

涉密论文 公开论文

浙江大学

本科生毕业论文（设计）



题目 双足机器人的地形物理感知足部研究

姓名与学号 王启先 3200101366

指导教师 陈正

年级与专业 2020 级 海洋工程与技术

所在学院 海洋学院

提交日期 二〇二四年五月

浙江大学本科生毕业论文（设计）承诺书

1. 本人郑重地承诺所呈交的毕业论文（设计），是在指导教师的指导下严格按照学校和学院有关规定完成的。
2. 本人在毕业论文（设计）中除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得浙江大学或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。
3. 与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示谢意。
4. 本人承诺在毕业论文（设计）工作过程中没有伪造数据等行为。
5. 若在本毕业论文(设计)中有侵犯任何方面知识产权的行为，由本人承担相应的法律责任。
6. 本人完全了解浙江大学有权保留并向有关部门或机构送交本论文（设计）的复印件和磁盘，允许本论文（设计）被查阅和借阅。本人授权浙江大学可以将本论文（设计）的全部或部分内容编入有关数据库进行检索和传播，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编本论文（设计）。

作者签名：

导师签名：

签字日期： 年 月 日 签字日期： 年 月 日

致谢

时光如梭，四年的本科学习即将结束。在浙江大学这短暂而又漫长的四年生活中，有无数的良师益友为我的学习生活提供了莫大的帮助。他们的支持与指导使我在度过了人生中最充实的一段时光，在此，我向他们表达我最诚挚的谢意。

首先感谢恩师陈正教授。两年以来，陈老师为我的学习和科研答疑解惑，并亲自指导了本项目的开展与论文撰写。老师渊博的学识、严谨的治学、敏锐的思维无不激励我在科研探索之路上奋勇前行。除了教学，陈老师也时常关心我生活的方方面面，在评奖评优，留学申请，职业规划等诸多方面给予了宝贵的引领与指导。在此论文截稿之际，谨向陈老师致以我最衷心的感谢与最高的敬意。

也格外感谢佐治亚理工学院赵烨教授和山东大学谢玉东教授、两位导师在我求学路上的不同时刻给予我宝贵的指导。在两位导师的帮助下，我得以顺利的渡过诸多科研和生活上的难关。两位恩师对待工作认真负责，与我亦师亦友。祝各位老师工作顺心，身体健康。

此外，由衷的感谢同实验室的夏杨修师兄和周时钊师兄。两位师兄为我的科研与课程学习提供了巨大的帮助。师兄们精益求精的科研态度和严禁刻苦的科研精神也令我倍受启发。也十分感谢佐治亚理工学院的 Colin Yu 师兄，师兄为初到美国的我给予了巨大的帮助，并为我的留学申请提供了诸多宝贵的意见。

也十分感谢佐治亚理工学院的 Yunhai Han, Zhigen Zhao, Idris Wibowo 等师兄在科研上的指导；感谢山东大学韩家桢、张玉冰师兄在科研与生活上给予我的建议和支持；感谢舍友祁满志、曾祥锋、刘唯一、徐攀峰、林雨薪在生活上的帮助和关怀。祝你们科研顺利，前程似锦！

最后也衷心感谢我的父母与我的姐姐，是他们给了我家的温暖，让我能够有充沛的动力与毅力来克服生活与学习中遇到的困难。

如今大学生活即将结束，借此机会感谢所有关心，帮助过我的师长、朋友与亲人们！

作者于浙江舟山

2024 年 4 月

摘要

随着现代机器人技术的发展，足式机器人尤其是双足机器人在复杂环境中的应用潜力得到显著提升，并受到了越来越广泛的关注。尽管双足机器人已经得到了广泛而深入的研究，双足机器人在精确执行任务时常因地形适应性不足而受限，而改进这一问题的有效方法之一就是对机器人足部进行优化设计。针对这一问题，本文研究了一种自适应机器人足部设计，该设计采用仿生学方法并以山羊脚为原型，旨在提高机器人在多样化地形上的运动性能。新型设计具有两片大面积的附骨段和十枚针刺，优化了足部与地面的接触效率和稳定性。足部还装备有一个无刷直流电机用以驱动附骨段，为高级控制算法提供了应用空间。同时，本研究提出了一种新型触觉传感器的设计方案，在降低成本的同时确保了高精度的物理感知。此外，还提出了一种基于多传感器融合的地形识别算法与一种基于触觉传感器的接触识别算法，通过机器学习模型预测地面类型，使机器人能够在未来的步态规划中考虑到不同地面的具体特性。经过实验验证，证明了新足部设计的牵引系数和下陷深度显著优于原始足部。实验中还验证了针刺的使用令足部牵引率进一步提升了 49.3%。且地形识别算法在多种地形上的平均识别准确率超过 90%，证明了新算法和新型触觉传感器的高精度、实用性以及有效性。

关键词： 双足机器人；地形识别；自适应足部

Abstract

With the development of modern robotics technology, the application potential of legged robots, especially bipedal robots, in complex environments has been significantly improved and has received increasing attention. Although bipedal robots have received extensive and in-depth research, they are often limited in precise task execution due to insufficient terrain adaptability. One effective way to improve this problem is to optimize the design of robot feet. In response to this issue, this article studies an adaptive robot foot design that adopts bionic methods and is based on goat feet, aiming to improve the robot's motion performance on diverse terrains. The new design features two large attached bone segments and ten needles, optimizing the contact efficiency and stability between the foot and the ground. The feet are also equipped with a brushless DC motor to drive the attachment segment, providing application space for advanced control algorithms. Meanwhile, this study proposes a new design scheme for tactile sensors, which ensures high-precision physical perception while reducing costs. In addition, a terrain recognition algorithm based on multi-sensor fusion and a contact recognition algorithm based on tactile sensors were proposed, which predicted the ground type through machine learning models, enabling robots to consider the specific characteristics of different ground in future gait planning. After experimental verification, it has been proven that the traction coefficient and sinking depth of the new design are significantly better than the original foot. The experiment also verified that the use of acupuncture increased foot traction by 49.3%. And the terrain recognition algorithm has a recognition accuracy of over 90% on various terrains, proving the high accuracy, practicality, and effectiveness of the new algorithm and new tactile sensors.

Keywords: Bipedal Robot; Terrain Classification; Adaptive Foot

目录

第一部分 毕业论文(设计)

| | |
|-------------------------|----|
| 1 緒論 | 1 |
| 1.1 研究背景 | 1 |
| 1.2 足部设计研究现状 | 4 |
| 1.2.1 自适应足部设计 | 5 |
| 1.2.2 足部传感器 | 6 |
| 1.2.3 地形识别算法 | 6 |
| 1.3 研究意义及研究內容 | 7 |
| 1.4 本章小结 | 9 |
| 2 自适应足部结构设计 | 10 |
| 2.1 Cassie 机器人 | 10 |
| 2.2 足部机械结构 | 10 |
| 2.3 伺服电机驱动的平板足部 | 11 |
| 2.4 自适应针刺足部 | 13 |
| 2.4.1 可移动针刺设计 | 14 |
| 2.4.2 中间足部改进 | 16 |
| 2.5 直流电机驱动的自适应足部 | 18 |
| 2.5.1 附骨段与针刺的优化设计 | 18 |
| 2.5.2 附骨段驱动的优化设计 | 20 |
| 2.6 本章小结 | 22 |
| 3 足部传感系统设计 | 23 |
| 3.1 传感器选择与设计 | 23 |
| 3.2 触觉传感器设计及制作 | 27 |
| 3.2.1 触觉传感器设计 | 27 |
| 3.2.2 触觉传感器制作方法 | 28 |

| | |
|--------------------------|----|
| 3.3 微控制器设计与布局 | 30 |
| 3.4 本章小结 | 32 |
| 4 地形识别算法设计 | 33 |
| 4.1 数据处理与特征提取 | 33 |
| 4.1.1 传感器信号处理 | 33 |
| 4.1.2 特征提取 | 34 |
| 4.2 HAPTR 2 地形识别算法 | 35 |
| 4.3 接触识别算法 | 36 |
| 4.4 本章小结 | 38 |
| 5 足部运行实验研究 | 39 |
| 5.1 零部件材料与成型方法 | 39 |
| 5.2 实验方案与平台制造 | 40 |
| 5.3 动力学分析与电机控制 | 42 |
| 5.4 触觉传感器标定与测试 | 44 |
| 5.5 地形识别算法测试 | 45 |
| 5.5.1 各种分类算法的准确性比较 | 46 |
| 5.5.2 传感器识别精度 | 49 |
| 5.6 足部运行实验 | 49 |
| 5.6.1 仿真实验 | 50 |
| 5.6.2 机器人行走实验 | 52 |
| 5.7 针刺物理特性实验 | 52 |
| 5.8 地面接触测试 | 54 |
| 5.9 本章小结 | 58 |
| 6 总结与展望 | 59 |
| 6.1 论文总结 | 59 |
| 6.2 研究展望 | 59 |
| 参考文献 | 61 |
| 作者简历 | 64 |

1 結論

足式机器人作为一种新兴的机器人技术，在多个领域展现出了广泛的应用潜力。它们最引人注目的特点之一就是其全地形适应能力。然而，目前足式机器人的结构设计尚未能充分支持这种能力，特别是在双足机器人上，易于下陷和打滑的问题尤其突出。本章主要介绍当前足式机器人，尤其是双足机器人在足部设计方面的最新进展，强调创新结构设计的重要性以及目前研究的局限性。分析概述国内外在解决这些问题方面的前沿研究，并从中筛选出适宜的技术路线作为本研究的出发点，从而引出本课题的核心研究内容。

1.1 研究背景

足式机器人技术作为人工智能和机器人学领域的前沿研究方向，随着科技的不断进步而得到了迅速的发展。这些机器人模拟生物的行走模式，具有在复杂地形中自主行走的能力，被广泛应用于灾难救援、服务机器人、探险探测等多个领域。随着全球科技创新的深入，特别是人工智能、机器学习、传感技术和材料科学等领域的突破，足式机器人的研究进入了一个新的发展阶段，不仅在运动控制、环境感知和人机交互等方面取得了显著的进展，而且在提升机器人的自主性、适应性和智能化水平方面也展现出了巨大的潜力和广阔的应用前景。

目前，足式机器人研究的热点领域包括增强机器人的地形适应能力、提升自我学习与决策制定能力、以及增加其在极端环境下的生存能力。例如，研究人员正在开发能够实时学习和适应不同地形的运动控制系统，这些新型控制算法能够使机器人在遇到未知障碍时迅速调整行走步态，以避免倾倒^[1]。此外，足式机器人轨迹规划也是当前的关键研究方向，正确高效的轨迹规划能够增强足式机器人的作业效率和能力^[2]。目前，随着新一代人工智能算法和机器学习模型的开发，研究人员也致力于将这些AI算法引入机器人控制与规划系统，使机器人能够在没有人类干预的情况下完成更加复杂的任务^[3]。

中国在足式机器人研究领域也展现出了强烈的发展势头，伴随着《中国制造 2025》和《新一代人工智能发展规划》等国家战略的实施，我国在智能制造、智能控制系统、先进机器人等领域的研究与应用取得了显著成就。我国已经在

机器人研究的热点领域，如足式机器人的设计制造、智能控制算法、机器人视觉和自主导航技术等方面取得了长足进展。这些技术突破不仅推动了足式机器人技术在国内的发展，也极大提升了我国机器人技术的国际竞争力。

然而，尽管足式机器人技术取得了一系列进展，但距离真正实现足式机器人系统自主化、智能化这一目标仍有较长的距离。如何更准确地感知和理解复杂多变的环境，如何提高机器人在不同地形上的稳定性和适应性，以及如何实现更加复杂的任务规划等，都是亟待解决的关键问题。针对以上挑战，足式机器人的研究将更加侧重于多学科交叉融合，包括机械工程、电子工程、计算机科学、材料科学等领域的深度合作。通过集成创新的传感技术、增强的环境感知能力、先进的控制算法和新材料的应用，推动足式机器人技术的全面升级，为实现机器人在更广泛领域的应用奠定坚实的基础。

目前，足式机器人的研究主要集中在四足机器人和双足机器人上。四足机器人因其具有稳定的机械结构和较低的重心等优势，已经得到了广泛的关注和深入研究^[4-7]。这些特点让四足机器人在复杂地形上具有出色的移动性和适应性，即使在不平坦地面进行快速移动时也具有较强的稳定性。然而，当工作空间狭窄或工作场景与人类环境发生交互时，四足机器人会遇到一定限制。这是因为它们无法完全复制人类的运动模式且不具备人类身体结构的灵活性。相比之下，双足机器人具有更接近人类的形态和行走方式，并有能力在常见的人类工作和生活环境巾发挥更大的作用，在诸如家庭服务、救援任务和工业操作等方面具有很大的潜力。全球众多课题组和企业在双足机器人技术方面已经取得了显著的成就，开发出了一系列具有高度创新性的机器人。其中，主流的双足机器人包括 ATLAS、Talos、Digit 和 Cassie 等，它们各自具备独特的技术特点和应用前景，如图1.1所示。

ATLAS 是由波士顿动力公司开发的一款双足机器人，具有出色的平衡能力和类似人类的行走方式，能进行跳跃、翻滚和搬运重物等多种操作。Talos 是一款由西班牙帕尔姆洛技术中心开发的先进人形机器人，具有高度模块化的设计，能够执行精密的操作任务。其设计注重人机协作，重视操作的安全性。Digit 则由 Agility Robotics 开发，旨在执行递送和物流任务，亚马逊公司正是使用这款

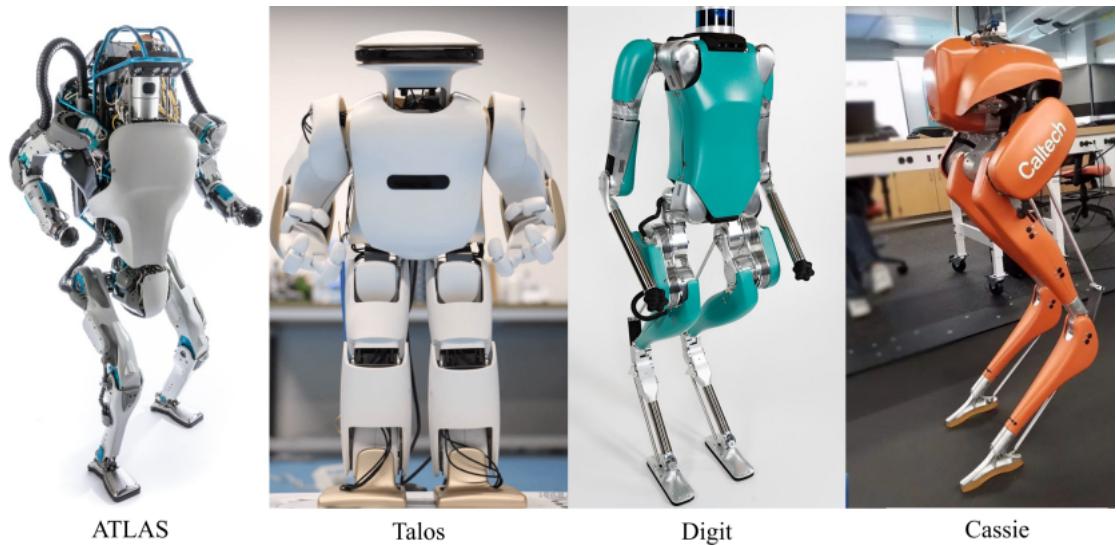


图 1.1 当前主流双足机器人

机器人进行快递搬运。同样由 Agility Robotics 公司开发的 Cassie 机器人具有类似于鸵鸟的腿部结构。这种设计提高了机器人在不平坦地形上的稳定性和行走效率，因此主要被用于研究动力学和控制策略。

在动态变化的地形上实施敏捷和自主行走，是双足机器人控制技术中的核心能力。这项能力的发展，将现有受限于实验室环境的行走模式，推向了能够适应真实世界中苛刻地形的新阶段，其中典型环境特征包括松散和颗粒状的沙砾，碎石等。在实际应用场景中，尽管轮式或履带式平台在稳定性、可靠性和能效方面表现卓越，其在克服极端地形挑战方面的能力却受到明显限制。相反，双足机器人的灵活多样性预示了其在移动性方面的巨大潜能。与轮式机器人相比，动态双足机器人仅需间歇性地面接触即可在复杂地形中灵活行动，并且凭借其高稳定性、敏捷性和较强的负载能力，在多样化地形上执行复杂任务展现出无可比拟的优势，特别是在未经探测或具有潜在风险的环境中。Cassie 和 Digit 等双足机器人在不平坦表面进行货物搬运^[8]，以及探索未知地形^[9]等极具挑战性的场景中取得的成功，是这一点的明证。

尽管动作规划和控制算法的创新设计对于双足行走系统在应对地形条件剧烈变化和地面接触力学瞬时变化方面至关重要，但动态稳定性的实现也深受机器人的设计形态和机械配置的影响^[10-11]。传统上，足式机器人研究倾向于采用近端驱动关节的设计和控制策略，这一方法有利于在坚硬的地面上移动，同时降低了控制复杂性。然而，这种近端驱动的机器人在步态设计上存在局限性，特别是



图 1.2 苏黎世联邦理工学院设计的四足机器人足部：SoftFoot-Q

在假定脚部与地面接触期间不发生滑动的情况下。这一假设在松散的表面上并不适用，因为接触部位可能会因地形的不可预测变形而发生滑动。因此，开发自适应机器人足部，以优化机器人在多变形斜坡等环境中的表现，成为了提升双足机器人运动效果的解决方案之一^[12-13]。

基于此，本研究旨在设计一种自适应双足机器人足部，目的是在复杂地形中减少机器人的下沉和滑动现象，从而为未来双足机器人的运动控制研究奠定坚实的基础。

1.2 足部设计研究现状

机器人是一项集成了传感器、电机、液压系统等多种复杂设备的高级机械设备。其发展涉及材料科学、数学、物理学、机电一体化和控制学等众多领域的综合突破。在此跨学科的研究领域中，双足机器人的足部设计尤其是一个典型的多学科交叉研究课题。本节内容将以自适应足部设计为起点，探讨多种传感器在双足机器人足部中的集成应用，并分析地形识别算法的发展现状，同时全面分析当前双足机器人足部设计的研究现状及存在的挑战。

1.2.1 自适应足部设计

众多团队已经对足式机器人的自适应足部设计进行了深入研究，特别是在优化关节布局和驱动系统方面取得了显著进展。比如苏黎世联邦理工学院的 Marco Hutter 团队尝试了多种不同的足部设计方案，并在多款机器人上进行了全面的实验验证^[14-15]。然而，这些成就主要集中在四足机器人上，对于双足机器人足部的综合性研究仍然不足。尽管如此，这些研究为双足机器人设计提供了重要的洞见。绝大多数研究均强调接触面积和接触稳定性的重要性。由于缺乏接触稳定性，传统的细长双足脚架在松散或不均匀的地面上易于滑动和下沉^[16]。与四足机器人相比，双足机器人通常具有更高的重心和更大的质量，且在移动时的接触面积相对较小，这些特点都要求双足机器人具备更强的摩擦力以降低滑动风险。目前针对四足机器人的自适应足部设计大多采用被动方式^[17]，但这对双足机器人而言并不适用，因为此类设计提供的牵引力远远不够。因此，针对最小化滑动而进行更深入的探讨显得尤为必要^[18]，其中一种潜在的方案是采用带有执行器的可重配置自适应足部设计。

此外，不同地形的物理属性存在显著差异^[19]。例如，在水泥和草地上行走对机器人的足部有着不同的需求，而在粗糙的石路与泥地上行走则意味着足部应能产生相应的自适应形变。尽管某些被动足部在特定地形上有着优秀的表现^[20]，但它们无法根据地形的具体要求动态调整足部配置，这使得全地形工作能力难以实现^[21]。然而，自适应机器人足部能够根据粗糙地形进行自我调整，以增加接触面积并提升摩擦力。因此，开发能够减少双足机器人滑动并使其能够适应多种地形的自适应足部设计成为了研究的重要方向。

自适应足部设计通常从擅长穿越困难地形的双足生物^[22]或四足动物^[15,23]中汲取灵感。在此方面，山羊是一个绝佳的例子，他们有能力在几乎垂直的悬崖上攀爬移动，这对其他大中型动物来讲是极其困难的^[24]。解剖学显示，山羊独特的附骨部分为其提供了更大的接触面积和更强的摩擦能力。这是山羊强大攀岩能力的重要支撑，但可惜的是，目前的研究并未对此进行深入探讨。在本文中，将通过仿生学方法设计双足机器人足部，以模拟山羊的附骨段，并将进行全面的实验来验证其功能性。

1.2.2 足部传感器

对足式机器人而言，准确感知周围环境至关重要，因为这直接关系到它们在执行任务时的安全性、效率和自主性。然而，在实际工业生产中使用外部摄像设备或探测器为机器人提供感知能力是不现实的，因此越来越多的学者在尝试为机器人加装新型传感器。为了让足式机器人更好地理解其工作环境，许多研究团队已经开发并测试了具备传感功能的机器人足部。常用的传感器配置通常集成了机器人本就装配的本体感知传感器，包括惯性测量单元（IMUs）、关节编码器和电机电流传感器。例如，Kolvenbach 等^[25]利用力/扭矩传感器和 IMU 收集撞击数据，成功以 98% 的准确率对九种不同的火星土壤进行分类。Bermudez 等^[26]仅使用 IMU 数据和电机状态对一种微型爬行机器人进行了测试。同样，Giguere 等^[27]在两栖 RHex 机器人上的实验中，通过 IMU、电机位置和电流识别了六种不同地形，准确率达到了 90%。为了满足多样化的功能需求，研究人员还在机器人足部安装了包括力/扭矩传感器^[25,28-29]、摄像头^[30]、音频传感器^[31]以及额外的惯性测量单元（IMU）^[12,32]在内的多种传感器。

近期，触觉传感器因能提供高精度的触觉反馈，在机器人感知领域得到了广泛应用^[33-35]。这对于机器人在复杂或细致的任务中，如精确操控或在不同地形上行走，是极其重要的。然而，传统的传感器由于尺寸限制不易集成于机器人的足部，且它们通常因成本高昂和鲁棒性不足而受限。在本研究中，我们计划开发一种自制的、微型化的、高精度传感器，这些传感器将被整合到机器人的足部中，以期在大幅降低成本的同时，提升其耐用性。

1.2.3 地形识别算法

地形分类对轮式和足式机器人在复杂地形上的有效行走至关重要。正确识别地形类型不仅可以帮助机器人做出更合理的路径规划，还能在遇到潜在危险的地面前件时做出适时的调整，从而避免受伤或损坏。

虽然利用机载摄像头的视觉方法在执行表面纹理识别算法方面已取得一定进展^[36]，但随着传感技术的发展，基于多传感器融合的分类策略在这一领域引起了广泛关注^[37-38]。特别的，利用安装在机器人上的声学传感器收集的数据的

方法表现出独特的优势，它不受光照变化或视觉遮挡的影响，有效规避了这些因素可能引起的视觉识别失败。Libby 和 Stentz^[39]仅依靠声学数据成功识别了特定地形。而 Giguere 等提出了一种创新方法，通过使用拖动在地面的触觉探针，并仅借助加速度计数据，实现了对十种不同地形的分类^[40-41]。其他研究则采用了来自 6 轴负载传感器的接触扭矩数据或是通过传感器阵列来感知接触力的分布进行地形分类^[42-43]。尽管这些简化的感测方案在计算效率和中等精度的地形分类方面表现良好，但面对多样化地形，目前尚缺乏高分辨率和高精度的地形传感策略。

地形分类研究中已采用了多种分类和学习策略，其中监督学习方法尤为常见。支持向量机（SVM）训练成为区分不同地形类型的最受欢迎方法之一^[44-45]。为了提升地形分类的准确性和适应性，现代研究正在探索包括深度学习在内的先进算法，以处理更复杂的地形特征和更广泛的地形变量。这不仅提高了机器人在未知或变化地形上的自主性，还为机器人在复杂环境中的完成复杂任务打开了新的可能性。

在综合现有研究后可以看出，尽管双足机器人技术已经取得了较大的进展，且诸多课题组提出了多种足部设计（如图1.3所示），但在实现真正全地形工作方面，仍面临一些重大挑战。特别是，目前尚缺乏一种专门设计的自适应足部，这种足部能够有效适应不同的地形条件，如泥沼、岩石或沙地。此外，为了完全发挥这种自适应足部的潜力，还需要配套的高鲁棒性传感器和高精度地形识别算法。同时，整合上述三种元素也构成了一个重大的技术挑战。

1.3 研究意义及研究内容

本研究聚焦于双足机器人足部的设计，采取仿生学方法，借鉴山羊足部的结构，开发出一款机器人的自适应足部。进一步地，本项目通过融合多种传感器技术，实现了足部对外部环境的细致物理感知。此外，研究中还将开发一种高精度的地形识别算法，旨在进一步增强机器人对地形的物理感知能力。本研究的最终目标是设计并制造一款具备传感器的、可重构的自适应足部，为双足机器人在浅水救援、地形勘测、外星探索等领域的应用奠定坚实的基础。

本课题总体框架如图1.4所示，本文主要研究内容及创新点如下：

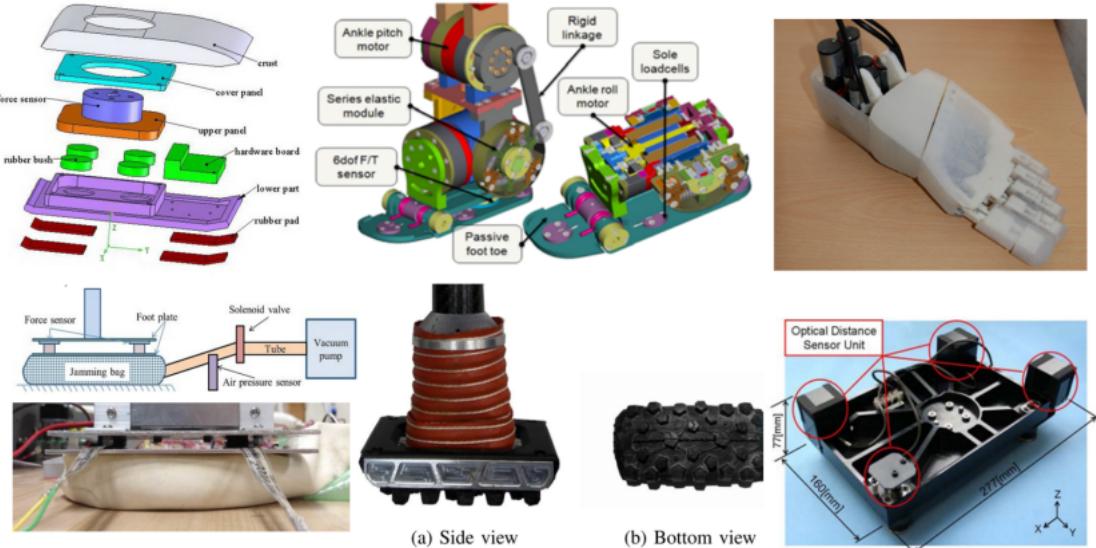


图 1.3 多种现有的足式机器人足部设计

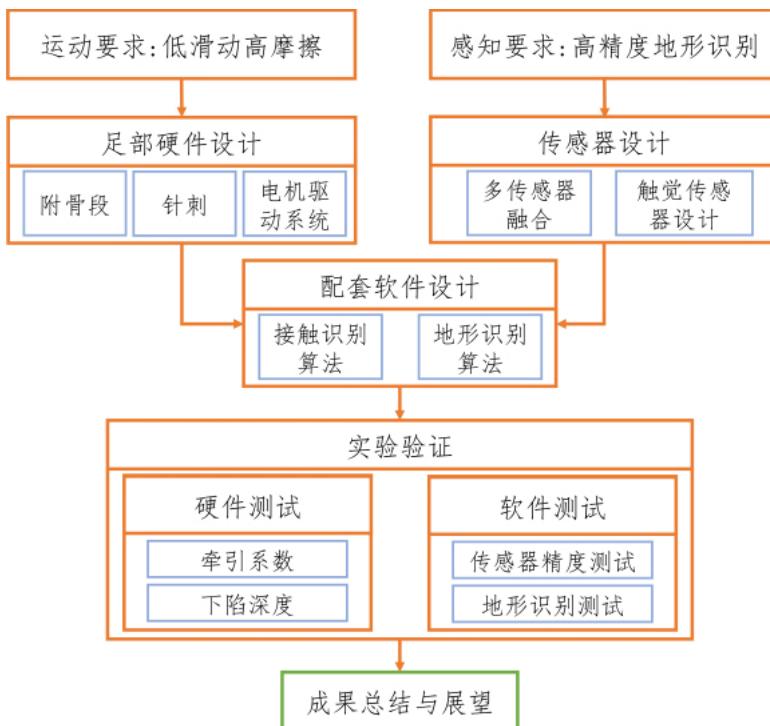


图 1.4 论文整体逻辑框架

（1）双足机器人可重构足部设计

目前，绝大多数创新性机器人足部设计集中于四足机器人领域，对双足机器人的相关研究较少。这些研究大多专注于提升足式机器人在硬地面上的运动能力，忽略了对占比巨大的软地形的适应能力。本文参考山羊的足部，设计一款可主动/被动适应复杂地形的机器人足，通过将附骨，钉刺等装置集其中，将显著

影响足部的下陷深度和摩擦阻力。此设计的主要创新之处在于，在保证双足机器人高效硬地运动能力的同时，最大化其在软地面上的运动效率，为实现双足机器人全地形运动打下硬件基础。

(2) 传感器设置及地形识别

截至目前，已有众多研究对地形识别算法进行了深入探讨。然而，绝大多数此类算法并未专注于解决机器人地形感知问题。此外，由于机器人足部空间有限，许多新型足部设计并未考虑在足部安装传感器，这使得现有地形识别算法难以实际应用。本文基于（1）中的足部设计，进一步集成五种传感器，并基于传感器数据设计高精度地形识别算法。本研究将多种传感器集成于双足机器人足部并实现高效地形识别，该研究成果将为后续地形物理感知和足部控制等研究提供重要参考。

1.4 本章小结

1. 本节介绍了足式机器人在各领域中的潜在应用前景，并概述了目前关于足式机器人足部设计的研究动态，突出了该领域的进展与挑战。
2. 进一步总结了足式机器人足部设计的三个关键研究领域：自适应足部设计、足部传感器集成与地形识别算法的开发。对于每一个领域，本文综述了国内外的相关研究成果，并指出了现有研究的局限性。
3. 总结了课题的研究价值和意义，并对论文的整体架构进行了概述。

2 自适应足部结构设计

本章将详细阐述自适应足部的设计原理，确保其与 Cassie 双足机器人的兼容性。我们将首先讨论硬件设计及其迭代版本，紧接着介绍电子架构，包括传感器和芯片的配置。

2.1 Cassie 机器人

在介绍具体的足部硬件设计前，本节先对 Cassie 机器人加以介绍。Cassie 机器人是一款先进的双足行走机器人，由美国俄勒冈州立大学的 Agility Robotics 团队开发，如图2.1所示。它的设计灵感来源于鸟类的下肢结构，特别是其独特的膝关节和踝关节的设计，这使得 Cassie 在行走、跑步以及处理复杂地形时拥有卓越的稳定性和灵活性。Cassie 的腿部设计模仿了鸟类的弯曲腿部，这种结构不仅提供了显著的机械优势，还增强了其能效，使其在进行长时间任务时消耗更少的能量。

Cassie 机器人配备了丰富的传感器系统，包括 IMU（惯性测量单元）、力/扭矩传感器等，这些设备赋予了它实时感知环境并作出反应的能力。借助于先进的控制算法，Cassie 能够执行包括跳跃、避障等在内的复杂动态行为，显示出了卓越的适应性和灵活性。这款机器人不仅为研究人员在机器人动态行为和自主控制领域的研究提供了一个宝贵的实验平台，而且在救援任务、配送服务以及作为辅助设备等多种应用场景中展现出广泛的应用前景。

鉴于此，本课题选择 Cassie 机器人作为研究对象，旨在开展对其自适应足部的设计与研究。通过对 Cassie 机器人足部的改进，我们期望进一步扩展其应用范围和性能，使其在面对更加复杂多变的环境时，能够展现出更高的适应性和功能性。

2.2 足部机械结构

如上一章所述，山羊以其卓越的攀爬能力而著名，其足部结构独特，为其在崎岖地形中的稳健行走提供了坚实的基础，如图2.2所示。这种足部不仅支持山羊在几乎垂直的地面上稳定移动，而且对于机器人设计提供了宝贵的启示。当

前，双足机器人的设计主要集中在实验室环境中，往往没有充分考虑到复杂自然环境（如泥土、沙地）对机器人运动的影响。因此，传统的双足机器人足部设计倾向于采用细长条形，这一设计在实际环境中往往限制了机器人的移动能力，Cassie机器人的细长足部便是此类设计的一个典型例子（如图2.1）。然而，Cassie机器人足部之间的较大空隙，以及其足部的可拆卸设计，意味着将原有足部更换为专门设计的新型足部是完全可行的。因此，本项目将借鉴山羊足部的附骨结构，为机器人设计全新的足部组件，如图2.3所示。这些延长的附骨段将增加额外的接触点，赋予机器人额外的稳定性和摩擦力从而在崎岖不平的地形上显著提升机器人的稳定性。后续的内容布局旨在展示一个逐步发现并解决问题的过程。我们将首先回顾最初的足部设计，即伺服电机驱动的平板足部设计，随后探讨自适应针刺足部设计，最后详细阐述直流电机驱动的自适应足部设计的形成与特点。

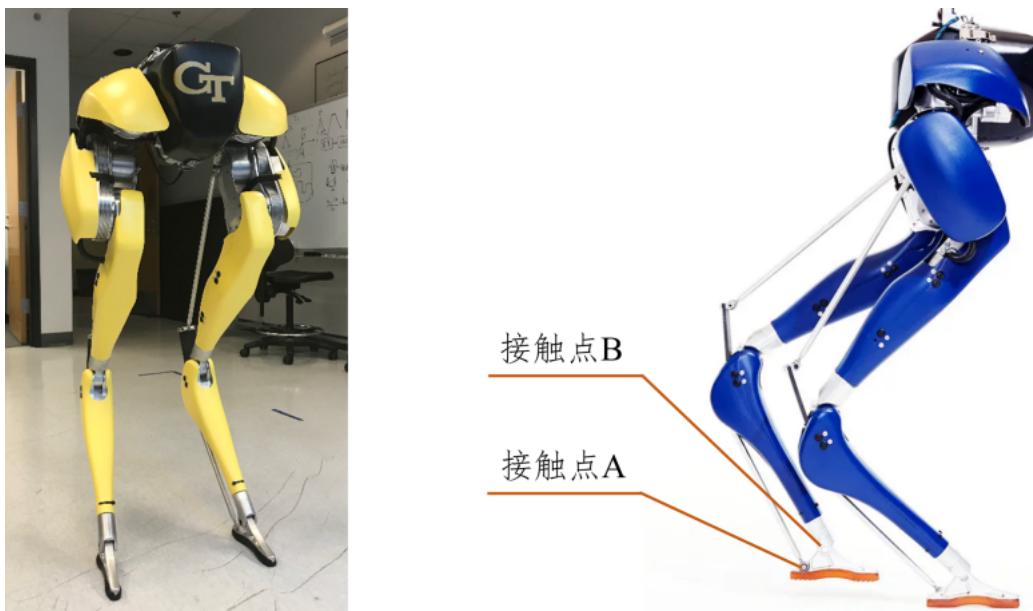


图 2.1 Cassie 双足机器人实物图, 其细长的足部有利于在平坦地面快速移动, 但在松软的地
形极易下陷

2.3 伺服电机驱动的平板足部

根据山羊足部的形态，完成了首代设计，如图2.4所示。在 Cassie 机器人的中央部位两侧，增设了两个模仿山羊足轮廓的附骨段，具体形状见图2.5。详细的结构设计展示在图2.6中，下面将对该设计进行深入分析。



图 2.2 山羊脚部，其附骨段极大的增强了山羊的攀爬能力

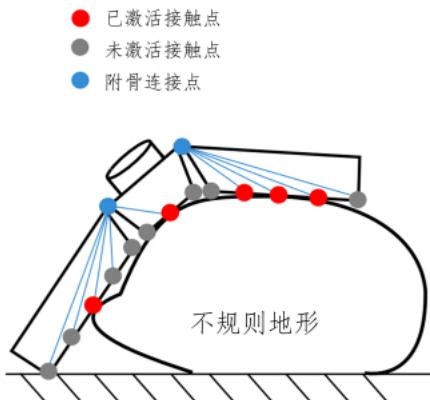


图 2.3 机器人足部概念图，附骨段提供额外接触点以便于机器人在不规则地形上运动

中间部分足部设计：Cassie 机器人的足部通过两个连接点与机体相连，接触点 A 通过螺钉连接，负责提供旋转力矩，接触点 B 采用锁销固定，既承担受力又提供旋转的自由度。为了便于与机器人体接合，且不影响机器人动力学特性，新型足部的中间部分形状与原足部保持一致，这种设计理念也被延续到了后续的设计中。链接在机器人上的原始足部和新制作的足部如图2.7所示。

附骨段驱动：两个附骨段直接与中间部分连接，且在附骨段和中间部分之间加装了硬度为 60 的硅脂，以起到缓冲作用。中间部分的面积为 3572mm^2 ，接近原始足部的 3500mm^2 ，但每片附骨段能够额外提供 5188mm^2 的接触面积，有效减少滑动现象。附骨段通过一个连接件相互连接，其交汇点与伺服电机通过高强度的凯夫拉纤维绳连接。伺服电机 (TD-8120MG Digital Servo, Sunfunder, USA) 的最大扭矩为 $22.8\text{kg}\cdot\text{cm}$ ，无负载转速为 $0.14\text{sec}/60^\circ$ ，经初步计算，其扭矩与转速基本满足要求。

存在的问题：该设计已完成实物制造并经过全面的实验分析，具体的实验结果将在第 5.7 节进行讨论。基于制造过程的观察和实验数据，对该设计存在的问题进行了总结：

1. 附骨段的运动区间限制：在自然界中，山羊的足部附骨段能够在较大的区间内进行翻转和弯曲（超过 60° ）。然而，由于初代设计中附骨段采用钢琴铰链 (piano hinge) 与中间部分相连，为避免结构冲突，其弯曲角度被限制在 -10° 到 $+10^\circ$ 之间。在处理崎岖地形时，这限制了足部有效包裹地形的能力，从而大幅降低了预期中摩擦力的增强效果。



图 2.4 伺服电机驱动的平板足部实物图

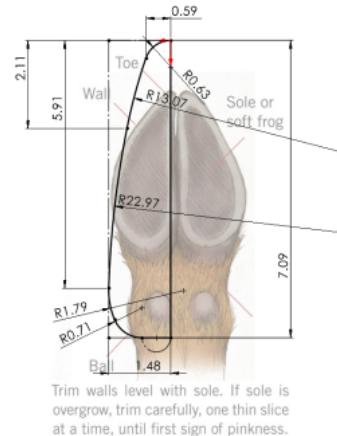


图 2.5 附骨段的形状设计模型真实山羊的足部

2. 伺服电机转速不足：根据资料显示，Cassie 机器人每 0.4 秒迈出一步，这意味着为了根据步态实时调整足部结构，附骨段的激活时间需要少于 0.4 秒。但在使用现有伺服电机时，实际运动速度未能满足此要求。根据当前设计，附骨段移动 20° 需要牵引绳移动大约 $l = 25\text{mm}$ ，滑轮直径 $r = 3\text{mm}$ 。最小转速的计算公式为：

$$V = T \frac{\pi r}{3l} \quad (2.1)$$

由此可得，所需的小转速为 $0.05\text{sec}/60^\circ$ 。然而能够达到此转速的伺服电机的最大输出扭矩通常较低，而且具备这种性能的高速小型伺服电机价格往往超过 100 美元，这使其不适合用于大规模实验。因此，对附骨段的驱动方式还需要进行进一步的优化和完善。

3. 布线困难：足部集成的五个传感器共需要 28 根导线，特别是两个触觉传感器的 14 根导线需要通过铰链的细缝穿过，这显著增加了导线损坏的风险。因此，在后续的设计中，我们计划对布线策略进行改进，以确保布线不仅更加安全，同时也具有美观性。

2.4 自适应针刺足部

在首版设计的基础上，本设计方案对存在的问题进行了全面修正，并接受了更为广泛的测试验证。具体的改进措施包括如下几点：

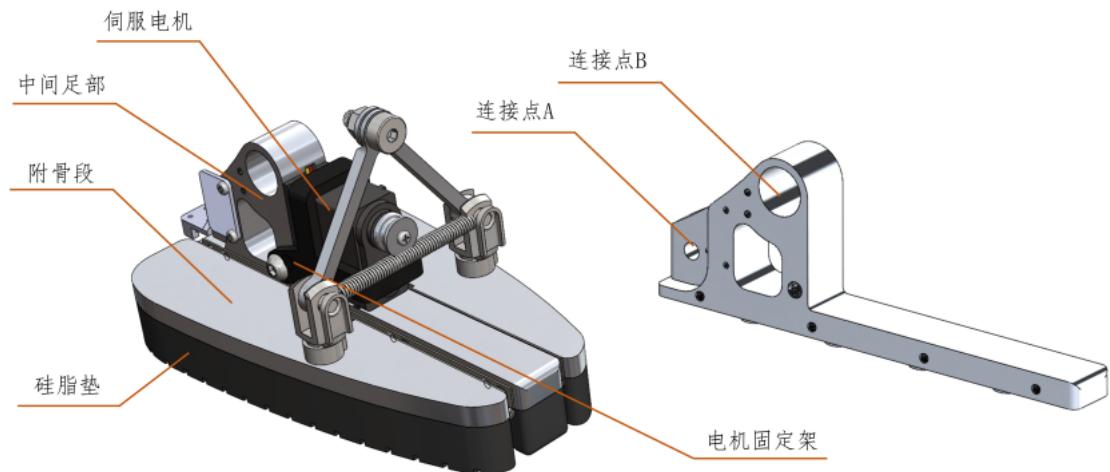


图 2.6 伺服电机驱动的平板足部结构简图



图 2.7 新设计的中间足部与原始 Cassie 足部对比图

2.4.1 可移动针刺设计

根据初步实验数据，在首版设计的基础上，尽管足部设计在下沉深度上取得了显著减少，但在增加摩擦系数方面的提升并不突出。这主要是新增加的附骨段与地面的接触面积相对有限所致。因此，在后续的设计迭代中，我们计划引入一种可移动针刺结构，以进一步提升与地面的摩擦力。鉴于 Cassie 机器人在硬质表面（如沥青、水泥等）的打滑现象本就极小，所以这种针刺结构将主要应用于软质地面上的移动，例如沙地、雪地等。

双足机器人的一大优势在于其全地形适应能力。因此，针刺的设计遵循两大原则：一是增强机器人在软地面上的移动能力；二是不削弱机器人在硬地面上的

性能。基于这些考虑，初步计划采用一种可变形针刺，该针刺装置固定在一个可正交变形的平面弹簧上，能在竖直方向上进行有限范围的移动，既节省空间又提高了适应性^[46]。当针刺接触到不平坦的地面时，它们能够进行微小范围的自由移动，从而避免因单个针刺承受过大力量而折断的风险。

装备了这种针刺的附骨段展示于图2.8中。为了最大化附骨段空间的利用，我们设计了十个针刺，它们均匀地分布在附骨段的底部，并且每个针刺都固定在一个能够支持竖直移动并承受有限水平位移的双向平面正交弹簧上。根据现有资料，Cassie 机器人的质量大约为 30kg，若假设通过电机在单个附骨段上额外施加 5kg 的外力，则可以推断出每个针刺大约承受 2kg 的力。考虑到实验条件的限制，选择使用 304 不锈钢来制造这些弹簧。为了确认所选材料的适用性，我们利用 Solidworks 进行了力学分析，应力分析的结果显示在图2.9中。形变分析的结果展示于图2.10中，最大形变量达到了 2.024mm，这表明在预期应力范围内，弹簧能够小范围运动以避免因过大的应力而损坏，从而证明了设计的初步可行性。

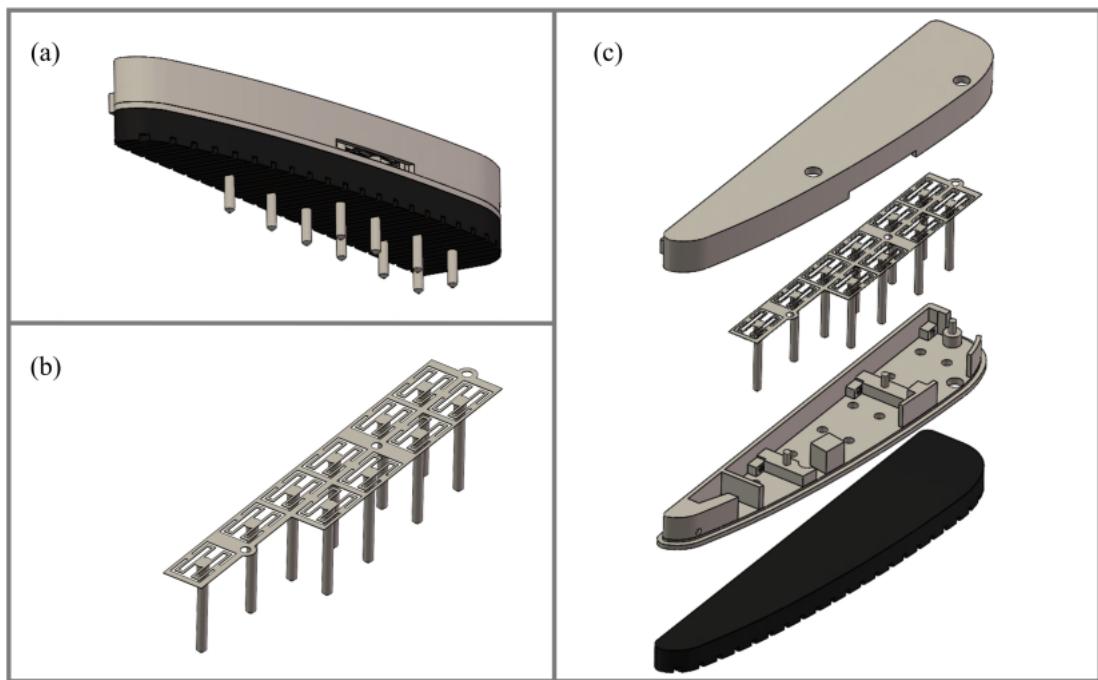


图 2.8 正交平面弹簧及钉刺设计示例。图 (a) 展示了一个完整装配的附骨段；图 (b) 展示了正交平面弹簧设计细节，而图 (c) 则展示了一个附骨段的爆炸视图，内部安装有弹簧及钉刺

在完成这种弹簧和附骨段的设计与制造之后，利用测试仪器进行了简单实验验证（具体测试结果见 5.7 节）。尽管这种钉刺设计在草地，地毯等表面上确

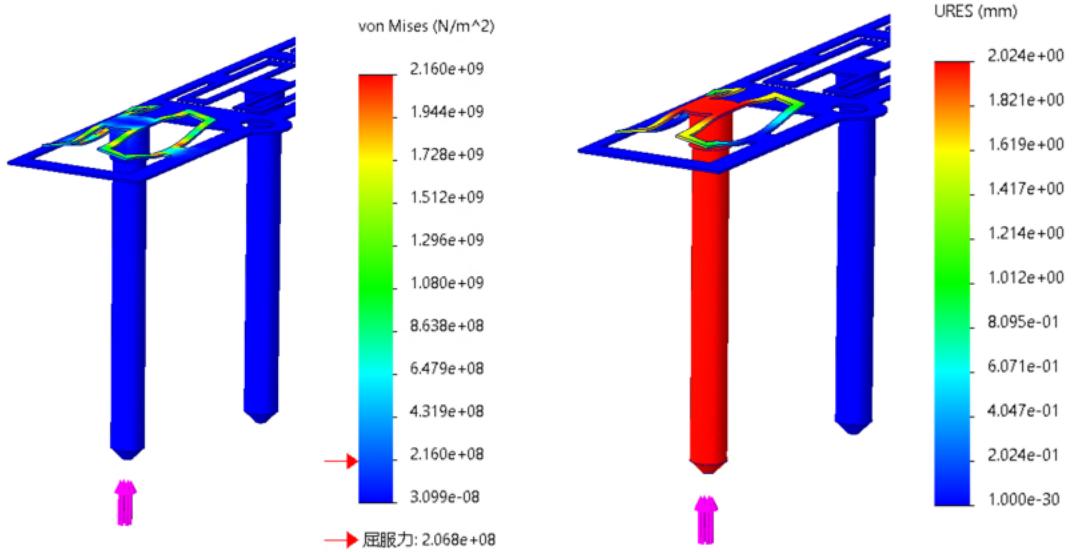


图 2.9 正交平面弹簧应力分析图

图 2.10 正交平面弹簧形变分析图

实提高了一定的摩擦力，但在松软的沙地上的效果提升却非常有限，这与设计的初衷相悖。因此，我们对设计进行了进一步的改进。

后续的设计改进如图2.11所示，主要改动包括使用了 2mm 厚、26mm 宽的金属板来取代原先的钉刺，以增大截面积，通过这种方式显著增强了机器人足部在松软地面上的摩擦力。金属板被设计成可在竖直方向上移动 20mm，最大可插入地面深度达到 30mm，相比原设计，其防损坏的能力也得到了显著提升。为了确保附骨段在抬升时钉刺不与地面接触，我们对金属板进行了特别的设计，即切去了一个 $13\text{mm} \times 13\text{mm}$ 的角。

2.4.2 中间足部改进

为了解决先前分析中提到的问题，包括铰链存在导致的传感器布线混乱以及附骨段运动角度受限对足部整体性能产生的不利影响，本设计方案进行了针对性的改进。

改进的第一步是在中间足部创设了一个尺寸为 $15\text{mm} \times 14\text{mm}$ 的导引槽，该槽穿越足部的整个长度，为线缆的穿越提供了空间。这样的设计使得两个触觉传感器的线缆可以得到更为整齐和安全的布局。这不仅优化了内部空间的利用，减少了线缆受损的可能性，也增强了足部的整体运动性能和可靠性，图2.12展示了本设计方案的装配图和新中间足部的结构简图。

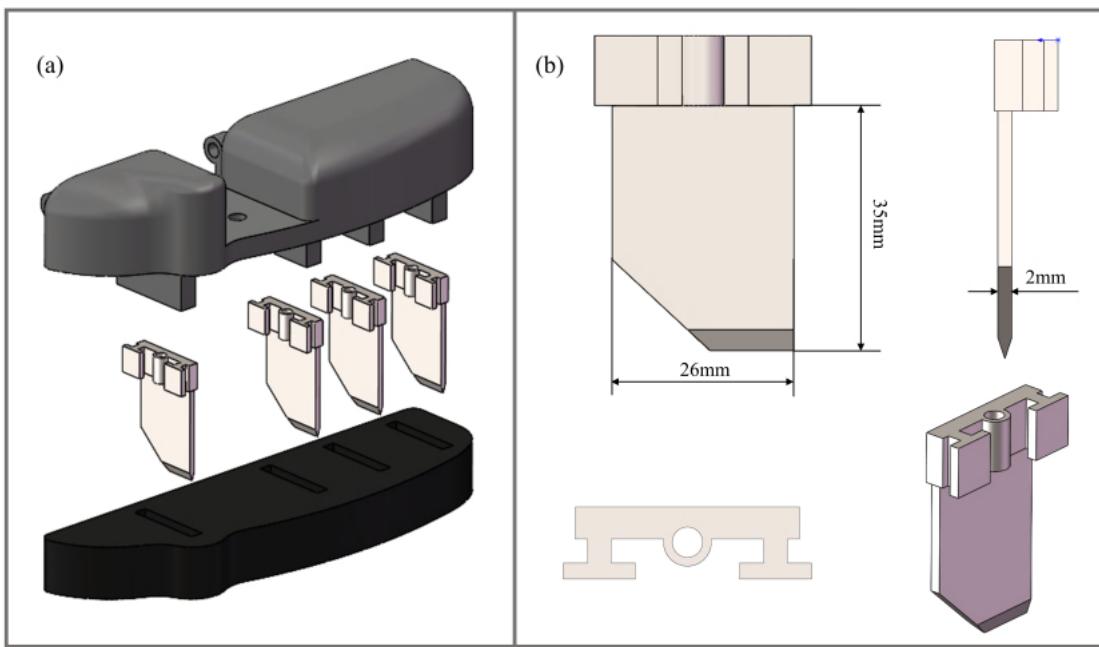


图 2.11 金属板钉刺设计示例。图 (a) 展示了附骨段的爆炸视图；图 (b) 为钉刺设计细节，重要参数已在图中标出

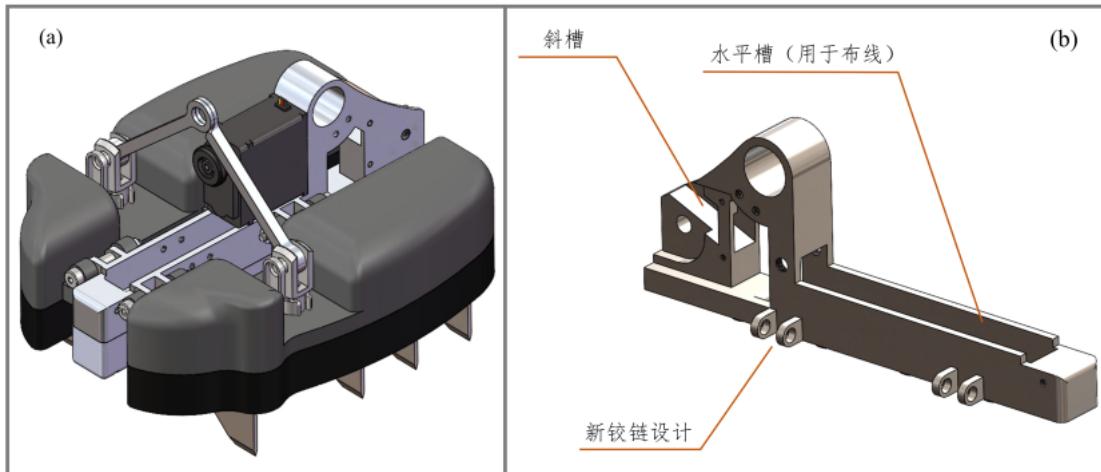


图 2.12 自适应针刺足部简图。图 (a) 展示了足部的总装配图；图 (b) 为中间部分的零件图

为了克服原有设计中钢琴铰链的限制，本次改进引入了一种全新的铰链结构，以取代传统的钢琴铰链，如图2.12所示。相比较而言，新设计允许附骨段在更广阔的角度范围内运动，即从 -20° 至 $+53^\circ$ ，相较于原设计的 -10° 到 $+10^\circ$ ，最大运动范围增加了 53° 。

尽管这种新设计显著提高了运动范围，带来了更大的灵活性，但它也导致了足部宽度的增加，大约增加了 2cm。作为参考，原始 Cassie 机器人的足部宽度为 2cm，而设计方案二的总宽度达到了 15cm。此外，传统的钢琴铰链在钻制螺

纹孔时容易产生变形，这会导致弯曲运动不够顺畅。而新设计虽然可能增加中间足部加工的难度，但它带来的转动流畅性显著提升，从而优化了整体的机械性能和操作体验。

此设计存在的问题：尽管足部结构允许快速和广范围的调整，电机转速的局限性可能影响到机器人在实际运动中对地形变化的快速适应。因此，为了充分发挥新足部设计的潜力，设计新的附骨驱动机构成为下一步优化的重点。

2.5 直流电机驱动的自适应足部

在之前设计的基础上，本代设计方案着重修改了附骨段驱动机构，并对附骨段进行了深入的修改，最终形成了本设计方案。主要改进如下：

2.5.1 附骨段与针刺的优化设计

在早期设计中，我们尝试通过在附骨段上安装硅脂垫来增加额外的摩擦力。然而，实际测试表明，这种设计存在多个问题：首先，硅脂垫容易在使用过程中脱落和损坏，同时安装和制作过程复杂；其次，所选用的硅脂（Mold Max 60, USA）价格昂贵，制作一对硅脂垫大约需要花费 25.24 美元，这一成本远高于除传感器和电机以外的其他硬件支出（约 10 美元）；再者，硅脂垫密度较大，重量达到约 400 克。相比之下，原始 Cassie 机器人足部的质量大约为 250 克，额外的重量增加了对机器人控制的难度。因此，在最终设计中，我们决定移除附骨段的硅脂垫。此外，弹簧驱动的可移动针刺在制造和安装上存在困难，针刺与附骨段之间的大空隙还可能导致沙尘和小石块的侵入。因此，在新的设计中，我们放弃了硅脂垫和可移动针刺，转而采用了固定针刺。新的附骨段设计详见图2.13。

新的针刺设计保持了前述针刺的形状设计，但对针刺的制作工艺进行了改进。原先的针刺通过线切割方法加工，这一工序不仅复杂，而且对金属材料的损耗较大。新的针刺则采用 1mm 厚的 304 不锈钢金属板，并通过水刀切割技术制成，这种方法能够在较短的时间内完成加工。相比之前采用弹簧连接附骨主体的方式，新设计中的针刺通过螺钉紧固于附骨段上，这使连接更加稳固，减少了晃动。

在研究过程中，我们还尝试设计了多种不同形状的针刺，如图2.14所示。然

而，由于时间和经费的限制，并未能完成所有设计的针刺加工。在未来的研究中，我们计划对这些不同形状的针刺进行详细的对比分析。

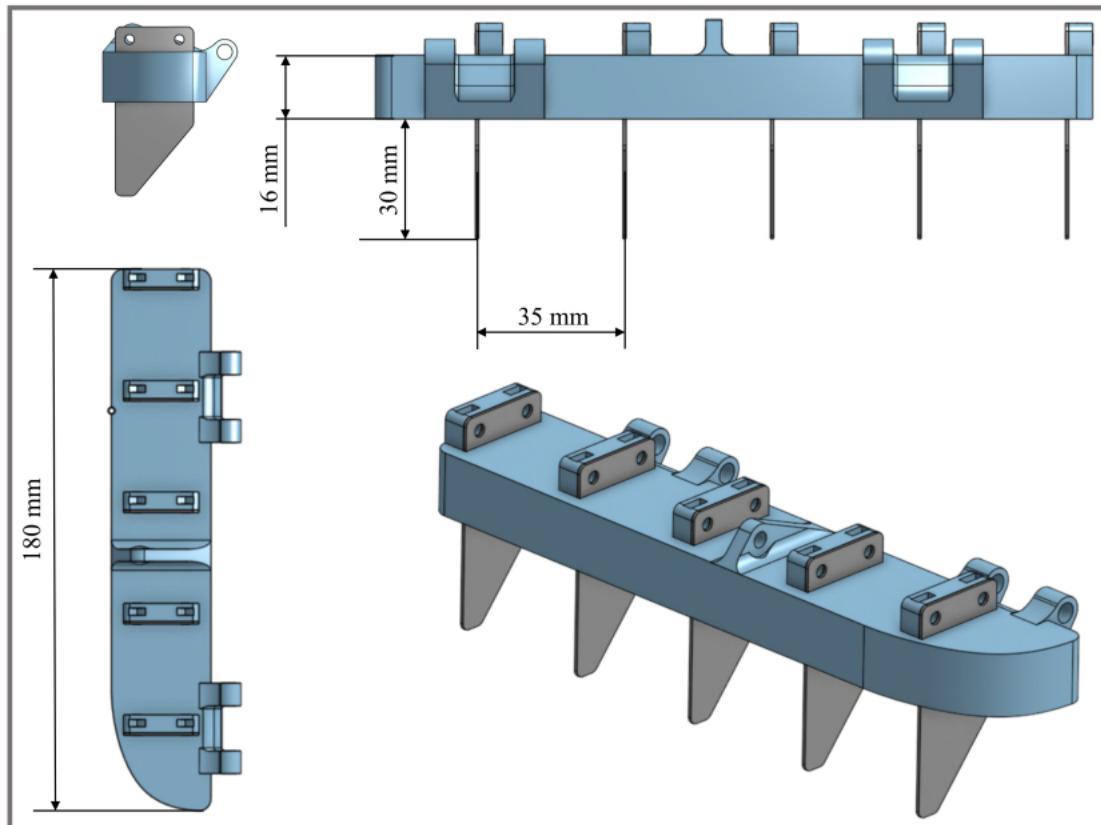


图 2.13 附骨段三视图

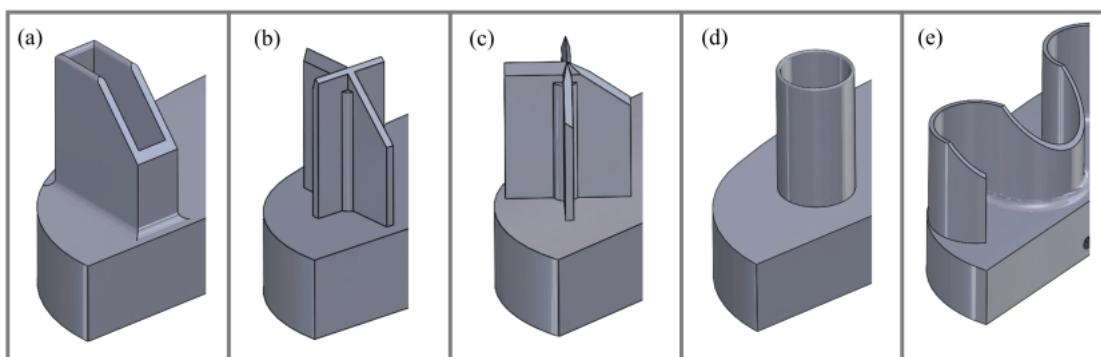


图 2.14 其他针刺设计图。图 (a) 为方形针刺，中间镂空；图 (b) 与图 (c) 均为 X 型针刺，但图 (c) 中的针刺相比较图 (b) 旋转了 45°；图 (d) 为圆柱形针刺，中间镂空；图 (e) 为 s 型针刺，贯穿整个附骨段

2.5.2 附骨段驱动的优化设计

在之前的设计中，我们发现原有的伺服电机并不足以实现附骨段的快速高效驱动，因此迫切需要探索更优的驱动方案。经过广泛研究和对比，我们决定采用无刷直流电机作为伺服电机的替代品。一些备选的无刷直流电机及伺服电机的参数可以参见表2.1。基于综合比较，选择了 Polulu 4693 电机用于后续的实验。

表 2.1 部分无刷直流电机和伺服电机参数表

| 伺服电机型号 | 最大转矩 (kg · cm) | 最大转速 (sec/60°) | 直流电机型号 | 最大转矩 (kg · cm) | 最大转速 (RPM) |
|---------------|-------------------|-------------------|-------------|-------------------|---------------|
| ProTek RC 160 | 11.0 | 0.04 | Polulu 4693 | 23.0 | 200 |
| Reefs RC 299 | 22.1 | 0.057 | Polulu 4743 | 21.0 | 200 |
| Reefs RC 800 | 45.0 | 0.055 | Polulu 4754 | 27.0 | 150 |
| TD 8120 MG | 22.8 | 0.14 | Polulu 4755 | 34.0 | 100 |

在原有驱动机构中，尽管采用了高强度的凯夫拉纤维线缆驱动附骨段，但仍然面临纤维断裂的问题，这显著影响了系统的可靠性。因此，在最终设计中，我们转而采用齿轮组进行驱动。这些齿轮由 ABS 材料通过 3D 打印制造，虽然此材料的强度较低，但其易于替换的特性为实验提供了便利。连接件的详细结构及齿轮细节展示在图2.15中。

至此，我们已经完成了足部硬件设计模块，这一新设计有效地弥补了最初两代设计存在的不足，并相比原始 Cassie 机器人足部，实现了显著的改进。由于加装了传感器、电机等设备，新足部设计在一些硬件参数上与原始 Cassie 足部存在差异。原版 Cassie 足部的质量为 250 克，而新足部由于电机和附骨段的加入，其总质量大约为 740 克。虽然这一质量显著高于原足部，但对 Cassie 机器人的整体性能影响甚微。

此外，尽管新足部的长度与原足部保持一致，附骨段的加入使得足部宽度扩大至 11cm（原宽度为 2cm）。然而，经过实际测试验证，这种宽度增加不会导致碰撞或干涉。足底触觉传感器的加装使得脚踝到足底的垂直距离增加了 0.5cm，

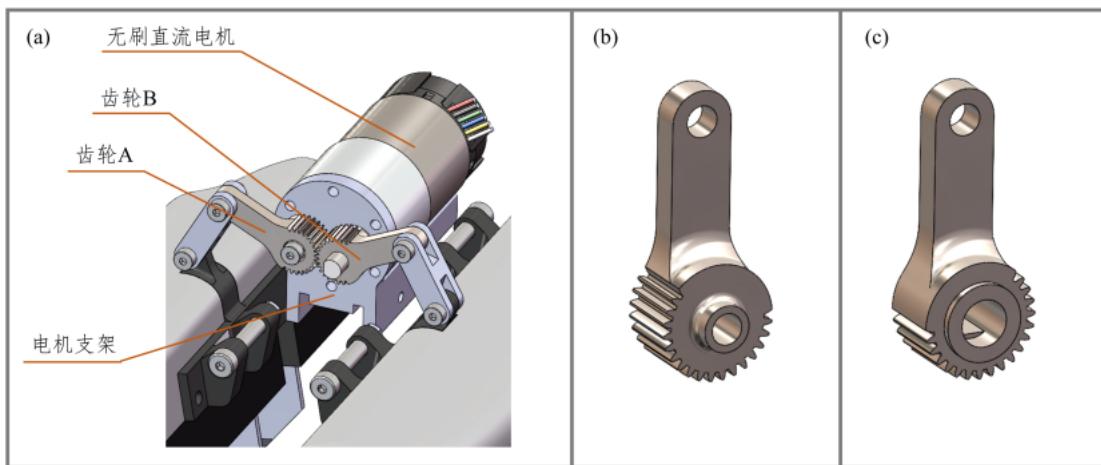


图 2.15 驱动装置结构图。图 (a) 展示了电机以及齿轮组的细节；图 (b) 为从动齿轮，通过螺钉与电机支架相连；图 (c) 为主动齿轮，通过 D 型槽与电机主轴相连，并使用因钉螺钉加固

经过仿真与实验，这对机器人的重心和控制效果的影响是可以忽略的。新设计的足部已经完成制作，并进行了广泛的测试，测试结果及实物照片见图2.16。

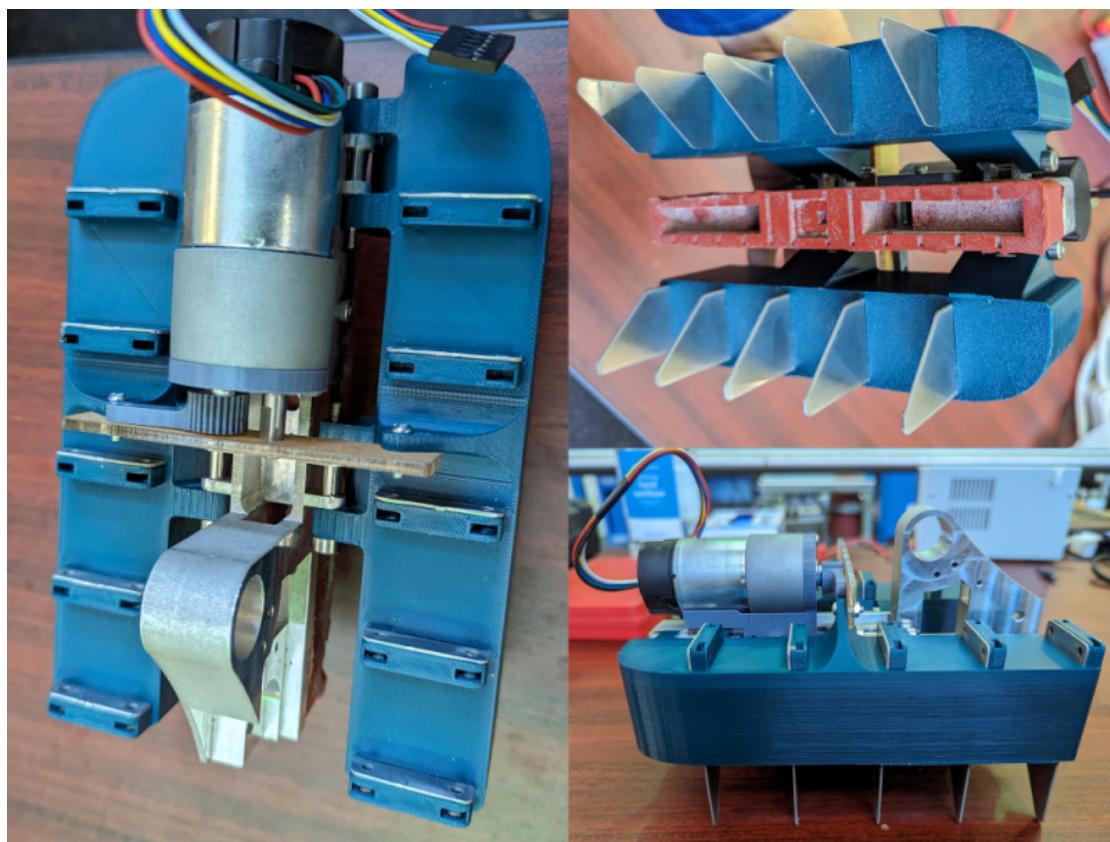


图 2.16 足部实物图

2.6 本章小结

1. 介绍了新型足部设计的仿生学原理，并对 Cassie 机器人本身进行了详细介绍。
2. 分析了新型足部设计的机械结构，介绍了三款设计方案，重点在于附骨段的设计，针刺的设计，电机的选择以及附骨段传动机构的设计。
3. 详细阐述了设计改进的动机和实施细节，体现了设计的迭代过程。

3 足部传感系统设计

在上一节中，详尽地探讨了双足机器人足部的机械结构设计，这一设计对于增强机器人的运动能力起着决定性的作用。接下来，本章将深入介绍和分析机器人足部的电子架构设计，重点关注传感器的配置及芯片的安排。这些电子组件不仅是实现地形识别算法的基础，也是精确控制附骨段动作的关键。本章还将讨论各类传感器的选择和布局。这些电子器件将被用于后续的地形识别算法以及附骨段控制。

3.1 传感器选择与设计

为了增强机器人的环境感知能力，引入各种传感器是至关重要的。例如，触觉传感器可以检测接触力的位置与强度，电容传感器能够测量距离变化，声学传感器能够捕捉声波信息从而判断碰撞或接触面材质，温度传感器可以用来监测环境温度，而加速度传感器（IMU）则能够提供用于判断机器人的运动状态和方向的数据。然而，由于机器人足部空间有限，并非所有类型的传感器都能够集成其中。例如，由于力矩传感器通常有较大的体积，他们难以适配在足部紧凑的结构中。

经过深入讨论并参考先前的研究成果，决定在本项目提出的机器人足部集成五种传感器，分别为触觉传感器、电容传感器、声学传感器、温度传感器以及加速度传感器（IMU）。这一精心挑选的传感器阵列不仅可以精确地捕捉足部与地面接触的细节信息，还能为地形识别和足部动作控制提供全面的数据支持。下面，我们将对这些传感器的功能和应用进行详细的介绍。

1. 声学传感器

在新的足部设计中，声学传感器起到了至关重要的作用，特别是在地形识别方面。本设计采用的是 ADMP401 型号的声学传感器，如图3.1所示。ADMP401 是一款高性能的微型模拟 MEMS 麦克风，适合需要精准音频捕捉的应用场景。该传感器具有高灵敏度（-42 dBV）、优异的信噪比（62 dBA）和平坦的频率响应（100 Hz 到 15 kHz），这些特性使其非常适合捕捉地面接触产生的声波信号。

工作原理方面，ADMP401 的核心是一个小型的 MEMS 传声器单元，这一单

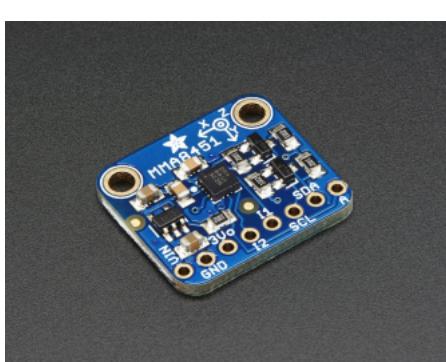


图 3.1 ADMP401 声学传感器

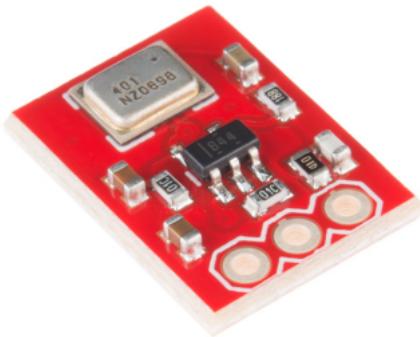


图 3.2 MMA8451 加速度传感器

元能将声波转换为电信号。传声器内部的振膜会随声波振动，这些振动通过电容变化的形式被检测出来，随后这些电容变化被转换成相应的模拟电信号。由于其高灵敏度，即使是非常微小的声波变化也能被精确捕捉和转换。

ADMP401 的安装位置考虑了对环境噪声的隔离和对地面接触声音的最佳捕捉。在足部设计中，该传感器被放置在足底的尾部，并朝向地面，这样可以最大限度地减少周围环境噪声的干扰，同时确保与地面接触时产生的声音被有效捕获。为了保护传感器不直接与地面接触并受到损伤，我们在传感器上方覆盖了一层导电铜带，并将其通过一个小型支架固定。

使用 ADMP401 声学传感器进行地形识别的过程涉及到对捕获的声音信号进行预处理和分析。首先，通过高通滤波器和谱减法策略对声音信号进行预处理，以滤除背景噪声。然后，对处理后的声音信号进行特征提取，包括零交叉率 (Zero-Crossing Rate, ZCR) 和频谱能量等，这些特征将用于后续的地形分类算法中。

2. 加速度传感器

在本设计方案中，加速度传感器 (IMU) 扮演了一个关键角色，主要用于捕捉机器人行走时的动态信息，包括速度、方向和足部与地面接触的震动特征。本设计选择使用的是 MMA8451 型号的加速度传感器，这是一款小型、低功耗且高精度的三轴加速度计，如图3.2所示。MMA8451 提供的数据不仅可以用来分析机器人的步态，还可以进一步用于地形识别和机器人行为的适应性调整。MMA8451



图 3.3 电容传感器



图 3.4 GY-906 温度传感器

的特点包括高分辨率（14 位数字输出）和灵活的输出数据率（从 1.56 Hz 到 800 Hz），使其在快速动态变化的监测中表现较好。

MMA8451 加速度传感器的工作原理基于 MEMS 技术，通过在三个空间轴上测量加速度来监测和记录运动。传感器内部包含微小的质量块和弹簧系统，当传感器移动或受到振动时，这些微结构会相对于其硅基底位移，从而改变电容值，这些变化通过电子电路转换为电压信号，最终输出为数字信号。这种设计使得 MMA8451 能够精确地测量从微小的震动到剧烈的运动所产生的加速度变化，非常适合本项目研究的新型足部。

加速度传感器的安装位置在足部的顶部刚性区域，这个位置可以确保传感器能够准确地捕捉到整个足部在接触地面时产生的动态变化。此外，由于加速度传感器的三轴测量功能，可以从不同的方向捕获足部动作的细微变化，为机器人的控制系统提供了丰富的信息。

使用加速度传感器的过程中，数据采集和处理是两个关键环节。首先，通过 I2C 通讯协议，加速度数据以 38Hz 的频率被读取，这一频率足以捕捉机器人行走时的快速变化。然后，对采集到的数据进行预处理，包括零对齐和噪声过滤，以提高数据质量。在预处理之后，从加速度数据中提取关键特征，如零交叉率、最大值、最小值以及各轴的均值和方差，这些特征将被用于地形分类算法中。

3. 电容传感器

电容传感器的集成旨在增强机器人对地面材质和环境特性的感知能力。电容传感器通过测量两导电表面之间的电容值变化，来探测地面的电气属性，如湿

度或其他介电材质的存在，这为机器人提供了地形特性的重要线索。

本项目使用的电容传感器是一个自制的传感器，如图3.3所示。其核心部分是一个与地面接触的导电铜带，这个铜带同时充当电容传感器的一个电极。铜带的尺寸和形状被精心设计，以优化其与地面的接触面积，确保能够有效捕获地面属性引起的电容变化。铜带通过一系列的电子电路与微控制器相连，形成一个完整的电容测量系统。

在使用时，电容传感器对铜带产生的电容值进行测量。微控制器通过调制铜带上的电压，并监测电容充放电的时间区间，来计算当前的电容值。这一测量过程使得电容传感器对地面物理属性的微小变化高度敏感，尤其是在地面湿度或介电常数发生变化时。此外，为了提高测量的准确性和抗干扰能力，系统会周期性地执行测量。诸如滤波和校准等信号处理技术也将被用于优化最终的电容读数。电容传感器提供的数据可以与其他传感器如声学、触觉和加速度传感器收集的数据相结合，被用于地形识别算法中，以实现对不同地形的准确识别。例如，湿润的地面会导致电容值的显著增加，而干燥的沙地则表现出不同的电容特征。

4. 温度传感器

温度传感器的加入是为了赋予机器人足部感知和适应环境温度变化的能力，并进一步增强地形识别算法的效果。本研究选用了 GY-906 MLX90614ESF 型号的温度传感器，如图3.4所示。这是一款非接触式红外温度传感器，能够在不直接接触碰地面的情况下测量地面温度。这一特性对于机器人在复杂环境中的应用尤为重要，例如在火灾现场或雪地的探索任务中。MLX90614ESF 的关键性能包括其宽广的测量范围（-70°C 至 +380°C）和高精度（±0.5°C），使其能够在极端环境下提供可靠的温度数据。

温度传感器的布置应使其受机器人内部温度变化影响最小以及对外部环境温度变化的敏感度最大。因此，传感器被安装在足部的外侧，远离机器人的主要热源，如电池和驱动电机。此外，为了保护传感器免受机械损伤并确保其精确度，传感器模块被设计有专门的保护壳体，并通过一定的隔热材料与足部其他部件隔离。

通过与其他传感器，如加速度传感器和电容传感器的数据融合，可以进一步

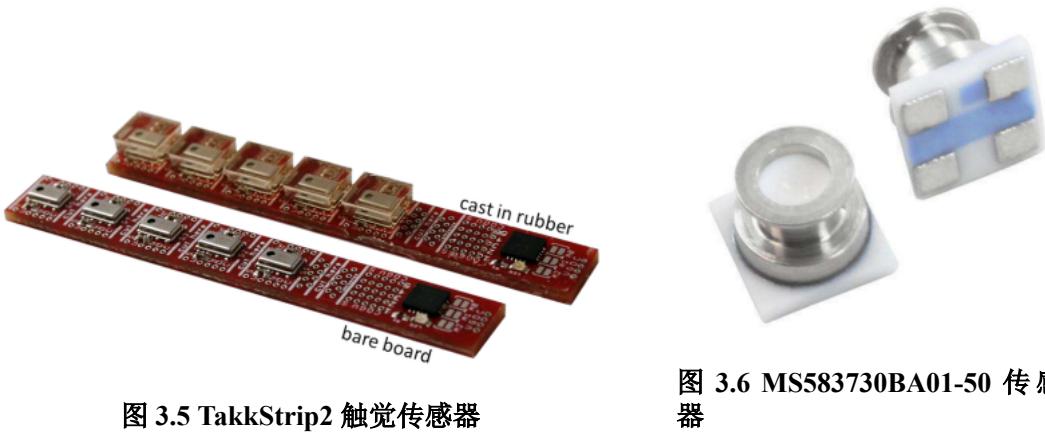


图 3.5 TakkStrip2 触觉传感器

图 3.6 MS583730BA01-50 传感器

提炼出地面特性的相关信息，如地面材料的热导率。这些信息对于机器人判断当前所处地形的性质以及调整相应的行走策略至关重要。

5. 触觉传感器

为了进一步提升机器人在多样化地形中的识别能力和适应性，我们特别关注了触觉传感器的应用。这些传感器收集的数据不仅对于地形识别算法十分关键，也将被用于一个接触识别算法，用以判断足部是否与地面接触。这一传感器将在下一小节具体说明。

3.2 触觉传感器设计及制作

3.2.1 触觉传感器设计

项目初期，经过市场调研，初步选择了 TakkStrip2 触觉传感器，如图3.5所示，该产品由 RightHand Labs 生产。它们的即插即用特性理论上可以为机器人足部提供实时的地面接触反馈。

然而，在将这些商业触觉传感器集成到机器人足部的过程中，尽管它们显示出良好的精度，但仍存在多个问题。首先，这些传感器的成本很高，每个传感器的价格约 300 美元，这大大增加了整个项目的成本。其次，这些传感器并不适合直接接触地面，容易因过大的接触力而损坏。此外，当机器人在包含细沙碎石等复杂地面上行走时，这些小颗粒容易渗入传感器与足部之间的缝隙，增加了损坏的风险。这些问题促使我们重新审视触觉传感器的选型。

鉴于上述挑战，最终决定自主研发触觉传感器。选用了 MS583730BA01-50

型号的气压传感器作为自制触觉传感器的核心，如图3.6所示，该传感器具有优秀的精度和低功耗特性，非常适合本项目的应用场景。这款传感器的压力测量范围从 0 到 30 bar，分辨率高达 0.2 mbar，且在 25°C 时待机功耗低至 0.1 μA，使其在连续监测环境中的能效表现出色。这些特性确保了传感器可以精确地响应微小的压力变化，同时维持长期的电池寿命，非常适合用于高性能的触觉感知系统中。此外，通过配合 TCA9548A 型号的 I2C Multiplexer，能够同时管理多个具有相同 I2C 地址的传感器，实现了足部多点触觉感应的需求。

为了最大化接触效率，我们均匀地排列了四个 MS583730BA01-50 气压传感器，形成一个触觉传感器阵列。传感器外侧被一层 20 硬度的硅脂弹性体所封装，这层弹性体不仅有效保护了气压传感器免受直接物理损伤，还能传递外部对传感器的压力变化，使传感器能够精确感知和定位接触点。

自主研发的触觉传感器核心原理在于通过感测接触点产生的压力变化来定位接触并估计力的大小。当传感器的弹性体层受到压力作用时，覆盖在气压传感器上的弹性体会发生形变，进而改变气压传感器内部的压力。这些变化转化为电信号后，通过编写程序进行实时解析，以便精确计算出接触点的位置和施加的力量。

3.2.2 触觉传感器制作方法

本项目设计的触觉传感器制造方法简述如下：

1. 打印电路板 (PCB): 首先，我们在 OSHPark 定制了 PCB，其快速发货服务对电路板快速迭代尤为重要。通过 Eagle 软件设计电路和板载布局，然后生成 CAM 数据，用于 PCB 的制造。
2. 采购元器件: 接下来，获取所需的电阻、电容以及 MS583730BA01-50 气压传感器。电阻和电容直接从实验室中获取，应选择 0805 系列的 4.7 千欧姆电阻和 100 纳法拉 (0.1 微法拉) 电容。
3. 元件焊接: 利用回流焊炉和焊膏，将元件焊接到 PCB 板上。MS583730BA01-50 传感器位于中心，其指示孔位于顶部右侧，周围布置两个电阻和电容。
4. 金属盖去除与加工: 用手术刀小心割去每个 MS583730BA01-50 传感器上的金属盖，注意下方的感应垫非常脆弱。然后，使用小螺钉或缝纫针扩大现有的

通气孔，直到孔占盖面的一半。

5. 金属盖重新粘贴：使用环氧树脂或强力胶水将盖子粘回每个传感器上。在粘贴时，注意不要用过多胶水，以免胶水渗入感应垫内部。

6. 硅胶包覆：根据硅胶脱气指南，将硅胶覆盖在每个传感器上并进行脱气。这需要分两步完成：先是覆盖传感器并在真空室内脱气，然后在固化的硅胶上覆盖另一层新的硅胶，使顶层与模具顶部平齐。

7. 与 Raspberry Pi 集成：焊接导线至传感器底部的焊盘，并将导线连接至 I2C 多路转换器和 Raspberry Pi。确保 GND、VDD、SDA 和 SCL 正确连接。

8. 测试：在 Raspberry Pi 上使用 Pressure.py 文件测试触觉传感器。如果一切正确，应能够从一个多路转换器获取 8 个传感器的读数。

自行设计和制造的 PCB 板和传感器实物图如图3.7所示，PCB 板的实物图如图3.8所示。在传感器底部使用 20 硬度的硅脂铸造了一层 5mm 厚的薄片用以进行额外保护。经过优化的软体材料和传感器布局使这些自制的传感器在捕捉地面细微变化方面的性能得到了显著提升，从而为机器人提供了更丰富、更精确的地面前接触信息。这一新型触觉传感器设计不仅优化了传感器与足部的整体集成方案，也实现了成本效益的大幅优化，最重要的是，显著提高了机器人在复杂地形中的稳定性和适应性。

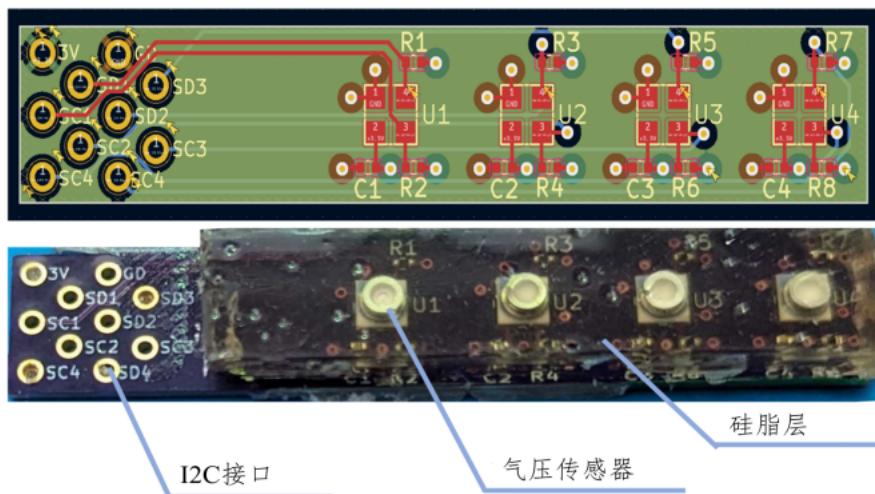


图 3.7 PCB 板设计图及自主设计的触觉传感器实物图

为了充分发挥传感器的性能，每个传感器的位置根据其功能和作用进行布置。两个触觉传感器被放置在中间足部的底部，直接与地面接触，以捕捉细微的

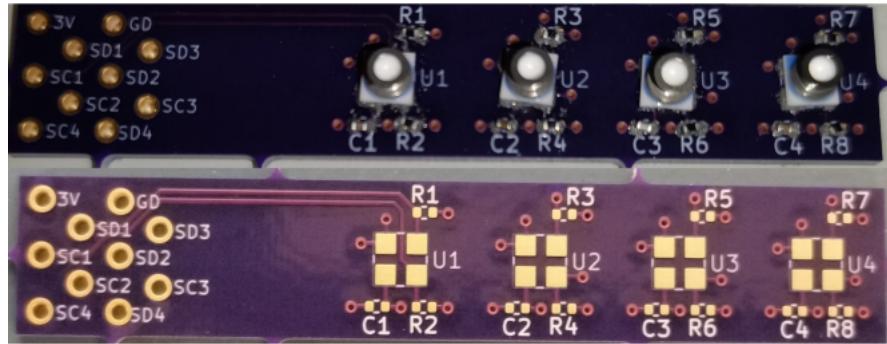


图 3.8 PCB 板实物图及气压传感器安装位置图

触觉变化。在这两个触觉传感器之间安装了电容传感器。而温度传感器和声学传感器则被布置在足部的尾部，它们通过专门设计的 3D 打印支架进行固定，以确保其稳定性并最小化干扰。加速度传感器（IMU）则安装在中间足部的一侧，以便实时监测机器人的运动状态和方向变化。详细的传感器及芯片布局图可以参见图 3.9。

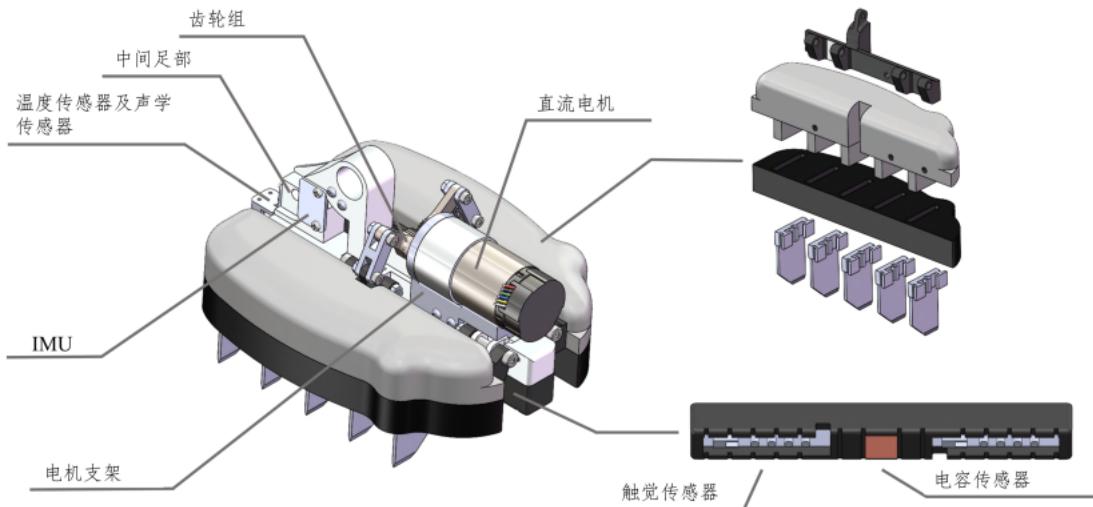


图 3.9 传感器位置布局

3.3 微控制器设计与布局

在本项目中，使用了 Teensy 3.6、Arduino UNO R3 和 Raspberry Pi 4 Model B 三枚芯片进行整体控制和信号处理。此处对其作用进行简要介绍。

Teensy 3.6: Teensy 是一款高性能的微控制器板，具有强大的处理能力和丰富的 I/O 端口，非常适合于处理高速信号和大量数据。在本项目中，Teensy 3.6

主要负责收集和处理来自足部传感器的数据，包括触觉传感器、温度传感器等。这些数据经过 Teensy 3.6 的初步处理后，用于地形识别和接触检测算法，进而影响机器人的行为决策。Teensy 3.6 通过 I2C 总线与其他设备通信，使得数据交换高效且稳定。

Arduino UNO R3: Arduino 是另一款广泛使用的微控制器板，以其易用性和灵活性著称。在本项目中，Arduino UNO R3 的主要职责是作为低级扭矩控制器，直接控制足部的电机，根据从 Teensy 3.6 和 Raspberry Pi 4 接收到的指令调整电机输出，以适应不同地形的需求。Arduino UNO R3 通过 PWM 信号直接驱动电机，并利用其数字 I/O 端口收集电机的反馈信息，以实现精确控制。

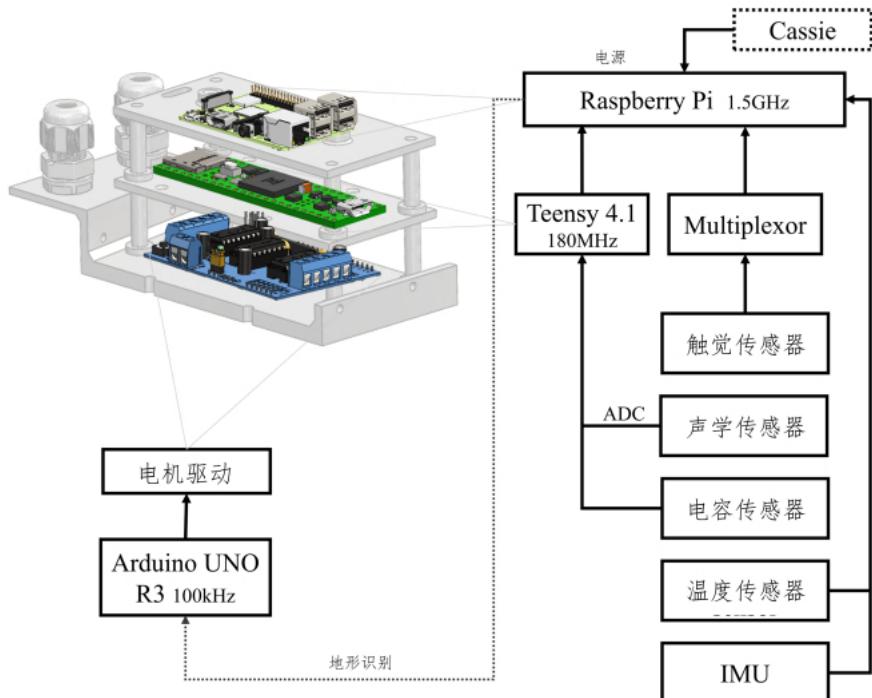


图 3.10 电子架构信息流程图

Raspberry Pi 4 Model B: Raspberry Pi 是一款功能强大的单片机，具备高速的处理器和大量的内存，能够处理复杂的计算任务。在这个项目中，它负责执行地形分类算法，该算法基于 Teensy 3.6 收集的传感器数据来判断当前机器人所处的环境。Raspberry Pi 还负责整个系统的高级决策制定，如根据地形分类结果调整足部的配置。它通过 I2C 总线与 Teensy 3.6 通信，接收传感器数据，并通过串行通信或 I2C 总线向 Arduino UNO R3 发送控制指令，以调节电机输出。

芯片与传感器之间的通讯流程通过图3.10进行了详细说明。为了将三枚芯片固定于机器人身上，设计了一个芯片固定支架，详细设计见图3.10，该支架同时考虑了芯片布局的合理性和电线管理的便捷性。

3.4 本章小结

1. 探讨了电子架构的设计，对于芯片与传感器进行了介绍。
2. 对新型触觉传感器的制作流程进行了详细说明。
3. 介绍了芯片与传感器的安装位置，并介绍相关硬件设计。

4 地形识别算法设计

本章节将重点探讨地形识别算法的设计，并简要阐述接触识别算法的设计。地形识别算法的核心是将第3章中介绍的多元传感器数据融合为有价值的输入信息，通过这些数据，算法能够对机器人所处的地形环境进行准确判断和分类。该算法注重于实现一个健壮的系统，能够适应各种复杂的地形条件，并为机器人的移动决策提供可靠的支持。所有相关的测试和验证都将在在线环境中进行。

接触识别算法以自制的触觉传感器为核心，旨在提供精确的接触信号以便在足部触地时驱动附骨段。

4.1 数据处理与特征提取

本节描述了数据处理程序和特征提取方法。基于不同的地形感测信号，详细阐述了特征提取的过程。在数据处理程序中，温度传感器数据暂不参与，原因是温度传感器反馈温度信号，这一信号只用于判断诸如雪地，冰面等特殊地形。但实时获得的温度信号将被用于后续地形识别算法。

4.1.1 传感器信号处理

我们从下一章描述的 Instron 测试台获取了多传感器连续时间序列。预处理和分割过程将每次冲击转换为一个数据点，具体流程如下。

1. 信号预处理

由于传感器的原始数据含有噪声，因此需要进行信号预处理以提高信噪比，并保留有用的地形信息。即使经过校准，触觉信号中仍存在线性零漂移，这可以通过去趋势函数移除。声音信号通过高通滤波器和频谱减法策略进行预处理，以滤除 Instron 测试机中的环境噪声。加速度和电容信号在后处理中进行零对齐。

2. 时间序列分割

连续的传感器信号被分割成离散的周期或数据点，每个点对应于一次步伐期间的接触。每个数据点还包括大约 0.5 秒的来自每次冲击前后非接触期的数据，以便更好的分类。所有传感器信号的分割是全面进行的，即使在某些信号信息贫乏时也是可行的。例如，如果地形非常不平坦，以至于初始接触并没有在嵌

入的触觉传感器上产生压力，由于信息缺失，就难以使用触觉传感器数据来分割传感器信号。此外，声音信号由于受环境噪声严重影响，只在冲击期间记录有用信息。通过适当地分割数据，可以区分噪声和接触信息。然后通过频谱减法在接触期间减少噪声，通过减去其他时间记录的数据。

表 4.1 不同传感器所提取的特征

| 传感器 | 提取特征数 |
|-------|-------|
| 触觉传感器 | 45 |
| 声学传感器 | 7 |
| IMU | 18 |
| 电容传感器 | 11 |
| 总计 | 81 |

4.1.2 特征提取

本小节介绍了每个传感器所提取的用于分类的特征。尽管最近邻与动态时间规整（DTW）在时间序列分类的许多应用中效果良好，且有研究表明 DTW 距离可以作为一个特征，但在我们的实验中，这个算法表现不佳。由于传感器间采样频率不同以及分割过程的变异，每个时间序列数据段包含不同数量的数据点。为了保持分类算法的维度一致性，总共提取了 81 个特征来代表信号，如表4.1所示。由于触觉传感器和加速度计的采样频率为 38Hz，而声音和电容传感器的采样频率为 22kHz，前两种信号只在时间域进行处理，而后两种信号则在时间域和频率域均进行处理。对所提取的 81 个特征的详细描述如下：

1. 触觉信号

使用六点阵列触觉信号的力分布和多个统计度量，其中每一点包括最大值、最小值、六点总和值达到峰值时的数值，以及每个信号的一到四阶标准化矩。我们还使用总和值的最大值和最小值，并定义了达到最大值 80

2. 声音信号

在时间域内，使用零交叉率（ZCR），即信号符号变化的速率，作为一个特征。ZCR 是在声学分类中常用的特征，在语音处理中已证明其有效性。使用固定数量的快速傅立叶变换（FFT）来获取每个信号的频率谱，确保尽管时间域长度

不同，频率谱的维度保持一致。随后定义每个频率带的振幅总和为频谱带能量，并将其作为特征。具体来说，经过降噪后，声音信号的频率在 4kHz 至 17kHz 之间。将每 4096Hz 设置为一个频率带，每个频率带与其邻近频率带有 2048Hz 的重叠。因此，提取了七个特征（六个频谱带能量和一个 ZCR）。

3. 加速度

对于三轴线性加速度，使用原始数据每轴的一阶导数的 ZCR 来代表信号的波动频率。还提取了包括每轴加速度的最大值、最小值、总和、平均值和方差在内的统计度量作为特征（总共 18 个特征）。

4. 电容信号

对电容传感器使用与声音传感器相同的频率带技术，但将整个频率范围扩大到 0Hz 至 22kHz。在时间域提取了多个特征，如平均值和方差，在频率域提取了如频谱带能量等特征（总共 11 个特征）。

4.2 HAPTR 2 地形识别算法

在过去的地形分类研究中，科研人员使用了多种方法，包括 kNN-DTW、RNN、CNN FCN、基于 InceptionTime 的分类器 Inception-v4、ROCKET（随机卷积核变换）和 TCN（时间卷积网络）等，但这些方法都存在一定的局限性。HAPTR（Haptic Transformer，触觉变换器）方法是近年来受到广泛关注的分类方法。这种方法利用注意力机制而非卷积来进行地形分类。它由一个线性投影层、多个注意力模块和多层感知机（MLP）组成。首先，使用一个可学习的线性投影层将 6D 信号样本映射，然后给每个片段添加可学习的位置编码以保留位置信息。嵌入向量序列输入到常规的 Transformer 编码器层，最终通过计算每个向量的均值进入最后的分类前馈层。

目前，学者改进了 HAPTR 并提出了 HAPTR 2 方法，其最主要的区别是增加了模态注意力层（MAL）。首先，根据模态将输入时间序列分割（例如，分别处理机器人脚部测量到的力和扭矩信号），然后通过 1D 卷积层传递。这些卷积层将多维信号转换为与输入长度相同的平展模态表示。可学习的线性层处理并形成每个模态表示的所谓查询（Q）、键（K）和值（V），用于点积注意力层。输入信号中的时间样本有多少，就有多少次查询。

与其他方法相比，HAPTR 2 具有以下诸多优势：此方法能够同时有效处理视觉数据和传感器数据，允许未来引入其他视觉传感器。还可以利用模态注意力层（MAL），以提高准确率。总的来说，HAPTR 2 通过在地形分类问题上引入模态注意力层，改进了对不同信号模态的处理，使得算法能够更准确、更细致地捕捉到地形特征，相比传统的 RNN、CNN 和基于 InceptionTime 的方法，HAPTR 2 在处理复杂地形数据时，能够更好地利用传感器数据，提供更准确的分类结果。

因此，在本研究中使用 HAPTR 2 方法构建地形识别算法。此算法的总体框架见图4.1。

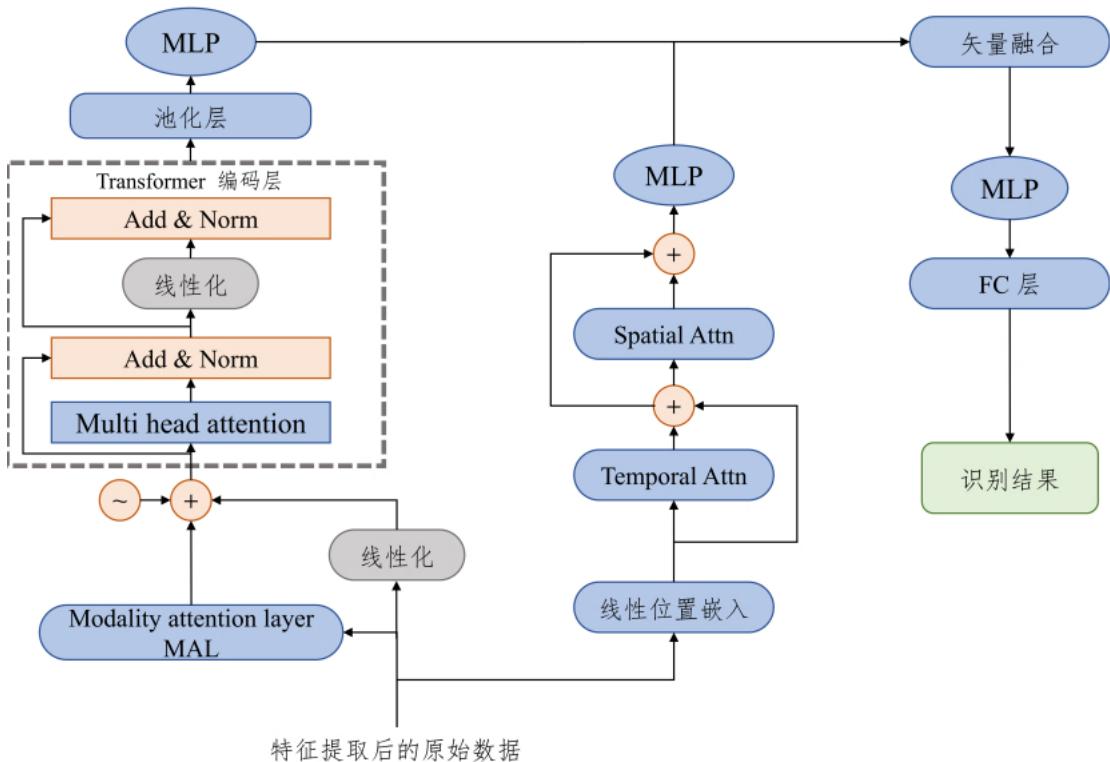


图 4.1 地形识别算法架构图

4.3 接触识别算法

当机器人正常运行时，附骨段应根据所在地形进行调整，例如，当机器人运行在水泥路面时，附骨段应一直保持抬起状态，以避免针刺与地面接触受到损坏。而当机器人运行在沙地时，每当足部接触地面，附骨段应当被激活。因此正确识别足部与地面的接触是重要的。为了实现精确的接触识别，设计了一个简洁而有效的接触识别算法，该算法基于触觉传感器数据来实现精确的接触检测。

如第 2.4 节所述，在机器人足部中央段的橡胶垫内，安装一对触觉传感器。每个触觉传感器由四个小型气压传感器组成，每个气压传感器间距 9mm，它们均匀地排列成一行，触觉传感器之间的间距为 114mm。因此，这种配置共提供了八个小力检测点。该设计确保了即使在接触面积受限的情况下也能获取数据，例如在有粗糙石头的地形上，可能只有一个或两个小型气压传感器能够建立接触。这种能力保持了力测量数据的有效性，使得在不同接触条件下能够可靠地检测接触。

接触识别算法使用多层次检测器进行判断，如图4.2，其中力（a）代表所有八个气压传感器的平均数据，力（b）表示单个传感器阵列内四个气压传感器的平均数据，而力（c）某一气压传感器记录的最大数值。阈值的设定考虑到了触觉传感器区域 (120mm^2)、中央段区域 (3084mm^2) 以及 Cassie 机器人的重量 (30 公斤)。此外，还在 Caren 力测量平台（如图4.3）进行了测试，以测量 Cassie 机器人踏步时对测力板的力，得到平均力踩踏力为 300N，最大力为 450N，如图4.4所示。检测器的主要目标是在机器人足部与不同地形交互时，准确地检测接触。例如，在碎石地形上行进时，只有一部分传感器被激活，如果任何单个传感器的读数超过了指定的阈值，即确认为接触。

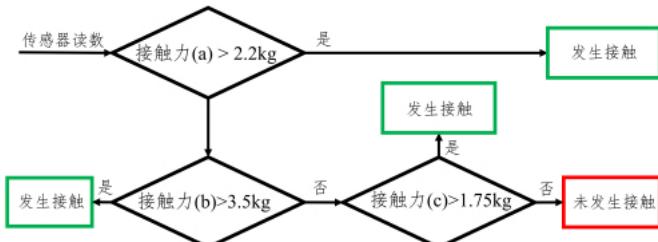


图 4.2 多层接触检测算法

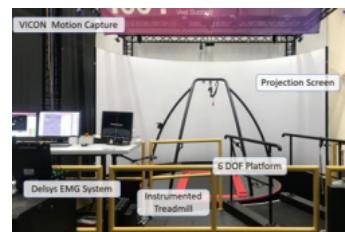


图 4.3 Caren 测试平台

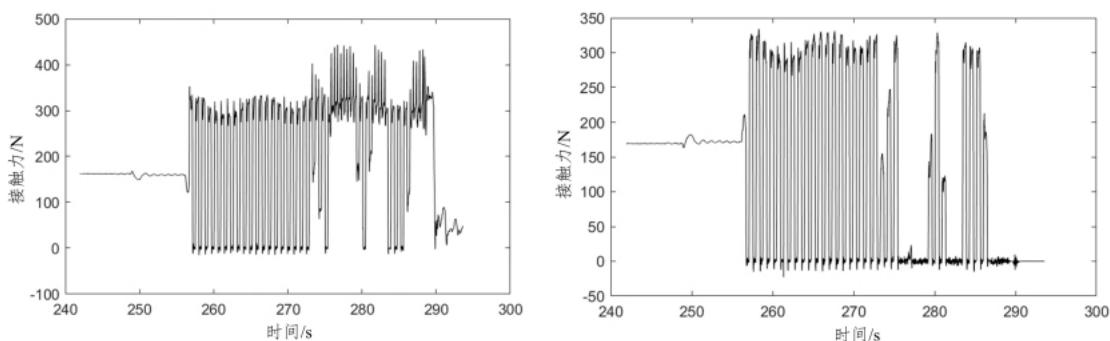


图 4.4 Cassie 机器人运行时左右脚接触力图。左图为左脚数据，右图为右脚数据

4.4 本章小结

1. 分析了如何对传感器数据进行信号处理与特征提取，以便用于后续地形识别算法。
2. 介绍了 HAPTR 地形识别算法的总体架构，并与其他主流识别算法进行了比较。
3. 介绍了基于触觉传感器的接触识别算法。

5 足部运行实验研究

在本章中，将详细介绍针对新型双足机器人足部设计所进行的实验及其准备工作。实验分为几个关键部分进行。首先，将对自主研发的触觉传感器进行一系列测试，目的是验证其精度和线性度，为之后的地形识别和接触检测算法的开发奠定基础。紧接着，将对第3.2节提出的地形识别算法进行在线测试，以评估其性能。之后，将对新设计的足部机械结构进行全面测试。

在此之前，将介绍所需硬件设备。首先详细介绍用于足部加工的相关设备，然后介绍相关实验平台，最后将探讨在测试过程中所使用的各种地形环境。

5.1 零部件材料与成型方法

新型足部中需承受较大应力的中间部分及连接件采用铝材进行加工。为了高效地加工这些金属部件，我们使用了具备五轴数控铣削能力的数控机床（Mazak, Japan），该设备能够以高精度完成所需部件的加工，如图5.1所示。特别地，在加工中间足部的末端槽时，我们选用了1/8英寸长端铣刀（Macmaster, 88815A37, USA）。同时，在钻孔中间足部与连接件时，使用了六号钻头（Macmaster, 3161A16, USA）。

足部的其他部分通过使用3D打印机（Creality, CR-10, China）进行打印制造，如图5.1所示。其中，齿轮部件采用ABS塑料制造，这种材料拥有优良的机械性质、较高的抗冲击性和良好的耐热性。ABS塑料的这些特性使其适合用于



图 5.1 加工设备图。左图为数控机床，右图为 3D 打印机

制造如齿轮组这样负载较重、需承受一定力量和温度变化的部件。

而其他部件则使用 PLA 塑料制作，这种材料打印时畸变小，表面光滑，制作快速且加工温度较低，适合用于大规模实验。

5.2 实验方案与平台制造

为了全面评估新型足部设计的性能，将采用逐步的由点到面测试策略。首先，利用 Intron 测试机对新设计的触觉传感器进行标定和测试。确认传感器性能可行后，继续使用 Intron 测试机对提出的地形识别算法进行详尽的测试。算法验证无误之后，我们将构建仿真和实验平台，以评估足部重量增加对机器人性能的影响。此后，利用 Instron 测试机进行地面接触测试，比较前文提出的三种设计方案。最终，将选取第三种设计方案，在实验床和测力电动机械臂的帮助下，进行全面的物理测试。这一系列测试旨在确保新型足部设计各个功能的有效性和实用性。

1. Instron 测试仪

为了快速收集不同地形的数据，实验采用了 Instron 测试仪进行信息的快速采集。此仪器是一种多功能的材料测试机，能够提供精确的拉伸、压缩、弯曲等测试。Instron 测试仪能够提供连续的力和位移测量，并具备自动化的测试流程，使其成为实验中理想的快速数据采集工具。其结构如仪器实物图5.2所示。在实验运行过程中，机器人的足部被固定在测试仪上，随着探头的上下快速移动，用以模拟 Cassie 机器人在不同地形上的运动模式。



图 5.2 Instron 测试仪，左图为整体实物图，右图为测试照片

2. 实验床与测力电动机械臂

为了对新型足部设计产生的额外摩擦力进行量化分析，使用了高精度六自由度力传感器（TW-Mini40-R, ATI Industrial Automation, USA）来测量力和扭矩。为模拟机器人足部的运动状态，采用电动机械臂进行动作模拟，机械臂末端通过上述传感器与足部相连。考虑到机器人在软地形上的运动状态更加复杂并容易发生滑动，实验特意在松软的颗粒状地形，即植物种子（PP）上进行。此实验的目的是测试新设计是否能在此类地形上提升摩擦力。如果在植物种子上表现出色，新设计理论上足以应对机器人在其他地形上的需求。

实验中采用了一种电动实验床，并用此实验床装载植物种子作为测试材料。这种实验床具备电动翻搅功能，能够确保测试地形保持均匀，防止因连续测试而产生颗粒板结。机械臂与实验床如图5.3所示。



图 5.3 电动机械臂如左图所示，实验床如右图所示

3. 被测地形

被测地形由于实验的不同而有所区别，对于地形识别算法测试，选定的地形旨在模拟室内外环境，包括：人工草坪（AG）、橡胶（RB）、地毯（CP）、PVC塑料板（PL）、瓷砖（CR）、泡沫板（FM）、植物种子（PP）和碎石（GR），如图5.4所示。诸如植物种子和碎石这样的地形被放置在塑料盒中，在每个循环之间手动耙平，其中植物种子粒径约为0.5mm至1mm。对于足部硬件测试，则统一选择植物种子进行测试。

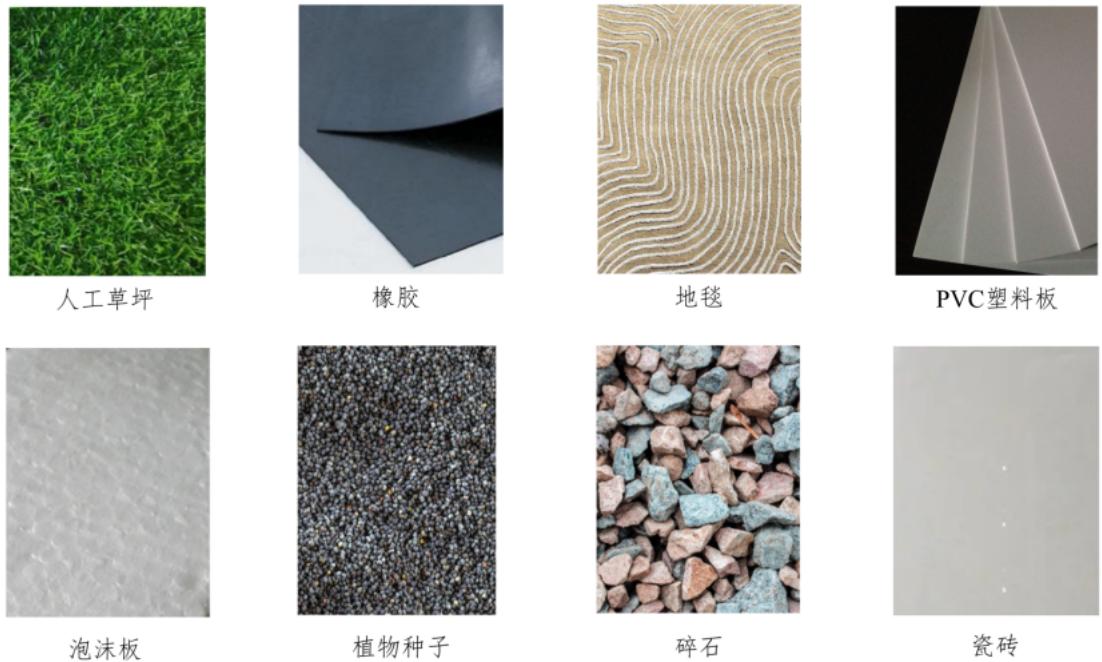


图 5.4 被测地形图示

5.3 动力学分析与电机控制

为了精确操控附骨段，采用了 PID 控制器来控制电机的位置（角度），确保其能够精确地追踪给定的位置信号。这种控制机制将被用于在后续实验中保持附骨段与地面平行。进一步地，还开发了一套底层扭矩控制系统，旨在动态调整接触力矩，以适应复杂的操作需求。为了实现扭矩控制与其他更高级的算法，需要对此足部设计进行动力学分析，分析过程如下：

评估系统控制效果的最有效方法是测量跗骨部分的扭矩和角度。然而，由于直接可控的参数是 DC 电机的参数，因此构建系统的动力学与运动学模型对于实现精确控制至关重要。图5.5展示了这一点，其中 q_m 代表电机转动角度，这可以通过电机的角度编码器测量， $L_1 - L_4$ 代表连杆长度， L_5 代表力臂。

通过分析连杆机构的机械结构，下述公式成立：

$$L_x = (L_1^2 + L_4^2 - 2 \cos q_2 L_1 L_4)^{\frac{1}{2}} \quad (5.1)$$

其中 $q_2 = \pi - q_1 - q_m$. 此外：

$$q_5 = \arccos\left(\frac{L_x^2 + L_3^2 - L_2^2}{2L_x L_3}\right) \quad (5.2)$$

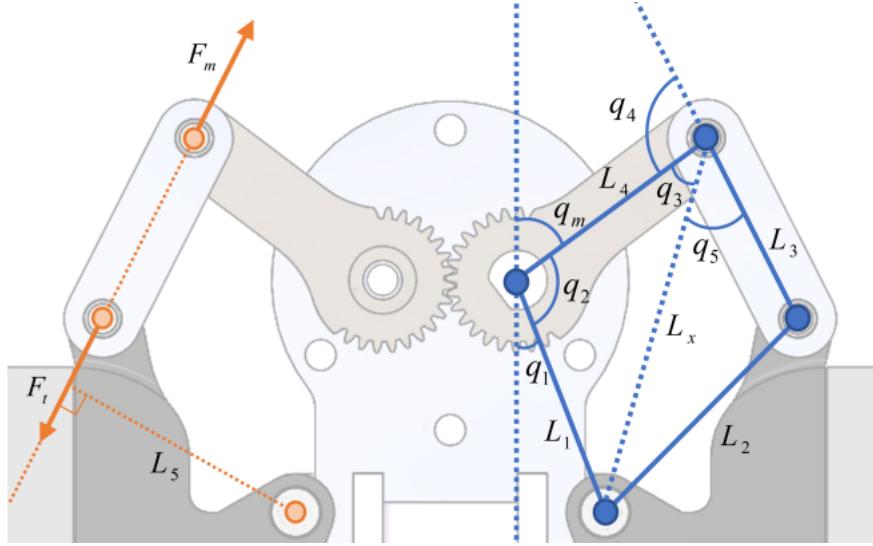


图 5.5 连杆机构结构分析图

接下来 θ_1 可以按如下公式计算:

$$\theta_1 = \left| \frac{\pi}{2} - q_5 - \arcsin\left(\sin q_2 \frac{L_1}{L_x}\right) \right| \quad (5.3)$$

接下来，施加在齿轮杆上的力可以按下式计算:

$$F_m = \frac{\tau}{L_4 \sin \theta_1} \quad (5.4)$$

其中 τ 是电机对外施加的力矩。由于 $F_t = F_m$, 施加在附骨段的扭矩可以表示为:

$$\tau_t = F_t L_x \sin q_5 \quad (5.5)$$

基于上述数学关系，构建了一个低级扭矩控制系统，使得跗骨部分能够跟踪所需的扭矩。这将防止电机过热，同时提供足够的摩擦力来产生阻尼减小滑动。图 5.6 显示了所提出控制器的框图。由于控制目标是 τ_t ，而可以直接控制的参数是 τ ，因此采用动态映射将跗骨的期望扭矩 τ_{dt} 转换为电机的期望扭矩 τ_{dm} 。根据方程 5.4 和方程 5.5，这种关系可以被演示如下:

$$k\tau = \tau_t, k = \frac{L_x \sin \theta_2}{L_4 \sin \theta_1} \quad (5.6)$$

k 关于 q_m 的函数的变化趋势显示在图 5.7 中。为了便于数学计算，采用多项式拟合来近似这一曲线。表 1 显示了不同复杂度多项式的均方根误差 (RSME)。由于高精度和低计算复杂性，选择了四次多项式。

基于上述计算， q_m 和 q_t 之间的转换可以表示为:

$$q_t = q_m + q_2 - \arcsin\left(\sin q_2 \frac{L_4}{L_x}\right) - \arcsin\left(\sin q_5 \frac{L_3}{L_2}\right) - \theta \quad (5.7)$$

其中 q_t 是附骨段的旋转角度， θ 是与连杆机构结构有关的常数。

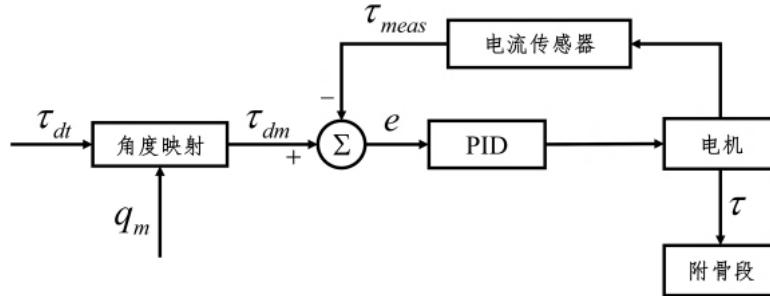


图 5.6 扭矩控制器控制框图

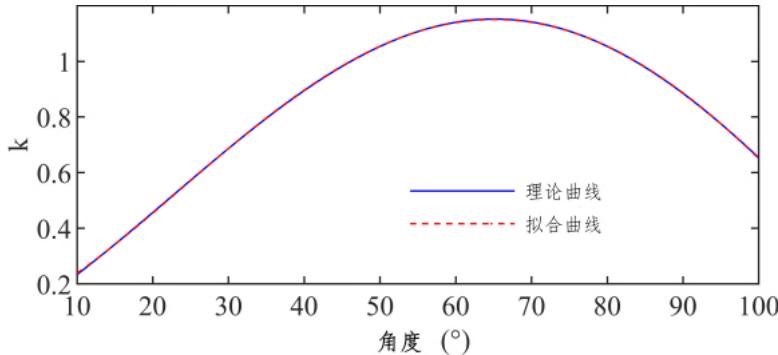


图 5.7 理论曲线与拟合曲线

表 5.1 不同阶次拟合函数的 RSME

| 阶次 | 5 | 4 | 3 | 2 |
|------|----------------------|----------------------|----------------------|------|
| RSME | 2.5×10^{-4} | 1.1×10^{-3} | 1.1×10^{-2} | 0.03 |

此动力学分析将为后续扭矩控制算法的设计打下基础，进一步的深入探讨预留于后续的研究中。

5.4 触觉传感器标定与测试

在本节中，将利用第 4.2 节介绍的 Instron 测试仪来评估传感器的精度和线性度。为了消除附骨段和针刺在受力测试中可能产生的干扰，传感器被安装在一个 3D 打印制成的小型支架上而非直接安装在足部。测试仪基座与支架之间放置一块硬质瓷砖，以确保接触面保持水平。通过对 Instron 测试仪进行编程，设定每次施加的力量。对每种力进行 20 次重复测试，每次测试时在读数稳定后记

录数据。收集每次测试的最大值、最小值以及 10 次测试的平均值进行统计分析。实验结果如图 5.8 所示。

经过计算，单个传感器的受力不应超过 12.5kg，因此实验中最大施加力被设置为 12.5kg。在实验过程中，施加力量共调整了 6 次，范围从 0kg 到 12.5kg。数据显示，每组数据的最大值、最小值与平均值之间的偏差并不大，尽管总体上随着力量的增大偏差有增大的趋势，但在测试范围内整体稳定性满足要求。从图中可以看出，整体线性度较高。基于各组数据平均值的拟合曲线可以如下表述：

$$F_s = 488F + 1161.6 \quad (5.8)$$

其中 F 为所施加的外力， F_s 为测量值。由于传感器直接检测的是气压，因此其单位为毫巴（mbar）。拟合曲线的偏置值为 1161.6 mbar，而理论上的偏置应为 1 标准大气压，即 1013.25 mbar，这一偏差可能是在传感器封装过程中压缩了部分空气导致的。理论斜率的计算公式如下：

$$k = \frac{9.81}{400\pi r^2} \quad (5.9)$$

其中 r 为传感器与空气接触的半径。根据 MS583730BA01-50 气压传感器的技术手册，该半径大约为 3.6mm。据此计算，理论斜率为 602.7。与实验所得斜率相比，误差为 19.0%。考虑到该传感器是手工制作的，这样的误差范围是可以接受的。

自制触觉传感器的另一个显著优势是其低成本。4 个 MS583730BA01-50 气压传感器的成本为 7.6 美元，一块 PCB 板的生产成本约为 9 美元。硅脂、电阻和电容的费用虽难以具体估算，但可以假定它们的总成本为 3 美元。这样，整个传感器的制造成本仅为 19.6 美元，远远低于市面上约 300 美元的成品传感器。

综合考虑，虽然传感器的精度与理论计算存在一定偏差，但得益于其良好的线性表现，在 12.5kg 以下的外压力范围内，仍可以通过适当调整实现准确的压力测量。对于本研究来说，这种精度已经足够使用，且其极具成本效益的特点也让这种传感器有了大规模生产的可能性。

5.5 地形识别算法测试

为了精确模拟 Cassie 机器人的步态，在 4.2 节介绍的 Instron 测试仪上进行了周期性的冲击测试，以构建一个受控的实验环境。每个测试循环中，传感器化

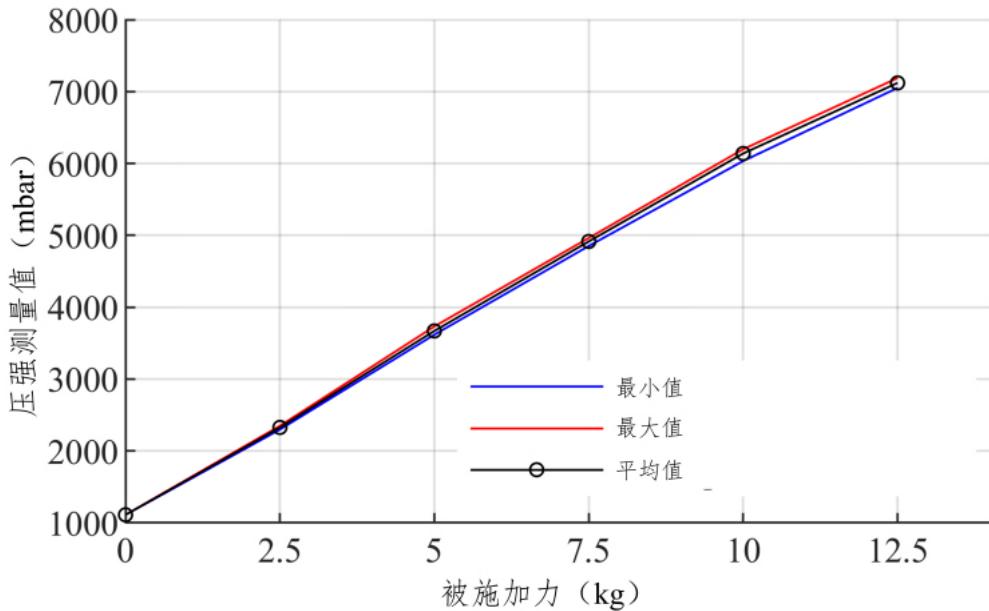


图 5.8 触觉传感器测试图：对于每一个施加的力，收集了 20 次测量数据，并展示了每组数据的最大值、最小值和平均值

的脚步以 50 mm/s 的速度下降，达到 250 N 的峰值力后暂停 0.5 s，然后以同样的速度回到起始位置，并再次暂停 0.5 s。这一系列测试被安排成四组，每组包含 25 个循环，覆盖了 8 种不同的地形。每种地形进行了五次试验，以提供训练和测试数据，总共得到了 8 种地形上的 4000 个数据点。接下来，基于收集的数据集进行地形分类测试，以展示此地形分类算法的性能。

5.5.1 各种分类算法的准确性比较

如第 3.2 节所述，我们提出了一种 HAPTR 2 地形分类算法。我们将其准确性与多种著名算法进行了比较，包括：(1) 随机森林 (RFs)，一种基于多个决策树的分类器；(2) 朴素贝叶斯 (NB)，一种基于贝叶斯定理的分类器；(3) 支持向量机 (SVM)，一种常见的使用超平面进行分类的分类器；(4) K 最近邻算法 (KNN)，一种懒惰方法，通过寻找训练集中的 k 个最近数据点进行分类；(5) HAPTR2 算法，即未添加 MAL 层的标准 HAPTR 算法。

使用 Matlab 工具箱中的分类器进行 NB、KNN 和 RFs 的测试，并使用 Libsvm 进行 SVM 的测试。经过初步调试，为了达到分类器的最佳性能，KNN 方法最近数据点的数量设置为 1，RFs 方法的树数量设置为 100。各种分类器的平均准确性如表 5.2 所示，结果表明我们提出的 HAPTR 2 算法具有最高的准确性。

表 5.2 不同地形识别算法的精确度

| 地形识别方法 | 平均精确度 |
|---------|-------|
| KNN | 85.7% |
| NB | 78.8% |
| SVM | 87.5% |
| RFs | 86.2% |
| HAPTR | 89.3% |
| HAPTR 2 | 90.9% |

HAPTR 2 分类算法的混淆矩阵（即展示详细分类性能的错误矩阵）显示在图5.9中。作为对照，未添加模态注意力层（MAL）的标准 HAPTR 算法的混淆矩阵显示于图5.10中。

如图所示，HAPTR 2 方法在大多数地形的识别准确性上表现出色，其中五种地形的识别准确率接近 95%，另外两种地形的准确率接近 90%。估计效果最差的地形为人工草皮（AG），但准确率也达到了 80.8%。效果不佳的原因可能是人工草皮和橡胶皮具有相似的接触力分布，导致了相似的触觉信号。此外，这两种地形的数据点之间的变异性较大，增加了分类的难度。这导致约 9.6% 的实验将人工草皮误分类为橡胶。分析还发现，地毯（CP）和 PVC 塑料板（PL）两种地形的误分类率较高。对于地毯而言，误分类的主要原因是足部与地毯下地面撞击产生的声音比足部撞击地毯本身的声音大，使得声学信号误差较大。而 PVC 塑料板很容易被误认为是植物种子（PP），因为撞击这两种材料所产生的声学和触觉信号相似。其余三种地形由于特征更为明显，其识别准确率达到了约 95%。

| | | 被测地形 | | | | | | | |
|----------|----|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| | | AG | RB | CP | PL | CR | FM | PP | GR |
| 地形 实测 | AG | 80.8% | 9.6% | 2.4% | 0.0% | 2.4% | 0.0% | 0.0% | 4.8% |
| | RB | 3.5% | 90.7% | 3.5% | 0.0% | 0.8% | 1.5% | 0.4% | 0.0% |
| | CP | 4.5% | 5.2% | 89.6% | 0.6% | 0.0% | 0.0% | 0.0% | 0.0% |
| | PL | 0.0% | 0.0% | 0.0% | 89.5% | 0.0% | 0.0% | 10.5% | 0.0% |
| | CR | 0.0% | 0.4% | 0.0% | 0.0% | 95.6% | 0.0% | 1.8% | 1.8% |
| | FM | 0.0% | 1.3% | 1.3% | 2.6% | 0.0% | 94.9% | 0.0% | 0.0% |
| | PP | 0.0% | 0.0% | 0.0% | 3.8% | 5.0% | 0.0% | 91.2% | 0.0% |
| | GR | 3.3% | 0.0% | 0.0% | 0.0% | 1.9% | 0.0% | 0.0% | 94.8% |

图 5.9 HAPTR 2 分类算法的混淆矩阵

| | | 被测地形 | | | | | | | |
|------|----|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| | | AG | RB | CP | PL | CR | FM | PP | GR |
| 真实地形 | AG | 81.9% | 13.3% | 2.4% | 0.0% | 0.0% | 0.0% | 0.0% | 2.4% |
| | RB | 3.4% | 90.8% | 4.2% | 0.0% | 0.4% | 0.8% | 0.0% | 0.4% |
| | CP | 1.3% | 2.6% | 96.1% | 0.0% | 0.0% | 0.0% | 0.0% | 0.0% |
| | PL | 1.8% | 1.7% | 3.5% | 75.4% | 0.0% | 5.3% | 12.3% | 0.0% |
| | CR | 2.2% | 0.4% | 0.4% | 0.0% | 91.2% | 0.0% | 2.2% | 3.6% |
| | FM | 0.0% | 2.6% | 0.0% | 5.1% | 0.0% | 92.3% | 0.0% | 0.0% |
| | PP | 0.0% | 0.0% | 1.2% | 3.7% | 3.8% | 1.3% | 90.0% | 0.0% |
| | GR | 1.4% | 0.0% | 0.0% | 0.0% | 1.4% | 0.0% | 0.0% | 97.3% |

图 5.10 经典 HAPTR 分类算法的混淆矩阵

与经典的 HAPTR 方法相比，HAPTR 2 方法在平均识别准确率上实现了提升，增加了 1.6%。尽管如此，HAPTR 2 在识别某些特定地形时显示出了轻微的准确率下降：例如，对人工草皮（AG）的识别准确率降低了 1.1%，对橡胶（RB）的识别准确率降低了 0.1%，对碎石（GR）的识别准确率降低了 2.5%。特别是对地毯（CP）的识别，准确率下降了 6.5%，尽管这是一个较为明显的下降，下降后的准确率依然接近 90%。在其他地形的识别上，准确率有所提高，其中最大的增幅出现在对 PVC 塑料板（PL）的识别准确率，提升了 14.1%。从数据来看，虽然还有 10.5% 的样本被误识别为植物种子（PP），但没有出现其他类型的误识别。总的来说，识别准确率整体上得到了提升，且最低识别准确率从 75.4% 提高到了 80.8%。

另一个值得注意的现象是，对于特定的地形，错误识别的类型（即将 A 地形错误地识别为 B 地形）基本是一致的，比如人工草皮最常被误认为是橡胶。这一现象的出现是因为 MAL 层虽能够增强特征信号，但无法根本消除地形特征之间的相似性。此外，HAPTR 2 方法在错误识别类型的总数上有所减少，从经典 HAPTR 算法的 28 种减少到了 23 种，显示了 HAPTR 2 在提高分类的鲁棒性方面取得了进步。

与其他已发表成果相比，本文提出的地形识别算法依然具有优秀的性能。虽然 Kollenbach 等人实现了 98% 的整体识别准确率，但其测试地形仅为虚拟火星土壤，其物理性质可能与真实地形存在较大差异。Giguere 等人和 Degrave 等人的研究识别精度与本文的方法类似，约为 90%，但他们使用了力/扭矩传感器或

者电流传感器，这些复杂的传感器增加了足部设计的难度与成本。Guo 等人的地形识别算法虽然取得了 96% 的识别精度，但其实验采用离线测试进行，而非更加严格的在线测试。相比之下，本文提出的地形识别算法侧重于集成多种传感信息，包括听觉和触觉信号，并实现了较高的识别精度。

此外，值得一提的是，与计算机视觉或自然语言处理领域不同，目前没有开源数据集可以用来对地形分类算法进行基准测试，因此我们并不以不同方法之间的性能比较为目标。相反，我们仅使用上述数据展示所提出的算法在地形分类方面的高准确性和鲁棒性。

5.5.2 传感器识别精度

在先前的章节中，讨论了地形识别精度，并采用了所有五枚传感器的数据。为了深入探究不同传感器配置对于识别精度的具体影响，后续执行了与前一节相同的测试，但采用了不同的传感器组合，相关的地形识别平均精度结果展示于表5.3中。

结果显示，在仅使用单个传感器进行识别时，加速度传感器和触觉传感器表现出了最高的识别精度，其中仅使用加速度传感器的识别精度就已经达到了 85.17%。而其他三种传感器在单独使用时的识别精度相对较低，尤其是电容传感器的识别精度最低，仅为 35.08%。针对这三种表现较差的传感器，我们进行了组合测试。发现当这三种传感器联合使用时，识别精度提高至 76.67%。此外，任意两种传感器的组合使用相较于单独使用时，识别精度也有显著的提升。

综上所述，加速度传感器和触觉传感器在提升地形识别精度方面起到了最关键的作用。后续研究将包括对单一传感器的作用的进一步探索，以便进一步提升整体识别精度。

5.6 足部运行实验

在第 2 章中提及的新足部设计方案的质量显著高于原始 Cassie 足部。这一变化将机器人的足部质量从原来的 250g 增加到了至少 740g。比较不同的足部设计方案时，第 2.3 节提出的足部设计的质量达到了 1.05 千克，2.4 节介绍的设计则更重，达到了 1.15 千克。这样的质量增加在机器人穿行于复杂地形时尤为关键。

表 5.3 不同传感器搭配以及相应平均精确度

| 传感器类型 | 识别精度 |
|--------------|--------|
| 全部传感器 | 90.90% |
| 温度传感器 | 40.45% |
| 加速度传感器 | 85.17% |
| 听觉传感器 | 52.09% |
| 电容传感器 | 35.08% |
| 触觉传感器 | 81.8% |
| 温度 + 听觉 + 电容 | 76.67% |
| 温度 + 电容 | 62.19% |
| 温度 + 听觉 | 74.08% |
| 听觉 + 电容 | 59.71% |

键，可能会显著影响其动态稳定性，并增加发生摔倒等意外的风险。为了深入探讨这一重量增加对机器人运动性能的具体影响，本节将通过详细的仿真分析与实地实验来评估。仿真实验将利用 MATLAB 和 Simscape 工具来构建精确的物理模型，模拟不同质量的足部对机器人动态行为的影响。实验设计采取了两个极端条件以增强测试的全面性和实用性：

1. 重足部测试：选用伺服电机驱动的平板足部，该方案的足部质量为 1.05 千克，较原设计增重显著。通过此实验，可以观察到重足部对机器人整体平衡、动力输出以及能量消耗的影响。
2. 不对称安装测试：为了进一步测试质量差异对机器人行为的影响，实验中仅在机器人的左脚安装 1.05 千克的新型足部，而右脚保持原始足部设计。这种不对称的质量配置有助于分析机器人在质量不平衡状态下的导航能力和稳定性，以及可能出现的补偿机制。

通过这些实验设置，可以详细评估增重足部在不同地形和行走条件下的表现，从而为未来的设计迭代提供数据支持和理论依据。

5.6.1 仿真实验

仿真实验是在 MATLAB 环境中，借助其 Simscape 库进行的。Simscape 提供了对 Cassie 机器人的精确物理建模，特别是能够模拟关节间复杂的动态耦合现象，包括在不同重力作用下的相互影响。这一工具极大地提升了分析 Cassie 在

多种不同环境和条件下运动性能的能力。在这次仿真中，我们使用了一种基于 Agility Robotics 原始模拟器的改进版本的 FP 控制器。这个改进版本加入了符合实际弹性的弹簧模型，使得控制器能够采用更加复杂的参考轨迹跟踪方法，包括迭代逆向运动学、弹簧补偿，以及基于无源动力学的控制技术等，能够优化 Cassie 的运动表现。

Cassie 机器人左腿的部分建模情况如图5.11所展示。为了专注于关键的实验变量，图中只展示了左腿建模的一部分。在模型中的红框位置表示了一个可以修改的物理模型配置块，通过在此处更改足部质量，可以模拟机器人采用不同质量的足部时的行为。整个系统的 Simulink 框图如图5.12所示，该框图显示了完整的控制和反馈系统结构。在实验设置中，外部干扰被设为常数 0，以排除不必要的变量干扰。由于 Cassie 机器人主要通过遥控器进行操控，因此实验中还包含了一个遥控器模拟器。这个模拟器的作用是将 Cassie 输出的信号转换为遥控器的模拟信号，进而传递给 Cassie 控制器。这种设置帮助我们模拟了现实操作环境。

通过对不同质量足部的模拟，我们能够观察到新型足部在运动中的表现，并通过一系列的仿真验证，最终确认 Cassie 的运动表现完全符合设计预期。在 Simscape 中生成的 Cassie 的模拟运动图像如图5.13所展示。

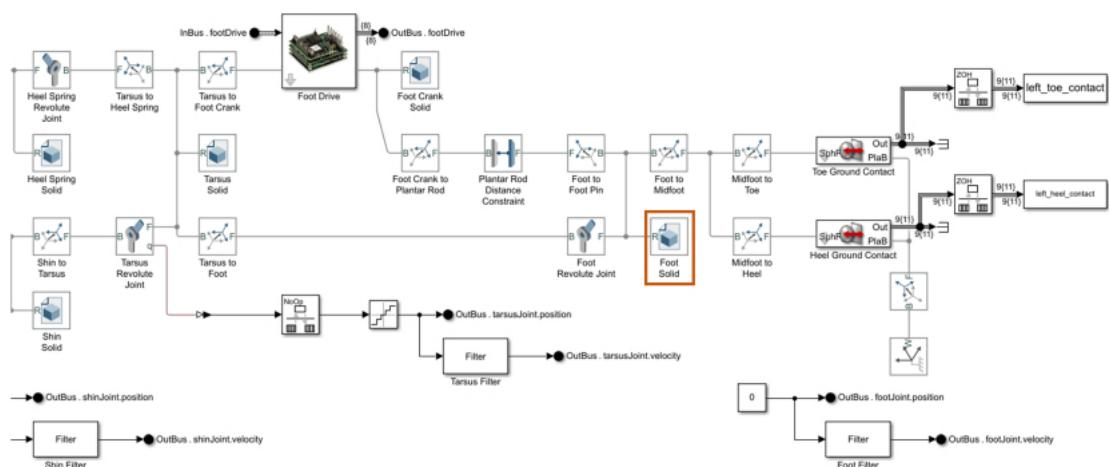


图 5.11 Cassie 机器人左腿物理模型（局部），在红圈位置更改足部质量以模拟不同质量的足部

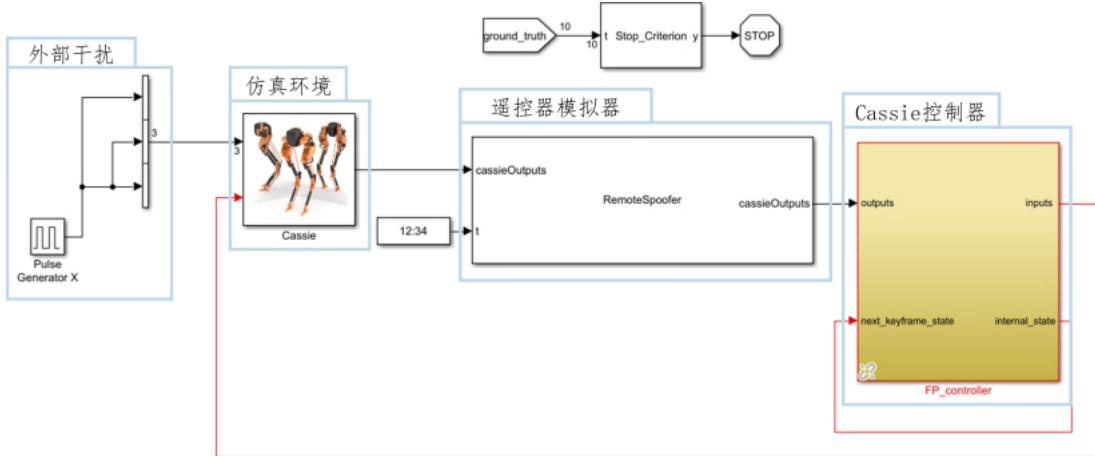


图 5.12 Cassie 机器人仿真模块框图

5.6.2 机器人行走实验

在仿真验证通过之后，将新设计的足部安装在 Cassie 机器人上，并进行了现场实验，实验的图片如图5.14所示。机器人左脚安装了新型足部，而右脚仍使用原始足部，由与存在大量线缆，左脚实际质量其实高于 1.05kg。经过观察分析，即便是仅一只脚使用了较重的足部，机器人依旧能够正常行走。因此，可以初步断定，最终的足部设计允许机器人进行正常运行。

5.7 针刺物理特性实验

经过初步研究，我们发现针刺是提高足部摩擦系数的关键因素，因而本节将深入探讨针刺的物理性质。实验中，第 2.5 节所介绍的足部通过第 5.2 节介绍的传感器与机械臂相连接，实验设备连接和实验坐标系的布置如图5.15所示。相关资料显示，Cassie 机器人以及许多人形机器人的足部运动不仅仅是简单的平面滑动，而是更加复杂的弧形运动。因此，机械臂的运动轨迹被设置为沿 X 方向的弧形路径。

被测足部首先在不安装任何针刺的情况下进行了测试。测试结果如图5.16所示，在运动初期， F_z 出现了一个小的峰值，这主要是附骨段的前端与地面发生作用的结果，之后力的大小逐渐稳定。牵引力 F_x 表现出类似的变化趋势。由于运动沿 X 方向进行，因此横向力 F_y 基本维持在 0 附近。在扭矩的测量中，扭矩 T_y 的稳定值约为 1.55 Nm，这一数据也反映了足部结构在动态运动中对抗滑动

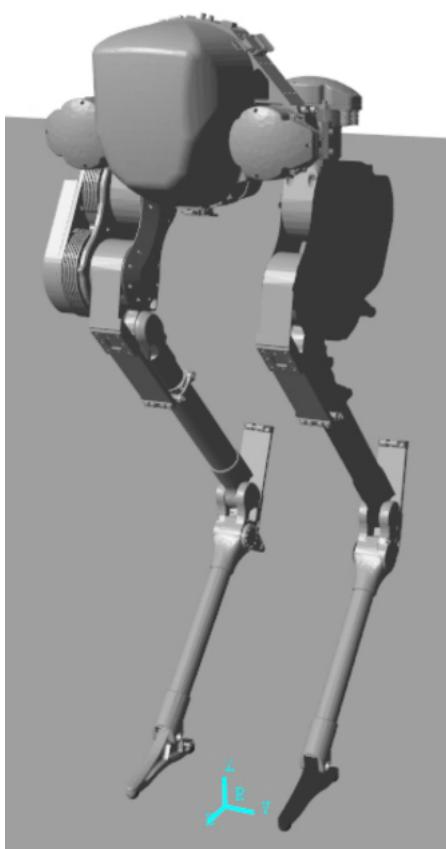


图 5.13 Cassie 机器人模拟图像

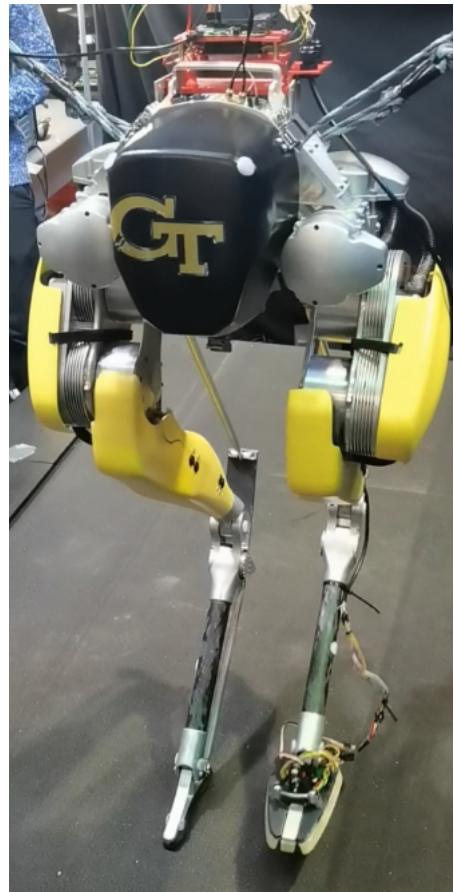


图 5.14 安装新型足部的 Cassie

的能力。

随后，对安装了全部十枚针刺的足部进行了测试。测试结果如图5.17所示。可以看出曲线整体与上一实验区别不大。在扭矩方面，扭矩最大值达到 1.94Nm 。值得注意的是，扭矩增长比例不同于牵引力的增长比例，这主要由于足部结构的复杂性使得受力位置不断变化。对这一现象的进一步研究将在日后开展，此处不过多赘述。为了便于体现牵引力提升的幅度，将 F_z 为稳定状态时 $\frac{F_x}{F_z}$ 的比率定义为牵引率。通过计算可得，未安装针刺的足部牵引率为 0.509，而安装针刺后牵引率提高到了 0.760。

在进一步的测试中，将单一附骨段（安装针刺）连接到机械臂上进行实验，观察得到的测试曲线如图5.18所示。在 35s 和 39s 处分别观察到两个尖峰，这可能是因为第一枚和第二枚针刺成功插入土壤，短时间内显著增加了牵引力。总体而言，平均牵引力得到了显著提升，特别是在 36-39s 和 42-45s 期间， F_x 的值甚至超过了 F_z ，有效证明了针刺在提升牵引力方面的积极作用。

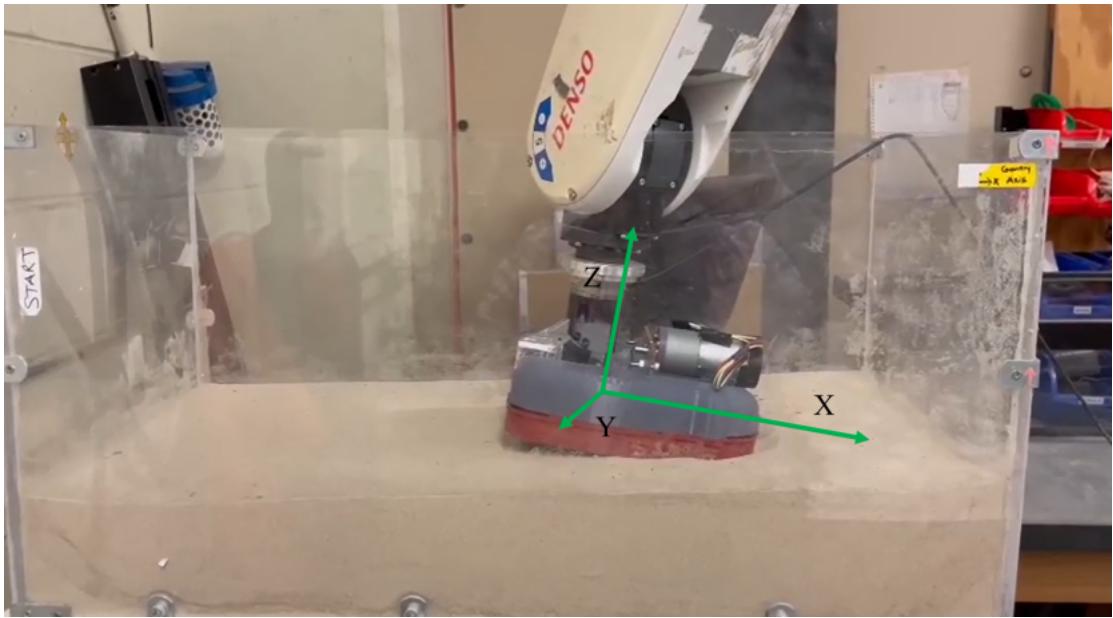


图 5.15 实验设置与参考坐标系

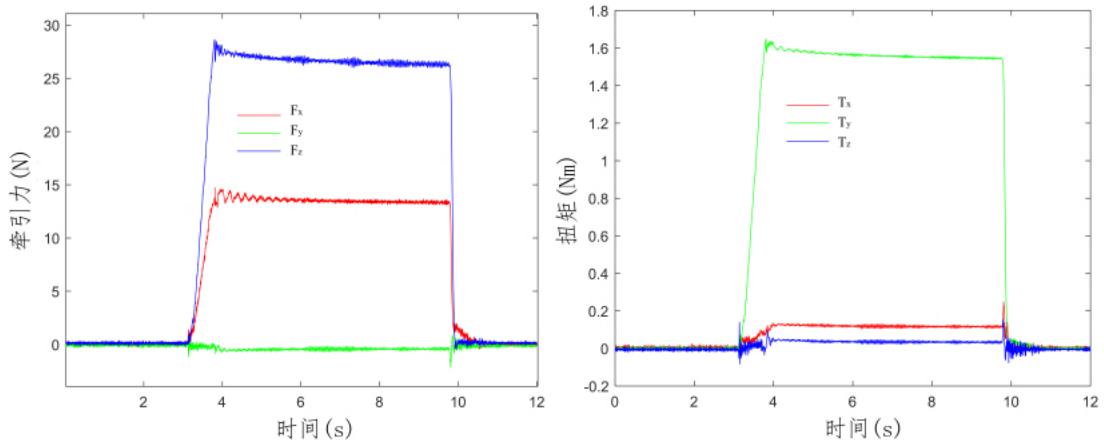


图 5.16 未安装钉刺的足部的牵引力曲线（左）与扭矩曲线（右）

5.8 地面接触测试

接下来，对第 2 章中提出的三种自适应足部在多种表面上的牵引性能和下沉深度进行了比较，这两个参数有效地反映了足部抵抗滑动和下陷的能力。在本实验中，原始的 Cassie 足部被用作对照组。在牵引系数测试中，四种足部分别安装在 Instron 测试机上。牵引系数通过逐步施加并测量水平力与静态垂直力的关系计算得出，直至发生滑移。水平力由测试人员手动施加，并通过手持式测力计进行测量。为了更容易观察摩擦力，测试机施加 5kg 的垂直力。测试在以下几种更富有代表性的地形上进行：人工草皮，类似足球场的地面；地毯，一种较薄

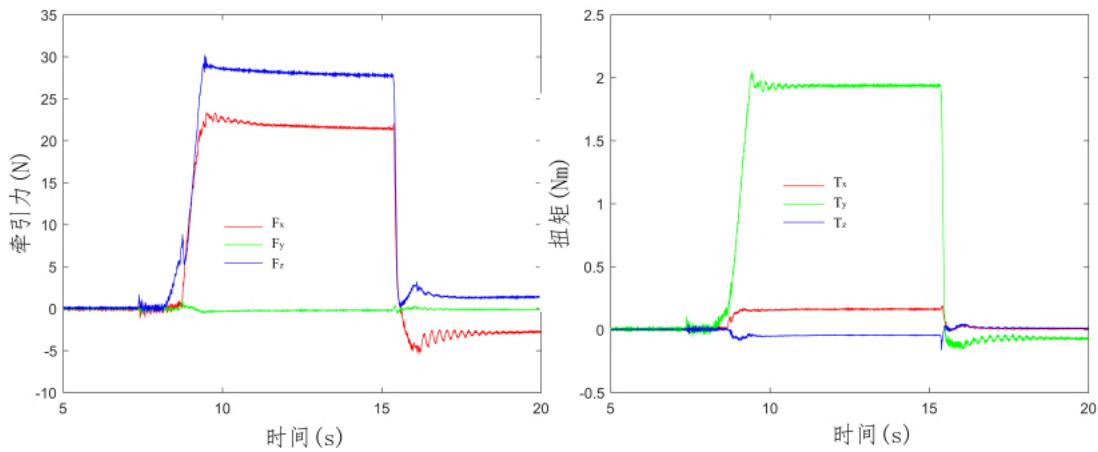


图 5.17 安装全部钉刺的足部的牵引力曲线（左）与扭矩曲线（右）

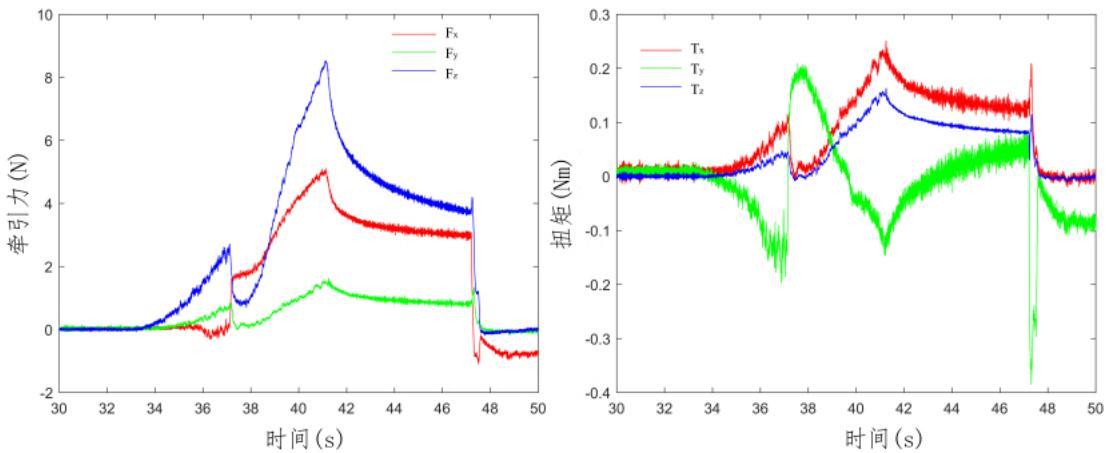


图 5.18 安装钉刺的单一附骨段的牵引力曲线（左）与扭矩曲线（右）

的羊毛地毯；碎石，由细到中等粒径的砾石混合而成的土壤；木屑，类似雨林地面的材料，由切碎的软木制成；植物种子，粒径小于 1mm 的松散颗粒，用以模拟沙地。所有表面都是松散堆放的，并在每次测试前仔细调平，以确保初始条件的一致性。下陷深度的测量则通过 Instron 测试机在土壤上方 30cm 高处施加 5kg 重的力来测量穿透距离而确定。由于人工草皮和地毯较薄，不易发生形变，且机器人实际运行于这两类地形时也不易发生下陷，因此不对这两类地形进行下陷深度测试。每组测试共进行 7 次实验，在去除最大最小值后对剩余 5 组数据进行分析。

伺服电机驱动的平板足部（设计方案一）的牵引系数和下沉深度分别在图 5.19 和图 5.20 中展示。结果显示，该设计方案的牵引系数在所有地形中均普遍优于原始足部，特别是在人工草皮和植物种子地形上的表现最为突出。这主要

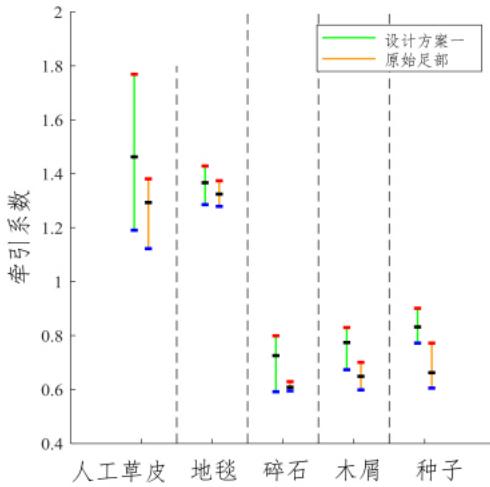


图 5.19 设计方案一的牵引系数普遍大于原始足部

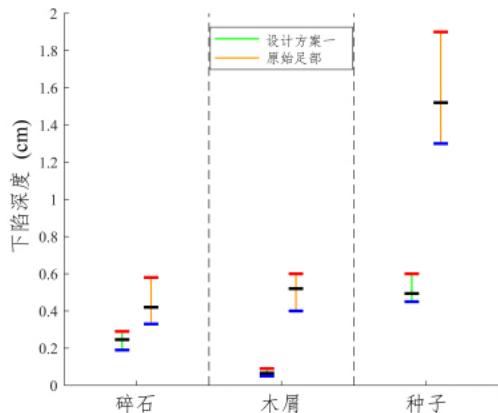


图 5.20 设计方案一的平板足部的下陷深度普遍小于原始足部

由于设计方案一显著增加了足部与地面的接触面积。然而，在地毯上，两者的表现差异不大，可能是因为地毯表面较为光滑，仅增大接触面积并不能显著提升摩擦力。在下沉深度方面，新足部在三种地形中的下沉深度都有显著减少，这同样得益于接触面积的增大。特别是在植物种子上，下沉深度的减小幅度最大，这是因为植物种子的松软特性使得原始细长足部容易下沉，更大的接触面积能明显改变这一情况。此外，测试数据显示新足部的标准差相比原始足部有明显减小，这意味着新设计提供了更稳定、可靠的性能。

由于 2.4 节（设计方案二）和 2.5 节（设计方案三）提出的设计方案在钉刺和附骨段的设计上具有高度相似性，接下来将专注于对更完善的设计方案三进行测试。设计方案三的牵引系数和下沉深度的测试结果分别展示在图 5.21 和图 5.22 中。由于钉刺和更大的附骨段的加入，设计方案三的牵引系数显著高于原始足部，特别是在碎石地面上，钉刺的插入为足部提供了额外的摩擦力。然而，在地毯上，钉刺无法穿透地毯，只能在其表面滑动，导致额外的摩擦力有限。尽管如此，考虑到机器人在地毯上本就不易滑动，这样的表现仍在可接受范围内。从测试结果可见，设计方案三的牵引系数标准差高于原始足部，这主要由于钉刺插入地面时的不一致性。例如，有时钉刺能完全插入碎石的缝隙中，而有时则因石块阻挡部分钉刺无法完全插入，导致牵引系数出现较大波动。

在下沉深度方面，设计方案三相比原始足部有更好的表现，这主要是因为设计方案三的接触面积较大，增强了其承载能力。

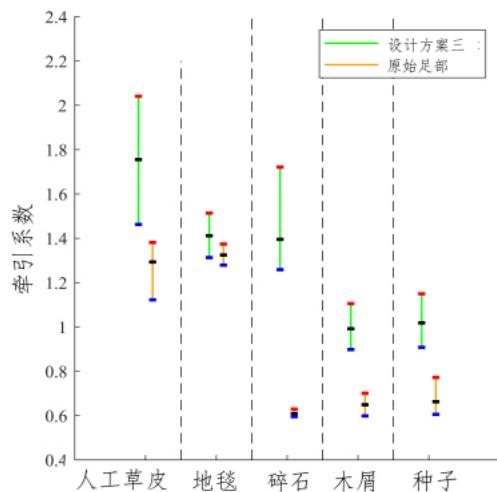


图 5.21 设计方案三的牵引系数普遍大于原始足部

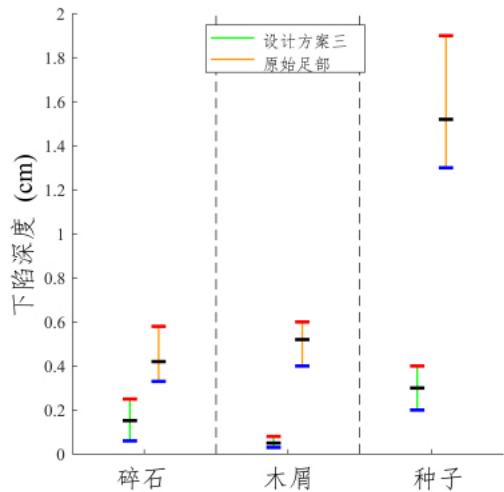


图 5.22 设计方案三的下陷深度普遍小于原始足部

为了进一步突显设计方案三的优势，我们对设计方案三与设计方案一进行了详细对比，测试结果分别展示在图5.23和图5.24中。结果显示，设计方案三在牵引系数方面表现优异，在碎石、木屑和植物种子这三种颗粒状地形上表现尤为突出。这些地形允许钉刺轻易地插入颗粒间的缝隙，从而提供额外的摩擦力。

在碎石地形上，设计方案三的最小摩擦系数甚至远高于设计方案一的最大摩擦系数。碎石地形的提升最为显著，其主要原因是碎石的硬度较高且颗粒间的摩擦力大，使得钉刺插入时可以获得更大的阻力。相比之下，木屑较软，植物种子较为稀松，即便针刺插入，也无法提供相同程度的摩擦增益。在人工草皮上，设计方案三同样展现了优越性。虽然钉刺无法穿透草皮，但实验中发现钉刺与草叶缠绕，产生了意外的阻力。地毯表面的结果相对接近，但设计方案三仍然展现出轻微的优势。

关于下沉深度，设计方案三在碎石和木屑地形上的表现与设计方案一类似，但在植物种子上的下沉深度显著减少。这一改进一方面归因于更大的接触面积，另一方面由于钉刺的设置改变了土壤的结构和物理特性，这一现象将在未来的研究中进一步探索。

总之，设计方案三在牵引系数和下沉深度方面相较于设计方案一以及原始 Cassie 足部显示出显著的性能提升。

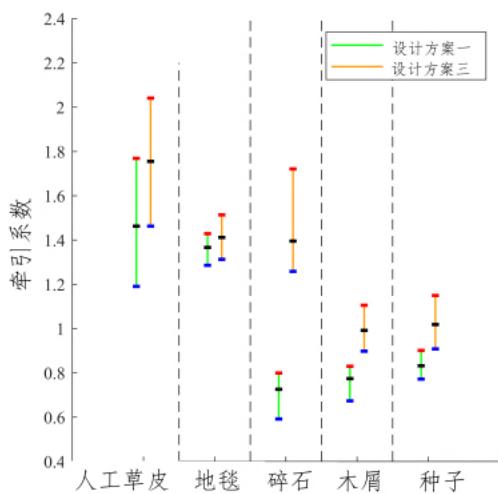


图 5.23 设计方案三的牵引系数优于设计方案一

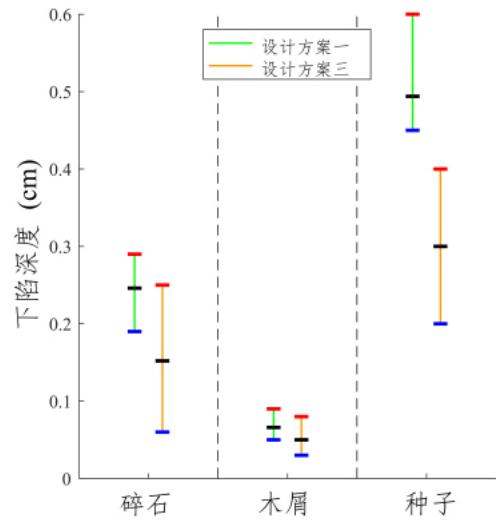


图 5.24 设计方案三的下陷深度普遍小于原始足部

5.9 本章小结

- 介绍了足部的加工工艺，介绍了所需要的设备。详细阐述了实验设计与规划，并介绍了 Instron 测试仪，测力机械臂以及被测地形。
- 对直流电机驱动的自适应足部设计进行了动力学分析，为后续研究可能涉及的电机控制打下了基础。
- 测试了所设计的触觉传感器的精度以及线性度并测试了地形识别算法的精度。证明了所提出的识别算法可以为机器人提供地形感知能力。
- 随后对新型足部设计对机器人运动的影响进行了分析，并对针刺结构对牵引力和扭矩的影响进行了分析，证明了针刺对减小滑动的重要性。最后将 2.3 节与 2.5 节提出的足部设计和原始 Cassie 足部在牵引系数和下陷深度方面进行了对比分析。验证了直流电机驱动的自适应足部在增大摩擦减小滑动方面的性能。

6 总结与展望

6.1 论文总结

本文以双足机器人全地形作业的需求为核心，旨在通过增强足部摩擦力以减少意外滑动，同时提升地形感知能力，并为此设计了一款创新型双足机器人足部。通过借鉴山羊足的结构特点，并结合仿生学的设计原则，本项目提出了三种足部设计方案。经过广泛的实验验证，新型足部设计在防止机器人足部下陷和增强阻尼方面展现出了显著效果。研究中还开发了一种新型的低成本高精度触觉传感器，并采用传感器数据融合技术开发了地形识别算法，成功实现了对多种常见地形的高精度识别。此项研究为双足机器人的动态路径规划、实时适应性调整以及更复杂任务环境的作业策略提供了坚实的理论和技术支撑。

本研究的主要创新涵盖以下几个方面：

1. 创新型双足机器人足部设计：采用了附骨段和针刺的设计理念，新型足部在多种被测地面上（硬质地面与软质地面）都展现出卓越的抓地力，相比于原始足部有了显著的提升。特别的，在种子、木屑等松软地形中，新设计拥有显著的性能提升，而这是其他设计不具备的。总体而言，此项设计为机器人的全地形稳定运动提供了技术支持。

2. 足部传感器化与地形识别算法：新型足部融合了五款高性能传感器，其中包括自主设计制作的触觉传感器。通过整合多种传感器数据，我们开发出了精度超过 90% 的高效地形识别算法，并对该算法与现有算法进行了深入的比较分析。本研究将地形识别算法与足部传感器进行整合，实现了双足机器人在多种地形下的高精度识别。与现有技术相比，这一整合不仅显著提高了地形识别的准确率，还为双足机器人实时地形识别和步态调整奠定了坚实的技术基础。

6.2 研究展望

尽管本文的研究取得了若干有价值的成果，但由于一些不可控因素，部分实验尚未能及时进行。鉴于此，未来的研究方向将围绕以下几个重点展开：

1. 对附骨段驱动机制的深化研究：虽然直流电机驱动的自适应足部已经搭

载了直流电机，并且初步制定了扭矩和位置控制算法，但受限于现实情况，相关试验尚未开展。后续工作将集中在这些控制算法的实验验证上，并计划发展更高级的控制策略，例如力-位混合控制，这可能包括引入新型传感器如扭矩传感器等。

2. 地形识别算法的优化：目前的 HAPTR 2 算法在在线条件下实现了大约 90% 的识别率，然而，对于实际应用而言，该精度尚有提升空间。因此，未来的研究将努力开发更高级的算法，以进一步提高识别准确性。

3. 对机器人运动物理原理的深入探究：尽管采用了针刺和附骨段设计以增强摩擦力，其背后的物理作用机制尚未完全明了。未来的研究将着手揭示这些机制背后的物理原理，为理论和实践提供更坚实的科学基础。

参考文献

- [1] Huang J K, Grizzle J W. Efficient Anytime CLF Reactive Planning System for a Bipedal Robot on Undulating Terrain[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2023, 39(3): 2093-2110.
- [2] 孙俊凯. 轮腿式星表探测机器人运动规划与控制算法研究[D]. 吉林大学, 2023.
- [3] Kim D, Berseth G, Schwartz M, et al. Torque-Based Deep Reinforcement Learning for Task-and-Robot Agnostic Learning on Bipedal Robots Using Sim-to-Real Transfer[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2023, 8(10): 6251-6258.
- [4] Bjelonic F, Lee J, Arm P, et al. Learning-Based Design and Control for Quadrupedal Robots With Parallel-Elastic Actuators[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2023, 8(3): 1611-1618.
- [5] Arachchige D D K, Perera D M, Mallikarachchi S, et al. Soft Steps: Exploring Quadrupedal Locomotion With Modular Soft Robots[J]. IEEE Access, 2023, 11: 63136-63148.
- [6] Li C, Shi Q, Gao Z, et al. Bioinspired Phase-Shift Turning Action for a Biomimetic Robot [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2020, 25(1): 84-94.
- [7] Vasquez D A, Jay D, Dina M, et al. Design of STARQ: A Multimodal Quadrupedal Robot for Running, Climbing, and Swimming[C]//2023 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). 2023: 2746-2751.
- [8] Shamsah A, Gu Z, Warnke J, et al. Integrated Task and Motion Planning for Safe Legged Navigation in Partially Observable Environments[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2023: 1-22.
- [9] Huang J K, Grizzle J W. Efficient Anytime CLF Reactive Planning System for a Bipedal Robot on Undulating Terrain[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2023, 39(3): 2093-2110.
- [10] Semini C, Barasuol V, Goldsmith J, et al. Design of the Hydraulically Actuated, Torque-Controlled Quadruped Robot HyQ2Max[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2017, 22(2): 635-646.
- [11] 李军. 重载机器人高适应性足部的设计与研究[D]. 大连理工大学, 2016.
- [12] Valsecchi G, Grandia R, Hutter M. Quadrupedal Locomotion on Uneven Terrain With Sensorized Feet[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5(2): 1548-1555.
- [13] 李文渊. 双足机器人气动变刚度足部设计及步态规划研究[D]. 哈尔滨工业大学, 2018.
- [14] Käslin R, Kolvenbach H, Paez L, et al. Towards a Passive Adaptive Planar Foot with Ground Orientation and Contact Force Sensing for Legged Robots[C]//2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). 2018: 2707-2714.
- [15] Catalano M G, Pollayil M J, Grioli G, et al. Adaptive Feet for Quadrupedal Walkers[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2022, 38(1): 302-316.
- [16] Chatterjee A, Mo A, Kiss B, et al. Multi-segmented Adaptive Feet for Versatile Legged Locomotion in Natural Terrain[C]//2023 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). 2023: 1162-1169.
- [17] Liu D, Sun M, Qian D. Structural Design and Gait Simulation of Bionic Quadruped Robot [C]//2018 International Conference on Advanced Mechatronic Systems (ICAMechS). 2018: 16-20.
- [18] Yamada M, Maie H, Maeno Y, et al. Design of point-contact type foot with springs for biped robot[C]//2010 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics. 2010: 806-811.
- [19] Karsai A, Kerimoglu D, Soto D, et al. Real-Time Remodeling of Granular Terrain for Robot Locomotion[J]. Advanced Intelligent Systems, 2022, 4(12): 2200119.
- [20] Kolvenbach H, Arm P, Hampp E, et al. Traversing Steep and Granular Martian Analog Slopes With a Dynamic Quadrupedal Robot[J]. CoRR, 2021, abs/2106-01974.
- [21] Yao C, Shi G, Ge Y, et al. Predict the Physics-Informed Terrain Properties Over Deformable Soils using Sensorized Foot for Quadruped Robots[C]//2023 International Conference on Advanced Robotics and Mechatronics (ICARM). 2023: 330-335.

- [22] Enomoto K, Chen T Y, Kawasetsu T, et al. Design of a Robotic Foot with Midtarsal Joint Locking Mechanism[C]//2022 IEEE 5th International Conference on Soft Robotics (Ro-boSoft). 2022: 1-6.
- [23] Abad S A, Sornkarn N, Nanayakkara T. The role of morphological computation of the goat hoof in slip reduction[C]//2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). 2016: 5599-5605.
- [24] Lindong M, Bo S, Peng X, et al. A Strategy to Climb Vertical Cliffs for the Quadruped Robot Imitating Goat[C]//2018 3rd International Conference on Control, Robotics and Cybernetics (CRC). 2018: 37-41.
- [25] Kolvenbach H, Bärtschi C, Wellhausen L, et al. Haptic Inspection of Planetary Soils With Legged Robots[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2019, 4(2): 1626-1632.
- [26] Garcia Bermudez F L, Julian R C, Haldane D W, et al. Performance analysis and terrain classification for a legged robot over rough terrain[C]//2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. 2012: 513-519.
- [27] Giguere P, Dudek G, Saunderson S, et al. Environment Identification for a Running Robot Using Inertial and Actuator Cues.[C]//Robotics: Science and Systems. 2006.
- [28] Wang M, Wonsick M, Long X, et al. In-situ Terrain Classification and Estimation for NASA's Humanoid Robot Valkyrie[C]//2020 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM). 2020: 765-770.
- [29] Bosworth W, Whitney J, Kim S, et al. Robot locomotion on hard and soft ground: Measuring stability and ground properties in-situ[C]//2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). 2016: 3582-3589.
- [30] Khan Y N, Masselli A, Zell A. Visual terrain classification by flying robots[C]//2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation. 2012: 498-503.
- [31] Kurobe A, Nakajima Y, Kitani K, et al. Audio-Visual Self-Supervised Terrain Type Recognition for Ground Mobile Platforms[J]. IEEE Access, 2021, 9: 29970-29979.
- [32] 肖曙, 李满天, 李荣熙, 等. 微小型双足爬壁机器人足部传感系统设计[J]. 传感器与微系统, 2007(12): 117-120.
- [33] Yu K, Han Y, Zhu M, et al. MimicTouch: Learning Human's Control Strategy with Multi-Modal Tactile Feedback[Z]. 2023. arXiv: 2310.16917 [cs.R0].
- [34] Han Y, Yu K, Batra R, et al. Learning Generalizable Vision-Tactile Robotic Grasping Strategy for Deformable Objects via Transformer[Z]. 2023. arXiv: 2112.06374 [cs.R0].
- [35] 罗伟, 游鹏辉, 陆荣信, 等. 仿人机器人足部结构与感知系统设计及 ZMP 计算[J]. 机械与电子, 2013(10): 67-70.
- [36] Zenker S, Aksoy E E, Goldschmidt D, et al. Visual terrain classification for selecting energy efficient gaits of a hexapod robot[C]//2013 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics. 2013: 577-584.
- [37] Walas K. Terrain classification and negotiation with a walking robot[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2015, 78(3): 401-423.
- [38] Mrva J, Faigl J. Feature Extraction for Terrain Classification with Crawling Robots.[C]// ITAT. 2015: 179-185.
- [39] Libby J, Stentz A J. Using sound to classify vehicle-terrain interactions in outdoor environments[C]//2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation. 2012: 3559-3566.
- [40] Giguere P, Dudek G. A Simple Tactile Probe for Surface Identification by Mobile Robots[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2011, 27(3): 534-544.
- [41] Giguere P, Dudek G. Surface identification using simple contact dynamics for mobile robots [C]//2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation. 2009: 3301-3306.
- [42] Shill J J, Collins E G, Coyle E, et al. Terrain identification on a one-legged hopping robot using high-resolution pressure images[C]//2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). 2014: 4723-4728.
- [43] Wu X A, Huh T M, Mukherjee R, et al. Integrated Ground Reaction Force Sensing and Terrain

- Classification for Small Legged Robots[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2016, 1(2): 1125-1132.
- [44] Vulpi F, Milella A, Marani R, et al. Recurrent and convolutional neural networks for deep terrain classification by autonomous robots[J]. Journal of Terramechanics, 2021, 96: 119-131.
- [45] Venâncio M M, Gonçalves R S, Bianchi R A d C. Terrain Identification for Humanoid Robots Applying Convolutional Neural Networks[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2021, 26(3): 1433-1444.
- [46] Parise J J, Howell L L, Magleby S P. Ortho-planar linear-motion springs[J]. Mechanism and Machine Theory, 2001, 36(11): 1281-1299.