, 加速度传感器读数都难以直接体现机器人行走时的受力变化特征, 已有的研究^[14]也未表明在 Aibo 运动状况频繁改变时能够作出准确判断.

1.2 加速度传感器反馈的信号分析

加速度传感器反馈可视为以时间为自变量的数字信号, 由第 1.1 节可知, 加速度传感器原始时域数据特征并不明显, 而数字信号处理的频域分析法能够将不同频率的信号分离, 因此可以采用式(4)的离散傅立叶变换 (DFT), 将加速度传感器数据转换到频域进行分析:

$$\tilde{X}(e^{j\omega}) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)e^{-i\omega n} \quad (4)$$

其中, $x(n)$ 为离散时域信号, N 为信号长度.

对图 2 和图 3 中 x 方向加速度传感器信息选取 1 024 个连续读数进行 DFT 操作, 结果如图 4 和图 5 所示 (忽略频域中始终恒定的直流分量).

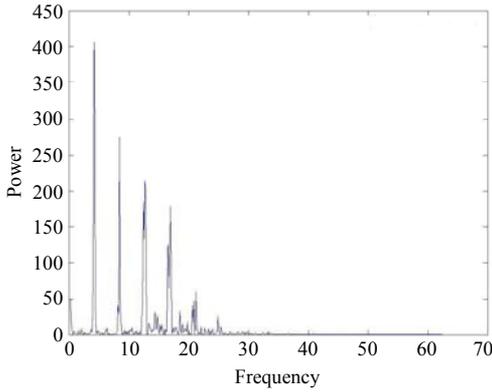


Fig.4 DFT result of normal straight walking
图 4 正常直行的 DFT 结果

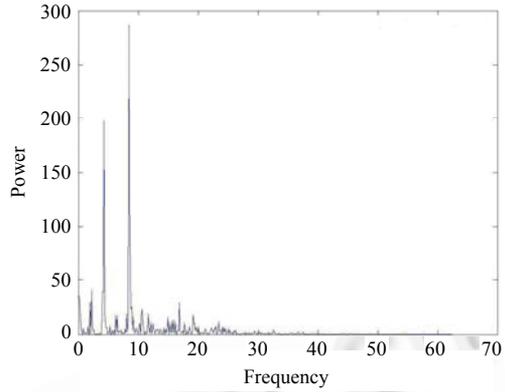


Fig.5 DFT result of continual collision
图 5 直行发生持续碰撞的 DFT 结果

可以看出,加速度传感器信息变换到频域之后,其信息特征相对于时域信息更为明显,便于分析.Aibo 机器人 Normal 行走方式的周期和相应的行走频率可以由如下方式计算得到: $T_{normal}=64\times 0.008=0.512s$, $f_{normal}=1/T_{normal}=1.953$, $T_F=T_{normal}/2=0.256s$, $f_F=2f_{normal}=3.906$.

Aibo 正常直行时水平方向所受的最大作用力为驱动力 F ,图 4 中驱动力频率 3.906 的能量值出现了整个频域中的最高峰 406.57,表明传感器读数在该频段上的能量最大,与机器人直行状态保持一致.在行走中,机器人的肢体在接触地面的瞬间受到地面反作用力 F_s ,其分量 F'_s 可分解为影响加速度传感器 x,y,z 方向的力 F'_{sx} , F'_{sy} , F'_{sz} ,使传感器读数出现了高频能量震荡,如图 6 所示.

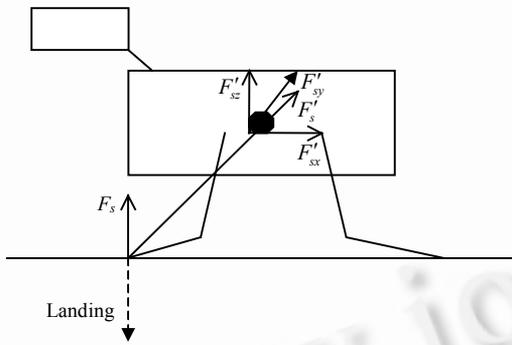


Fig.6 Counterforce sketch map of Aibo limb
图 6 Aibo 肢体落地受反作用力示意图

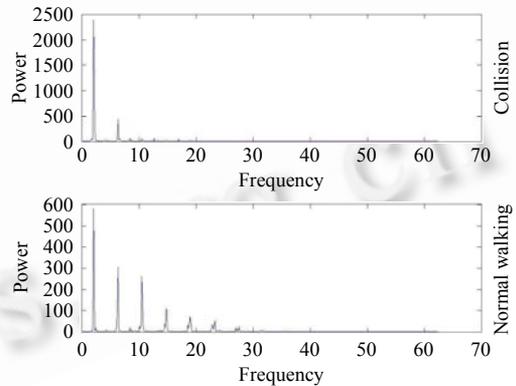


Fig.7 Contrast of DFT result in y coordinate
图 7 y 坐标中 DFT 结果对比图

图 5 中,机器人在行走中被障碍物阻挡,驱动力频率 3.906 附近能量值仅为 197.58,比正常时的 400 左右降低一半,而高频部分出现了能量数值 286.35 的最大数值,表明正常行走中所受的最大干扰已经超过了驱动力作用,说明此次行走不够稳定,这与实验中机器人在 x 方向发生碰撞保持一致.

同样对图 4、图 5 中 y 方向传感器数据(1 024 个数据)进行 DFT 变换,结果如图 7 所示:在行走频率附近,正常时 y 方向能量值为 580 左右;发生碰撞后, y 方向能量为 2 400 左右.这说明正常行走时,机器人的身体也会左右晃动,但在发生正面持续碰撞后,左右晃动变得非常剧烈,结合 x 方向的分析结果,说明此时机器人的正常行走特性完全被破坏.

以上分析表明,尽管 Aibo 搭载的加速度传感器量程有限且有一定的噪声,但提供的时域信息经过 DFT 转换

到频域之后可以表示其行走特征.

2 行走状态概率模型

由第 1 节可知,行走分析的引入使加速度传感器反馈具备描述步行机器人行走状态的能力,能够建立其行走状态模型.

2.1 DFT变换后的频域能量计算

由公式 $f=1/T$ 确定行走周期 T_{walk} 和驱动力周期 T_{drive} 对应频率 f_{walk}, f_{drive} .在 DFT 变换后的频域中, P_{drive} 读数为机器人行走时驱动力能量; P_{walk} 读数为行走时机器人所受其余力的能量; $Power(f)$ 为频率为 f 的能量.

Aibo 的肢体结构导致腿部落地点与行走设计的落地点不能完全符合^[5],同时环境噪声难以避免,因此对 P_{walk} 和 P_{drive} 的计算如式(5)、式(6)($Power(f)$ 表示频率 f 的能量):

$$P_{walk} = \int Power(f)df, f \in \left(\frac{3}{4}f_{walk}, \frac{5}{4}f_{walk} \right) \quad (5)$$

$$P_{drive} = \int Power(f)df, f \in \left(f_{drive} - \frac{1}{2}f_{walk}, f_{drive} + \frac{1}{2}f_{walk} \right) \quad (6)$$

静止时,机器人只受重力作用,除频率 0 处的直流分量外都是不稳定因素产生的读数.Aibo 机器人在工作时不会出现更低频段上的能量,所以不予考虑;对不同机器人平台需要具体分析频域能量相应的频段划分.

2.2 频域能量特征提取

定义 $P_{d,f}$ 为机器人自身坐标系 d 方向的 f 频域能量.

Aibo 行走时驱动力同时作用于 x,y 方向,其加速度传感器读数经过 DFT 变换后提取如下特征:

$$P_{x_fwalk}, P_{x_fdrive}, P_{y_fwalk}, P_{y_fdrive}.$$

行走驱动力同时影响 x,y 方向的行走,定义以下特征向量,分别表示驱动力对各方向行走的影响:

$$P_1 [P_{x_fdrive}, P_{x_fwalk}], P_2 [P_{x_fdrive}, P_{y_fwalk}], P_3 [P_{y_fdrive}, P_{x_fwalk}], P_4 [P_{y_fdrive}, P_{y_fwalk}].$$

z 方向由于受力特征不明显,没有提取相应的特征值.

2.3 能量特征的概率模型

机器人处于稳定行走状态时,其受力状态是一定的,每个特征值也应该是一定的.实际情况中,由于各种影响如环境噪声等,可以认为特征值满足均值为 μ 、方差为 σ 的正态分布 $N(\mu, \sigma)$.对于 μ 和 σ ,使用极大似然估计的方法,根据式(7)、式(8)能够得到它们的近似值 $\hat{\mu}, \hat{\sigma}$:

$$\mu = Ex \approx \hat{\mu} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_k \quad (7)$$

$$\sigma \approx \hat{\sigma} = E(x^2) - (Ex)^2 = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_k^2 - \hat{\mu}^2 \quad (8)$$

P_1 等 4 个特征向量为二维变量,其分布需要计算相应协方差矩阵 Σ ,同样采用极大似然估计可得其估计值 $\hat{\Sigma}$:

$$\hat{\Sigma} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x_k - \hat{\mu})(x_k - \hat{\mu})^T \quad (9)$$

由式(7)~式(9)可以建立特征向量 $P_1 \sim P_4$ 的概率模型.

2.4 连续数据的概率模型

第 2.3 节建立了特征向量的概率模型并给出了相应的计算公式,但仍存在如下问题:加速度传感器的读数是连续的,上述公式在实时提取行走特征时难以使用.

由于 $\hat{\sigma}, \hat{\Sigma}$ 可以通过式(8)和式(9)由 $\hat{\mu}$ 计算得到,只需计算连续数据的均值估计 $\hat{\mu}$.解决方法为:记录已输入数据个数 n' 以及根据式(7)得到的均值估计 μ' ,再计算相应的 $\hat{\sigma}$ 和 $\hat{\Sigma}$;假设 x' 为新输入的数据,有:

$$\hat{\mu} = \frac{n'}{n'+1}\mu' + \frac{1}{n'+1}x' \quad (10)$$

通过建立上述特征值概率模型,可以确定正常行走中各特征值的概率分布.判定机器人当前是否处于正常行走状态时,需要衡量当前特征向量与正常行走时的接近程度,模式识别中分类聚类通常使用的马氏距离考虑了特征值各指标之间的相关性,可以用作衡量标准.对于两个 p 维随机变量 x_i, x_j ,其马氏距离定义为

$$d_{ij}^2(M) = (x_i - x_j)' \Sigma^{-1} (x_i - x_j) \quad (11)$$

其中, Σ 是 p 维随机变量的协方差阵.在给定的行走指令下,若特征值与概率模型分布的马氏距离超出稳定行走范围,则机器人处于非稳定行走状态.

2.5 Aibo机器人行走与加速度传感器的详细分析

Aibo 机器人采用的基于逆运动学解算的步态设计^[4,5,7]是一种典型的多足步行机器人行走的设计.在第 1 节中,仅以 Aibo 在 normal 方式下 350mm/s 为例进行分析,其分析过程可以推广到不同的行走速度和不同的步态.

图 4、图 5 和图 7 的结果是采用 DFT 对 1 024 个数据进行变换得到的,但 Aibo 机器人采样 1 024 个数据需时 8.192s,难以保证结果的实时性;受处理器性能的限制,1 024 个数据的 DFT 变换需要一定的时间,且过多的历史数据较难反映机器人的实时状态.经过实验,发现一次进行 128 个数据的 DFT 变换有较好的实时性,同时也能反映行走的特征.图 8 是将图 7 中的数据减少到 128 个之后的结果(根据奈奎斯特采样频率定理,还原一个信号需要至少 2 倍于其本身的采样频率,而传感器的采样频率固定,采样两个行走周期的数据即可还原 1 个周期特征).

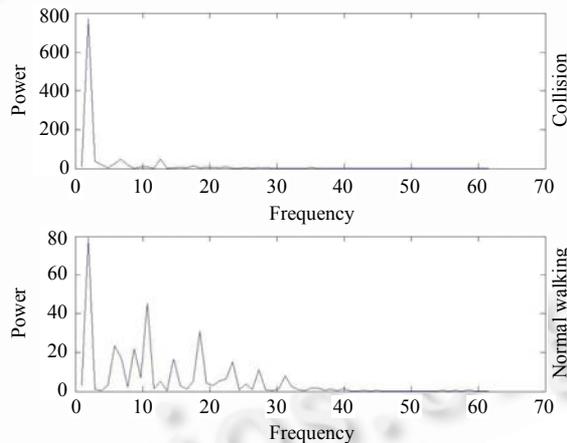


Fig.8 Contrast of DFT result in y coordinate (128 data)

图 8 y 坐标中 DFT 接对对比图(128 个数据)

图 8 显示,数据量的减少仅影响频域能量的大小,各频率上的数据特征(如正常行走的峰值读数、碰撞后 Y 方向晃动导致的能量激增等)没有变化.因此,根据加速度传感器信息,机器人的处理能力、系统实时性等选择 128 作为 DFT 处理的数据个数.加速度传感器持续提供数据,机器人的状态可及时在其读数中反映,Aibo 机器人工作后仅需 1.024s 即可收集 128 个数据.同时,实验结果表明,机器人处理 128 个数据的 DFT 变换仅需 400 μ s 左右,完全可以保证实时性.

2.6 算法描述

当步行机器人处于某种稳定行走状态时,进行系统构建:

1. 确定机器人平台步行方式(动态或静态行走、支撑腿和摆动腿相位、占空比等).
2. 从行走指令集 Ω 中选取未标记过的行走指令 $V_i (i \in (1, |\Omega|))$,由行走方式确定行走周期 T_i ,计算行进驱动力

F 周期 T_F .

3. 连续采集加速度传感器读数,对长为 n 的实时数据进行 DFT 变换.
4. 提取频域能量特征,建立求解能量特征概率模型的方程组 Q_n .若方程组可解,则求解方程组,得到能量特征概率模型;否则,转向 3.
5. 计算正常行走的能量特征与概率模型分布的马氏距离 $d \in [d_{min}, d_{max}]$,作为当前稳定行走基准,并将 V_i 标记.
6. 如果行走指令集 Ω 中所有指令都被完全标记,则系统构建完成;否则,转向 5.

3 实验、结果及分析

3.1 实验环境

本文以索尼公司四足机器人 Aibo ERS-7 作为实验平台对提出的模型进行了实验,实验环境如图 9 所示.

实验中,机器人按设定的行走指令集在场地上行走进行模型构建并标定,然后通过实验设定的碰撞环境对行走稳定性进行判定,算法的所有处理过程均在机器人上进行,除了更换电池以外没有人为干涉.



Fig.9 Experimental environment
图 9 实验环境

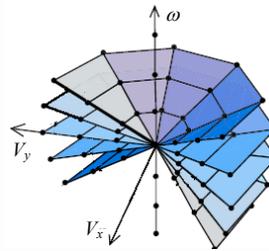


Fig.10 Orders sketch map of discrete walking
图 10 离散行走指令集示意图

3.2 实验方案及结果

3.2.1 离散行走实验

从 Aibo 机器人的全方位行走方式 normal 中离散抽取直行、侧移以及原地旋转行走指令进行模型构建,然后通过制造碰撞环境对机器人进行行走的稳定性检测.

Aibo 机器人的指令形式为 $\{V_x, V_y, \omega\}$,其中 V_x, V_y 为 x, y 方向的速度,单位为 mm/s; ω 为机器人在自身坐标系中旋转的角速度,单位为 radian/s.实验的指令集 Ω 如图 10 所示,其中 $V_x \in [-350, 350], \Delta V_x = 50, V_y \in [-250, 250], \Delta V_y = 50, \omega \in [-136, 136], \Delta \omega = 20$.

机器人行走时间为 8s,自由行走时构建行走系统模型,稳定性检测时在机器人行走过程中的后 4s 放置障碍物以使机器人处于不稳定行走状态.图 11 以直行指令 $\{(150, 0, 0), (200, 0, 0)\}$,侧移指令 $\{(0, 200, 0)\}$,旋转指令 $\{(0, 0, 136)\}$ 为例进行实验结果分析.

图 11(a)和图 11(b)的每幅小图中的 4 条曲线分别为机器人以 $\{(150, 0, 0), (200, 0, 0)\}$ 和 $\{(0, 200, 0)\}, \{(0, 0, 136)\}$ 的行走指令在 8s 的稳定行走和 8s 的非稳定行走下,4 个特征向量与行走系统模型的马氏距离,其中构建得到的行走概率模型见表 1(Cov 表示对应特征向量的协方差矩阵).

由图 11 可以看出,当机器人处于行走稳定性检测的后 4s 时,有 3 个特征向量的马氏距离变得非常大,说明机器人当前状态与稳定行走状态差距非常大,处于不稳定行走状态,与实际实验情况相符,说明行走概率模型能够较好地描述机器人的行走状态.

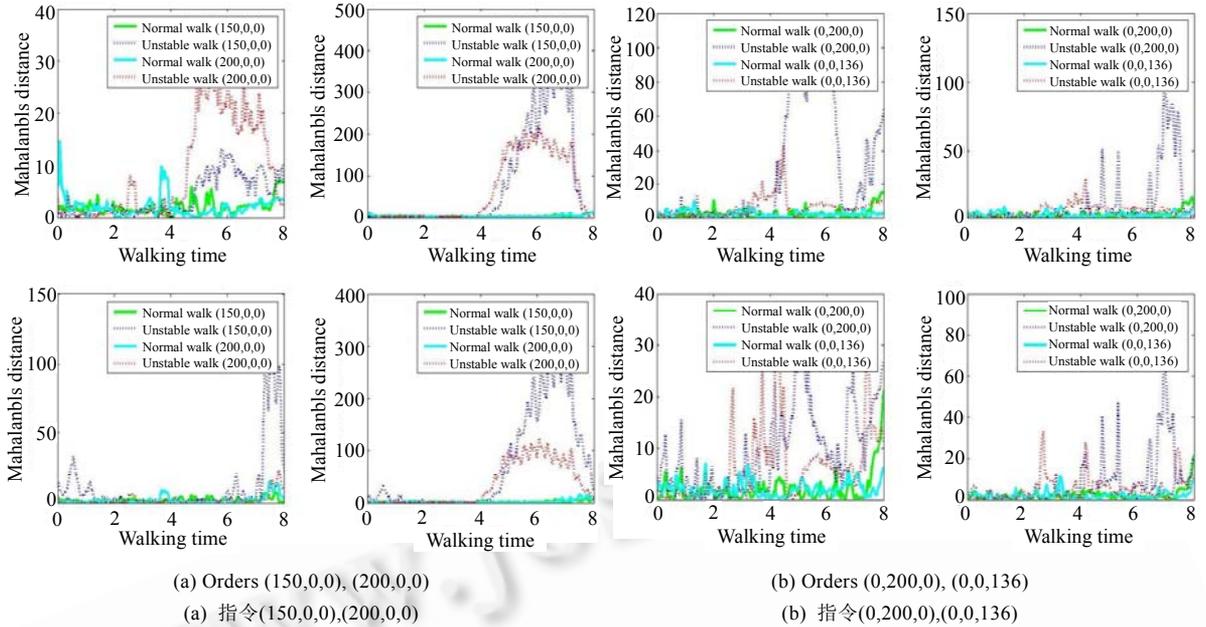


Fig.11 Partial result of discrete walking

图 11 部分离散行走结果

Table 1 Probability walking model of Aibo

表 1 Aibo 行走概率模型

Orders	$\begin{Bmatrix} \hat{\mu}_{Px_fwalk} & \hat{\mu}_{Px_fdrive} \\ \hat{\mu}_{Py_fwalk} & \hat{\mu}_{Py_fdrive} \end{Bmatrix}$	Cov_{PxdPxw}	Cov_{PxdPyw}	Cov_{PydPxw}	Cov_{PydPyw}
(150,0,0)	$\begin{Bmatrix} 12.7 & 54.93 \\ 64.89 & 27.8 \end{Bmatrix}$	$\begin{Bmatrix} 111.3 & -168.4 \\ -168.4 & 521.82 \end{Bmatrix}$	$\begin{Bmatrix} 521.82 & -319.52 \\ -319.52 & 656.37 \end{Bmatrix}$	$\begin{Bmatrix} 215.93 & 39.21 \\ 39.21 & 111.3 \end{Bmatrix}$	$\begin{Bmatrix} 656.37 & 23.53 \\ 23.53 & 215.93 \end{Bmatrix}$
(200,0,0)	$\begin{Bmatrix} 17.3 & 51.83 \\ 115.63 & 28.75 \end{Bmatrix}$	$\begin{Bmatrix} 125.82 & 40.18 \\ 40.18 & 668.99 \end{Bmatrix}$	$\begin{Bmatrix} 668.99 & -350.37 \\ -350.37 & 1023.4 \end{Bmatrix}$	$\begin{Bmatrix} 570.8 & -44.88 \\ -44.88 & 125.82 \end{Bmatrix}$	$\begin{Bmatrix} 1023.4 & -59.93 \\ -59.93 & 570.8 \end{Bmatrix}$
(0,200,0)	$\begin{Bmatrix} 78.87 & 21.26 \\ 46.99 & 134.8 \end{Bmatrix}$	$\begin{Bmatrix} 318.14 & -156.34 \\ -156.34 & 96.92 \end{Bmatrix}$	$\begin{Bmatrix} 96.92 & -100.27 \\ -100.27 & 408.25 \end{Bmatrix}$	$\begin{Bmatrix} 378.68 & 119.84 \\ 119.84 & 318.14 \end{Bmatrix}$	$\begin{Bmatrix} 408.25 & -54.89 \\ -54.89 & 378.68 \end{Bmatrix}$
(0,0,136)	$\begin{Bmatrix} 78.11 & 75.37 \\ 73.57 & 90.14 \end{Bmatrix}$	$\begin{Bmatrix} 680.67 & 280.58 \\ 280.58 & 627.24 \end{Bmatrix}$	$\begin{Bmatrix} 627.24 & 203.66 \\ 203.66 & 578.97 \end{Bmatrix}$	$\begin{Bmatrix} 782.64 & -12.74 \\ -12.74 & 680.67 \end{Bmatrix}$	$\begin{Bmatrix} 578.97 & 103.2 \\ 103.2 & 782.64 \end{Bmatrix}$

3.2.2 连续行走实验

让 Aibo 机器人按照设定的行走指令序列进行行走系统模型构建.行走序列指令分为两组:(1) normal 行走方式 $\{(150,0,0),(200,0,0),(250,0,0),(300,0,0),(350,0,0)\}$;(2) normal 方式的 $\{(-250,0,0),(-300,0,0),(0,200,0),(0,300,0)\}$ 和 run 方式的 $\{(500,0,0)\}$,其中每个指令的执行时间为 8s.在稳定性检测时,在每个行走指令的执行中制造一次碰撞环境并持续 4s,对机器人进行稳定性检测.

图 12(a)和图 12(b)中的两条曲线分别代表 Aibo 机器人在上述两个行走序列下的稳定行走和非稳定行走时,4 个特征值与行走系统模型的马氏距离.从图 12 中可以看出,在指令序列共计 40s 的机器人行走时间中:图 12(a)中 4 条特征值曲线都出现了相应的代表不稳定行走的峰值,其中 3 个特征值的峰值持续时间与实验设定时间(4s~6s)相同;图 12(b)中的 4 条特征值曲线同样出现了代表不稳定行走的峰值,其中两条特征值曲线看似只出现了代表 3 次不稳定的峰值,实际上是这 3 个峰值数值很大(超过 1 000),另外 2 个峰值读数为 100 左右,这表明读数较大的峰值处碰撞相对剧烈,说明行走概率模型能够识别出机器人行走的异常情况.对步行机器人的

行走稳定性给出量化标准,可以较好地应用于实际环境.

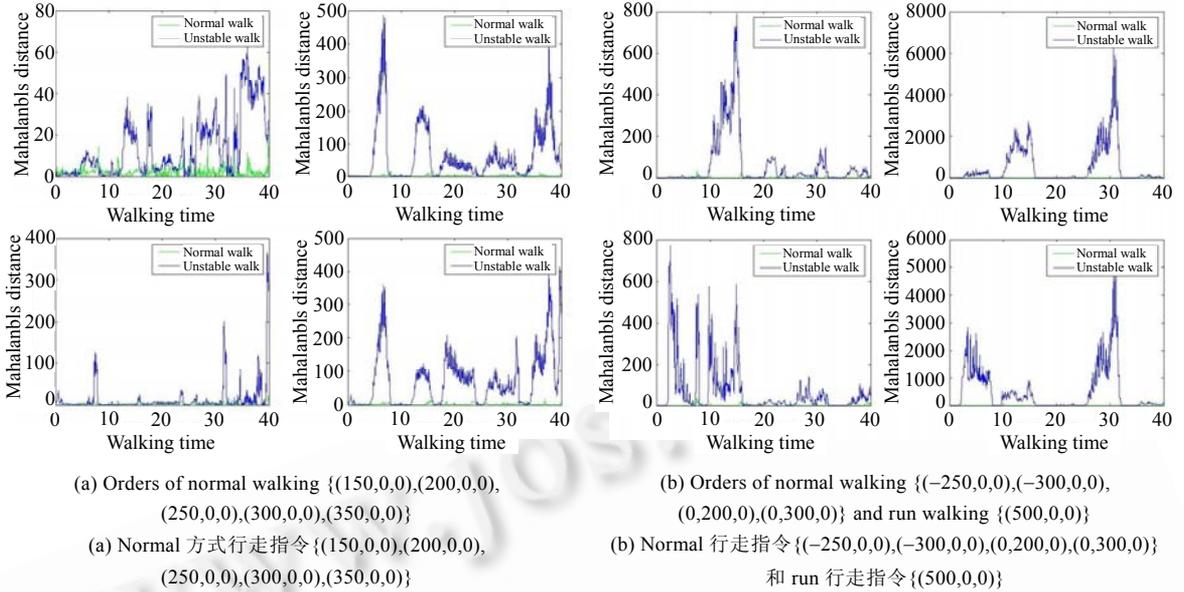


Fig.12 Result of continual walking

图 12 连续行走结果

3.2.3 同类工作对比实验

德国的汉堡大学在同样的领域和平台上进行了研究.汉堡大学的研究人员^[15]提出了通过对机器人伺服电机的反馈与输入指令的比对得到机器人是否发生碰撞的判断方法,其计算公式定义为

$$TSD_{a,s}(\Delta\varphi) = \sum_{i=1}^{t_2} (a_i - s_{(i+\Delta\varphi)})^2 \tag{12}$$

其中, $a(t)$ 为电机的时间指令序列, $s(t)$ 为电机传感器的时间读数序列,通过手工确定 $\Delta\varphi=12$ 帧的TSD(total squared difference)及相应的阈值以判断每种行走方式下的行走异常.采用汉堡大学研究人员提出的方法,让 Aibo 机器人在 normal 行走方式下同样以 $\{(150,0,0),(200,0,0),(250,0,0),(300,0,0)\}$ 的行走指令行走 8s,在每个行走指令的执行中制造一次碰撞环境并持续 4s,同时机器人在行走过程中每 50ms 使用两种方法独立地进行状态检测,每个指令重复实验 3 次,得到的实验结果见表 2.

Table 2 Contrast experimental results between Hamburger University method and our method

表 2 本文方法与汉堡大学方法的对比实验结果

Orders	Our method		Hamburger University method	
	Recognition rate of normal walking (%)	Recognition rate of collision (%)	Recognition rate of normal walking (%)	Recognition rate of collision (%)
(150,0,0)	100	90.2	100	7.7
(200,0,0)	100	91.8	98.4	13.5
(250,0,0)	100	92.4	100	24.6
(300,0,0)	100	87.5	100	19.5

表 2 中的实验结果显示,本文提出的方法对机器人行走中碰撞的识别率远高于汉堡大学提出的方法.汉堡大学的研究人员在文献[15]中公布的实验结果要好于本次实验的结果,原因在于机器人运行导致的机械特性漂移使手工设定的阈值逐渐不符合判定标准.同时其算法有一个缺陷:当机器人处于静止状态时(如站立),由于电机没有收到任何行动指令,此时受外界碰撞时无法判断自身状态.验证实验设计为:一个机器人静止站立,另一机器人分别以(200,0,0)和(300,0,0)的行走速度持续碰撞该静止机器人 8s.采用汉堡大学算法的机器人始终返回

自身处于正常状态,采用本文所提出方法的机器人在 0.5s 之后持续返回自身处于碰撞状态。

对比实验结果表明,由于德国的汉堡大学提出的方法在机器人行走状态辨识中存在不足,在实际应用中需要引入大量经验性数据进行手工的预标定,难以精确识别机器人的各种异常情况,同时该算法对处于静止状态的机器人并不适用;本文提出的方法在识别机器人的行走状态上有更高的精度和更好的适用范围,在使用时可以根据实际需求通过定义各个特征值的权重以得到合适的判定标准。

3.2.4 模型的应用

本文所提出的模型在中国科学技术大学的蓝鹰四足机器人足球队上得到了应用。比赛中,双方机器人由于拼抢往往会发生碰撞,准确辨识自身的行走状态能够帮助机器人作出正确的行为选择,主动避免碰撞所造成的影响。RoboCup 四足机器人的比赛分为上、下两半场,各 10 分钟。本文设计了半场的 2 对 3 的机器人比赛,3 名进攻队员在上半场不使用本文提出的行走状态辨识模型,下半场使用本文所提出的行走状态辨识模型,进攻方的碰撞识别统计结果见表 3。

Table 3 Result of the collision identified of Aibo practice match

表 3 Aibo 练习赛的碰撞识别结果

	Collision number	Recognition rate of collision (%)	Goal (s)
The first half	31	N/A	1
The second half	27	85.2	3

练习赛的结果显示,在应用本文提出的步行机器人行走状态辨识模型之后,作为进攻方的 Aibo 机器人在发生碰撞时能够准确地辨识,从而选择正确的行为,增强了机器人的进攻能力,使得下半场比上半场的进球数增加了 2 粒。

4 结论及今后的工作

对于步行机器人的行走分析,本文以加速度传感器信息为基础,在经过离散傅立叶变换处理后建立行走相关特征值的概率模型,通过使用马氏距离作为判定标准,对步行机器人的行走稳定性给出定量描述,能够实时地辨识其行走状态。实验结果表明,该方法能够自适应地标定机器人的行走特征,在机器人行走状态受环境影响发生改变时能够及时响应。

由于步行机器人的行走方式较多且每种行走方式的特征又不尽相同,本文提出的方法需要对每种行走状态建立表达,因此进一步需要研究如何对机器人的行走建立统一的模型表达及其自标定,同时考虑如何引入更多的传感器信息,通过信息融合的方法使机器人的运动模型能够更加精确。

References:

- [1] Takanish A, Tochizawa M, Kato I. Dynamic biped walking stabilized with optimal trunk and waist motion. In: Proc. of the IEEE/RSI Int'l Workshop on Intelligent Robotics and Systems. Tsukuba: IEEE, 1989. 187-192.
- [2] Pan J, Cheng J. Study of quadruped walking robot climbing and walking down slope. In: Proc. of the IEEE/RSJ Int'l Workshop on Intelligent Robots and Systems (IROS'91). Osaka: IEEE, 1991. 1531-1534.
- [3] Wettergreen D, Thorpe C. Developing planning and reactive control for a hexapod robot. In: Proc. of the 1996 IEEE Int'l Conf. on Robotic and Automation. Minneapolis, 1996. 2718-2723.
- [4] Chernova S, Veloso M. An evolutionary approach to gait learning for four-legged robots. In: Proc. of the 2004 IEEE/RSJ Int'l Conf. on Intelligent Robots and Systems. Sendai, 2004.
- [5] Kohl N, Stone P. Policy gradient reinforcement learning for fast quadrupedal locomotion. In: Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Robotics and Automation (ICRA 2004). New Orleans, 2004. 2619-2624.
- [6] Hu LY, Sun ZQ. Survey on gait control strategies for biped robot. Journal of Computer Research and Development, 2005,42(5): 728-733 (in Chinese with English abstract).
- [7] Liu J, Zhao XG, Tan M. Legged robots: A review. Robot, 2006,28(1):81-88 (in Chinese with English abstract).

- [8] Pack DJ, Kang HS. An omnidirectional gait control using a graph search method for a quadruped walking robot. In: Proc. of the Int'l Conf. on Robotics and Automation. Nagoya, 1995. 988-993.
- [9] Vukobratović M, Wrote; Ma PS, Shen NX, Trans. Legged Robot and Dynamic Artificial Limb. Beijing: Science Press, 1983 (in Chinese).
- [10] Liu L, Wang JS, Chen K. Actual ZMP measurement system for force-moment sensors based humanoid robot. Robot, 2001,23(5): 459-462, 466 (in Chinese with English abstract).
- [11] Fu YL, Cao ZC, Wang SG, Jin B. Application of sensors in real-time obstacle avoidance of multi-joint robot system. Robot, 2003, 25(1):73-79 (in Chinese with English abstract).
- [12] Canepa G, Hollerbach JM, Boelen AJM. Kinematic calibration by means of a triaxial accelerometer. In: Proc. of the ICRA-1994, the Int'l Conf. on Robotics and Automation. San Diego, 1994. 2776-2782.
- [13] Cakmakci O, Coutaz J, Van Laerhoven K, Gellersen HW. Context awareness in systems with limited resources. In: Proc. of the Workshop on Artificial Intelligence in Mobile Systems. Lyon, 2002. 21-28.
- [14] Vail D, Veloso M. Learning from accelerometer data on a legged robot. In: Proc. of the 5th IFAC/EURON Symp. on Intelligent Autonomous Vehicles (IAV 2004). Lisbon, 2004.
- [15] Hoffmann J, Göhring D. Sensor-Actuator-Comparison as a basis for collision detection for a quadruped robot. In: Proc. of the 8th Int'l Workshop on RoboCup 2004. LNAI 3276, Springer-Verlag, 2005. 150-159.

附中文参考文献:

- [6] 胡凌云,孙增圻.双足机器人步态控制研究方法综述.计算机研究与发展,2005,42(5):728-733.
- [7] 刘静,赵晓光,谭民.腿式机器人的研究综述.机器人,2006,28(1):81-88.
- [9] Vukobratović M,著;马培荪,沈乃熏,译.步行机器人和动力型假肢.北京:科学出版社,1983.
- [10] 刘莉,汪劲松,陈恳,杨东超,赵建东.基于六维力/力矩传感器的拟人机器人实际 ZMP 检测.机器人,2001,23(5):459-462,466.
- [11] 付宜利,曹政才,王树国,靳保.传感器在多关节机器人系统实时避障中的应用.机器人,2003,25(1):73-79.



徐凯(1979-),男,四川达州人,博士,主要研究领域为机器学习,自主机器人,机器人行为规划.



陈小平(1955-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为人工智能,多主体系统,自主机器人.