**摘** **要**

人口老龄化已经成为我国近年来持续面临的主要挑战之一，康复辅助机器 人有望在未来发挥重要作用，并为应对人口老龄化问题提供有力的支持。在康复 辅助机器人的人机交互系统设计中，需要综合考虑安全性和个体适应性是其区 别于其他种类机器人的主要特征。然而，这两者往往是相悖的，过分强调安全排 除一切可能造成风险的不确定性因素会导致机器人倾向于保守进而降低使用者 体验。另一方面，人类行为虽然在许多方面明显有规则约束并且可预测，但它也 始终是可变的、个体的，甚至是随机的，将更多使用者的自主行为引入交互系统 中则会导致系统存在不可控的风险。通过有效地应对人机交互中的不确定性，康 复辅助机器人能够根据患者的需求和反馈进行个性化调整，从而实现康复辅助 机器人在个体适应性和安全性之间的最佳平衡。目前，共享自主方法已被证实为 应对上述问题的一种有效的解决方案。通过对人类行为进行概率建模，共享自主 系统可以有效地将人机交互过程中的不确定性因素利用起来，进而自适应地调 整系统的行为和响应，对于提高辅助系统性能和用户体验至关重要。本文围绕共 享自主方法，从机器人行为建模方法出发，对闭环人机交互过程中存在的不确定 性因素进行了分析。通过搭建实验平台，深入探讨和研究了其在以下三个典型场 景中的应用潜力与挑战：（ 1）定制化人机交互接口在移动辅助机器人操控中的自 适应交互指令解码。基于一个自主开发的新型柔性可穿戴人机交互接口，通过显 式表达人机交互过程中的不确定性，分别开发了用于交互指令生成的两种数据 解码方法：确定性直接数据映射解码方法，以及不确定性意图推理解码方法。此 外，我们将用户在使用确定性数据映射解码方式操控光标的先验表现集成到一 个共享自主系统的非线性仲裁函数中，提出了一种自适应切换数据解码方法。实 验证明，其不仅提高了使用者操控命令生成的准确性，同时保证了数据解码方法 的动态性能以适应不同任务的要求；（2）站立辅助机器人中被辅助对象的运动交 互意图自适应。针对人类在完成坐立运动时的移动速度不确定性，我们通过运动 捕捉设备采集真实场景下的人体坐立离线运动数据，建立了一个由概率化离散 动态运动基元表征的先验技能库。根据当前对被辅助对象下肢运动的部分观测， 通过将运动时间估计看做一个系统参数辨识问题，基于期望最大化算法迭代优 化计算模型时间缩放参数，实现了连续的人体坐立运动时间估计。所提出方法可 以通过一个估计置信度水平量化指标嵌入一个共享自主系统中，进而实现辅助 机器人的在线运动轨迹的稳定优化；（3）用于偏态步态康复的主动式膝关节辅助 机器人自适应运动轨迹规划方法。围绕一个用于偏瘫患者步态对称性康复训练 的主动式膝关节矫形器原型样机，我们详细地介绍了一种通过学习偏瘫患者健

侧步态特征并用于患侧执行器轨迹规划的在线对称步态轨迹生成方法。该方法 通过融合节律型动态运动基元与一个耦合自适应非线性频率振荡器，实现了步 态运动周期轨迹的在线的编码/解码以及步态相位的自适应延迟。此外，通过离 线采集健康人群的步行示教数据，设计了一个带有先验步态技能库的共享自主 系统。在非结构化环境下，其通过自适应地分析和仲裁来自健侧下肢的实时用户 自主输入，从而最大程度地减轻输入不确定性对步态运动轨迹生成过程的影响。

**关键词**：康复机器人 辅助机器人 人机交互 共享自主

**ABSTRACT**

The aging population has become one of the main challenges that China has faced in recent years. Rehabilitation assistive robots are expected to play an important role in the future, providing strong support to address the aging population issue. In the design of human-machine interaction systems for rehabilitation assistive robots, safety and in- dividual adaptability must be comprehensively considered, which are the main features that distinguish these robots from other types. However, these two factors are often contradictory; overemphasizing safety to eliminate all potential risk factors can lead to a conservative approach that reduces the user experience. On the other hand, although human behavior is largely rule-bound and predictable, it is also variable, individual, and even random. Introducing more user autonomy into the interaction system can lead to uncontrollable risks. By effectively addressing uncertainties in human-machine inter- action, rehabilitation assistive robots can make personalized adjustments based on the needs and feedback of patients, thus achieving an optimal balance between individual adaptability and safety. Currently, the shared autonomy approach has been proven to be an effective solution to the above issues. By probabilistic modeling of human behavior, shared autonomous systems can effectively use uncertain factors in human-machine in- teraction to adaptively adjust the system’s behavior and response, which is crucial for enhancing the performance of assistive systems and user experience. This paper focuses on the shared autonomy approach and, starting from the method of robot behavior mod- eling, analyzes the uncertainties in the closed-loop human-machine interaction process.

By building an experimental platform, the potential applications and challenges in the

following three typical scenarios are explored and studied in depth: (1) Adaptive in- teraction commands decoding for a customized human-machine interaction interface in the control of a mobile assistive robot. Based on a newly developed flexible wear- able human-machine interaction interface, two decoding methods for generating inter- action commands are developed: a deterministic direct data mapping decoding method and an uncertainty intention reasoning decoding method. In addition, we integrate the user’s prior performance in using the deterministic data mapping decoding method into a shared autonomous system’s nonlinear arbitration function, proposing an adaptive data decoding method for switching. Experiments have proven that this not only improves the accuracy of command generation by users but also ensures the dynamic performance

of data decoding methods to meet the requirements of different tasks; (2) Adaptive mo-

tion interaction intention in standing assistive robots. In response to the uncertainty of the moving speed when humans perform sitting and standing movements, we use motion capture equipment to collect offline movement data of human sitting and standing in real scenarios,creating a prior skill library characterized by probabilistic discrete dynamic movement primitives. Based on partial observations of the lower limb movements of the assisted subject, viewing the movement time estimation as a system parameter iden- tification problem, we iteratively optimize the model’s time scaling parameters using the Expectation-Maximization algorithm to achieve continuous human sitting and standing movement time estimation. The proposed method can embed an estimated confidence level quantification index into a shared autonomous system, thereby achieving stable optimization of the assistive robot’s online motion trajectory; (3) An adaptive motion trajectory planning method for an active knee joint assistive robot for asymmetrical gait rehabilitation. Focusing on a prototype model of an active knee joint orthosis for symmetry training of hemiplegic patients’ gait, we introduce an online symmetric gait trajectory generation method in detail, which learns the gait features of the healthy side of the hemiplegic patients and applies it to the actuator trajectory planning on the af-

fected side. This method, by fusing rhythmic dynamic movement primitives with a coupled adaptive nonlinear frequency oscillator, achieves online encoding/decoding of gait movement cycle trajectories and adaptive delay of gait phase. In addition, by col- lecting offline walking demonstration data from healthy population groups, a shared autonomous system with a prior gaitskill library is designed. In unstructured environ- ments, it adaptively analyzes and arbitrates real-time user inputs from the influential limb, thereby minimizing the impact of input uncertainty on the gait motion trajectory generation process.

**Key Words**: Rehabilitation Robot, Assistive Robot, Human-Robot Interaction,

Shared Autonomy

**目** **录**

第 1 章 [绪论](#bookmark1) [1](#bookmark1)

1.1 [研究背景与意义](#bookmark2) [1](#bookmark2)

1.2 [康复辅助机器人研究现状](#bookmark3) [2](#bookmark3)

1.2.1 [关节运动辅助机器人](#bookmark4) [2](#bookmark4)

1.2.2 [移动辅助机器人](#bookmark5) [4](#bookmark5)

1.2.3 [功能性辅助机器人](#bookmark6) [6](#bookmark6)

1.3 [人-机器人交互感知系统研究现状](#bookmark7) [8](#bookmark7)

1.4 [研究发展动态分析](#bookmark8) [13](#bookmark8)

1.5 [研究内容及章节结构安排](#bookmark9) [15](#bookmark9)

1.6 [本章小结](#bookmark10) [16](#bookmark10)

第 2 章 [研究理论基础](#bookmark11) [17](#bookmark11)

2.1 [闭环人机交互过程的不确定性分析](#bookmark12) [17](#bookmark12)

2.1.1 [机器人行为建模](#bookmark13) [17](#bookmark13)

2.1.2 [闭环人机交互过程](#bookmark14) [20](#bookmark14)

2.2 [人机共享自主](#bookmark15) [22](#bookmark15)

2.3 [运动技能模仿学习](#bookmark16) [25](#bookmark16)

2.3.1 [离散动态运动基元](#bookmark17) [26](#bookmark17)

2.3.2 [节律动态运动基元](#bookmark18) [27](#bookmark18)

2.3.3 [动态运动基元的学习](#bookmark19) [27](#bookmark19)

2.4 [本章小结](#bookmark20) [29](#bookmark20)

第 3 章 [柔性可穿戴体-机交互接口的自适应解码方法](#bookmark21) [30](#bookmark21)

3.1 [研究动机](#bookmark22) [30](#bookmark22)

3.2 [柔性体-机交互系统设计](#bookmark23) [32](#bookmark23)

3.2.1 [人体肩部肌肉骨酪模型](#bookmark24) [33](#bookmark24)

3.2.2 [交互系统硬件设计](#bookmark25) [34](#bookmark25)

3.3 [传感器数据处理与解码](#bookmark26) [36](#bookmark26)

3.3.1 [基于确定性规则映射的数据解码](#bookmark27) [37](#bookmark27)

3.3.2 [基于不确定性意图推理的数据解码](#bookmark28) [39](#bookmark28)

3.3.3 [基于共享自主的自适应命令映射解码切换](#bookmark29) [41](#bookmark29)

3.4 [实验流程与设置](#bookmark30) [45](#bookmark30)

3.4.1 [标准目标到达实验任务流程](#bookmark31) [45](#bookmark31)

3.4.2 [实验一：不同传感器配置模式用于意图推理的消融对比实验](#bookmark32) [46](#bookmark32)

3.4.3 [实验二： 目标达到任务中不同交互解码方法的比较](#bookmark33) [46](#bookmark33)

3.4.4 [实验三：虚拟电动轮椅驾驶任务中不同交互解码方法的比较](#bookmark34) [46](#bookmark34)

3.5 [实验结果与分析](#bookmark35) [47](#bookmark35)

3.5.1 [交互效果评价量化指标](#bookmark36) [47](#bookmark36)

3.5.2 [最优传感器配置模式](#bookmark37) [47](#bookmark37)

3.5.3 [三种解码方法的实验表现与分析](#bookmark38) [49](#bookmark38)

3.5.4 [用户研究：在目标到达任务中参与者表示更喜欢基于共享自主系统](#bookmark39)

[的自适应切换解码方法](#bookmark39) [53](#bookmark39)

3.5.5 [用户研究：在虚拟电动轮椅驾驶任务中，参与者更喜欢直接规则映射](#bookmark40)

[和基于共享自主自适应切换的解码方法而不是意图推理](#bookmark40) [53](#bookmark40)

3.6 [本章小结](#bookmark41) [53](#bookmark41)

第 4 章 [基于模型匹配的机器人辅助人体坐立运动时间自适应](#bookmark42) [55](#bookmark42)

4.1 [研究动机](#bookmark43) [55](#bookmark43)

4.2 [自适应辅助轨迹优化框架](#bookmark44) [57](#bookmark44)

4.2.1 [坐立辅助人机褐合动力学模型](#bookmark45) [57](#bookmark45)

4.2.2 [基于共享自主的轨迹优化策略](#bookmark46) [57](#bookmark46)

4.3 [概率化的动态运动基元（PDMP）](#bookmark47) [59](#bookmark47)

4.4 [基于期望最大化算法的人体坐立运动时间预测](#bookmark48) [61](#bookmark48)

4.4.1 [期望最大化算法](#bookmark49) [61](#bookmark49)

4.4.2 [基于 EM 算法的 PDMP 模型时间缩放参数优化](#bookmark50) [62](#bookmark50)

4.4.3 [基于先验知识库的人体坐立运动时间意图估计](#bookmark51) [66](#bookmark51)

4.5 [实验与分析](#bookmark52) [68](#bookmark52)

4.5.1 [实验环境设置](#bookmark53) [68](#bookmark53)

4.5.2 [基于三自由度 PDMP 的坐立动作表征](#bookmark54) [68](#bookmark54)

4.5.3 [实验结果](#bookmark55) [70](#bookmark55)

4.6 [本章小结](#bookmark56) [73](#bookmark56)

第 5 章 [主动膝关节矫形器交互式自适应运动参考轨迹生成](#bookmark57) [75](#bookmark57)

5.1 [研究动机](#bookmark58) [75](#bookmark58)

5.2 [主动式膝关节矫形器系统设计](#bookmark59) [77](#bookmark59)

5.2.1 [主动式膝关节矫形器硬件结构](#bookmark60) [77](#bookmark60)

5.2.2 [轨迹生成算法框架](#bookmark61) [78](#bookmark61)

5.3 [基于共享自主系统的交互式对称步态轨迹生成](#bookmark62) [79](#bookmark62)

5.3.1 [步态相位跟踪](#bookmark63) [80](#bookmark63)

5.3.2 [步态行为表征](#bookmark64) [81](#bookmark64)

5.3.3 [步态技能库](#bookmark65) [82](#bookmark65)

5.3.4 [共享自主系统](#bookmark66) [82](#bookmark66)

5.3.5 [步态轨迹解码](#bookmark67) [84](#bookmark67)

5.4 [实验与分析](#bookmark68) [84](#bookmark68)

5.4.1 [实验评估与分析指标](#bookmark69) [85](#bookmark69)

5.4.2 [步态技能库的建立](#bookmark70) [86](#bookmark70)

5.4.3 [在不同人机信任参数  设置下的轨迹生成](#bookmark71) [86](#bookmark71)

5.4.4 [不同任务下的轨迹生成](#bookmark72) [88](#bookmark72)

5.4.5 [主动式膝关节矫形器辅助步行实验](#bookmark73) [88](#bookmark73)

5.5 [本章小结](#bookmark74) [90](#bookmark74)

第 6 章 [总结与展望](#bookmark75) [91](#bookmark75)

[参考文献](#bookmark76) [93](#bookmark76)

**第** **1 章** **绪** **论**

1.1 研究背景与意义

近年来，我国持续面临人口老龄化问题。根据《2021 年度国家老龄事业发 展公报》的数据[[1](#bookmark77)]， 到 2021 年末，全国有 60 岁及以上的老年人口达到 26736 万，占总人口的 18.9%；65 岁及以上的老年人口为 20056 万，占总人口的 14.2%， zhihu65 岁及以上老年人口的抚养比为 20.8%。《中国养老服务蓝皮书（2012— 2021）》[[2](#bookmark78)]显示，2015年我国失能和部分失能老人人数约为 4063 万，占老年人口 的 18.3%。预计到 2025 年，失能老人人数将增至 7279.22 万，到 2030 年将达到 1 亿。目前，独居或空巢老人数量已达到 1.18 亿。多数情况下，由于子女与老人 分居，老人主要获得的是经济支持，而非生活照料和情感陪伴等家庭式养老支 持，这一状况严重影响了独居或失能老人的生活质量。因此，针对老年和残疾人 群的康复辅助机器人的研发对于减轻社会养老压力、提高失能老人的独立生活 能力和自信心具有极其重要的意义。

康复辅助机器人一般用于辅助或扩展人类的运动和/或认知能力，主要面向 对象为：体弱的老人、截肢者和其他患有脊髓损伤、中风等疾病的人群。近年来， 我国先后颁布了《中国制造 2025[》[3](#bookmark79)]、《“健康中国 2030[”规划纲要》[4](#bookmark80)]等文件，重 点支持康复辅助机器人产业发展。辅助机器人一般需要其拥有智能化和鲁棒性 以维持系统的安全高效性和灵活性，通过集成在线信息处理机制，机电一体化和 先进的人机交互接口与人进行物理或者其他感官接触。尽管近年来机器人技术 以及模式识别技术取得了巨大的进展，在辅助机器人领域，我们仍远未为机器人 提供完全的自主权，从而使它们能够在动态变化的环境中能够处理更多的情况。

近年来，以机器学习和深度学习为代表的机器智能技术的快速发展并取得 显著成果。然而，随着数据量增加，“智能提升” 逐渐减弱。与此同时，人工智能 系统与人类之间的互动关系变得更加广泛和复杂[[5](#bookmark81)]。相较于人类智能，机器智 能通常根据当前对外部环境的感知给出确定性的决策，灵活程度低且容易受到 感知系统输入不确定性的影响导致决策失败。然而，机器决策在动态变化的环境 下往往可以产生高维度的操控指令并作出最优的决策，进而保证系统的整体安 全高效。然而，在大多数辅助机器人应用中，通常都由人类操作者操作或监督机 器人。在康复辅助机器人系统中，使用者一般都存在显著认知和运动障碍，通常 仅能使用有限离散的交互接口导致基于交互界面的人类决策输入存在更高程度 的交互不确定性，容易造成意外情况出现。相较于机器智能，人类操作者能够提 供优越的情境感知、逻辑和解决问题的能力，但这也提出了一个核心问题：在需 要保证安全可靠性的人-辅助机器人交互系统中，我们应当怎样处理用户的交互

输入的不确定性。

在物理人-机器人交互领域，机器自主是一种手段，而不是目标， 自主级别 因应用领域的不同存在差异。与智能控制器共享机器人系统的控制，可以让人 类在执行任务时减少认知和身体上的工作量，在另一方面机器智能又能够在一 定程度上纠正使用者的错误输入。在 “通用人工智能” 时代真正到来之前，人机 混合将长期存在于辅助机器人系统中[[6](#bookmark82)]。因此，如何在康复辅助机器人中动态 处理人类交互输入不确定性，对于提高康复辅助机器人系统的鲁棒性和安全性， 减轻使用者负担，促进相关技术应用落地具有重要意义。

1.2 康复辅助机器人研究现状

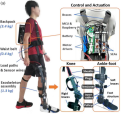
康复辅助机器人技术旨在为残疾患者提供支持，使他们能够更独立地进行 日常生活活动（ADL）。例如，移动、抓握和处理物体、进食等。目前该领域的 的研究涉及机械，信息，控制，计算机，医学等多个学科，是当前机器人研究领 域的热点。目前的辅助设备如电动轮椅、辅助机械臂、上肢或下肢外骨骼机器人 和主动矫形器，对于帮助那些有严重运动障碍的人改善独立生活能力、减轻家庭

照护负担至关重要。

1.2.1 关节运动辅助机器人

关节运动辅助机器人的主要代表为主动矫形器与外骨骼机器人，经过数代 发展，研究涌现出多种拥有不同驱动方式和控制方法的系统。其中物理人机交互 控制系统是其核心部分，需要系统能够实时感知用户的运动意图和姿态，并根据 这些信息控制机器人的动作，常用的控制方法包括基于模型的控制、基于传感器 的控制和混合控制等。目前，相关研究更加强调在多学科领域的整合，包括生物 力学、机器人工程、神经科学等多个学科的交叉，推动了该领域的不断创新。相 较于外骨骼机器人，主动式矫形器和智能假肢主要用于帮助患者恢复行走能力， 改善步态，减轻关节负担等，通常采用被动式或半主动式驱动方式，即根据患者 的步态自动调整其支撑力和运动模式。而下肢外骨骼机器人则采用全主动式驱 动方式，可以根据患者的需求和外部指令进行精确的运动控制，并用于康复训 练、提高运动能力、增强体力等。

相对于需要携带自己的电池和执行器的完整外骨骼来说，主动矫形器作为 一种靶向型外骨骼机器人普遍都有更低质量和转动惯量， 因此驱动器的输出功 率可以更多用于为用户提供辅助而不是补偿自身重量[[7](#bookmark83)-[8](#bookmark84)]。其一般多为单关节结 构，在保留使用者一部分自由活动能力的前提下通过驱动器辅助特定关节来完 成运动动作，其可分为髋关节、膝关节或踝关节辅助系统[[9](#bookmark85)]。在步行中，膝关节

主要是一个自由阻尼关节，在摆动阶段几乎处于锁定状态，而在支撑阶段则与之 相反；髋关节和踝关节主要与摆动阶段的动态处理和支撑阶段的地面推进有关。 目前主动式矫形器的控制方式主要有基于自适应振荡器的控制、基于模型的控 制、基于预定义步态模式动作以及基于强化学习与在线优化等四种方式[[10](#bookmark86)] 。

图[1.1](#bookmark87)展示了部分高校和公司研发的外骨骼式辅助机器人。[Ronsse 等人[11](#bookmark88)]开 发的 LOPES 机器人最先使用了自适应非线性振荡器实现了髋、膝关节辅助。它 通过利用自适应振荡器池来提取髋关节角度的相位和频率，再将这些相位及髋关 节角度信息输入到核心滤波器中，实现对髋关节角度的无延迟估计。然后，计算 出所需的关节扭矩，以便驱动髋关节移动至预测的下一个位置。此外，与 LOPES 机器人类似，ALEX 系列机器人[[12](#bookmark89)-[14](#bookmark90)]也基于髋关节的运动特征实现了在线步态 分析并为使用者施加髋关节辅助扭矩。基于模型的控制方式主要赖于建立人机 耦合物理模型来确定执行器的输出。在人形机器人领域，基于模型的控制系统 策略通常需要充分考虑完整的机器人动力学。然而，在辅助机器人领域，模型有 所不同，主要区别在于系统中引入了人类。其中，一个关键因素是对人与环境 之间的接触进行建模[[15](#bookmark91)]。基于一个单自由度下肢辅助机器人，Aguirre-Ollinger 等人[[16](#bookmark92)]提出了一种人体-外骨骼导纳控制模型，其生成的参考轨迹通过一个由 LQR 和积分项组成的闭环控制器进行跟踪。通过将外骨骼机器人的动力学模型 [分解为摆动相和支撑相，王立坤等人[17](#bookmark93)]提出一种基于混杂自动机的下肢助力外 骨骼机器人动力学系统。为了实现一个基于串联弹性单元驱动的外骨骼动力学 [补偿和用户特定的辅助，Vantilt 等人[18](#bookmark94)]通过对完整的外骨骼动力学和与环境接 触的建模，实现了用户由坐到站的辅助。



(A) LOPES下肢康复机器人



(E) Vantilt 等人开发的坐 立辅助机器人



(C) ALEX III 康复机器人 (D)

(B) ALEX II 康复机器人



(C) 卡内基梅陇大学开发的 (D) 踝关节辅助机器人

(F) Zhong等人开发的绳驱 动主动式膝-踝矫形器



C-ALEX 康复机器人



哈佛大学开发的髋关节 绳驱动助力机器人

**图** **1.1 部分高校和公司研发的主动矫形器与外骨骼式关节运动辅助机器人**

建立精确的人机耦合动力学模型往往较为困难，预定义轨迹由于实现较为 简单，是目前商业应用中最常见的模式。基于预定义轨迹的控制器通常用于步态 训练器和完全截瘫患者的外骨骼，并通过位置或阻抗控制来实现轨迹跟随。预 定义参考轨迹通常来自于健康人群的运动数据或者直接通过人工设置，但是其 通常无法实现使用者的个性化运动模式。例如 Zhong 等人[[19](#bookmark95)]采用预定义力矩 辅助曲线和一个基于串联弹性单元驱动器的膝-踝-足矫形器实现了下肢步行辅 助。近年来，由于系统允许佩戴者自由地在无约束环境下进行移动，围绕单关节 靶向式外骨骼设备，基于在线学习与优化方式的控制器逐渐成为主流研究方向。 [Kawamoto 等人[20](#bookmark96)-[21](#bookmark97)]设计了一个单腿版本的混合辅助肢体（HAL）， 在摆动阶段 为受影响的肢体提供帮助，其中使用一个运动缓存器来在线存储未受影响肢体 的运动数据用规划机器人运动轨迹。Huang 和 Peng 等人[[22](#bookmark98)-[23](#bookmark99)]提出了一种基于强 化学习的步行辅助控制策略。他们通过将未受影响的一方作为领导者，将外骨骼 作为追随者来模拟机器人控制系统。相较于简单的预定义轨迹，人在环中优化算 法可以实时为参与者个性化辅助机器人控制参数，避免了需要对人机耦合系统 进行精确建模这一技术难点，为辅助机器人个性化提供了可能。卡内基梅隆大学 和哈佛大学[[8](#bookmark84),[24](#bookmark100)-[25](#bookmark101)]所开发的一系列绳驱动柔性外骨骼系统已证明使用辅助髋部 和踝关节运动的外部设备可减少使用者在步行时的代谢消耗。

1.2.2 移动辅助机器人

相对于可穿戴式辅助机器人用于移动支持，轮椅是最常用的辅助设备[[26](#bookmark102)] 。 根据国家卫健委和中国残疾人联合公布的数据，我国失能、半失能老年人口高达 4200 万人，肢体残疾人人数约为 2472 万人，预计轮椅的实际需求用户接近 4000 万人。那些由于认知、运动或感觉障碍而受影响的个体，无论是由于残疾还是疾 病，通常依赖于电动轮椅来完成移动任务。为了满足那些在操纵传统轮椅方面面 临困难或无法操纵的个体的需求，一些研究人员已经引入最初用于移动机器人 的技术，从而研发出智能轮椅。此外，由于一些残疾人无法使用传统的操纵杆来 导航，因此需要采用替代的控制系统，如头部操纵杆、下巴操纵杆、抽吸器以及 [脑控技术[27](#bookmark103)-[29](#bookmark104)]。这类移动辅助设备通常具有简单而易于操作的结构，不仅在为 失能用户提供身体活动方面发挥着关键作用，同时也显著提升了他们的社会参 与能力。

目前，国际上研发智能轮椅的主要企业有 Permobil、Lucy Mobility 等，国内 也有相关企业开始布局该领域，如椅夫健康、邦邦机器人，图[1.2](#bookmark105)展示了部分国 内外商业智能移动辅助机器人。这些企业在技术研发、产品创新和市场推广方面 展现出强大的实力。为了应对市场竞争，它们需进一步了解用户需求，并利用先 进的机器人技术来提升轮椅的智能化水平。目前，轮椅行业的技术正在升级，未

来市场将以智能化、人性化为主流。此外，相关政策支持改善老年人和残疾人的 辅助用品适用性，要求针对特殊人群的消费品发展需求，加强人体工效学基础研 究、技术开发和标准制定。

智能轮椅本质上为一个带有一系列如激光雷达、摄像头、红外线传感器等传 [感器和计算机控制系统的移动差速机器人[30](#bookmark106)-[31](#bookmark107)]， 其智能体现在感知和操控两个 方面[[27](#bookmark103)]。首先，在感知方面，是以自动避障， 自动导航以及地形自适应等功能 为代表的安全导航功能。近些年来，自动驾驶汽车领域学术和工业研究的爆炸式 增长，使得自动驾驶技术在各个方面取得了显著进步，并被广泛应用于提升辅 助轮椅的自动化水平。这一方面比较代表性的研究有 MIT-CSAIL 实验室研发的 自主移动轮椅项目[[32](#bookmark108)]， 其通过环境感知和无线室内定位系统开发了一款可以使 用语音命令操控的自动导航轮椅，从而增强普通电动轮椅的功能。美国密歇根 大学安娜堡 Vulcan 等人[[33](#bookmark109)-[34](#bookmark110)]开发的智能轮椅采用了一种混合空间语义层次结 构（HSSH）算法用于进行导航空间知识表示，其能够实现高效学习和自然的人 机交互。新加坡国立大学开发的全自动驾驶助行车[[35](#bookmark111)]可以用于在大型车辆难以 [通行的较小和较窄的道路上行驶。iBOT 智能轮椅设计了四轮驱动底盘[36](#bookmark112)]，利用 地形跟踪技术实现了陡坡和各种地形的自适应，其座椅角度可根据坡度自动调 节进而令使用者保持稳定。



(A) Permobil辅助站立轮椅 (B) Lucy Mobility智能轮椅 (C) 椅夫健康智能轮椅 (D) 邦邦机器人智能轮椅



(E) MIT-CSAIL实验室开发 (F) Vulcan智能轮椅 (G) 新加坡国立大学开发的 (H) iBOT地形自适应轮椅

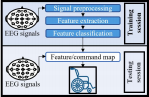
语音操控智能轮椅 全自动驾驶助行车

**图** **1.2 国内外商业公司研发智能移动辅助机器人**

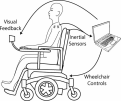
智能轮椅不仅要能感知世界、表达所学知识、做出有用的推断和计划，还必 须能够与其他智能体，特别是与人进行有效的交流。由于缺乏运动能力、力量或 存在视觉障碍，大量的使用者很难独立操作轮椅[[37](#bookmark113)]， 因此在操控智能方面主要 的工作是各种替代性的人机交互接口，以增加用户的自主权。对于患有运动神经

元疾病（如肌萎缩侧索硬化症）的人群，脑机接口（BCI）是目前最有应用潜力的 研究方向之一。脑电图（EEG）是 BCI中使用的主要非侵入性技术之一，在图[1.3](#bookmark114) （A）中给出了 BCI 操控电动轮椅的主要技术路线[[38](#bookmark115)]。其中，P300 和 SSVEP 是两 种最常用用于识别用户的意图的 BCI 范式。P300 范式依赖于检测用户大脑中的 [P300 电位[39](#bookmark116)]， 而 SSVEP [范式依赖于检测用户大脑中的视觉诱发电位[30](#bookmark106),[40](#bookmark117)-[41](#bookmark118)] 。

然而，基于 EEG 信号的人机界面通常存在带宽较低、学习周期长、计算要 求高以及需要用户高度集中注意力等问题。此外，它们大多只能在有限的离散指 令空间内工作。最近，有用户研究显示，瘫痪患者普遍表示更喜欢将人机界面嵌 入可穿戴设备中[[42](#bookmark119)]。围绕这一问题，美国西北大学的 Thorp 等人[[43](#bookmark120)]针对四肢瘫 痪患者设计了一种基于身体-机器接口（BMI） 的轮椅控制界面，通过放置在肩 部的几个反光标记点以及光学相机，该系统可以允许使用者通过高维肩关节运 动变化生成轮椅控制命令，进而提高用户操作的灵活性。随后 Seáñez-González 等人[[44](#bookmark121)]在此基础进一步设计了一套基于惯性传感器网络的体-机交互设备，并深 入地分析了不同数据映射方式在虚拟电动轮椅操控效果上的表现。此外，在反馈 交互增强方面，Devigne 等人[[45](#bookmark122)]设计了一套低复杂度优化框架的触觉反馈电动 轮椅导航解决方案，通过向轮椅操纵杆发送力反馈来提供导航避障信息，以帮助 [轮椅用户更好地理解周围环境。Schettino 等人[46](#bookmark123)]基于一个力反馈控制器提出了 一种学习辅助驾驶（LAD）策略，通过使用自动编码器和高斯过程等模型来学习 示教辅助策略以帮助轮椅使用者在空间中更好移动。



(A) 基于脑机接口的轮椅操 控技术原理框图



(B) 基于光学运动捕捉系统 的体-机交互接口



PC

IMU

(C) 基于惯性运动捕捉系统 的体-机交互接口



(D) Devigne 等人开发的力 反馈轮椅操控界面

**图** **1.3 智能轮椅操控界面相关研究成果**

1.2.3 功能性辅助机器人

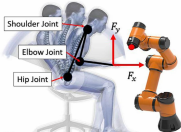
人类由坐到站的转移（ STS）是一种经常进行的日常活动，其中由于肌肉无 力、关节病变、神经系统问题以及骨密度降低导致无法完成正常 STS 转移在高 龄老人中普遍存在，这一问题对老年人的生活自理能力和生活质量产生了显著 影响。除了为截瘫患者开发的全下肢外骨骼系统外，当前仅为支持人体由坐到站 转移而专门设计的辅助机器人设备和相关研究并不是很多。与外骨骼式康复机 器人类似，这些设备和被辅助的对象的交互控制机制可划分为三个主要类别，即 开关控制、位置运动控制和力控制。其中开关控制普遍用在简单的辅助设备中，

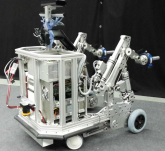
在本文不做讨论，接下来主要其余两种交互控制方式。

Jun 和 Kim 等人[[47](#bookmark124)-[48](#bookmark125)]开发了一个名为 SMW 的机器人，该系统主要基于一 个支撑板辅助上身运动，并通过控制一个线性执行器跟随一个预定义轨迹来引 导使用者由坐姿到站姿的转移。作者提出了两种预定义的轨迹，并利用位于支撑 板的力和扭矩传感数据数据比较了它们的特性。Mederic 和 Pasqui 等人[[49](#bookmark126)]采用 了力控制进行 STS 辅助，他们针对 ZMP 的平衡约束最小化优化问题设计了一个 简化的人体模型的零力矩点（ZMP），并控制了用户和机器人之间的交互力。研究 和模仿人类在进行 STS 转移时的行为，为控制辅助机器人以实现人类与机器人 耦合系统的直观和自然行为提供了有力工具。其中人体 STS 转移过程中的下肢 关节的扭矩和活动范围等运动学与动力学转移特征被广泛研究，例如 Lindemann 等人[[50](#bookmark127)]研究了正常 STS [期间下下肢关节的扭矩和活动范围，Yoshioka 等人[51](#bookmark128)]通 过研究大量实验收集的运动数据来确定最小峰值关节力和它们与运动时间的关

系。

然而，以往关于人类 STS 转移辅助的研究很少结合 STS 转移运动的计算模 型。大部分的研究主要集中在探索性和假设驱动的实验中进行研究与分析，从 而得出了大量的研究成果。近年来，结合了人机耦合最优控制、骨骼肌肉模型、 在线运动意图预测的交互式 STS 辅助设备成为了研究主流，例如 Geravand 等 人[[52](#bookmark129)]基于一个 STS 辅助机器人提出了一种基于最优反馈控制的方法。该方法 通过动态规划解决了一个优化问题，并推导出了最优的辅助策略，以提供由辅 助机器人提供的辅助。此外，研究还通过实验验证了该方法的有效性，并评估 [了该方法对不同年龄和性别的老年人的适用性。Sharma 等人[53](#bookmark130)-[54](#bookmark131)]提出了一种基 于单位四元数动态运动基元（DMP） 的生物力学轨迹优化方法，用于分析人类 STS 运动。该方法结合了直接数值积分和概率路径积分（PI²) 学习，以实现对 生物力学系统的高效优化。Li 等人[[55](#bookmark132)-[56](#bookmark133)]提出了一种基于机器人辅助的坐立辅助 方法，通过人机耦合动力学建模、人体关节控制机制和人类意图识别，实现了机 器人辅助下的最优坐立辅助。该方法通过 LSTM 网络预测人类意图，并生成最 优的机器人末端轨迹，从而优化了人体关节的负荷。Zuo 等人[[57](#bookmark134)]提出了一种基 于 Karush-Kuhn-Tucker 优化的 (KKT-ZSMF) 在线人类坐立运动监测算法。该算 法通过动态稳定性区域建模和优化问题求解，实现了对老年人坐立运动稳定性 的实时预测。实验结果表明，KKT-ZSMF 算法在预测准确性和运行时间方面均 优于其他算法，为 STS 过程中老年人的跌倒预防提供了有效的技术支持。此外， 一些研究进一步从人体生物动力学的角度分析了人体 STS 过程的辅助策略，该 类型的方法通过精确计算骨骼肌肉模型中的肌肉协同激活效应，可以帮助我们 实现对肌肉激活能力的模拟仿真，从而实现对特定失能人群的模拟仿真。其中， Kumar 等人[[58](#bookmark135)]提出了一种 STS 预测模型，通过优化算法生成了不同强度缺陷模

型下的坐立轨迹，并分析了肌肉激活、肌肉力量和关节扭矩之间的关系。Gordon 等人[[59](#bookmark136)]通过收集 4 名受试者的坐立数据，提出了一种基于逆肌肉骨骼模型最优 控制框架，用于学习人类 STS 运动的个性化辅助模型。



(A) Geravand 等人开发的 (B) Sharma等人开发的STS (C) Li等人基于协作机器人

STS辅助机器人 辅助机器人 开发STS辅助设备

**图** **1.4 智能站立辅助机器人的部分研究成果**

1.3 人-机器人交互感知系统研究现状

人-机器人交互感知目前是一个极为多元化的研究领域，主要聚焦于理解、设 计和评估机器人系统，以供人类使用，或与人类进行物理接触或远程操控。从 本质上而言，人-机器人交互感知系统的的问题在于通过评估双方的能力和设计， 形成适当的互动技术，以理解和塑造人类与机器人之间的互动。这使得该领域成 为了一个需要结合多学科知识进行研究的领域，例如神经科学、计算机科学、心 [理学、认知科学、医学以及工业设计等[60](#bookmark137)]。人与机器人之间的交互具有多种模 式。大体上，这些模式可以划分为两类关系：**平行关系**和**层级关系**[[61](#bookmark138)] 。

在平行关系中，人和机器人被视为相互独立的智能体。它们之间不存在显著 的主从关系，各自根据自己的认知能力做出决策。这种关系下常见的交互情景例 子有处于自动驾驶状态的汽车和人类驾驶的汽车或行人、人类和协作机械臂等。 他们之间的角色划分可以为相互协作去完成一个共同的目标，也可以是竞争和 博弈去使得自身的利益最大化。在这种交互模式中人类和机器人一般不存在直 接的物理接触， 因此在机器人端的感知系统的设计中一般都使用非侵入式的视 觉、雷达、红外等环境感知传感器。从算法设计的角度，针对平行结构的人-机器 人交互的研究大多从笛卡尔空间中的多智能体博弈的角度展开。此外，由于人和 [机器人系统往往都无法获得对环境以及对方状态全部信息，因此意图推理[62](#bookmark139)]以 及意图可视化[[63](#bookmark140)]用于是目前重要的研究方向。

在层级关系中，人和机器人之间存在比较明显的主从性，其中一方需要将一 部分决策权让渡给另一方，服务机器人大部分工作在这种关系中。其中常见的交 互情景例子有驾驶员和开启了辅助驾驶功能的智能汽车、人和遥操作机器人或 手术机器人以及本文的主要研究对象人和康复辅助机器人等。不同于平行关系，

**表** **1.1 康复辅助机器人中常用的人机交互感知技术手段**

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **类型** | **感知方式** | **优势** | **缺点** | **主要应用领域** |
| 基于机械信号 | 压力传感器  单/多维力传感 器 | 精确检测压力大 小和分布，实时 调整辅助设备  上 肢 康 复 机 器 人、下肢康复机 | 维护和校准复 杂、响应速度较 慢  成本较高， 且 需要标定 | 移动辅助机器 人、假肢、辅助 站立机器人  站立辅助机器 人、协作机器人 |
| 基于可穿戴设备 进行运动跟踪 | 触控、物理开关  舌动、牙齿触碰 信号 | 器人、外骨骼机 器人  上 肢 康 复 机 器 人、下肢康复机 器人、外骨骼机 器人  适用于严重失能 人群 | 主要为开关量， 感知能力单一  存在卫生问题、 影响使用者语 言功能 | 外骨骼机器人、 移动辅助机器 人  移动辅助机器 人、计算机控制 |
| 非侵入式感知 | 惯 性 传 感 器 （IMU）  柔性传感器、电 子皮肤  视觉感知 | 快速响应，实时 性好，适用于一 般动作跟踪  无创、侵入性低、 稳定性高且不易 受外界干扰  测量范围广， 响 应速度快 | 存在积分漂移 问题、容易受到 外部扰动  成本较高、存在 材料选择与制 造工艺等技术 难点  易受光照等外 部因素影响 | 外骨骼机器人、 虚拟现实、移动 辅助机器人  人形机器人、外 骨骼机器人  移动辅助机器 人、外骨骼机器 |
| 基于生理电信号 | 语音交互  脑电图（EEG）  眼电图（EOG） | 侵入性低、交互 信息丰富  具有开发神经假 体的潜力，可实 现高级别的意图 识别  技术较为成熟 | 无法实现实时 交互、易受噪音 影响  信噪比低， 侵 入性较强  舒适性和便携 性差 | 人  聊天机器人、生 活辅助机器人、 智能轮椅系统 移动辅助机器 人、假肢、辅助 机械臂、外骨骼 机器人  移动辅助机器 人、虚拟现实、 |
| 多模态方法 | 肌电图（EMG）  通过综合使用 以上感知方法 实现 | 高时间分辨率， 能准确反映肌肉 活动状态，抗干 扰能力强  在大多数情况下 比单一感知方法 在鲁棒性、感知 能力上表现更好 | 需要控制肌肉 力量， 电极片 易受皮肤状态 影响  成本高且算法 复杂程度更高、 多源数据融合 可解释性较差 | 计算机控制  假肢、外骨骼机 器人、人-机器 人协同装配  应用在各类辅 助机器人上 |

人和机器人在层级关系中的角色划分更多的是协作，这主要是因为人类和机器 各自具有独特的优势，其中人类具有更强的主观意识、判断力和决策能力，并且 能够考虑伦理、道德、情感等因素，对任务进行整体把握。相反，机器人具有更 为强大的计算能力和数据处理能力，且可自动化执行重复性、繁琐甚至危险的任 务。然而，在动态变化的外部环境中，机器人和人类对于环境状态的处理能力通 常是时变的（例如，在正常安全情况下，辅助驾驶系统负责做出决策；在紧急情

况下，则要求人类接管）。而在辅助机器人系统的开发中， 由于被辅助对象可能 残疾、患有疾病或有其他身体障碍，机器人需要具有对被辅助对象在关节空间，

甚至更深层次结构（例如神经、肌肉） 的态势感知能力。

围绕康复辅助机器人的人体运动学估计，存在大量基于不同类型传感器以 及数据处理方法的研究工作，感知系统的结构复杂度由低到高大致可以分为基 于物理机械信号、基于可穿戴设备运动跟踪、基于视觉或语言的非侵入式感知、 基于生理电信号以及多模态方法等几种类型。表[1.1](#bookmark141)对比了目前这几种常用技术 路线的特点。其中基于物理机械信号的交互感知手段由于其结构简单、可靠性高， 目前在各种类型的的电动康复辅具上使用的最为广泛。其中压力传感器、扭矩 传感器、振动或杠杆开关等大多应用于功能性的护理机器人当中。例如，通过压 [力传感器可以感知用户身体的压力分布，从而判断用户是否处于正确的姿势[54](#bookmark131)] ； [扭矩传感器可以感知用户施加的关节力矩，从而实现力度的调节和控制[64](#bookmark142)]； 振 动或杠杆开关则可以通过用户的振动或位移来实现一些简单功能的触发。

基于运动跟踪方式的辅助机器人交互感知系统是目前应用最广泛和成熟的 方案，其主要的优点是大部分捕获的数据具有物理意义，且可以实现数据实时处 理[[65](#bookmark143)-[66](#bookmark144)] 。该技术路线的感知方式主要依靠跟踪被辅助对象某些身体部位的运动， 如四肢、眼睛、舌头或放置在皮肤上的标记物进行运动预测或意图识别。在人体 肢体运动跟踪中，主要利用的传感器包括视觉传感器[[67](#bookmark145)]、惯性传感器[[68](#bookmark146)[-70](#bookmark147)]、柔 性传感器以及电子皮肤[[71](#bookmark148)-[75](#bookmark149)]等。

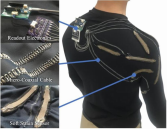
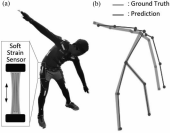
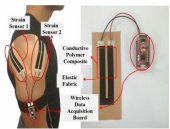
（1）视觉传感器：基于光学相机的 Vicon[[76](#bookmark150)]以及 OptiTrack[[77](#bookmark151)]等商业运动捕 捉系统已经在动画、游戏以及机器人领域被广泛应用，但是该类型的设备通常需 要专用的场地部署且需要在被捕捉对象的身体上放置反光标记点， 因此通常仅 仅应用于实验验证或数据采集。基于计算机视觉的运动捕捉系统可以方便用户 [在不佩戴外部配件的情况下控制设备[78](#bookmark152)]， 主要在应用对于精度要求较低的场景 中。由于其一般仅仅依赖于单个或几个 RGB 相机或 RGB-D 深度相机， 因此部 署较为方便且成本低廉。大量的工作对视觉人体姿态估计问题进行了研究，例如 Chen 等人[[79](#bookmark153)]提出了一种自监督学习框架，用于从单幅图像中恢复3D 人体姿势， 通过随机投影和 2D 姿势与 3D 姿势之间的一致性来训练 2D 到 3D 的转换网络； Cheng 等人[[80](#bookmark154)]提出了一种基于时空卷积网络的三维人体姿态估计框架，通过排 除不可靠的关键点预测，提高了三维姿态估计的准确性。基于视觉的人体运动学 估计系统虽然提高了舒适度和用户可接受度，但是仍然容易受到环境光线以及 遮挡的影响[[65](#bookmark143)]进而难以在对安全性要求较高的辅助机器人设备中直接使用。

（2）惯性传感器：芯片化的 MEMS 惯性传感器在辅助机器人领域具有大量 的应用场景，其中通过穿戴传感器节点在人体的惯性运动捕捉系统已经具有了 成熟的商业化应用产品。例如 Xsens 公司的 MVN 系统[[81](#bookmark155)]， 以及诺亦腾公司的

Perception Neuron 系列[[82](#bookmark156)]动捕系统已经在游戏开发、动画设计以及机器人领域 广泛使用。与基于摄像机的运动捕捉系统相比，惯性运动捕捉系统在保证捕捉 精度前提下具有成本更低且不依赖于专业实验环境的优点，此外其不易受到环 [境的干扰，具有更好的稳定性。在惯性传感器的应用方面，Kortier 等人[83](#bookmark157)]开 发了一种基于在手指上附加柔性 PCB 结构与惯性传感器的手部运动学评估手 套。Sharma 等人[[53](#bookmark130)[-54](#bookmark131)]在 STS 辅助机器人中使用了惯性运动捕捉系统用于实时 估计被辅助对象姿态。Santos 等人[[84](#bookmark158)]提出了一种基于惯性测量单元进行关节角 加速度估计的串联弹性单元驱动的膝关节外骨骼控制框架。Seáñez-González 等 人[[44](#bookmark121)]以及 Thorp 等人[[43](#bookmark120)]利用几个放置在肩部的惯性传感器模块实现了高位截 瘫患者操控轮椅运动。Tong 等人[[68](#bookmark146)]基于 LSTM 网络设计了一种稀疏节点的下肢 惯性运动捕捉系统，使用三个传感器单元实现了人体下肢步态运动重建。然而， 基于可穿戴惯性传感器的运动状态估计系统往往由于存在积分飘逸问题导致无 法长期稳定使用，需要定期重新校准。此外其只能捕捉到运动学层面的信息，因 此在使用中也会捕获到环境扰动噪声（例如使用惯性传感器控制电动轮椅通过 减速带）， 因此需要在辅助设备上增加额外模块进行校准。

（3）柔性可穿戴传感器：随着新型电子材料以及数据处理算法的不断发展， 柔性传感器的研究已经取得了显著进展，为智能机器人、生物医学工程和人机 交互领域带来了巨大的影响。此类传感器基于各种新型电子材料，如纳米材料、 有机材料与导电聚合物等，可实现对机械应力、形变、温度、湿度等多种物理量 的实时监测。相较于惯性传感器，柔性传感器普遍具有轻薄、柔韧可拉伸以及低 功耗的特点，能够舒适地贴合在人体皮肤表面而不会影响日常活动， 目前在运 动检测、姿态识别以及智能假肢等领域得到了应用。哈佛大学的 Jin 等人[[73](#bookmark159)]以 及韩国科学技术院的 Lee 等人[[72](#bookmark160)]基于硅胶电容式弯曲拉伸传感器提出了一种柔 性传感衬衫，能够准确跟踪肩关节的三个自由度（肩关节的屈伸、水平内收、外 展和内、外旋）的运动，并采用数据驱动的旋转估计算法进行关节角度和角速度 的估计。Samper 等人[[75](#bookmark149)]提出了一种基于柔性电阻传感器的软外骨骼肩部跟踪系 统，通过使用神经网络对传感器数据进行处理，实现了对肩部运动的高精度跟 踪。Kim 等人[[71](#bookmark148)]提出了一种基于深度学习的全身软穿戴运动传感套装，用于捕 捉人体运动。此外，也有部分研究[[74](#bookmark161),[85](#bookmark162)]实现了基于柔性传感器的人体上身运动 捕捉。将柔性传感器应用于人-机器人交互感知是目前学术研究领域的热点，然 而柔性传感器目前仍然存在成本高，大面积且高空间分辨率低、人机交互临场感 反馈较弱以及数据处理算法缺乏实时性的问题， 因此主要处于前沿学术以技术 研究领域中， 目前还较难实现商业化应用。

基于生理信号的辅助设备交互方法，如脑电图（EEG）、眼电图（EOG）以及 肌电图（EMG）目前被广泛地研究。作为生物体的自然反应，基于生理信号的系



(A) 哈佛大学Jin等人开发的 (B) 韩国科学技术院的Lee (C) Kim等人提出的基于柔性

柔性肩关节动作捕捉系统 等人开发的柔性拉伸传感器 传感器的全身运动捕捉系统

**图** **1.5 部分柔性传感器在运动捕捉领域应用的研究成果**

统不易受到个体主观意识的影响，且可实现超前于动作的意图推理的优势。但是 该种方式主要有两个缺点：第一，因为生理电信号的信噪比低，导致可靠的信号 特征难以提取，如何实时地准确地识别和解码生理信号是一个关键问题；其次， 生理电信号的获取需要开发专门的硬件系统，且部分侵入性较强（例如植入式脑 机接口），通常较为昂贵并且不便于携带使用[[86](#bookmark163)-[87](#bookmark164)]； 目前，研究者们已经提出了 一些有效的信号处理和解码方法，如特征提取[[88](#bookmark165)]、隐马尔可夫模型（HMM）[[89](#bookmark166)] 、 支持向量机（SVM）[[90](#bookmark167)]等。同时，一些研究者还尝试利用深度学习技术，如卷积 神经网络（CNN）[[91](#bookmark168)]、循环神经网络（RNN）[[92](#bookmark169)]、深度信念网络（DBN[）[93](#bookmark170)]以及 Transformer 网络[[94](#bookmark171)-[95](#bookmark172)]等方法来提高信号识别和解码的准确性，并减少数据处理 所需的硬件数量，从而设计更用户友好的交互设备。

基于多模态的交互感知技术包括对语音、图像、文字、眼动、触觉以及脑电 [图、心电图等各类型的感知信号的综合使用[96](#bookmark173)]。在数据处理上需要结合多种类 型的感知手段，以协调的方式获取和处理两个或多个组合的输入信息。例如采 用视觉与惯性传感器相结合的方式解决运动捕捉中视觉遮挡问题[[97](#bookmark174)-[98](#bookmark175)]， 提高系 [统鲁棒性。Riggozlio 等人[99](#bookmark176)]结合 EMG 肌肉电信号和 IMU 运动信号设计了一种 多模态身体-机器接口（BoMI）， 并评估了其在不同融合策略下的性能。近年来， 随着大语言模型技术的不断发展，也有研究尝试通过整合计算机视觉、自然语 言处理、认知架构和社会信号处理等工具，来提高人-机器人的交互质量和感知 的智能水平[[100](#bookmark177)-[102](#bookmark178)]。然而，多模态交互在一定程度上增加了人机交互的复杂度， 用户需要理解和选择适合当前情境的交互方式，并适当地与机器人进行交互。此 外，在技术层面，多模态交互涉及到不同类型的数据融合，将这些不同类型的数 据融合在一起是一个关键性挑战，需要在研究中进一步解决数据一致性、数据关 联和数据整合等问题。

1.4 研究发展动态分析

从机器人实现的功能角度来看，针对于不同的应用场景各类研究存在着差 异化的结构设计以及功能实现方式。与工作在固定场景中的工业机器人等传统 机器人相比，作为一种服务机器人，康复辅助机器人的一个共同的特点是需要在 存在高度不确定性的非结构化环境中工作，且需要与人类进行更加丰富地交互。

随着传感器、驱动器以及相关智能算法研究的不断发展，康复辅助设备已经 由传统的自动化设备逐渐向具有自主性的智能机器人发展。现阶段的辅助机器 人智能化研究从 “ 以机器为中心” 逐渐向 “ 以人为中心” 过度，不仅仅需要在功能 性上满足使用者的需求，更需要与传统机器人完全不同的性能评价要求，其包括 了从安全性、遵从性、舒适度、适应性、功能和灵活性等多方面的综合考虑[[103](#bookmark179)] 。 例如使用人在环中优化方法[[8](#bookmark84),[24](#bookmark100)[-25](#bookmark101)]通过采集人类代谢能量消耗等指标动态调整 机器人辅助策略以提高对不同使用者的适应性，通过在电动轮椅上安装激光雷 达以及超声波传感器进行自动避障提高移动安全性[[32](#bookmark108)[-34](#bookmark110)]， 在机器人设计中引入 力传感器设计柔顺控制器[[47](#bookmark124)-[48](#bookmark125)]以及设计 SEA等新型柔性驱动结构[[19](#bookmark95)]等方法降 低辅助机器人系统刚性。以人为中心的 HRI 研究通常围绕用户来研究机器人的 设计或可用性等主题，而以机器人为中心的 HRI 则研究算法和工程创新，以提 高机器人的工作性能指标。尽管现有的大量研究成果从不同的角度对辅助机器 人的性能指标进行了分析和优化，综合来看，人类安全是目前康复辅助机器人 HRI 设计的最大的问题之一[[104](#bookmark180)]。作为机器人可靠性的重要指标，安全是未来发 展通用形辅助机器人所必须保证的基本问题。通常可以使用两种不同的方法来 解决 HRI 中的安全问题：（ 1）通过设计改进硬件本身或降低机器人自主性使用 低水平控制策略来提高机器人的内在安全水平，这样即使发生碰撞，对人体的影 [响也能最小化[105](#bookmark181)]；（2）通过设计机器人的决策规划算法让机器人的行为安全， 这也被称为 “交互安全” [[61](#bookmark138)] 。

由于人-机器人交互系统是一个刚体-柔性体-软体耦合的高度复杂系统，考 虑到著名的墨菲定律：“任何可能出错的事情最终都会出错” ，因此在一个涉及一 定风险的人-机器人交互系统中，需要充分考虑到感知、决策规划、控制执行等 各个层面的不确定因素。

• 在交互感知方面，大多研究使用更多的传感器、开发和设计更复杂的模型 以实现更高精度的状态估计或意图识别。由于不同模态的数据输入显著增 加了系统的复杂度，无模型的数据驱动算法被广泛采用。由于可以在不依 赖于精确建模的情况下提高系统的性能，因此无模型方法在辅助机器人状 态感知、交互意图推理等方面发挥了重要的作用。然而，数据驱动方法的 一个关键挑战是如何获得足够高质量的数据。其中在质量方面，数据通常

来自于多种传感器，这些传感器在不同情况下可能会受到噪声、遮挡、运 动模糊等因素的影响，在数量上面，人机混合系统通常难以通过实物或仿 真获得大量的数据，因此限制了先进与大规模算法的落地应用。此外，在 辅助机器人的实际开发中，为了减少发生风险的可能，对于感知推理识别 算法的可解释性和可靠性往往具有更高要求。

• 在决策规划方面，辅助机器人交互安全面临的一个重大挑战是如何在减少 机器人决策规划的保守性的同时保持对人类不确定行为变化的鲁棒性。大 多数辅助和康复机器人的安全决策设计尽管在功能上能够提供所需的输出 和执行预期任务，但由于通常是用降低系统的自主性的方法保证安全可靠， 也没有在设计和控制概念中充分考虑人类用户的需求往往，因此效率受到 质疑。近年来，以人为中心的交互决策方法考虑通过各个方面，如人类决 策行为特征、神经和肌肉骨骼系统、感知系统置信度等各个方面，通过总 额和设计算法实现对用户能力的自适应成为一种新的可行方案。

• 在控制执行层面，随着计算机设备计算能力的快速迭代发展，模型预测控 制（MPC）、线性二次型调节器（LQR）等优化控制方法被越来越多地应用 在辅助机器人当中。优化控制方法可以处理多输入多输出系统并适应外部 的不确定性和干扰，通过考虑约束条件，如物理限制、关节限制以及安全 性边界条件等，极大地提高了系统鲁棒性。然而，对于人机耦合的辅助机 器人系统来说，在线优化的计算成本较高，实时性可能受到影响，此外对 模型精度要求较高，如果模型不准确，可能导致控制效果不佳。因此，如 何建立并简化人机耦合动力学模型约束以及实现高效的优化求解是目前实 现优化控制方法在人机交互领域的主要挑战。

康复辅助机器人的人机交互研究包含了从传感器应用到算法设计再到本体 开发的诸多内容，需要在设计时着重考虑安全性、个体适应性是其区别于其他种 类机器人的典型特征。然而这两者往往是相悖的，过分强调安全排除一切可能造 成风险的不确定性因素会导致机器人倾向于保守进而降低使用者体验。另一方 面，人类行为虽然在许多方面明显有规则约束并且可预测，但它也始终是可变 的、个体的，甚至是随机的，将更多使用者的自主行为引入交互系统中则会导致 系统存在不可控的风险。因此，使用者与具有自主性的辅助机器人共同存在于一 [个控制系统中，即系统的控制权需要在人和机器人之间分配和协调[5](#bookmark81)] 。近年来， 人机共享自主的概念成为解决以上问题的一种可行途径，它主要围绕如何 “理解 和设计在两种各自具有一定程度自主性的实体间的交互空间” [进行研究[106](#bookmark182)]。现 有的共享自主框架仍然缺乏系统性和完整性，也缺乏对该领域中若干关键基础 性问题的研究。在本文中，我们对人机混合闭环交互系统的结构与可能的不确定 性来源进行了总结和分析，并且在此基础上进一步地对于共享自主方法应用在

辅助机器人上的可能性进行了探索。

1.5 研究内容及章节结构安排

围绕康复辅助机器人中关于人机交互的共性问题，本文就如何分析和处理 人机交互过程中的不确定性进行了研究。首先，我们对现有人机交互的理论基础 进行了回顾与梳理，识别出其中与交互不确定性相关的关键因素。通过理论分 析，我们揭示了不确定性在闭环人机交互过程中的来源及其对交互性能可能产 生的影响。尽管不确定性是不可避免的，但它可以通过适当的设计和管理来最小 化。通过显式地表示交互动作以及其中存在的不确定性，围绕人机共享自主的概 念建立概率模型，我们实现了不同场景下的交互意图感知方法。其中涵盖了非侵 入式移动辅助机器人操控、站立功能辅助机器人运动速度自适应以及步态对称 性关节运动辅助机器人自适应轨迹规划等多个典型应用。各章节内容安排如下：

第二章主要在理论层面对人机交互过程进行了分析。首先从机器人行为系 统的建模过程的总结和分析触发，在此基础上从人类的视角进一步分析了闭环 人机交互过程的整个流程以及其中存在的不确定性来源。此外，就处理人机交互 过程中的不确定性问题，引入了共享自主的概念和相关应用方式。最后针对在共 享自主方法中的人类行为表示方法，介绍了运动基元的相关理论，并就动态运动

基元这一典型代表展开了详细的分析和介绍。

第三章围绕移动辅助机器人应用中新型人机交互方式展开了研究。我们通 过集成多组柔性弯曲拉伸传感器和一个惯性传感器设计了一种新型非侵入式可 穿戴体-机交互接口，其可将残余肩部运动重新映射到二维连续命令空间以操控 一个虚拟轮椅。此外，我们通过使用概率图模型对人机交互过程的中的不确定性 来源进行了分析，并基于此设计了一种基于规则的确定性数据映射解码方式和 一种基于不确定性意图推理的数据解码方法。在此基础上，围绕一个共享自主系 统我们提出了一种自适应切换解码方法，它将用户的使用确定性数据映射模式 操控光标的先验表现集成到一个非线性仲裁函数中，实现两种数据解码方法的 自适应切换。其不仅提高了使用者操控命令生成的准确性，同时保证了数据解码 方法的动态性能以适应不同任务的要求。

第四章围绕站立功能辅助机器人应用中对于被辅助对象完成站立速度的不 确定性自适应问题展开了研究。我们通过离散动态运动基元对人体下肢站立运 动中的踝、膝、髋关节的运动轨迹进行了建模，并对其进行概率化处理。通过采 集真实场景下的人体坐立离线运动数据，我们建立了一个包含快速、中速、慢速 运动轨迹模板的先验技能库。为了实现根据当前部分对被辅助对象的观测实在 线坐立运动时间估计，我们将该问题看做一个系统参数辨识问题，基于期望最大

化算法实现了连续的运动时间估计。此外，所设计交互意图估计方法通过一个置 信度水平量化指标可以嵌入一个共享自主系统中，实现辅助机器人的在线运动

轨迹优化。

第五章围绕一个用于偏瘫患者步态对称性康复训练的主动式膝关节矫形器 原型样机，详细地介绍了一种通过学习偏瘫健侧步态特征的在线对称步态轨迹 生成方法。该方法通过融合节律型动态运动基元与一个自适应非线性频率振荡 器，实现了在线的步态运动周期轨迹的编码与解码，同时实现了下肢健侧和患侧 的步态相位自适应延迟。此外，通过对健康人群的离线步行任务采集数据，设计 了一个带有先验步态技能库的共享自主模块，以自适应地分析和仲裁来自未受 影响侧的实时用户输入，从而最大程度地减轻输入不确定性的影响。

最后，第六章对文章研究内容进行了总结，并对当前研究存在的问题以及未 来可能得研究方向进行了分析。

1.6 本章小结

本章就康复辅助机器人的研究背景及意义进行了说明。此外，通过将常见的 康复辅助机器人分为移动辅助机器人、关节运动辅助机器人以及功能型辅助机 器人三个大类，我们分别调研了他们的国内外研究现状。就辅助机器人人机交互 感知系统的研究现状进行了总结，并对用于人类交互动作测量感知各类型传感 器进行了分类并分析了其优缺点。最后，我们基于对当前相关研究工作总结，对 领域研究发展动态进行了分析，并对本文各个章节的安排进行了介绍。

**第** **2 章** **研究理论基础**

2.1 闭环人机交互过程的不确定性分析

人-机器人交互问题可以被认为是一个协商性的协同控制过程，在此过程中 使用者与系统共同沟通意图。因此，每一种类型的交互过程都有某种形式的不确 定性，通常我们的目标都是引入更多的传感器信息去试图设计一个更精准的方 法去推断使用者的意图从而忽略其中不确定因素的存在。我们认为在人机交互 过程中的不确定性本身是一种信息，应该需要被正确的认识和对待，并且必须表 示和处理所存在的不确定性，而不是盲目地过滤或忽略掉它。人机交互过程的不 确定性来源繁杂，涉及人的行为、决策、机器的感知和决策、协同任务的目标设 定以及交互方式等多个方面，大致有以下几种类型：（ 1 ）人的行为不确定性：人 的行为受到情绪、健康状况、认知能力等因素的影响，导致其在与机器进行协同 工作时的表现不确定。（2 ）人类决策的不确定性：人类在面临选择时，由于信息 不完全、知识有限、环境复杂等因素导致无法确定最佳选择的情况。（3）机器的 感知不确定性：机器在与人进行协同工作时，需要对人的行为和环境进行感知 和理解。然而，由于感知技术的限制，机器对于人的行为和环境的理解往往存在 不确定性。（3）机器决策的不确定性：由于机器学习算法的限制或数据的不完整 性、不准确性等因素导致机器无法确定最佳决策的情况。（4）协同任务的目标不 确定性：协同任务的目标通常由人和机器共同制定，但由于人和机器的意见、知 识和经验的不同， 目标的制定存在一定的不确定性。（5）交互方式的不确定性： 人机协同中的交互方式往往是通过交互界面、语言或手势等方式进行的，但这些 交互方式存在一定的不确定性。

已有研究对人-机器人交互在多智能体框架中进行建模分析，其中机器人和 人被都被视为智能代理[[61](#bookmark138)]。因此，我们首先从具有较好理论研究基础的智能机 器人行为设计出发，对机器智能的设计实现过程进行分析。为了尽可能地适用于 更多的交互场景和传感器使用，在此基础上，通过将人类交互行为视为一个连续 的闭环控制过程，我们进一步分析了交互过程中的不确定性因素来源。

2.1.1 机器人行为建模

为了生成所期望的机器人行为，从优化控制的角度我们需要从三个方面进 行设计[[61](#bookmark138)]：（ 1） 以内部成本的形式向机器人提供有关任务要求的正确知识，并 且向机器人提供关于外部环境的内部动力学模型；（2）设计一个的正确的决策模 型，使得机器人可以将内部的知识表征转化为想要的动作；（3）设计一个学习方 法来更新机器人的内部知识和决策模型，使得机器人可以在不同的环境中的动

作决策具有泛化性。在图[2.1](#bookmark183)中给出了机器人行为建模设计的框图，其中知识表 征、决策模型以及学习算法为三个主要部分。机器人通过从人机混合的外部环境 中获取环境数据 s 并根据其决策模型 d 和内部的损失函数以及内部的动力学模 型约束 M 产生动作 a。由于环境改变或所设计的知识表征无法满足当前场景的 处理，因此需要学习来自环境的数据以更新内部的知识表征和决策模型。



内部损失函数：J



内部动力学模型：M

机器人的行为系统开发主要分为三个阶段：设计阶段、训练阶段和执行阶 段，其中设计和训练通常是离线完成的，而执行是在线进行的。在训练阶段，机 器人可以从人类经验或来自于人类的示教演示中学习知识。其中从人类的示教 中学到的知识与人类设计的知识之间的区别在于，前者仅需要提供数据而不需 要人类对知识的表征有数学或定量的表示。因为在大多数情况下，知识是抽象的 且对人类来说是不直观的，我们往往无法显式地描述一个技能或知识，因此难以 获得可靠的知识数学表征（例如，人类直接绘制出一个轨迹比设计出该轨迹的数 学函数表达式更容易）。在执行阶段，机器人执行特定任务并与人类互动，能够 通过在线学习更新其知识或逻辑。然而，受计算能力限制，在线学习通常只适用 于参数的小规模自适应。如果从零开始学习一项新技能，这通常需在训练阶段通 过离线学习完成。训练和执行阶段可以在同一学习系统内迭代进行。在外部环境 或任务相对简单的情况下，机器人可直接从设计到执行阶段，无需经过训练。

|  |
| --- |
| **外部环境** |

数据 s 

数据 s

**学习算法**

动作 a

**知识表征**

|  |
| --- |
|  |

**决策模型：**

d(s | J, M)

**机器人行为系统**

**图** **2.1 机器人行为建模设计结构框图**

知识表征是一个机器人行为系统的核心，但是现在对于知识中由人类设计 与后天学习各自所占的比重应当是多少仍然需要被进一步研究。其中内部成本 是一个取决于机器人的状态和动作的函数，可分为静态成本和动态成本。静态 成本是对当前状态和动作的一个函数。动态成本是一个进入未来的轨迹上的一 个函数，它是沿着轨迹的所有静态成本的折扣累加。在内部模型的建立上，对于 人-机器人混合的系统来说， 由于机器人的刚体模型往往可以通过欧拉法或牛顿

法直接建立，通常可以认为是已知的。因此在该类交互系统中人类的行为需要被 建模、学习和预测[[61](#bookmark138),[107](#bookmark184)-[108](#bookmark185)]。其中有三种模型可以用来描述人类的行为：（1）反 应模型，通过使用确定性的状态空间描述一个人的动态模型，其输入是影响行为 的识别特征。（2）理性模型，其中人类的决策过程可以被视为一个最优控制器， 其成本函数取决于人类对于的行为和机器人的行为的认知，并根据观测来推理 最佳行为。（3）贝叶斯模型，人类被视为一个存在不确定性的随机决策智能体， 即人类的行动遵循一个以机器人的行为为条件的概率分布。

而行为系统中的另外两个组件，决策模型和学习过程的本质是一种算法，因 此通常是由人类进行设计的。决策模型的设计通常由三种方式，其中前两种方法 是基于模型的，需要给出显式的 J 和 M：（ 1 ）在设计阶段，明确地求解以 M 为 动力学约束的优化控制问题 d(s) = mina J(a, s) 进而得到一个精确的策略， 由于 内部代价是非凸的，所以决策函数 d 可能是不连续的；（2）在执行阶段在线求解 优化控制问题， 由于 J 的非凸性，在线计算的控制输入 u 可能只是一个局部最 优；（3）在训练阶段使用无模型的参数函数（例如神经网络）来近似该策略。综 合来看，决策模型的设计通常由以下四类：

• 由设计者指定内部成本和内部模型以及显式的决策函数表达，并明确地解 决优化问题，不需要任何学习过程。代表性的方法是：（1） 经典控制方 法；（2 ）马尔可夫决策过程（MDP）；（3）经典模型预测控制（MPC）方法。

• 由设计者指定内部成本以及显式的决策函数表达，基于学习对内部模型进 行辨识。代表性的方法是：（ 1）经典的自适应控制；（2） 自适应 MPC控制 器。该类型方法的优点是，它可以对时变的外部环境进行处理，特别适用 于人在环中的场景。

• 由设计师明确设计决策算法和相应的学习方法。知识在训练阶段通过试错 或专家演示来获得的。代表性的方法是：（ 1）基于模型的强化学习；（2）逆 强化学习，如学徒学习。这种方法的优点是，在设计阶段不再需要对任务 和环境进行数学建模。

• 由设计者明确地设计学习方法，并使用一个参数函数（例如神经网络）来 近似决策模型。机器人将在训练阶段获得关于环境的知识（例如，网络中 的参数），因此在这类方法中知识不是明确地学习的，而是隐式地编码在网 络中。代表性的方法是：（ 1）无模型强化学习，如深度强化学习；（2）模 仿学习。该方法通常适用于任务和环境极其难以建模，或者状态空间太大 以及对实时计算要求较高的场景中。

机器人的行为的学习过程根据观测的数据更新知识和决策模型。学习可以 在离线（在培训阶段）和在线（在执行阶段）中进行。在人-机器人交互中，机器 智能的离线学习过程通常建立模型用于对人类行为进行描述或分类识别。另一

方面，在线学习能够使离线学习的模型适应于人类的在线时变行为。

2.1.2 闭环人机交互过程

人类作为高级别的智能体，其决策过程也可以通过类似于机器人行为系统 建模的方式进行分析。不同与机器智能的行为可以被设计，人类智能通常是固 有的，因此在一个人-机器人交互系统中我们仅仅能够通过对人类动作这种可观 测的状态对其内部状态、模型、意图等进行估计。人机交互是一种对于人类动作 信息的放大器，其中交互的质量决定了 “放大的比率” [[109](#bookmark186)] 。一个人机交互接口通 过某种形式的交互模式在用户和系统之间关于潜在信息的状态进行通讯。从这 个角度来看，人类使用人机交互接口操控外部设备的过程可以被认为是一个连 续的闭环控制系统，其通过感知输入、显示和推理机制，不断地解释来自传感器 的输出来推断用户的意图等内部潜在信息，并将结果通过视觉、听觉或触觉等方 式反馈给用户形成闭环。因此，一个交互方式的交互质量可以被视为用户使用 该设备引导系统走向预期目标的成本。人机交互接口的最终功能是以用户所花 费的最小的努力最优地确定用户的意图。如果交互者能够在消耗更少能量的同 时正确地指定它们的意图，那么可以认为一个交互接口比另一个交互接口更好。 从信息论的角度来看，交互成本可以通过交互接口通信 1Bit 的信息所耗费的能 量所表征。如果在一组潜在的变化中，通信每一个比特的成本被最小化，那么一 个人机交互接口的设计就可以被认为是 “好的”。

从贝叶斯的角度来看，任何关于这个世界的知识在某种程度上都是不确定 的，并且在一个系统中的每一个关于状态的表示都是不精确的。概率论为以理性 的方式为处理这些不确定性提供了一套有效的工具。例如，人机交互系统中的所 有使用的传感器都有一定的噪声， 因此人类交互动作输入的真实状态永远无法 准确地知道。更普遍的不确定性来自于交互的潜在意图变量和推断模型之间的 不匹配。例如来自任何一组传感器的时间序列都可以证明用户的意图，虽然更 准确的传感或更长期的测量可以累积更多的 “证据” 用于推断意图，但它们永远 不能消除所有的不确定性。因此一个 “好的” 的交互系统应当使用控制回路来减 少交互过程中的不确定性，相反一个 “坏的” 的系统往往放大了其中的不确定性。 因此，为了保证人-机器人交互的安全性和效率，要考虑整个交互作用系统的不 确定性，而不仅仅是其每个组成部分的不确定性。

人机交互中的不确定性具有多种来源。其中一些是物理上的、硬件上的限 制，如电气（热）噪声、传感器错误校准、测量不确定性等。其他的存在于建模和 计算中，例如由于从样本不足产生的分布中进行蒙特卡罗抽样产生的不确定性、 理想的人类内部模型与实际模型之间的不匹配产生的认知不确定性等。图[2.2](#bookmark187)给 出了人机交互闭环控制回路存在的一些不确定性来源。



**控制命令：**ut



由于传感器本身 缺陷引起的**测量 不确定性**

st+1

st



f(m)

**环境 反馈**

**环境 反馈**

**观测:** ot

**映射：**

**决策：**

d



**动作 (**at**)**

**交互界面观测**

**值(**mt**)**

**传感感知**

由于计算能 力有限或算 法设计缺陷 导致的**映射 不确定性**

由于身体运动能力 限制、无意识运动 或精神紧张导致的

**动作不确定性**

**t时刻**

|  |
| --- |
| 外部环境 |

**t+1时刻**

|  |
| --- |
| **认知不确定性**    真实世界模型    **用户内部知识**  **(** J, M **)** |

使用者

使用者



反馈或观 测不充分 导致的**观 测不确定**

**图** **2.2 闭环人机交互过程的不稳定性来源**

• 观测不确定性：在 t 时刻，人类通过视觉、听觉、嗅觉、触觉以及本体感觉 等感知系统对外部环境状态进行观测。然而，在一个交互系统中，我们往 往不能为用户提供关于环境状态的全部反馈（例如在大多数的应用中系统 仅提供了视觉反馈）。或者用户由于能力有限或感知能力缺失（如失明、脊 髓损伤导致的触觉以及本体感丧失）仅能对部分的环境状态进行观测，进 而由于信息不完整、不准确导致的观测不确定性。关于观测不确定性可以 使用部分可观马尔科夫决策过程（POMDP）进行研究，相关的研究可以在 [工作[110](#bookmark188)-[112](#bookmark189)]中找到。

• 认知不确定性：在人类获得对于外部环境状态 st 的观测 ot 后， 由于对于 真实世界模型的理解存在偏差等原因，人对外部环境的认知和预测可能 存在不确定性和模糊性。这通常表现为使用者对于交互界面的工作逻辑 不清晰导致的在使用交互设备无法清晰表达需求和意图；此外由于使用者 对于机器的功能和特性的了解不够准确，可能会对机器的能力产生过高的 或过低的期望，导致对机器的输出和反应产生困惑。这种不确定性体现在 用户关于外部环境的知识存在偏差，具体表现为带有偏见的内部损失函数 J 以及不同于真实环境动态模型的内部模型 M。与机器人行为建模类似， 人类动作决策也可以看做一个潜在的以内部模型 M 为约束的最优化问题

d(ot) = minat J(at, ot)， 因此不准确的认知会导致所作出的动作是次优的。 [关于认知不确定性矫正在人机交互中的研究可以在工作[113](#bookmark190)-[117](#bookmark191)]中找到。

• 动作不确定性：解决最优化决策问题后的输出是一个具有物理意义的动作 at ，例如外骨骼设备操控中的肢体的运动、手势交互中的手掌运动、鼠标

的移动等等。动作的不确定性是指在人类在执行动作过程中出现的非预期 的、随机的、无意识的微小波动或变化。这些噪声可能来自于多个方面，包 括生理、神经控制、环境等。预期的和产生的人体运动之间的偏差已经在 神经科学以及运动科学等领域被广泛研究[[118](#bookmark192)-[120](#bookmark193)]，对于需要辅助机器人进 行交互帮助的运动受损的人来说，固有的身体限制会增加意外动作偏离预 期动作的可能性，从而导致不必要的机器人行为。关于人机交互过程动作 不确定性的研究可以在工作[[121](#bookmark194)-[122](#bookmark195)]中找到。

• 测量不确定性：人机交互接口通过不同类型的传感器对人所发起的动作进 行测量，每一种测量方法都具有不同的信息容量、噪声特性、延迟、频率 响应特性。常见的传感器噪声有非线性误差、迟滞误差、重复性误差、漂 移等，此外温度、湿度、压力、振动等环境因素可能影响传感器的性能和 精度，以及由于各种难以预测和控制的因素引起的随机误差从而导致测量 结果的不确定性。为了降低传感器测量不确定性可以通过选择高性能传感 器、进行环境变化补偿以及使用适当的信号处理技术和滤波器，以减小随 机误差和噪声。

• 计算不确定性： 由于通过人机交互界面采集得到的传感器数据一般需要 使用一个映射函数 f(m) 将获取的传感信息解码为人类潜在的交互命令 ut， 在感知数据是大规模或多源的情况下会由于计算资源的限制导致不确定 性。例如计算数值计算溢出、数值离散化精度限制以及由于时间限制导致 的计算结果与精确结果之间存在的差异。计算不确定性可以通过使用性能 更好的计算设备或优化算法减少。

2.2 人机共享自主

完全自主的机器人能够在无需任何人类干预的情况下，通过感知、规划和行 动来执行任务。尽管近年来自动化领域的研究取得了巨大进步，但我们仍然远远 无法为机器人提供完全自主的能力，使其能够在非结构化环境中应对不可预测 的事件或意外情况。由于具有更好的情境意识、逻辑和解决问题的能力，目前由 人类操作员操作或监督机器人仍存在于在大多数机器人应用中。传统的人-机器 人交互模式的架构分为三类：（ 1 ）直接控制，系统中没有智能或自主性，机器人 的所有自由度都由用户通过人机交互接口直接控制；（2）监控控制，用户命令和 反馈发生在更高的层次，连接更松散，机器人必须依赖更强的局部自治来完善和 执行任务；（3）共享控制，综合了机器人由直接用户命令和自主组合控制的所有 中间级别。人机共享自主是指人类与机器之间建立一种共同的决策和行动框架， 使得双方能够相互理解、协作和互补，以实现共同的目标。在这种关系中，人类

和机器不仅仅是简单的工具或执行者，而是彼此平等地参与到决策和执行过程 中，共同承担责任和权利。这种共享自主的模式旨在充分发挥人类和机器各自 的优势，实现更高效、更智能的决策和行动，并最大程度地满足用户的需求和期 望[[123](#bookmark196)]。目前，在人机混合应用中共享控制方法已经在大量的半自动化的机器人 中得到了应用，例如遥操作机械臂、手术机器人等。随着近些年来感知、建模以 及识别技术的不断进步，共享自主在共享控制的基础上进一步扩展了原有方法 的能力，其中在共享自主中一个人机混合系统可以通过以下动态方程描述：

(t) = g(x(t), u(t))

u(t) = ℎθ (uℎ(t), ua (t); θ(t)) ,

(2.1)

其中，x 是机器人/环境状态，u 是来自于交互设备的控制输入。一个线性或非线 性的仲裁函数 ℎθ 结合/调制来自于机器智能的控制 ua 和人工输入 uℎ。仲裁函数 ℎθ 通过调制两个输入 ua 和 uℎ 来决定机器人系统的自主水平。在这里，参数 θ 模拟了机器人对人类和/或由仲裁功能用来调节两个输入的环境的理解。例如，θ 一般会包含有关人类动作/意图或任务完成状态的信息。共享自主系统一般基于 环境参数 θ 来自适应调整人类和自主控制输入的权重。相反，在传统的共享控制 系统中，仲裁函数中的环境参数 θ 一般是人为设定的固定值，因此 ℎθ 可以简化 为 ℎ(uℎ, ua )，即它不依赖于人类/自主控制输入以外的外部环境变量。

ℎ (uℎ, ua ) = auℎ + (1 − a)ua (2.2)

其中，a ∈ [0, 1] 是在人类交互输入和机器自主控制器之间分配控制权限的权重。 在共享控制中，权重 a 一般是由人类专家设计的，并且可以通过手动修改调整。 当 a 被自动调优时，例如，通过对人类行为的推断或对人类输入的置信度的量

化表征，其可以定义为共享自主系统。

传统共享控制可以提供对人类操作运动命令的校正或实现对子任务的控制， 人类和机器人之间共享的自主性量，要么是静态的，要么是由人类手动调整的。目 前在多自由度协作机械臂遥操作[[124](#bookmark197)[]， 手术机器人[125](#bookmark198)[]以及电动轮椅控制[126](#bookmark199)]等 场景得到了应用。共享自主则通过对环境的感知，更加适应人和机器人之间的物 理交互具有不断进化的性质，这使得人与机器人之间的交互更接近于人与人之 间的互动。目前共享自主系统的动态自主性主要基于外部信息来调节，通常可以 从人类状态或环境状态中获取。从技术实现角度来看，基于人类状态感知的共享 自主系统一般从以下三个层面进行自主权动态调节：

1. 人类意图识别：意图识别一般从概率上对人类意图推断出人类在执行的任 务，共享自主系统基于意图的概率计算出机器人必须采取什么行动，调节 机器人的自主性和/或提供辅助。例如，针对遥操作机器人的交互问题，研

究[[122](#bookmark195)]基于一个递归贝叶斯滤波器和多模态的交互观测数据来进行人类的 操控目标推断，并基于目标估计的不确定性度量实现了系统的自主级别调 整。基于一个线性仲裁函数，研究[[127](#bookmark200)]通过估计人对于辅助机械臂目标的 置信度量来确定自主控制器和人之间的权重。此外，博弈论方法也可以用 于构建共享自主框架，基于闭环人机交互过程并假设人类通过优化目标函 数进行决策，研究[[128](#bookmark201)-[129](#bookmark202)]从交互反馈误差推断人类潜在意图，以确定人机 协同装配任务中变阻抗控制器的参数

2. 人类肌肉活动：通过测量肌肉活动并动态调节共享自主权的系统通常以最 小化该肌肉活动为优化目标。例如，针对人类与协作机器人完成锯木头任 务，在研究[[130](#bookmark203)]中实现了一个混合力/阻抗控制器，通过可穿戴的 EMG 传 感器在执行任务时估计人体上肢肌肉活动，当其超过一个阈值时，机器人 会使用学习到的操作技能来帮助人类减少肌肉疲劳。

3. 人类操作技能：通过区分用户的技能熟练水平来调整共享自主系统的辅助 特性。例如，在研究[[131](#bookmark204)]通过修改辅助机器人系统的行为，并通过防止对 熟练用户的不必要的限制来增强用户体验。研究[[132](#bookmark205)]基于 POMDP 用于表 示远程移动机器人操控者的专业水平，并基于推断用户的专业水平和对环 境状态的观测来实现用户输入与自主控制器的融合。

此外，使用环境信息实现动态自主权调整是设计共享自主系统的另一种方 式。目前，相关的研究主要通过从专家用户在执行某些任务时的示教行为数据 模仿学习，并使用这些信息来帮助非专家用户完成类似的任务以提高交互效率 来进行。例如，在遥操作任务中，将专家用户的操控轨迹与相应的环境信息编码 [到一些概率分布中，然后通过自适应控制器来确定系统的自主性[133](#bookmark206)]。在远程执 行的钉孔任务中，基于高斯混合模型从专家操作员的演示中提取信息，然后用 于生成基于力的触觉引导轨迹，帮助非专家用户完成插入任务[[134](#bookmark207)]。此外，在研 究[[135](#bookmark208)]中提出了一种处理目标遮挡的共享自主框架，基于自适应贝叶斯滤波器的 目标测量不确定性，通过滤波器的协方差矩阵调节共享自主的权重。在设计共享 自治系统时也可以综合使用人类和环境信息，但是如何正确地组合并确定从多 个来源收集的信息的优先级目前还有待研究。

对于交互对象和任务本身以及任务执行环境的理解是实现共享自主系统中 动态自主权调整的核心。在这里的 “理解” 不仅仅是一个对于环境态势或人类运 动状态/意图的分类或识别任务，在算法实现层面上需要实现对运动技能的量化 表征以及相关推理过程的置信度表征。因此，基于概率模型以及贝叶斯方法的 算法设计框架在共享自主系统中被广泛采用。相较于统计模型，概率模型能够 量化人机交互过程中的不确定性，并提供关于预测结果的置信区间或概率分布， 此外贝叶斯方法能够在模型中传递不确定性，使得不确定性能够在整个推理过

程中得到合理的传递和更新，为实现共享自主系统提供了可能。更重要的是，概 率模型和贝叶斯方法更加适用于获取数据难度较大的物理人机交互领域，通过 将先验知识或信念直接融入模型中，可以在获取少量数据的情况下实现意图推

理或识别。

2.3 运动技能模仿学习

共享自主系统需要对人类或环境理解，相较于无监督学习，在人机交互应用 中人类技能模仿学习作为一种监督学习方法可以使得机器智能更快地学习和掌 握复杂的技能和知识，并且可以更好地适应复杂的环境和任务。例如在[2.2](#bookmark187)所示 的闭环人机交互过程中，通过获取环境数据 s 与交互接口对人类动作 at 的测量 mt 或交互接口输出的命令 ut 组成的数据对 [s,mt] 或 [s,ut]，训练一个深度神经 网络来模拟专家的行为，这种方法通常被称为行为克隆（BC）。此外，更深层次 的模仿学习如逆强化学习（IRL），可以通过从专家的示教行为中学习其内部损 失函数 J 和认知模型 M ，然后通过该模型来设计机器智能使其能够自主地模仿 专家决策。然而，在辅助机器人的研究当中，需要完成的交互一般为连续的（例 如机器人辅助关节运动）， 因此技能通常以轨迹的形式呈现。在实际应用中，我 们仅能获取单个或少量的运动示教轨迹， 因此需要运动技能轨迹模仿学习从中 提取特征并泛化到不同的场景中。其不仅可以用于设计机器人的行为，更一般的 可以作为一种手段用于表示交互过程中的人类行为以实现人机共享自主。

行为克隆和逆强化学习等模仿学习算法主要侧重于解决马尔科夫决策过程 中的决策问题，其主要特点是需要与环境交互并且任意时刻的交互都会影响下一 时刻。运动技能轨迹模仿学习则侧重于对于在一段时间内的人类连续动作 a1∶T 的理解和规划，其输入通常为时间或者其他无环境交互影响的状态[[136](#bookmark209)]。机器人 技能模仿学习的概念最早由美国南加州大学的 Schaal 等人[[137](#bookmark210)]提出。此外，大量 的实验证据表明生物系统能够将基本的运动单元进行组合和适应性调整，从而 完成复杂任务，这一观点最终促成了运动基元理论的提出[[138](#bookmark211)] 。在后续研究中， Ijspeert 等研究者[[139](#bookmark212)-[140](#bookmark213)]根据弹簧阻尼模型，进一步提出了动态运动基元（DMP）。 这是一种“一次模仿学习（One-Shot Imitation Learning）”的方法，通过单一示范轨 迹就能实现点到点或周期性运动的泛化。对于多条轨迹的学习，Paraschos 及其 团队提出了概率运动基元（ProMP），该方法通过最大似然估计来处理轨迹参数 的概率分布，并依靠高斯条件概率运算来实现轨迹的泛化。此外，参数化的高斯 混合模型（GMM[）[141](#bookmark214)]、隐马尔可夫模型（HMM[）[142](#bookmark215)]以及基于核技巧的核化运 动基元（KMP）[[143](#bookmark216)]都实现了人类运动时间序列的泛化学习。尽管不同的实现方 法在收敛性以及输入输出方式上存在差异，作为元学习的一种，这些方法都对数

据的依赖较小，目前在娱乐游戏、医疗机器人、自动驾驶以及人机交互中得到了 广泛的应用。下面就本文中使用较多的动态运动基元 DMP 进行介绍，其根据引 用的场景不同具有多种变体。

2.3.1 离散动态运动基元

离散动态运动基元通常描述点到点的运动轨迹，其特点是在运动开始和运 动结束时的速度为零。动态运动基元源于生物系统的运动控制，可以被看作是一 种稳定的非线性动力系统的严谨数学表述，其本质是一种从示教轨迹中学习位

置 y 和速度 到加速度 的映射函数。来自于人类的示教运动轨迹通常是一个连

续的时间序列，在算法运行的过程中通过假定已经观测到当前时刻 t 的轨迹位置

和速度 yt, 已知，DMP 通过将训练数据封装成一个线性二阶动力学模型（一个

质量-弹簧-阻尼器系统）计算当前的期望加速度 ，并由此获得下一个时刻的期

望位置 y +Δt 和期望速度 + [Δt[136](#bookmark209)]。给定一条长度为N 的轨迹 {tn,y, , }1

一个单自由度离散 DMP 由以下一组非线性微分方程定义：

= τaz (βz(g 一 y) 一 z)+ f(x)

= τz

= 一τa x

x

(2.3)

(2.4)

(2.5)

其中 z 是一个辅助变量。az > 0 和 βz > 0 为常数分别用于表示刚度和阻尼系数， 一般在应用中设置为 az = 4βz τ 的比例可以保证系统稳定收敛，此外还可以在保 持系统收敛性的同时，从训练数据中学习到增益 az 和 βz [[144](#bookmark220)] 。τ 为轨迹的时间 缩放系数，时间 t 以可微的相位变量 x 表示。在式[2.3](#bookmark217)中的 g 表示轨迹的目标位 置。f(x) 为一个改变弹簧阻尼系统的外部强迫项，其被定义为由 N 个非线性径 向基函数（RBF） 的线性组合，使机器人能够跟踪从初始位置 y0 到最终目标位 置 g 的任何平滑轨迹，其定义如下：

f(x) = x (2.6)

Ψi(x) = exp (一hi (x 一 ci)2 ) (2.7) 其中，ci 是沿运动相位分布的高斯基函数的中心位置，其宽度为 hi。对于一个给 定的基函数数量 N，设 τ 等于所需运动的持续时间，则基函数的中心位置可以 定义为 ci = exp (一axi 一 1/N 一 1)，基函数宽度定义为为 hi = 1/ (ci+1 一 ci)2。若 轨迹是高自由度的，对于每个自由度的权重 wi 应该从单独的训练数据中进行学 习，以达到期望的行为轨迹。权重数量的选择应基于所需的轨迹分辨率，当需要

更高分辨率轨迹的时候使用。对于一个具有多个自由度的行为系统，可以给予每 一个自由度自己的动态系统如公式[2.3](#bookmark217)和[2.4](#bookmark218)来表示每个自由度的运动，但用公共

相位[2.5](#bookmark219)来同步各个自由度轨迹的迭代运行。

2.3.2 节律动态运动基元

当需要被 DMP 编码的运动遵某种节奏模式时，可以使用节律型 DMP（也称 周期 DMP）进行处理。节律 DMP 在离散 DMP 的模型的基础上主要改变了相位 变量。在节律 DMP 中重新定义的二阶系统的公式为：

 = Ω(a(β(g − y) − z) + f (φ)) (2.8)

 = Ωz (2.9)

Ω = 1 (2.10)

其中不同于离散型 DMP ，在节律型 DMP 中与轨迹持续时间相关的时间常数被 所编码轨迹的频率 Ω所取代。此外，节律型的 DMP 必须确保初始阶段 Φ = 0 和 最终阶段 Φ = 2π 一致，以便在轨迹重复过程中实现平稳过渡。与离散 DMP 类 似，节律型 DMP 同样也由 N 个 RBF 基函数定义，其唯一区别是基函数的中心 位置是在 0 到 2π 的连续相位空间内均匀分布的，其表达式如下：

f(φ) =  (2.11)

Ψi (φ) = exp (ℎ (cos (φ − ci ) − 1)) (2.12)

其中，权值沿相空间均匀分布，参数 r 用于调制周期信号的振幅。

2.3.3 动态运动基元的学习

DMP 中用于的权重参数 wi 是线性的，因此可以使用各种类型的监督学习框 架来拟合 wi ，此外如果只有来自成本函数的信息可用，许多其他优化算法也可 [以被使用。其中学习的过程分为两个阶段[138](#bookmark211)]： 第一步是确定高级参数的取值， 例如离散 DMP 中的目标位置 g，初始位置 y0，时间常数 τ , 第二步为从示教轨 迹中学习参数 wi。

对于离散 DMP，参数 g 可以设置为示教轨迹结束时的位置，类似的初始状 态 y0 设置为轨迹开始的位置。在实际使用中，时间缩放系数 τ 设置为示教序列 的持续时间，但是从记录的示教轨迹中提取 τ 需要一些额外的轨迹检测分割算 法来确定运动的开始和结束位置[[144](#bookmark220)]。例如，可以采用轨迹最大速度的 2% 作为 分割阈值，τ 可以选择为持续时间的 1.05 倍用于补偿由于阈值化而导致的轨迹

开始和结束时的缺失。对于节律 DMP ，g 是一个周期轨迹基准锚点，一般设置 为所示教周期轨迹的中间位置，可用于调整周期信号的基准位置。此外，在节律 DMP 中的参数 Ω 被一般并被设置为所演示的节奏运动的周期除以 2π , 在实际应 用中，周期信号的频率信息需要被傅里叶分解等方法额外计算。由于离散 DMP 和节律 DMP 的二阶系统主要差别在于时间缩放系数 τ = 1/Ω , 因此在这里仅分 析离散 DMP 的学习过程。当给定一个组演示轨迹及其关于时间的一阶导数和二 阶导数 {ydemo , demo , demo } 可以通过改写式[2.3](#bookmark217)得到一个函数近似问题，其中强 迫项 f 需要尽可能得逼近示教轨迹形状 ftarget：

ftarget = τ 2 demo− az (βz (g − y demo) − τ demo ) (2.13) 学习的过程基于局部加权最小二乘法（LWR）进行[[145](#bookmark221)]，此外也可以使用混合模 型或者高斯过程等其他的函数逼近器来进行。通过寻找外部强迫项 f 中每个核 函数对应的 wi 使得由下式定义的局部加权二次误差最小：

Ji =  Ψi (t) (ftarget(t) − wi ξ(t))2 (2.14)

其中，离散 DMP 的 ξ(t) = x(t)(g − y0 ) 而节律型DMP 的 ξ(t) = r，计算该加权线 性回归问题，有两种求解方法，当可以获得完备的示教数据时，使用离线学习方

法获取权重 wi ：

**s**T Γi**f**target

**s**T Γi**s**

wi =

其中：

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| ⎛ ⎜  ⎜  **s** = ⎜ ⎜ ⎜ ⎝ | ξ(1)  ξ(2)  ⋯  ξ(N) | ⎞ ⎛ ⎟ ⎜ ⎟ ⎜ ⎟ Γi = ⎜ ⎟ ⎜ ⎟ ⎜ ⎠ ⎝ | Ψi (1)  Ψi (2)  0 | 0  ⋯  Ψi (N) | ⎞ ⎛  ⎟ ⎜  ⎟ ⎜  ⎟ **f**target = ⎜  ⎟ ⎜  ⎟ ⎜  ⎠ ⎝ |

此外，也可以通过递归最小二乘法实现权重 wi 的增量学习，

(2.15)

|  |  |
| --- | --- |
| ftarget(1) ftarget(2)  ⋯  ftarget(N) | ⎞  ⎟  **⎟** (2.16) ⎟  ⎟  ⎠ |

利用期望的轨迹形

状与当前学习到的形状之间的误差和遗忘因子 λ, 在每个时间步迭代更新权重：

wi (t) = wi (t) + Ψipi (t) ξ(t)e (t) ,

pi (tJ+1) = pi (t) −  (2.17)

其中，参数的初始值分别为 wi (0) = 0 和 pi(0) = 1，遗忘因子决定了权重更新的 速率，其中残差定义如下：

e (t) = ftarget(t) − wi (t) ξ(t) (2.18)

2.4 本章小结

在本章节中，我们首先对机器人行为系统的建模过程进行了总结和分析，在 此基础上从人类的视角进一步分析了闭环人机交互过程的整个流程以及其中存 在的不确定性来源。此外，就处理人机交互过程中的不确定性问题，引入了共享 自主的概念和相关应用方式，并对其相关背景进行了介绍。最后，针对在共享自 主方法中的人类行为表示方法，探讨了运动基元的相关理论，并就动态运动基元

这一典型代表展开了详细的分析和介绍。

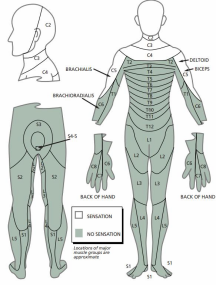
**第** **3 章** **柔性可穿戴体-机交互接口的自适应解码方法**

对于上肢截肢患者和四肢瘫痪患者而言，定制化的人机交互界面在辅助机 器人操控方面发挥至关重要的作用。高效的人机交互不仅仅可以提高他们的生 活自理能力，且可以在一定程度上减轻社会和家庭的护理负担。由于上肢截肢患 者和四肢瘫痪患者普遍拥有残余的肩部活动能力，在本章节中，我们首先基于柔 性拉伸/弯曲传感器网络和一个惯性传感器设计了一种可穿戴式身体-机器交互界 面。通过测量使用者斜方肌和胸小肌的肌肉形变进而将其肩部运动映射为连续 的二维操控指令。针对传感器数据，设计了两种数据映射模型：基于预定义规则 的直接数据线性映射方式和考虑到不确定性的意图推断数据解码方法，用于将 高维度的传感器观测数据映射到二维操控界面。由于不同映射模式在动态响应 能力以及精准度方面存在区别，我们通过一个实验将用户的使用直接数据映射 模式的操作表现先验知识结合到共享自治框架中，实现了两种数据解码方式的 自适应切换来增强数据解码在不同任务中的效率。最后，我们通过一系列光标操 控实验和虚拟电动轮椅驾驶任务验证了所提出交互界面和数据解码方法的有效 性。

3.1 研究动机

四肢瘫痪和上肢截肢，特别是由交通事故、工伤、摔倒、枪伤等事件引起的， 对患者的生活质量造成极大影响，同时严重影响他们自我护理的能力。四肢瘫痪 通常是由于脊髓较高位置的横贯性病变所导致，具体而言，位于第二胸椎以上的 颈脊髓横贯性病变引发的截瘫，被称为高位截瘫。根据中国残疾人联合会数据， 中国的肢体残疾人数量为 [2400 万人左右[146](#bookmark222)]， 其中截肢和四肢瘫痪是肢体残疾 中较为严重的类型之一，他们中的大多数人最终部分或完全依赖于他们的照顾 者[[147](#bookmark223)]。世界卫生组织已经呼吁各国积极推进辅助设备的研究，我国在 2021 年 九月发布了《中国脊髓损伤者生存质量白皮书》意在促进脊髓损伤辅助相关研究 工作的推进。根据一项调查研究表明，除了恢复运动能力外，他们的主要兴趣之 一是能够控制辅助机器人或电子设备，例如电脑、轮椅、机械臂和智能假肢。这 些设备将有效提高他们日常生活的独立性，并减轻家庭的照顾负担[[148](#bookmark224)] 。然而， 由于他们运动能力的缺陷，通常需要定制的人机交互界面来满足不同的需求。

如第一章中所分析， 目前基于生理信号的定制化人机交互方式已得到了广 泛研究。其中已有研究应用脑机接口（BCI[）操控智能电动轮椅[149](#bookmark225)]、控制虚拟 飞行器[[150](#bookmark226)]以及遥控操作辅助机械臂[[151](#bookmark227)]。然而，基于生理信号的交互设备通常

存在若干局限性：带宽较低，用户需要较长时间的培训和练习，对计算的需求 高，以及要求用户高度专注。由于从传感器获得的数据无法直接转化为明确的物 理指令，这类设备多数情况下只能在有限的离散命令空间内操作。最近的用户 研究表明，四肢瘫痪的患者更偏好使用那些方便的可穿戴交互设备[[42](#bookmark119)]。非侵入 式的可穿戴人机交互接口通过实时跟踪身体某些部位的运动（如头部、手指、耳 部肌肉等）来获取感知信号。由于这种接口侵入性较小，目前已有研究在探讨其 [作为定制化交互界面的潜力[152](#bookmark228)-[153](#bookmark229)] 。与捕获脑机接口捕获大脑激活电信号不同， 体机交互设备通常需要捕获人体的肌肉活动。因此，在设计定制化体-机交互界 面之前，首先需要明确使用者的残余活动能力。颈椎脊髓损伤的分级主要依据 ASIA [（美国脊髓损伤协会）制定的标准[154](#bookmark231)] ，具体如下：

肱二头肌

肌

三角肌

肱二头

肱肌

有知觉

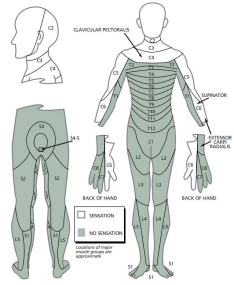
无知觉

(A) C5级别颈脊髓损伤运动

感知能力区域

锁骨胸肌

肱肌

 桡骨内收肌

有知觉

无知觉

(A) C6级别颈脊髓损伤运动

感知能力区域

**图** **3.1 部分颈脊髓损伤运动感知能力分级示意图**

• A 级：完全性脊髓损伤。损伤平面以下所有感觉、运动功能完全丧失，包 括自主呼吸功能。患者需要终身依赖呼吸机或其他辅助设备维持生命。

• B 级：不完全性脊髓损伤。损伤平面以下存在感觉功能，但无运动功能。患 者可以感知疼痛、温度等刺激，但不能进行自主运动。根据感觉功能保留 的范围，B 级又可分为 B 级-完全感觉和 B 级-部分感觉。

• C 级：不完全性脊髓损伤。损伤平面以下仅有一些肌肉运动的功能，无有 用功能的存在。患者可以完成一些简单的动作，如移动肢体、维持姿势等， 但无法进行日常生活活动或参与社会活动。

• D 级：不完全性脊髓损伤。损伤平面以下保留了部分的运动功能。患者可 以完成一些日常生活活动，如行走、穿衣、进食等，但存在一定程度的障 碍。根据运动功能保留的范围，D 级又可分为 D 级-完全运动和 D 级-部分

运动。

• E 级：正常或接近正常的脊髓功能。患者的感觉和运动功能基本正常，但 可能存在一些异常的反射。这种情况通常不需要特殊治疗，患者可以恢复 正常的生活和工作。

根据颈脊髓损伤的不同涉及节段，可将其分为 C1 至 C8 共 8 个级别，每个 级别的症状均有所区别。C1 至 C4 级别的颈脊髓损伤被视为高位损伤，其中 C1 和 C2 级别的损伤最为严重，常表现为颈部以下全身完全瘫痪、失去自主呼吸的 能力、活动范围极为受限，患者需依赖护理人员进行全面照护，且因言语能力受 损而导致沟通困难。对于完全无法进行自主活动的这类患者， 由于他们无法使 用任何辅助设备，本文不包含该情况的研究讨论。在 C3 和 C4 级别，患者有能 力控制膈膜，因而可实现自主呼吸与言语交流。如图[3.1](#bookmark230)所示，C5 级别的患者则 具备举起手臂或弯曲肘关节的能力，但可能无法控制手腕、手、躯干和双腿；尽 管能说话，但呼吸能力有所衰减，可能需借助呼吸机，并需要帮助以清除体内积 聚的唾液。这些患者可操作电动轮椅，但进出轮椅需要他人协助，同时需要借助 特殊设备进食，每天需有 2 至 6 小时的人工帮助完成日常生活。C6 级别患者在 手腕伸展功能上受限，常在手部、躯干和腿部体验到麻痹感，但仍能向后弯曲手 腕；他们能够说话，但呼吸功能较弱， 自行上下床时不需要外部辅助。C7 至 C8 级别的患者能控制某些手部动作，许多可以自行完成抓握与释放物品的操作，他 们的言语能力正常，可以活动肩膀、手臂和手，但部分手部肌肉感觉减弱。综合 来看，大多数不完全性脊髓损伤四肢瘫痪患者在其肩部周围仍有剩余的主动活 动能力[[155](#bookmark232)]， 这为设计可穿戴体-机交互界面提供了可行性。

3.2 柔性体-机交互系统设计

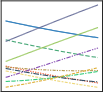
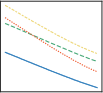
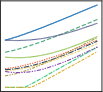
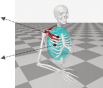
已有研究采用了惯性测量单元与视觉传感器来收集瘫痪患者的肩部活动数 据，进而控制智能轮椅[[43](#bookmark120),[156](#bookmark233)]。然而，这些系统仅能测量所附着标记或传感器位 置的移动，无法选择性地捕获用户的相应肌肉激活模式，容易受到外部环境噪声 的干扰。为解决这一问题，已有研究将肌肉电信号与惯性传感器结合以捕获肌肉 运动[[99](#bookmark176)]， 但是该类型方法仍然需要捕获高质量的生理信号。可穿戴式的柔性应 变传感器目前成为了一种设计人机交互界面的一种新方法[[157](#bookmark234)]。柔性传感器可以 通过在不显眼的方式下测量皮肤或纺织品的形变来对人体运动进行跟踪。与惯 性传感器不同，柔性传感器通常不存在积分漂移的问题，因此线性度以及可重复 性较好，不需要频繁校准系统。当附着在特定肌肉群的位置时，柔性传感器可以 通过测量肌肉的形变进而选择性地捕捉肌肉激活模式或关节运动信息。由于柔 性传感器捕获的信息具有物理意义， 因此相较于生理电信号通常更可靠且可以

实现实时的计算处理。目前，柔性应变传感器已被部分研究用于捕捉人体肩关 节的运动学信息[[72](#bookmark160)-[73](#bookmark159)[,75](#bookmark149)]或设计实现上身/全身姿态的的运动捕捉[[71](#bookmark148),[74](#bookmark161),[85](#bookmark162)] 。目前， 大多数相关研究都集中于使用传统的运动捕捉系统作为参考。他们通过采集大 量人体运动学数据，并应用监督学习建立回归模型，进一步把柔性传感器的数据 转换为关节角度。本章节与之前的研究有所不同。鉴于人体肩部是上肢中最为复 杂的部分，我们首先分析肩部的骨骼肌肉模型，确定传感器的最佳位置，以便更 有效地采集运动数据。此外, 本研究还设计了一套高效的数据解码方法，能够处 理传感数据采集中的不确定性，将高维传感器数据转换成适用于不同任务的低 维控制命令。

3.2.1 人体肩部肌肉骨酪模型

肩关节是人体活动度最大同时也是最不稳定的关节。它能进行多种运动：在 额状面可以做屈伸，在矢状面可以做外展和内收，在水平面可以环绕和屈伸，而 在垂直方向可以内旋和外旋。从骨骼结构看，肩部由肩胛骨、锁骨和肱骨组成； 肩胛骨是这一区域最大的骨骼，后背位置，并与锁骨和肱骨共同构成了肩关节； 锁骨位于胸部上方，连接着肩胛骨和肱骨，让手臂获得了活动自如的能力；肱骨 则为手臂的主骨，贯通肩关节至肘关节，使手臂能够弯折和伸直。肩部的肌肉可 分为四组：（1）肩胛肌：主要控制肩胛骨，包括斜方肌、菱形肌、抬肩胛肌和前 锯肌。（2）只跨越肩关节的肌肉：如三角肌、喙肱肌、二头肌和三头肌。（3）跨 越两个以上关节的肌肉：这类肌肉有胸大肌和背阔肌。（4）与肩功能间接相关但 重要的肌肉：如冈上肌、冈下肌和小圆肌。这些肌肉与韧带一同工作，协助完成 抬举手和旋转肩膀等复杂运动[[158](#bookmark235)] 。

所设计的交互设备通过捕获肩胛骨运动（或称肩胛胸壁关节的运动）以生成 连续命令，而不是依赖肩关节角度。肩胛骨参与上升、下降、前伸、后缩、上旋 和下旋等六种类型的活动自由度。由于活动范围较小无法产生足够的肌肉形变， 我们在骨骼肌肉模型的分析中省略了上旋和下旋两种运动模式。这些动作主要 负责上肢的升降，需要大范围的运动，不适合四肢瘫痪的人。如图 3.2所示，基 于 OpenSim[[159](#bookmark236)]的肩关节肌肉骨骼模型仿真，我们对斜方肌和胸小肌在水平和竖 直两个方向上运动的肌纤维标准化长度变化特征进行了研究。斜方肌参与肩胛 骨的后缩，促使肩胛骨向脊柱方向移动，反之，胸小肌对肩胛骨施加向下的力， 使其向胸部移动。在肩胛骨水平前伸和后缩过程中，斜方肌和胸小肌的标准化肌 纤维长度呈现出相反的变化趋势。值得一提的是，在垂直肩胛运动过程中，斜方 肌的肌肉路径 TS7 至 TS11展现出与胸小肌路径中观察到的类似变化趋势。鉴于 此，我们制定了两项柔性传感器放置准则，以便最大限度地扩增所涉及交互设备 可捕获的肌肉运动动态范围。首先，所选的肌肉路径在相同的运动范围内应表现



... ...

...

纤维长度

0 . 12

0 . 08

TS1

TS7

TS11

PM1

PM4

0 . 15



0 . 05



**斜方肌**

0 . 14



纤维长度



**胸小肌**



**肩胛骨水平方向移动**

0 . 175

0 . 150

0 . 125



0 . 075

0 . 050

STD

- 60 . 0 -50 . 0 -40 . 0 -30 . 0 -20 . 0

0 . 140

0 . 120



0 . 080

STD

- 60 . 0 -50 . 0 -40 . 0 -30 . 0 -20 . 0

肩胛胸壁关节角度（度）

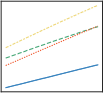


**肩胛骨竖直方向移动**



STD

5 . 0 10 . 0 15 . 0 20 . 0 25 . 0 30 .



5 . 0 10 . 0 15 . 0 20 . 0 25 . 0 30 . 0

肩胛胸壁关节角度（度）

Muscle path

TS1

- - - TS2

…  TS3

- -  TS4

 =  TS5

=    TS6

-- - TS7

    TS8

--  TS9

TS10

TS11

Muscle path

PM1

= =  PM2

…  PM3

  -  PM4

**图** **3.2 斜方肌和胸小肌群肌肉纤维标准化长度随肩胛胸壁关节运动的变化，其中条形图显** **示了每组肌肉纤维随运动变化的标准偏差**

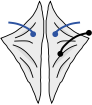
出最大的标准偏差。其次，斜方肌和胸小肌的标准化长度变化应在肩胛关节运动

的同一方向上呈现出相反的趋势。

3.2.2 交互系统硬件设计

如图[3.3](#bookmark237)所示，所开发的交互系统重量为 430 克，通过聚合物锂离子电池供电， 在运行时的功耗约为 270mW。该系统使用了四个单轴柔性弯曲/拉伸传感器和两 个双轴弯曲硅胶数字电容式柔性应变传感器（由美国 Nitto Bend Technologies 公 司生产），各个柔性传感器通过 FPC 排线连接至数据同步模块，并通过 I2C 总线 以 50Hz 的速率将所采集到的数据上报。单轴柔性传感器能够捕获一个方向上解 耦的路径无关弯曲和拉伸位移信息，而双轴柔性传感器则可以捕获两个正交方 向上的路径无关弯曲信息。为了降低传感器与身体之间的滑动对于测量精度的 影响，我们于压缩衬衫内放置了硅胶防滑带，并通过 3D 打印外壳将软传感器固 定于衬衫上。根据上一节所提出的传感器放置准则，我们将四个单轴软传感器 （L1、L3、R1、R3）被放置在肌肉路径 TS7、TS8、TS9 和 PM3、PM4 区域，用于 捕捉相应肌肉的活动。两个双轴软传感器（L2、R2 ）安装在肌肉路径 TS1、TS2、 TS3 区域，用于捕获水平和垂直方向的肩部活动。

数据同步模块置于用户背部中央区域，图[3.4](#bookmark238)给出了该模块的结构框图。本 模块利用 STM32F103 MCU进行开发，并集成了 UCOS III 操作系统以实现任务 的调度。模块的 PCB 板上集成了一个 MEMS惯性传感器 MPU6050 ，其中包含 三轴加速度计和三轴陀螺仪，并且通过 I2C 中继器与柔性传感器进行通信。数据 同步采集模块能够以 50Hz 的频率将传感器数据同步上传至上位机（配备 Intel i5



**人体上身后视图**



|  |
| --- |
| L3 |

R3

|  |  |
| --- | --- |
| L2  L1  IMU | R2  R1 |



**USB**

**有线传输**



**单轴柔性传感器-L1**



**单轴柔性传感器-R1**

**I 2 C 中** **继**



**双轴柔性传感器-L2**



**双轴柔性传感器-R2**

**MCU**

（RTOS）



**单轴柔性传感器-L3**

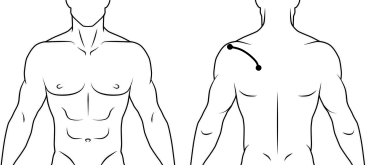


**单轴柔性传感器-R3**



陀螺仪

**人体上身前视图**

双轴柔性

斜方肌

传感器固定 位置

弯曲传感器





肩胛骨

单轴柔性

弯曲拉伸传

感器

胸小肌

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 单轴柔性  弯曲拉伸传感器 | | | | |
| 双轴柔性  弯曲传感器  数据同步采集模块  （集成6轴IMU） |  | 目标到达任务 人机交互界面  原始数据 | 虚拟电动轮椅驾驶任务 人机交互界面 | |
| 操控 指令 |  |
| 数据解码与映射校准 | |

**图** **3.3 所设计的体-机交互界面硬件系统结构以及相应的柔性传感器布置位置**



**低功耗**

**蓝牙**



**I**

**2**

**C**

**中**

**继**

**惯性测量单元**



加速度

计

**图** **3.4 数据同步采集模块的硬件系统结构框图**

10400F 2.9Ghz 的计算机）， 通过无线蓝牙和有线 USB 两种方式进行。此外，模 块采用了一个分辨率为 3840 × 2160 的 27 英寸显示器，放置在用户前方 60 厘米 的位置，用以提供视觉反馈。上位机的图形界面用于辅助校准和提供任务指导。

3.3 传感器数据处理与解码



*gt* +'



*gt*



*st* -'



*st* +'



*ot* -'



*ot* +'

R

R

*R*



*at* +'



*at* -'

*ut* -'

*ut*



*at*

在第二章中，我们分析了闭环人机交互中控制外部设备的过程。其中，传感器 数据的处理和解码主要旨在建立一个从观测数据到期望输出的映射函数 f (mt )。 为此，我们采用了概率图工具对该交互过程进行分析，并将其建模为一个部分观 测的马尔科夫决策过程（POMDP）。图[3.5](#bookmark239)给出了从 t − 1 到 t + 1 时刻的人机交互 过程的概率图模型。其中 gt 表示在外部环境中用户意图实现达成的目标，st ∈ S 是外部环境的在 t 时刻的状态（可用于表示本工作中光标或轮椅的状态的状态）。 ot 是用户对环境的观测信息，其包括视觉、听觉、触觉、嗅觉以及对于前一时刻 动作 at−1 的本体感觉反馈。根据当前状态 st 和目标 gt ，根据当前对于环境的观 测的信念，使用者根据内部的决策模型执行最优动作 at ∈ Θ 并收到奖励 R。由 于人机交互为一个人类贯序决策过程，在本工作中人类肩部的动作空间 Θ 是高 维度且连续的，因此不能用有限数量的离散量表示。因此，所设计开发的体-机交 互界面可以被视为一种对于人类动作的量化表征工具，它将不可直接定义的人 类物理动作 at 通过观测和映射函数量化为有意义的低维命令 ut。最后，ut 通过 环境的状态转移方程 T(st+1|st, ut) 进而改变外部环境的状态实现对设备的操控。



*gt* -'



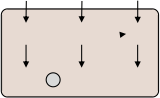
*T T*



*st*



*ot*

*π*

*π*

*π*

|  |
| --- |
| **人机交互界面** |

**图** **3.5 闭环人机交互过程的概率图模型**

使用体-机交互设备时存在三个主要的不确定性来源。（ 1）对用户当前状态 观察不充分而存在的不确定性；（2） 由于用户内部建立的环境动态模型与现实 世界不匹配而导致的决策不确定性；（3） 由于使用者身体机能限制导致的动作 执行不确定性。（4）传感器的测量噪声。由于涉及到多项不确定性来源导致难以 分析，我们首先假设用户对于环境的观测是充分的并且可以准确地获取环境状 态，则可认为 ot = st。此外，随着时间的推移，使用者可以通过练习了解真实的 世界动态 T(st |st−1, ut−1)。因此，在本章研究中我们认为不确定性只存在于使用 者的动作和传感器的观测中，尽管柔性传感器测量中固有噪声相较于惯性传感 器与生理信号传感器大大降低，但是体-机交互界面和用户身体在特定位置潜在 的随机滑动仍然会导致不确定性的存在。其中人类动作的不确定性已被广泛研

究[[118](#bookmark192),[120](#bookmark193)[,160](#bookmark240)[]。受 Gopinath 等人对与防止使用者意外交互界面操作的研究[121](#bookmark194)]的 启发，我们认为预期操作 at 与结果操作之间的偏差是不可忽略的。对于运动障 碍人士来说，固有的身体限制会增加出现动作偏差的可能性。根据用户意图提供 命令至关重要，而不是仅仅依赖于传感系统的测量值，因此我们开发了两种方法 分别实现了映射函数 f(mt) 将观测信息解码为操控指令。



*at*



*at* -1



*mt* -1



*mt* +1



*pt* -1



*pt* +1

3.3.1 基于确定性规则映射的数据解码

将数据从传感系统直接映射到命令空间代表了一类端到端人机交互解码方 法，其中传感器信号直接通过一个线性或非线性的映射函数实现命令生成，无 需考虑系统中存在的不确定性因素。图[3.6](#bookmark241)的给出了基于确定性规则映射的数据 解码方法的概率图模型，其中 mt 是在每个时间步长获得的传感系统的观测值。 pt = f(mt) 是由线性函数 f 映射的控制命令。



 光标  保持静止



后缩

前伸



**使用者**

 *at* +1

*ut* -1

*ut*

*Gd* , ***b***, ***c***

*Gd* , ***b***, ***c***



*mt*

*f* (*m*)

*f* (*m*)

*f* (*m*)



*pt*

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Y  **Ⅱ**  **Ⅰ**  X  **Ⅲ Ⅳ** | Y  **Ⅱ**  **Ⅰ**  X  **Ⅲ Ⅳ** | Y  **Ⅱ**  **Ⅰ**  X  **Ⅲ Ⅳ** |

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Y | | | | Y | | | Y | |
| **Ⅱ Ⅰ** | | | | **Ⅱ Ⅰ** | | | **Ⅱ Ⅰ** | |
|  | | | X |  | | X |  | X |
| **Ⅲ Ⅳ** | | | | **Ⅲ Ⅳ** | | | **Ⅲ Ⅳ** | |
| 9 | | | | 9 | | |  | |
| Y | | | | Y | | | Y | |
| **Ⅱ Ⅰ** | | | | **Ⅱ Ⅰ** | | | **Ⅱ Ⅰ** | |
|  | | | X | X | | |  | X |
| **Ⅲ** |  | **Ⅳ** | | **Ⅲ** | **Ⅳ** | | **Ⅲ Ⅳ** | |
|  | | | |  | | |  | |

**图** **3.6 基于确定性规则映射的数据解码方法的概率图模型以及肩部动作与光标动作之间的** **关系**

1. 映射规则设计

在相关研究中，主成分分析（PCA）方法通常用于将体-机交互界面的高维 [数据映射到低维操作命令[44](#bookmark121),[161](#bookmark242)]。然而，基于 PCA 的映射模型对于用户来说往 往难以将其和自身运动建立起一个清晰和直观的关系（例如光标移动方向和身 体运动趋势不一致）， 导致用户需要大量的时间才能熟练使用它。为了解决这个

问题，如图[3.7](#bookmark243)所示，我们设计了一种基于规则的数据映射解码方式，将高维水 平肩部运动映射到二维命令空间。其中，肩胛胸壁关节进行前伸运动生成的命令 位于象限 I 、II 内，肩部后缩运动生成的命令位于象限 III 、IV 内。低维度的映射 函数输出向量 pt = [xt, y t]T 和操控命令输出 UCM 的计算方式如下

sx = ⎨ −x , sy = ⎨ −y (3.4)

, xt < 0 , y t < 0

pt = **r** ⋅ **P** ⋅ mt

(3.1)

UCM ≜ Gd (pt− b) ⊙ c

(3.2)

其中在 t 时刻的观测 mt = [m, m, m, m]T 是柔性传感器 L1 、L3、

R1 和 R3测量的拉伸位移形变量。常数 Gd 用于调整生成的命令的增益，b ∈ ℝ2×1 和 c ∈ ℝ2×1 分别代表了零位置校准向量和尺度缩放校准向量，这两个向量在校 准程序中获得。矩阵 **P** ∈ ℝ4×2 是映射规则矩阵，**r** ∈ ℝ2×2 是单位旋转矩阵，它 将 pt逆时针旋转 π/4。最后，我们将左侧或右侧放置在胸小肌和斜方肌的两个柔 性应变传感器的观测值之差作为命令， 因此可以得到基于确定性规则的观测映 射矩阵：

**r** ⋅ **P** =  1  1 ]

2. 校准过程

基于确定性规则映射的数据解码的校准环节包括两个阶段。首先，我们要 求参与者佩戴者以舒适放松的姿势静坐 10 秒钟，记录所用软传感器的拉伸数据， 然后按照下式计算零点校准向量 b：

b =  xi ,  yi]T (3.3)

其中 T 是在 10 秒内记录数据的数量，xt = mL1) − mL3)、y t = mR1) − mR3)分

别是使用者左肩和右肩位于胸小肌和斜方肌柔性传感器拉伸形变量的差值。在 校准过程的第二阶段，参与者被要求尽可能最大幅度重复地前后移动左右肩膀 10 秒，在后期数据处理中通过使用峰值检测算法捕获记录的校准数据的极值点， 用于计算缩放校准向量 c = [sx , sy ]T ，其中 sx 和 sy 是缩放因子，计算公式为

⎧⎪ ∑ x > 0 ⎧⎪∑ yi+ > 0

⎪ T+ , xt ⎪ T+ , y t

其中 x 成校准环节后，使用者自由使用身体探索光标的控制，并且手动调整它们认为最 佳的增益 Gd 。



*at*

*at* +'

*ut* -'

*ut*

C



*zt* +'



*zt*

***A C***



*mt* +'



*mt*

3.3.2 基于不确定性意图推理的数据解码

基于规则的直接映射数据解码未考虑系统的不确定性因素，根据前述分析， 这一做法是有缺陷的。因而，我们进一步在体-机交互设备的解码过程中考虑使 用者的交互动作不确定性，并将其引入系统分析。在这一框架下，用户意图所产 生的交互指令被视为不可观测的隐状态。



**使用者**



*at* -'

*Gi*

*Gi*



*zt* -'





*mt* -'

**图** **3.7 基于不确定性意图推理的数据解码方法的概率图模型**

1. 意图推理的概率模型

图[3.7](#bookmark243)给出了基于不确定性意图推理的数据解码方式的概率图模型给出，相 较于基于规则的数据映射，其在 at 和 mt 之间添加了不可观测的潜在变量 zt ∈ Φ 用于表示使用者的意图，其中 Φ 是潜在命令空间，用于表示用户可能期望发出 的所有命令，在本任务中被定义为一个连续的二维平面中的位置。具体而言，zt 代表了用户基于对当前状态和目标的认知所期望产生的指令。在时间点 t ，潜在 用户意图 t 的推断依赖于后验概率 p(zt |m1∶t) 的期望值，其中 m1∶t ∈ ℝt×N 是累 积的体-机交互接口的观测数据，N 是用于推断的传感器的数据维度。由于在设 计当中使用了多组柔性传感器以及一个惯性传感器，其信息往往是冗余的，需要 选择使用。由于我们无法直接建立观测到意图的映射关系，因此其由一个消融实

验来确定。

经过校准后的输出指令 UUII

t

t= argmax p(zt |m1∶t)

zt

的定义为：

U ≜ Gi ⋅ t

(3.5)

(3.6)

其中 Gi 是比例因子，在校准阶段由使用者手动调整。为了简化计算，我们进一 步假设了用户的在 t 时刻意图的操控命令与 t + 1 时刻的命令之间的关系是线性 的，此外假设观测数据到意图之间的映射函数 f (mt ) 也是线性的。其中相邻两个

时刻的意图指令之间和传感器测量与当前意图指令之间的不确定性是服从高斯 分布的，当其满足马尔科夫齐次性假设和观测独立性假设时，该模型可以表示 为：

p(zt |z t−1) = 八(**A**z t−1 , **Q**t) (3.7)

p(mt |z t) = 八(**C**z t,**W**t)

(3.8)

其中 p(zt |z t−1) 为状态转移条件概率，p(mt |z t) 为观测条件概率。zt = [px(t),py(t), ux(t), uy(t)] 是使用者潜在命令在时间 t 的状态，在本任务重具体表 现为一个在二维空间中移动的点（光标）。**A** ∈ ℝ4×4 是连续时间步之间潜在命令 的先验动力学状态转移矩阵，**C** ∈ ℝN×4 是传感器观测与当前用户意图命令之间 的观测矩阵。**Q**t ∈ ℝ4×4 和 **W**t ∈ ℝN×N 分别表示了使用者的潜在意图命令在进 行状态转移时的不确定性以及交互界面观测的不确定性。基于以上假设，对于使 用者的意图推理过程可以看做一个状态估计问题，其最优估计可以通过卡尔曼 滤波框架进行求解。其中，我们将状态转移动力学矩阵 **A** 定义为：

⎡1 0 ⎢

⎢0 1

**A** = ⎢

⎢0 0 ⎢

⎣0 0

Δt 0 ⎤

⎥

0 Δt ⎥

⎥ (3.9)

1 0 ⎥

⎥

0 1 ⎦

其中 Δt 是离散系统的时间步长，观测矩阵 C 和状态转移不确定性协方差矩 阵 Qt 以及观测不确定性协方差矩阵 wt 以及可以根据意图推理校准环节采集得 到的训练数据计算得出。

2. 概率模型的参数估计

基于意图推理的数据解码方首先需要通过一组运动想象任务进行数据采集， [该任务目前通常被用于脑机接口神经解码数据采集的过程[162](#bookmark244)-[163](#bookmark245)]， 近年来已应 用于体-机交互界面数据解码[[44](#bookmark121)[,156](#bookmark233)]。在训练过程中，我们要求受试对象跟随一 个在屏幕上直径为 0.8 厘米的红色光标，该光标在任务空间中沿着一条 10 厘米 的直线从屏幕中心按照逆时针的顺序朝着八个方向移动。其中该红色光标的移 动根据式[3.10](#bookmark246)所定义的微分方程进行移动[[44](#bookmark121)] ，x(t) 和 y(t) 分别代表了光标在显示 器上的位置，x0 和 xf 分别为光标的起点和终点位置，τ 为时间常数用于控制光 标的运动速度。运动想象任务是开环的，这意味着我们不会向用户提供当前其当 前使用交互界面生成的命令的任何反馈信息。受试对象需要完成三次独立的数 据采集任务，期间我们记录红色目标光标移动的数据（位置和速度）和体机交互 界面所采集的传感器原始数据。

x(t) = x0+ (x0− xf) ( 15τ4 − 6τ5 − 10τ3) y(t) = y0+ (y0− y f) ( 15τ4 − 6τ5 − 10τ3)

(3.10)

观测矩阵 C 通过运动想象务中所采集的训练数据的最大似然估计来获得， 计算方式如下：

C = Y XT(XXT )−1

(3.11)

状态转移不确定性协方差矩阵 Qt 和表示观测不确定性的协方差矩阵 wt 可以通 过类似的方法计算得到，计算方法如下：

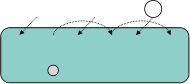
Qt = (X2− AX1)(X2− AX1)T (3.12)

wt = (Y − CX)(Y − CX)T (3.13) 其中，Y 和 X 矩阵分别是由运动想象任务记录的的体-机交互界面的传感器测量 和相应的屏幕中的指引光标位置数据组成的。数据矩阵 X1 ≜ X1∶end−1 和 X2 ≜ X2∶end−1 ，T 为采集的训练数据量。

完成运动想象训练的数据采集和参数更新后，使用者可以通过在任务空间 中自由地移动控制光标控件来手动调整增益 Gi。当用户感觉当前训练的意图推 理模型不能很好地工作时，我们将数据采集和训练重新进行直至使用者可以使 用他们的肩胛骨控制光标运动。至于用于意图推理的传感器信息数 N 的确定， 将通过一个消融实验深入研究。

3.3.3 基于共享自主的自适应命令映射解码切换

基于确定性规则映射的数据解码方式仅依靠当前时刻的传感器观测值， 因 此可以进行高效率的命令生成。另一方面，基于不确定性意图推理的数据解码方 式通常需要累积更多的观测数据作为 “证据” 进而推理出交互意图，虽然其考虑 了交互过程中的不确定性使得估计产生的命令更加精确，但是其同时会导致交 互界面生成命令的动态性能下降。如果想要提高交互界面的动态性能，则系统中 将不可避免地引入更多不确定性。虽然使用者可以利用视觉或其他反馈进行调 整，但这会在一定程度上增加使用者的认知负荷。另一方面，意图推理通过对不 确定噪声的过滤，会导致交互界面生成指令的带宽下降进而导致用户在需要快 速响应控制的情况下由于反馈延迟下意识地增加其动作的幅度导致无法实现对 辅助设备稳定的控制，在相关研究[[44](#bookmark121)]中也报告了类似的问题。





*at* -'



*at*



*mt* -'



*mt* +'



*mt*



*zt* +'

Z1-J

*λ*

'- *λ*

*pt* -'

*pt*

*pt* +'

*ut*

*ut* +'

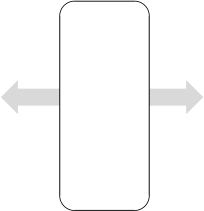
*ut* -'

|  |
| --- |
| **使用者** |

*at* +'



使用者以及交互接口

'- *λ*

用户先验模型

数据直接映射解

交互意图推 理方法

码方法

仲裁

**图** **3.8 基于共享自主的自适应命令映射解码方法的概率图模型**

1. 仲裁函数定义

通过将共享自主系统引入交互界面的解码过程，我们认为以基于确定性规 则的数据解码方式为主的命令生成方式，辅以意图推理的自适应介入辅助可以 实现操作指令在高动态性能表现下的同时提高其指令的准确性。为了实现解码 方式的自适应切换，在该工作中通过将个性化先验知识嵌入到一个仲裁函数中 来实现推理的自适应介入。图[3.8](#bookmark247)给出了基于共享自主的自适应命令映射解码的 概率图模型，其中用户的动作可以由基于确定性规则的数据解码（虚线）和基于 不确定性意图推理的数据解码同时处理，并通过一个非线性仲裁函数实现自适 应切换。特别地， 由于所设计体-机交互界面在每个时刻都观察到 mt ，因此我们

可以认为存在条件独立关系 zt ⊥pt |mt。共享数据解码方法输出的命令 u 定义

为：

u ≜ λtu + (1 − λt )ucM

(3.14)

其中 λ ∈ [0, 1] 是用于仲裁从两种数据映射解码方式的混合因子，共享自主 系统的混合因子由预训练用户能力模型 ℱ(x) 动态调整。为了保证解码方式切换 的平滑性，我们将其定义为一系列局部线性模型的加权线性组合，该方法也被称 为感受野加权回归模型[[164](#bookmark248)] ，定义如下式：

ℱ(x) ≜  wkg k() g () = θT  (3.15)

 wk , k k

公式中  = [ xT 1 ]T ，其中 x ∈ ℝ2 是二维命令空间中的位置向量，k 是局部

模型的数量，g k(x) 是由 θ ∈ ℝ3 参数化的一阶线性多项式。权重 w k ∈ ℝ 根据

一个径向基核函数计算：

w k = exp ( −0.5 × (x − ck )Tr(x − ck )) (3.16)

其中 ck ∈ ℝ 是径向基核函数的中心位置，参数 r 用于调整每个线性局部模型的 感受野。每个局部模型的 θk 的参数可以通过实验中获得训练数据进行递归最小 二乘得到。由于用户的表现会随着使用时间的增加而改变或提高，因此基于递归 的优化允许通过增量学习的方式来更新模型。时间 t 处的混合因子的值定义为一 个分段函数：

⎧ 0 , ℱ (x) < 0

⎪

λt = ⎨ ℱ (x) , 0 < ℱ (x) < 1 (3.17)

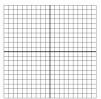
⎪

⎩ 1 , ℱ (x) > 1

2. ůеĩƺϵԥ٣ՏĀӚӐ

建立用户能力模型先验模型 ℱ (x) 的目的是希望明确使用者在命令空间中不 同区域使用确定性映射规则进行指令生成的能力。然而，我们只能通过有限数量 的实验来测试用户在不同命令空间位置的使用表现， 因此在实验中我们设计了 一个目标跟踪任务中用于量化的用户的操作表现。由于本任务中所设计的命令 空间为一个连续的二维平面，若要通过实验得到用户能力的量化表征，首先需要 对命令空间进行离散化。

第一象限

20

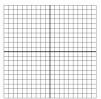
20

-20

第二象限

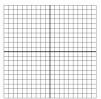




-20 20

-20

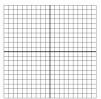
第三象限

-20

20

-20

第四象限

-20 20



-20

**图** **3.9 区域目标跟踪任务流程示意图**

根据菲茨定律[[165](#bookmark250)]， 将光标移动至目标中心的时间，受到目标大小和光标 与目标间距离的影响。通过保持目标的大小以及传输时间和相邻目标之间的距 离恒定。我们通过受试者控制的光标与高亮标记的区域中心之间的欧氏距离度 量来定义受试者使用基于确定性规则映射的数据解码方式的能力。如图[3.9](#bookmark249)所示， 该区域目标跟踪任务涉及记录在命令空间中的一个 0.8 厘米的受控光标和屏幕 上一个 1 × 1cm 大小的蓝色高亮方形目标之间的距离值。目标在 20 × 20cm任务 空间内（对应一个 5 × 5 命令空间）以 1 秒的时间间隔以蛇形模式移动，参与者尽 可能地使用肩部控制光标准确地跟踪高亮区域并保持光标在目标的指定区域内， 在显示器上通过显示一个受控的蓝点光标提供实时视觉反馈，其中光标的位置 s

与目标 g 中心之间的欧几里德距离是在高亮方形目标开始转移到下一个位置时 计算的，因此在一轮实验中将产生 400 个数据点。

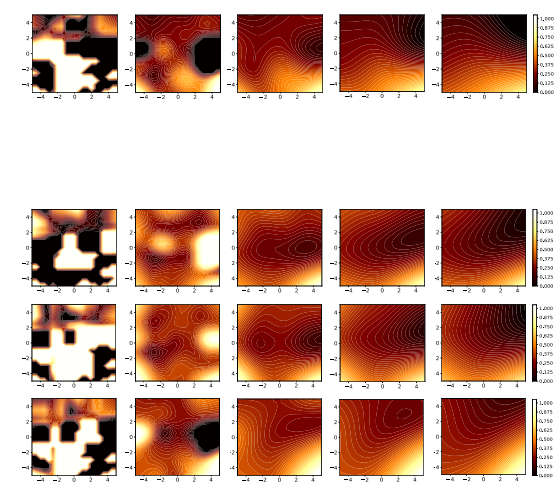
d ≜

1

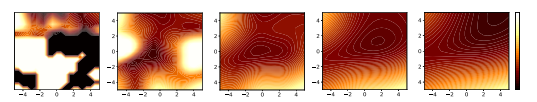
1 + e−8√(g−s)T (g−s)+4

(3.18)

此处，d 为一个非线性 Logistic 函数，其将偏移欧式距离度量的结果限制在 0 到 1 的范围内来量化用户的表现。在实验中，我们要求每名参与者完成三次任务， 最终我们将得到每次实验命令空间中与目标位置 gc 相关的 1200 组数据 [gc , d]。 先验模型 ℱ (x) 由 25个线性模型 g k() 组成，其中每个线性局部模型的中心 ck 以 2 的间隔均匀分布在命令空间中。

**r = 0.5 r = 1 r = 1.5 r = 2 r = 2.5**

**P1** Y





**P2** Y 





**P3** Y

**P4** Y

**P5** Y

**图** **3.10 五名受试者的在感受野参数** r **由** **0.5 导** **2.5设置下的用户能力模型热图**

共享自主系统用于切换解码方式的仲裁函数是基于一个由操控实验数据建 模的非线性模型的，模型的感受野大小影响了指令解码切换的平滑度。图[3.10](#bookmark251)给 出了当感受野 r 从 0.5 增加到 2.5 时，五名参与者的能力模型的变化。通过选择 合适的局部模型参数，我们可以实现泛化的 ℱ (x)，从而在解码方式的切换过程 中防止权重 λt 的突然变化导致的光标抖动。当 r = 0.5 时，由于感受野过小因此

无法建立可用的 ℱ (x)，使其不适合用于共享自主的在线仲裁切换。随着感受野 r 半径的增加，模型泛化性能不断的提高，然而，过大的感受野可能会导致模型 表现出过度平滑效果，导致其丢失局部特征。因此，在应用中需要平衡模型泛化 性和保留局部特征这一，作为基准在本章中统一设置参数 r = 2.2。此外，我们 观察到不同参与者的 ℱ (x) 表现出一些共同的特征。从图[3.10](#bookmark251)中可以看出，五名 实验参与者在命令空间中的第一象限通常表现最出色，但在第四象限表现最差。 这可能是由于柔性体-机交互设备的设计缺陷所导致的，位于右肩的软传感器比 左肩涉及更多的不确定性干扰，参与者在控制光标时遇到挑战。另外，我们观察 到，与第一和第二象限相比，参与者在第三和第四象限的表现较差。这一观察结 果与肩部运动的直观本质相一致，参与者表示控制肩部向前移动通常比向后移 动更容易进行对光标的精确控制。

3.4 实验流程与设置

基于所设计交互界面和数据解码方法，我们通过一系列操作任务来评估不 同解码方法的表现。9 名健康受试者（年龄：26 ± 3；性别：6 男 3 女；身高： 174 ± 16cm；体重：67 ± 17kg）参与了本研究并签署知情同意书。所有参与者在 实验前都对所设计交互设备进行了为期 2 天的了解使用，以熟悉操作方法。我们 要求所有受试者将他们的小臂和手放在桌子上保持固定，以模拟上肢残疾的患 者。

3.4.1 标准目标到达实验任务流程

1. 八方向目标到达任务

在这项任务中，参与者需要操作直径为 0.8 厘米的蓝色光标，将其移动到八 个固定、预先设置的目标上。这些目标直径为 2.4 厘米，均匀分布在直径为 26 厘 米的圆周上，两两之间相隔 45 度。任务起始时，用户需将光标对准位于指令空 间中央的中心目标。接着，最右侧的目标首先激活，其余目标将按逆时针方向依 次点亮。用户必须将光标在每个目标上稳定保持 2 秒以上才算完成该环节。如果 12 秒内未能完成环节，系统会自动跳转到下一个目标，并将未完成的环节记录

为失败。

2. 随机目标到达任务

在该任务中，我们在直径为 26 厘米的圆上均匀生成了 8 个随机目标点。此 任务类似于“八方向目标到达任务”，要求用户将光标导航至随机出现的目标区域， 任务完成后再将光标返回至起始点。

3.4.2 实验一: 不同传感器配置模式用于意图推理的消融对比实验

多模态方法在提升物体信息获取准确性方面已受到广泛的认可和应用，例 如医疗决策辅助系统和组合导航系统[[109](#bookmark186)]。此类方法可通过利用额外的模态数据 为推断算法积累可以用于推断意图的证据。然而，目前尚未明确冗余的感知信息 能否显著提升人机交互接口的性能。为了探究这一问题，在我们在研究中设计 了一项消融实验， 旨在探讨各种传感器配置对意图推断过程的影响。表[3.1](#bookmark252)列出 了六种预设的传感器配置。我们要求所有参与者针对每个传感器配置完成 “八方 向目标到达任务” 五次，并在传感器配置发生改变时重新训练交互意图推理解码 模块。为了减轻疲劳对实验结果的影响，我们在每项任务之间给参与者提供了 2 分钟的休息时间。

**表** **3.1 用于意图推理的传感器数据源配置模式**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 配置模式代号 数据源使用 | | “ |
| OS | 仅拉伸数据 | 4 |
| BS | 拉伸和弯曲数据 | 12 |
| GS | 陀螺仪 + 拉伸数据 | 7 |
| GBS | 陀螺仪 + 拉伸和弯曲数据 | 15 |
| AGS | 加速度计 + 陀螺仪 + 拉伸数据 | 10 |
| AGBS | 加速度计 + 陀螺仪 + 拉伸和弯曲数据 | 18 |

3.4.3 实验二: 目标达到任务中不同交互解码方法的比较

每位参与者按顺序完成了八方向目标到达任务、虚拟动力轮椅驾驶任务和 随机中心向外目标到达任务，每项任务均进行了五次。为确保任务结果的公正 性，参与者未获知解码方法的具体技术细节，仅知道所使用方法的名称。为适应 新的解码方法，我们给予参与者 2 分钟的时间来熟悉在任务空间中的操作。此 外，在进行电动轮椅驾驶任务之前，我们确保每位参与者通过使用设计的交互接 口和标准的轮椅操纵杆来熟悉驾驶任务。参与者按以下顺序使用两种交互接口 完成任务：操纵杆、基于确定性规则映射的命令解码、基于不确定性意图推理的 命令解码以及共享自主切换的数据解码方法的柔性交互接口。每个参与者执行 任务三次。

3.4.4 实验三: 虚拟电动轮椅驾驶任务中不同交互解码方法的比较

电动轮椅作为一种移动辅助设备，是残疾人辅助器具中最为重要的一种。研 究基于两轮差速移动机器人模型，设计了如图[3.14](#bookmark253)(B) 所示的虚拟电动轮椅驾驶 场景。在该任务中，参与者需要在尽可能短的时间内驾驶虚拟轮椅穿越一系列障 碍，在实验中我们记录了碰撞次数和任务完成时间用于量化表现。

3.5 实验结果与分析

3.5.1 交互效果评价量化指标

1. 完成任务花费的时间 (TS)

该指标涉及用户从任务空间中心移动光标至目标位置所需的持续时间。较 短的移动时间反映了解码算法的准确性和效率的提高。

2. 平均轨迹偏移距离 (AveOD)

该指标评估了光标相对于连接中心目标和激活目标之间直线路径的平均偏 移量，用于反映光标在任务空间中移动的线性程度。较高的 “AveOD” 值表明光 标经常偏离用户期望的路径，从而需要用户投入更多的精力来控制光标。

3. 平均光标移动速度 (AveSpeed)

该指标是根据用户控制光标的平均速度计算得出的。“AveSpeed”值越高表示 接口具有越高的动态性能。

4. 平均光标运动急动度 (AveJerk)

该指标是通过计算用户在任务空间中控制的光标位置相对于时间的三阶导 数来确定的。较高的 “AveJerk” 值表明用户对光标的控制不够平滑，并且存在较 多抖动。在这种情况下，“抖动” 指的是光标发生的不可预测的小而快速的移动。

3.5.2 最优传感器配置模式

图[3.11](#bookmark254)（A）为使用柔性体-机交互接口的参与者在不同传感器配置下执行实 验任务的表现量化指标的分布情况。图[3.11](#bookmark254) （B）显示了被控制光标在任务空间 中一些典型的运动轨迹。在数据分析中我们使用了单因素方差分析方法进行统 计显著性分析。实验数据表明，与 OS 配置模式相比，使用 BS 传感器配置方法 的操控表现提高并不显着。尽管将柔性传感器的弯曲数据用于交互意图推理并 相较于 OS 模式在一定程度上改善了动态性能（平均 “AveSpeed” 从 0.141m/s 增 加到 0.149m/s）， 但也导致了操控线性度的下降（平均 “MaxOD” 从 2.06cm 上升 至 2.28cm）。这一发现表明，使用柔性传感器的弯曲信息可能会在交互意图的推 理中中引入更多的不确定性因素，这是因为某些软传感器在肩部运动期间可能 会使得交互接口在无意中向不可预测的方向弯曲导致的。在 GS 模式中，陀螺仪 数据的加入显着提高了任务的完成效率（p < 0.001）。与仅使用柔性传感器拉伸 信息的 OS 模式相比，GS 模式具有较低的 “TS” 表现（平均 2.11 秒）和较高的 “AveSpeed” 表现（平均 0.16 m/s）。此外，使用 GS 配置模式还降低了 “TS” 和 “MaxOD” 指标的的标准差，并且光标移动的轨迹表现出相较于其他模式更好的 线性度。这主要归功于陀螺仪的具有较高的动态性能表现，此外陀螺仪仅检测使 用者上半身的整体相对运动，而不是肌肉活动，因此减少了穿戴式交互接口中不

确定性因素的影响。使用了三种传感器信息的 GBS 配置模式并没有显着提高意 图推理控制光标的性能。相反，与之前分析的原因类似，虽然与 “GS” 模式相比， 它在一定程度上提高了 “AveSpeed” 的表现（p < 0.01）。但是其仍然会导致任务 完成效率和平滑度表现变差，体现在 GBS 模式拥有较高的 “TS”（p < 0.001）和 “AveJerk”（p < 0.001）值。

配置模式

\*\*\* \*\*\*

配置模式

配置模式

配置模式

\*

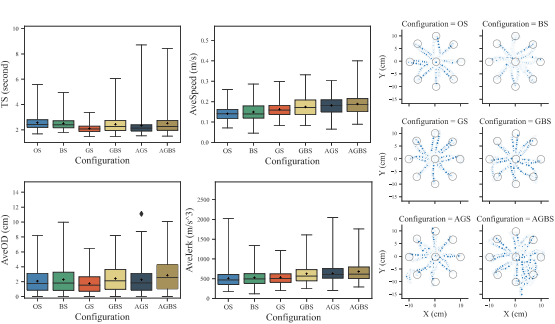
\*\* \*\*

\*

配置模式

配置模式

配置模式

**(A)**

**(B)**

配置模式

\*\*\*

|  |
| --- |
| \*\* |
| \*\*\* |
| \*\* |
| \*\*\* |
| 配置模式  \*  \*  \*\*\*  \*  \*\*\* |
| \*\*\* |

配置模式

**图** **3.11 (A) 最佳传感器配置实验中不同配置的性能，其中** **“\*” 代表** p < 0.05**，“\*\*” 代表** p < 0.01**，“\*\*\*” 代表** p < 0.001**。(B) 不同传感器配置下** **“8 方向中心向外目标到达任务” 的** **任务空间轨迹。**

加速度计的使用可最大化所有配置中 “AveSpeed” 的值（其中AGS 配置模式 为 0.181 m/s ，AGBS 模式为 0.188 m/s），但是其同样也会增加时间花费 “TS” 的 方差。与没有使用加速度计进行意图推理的 GS 和 GBS 配置模式相比，AGS 和 AGBS 模式的线性度和平滑度相对较差，体现在他们具有明显更高的 “MaxOD” （p < 0.01）和 “AveJerk”（p < 0.05）。如图[3.9](#bookmark249)(B) 所示，我们发现 AGS 和 AGBS 的光标轨迹明显比其他配置模式更加混乱，这是因为实验参与者在操控任务空 间中的某些区域无法很好地控制光标，导致需要频繁修正光标的位置所导致的。 此外，我们发现在使用意图推理进行光标操控时，当不使用加速度计时所有参与 者都在指定的时间内成功完成了目标到达任务。然而，我们观察到一些参与者在 实验中无法使用 AGS 和 AGBS 配置完成任务。之所以会出现这个问题，是因为 加速度计作为一种绝对量传感器，对用户的上半身的绝对姿态较为敏感。因为我 们假设用户的意图与交互接口的传感器测量之间存在线性关系，即使使用者身 体姿势的微小调整也会对意图推断产生重大影响。它会导致生成的命令经常偏 离用户的意图，使参与者难以保持对光标的控制。

综合来看，消融实验的结果表明仅使用陀螺仪角速度信息和柔性传感器拉

伸信息的 GS配置模式表现出最综合的性能优势，其具有更为优异的任务完成效 率和线性度，同时保持适度了对光标操控的动态性能。因此，我们选择 GS 模式

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | \*\*\* | |
| \*\*\* | |  |

\*\*\*

|  |
| --- |
| \*\*\*  \*\*\* |

5 -

5 -

作为实验的基准配置。

3.5.3 三种解码方法的实验表现与分析

1. 八方向目标到达任务实验表现

图[3.12](#bookmark255) （A）显示了前文中所提到的三种不同数据解码方法在八方向目标到 达任务中的实验表现。相较于其他两种解码方式，尽管基于确定性规则直接映射 解码模式（DCM）在 “AveSpeed”(p < 0.001) 指标方面具有优势，但与意图推理 模式（UII）相比并没有显着改变任务完成时间花费指标 “TS”。这是因为使用直 接映射解码的参与者经常超越任务目标的中心位置， 因此参与者往往需要更多 的时间来调整操控光标，使其保持在激活的环形目标的范围之内导致降低了任 务完成效率。此外，在实验中我们发现由于柔性传感器的在使用者运动中的不确 定性形变常常会导致光标向使用者意想不到的方向移动。然而，交互设备使用者 通常能够借助显示屏的视觉反馈快速调整光标的位置，但这会在一定程度上增

加他们的认知负担。

5





 3

A



1

20



E







0

|  |  |
| --- | --- |
|  | \*\*\*  \*\*\* |

DCM

SCM

UII

Decoder



\*

\*\*

UII

SCM

DCM

Decoder

0 . 4

0 . 3

0 . 2



2000



UII

SCM

DCM

Decoder

UII

SCM

DCM

Decoder

Decoder=DCM



5

0

5





X (cm)

Decoder=UII

0

X Cm)

Decoder=SCM



5



- 5





X (cm)

**图** **3.12 不同解码方法在完成** **“八方向中心向外目标到达任务” 中的表现性能指标，其中“\*”** **代表** p < 0.05**，“\*\*”代表** p < 0.01**，“\*\*\*”代表** p < 0.001**，以及使用不同解码方法完成任务的** **光标运动轨迹。**

意图推理需要更多的来自传感器的证据积累，这导致其与直接的数据映 射动态性能的下降。尽管存在这一缺点，意图推理方法在光标移动线性度 “AveOD”(p < 0.01) 和平滑度 “AveJerk”(p < 0.001) 方面表现出了显着的优势。 与 DCM 模式相比，从其较低的 “AveOD” 和 “AveJerk” 值可以明显看出这一点。 基于不确定性意图推理的方法的光标操控运动轨迹通常更直接地到达目标，需 要参与者较少的实时纠正和调整。这表明意图推理方法在控制光标方面提供了

更好的准确性和精度。与基于规则的直接数据映射方式相比，意图推理虽然显 着降低了 “AveSpeed” 的值，但提高了任务完成的效率，这从两种方法之间相似 的“TS”性能中可以明显看出（在更低的平均速度下，拥有相似的任务完成效率）。 意图推理的这一特性通过最大限度地减少光标操作过程中对于控制结果反馈校 正或微调的需要，增强了整体用户体验。

基于共 享 自主 的 自适应解码方 案 （SCM） 与 DCM 模 式具有类似 的 “AveSpeed” 性能表现，但是显着降低了实验中的 “TS” 值（p < 0.001），这表 明使用 SCM 模式相较于 DCM模式具有更好的任务完成效率。此外，SCM 模式 和 UII 模式在光标操控线性度指标 “AveOD” 上具有相似的性能，但是其明显优 于 DCM 模式（p < 0.05）。这表明，SCM 在一定程度上结合了 DCM 的高动态 特性和 UII 的高精度特性。在实验任务中，实验参与者表示在使用自适应解码方 案时时可以清晰地感受到意图推理辅助的干预。在用户使用 DCM 模式表现良好 的区域，SCM 使得用户主要使用 DCM 来控制光标因此保证了操控的高动态性 能。反之，在参与者使用 DCM 模式表现不佳的区域，共享自主解码方式将操控 模式无缝切换至意图推理，通过降低一定的动态性能进而保证光标控制的准确 性。然而，在自适应切换过程中也带来了一个问题，即被控制的光标由于仲裁函 数的对于解码方式的动态调整而容易产生一些抖动。因为与 DCM 和 UII 模式相 比，SCM 模式具有明显更高的 “AveJerk” 值（p < 0.001）。

2. 随机目标到达任务实验表现

在具有固定目标位置的八方向目标到达任务的基础上我们进一步测试了使 用者使用三种解码方法在任务空间不同区域到达随机目标的表现情况。图[3.13](#bookmark256)给 出了一位参与者的任务空间中的一些代表性光标轨迹。与具有更高 “AveSpeed” 值的 UII模式相比，参与者使用 DCM 模式通常需要更多时间（p < 0.01）来完成 任务。SCM 显示出明显低于 DCM 和 UII 的任务花费 “TS”，表明其相较于其他 两种解码模式显著提升了任务的完成效率（p < 0.001）。基于意图推理的方法仍 然具有最好的线性度和平滑度，表现在其仍然具有最低的 “AveOD” 和 “AveJerk” 值。如图[3.13](#bookmark256)所示，我们进一步分析了参与者使用 SCM 解码方式控制光标分别 达到位于象限 I/II 和象限 III/IV 的目标的表现。在任务空间的象限 I/II 中，SCM 与 DCM 模式具有相似的性能。在象限 III/IV 中，尽管会引起一些抖动，SCM 模 式相较于 UII模式在明显提高了平均速度 “AveSpeed” 的基础上 (p < 0.05)，同时 保持与 UII 类似的操控线性度指标 “AveOD”。综合来看，SCM 模式通过将预实 验中用户使用 DCM 模式的表现先验知识纳入到一个共享自主自适应框架中，实 现了由动态性能较高的直接数据映射到更加准确平滑的意图推断解码的无缝切 换，在保证了操控动态性能的前提下确保了生成命令的准确性。



|  |  |
| --- | --- |
| \*\*  \*  \*\*  \* | |
|  |  |

|  |  |
| --- | --- |
| \*  \*\*  \* \*\*  \*   |  | | --- | |  | |

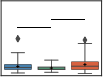
|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| \*  \* | | | |
|  |  |  |  |
|  |
|  | | |

15

5

0

|  |  |
| --- | --- |
|  | \* |



\*\*

\*

\*

配置模式=SCM



配置模式

=UII

5 -

- 5 -

0

X Cm)

X Cm)

**I / II**

配置模式 =DCM



5 -



5 -



0

X Cm)



5 -



-5 -





**象限：**

4

3

2

4

3

2



0.4

0 . 2

DCM UII SCM

解码方式

**(B)**



0.4

0 . 2

DCM

SCM

UII

解码方式

|  |  |
| --- | --- |
|  | \*\*    \* \*\* |

|  |  |
| --- | --- |
| DCM UII SCM  解码方式  **象限：III / IV** | DCM  SCM  UII  解码方式 |

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| |  | | --- | | \*\*      \* |   DCM  SCM  UII  解码方式 | 15    5 | |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | | \*\*    \*\* \*  \* | | | | | | | | | | | |  | |  |  | | |  |  | | |  | |  |  | |  | | |  | | | |  |  |  | | |  |  | |   DCM UII SCM  解码方式 |

4000



<

2000



DCM UII SCM

解码方式

4000



＜

2000



DCM UII SCM

解码方式

**图** **3.13 (A)“随机中心向外目标到达任务”中不同解码方法的轨迹。(B)“随机中心向外目标** **达成任务”的象限** **I/II 和** **III/IV 中的表现，其中“\*”代表** P < 0.05**，“\*\*”代表** P < 0.01**，“\*\*\*”代** **表** P < 0.001**。**

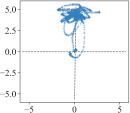
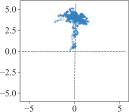
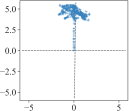
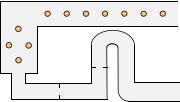
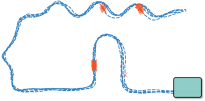
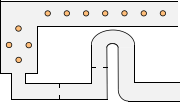
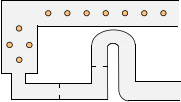
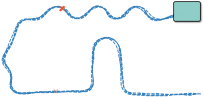
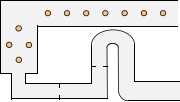
3. 虚拟动力轮椅驾驶任务实验表现

图[3.14](#bookmark253)（A ）显示了参与者使用不同操纵杆和不同解码模式下的柔性-体机交 互设备操控轮椅在虚拟场景中的运动轨迹。表[3.2](#bookmark257)总结了虚拟轮椅操控的实验表 现，当使用操纵杆时参与者的完成任务的时间通常较短，平均为 29.63 秒，并且 遇到的平均碰撞次数最少，约为 3.4次。操纵杆良好的触觉反馈有助于平稳、精 确地控制虚拟轮椅，使参与者能够沿直线操纵它并轻松进行微调。当使用所开发 的体-机交互接口时，采用 DCM 解码方式的任务平均完成时间与使用操纵杆类 似，但其控制精度较低容易在狭窄空间内发生碰撞因此平均碰撞次数相较于操 纵杆更高。

**表** **3.2 虚拟电动轮椅操控实验表现**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 交互方式 | 任务完成花费时间 | 碰撞次数 |
| JoyStick | 29.63 ± 2.23 s | 3.4 |
| DCM | 31.46 ± 2.26 s | 15.8 |
| UII | 35.38 ± 1.63 s | 61.8 |
| SCM | 31.12 ± 1.03 s | 11.6 |

参与者在使用 UII 解码方式时表现最差：在该模式下的完成任务时间最长， 并且在移动中经历了更多的碰撞。如图[3.13](#bookmark256) （A）所示，在任务开始时的直线行 驶过程中，UII 的轮椅轨迹有明显更高的振幅振荡。这是因为 UII 显着增加了整 个闭环控制系统的延迟。大多数参与者需要很长的调整时间才能稳定对轮椅的 控制。这是由于意图推理存在较高的延迟，使用者必须隐式地建立对肩部运动和



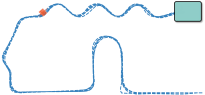


Begin



End

(A) 操纵杆 DCM解码

End

End



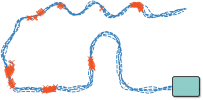
Begin

SCM解码

UII解码



End

Begin

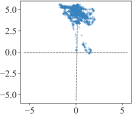
Begin

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| (C) | 操纵杆 | DCM解码 | UII解码 |

(B) **虚拟驾驶场景**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |
| 第一人称视角   |  | | --- | |  |   第三人称视角 | | |

SCM解码

Y

Y

Y

Y

X X X X

**图** **3.14 (A) 由** **SoftBoMI 的操纵杆和不同解码器控制的虚拟电动轮椅的轨迹。红十字表示** **发生碰撞。(B) 虚拟电动轮椅驾驶场景的** **3D 渲染。(C) 在轮椅驾驶任务的命令空间中生成命** **令。蓝色区域是死区。**

交互接口动态的内在信念，但在复杂的肩部运动中实现这一点可能具有挑战性 使得在交互操控中出现震荡。

另外，我们观察到 SCM 模式和 DCM模式在轮椅操控中的表现是相似的。与 意图推理方法相比，这两种方法在闭环系统的动态性能方面都表现出了显着的 优势。这是因为设计的虚拟场景不存在需要大曲率转向的弯道区域，因此交互过 程中产生的命令主要集中在命令空间的第一象限和第二象限（如图[3.13](#bookmark256) （C）所 示）。正如上一小节所讨论的，SCM 模式在这些区域中将自动切换为以 DCM 为 主的解码方式进行操控，因此 SCM 模式与 DCM 模式具有类似的操控体验。尽 管如此，某由于仲裁切换引起的抖动可能仍然会影响虚拟轮椅的控制精度，这从

SCM 比 DCM 发生更多的平均碰撞次数可以看出。

实验表明，人机交互系统的控制效果不仅取决于用户对观察状态与预期状 态的比较，也与被控系统的响应速度相关。在动作与系统响应的延迟较短情况 下，比如使用 DCM 和 SCM 系统，用户可以通过内部建立一个简单的比较器控 制器来实现稳定控制，这时系统延迟被隐式视作一个常数；而在延迟较长的场景 下，用户则需要建立较为复杂的预测模型，这要求参与者花费更多时间去适应和 学习。例如，我们观察到参与者在使用意图推理解码时，控制模式常从连续过渡 到基于短信号的突发式控制。同时，微小的偏差可能会引起参与者过度反应，造

成对轮椅控制的失稳。为了避免碰撞，实验中参与者往往降低行驶速度以达到稳 定控制，这也导致 UII 模式下的任务平均完成时间最长。

3.5.4 用户研究: 在目标到达任务中参与者表示更喜欢基于共享自

主系统的自适应切换解码方法

在目标到达任务中，七名参与者表示相对于 DCM 和 UII 更喜欢 SCM 模式， 理由是其具有较好动态性能和光标操控准确性。参与者表示在使用 DCM 模式 时，光标经常偏离到非预期位置，尤其是在命令空间的第三和第四象限中，而此 问题在第一和第二象限中出现的频率较低。它导致 SoftBoMI 对于参与者来说变 得 “不可预测”。然而，当任务完成时间不是优先考虑的时候，参与者可能会优先 选择 UII模式，因为它提供更流畅、更准确的交互意图解码。

3.5.5 用户研究: 在虚拟电动轮椅驾驶任务中，参与者更喜欢直接规

则映射和基于共享自主自适应切换的解码方法而不是意图推

理

在虚拟电动轮椅驾驶任务中，五位参与者表示偏好 DCM 模式，四位参与者 偏好 SCM 模式，没有受试者偏好 UII 模式。七名受试者表示，他们没有意识到 DCM 和 SCM 模式之间存在的显着差异。大部分参与者表示，基于不确定性意 图推理的 UII模式存在的高延迟使得他们难以快速稳定地控制虚拟轮椅。

3.6 本章小结

在本章节中，我们通过集成多组柔性弯曲拉伸传感器和一个惯性传感器设 计了一种新型非侵入式可穿戴体-机交互接口，其可将残余肩部运动重新映射到 二维连续命令空间。IMU 捕捉上半身运动，软传感器检测特定的肌肉活动，从 而增强交互设备的动态性能和可靠性。通过使用概率图模型对人机交互过程的 中的不确定性来源进行了分析，并基于此设计了基于规则的确定性数据映射和 基于不确定性意图推理的传感器数据解码方法。此外，基于一个共享自主系统我 们提出了一种自适应切换解码方法，它将用户的使用确定性数据映射模式操控 光标的先验表现集成到一个非线性仲裁函数中，以实现 DCM 和 UII 数据映射方 法的自适应切换。这种方法作为一种折衷的解决方案，在实验中我们发现可以提 高使用者操控命令生成的准确性，同时确保适应不同任务的高动态性能。最后， 我们通过一系列实验验证了所提出方法的有效性。所提出的交互设备在未来有 融入服装中，实现使用者与日常生活中辅助设备的非侵入式交互。此外，它还可 以通过与脑机接口或操纵杆协作来完成更复杂任务。然而，目前的工作仍然存在

一些局限性。例如，我们在意图推理中使用线性状态转移假设和高斯先验。这是 一个强有力的假设，可能不适用于高维命令空间。此外，目前用户主要依靠显示 器的视觉反馈来感知生成的命令，而缺乏本体感觉反馈。为了增强可用性，在未 来可以将额外的反馈机制纳入交互接口的设计中。

**第** **‘ 章** **基于模型匹配的机器人辅助人体坐立运动时间自** **适应**

人类从坐姿到站姿（ STS）的转换是日常生活中一项普遍存在的动作，它涉 及到人体运动中复杂的感知与执行机制，以便对高度非线性的肌肉骨骼系统进 行操控。随着人口老龄化的加剧，高龄、中风和瘫痪等问题导致的坐立困难，不 仅严重限制了失能者和弱能者的自理能力，也给社会和家庭带来了日渐增重的 护理压力。因此，整合了站立辅助功能的功能性辅助机器人、智能轮椅以及通用 人形辅助机器人在缓解这一问题方面扮演着至关重要的角色。机器人辅助人类 完成站立的过程是一个典型的人机共融场景，本章就机器人辅助坐立优化控制 中基于坐立运动轨迹观测的人机交互意图在线预测进行了研究。在实际的 STS 辅助中，被辅助的人完成坐立运动的时间是随机的，甚至是在中途切换运动模式 选择坐下，因此对于被辅助对象的交互意图感知是设计优化控制器的难点。为了 实现这一目标，围绕一个共享自主框架中的轨迹优化问题，本章针对其中的人体 完成坐立运动的时间不确定性提出了一种基于模型的运动时间预测方法，以提 高辅助机器人的自适应能力。

4.1 研究动机

坐立活动是人类日常生活中最常见且基本的动作之一，要完成这一动作，需 要依赖足够强壮且健康的下肢肌肉群来执行一系列复杂的生理活动。然而，随着 我国人口老龄化的不断加深，相关研究表明即使是健康的老年人，也可能因为频 繁重复的膝关节运动导致下肢关节功能和运动机能退化[[166](#bookmark258)]，此外还有大量的膝 无力和患有各种慢性疾病或残疾人存在站立转移困难的问题。在生物工程和康 复机器人领域，存在诸多关于设计和制造用于坐立助力的功能性辅助机器人的 研究。例如，Jun 和 Kim 等人[[47](#bookmark124)-[48](#bookmark125)]开发了一个名为 SMW 的站立辅助机器人系 统，该机器人主要基于一个可以控制的支撑板，用于辅助人体上身运动，并通过 控制一个线性执行器跟随一个预定义轨迹来引导使用者完成由坐姿到站姿的转 移。在该研究中，作者提出了两种预定义的轨迹，并利用位于支撑板的力和扭矩 传感数据数据比较了它们在完成辅助时的特性。Mederic 和 Pasqui 等人[[49](#bookmark126)]基于 力控制方法设计了坐立辅助机器人的控制策略，他们针对人体模型的零力矩点 （ZMP）的平衡约束最小化优化问题设计了一个简化的 ZMP，并基于此控制了用 户和机器人之间的交互力。此外，一些工作对模仿人类在进行坐立运动转移时的 行为进行了研究，位设计实现可靠的辅助机器人人机共融系统提供了有力的支

撑。其中针对人体坐立转移过程中的下肢关节的扭矩和活动范围等运动学与动 力学特征被广泛研究，例如 Lindemann 等人[[50](#bookmark127)]研究了健康人群在完成坐立期间 下肢关节的扭矩变化曲线和活动范围，Yoshioka 等人[[51](#bookmark128)]通过对大量运动实验数 据的研究，确定了最小峰值关节力和它们与运动时间的关系。

近年来随着人工智能技术和通用人形机器人的发展，智能化程度更高和约 束更少的坐立辅助机器人成为研究的主要方向。例如使用通用的移动机械臂平 台进行站立辅助，其相较于定制化设备可以满足不同活动的辅助，更具经济优 势[[55](#bookmark132)] 。然而，这对辅助机器人对不同的被辅助对象的适应性提出了跟高的要求。 一个完整的坐立运动过程通常包含两个不同的阶段，第一个阶段为上身姿态调 整，而第二个阶段为下肢发力完成站立。例如，在坐姿起床前，被辅助对象需要 调整重心，以便他/她能够成功地站起来。因此，为了保证性能和安全，在机器 人运动辅助中，机器人对于人类的意图理解对于实现机器人的自适应运动规划 与控制起着重要的作用，因为人类不仅是需要辅助的人，也是自然试图领导机器 人运动的主人。其中存在的典型人机交互不确定性因素包括改变站立速度，或因 突然改变决定而坐下来等等。目前已有部分研究针对坐立运动辅助的交互意图 进行了研究。例如在研究[[55](#bookmark132)]中，作者使用了一个 LSTM 网络估计了运动时间意 图特征，并将其集成在了一个优化控制框架中。此外，也有研究使用最大后验估 [计（MAP）对人体运动动态特征进行估计[167](#bookmark259)] 。

完成人由坐到站的时间不同会影响运动过程中的稳定性、肌肉活动、舒适 度、能量消耗和运动控制等多个方面。为了确保安全和舒适，站立辅助机器人应 当适应使用者由于身体状况和能力不同导致的多样化运动时间。目前关于人类 完成站立运动时间意图的在线估计的研究还较少， 已有的运动意图估计研究大 多基于数据驱动，通过采集大量的运动数据建立意图推断模型，数据利用率较 低。然而人类使用不同速度完成站立运动的关节运动轨迹在空间上的拓扑结构 是相似的。利用参数化的轨迹模型对人体下肢运动进行建模表征，可以将坐立运 动过程中的关节运动时间意图推理看做为一个参数辨识任务，进而设计意图推 断方案将会大大提高数据的利用率。在第二章中，我们对于动态运动基元进行了 分析和介绍，期中离散型动态运动基元可以通过时间常数对一个标准的点到点 轨迹进行缩放，适合用于表征人体坐立动作。因此，本章首先基于离散动态运动 基元模型对一组标准的人体坐立运动轨迹进行了参数化表征，在此基础上通过 考虑人机交互过程中的不确定性因素对离散动态运动基元模型进行了概率化处 理，并基于期望最大化算法就运动时间意图推断方法进行了研究。此外，所提出 方法可实现在运动中根据当前积累的观测数据进行连续的意图估计并提供估计 结果的置信度量化指标，因此其可集成于一个共享自主系统，实现辅助机器人轨 迹的在线优化控制或变刚度阻抗控制。

4.2 自适应辅助轨迹优化框架

连续的交互意图估计是站立辅助机器人自适应辅助轨迹优化中的一个重要 环节。在本节，就机器人辅助坐立运动过程中的人机耦合动力学，以及轨迹优化 方法进行了介绍。

4.2.1 坐立辅助人机帮合动力学模型

作为一种简化的人体生物力学模型，三重倒立摆模型在人机混合系统中得 到了广泛的应用。图[4.1](#bookmark260)给出了基于三重倒立摆模型的人体坐立运动结构图，其 中我们通过保留下肢髋、膝、踝 3 个关节以及足、小腿、大腿和躯干（上身和头 部）4 个刚体在矢状面的运动构建并分析了人体在坐立过程中的动力学模型。其 中，踝关节、膝关节、髋关节的扭矩被用来控制模型的运动，并且对这三个关节 的运动轨迹的观测也被用于意图推断。来自于辅助机器人的辅助力作用于躯干， 通过欧拉-拉格朗日方法可以推导出站立辅助过程的人机耦合动力学方程如下：

**M**(θ) + **C**(θ, ) + **G**(θ) = τ + τext = τtot (4.1)

其中 **M**(θ) E R3X3 是正定的对称惯性矩阵，**C**(θ,) E R3 为科里奥利力和向心力 矢量，**G**(θ) E R5 为重力向量。θ E R3 代表着踝关节( θ 1）, 膝关节( θ2）, 髋关节 ( θ3）三个关节角度的向量。τ E R3 为人体自主运动产生的关节扭矩而 τext E R3 为辅助机器人对被辅助对象在笛卡尔空间施加的外力在关节空间产生的相应扭 矩。考虑到外力 F E Rm 为施加于人体模型上特定点 k 的一个维度为 m 的外部 广义辅助力向量，设与该点相关联的雅可比矩阵为 Jk(θ) E RmX3，则由机器人辅 助作用于上身躯干的力量产生的相应关节扭矩为：

τext = **J**(θ)F (4.2)

关于动力学方程中的矩阵参数确定，在实验中可以直接测量每个人的身高和体 重，而每个身体部分的运动学和动力学参数无法直切确定，因此关于不同参与者 的各肢体动力学参数的选择可以通过一个标准参数表进行计算[[168](#bookmark261)] 。

4.2.2 基于共享自主的轨迹优化策略

一个机器人坐立辅助的最优控制问题可以表述如下：在 t = 0 时刻，关节速 度为零的人保持静止的坐姿在座位上为初始状态，期望的最终状态为在 t = T 时 刻关节速度为零的稳定站立状态。坐立辅助机器人的轨迹优化主要目标是找到 一个控制律 τ\* = π(x, t)，在保持在机器人关节转矩限制以及其他边界条件时，辅 助人体系统平稳地从初始状态过度到最终状态的状态，同时最小化给定的成本 函数。在定义优化问题的成本函数时，通常可以从三个方面考虑：用户能量消





l3

F

l2

髋关节 (θ3）

膝关节 (θ2）

座位

l1

踝关节 (θ1）



地面

**图** **4.1 三连杆人体模型**

耗、运动和控制的平滑性、平衡保持。其中最小化能量消耗是最为常见和有价值 的优化目标，可以通过类似于式[4.3](#bookmark262)中的人体能量消耗项 cpwr 来实现的。此外能 量消耗损失函数也可以从骨骼肌肉模型的角度来设计，通过结合肌肉激活模型 可以更深层次地优化特定肌肉的能量消耗[[58](#bookmark135)]。平滑控制可以通过类似于式[4.4](#bookmark263)的 关节角加速度损失项 csmootℎ 来实现的，此外还可以设计用于保持平衡的损失函 数等。

cpwr (τ(t)) = |τ(t)| (4.3)

pwr

csmootℎ(x(t)) = |(t)| (4.4)

smo

在设计了相关的损失项和约束项后，可以将他们合并写成一个 STS 转移的 优化目标函数，其中 φfinal为最终状态损失项，用于控制站立时的关节运动速度 为 0且保持稳定。每项损失项的权重 wi 通常由经验设定或一个由其它优化方法

设定：

φtotal = φfinal(x) + ∫  wici  dt (4.5)

在式[4.5](#bookmark264)中，优化目标中与状态相关的损失项由一个关于时间的从 t = 0 到 t = T 的积分计算得到，其中 T 为完成一个 STS 动作的时间长度。在相关研究 中，一般使用固定的任务完成时间参数计算损失项，通过实验预估或计算平均 的 STS动作时间进行离线轨迹优化。然而，由于每个被辅助对象的能力不同，导 致其在辅助应用中每次完成动作的时间是不确定的。若要实现一个基于优化控 制器的在线轨迹规划算法，对于动作完成时间 T 的在线估计不仅仅关系到损失 函数的计算，更加体现了机器人对于被辅助对象人机交互不确定性的适应能力。 因此，针对该问题，如图[4.5](#bookmark265)所示在本章中我们将意图推理通过一个共享自主框

架融合到上述的轨迹优化问题中。其中交互意图推理模块通过视觉观测被辅助 对象下肢的三个关节的实时角度，在线估计坐立任务完成时间  并给出当前估 计的置信度 b。则优化目标积分时间 T 可以通过一个共享自主系统计算：

站立辅助机器人

**辅助力**

**辅助策略**



助策略

座位



**站立速度估计**

**关节角观测**

**意图估计置信度水平**

T = ab + (1 − ab )Tdef (4.6)

由于在观测数据较少时无法准确估计可靠的持续时间， 因此引入一个预定义的 坐立运动完成时间 Tdef 为基础时间，该参数可通过经验设置以保证机器人的基 本工作能力。混合权重 ab ∈ [0, 1] 为一个关于坐立运动完成时间预测置信度 b 的 函数，当置信度较高时 ab → 1，反之 ab → 0。通常，随着观测数据的增多对于 意图估计的置信度会更高，进而使得对于积分时间长度的估计更加接近预测值

而不是预定义值。



|  |
| --- |
| 基于共享自主 的轨迹优化辅 |



交互意图推理



地面

**图** **4.2 基于共享自主的轨迹优化框架结构图**

4.3 概率化的动态运动基元 (PDMP)

大量的研究使用不同的方法实现人机交互过程中的意图推理，其中目前最 为常见的为基于数据驱动模型的方法。该类方法主要通过采集实验数据 **D** 构建 一个关于意图 I 和当前观测数据 **Y** 的后验概率模型 P(**I**|**Y**, **D**)。典型的方法包括 基于神经网络的深度学习模型和常见的经典机器学习算法。其中，深度学习模 型涵盖循环神经网络（RNN）、长短时记忆网络（LSTM）和 Transformer；而经 典机器学习算法包括决策树、随机森林、支持向量机（SVM）和逻辑回归等。基 于数据驱动模型的意图推理方法需要大量的数据来训练模型， 因此并不适用于 难以获取大量真实数据的物理人机交互领域。因此，在本节中，我们针对 STS 交互意图推理的这一典型场景，设计了一种基于模板匹配的意图推理方法。其 主要目标为最大化一个关于由时间缩放参数 θ 控制的交互元模型 **M** 的似然函数 P(**Y**, **I**|**M**, θ)。在意图推理中，通过计算概率模型最大化后验概率进而对用户输

入进行分类，以确定其所属的意图类别，并基于迭代优化算法优化参数 θ 进而确 定运动意图。因此，选用合适的模型 **M** 表征坐立运动对于提高数据利用率至关 重要，在本章研究中通过将离散 DMP 模型改写为一个带有不确定项的动态系统 形式实现了这一目标。由于 DMP 模型是一种One-Shot 学习方法，因此可以仅依 靠单条示教数据轨迹实现意图预测，极大地提高了数据利用率。

回顾第二章中在 2.3.1 节关于 DMP 模型的介绍，一个标准的离散动态运动 基元由以下微分方程定义：

 = τaz (βz (g − y) − z)+ f (x)

 = τz

̇

x = −τa x

x

(4.7)

(4.8)

(4.9)

一般来说，在将 DMP 用于机器人轨迹示教时，假设轨迹持续时间 τ 和目标位置 g 是已知的。因此，通过事先给定参数 τ 以及目标 g ，DMP 可以通过离线学习的 权值向量 w = (w1 , ..., w N)T 对示教轨迹进行参数化。相反，在本研究中，我们认 为 DMP 的权重 w 是已知的，而用于在拓扑结构上改变轨迹形状的时间缩放参数 τ 是未知的。假设我们可以通过离线采集的坐立动作示教轨迹我们得可以得到一 个由权重 w 表示并包含 L 个动态运动基元的技能库：

ℒ = {Θ(1), ⋯ , Θ(l), ⋯ , Θ(L)} (4.10)

其中，Θ(l) 代表技能库中的一个运动基元。当我们假设知道来自传感系统的部分 观测 **Y** 是属于哪一种运动基元，通过将权重 w 代入 DMP 微分方程中的强迫项， 则系统中仅剩的两个未知量为时间缩放系数 τ 和轨迹结束目标状态 g。在本研究 中为了简化计算过程，我们默认在 STS 任务中的下肢三关节在完全站立时到达 最终到位置 g，且关节角为 0，因此 g 为一个固定的常数不参与优化计算。由于 相关研究表明，不同速度下 STS 动作的轨迹具有相同特征， 因此运动时间意图 推理的计算问题变为：优化时间缩放系数 τ 使得缩放后的轨迹与当前的观测数 据匹配度最高，即最小化由 DMP 微分方程组迭代产生的轨迹 **P** 与观测到的轨迹 **Y** 之间的距离。

为了实现这一目标，研究中我们基于一个线性动态系统的形式重新改写了 DMP 模型的系统动力方程，并以时间常数 τ 作为其中的一个关键不确定系统参 数。因此，对 τ 的估计就变成了一个系统辨识问题，并通过计算概率 p(Y |τ) 度量 观测 Y 和模型 P 之间的相似性。首先基于欧拉法对一个单自由度离散 DMP 模

型的线性微分方程进行离散化：

xt = −axx t−1τΔt + xt−1

zt = (az (βz (g − pt−1) − z t−1)+ sf (xt−1)) τΔt + z t−1

(4.11)

pt= z t−1τΔt +pt−1

我们假设 DMP 状态转移以及来自传感器的观测不确定性是服从一个高斯分布 的，则可以将以上差分方程写成一个带有高斯噪声项的线性系统。设 st = [zt,pt]T 为隐状态变量，y t 为在 t 时刻的观测量，Δt 离散积分步长，则一个可以编码单自 由度轨迹的概率动态运动基元（PDMP）定义如下：

st = **A**1st−1+ **A**2st−1τ + **B** ∗ τ ∗ ut−1+ ε

y t = **C**st+ v

(4.12)

其中噪声项 ε ∽ 八(0, R) 以及 v ∽ 八(0, Q)，状态转移矩阵 A1 和 A2 分别定义为：

**A**1 = ( ) ,**A**2 = ( − Δt −azz Δt ) (4.13)

输入控制矩阵 **B** 和观测矩阵 **C** 定义如下：

**B** = ( t ) , **C** = ( 0 1 )

由强迫项组成的输入量 ut 为：

ut = az βzg + f (xt)

(4.14)

(4.15)

4.4 基于期望最大化算法的人体坐立运动时间预测

4.4.1 期望最大化算法

期望最大化算法（EM）是一种处理含有隐变量或缺失数据概率模型参数估 计的迭代优化算法。它通过交替执行求期望步骤（E 步）和最大化步骤（M 步） 将复杂问题拆解成简单子问题，实现极大似然估计。尽管 EM 算法的收敛性只能 保证找到局部最大值，但它仍被广泛用于处理数据缺失及众多机器学习参数估 计问题，例如高斯混合模型和隐马尔可夫模型。其实现步骤如下：

1. 问题定义：给定观测数据 **Y** 和由模型控制的隐变量 **S** ，我们的目标是找到 使观测数据出现概率最大的模型参数 θ, 即最大化似然函数 p(**Y**|**S**, θ)。

2. 初始化：随机选择一组初始参数 θ(0)，作为迭代的起点。

3. E 步：在给定当前参数 θ(K) 的情况下，计算隐变量 **S** 的条件概率分布 p(**S**|**Y**, θ(K))。这一步也被称为“求期望”。

4. M 步（Maximization-step）：使用 E 步中计算出的条件概率分布 p(**S**|**Y**, θ(k)) 来最大化 Q 函数：Q(θ|θ(k)) = ∑ p(**S**|**Y**, θ(k)) ∗ log(p(**Y**, **S**|θ))。这一步也被称 为 “求极大”。求解 Q 函数的导数并令其为 0，可以得到新的参数 θ(k + 1)。

5. 收敛判断：检查新参数 θ(k + 1) 与当前参数 θ(k) 之间的差异是否小于预设 的阈值，或者达到最大迭代次数。如果满足收敛条件，则停止迭代；否则， 返回第 3 步继续迭代。

4.4.2 基于 EM 算法的 PDMP 模型时间缩放参数优化

在离线阶段训练获得关于坐立人体运动轨迹表征的权重向量 **w** 后，控制 PDMP 模型生成轨迹的所有参数包括：

θall = {**w**, τ,g,**A**1,**A**2,**B**, **C**, **Q**,**R** }

(4.16)

其中除了时间缩放系数 τ 是未知的，其余的参数在本任务中都已知。在应用中，

当获得关于参与者下肢的关节角度观测 **Y** = {Yt } 后，以及隐状态 **S** = {st }，可

以定义联合概率函数：

p(**Y**, **S** ∣ τ) = p(**Y** ∣ **S**, τ) ⋅ p(**S** ∣ τ) (4.17)

对以上联合概率取对数后，由于我们无法直接获得关于隐状态 **S** 的观测，因此需 要通过对隐状态求取期望消除其随机性，并在最大化步骤中使得优化目标函数 Q 的值不断增大直到变化速度小于所设定的阈值或到达优化迭代次数上限。我 们可以获得估计参数 τ 的优化目标函数为：

Q (τ, τold ) = E**S**∣τold [ln p(**Y**, **S** ∣ τ)] (4.18)

其中，τold 为上次迭代得到的历史参数，由于假设了系统不确定性和观测不确定 性是服从高斯分布的，且编码动作的 PDMP 模型是线性的， 因此可以得到待辨 识参数 τ 的解析迭代求解方法，其推导过程如下：

在本研究中，离散后的三自由度 PDMP 模型状态 st ∈ ℝ6 在每一个时刻都服 从以 **A1**st−1+**A2**st−1τ +**B**ut−1τ 为均值，以 **R** ∈ ℝ6×6 为协方差矩阵的多维高斯分 布：

st ∼ 八(**A1**st−1+ **A2**st−1τ + **B**ut−1τ,**R**) (4.19)

设在 Tobs 时刻的获得的观测数据为 **Y** = {Y1,Y2, ...,YTobs }，对应的隐状态为 **S** = {s1, s2, ..., sTobs }，对式[4.21](#bookmark267)两边同时取对数，当其满足马尔科夫齐次性假设和

马尔科夫观测独立性假设时，我们可以得到以下求和项：

ln p(**Y**, **S** ∣ τ) =  ln p (y t ∣ st , **C**, **R**) + ln p (s1)

(4.20)

+  ln p (st ∣ st−1 , **A**1 , **A**2 , **B**, ut−1 , **Q**, τ, g)

其中式中第一个求和项为状态观测项，第二项为常数，第三项为状态转移概率 求和项。由于存在隐变量 st ，基于旧的时间缩放系数 τold 对隐状态求期望，代入 式[4.18](#bookmark266)中的优化目标函数 Q (τ, τ old )函数并展开：

Q (τ, τ old ) = Es∣τold [ln p(**Y**, s ∣ τ)]

= Es∣τold  ln p (y t ∣ sτ , τ ) + ln p (s1) +  ln p (st ∣ st−1, τ) (4.21)

⎡ T T ⎤

= Es∣τold **⎢**∑ ln p (st ∣ st−1, τ) **⎥** + 1

⎡ T ⎤

⎣ t=2 ⎦

其中 1 = Es∣τold [ 数。根据之前对于 PDMP 系统的状态转移的假设，状态转移概率服从一个多维 高斯分布，因此关于状态转移条件概率的概率密度函数表达式为：

p (st ∣ st−1, τ) = 

⋅ e − 

(4.22)

其中 n = 6 ，为多维高斯分布的维度，在本研究中等于观测的关节角度数量的二 倍，将上式取对数后：

ln p (st ∣ st−1, τ) = −π −  − st− μ)T **R**−1 (st− μ)] (4.23)

则迭代优化目标函数为：

Q (τ, τ old ) = Es∣τold  −π −  −  (st− μ)T **R**−1 (st− μ) + 1 (4.24)

对上式求关于时间缩放系数 τ 的导数，首先使用迹技巧求优化目标函数的微分：

dQ = tr  ⋅ dμ ) (4.25)

将[4.28](#bookmark269)代入上式得到：

dQ (τ, τ old ) = tr Es∣τold 

= Es∣τold **⎢**tr **⎢**∑ − (st− μ)T (**R**−1)T ⋅ dμ **⎥** **⎥**

⎡ ⎡ T ⎤⎤

⎣ ⎣ t=2 ⎦⎦

= Es∣τold tr 

= Es∣τold tr 

⎣ ⎣ t=2 ⎦⎦

= Es∣τold tr 

⎣ ⎣ t=2 − ⎦⎦

则优化目标函数 Q 关于时间缩放系数 τ 的导数为：

dQ = Es∣τold  − (st− μ) (**A2**st−1+ **B**ut−1)T **R**−1

dτ ⎣ t=2 ⎦

令上式的导数为 0：

Es∣τold  − (st− μ) (**A2**st−1+ **B**ut−1)T **R**−1 = 0

⎣ t=2 ⎦

由于协方差矩阵 **R** 为实对称矩阵，则：

Es∣τold **⎢**∑ (st− μ) (s**A2**T + u**B**T) **⎥** = 0

⎡ T ⎤

⎣ t=2 ⎦

将式[4.23](#bookmark268)中的期望 μ 代入上式：

Es∣τold **⎢**∑ (st − **A1**st−1 − **A2**st−1τ − **B**ut−1τ) (s**A2**T + u**B**T) **⎥** = 0

⎡ T ⎤

⎣ t=2 ⎦

展开上式：

(4.26)

(4.27)

(4.28)

(4.29)

(4.30)

 Es∣τold [sts**A2**T + stu**B**T − **A1**st−1s − **A1**st−1u**B**T

(4.31)

−**A2**st−1s**B**T τ] = 0

**算法** **4.1 基于** **EM 的** **PDMP 轨迹时间缩放参数优化**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Data:** DMP 的权重向量 w，τ 的初始值，参数 **A1** ，**A2** ，**B** ，**C**，协方差矩阵 **R** 和 **Q Input:** 基于运动捕捉系统对人体关节运动的观测 **Y**1∶Tobs  **Result:** 基于当前部分观测数据对于参数 τ 的估计，似然概率 lTobs =  lnct  **1 for** *i=1:Epoch* **do** | | | |
| **2** | 给定初值 ,0 = E [s0]和 **V**f,0 = E [(s0 − ,0 ) (s0 − ,0 )T]; | | |
| **3** | 进行前向卡尔曼滤波迭代计算; | | |
| **4** | **for** *t=1:*Tobs **do**  **P**f,t = **AV**f,t−1**A** + **Q**  **K** = **P**f,t **C**T (**CP**f,t **C**T + **R**)−1 | | |
| **5** |  | ̂−  s  f,t  f,t  ̂+  s | = **A**,t−1 + **B**Ut−1  = ,t + **K** (yt − **C**,t ) |
| **6** | **V**f,t = (**I** − **KC**)**P**f,t  ct = 川 (yt ∣ **C**t, **CP**f,t **C**T + **R**)  lt = lnct + lt−1  **end** | | |
| **7** | 进行反向卡尔曼平滑计算必要的期望项; | | |
| **8** | **for** *t=*Tobs − 1*:1* **do**  **J**t = **V**f,t**A** (**P**f,t+1 )−1 | | |
| **9** |  | **V**t = **V**f,t − **J**t (**P**f,t+1 − **V**t+1 )**J**  t = ,t + **J**t (t+1 − ,t+1 )  E [st] = t | |
| **10** | E [sts] = **V**t + t  E [sts = **J**t−1**V**t + t t−1  **end** | | |
| **11** | **for** *t=2:*Tobs **do**  T | | |
| **12** |  | Σ1 =  tr (E [sts | |
| **13** |  | − tr (E [st−1]**A**1U**B**T )  Σ2 = | |
| **14** | **end** | | |
| **15** | τ = Σ1/Σ2 ; | | |
| **16 end** | | | |

整理可得：

 Es∣τold [sts**A2**T + stU**B**T − **A1**st−1s − **A1**st−1U**B**T] =

 Es∣τold [**A2**st−1s

对等式两边同时取迹，等式保持不变，可以得到 τ 更新的解析表达式：

new Σ1

τ =

Σ2

(4.32)

(4.33)

其中：

**离线数据采集**

**在线推断**

**求均值**

**DMP权重学习**



DMP

**低速度STS**

**数据预处理**



分割



DMP



分类

**中等速度STS**

**慢、中、快速STS 动作数据采集**



DMP

*S* 1:*t*



动作起始点检测

|  |
| --- |
| **实时数据处理** |
| 低通滤波 |
|  |



**M-Step**

**E-Step**

E*s*|1*old* [ln *p*(*Y*1:*t* , *Sow* | 1)]

*s*|2 *old*  *p*1:*t* , ||2 

部分观测

*Y*

1. 最大化似然函数 ，并且 更新三个PDMP的参数 τ .

2. 基于更新后的 τ 计算

似然概率 ，使用最的有

可能的估计作为输出

T = f(τ)

1:*t*

**运动时间:**

T

**参与者STS动 作观测**

**置信度:** b

*s*|3*old p* 1:*t* , 1:*t* 3

Σ 1 =  tr (E [sts

(4.34)

− tr (E [st−1s

Σ2 =  tr (E [st−1s

(4.35)

在 τ 的迭代更新公式中，有三个期望是未知的，可以使用卡尔曼平滑方法进 行计算[[169](#bookmark271)] ，其计算方法如下：

E [st−1] = t−1

E [st−1s = cov (st−1, st−1) + t−1 

(4.36)

E [sts = cov (st, st−1) + t  .

其中的协方差矩阵可由卡尔曼滤波得到，基于 EM 的 PDMP 轨迹时间缩放参数 优化算法的完整流程如算法[4.1](#bookmark270)所示。

4.4.3 基于先验知识库的人体坐立运动时间意图估计

由于 EM 算法需要给定参数 τ 的初值，而参数的初值选择直接影响 EM 算 法的迭代收敛效率以及能否得到全局最优解，导致其在运动时间估计中无法适 应大范围的时间变化。因此我们在实验中分别离线采集了慢速、中等速度、快速 三种坐立动作轨迹，并基于此通过 PDMP 模型构建了运动先验知识库 ℒ。

|  |
| --- |
| **先验知识库**  **低速STS动作PDMP**  **中速STS动作PDMP**  **快速STS动作PDMP** |

**快速STS**

|  |
| --- |
| **EM 运动时间估计** |

**图** **4.3 人体坐立运动时间估计方法结构图**

ℒ = {Θlow , ΘmediUm , Θℎigℎ}

(4.37)

其中每个由 Θ 表示的 PDMP模型由其各自不同的参数集合参数化，在观测到被 辅助对象下肢运动姿态后，选择匹配度最好的模型的预测结果作为 STS 运动时 间意图推断的结果。库中第 m 个运动基元可通过以下的参数化形式表示：

Θm = {**w**m, τ m,g,**A**1,**A**2,**B**, **C**, **Q**m,**R**m } (4.38)

当通过离线示教获得坐立运动先验知识库 ℒ 后，我们可以通过算法[4.1](#bookmark270)中的卡尔 曼前向滤波中关于似然函数的积分值 lobs 实现在线的模板匹配识别。当在每个时 间步得到新的关于人体运动的观测数据后，我们并行地将当前所有观测到的运 动轨迹与 ℒ 中的每个运动基元进行匹配，并且对于每个PDMP 模型迭代优化时 间缩放系数 τ m 用于估计该运动在当前先验模型下在何时结束。估计是通过周期 性地执行在对于观测 **Y**1∶t 的 EM 算法来实现的，直到所有完成坐立运动的数据 都被观察到，或当观测与某一个运动基元的相关性超过了所设定的阈值。

**算法** **4.2 基于先验知识库的人体坐立运动时间意图估计**

**1**

**2**

**3**

**4**

**5**

**6**

**7**

**8**

**9**

**10**

**Data:** 先验 STS 运动技能库 ℒ

**Input:** 基于运动捕捉系统对人体关节运动的观测 **Y**1∶Tobs

**Result:** 基于当前部分观测数据对于 STS 运动时间的估计 ，置信度 b **for** 每获取 *10* 个时间步的数据 y −10)∶T **do**

(Tobs obs

将 y(Tobs −10)∶Tobs 添加到观测序列数据 Y1∶Tobs 中 ;

**for** Θm *in* ℒ **do**

基于当前观测 Y1∶Tobs ，迭代执行 EM 算法 10 次优化时间缩放系数 τm ，并记

录每次迭代更新后的值 [τ, τ, ..., τ];

计算似然函数求和 l = lnp(**Y**1∶Tobs |Θm) = ∑obs lnp(yt |Θm) ;

**end**

计算先验库中匹配度最高的 PDMP 模型：m = argmaxml;

计算坐立运动时间估计值： = fm(τm);

计算 EM迭代过程中参数 τ 的方差作为估计置信度水平量化指标： b = 1 − uar([τ, τ, ..., τ]) ∗ 100;

**end**

为了减少计算负担，在使用 EM 优化时间缩放系数 τ m 时，我们在实际应用中 每累积 10 个时间步的数据后更新一次观测。在每次更新观测数据后，基于当前 观测迭代执行 10 次 EM算法用于优化时间缩放系数 τ。迭代完成后，使用匹配度 最高的时间缩放系数并经过一个线性映射用于估计完成 STS 的时间  = fm(τm)。 其中映射函数 fm(τm) 为一个线性函数，用于将无物理意义的时间缩放系数映射 到真实的时间。此外，由于 EM 算法收敛时，迭代过程的参数变化范围会逐步缩 小直至收敛， 因此我们在每次更新数据后的记录了 EM 迭代优化参数 τ 的历史 数据，并通过计算迭代数据方差用于量化当前估计的置信度水平 b，进而实现对 共享自主系统中的仲裁函数的调节。关于每个 PDMP 先验模型的参数优化是独 立且并行进行的，其计算时间复杂度以及空间复杂度为线性阶 。(N)，完整的算 法流程在算法[4.2](#bookmark273)中给出。

4.5 实验与分析

4.5.1 实验环境设置

在本研究中，我们招募了三名参与者（平均身高 175±5 厘米，体重 75±10 公 斤）参与实验。实验环境配备了一套由 OptiTrack 公司生产的高精度光学动作捕 捉系统。在该系统中，我们设置了一个高度为 50 厘米的座椅，并在其下方放置 了一块由 AMTI 公司制造的测力板，用以精确检测参与者的起身事件。根据光 学运动捕捉系统中的 Helen Hayes 反光标记点放置标准，我们在每位参与者的下 肢佩戴了 19 个反光标记物，以便于追踪他们的动作。实验要求参与者保持静态 坐姿，然后分别以快速、中等和缓慢三种速度完成站立-坐下动作，每种速度重 复 10 次。其中参与者被要求在处于站立状态后和完成坐下后都保持 1 秒钟的静 止，用于后期数据分割。为了保证计算的关节运动轨迹符合生物运动学特征，将 由运动捕捉记录采集的光学标记点位置数据使用 Opensim 生物动力/运动学仿真 软件计算参与者下肢三个关节在矢状面的关节角度变化曲线。

4.5.2 基于三自由度 PDMP 的坐立动作表征

在上一节中，我们基于三连杆模型对人体完成坐立动作的过程进行了分析。 通过简化的模型，使用 PDMP 模型对下肢踝关节、膝关节以及髋关节的运动轨 迹进行了编码表征处理。其中，由于数据采集是连续进行的，因此需要对采集得 到的轨迹进行分割处理。其中完成坐立运动过程的有效关节运动轨迹是通过计 算髋关节 θ3 运动的一阶导数 3 ，并在 3 = 0处作为轨迹的分割点实现的。在进 行轨迹分割后，仅使用由坐到站的轨迹用于构建先验知识库。为了避免数值积分 问题，关节角轨迹使用各个关节的主动活动度参数进行归一化处理。关于关节角 度轨迹 X 的归一化关节运动轨迹 Xnorm 定义为：

Xnorm = ARmin (4.39)

其中 AROMmin 和 AROMmax 分别代表了下肢关节主动活动度的最小和最大

值。设踝关节、膝关节、髋关节在坐立运动过程中的归一化轨迹分别为 Xle,10、

X .,10、X ...,10 ，使用 2.3.3 节所述的 DMP 离线学习方法分别学习各个关节每

段坐立运动轨迹，其中基函数的数量设置为 N = 20 ，起始点设置为归一化关节 轨迹的第一个值 p0 = Xi(0)，轨迹目标 g = [0, 0, 0]T。如图[4.3](#bookmark272)所示，在离线阶段 我们基于踝、膝、髋三个关节的归一化运动数据对不同运动速度下的坐立运动 进行了建模表征，并将由模型产生的权重向量的均值作为运动先验知识存放在 库中。在实验中，我们要求参与者分别按照慢速（完成 STS 动作约 2.5 秒）、中 等速度（完成 STS 动作约 5秒）、快速三种 STS （完成 STS 动作约 7.5秒）进行

STS 运动 10 次并采集数据。最终获得了 30 组有效的 STS 动作关节运动轨迹片 段，构建了基于三种 STS 速度的 PDMP 运动先验知识库 ℒ。

0 0

0 0

0 0

0 0

0 0

0 0

为了保持同步，三个关节的轨迹由同一个相位变量 x 控制，包含了三个关节 轨迹信息的三自由度 PDMP 的隐变量为 st = [z1, z2, z3, p1, p2, p3]T 分别代表了各 个关节独立的 DMP 隐变量。则系统状态转移矩阵为：

⎛ 1 0 ⎜

0

0

1

0

0

0

0

0

0

1

0

0

⎜ 0 1

⎜

**A**1 = **⎜**

⎜

⎜ 0 0

⎜

⎝ 0 0

0 0 ⎞

⎟

0 0 ⎟

⎟

**⎟** (4.40)

⎟

1 0 ⎟

⎟

0 1 ⎠

⎛ ⎜ ⎜

⎜

**A**2 = **⎜** ⎜ ⎜ ⎜ ⎝

−az Δt

0

0

Δt

0

0

0

−a Δt

z

0

0

Δt

0

0

0

−a Δt

z

0

0

Δt

−az βz Δt

0

0

0

0

0

0

−az βz Δt

0

0

0

0

0

0

−az βz Δt

0

0

0

⎞

⎟

⎟

⎟

⎟

⎟

⎟

⎟

⎟

⎠

(4.41)

3 自由度 DMP 的输入控制矩阵 **B** 和观测矩阵 **C** 定义如下：

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| ⎛ ⎜ ⎜  ⎜  **B** = ⎜  ⎜  ⎜  ⎜  ⎜  ⎝ | Δt  0  0  0  0  0 | 0  Δt  0  0  0  0 | 0  0  Δt  0  0  0 | 0  0  0  0  0  0 |

由强迫项组成的输入量 ut 为：

⎛ ⎜ ut = ⎜ ⎜

az βzg az βzg

az βzg

⎝

⎞

⎟

**⎟** , **C** =  

⎟

⎠

+ f (xt )ankle + f (xt )knee + f (xt )ℎip

0 ⎞

0

0

0

0

0

0

1

0

0

0

1

0

⎟

(4.42)

0 ⎟

⎟

1 ⎠

(4.43)

⎞ ⎟ ⎟ ⎟ ⎠

其中强迫项由各关节的 DMP 权重调节，此外观测噪声协方差矩阵和状态转移噪 声协方差矩阵 Q ∈ **R**6×6 ，R ∈ **R**6×6，其可以通过经验设定或通过 EM 算法迭代 更新[[169](#bookmark271)] 。

4.5.3 实验结果

在建立包含了三种运动速度的先验坐立动作知识库后，基于对三位参与者 随机站立运动的关节轨迹观测数据我们测试了所提出算法的性能表现。我们要 求参与者按照随机的站立速度完成站立动作 10 次，并构建了一个包含 30 组运动 轨迹验证运动数据集用于测试算法。如图[4.3](#bookmark262)所示，意图推理是在线进行的，在 实验验证中我们通过将采集的验证运动数据集迭代更新到所提出坐立运动时间 意图推断框架中，模拟测试了算法的在线计算表现。

在图[4.4](#bookmark274)中我们给出了一组典型下肢三个关节运动轨迹与 PDMP 模型产生的 匹配轨迹随时间变化的过程，三个关节的运动轨迹分别对应于三维空间中 X、Y、 Z 三个坐标轴。其中关于完成一次 STS运动时间的真值 Tground 被定义为髋关节 运动轨迹速度由 0 到阈值 D 和由阈值 D 到 0 的时间长度。关节观测数据采样率为 40Hz，我们每获取 5 个观测样本（125毫秒）后使用 EM 算法优化并更新一次时 间缩放系数 τ。图[4.4](#bookmark274)中 PDMP 模型产生的匹配轨迹是由当前模型所对应的权重 向量以及经过 EM 算法优化过后的时间缩放系数 τ , 并通过标准离散 DMP 模型 的微分方程迭代生成的。其中，图示中的 PDMP 模型所产生的匹配轨迹，是在 当前模型经过 EM 算法迭代优化处理后的时间缩放系数 τ 的基础上，通过相对 应的离散 DMP 模型的微分方程以及所对应的动作权重向量迭代运算得出的。黑 色方块为关节运动轨迹的归一化起始点（静止坐立于椅子上）， 红色三角为预定 义的轨迹归一化终点位置（人体完全站立状态，下肢三个关节角度为 0）。我们 在图[4.5](#bookmark265)中也给出了在坐立运动先验知识库 ℒ 中各个 PDMP 模型对于当前观测 序列的似然累积量的平均值 laue、预测动作完成时间 ， 以及关于预测值的置信 度 b 随着观测数据累积的变化曲线。此外，在图[4.6](#bookmark275)中给出了各个关节运动轨迹 在被完全观测后，生成的匹配轨迹和观测值的对比结果。

在 t = 1 时，由于获取的观测样本太少，EM 优化算法无法积累足够多的 “证 据” 推断出当前匹配的时间缩放系数 τ。此时，规划的轨迹主要基于 τ 的初值生 成，观测数据关于三个 PDMP 模型的平均似然 laue 都较低且没有区分度。三个 模型关于预测的置信度 b 较低且存在较大幅度的波动，这表明当前数据不足导 致 EM 的的迭代优化还未收敛。因此，此时关于 τ 的估计可信度较低，用于共享 自主系统的仲裁函数将主要依赖于预定义值，以保证机器人系统的稳定性。在 t = 2 时，随着获取的观测数据增多，慢速 PDMP 模型以及中速 PDMP 模型的优 化过程趋于稳定地收敛，而快速 PDMP 的参数优化过程出现了震荡，导致对于 其预测值的置信度大幅度降低。这是因为 EM 算法作为一种迭代优化算法只能 在一定条件下能够保证收敛性，即当迭代次数趋于无穷大时，算法会收敛到一个 局部极大值点。当数据不完全时，EM 算法可能会陷入局部最优解，导致振荡。

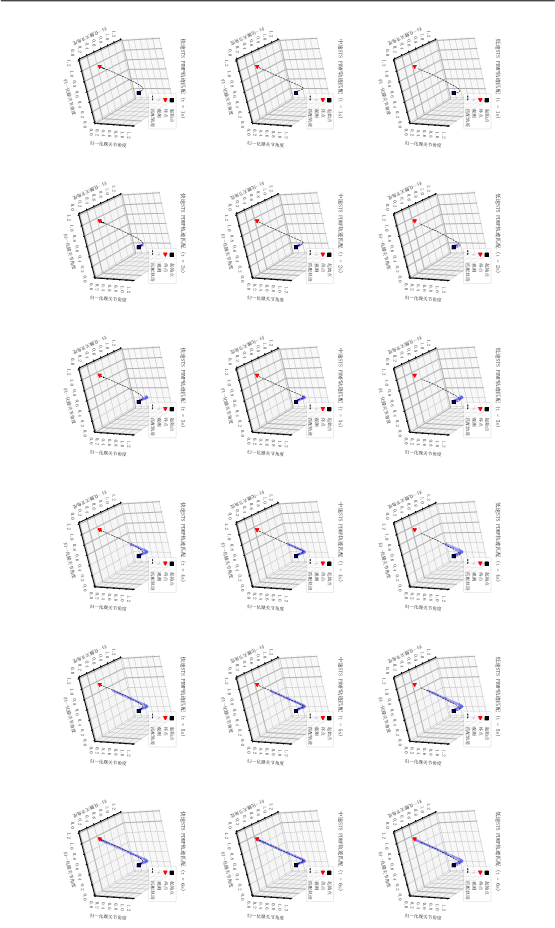
t= 1s

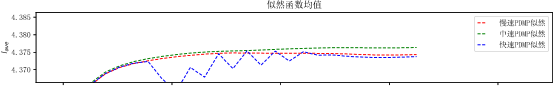
**图** **4.4 下肢三关节矢状面运动观测轨迹与模板匹配的轨迹随时间变化的情况**

t=2s t=3s t=4s t=5s

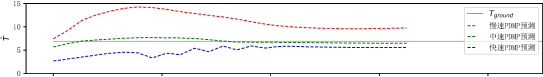
t=6s

第 4 章 基于模型匹配的机器人辅助人体坐立运动时间自适应

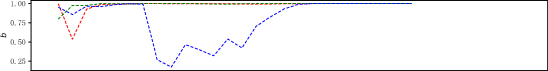








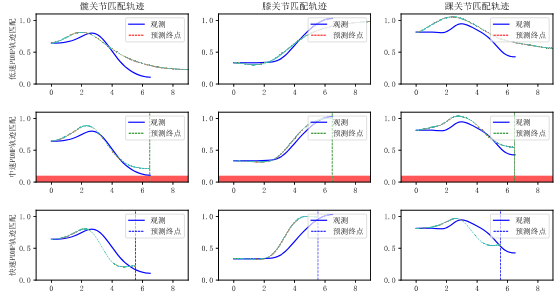








**图** **4.5 随着观测数据增多关于数据** laue**、** **以及** b **的变化曲线**



**图** **4.6 获得完全观测数据后生成的匹配轨迹和观测轨迹的对比**

这也从侧面说明了采用多模型预测方法的优势，即针对同一个任务通过增加更 细粒度的模型可以更好地处理数据分布特征，其能够更好地处理模型参数和结 构的不确定性。此外，与观测数据匹配度更好的模型可以以更快的速度收敛，减 少了需要迭代的次数，从而提供更可靠和高效的预测结果。在 t = 4 后， 由于获 得接近完整运动 70% 的观测数据，所有模型的参数优化都趋于稳定收敛，且预 测结果具有高水平的置信度。但是中速 PDMP 具有最好的时间预测精度，相较 于真值仅有约 5% 的偏差，而慢速 PDMP 和快速 PDMP 模型的预测结果分别存 在高达 46% 和 20% 的偏差。这也体现在图[4.4](#bookmark274)以及在获得对于下肢 STS 运动的 完全观测后图[4.6](#bookmark275)中中速 PDMP 的匹配轨迹和观测数据最吻合，且在图[4.5](#bookmark265)中可以

看到中速 PDMP 的的平均似然 laue 相较于其他两个模型更高。

**表** **4.1 所提出方法在** **STS 测试数据集上的表现**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 时间范围 | 成功预测/总轨迹数量 | 平均预测时间误差 | 成功预测所需的观测数据比例 |
| 2 ∽ 5 秒 | 9/12 | 7.3% | 57% |
| 4 ∽ 7 秒 | 12/13 | 5.8% | 53% |
| 7 ∽ 10 秒 | 5/5 | 5.1% | 48% |

此外，我们在所采集的测试数据集商使用所提出方法进行运动时间预测的 效果进行了总结，如表[4.1](#bookmark276)所示。测试数据集中的运动轨迹时间持续长共范围在 2 秒至 10 秒之间，我们将其分为 2 ∽ 5、4 ∽ 7 以及 7 ∽ 10 秒三个组别。当预 测时间相较于真实值的误差低于 10% 的阈值并保持 1秒后或直至观测轨迹到达 终点位置，我们认为该次预测是成功的。此外，我们将实现成功预测需要的观测 轨迹比例定义为：从轨迹开始到进入阈值区间的时间长度与完整观测轨迹的长 度之比。最终在 2 ∽ 5 这一范围内 STS 运动有 75% 被成功匹配和预测完成时间， 相较于其他两个时间范围的 92% 和 100% 成功率，成功率较低原因是因为其轨 迹持续时间较短，在同等的传感系统观测频率下导致可用于 EM 迭代优化的数 据更少导致的。由于轨迹持续时间短导致 EM 优化的迭代次数更少， 因此其平 均的时间预测误差也相较于其他两组持续时间更长的轨迹显著更高。在成功预 测所需的观测数据所占全部数据的比例来看，三个时间段内的轨迹都具有相似 的结果。这是因为在本任务中不同速度下的 STS 运动轨迹是在拓扑结构上相似 的，例如在实验中我们发现，当运动轨迹出现变化并具有显著特征时，迭代优化 的收敛速度会显著加快。当技能库中具有不同种类的动作时，关于成功预测所需 的观测数据比例在不同任务中的表现有待进一步研究。

综合来看，所设计方法可以基于部分对于下肢关节运动的观测成功实现坐 立动作完成时间的预测。基于先验知识库的多模型方法，对于提高轨迹运行时间 预测的成功率以及精准度具有积极的作用。但是值得注意的是，当前的算法的时 间复杂度是。(N) 的，这表明随着观测数据的增加会导致每次进行EM 优化的计 算耗时会线性增长。因此该方法可能并不适用于需要累计长时间观测数据的在 线运动时间推断。尽管使用性能更好的计算平台可以有效改善这一问题，但是如 何降低计算时间复杂度仍然是今后的一个主要工作方向。

4.6 本章小结

本章节围绕站立功能辅助机器人应用中对于被辅助对象完成站立运动速度 的不确定性自适应问题展开了研究。我们通过离散动态运动基元对人体下肢站 立运动中的踝、膝、髋关节的运动轨迹进行了建模表征，并对其进行概率化处理。 通过采集真实场景下的人体坐立离线运动数据，建立了一个包含快速、中速、慢

速运动轨迹模板的先验技能库。为了实现根据当前部分对被辅助对象的观测实 在线坐立运动时间估计，我们将运动时间意图估计问题看做一个系统参数辨识 问题，基于期望最大化算法实现了部分观测下的连续运动时间估计。此外，所设 计交互意图估计方法通过一个置信度水平量化指标可以嵌入一个共享自主系统 中，在保证机器人个体适应性的同时实现安全可靠的辅助机器人的在线运动轨

迹优化。

**第** **5 章** **主动膝关节矫形器交互式自适应运动参考轨迹生**

**成**

步态对称性训练在偏瘫患者的康复过程中具有举足轻重的地位。近年来，基 于机器人的步态训练已受到患者及临床医生的广泛认可。为实现这一目标，利用 未受影响侧的运动数据生成受影响侧的参考轨迹成为一种重要手段。然而，在线 生成步态参考轨迹需算法提供精确的步态相位延迟，同时降低传感器测量噪声 及用户输入不确定性造成的影响。在本章中，研究基于一个自主开发的主动式膝 关节矫形器（AKO）原型样机，提出了一种适用于偏瘫患者步态康复的自适应 对称步态轨迹生成框架。通过采用自适应非线性频率振荡器（ANFO）与节律动 态运动基元，我们实现了根据实时用户输入进行在线步态模式编码与自适应相 位延迟。此外，进一步设计了具有在线输入验证与仲裁功能的共享自主框架，以 避免来自健侧的意外运动传递至患侧的外骨骼执行器。实验结果表明，该框架具 备良好的可行性。综上所述，本研究表明所提出的方法在非结构化环境下的步态 对称性康复方面具有潜力，并可以在未来为扭矩辅助型主动膝关节矫形器提供 运动学参考。

5.1 研究动机

目前在我国中风现在仍然是一个严峻的公共卫生问题，现有患者数量庞大 且逐年上升。据统计，我国中风患者数量达到了 1494 万人，每年有 330 万新发 病例出现，而导致死亡的案例高达 154 万，占总死亡人数的 22%。在中风幸存者 中，大约 75% 遭受了不同程度的残疾影响，其中有 40% 属于重度残疾。中风的 高发年龄段主要是 45 岁以上的人群，65 岁以上的人群尤其高发，而 75 岁以上患 者的发病率是 45 至 54 岁人群的 5 到 8倍。此外，中风给中国社会和家庭带来了 巨大的经济负担，每年用于治疗的费用超过 200 亿元。中风具有高发病率和高致 残率的特点，其中大多数中风患者都存在不同程度的步态障碍。在中风急性期， 近 70 名% 患者存在行走障碍。即使康复并自然恢复，50 % 偏瘫患者仍不能独立 行走[[170](#bookmark277)]。步行能力的下降增加了患者二次伤害的风险，这严重影响了他们的生 活质量[[171](#bookmark278)-[172](#bookmark279)]。步态对称性康复已成为中风患者康复的关键目标之一。近年来， 来自国内外的多项研究已针对偏瘫患者的膝关节运动时空差异进行了深入探讨。 大量研究结果表明，在下肢患侧的膝关节在整个站立阶段的大部分时间内，普 遍存在过度的伸展现象[[173](#bookmark280)]，此现象可能作为一种补偿机制，为患肢提供稳定的 承重。更为重要的是，步态摆动阶段的膝关节屈曲幅度的减小已被认为是偏瘫

步态最为的典型特征之一[[174](#bookmark281)-[175](#bookmark282)]。这一问题导致患者呈现出骨盆的代偿性调整， 并需对受累侧的下肢实施环行运动，以防止其足部在地面上的拖拽现象[[176](#bookmark283)] 。

目前，步态对称性康复在很大程度上依赖于物理治疗师的观察以及膝踝足 矫形器（KAFO）对患者下肢位置的直观调控[[177](#bookmark284)]。然而，传统步态训练方法存 在训练难度大、效果不稳定等问题，且被动康复设备无法实现瘫痪关节的主动运 动。近年来，研究人员和临床医生已广泛接受采用基于机器人的步态训练方案， 以提高偏瘫患者的康复效果。例如，利用串联弹性执行器（SEA）的膝关节康复 [机器人已被成功应用于膝关节屈曲过程中的辅助扭矩控制[19](#bookmark95),[178](#bookmark285)] 。Zanotto 等人 采用基于内核的非线性滤波器和未受影响侧的运动数据，开发出一种名为 ALEX III 的主动腿部外骨骼，该外骨骼能够连续调节施加到受损腿部的力量[[179](#bookmark286)]。川本 等人设计了一款单腿版本的混合辅助肢体（HAL）， 该设备在摆动阶段为受影响 的肢体提供支持，并通过运动缓冲区存储未受影响肢体的运动数据[[20](#bookmark96)[-21](#bookmark97)]。黄和 彭等人则提出了一种基于强化学习的步行辅助控制策略。他们通过将未受影响 的一侧视为领导者，并将外骨骼视为跟随者，建立了机器人控制系统模型[[22](#bookmark98)-[23](#bookmark99)] 。 综上所述，当前研究主要侧重于根据不同的步态阶段，采用预定义的扭矩曲线为 患侧肢体提供扭矩辅助。这些研究已证实运用扭矩辅助方法在恢复步态时间对 称性方面的有效性。另一方面，利用未受影响侧的运动数据生成受影响侧关节运 动的方法， 旨在获得更佳的步态空间对称性。然而，实现这一目标仍具挑战性， 且相关研究较为有限。此类训练系统通常要求患者处于结构化环境，并依赖运动 数据缓冲区提供恰当的步态相位延迟。直接将运动信息映射至受影响侧执行器 可能导致不可预测或危险的机器人行为。此外，人类运动的变异性和随机性已 被广泛证实[[118](#bookmark192)]。偏瘫患者运动障碍的存在进一步加剧了此类康复机器人训练的 不确定性。由于传感系统所获取的未受影响侧运动数据既包括传感器测量噪声， 也涉及用户自身的动作不确定性[[121](#bookmark194)]。因此，在设计基于机器人技术的步态康复 策略时，需充分考虑这些因素，以确保训练过程的安全性和有效性。

我们认为，将健康受试者的策略与患者的用户驱动输入相融合，有望在保障 康复机器人交互安全性的同时，提升其人机交互能力。当机器人在不断变化的环 境中运行时，可根据随时间演化的人类行为/意图，共享自主方法可以无缝地调 整其自主水平[[123](#bookmark196)]。近十年来，在辅助机器人交互安全领域，共享自主已广泛应 用于人机交互与协作领域， 旨在减轻交互接口的认知和体力负担[[24](#bookmark100)]， 或纠正机 器人的任务可变性[[180](#bookmark287)]。共享自主系统能够推断人类正在执行的动作，并据此调 整自身的自主性和/或提供帮助。基于这一观点，我们将本章研究中对称步态轨 迹的生成视为一个物理人机交互（pHRI） 系统中的模仿学习问题。通过深入挖 掘这一概念，其有望为康复辅助机器人领域带来新的突破与创新。

本章研究旨在将自适应对称参考轨迹生成框架整合至共享自主系统中，借





IMU传感器

通讯与电机控

制板

执行器/减速器/

扭矩传感器

绑带  

负重 

足底压力传感器 



**图** **5.1 主动式膝关节矫形器硬件实物图**

助主动膝关节矫形器（AKO）协助偏瘫患者进行膝关节运动。本研究的关键特 点在于不对受试者未受影响侧的运动施加限制，从而使共享自主模块能够实时 识别用户的输入意图并纠正高度不确定的输入。本研究的贡献主要包括：（ 1）基 于自适应非线性频率振荡器（ANFO）和运动原语，将健康侧膝关节轨迹根据实 时步态相位编码至低维空间；（2）在不使用运动数据缓冲区的前提下，实现受影 响侧与未受影响侧间的自适应相位延迟；（3）建立步态知识库（GKL）， 为自主 策略提供依据；（4）设计基于非线性仲裁功能的共享自主系统，实现用户输入的 在线验证与修正；（5）通过开发 AKO 原型进行初步实验，验证所提出框架的可 行性。

5.2 主动式膝关节矫形器系统设计

5.2.1 主动式膝关节矫形器硬件结构

如图[5.1](#bookmark288)所示，我们开发了一个简化设计的主动膝关节矫形器（AKO）原型 样机。该样机配备了一个膝关节主动执行器，该执行器由配备 1:100 谐波减速器 的 Faulhaber MC5010 驱动器驱动的 Maxon EC90 Flat 扁平直流无刷电机组成，其 通过减速后产生的扭矩与膝关节周围人体肌肉提供的等效扭矩大致相当。执行 器被安装在一个专用的无源碳纤维膝关节矫形器上，通过绑带固定在大腿和小 腿上以辅助膝关节的运动。此外，我们将 AKO 通过一个自由移动的尼龙带连接 至一个腰部固定装置，以将 AKO 的一部分自重转移到腰部承担。在本框架中， 我们采用了三个惯性测量单元（IMUs）（Xsens DOT ，Xsens Technologies）用于



实时姿态数据

健侧

患侧

健侧的步行速度

IMU

实时步态相位

和步行速度

***“****n*)

用户自主输入

步态相位 跟踪

|  |
| --- |
| 步态  解码器 |



实时步态相位

和步行速度

运动参考轨迹

实时膝关节 角度

***“***(*n*)

*sa*

执行器

|  |
| --- |
| 关节角度 计算 |

|  |
| --- |
|  |

步态 编码器

步态相位 跟踪

|  |  |
| --- | --- |
| 离线任务  示教 | 学习算法 |
| 步态先验知识库 | |

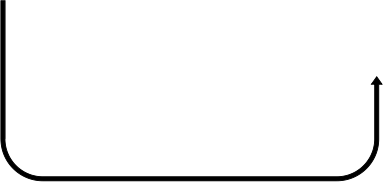
由步态知识库提供

***“***(*n*)

*r*

的轨迹策略

|  |  |
| --- | --- |
| 共享自主模块 | |
| 仲裁函数 | 输入验证 |



**图** **5.2 基于共享自主系统的自适应对称步态参考轨迹生成算法框架**

捕捉下肢运动。其中两个惯性测量单元分别放置于未受影响侧的大腿和小腿上， 以捕获使用者自主运动时的膝关节角度；另一个惯性测量单元则放置在受影响 侧的大腿上用于捕获步态相位。每个 IMU 单元通过低功耗蓝牙将采集得到的姿 态四元数数据传输至一台搭载 Intel Core i5 8500T 处理器和 Ubuntu 20.04 操作系

统的个人计算机。

5.2.2 轨迹生成算法框架

所提出的算法框架基于一个编码器-解码器的结构设计，并引入了一个在线 用户输入验证和仲裁机制以减少用户实时交互输入不确定性的影响。图[5.2](#bookmark289)给出 了该算法框架的结构示意图。其中，健侧的自主膝关节运动由位于大腿和小腿 上的 IMU 传感器捕获，姿态数据由角度计算器计算得出膝关节的角度，并通过 一个有限冲激响应（FIR）低通滤波器进行滤波（截止频率：5Hz）。为了以尽可 能以较低的计算负担精确捕捉实时的步态相位和步行速度，我们基于放置在健 侧和患侧大腿上的惯性测量单元（IMU）与两个独立的自适应非线性频率振荡器 （ANFO）进行耦合震荡，进而通过捕捉髋关节的运动确定实时步态相位和步行 速度。位于健侧的步态编码器负责将一个步态周期内（[0,2π]）健侧的自主膝关 节运动轨迹编码到一个低维的向量空间中。步态知识库（GKL）用于提供先验自 主策略，其是通过离线采集健康受试者的步行演示数据构建而成的。共享自主 （SA）系统由两个基本组件构成。第一部分为一个用户自主输入验证模块，旨在 阻止任何超出 GKL 范围的实时用户输入传输至患侧的执行器上。第二部分为仲

裁功能，用于推断用户的输入意图并将其与 GKL 中的策略进行动态融合。最后， 将经过共享自主处理后的交互指令传输至步态解码器，并根据当前患侧的步态 相位生成患侧的膝关节运动参考轨迹。

5.3 基于共享自主系统的交互式对称步态轨迹生成

在本节中，我们就所提出的轨迹生成算法框架进行了详细的介绍和实现。其 中算法[5.1](#bookmark290)给出了实现上述交互式轨迹生成框架的伪代码，我们在后续小节对图 中提到的变量和常量进行了定义。此外，为了清楚起见，我们将第 n−th 个步态周

期的用户输入定义为u ∈ ℝN，将共享自主模块调整后的输出定义为u) ∈ ℝN ，

将由技能库提供的自主策略定义为 u ∈ ℝN，其中参数 k 代表了共享自主系统

捕获的用户输入意图类别。

**算法** **5.1 自适应膝关节对称参考轨迹生成算法**

**Data:** 先验步态技能库的参数 μk ，Σk

**Input:** 实时髋关节角度 ylℎip (t), yrℎip (t)，实时的健侧膝关节角度 ylknee (t) **Result:** 执行机构的运动参考轨迹 rknee (t)

**1** 初始化自适应频率震荡器 x1 (0), x2 (0), Φ(0), a0 (0)a1 (0);

**2** 初始化步态编码器 wi (0) = 0;

**3** 初始化用户输入 u = 0;

**4 for** t*=1,2,3,...* **do**

**5**

**6**

**7**

**8**

**9**

**10**

**11**

**12**

**13**

**14**

**15**

**16**

**17**

**18**

**19**

**20**

**21**

**22**

**23**

**24**

**25**

**26**

**27**

**28**

（步态相位跟踪）

健侧：Φl (t) ，φl (t)=ANFO(ylℎip (t)) ;

患侧：Φr (t) ，φr (t)=ANFO(yrℎip (t)) ;

（编码健侧输入关节轨迹）

**if** 步态周期结束 **then**

 步态编码器编码轨迹：GaitEncoder(φl (t),ylknee (t)) ;

**else**

 更新第 n 个步态周期的用户自主输入，并重置步态编码器：u

**end**

（共享自主系统）

**if** Φr (t) > TrΦ 和 Φl (t) > TrΦ **then**

**if** 用户自主输入已更新 **then**

用户交互意图：k = argmin(Δk (u)) ;

共享自主混合输入：u) = βθ (u , u);

**end**

**else**

 停止运动：βθ (u , u) = 0

**end**

（解码共享自主系统输出为执行器运动参考轨迹）

**if** 步态周期结束 **then**

 更新步态解码器中的参数：u) ，Ω(n) ;

**else**

 参考轨迹：rknee (t)=GaitDecoder(Δt, φr (t),Ω(n) ,u)) ;

**end**

**29 end**

5.3.1 步态相位跟踪

非线性振荡器能够模拟广泛的物理和生物过程，尤其是作为中央模式生成器 （Central Pattern Generator, CPG）的数学模型。在本研究中，我们利用了由 Righetti [等人提出的一种具有频率自适应机制的 Hopf 振荡器[140](#bookmark213)]用以与位于大腿位置的 惯性传感器不活的髋关节运动进行耦合，从而实现步态相位与步行速度的实时 跟踪。Hopf 振荡器的动力学由以下微分方程控制：

 1= Y (μ − (x + x)) x1+ Φx2 + εe(t) 2= Y (μ − (x + x)) x2− Φx1

(5.1)

其中参数 Y = 15 决定振荡器的吸引力强度，ε = 0.1 是外部输入与振荡器的耦合 强度，e(t) 是外部输入的周期波动信号。如果不存在外部输入 e(t) = 0，振荡器的 状态变量 [x1, x2] 将收敛到一个幅度为 μ = 1 且震荡频率为 Φ 初始设定值的极限 环上。在研究中，我们将振荡器的实时角频率 Φ 用作表示步态速度，当以适当 的耦合强度与外部输入 e(t) 的基本频率共振。我们将自适应频率 Φ 的计算方法

定义如下：

 = −εe(t)x2 / √x + x

(5.2)

我们将健侧和患侧的步态速度分别定义为 Φl(t) 和 Φr (t)。为了加快耦合振荡 器的收敛速度并增强其稳定性，如式[5.3](#bookmark291)所示，我们对由惯性传感器捕获的髋部 运动 yℎip(t) 进行了负反馈处理。其中 (t) 是 ANFO 的反馈项，式[5.3](#bookmark291)中的求和项 是一个滑动窗口平均因子，用于消除窗口长度为 T = 50 内的髋部运动基准偏移。

 yℎip(i) − (t)

e(t) = yℎip(t) − 

i=t−T+1

(t) = a0 (t) + a1 (t)x1 (t)

其中动态变化的系数 a0(t) 和 a1(t) 的定义如下：

0 (t) = 1e(t)

 1 (t) = 1e(t)x1 (t)

(5.3)

(5.4)

(5.5)

(5.6)

积分增益设置为 1 = 2，振荡器的动态系统初始值设置为 [x1, x2, Φ, a0, a1] = [1, 0, 1, 0, 0]。瞬时步态相位 φ(t) 可以通过以下方式计算：

φ(t) = arctan 2(x2 (t), x1 (t)) + π (5.7)

由于我们需要对每个步态周期进行编码，作为用户自主输入送入共享自主系统， 因此需要对每个步态周期进行在线的分割。利用自适应振荡器的相位突变点可

以用很低的成本实现这一目标，当两个时间步之间的相位差 |φ(t) − φ(t − 1)| ⩾ 6 时，我们认为发生了相位突变，则此处为一个步态轨迹分割位置实现对膝关节轨

迹的分段。

5.3.2 步态行为表征

选用适当的人类行为表征方式是构建共享自主系统的基础，这涉及到如何 对行为进行建模以及如何有效地执行验证和纠正。这包括捕捉行为的复杂性、不 确定性和多样性，以便系统能够在各种情况下准确识别用户的意图并进行适当 的调整。同时，验证和纠正机制也是确保系统稳定运行的关键环节，它们有助于 过滤掉不安全的输入，并确保系统始终遵循预定的策略。因此，在设计共享自主 系统时，需要综合考虑人类行为的特点，以及如何将这些特点融入系统的验证和 [纠正机制中。在本研究章节中，我们借助模仿学习算法[137](#bookmark210)]将膝关节角度的时间 序列数据映射至低维子空间，以实现对其的适当调整。考虑到步行运动是典型的 周期性行为，采用第二章所述的节律型动态运动基元（pDMP）[[139](#bookmark212),[181](#bookmark292)]对步态行 为进行了表征。我们计划采用未受影响侧的实时步态相位对每个分段的步态周 期进行编码。然而，倘若容许时间尺度项发生动态变化，则优化过程或许会陷入 不稳定状态。因此，在本实现方案中，固定了 pDMP 中的周期调制参数 Ω = 1， 以确保优化过程的稳定性。通过重写 pDMP 我们可以获得学习目标 ftarg(t) 为：

ftarg(t) = knee (t) − az (βz (−yknee (t)) − knee (t)) (5.8)

其中 knee (t)、knee (t) 是健侧膝关节的运动角度轨迹 y knee(t) 的一阶和二阶导 数。优化损失函数 Ji 定义为：

Ji =  Ψi(t) (ftarg(t) − wir)2 , i = 1, 2, ..., N (5.9)

损失函数 Ji 的最小化可以通过一个递归最小二乘法（RLS） 来在线实 现，其可以通过迭代优化学习 pDMP 中的局部线性模型的权重向量 w(t) = (w1 (t), w2 (t), ..., w N(t)) 实现。当在时间 t 捕获到一个步态相位突变点时表明完 成了一个完整的步态周期运动，此时我们根据步态编码器的输出定义用户输入

为 u = w(t)。此时，我们令 u = (wn) , w, ..., w) 为 n - th 步态周期的用户输

入，u = (wn+1) , w, ..., w) 为下一个步态周期用户输入。由于膝关节

的运动轨迹在分割点之前和之后保持一致的模式， 因此可以两个编码后的用户

输入在解码后实现每个连续用户步态输入的无缝转换衔接（其中 w ≈ wn+1)）。

在每个步态周期完成后，我们将触发一个步态周期分段事件。此时，用户输入将 被发送至共享自主系统，以便对该输入的合理性进行判断和仲裁。完成传输后， 用户输入的矢量 w(t) 随后重置为其初始状态。步态编码器通过在线学习，将不

定长度且连续时间的膝关节步态运动轨迹压缩为固定长度的向量。通过对向量 的操作与

5.3.3 步态技能库

步态技能库是通过对健康受试者进行离线演示以及步态编码器收集的数据 构建而成。我们假定具有相同步态运动模式 k 的步态周期的权重向量是相互 独立的，并遵循多维高斯分布。在此基础上，步态技能库中的策略可定义如下：

u ∼ 八(μk, Σk)。期望 μk ∈ ℝN 和协方差矩阵 Σk ∈ ℝN×N 可以通过最大似然

估计从演示数据中进行计算获得。

5.3.4 共享自主系统

1. 自主输入验证

由于用户输入可能存在不确定性和可变性， 因此对其进行验证和筛选显得 尤为重要。然而作为 DMP 的一大特性，当轨迹的拓扑结构相似时，它们在 pDMP 中的权重向量也呈现出相似性。这意味着，通过比较不同输入之间由 pDMP 编 码后的权重向量，我们可以评估它们的相似度，从而实现对于用户自主输入的验 证和筛选的目的[[139](#bookmark212)]。其中，该问题可以视为一个在线异常检测问题。因此在输 入验证模块中，我们采用了基于距离度量的奇异输入检测方法。因为相较于其它 方法，这种方法具有形式简单、计算量较低的优势。具体而言，我们将步态轨迹 输入的相似度距离度量定义如下：

Δk(u) = √(u − μk)T Σu − μk)

(5.10)

k = arg min (Δk(u)) (5.11)

其中 Δk(u) 是来自于用户健侧的步态轨迹编码输入 u 与步态技能库中策略之

间的马氏距离。马哈拉诺比斯距离是由印度统计学家马哈拉诺比斯提出的，用于 计算数据中的协方差距离。这种距离衡量方法可以有效地计算两个未知样本集 合的相似度。与欧式距离不同，马哈拉诺比斯距离考虑了各个特征之间的相关 性（例如，身高信息可能与体重信息相关）， 并且具有尺度不变性，即它不受测 量尺度的影响。下标 k 表示用户意图执行的步态模式，其通过最小距离准则在 线动态确定。但是， 由于节律型 DMP 的特殊结构，其编码后局部线性模型的权 重向量的第一项始终等于向量中的最后一项 W1(t) = WN(t)。这导致在协方差矩 阵 Σk 中存在线性相关的行向量，因此无法直接计算其逆矩阵。为了解决这一问 题，在公式[5.10](#bookmark293)中， Σ

空间，但不影响距离测量。最终，当距离度量超过设定的阈值时我们认为该自主

输入是奇异的 Δk(u) > Trk。

2. 仲裁函数

仲裁函数在构建共享自主系统中具有至关重要的作用，其核心在于根据用 户输入意图的置信度进行实时在线微调。为实现这一目标，我们采用步态技能库 中的先验策略，将用户输入与策略进行线性组合。这种方法在保持轨迹个性化的 基础上，有效降低了动态变化环境中人机交互输入的不确定性影响，从而确保了 康复机器人运动规划的安全性和可靠性。在本研究中，我们提出了一种共享自主 模块，该模块采用具有时变混合系数的仲裁函数进行参数化。这一设计旨在实 现在用户输入与步态技能库所提供的策略之间进行无缝切换。混合命令定义为

u) = βθ (u , u)，仲裁函数：

βθ ≜  au + ( 1 − a) u , gait speed > TrΦ

⎪⎩ 0 , gait speed < TrΦ

(5.12)

其中混合系数是一个和步态编码器输出维度相同的权重向量组成的 a =

[a n) , a, ..., a]， 向量元素 a ,...,N ∈ [0, 1]。该系数向量通过在步态技能库中

实时在线地调整用户输入与策略之间的控制权限分配，从而实现动态自主性。这 一方法使得共享自主系统能够灵活应对环境的变化，同时保持用户输入的个性

化特征，进而提高康复机器人运动规划的适应性与安全性。当 a ,...,N = 0 表

示规划出的运动参考轨迹完全依赖于步态技能库中提供的的先验预定义策略时。

相反，当 a ,...,N = 1 时，患侧驱动器的运动参考轨迹完全基于用户的自主输入。

与输入验证模块不同，仲裁功能主要在轨迹细节层面纠正用户输入 u 中严重偏

离步态技能库中先验知识的元素。混合系数 a 代表在系统对用户自主输入的

信心，其由一个非线性函数计算得出：

a ≜ exp ( - d(n) /θ )

(5.13)

d(n) = [diag(Σk )]−1 ⋅ (u − μk ) ⊙ (u − μk ) (5.14)

其中相似性度量 d(n) ∈ ℝN 是通过将用户输入与步态技能库中的策略进行比较 而获得的标准化距离。超参数 θ > 0 用于调整在相同的距离偏移度量下的人机 信任级别，其可以根据经验设置或通过基于在线人机循环的算法动态优化。当 θ → ∞ 时，仲裁函数对用户的自主输入变得更加敏感（允许用户输入与技能库 中的先验信息之间存在更大的偏移）， 当 θ → 0 时，混合命令 u) 将主要受技能 库中预定义的策略的支配。

除能使自适应频率振荡器收敛至极限环的稳定周期性步态模式外，本研究 还探讨了两种需单独处理的非周期性过渡状态。其中，“开始”事件指的是从初始 状态（各关节角度为零）进入稳定的周期性步态；而“停止”事件则是指从稳定的 周期性步态恢复到初始状态。为处理这两种非周期性过渡状态，我们采用了相应 的控制策略，以确保康复机器人在运动过程中的连贯性与稳定性。其中 “开始”

事件触发后由引导动作 u(start) = (ustart) , u, ..., u) 进行处理，当用户输入

首次通过输入验证模块时，该操作用于将轨迹目标从初始状态平滑地过渡到周

期性步态模式。

ustart) ≜ 1 −  +  (5.15)

其中 W 是第一个有效的用户自主输入向量中的最后一项。当健侧或患侧的

步态速度低于某个阈值 TrΦ 时，“停止”事件将被触发，其表明用户意图停止步态 训练。

5.3.5 步态轨迹解码

步态解码器可以被认为是一个时变线性系统，将 pDMP 使用欧拉法离散化 后。考虑到健侧与患侧的自适应频率振荡器（ANFO）是相互独立运行的，因此 我们能够直接生成自适应步态相位延迟，而无需保存运动数据。步态解码器所生 成的参考轨迹 rknee (t) 定义为：

ss(t) = A(n)ss(t − 1) + Bu(t) (5.16)

rknee (t) = Cs(t)

(5.17)

状态向量 ss(t) = [z(t), y(t)]T 和 uu(t) = r ⋅ f (φr (t), u) )，矩阵 B = [ 1 0 ]T 和 C = [ 0 1 ]。时变转移矩阵 A(n) 定义为：

A(n) = [ − Δt −Ω(n)z βz Δt ]

其中 Δt 是积分时间步长，Ω(n) = Φ/Φ。

5.4 实验与分析

本节评估了所提出的基于惯性运动捕捉数据的框架在各种人机信任超参数 设置及多任务场景下的性能表现。此外，我们还利用开发的主动式膝关节矫形器 原型，在实际场景中对辅助行走框架的有效性进行了实证检验。通过这些实验，

我们期望验证所提出的方法在康复机器人领域的可行性与实用性，并为进一步 的研究与应用提供有价值的参考。9 名健康受试者（年龄 26 ± 4；性别：男；身 高：175 ± 14cm；体重：66 ± 13kg）参与了本实验研究并签署了知情同意书。在 每次实验之前，将惯性传感器单元及其附属肢体之间的姿态关系校准到初始状 态[[68](#bookmark146)] 。两名受试者的数据用于构建步态技能库，七名受试者的数据用于测试。

在此系统中，我们采用了一种带有前馈重力补偿的比例-微分（PD）控制器 用于控制主动式膝关节矫形器的执行器，使其能够准确地跟踪生成的步态参考 轨迹。相关研究[[179](#bookmark286)]表明，在下肢施加超过 2 千克的负载可以显著改变步态运动 学，从而模拟偏瘫步态。这一发现对于模拟偏瘫患者的步态异常以及开发有效的 康复治疗方法具有重要意义。为评估所提出框架在辅助步行方面的效能，我们在 健康受试者的右脚踝部位附加了一个 3公斤重的沙袋，以此模拟偏瘫患者的患 侧步态特征。同时，在受试者脚背上方安置了两个额外的惯性测量单元（IMU）， 以便根据预设规则对步态的摆动阶段与站立阶段加以区分。这一实验设计旨在 全面考察所提框架在不同条件下的性能表现。

5.4.1 实验评估与分析指标

步态对称性的描述主要可以从时间对称性和空间对称性两个方面进行探讨。 在时间对称性方面，我们关注步态周期中左右腿的运动是否具有相等的时间特 性；而在空间对称性方面，我们则分析左右腿在空间中的运动轨迹是否具有相似 [性或一致性。步态时间对称性常用的量化方法是罗宾逊指数[182](#bookmark294)]，也称为对称指 数（SI）， 其计算公式为：

SI = [2 ⋅ (xl− xr )/(xl+ xr )] × 100% (5.18)

其中 xl 和 xr 是健侧和患侧的步态支撑相时间。SI 越接近零，则表明步 态的时间对称性越好。此外，我们使用时间序列 yl(t) 和 yr (t) 之间的相关系数 [(CC)[183](#bookmark295)]来评估关节运动学的空间对称性。

CC =  (yl(i − τ) − l ) (yr (i) − r )/σl σr (5.19)

其中 τ 是两个系列之间的相位延迟，可以由自适应频率振荡器生成，σl 和 σr 是 方差，l 和 r 是 T 时间步内的平均值。尽管仅依赖这两个指标尚无法实现对物 理人机交互系统的全面评估（因为它们并未涵盖与用户密切相关的指标，如舒适 度、独立性或满意度等）， 但这些指标仍可在一定程度上为我们所提出的方法提 供定量的评价依据。通过结合这些指标以及其他相关因素，我们可以更全面地了 解所提出方法在实际应用中的表现。

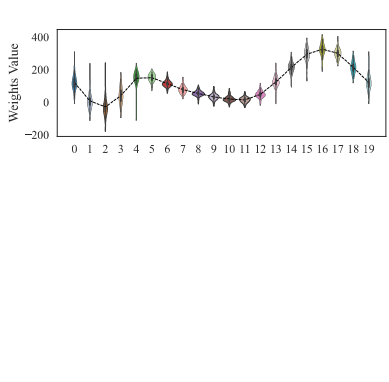
5.4.2 步态技能库的建立

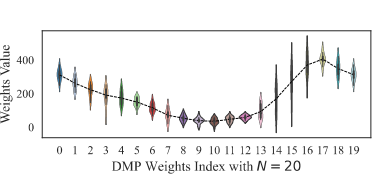
权值

权值

步态技能库是根据两名健康受试者的动作捕捉数据建立的。受试者被要求 完成两项任务（“行走” 任务：在跑步机上以 0.5km/h 的稳定速度行走3 分钟；“上 楼梯” 任务：以舒适的速度爬上 4m 高的楼梯并重复五次）。步态编码器负责将收 集到的运动数据编码为权重向量，并通过人工方式剔除异常数据。经过这一处理 过程，我们最终成功获取了 136 个有效的 “行走” 步态周期以及 115 个 “上楼梯” 步态周期数据。图[5.3](#bookmark296)显示了两种步态模式下步态技能库权重向量各元素的分布 情况。对步态技能库的分量进行 Shapiro-Wilk (SW) 正态性检验，结果表明它们 与高斯分布 (p < 0.05) 没有显著差异，符合假设。

步行动作

步态技能库中的权重向量

上楼梯动作

步态技能库中的权重向量

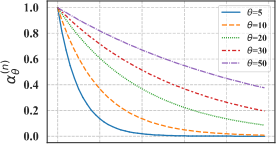
**图** **5.3 步态技能库中权重向量各元素的分布**

5.4.3 在不同人机信任参数 θ 设置下的轨迹生成

为了评估所提出的轨迹生成算法框架在不同 θ 设置下的特性，我们利用了 一名健康受试者在 “行走” 任务中，在不佩戴主动式膝关节矫形器的情况下，健 侧和患侧的运动数据。为清晰表述，此处保留了术语 “健侧” 和 “患侧”。我们将 生成的轨迹与未受影响侧的用户输入数据以及受影响侧的实际膝关节轨迹进行 了对比分析。这一实证研究有助于深入了解所提出方法在不同条件下的表现，并 为进一步优化和完善算法提供有价值的参考。图[5.4](#bookmark297)显示了当步态技能库中用户 输入和先验策略之间的马氏距离增加时，在不同人机信任参数 θ 设置下混合系

数 a 随着马氏距离增加的变化曲线。

关节角度



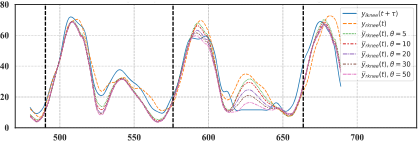


马氏距离

**图** **5.4 从** **5 变化到** **50 的过程中不同人机信任系数** θ **设置下的共享自主混合函数** a **形状**

图[5.5](#bookmark298)描绘了在 “行走” 任务中的两个不同的健侧和患侧的步态轨迹。第一个 代表正常的用户输入，而第二个则展示嘈杂的输入。所有五个 θ 设置在第一个步 态周期中都显示出具有良好空间对称性 (CC < 0.95) 的近似性能。相反， 由于用 户输入和步态技能库中的先验策略之间的偏差很大，共享自主系统在第二个步 态周期中对用户的输入进行了矫正。实验结果如表 I 所示，其中 CC(ylknee , rknee ) 由健侧和患侧膝关节数据计算得出，CC(yrknee , rknee ) 由患侧数据和真实数据计 算得出。随着 θ 的增加，它们呈现出相反的趋势，这是由于共享自主系统在相同 条件下更加信任来自于用户的自主输入造成的。然而，部分研究表明，一定程度 的步态不对称可能实际上是对中风相关神经缺陷的积极适应。这表明在步态康 复过程中，过于追求完美的步态对称性可能并非最佳策略。相反，应关注个体差 [异和患者的具体需求，以实现功能恢复和生活质量的提升[171](#bookmark278)]。为了优化超参数 θ, 可能需要进一步整合接触力或耗氧量等信息。然而，在本工作中，我们并未 将追求高相关性作为最终目标，而是采用了经验值来设定 θ。这种方法有助于简 化问题复杂性，同时仍能展现出所提出方法在步态康复中的潜在价值。未来研究 可以在此基础上，进一步探索如何利用更多的生物力学信息来优化超参数设置， 从而提高方法的性能和临床适用性。作为权衡选择，我们在后面的实验中保持了

θ = 20。



时间（采样点）

**图** **5.5 在不同** θ **设置的具有干扰的用户自主输入下，所提出算法框架生成的参考轨迹，其** **中** ylknee (t − τ) **是未受影响侧移动** τ **的关节角度，**yrknee (t) **是受影响侧的地面真实关节角度。**

**表** **5.1 不同** θ **设置下的空间对称性**

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| θ | 5 | 10 | 20 | 30 | 50 |
| CC(ylknee , rknee ) | 0.86 | 0.89 | 0.93 | 0.95 | 0.97 |
| CC(yrknee , rknee ) | 0.98 | 0.97 | 0.94 | 0.92 | 0.89 |

5.4.4 不同任务下的轨迹生成

为全面评估所提出框架的性能，我们设计了一系列涵盖多个任务的连续运 动，包括行走、停止与上楼梯。这些动作由七名受试者执行，其中一名受试者的 数据如图[5.6](#bookmark299)所示。我们在实验中发现，该算法框架需约 4 ± 1 个步态周期（平均 8.6 秒） 的适应周期（图[5.6](#bookmark299)中的蓝色标记区域）。在此期间，共享自主模块无法 确定用户的真实交互意图 k ，因为自主输入关于两种步态动作的相似度距离度量

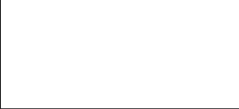
Δk(u) 均大于阈值 Tr k。这一问题可归因于自适应频率振荡器的收敛过程相对

耗时，进而可能导致错误的步态周期分割。为解决这一问题，未来研究可考虑采 用更高效的收敛算法，或者引入额外的传感器信息以提高步态周期检测的准确 性。尽管通过增大 ε 和 Y 可以加快自适应频率振荡器的耦合共振收敛速度，但也 可能使其稳定性降低。

在自适应结束后，当捕获到用户的交互意图 k 时，设计的引导动作 u(start) （图[5.6](#bookmark299)中绿色区域）将轨迹平滑地引导为周期性步态运动。特别的，在步行任务 的运动轨迹中出现了一种未通过输入验证模块的奇异用户输入（图[5.6](#bookmark299)中橙色区 域）。由于此时下肢两侧的步行速度均高于阈值 TrΦ , 因此在此时共享自主模块 会阻止用户的自主输入更新到患侧执行器，以保证轨迹生成的安全性。当步态 速度低于阈值时，参考轨迹将被强制收敛到初始状态以停止训练 TrΦ （图[5.6](#bookmark299)中 红色区域）。在从 “停止” 状态转换到下一个任务之前，系统将重新返回到 “ 自适 应” 状态以捕获用户的下一个输入意图。任务切换已在所有受试者中成功实施。 然而，在面临较大任务空间的情况下，基于距离的方法在识别用户输入意图方面 可能变得不再适用。有鉴于此，未来研究需要寻求其他替代性的机器学习方法， 以适应更为复杂多变的任务环境和用户需求。

5.4.5 主动式膝关节矫形器辅助步行实验

为评估所提出框架在实际应用场景中的性能表现，我们招募了七名受试者， 并邀请他们完成了四项不同的任务，每项任务重复三次。（“Normal”：不佩戴主动 膝关节矫形器和沙袋行走；“Affected”：右脚踝上佩戴 3 公斤沙袋行走；“Assisted”： 右脚踝上同时佩戴 3 公斤沙袋和主动膝关节矫形器行走；“ThighLoad”：右大腿 佩戴 3 公斤重的沙袋，在跑步机上以 0.5 公里/小时的稳定速度行走 2 分钟。其 中，任务 “ThighLoad” 用于测试主动式膝关节矫形器自身重量（约2.76 公斤）对



\* \*

\* \*

\* \*

 \* 

 \*

 \* 

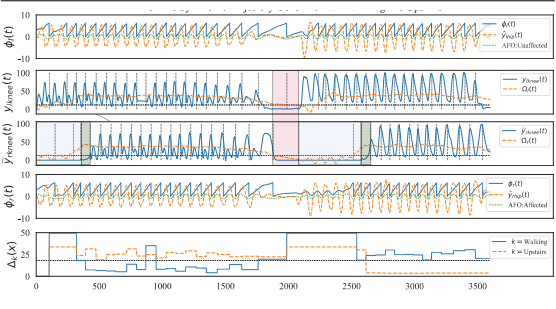
 \*  

 ~~\*~~  

  \* 

第 5 章 主动膝关节矫形器交互式自适应运动参考轨迹生成



步行 

上楼梯 

停止

*。l* (*t*)

*Tr。*



自适应

自适应

*。r* (*t*)

*Tr。*

***“***(*start*)

***“***(*start*)

*Trk*

时间（采样点）

**图** **5.6 进行“行走”和“上楼梯”两种任务后生成的参考轨迹曲线，其中** lℎip (t) **和** rℎip (t) **是经** **过移动平均去趋势和** **FIR低通滤波过后的髋关节角度曲线。**

步态对称性的影响。在图[5.7](#bookmark300)中给出了实验结果，并基于单因素方差分析进行了

统计分析。



**步态时间对称性**

\*

\*

\*

\*

\*

\*

\*

\*

\*

\*

\*

\*

\*

\* \*

\* \*

\*

\* \* \* \*

\*

\*

\*

\*

\*

\* \*

\*

\*

\*

\* \*

\* \*

\* \*

\* \*

\*

\*

\* \* \* \*

\* \*

\*

\*





实验对象



**步态空间对称性**

\* \*



\*

\*

\*

\*

\*

\*

\*

\*

\*

 \*





实验对象

**图** **5.7 七名受试者使用主动式膝关节矫形器进行步行实验的对称性度量，图中的误差线为** **标准差，“\*” 代表** p < 0.05 **，“\*\*” 代表** p < 0.01

正常步态在时间和空间上通常呈现出对称性。这意味着在行走过程中，左右 腿的动作在时间顺序、力量分布以及空间轨迹等方面具有高度的一致性。在步态 对称性指标上一般表现为 SI < 6% 和 CC ≈ 1[[171](#bookmark278)]。在实验中，我们发现附着在脚 踝上的配重显著影响了所有受试者的步态时间对称性和空间对称性 (p < 0.01)， 其中时间对称性指标达到平均 SI = 12.83%，步态空间对称性下降到了平均 CC = 0.79。借助主动式膝关节矫形器的辅助，所有受试者的步态对称性均得到 了一定程度的改善。其中 “Affected” 和 “Assist” 实验之间的步态时间对称性平均 提高了约 57 % 至 SI = 5.35%，空间对称性平均提高了约 17% 至 CC = 0.94。在 所有受试者中，在 “Assist” 实验中的空间对称性虽然比 “Affected” 有所改善，但 与 “Normal”(p < 0.01) 相比仍然显示出显着的变异性，这可能是由于所开发的主

动矫形器的额外重量所导致的。此外，参与者 P1 和 P2 在 “Normal”（p < 0.05） 实验中相比 “Assist” 在步态空间对称性上表现出显着差异。

在 “ThighLoad” 实验中，位于大腿上的沙袋负重对受试者的步态时间对称 性产生了显著影响，与 “Normal”(p < 0.01) 实验中的数据相比，它平均增加到了 SI = 3.22%，但没有显着改变空间对称性。然而，“ThighLoad” 和 “Assist” 之间 的步态时间对称性仍然存在显着差异（p < 0.01）。因此，设备的自重可能并非步 态时间对称性无法完全恢复的唯一因素。另一个潜在原因是，当前开发的主动式 矫形器主要依赖于位置控制，导致交互透明性较差。然而，由于用于计算对称性 的方程式和矫形器设计存在差异，对称性数值仍难以在不同研究间进行直接比 较。尽管如此，提供扭矩辅助的矫形器在恢复步态时间对称性方面已展现出与我 们的方法相当的性能。但值得注意的是，其中大多数方法并未充分考虑下肢双侧 关节运动角度的均衡性。此外，由于采用串联弹性执行器（SEA）和电缆驱动结 构，扭矩辅助主动矫形器仅能控制执行器输出力，从而提高了交互透明度。在未 来，进一步改进控制策略以实现力-位置混合控制，并减轻所设计辅助设备的重 量，对于推动我们的研究工作具有重要意义。尽管已通过各种实验验证了该方法 的有效性，但仍需认识到某些局限性。例如，所提出的系统可能无法使患者完全 恢复步态对称性，且可能不适用于下肢严重损伤的患者。在未来我们计划在以下 几个方面展开工作：（1）让偏瘫患者参与实验，收集更多运动数据以构建步态技 能库；（2）在算法框架中引入力触觉传感器，并构建超参数 θ 的人在环中优化算 法。

5.5 本章小结

在本章中，围绕一个用于偏瘫患者步态对称性康复训练的主动式膝关节矫 形器原型样机，详细地介绍了一种在线对称步态轨迹生成方法。此框架融合了节 律性动态运动基元与自适应频率振荡器，实现了在线步态周期轨迹的编码与解 码，同时实现了下肢健侧和患侧的步态相位自适应延迟。此外，通过离线任务采 集数据，我们还设计了一个带有先验步态技能库的共享自主模块，以自适应地分 析和仲裁来自未受影响侧的实时用户输入，从而最大程度地减轻输入不确定性 的影响。所提出的方法具有在非结构化或半结构化环境中实现步态对称性康复 的潜力，并为关节扭矩辅助的主动式膝关节矫形器提供运动学参考。

**第** **6 章** **总结与展望**

现阶段关于康复辅助机器的得智能化研究正在逐渐从 “ 以机器为中心” 向 “ 以人为中心” 过度。相较于传统的机器人研究工作一般在功能上满足使用者的 需求，“ 以人为中心” 的机器人研究需要进一步从安全性、遵从性、舒适度、个体 适应性以及灵活性等多方面的性能指标综合考虑。其中，在人机交互系统的设计 研究中需要综合考虑安全性和个体适应性是康复辅助机器人区别于其他种类机 器人的主要特征。然而这两者往往是相悖的，过分强调安全排除一切可能造成 风险的不确定性因素会导致机器人倾向于保守进而降低使用者体验。另一方面， 人类行为虽然在许多方面明显有规则约束并且可预测，但它也始终是可变的、个 体的，甚至是随机的，将更多使用者的自主行为引入交互系统中则会导致系统存 在不可控的风险。人机交互过程中的不确定性本身是一种信息，应该需要被正确 的认识和对待，并且必须表示和处理所存在的不确定性，而不是盲目地过滤或忽 略掉它。通过有效地应对人机交互中各个环节的不确定性，康复辅助机器人能够 根据患者的需求和反馈进行个性化调整，从而实现康复辅助机器人在个体适应 性和安全性之间的最佳平衡。本文的主要贡献总结如下：

1. 从机器人行为系统设计出发并基于闭环控制的思想，本文首先对人机交互 过程中由人类导致的交互不确定性来源进行了分析，并主要围绕人类动作 的不确定性展开了应用研究。康复辅助机器人中最为广泛的需求是对人类 的物理动作的感知，而人类动作的不确定性是由感知、认知和执行等环节 共同决定的，采用了各类型传感器的人机交互接口是对人类的物理动作的 量化表征。通过交互设备的感知数据实现更高层次的人类行为（意图）理 解是处理人机交互问题的关键。因此我们认为，在 “ 以人为中心” 的人机交 互研究中，解决问题的目标应当不仅仅是一个简单明确的识别或回归算法， 而是需要一个可以自适应处理交互中不确定的新框架。

2. 针对交互中的不确定自适应问题，在研究中引入了共享自主方法，并详细 地介绍了该方法在处理人机交互自适应问题中的优势。共享自主通过实时 感知与分析环境，使得机器人能够更加适应与人之间的物理交互，并具备 持续进化的特性。围绕该方法，本文深入探讨和研究了其在以下三个典型 场景中的应用潜力与挑战：定制化人机交互接口在移动辅助机器人操控中 的自适应交互指令解码、站立辅助机器人中被辅助对象的运动交互速度自 适应感知、以及用于偏态步态康复的主动式膝关节辅助机器人自适应运动 轨迹规划方法。并为此分别搭建了一套基于柔性拉伸/弯曲传感器的定制化 人机交互系统、一套面向失能弱能人群的站立辅助的机器人运动轨迹优化

框架以及一套用于偏瘫患者步态对称性康复训练的主动式膝关节矫形器系 统用以支撑研究。

3. 针对上肢截肢或四肢瘫痪患者使用肩部运动操控外部辅助设备的需求，在 第三章中基于所设计的新型可穿戴人机交互接口提出了一种自适应切换的 交互接口数据解码方法，并进行了实验研究。它将用户的使用确定性数据 映射模式操控光标的先验表现信息集成到一个共享自主系统的非线性仲裁 函数中，实现确定性数据映射和意图推理两种数据解码方法的自适应切换。 该方法的有效性通过在一系列光标操控任务以及一个虚拟轮椅驾驶任务进 行了验证。结果表明自适应解码方式切换不仅在光标操控中提高了使用者 操控命令生成的准确性，同时也保证了数据解码方法的动态性能以适应轮 椅操控等任务的要求。

4. 针对人类在完成坐立运动时的需要机器人适应人类运动速度的不确定性问 题的需求，在第四章中提出了一种人类坐立运动时间意图的推断方法，并 进行了实验验证。通过离线采集真实场景下的人体坐立离线运动数据，建 立了一个由概率化离散动态运动基元表征的先验坐立运动技能库。通过将 在部分观测下的运动时间估计看做一个系统参数辨识问题，基于期望最大 化算法迭代优化坐立动作模型的时间缩放系数，实现了连续的运动时间估 计。实验表明，所设计站立动作速度估计方法通过一个估计置信度水平量 化指标可以嵌入一个共享自主系统中，实现辅助机器人的在线运动轨迹的 稳定优化或变刚度控制。

5. 针对偏瘫患者的步态对称性康复的需求，在第五章中基于所搭建的主动式 膝关节矫形器平台提出了一种通过学习偏瘫健侧步态特征的在线对称步态 轨迹生成方法，并进行了实验验证。该方法通过融合节律型动态运动基元 与一个自适应非线性频率振荡器，实现了在线的步态运动周期轨迹的编码 与解码，同时实现了下肢健侧和患侧的步态相位自适应延迟。此外，通过 对健康人群的离线步行任务采集数据，设计了一个带有先验步态技能库的 共享自主模块，用以分析和仲裁来自健侧的实时用户输入，从而最大程度 地减轻输入不确定性的影响。实验表明，所设计方法可以在学习使用者自 身步态特征的同时，有效地降低由用户随机输入导致的安全风险。

综合来看，“ 以人为中心” 的康复辅助机器人交互研究涉及到多个领域的知 识，目前相关理论研究尚不成熟并且仍处于探索阶段。针对不同的应用场景以及 交互感知方式，实现对人类动作（意图）的理解并将其融入一个共享自主系统中 仍然是特异的。在未来，随着康复辅助机器人的智能化研究从感知智能逐步迈向 认知智能阶段，如何充分利用更丰富的感知信息以及更强大的计算资源设计共 享自主系统，是实现通用辅助机器人在实际生活中落地应用的重要研究方向。