



江西财经大学
JIANGXI UNIVERSITY OF FINANCE AND ECONOMICS

普通本科毕业论文 (设计)

题 目： 基于平面约束条件下的人机象棋智能控制系统

英文题目： Intelligent Control System for Human-Machine
 Chess Based on Planar Constraints

学 院	信息管理学院		
专 业	计算机科学与技术		
学生姓名	倪超骏	学 号	0201026
指导老师	方玉明	职 称	教授

二〇二四年三月

普通本科毕业论文（设计）原创性声明

题 目	基于平面约束条件下的人机象棋智能控制系统				
论文形式	毕业设计				
学 院	信息管理学院	专 业	计算机科学与技术		
指导老师	方玉明	职 称	教授		
学生姓名	倪超骏	学 号	0201026	班 级	计算机 203

原创性声明

本人声明所呈交的论文是我个人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，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的研究成果，也不包含为获得江西财经大学或其他教育机构的学位或证书所使用过的材料。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了谢意。

学生签名：倪超骏

日期：2022 年 4 月 22 日

摘 要

中国象棋是中国传统的一项智力游戏，有悠久的历史 and 传承。随着人工智能和机器人等领域的快速发展，物理层面的人机博弈算法的研究热度不断增加，也有了很大突破。但是，当前市面上的人机象棋博弈系统存在着棋子检测定位和走法生成耗时长等问题。为了提出一个棋子检测定位和走法生成迅速的人机博弈系统，本文分别对目标检测算法进行轻量化和对博弈算法进行剪枝，实现了一个高效的人机象棋智能控制系统，最后部署在机械臂上。该系统主要包括下面几个方面：

1、象棋棋子的识别和定位。通过收集大量的象棋棋局，并进行标注，得到了一个满足深度学习训练要求的大型象棋数据集。同时，本文改进了YOLOv5检测算法，实现了模型的轻量化，使得算法能够更好地部署在边缘设备。

2、人机象棋博弈算法。本文使用Alpha-Beta算法对极大极小值搜索算法进行剪枝，减少不必要的搜索节点，保证精度的同时提高搜索速度。

3、机械臂的平面分析。本文对机械臂进行建模并在仿真环境中讨论了机械臂的工作空间，然后根据博弈算法生成的棋子走法和识别到的棋子位置，通过逆运动学的方法计算出机械臂需要旋转的角度和移动的路径。

本文从人机象棋系统的视觉检测、博弈算法和机械臂运动出发，合理分析了系统所需要的功能。视觉检测部分主要实现棋子的识别和定位，博弈算法通过棋子的位置等信息进行走法生成，机械臂部分根据博弈算法的结果计算旋转角度和移动路径，通过这三个部分最终完成人机之间的象棋博弈。

【关键词】 机器视觉；博弈算法；机械臂

Abstract

Chinese chess, with its deep roots in China, has seen a surge in research interest due to advances in artificial intelligence and robotics, resulting in significant breakthroughs. Current systems, however, suffer from slow chess piece detection, delayed move generation, and high costs. This study presents a cost-effective, rapid-response human-computer chess system by optimizing the detection algorithm and refining the gaming algorithm, culminating in an effective intelligent control system integrated with a robotic arm. This system focuses on efficient chess piece recognition and positioning, improved move generation speed through algorithm optimization, and precise robotic arm movement planning for real-time interaction.

1、 Recognition and positioning of chess pieces. By collecting and labeling a large number of Chinese chess games, we have obtained a large chess datasets that meets the requirements for deep learning training. Meanwhile, we improved the YOLOv5 detection algorithm to achieve model lightening, allowing for better deployment on edge devices.

2、 Human-computer chess gaming algorithm. We use the Alpha-Beta algorithm to prune the search algorithm, reducing unnecessary search nodes while ensuring accuracy and increasing search speed.

3、 Planar analysis of the robotic arm. Using the D-H method to model the robotic arm, the chess piece moves generated by the gaming algorithm are then used to calculate the rotation angles and movement paths of the robotic arm through inverse kinematics.

The thesis examines a human-computer chess system focusing on visual detection, gaming algorithms, and robotic arm dynamics. It details how visual detection identifies and locates chess pieces, the gaming algorithm creates moves from piece positions, and the robotic arm executes these moves by calculating rotation and paths, forming an integrated intelligent system.

【Key words】 Machine vision; Game algorithm; Robotic arm

目 录

1 绪论	1
1.1 课题背景与研究意义	1
1.2 国内外研究现状	2
1.3 课题研究的主要内容	3
2 象棋棋子定位和识别	4
2.1 YOLO 网络结构分析	4
2.2 基于 RepVGG 的改进	6
2.3 象棋目标检测实验	7
2.3.1 象棋目标检测数据集	7
2.3.2 实验环境	7
2.3.3 评价指标	7
2.3.4 对比实验和检测结果	8
2.4 本章小结	8
3 人机象棋博弈算法	10
3.1 棋盘表示	10
3.2 走法规则	11
3.3 局面估值	11
3.4 搜索技术	12
3.4.1 极大极小搜索	12
3.4.2 Alpha-Beta 剪枝算法	13
3.5 本章小结	14
4 机械臂建模与分析	15
4.1 机械臂数学基础描述	15
4.1.1 机械臂位姿描述	15
4.1.2 平移旋转齐次坐标转换	16
4.2 运动学建模基础	18
4.2.1 连杆间参数表示	18
4.2.2 坐标变换矩阵求解	18
4.3 机械臂运动学分析	19
4.3.1 正向运动学分析	19
4.3.2 逆向运动学表示	21
4.4 机械臂仿真与测试	22
4.4.1 机械臂建模	22
4.4.2 机械臂工作空间分析	22
4.4.3 机械臂仿真	24

4.5 本章小结	25
5 系统实验测试	26
6 总结与展望	27
6.1 总结	27
6.2 展望	27
参考文献	28
致谢	30

基于平面约束条件下的人机象棋智能控制系统

1 绪论

1.1 课题背景与研究意义

中国象棋^[1-6]作为一项深受中国民众喜爱的智力游戏，拥有悠久的历史。它不仅是一种娱乐方式，更是一种智力的较量。随着网络技术的进步，网络象棋使人们能够在互联网上随时找到不同水平的对手进行博弈。然而，网络象棋极为依赖稳定的网络连接且不适合部分特定的场景。另一方面，机器人^[7-13]技术深刻改变着人们的生活和生产，尤其是机械臂技术。机械臂^[14-19]技术被广泛应用于人们的生产生活中，很大程度上解放了生产力，也促进了利用机械臂和视觉识别算法实现物理层面的人机博弈系统的研究。

通过将中国象棋和机械臂等技术结合，可以实现一个和人类物理博弈的系统。这种系统有诸多应用场景。教育领域如学校和象棋俱乐部等，该系统可以作为一种教学工具，通过为不同水平的棋手设置不同的难度，帮助学习者提高象棋技巧和锻炼思维能力。在家庭环境中，也可以为家庭成员提供一个健康便利的娱乐方式。在专业领域，同样可以将该系统作为辅助工具，用于分析对手的策略和提高棋手的战术水平。

将这种系统应用在这些场景有诸多好处。首先，这为不擅长使用手机和互联网的独居老人提供了全新的娱乐方式，提高了其生活质量并减少了使用传统计算机或智能设备的操作障碍。同时，实体象棋和机械臂的组合能够有效减少用户看屏幕的时间，起到保护眼睛视力的效果。其次，与传统网络象棋相比，该系统不仅能模拟真人对手的棋力，还能达到独特的拟人陪练的效果。

然而，目前的人机象棋智能控制系统依旧存在着很多挑战，在象棋棋子的识别和定位上，基于传统的目标检测算法^[20]效果较差，而部分基于深度学习的目标检测算法模型参数多且计算量大^[21-22]，导致不能很好地部署在边缘设备。更进一步，基于搜索的象棋走法生成也极为耗时，这会极大地影响使用者的体验，而且大部分的人机象棋智能控制系统价格昂贵且不开源，不利于个人或家庭的组装。

1.2 国内外研究现状

20 世纪中叶以来, 人机博弈领域受到了很大的关注, 并有了突破性的进展。1958 年, IBM 推出了 IBM 704 计算机^[23], 这是首款应用于国际象棋对弈的人工智能计算机, 象征着博弈领域的一大进步。该机采纳了浮点运算单元并使用了磁核存储代替旧有的威廉姆斯管技术, 每秒可推理 200 步棋局。1970 年, 纽约举办了首届计算机国际象棋锦标赛, 由美国西北大学开发的 CHESS 3.0 程序在此次赛事上荣获冠军, 该程序运行在 CDC 6400 计算机上^[24]。1988 年, IBM 又推出了专为国际象棋设计的“Deep Thought”计算机, 配备了 6 个处理器的多处理器系统^[25]。1997 年, 基于“Deep Thought”, IBM 进一步开发出“超级深蓝”计算机, 其走棋程序由 C 语言编写, 操作系统为 AIX, 同年在与世界象棋冠军加里·卡斯帕罗夫的对战中获胜, 代表着人工智能在国际象棋领域的新高峰^[26]。近些年, 由谷歌开发的 AlphaGo^[27]在 2015 年以 5:0 战胜欧洲围棋冠军樊麾, 在 2016 年以 4:1 获胜战胜世界围棋冠军李世石, 展示了深度学习和神经网络在复杂棋类游戏巨大中的巨大潜能。

20 世纪末期, 人类开始研制能模仿人类动作的智能下棋机器人。这些机器人装备了类似人类的机械手臂, 使它们能够轻松地移动棋子。1958 年, 美国联合公司开发了首个机械手臂, 具备旋转功能和电磁块以抓取工件。1962 年, 基于此前机械手的设计, 研制了数控示教再现机械手“万能自动”。在 1960 年, 一家美国机械制造企业开发了名为“Versatran”的机械手臂。这种机械手臂拥有旋转和垂直移动的功能, 并使用液压技术来驱动。到了 1978 年, Unimate 公司与斯坦福大学和麻省理工学院合作, 共同研发了一款名为 Unimate-Vicarm 的工业机械臂。这款机械臂的显著特点是集成了小型电脑, 用以控制其操作。2000 年, 乌克兰海运大学推出了一款能与人类对弈棋类游戏的机器人 PU, 它的机械臂是通过液压系统来驱动的, 能够完成棋子的搬运, 而手部的升降及开合动作则由电机负责控制。

国内方面, 中国智能象棋机器人领域也取得了显著进展。例如, 首钢集团演示的工业级机器人和湖南长沙雅礼中学开发的“猜想”五子棋机器人, 均展示了完成棋类游戏对战的能力。然而, 这些机器人的实现成本较高, 开发难度也较大。上海交通大学和哈尔滨工业大学研发的机器人分别展示了实时对弈和先进的机械结构设计, 虽然实现了博弈的功能但机械结构的尺寸和

成本使得他们不适合家庭娱乐等场景。

1.3 课题研究的主要内容

本研究课题是开发一个象棋博弈系统，其目标是实现人机之间的象棋对弈。系统功能被分为三个主要部分：棋子定位与识别、博弈算法以及机械臂执行：

（1）棋子定位和识别：通过收集大量的象棋棋局，并进行仔细地标注，构建一个符合深度学习训练要求的数据集。在此基础上，改进了 YOLOv5^[28] 检测算法，在保证算法的精度同时，减少了模型参数和计算量。

（2）博弈算法：本文利用 Alpha-Beta 剪枝技术优化了极大极小值搜索算法，减少了不必要的搜索节点，以提高搜索速度。

（3）机械臂执行：本文采用 D-H 法对机械臂进行了详细的建模。然后，根据博弈算法生成的棋子走法，通过逆运动学方法计算出机械臂需要旋转的角度和移动的路径，从而确保了棋子走法的精确执行。

2 象棋棋子定位和识别

本章提出了改进的 YOLOv5 模型来实现象棋棋子的快速定位和检测,首先通过网络爬虫爬取大量的数据并进行手工标注,制作了一个符合深度学习要求的数据集。其次,通过引入 RepVgg^[29]模块,对 YOLOv5 算法进行轻量化。最后,将改进的算法和多种目标检测算法进行了比较。

2.1 YOLO 网络结构分析

YOLO^[30]系列的第一个版本建立了端到端的目标检测网络。在此版本中,首先将输入的图像转换为 $448 \times 448 \times 3$ 的三维张量,然后通过若干个卷积层和最大池化层的组合来提取图像的特征。提取得到的特征经由全连接层处理,用于定位目标并计算其类别的概率。具体来说,系统会将图像分割成 $S \times S$ 的网格,以每个网格的中心点作为潜在目标框的中心。每个网格负责预测 B 个这样的框,每个框由一个五维向量组成,包括框的左上角坐标、框的宽高以及一个置信度得分。

YOLOv2^[31]在第一代的基础上进行了多项改进,包括去除全连接层,将卷积层输出直接应用 BN 层(批量归一化)以平滑模型的收敛过程,并引入 Darknet19 架构来改善网络结构。此版本还新增了锚框、K-Means 聚类、Passthrough 层和多尺度输入的训练技术,显著提升了检测的准确度。

YOLOv3^[32]融合了残差连接的思想,并在 DarkNet19 的基础上提出了 DarkNet53 网络架构,同时采用交叉熵损失函数替代平方误差,优化了损失计算方法,从而提升了目标检测的性能。

YOLOv4^[33]集成了来自不同领域顶级会议论文中的多种创新技术,如在训练阶段采用 Mosaic 数据增强和 SAT 自对抗训练策略等。同时引入 CSPDarknet53 主干网络、Mish 激活函数、Dropblock 技术,并在网络的 Backbone 结构中加入 SSP 模块等,从而带来了显著的性能提升。

虽然 YOLOv5 未有正式的论文发表,但其开发者在 GitHub 上不断更新其代码。YOLOv5 在 v4 版本的基础上进行了多项优化,包括引入自适应锚框计算和图片的自适应缩放功能,并在其基础网络架构中加入了 Focus 和 CSP 结构等改进,从而增强了模型的检测性能。

多尺度的特征输出架构不仅提高了模型的灵活性，也提高了其在实际应用中的有效性和准确性。

Prediction 阶段则负责对 Neck 输出的特征图进行目标的定位和分类预测。通过将图像划分成多个网格，每个网格生成多个候选框，并通过非极大值抑制方法过滤掉低置信度的候选框，最终形成目标检测结果。训练阶段，模型通过与真实的定位框和分类信息对比，通过损失函数计算误差，进行参数的反向传播和更新，以此不断优化模型性能。通过对大量标注图片的学习和参数迭代更新，模型能够准确地对未标注的自然图片进行有效的目标检测。

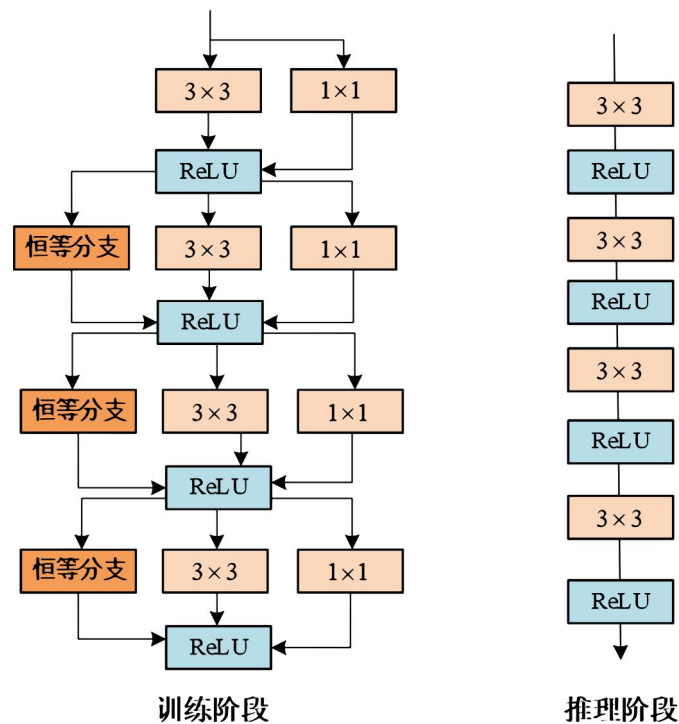


图 2-2 RepVGG 模块结构

2.2 基于 RepVGG 的改进

RepVGG 结构采用了一种新型的网络结构，如图 2-2 所示。在训练状态下，RepVGG 由 3×3 分支、 1×1 分支和恒等分支组成。在这种结构下， 1×1 卷积和恒等映射可以显著提高训练过程中模型的准确性。在推理状态下，该结构会进行重新参数化，使得在输出相同的情况下能够去掉 1×1 分支和恒等分支。如果 x 和 $f(x)$ 的维度不匹配，就通过 1×1 的卷积实现卷积的通道调整，这样的设计使得 RepVGG 在训练和推理阶段都能保持高效且准确。

本文采用了 RepVGG 结构来替换了 YOLOv5 中主干网络的部分卷积，

同时保留了空间池化金字塔部分使得网络能够自适应地选择感受野，形成了一个轻量级别的目标检测算法，命名为 Rep-YOLO。这一改进可以使得模型参数减小，更加容易地部署到树莓派等边缘设备，同时保证了准确性，很好地满足了视觉任务的需要。基于 RepVGG 结构，本文改进的 YOLO 模型结构如下图 2-3 所示。

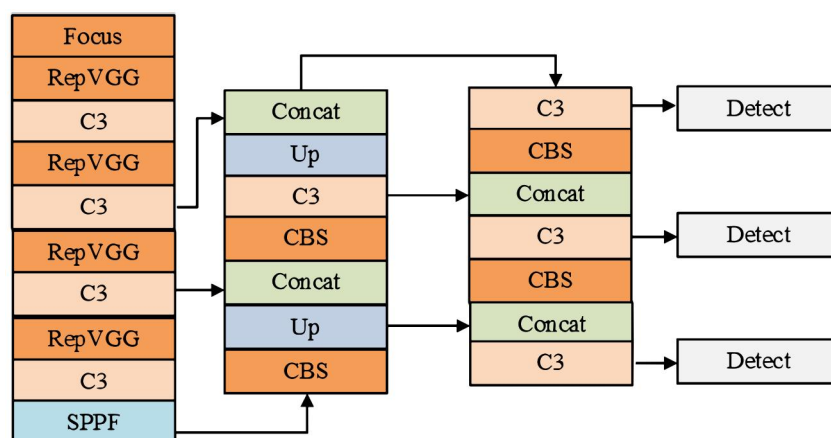


图 2-3 改进的 YOLOv5 网络结构

2.3 象棋目标检测实验

2.3.1 象棋目标检测数据集

在该研究中，首先，通过收集来自中国象棋比赛和棋局的图片进行人工标注得到一个高质量的数据集，包含将（帅）、士、象（相）、马、车（車）、炮（砲）和兵（卒）的位置标注，共计 827 张图片。

2.3.2 实验环境

为了确保公平比较，所有实验都在统一的硬件条件下进行，使用了 Intel(R) Core(TM) i7-12700 CPU、32GB RAM 和 NVIDIA GeForce RTX 3090 GPU。图像被调整大小为 640×640 的分辨率，并且在训练过程中使用了批量大小为 16。实施了余弦学习率调度器，学习率范围从 1×10^{-5} 到 1×10^{-4} ，权重衰减设置为 3×10^{-5} 。

2.3.3 评价指标

为了评估实验中的目标检测性能，采用了一系列评估指标，包括准确率、召回率和平均精度。当交并比 (IoU) 对于特定目标超过 0.5 时，检测被认为是准确的，IoU 的定义如下：

$$IoU = \frac{A \cap B}{A \cup B} \quad (2-1)$$

此外，Precision、Recall 和 AP 的定义如下：

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2-2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2-3)$$

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \quad (2-4)$$

在这些指标中，TP，FP 和 FN 分别表示真阳性、假阳性和假阴性。P 和 R 分别表示精确率和召回率。

最后，mAP 指标定义如下：

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i \quad (2-5)$$

该表达式计算了所有目标类别的平均 AP 值，其中 N 表示总类别数。

2.3.4 对比试验和检测结果

在本研究中，我们对改进后的 Rep-YOLO 算法与现有的 YOLO 系列模型进行了性能比较，涵盖了 YOLOv5 和 YOLOv8 等版本。我们在表 2.1 中详细比较了这些模型在各个方面的表现。从表中可以看出，Rep-YOLO 在精简模型参数的同时，其性能在 mAP 指标上与其他拥有更多参数的 YOLO 模型相比，不仅没有下降，反而显示出轻微的优势。例如，YOLOv5 的小型版本（YOLOv5s）的 mAP 为 94.14，而 Rep-YOLO 的 mAP 达到了 95.84，尽管其参数量仅为 5.39M，远低于 YOLOv5s 的 9.10M。这一结果说明 Rep-YOLO 在保持甚至提升检测精度的同时，显著降低了模型的复杂度和计算需求。图 2-4 进一步展示了 Rep-YOLO 算法的检测效果。

表 2.1 与常见检测模型的比较

Model	Map@0.5	Flops/G	Params/M
YOLOv5s	94.14	16.50	9.10
YOLOv5m	95.42	64.00	25.00
YOLOv8s	94.78	28.40	11.10
YOLOv8m	95.72	78.70	25.80
Rep-YOLO	95.84	15.60	5.39

2.4 本章小结

本章围绕改进 YOLOv5 模型以实现快速且准确的象棋棋子定位和检测进行了讨论。通过引入 RepVGG 模块对 YOLOv5 进行轻量化，减少了模型的参数和计算量。最终，将此改进的模型与其他目标检测算法进行比较，证明了其优势和实用性。



图 2-4 Rep-YOLO 目标检测结果

3 人机象棋博弈算法

中国象棋的博弈是零和游戏的一种。零和游戏是指在游戏较量过程，双方致力于最大化自身的优势，并力求将对手的优势降至最低。在象棋比赛中，红黑双方轮流落子，各自采取对自己最有利的策略，这种交替行棋的模式，使得所有可能的下棋步骤构成了一个错综复杂却又条理清晰的树状结构。如图 3-1 所示，这个树状结构中的红色方形节点代表着红色方，而黑色圆形节点则代表着黑色方。

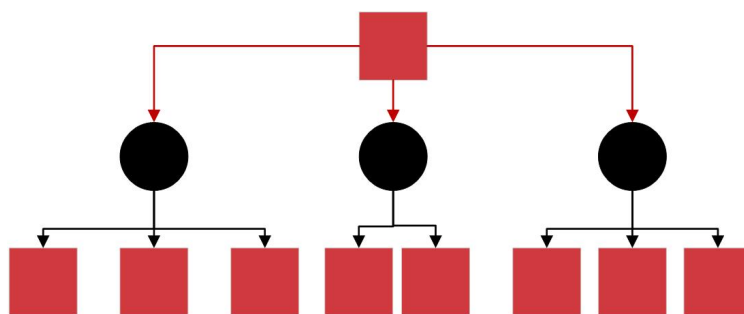


图 3-1 博弈树结构

在这个树状结构中，每个节点代表博弈的一个确定状态，这些状态反映了棋盘上红黑双方棋子的布局和走势。从一个节点向其子节点的转换代表了一次下棋动作，这些动作是博弈过程中双方的策略选择。节点的子节点数目被称为分支因子，它反映了在当前状态下，博弈双方可选的动作数量。在这个树状结构中，没有子节点的节点被称为叶节点，它们表示博弈的结束状态，即棋盘上无法再进行合法动作的状态。对于叶节点，可以使用价值评估来评估其优劣，从而得到博弈的结果。

3.1 棋盘表示

中国象棋的棋盘一共有 9 行 10 列，合计 90 个位置。对于每一个位置，存在三种情况：红棋、黑棋、没有棋子。针对这一特点，通过使用二维数组来表示棋局的布局，可以更加有效合理地使用和分析棋盘信息。同时，把棋盘每个交叉点用一个元素表示，其中空白位置由数字 0 表示，而棋子的存在则通过非零的数字标记，且不同的数字对应着不同类型的棋子。

3.2 走法规则

在红色棋子走棋的时刻，棋盘上的每个红色棋子都拥有其独特的移动路径。这个过程称为走法规则，它主要依赖于每种棋子的特定规则来列举出所有可能的走法。例如，“炮”在移动时，可以直线前进任意格数，但吃子时必须隔着一个棋子；“兵”在未过河前只能前进一格，过河后则可以左右移动或前进一格。

将（帅）是棋盘上最为尊贵的一枚棋子，它的每次移动只能在“九宫”内的四个方向中选择，且每次只能走一格。特别需要注意的是，两位将帅不能在无棋子阻隔的情况下站在同一条纵线上。仕（士）是守护将（帅）的重要棋子，它的移动范围仅限于“九宫”内的斜线，每次只能移动一格，不能越出“九宫”的边界。相（象）的移动路径呈“田”字形状，每次移动跨越两个格子。在移动时，必须确保“田”字中间的相眼位置没有棋子阻挡，否则无法移动。马（馬）的移动方式独特，它按照“日”字形状移动，可以横向或纵向跨越两个格子。但需要注意的是，在移动过程中，不能有其他棋子阻挡其“马腿”，否则无法完成移动。

不同种类的棋子拥有不同的走棋规则，计算机程序中需要找出每个棋子的合理走棋方法，包括判断是否在期盼范围内以及是否被自己的棋子占用等。

3.3 局面估值

在棋局博弈中，为了制订有效的决策策略，博弈者会系统评估棋局中所有具有潜在价值的走法，并对整个棋局进行深入分析。具体来说，局面估值是对每一种走法可能产生的新局面进行全面而细致的分析，通过估分机制对每一种可能性进行量化评估，从而精准预测棋局下一步的发展态势。通过对比不同走法可能形成的局面，博弈者能够科学地选择出最有利于己方的局面，并据此确定最优的走法。

在象棋中，不同类型的棋子具有不同的作用和攻防能力，其价值各不相同。在规则中，将（帅）是最关键的棋子，一旦失去，就代表游戏的结束。同时，车的移动最为灵活，一般被认为其价值仅次于将（帅）。在博弈算法中，需要对不同类型的棋子进行不同的赋值，因为博弈的选择局面估值，很大程度依赖于棋子价值的变化。

在棋局中，棋子的价值不仅仅是由其本身的价值决定，它所处的位置同样影响着它的价值。这是因为虽然棋子本身的价值是固定的，但棋子在不同的位置拥有不同的协作与牵制能力，进而影响棋局的结果。因此，在布局 and 行棋时，必须综合考虑棋子本身的价值以及其位置所带来的附加价值。例如：开局时，一方的马可能因为周围棋子的阻碍而无法发挥其跳跃和攻击的能力。但是，随着棋局的发展，如果马能够跳跃到敌方阵地的关键位置，那么它不仅威胁到敌方的重要棋子，还能与己方的其他棋子形成有力的协作，这时，马的位置价值就会得到极大的提升。因此，本文设计了不同棋子处于不同位置的位置价值，使得对价值的计算更加准确。

3.4 搜索技术

在本象棋系统中，玩家与电脑分别扮演红棋和黑棋，轮流进行走棋。游戏开局时，玩家作为先手有众多走棋选项。选择并执行一步之后，电脑作为对手方也会选择最有利于自己局面的走法。这种轮流进行的过程持续到游戏结束。为了描述和理解这种决策过程，本文使用了博弈树的概念来进行抽象，其中走棋过程被视为在所有可行走法中寻找最佳选项的搜索过程。

博弈树的规模往往非常庞大，以至于在有限的时间内完全生成一棵详尽的棋局博弈树变得不可行。因此，搜索通常需要限制在一定的深度内。同时，为了提升搜索的效率，重点在于采取策略有效地减少生成的节点数量，以便在实际操作中快速找到最优走法。

3.4.1 极大极小搜索

极大极小搜索算法的基础理论是最大化自己的利益，并尽可能最小化对方的最大利益。在本系统中，假设我方选择红旗，系统分配到黑棋。站在红方的角度，为了胜利，必须不断选择最大化自己利益的策略，并使得黑方不得不选择利益较小的录像，示意图如图 3.2 所示。

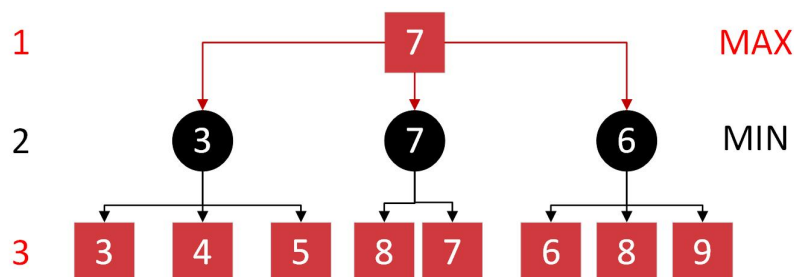


图 3-2 极大极小搜索算法

在图 3-2 中，假设设置搜索层数为三层，其中红色方形代表红方而黑色圆圈代表黑方。红方如果想要找出下一步棋怎么走，需要从最深的那一层，从叶子节点开始向上计算。例如在第三层中，通过调用评估函数得到前三种不同的走法的价值分别是 3、4、5。当第一个节点完成估值计算后，需要返回给父亲节点（第二层的第一个节点），父节点暂存为 3。进而，计算第二个叶子节点为 4，同样返回给父亲节点（第二层的第一个节点），因为第二层需要取最小值，才对己方最有利，所以舍弃当前孩子节点的数据。以此类推，计算每一个叶节点，并更新第二层的所有节点。而对于第一层节点，需要找出第二层中的最大值，并将自己的值更新为其孩子节点的最大值。其选取最优走法的流程如图 3-3 所示。



图 3-3 选取最优走法流程

3.4.2 Alpha-beta 剪枝算法

因为计算机无法将整个搜索树搜索完毕，所以必须设置一个规定的层数来缩短搜索时间。Alpha-Beta 剪枝搜索算法可以通过删去一些不需要计算的分支，以此来提高搜索效率的目的。

Alpha-Beta 剪枝搜索算法在搜索开始时，通常将 Alpha 和 Beta 值分别设置为负无穷和正无穷，代表两个玩家（如黑方和红方）在当前局面下的最佳可能得分。从根节点开始，递归地搜索子节点。对于每个节点，根据其是最大值（Max）节点还是最小值（Min）节点，更新 Alpha 或 Beta 值。在搜索过程中，根据当前节点的 Alpha 和 Beta 值以及其子节点的值，判断是否需要剪枝。如果某个节点的值超出了 Alpha 或 Beta 的范围，或者搜索深度已达到设定的最大搜索深度，那么可以剪去该节点及其子树，不再继续搜索。在搜索过程中，根据搜索结果不断更新 Alpha 和 Beta 的值，以缩小搜索范围。当 Beta 值小于等于 Alpha 值时，说明已经找到了当前局面的最佳决策，可以提前终止搜索。同时需要递归地返回父节点，并将当前节点的值传递给父节点。最终，算法返回根节点的值作为搜索结果。

Alpha-Beta 剪枝搜索算法通过有效地剪去不必要的搜索分支，显著减少了需要评估的节点数，从而提高了搜索效率。这使得算法能够在有限的时间

内找到较优的解，而不需要遍历整个搜索树。

3.5 本章小结

本节对人机象棋系统中的博弈算法中的棋盘表示、走法生成、价值判断和搜索技术进行了深入的讨论。其中通过剪枝算法优化了极大极小搜索算法，提高了搜索的效率。与传统的极大极小搜索相比，改进后的算法能够避免探索那些不会影响最终决策的节点，可以有效地提升了搜索的效率，更好地满足实时性的要求。

4 机械臂建模与分析

机械臂是为了模仿人类关节运动所制造的机械装置。研究机械臂的运动学可以清楚的知道机械臂各关键的运动情况，目前典型的建立运动学模型的方法包括螺旋理论、D-H 参数法等。根据本系统通过关节臂的旋转和升降实现棋子的移动的特点，本研究选择最为典型的 D-H 参数法对其进行数学模型的建立。首先根据棋子抓放机械臂的运动特点建立其连杆坐标系，根据广义连杆坐标系建立原则先确定 4 个连杆的正向 z 轴， y 轴通过右手定则规定，相邻两关节的公法线上为 x 轴。

正向运动学是指已知各关节旋转角度的条件下，求解末端连杆相对于基坐标系的位置和姿态。这是一个根据给定的关节角度计算机械臂末端执行器在空间中的确切位置和朝向的过程。相对来说，正向运动学问题的求解较为直接，因为它遵循线性方程组的求解规则。逆向运动学则是在已知末端执行器的位姿状态下，求解使得该状态成立的各关节的旋转角度。逆向运动学问题通常比正向运动学更为复杂，特别是当某些相邻关节轴线平行时，求解关节角度可能会变得非常困难。为应对这一挑战，近年来发展了数值求解法和封闭求解法，这些方法通过不同的数学技巧来寻找关节角度的解。

4.1 机械臂数学基础描述

4.1.1 机械臂位姿描述

为了表达机械臂在操作环境中各连杆和物体的空间布局以及它们与机械臂之间的位置和朝向关系，使用位姿这个概念。

(1) 位置描述

为了更好地描述，首先建立坐标系 O_A 。在此坐标系的基础上，可以采用 3×1 位置矢量 ${}^A P$ 来确定空间中任意一点 p ，如图 4-1 所示。

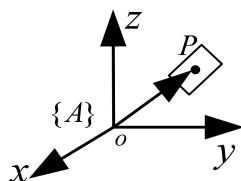


图 4-1 位置表示

其中 ${}^A P$ 可以通过 P 在坐标系 O_A 下三个坐标分量 p_x , p_y , p_z 来表示。

$${}^A P = [p_x \ p_y \ p_z]^T \quad (4.1)$$

(2) 方位描述

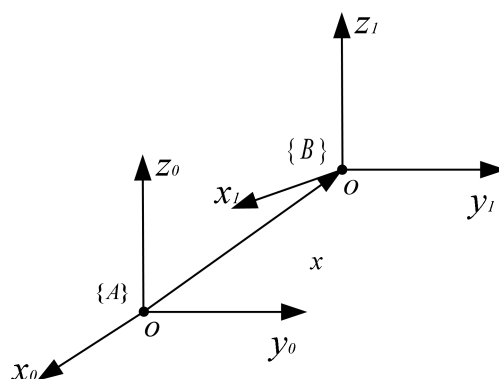


图 4-2 方位描述

在研究机械臂运动时，除了描述特定点的坐标外，还需要表达其方向信息。该信息可以通过在该点建立一个新的坐标系 $\{B\}$ ，如图 4-2 所示。并用矩阵 ${}^A R_B$ 表示 O_B 相对于 O_A 方位的旋转矩阵，其表达式为：

$${}^A R_B = [{}^A x_B \ {}^A y_B \ {}^A z_B] = \begin{bmatrix} n_x & o_x & a_x \\ n_y & o_y & a_y \\ n_z & o_z & a_z \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

其中 ${}^A x_B$, ${}^A y_B$, ${}^A z_B$ 转为相对于 $\{A\}$ 的方向余弦矩阵，且符合正交条件。

(3) 位姿描述

根据上文，空间中的点可以用位置矢量确定其唯一位置，旋转矩阵又规定了其唯一的方位。描述机械臂关节上一点相对于基坐标系下的位姿可用 O_B 坐标系相对于 O_A 坐标系的位移向量 ${}^A p_B$ 和旋转矩阵 ${}^A R_B$ 表示，即：

$$\{B\} = \{{}^A R_B \ {}^A p_B\} \quad (4.3)$$

4.1.2 平移旋转齐次坐标转换

(1) 平移旋转复合变换

平移旋转复合变换是两种线性变换的组合，即平移和旋转，通常在计算机图形学、机器人技术和工程领域中使用。这种变换首先将一个对象从一个位置移动到另一个位置（平移），然后围绕某一点旋转一定的角度（旋转）。复合变换意味着这两个操作被合并为单一的数学过程，允许同时执行平移和旋转。

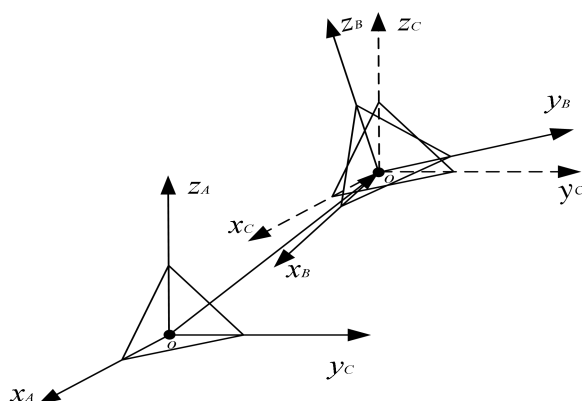


图 4-3 平移及旋转变换示意图

根据图 4-3 平移及旋转示意图所示，虽然两个参考坐标系有不同的方位且基坐标系不重合，但是可通过上述平移加旋转的复合变换进行坐标转换，使得不同坐标系下的点可以通过任意坐标系进行描述。通过先将 A 坐标系旋转至 B 坐标系相同的方位然后进行平移变换使得两坐标系原点重合，也可以先进行平移变换使得两坐标系原点重合，然后进行旋转变换使得两坐标系的方位相同。

根据旋转变换原则并假设新的坐标系 O_C (O_C 的原点和 O_B 相同，方向和 O_C 相同)，则根据旋转变换可以得到：

$${}^C p = {}^C R {}^B p = {}^A R {}^B p \quad (4.4)$$

同时，根据平移变换得到：

$${}^A p = {}^A p_C + {}^C p \quad (4.5)$$

根据两式可以得到：

$${}^A p = {}^A p_B + {}^A R {}^B p \quad (4.6)$$

在此表达式中， ${}^A p$ 指的是在 O_A 坐标系中的某点 p 。相应地， ${}^B p$ 为在 O_B 坐标系中的 p 点表示。 ${}^A R$ 定义了 O_B 坐标系针对 O_A 坐标系进行的旋转，即旋转矩阵，而 ${}^A p_C$ 是指明了 O_C 坐标系相对于 O_A 坐标系的位移向量。

(2) 齐次坐标变换

机械臂往往是多关节的，也就是说是需要连续多重变换，当需求解线性方程组时就显得很繁琐，为了解决上述问题，通过在旋转矩阵拓展出一个维度来表述其平移操作，最终得到的齐次变换矩阵如下：

$$\begin{bmatrix} {}^A p \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} {}^A_B R & {}^A p_B \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} {}^B p \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

4.2 运动学建模基础

4.2.1 连杆间参数表示

机械臂实际上就是一系列的连杆通过电机驱动的机械装置，一个连杆的运动区域由连接该连杆两端的驱动轴之间的相对关系决定，这种关系一般通过连杆长度和旋转角度确定。

首先，采用 D-H 规则为每个连杆设置坐标系，连杆的正向运动学和逆向运动学可以通过连杆参数来详细计算和描述，详见图 4-4 中的参数展示。

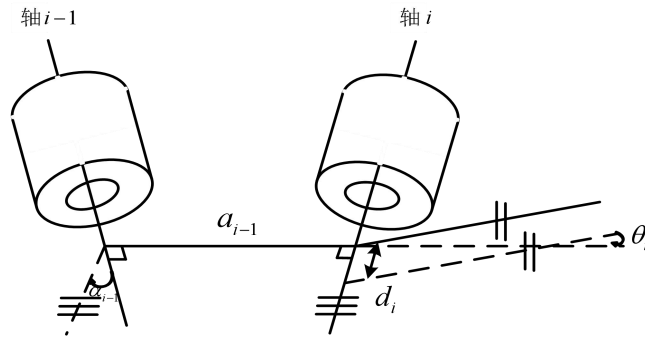


图 4-4 连杆参数

4.2.2 坐标变换矩阵求解

根据上述机械臂连杆坐标系建立的规则和本文机械臂结构，机械臂四个连杆坐标系之间的数学关系可以通过两次旋转和两次平移变换建立。

首先将上一连杆轴 $i-1$ 绕下一连杆轴 i 的 z 轴旋转 θ_i ，然后顺着 i 连杆的 z 轴移动 d_i ，使得轴 $i-1$ 的 x 轴与轴 i 的 x 轴重合。接着将 $i-1$ 轴绕其 x 轴转动角度 α_{i-1} ，使得两坐标系 z 轴平行，最后沿着 x 轴移动 a_{i-1} 使得 $i-1$ 和 i 两坐标系的完全重合。

根据本文关节臂结构特点以及齐次变换原则可以知道，本文所描述的关节臂可以由 4 次齐次变换来描述 $\{i-1\}$ 对 $\{i\}$ 的相对位置，相邻的两坐标系可以通过以下变换矩阵进行变换：

$${}^{i-1}T_i = \text{Rot}(z, \theta_i) \text{Trans}_z(d_i) \text{Rot}(x, \alpha_{i-1}) \text{Trans}_x(a_{i-1})$$

$$= \begin{bmatrix} \cos \theta_i & -\sin \theta_i \cos \alpha_{i-1} & \sin \theta_i \sin \alpha_{i-1} & a_{i-1} \cos \theta_i \\ \sin \theta_i & \cos \theta_i \cos \alpha_{i-1} & -\cos \theta_i \sin \alpha_{i-1} & a_{i-1} \sin \theta_i \\ 0 & \sin \alpha_{i-1} & \cos \alpha_{i-1} & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.8)$$

4.3 机械臂运动学分析

由于本系统为三轴型关节臂，为了实现棋子的抓取和放置功能，与基坐标固连的关节轴主要做轴向旋转，之后的两关节轴与基坐标轴线方向垂直，实现了垂直于基坐标 z 轴方向水平旋转的俯仰运动。

4.3.1 正向运动学分析

机械臂的正向运动学是通过使用 D-H 参数来计算末端执行器在基坐标系下的位置和方向，图 4-5 为 D-H 法连杆坐标系简图。

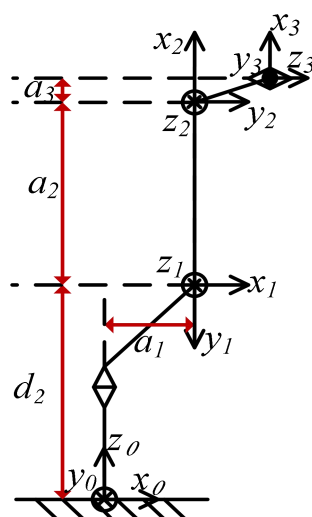


图 4-5 机械臂连杆坐标系简图

根据连杆坐标系建立原则和机械臂关节参数有如下 D-H 参数表：

表 4.1 各关节 D-H 参数表

连杆	关节转角 θ_i	偏移量 d_i (mm)	连杆长度 a_i (mm)	扭转角 α_i
1	θ_1	100	60	$\pi/2$
2	θ_2	0	150	0
3	θ_3	0	170	$-\pi/2$

根据串联型机械臂线性空间相邻坐标系变换原则，并将表格 4.1 数据代入公式(4.8)，可得：

$${}^0_1T = \begin{bmatrix} c_1 & 0 & s_1 & a_1c_1 \\ s_1 & 0 & -c_1 & a_1s_1 \\ 0 & 1 & 0 & d_1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad {}^1_2T = \begin{bmatrix} c_2 & -s_1 & 0 & a_2c_2 \\ s_2 & c_2 & 0 & a_2s_2 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad {}^2_3T = \begin{bmatrix} c_3 & 0 & -s_3 & a_3c_3 \\ s_3 & 0 & c_3 & a_3s_3 \\ 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.9)$$

将 0_1T ， 1_2T ， 2_3T 相乘，进一步得到 0_3T 的运动学方程：

$${}^0_3T = {}^0_1T {}^1_2T {}^2_3T = \begin{bmatrix} n_x & o_x & a_x & p_x \\ n_y & o_y & a_y & p_y \\ n_z & o_z & a_z & p_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

在式(4.10)中，向量 n ， o 和 a 通常表示机械臂末端执行器的方向，分别对应于其在 x 、 y 、 z 轴上的法线、方向和接近矢量。向量 p 表示机械臂末端操作器的位置。在上文中定义的正向运动学模型的各分量如下：

$${}^0_3T = \begin{cases} n_x = c_1c_2c_3 - c_1s_2s_3 \\ n_y = c_2c_3s_1 - s_1s_2s_3 \\ n_z = c_2s_3 - c_3s_2 \\ o_x = -s_1 \\ o_y = c_1 \\ o_z = 0 \\ a_x = -c_1c_2s_3 - c_1c_3s_2 \\ a_y = -c_2s_2s_3 - c_3s_1s_2 \\ a_z = c_2c_3 - s_2s_3 \\ p_x = c_1(a_1 + a_2c_2 + a_3c_2c_3 - a_3s_2s_3) \\ p_y = s_1(a_1 + a_2c_2 + a_3c_2c_3 - a_3s_2s_3) \\ p_z = d_1 + a_2s_2 + a_3c_2s_3 - a_3c_2s_2 \end{cases} \quad (4.11)$$

特别当第一关节垂直于第二和第三关节，第二和第三关节位于一条直线时，即当 $\theta_1=90^\circ$ 、 $\theta_2=0^\circ$ 、 $\theta_3=0^\circ$ 时，得到机械臂末端的变换矩阵 0_3T 为：

$${}^0_3T = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & a_1 + a_2 + a_3 \\ 0 & 0 & 1 & d_1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.12)$$

4.3.2 逆向运动学分析

机械臂的逆向运动学用于确定各个关节应如何配置，使得机械臂的末端执行器达到特定位置和姿态。与正向运动学直接从关节角度推导末端位置不同，逆向运动学面临的挑战在于可能存在多个解决方案，即不同的关节配置可能会使得末端执行器达到相同的位置和姿态。这使得逆向运动学成为一个较为复杂的问题，通常需要借助优化算法或数学模型来求解。本文使用代数法，在(4.10)等式的两边同时进行左乘，从而得到 ${}^0T^{-1} \cdot {}^0_3T = {}^1_2T \cdot {}^2_3T$ ，即：

$$\begin{bmatrix} c_1 & s_1 & 0 & -a_2 \\ 0 & 0 & 1 & -d_1 \\ s_1 & -c_1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} n_x & o_x & a_x & p_x \\ n_y & o_y & a_y & p_y \\ n_z & o_z & a_z & p_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_{12} & b_{12} & b_{13} & a_2c_2 + a_3c_2c_3 - a_3s_2s_3 \\ b_{21} & b_{22} & b_{23} & a_2s_2 + a_3c_2s_3 + a_3c_3s_2 \\ b_{31} & b_{32} & b_{33} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.13)$$

(1) θ_1 的计算：

因等式(4.13)两边的第三行第四列元素对应相等，得到：

$$p_x s_1 - p_y c_1 = 0 \quad (4.14)$$

解得：

$$\theta_1 = \arctan \frac{p_y}{p_x} \quad (4.15)$$

(2) θ_2 和 θ_3 的计算：

因方程(4.13)两边的第一行第四列和第二行第四列元素分别对应相等，得到：

$$\begin{cases} p_x c_1 + p_y s_1 - a_1 = a_2 c_2 + a_3 c_2 c_3 - a_3 s_2 s_3 \\ p_z - d_1 = a_2 s_2 + a_3 c_2 s_3 + a_3 c_3 s_2 \end{cases} \quad (4.16)$$

解得：

$$\theta_2 = \arctan \frac{A}{c} + \arctan \left(\pm \frac{B}{\sqrt{C^2 + A^2 - B^2}} \right) \quad (4.17)$$

$$\theta_3 = - \left(\pi - \frac{\arctan \left(\frac{As_s + Cc_2}{a_2 + Cs_2 - Ac_2} \right)}{a_2 + Cs_2 - Ac_2} \right) \quad (4.18)$$

式中对应公式符号如下表示：

$$s_i = \sin \theta_i, c_i = \cos \theta_i, A = p_x c_1 + p_y s_1 - a_1, B = \frac{a_3^2 - a_2^2 - A^2 - c^2}{2a_2}, C = -(-p_z + d_1) \quad (4.19)$$

4.4 机械臂仿真与测试

4.4.1 机械臂建模

Robotic Toolbox 是 Matlab 中的一个高效的机械臂工具包，能够轻松创建机械臂的运动学模型，并为机械臂的仿真过程提供直观的可视化支持。

在建立仿真模型时，首先利用机器人工具箱的 link 函数，将 D-H 参数定义的机械臂信息输入到仿真系统中。接着通过 SerialLink 函数，实现机械臂各个连杆之间的串联连接，形成完整的模型，代码如图 4-6 所示。

```
L1 = Link([0 1.00 0.60 pi/2 0]);
L2 = Link([0 0 1.50 0 0]);
L3 = Link([0 0 1.70 -pi/2 0]);
L1.qlim = [-pi/2, pi/2];
L2.qlim = [0, pi/1.8];
L3.qlim = [-pi/1.125, -pi/2.5714];
robot = SerialLink([L1 L2 L3], 'name', '象棋机械臂');
```

图 4-6 模型建立代码

在提到的代码段中，Link 函数用于表征机械臂各连杆的属性，涵盖了关节角度、偏移距离、连杆尺寸、扭角以及关节偏移参数。执行该仿真代码后，会构建出一个称作“象棋机械臂”的三轴机械臂结构。

4.4.2 机械臂工作空间分析

机械臂的工作空间定义为末端执行器在遵守所有关节变量约束的情况下所能达到的全部空间点集。这涉及机械臂末端的最远可达点，并通常展现为一种几何形态，例如球形、圆柱形或其他不规则形状，这种形状由机械臂的

结构设计和关节运动范围决定。蒙特卡洛法借助随机抽样的原则解决了众多的工程数学问题，该方法能快速简单地实现机械臂图像显示功能，适合任何构型的机械臂，对其关节旋转角度也没有限制条件。蒙特卡洛法应用在求解机械臂工作空间下的基本思想为遍历所有关节运动范围内的随机点构成的随机数集合， $W(p)$ 为其工作空间，同时可以得到工作空间映射和关节变量之间的关系：

$$W(p) = \{p(\theta) : \theta \in Q\} \quad (4.20)$$

其中关节转角为 θ ，各关节的约束空间为 Q 。定义机械臂末端可达空间的约束需要依据每个关节的最大和最小旋转角度，以此确定机械臂末端能够到达的空间界限，即：

$$Q = \{\theta_i^d < \theta_i < \theta_i^u, \quad i = 1, 2, 3\} \quad (4.21)$$

其中 θ_i^d 、 θ_i^u 为转角的上下限，机械臂末端的工作空间可表示为：

$$W(p) = \begin{cases} p_x(\theta_i) \\ p_y(\theta_i) \\ p_z(\theta_i) \end{cases} \quad \theta_i^d < \theta_i < \theta_i^u, \quad i = 1, 2, 3 \quad (4.22)$$

通过蒙特卡洛方法通过正向运动学方程随机生成末端执行器的位置点，可以进一步计算机械臂的工作空间。该方法涉及在关节角度的允许区间内随机选取大量的值（例如 15000 个），然后使用这些随机角度值通过正向运动学方程计算末端的位置矢量。通过这种方式，可以模拟并统计机械臂末端可能到达的所有位置，从而映射出整个工作空间。最终，利用 MATLAB 把这些末端位置点绘制出来，形成了表示机械臂三维工作空间的图形，如图 4-7 示。

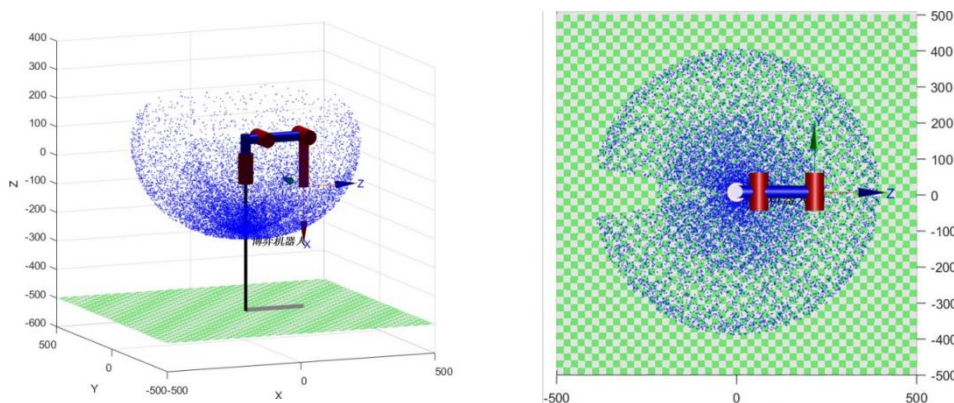


图 4-7 机械臂工作空间及俯视平面投影

如上图 4-7 可知，本文机械臂的工作空间呈现一个半椭球样式，内侧点分布相对较多，而外侧相对较少，总体呈现均匀样式。其中，机械臂本身基座占一定空间，导致一部分区域呈现空白。

4.4.3 机械臂仿真

在完成机械臂的建模后，进一步求解臂运动学的正反解。给定两组空间中的起始点 P_1 和终止点 P_2 ：第一组为 $P_1=[0,1,0]$ 和 $P_2=[3,2,1]$ ，第二组为 $P_1=[0,1,1]$ 和 $P_2=[2.1,1.5,2]$ 。首先进行逆向运动学求解，部分代码如图 4-8 所示。

```
P1=[0,1,0];
P2=[3,2,1];
T = mtraj(@tpoly,P1, P2, n);
t = linspace(0,1,50)
figure(1);
hold on;
plot(t,T(:,1),'-')
plot(t,T(:,2),'-')
plot(t,T(:,3),'-')
```

图 4-8 空间分析的代码

在机械臂的末端执行器达到预定的三维坐标点 P_2 时，其各关节的角度如表 4.2 所示。

表 4.2 空间中一点对应的关节转角信息

θ_1	θ_2	θ_3
-1.11	30.911	90
18.818	19.056	90

同时，进行机械臂的正向运动学分析，从 P_1 出发，根据表 4.2 旋转各关节，两组空间中的点对应的仿真环境模拟出来的结果如表 4.3 所示，仿真结果如图 4-9 所示。

表 4.3 仿真空间中点与给定值

X_1	Y_1	Z_1	X_2	Y_2	Z_2
0	1	0	3	2	1
仿真结果			2.94	2.161	0.918
0	1	1	2.1	1.5	2
仿真结果			2.007	1.415	2.07

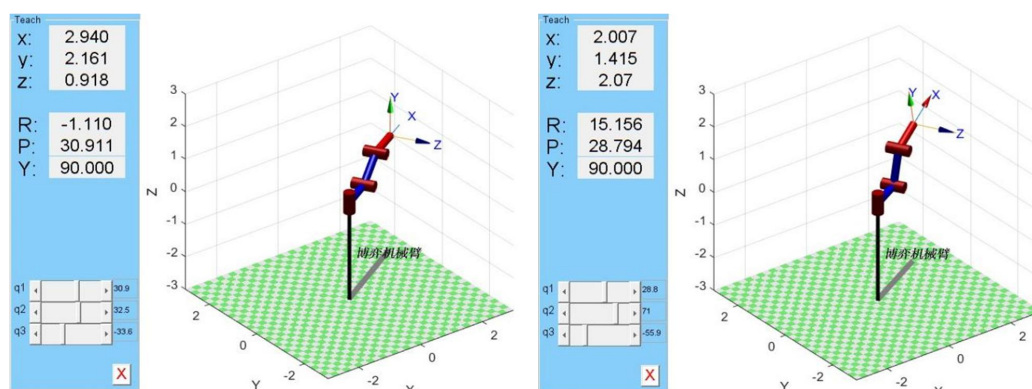


图 4-9 正向运动学仿真结果

根据上述结果可知，仿真结果与设定值存在一定的偏差，造成这种结果的原因是当给定机械臂一种正确的角度值时，机械臂显然能达到指定的位置，但是当给定一个指定的末端位姿点时，机械臂就不一定都能够到达。

4.5 本章小结

本节首先对机械臂位姿进行描述，包括位置描述、方位描述等。同时对机械臂进行建模，讨论了机械臂的正向运动学和逆向运动学，并在 MATLAB 中进行了建模和仿真，讨论了机械臂的工作空间等。

5 系统实验测试

当我方选择黑方且进行移动后，会及时调用 YOLOv5 算法检测当前局面，并将当前局面转化为对应的数据结构，进而传送到博弈算法中，通过博弈算法的计算，得到最佳的走棋策略，进而通过接口发送给机械臂进行移动棋子。机械臂移动完棋子后会回到原始位置，并且发送相应的信号给 YOLOV5 检测模块，其流程如下图 5-1 所示。



图 5-1 系统运行流程

下图 5.2 为红炮吃掉黑兵的过程，在我方移动后，博弈算法计算得出吃掉黑兵为最佳策略，所以发送信号给机械臂，并且进行逆运动学求解。根据得到的解，机械臂移动到黑兵的位置，将黑兵移动到棋盘外，并将红炮移动到原本的黑兵位置，最后回归原位，成功地完成了移动棋子的任务。

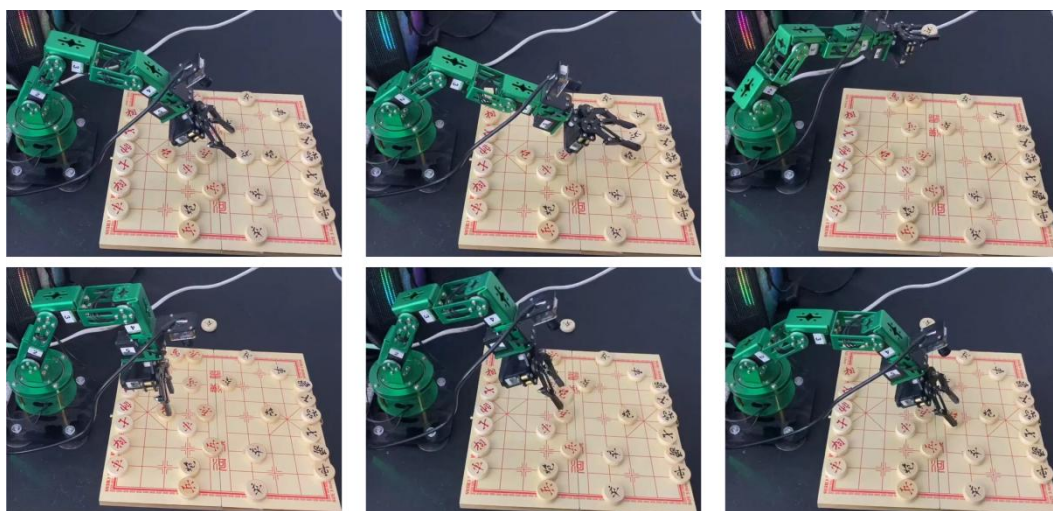


图 5-2 红炮吃黑兵流程

6 总结与展望

6.1 总结

本文介绍了一种人机象棋智能控制系统，旨在解决现有系统中棋子检测定位耗时长和设备成本高的问题。通过采用轻量化的目标检测算法和剪枝优化的博弈算法，研究提高了棋子识别和走法生成的效率，并降低了系统成本。本研究通过改进 YOLOv5 算法和采用 Alpha-Beta 剪枝法，以及利用 D-H 法对机械臂进行建模和逆运动学计算，实现了高效的棋子识别、走法生成和机械臂控制。

6.2 展望

当前市场上关于人机象棋智能控制系统的研究较少，该领域仍具有巨大的发展潜力。随着人工智能技术的持续进步和应用范围的不断扩大，人机博弈系统的研究将会成为重要的发展方向。未来，这类系统有望在娱乐、教育、认知科学等多个领域中发挥更大的作用，特别是在提高人类决策能力和促进人工智能技术发展方面具有重要意义。

尽管本文的系统已经取得了一定的进展，但该人机象棋智能控制系统仍有许多需要完善的地方。首先，需要探索该系统在不同边缘设备上的兼容性问题，确保其能够在各种硬件平台上稳定运行。其次，可以利用更先进的基于深度学习的算法来进一步改进博弈算法，以提高算法生成的准确性和效率。最后，系统的通用性也需加以考虑，要实现该控制系统能够灵活地部署在不同型号和功能的机械臂上。通过解决这些挑战，可以使人机象棋智能控制系统更加完善，从而更好地服务于实际应用需求。

参考文献

- [1] 阮舒婷. 中国象棋元素在现代包装设计中的应用研究[J]. 扬州教育学院学报, 2023, 41(01): 56-58.
- [2] 朱晨曦, 高军伟, 房国栋, 等. 基于机器视觉的人机象棋平面控制系统[J]. 制造业自动化, 2021, 43(05): 93-98+137.
- [3] Chen P J, Yang S Y, Wang C S, et al. Development of a chinese chess robotic system for the elderly using convolutional neural networks[J]. Sustainability, 2020, 12(10): 3980.
- [4] Ouellette D J, Hsu D L, Stefancin P, et al. Cortical thickness and functional connectivity changes in Chinese chess experts[J]. Plos one, 2020, 15(10): e0239822.
- [5] Li M, Huang W. Research and implementation of Chinese chess game algorithm based on reinforcement learning[C]//2020 5th International Conference on Control, Robotics and Cybernetics (CRC). IEEE, 2020: 81-86.
- [6] 陈义平, 张海方, 余炳锐, 等. 基于 STM32 和云平台的中国象棋机器人实验系统[J]. 现代电子技术, 2022, 45(24): 64-69.
- [7] 陈昌川, 全锐杨, 张谦, 等. 基于轻量化智能的多机协同 SLAM 系统[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(12): 188-198.
- [8] 赵晓, 王铮, 黄程侃, 等. 基于改进 A* 算法的移动机器人路径规划[J]. 机器人, 2018, 40(06): 903-910.
- [9] Macenski S, Foote T, Gerkey B, et al. Robot Operating System 2: Design, architecture, and uses in the wild[J]. Science robotics, 2022, 7(66): eabm6074.
- [10] Mukherjee D, Gupta K, Chang L H, et al. A survey of robot learning strategies for human-robot collaboration in industrial settings[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2022, 73: 102231.
- [11] Adorno B V, Marinho M M. Dq robotics: A library for robot modeling and control[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2020, 28(3): 102-116.
- [12] Arents J, Greitans M. Smart industrial robot control trends, challenges and opportunities within manufacturing[J]. Applied Sciences, 2022, 12(2): 937.
- [13] Wu P, Escontrela A, Hafner D, et al. Daydreamer: World models for physical robot learning[C]//Conference on Robot Learning. PMLR, 2023: 2226-2240.
- [14] 刘付渝杰, 宋俊儒, 罗睿, 等. 基于机器视觉的砌墙砖自动检测系统[J]. 中国测试, 2022, 48(S2): 150-157.
- [15] 张勤, 庞业忠, 王凯. 机器人踩踏式除草过程仿真分析与试验研究[J]. 工程设计学报, 2021, 28(06): 709-719.
- [16] 侯珩, 张鹏. 碳纤维复合材料机械臂结构多级优化设计[J]. 计算机辅助工程, 2022, 31(04): 7-10+16.
- [17] 余贤海, 孔德义, 谢晓轩, 等. 基于深度学习的番茄授粉机器人目标识别与检测[J]. 农业工程学报, 2022, 38(24): 129-137.

- [18] Ng N, Gaston P, Simpson P M, et al. Robotic arm-assisted versus manual total hip arthroplasty: a systematic review and meta-analysis[J]. The Bone & Joint Journal, 2021, 103(6): 1009-1020.
- [19] Matulis M, Harvey C. A robot arm digital twin utilising reinforcement learning[J]. Computers & Graphics, 2021, 95: 106-114.
- [20] Zou Z, Chen K, Shi Z, et al. Object detection in 20 years: A survey[J]. Proceedings of the IEEE, 2023, 111(3): 257-276.
- [21] Pang G, Shen C, Cao L, et al. Deep learning for anomaly detection: A review[J]. ACM computing surveys (CSUR), 2021, 54(2): 1-38.
- [22] Zeng N, Wu P, Wang Z, et al. A small-sized object detection oriented multi-scale feature fusion approach with application to defect detection[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-14.
- [23] Noe J D, Nutt G J. Validation of a trace-driven CDC 6400 simulation[C]//Proceedings of the May 16-18, 1972, spring joint computer conference. 1971: 749-757.
- [24] Noe J D, Nutt G J. Validation of a trace-driven CDC 6400 simulation[C]//Proceedings of the May 16-18, 1972, spring joint computer conference. 1971: 749-757.
- [25] Hsu F, Anantharaman T S, Campbell M S, et al. Deep thought[C]//Computers, Chess, and Cognition. Springer New York, 1990: 55-78.
- [26] Turley J. Hitchhiker's Guide to CLS, Unger, and Deep Thought[J]. Nw. UL Rev., 1986, 81: 593.
- [27] Sormani P. Interfacing AlphaGo: Embodied play, object agency, and algorithmic drama[J]. Social Studies of Science, 2023, 53(5): 686-711.
- [28] Jocher G, Chaurasia A, Stoken A, et al. ultralytics/yolov5: v6. 2-yolov5 classification models, apple m1, reproducibility, clearml and deci. ai integrations[J]. Zenodo, 2022.
- [29] Ding X, Zhang X, Ma N, et al. Repvgg: Making vgg-style convnets great again[C]//Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. 2021: 13733-13742.
- [30] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016: 779-788.
- [31] Redmon J, Farhadi A. YOLO9000: better, faster, stronger[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2017: 7263-7271.
- [32] Redmon J, Farhadi A. Yolov3: An incremental improvement[J]. arXiv preprint arXiv:1804.02767, 2018.
- [33] Bochkovskiy A, Wang C Y, Liao H Y M. Yolov4: Optimal speed and accuracy of object detection[J]. arXiv preprint arXiv:2004.10934, 2020.

致谢

随着大学生活即将画上句号，回望这四年，我满怀感激之情。这段旅程的每一步都离不开身边人的支持与指导。

首先，我必须向我的父母表达最深的感谢。他们在背后默默支持我，尊重我的选择，给予我生活的智慧和道路的指引。他们的坚定支持是我不断前行的力量源泉。为了不负他们的期望，我将继续自我完善，努力成为更出色的人。

其次，我要感谢参与毕业设计的指导老师。他们为我提供了宝贵的建议和指导，帮助我在论文撰写和设计实践中取得进步。他们的教导让我清晰地理解设计的方向和方法，提出的改进建议也极大地提升了我的操作和分析能力。

最后，我要感谢这四年来与我同行的朋友们。和他们一起学习和生活，让我的大学生活变得更加丰富和难忘。他们的关心与支持是我宝贵的财富。

这四年的经历，如同一段美好的旅程，留下了珍贵的记忆和学习的经验，为我未来的人生道路打下了坚实的基础。