

时滞反馈储备池启发的步态协同映射建模与 下肢假肢 FPGA 控制实现^{*}

陆畅¹ 吕阳¹ 张稳¹ 张晓旭^{1,2,3†} 徐鉴¹

(1. 复旦大学 工程与应用技术研究院, 上海 200433)

(2. 复旦大学 脑科学前沿中心, 上海 200433)

(3. 复旦大学 义乌研究院, 义乌 322000)

摘要 步态轨迹规划是动力下肢假肢运动控制的重要环节。为实现假肢—健肢运动的协同,现有步态轨迹规划一般采用数据驱动建模方法,将假肢穿戴者的健肢侧运动直接映射为假肢目标运动轨迹。考虑到现有建模方法复杂度高、抗扰能力差的不足,本文提出了时滞储备池驱动的步态轨迹规划新方法。该方法以 Mackey-Glass 振子为储备池非线性节点,以截肢端髋关节摆动角度为输入,最终输出假肢膝关节目标运动轨迹。特别地,该储备池的输出是其虚拟节点状态量的线性叠加,因此在模型训练和计算上具有全局收敛性高、收敛速度快的优势。进一步,本文在 FPGA 上实现了时滞储备池步态映射模型的硬件部署,并通过与 STM32 的串行通信完成了数据交互,开展了动力下肢假肢的穿戴测试。实验结果表明,采用本文提出的新模型,假肢穿戴者在正常行走情况下健肢与假肢之间的相关系数为 0.8377,扰动情况下为 0.7436,均表现出较强的相关性。关节电机角度的跃度也反映了模型对于扰动的鲁棒性,假肢侧的平均跃度为 47.979 deg/s^3 ,比健肢侧降低了约 31%,表明时滞反馈储备池驱动的步态协同映射方法具有显著的抗扰动能力。本文提出的时滞反馈储备池提高了假肢控制的精度,增强了下肢假肢在不同行走场景下的适应性。

关键词 时滞反馈储备池, 数据驱动建模, 动力下肢假肢, 步态协同, 步态控制

中图分类号:TP242.6

文献标志码:A

Delayed Feedback Reservoir Inspired Modeling of Gait Coordination Mapping and FPGA-Implementation for Lower Limb Prosthesis^{*}

Lu Chang¹ Lv Yang¹ Zhang Wen¹ Zhang Xiaoxu^{1,2,3†} Xu Jian¹

(1. Academy for Engineering & Technology, Fudan University, Shanghai 200433, China)

(2. MOE Frontiers Center for Brain Science, Fudan University, Shanghai 200433, China)

(3. Yiwu Research Institute, Fudan University, Yiwu 322000, China)

Abstract Gait trajectory planning is a critical component in the control of powered lower limb prostheses. In order to achieve coordination between the prosthesis and the intact limb, existing gait trajectory planning methods generally employ data-driven modeling, which directly maps the movement of intact limbs as the reference trajectory of prostheses. However, these methods often suffer from high modeling complexity and poor perturbation resilience. To address this issue, we proposed a novel gait trajectory planning method driven by the delayed feedback reservoir. In this approach, we utilized the Mackey-Glass oscillator as the nonlinear node of the reservoir, with the hip angle of the amputated side serving as the input. The output is the mapped knee angle of the prosthesis. Notably, the output of the reservoir is the linear superposition of the virtual node states, offering significant advantages in terms of high

2024-08-30 收到第 1 稿, 2024-10-16 收到修改稿。

* 国家自然科学基金资助项目(12372065, 12372022), National Natural Science Foundation of China (12372065, 12372022).

† 通信作者 E-mail: zhangxiaoxu@fudan.edu.cn

global convergence and fast convergence speed during training and computing. Furthermore, we deployed the delayed feedback reservoir on the FPGA hardware and utilized serial communication to achieve data interaction with the STM32 microcontroller, allowing for real-time wearability experiments on a powered lower limb prosthesis. The experimental results show that our model achieves a correlation coefficient of 0.8377 between intact limb and prosthesis under normal walking and 0.7436 under perturbation, demonstrating a strong correlation. The jerk value also reflects the model's robust resistance to perturbations, with an average jerk of 47.979 deg/s^3 , which is approximately 31% lower than that of the intact limb. This demonstrates that DFR possesses significant perturbation resistance and enhances the adaptability of lower limb prostheses in different walking scenarios.

Key words delayed feedback reservoir, data-driven modeling, powered lower limb prosthesis, gait coordination, gait control

引言

全球有超过 100 万例截肢患者,几乎每 30 s 就有一例截肢^[1],下肢截肢严重影响了截肢者的正常生活. 目前,使用最广泛的假肢是被动式假肢^[2],而动力假肢能够在穿戴者行走过程中提供更多助力,运动步态更加自然,因此成为下肢假肢研究的热门方向.

动力下肢假肢的步态控制的经典方法是有限状态机^[3]. 该方法假设人体下肢在摆动、站立等数个步态阶段具有不同的平衡位置,进而将动力假肢系统简化为具有切变平衡位置的弹簧阻尼支撑模型. 为实现稳定行走,简化模型弹簧刚度、阻尼系数的调节策略主要有反馈线性化^[4]、自适应动态规划^[5]等. 一方面,基于有限状态机的步态控制方法所需调控参数多、控制过程不连续. 另一方面,在步态遇到干扰或产生快速变化时,有限状态机相位阶段划分的准确性会下降,这将导致上述控制方式的可靠性降低^[6].

为避免上述问题,目前较为广泛采用的动力假肢步态控制策略是基于连续轨迹的运动跟踪,其核心是利用数据驱动建模方法,将假肢穿戴者残肢或健肢侧的运动信号生成假肢运动控制所需的连续目标轨迹,如时滞多项式拟合^[7]、高斯过程回归^[8]等. 这些模型在正常行走(匀速或慢变速步行)的过程中均表现出较好的步态控制效果,但当假肢穿戴者的步态遇到扰动时,上述模型无法对扰动步态形成迅速响应,从而可能导致假肢穿戴者磕绊、摔倒等伤害事故的发生.

储备池计算(RC)是近年来广受关注的新型神

经网络建模方式,它是循环神经网络(RNN)模型的一种变体,在保留 RNN 处理时序信息能力的同时解决了其训练困难的问题. 在 RC 中,输入的时序数据通过由非线性节点构成的循环网络映射到高维空间,而在高维空间中任务的求解比原始空间中更为容易^[9]. 同时,网络中存在的循环结构保留了对过去输入的记忆^[10],使得模型能够学习并利用历史数据,从而达到我们对精度以及抗扰等动态性能的要求. 此外,RC 模型节点之间的连接权重在初始时随机生成,而输出层仅需采用线性回归的方式进行连接权重训练,具有计算简单、全局收敛性好的优点,从而在工程中得到了广泛应用^[11,12].

鉴于储备池简单的训练方式以及良好的收敛性能,目前已经发展出了多种 RC 模型的变体或改进. 例如,时滞反馈储备池(DFR)^[13]使用一个非线性节点替换循环网络,传统 RC 中的空间复用在 DFR 中被时间复用替代^[9]. 同时,时滞的引入使得系统具有高维特性和短时记忆能力^[13],从而拥有比静态映射更强的抗干扰性. 因此,我们考虑使用 DFR 作为假肢步态参考轨迹的生成模型,从而提高假肢控制的精度以及受扰步态下的动态性能.

在先前的研究中,我们已经设计出一款使用 STM32 进行控制的假肢^[14,15],并采用时滞多项式作为假肢步态生成模型,实现了截肢者穿戴假肢的正常行走^[7]. 考虑到 DFR 的计算需求比时滞多项式模型高,且步态控制过程伴随数据传感、分析、滤波等操作,STM32 有可能出现算力不足的情况,无法达到假肢控制所需的控制频率.

调研发现,目前大部分 RC 模型的计算都是基于软件实现,而使用针对特定任务的专用硬件可以

实现比软件更高的处理速度和更低的功耗^[9]。例如, Bai 等^[16]率先使用模拟集成电路实现了 DFR 计算,并被用于低功耗嵌入式应用。现阶段,现场可编程门阵列(FPGA)已经集可编程结构、硬核处理器、专用处理块和片上总线结构等模块于一身,具有更高的可配置性和灵活性^[17],因此有望作为 DFR 实现的理想硬件平台。

综上,本文的研究目的是提出基于 DFR 的假肢步态轨迹生成方法,并采用 FPGA 作为 DFR 模型部署硬件,最终形成动力下肢假肢步态控制的新方案。本文工作的主要贡献在于:首先,构造并验证了将 DFR 用于步态规划的可行性,显著提升了动力假肢在受扰步态下的抗扰能力和动态性能;其次,基于 FPGA 实现了假肢步态动态规划模型的部署,为动力假肢高性能、低功耗控制提供了新的硬件技术架构。

本文结构安排如下:第一节介绍步态协同映射建模方法以及在 FPGA 上的具体实现过程;第二节介绍动力假肢架构以及穿戴实验设置;第三节介绍动力假肢穿戴实验的结果;第四节总结本文的核心科学问题。

1 步态协同映射建模与 FPGA 硬件实现

为使假肢膝关节的目标步态轨迹与截肢者健肢侧运动协同,本文以假肢穿戴者残肢髋关节的运动角度 $\theta_{\text{hip}}(t)$ 为模型输入,进而试图通过时滞储备池模型的训练,获得假肢膝关节的目标步态轨迹 $\theta_{\text{knee}}(t)$ 。

1.1 时滞反馈储备池驱动的映射模型训练

时滞反馈储备池(DFR)的构建过程如图 1 所示,该模型只包含一个非线性节点和一个时滞环,输入的数据通过采样和保持操作传入非线性节点,在非线性节点内部生成储备池的状态。使用储备池的状态训练用于回归和分类的输出层权重。时滞环的延迟时间为 τ ,在时间 τ 内输入储备池的数据保持不变,因此需要对输入的连续时间数据 $\theta_{\text{hip}}(t)$ 进行采样和保持操作,生成的数据流为 $\mathbf{I}(t)_{1 \times 1}$ 。由于 DFR 需要对输入数据进行时间复用,并将其连接到虚拟节点上,因此需要定义一个随机的掩码矩阵 $\mathbf{M}_{N \times 1}$,其中 N 是时间 τ 内定义的等距离的虚拟节点的个数,虚拟节点之间的时间间隔为 θ ,满足

$\tau = N\theta$,每个掩码位 M_i 在时间间隔 θ 内保持不变。因此,总循环时段 $[t_0, t_0 + \tau]$ 内的输入数据就可以表示为 $\mathbf{J}(t_0)_{N \times 1} = \mathbf{M}_{N \times 1} \mathbf{I}(t_0)_{1 \times 1}$ 。同时,在连续时间尺度上输入可以表示为 $J(t)$,它相当于一个在时间 θ 内数值保持恒定的时间连续函数。随后, $J(t)$ 被输入到非线性节点中,非线性节点的控制方程采用无量纲化的 Mackey-Glass 振荡器^[18],即

$$\dot{x}(t) = -x(t) + \frac{\eta \cdot [x(t - \tau) + \gamma \cdot J(t)]}{1 + [x(t - \tau) + \gamma \cdot J(t)]^p} \quad (1)$$

其中 $x(t)$ 表示储备池中节点对于输入数据的瞬态响应, p 表示模型的非线性度, η 表示反馈强度, γ 表示输入缩放尺度。

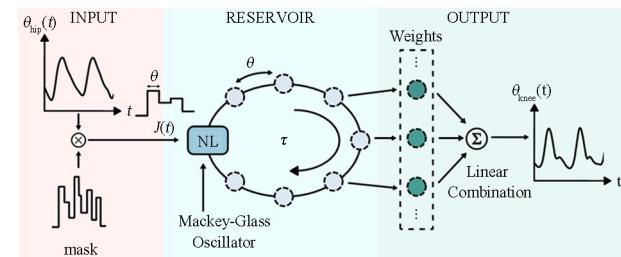


图 1 时滞反馈储备池构建过程。
Fig. 1 Process of constructing DFR.

每经过时间 τ 后,输入数据都会对储备池的状态进行一次更新,用于输出层权重的训练。输出层是 DFR 中唯一需要训练的部分,通常采用线性回归或者岭回归的方式,计算简单,避免了传统 RNN 复杂的训练过程。储备池由虚拟节点的状态 $x(t)$, $x(t + \theta)$, $x(t + 2\theta)$, \dots , $x[(t + N - 1)\theta]$ 构成,其序列记为 $\mathbf{S}(t)$ 。由于动态模型需要一定的时间达到稳定,我们选取去除前 100 步的储备池 $\mathbf{S}(t)$ 用于输出层的训练。输出层的训练方式如下:

$$\min[\|\mathbf{S}(t)\mathbf{W}_{\text{out}} - \theta_{\text{knee}}(t)\|_2 + \|\lambda \mathbf{W}_{\text{out}}\|_2] \quad (2)$$

其中 \mathbf{W}_{out} 是输出层权重, $\theta_{\text{knee}}(t)$ 是实测得到的膝关节角度, λ 是岭系数。训练好的模型可以用于回归或者分类问题。训练完成后,我们使用测试集中的数据评估模型的性能,计算公式如下:

$$\hat{\theta}_{\text{knee}}(t) = \mathbf{S}(t)\mathbf{W}_{\text{out}}^* \quad (3)$$

其中 $\hat{\theta}_{\text{knee}}(t)$ 表示映射得到的膝关节角度, $\mathbf{W}_{\text{out}}^*$ 是训练得到的最优输出层权重。

我们采集了一名健康被试(被试 1: 170 cm, 68 kg)的扰动步态数据,用于评价 DFR 在遇到扰动时的映射效果以及和其他步态轨迹生成方法进行了比较。式(1)所示 Mackey-Glass 模型中无量纲

的非线性度 $p=2$ 、反馈强度 $\eta=0.94$ 、输入缩放尺度 $\gamma=0.54$ 、时滞 $\tau=3$, DFR 中虚拟节点数 N 的取值是 300。按照式(2)所示目标函数训练得到的步态协同映射结果如图 2 所示。我们选择时滞多项式拟合(MLPoly4)模型^[7]和 DFR 进行了对比, 得到的结果如图 2(a)所示。可以看出在遇到扰动时(11.5~13 s), DFR 仍然能够保持较好的映射效果, 而 MLPoly4 则不能较好地映射到真实值, 体现出 DFR 良好的抗扰动性。

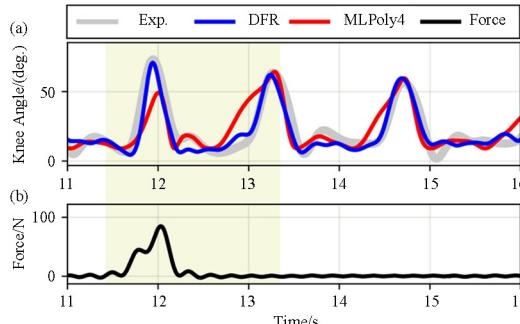


图 2 时滞储备池对于扰动步态的响应以及和 MLPoly4 的对比:
(a)膝关节角度真实值和使用 DFR、MLPoly4 映射得到的膝关节角度时间历程;(b)扰动的时间历程

Fig. 2 The response of delayed feedback reservoir to perturbations and the comparison with SOTA (MLPoly4): (a) Time evolution of the experimental knee angle and the mapped knee angle derived from DFR and MLPoly; (b) Time evolution of perturbations

1.2 DFR 步态映射模型的 FPGA 实现

由于 FPGA 的高性能和抗干扰性, 我们选择 FPGA 作为参考轨迹的硬件实现平台, 以达到假肢控制所需的精度和频率要求。我们使用了由双核 ARM Cortex-A9 为核心构成的处理系统和 FPGA 组合而成的 Zynq-7000 All Programmable SoC (ZYNQ) 作为开发板, 系统实现架构如图 3 所示。我们采用了软硬件结合的方法, 硬件部分采用 Verilog 语言进行开发, 软件部分采用 C/C++ 作为开发语言。ZYNQ 分为处理系统部分和 FPGA 部分, 处理系统部分将输入的浮点数数据转换为定点数后传输到 FPGA 中, 在 FPGA 实现储备池, 完成髋关节—膝关节角度的映射。映射得到的定点数膝关节角度传递到处理系统部分, 由处理系统进行后处理, 转换为浮点数数据。ZYNQ 将软硬件可编程性进行了结合, 具有比单独的 FPGA 更好的灵活性和可扩展性。同时 FPGA 构建的开发平台更为灵活, 方便模型的升级与完善。

考虑到假肢控制需要较高的精度与较高的实时性, 在 FPGA 中, 我们使用定点数进行 DFR 的

构建。输入数据和输出数据的数字表示精度对系统的最终性能有重要的影响^[19]。因此, 在平衡了精度和硬件使用面积的情况下, 选择 16 位有符号定点数, 其中 1 位表示符号位, 2 位表示整数, 13 位表示小数, 数值以补码的形式表示。使用补码的优势在于其计算方便, 符号位直接参与运算, 除了除法计算, 加法、减法和乘法操作都可以在一个时钟周期内完成。

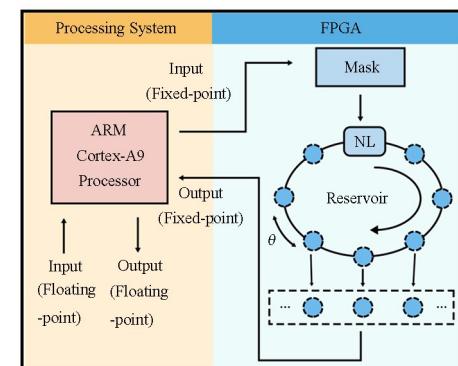


图 3 ZYNQ 架构图
Fig. 3 ZYNQ architecture

在 DFR 的实现中, 最为重要的是维护一个储备池状态的矩阵, 它记录了储备池中参数随输入的变化。我们选择具有固有延迟特性和丰富内在动态^[20] 的 Mackey-Glass 方程作为储备池的控制方程, 储备池的状态使用寄存器进行储存。每当 ZYNQ 收到一个髋关节的角度信号, 储备池就会根据掩码对信号进行预处理, 然后输入到非线性节点中进行储备池状态的更新。一轮更新结束后, 根据预先传输的输出层权重计算映射得到的膝关节角度, 使用该角度进行后续的假肢控制。

16 位定点数的使用虽然节省了硬件空间, 但是会引入量化噪声, 导致数据并不能完全精确地表示。同时, 为了防止不精确的数据对假肢控制造成的影响, 我们使用了 15 点均值平滑滤波, 提高了模型的精度, 同时不会占用过大的硬件面积, 平衡了精度和硬件消耗。

2 动力下肢假肢穿戴测试

2.1 动力下肢假肢控制架构

在之前的研究工作中, 本课题组已经研究出一款动力膝关节假肢^[7,14], 假肢以及控制架构如图 4 所示。该假肢使用 STM32F407 微处理器作为控制器, 通过执行机构驱动电机执行指令。在控制过程

中,控制器通过IMU传感单元采集髋关节的角度,通过CAN通信传递给STM32,再由STM32通过UART传递给ZYNQ进行膝关节角度的映射.在ZYNQ上,我们使用了EMIO扩展了封装的串口,无需使用电平转换芯片,便于和STM32的串口进行连接.在通信方式的选择上,由于ZYNQ只需要执行膝关节角度计算这一单一任务,同时STM32在获取到映射得到的膝关节角度之前无法执行其他的命令,因此两端都采用了串口轮询的方式进行通信.假肢在膝关节和踝关节处分别包含一个高扭矩电机用于关节的驱动. STM32获取ZYNQ映射得到的膝关节角度后通过CAN通信传递给执行机构进行电机的控制. 同时,采用联合编码器测量得到的膝关节电机角度反馈给STM32进行后续的控制. STM32的控制频率保持在100 Hz,ZYNQ中PL端的时钟保持在100 MHz. 控制中采集到的角度数据通过UART传递给PC.

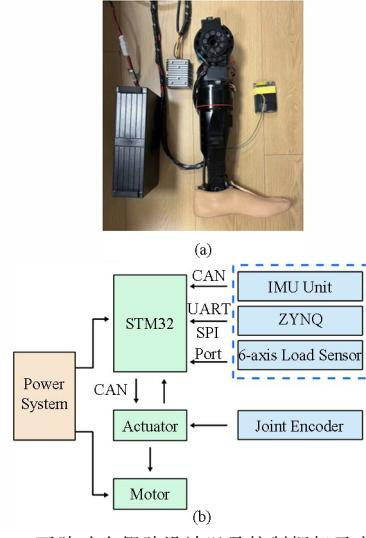


图4 下肢动力假肢设计以及控制框架示意图:
(a)下肢假肢照片;(b)假肢控制框架图

Fig. 4 Design and control architecture of powered limb prosthesis;
(a)Photo of lower limb prosthesis;(b)Prosthetic control frame diagram

2.2 穿戴测试实验设置

我们选取了一名大腿截肢被试(被试2:170 cm, 68 kg)进行了假肢实验,该被试右大腿截肢,残肢占大腿比例为60%,穿戴假肢年限为25年.该实验经复旦大学伦理委员会批准(批件号:FE232621),实验流程示意图如图5所示.截肢被试以恒定的速度在跑步机上穿戴假肢行走.在行走过程中随机施加扰动,被试的步态数据使用动作捕捉系统和位于假肢上的STM32、记录被试在扰动时10个周期的平均步态;(e)假肢和健肢的膝关节角度时间历程;(f)两侧

以2.5 km/h和3.0 km/h的步速穿戴假肢在跑步机上行走,行走过程中施加被试体重10%~20%范围内的随机扰动.跑步机的两侧有扶手,用于防止摔倒.被试身上粘贴反光靶点,使用动作捕捉系统采集健肢的角度数据.假肢侧的数据通过串口传输到PC上进行记录.

实验过程中除了随机扰动外被试没有受到其他的干扰.每个步速施加10次扰动,实验获得的假肢侧和健肢侧的数据用于之后的处理和分析.

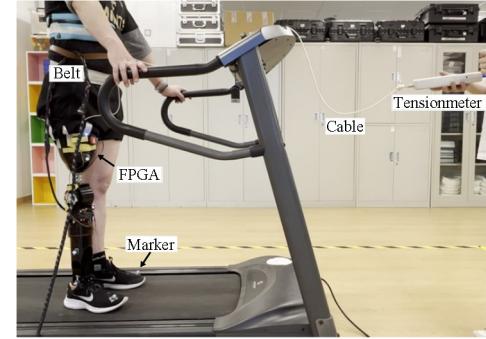


图5 实验设置
Fig. 5 Experimental setup

3 实验结果

我们使用跃度指标评价生成轨迹的平滑程度.同时,由于我们模型的目的是尽可能使假肢模仿健全人在遇到扰动时的步态,因此我们使用相关系数评价假肢侧和健肢侧的步态的相关程度.3.0 km/h下的实验结果如图6所示.图6(a)和图6(b)分别显示了健肢和假肢在未受到扰动时的20个周期的步态数据和平均步态数据,图6(c)和图6(d)显示了受到扰动时健肢和假肢10个周期的步态数据以及平均步态,蓝线表示不同行走状态下的平均步态数据.我们计算了2.5 km/h、3.0 km/h步速下假肢侧和健肢侧平均步态的皮尔森相关系数,在未受到扰动时步态的平均相关系数为0.8377,受到扰动时为0.7436,表现出了较强的相关性.图6(e)~(f)显示了被试在63~68 s时受到扰动的步态以及步态的跃度,可以看出在遇到扰动时(64~65 s)假肢侧的变化较为平缓,跃度较小,体现了模型的抗干扰性.我们计算了两个步速下的跃度平均值和标准差,得到结果为健肢侧平均跃度值为69 939,标准差为233 764;假肢侧平均值为47 979,标准差为85 783,

图6 3.0 km/h下的实验结果:(a)、(b)健肢和假肢在没有受到扰动时20个周期的步态数据;(c)、(d)健肢和假肢在受到扰动时10个周期的平均步态;(e)假肢和健肢的膝关节角度时间历程;(f)两侧

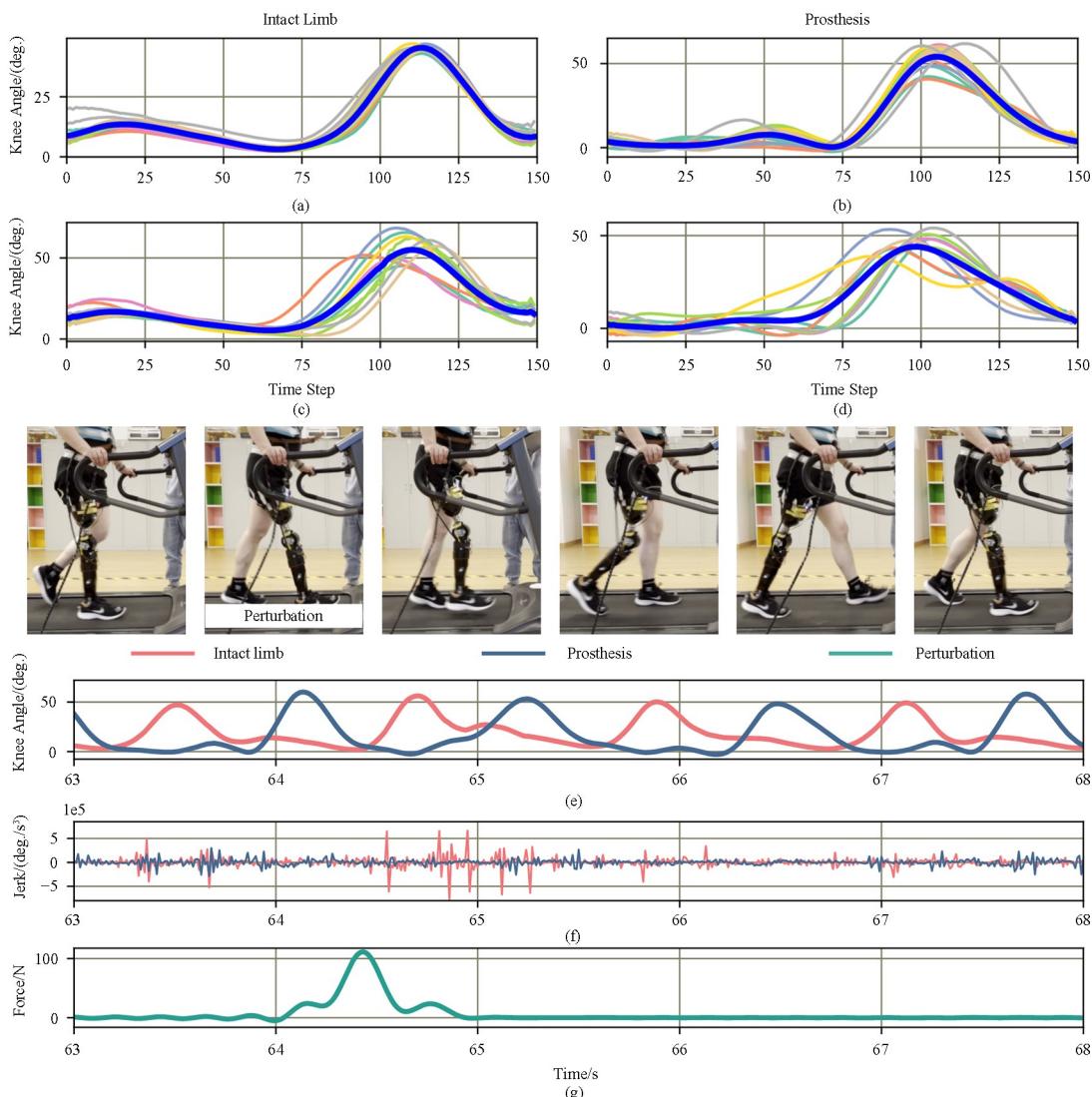


Fig. 6 Experimental results at 3.0 km/h: (a), (b) The average gait data of the intact limb and the prosthesis over 20 cycles when no perturbations are applied; (c), (d) The average gait data of the intact limb and the prosthesis over 10 cycles when encountering perturbations; (e) Time evolution of knee angle of both intact limb and prosthesis; (f) Jerk data from both sides; (g) Time evolution of perturbations

均能体现出假肢侧变化较为平缓,对受到的扰动不敏感。

4 结论

本文介绍了一种基于时滞反馈储备池(DFR)模型生成假肢控制所需参考步态轨迹的新方法,并构建了DFR模型的FPGA硬件实现架构。假肢的验证实验表明,该模型可以很好地模拟健肢侧在正常行走时的步态。特别是在遇到扰动时,由于DFR模型动态特性的滤波效果,假肢侧表现出较健肢侧更为平滑的步态,体现了DFR模型的抗干扰性。同时,将模型部署在FPGA上可以提高模型的运行速度,即使在使用较大的模型时也可以达到假肢的控制频率。在假肢上使用时滞反馈储备池可以进一

步提高假肢的控制精度和抗扰动性,为未来假肢控制提供了一种可行的解决方案。

参考文献

- [1] ASIF M, TIWANA M I, KHAN U S, et al. Advancements, trends and future prospects of lower limb prosthesis [J]. IEEE Access, 2021, 9: 85956–85977.
- [2] GEHLHAR R, TUCKER M, YOUNG A J, et al. A review of current state-of-the-art control methods for lower-limb powered prostheses [J]. Annual Reviews in Control, 2023, 55: 142–164.
- [3] LAWSON B E, RUHE B, SHULTZ A, et al. A powered prosthetic intervention for bilateral trans-

femoral amputees [J]. *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering*, 2015, 62(4): 1042–1050.

[4] GREGG R D, LENZI T, HARGROVE L J, et al. Virtual constraint control of a powered prosthetic leg: from simulation to experiments with transfemoral amputees [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2014, 30(6): 1455–1471.

[5] WEN Y, SI J, GAO X, et al. A new powered lower limb prosthesis control framework based on adaptive dynamic programming [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2017, 28(9): 2215–2220.

[6] THATTE N, SHAH T, GEYER H. Robust and adaptive lower limb prosthesis stance control via extended Kalman filter-based gait phase estimation [J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2019, 4(4): 3129–3136.

[7] LV Y, XU J, FANG H B, et al. Data-mined continuous hip-knee coordination mapping with motion lag for lower-limb prosthesis control [J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2022, 30: 1557–1566.

[8] ESLAMY M, OSWALD F, SCHILLING A F. Estimation of knee angles based on thigh motion: a functional approach and implications for high-level controlling of active prosthetic knees [J]. *IEEE Control Systems Magazine*, 2020, 40(3): 49–61.

[9] ORTÍN S, PESQUERA L. Reservoir computing with an ensemble of time-delay reservoirs [J]. *Cognitive Computation*, 2017, 9(3): 327–336.

[10] SCHUMACHER J, TOUTOUNJI H, PIPA G. An introduction to delay-coupled reservoir computing [C]//Artificial Neural Networks. Cham, Switzerland: Springer, 2015: 63–90.

[11] SUN L, WANG Z, JIANG J, et al. In-sensor reservoir computing for language learning via two-dimensional memristors [J]. *Science Advances*, 2021, 7(20): eabg1455.

[12] GAUTHIER D J, BOLLT E, GRIFFITH A, et al. Next generation reservoir computing [J]. *Nature Communications*, 2021, 12(1): 5564.

[13] APPELTANT L, SORIANO M C, VAN DER SANDE G, et al. Information processing using a single dynamical node as complex system [J]. *Nature Communications*, 2011, 2: 468.

[14] ZHANG W, LV Y, ZHANG X X, et al. Dynamic model refining and identification for accurate gait control of a powered knee-ankle prosthesis [J]. *Nonlinear Dynamics*, 2024, 112 (19): 16871–16889.

[15] 张稳, 吕阳, 徐鉴, 等. 基于库伦—粘性摩擦模型的大腿假肢动力学参数辨识 [J]. 动力学与控制学报, 2024, 22(2): 68–76.

ZHANG W, LV Y, XU J, et al. Dynamic parameter identification for an ankle-knee prosthesis with coulomb-viscous friction [J]. *Journal of Dynamics and Control*, 2024, 22(2): 68–76. (in Chinese)

[16] BAI K, YI Y. DFR: An energy-efficient analog delay feedback reservoir computing system for brain-inspired computing [J]. *ACM Journal on Emerging Technologies in Computing Systems*, 2018, 14(4): 45.

[17] TAMBARA L A, KASTENSMIDT F L, MEDINA N H, et al. Heavy ions induced single event upsets testing of the 28 nm Xilinx Zynq-7000 all programmable SoC [C]//2015 IEEE Radiation Effects Data Workshop (REDW). New York: IEEE, 2015.

[18] MACKEY M C, GLASS L. Oscillation and chaos in physiological control systems [J]. *Science*, 1977, 197(4300): 287–289.

[19] SORIANO M C, ORTÍN S, KEUNINCKX L, et al. Delay-based reservoir computing: noise effects in a combined analog and digital implementation [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2015, 26(2): 388–393.

[20] LI J, BAI K, LIU L, et al. A deep learning based approach for analog hardware implementation of delayed feedback reservoir computing system [C]//2018 19th International Symposium on Quality Electronic Design. New York: IEEE, 2018.