



汕頭大學

SHANTOU UNIVERSITY

硕士研究生学位论文

题目：**基于约束多目标进化算法
的机器人设计自动化**

姓名：游煜根

学号：11609025

院系：工学院

专业：信息与通信工程

研究方向：人工智能与机器人技术

导师姓名：范衡

二〇一九年五月

汕头大学学位论文原创性声明和学位论文使用授权声明

学位论文原创性声明

本论文是我个人在导师指导下进行的工作研究及取得的研究成果。论文中除了特别加以标注和致谢的地方外，不包含其他人或其它机构已经发表或撰写过的研究成果。对本文的研究做出贡献的个人和集体，均已在论文中以明确方式标明。本人完全意识到本声明的法律责任由本人承担。

作者签名：游煜根

日期：2019年5月13日

学位论文使用授权声明

本人授权汕头大学保存本学位论文的电子和纸质文档，允许论文被查阅和借阅；学校可将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或其它复制手段保存和汇编论文；学校可以向国家有关部门或机构送交论文并授权其保存、借阅或上网公布本学位论文的全部或部分内容。对于保密的论文，按照保密的有关规定和程序处理。

作者签名：游煜根

日期：2019年5月13日

导师签名：龙世

日期：2019年5月13日

版权声明

任何收存和保管本论文各种版本的单位和个人，未经本论文作者同意，不得将本论文转借他人，亦不得随意复制、抄录、拍照或以任何方式传播。否则，引起有碍作者著作权之问题，将可能承担法律责任。

摘要

机器人是一种由多个子系统紧密耦合而成的复杂机电一体化系统。机器人设计过程中, 设计工程师往往需要花费冗长的时间来处理不同系统的复杂关系, 经过大量重复和循环的设计工作, 才能得到一套可行的、成熟的机器人设计方案。而机器人的设计自动化是一项对机器人进行系统建模和反复迭代优化的技术, 可以辅助设计师解决机器人的设计优化问题, 具有巨大的发展前景。

本文以一款示教机械臂的设计优化问题作为例子, 介绍了一种机器人设计自动化的实现流程, 包括: 机器人多角度建模、基于 PPS 的约束多目标优化问题求解-设计知识提取。在机器人建模阶段, 建立了多种模型, 包括几何模型, 运动学与动力学的方程式模型, 以及基于 Matlab 建立的仿真动力学模型, 以满足对机器人性能的评价需要。在设计优化阶段, 提出了一种新的基于 PPS (推-拉搜索) 框架的约束多目标进化算法对问题进行求解, 同时, 对 PPS 框架在示教机械臂设计优化问题中的性能表现进行了详细的分析验证, 证明了使用 PPS 框架能显著提高约束多目标优化进化算法的性能。在设计知识提取阶段, 文章对进化算法获得的非支配解集进行了知识提取。一种基于基因编程的知识自动提取的算法, 被用于对本问题进行知识自动提取。

基于示教机械臂的设计例子, 验证了所提出的设计自动化流程框架能高效解决实际机器人设计的约束多目标优化问题, 同时具有从非支配数据集中提取新的设计知识的能力。因此, 这个框架可以辅助机器人设计师进行机器人的设计优化。

关键词: 设计自动化, 示教机械臂, 约束多目标优化, 知识自动提取

Design Automation of Robots based on Constrained Multi-Objective Evolutionary Algorithms

Yugen You (Information and Communication Engineering)

Supervisor: Zhun Fan

ABSTRACT

Robots are a kind of complex and tightly integrated mechatronic systems with multiple subsystems. It usually takes a long time for engineers to handle interactions between different subsystems to find a feasible and mature design, which involves a number of repetitive and routing tasks. The application of design automation on robots is a promising field, which involves systematic and iterative modeling and optimization efforts.

In the paper, we take a design optimization problem of a kind of teaching manipulator as an example to introduce a complete process of robot design automation which including modeling, design optimization and automated innovization for design knowledge. In the modeling stage, the paper develops the geometric model, the kinematic and dynamic model, as well as the simulation model of the proposed teaching manipulator in Matlab. In the design optimization stage, a PPS-based algorithm is proposed and the performance of PPS framework on the teaching manipulator design optimization problem is verified. In the experiment, the PPS-based methods outperform their counterparts without adopting the PPS framework, which demonstrates the superiority of the PPS framework for solving real-world optimization problems. In the innovization process, to extract the knowledge from non-dominated dataset, a genetic programming based automated innovization framework is utilized to extract design knowledge among objectives and decision variables, which can be reused by designers in the future design process.

Based on the example of the teaching manipulator design, the proposed robot automation process can well solve the real-world constrained multi-objective optimization problems and has the ability to extract design knowledge from the non-dominated dataset, which can help the designer on the robot design optimization.

KEY WORDS: Design automation, Teaching manipulator, Constrained multi-objective optimization, Automated innovization

目录

摘要.....	I
ABSTRACT.....	II
目录.....	III
缩写字母对照表.....	V
第一章 绪论.....	1
1.1 机器人设计自动化的重要性及意义.....	1
1.1.1 机器人设计.....	1
1.1.2 设计自动化 (DA) 与基于知识工程 (KBE)	4
1.2 机器人设计自动化的困难与挑战.....	5
第二章 基本方法研究.....	9
2.1 约束多目标优化.....	9
2.1.1 多目标进化算法.....	9
2.1.2 非支配关系.....	10
2.1.3 约束处理机制.....	11
2.2 知识提取.....	13
2.2.1 基于统计学的知识提取方法.....	14
2.2.2 基于可视化的知识提取方法.....	14
2.2.3 基于机器学习的知识提取方法.....	14
第三章 基于约束多目标进化算法的机器人设计自动化.....	16
3.1 机器人设计自动化实现流程.....	16
第四章 示教机械臂的建模.....	18
4.1 示教机械臂.....	18
4.2 几何学模型.....	19
4.3 方程式模型.....	21
4.2.1 运动学分析.....	21
4.2.2 动力学分析.....	22
4.2.3 平衡器作用力模型.....	23
4.2.4 摩擦片的作用模型与平衡条件.....	24
4.2.5 基于 Matlab 的动力学仿真模型.....	25

第五章 示教机械臂的设计优化.....	27
5.1 优化问题描述.....	27
5.1.1 决策变量.....	27
5.1.2 优化目标.....	28
5.1.3 约束.....	28
5.1.4 测试轨迹.....	29
5.2 基于 PPS 框架的设计优化.....	31
5.2.1 PPS 框架.....	31
5.2.2 PPS-MOEA/D.....	32
5.2.3 PPS-M2M.....	32
5.2.4 其他算法.....	36
5.3 实验分析.....	36
5.3.1 实验参数设置.....	36
5.3.2 性能评价指标.....	37
5.3.3 实验结果分析.....	37
第六章 非支配集合的知识提取.....	41
6.1 优化数据集的数据挖掘.....	41
6.1.1 基于统计学的知识提取的方法.....	42
6.1.2 基于可视化的知识提取方法.....	43
6.1.3 基于基因编程的知识自动提取方法.....	44
第七章 结论及展望.....	48
7.1 结论.....	48
参考文献.....	49
致谢.....	53
攻读硕士学位期间的主要工作成果.....	55

缩写字母对照表

中文名	英文缩写	英文全称
设计自动化	DA	Design automation
基于知识工程	KBE	Knowledge-based engineering
面向对象编程	OOP	Object-oriented programming
人工智能	AI	Artificial intelligence
计算机辅助设计技术	CAD	Computer aid design
结合键合图的基因编程	BGGP	Bond Graph & Genetic programming
机电系统设计因子	MDQ	Mechatronic Design Quotient
计算机辅助工程	CAE	Computer aid Engineering
基于非均匀有理 B 样条	NURBS	Non-Uniform Rational B-Splines
有限元分析	FEA	Infinite element analysis
标准几何学分析	IGA	Isogeometric analysis
键合图	BG	Bond graph
约束多目标优化问题	CMOP	Constrained multi-objective optimization problem
Pareto 前沿	PF	Pareto front
约束支配原则法	CDP	Constrained dominance principle
ϵ 约束处理法	EC	Epsilon constraint-handling method
随机排序法	SR	Stochastic ranking approach
推拉搜索算法	PPS	Push-pull search

第一章 绪论

1.1 机器人设计自动化的重要性与意义

机器人被广泛应用于众多场合：工业制造、农业生产、服务行业，甚至国防科技等领域。对机器人的研究是国家重要的战略需求。在中国的制造能力不断提升的情况下，提升我国机器人系统的设计水平，关键在于提出一套系统化的持续优化机器人系统的设计自动化方法。

随着深度学习、进化计算、机器学习、智能控制和机器人技术等交叉智能技术的不断发展，针对机器人系统进行设计自动化的研究成为提升我国机器人核心竞争力的重要出路。本文将人工智能技术引入机器人领域，借助智能化的方法对机器人系统进行设计，具有重要的研究意义。

1.1.1 机器人设计

机器人是一种典型的结构复杂、紧凑的机电系统。机器人系统一般由多个不同子系统构成，子系统间往往存在着复杂的耦合关系。传统的设计流程如图 1.1 所示。工程师根据经验，通过反复尝试不同的设计方案，获得低保真度的初步设计，然后再对方案的几何，动力学性能，结构刚度等性能进行反复校核，最终确定出合适的参数。这种方法的核心是让工程师根据经验与专业知识，通过反复的“尝试-修改”中，逐渐形成设计方案。这种方法人力消耗大，试错过程耗时长，而且难以保证获得最优的设计方案。

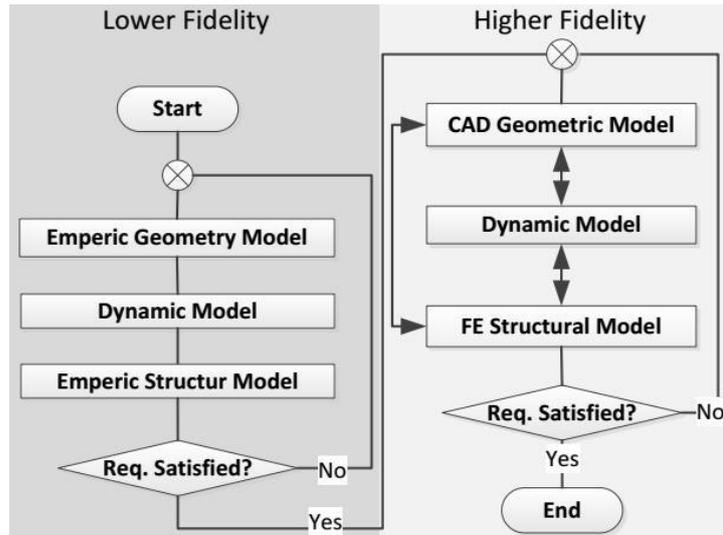


图 1.1 传统设计流程^[1]

作为典型的机电系统，要获得最优化的机器人设计，设计者需要把整个机器人看作是一个整体来进行优化，而不能把各个子系统割裂开来独立地进行考虑^[2]。再进一步的，如果要设计面向市场的机器人产品，设计者还要不得不在产品的外观、适应量产加工以及产品性能上寻求平衡点。设计师需要协调好不同层面、不同子系统的相互关系，找到折中的平衡点。因此，好的设计难以一蹴而就，而是在不断更新迭代中日臻成熟^[3]。

然而，上述典型的产品设计流程与在商业竞争下对设计的要求是相冲突的。为了得到兼顾各方面考虑、性能优异的产品，设计者必须大量探索不同的设计方案，对这些方案的性能进行详尽的评估；但在激烈的商业竞争下，商品研发的时间有限。设计者可能不得不在设计的早期，还未充分了解方案的负面效应的前提下，就要对产品的各方面的设计方案进行决策。这种早期考虑不周全的决策甚至可能决定了产品 80%的成本^[4]。而且更坏的情况是，如果在设计后期才发现设计方案存在重大缺陷，无法满足后续发展的需要，就必须重新开始新方案的设计。期间所导致的时间和经济上的损失更是无法估量的。

因此，借助人工智能技术辅助或者替代设计人员，并行地兼顾多方面的考虑，可以加速机器人设计进程，提高机器人设计的质量，缩短机器人产品从概念到成熟的周期。

具体来说，机器人的设计问题存在以下的特点：

- I. 机器人作为一种复杂的机电系统，其功能的评价一般不是依据单一的性能指标，而是依据多个性能指标综合评价得出的。在优化前，这些指标往往还难以具体给定权重参数。因此对于机器人的综合性能评价往往是多目标的。如：在 Jamwal et al 进行并联机器人设计优化中，就考虑了 6 个不同方面的性能指标^[5]；而 Gao et al 在混联机器人的设计优化中，提出了 4 个指标^[6]。根据机器人的需求情况不同，优化的对象也不尽相同：Coello et al 的工作对机械臂的惯量平衡进行了优化设计^[7]；而 Valdez et al 的工作则同时对机械臂的结构与控制器同时进行了优化设计^[8]。
- II. 为评价不同的指标，机器人需要构建多个不同的模型：方程式模型，CAD 设计模型，计算机辅助工程（Computer aid Engineering, CAE）模型以及其他专用的仿真模型。根据实际设计需要，选用一个或多个模型^[9,10]。
- III. 机器人的众多子系统可能因为实际几何、物理因素限制，存在性能的局限或者功能适用的范围。如果需要保证机器人整体性能，就必须对子系统的性能进行限制，或限制功能的范围，如：在机械臂优化中引入对连杆刚度的约束，保证连杆不会发生过大的变形^[10]。在机械爪优化时，限定直线电机的行程范围，以保证夹爪的两个手指不会相互挤压，同时约束构件长度，保证连杆形成三角形结构^[11-13]。
- IV. 机器人的构成零件或子系统参数众多，而且并非全部都为连续变量，也会存在离散变量。如：因为工业标准化原因，机械臂的电机往往是多个标准化的型号，设计时设计人员无法逐一要求给定电机的各个参数，而是选择某种型号的电机^[14-17]。对于双级优化（Bi-level optimization）的机器人优化问题，其目标函数也是不可微分的^[11-13]。

综合上述分析，机器人设计问题是一个带约束的多目标优化问题，而且求解的维

度大，还可能包含离散变量或目标或约束函数不可微分。同时为了获得目标值，可能需要建立多种不同模型。

1.1.2 设计自动化（DA）与基于知识工程（KBE）

设计自动化^[1]（Design Automation, DA）是一种借助计算机技术，辅助或（部分）替代人类设计师进行设计工作的技术。它可以减少设计者在设计过程中进行重复性工作，更方便地利用设计知识辅助或（部分）替代设计者进行设计过程中的评估与决策。在这个过程中，知识起到了关键的作用。设计自动化需要通过基于知识工程（Knowledge-based Engineering, KBE）来进行实现。基于知识工程是一种融合了面向对象编程(Object-oriented programming, OOP)、人工智能(Artificial intelligence, AI)技术和计算机辅助设计技术(Computer aid design, CAD)等工程方法，能用于辅助设计人员求解定制化的设计方案或变体方案^[18]。不少学者在机器人或复杂机电系统设计自动化方面已经进行了深入的研究。

林雪平大学 Ölvander 教授小组与著名机器人公司 ABB 建立了长期的合作关系，在机器人系统自动设计优化方面开展了深入的研究^[1,18]。他们认为，设计自动化是一种高级的设计优化，是螺旋式上升的过程。在这个过程中，设计人员也作为一个有机的组成部分进入到这个循环中，和自动设计的算法构成一个有机的整体，共同设计出性能不断提升的产品。

Lipson^[19]在 2000 年就用进化计算的方法在计算机上自动设计出了一个可以移动的机器人系统，并用 3D 打印机进行了物理实现，从而产生了号称是世界上第一个用计算机自动设计并制造的机器人系统。在这项工作的基础上，Lipson 教授提出了一个更加一般化的问题：如何像搭乐高积木块一样，自动产生能够满足预先设定功能要求的机电系统设计？

美国 BEACON 国家科技中心主任 Goodman 教授所领导的小组也开始在机电系统设计自动化领域进行了开创性的研究：Fan 等使用了一种结合基因编程和功率键合图（Bond Graph & Genetic Programming, BGGP）的方法，对一类机电系统成功地进行了

自动设计^[20, 21]。其后，机电一体化领域的国际著名权威 Silva 教授的团队于 2007 年应用前述工作，并把其方法从线性系统领域扩展到了非线性系统领域。而且他们还提出了一个重要的机电系统设计因子（Mechatronic Design Quotient, MDQ）的概念^[22]。该概念可以将工程设计中经常遇到的多个设计目标集成到一个目标中，并采用单目标优化的算法来进行自动设计。2012 年，Fan 领导的小组把机电系统自动设计的方法从连续系统扩展到了带有连续动力学系统和离散事件的混合机电系统，并能够并行设计控制器和被控对象，进一步推动了该方法的发展^[23]。

1.2 机器人设计自动化的困难与挑战

设计自动化提出的早期，研究人员试图设计出一款通用的设计自动化系统，完全取代人进行设计。然而，这些研究均以失败告终。其主要原因在于为了实现完全脱离人的自动化，而设置过多的限制，使得设计失去了灵活性，也限制了设计的创造力^[24]。可见，设计自动化并非完全脱离人类的参与，而是一种人机协同智能的研究。即通过巧妙的交互方式，把人类设计者的领域知识及创造性活动嵌入设计自动化系统，由计算机系统负责重复的、非创造性的活动，从而解放设计者的时间和精力，使他们可以更专注于直观的、创造性的设计部分。实际上，这是一项知识工作自动化（Automation of knowledge work）的研究。麦肯锡全球研究院发布分析报告中，知识工作自动化被列为 12 项颠覆性技术之一，而且影响力甚至远超物联网、云技术及先进机器人等^[25]。知识工作自动化的目的是通过智能软件帮助人类执行一些非结构性命令或精细判断，从而增强专业人员的工作能力。

在设计过程中，人类的知识以什么形式，何时引入系统，如何与计算机程序协同，最后是否可以产生新的知识扩充人类原有的知识库等等。这些都需要进行深入的探讨与研究。

具体的，通过分析图 1.1 可以看出，影响机器人设计效率与设计质量的“瓶颈”在于三个方面：

- I. 设计方案探索的过程, 存在大量的非创造性的、重复性的工作。这种探索需要设计者需要不断修改图纸, 如: 修改每个零件参数, 调整零件间的位置关系等。而且由于 CAD 与 CAE 对设计模型的描述格式不一致, 设计人员往往还需要专门绘制外形一直而不同用途的模型, 消耗不少时间和人力。
- II. 在设计参数寻优时, 设计人员只通过“尝试-改进”的方法来获得最优的参数。这种方式人力消耗大, 试错过程耗时长, 而且难以获得最优的设计方案。
- III. 传统设计方法中, 没有明确指示新知识形成过程。事实上, 新的知识常常只能单纯的依靠人类设计者靠自身智能的归纳, 形成新的知识。

应对上述问题, 基本的解决思路如下:

针对存在问题 I, 需要提出更简便的工程辅助软件和方法。学术界已经有不少的研究成果。

在 CAD 与 CAE 模型连接方面, Hughes et al 于 2005 年基于非均匀有理 B 样条 (Non-Uniform Rational B-Splines, NURBS) 的方法针对线性静力学有限元分析 (Infinite element analysis, FEA) 程序首次提出“标准几何学分析 (Isogeometric analysis, IGA)”方法, 把 CAD 模型与 CAE 模型统一起来^[26]。在传统的 FEA 方法中, 网格需要人为划分, 而且划分的好坏决定了仿真的效果是否准确, 乃至仿真分析结构是否收敛。而这种建模方法把设计几何模型与分析模型统一起来, 使得设计人员无需在进行网格划分的调整, 有效地缩短了方案评估的时间, 且更便于进行形状的优化^[27]。

在 CAD 模型描述方面, Tarkian et al^[1] 提出了一种具有高度灵活性的 CAD 模板。这种模板基于专家维护的数据库进行调用, 通过这种 CAD 模板, 零件内、零件间及装配参数等均可以关联起来, 用户进行设计时无需逐个零件进行操作, 系统根据数据库中的规则, 实现参数关联以及自动装配。

在 CAE 模型描述方面, 基于键合图 (Bond Graph, BG) 建模, 具有可以统一描述多物理子领域、灵活表示机电系统的拓扑结构和元件参数、快速发现系统设计缺陷^[28]等优点, 特别是键合图还能够支持控制器和被控对象的并行设计^[23, 29], 使得它能够通

过基因编程等方法同时进行机器人本体结构和控制器系统的优化设计^[30, 31]。

针对存在问题 II，最直接的方法就是引入设计优化方法。如前文所述，机器人的设计往往是约束多目标优化问题，而且变量中可能存在离散变量。虽然不少 CAD 和 CAE 软件，如：SolidWorks，ADAMS，ANSYS 等均集成了优化求解器。这些求解器往往是基于梯度的优化求解器，无法解决应带有离散变量、双级优化或者关系函数过于复杂或不可知（如有限元仿真）等造成的无梯度问题。而进化计算在解决这类问题上具有天然的优势，主要体现在：进化计算是启发式算法，无需梯度信息即可实现优化；同时针对机器人设计中约束多目标的特性，进化计算可以同时求解出互不支配的最优解集，亦称帕累托前沿（Pareto front，PF），而并非一个解。因此，提出高效的约束多目标进化算法，具有重要意义。约束多目标进化计算将在第四章中进行详细介绍。

针对存在问题 III，借助人工智能的新算法和新思想，辅助人们对设计结果进行数据挖掘，形成新的知识，将成为设计自动化的新的发展点。当前，虽然可以通过建立专家系统，如 Tarkian et al^[18]的工作把设计模型的参数关联起来，简化参数调整的工作；Xu Lida et al^[32-33]的工作，定义好装配流程设计的规则，实现自动化装配。但有些专家系统中模板、规则等知识全部都是由人类工程师进行知识的归纳与维护。随着研究的深入，问题的复杂度增加，这必然会消耗大量的人力与时间成本，而且人的分析归纳能力是有限的，当机器人系统过于复杂时，人就难以继续从中归纳知识来。因此，需要借助人工智能的方法，辅助人进行知识的归纳。这样随着问题复杂度的增加，机器人设计自动化的系统处理能力也可以不断进行提升，同时这些设计知识直接丰富了人类整体的知识库。这可能是未来人类设计更复杂系统发展方向。而现今流行的人工智能方法，如深度神经网络，其强大的非线性拟合的能力，可以让它能拟合大量极端复杂模型关系。但其可读性差，拟合的关系往往难以用显式进行表示，因此如果应用于形成设计知识，设计人员将难以了解变量间的内在联系。而且由于神经网络是否存在过拟合等问题，设计人员也难以进行判断，因此，我们需要一种能构建显式知识的人工智能方法，来辅助设计人员归纳出新的知识。基因编程（Genetic programming，GP）技术

即具有这样的能力。基因编程可以对训练样本进行显式关系式的拟合。而且拟合过程中的运算符号集合可以是一元或多元函数。强大的表达能力使 GP 可以对数据进行显式关系式乃至逻辑规则的挖掘。详细的方法介绍将在第五章进行详细说明。

第二章 基本方法研究

2.1 约束多目标优化

在实际的设计优化问题当中，往往存在多个目标，需要同时进行优化，同时，变量之间需要满足一定的约束关系，这样的优化问题称为多目标优化问题（Constrained multi-objective optimization problem, CMOP）。而机器人系统功能复杂，其设计的好坏，正是需要多个目标进行综合评价。同时，机器人设计还需要考虑众多约束关系：机器人系统众多子系统可能存在基本性能要求、机器人的功能必须要满足特定条件才能起效；或者其他用于基于使用情况而提出的基本性能等等。因此，机器人设计优化问题往往也是一个多目标优化问题。为了实现机器人设计优化问题的高效求解，就必须提出高效解决约束多目标优化问题的算法。

首先要对约束多目标优化问题进行描述。不失一般性，我们把约束多目标优化问题表述为如下的形式。

$$\begin{aligned} & \text{minimize } F(x) = (f_1(x), \dots, f_m(x))^T & (1) \\ & \text{subject to } \begin{cases} g_i(x) \geq 0, i = 1, \dots, q \\ h_j(x) = 0, j = 1, \dots, p \\ x \in R^n \end{cases} \end{aligned}$$

其中，对于任意的一组目标函数，总可以转化成一组最小化的目标函数， $F(x) = (f_1(x), \dots, f_m(x))^T$ 为 m 维的目标向量，且 $f_1(x), \dots, f_m(x)$ 是相互冲突的； $g_i(x) \geq 0$ 为不等式约束， $h_j(x) = 0$ 为等式约束， $x \in R^n$ 为 n -维的决策变量。在实际问题中，等式约束往往难以在严格意义上得到满足。因此，一般对等式约束进行松弛，通过引入一个足够小的 σ 取值，把等式约束转换成不等式约束。具体的转换如下：

$$h_j(x)' \equiv \sigma - |h_j(x)| \geq 0 \quad (2)$$

其中， $h_j(x)'$ 为松弛后的约束关系式。

2.1.1 多目标进化算法

在多目标进化算法的求解上，主要分成两类^[34]：基于数值的多目标优化算法，以

及基于启发式方法的多目标进化算法 (Constrained multi-objective evolutionary algorithm, CMOEA)。基于数值的多目标优化算法的主要思想在于通过对多目标优化问题向单目标优化问题的转换, 利用问题的梯度信息, 实现对问题的求解。这类方法结合了最优化求解的相关理论, 有良好的数学理论基础, 在某些问题的求解上, 具有较高的求解效率^[35]; 但存在明显的特点: 每次求解只能获得问题的一个解, 而无法求解出整个 Pareto 最优解集; 容易陷入局部最优; 无法求解一些无梯度信息、离散的优化问题求解。而约束多目标进化算法则正好补充了这一缺陷。多目标进化算法具有以下优势:

- I. 多目标进化算法是基于种群的启发式搜索算法, 因此, 在一次求解过程中即可获得一组 Pareto 最优解集。
- II. 由于多目标进化算法是基于启发式的算法, 容易摆脱局部最优值。
- III. 多目标进化算法的求解不依赖梯度信息, 因此, 可以灵活的解决一些无法微分或离散的优化问题。

机器人设计优化问题往往是一个约束多目标优化问题, 部分情况下还存在离散变量或者目标或约束函数无法微分的情况。因此, 在解决机器人设计优化问题上, 适合采用约束多目标进化算法进行求解。

约束多目标进化算法的关键问题在于, 一方面要考虑算法的收敛性与可靠性, 同时还要兼顾解的可行性。因此, 在约束多目标优化方面存在着三方面的求解困难^[36]:

- I. 收敛性困难。即求解算法难以越过不可行区域, 容易陷入局部最优值。
- II. 多样性困难。即求解算法难以获得完整的 Pareto 前沿。
- III. 可行性困难。即问题中可行解比例低或分布特殊, 算法难以找到可行解。

2.1.2 非支配关系

在多目标优化问题中, 如果目标间相互冲突, 一个解 p 比另一个解 q 在至少一个目标上更优, 而在至少一个目标上更差, 将无法比较这两个解之间的优劣关系, 这种在冲突多目标优化问题中存在的无法判断优劣关系的情况, 称为非支配关系 (互不支配关系)。当且仅当一个解 p 至少在一个子目标上比 q 好, 而在其他所有子目标中 p 均不

比 q 差时, p 支配 q 。

由于非支配关系的存在, 多目标优化问题的解往往不止一个最优解, 而是一组互不支配的最优解集合。对于给定的一个多目标优化问题 $\min F(x)$, 其最优解集的定义如下:

$$P^* = \{x^*\} = \{x \in \Omega \mid \neg \exists x' \in \Omega, f_j(x') \leq f_j(x), (j = 1, 2, \dots, r)\} \quad (3)$$

多目标优化问题的非支配解集, 称为 Pareto 最优解 (Pareto optimal solution)。而相应的, 在目标空间上, Pareto 最优解对应的在其目标函数空间中的表现形式称为 Pareto 前沿 (Pareto front, PF)。

2.1.3 约束处理机制

与无约束的多目标优化问题相比, 约束多目标优化还需要考虑可行解的搜索。

$$\phi(x) = \sum_{i=1}^m |\min(g_i(x), 0)| + \sum_{j=1}^r |\min(h'_j(x), 0)| \quad (4)$$

$\phi(x)$ 为决策变量 x 的约束违反值。当且仅当 $\phi(x) = 0$ 时, 对应的决策变量 x 为问题的可行解。

在约束多目标优化问题当中一个重要的研究内容就是对约束的处理机制。如何有效地找到可行解, 同时又把算法引导向 PF, 是研究的核心问题。其主要方法是在无约束多目标进化算法的基础上增加约束处理机制, 使算法具有求解约束多目标优化问题的能力。常用的约束处理机制包括: 罚函数法, 约束支配原则法 (Constrained dominance principle, CDP)^[37], ϵ 约束处理法 (Epsilon constraint-handling method, EC)^[38] 以及随机排序法 (Stochastic ranking approach, SR)^[39]。

罚函数法应用广泛, 其核心思想是通过惩罚因子 λ , 把约束违反值整合到目标方程中使其变成无约束优化问题, 用以平衡算法对最优解与可行解的搜索。罚函数法实际上是通过优化问题进行松弛, 使得算法在收敛性与可行解搜索方面可以相互平衡^[40]。对 λ 值的不同操作派生出不同的约束处理机制。如果令 $\lambda = \infty$, 称为死亡惩罚法, 即不接受所有不可行解个体^[41]。如果 λ 的取值随着进化的进程进行改变, 则称为动态罚函数法^[42]。而如果 λ 的取值大小随着进化过程中某种信息特征而改变, 则称为自适应罚函数

法^[43-45]。对 λ 取值的机制设计，是使用这种方法时需要考虑的重要问题。

约束支配原则法，是对原有非支配关系进行了扩展，考虑个体的可行性。具体而言，如果两个个体均为不可行解，则比较两个解的约束违反值 $\phi(x)$ ， $\phi(x)$ 值较小的个体支配较大的个体；如果存在一个可行解，另一个为不可行解，则可行解支配不可行解；如果两个解均为可行解，则按照非支配关系进行判断。约束支配原则法无需进行参数设置，使用方便；但由于只考虑个体间的支配关系，忽略了种群个体的多样性。

ϵ 约束处理法 (EC) 是在 CDP 基础上，进行了约束松弛，以实现部分具有潜力的不可行解进行保留，保持种群丰富的多样性。更具体的说，通过引入一个较小的 ϵ 值，如果个体的约束违反值小于 ϵ 值，则认为该个体具有足够的潜力，可以当作可行解进行约束支配关系的。随着进化， ϵ 值逐步缩小。当 $\epsilon = 0$ 时，机制则为约束支配原则法相同的机制。

而随机排序法 (SR) 则是通过引入概率参数 $p_f \in [0,1]$ ，按随机 p_f 的概率对目标值或按随机 $(1 - p_f)$ 的概率对约束违反值进行比较。具体的，在两个个体进行比较时，生成一个在 $[0,1]$ 之间的随机数，如果小于 p_f ，则只采用两者的目标值进行非支配排序；否则，采用约束支配原则进行比较。如果 $p_f = 0$ ，则这种方法，等同于约束支配原则法。这种方法，同样考虑了在求解过程中对种群多样性的保持。但是概率参数 p_f 的取值大小并不容易。

此外，近年来还有不少学者，集成了多种约束处理机制，提出了新的算法。例如：Wang 等提出的 adaptive trade-off model 在不同的算法阶段采用两种不同的约束处理机制^[46]；Qu 等人提出的 ensemble of constraint-handling methods 针对不同的子种群采用 3 种不同的约束处理机制^[47]。

上述介绍的方法，其基本思路都是在无约束多目标进化算法中加入约束处理机制，从而实现约束多目标优化问题求解。没有在算法框架的层面上考虑对约束多目标优化问题的特点进行求解。最近，Fan 教授领导的团队提出了一种基于“推-拉搜索” (Push-

pull search, PPS) 约束多目标优化问题的算法框架^[48]。这种新的约束多目标进化算法框架把对约束多目标优化问题的求解分成两个阶段：1) “推搜索阶段”。算法采用无约束多目标优化算法机制，不考虑任何约束，直接搜索问题的无约束 Pareto 前沿。同时在收敛过程中通过个体评价，了解了原问题约束违反情况；2) “拉搜索阶段”。算法根据了解到的约束违反情况，把种群快速拉回原约束多目标优化问题的前沿。这种算法框架优势在于通过把对原问题的求解分成了“推”、“拉”两个阶段，快速避开在收敛方向上潜在的、复杂的不可行区域。收敛到无约束 PF 后，只需要越过一层不可行区域，即可收敛到原问题的 Pareto 前沿。

2.2 知识提取

约束多目标进化算法在求解计算过程中会进行大量的个体评价，这些个体的信息（决策变量、目标值、约束值等）具有重要的价值：一方面为了获取信息，以便优化算法可以更好地求解出问题的 Pareto 前沿；而另一方面，这些个体评价包含了大量关于优化问题本身的特性或最优解的特征等重要信息，具有重要的价值。但传统的设计优化只对优化问题进行求解，当获得最优解后，数据未得到充分的利用。实际上，设计工作并不能一蹴而就。设计师需要进行反复多代的设计验证，才能不断地深化对也定设计优化问题的理解。而在这一过程当中，优化问题并非一成不变的，而是随着研究的深入而逐步完善的。在问题求解过程中，对个体进行的评价信息，特别是最优解的决策变量、目标值、约束值可能包含一些人类设计师未能分析出的关系。而这些关系，可以作为知识，使设计师更深入地了解问题的特性，以此来指导问题或算法的改进。

著名学者 Deb 在 2006 年提出了“*Innovization*”的概念^[49]。“*Innovization*”是“*Innovation through optimization*”的缩写。他基于观察常见的电机设计，提出了：“电机的不同型号存在着差别，但是他们之间是否存在着相似之处呢？”而“*Innovization*”这是为了解决这一问题，而提出的技术。通过采用数据挖掘的方式，对进化算法的过程及结果产生的大量数据进行挖掘，提取出可以重复应用在日后设计

上的新的知识。在其 2015 年发表的综述论文中基于进化算法的知识提取的技术分成了 3 大类：基于统计学的方法，基于可视化的方法，基于机器学习的方法^[50]。

2.2.1 基于统计学的知识提取方法

基于统计学的方法，可以从宏观上反映数据的特性。主要考虑四个方面：

- I. 衡量数据的中心值的变化趋势；
- II. 衡量变量的分散度；
- III. 衡量数据的分布形状；
- IV. 衡量变量间的关联情况；

主要的方法是采用统计学公式，进行相关统计指标的计算。

2.2.2 基于可视化的知识提取方法

可视化的知识提取方法是通过可视化技术把数据通过某种直观的图表方式展示出来，通过用户的观察，总结出相应的知识。这种方式是一种通过人类直观感知的方式来产生知识。在一定程度上，可以帮助工程师等专业人员进一步了解问题或算法中变量之间相互关系。主要的方法是各类算法过程或结果可视化的方法。可惜的是，这种方法提出的知识往往是一些隐式知识，需要进一步的处理（如用户根据判断拟合出函数关系式），才能提取出显式的知识关系式。同时，这种方法对使用人群有一定的要求，只适用于对优化问题或算法有一定了解专业人员。

2.2.3 基于机器学习的知识提取方法

基于机器学习的方法，可以对知识进行提取。方法主要分为两类：有监督的方法和无监督学习方法。有监督学习需要通过设计师建立基于优化的数据集，可以实现对个体非支配排序有限度的预测；生成决策规则；辅助用户进行带有偏好的决策等等。有监督学习方法，需要设计师专门构建用于训练的数据集，这将带来额外的工作负担；同时如神经网络等方法只能得到“黑盒”模型，用户无法直观地了解特征数据是如何影响输出结果的。无监督学习方法中的主要技术之一则是使用基因编程的方法进行知识自

动提取。由于基因编程具有良好的模型表达能力，可以灵活的挖掘出显式的关系式或规则，具有巨大的发展潜力^[50]。

文章的后续部分将以示教机械臂的设计优化为例，介绍一种基于“机器人建模-设计优化-知识提取”的机器人设计自动化流程。第三章，将简单介绍所提出的机器人设计自动化的流程框架。第四章，将介绍示教机械臂的设计背景，并对示教机械臂进行模型建立：包括几何模型、运动学与动力学模型以及基于 Matlab 的仿真模型。第五章，将介绍最新的约束多目标进化算法框架(PPS 框架)，并在其基础上提出 PPS-M2M 算法；同时，为了测试 PPS 框架在示教机械臂设计优化问题中的求解效果，进行了详细的实验分析。在第六章，使用知识提取技术，对算法求解获得的非支配解集进行知识的自动提取。在第七章，对论文进行总结，并提出对未来工作的展望。

第三章 基于约束多目标进化算法的机器人设计自动化

3.1 机器人设计自动化实现流程

本文提出的机器人设计自动化方案包括 3 个主要部分：机器人的多角度建模，基于 PP 的约束多目标优化算法与基于基因编程的知识自动提取方法。三者的关系如下图所示。

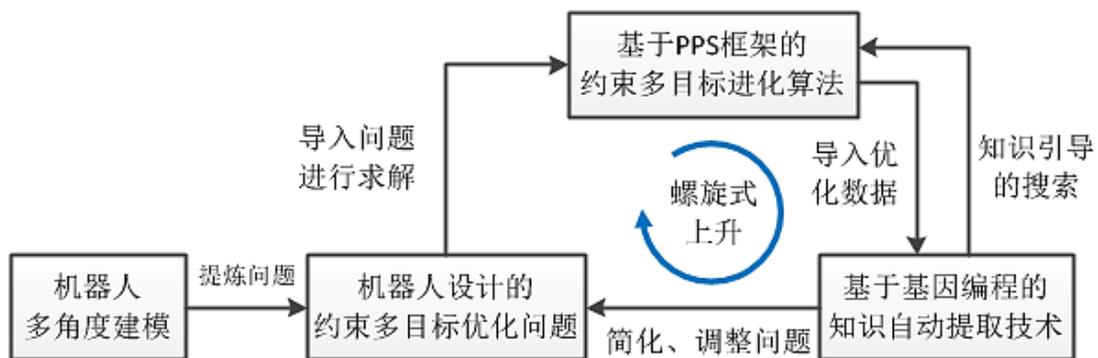


图 3.1 机器人设计自动化流程图

在设计前期，工程师需要对机器人建立多角度的模型，在设计的前期即可以为工程师提供高保真度的模型，满足对机器人设计的性能评价需求。一般的需要对机器人建立机器人结构的参数化几何模型，实现对机器人的概念设计，同时方便后续的性能仿真与零件加工；同时还需要运动学（或动力学）等方程式模型以及用于特殊指标评价需求的仿真模型。

通过把机器人设计优化问题描述成约束多目标优化问题，可以利用约束多目标进化算法进行高效的优化求解，从而加快设计更新迭代的过程。为此，框架将采用基于 PPS 的约束多目标进化算法对机器人设计优化问题进行高效求解。PPS 框架把约束多目标优化问题的求解分解成“推”、“拉”两个阶段，即先不考虑任何约束，越过复杂的不可行区域，对无约束的 PF 进行搜索，随后在“拉”搜索阶段中，快速把种群回拉，只要穿越过一个不可行区域，种群即可收敛到原约束多目标优化问题的 PF。这种算法在解决约束多目标优化问题中表现出优秀的性能。同时，作为算法框架，PPS 具有强大的生命力，可以把常见的多目标进化算法机制嵌入到 PPS 当中，形成新的约束多目标

进化算法。基于 PPS 的约束多目标进化算法，是本设计自动化方法的核心。

设计优化并非一蹴而就的，而是一个系统的螺旋式上升的迭代过程。优化的结果将促进设计者对问题定义的调整。为了加深设计者对问题的理解，同时进一步提高算法的求解效率，需要对优化结果进行知识的提取，特别是知识自动提取。采用基因编程的知识自动提取方法挖掘出的显式关系式，可以用于对调整后新的机器人优化问题求解时的种群初始化；或者作为修复算子帮助算法进行优化求解。

为了更具体地说明上述设计自动化的流程，下文将以一种用于工业机械臂进行快速轨迹示教的示教机械臂为例子，具体说明上述机器人设计自动化的流程。

第四章 示教机械臂的建模

4.1 示教机械臂

串联工业机械臂已经广泛应用在生产流水线车间，用于喷涂、点胶、焊接、转运、筛选等功能。但是串联机器人的示教依然是一项冗长而耗时的工作。特别是一些面向中小批量的制造企业，由于生产成本的原因生产线上的机械臂无法做到专机专用，而是面向用户需求的柔性化生产，需要随着生产的订单需求而频繁地重新设计适应生产需要的机械臂操作轨迹，并在控制系统中进行路径示教。传统的示教方式需要操作人员进行代码编程进行工作路径的定义，或者采集大量的关键点让系统进行路径的自动拟合。两种方式在操作上都需增加生产的准备时间，降低生产效率。同时，还要求操作人员既要具有一线生产的经验，能设计合理的轨迹；还要具备一定的机器人操作的专业能力，能完成轨迹示教编程，但这样的技术人员中小型企业往往难以招聘。在实际生产中还有一种牵引式的示教方式，允许用户牵引机械臂进行轨迹演示后，系统记录各关节的运动数据并转化成控制指令后实现轨迹的复现。这种示教方式往往只适用于轻小型机械臂，在较重的机械臂上难以实现。而且在牵引示教时由于内部结构的阻力会影响示教的熟练操作工人的手感，从而影响示教的效果。

为此，本文设计了一款示教机械臂，用于对生产线上工业机械臂快速轨迹示教。这种示教机械臂在主要结构参数上与待示教的工业机械臂一致，示教操作简单。只需要熟练操作人员把握末端的手柄进行操作，进行一次轨迹的示范，即可记录机械臂各关节的运动情况，并转化成控制命令，实现生产线上机械臂轨迹的示教。由于关节内部没有电机与减速器，只有用于记录关节运动状态的传感器，因此，只要配重适当，示教机械臂运动所需的操作力小，可以保证熟练操作人员的手感。同时由于没有了电机等结构，示教机械臂的质量比相应的工业机械臂小，因此这种示教方式可以推广到更大的机械臂的示教上。

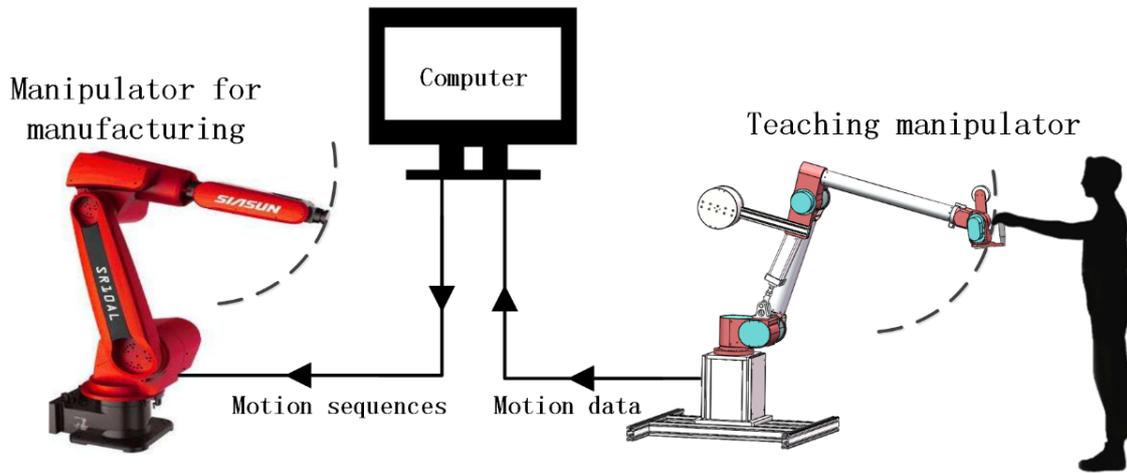


图 4.1 示教机械臂的工作示意图

4.2 几何学模型

根据使用需求，进行关于示教机械臂的概念设计，并绘制了示教机械臂的 CAD 结构图。如下图所示：

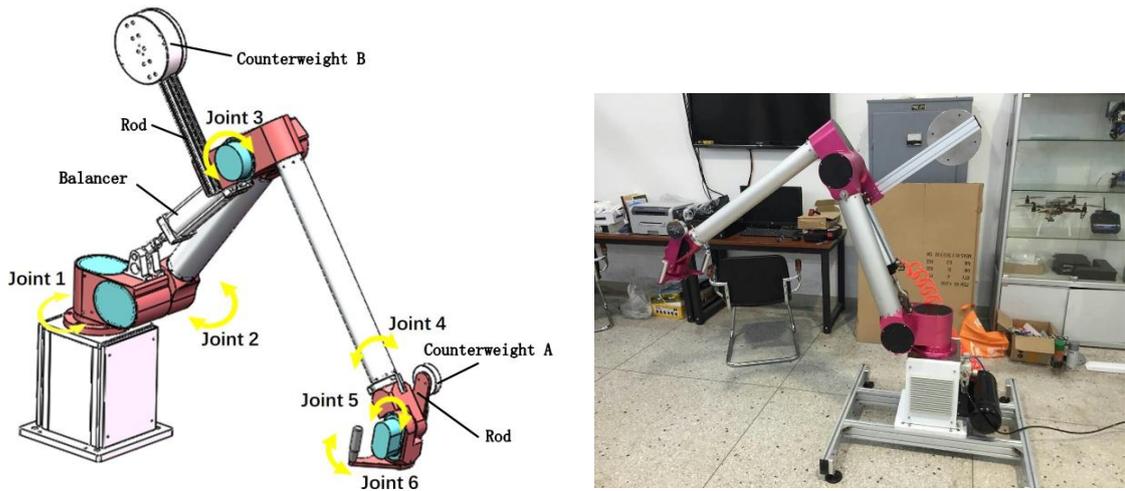


图 4.2 示教器 CAD 结构图及实物图

示教机械臂在结构参数上与相应的工业机械臂一致，具有 6 个旋转关节，如上图中所示。保证示教器有良好的平衡，设置了两个配重块，用于平衡示教器关节 5 与关节 3 的重量；设计了一个由弹簧气缸组成的平衡器用于牵拉连杆 2，实现平衡；同时也在关节 1，2，3 上各设计了一种摩擦片结构，用于辅助关节实现平衡。

平衡器的结构如下图 (a) 所示。压缩弹簧安装在气缸内部，总是倾向于使气缸收缩。当气缸收缩至最短时，弹簧恢复原长。因此，平衡器总是倾向于牵拉连杆 2。

关节 1 内部结构如下图 (b) 所示。内部包含一个用于采集关节运动数据的编码器，以及用于提供摩擦力的结构。摩擦片被两块钢片相夹持，通过弹簧按压，产生摩擦力矩。

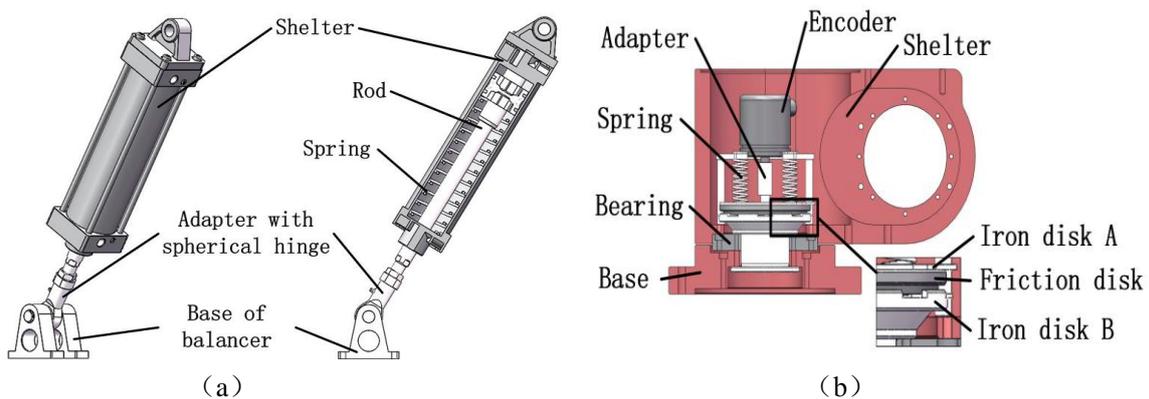


图 4.3 示教器平衡器 (a) 及关节 1 内部结构 (b)

4.3 方程式模型

4.2.1 运动学分析

为了建立示教机械臂的运动学模型，首先需要建立各连杆的坐标系，如图 4.4 所示。

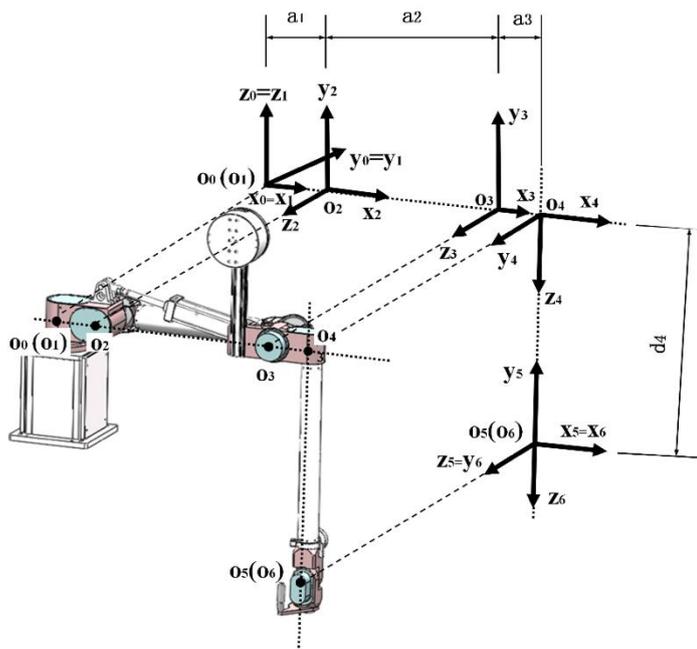


图 4.4 示教器坐标系建立

根据上图建立的坐标系，确定结构的 DH 参数^[51]。示教机械臂的结构尺寸与待示教的机械臂相匹配，在本例中针对的为新松 SR-10AL 机械臂，因此示教机械臂的 DH 参数与新松 SR-10AL 一致。如下表 4.1 所示。

表 4.1 示教机械臂 DH 参数

Joint _i	α_i	a_i	d_i	θ_i
1	$\pi/2$	0.160	0	q_1
2	0	0.790	0	q_2
3	$\pi/2$	0.155	0	q_3
4	$-\pi/2$	0	0.995	q_4
5	$\pi/2$	0	0	q_5
6	0	0	0	q_6

给定关节*i*与关节(*i* + 1)之间的坐标转换矩阵如下：

$$R_{i+1}^i = Rot_z(\theta_i) \cdot Trans_z(d_i) \cdot Trans_x(a_i) \cdot Rot_x(\alpha_i) \quad (5)$$

其中， $Rot_j(\gamma) \in SE(3)$ 为齐次旋转矩阵，代表坐标围绕坐标轴 *j* 顺时针旋转 γ 角度；

而 $Trans_j(s) \in SE(3)$ 为齐次平移矩阵，代表代表坐标沿坐标轴 j 向前平移 s 。

由此，示教机械臂的末端基于基坐标系的表示即为：

$$R_e^0 = R_1^0 R_2^1 R_3^2 R_4^3 R_5^4 R_6^5 R_e^6 \quad (6)$$

4.2.2 动力学分析

使用欧拉-拉格朗日动力学方程，对示教机械臂进行动力学建模。

假设连杆的质量均匀，则给定连杆 i 的动能及势能为：

$$K_i = \frac{1}{2} m_i V_{ci}^T V_{ci} + \frac{1}{2} \omega_i^T I_i \omega_i \quad (7)$$

$$U_i = m_i g^T P_{ci} \quad (8)$$

其中， m_i 为连杆 i 的质量， V_{ci} 为连杆 i 质心的线速度向量， ω_i 为连杆 i 质心的角速度向量， I_i 连杆 i 关于质心惯性张量矩阵。 $g = [0, 0, -9.8]$ 为重力加速度向量， P_{ci} 为连杆 i 质心相对于参考坐标的位置向量。

由此，其拉格朗日函数为：

$$L = K - U = \sum_{i=1}^6 (K_i - U_i) \quad (9)$$

拉格朗日动力学方程为：

$$\frac{d}{dt} \left(\frac{\partial L}{\partial \dot{q}} \right) - \frac{\partial L}{\partial q} = J^T f_{opr}(t) + \tau_b + \tau_{frc}(\dot{q}) \quad (10)$$

其中， q, \dot{q}, \ddot{q} 为各关节的旋转角位置、角速度、角加速度的向量， J 为示教机械臂的雅各比矩阵， $\tau_b \in R^6$ 为平衡器对关节产生的力矩向量。 $\tau_{frc}(\dot{q})$ 为摩擦力矩的向量。 $f_{opr}(t) = [F_x, F_y, F_z, n_x, n_y, n_z]$ 为所需操作广义力的向量。其中， F_x, F_y, F_z 代表操作人员需要向各坐标轴方向施加的操作力， n_x, n_y, n_z 为操作人员需要向各坐标轴方向施加的操作力矩。

对方程进行化简整理，可以得到如下方程：

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) - \tau_{frc}(\dot{q}) = J^T f_{opr}(t) + \tau_b \quad (11)$$

其中， $M(q) \in R^{6 \times 6}$ 为惯量矩阵，它是一个6维正定的对称矩阵。 $G(q)$ 为重力载荷向量，表示重力作用在各关节上的力矩。 $C(q, \dot{q}) \in R^{6 \times 6}$ 为向心及柯氏矩阵。在 C 中，

与 \dot{q} 元素的项影响力了向心力的大小，而与 q 相关的元素影响了柯氏加速度的大小。C 中的元素可以通过以下方程求解获得：

$$C_{ij} = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^6 \left(\frac{\partial M_{ij}}{\partial q_k} + \frac{\partial M_{ik}}{\partial q_j} - \frac{\partial M_{kj}}{\partial q_i} \right) \dot{q}_k \quad (12)$$

4.2.3 平衡器作用力模型

平衡器由气动活塞杆和弹簧组成。示教机械臂工作时，活塞杆需要与一个气压稳定的气源（如气缸等）进行连接。为简化问题，我们假设气缸持续输出的拉力为常数 b 。当平衡器垂直底座平面时， $q_2 = \frac{\pi}{2}$ ，平衡器长度最短，此时平衡器弹簧恢复到原长，如图 4.5 所示。

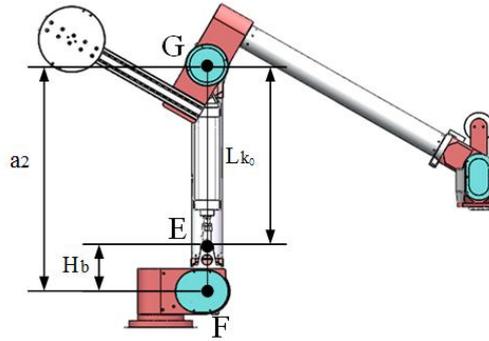


图 4.5 平衡器垂直底座平面场景示意图

则，我们可以获得如下关系：

$$L_{k0} = a_2 - H_b \quad (13)$$

其中， L_{k0} 为平衡器垂直底座平面时的长度，也是平衡器长度的最小值。 H_b 为关节 2 旋转轴与平衡器下端连接点的距离。

当 $q_2 \neq \frac{\pi}{2}$ 时，平衡器被拉长，内部弹簧受到压缩。如图 4.6 所示，弹簧的压缩长度恰好与平衡器拉伸的长度相等。因此，有以下关系：

$$F_s = k(L_s - L_{s0}) = k(L_k - L_{k0}) \quad (14)$$

其中， L_s 和 L_{s0} 分别是弹簧压缩后的长度与原长， L_k 为平衡器的长度， k 为弹簧的刚度系数， F_s 为弹簧压缩使得平衡器产生的拉力。

另外，当 $q_2 \neq \frac{\pi}{2}$ 时，从图 4.6 (b) 使用三角形余弦定理可得：

$$L_K = \sqrt{H_b^2 + a_2^2 - 2H_b a_2 \cos(\pi/2 - q_2)} \quad (15)$$

其中， H_b 为关节 2 旋转轴与平衡器下端连接点的距离。 a_2 为连杆 2 长度。

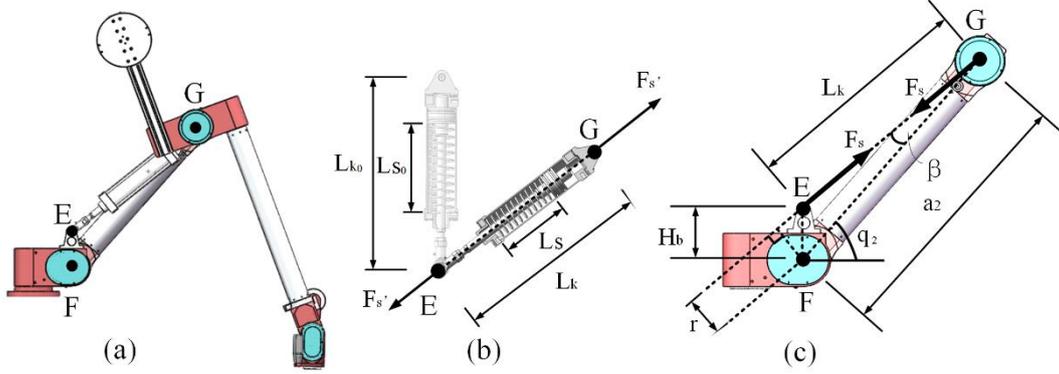


图 4.6 平衡器的受力分析

由图 4.6 (c)，使用正弦定理，可得：

$$\frac{H_b}{\sin\beta} = \frac{L_k}{\sin(\pi/2 - q_2)} \quad (16)$$

由此，可以得到平衡器拉力关于关节 2 旋转轴的力臂。

$$r = a_2 \sin\beta = \frac{H_b a_2 \sin(\pi/2 - q_2)}{L_k} \quad (17)$$

则平衡器对关节 2 的拉力矩为：

$$\tau_{b,2} = r(F_s + b) \quad (18)$$

其中， $\tau_{b,2}$ 为平衡器产生的对关节 2 的拉力矩。

由于平衡器只对关节 2 施加拉力矩，因此，可以得到：

$$\tau_b = [0, \tau_{b,2}, 0, 0, 0, 0] \quad (19)$$

4.2.4 摩擦片的作用模型与平衡条件

在示教机械臂关节 1, 2, 3 内均设置了摩擦片结构，用于辅助实现结构的平衡。摩擦片的作用模型应该同时考虑动摩擦与静摩擦。假设摩擦片最大静摩擦力与动摩擦力相等。若给定关节*i*中的摩擦片，则摩擦片提供的摩擦力矩为：

$$T_{f,i} = \begin{cases} -sgn(\dot{q})T_i, \dot{q}_i \neq 0 \\ -T_{ex,i}, \dot{q}_i = 0 \end{cases} \quad (20)$$

其中， $sgn(\dot{q})$ 为求符号函数，即若 $\dot{q} \geq 0$ ，则输出 1，否则输出-1。 T_i 为关节*i*中摩擦

片的动摩擦矩的大小。 $T_{ex,i}$ 为作用在关节i上，除摩擦力以外其他所有的合力矩。

示教机械臂应在运动轨迹的任意姿态下保持静态平衡，因为这样使用者不需要长时间承担着示教机械臂的重量，减轻使用者的负担。

当示教机械臂处于静止状态时，关节的角速度与角加速度均为零向量，且无操作力输入。此时方程为：

$$G(q) - \tau_b = \tau_{frc} \quad (21)$$

其中， $\tau_{frc} = [T_{f,1}, T_{f,2}, T_{f,3}, 0, 0, 0]$ 为各关节的摩擦力矩向量。

由此，为了保证关节 2 与关节 3 的静平衡，有：

$$|G_{2(q)} - \tau_{b,2}| \leq T_2 \quad (22)$$

$$|G_{3(q)}| \leq T_3 \quad (23)$$

关节 1 对重力并不敏感，因此无需进行重力平衡。但关节 1 内设置摩擦片是必要的，因为可以提高操作力大小的均匀程度，有利于保持操作者的良好手感。

另外，关节 5 对重力敏感，因此需要进行保持静平衡的设计。关节 5 只依靠配重进行平衡，因此其平衡条件为：

$$|G_{5(q)}| = 0 \quad (24)$$

由于在实际问题中，难以保证严格的平衡，因此，将此约束条件转换成如下不等式约束条件。

$$|G_{5(q)}| \leq \epsilon \quad (25)$$

其中， ϵ 为一个足够小的正数。考虑实际工程情况，令 $\epsilon = 0.1\text{Nm}$ 。

4.2.5 基于 Matlab 的动力学仿真模型

基于上述分析，利用 Matlab 的机器人工具箱^[52]建立基于 Matlab 的动力学仿真模型。模型如下图所示：

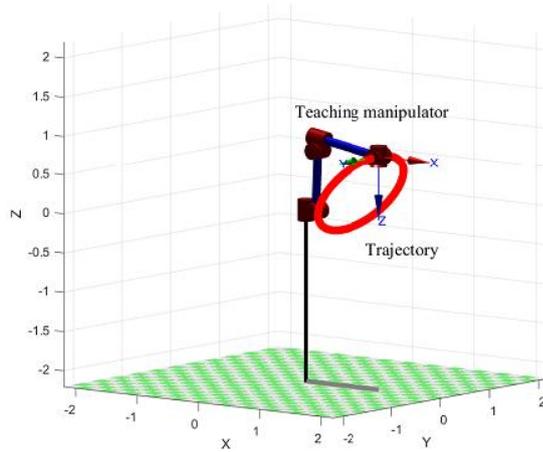


图 4.7 基于 Matlab 的示教机械臂动力学仿真模型

模型考虑了示教机械臂的长度、质量大小与分布、连杆间的作用力、摩擦（考虑摩擦片产生的力矩，忽略其他摩擦力）等，因此可以仿真输出机械臂的运动场景以及在轨迹运动过程中各关节的力矩。

建立模型过程中所需的参数，如下表所示。这些参数是通过 SolidWorks 建立的虚拟样机中测量获得的。

表 4.2 模型的相关参数

Parameter	value	Units
m_{L1}	13.0	kg
m_{L2}	11.7	kg
m_{L3}	5.3	kg
m_{L4}	4.5	kg
m_{L5}	2.0	kg
m_{L6}	1.5	kg
ρ_A	1.8	kg/m
ρ_B	3.7	kg/m

第五章 示教机械臂的设计优化

5.1 优化问题描述

本文设计的示教机械臂具有六自由度的机械结构，其 DH 参数与新松 SR-10AL 机械臂完全一致。在关节内部没有设置电机，而是安装了用于记录关节运动情况的编码器。示教机械臂的运动全部依靠操作人员手持末端把手进行驱动。只需要熟练技工进行一次操作，示教机械臂即可记录各关节的运动情况，实现机械臂的轨迹示教。设计考虑最大程度的保留使用者的手感，使得熟练技工的根据多年一线操作经验所形成的操作路径能被充分施展并被记录下来。同时，示教机械臂应具有良好的重力平衡，以避免操作者在示教过程中有较大的负担。综合上述，示教机械臂的设计优化需要考虑两方面：一方面是优化对用户手感的度量；同时满足重力静平衡约束。示教机械臂的设计，是一个带约束的多目标优化问题。

5.1.1 决策变量

选取了与示教机械臂设计中 10 个与操作力和重力平衡相关的参数，作为优化问题的决策变量。

$$\mathbf{x} = [m_A, L_A, m_B, L_B, k, H_b, b, T_1, T_2, T_3] \quad (26)$$

其中， m_A 和 m_B 分别代表关节 5 和 3 的配重质量； L_A 和 L_B 分别代表连接配重的连接杆的长度。 k 代表了平衡器内部弹簧的刚度系数， H_b 为关节 2 旋转轴与平衡器下端连接点的距离， b 为平衡器的气缸对连杆 2 的牵拉力大小。 T_i ($i = 1, 2, 3$)为关节 i 内摩擦片的动摩擦力矩。决策变量如下图 5.1 所示。

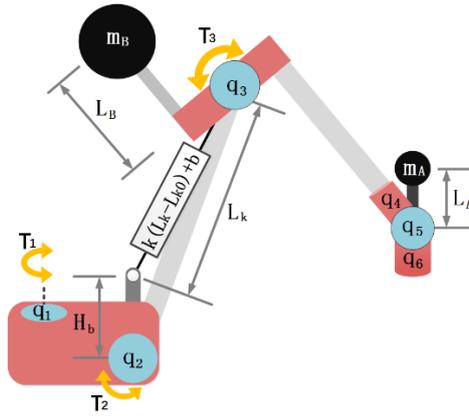


图 5.1 决策变量示意图

5.1.2 优化目标

对于熟练操作工而言，在操纵示教机械臂进行轨迹示教过程中，所需操作力影响着技工的手感。如果操作力过大，或者操作力大小差异过大，都会干扰操作技工，导致示教出的轨迹质量不佳。因此最小化所需的最大操作力，使操作技工能轻松示教，有利于保持其操纵的手感；最小化最大与最小操作力的极差，使得操作工在示教过程中操作力尽量均匀，同样有利于保持其操纵的手感。

本文对示教机械臂的优化将采用两个目标：

- I. 最小化操纵轨迹所需的最大操作力。具体目标函数如下：

$$f_1(x) = \max_t f_{mag}(x, t) \quad (27)$$

f_{mag} 为操作力的大小，可以通过下文介绍的公式进行计算。 t 为仿真过程中的时间步。

$$f_{mag}(x) = \sqrt{F_x^2 + F_y^2 + F_z^2} \quad (28)$$

其中， F_x, F_y, F_z 代表操作人员需要向各坐标轴方向施加的操作力。

- II. 最小化操纵轨迹所需操作力的极差。具体目标函数如下：

$$f_2(x) = \left| \max_t f_{mag}(x, t) - \min_t f_{mag}(x, t) \right| \quad (29)$$

5.1.3 约束

约束主要考虑的是示教机械臂重力平衡条件。根据结构，示教机械臂 6 个关节中，重力敏感的关节分别有关节 2, 3 和 5。

关于关节 2 的重力平衡方程如下：

$$\max_t |G_2(q_t, m_A, L_A, m_B, L_B) - \tau_{b,2}(q_t, k, H_b, b)| \leq T_2 \quad (30)$$

关于关节 3 的重力平衡方程如下：

$$\max_t |G_3(q_t, m_A, L_A, m_B, L_B)| \leq T_3 \quad (31)$$

关于关节 5 的重力平衡方程如下：

$$\max_t |G_5(q_t, m_A, L_A)| \leq \epsilon \quad (32)$$

根据实际情况，取 $\epsilon = 0.1Nm$ 。

5.1.4 测试轨迹

为了评价示教机械臂的性能，需要给定典型的轨迹示教场景。实际使用时，可以根据需要定义一条或多条具有代表性的轨迹进行优化。而在本文中，参考[15]和[8]的工作，定义了一种工厂常用的椭圆型轨迹作为测试轨迹。轨迹的参数方程如下图所示：

$$\begin{aligned} X_{ef} &= 1.2 + 0.3 \times \left(1 - \cos\left(\frac{2\pi}{20}t\right)\right) \\ Y_{ef} &= 0.8 \sin\left(\frac{2\pi}{20}t\right) \\ Z_{ef} &= 0.3 + 0.5 \cos\left(\frac{2\pi}{20}t\right) \end{aligned} \quad (33)$$

方程的单位为 m，运动过程中示教机械臂末端执行器方向始终竖直向下。各关节的角位移、角速度、加速度曲线，如下图 5.2 所示。对轨迹进行了 200 次离散采样，采样间时间差为 0.1 秒。

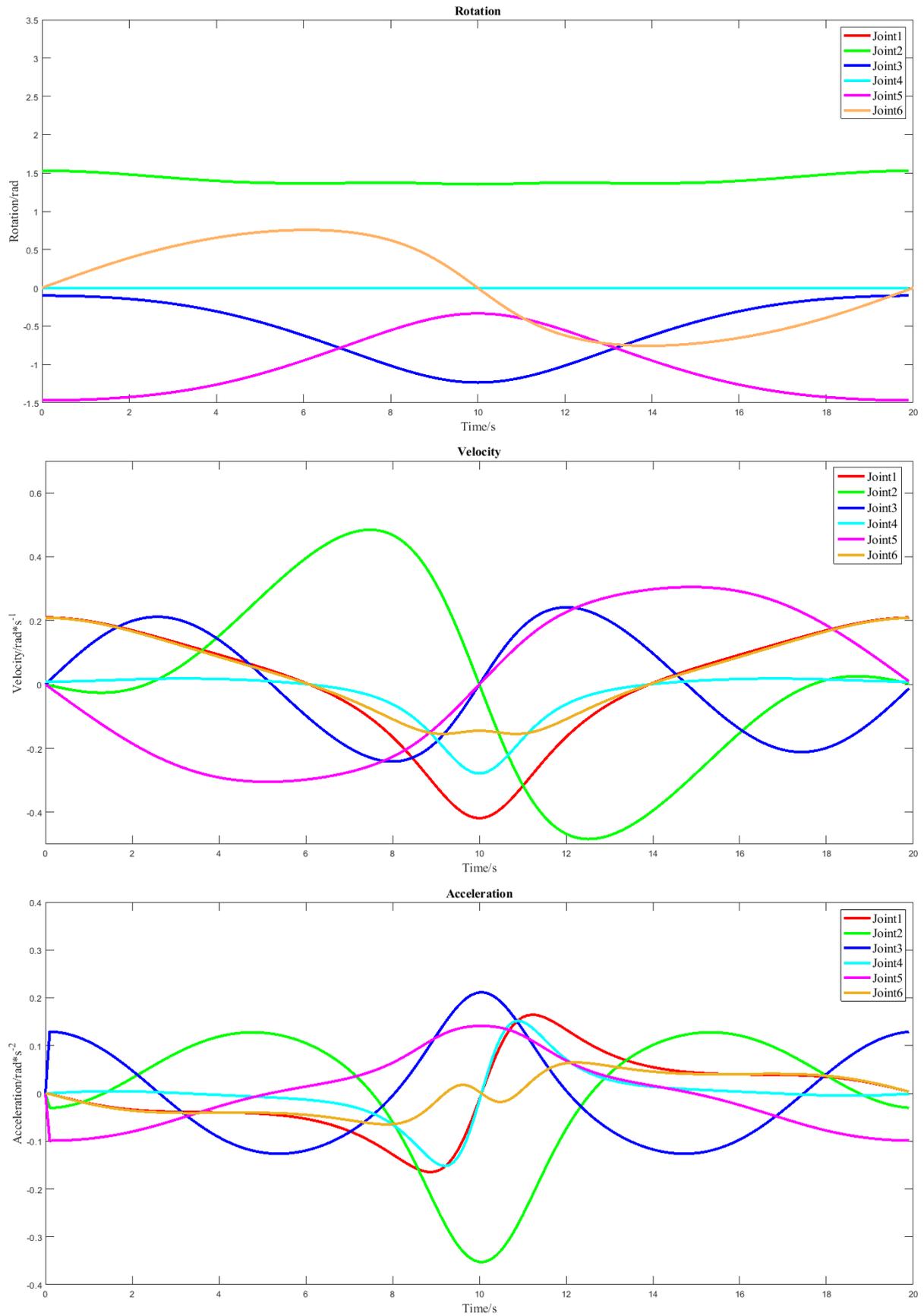


图 5.2 各关节的角位移、角速度、加速度曲线

5.2 基于 PPS 框架的设计优化

在这一章节中，采用两种基于 PPS 框架的算法 PPS-MOEA/D、PPS-M2M 来求解示教机械臂的设计优化问题。同时，为了对比算法的求解效果，采用了 NSGA-II-CDP^[37]、MOEA/D-CDP^[53, 54]、CM2M^[55] 等流行的约束多目标进化算法进行效果对比。

5.2.1 PPS 框架

传统约束多目标进化算法的观点认为所有的不可行区域都是同等重要的，因此在求解的时候缺乏针对性的处理。而事实上只有无约束 PF 附近的不可行区域，才会真正影响约束 PF 的形状。因此，在求解约束多目标优化问题时，只需要考虑无约束 PF 附近的不可行区域。由此提出了 PPS 框架。PPS 框架分为“推搜索”与“拉搜索”两个阶段：1) “推搜索”，不考虑任何约束，进行优化求解，使得种群可以快速越过不可行区域，收敛到无约束的 PF。同时，在这过程中对原约束多目标优化问题的约束违反情况进行分析采样，获取有用的信息指导下阶段的搜索。2) “拉搜索”，则通过逐渐调整约束松弛力度，快速把种群拉回到原约束多目标优化问题的 PF 上。

如何确定 PPS 算法状态的转换十分重要。因此，检测种群的理想点 (ideal point) 与最差点 (nadir point) 变化率，如果其中的较大者在若干代内保持在一个足够小的范围内，说明种群已经达到收敛到无约束 PF 附近，则算法状态即从“推搜索”转换为“拉搜索”。具体判断条件如下：

$$r_k \equiv \max(rz_k, rn_k) \leq \varepsilon_k \quad (34)$$

其中， ε_k 为足够小的正数，这里给定 $\varepsilon_k = 1e - 6$ 。 rz_k 与 rn_k 分别为理想点 (ideal point) 与最差点 (nadir point) 在 l 代内的变化率。其定义如下：

$$rz_k = \max_{i=1, \dots, m} \frac{|z_i^k - z_i^{k-1}|}{\max|z_i^{k-1}|, \Delta} \quad (35)$$

$$rn_k = \max_{i=1, \dots, m} \frac{|n_i^k - n_i^{k-1}|}{\max|n_i^{k-1}|, \Delta} \quad (36)$$

其中， $z^k = (z_1^k, \dots, z_m^k)$ ， $n^k = (n_1^k, \dots, n_m^k)$ 为第 k 代的理想点与最差点。 $i = 1, \dots, m$ 分别为目标向量的各个维度。为了避免分母过小等极端情况，引入了一个足够小

的正数 Δ 。这里 Δ 取 $1e-6$ 。

5.2.2 PPS-MOEA/D

PPS 算法框架可以嵌入 MOEA/D 算法，形成 PPS-MOEA/D 算法。在“推搜索”阶段，采用了无约束的 MOEA/D 算法机制，把优化问题分解成多个子问题，对无约束优化问题的 PF 进行搜索。在本文中，采用的是 Tchebycheff 分解方法。其分解函数如下所示：

$$g^{te}(x, \lambda^i, z^*) = \max_{j=1, \dots, m} \frac{1}{\lambda_j^i} (|f_j(x) - z_j^*|) \quad (37)$$

其中， λ^i 是子问题 i 的权值向量， $\sum_{j=1, \dots, m} \lambda_j^i = 1$ ， $\lambda_j^i \geq 0$ 。 z^* 为理想点。

$z^* = \min_{k=1, \dots, N} f_j(x^k)$ 为理想点。

而在“拉搜索”阶段，采用一种增强 ε 约束处理机制（improved epsilon constraint handling, IEpsilon）^[56, 57]，把种群从无约束前沿拉回到原约束优化问题的前沿。其中 ε 的取值设置根据下列公式。

$$\varepsilon(k) \begin{cases} (1 - \tau)\varepsilon(k - 1), r f_i < \alpha \\ \varepsilon(0) \left(1 - \frac{k}{T_c}\right)^{cp}, r f_i \geq \alpha \end{cases} \quad (38)$$

其中 $r f_k$ 代表第 k 代可行解的比例， α 是一个阈值参数，用于控制对可行解与不可行解的搜索偏好， τ 是一个在 $r f_i < \alpha$ 时控制约束松弛力度衰减速度的参数。 cp 是一个在 $r f_i \geq \alpha$ 时控制约束松弛力度衰减速度的参数。 $\varepsilon(0)$ 为 ε 的初始值，取“推阶段”结束时种群最大的约束违反值。 ε 的取值每一代进行更新，一直到当前代数 k 达到预定的代数阈值 T_c 为止。

5.2.3 PPS-M2M

PPS-M2M 是把 M2M 分解方法嵌入 PPS 算法框架下形成的。M2M 方法源自于 MOEA/D 对原问题进行分解的思想。与经典 MOEA/D 的分解方法不同，M2M 方法把目标空间划分成若干个子问题，再在子问题内采用 NSGA-II 的非支配排序方法进行优化求解。

M2M 的问题划分方式如下列方程所示：

$$\text{minimize } F(x) = (f_1(x), \dots, f_m(x)) \quad (39)$$

$$\text{subject to } x \in \prod_{i=1}^n [a_i, b_i]$$

$$F(x) \in \Omega_k$$

其中, Ω_k 为第 k 个子问题:

$$\Omega_k = \{u \in R_+^m | \langle u, v^k \rangle \leq \langle u, v^j \rangle \text{ for any } j = 1, \dots, K\} \quad (40)$$

$\langle u, v^k \rangle$ 为 u 与 v^k 之间的夹角, v^1, \dots, v^K 为 K 个在目标空间第一象限内的单位向量。

具体的分解情况, 如下图所示:

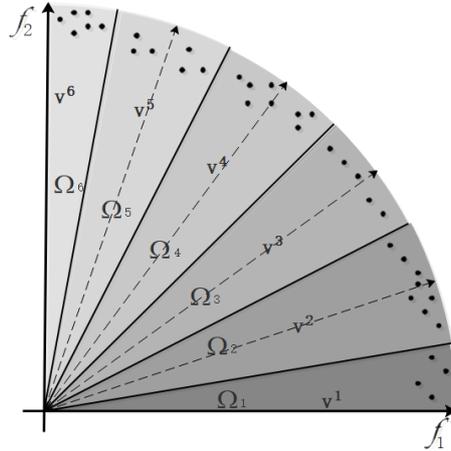


图 5.3 M2M 子问题区域分解示意图

根据 M2M 的方法, 每个区域内的子种群 P_k 规模始终保持为 S_k 。在更新种群时, 如果解的数目不足 S_k , 则在种群内随机复制足够的个体, 保持种群规模; 如果解的数目超过 S_k , 则根据非支配排序, 选择前 S_k 的个体。PPS-M2M 在“推搜索”阶段伪代码如下:

算法 1: PPS-M2M 子问题“推搜索”

```

1  function PushSubproblems( $P_k, S_k$ )
2      对  $P_k$  进行非支配排序, 获得序列  $F = (F_1, F_2, \dots)$ 。
3       $P'_k = \emptyset; i = 1;$ 
4      While  $|P'_k| + |F_i| \leq S_k$ 
5           $P'_k = P'_k \cup F_i$ 
6           $i = i + 1;$ 
7      End
8      计算  $F_i$  中个体的拥挤距离;
9      根据拥挤距离对  $F_i$  进行降序排列, 重新保存为  $F_i$ ;
10      $P'_k = P'_k \cup F_i[1: (1 - S_k - |P'_k|)];$ 
11      $P_k = P'_k$ 
12 end

```

其中第 2 行为对各子种群进行非支配排序, 获得序列 F 。第 4-6 行, 选择非支配排序靠前的个体, 进入 P'_k , 直到再加入下一层次的个体后其元素个数就会比 S_k 大。第 8-

10 行, 根据拥挤距离情况, 从下一层次的个体中选出 $(S_k - |P'_k|)$ 个, 进入 P'_k 。第 11 行, 用 P'_k 更新 P_k 。

而在“拉搜索”阶段, 采用 IEpsilon 约束处理机制^[56, 57], 把种群从无约束前沿拉回到原约束优化问题的前沿。当进化代数大于 $0.9T_{max}$ 时, 同时采用 IEpsilon 约束处理机制和 ε 支配关系选择非支配的可行解 P_k 。PPS-M2M 在“推搜索”阶段伪代码如下:

算法 2: PPS-M2M 子问题“拉搜索”

```

1  function result=PullSubproblems( $P_k, gen, T_{max}, \varepsilon_0$ )
2      result=false
3      if  $gen \leq 0.9T_{max}$  then
4          for  $k \leftarrow 1$  to  $K$  do
5              采用 IEpsilon 约束处理机制选择非支配的可行解  $P_k$ ;
6          end
7      else
8          采用 IEpsilon 约束处理机制和  $\varepsilon$  支配关系选择非支配的可行解  $P_k$ ;
9      end
10     return result;
11 end

```

PPS-M2M 的整体算法的伪代码如下。其中第 1-3 行为算法初始化; 第 4-40 行, 算法不断迭代更新, 直到达到最大进化代数后退出, 返回一组非支配的可行解。第 5-13 行, 种群生成新的个体, 并分配到各个子种群当中。第 14-16 行, 用于求解算法状态转换判断参数 r_k 。第 17-26 行, 算法对 $\varepsilon(k)$ 进行更新。第 27-37 行, 算法对各个子种群进行更新, 保证每一个子种群的种群规模保持不变。第 38 行, 算法进行代数的增加计数。第 40 行, 算法跳出循环, 输出一组非支配的可行解。

算法 3: PPS-M2M

Input:

- K: 子问题的数量;
- 用于分解的 K 个方向向量: v^1, \dots, v^K ;
- S: 各个子问题的种群大小;
- Q: 种群个体及其目标值;
- T_c : $\varepsilon(k)$ 的最大控制代数;
- ε_0 : ε 支配方法的初始值;
- T_{max} : 最大进化代数。

Output:

一组非支配的可行解集。

```

1  Initialization:
2  把原问题分解成  $K$  个子问题，并把种群个体分配到子区域中形成  $K$  个子种群  $(P_1, \dots, P_K)$ ，第  $k$  子种群包含  $S_k$  个个体。
3  令  $r_k = 1.0$ ,  $\epsilon_r = 1e - 3$ ,  $PushStage = true$ ;
4  While  $gen \leq T_{max}$  do
5      for  $k \leftarrow 1$  to  $K$  do
6          foreach  $x \in P_k$  do
7              从  $P_k$  中随机选择一个个体  $y$ ;
8              采用生成算子，用  $x$  和  $y$  生成新的个体  $z$ 
9               $R := R \cup z$ ;
10         end
11          $Q := R \cup (\cup_{k=1}^K P_k)$ ;
12         重新把  $Q$  中的所有个体都分配到各个子问题当中;
13     end
14     if  $gen \geq l$  then
15         计算  $r_k$ 
16     end
17     if  $gen \leq T_c$  then
18         if  $r_k \leq \epsilon_k$  且  $PushStage == true$  then
19              $PushStage = false$ ;
20              $\epsilon(gen) = \epsilon(k) = maxViolation$ 
21         else
22             更新  $\epsilon(gen)$ ;
23         end
24     else
25          $\epsilon(k) = 0$ ;
26     end
27     for  $k \leftarrow 1$  to  $K$  do
28         if  $|P_k| \leq S$  then
29             从  $Q$  中随机选择  $(S - |P_k|)$  个个体，并加入  $P_k$ 
30         else
31             if  $PushStage == true$  then
32                  $result = PushSubproblems(P_k, S_k)$ ;
33             else
34                  $result = PullSubproblems(P_k, gen, T_{max}, \epsilon_0)$ ;
35             end
36         end
37     end
38      $gen = gen + 1$ ;
39 end
40 找到所有非支配的可行解，并输出结果。

```

5.2.4 其他算法

为了对比分析算法在求解实际问题中的性能，除了基于 PPS 框架的算法外，还选择了 NSGA-II-CDP、MOEA/D-CDP、CM2M 等流行的约束多目标进化算法，对示教机械臂设计优化问题进行求解。

三个算法具有代表性。NSGA-II-CDP 是一种基于非支配排序的约束多目标进化算法，其核心思想是通过非支配排序的方法对种群个体进行筛选，从而实现寻优。MOEA/D-CDP，则是基于分解的约束多目标进化算法。MOEA/D-CDP 会将原问题分解成若干个单目标子问题，通过子问题之间的协作的方式同时进行优化，最终达到原问题的优化求解。而 CM2M 在整体算法框架上是基于分解的约束多目标进化算法，它把问题的目标空间划分成若干个子区域，采用不同的子种群对各自所在的子区域进行搜索。而 CM2M 在子问题的个体选择更新时，则是使用了非支配排序的方法。通过与三种代表性的算法进行对比，可以更好的分析 PPS 算法在问题求解中的性能表现。

5.3 实验分析

5.3.1 实验参数设置

为了对比分析 PPS 框架在实际机器人优化设计的约束多目标优化问题中的表现，我们使用了 2 个基于 PPS 的算法（PPS-MOEA/D 和 PPS-M2M），以及 3 个当下流行的约束多目标进化算法（NSGA-II-CDP，MOEA/D-CDP 和 CM2M）对示教机械臂的设计优化问题进行求解。各算法的主要参数设置如下：

- a) 交叉变异概率为 $P_m = 1/n$ (n 为决策变量的维度，本问题在 n 为 10)。
- b) 差分算子的参数： $CR = 1.0$, $f = 0.5$
- c) 基于分解的算法，其邻居数量 $T = 20$ 。
- d) 重复实验条件：每个算法分别进行 30 次的重复试验，每次实验的最大进化代数为 2000，种群规模： $N = 200$ 。
- e) 从邻居选择个体的概率： $\delta = 0.9$ 。

f) PPS 框架的参数设计: $T_c = 1600$, $\alpha = 0.95$, $\tau = 0.05$, $cp = 2$, $l = 20$.

g) M2M 的参数设计: $K=10$ 。

5.3.2 性能评价指标

为了评价算法的性能, 我们采用多目标进化算法中流行的性能指标“超体积度量”(Hypervolume, HV)^[58]。HV 是在多目标进化算法中常用的综合的测量指标。它反映了算法获得的非支配集合有多接近真实的 PF。越大的 HV 值反映出获得的非支配集合越接近真实 PF, 说明算法具有更好的收敛性和多样性。HV 指标的定义如下:

$$HV(S) = \text{VOL}(U_{x \in S}[f_1(x), z_1^r] \times \dots \times [f_m(x), z_m^r]) \quad (41)$$

其中 $\text{VOL}(\cdot)$ 为勒贝格测度 (Lebesgue measure) 函数, m 为目标向量的维数, $z^r = [z_1^r, \dots, z_m^r]^T$ 为参考点, $U_{x \in S}[f_1(x), z_1^r] \times \dots \times [f_m(x), z_m^r]$ 表示被算法求解的非支配集合所支配而不被参考点支配的区域。

5.3.3 实验结果分析

本文采用了 5 个算法分别对示教机械臂设计优化问题进行了 30 次独立重复求解实验。重复实验的统计结果绘制成 HV 箱线图, 如下图 5.4 所示。其中 1-5 依次分别表示 PPS-MOEA/D, PPS-M2M, NSGA-II-CDP, MOEA/D-CDP, CM2M。同时, 30 次独立重复实验的 HV 均值及方差如表 5.1 所示。

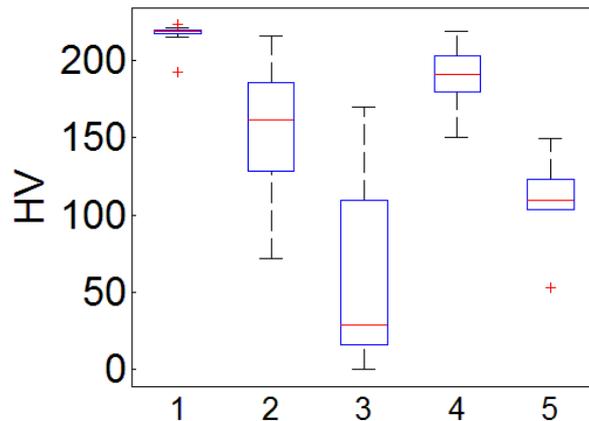


图 5.4 30 次独立重复试验 HV 值箱线图
(其中 1-5 依次分别表示 PPS-MOEA/D, PPS-M2M, NSGA-II-CDP, MOEA/D-CDP, CM2M)

表 5.1 30 次独立重复试验 HV 值均值及标准差

(mean 表示 HV 值均值; std 表示 HV 值标准差; †表示显著差于 PPS-MOEA/D)

	PPS-MOEA/D	PPS-M2M	NSGA-II-CDP	MOEA/D-CDP	CM2M
mean	217.88	157.17†	61.62†	190.32†	109.73†
std	5.13	36.61	57.99	18.00	30.04

经过观察，在测试的 6 个算法当中，PPS-MOEA/D 具有最高 HV 中位数值及最大值，同时 PPS-MOEA/D 箱线图的四分位距最小（同样反映在 HV 标准差上）。采用 Wilcoxon 秩和实验进行算法显著性检验。结果显示，在检验水准为 0.05 下，基于 HV 指标，PPS-MOEA/D 显著优于其他四个算法。

对比使用和不使用 PPS 框架前后算法之间的性能差异。在根据箱线图和 HV 值均值及标准差表格，使用 PPS 框架后，算法性能均得到了显著提高。进一步的，采用 Wilcoxon 秩和实验进行算法显著性检验对算法来进行有无使用 PPS 框架效果的显著性检验，结果显示 PPS-MOEA/D 显著优于 MOEA/D，PPS-M2M 显著优于 CM2M，如表 5.2 所示。

表 5.2 有无使用 PPS 框架算法 HV 值对比
(mean 表示 HV 值均值; std 表示 HV 值标准差;
†表示显著差于 PPS-MOEA/D 或 PPS-M2M)

	PPS-MOEA/D	MOEA/D-CDP		PPS-M2M	CM2M
mean	217.88	190.32†		mean 157.17	109.73†
std	5.13	18.00		std 36.61	30.04

由此，使用 PPS 框架可以显著提升算法在解决实际约束多目标优化问题的性能。

在求解示教机械臂设计优化问题上，三个流行的约束多目标进化算法表现存在差异。通过对箱线图与数据对比可得，在算法性能上 MOEA/D-CDP > CM2M > NSGA-II-CDP。采用分解方法的算法在求解原问题上优于采用非支配排序的算法。

提取出各个算法在 30 次独立重复实验过程中 HV 值最大的一次测试所求解到的 Pareto 前沿，并绘制成散点图。由于对于实际示教器设计优化问题，其真实的 PF 是未知的。为了方便比较，把各个算法所有回次实验获得的所有个体进行非支配排序，获得参考的 PF。如图 5.5 (a) - (e) 所示。

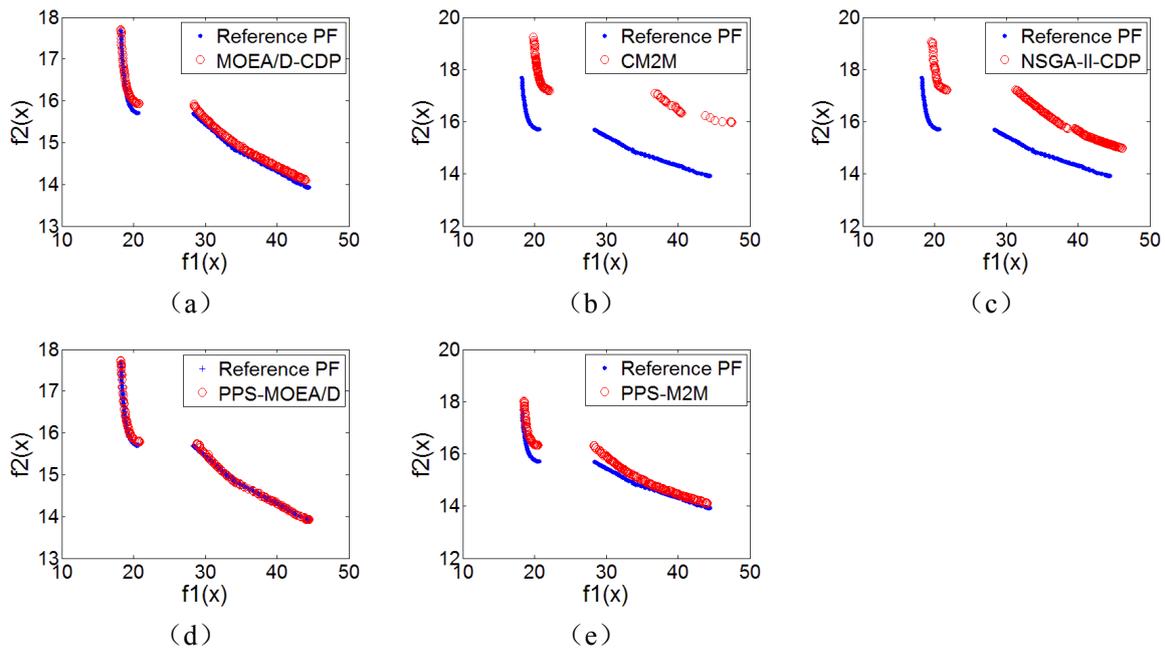


图 5.5 30 次独立重复实验过程中 HV 值最大回次的非支配解集与参考前沿对比

通过观察可得，PPS-MOEA/D 的 PF 与参考 PF 完全重合，而其他的算法则陷入了局部最优值，未能收敛到参考 PF 上。

为了分析算法之间性能差异的原因，对示教机械臂设计优化问题进行了 3,000,000 次的个体采样评价。其中 1000,000 次采用随机采样的方式进行，其余的分别由 PPS-MOEA/D, PPS-M2M, NSGA-II-CDP, MOEA/D-CDP, CM2M 等算法通过以 400,000 为评价次数的进化求解提供。通过这种采样方式，对示教机械臂设计优化问题目标空间中个体分布情况进行估计。所形成的结果如图 5.6 所示。

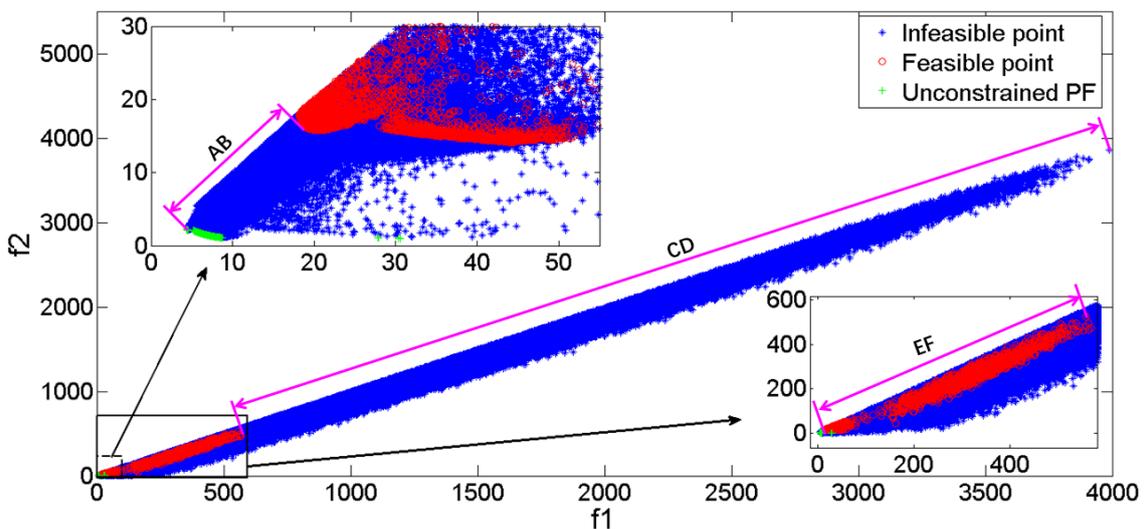


图 5.6 示教机械臂设计优化问题目标空间个体分布情况图

通过对图 5.6 的观察的知，对于示教机械臂设计优化问题，个体再目标空间中呈细长条状分布，可行解集中在图中左下角的区域。而且可行解与不可行解的区域并非明显的区分开，而是交叠在一起。原问题的 PF（参考 PF）呈现出分离的两段，而并非常见的接连在一起的。因此，示教机械臂设计优化问题可能存在多样性求解困难。

而基于分解的 CMOEA 通过把原问题分解成多个单目标子问题，同时借助子问题间的协作同时对各个子问题进行优化。因此其在保持多样性上具有良好的性能。因此在求解示教机械臂设计优化问题时，MOEA/D-CDP 相比基于非支配关系的 NSGA-II-CDP 有更好的表现。而 CM2M，虽然同样基于分解原问题来进行求解，但是在子种群中采用非支配排序进行个体的筛选。因此 CM2M 的表现也不如 MOEA/D-CDP。这种差异同样反映在 PPS-MOEA/D 和 PPS-M2M 的在求解该问题中的表现差异上。

另一方面，如图 5.6 中所示。 \overline{AB} 表示无约束 PF 与原问题 PF 的距离， \overline{CD} 表示在找到可行解前不可行区域的长度， \overline{EF} 为可行解与不可行解交叠的区域长度。 \overline{AB} 远小于 \overline{CD} 与 \overline{EF} 。使用 PPS 框架的算法，可以快速越过情况复杂、细长的不可行区域，直接收敛到无约束前沿；而在“拉搜索”阶段，算法只需要穿过一段短的不可行的区域即可搜索到原问题的 PF。而没有使用 PPS 框架的算法先要越过漫长一段不可行区域及不可行解与可行解交叠的复杂规律，才能到达原问题的前沿，为此而消耗了大量的个体评价计算；而且面对不可行解与可行解交叠的区域，在搜索过程中容易陷入局部最优。因此，在表现上，采用了 PPS 框架后，算法的性能均能得到显著的提升。而结合 MOEA/D 与 PPS 框架两者优异性能的 PPS-MOEA/D 算法在示教机械臂设计优化问题上在 6 个测试算法当中表现最好。

综合上述的问题，在求解示教机械臂设计优化问题上，PPS-MOEA/D 性能显著优于 PPS-M2M, NSGA-II-CDP, MOEA/D-CDP, CM2M。另外，采用了 PPS 框架后在求解该问题是性能可以得到显著提升。

第六章 非支配集合的知识提取

6.1 优化数据集的数据挖掘

算法获得的 PF 与人类工程师设计的方案进行比较，在目标性能上算法优化的方案显著优于人类设计的方案。由于 PF 分为两段，因此选择了 4 个端点个体作为计算的案例，对部分案例和原设计进行了参数对比。如图 6.1 所示，4 个案例在外形上与人类工程师设计的外观存在差异。如表 6.1 所示，发现了个体 A, B 与个体 C, D 在 k , b , T_3 等参数取值上存在显著差异，而直接导致了个体 A, B 与个体 C, D 在约束响应情况上存在明显差异。这正反映了 PF 两段 PF 上的个体在决策空间上存在较大的差异。

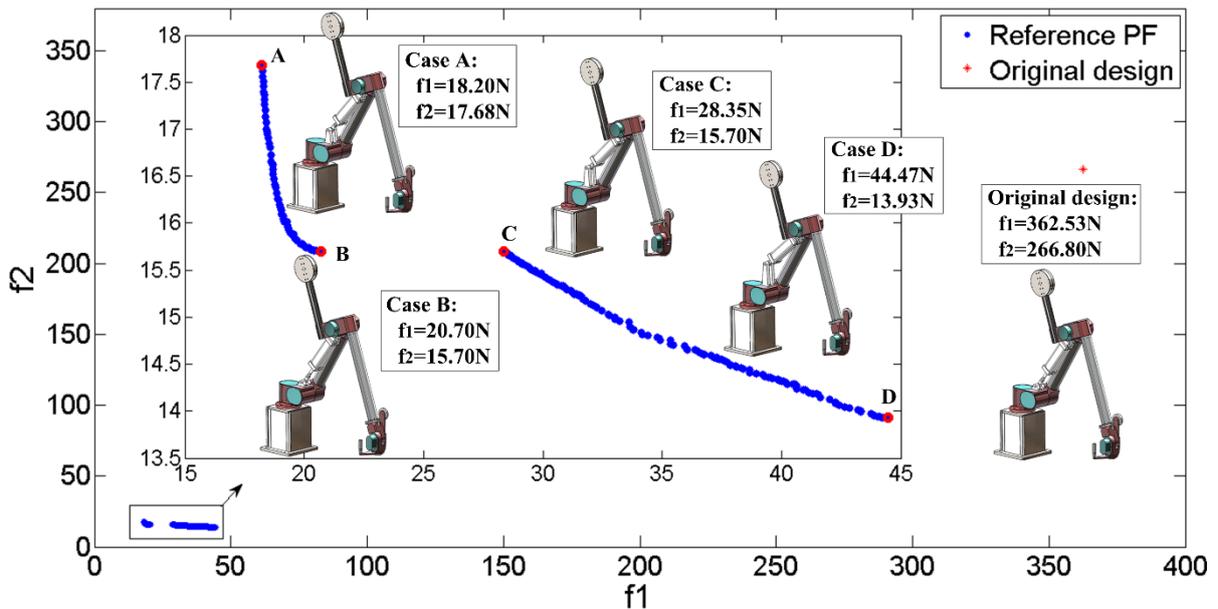


图 6.1 参考 PF 的四个端点个体与工程师设计方案对比图

表 6.1 四个参考案例与工程师设计方案的决策变量值、目标值、约束式函数值

	m_A	L_A	m_B	L_B	k	H_b	b	T_1	T_2	T_3	f_1	f_2	c_1	c_2	c_3
Case A	0.86	0.20	11.64	0.55	1897	0.19	1008	0.00	0.25	0.02	18.20	17.68	1.17e-6	2.41e-6	6.23e-5
Case B	0.86	0.20	11.64	0.55	682	0.11	1760	5.76	5.61	0.02	20.70	15.70	8.49e-7	3.06e-9	1.08e-5
Case C	0.86	0.20	11.98	0.53	1	0.24	770	0.00	0.19	11.03	28.35	15.70	2.62e-5	10.57	7.46e-4
Case D	0.87	0.20	12.93	0.50	0	0.27	615	0.00	0.88	25.81	44.47	13.93	2.00e-3	24.07	5.91e-3
Original design	1.60	0.19	15.00	0.46	3730	0.12	2500	75.70	75.70	75.70	362.53	266.80	57.62	72.48	2.60e-3

(注：其中 c_1, c_2, c_3 分别为 3 个约束函数的函数值大小)

在示教器设计优化问题的求解过程中产生了大量的数据，如：个体的决策变量值、目标值、约束式函数值等。这些数据一方面是在进化求解过程中通过采样来指导算法

进行收敛求解；另一方面，这些数据包含大量的关于问题与算法性能的信息，可以通过数据挖掘的方法对这些数据进行分析，从而加深对原问题的理解，或对帮助算法的改进。特别是算法最后输出的非支配集合，更是包含了最优决策变量与目标之间的最优化设计知识。如果能通过数据挖掘的方法找到这些知识，将有可能形成设计某一种，乃至某一大类产品的最优化设计知识。传统人类工程师经过长期在生产一线上逐步总结出该行业的经验知识，如果计算机可以辅助人类工程师对部分规律进行总结，将可以大大加强人类积累知识的能力。

在本章中，将以参考 PF 中 200 个个体的决策变量值、目标值、约束式函数值等作为样本，采用多种知识提取的方法对非支配集合的知识进行提取分析。

6.1.1 基于统计学的知识提取的方法

为了了解变量间存在关联关系，求解决策变量值、目标值中的相关性矩阵。如下表所示。

表 6.2 样本的相关性矩阵

	m_A	L_A	m_B	L_B	k	H_b	b	T_1	T_2	T_3	f_1	f_2
m_A	1.00	-0.67	0.45	-0.44	-0.09	0.28	-0.27	-0.29	-0.28	0.42	0.43	-0.36
L_A	-0.67	1.00	0.11	-0.11	-0.12	0.09	-0.07	0.06	0.06	0.10	0.11	-0.18
m_B	0.45	0.11	1.00	-1.00	-0.47	0.87	-0.83	-0.68	-0.70	0.98	0.99	-0.93
L_B	-0.44	-0.11	-1.00	1.00	0.48	-0.88	0.84	0.70	0.72	-0.98	-0.99	0.93
k	-0.09	-0.12	-0.47	0.48	1.00	-0.57	0.55	0.30	0.57	-0.53	-0.53	0.59
H_b	0.28	0.09	0.87	-0.88	-0.57	1.00	-0.99	-0.86	-0.91	0.93	0.91	-0.83
b	-0.27	-0.07	-0.83	0.84	0.55	-0.99	1.00	0.87	0.91	-0.91	-0.88	0.79
T_1	-0.29	0.06	-0.68	0.70	0.30	-0.86	0.87	1.00	0.93	-0.77	-0.72	0.50
T_2	-0.28	0.06	-0.70	0.72	0.57	-0.91	0.91	0.93	1.00	-0.80	-0.76	0.60
T_3	0.42	0.10	0.98	-0.98	-0.53	0.93	-0.91	-0.77	-0.80	1.00	1.00	-0.93
f_1	0.43	0.11	0.99	-0.99	-0.53	0.91	-0.88	-0.72	-0.76	1.00	1.00	-0.94
f_2	-0.36	-0.18	-0.93	0.93	0.59	-0.83	0.79	0.50	0.60	-0.93	-0.94	1.00

(注：加粗的数值的绝对值大于 0.9，表示响应的两个参数存在强的相关性关系。)

通过观察，发现 m_B, L_B 和 T_3 对两个目标均有强的相关性关系。 m_B, L_B 和 T_3 都是用于维持关节 3 平衡参数，同时也影响着约束函数 2 的函数值情况（约束函数 2 反映了关节 3 在操作轨迹上的静平衡情况）。因此，在示教器的设计优化过程中维持关节 3 平衡考虑是对示教机械臂设计的重点。

另外，矩阵地结果将辅助进一步的知识提取任务。如：存在强的相关性关系的参数之间优先尝试进行关系的构建。

6.1.2 基于可视化的知识提取方法

基于可视化的知识提取方法主要采用可视化的图或表格，借助人的智能进行数据模式进行分析推理，实现知识的提取。它实际上是一种由计算机方法，辅助研究人员进行高效数据分析工作的方法。本文对相关性强度的参数进行散点图绘制，并根据样本点的分布情况猜想变量关系的形式，并进行待定参数函数的回归拟合，从而建立变量之间的关系，如图 6.2-6.3 所示。 m_B 和 L_B 存在强的线性关系。而 H_b 和 b 之间存在着二次函数函数的关系。

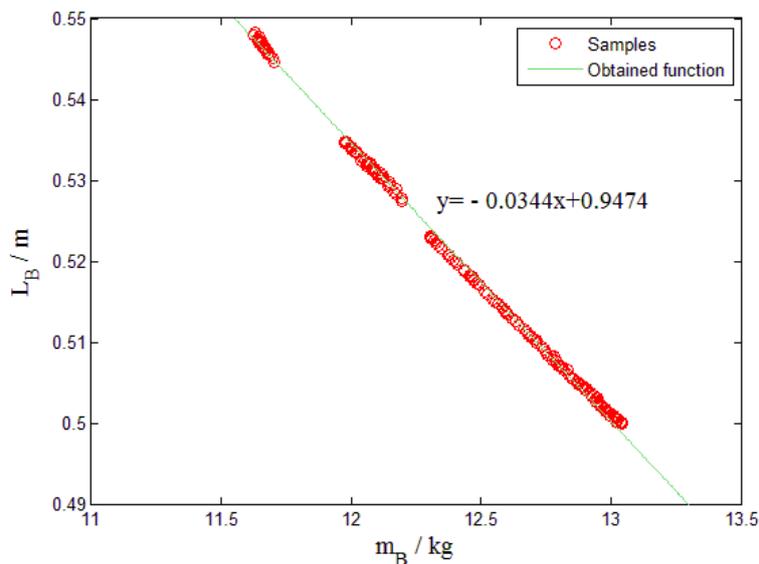


图 6.2 m_B 与 L_B 散点图及回归函数的对比

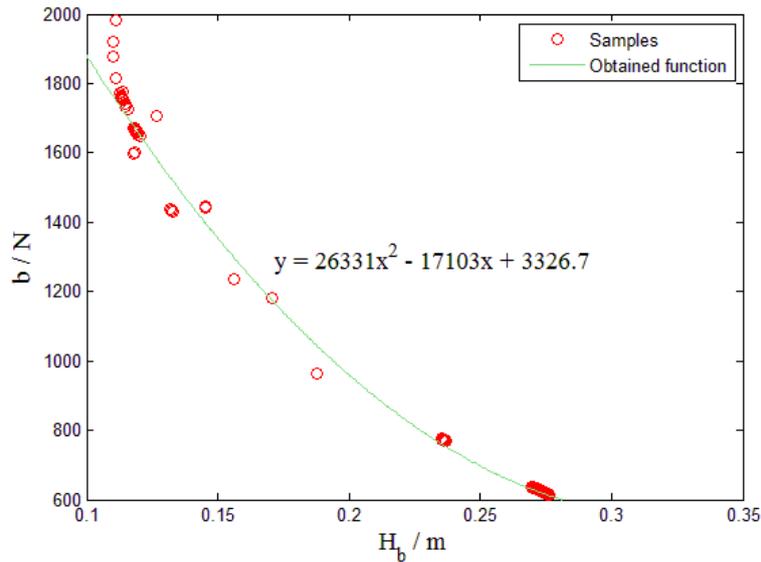


图 6.2 H_b 与 b 散点图及回归函数的对比

6.1.3 基于基因编程的知识自动提取方法

只依靠人进行观察，可能难以发现一些复杂的关系，如：包含隐函数关系，或多变量的非线性关系等。可以借助基因编程技术对这些复杂关系进行自动挖掘，再通过领域专家进行进一步的分析验证，形成知识。不同于其他机器学习方法所生成的“黑盒”模型，基因编程方法具有良好的可解读性，可以直接优化产生出显式的参数关系。

在本章中，将采用 Deb 小组提出的一种知识自动提取的技术^[59, 60]，对示教机械臂设计优化后所获得的非支配集合进行知识的自动提取。该算法把待挖掘的关系式统一总结成以下形式：

$$\varphi(x, F(x)) = c \quad (42)$$

其中 x 为决策变量， $F(x)$ 为优化目标， $\varphi(x, F(x))$ 为通过基因编程进行挖掘的关系式。一般的，对于适用范围广泛的关系式，各个样品本计算出的 c 值应该分布接近（由于实际求解时非支配集合只能接近真实 PF 并非严格等同于真实的 PF，因此 c 值几乎不可能相同）。如果对于由多种不同关系交叠形成的 PF， c 值的分布可能无法保持相近的值，而是分布在若干个中心附近。因此，对于这种情况，对 c 值进行聚类应可以获得若干个聚集紧密的类。而且对所挖掘知识的偏好而言，用户更希望 c 值能集中在尽可能少的类别中，因为划分开的类别数目越少，知识越具有普适性；而且各类别所聚集样

本数量尽可能多，把规模小于某个阈值的类别看作为离群点；基于“奥卡姆剃刀”原则，用户希望以结构更简单关系式来表达关系。

基于以上对知识的偏好情况，定义了基因编程的目标函数如下：

$$\begin{aligned} & \text{minimize } TS + C(d) + U(d) + \sum_{j=1}^c e_c^j & (43) \\ & \text{subject to } S \geq S_{reqd} \\ & \quad 1 < d < m \end{aligned}$$

其中，C 为对 c 值采用一种基于网格的聚类方法^[61, 62]后，得到的类别数，U 为被标记为离群点的个数；TS 为关系式二叉树结构的节点数， $\sum_{j=1}^c e_c^j$ 表示在各类别中样本与对应聚类中心的归一化偏差之和，表征样本点在各类别内的集中程度。S 则表示非离散点占总样本数的比例， S_{reqd} 为 S 的阈值。而 d 则是基于网格聚类法中用于划分网格粒度的超参。

采用上述算法，我们获得了如表 6 所示关系式。样本点与关系式图像（或关系式所预测的坐标点）的位置关系如下图 6.3-6.5 所示。大部分样本点很好的满足表达式关系。

表 6.3 知识自动提取的结果

序号	变量	表达式
1	m_A, L_A	$(m_A + 0.95L_A)L_A = 0.21$
2	T_2, T_3, f_1	$f_1 - T_3 - 0.37T_2 = 17.5$
3	m_B, T_1, T_3, f_2	$f_2 - 0.05m_B T_3 + 0.45T_1 + 0.72m_B + 0.76T_3 = 26.00$

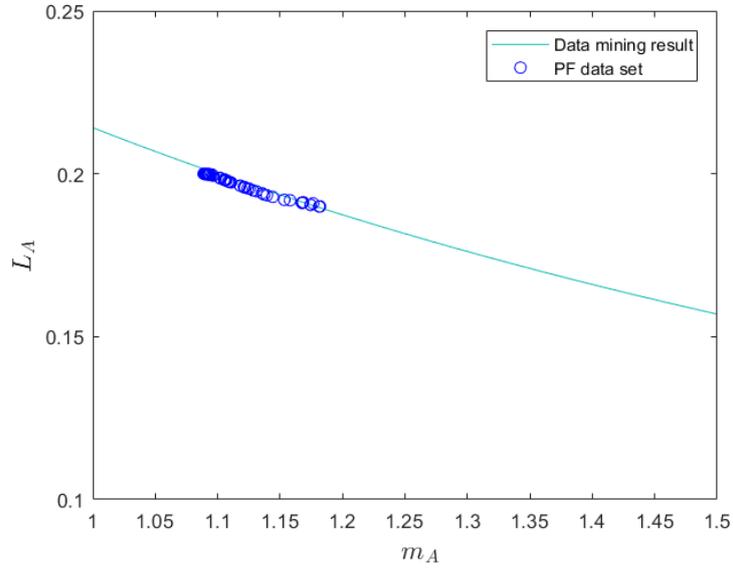


图 6.3 m_A 和 L_A 的关系式图像与数据集之间的关系

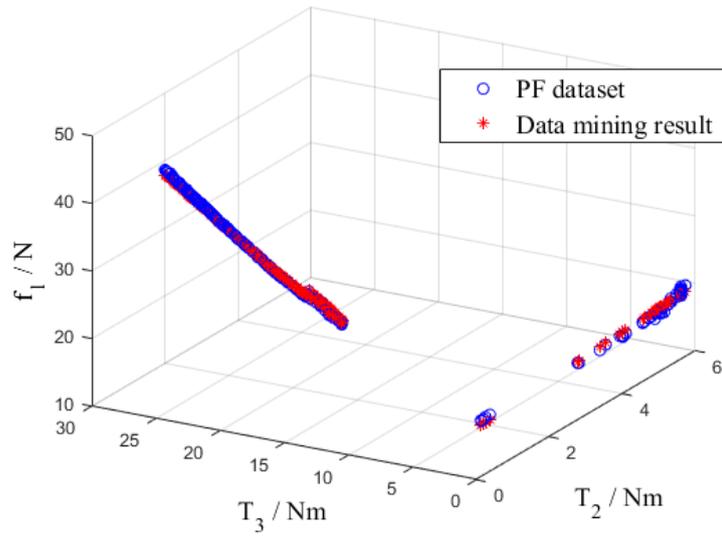


图 6.4 T_2, T_3 和 f_1 的关系式预测点与数据集之间的关系

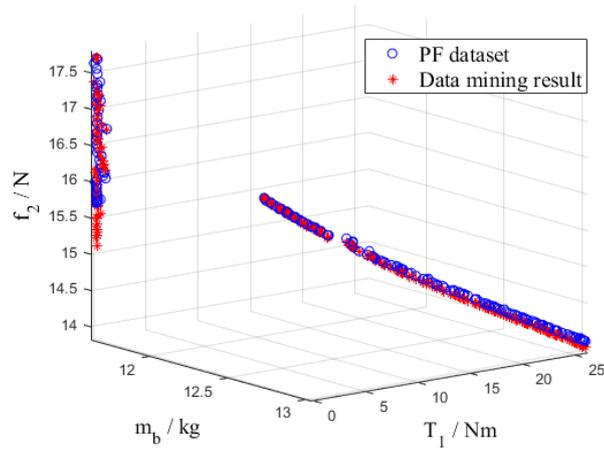


图 6.4 m_A, T_1, T_3 和 f_2 的关系式预测点与数据集之间的关系

经过分析观察，序号 1 的关系式反映的是关节 5 的平衡方程。根据牛顿力学的分析方法关节 5 的平衡方程为：

$$\left(m_A + \frac{1}{2}\rho_A L_A\right)g_z L_A = T_{g5} \quad (44)$$

其中， T_{g5} 为关节 5 待平衡扭矩大小， $g_z = 9.8m/s^2$ 为重力加速度。代入方程并化简，即可得到

$$(m_A + 0.90L_A)L_A = 0.25 \quad (45)$$

而序号 1 的关系式与该式十分接近，但在求解的程序中采用的是拉格朗日动力学的方法，并没有进行过显式的编程。在考虑非支配解集没有完全与真实 PF 重合的原因，可以认为这条物理关系通过知识自动提取的技术，以一种更简洁的形式被重新发现。

而序号 2, 3 的关系式，在关系形式上也符合变量间的相互关系。如序号 2 的关系式为 T_2, T_3 与目标 f_1 的关系，而 T_2, T_3 为关节 2, 3 中摩擦片的最大动摩擦矩，是决定最大操作力大小的关键变量。而序号 3 中，为 m_B, T_1, T_3 与 f_2 的关系。 m_B 与 T_3 是实现关节 3 平衡的重要参数，影响着操作力的大小，而 T_1 设置的目的并非减小操作力，而是配合其他摩擦片，使得操作力更加均匀。因此，序号 2, 3 关系式具有一定的合理性。

通过知识提取技术，设计师可以更深入理解变量之间的相互关系，同时获得的知识可以用于未来求解同类设计中，如：用于新问题的种群初始化或者指导算法的改进。

第七章 结论及展望

7.1 结论

随着机器人的日益普及，机器人设计需求将会越来越大，而且随着功能的不断扩展，机器人系统将越来越复杂。这对于设计师来说将是一个挑战。而机器人的设计自动化可以帮助设计师，减少其在设计过程中重复性的工作，并且辅助设计师总结设计规律并用于未来的生产设计，具有巨大的发展潜力。

本文以示教机械臂的设计为例，介绍了一种机器人设计自动化的流程，其包括：机器人多角度建模、基于 PPS 框架的约束多目标优化问题求解、预计机器人设计知识提取。在建模阶段，文章对示教机械臂建立了几何模型、运动学与动力学方程模型以及基于 Matlab 仿真模型，把示教机械臂的设计优化问题总结为一个约束多目标优化问题。在设计优化阶段，文章介绍了最新提出的求解约束多目标优化问题的框架，即 PPS（推-拉搜索）技术，并基于 PPS 框架提出了 PPS-M2M 算法。文章还对 PPS 框架在解决实际约束多目标优化问题中的性能表现。结果表明使用 PPS 框架，能显著提高算法在解决实际约束多目标优化问题的性能。同时，文章还对 PPS 框架在解决实际约束多目标优化问题的有效机制进行了详细的实验分析。在知识提取阶段，文章对优化算法求解得到的非支配集合进行了知识提取。其中通过基于基因编程的知识自动提取技术，在无专门的显式编程的情况下，算法以更简洁的形式重新发现了对关节 5 的平衡方程，表现出具有挖掘显式物理学规律的潜力。

在未来的工作中我们将对问题进行更深入的研究，例如：考虑机器人在多场景条件下的优化设计，以及将替代模型方法融入 PPS 框架中用以解决机器人设计当中的昂贵优化问题。另一方面，深入研究如何使用由知识提取技术获得的知识，例如：如何帮助设计师实现原优化问题的简化，以及利用提取的知识指导算法进行调整与改进等。

参考文献

- [1] Tarkian M. Design automation for multidisciplinary optimization: A high level cad template approach[D]. Linköping University Electronic Press, 2012.
- [2] Amadori K, Tarkian M, Ölvander J, et al. Flexible and robust CAD models for design automation[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2012, 26(2): 180-195.
- [3] Chapman C B, Pinfold M. Design engineering—a need to rethink the solution using knowledge-based engineering[J]. *Knowledge-based Systems*, 1999, 12(5-6): 257-267.
- [4] Salomone T A. What every engineer should know about concurrent engineering[M]. Routledge, 2019.
- [5] Jamwal P K, Hussain S, Xie S Q. Three-stage design analysis and multicriteria optimization of a parallel ankle rehabilitation robot using genetic algorithm[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2015, 12(4): 1433-1446.
- [6] Gao Z, Zhang D. Performance analysis, mapping, and multiobjective optimization of a hybrid robotic machine tool[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2015, 62(1): 423-433.
- [7] Coello C A C, Christiansen A D, Aguirre A H. Using a new GA-based multiobjective optimization technique for the design of robot arms[J]. *Robotica*, 1998, 16(4): 401-414.
- [8] Valdez S I, Botello-Aceves S, Becerra H M, et al. Comparison between a concurrent and a sequential optimization methodology for serial manipulators using metaheuristics[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2018, 14(7): 3155-3165.
- [9] Yin H, Kong C, He M, et al. Double-Parameter Regression Design of Drive Trains for Lightweight Robotic Arms[M]//*Mechanism and Machine Science*. Springer, Singapore, 2016: 223-236.
- [10] Zhou L, Bai S. A new approach to design of a lightweight anthropomorphic arm for service applications[J]. *Journal of Mechanisms and Robotics*, 2015, 7(3): 031001.
- [11] Datta R, Pradhan S, Bhattacharya B. Analysis and design optimization of a robotic gripper using multiobjective genetic algorithm[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2016, 46(1): 16-26.
- [12] Datta R, Jain A, Bhattacharya B. A piezoelectric model based multi-objective optimization of robot gripper design[J]. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2016, 53(3): 453-470.
- [13] Hassan A, Abomoharam M. Modeling and design optimization of a robot gripper mechanism[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2017, 46: 94-103.
- [14] Pettersson M, Ölvander J. Drive train optimization for industrial robots[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2009, 25(6): 1419-1424.
- [15] Zhou L, Bai S, Hansen M R. Design optimization on the drive train of a light-weight robotic arm[J]. *Mechatronics*, 2011, 21(3): 560-569.
- [16] Ölvander J, Tarkian M, Feng X. Multi-objective Optimisation of a Family of Industrial Robots[M]//*Multi-objective Evolutionary Optimisation for Product Design and Manufacturing*. Springer, London, 2011: 189-217. Chapman C B, Pinfold M. The application of a knowledge-based engineering approach to the rapid design and analysis of an automotive structure[J]. *Advances in Engineering Software*, 2001, 32(12): 903-912.
- [17] Tarkian M, Ölvander J, Feng X, et al. Product platform automation for optimal configuration of industrial robot families[C]//*DS 68-4: Proceedings of the 18th International Conference on Engineering Design (ICED 11), Impacting Society through Engineering Design, Vol. 4: Product and*

- Systems Design, Lyngby/Copenhagen, Denmark, 15.-19.08. 2011. 2011.
- [18] Tarkian M. Design reuse and automation: on high level cad modeling for multidisciplinary design and optimization[D]. Linköping University Electronic Press, 2009.
- [19] Lipson H, Pollack J B. Automatic design and manufacture of robotic lifeforms[J]. Nature, 2000, 406(6799): 974.
- [20] Fan Z, Seo K, Hu J, et al. A novel evolutionary engineering design approach for mixed-domain systems[J]. Engineering Optimization, 2004, 36(2): 127-147.
- [21] Fan Z. Design automation of mechatronic systems using evolutionary computation and bond graph[M]. Michigan State University, 2004.
- [22] Behbahani S, de Silva C W. System-based and concurrent design of a smart mechatronic system using the concept of mechatronic design quotient (MDQ)[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2008, 13(1): 14-21.
- [23] Dupuis J F, Fan Z, Goodman E D. Evolutionary design of both topologies and parameters of a hybrid dynamical system[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2011, 16(3): 391-405.
- [24] Tomiyama T. Intelligent computer-aided design systems: Past 20 years and future 20 years[J]. Ai Edam, 2007, 21(1): 27-29.
- [25] Manyika J, Chui M, Bughin J, et al. Disruptive technologies: Advances that will transform life, business, and the global economy[M]. San Francisco, CA: McKinsey Global Institute, 2013.
- [26] Hughes T J R, Cottrell J A, Bazilevs Y. Isogeometric analysis: CAD, finite elements, NURBS, exact geometry and mesh refinement[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2005, 194(39-41): 4135-4195.
- [27] Wall W A, Frenzel M A, Cyron C. Isogeometric structural shape optimization[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2008, 197(33-40): 2976-2988.
- [28] 李旭宇. 复杂机电耦合系统的并行设计方法研究 [D]. 中南大学, 2004
- [29] Dupuis J F, Fan Z, Goodman E. Evolutionary design of discrete controllers for hybrid mechatronic systems[J]. International Journal of Systems Science, 2015, 46(2): 303-316.
- [30] Wang J, Fan Z, Terpenney J P, et al. Knowledge interaction with genetic programming in mechatronic systems design using bond graphs[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 2005, 35(2): 172-182.
- [31] Wang J, Fan Z, Terpenney J P, et al. Cooperative body-brain coevolutionary synthesis of mechatronic systems[J]. AI EDAM, 2008, 22(3): 219-234.
- [32] Lida Xu, Wang C, Bi Z, et al. AutoAssem: an automated assembly planning system for complex products[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2012, 8(3): 669-678.
- [33] Lida Xu , Wang C, Bi Z, et al. Object-oriented templates for automated assembly planning of complex products[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2013, 11(2): 492-503.
- [34] 杨光. 求解多目标优化问题的 NWSA 研究及其工程应用[D]. 吉林大学, 2015.
- [35] 胡毓达. 实用多目标最优化[M]. 上海科学技术出版社, 1990.
- [36] Zhun Fan, Wenji Li, Xinye Cai, Hui Li, Caimin Wei, Qingfu Zhang, Kalyanmoy Deb, and Erik Goodman. Difficulty Adjustable and Scalable Constrained Multi-Objective Test Problem Toolkit[J], Evolutionary Computation, https://doi.org/10.1162/evco_a_00259, 2019.
- [37] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II[J]. IEEE transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.
- [38] Takahama T, Sakai S. Constrained optimization by ϵ constrained particle swarm optimizer with ϵ -level control[M], Soft computing as transdisciplinary science and technology. Springer, Berlin, Heidelberg,

2005: 1019-1029.

- [39] Runarsson T P, Yao X. Stochastic ranking for constrained evolutionary optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2000, 4(3): 284-294.
- [40] Coello C A C., Theoretical and numerical constraint-handling techniques used with evolutionary algorithms: a survey of the state of the art[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2002, 191(11-12): 1245-1287.
- [41] Back T, Hoffmeister F, Schwefel H P. A survey of evolution strategies[C]//Proceedings of the fourth international conference on genetic algorithms. Morgan Kaufmann Publishers San Mateo, CA, 1991, 2(9).
- [42] Joines J A, Houck C R. On the use of non-stationary penalty functions to solve nonlinear constrained optimization problems with GA's[C]//Proceedings of the First IEEE Conference on Evolutionary Computation. IEEE World Congress on Computational Intelligence. IEEE, 1994: 579-584.
- [43] Bean J C, ben Hadj-Alouane A. A dual genetic algorithm for bounded integer programs[M]. 1993.
- [44] Coit D W, Smith A E, Tate D M. Adaptive penalty methods for genetic optimization of constrained combinatorial problems[J]. INFORMS Journal on Computing, 1996, 8(2): 173-182.
- [45] Woldesenbet Y G, Yen G G, Tessema B G. Constraint handling in multiobjective evolutionary optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2009, 13(3): 514-525.
- [46] Wang Y, Cai Z, Zhou Y, et al. An adaptive tradeoff model for constrained evolutionary optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2008, 12(1): 80-92.
- [47] Qu B Y, Suganthan P N. Constrained multi-objective optimization algorithm with an ensemble of constraint handling methods[J]. Engineering Optimization, 2011, 43(4): 403-416.
- [48] Fan Z, Li W, Cai X, et al. Push and pull search for solving constrained multi-objective optimization problems[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2019, 44: 665-679.
- [49] Deb K, Srinivasan A. Innovization: Innovating design principles through optimization[C]//Proceedings of the 8th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation. ACM, 2006: 1629-1636.
- [50] Bandaru S, Ng A H C, Deb K. Data mining methods for knowledge discovery in multi-objective optimization: Part A-Survey[J]. Expert Systems with Applications, 2017, 70: 139-159.
- [51] Hartenberg R S, Denavit J. A kinematic notation for lower pair mechanisms based on matrices[J]. Journal of Applied Mechanics, 1955, 77(2): 215-221.
- [52] Corke P. Robotics, vision and control: fundamental algorithms In MATLAB® second, completely revised[M]. Springer, 2017.
- [53] Zhang Q, Li H. MOEA/D: A multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2007, 11(6): 712-731.
- [54] Jan M A, Khanum R A. A study of two penalty-parameterless constraint handling techniques in the framework of MOEA/D[J]. Applied Soft Computing, 2013, 13(1): 128-148.
- [55] Liu H L, Peng C, Gu F, et al. A constrained multi-objective evolutionary algorithm based on boundary search and archive[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2016, 30(01): 1659002.
- [56] Fan Z, Li W, Cai X, et al. An improved epsilon constraint-handling method in MOEA/D for CMOPs with large infeasible regions[J]. Soft Computing, 2017: 1-20.
- [57] Laumanns M, Thiele L, Deb K, et al. Combining convergence and diversity in evolutionary multiobjective optimization[J]. Evolutionary Computation, 2002, 10(3): 263-282.
- [58] Zitzler E, Thiele L. Multiobjective evolutionary algorithms: a comparative case study and the strength Pareto approach[J]. IEEE transactions on Evolutionary Computation, 1999, 3(4): 257-271.

- [59] Bandaru S, Deb K. Towards automating the discovery of certain innovative design principles through a clustering-based optimization technique[J]. *Engineering Optimization*, 2011, 43(9): 911-941.
- [60] Bandaru S, Aslam T, Ng A H C, et al. Generalized higher-level automated innovization with application to inventory management[J]. *European Journal of Operational Research*, 2015, 243(2): 480-496.
- [61] Cios K J, Pedrycz W, Swiniarski R W. *Data mining and knowledge discovery*[M]//*Data mining methods for knowledge discovery*. Springer, Boston, MA, 1998: 1-26.
- [62] Bandaru S, Deb K. Automated discovery of vital knowledge from Pareto-optimal solutions: First results from engineering design[C]. *IEEE Congress on Evolutionary Computation*. IEEE, 2010: 1-8.

致谢

硕士研究生 3 年时光有如白驹过隙，在这三年的日子我度过的十分充实。在论文付梓之际，我希望借简短的篇幅，向在攻读研究生期间所有关心和帮助我，鼓励我的人们致以最诚挚的感谢！

感谢我的导师范衡教授。设计自动化的研究贯穿了我的整个研究生阶段。在导师范衡教授的悉心指导下我深入地了解到了机器人设计自动化深厚的技术内涵。在研究过程中，范老师对我进行了耐心的指导与帮助。他严谨务实的治学态度深深地影响着我，同时他的开阔的思路与独特的目光也一次次启发了我，为我打开科研的大门。在此谨向我的导师范衡教授致以最崇高的敬意与最诚挚的感谢！

感谢李文姬，朱贵杰，谢荣生，胡凯文，肖扬等师兄耐心指导与帮助，特别是李文姬师兄在进化算法实验等方面的大力支持。感谢黄书山，莫嘉杰，卢杰威，伍宇明，陈文钊，邱本章，胡建业等实验室小组的各位同学与师弟们。大家对科研的热情深深的感染了我。

感谢与我一起创建、经营汕大 NEO 机器人俱乐部的陈文钊，郑浩东以及历届 NEO 的成员们，感谢大家无数个通宵的陪伴，一直为团队的默默付出。从无到有，从菜鸟到站到国内比赛前列，一切努力都不会白费，祝愿 NEO 可以继续走下去，走得更远！

感谢一直在背后支持我的家人，你们的全力支持，让我无所顾忌。感谢关心支持我的 Sophia, Felipe, 谭文红，杨源，邓柯等小伙伴们。对你们致以诚挚的问候与衷心的祝福！

攻读硕士学位期间的主要工作成果

- [1] Fan Z, You Y, Zheng H, et al. Modeling and Multi-objective Optimization of a Kind of Teaching Manipulator[J]. arXiv preprint arXiv:1801.10599, 2018. (文章投稿至 Swarm and Evolutionary Computation, 一审修回)
- [2] You Y, Fan Z, Chen W, et al., Design and Implementation of Mobile Manipulator System[C]. Proceedings of the 9th IEEE International Conference on CYBER Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems. IEEE, 2019. (已接收)
- [3] Z. Fan, W. Li, X. Cai, H. Huang, Y. Fang, Y. You, J. Mo, C Wei, and E. D. Goodman. An improved epsilon constraint-handling method in MOEA/D for CMOPs with large infeasible regions[J]. Soft Computing, 2017: 1-20.
- [4] J. Mo, Z. Fan, W. Li, Y. Fang, Y. You, and X. Cai, Multi-factorial evolutionary algorithm based on M2M decomposition[C]. Asia-Pacific Conference on Simulated Evolution and Learning. Springer, Cham, 2017: 134-144.
- [5] Z. Fan, Z. Li, W. Li, Y. You, W. Chen, and C. Li, A Combined Texture-Shape Global 3D Feature Descriptor for Object Recognition and Grasping[C]. 2017 International Conference on Industrial Informatics-Computing Technology, Intelligent Technology, Industrial Information Integration (ICIICII). IEEE, 2017: 47-54.
- [6] 范衡, 游煜根, 朱贵杰等. 一种自平衡示教机械臂: 中国, ZL201721096302.9[P]. 2018-04-27
- [7] 范衡, 游煜根, 陈文钊, 郑浩东等. 一种自主移动机器人平台控制装置: 中国, ZL201621094143.4[P].2017-04-19
- [8] 范衡, 朱贵杰, 游煜根, 陈文钊等. 一种复合型移动机器人: 中国. ZL201821125302.1 [P].2019-05-24
- [9] 范衡, 朱贵杰, 陈文钊, 游煜根等. 一种复合型移动机器人及复合型移动机器人控制系统: 中国. ZL201821125759.2[P]. 2019-01-29
- [10] 机器人设计自动化平台. 计算机软件著作权: 登记号: 2018SR212300