



Universidade Federal da Bahia
Instituto de Computação / Escola Politécnica

Programa de Pós-Graduação em Mecatrônica

**COLABORAÇÃO DE ROBÔS HETEROGÊNEOS EM AMBIENTE DE
CONSTRUÇÃO CIVIL: UMA PROPOSTA MODULAR E INTEGRADORA**

Matheus Henrique Nunes França

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

Salvador
29 de Julho de 2024

MATHEUS HENRIQUE NUNES FRANÇA

**COLABORAÇÃO DE ROBÔS HETEROGÊNEOS EM AMBIENTE DE
CONSTRUÇÃO CIVIL: UMA PROPOSTA MODULAR E INTEGRADORA**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Mecatrônica, Escola Politécnica e Instituto de Computação, Universidade Federal da Bahia, como requisito para obtenção do título de Mestre em Mecatrônica.

Orientador: Prof. Dr. Herman Augusto Lepikson

Salvador
29 de Julho de 2024

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Bernadete
Sinay Neves, Escola Politécnica – UFBA.

F815 França, Matheus Henrique Nunes.

Colaboração de robôs heterogêneos em ambiente de
construção civil: uma proposta modular e integradora / Matheus
Henrique Nunes França. – Salvador, 2024.

139f.: il. color.

Orientador: Prof. Dr. Herman Augusto Lepikson.

Dissertação (mestrado) – Programa de Pós-Graduação em
Mecatrônica, Escola Politécnica e Instituto de Computação,
Universidade Federal da Bahia, 2024.

1. Robôs. 2. Construção civil. 3. Tarefas colaborativas. 4.
Simulação. I. Lepikson, Herman Augusto. II. Universidade Federal
da Bahia. III. Título.

CDD: 629.892

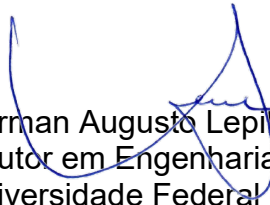
MATHEUS HENRIQUE NUNES FRANÇA

**COLABORAÇÃO DE ROBÔS HETEROGÊNEOS EM
AMBIENTE DE CONSTRUÇÃO CIVIL: UMA PROPOSTA
MODULAR E INTEGRADORA**

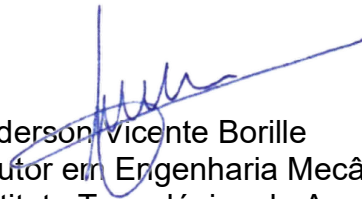
Dissertação apresentada como requisito para a obtenção do título de Mestre em Mecatrônica, Escola Politécnica, da Universidade Federal da Bahia.

Salvador, 29 de Julho de 2024.

Banca examinadora



Herman Augusto Lepikson – Orientador
Doutor em Engenharia Mecânica pela Universidade Federal de Santa Catarina
Universidade Federal da Bahia



Anderson Vicente Borille
Doutor em Engenharia Mecânica pelo Instituto Tecnológico de Aeronáutica
Instituto Tecnológico de Aeronáutica



Leizer Schnittman
Doutor em Engenharia Eletrônica pelo Instituto Tecnológico de Aeronáutica
Universidade Federal da Bahia



Oberdan Rocha Pinheiro
Doutor em Modelagem Computacional pelo Senai Cimatec
Senai Cimatec

Dedico esta tese aos meus pais e à minha esposa, que sempre me apoiaram em todas as minhas escolhas e me incentivaram a seguir meus sonhos. Sem o amor e o apoio deles, eu não teria chegado tão longe.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, expresso minha profunda gratidão a Deus pela oportunidade de concluir esta etapa significativa em minha vida, que representa a realização de um sonho. Embora a jornada de um mestrado possa parecer solitária e exigente, a verdade é que não estive sozinho neste caminho desafiador. Reconheço que o apoio e os auxílios que recebi foram fundamentais para transformar esse sonho em realidade.

Em especial, expresso minha sincera gratidão ao meu orientador, Prof. Dr. Herman Lepikson, pela orientação dedicada e pelo apoio constante ao longo do mestrado. Sua visão holística e experiente foi importante para direcionar minha pesquisa e expandir minha compreensão sobre a temática estudada. Agradeço por sua gentileza, humildade e pelo compartilhamento de seu vasto conhecimento, que contribuíram imensamente para o meu crescimento como pesquisador e como pessoa.

Aos membros da banca examinadora, Anderson Borille, Leizer Schnitman e Oberdan Pinheiro, por dedicarem seu tempo e experiência para avaliar este trabalho e fornecerem sugestões valiosas para seu aprimoramento.

À minha família, especialmente à minha esposa, dedico minha profunda gratidão. Seu amor, apoio e encorajamento foram uma fonte inesgotável de motivação para mim durante todo esse período.

Também expresso minha gratidão à Universidade Federal da Bahia e aos meus colegas de projeto, Alexandre Mota e Branilson Luiz pela colaboração e ajuda valiosas durante as discussões e definição do foco da minha tese. Suas contribuições foram essenciais para enriquecer minha pesquisa e ampliar meu conhecimento na área.

Por fim, agradeço a todos os amigos, colegas e professores que, de alguma forma, contribuíram para o sucesso deste trabalho. Sua presença e apoio foram verdadeiramente inspiradores e enriqueceram minha jornada acadêmica.

A todos, meu sincero e profundo agradecimento.

RESUMO

A automação industrial está passando por mudanças significativas devido aos recentes avanços tecnológicos. Embora os sistemas robóticos sejam amplamente utilizados em linhas de montagem, a construção civil tem sido mais lenta na adoção dessas tecnologias. As inovações mais comumente adotadas concentram-se na integração entre projeto e construção por meio do BIM (*Building Information Modeling*), no monitoramento de atividades ou na substituição de trabalhadores, como no caso da manufatura aditiva (impressão 3D). Apesar de emergente e promissora na construção civil, esta última ainda tem aplicações limitadas para aumentar a produtividade e otimizar operações nos canteiros de obra. Embora essas tecnologias estejam avançando, algumas tarefas ainda exigem a presença de trabalhadores humanos, uma vez que os sistemas de automação convencionais ainda não são totalmente adequados para executá-las. Este trabalho propõe o desenvolvimento de tarefas colaborativas realizadas por robôs em ambientes heterogêneos, com ênfase na comunicação e colaboração entre diferentes tipos de robôs. Para isso, foi desenvolvido um ambiente simulado que permitiu a investigação e análise de estratégias comportamentais envolvendo cooperação e coordenação robótica, criando um sistema que foi testado e avaliado em simulações para melhorar as operações na construção civil, reduzindo a dependência de mão de obra humana em tarefas específicas, principalmente aquelas mais exaustivas. A pesquisa alcançou resultados importantes, demonstrando que a colaboração entre robôs heterogêneos pode efetivamente contribuir para a automação de tarefas complexas em ambientes de construção civil. Isso evidencia o potencial para futuros avanços na automação do setor, promovendo maior eficiência e produtividade.

Palavras-chave: Coordenação robótica, Robôs heterogêneos, Tarefas colaborativas, Simulação, Manufatura aditiva, Construção Civil.

ABSTRACT

COLLABORATION OF HETEROGENEOUS ROBOTS IN CIVIL CONSTRUCTION ENVIRONMENT: A MODULAR AND INTEGRATIVE PROPOSAL

Industrial automation is undergoing significant changes due to recent technological advancements. While robotic systems are widely used in assembly lines, the construction industry has been slower to adopt these technologies. The most adopted innovations focus on integrating design and construction through BIM (Building Information Modeling), monitoring activities, or replacing workers, as seen in additive manufacturing (3D printing). Although emerging and promising in construction, the latter still has limited applications for increasing productivity and optimizing operations on construction sites. Despite these advancements, some tasks still require the presence of human workers, as conventional automation systems are not yet fully suited to perform them. This work proposes the development of collaborative tasks performed by robots in heterogeneous environments, with an emphasis on communication and collaboration between different types of robots. To this end, a simulated environment was developed that allowed for the investigation and analysis of behavioral strategies involving robotic cooperation and coordination, creating a system that was tested and evaluated in simulations to improve operations in construction, reducing the dependence on human labor for specific tasks, particularly those that are more exhausting. The research achieved significant results, demonstrating that collaboration between heterogeneous robots can effectively contribute to the automation of complex tasks in construction environments. This highlights the potential for future advancements in sector automation, promoting greater efficiency and productivity.

Keywords: Robotic coordination, Heterogeneous robots, Collaborative tasks, Simulation, Additive manufacturing, Civil construction.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1: Comparação da manufatura aditiva robotizada e a tradicional	19
Figura 2.1: Publicações por ano da pesquisa bruta	26
Figura 2.2: Publicações por ano da pesquisa bruta	27
Figura 2.3: Representação de impressão 3D atual na construção civil.....	29
Figura 2.4: Representação de impressão 3D na construção civil com 3 diferentes arquiteturas robóticas.....	31
Figura 2.5: Robôs em aplicações de assistência robótica.....	33
Figura 2.6: Planejamento de trajetória	36
Figura 2.7: Sistemas homogêneos.....	38
Figura 2.8: Abstração do uso de visão computacional na detecção de defeitos	45
Figura 3.1: Representação gráfica do objetivo do projeto	51
Figura 3.2: Interações e comunicações entre o sistema multi-robô e o ambiente.....	53
Figura 3.3: Ambiente de operação e tarefas dos robôs.....	55
Figura 3.4: Arquitetura do sistema multi-robô.....	57
Figura 3.5: Sistema de comunicação descentralizada	61
Figura 3.6: Problemas encontrados no planejamento de trajetória de sistemas multi- robôs	64
Figura 3.7: Processo de atribuição de tarefas	65
Figura 3.8: Instância de operação da missão do sistema proposto.....	66
Figura 3.9: Conjunto de ferramentas de desenvolvimento	70
Figura 3.10: Estrutura analítica do sistema multi-robô	72
Figura 3.11: Diagrama de Funcionalidades.....	78
Figura 4.1: Ambientes de simulação bidimensional	82
Figura 4.2: Ambientes de simulação bidimensional multi-robô.....	84

Figura 4.3: Estrutura de simulação baseada no Unity	86
Figura 4.4: Estrutura dos N agentes robóticos	88
Figura 4.5: Ambiente de treinamento para navegação.....	90
Figura 4.6: Representação de diferentes posicionamentos de obstáculos no ambiente	92
Figura 4.7: Representação de diferentes posicionamentos de obstáculos no ambiente	95
Figura 4.8: Ambiente integrado	96
Figura 4.9: Posição randômica de robôs em um conjunto de ambientes	98
Figura 4.10: Representação da árvore de comportamento do robô de tipo 1	101
Figura 4.11: Representação da árvore de comportamento do robô de tipo 2	102
Figura 4.12: Representação da árvore de comportamento do robô de tipo 3	103
Figura 4.13: Representação da árvore de comportamento do robô de tipo 4	104
Figura 4.14: Representação da prevenção de conflito	105
Figura 4.15: Experimento de colaboração entre dois robôs	107
Figura 4.16: Experimento de integração de múltiplos robôs de manipulação e impressão.....	109
Figura 4.17: Experimento de colaboração multi-robô na impressão de estruturas complexas.....	111
Figura 5.1: Métrica da recompensa cumulativa das habilidades de navegação, impressão e rotação.....	114
Figura 5.2: Métrica de tempo de treinamento das habilidades de navegação, impressão e rotação.....	115
Figura 5.3: Métrica dos experimentos de colaboração entre dois robôs	116

Figura 5.4: Métrica dos experimentos de integração de múltiplos robôs de manipulação e impressão	118
Figura 5.5: Métrica dos experimentos de colaboração multi-robô na impressão de estruturas complexas	119
Figura A.1: Desenho técnico do ambiente de pequeno porte	136
Figura A.2: Desenho técnico do ambiente de grande porte	138
Figura A.3: Desenho técnico do robô de tipo 1	140
Figura A.4: Desenho técnico do robô de tipo 2	142
Figura A.5: Desenho técnico do robô de tipo 3	144
Figura A.6: Desenho técnico do robô de tipo 4	146
Figura A.7: Desenho técnico de obstáculo do experimento de colaboração entre dois robôs	148
Figura A.8: Desenho técnico obstáculo pequeno	150
Figura A.9: Desenho técnico obstáculo médio	152
Figura A.10: Desenho técnico obstáculo grande	154

LISTA DE QUADROS

Tabela 2.1: Classificação de sistemas robóticos e seus tipos de comunicação.....	36
Tabela 3.1: Etapas do projeto	54
Tabela 4.1: Função de recompensa inerentes a habilidades dos robôs	99
Tabela 4.2: Esquema dos experimentos de colaboração entre dois robôs: Esquema dos experimentos de colaboração entre dois robôs	107
Tabela 4.3: Esquema dos experimentos de integração de múltiplos robôs de manipulação e impressão	109
Tabela 4.4: Esquema dos experimentos de colaboração multi-robô na impressão de estruturas complexas	111

LISTA DE ALGORITMOS

Algoritmo 3.1: Simplificação do algoritmo PPO implementado no ML-Agents75

Algoritmo 4.1: Posicionamento aleatório iterativo com prevenção de colisão91

LISTA DE ACRÔNIMOS

A2C	Advantage Actor-Critic
AITT	Ambiente Integrado de Treinamento e Teste
AMCL	Localização Adaptativa de Monte Carlo
BIM	Building Information Modeling
CAD	Computer Aided Design
DDPG	Deep Deterministic Policy Gradient
DNN	Deep Neural Network
EKF	Extended Kalman Filter
FSR	Force Sensitive Resistor
GAE	Generalized Advantage Estimation
GPS	Global Positioning System
GPU	Graphics Processing Units
ICC	Indústria da Construção Civil
IMU	Inertial Measurement Unit
IQL	Independente Q-Learning
LiDAR	Light Detection and Ranging
ML	Machine Learning
ML-Agents	Unity Machine Learning Agents
MSE	Mean Squared Error
NASA	National Aeronautics and Space Administration
PCL	Point Cloud Library
PID	Proporcional Integral Derivativo
PPO	Proximal Policy Optimization
RCNN	Region-based Convolutional Neural Networks
RL	Reinforcement Learning
RMP	Riemannian Motion Policies
ROS 2	Robot Operating System 2
SLAM	Simultaneous Localization and Mapping
UAVs	Unmanned Aerial Vehicle
UGVs	Unmanned Ground Vehicle
UWB	Ultra-wideband
VIO	Visual Inertial Odometry
YOLO	You Only Look Once

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	17
1.1 OBJETIVO DA PESQUISA.....	22
1.2 JUSTIFICATIVA	23
1.3 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO	24
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA E ESTADO DA ARTE.....	25
2.1 FUNDAMENTOS E BASE DE CONHECIMENTO.....	25
2.2 APLICAÇÃO DA ROBÓTICA NA CONSTRUÇÃO CIVIL	28
2.3 INTEGRAÇÃO DO BIM COM SISTEMA MULTI-ROBÔ.....	33
2.4 ARQUITETURAS DE ROBÔS SOCIAIS	35
2.5 SISTEMA DE ROBÔS	35
2.5.1 Sistema de Único Agente	36
2.5.2 Homogeneidade e Heterogeneidade do Sistema	37
2.5.3 Comunicação Multiagente	38
2.6 AMBIENTE DE OPERAÇÃO	40
2.7 COMPORTAMENTOS ASSOCIADOS ÀS FUNCIONALIDADES ROBÓTICAS	42
2.7.1 Visão Computacional para Detecção e Inspeção	43
2.7.2 Algoritmos de Localização e Navegação	45
2.7.3 Estratégias de Manipulação de Objetos em Sistemas de Robôs.....	48
2.8 ABORDAGENS DELIBERATIVA E REATIVA.....	49
3. O MÉTODO PROPOSTO	51
3.1 MISSÃO DO SISTEMA MULTI-ROBÔS.....	54
3.2 ARQUITETURA.....	56
3.2.1 Instâncias da Arquitetura	57
3.2.2 Arquitetura Externa aos Agentes	58
3.2.3 Arquitetura Interna aos Agentes	60
3.3 ATRIBUIÇÃO DE TAREFAS	64
3.4 INSTÂNCIAS DA MISSÃO	66
3.5 ALGORITMOS E EQUIPAMENTOS.....	68
3.5.1 Ferramentas de Integração.....	68
3.5.2 Sensoriamento, Atuação e Comunicação.....	71

3.5.3	Visão Computacional Associada ao Sistema Robótico.....	73
3.5.4	Algoritmo de Aprendizado por Reforço	74
3.6	METODOLOGIA DE DESENVOLVIMENTO E INTEGRAÇÃO DE TECNOLOGIAS.....	77
4.	DESENVOLVIMENTO E AVALIAÇÃO	81
4.1	DESENVOLVIMENTO DO SIMULADOR BIDIMENSIONAL	81
4.2	DESENVOLVIMENTO DO SIMULADOR TRIDIMENSIONAL.....	85
4.2.1	Estruturação dos Ambiente Relacionados a Habilidades	85
i.	Estrutura dos Robôs.....	87
ii.	Ambiente de Navegação.....	89
iii.	Ambiente de Impressão 3D.....	92
iv.	Ambiente para Rotação de Ferramenta	95
v.	Ambiente Integrado de Treinamento e Teste (AITT).....	96
4.2.2	Treinamento do Sistema Multi-Robô.....	97
4.2.3	Desenvolvimento da Árvore de Comportamento	100
4.2.4	Prevenção de Conflitos e Coordenação entre Robôs	104
4.3	REALIZAÇÃO DOS EXPERIMENTOS.....	106
4.3.1	Experimento de Colaboração entre Dois Robôs.....	106
4.3.2	Experimento de Integração de Múltiplos Robôs de Manipulação e Impressão.....	108
4.3.3	Experimento de Colaboração Multi-robô na Impressão de Estruturas Complexas.....	110
5.	RESULTADOS E DISCUSSÕES	113
5.1	MÉTRICAS ASSOCIADAS AO TREINAMENTO.....	113
5.2	MÉTRICAS DOS EXPERIMENTOS PÓS-TREINAMENTO	116
5.2.1	Análise dos Experimentos de Colaboração entre Dois Robôs.....	116
5.2.2	Análise dos Experimentos de Integração de Múltiplos Robôs de Manipulação e Impressão.....	117
5.2.3	Análise dos Experimentos de Colaboração Multi-robô na Impressão de Estruturas Complexas.....	119
6.	CONCLUSÃO	121
6.1	SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS.....	123
6.1.1	Exploração de Técnicas Avançadas de Inteligência Artificial	124
6.1.2	Avanços em Sensores e Percepção	125
6.2	PRODUÇÃO ACADÊMICA GERADA.....	126

REFERÊNCIAS.....	127
A. APÊNDICE A.....	135

Neste capítulo são apresentados os objetivos e a justificativa deste trabalho.

INTRODUÇÃO

A Indústria da Construção Civil (ICC) desempenha um papel importante no desenvolvimento e manutenção de infraestrutura essencial para países em todo o mundo. Esta indústria abrange uma ampla gama de execuções, incluindo a construção de edifícios, estradas, pontes e outras infraestruturas da sociedade moderna. Dada a escala de suas operações e o grande número de empregos gerados, a indústria da construção é amplamente considerada como um dos setores econômicos mais importantes do mundo. Dados recentes do mercado de construção (Statista, 2022) revelam que a indústria global da construção teve um valor total de US\$ 8,2 trilhões de dólares em 2022, com projeções indicando que esse valor crescerá para US\$ 14,4 trilhões de dólares até 2030.

Apesar desta importância econômica, esta indústria está repleta de fatores que geram baixa produtividade e ineficiências. Durante as últimas décadas, a taxa de produtividade em muitos setores tem aumentado constantemente, no entanto, esta taxa na indústria da construção aumentou pouco, e pode até ter diminuído (Pheng L. S., 2018).

Sistemas automatizados e robóticos são conhecidos como tecnologias habilitadoras que têm o potencial de revolucionar a indústria da construção,

abordando os desafios de produtividade e melhorando a qualidade do produto (Bock, 2015).

Esses sistemas podem ser aplicados em diversas tarefas na construção civil, desde o transporte de materiais pesados até a execução de trabalhos mais especializados, como soldagem, pintura, demolição, alvenaria e perfuração. Os robôs para demolição são controlados remotamente e podem realizar atividades que exigem muito esforço e energia dos trabalhadores. Já os robôs para alvenaria são pré-programados e podem posicionar tijolos na construção de paredes, aumentando a produtividade em até cinco vezes e reduzindo pela metade os custos com mão de obra. Os robôs para perfuração são integrados ao projeto tridimensional da construção, avaliando áreas automaticamente e fazem a perfuração no local indicado, com alta precisão (Menezes, 2023).

A utilização de robôs na construção civil pode ser dividida em duas categorias: robôs móveis e robôs estacionários. Os robôs móveis são capazes de se mover livremente pelo canteiro de obras, enquanto os robôs estacionários são fixos em uma posição específica. Os robôs móveis são mais versáteis e podem ser usados em uma variedade maior de tarefas, enquanto os robôs estacionários são mais especializados e são usados em tarefas específicas, como soldagem e corte (Venture, 2023).











No entanto, a utilização de robôs na construção civil também apresenta algumas limitações, como a necessidade de gerenciamento humano em alguns casos, a dificuldade de adaptação a diferentes tipos de terreno, clima, situações imprevistas, o alto custo de aquisição, manutenção e atualização dos equipamentos robóticos, a resistência cultural e a falta de qualificação dos profissionais do setor para lidar com a tecnologia.

A utilização de robôs na construção civil também pode ser limitada por questões de segurança. Os robôs podem representar um risco para os trabalhadores, por exemplo, se não forem operados corretamente.

A manufatura aditiva, ou impressão 3D (Gibson, Rosen, *et al.*, 2021), é um processo de fabricação que possibilita a produção de peças com geometrias

complexas de maneira automática, a partir de um modelo tridimensional assistido por computador (CAD - do inglês, *Computer Aided Design*). Essa tecnologia emergente representa uma das mais recentes formas de inovação tecnológica na indústria da construção civil, sendo impulsionada pela quarta revolução industrial (conhecida como Indústria 4.0). Sua aplicação promove principalmente a digitalização de tarefas industriais complexas e potencializa o aumento significativo da produtividade na construção civil moderna (Figura 1.1).

Figura 1.1: Comparação da manufatura aditiva robotizada e a tradicional

Manufatura Aditiva Robotizada	Manufatura Tradicional
 <p>Menor tempo de produção</p>	 <p>Maior tempo de produção</p>
 <p>Menor flexibilidade na escolha de material</p>	 <p>Maior flexibilidade na escolha de material</p>
 <p>Facilmente personalizado</p>	 <p>Difícil de personalizar</p>
 <p>Difícil para aplicar em produções de larga escala</p>	 <p>Facilmente aplicada em produções em larga escala</p>
 <p>Redução do desperdício de materiais</p>	 <p>Aumento do desperdício de materiais</p>

Fonte: Adaptação de (Cicalese, 2019) e (Infocus, 2023)

Os resultados emergentes da manufatura aditiva incluem projetos como *Buildlink* (2023), que tem como objetivo desenvolver impressoras 3D de concreto capazes de construir casas em apenas uma semana, a startup francesa *Construction3D* (2023), que desenvolve impressoras 3D capazes de imprimir edifícios entre 140m² e 245m², e a impressão 3D realizada pela NASA em gravidade zero (Werkheiser, Dunn, *et al.*, 2014). Tais projetos normalmente empregam soluções fixas ou robôs industriais com

3 ou 4 graus de liberdade para garantir precisão e repetibilidade de movimento para a deposição contínua de material (Zhang, Li, *et al.*, 2018). No entanto, essas abordagens são frequentemente limitadas pelo alcance do robô, utilização de estratégias de produção sequenciais e falta de consideração de restrições ambientais ou atividades simultâneas ocorrendo no mesmo espaço. Como resultado, para cenários como a construção em ambientes urbanizados, de edificações multiandares ou irregulares, as abordagens atuais de manufatura aditiva não são adequadas, uma vez que, na maioria dos casos, não proporcionam capacidades de escalabilidade da produção, gerenciamentos dinâmicos da atividade operacional nem a flexibilidade para se adaptar a condições e eventos locais (Pawar, Stuart-Smith e Scully, 2017).

Por outro lado, projetos como *YouWasps* (Sustarevas, Tan, *et al.*, 2019), *FiberBots* (Kayser, Cai, *et al.*, 2018) e *Minibuilders* (Markopoulou, Campronon e Fraguada, 2023) já empregam técnicas inovadoras com o uso de robôs móveis na construção de estruturas por manufatura aditiva. No entanto, não foram identificados projetos que integrem um conjunto de funcionalidades relacionadas à ICC, focando no uso mais flexível da manufatura aditiva. Uma solução que ofereça maior eficiência ao projeto, combinando velocidade de produção e qualidade do produto, é uma meta desejável em qualquer indústria moderna, incluindo a construção civil.

Um sistema robótico autônomo capaz de coletar dados úteis à inspeção e controle da qualidade em canteiros de obras pode conter os seguintes recursos: 1) capacidade de coletar diversos tipos de dados sensoriais, 2) capacidade de processar os dados coletados de maneira ágil, 3) capacidade de navegar de forma eficiente e autônoma em um canteiro de obras e 4) otimização do tempo de conclusão da construção (Liu, Chen, *et al.*, 2014). Desenvolver essas funcionalidades aliadas à resolução dos problemas apresentados pelo canteiro de obras em um único robô pode ser uma tarefa muito complexa, e muitas vezes infactível com as tecnologias atualmente disponíveis. Os robôs terrestres com rodas, por exemplo, são adequados para realizar tarefas de manufatura aditiva; no entanto, devido à sua construção, podem ter dificuldades em navegar autonomamente em ambientes confinados no canteiro de obras.

Para abordar esse problema, este projeto de pesquisa concentra-se em uma abordagem multiagente, que lida com sistemas compostos por vários agentes (robôs, máquinas, carros, entre outros.) que interagem dentro de um ambiente comum, ou seja, em um mesmo espaço de trabalho. Os agentes tomam decisões sobre como se mover e interagir com outros objetos no ambiente, trabalhando juntos para atingir uma meta predeterminada, como completar uma tarefa ou evitar obstáculos. Contudo, em razão das complexidades inerentes aos ambientes de trabalho ou da natureza combinatória do problema, o treinamento dos agentes pode se tornar uma tarefa altamente desafiadora.

A concepção de um sistema robótico para o aperfeiçoamento da construção civil pode implicar em diversas demandas, dentre elas, a integração de sistemas heterogêneos de múltiplos robôs, que apresentam diferentes características e funcionalidades. Este é um desafio significativo, que envolve a necessidade de encontrar formas eficazes de agrupar sistemas distintos de forma coordenada e eficiente. Rizk, Awad e Tunstel (2019) avaliam que alguns sistemas heterogêneos já foram propostos para resolver um conjunto de tarefas cooperativas complexas. Esses sistemas permitiram que robôs heterogêneos, como UAVs (do inglês, *Unmanned Aerial Vehicle*) e UGVs (do inglês, *Unmanned Ground Vehicle*), cooperassem em tarefas complexas, porém, esses trabalhos ainda fazem algumas suposições ou simplificações que limitam a generalização do sistema, tornando as propostas limitadas nos ambientes.

O termo centralização e descentralização em sistemas multi-robôs refere-se à organização do controle e da comunicação desses robôs em um ambiente colaborativo. Nesse contexto, um sistema de robótica colaborativa é um conjunto de robôs autônomos com capacidade de sensoriamento e comunicação local que realizam ações coletivas em um ambiente não necessariamente conhecido, sem controle centralizado ou acesso a informações globais (Brambilla, Ferrante, *et al.*, 2013). Em muitos casos, sistemas de múltiplos robôs precisam de alguma forma de descentralização nos níveis de computação, comunicação e/ou operação (Vásárhelyi, Virágh, *et al.*, 2014). Esses sistemas frequentemente se inspiram em sistemas

naturais nos quais muitos agentes simples executam comportamentos coletivos complexos, como cardumes de peixes ou pássaros em bando, por meio de interações locais entre si e com o ambiente (Bouffanais, 2016). O paradigma determinante de um sistema multi-robô deve superar limitações, como detecção de objetos locais, o controle de ações e comunicação descentralizada, para operar de forma autônoma e coordenada.

Neste trabalho é proposto um sistema multi-robô heterogêneo para que, em colaboração, possam realizar tarefas aderentes ao ambiente da construção civil, como manipulação de objetos e navegação no ambiente, a fim de modernizar os processos no canteiro de obras.

1.1 OBJETIVO DA PESQUISA

Desenvolver um sistema multi-robô com características heterogêneas e habilidades distintas, avaliando a eficiência da colaboração entre eles. Esses robôs permitem atividades que incluem: a execução de planos para colaboração, manipulação do ambiente, transferência de dados e navegação. Para realizar todas essas tarefas, é necessário um controle de ações capaz de agrupar comportamentos complexos para cada sistema robótico.

A solução visa atender principalmente aos seguintes objetivos específicos:

- Desenvolvimento de um modelo e arquitetura comportamental entre robôs heterogêneos, utilizando mecanismos de comunicação e colaboração em um ambiente de construção civil;
- Desenvolver um sistema capaz de resolver conflitos entre os robôs por meio de um algoritmo de negociação;
- Integrar a solução proposta em um ambiente simulado que permita sua avaliação.

1.2 JUSTIFICATIVA

A presente pesquisa visa explorar e demonstrar a viabilidade e os benefícios da colaboração entre múltiplos robôs com características heterogêneas. A utilização de uma abordagem baseada em agentes inteligentes e sistemas multi-robôs representa uma contribuição significativa para o campo da robótica aplicada à ICC.

A capacidade de inspeção, navegação e manufatura aditiva atribuída aos robôs serve como um veículo para evidenciar a diversidade de habilidades que podem ser combinadas em um ambiente colaborativo. É importante ressaltar que o objetivo primordial não reside nas atividades individuais que cada robô pode executar, mas sim na sinergia gerada pela cooperação entre eles, cada um contribuindo com suas habilidades específicas para alcançar um objetivo comum.

Diversas atividades podem se beneficiar dessa colaboração. Por exemplo, na construção civil, robôs aéreos, como drones equipados com câmeras e sensores, são amplamente utilizados para inspeções visuais e monitoramento de obras, enquanto robôs terrestres podem realizar tarefas de levantamento de cargas pesadas ou até mesmo realizar pequenas tarefas de construção. Esses exemplos práticos refletem o uso atual de robôs em atividades específicas, mas que operam de forma isolada. O diferencial desta pesquisa é explorar a colaboração entre robôs, permitindo uma integração mais robusta das capacidades dos robôs, resultando em uma sinergia que maximiza a eficiência e a segurança no canteiro de obras.

A execução de tarefas na ICC por meio de sistemas multi-robôs oferece vantagens substanciais em termos de eficiência, produtividade e segurança. Ao distribuir as responsabilidades entre os robôs, é possível reduzir significativamente o tempo de execução das tarefas, especialmente em ambientes extensos ou segmentados. Além disso, a presença de múltiplos robôs com capacidades semelhantes aumenta a confiabilidade do sistema, minimizando a interrupção das operações em caso de falha de um único robô.

A utilização de robôs colaborativos também apresenta benefícios em termos de capacidade de carga, possibilitando o transporte de materiais e objetos pesados de maneira mais eficiente e segura. Esta capacidade de carga aumentada é especialmente relevante, por exemplo, quando se considera a manipulação conjunta de objetos por múltiplos robôs.

Dessa forma, a adoção de sistemas multi-robôs heterogêneos representa uma abordagem promissora para a otimização dos processos na construção civil. A combinação de diferentes arquiteturas robóticas, como robôs terrestres e aéreos, permite uma distribuição eficiente de tarefas de acordo com as habilidades específicas de cada robô, resultando em soluções econômicas e eficazes para diversos desafios enfrentados no ambiente de construção.

Em suma, esta pesquisa visa demonstrar que a colaboração entre múltiplos robôs com características heterogêneas é uma estratégia eficaz para melhorar a eficiência, produtividade e segurança na ICC, destacando o potencial de sistemas multi-robôs como uma solução inovadora e viável para os desafios enfrentados no setor.

1.3 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

Esta pesquisa está dividida da seguinte forma: no Capítulo 2, é apresentada a fundamentação teórica, abordando os conceitos e tecnologias relevantes ao estudo. Em seguida, o Capítulo 3 contextualiza o método proposto. No Capítulo 4, é apresentado o desenvolvimento da pesquisa, com ênfase nos experimentos realizados e na implementação prática do método. O 5^[OBJ] elenca os resultados obtidos, discutindo sua relevância e implicações. Finalmente, 6^[OBJ] conclui o trabalho, destacando as principais contribuições, as limitações identificadas e sugestões para pesquisas futuras.

Neste capítulo são abordados o estado da arte no tema e alguns conceitos indispensáveis para o entendimento da proposta deste trabalho.

FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA E ESTADO DA ARTE

Neste capítulo, são descritas e revisadas as categorias principais do referencial teórico do projeto, cada uma com seus desafios, requisitos e princípios específicos. A seção 2.1 apresenta as ferramentas utilizadas para construir os fundamentos e a base de conhecimento da pesquisa. Nas seções 2.2 e 2.3 são apresentados, respectivamente, o cenário atual da robótica e a gestão e colaboração de dados na ICC. A seção 2.4 aborda arquiteturas de interações entre robôs. A seção 2.5 aborda as características de sistemas de agentes únicos e multiagentes para a proposta do trabalho. A seção 2.6 apresenta o ambiente de operação dos robôs. A seção 2.7 apresenta comportamentos associados a funcionalidades de sistemas robóticos e, por fim, a seção 2.8 apresenta as abordagens de interação do sistema.

2.1 FUNDAMENTOS E BASE DE CONHECIMENTO

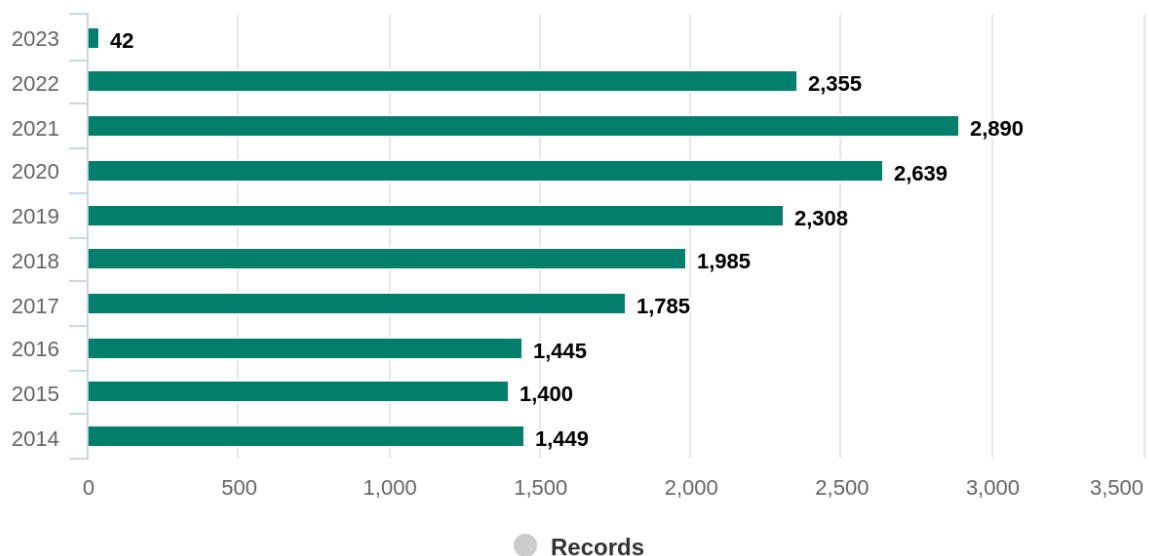
A princípio, realizou-se uma busca por trabalhos-chaves na área de sistemas multiagentes. Essa busca foi importante para analisar o interesse da academia com o tema e, além disso, delimitar os artigos de importância para o avanço da pesquisa. A

busca bruta na base de dados da *Engineering Village* resultou em aproximadamente 32 mil artigos com o conjunto de palavras que pode ser vista a seguir:

((Inspection OR Computer Vision OR Monitoring OR Detection OR Planning OR Perception OR Simultaneous Localization and Mapping) AND (Multi-agent OR Multi Agent OR Fleet of Robots OR Multi-agent Collaboration OR Collaborative Robot OR Multi-robot System OR Heterogeneous Agents))

A Figura 2.1 ilustra uma das análises realizadas, na qual é possível observar um crescimento na procura do tema ao longo do período de 2014 a 2021. Ainda é possível notar uma queda no número de publicações em 2022 e 2023. Entretanto, é importante ressaltar que, durante o período da pesquisa, as publicações de 2022 e 2023 ainda estavam em processo de publicação.

Figura 2.1: Publicações por ano da pesquisa bruta

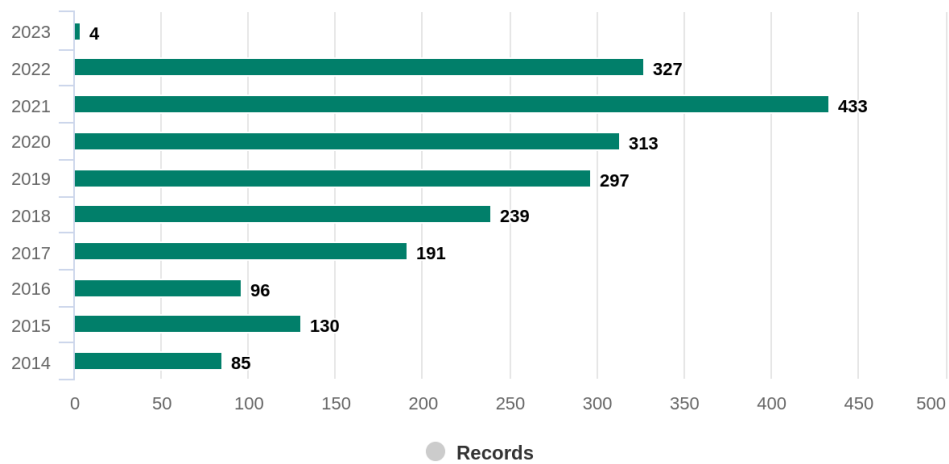


Fonte: (Engineering-Village, 2023)

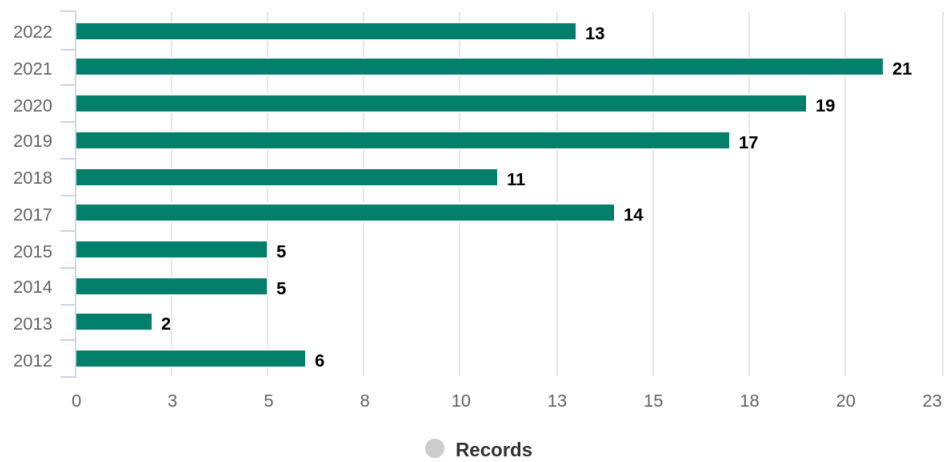
Para delimitar ainda mais o tema e encontrar os artigos-chave que embasaram a pesquisa, foi importante excluir alguns trabalhos da lista bruta. Foram realizados dois filtros para refinar a busca. O primeiro filtro excluiu artigos publicados antes de

2011 e acrescentou mais palavras-chave, refinadas. O segundo filtro buscou delimitar os 10 autores de maior impacto (em relação a quantidade de publicações e redes de cocitações aos artigos). Os resultados desses filtros podem ser vistos na Figura 2.2a e Figura 2.2b respectivamente.

Figura 2.2: Publicações por ano da pesquisa bruta



(a) Primeiro filtro para a pesquisa bruta



(b) Resultado da busca

Fonte: (Engineering-Village, 2023)

Observou-se uma significativa redução na quantidade de artigos na base *Engineering Village*. O mesmo procedimento foi aplicado às bases de dados IEEE e

Springer, incluindo capítulos de livros e artigos. Além disso, foi realizado um filtro adicional para eliminar referências em comum nas três bases de dados.

Esses artigos serviram como suporte para este estudo, e os tópicos encontrados nesta pesquisa são abordados de forma mais detalhada nas seções seguintes deste capítulo.

2.2 APLICAÇÃO DA ROBÓTICA NA CONSTRUÇÃO CIVIL

Os sistemas robóticos atualmente empregados na construção civil geralmente são fixos e projetados para realizar tarefas específicas em ambientes controlados (Bogue, 2018), inclusive quando se introduz novas tecnologias, como a manufatura aditiva. Essa rigidez limita sua aplicação em cenários dinâmicos e variados encontrados nos canteiros de obras. Além disso, a integração de novos dispositivos ou a atualização das capacidades dos sistemas existentes muitas vezes requerem reconfigurações complexas.

Outro desafio significativo é a falta de coordenação entre múltiplos robôs. Os sistemas atuais enfrentam dificuldades em estabelecer comunicação e colaboração entre diferentes unidades robóticas no contexto do canteiro de obras. Essa limitação reduz a capacidade dos robôs de trabalharem de forma conjunta e coordenada.

Alguns exemplos da manufatura aditiva na construção civil, ilustrados na Figura 2.3, são: Cobod (2023) e Icon (2023), que demonstram a construção de edifícios inteiros (com vários andares) dentro do espaço de trabalho fixo dos sistemas de manufatura aditiva. Apiscor (2023) e Cybe (2023), mostrando projetos em que realocaram o braço de impressão por um guindaste para locais temporários, realizando a construção em séries.

Figura 2.3: Representação de impressão 3D atual na construção civil



(a) Plataforma COBOD



(b) Plataforma ICON



(c) Plataforma APISCOR



(d) Plataforma CYBE

Fontes: (a) Cobod (2023), (b) Icon (2023), (c) Apiscor (2023) e (d) Cybe (2023)

A integração da robótica móvel autônoma junto à manufatura aditiva na construção de edificações apresenta novas oportunidades (Bomfim e Noriega, 2023; Revista M&T, 2022). Os sistemas de manufatura aditiva móvel para construção podem fornecer uma grande área de trabalho por meio da sua mobilidade e, portanto, novas possibilidades de arquitetura em termos de fabricação de componentes de construção, que são maiores que o alcance estático dos sistemas atuais. Eles podem fornecer escalabilidade por meio da interação (ou seja, colaboração, cooperação e coordenação) em sistemas multi-robôs ou com operadores humanos no local. Além disso, eles poderiam estender o escopo da manufatura aditiva aplicadas a novas construções para as edificações já existentes, ou seja, para fins de remodelação, reparo e renovação.

A questão da escalabilidade na manufatura aditiva, implantável em canteiros de obras, diz respeito tanto à questão do tamanho do espaço de trabalho estático

(volume), quanto às possibilidades de paralelização (velocidade). Hoje isso é conseguido de várias maneiras, incluindo a) aumentando a área de trabalho da plataforma de impressão 3D, ou seja, usando dispositivos mecânicos significativamente maiores do que a estrutura que estão construindo, b) realocando manualmente a plataforma de impressão 3D várias vezes, e c) usando várias plataformas de impressão 3D paralelamente.

Os robôs móveis e autônomos voltados para a impressão 3D podem expandir os sistemas de manufatura aditiva na ICC atual, e é neste contexto que essa pesquisa se enquadra, utilizando robôs móveis e não robôs fixos e de grande volume. Dörfler, Dielemans, et al. (2022), apresentam uma revisão abrangente das tendências de pesquisa, questões em aberto e desempenhos de sistemas na manufatura aditiva móvel. A Figura 2.4, por exemplo, ilustra as tecnologias robóticas junto à manufatura aditiva. São apresentadas três técnicas de impressão 3D. A Figura 2.4a ilustra a técnica de impressão com plataformas fixas (a plataforma precisa ser grande o suficiente para acomodar o tamanho da casa a ser impressa). Já a Figura 2.4b e Figura 2.4c são plataformas móveis terrestre e aérea, respectivamente (contudo, são propostas ainda em estágio inicial de maturidade, e, além disso, ainda não trazem velocidade de execução para o sistema).

Geralmente a complexidade robótica aumenta significativamente na fase de transição da realocação manual para autônoma e geralmente com o aumento da mobilidade e autonomia dos sistemas (Duballet, Baverel e Dirrenberger, 2017). Esses problemas podem ser inerentes a diversos aspectos do sistema, como, por exemplo, na complexidade da cadeia cinemática que conecta o manipulador do robô ao solo. Quanto maior sua mobilidade e flexibilidade, mais dependente sua operação em termos de sensores e soluções de controle.

Figura 2.4: Representação de impressão 3D na construção civil com 3 diferentes arquiteturas robóticas



(a) *Plataforma fixa*



(b) *Plataforma móvel*



(c) *Plataforma aérea*

Fontes: (a) (Additive, 2015), (b) (Julius, 2022) e (c) (Zhang, Chermprayong, *et al.*, 2022)

Atualmente, os robôs da construção civil são frequentemente programados para trabalhar independentemente das atividades interativas específicas do homem (Salmi, 2018). Em contextos de fabricação industrial, os robôs já adquiriram habilidades de cognição e manipulação que os permitem operar em proximidade com os humanos e até mesmo em interação física direta (Haddadin, Suppa, *et al.*, 2011).

A presença humana nos canteiros de obras, em relação aos robôs, se dá de diversas formas. Normalmente, os humanos nos canteiros de obras são indivíduos treinados (operadores e especialistas), no entanto, podem também não ser treinados (ajudantes e espectadores), o que geralmente diferencia o tipo de interação. Conforme definido por Goodrich, Schultz, *et al.* (2008), os humanos podem interagir com os robôs de várias maneiras: como supervisor, operador, companheiros,

mecânico/programador e espectador. Como foi apontado por Beer, Fisk e Rogers (2014) no contexto da interação humano-robô, a opinião principal sugere que quanto maior a autonomia do sistema robótico, menor a interação homem-máquina.

O entendimento comum pode ser fundamentalmente redefinido considerando o papel dos humanos como colaboradores e não apenas operadores de robôs. Dependendo da tarefa, diferentes cenários com máquinas autônomas seriam possíveis, desde a conclusão de tarefas autônomas multi-robóticas com intervenção humana mínima até a conclusão de tarefas humano-robô colaborativas com distribuição seletiva de tarefas.

Novas possibilidades de fabricação digital podem surgir pensando em interação, cooperação e colaboração, em combinação com o desenvolvimento de máquinas autônomas. Como a construção de edifícios é substancialmente moldada e dependente de habilidades manuais, os sistemas móveis para manufatura aditiva autônomas devem ser projetados de modo que sejam capazes não apenas de coordenar ações físicas entre si, mas também de compartilhar com segurança tarefas por meio da interação direta e indireta e a colaboração com os seres humanos. Eles poderiam ajudar na formulação de uma visão alternativa de um projeto de construção totalmente automatizado e construção robotizada da indústria 4.0, que proponha a ideia de uma equipe de trabalho humano-robô híbrida e mutuamente potencializada.

A automação do trabalho de construção já foi considerada excepcionalmente difícil. No entanto, protótipos recém-desenvolvidos (Boston-Dynamics, 2022; Agility-Robotics, 2022; Aist, 2018) apresentam as oportunidades para a robótica auxiliar em uma ampla gama de trabalhos pesados. A automação desses processos pode apoiar o desenvolvimento da robótica, que permitirá que os humanos busquem mais trabalhos de alto valor agregado, além de complementar a escassez de trabalhadores para atender à demanda futura.

Os robôs da Figura 2.5 ilustram exemplos de atividades características da construção civil, operadas por robôs. Eles são representantes da adaptabilidade e assistência robótica em processos pesados. A Figura 2.5b, por exemplo, ilustra a

aplicabilidade de um robô sendo utilizado para assistência em um ambiente de construção civil ao montar paredes de *drywall* autonomamente.

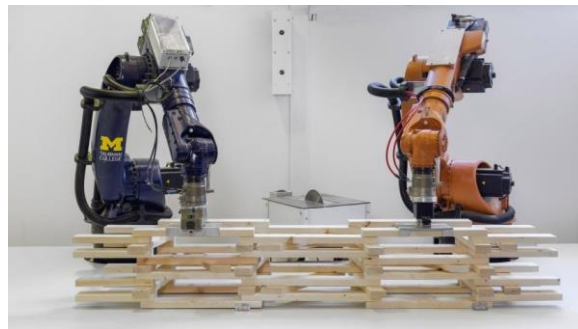
Figura 2.5: Robôs em aplicações de assistência robótica



(a) Robô quadrupede inspecionando tarefas em ambiente de construção civil



(b) Robô humanoide (HRP-5P) instalando drywall autonomamente



(c) Braços robóticos empilhando estruturas de madeira

Fontes: (a) (Malewar, 2019), (b) (Eric, 2018) e (c) (Adr-Laboratory, 2022)

2.3 INTEGRAÇÃO DO BIM COM SISTEMA MULTI-ROBÔ

A Modelagem de informações de construção (BIM) é uma ferramenta avançada de gestão e colaboração na indústria da construção civil, que utiliza modelos digitais tridimensionais para representar todas as informações e características de um projeto de construção. Esses modelos integram dados geométricos, informações sobre materiais, componentes e sistemas, bem como informações temporais e de custos,

tornando-se uma poderosa ferramenta para planejar, projetar e gerenciar construções de forma eficiente.

Na robótica aplicada à construção civil, o uso do BIM desempenha um papel fundamental no aperfeiçoamento do processo de construção (Paolini, Kollmannsberger e Rank, 2019). O BIM é uma metodologia que permite a criação de modelos digitais precisos das características físicas e funcionais de uma edificação. Esses modelos fornecem uma base de dados abrangente que pode ser utilizada em todas as fases do ciclo de vida de uma construção, desde o planejamento até a operação e manutenção.

A integração dos modelos BIM com os sistemas de controle dos robôs não é um processo direto, pois ambos os sistemas possuem diferentes requisitos e modos de funcionamento. No entanto, é possível utilizar o BIM como uma fonte de informações detalhadas sobre a geometria e os elementos estruturais do edifício, como paredes, vigas e colunas. Estas informações podem ser traduzidas e interpretadas por sistemas intermediários, que então fornecem dados utilizáveis para programação e gerenciamento das atividades dos robôs.

Com base nesses dados processados, os robôs podem ajustar automaticamente suas atividades e estratégias de colaboração. Por exemplo, em operações de impressão 3D, inspeção e manipulação de materiais, os robôs podem receber instruções detalhadas sobre a localização e as especificações dos elementos a serem manipulados. Assim, mesmo que o BIM não interaja diretamente com os robôs, ele serve como um valioso recurso de informações que, quando corretamente interpretadas e utilizadas, podem otimizar as operações robóticas no canteiro de obras.

Essa interação, embora indireta, permite uma atualização do comportamento dos robôs, proporcionando maior precisão e eficiência nas atividades de construção. Isso se traduz em um processo de construção mais coordenado e menos suscetível a erros, maximizando os benefícios de ambas as tecnologias.

2.4 ARQUITETURAS DE ROBÔS SOCIAIS

A arquitetura de robôs sociais é um campo de estudo essencial para entender como robôs podem interagir em contextos envolvendo seres humanos, mas também pode ser estendido ao desenvolvimento de interações entre robôs. Um trabalho significativo neste campo é o de Duffy, Dragone e O'Hare (2005), intitulado "*Social robot architecture: A framework for explicit social interaction*". A contribuição desses autores é fundamental para o desenvolvimento de robôs que possam colaborar de maneira mais natural e eficaz em ambientes sociais, oferecendo ideias valiosas sobre a integração de componentes cognitivos e comportamentais nos robôs.

No contexto da construção civil, embora a interação social não seja o foco principal, a capacidade de colaboração e comunicação eficiente entre robôs é importante. Portanto, as ideias de Duffy, Dragone e O'Hare (2005) fornecem uma base teórica que pode ser adaptada para melhorar a interação e a cooperação entre robôs em ambientes de construção. Estas contribuições teóricas foram utilizadas para desenvolver a arquitetura proposta neste trabalho, destacando como a interação social pode ser traduzida em colaboração técnica entre agentes robóticos.

2.5 SISTEMA DE ROBÔS

Muitas aplicações diferentes podem ser modeladas como instâncias de sistemas multi-robôs. Estes sistemas englobam diversos aspectos, como: diferenciação dos agentes no ambiente, quantidade de robôs colaborativos e seus tipos de comunicação. Alguns termos utilizados na pesquisa podem ser vistos na Tabela 2.1. A presente seção aborda brevemente esses aspectos em vista de trabalhos-chave na área.

Tabela 2.1: Classificação de sistemas robóticos e seus tipos de comunicação

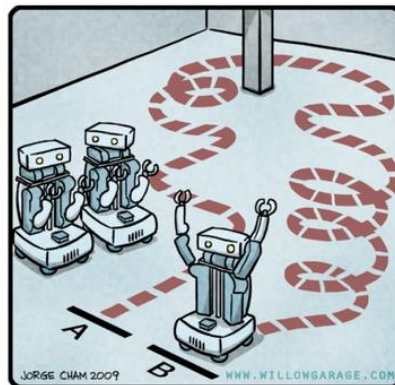
Termos	Descrição
<i>Heterogêneo / homogêneo</i>	<i>Diferenciação dos agentes no ambiente e suas habilidades</i>
<i>Sistema de único agente / sistema multiagente</i>	<i>Relativo à quantidade de robôs a serem controlados</i>
<i>Descentralizado / centralizado</i>	<i>Referente à comunicação entre os robôs do sistema</i>

Fonte: Elaborado pelo autor

2.5.1 Sistema de Único Agente

Sistemas de agentes únicos são utilizados em diversas aplicações na atualidade. Em se tratando da robótica, eles podem ser aéreos, terrestres ou aquáticos. Todas essas aplicações são largamente utilizadas com algoritmos de planejamento de trajetória e dinâmicas únicas (Figura 2.6).

Figura 2.6: Planejamento de trajetória



Fonte: (Qingyang, Dunbang e Shuangqi, 2019)

Uma abordagem simples para expandir algoritmos de aprendizado por reforço de um único agente para algoritmos multiagente é considerar cada um como um aprendiz independente. Nesta abordagem, as ações dos demais agentes seriam tratadas como parte do ambiente em que está inserido. Essa ideia foi formalizada pela

primeira vez quando o algoritmo *Q-learning* foi estendido para resolver problemas multiagente, o que é denominado de *Independent Q-Learning* (IQL) (Tan, 1993). Contudo, um grande desafio para o IQL é o estado não estacionário, uma vez que as ações dos demais agentes em prol dos interesses locais afetarão as transições do ambiente, tornando a tarefa de aprendizado mais complexa.

2.5.2 Homogeneidade e Heterogeneidade do Sistema

A maioria dos trabalhos estudados em robôs multiagentes estão no domínio de sistemas homogêneos (Figura 2.7), o que significa que todos os agentes da rede são idênticos em termos de habilidade. No entanto, em aplicações do mundo real, na maioria dos casos é apresentado um problema multiagente em que os agentes têm habilidades e configurações diferentes (heterogeneidade - (Rizk, Awad e Tunstel, 2019)). Portanto, um problema adicional seria como diferentes agentes deveriam utilizar as habilidades de outros para aprender uma política mais eficiente. Como um caso especial, considera-se a interação homem-máquina. Particularmente, os humanos são capazes de resolver alguns problemas muito rapidamente usando suas experiências e habilidades cognitivas. Por exemplo, em um pequeno espaço 2D, os humanos podem encontrar uma aproximação muito boa do caminho mais curto rapidamente. Por outro lado, as máquinas têm a capacidade de resolver problemas mais complexos em espaços de grande dimensão. No entanto, a complexidade vem ao custo da eficiência computacional, de modo que muitas vezes apenas uma solução satisfatória é possível. Oroojlooyjadid Afshin e Hajinezhad (2019) apresentam a seguinte questão a ser respondida: é possível desenvolver algoritmos para arquiteturas de sistemas multiagente que combinem as habilidades de agentes heterogêneos para maximizar o ganho de longo prazo? Além disso, isso pode ser feito de uma forma baseada em princípios que vêm com garantias de desempenho?

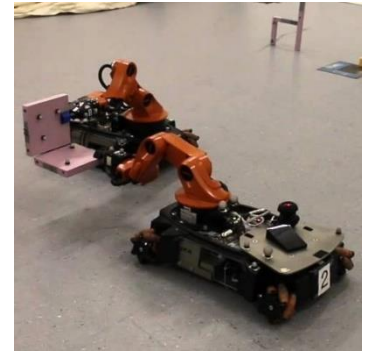
Figura 2.7: Sistemas homogêneos



(a) Montagem



(b) Transporte



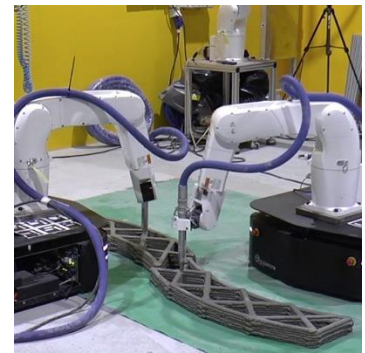
(c) Manipulação



(d) Pintura



(e) Formação



(f) Impressão 3D

Fontes: Adaptação de (Feng, Hu, *et al.*, 2020)

Permitir que agentes heterogêneos cooperem aumenta o escopo das tarefas solucionáveis. Ele introduz paralelismo e robustez, levando a um melhor desempenho com agentes mais simples em comparação com um único agente poderoso, porém complexo, executando a mesma tarefa (Parker, 2016). No entanto, também aumenta a complexidade do processo de desenvolvimento. Muitos desafios ainda limitam a implantação efetiva do sistema de múltiplos agentes executando tarefas complexas.

2.5.3 Comunicação Multiagente

A obtenção de comportamentos coletivos eficazes por um sistema multi-robô é um objeto de grande atenção em pesquisas acadêmicas. Uma questão central neste

contexto é a estrutura de controle e comunicação utilizada. Especificamente, investiga-se se a comunicação e o controle devem ser totalmente descentralizados, onde cada robô opera de forma autônoma e independente, ou centralizados, onde um controle superior coordena as ações dos diversos agentes. Essa distinção é crucial, uma vez que um controle centralizado pode direcionar as ações dos robôs para otimizar o desempenho global do sistema, enquanto um controle descentralizado pode favorecer a flexibilidade e a robustez individual dos robôs.

As estratégias de comunicação cooperativo descentralizadas, como as propostas por Blumenkamp, Morad, *et al.* (2021), têm recebido atenção especial de diferentes comunidades científicas com diferentes objetivos e metas: primeiro pela comunidade da computação gráfica, como Reynolds (1987), que explora uma abordagem baseada em simulação como alternativa para roteirizar os caminhos de aves individualmente, depois pela comunidade de físicos, como Vicsek Tamás e Zafeiris (2012), revisando as observações e as leis básicas que descrevem os aspectos essenciais do movimento coletivo. A comunidade de controle estabeleceu uma estrutura formal com Jadbabaie, Lin e Morse (2003), que foi posta em prática e expandida por sistemas multi-robôs na comunidade da robótica por Turgut, Çelikkanat, *et al.* (2008).

Virágh, Vásárhelyi, *et al.* (2014) estabeleceram a conexão entre regras de atualização dinâmica de agentes que interagem localmente e estratégias de controle cooperativo para bandos de robôs aéreos autônomos. Esse esforço foi alimentado por uma intensa atividade de pesquisa de biólogos e físicos que buscaram identificar regras que resultam no comportamento animal coletivo (Vicsek Tamás e Zafeiris, 2012). Esse conhecimento adquirido permitiu novas abordagens biologicamente inspiradas para o projeto de estratégias de controle cooperativo. Tal abordagem foi implementada e testada com sucesso em 10 quadricópteros (Virágh, Vásárhelyi, *et al.*, 2014), usando GPS (do inglês, *Global Positioning System*) para sua localização.

Já Queralta, Li, *et al.* (2022), apresentam uma nova abordagem para localização colaborativa em sistemas multi-robôs heterogêneos. O sistema compreende robôs terrestres, veículos aéreos e utiliza sensores do tipo UWB (do inglês, *Ultra-wideband*)

e Odometria Inercial Visual (VIO - do inglês, *Visual Inertial Odometry*) para estimativa e localização precisas de pose relativa. A abordagem proposta é avaliada por meio de simulações e experimentos reais com robôs, demonstrando sua eficácia em diferentes aspectos do sistema. No geral, esta pesquisa contribui para o avanço da localização colaborativa e reconstrução de cena densa em sistemas multi-robô, mostrando o potencial do uso do UWB e VIO para estimativa precisa e robusta de localização.

2.6 AMBIENTE DE OPERAÇÃO

Os ambientes desempenham um papel central no treinamento de algoritmos de controle para sistemas multi-robô. Eles fornecem o contexto do problema e a diversificação dos ambientes tem sido uma ferramenta importante para o avanço no desenvolvimento de novos algoritmos de aprendizado por reforço. No entanto, interagir com o mundo real é muitas vezes caro e demorado. Portanto, o uso de simuladores de ambiente é uma prática comum. A utilização de simuladores auxilia na comparação de diferentes algoritmos, facilitando a análise e o aprimoramento das estratégias de controle.

Alguns exemplos de simuladores são mencionados por Oroojlooyjadid Afshin e Hajinezhad (2019), como: o Arcade, que provê a plataforma Atari-2600 para jogos de arcade; o MoJoCo, que simula movimentos físicos detalhados do corpo humano e de alguns animais; o OpenAI Gym, um ambiente que reúne vários simuladores, incluindo o Arcade e o PyGame, para treinamento de agentes com aprendizado por reforço; o OpenSim, que modela estruturas musculoesqueléticas humanas; o DeepMind Lab, que oferece ambientes de navegação 3D e resolução de quebra-cabeças; o ViZDoom, que simula ações de tiro e navegação em 3D usando apenas informações visuais; o Malmo, baseado no jogo Minecraft; o MINOS, que permite a navegação 3D em ambientes internos domésticos; o House3D, que permite a navegação 3D em áreas internas de edifícios; o MazeLab, um simulador de labirintos; e o jogo StarCraft II

(Samvelyan, Rashid, *et al.*, 2019), em que cada agente observa apenas suas informações locais e recebe uma recompensa global.

Além desses simuladores individuais, existem projetos que agrupam vários simuladores para fornecer estruturas mais abrangentes para sistemas multiagentes. A plataforma Unity (Juliani, Berges, *et al.*, 2018) permite o desenvolvimento de jogos de agentes individuais e multiagentes, oferecendo a criação de ambientes de treinamento para agentes de aprendizado por reforço. A Arena é uma extensão da Unity que fornece uma plataforma específica para a criação de novos jogos e cenários multiagentes com base em jogos existentes.

Em resumo, Oroojlooyjadid Afshin e Hajinezhad (2019) descrevem uma variedade de ambientes de operação e simuladores usados para treinar sistemas multiagentes com algoritmos de aprendizado por reforço. Esses ambientes fornecem o contexto do problema e permitem comparar e avaliar o desempenho de diferentes algoritmos.

O Pygame (Pygame, 2023) é um módulo de código aberto para Python que fornece funcionalidades para criar ambientes gráficos 2D que são adequados para simulações de sistemas multiagentes. O Pygame permite criar janelas, carregar imagens, detectar colisões e gerenciar eventos. É uma escolha apropriada para a criação de ambientes virtuais onde a ênfase está na representação visual e interações simplificadas.

Simuladores como Unity ou Isaac Sim (Nvidia, 2022), são de grande capacidade e trazem a possibilidade de conexão à ferramenta de desenvolvimento ROS 2 (do inglês, *Robot Operating System 2* - (Open-Robotics, 2022)). Os simuladores têm recursos essenciais para construir mundos e experimentos robóticos virtuais. Eles fornecem aos pesquisadores e profissionais as ferramentas e os fluxos de trabalho necessários para criar simulações robustas, fisicamente precisas e com conjuntos de dados sintéticos, essenciais para o treinamento de detecção de objetos, por exemplo. Além de disponibilizar a possibilidade de paralelismo maciço de robôs em uma única GPU (do inglês, *Graphics Processing Units*) de estação de trabalho, facilitando o treinamento do robô com algoritmos de inteligência artificial. Já o ROS 2 é um conjunto

de bibliotecas de *software* e ferramentas para a programação de robôs com sistema de código aberto.

O projeto foi desenvolvido com a plataforma Unity para simulação 3D, que é amplamente conhecido como um mecanismo popular de desenvolvimento de jogos, e oferece um conjunto poderoso de ferramentas para criar e simular ambientes virtuais. No campo da robótica, o Unity 3D apresenta várias vantagens para a simulação de sistemas multi-robô, tais como:

Simulação realista: fornece um mecanismo de física altamente personalizável que permite aos usuários simularem interações realistas entre robôs e seu ambiente. Isso pode incluir fatores como gravidade, fricção e colisões, que são essenciais para a simulação de cenários do mundo real.

Integração: O Unity é altamente extensível e pode ser facilmente integrado com outras ferramentas de software. Isso inclui o ROS 2. Ao integrar o Unity com o ROS 2, será possível simular sistemas com vários robôs controlados por módulos do ROS 2, permitindo o teste e refinamento dos algoritmos em um ambiente realista.

Escalabilidade: o Unity foi projetado para lidar com cenas grandes e complexas e pode suportar vários robôs e ambientes em uma única simulação. Isso o torna ideal para simular sistemas com vários robôs com interação entre si e com seu ambiente.

2.7 COMPORTAMENTOS ASSOCIADOS ÀS FUNCIONALIDADES ROBÓTICAS

Esta seção aborda exemplos de comportamentos relacionados a funcionalidades de sistemas robóticos, incluindo visão computacional, navegação e interação com objetos. A análise detalhada desses comportamentos contribui para uma compreensão mais profunda das capacidades dos sistemas multi-robôs a serem implementados.

2.7.1 Visão Computacional para Detecção e Inspeção

Com base nos objetivos do projeto, observa-se a necessidade do estudo por algoritmos de detecção e identificação de objetos, que irão habilitar os robôs em uma gama de comportamentos. Um dos estados da arte de sistemas de percepção e detecção de objetos é o YOLOv5 (do inglês, *You Only Look Once Version 5* - (Jocher, 2020)). O YOLOv5 é uma família de arquiteturas de redes neurais e modelos para detecção de objetos em imagens. Redes neurais são modelos matemáticos utilizados em aplicações de aprendizado de máquina (do inglês *Machine Learning* - ML). Devido a sua alta versatilidade e escalabilidade, elas conseguem resolver diversos tipos de problemas, incluindo a detecção de objetos em imagens (Géron, 2019).

Para que a rede aprenda a detectar um tipo específico de objeto, é necessário que ela seja submetida a vários exemplos desse objeto e a exemplos que não correspondem a ele. Esse conjunto de exemplos é chamado *dataset*. O *dataset* é um conjunto de dados estruturado que contém informações dos objetos que devem ser detectados. Além de conter as imagens, ele deve ser devidamente anotado: todos os objetos de interesse presentes em cada imagem devem ser identificados previamente por um especialista. Essa identificação é feita a partir da seleção de uma área retangular da imagem contendo o objeto de interesse, uma *bounding box*.

Os algoritmos de detecção de objetos podem ser usados para identificar e localizar objetos específicos nos canteiros de obra. Isso pode ser útil para tarefas como identificar materiais de construção ou localizar equipamentos. Além do YOLOv5, outro algoritmo popular para detecção de objetos é o Faster RCNN (do inglês, *Region-based Convolutional Neural Networks* - (Ren, He, et al., 2015)).

Outro problema relacionado à visão computacional é a detecção de falhas. Paraskevoudis, Karayannis e Koumoulos (2020) apresentam uma aplicação de técnicas de detecção de falhas para a inspeção em peças de impressão 3D. Este trabalho descreve uma nova metodologia para a avaliação da qualidade de um objeto feito em impressão 3D, durante o processo de impressão, por meio de visão

computacional com técnicas de aprendizado por reforço (do inglês, *Reinforcement Learning* - RL). Já Yang, Li, *et al.* (2020) apresentam um sistema de inspeção de concreto baseado em rede neural profunda (do inglês, *Deep Neural Network* - DNN) usando um robô aéreo, com sistema de câmera RGB-D instalado. É introduzida uma abordagem de fusão visual-inercial para realizar o posicionamento da câmera e do robô e a reconstrução 3D da estrutura. O mapa reconstruído é usado para recuperar a localização e as informações dos defeitos. Também é apresentado um modelo DNN, chamado AdaNet, para detectar lascas e fissuras no concreto.

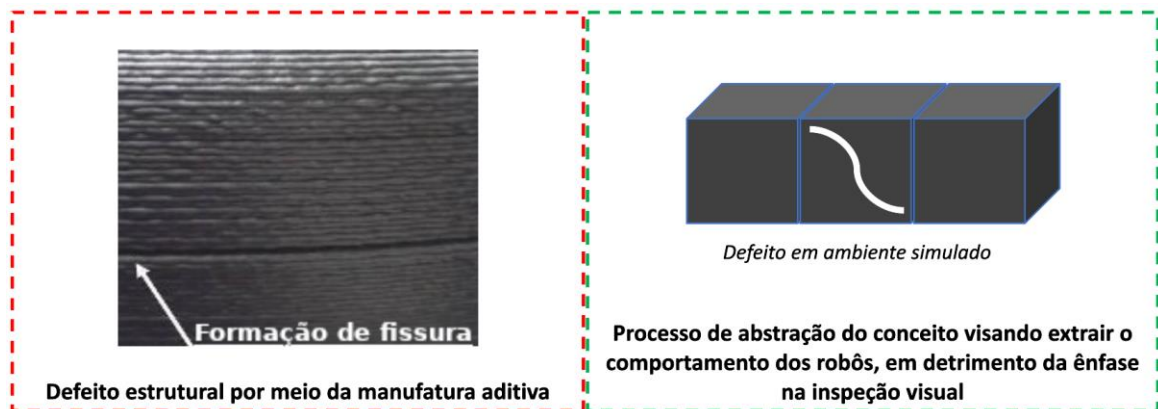
Spencer Jr, Hoskere e Narazaki (2019) apresentam uma visão geral dos avanços recentes nas técnicas de visão computacional aplicadas ao problema de avaliação das condições da infraestrutura de construção civil. São apresentadas pesquisas relevantes nas áreas de visão computacional, aprendizado de máquina e engenharia estrutural. O trabalho analisado no documento é classificado em dois tipos: inspeção e monitoramento. São revisados a identificação de objetos, como componentes estruturais, caracterização de danos visíveis locais e globais e detecção de alterações a partir de uma imagem de referência.

Não menos importante, é preciso analisar os tipos de sensores disponíveis para aplicação de técnicas de visão computacional avançadas. Spencer Jr, Hoskere e Narazaki (2019) apresentam um sistema que funde quatro tipos de sensores (câmera RGB, hiperespectral, microfone e medidor infravermelho) e é integrado à uma plataforma de detecção móvel para formar um sistema inteligente de detecção de alvos. Os quatro tipos de sensores podem obter informações cruciais dos objetos alvo, como sua forma, material e aspectos estruturais, e, respectivamente, exibi-los na forma de imagens.

Tais abordagens de detecção de falhas, apesar de robustas nas suas propostas, precisam ser repensadas para a manufatura aditiva na construção civil. É preciso agrupar técnicas que levem em consideração a deposição do material por uma impressora 3D, ou seja, é preciso identificar e solucionar problemas como a diferenciação de rachaduras em meio as camadas de deposição do material, que podem se parecer com vincos estruturais.

No entanto, a abordagem deste trabalho procura uma abstração no conceito de visão computacional apresentada, visando extrair o comportamento dos robôs em detrimento da ênfase na visão computacional (Figura 2.8). O foco reside em compreender como os robôs interagem e se comportam no ambiente construído, utilizando informações sensoriais não apenas para detectar objetos, mas para entender e modificar o ambiente. Isso implica não apenas na detecção de objetos estáticos, mas na interpretação do ambiente dinâmico, interações entre robôs e objetos, e a coordenação entre eles. Essa abordagem é fundamental para a pesquisa em sistemas multi-robô na ICC e abre caminho para algoritmos de aprendizado por reforço, planejamento de trajetórias, controle e aperfeiçoamento de tarefas, e outros aspectos críticos para a automação eficiente da construção.

Figura 2.8: Abstração do uso de visão computacional na detecção de defeitos



Fonte: Adaptação de (Talagani, Dormohammadi, *et al.*, 2015)

2.7.2 Algoritmos de Localização e Navegação

Em geral, os algoritmos de localização e navegação podem ser classificados em duas categorias: relativos e absolutos (Tzafestas, 2013). A localização relativa, também chamada de localização inercial, é baseada exclusivamente na integração temporal das informações dos sensores (por exemplo, por meio de *encoders* para

odometria de roda, uso de IMU (do inglês, *Inertial Measurement Unit*) para estimar a pose do robô ou odometria visual, envolvendo LiDAR (do inglês, *Light Detection and Ranging*) e câmeras). Embora os algoritmos de localização e navegação relativa permitam operações autônomas e forneçam desempenho adequado para impressão 3D móvel, a combinação de erros de medição e ruídos levará a um desvio cada vez maior. As limitações da localização inercial são: apenas é medida a mudança de posição em relação ao ponto de partida referenciado, cuja posição também deve ser referenciada (Malagon-Soldara, Toledano-Ayala, *et al.*, 2015), e a integração de velocidade nesta forma de localização inercial assume um piso nivelado, resultando em um erro adicional para pisos desiguais.

A localização absoluta é um conceito essencial na robótica móvel, pois permite que um robô determine sua posição e orientação em relação a um sistema de coordenadas global, sem depender de suposições sobre seus movimentos anteriores (Drumheller, 1987).

Algoritmos mais robustos e dinâmicos podem ser implementados combinando um mapa pré-fabricado com dados de odometria, resultando na Localização Adaptativa de Monte Carlo (sigla do inglês, AMCL - (Rosas-Cervantes e Lee, 2020)). Por último, algoritmos de Localização e Mapeamento Simultâneos são mais benéficos para operações totalmente autônomas, pois atualizam continuamente o mapa do ambiente (Kim, Chen, *et al.*, 2018).

O UWB tem sido amplamente utilizado em aplicações de multi-robôs devido à sua capacidade de fornecer informações precisas e confiáveis sobre a localização e o posicionamento dos agentes no ambiente. Em uma aplicação real, por exemplo, o uso do sensor UWB permite que os robôs tenham um sistema de localização robusto e de baixa latência, o que é essencial para o planejamento de trajetórias, evasão de obstáculos e cooperação entre os robôs. Além disso, o sensor UWB oferece a vantagem de operar em frequências de rádio de alta largura de banda, permitindo uma alta precisão na determinação da distância e da direção entre os agentes. Essa tecnologia tem sido aplicada em diversos domínios, como agricultura, logística e monitoramento de espaços urbanos.

Os algoritmos de localização e mapeamento simultâneos (SLAM, da sigla em inglês) permitem que os robôs construam um mapa de seu ambiente enquanto estimam simultaneamente sua própria posição dentro desse mapa. Isso pode ser útil para tarefas como monitorar o progresso em um canteiro de obras ou identificar áreas que requerem inspeção mais detalhada. Alguns algoritmos SLAM populares incluem o Cartographer (Hess, Wolfgang, 2016) e o ORB-SLAM2 (Mur-Artal Raúl e Tardós, 2015).

Já os algoritmos de planejamento de caminho podem ser usados para planejar as trajetórias de robôs enquanto eles navegam por um canteiro de obras. Útil para tarefas como inspecionar áreas de difícil acesso ou evitar obstáculos. Alguns algoritmos populares de planejamento de caminho incluem A* (Hart, Nilsson e Raphael, 1968) e D* (Stentz, 1994).

Por fim, Reijgwart, Victos, et al. (2024) apresentam um sistema inovador para a navegação de robôs móveis em ambientes dinâmicos. A abordagem proposta combina a utilização de "*wavemap*", uma representação volumétrica hierárquica, com políticas de movimento baseadas em Riemann (RMP – do inglês, *Riemannian Motion Policies*), resultando em um algoritmo de evasão de obstáculos altamente eficiente e reativo. Este sistema é capaz de operar com alta frequência (centenas de hertz) e baixo uso de recursos, proporcionando uma navegação precisa e de baixa latência, mesmo em ambientes complexos. Além disso, a modularidade do sistema permite a integração fluida com outras políticas de navegação, como busca de objetivos e manipulação visual, tornando-o uma solução robusta e versátil.

Dados os algoritmos de localização, navegação, posicionamento e consciência de contexto, o uso de sistemas multi-robô oferecem maior eficiência por meio da redução do tempo de produção e colaboração.

2.7.3 Estratégias de Manipulação de Objetos em Sistemas de Robôs

Os sistemas de robôs únicos tradicionalmente enfrentam desafios significativos na manipulação de objetos, particularmente em contextos caracterizados por ambientes complexos e dinâmicos (Billard, 2019). Estratégias frequentemente adotadas para enfrentar tais desafios envolvem a implementação de algoritmos de planejamento de trajetória e controle de manipulação, visando a eficiente movimentação de objetos de um ponto a outro (Zhang, 2022). No entanto, a eficácia de um único robô pode ser consideravelmente comprometida em situações em que a carga útil do dispositivo é inadequada para a manipulação de objetos de grande volume ou peso.

No âmbito do controle de manipuladores, destaca-se o emprego da biblioteca de software de código aberto MoveIt (Picknik-Robotics, 2024), amplamente difundida em sistemas baseados em ROS 2. Essa ferramenta desempenha um papel importante no planejamento de movimentos em ambientes robóticos, oferecendo uma infraestrutura flexível e eficaz para a realização de tarefas de manipulação.

Além disso, a aplicação de controladores PID (Proporcional, Integral e Derivativo) para a regulação precisa da posição e orientação do manipulador robótico constitui outro exemplo clássico no domínio da manipulação de objetos (Sahu, 2022). Esses controladores, mediante ajustes contínuos das entradas de controle em função do erro entre a posição desejada e a posição atual do manipulador, conferem uma abordagem amplamente aplicável.

Adicionalmente, estratégias fundamentadas em visão computacional têm sido frequentemente empregadas para auxiliar na detecção e localização de objetos, fornecendo informações cruciais para o planejamento de trajetória e controle de manipulação (Malis, 2002). Algoritmos de processamento de imagem, como detecção de contornos e correspondência de características, desempenham um papel fundamental na identificação de objetos em um ambiente robótico e na determinação de sua posição e orientação relativas ao manipulador.

Uma abordagem adicional e relevante consiste na utilização de técnicas de aprendizado de máquina, tais como redes neurais, para a aprendizagem de políticas de controle de manipulação a partir de dados de treinamento (Liu, 2021). Essas técnicas capacitam o robô a adaptar seu comportamento de manipulação com base em experiências passadas, proporcionando-lhe uma maior flexibilidade e adaptabilidade em diferentes cenários operacionais.

Por outro lado, os sistemas multi-robôs estendem as capacidades e funcionalidades estabelecidas para sistemas de agentes únicos, oferecendo um potencial significativo para contornar as limitações inerentes aos sistemas com apenas um robô, por meio da eficaz distribuição da carga de trabalho entre múltiplos agentes. A colaboração entre robôs possibilita a execução de tarefas de manipulação de objetos de maneira mais eficiente e adaptável. Um exemplo notável do potencial dos sistemas multi-robôs é demonstrado pela ferramenta ML-Unity, que emprega técnicas de aprendizado de máquina para viabilizar a manipulação de objetos de forma colaborativa entre diversos robôs em um ambiente virtual. Nesse contexto, os robôs podem cooperar para remover obstáculos, representados como cubos associados a diferentes pesos, a fim de aprimorar suas habilidades cooperativas e remover os obstáculos de maneira eficaz e eficiente.

A utilização de sistemas multi-robôs heterogêneos, como proposto no âmbito desta pesquisa, é beneficiada pela manipulação de objetos, permitindo a combinação de robôs dedicados à remoção de obstáculos com o intuito de auxiliar outros robôs na execução de diversas tarefas, tais como a impressão de seções de edificações.

2.8 ABORDAGENS DELIBERATIVA E REATIVA

As funcionalidades internas de sistemas multi-robô podem ser categorizadas em duas abordagens principais: deliberativa e reativa.

A abordagem deliberativa se refere à tomada de decisões de alto nível, baseadas em informações provenientes de sensores e dados históricos, a fim de alcançar objetivos específicos. Essa instância é composta por algoritmos que permitem a geração de planos e a seleção das melhores ações a serem tomadas em um determinado momento, com base em uma análise detalhada do ambiente e das tarefas a serem realizadas.

Já a abordagem reativa é responsável por lidar com eventos imediatos, provenientes dos sensores e do ambiente, tomando decisões rápidas e efetivas para lidar com situações imprevistas. Essa instância é composta por algoritmos que permitem a detecção de objetos e eventos, além de permitir que os robôs realizem tarefas simples e reativas em resposta a esses eventos.

A integração dessas duas abordagens permite que os robôs sejam capazes de lidar com tarefas complexas e dinâmicas, adaptando-se às mudanças no ambiente e às demandas da tarefa.

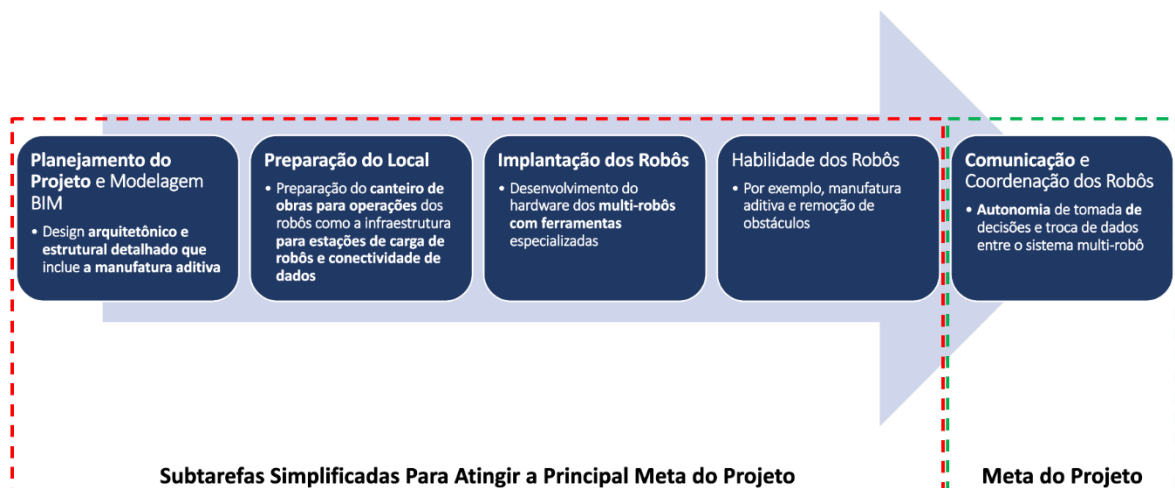
Neste capítulo explica-se o modelo proposto bem como os materiais e métodos utilizados para a sua criação.

O MÉTODO PROPOSTO

Este capítulo busca aprofundar as características do projeto, e, além disso, equacionar a pesquisa apresentada no Capítulo 2, para então definir uma arquitetura funcional para o trabalho de pesquisa.

A Figura 3.1 ilustra de forma gráfica o objetivo central do projeto, juntamente com as subtarefas essenciais para alcançar o resultado.

Figura 3.1: Representação gráfica do objetivo do projeto



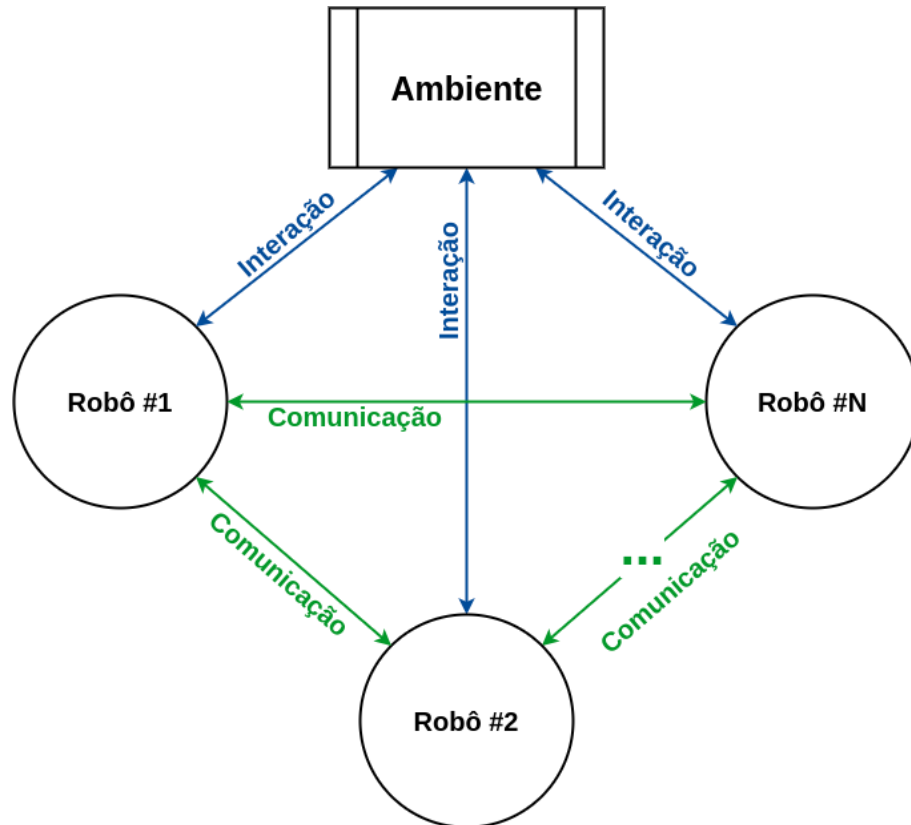
Fonte: Elaborado pelo autor

Os objetivos são divididos em quatro funções simplificadas para atingir a meta do projeto, que é a autonomia do sistema multi-robô. A primeira simplificação está relacionada ao BIM. Em vez de um design detalhado das tarefas através de informações provenientes do BIM, haverá uma alocação de tarefas de maneira simplificada, onde os robôs recebem coordenadas específicas no ambiente para realizar suas atividades, como a impressão 3D em pontos designados. A segunda simplificação envolve a preparação do canteiro de obras, que se refere à terraplanagem e às áreas para recarga e conectividade de dados. Assume-se que o ambiente já está nivelado para a navegação dos robôs. A simulação não exigirá recarga dos robôs e a conectividade de dados será idealizada, apenas limitando a distância sem considerar possíveis interferências ou complicações reais de comunicação. As terceira e quarta simplificações envolvem a implementação e as habilidades dos robôs. Em termos de hardware, os robôs e suas ferramentas não necessariamente representarão dispositivos do mundo real. Por sua vez, a habilidade de manufatura aditiva, por exemplo, será realizada de maneira simplificada. O robô criará blocos cerâmicos de tamanho predefinido no ambiente virtual em vez de realizar a impressão como no mundo físico.

Essas simplificações não afetam o objetivo final de observar o comportamento do sistema multi-robô. O essencial é extrair ações específicas de cada robô e ter um ambiente capaz de acomodar todas as habilidades e interações necessárias.

A Figura 3.2 ilustra o objetivo do sistema multi-robô de maneira simples, destacando a comunicação interna entre os robôs (indicada pelas setas verdes) e suas interações com o ambiente (indicadas pelas setas azuis). Esta figura contextualiza a visão geral do projeto, mostrando como os robôs se comunicam e colaboram para alcançar a autonomia no canteiro de obras.

Figura 3.2: Interações e comunicações entre o sistema multi-robô e o ambiente



Fonte: Elaborado pelo autor

Após a fase inicial de pesquisa para entender o sistema em questão, foram elaboradas algumas etapas para orientar a implementação do projeto de pesquisa. Essas etapas são essenciais para o andamento do trabalho e foram desenvolvidas com base em análises cuidadosas do sistema e de suas características, levando em conta as possíveis limitações, restrições e oportunidades envolvidas.

As etapas estabelecidas incluem cinco etapas distintas (Tabela 3.1), que são implementadas no decorrer do projeto de pesquisa. A primeira etapa consiste na criação do ambiente bidimensional, que serve como base para a implementação dos demais procedimentos. Na segunda etapa, são desenvolvidas funcionalidades comportamentais distintas para os agentes robóticos.

Tabela 3.1: Etapas do projeto

Etapa	Descrição
1	Criação do ambiente bidimensional
2	Desenvolvimento de funcionalidades comportamentais, como navegação e manipulação
3	Implementação da comunicação e colaboração entre agentes
4	Construção do ambiente tridimensional
5	Realização das etapas 2 e 3 para o ambiente tridimensional

Fonte: Elaborado pelo autor

A terceira etapa envolve a implementação do código de colaboração entre os agentes no ambiente, incluindo a comunicação entre os robôs, permitindo que eles trabalhem em conjunto para realizar tarefas específicas.

A quarta etapa prevê a construção do ambiente tridimensional, que serve como uma evolução do ambiente bidimensional e permite a implementação de novas funcionalidades. Por fim, a quinta etapa consiste na realização dos procedimentos 2 e 3 para o ambiente tridimensional, permitindo que os agentes possam colaborar e realizar suas funções em um ambiente mais complexo.

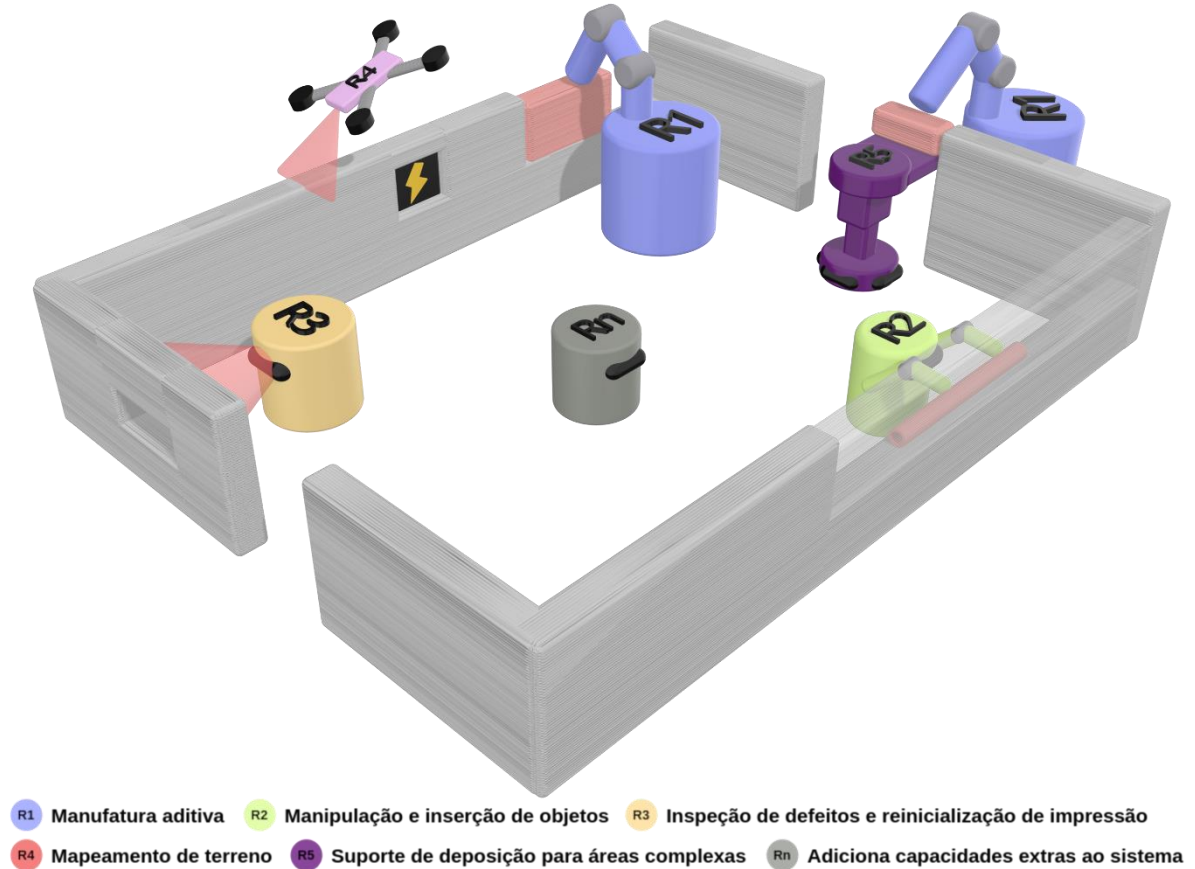
Essas etapas são fundamentais para o sucesso do projeto de pesquisa, pois permitem a implementação de funcionalidades específicas no sistema, de forma que ele seja testado e avaliado em diferentes cenários simulados. Além disso, essas etapas são utilizadas como referência para a avaliação do progresso do projeto.

3.1 MISSÃO DO SISTEMA MULTI-ROBÔS

A Figura 3.3 detalha a metodologia adotada no projeto, ligando os objetivos e subtarefas representados nas Figura 3.1 e Figura 3.2. São ilustrados detalhes da

missão do sistema de robôs em um ambiente da ICC, onde a estrutura é construída por meio da manufatura aditiva. O sistema consiste em cinco tipos de robôs diferentes, cada um com funções específicas.

Figura 3.3: Ambiente de operação e tarefas dos robôs



Fonte: Elaborado pelo autor

No sistema multi-robô proposto, diferentes tipos de robôs desempenham funções específicas para realizar tarefas complexas no canteiro de obras. O robô R1 é responsável pela manufatura aditiva dos componentes estruturais do edifício. Dotado de uma ferramenta de impressão 3D, o R1 deve ter a capacidade de se movimentar pelo canteiro de obras e navegar por obstáculos para alcançar as áreas de impressão desejadas. Por sua vez, o robô R2 possui habilidades de manipulação de objetos delicados, como inserção de tubos e colocação de caixas de energias.

O robô R3 desempenha o papel de inspecionar as paredes já impressas para identificar possíveis falhas e pontos de insegurança no ambiente de trabalho. Além disso, ele atua como um inspetor para a reinicialização da impressão, fornecendo as coordenadas espaciais onde o robô R1 deve iniciar ou reiniciar a impressão da estrutura. Para realizar escaneamento e criação de mapas 3D do terreno, utilizam-se drones (robôs do tipo 4 - R4), permitindo o planejamento preciso da construção e a garantia de que o robô de manufatura aditiva (R1) permaneça dentro dos limites designados.

O robô R5 desempenha a função de criar uma superfície de apoio, incluindo a fixação de vigas, para permitir que o robô R1 deposite o material de forma adequada. Além disso, o sistema também pode incorporar outros robôs (representados como Rn) para adicionar capacidades extras ao ambiente, como a manipulação de objetos específicos. Essa abordagem de utilização de diferentes tipos de robôs em um sistema multi-robô permite uma distribuição eficiente de tarefas e a colaboração entre os agentes para alcançar os objetivos de construção de forma mais precisa e eficaz.

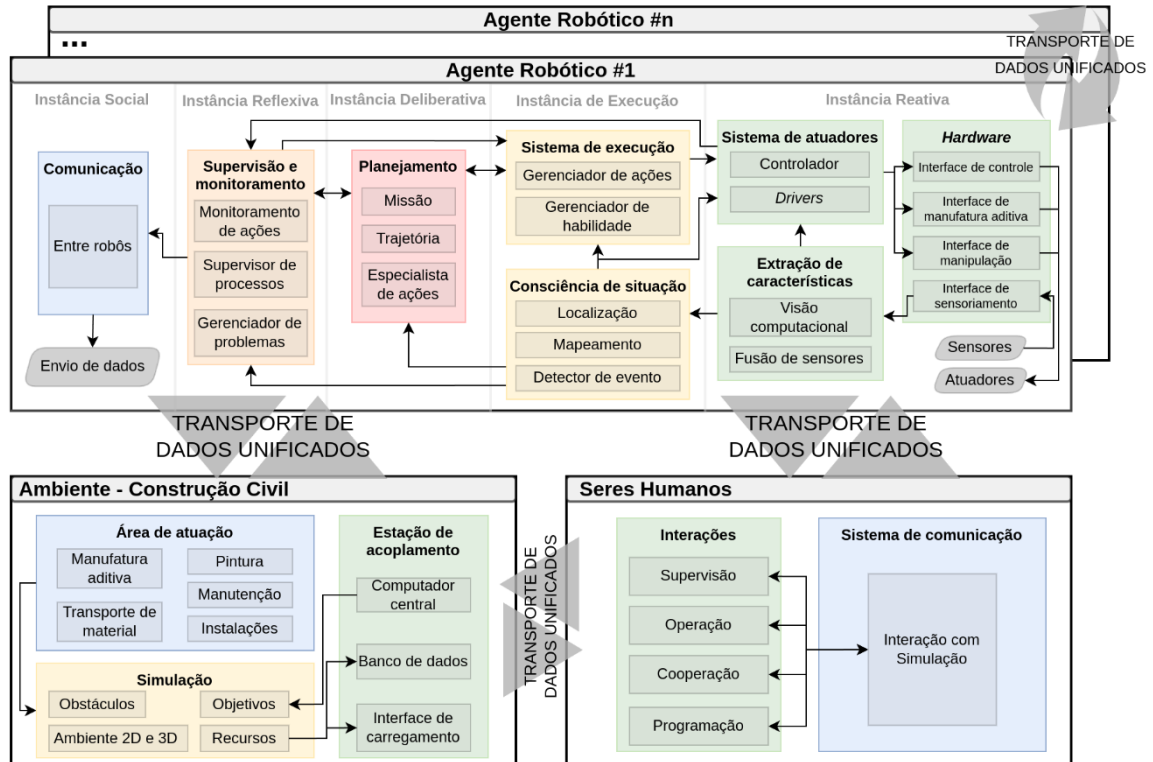
Além das suas funções específicas, é importante que os robôs tenham a capacidade de se locomover para ambientes onde possam trocar informações de *status* da missão. Essa comunicação de *status* envolve a transferência de históricos e detalhes da missão. A lógica de comunicação é importante para manter a sincronização entre os robôs e garantir um fluxo contínuo de informações relevantes. Ademais, é de igual importância considerar a atualização do modelo BIM durante o planejamento e programação das missões, de forma a integrar as informações rapidamente e adaptar-se às necessidades do ambiente em constante mudança.

3.2 ARQUITETURA

Aspectos já abordados na subseção 2.5.2 apontam que robôs com diferentes características e que consigam de algum modo juntar esforços possam aumentar tanto o escopo de tarefas solucionáveis, como também possibilitar uma maior garantia de resistência a falhas. Deste modo, é proposta uma arquitetura (Figura 3.4) de

sistema multi-robô, que combina técnicas de visão computacional e habilidades como impressão 3D móvel para atuar em campos de construção.

Figura 3.4: Arquitetura do sistema multi-robô



Fonte: Elaborado pelo autor

A arquitetura segue um paradigma híbrido que combina duas abordagens complementares: deliberativa e reativa.

3.2.1 Instâncias da Arquitetura

Para que as instâncias deliberativas e reativa funcionem corretamente, é necessário que haja uma comunicação adequada entre elas e que as informações sejam transmitidas de forma eficiente. Nesse contexto, as instâncias social, reflexiva e de execução desempenham um papel crucial, atuando como interfaces de conexão

entre essas instâncias, garantindo a comunicação e a coordenação adequada entre as diferentes partes da arquitetura. As cinco instâncias são:

- **Social:** permite aos agentes robóticos a comunicação com o restante dos agentes e com os seres humanos.
- **Reflexiva:** supervisiona as outras instâncias para ver se o robô está progredindo em seus objetivos e para reagir na presença de problemas.
- **Deliberativa:** gera soluções globais para tarefas complexas usando planejamento.
- **Execução:** toma ações da instância deliberativa e gera sequências de comportamento detalhadas para a instância reativa, e, além disso, integra as informações dos sensores em uma representação de estado interno.
- **Reativa:** conta com controle de baixo nível com interações de sensoriamento.

A arquitetura é formada por (1) N agentes robóticos heterogêneos, (2) operadores humanos e (3) ambiente da ICC. Esses três pilares da arquitetura compartilham dados e interagem entre si, seja por meio de sensores, na obtenção de dados do ambiente, ou atuadores, na interação com objetos ou pessoas. Cada agente robótico compartilha a mesma arquitetura em instâncias, embora possam ter diferentes implementações de componentes, bem como diferentes estruturas físicas.

As seguintes subseções abordam cada um dos pilares da arquitetura de forma mais detalhada.

3.2.2 Arquitetura Externa aos Agentes

A arquitetura externa aos agentes se destina ao ambiente e aos seres humanos. Tais instâncias são estabelecidas para que seja possível realizar um mapeamento das ações que os agentes robóticos precisam comportar e lidar em sua atuação.

Para delimitar o escopo da arquitetura, é adotado um sistema de simulação bidimensional para rápida prototipação e testes de algoritmos e um sistema de simulação tridimensional de alto desempenho, o Unity (2023). Este simulador é capaz de virtualizar com alto desempenho a física de corpos tridimensionais, além de trazer uma ótima qualidade gráfica, o que é importante para sistemas de visão, que apoiam as tarefas dos robôs colaborativos. É possível também simular a bateria do robô, o que é importante para alinhar tarefas com base no tempo de energia e como isso modifica o comportamento geral do sistema (tornando a "interface de carregamento" um recurso do ambiente). Módulos de visão computacional, física aprimorada, bateria e outros, são a chave para sistemas mais realistas e que emulam com maior fidelidade o mundo real.

O canteiro de obras é um ambiente complexo e desafiador para o desenvolvimento de robôs autônomos. Os robôs devem ser capazes de lidar com uma variedade de obstáculos, como um ambiente irregular, pedras, madeira, ferramentas, entre outros. Além disso, os robôs devem ser capazes de se comunicar e coordenar suas atividades com outros robôs.

Para superar esses desafios, o ambiente do canteiro de obras deve ser projetado para facilitar a operação de robôs autônomos. Um aspecto importante do design é a criação de uma estação de acoplamento, que é uma área para os robôs recarregarem suas baterias e se conectarem a um computador central. O computador central é responsável por elencar as tarefas para os robôs, fornecendo instruções e dados de status globais, dar o comando de início e parada das tarefas dos agentes e armazenar dados vindos dos robôs, como o andamento da obra.

Devido à natureza dos canteiros de obra, a interação direta dos robôs com os seres humanos pode ser necessária. Seres humanos podem atuar como supervisores dos agentes robóticos, operadores de processos ou ainda colaboradores em tarefas específicas com os agentes robóticos, como explicado no Capítulo 2.

Com base na necessidade de interação, a arquitetura do sistema prevê a influência dos seres humanos e os agentes robóticos através da simulação. Essa interação pode ocorrer, por exemplo, na realização de distúrbios entre os usuários e

os agentes robóticos, a fim de analisar o comportamento do sistema multi-robôs e, com isso, buscar um sistema mais robusto, eficiente e seguro.

3.2.3 Arquitetura Interna aos Agentes

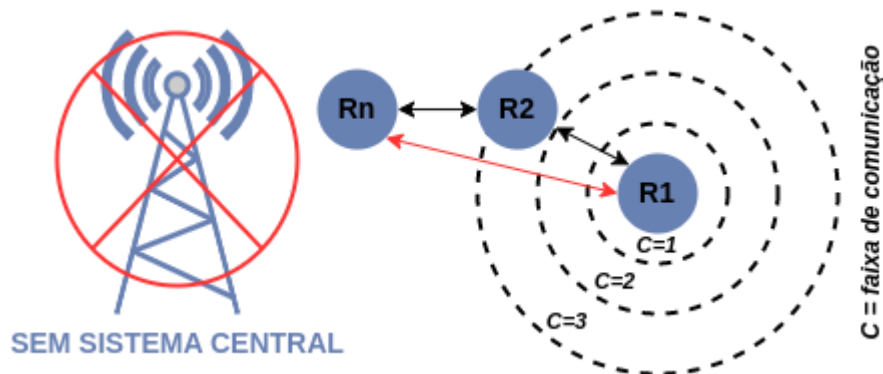
A arquitetura interna para os agentes robóticos neste trabalho é inspirada em estruturas de interação social, como o apresentado por Duffy, Dragone e O'Hare (2005). Conforme discutido na seção 2.4, esses autores propõem uma estrutura para interação social em robôs que enfatiza a integração de componentes cognitivos e comportamentais. Essa abordagem foi então adaptada para o contexto de construção civil, com a colaboração técnica entre robôs.

Na proposta deste trabalho, os robôs utilizam uma arquitetura modular que facilita a coordenação de múltiplas tarefas, comunicação entre agentes e adaptação a diferentes cenários operacionais. Ao integrar esses componentes de maneira coesa, os robôs são capazes de operar de forma autônoma e cooperativa, adaptando-se a novas informações e mudando de estratégia conforme necessário para alcançar os objetivos do projeto.

Mais especificamente, a arquitetura interna dos agentes se destina a divisão de subsistemas essenciais aos agentes robóticos. A começar por (1) instância reativa, que traz o controle de baixo nível, com ciclos de atuação e sensoriamento; (2) instância de execução, que recebe ações provenientes da instância deliberativa e gera sequências de comportamento detalhadas para a instância reativa; Já (3) a instância deliberativa gera soluções globais para tarefas complexas usando planejamento (seja de trajetórias ótimas ou missões). A (4) instância reflexiva ajuda a ver se o robô está realmente progredindo em direção ao seu objetivo e a reagir na presença de problemas (obstáculos inesperados ou falhas) com ações de recuperação. Por fim, a arquitetura inclui a (5) instância social, com habilidades de comunicação, como é proposto em sistemas multiagentes e outras arquiteturas com coordenação social (Duffy, Dragone e O'hare, 2005). Neste nível, é importante estabelecer uma comunicação adequada com outros robôs.

Os robôs irão operar com uma forma de comunicação descentralizada, na qual eles só podem trocar informações dentro de um alcance definido pelo equipamento de comunicação. As setas pretas na Figura 3.5 representam interações diretas entre os robôs, enquanto a seta vermelha indica perda na comunicação. Os círculos tracejados representam a faixa de comunicação do robô R1. O "C" nesse exemplo é unidimensional, mas poderia definir uma distância em metros. Nesse caso, o robô R1 estaria a mais de 3 metros de distância do robô N, e o equipamento de comunicação não consegue alcançar, tornando a troca de informação direta entre eles impossível.

Figura 3.5: Sistema de comunicação descentralizada



Fonte: Elaborado pelo autor

Segundo Reily, Mott e Zhang (2020), a comunicação descentralizada refere-se a um sistema no qual os nós ou agentes individuais podem se comunicar diretamente entre si, sem depender de uma autoridade central ou de um único ponto de controle. No contexto de equipes de multi-robôs, a comunicação descentralizada significa que os robôs podem trocar informações entre si de forma autônoma, sem precisar de um robô líder ou um sistema centralizado para coordenar suas ações.

Essa abordagem é importante para garantir a resiliência das equipes de multi-robôs. Em um sistema centralizado, a falha do robô central ou do sistema controlador pode causar a interrupção completa da operação. Em contraste, a comunicação descentralizada distribui a responsabilidade de comunicação entre todos os robôs, mitigando os efeitos de um ponto único de falha.

Para assegurar a comunicação e, conseqüentemente, a resiliência do sistema, foram implementados protocolos específicos. Esses protocolos incluem a retransmissão de mensagens em caso de falha na entrega inicial, utilizando a árvore de comportamento do robô, e o envio de mensagens sem um destinatário específico.

Por exemplo, se um robô de impressão precisar de assistência durante a operação, ele pode enviar um pedido de remoção de obstáculos, dentro do seu raio de comunicação, sem designar um robô específico. Isso permite que qualquer robô apto para essa tarefa responda e preste a assistência necessária ao robô de impressão.

Dessa forma, a descentralização não só promove a continuidade da operação, mas também melhora a robustez e a adaptabilidade da equipe de robôs em condições adversas.

Mais detalhadamente, a instância reativa é composta por componentes críticos que desempenham papéis vitais na operação dos sistemas multi-robôs. Esta instância incorpora algoritmos de visão computacional e fusão de sensores, que são agrupados no sistema de extração de características. Os extratores de características têm uma função fundamental: eles podem coletar informações sensoriais de vários sensores presentes nos robôs. Essas informações podem variar de estados simples dos sensores, como leituras de temperatura e pressão, até a aplicação de algoritmos complexos de reconhecimento de padrões, como o reconhecimento de objetos no ambiente de construção civil.

Por outro lado, na mesma instância reativa, estão os controladores e drivers, que desempenham um papel igualmente importante. Os controladores compreendem uma variedade de algoritmos, incluindo abordagens clássicas como o PID, que são utilizados, por exemplo, em sistemas de controle em cascata. Esses controladores traduzem decisões de alto nível, com base nas informações coletadas pelos extratores de características, em comandos de baixo nível.

Esses comandos de baixo nível são então transmitidos aos atuadores dos robôs, que, por sua vez, são responsáveis pela execução das ações necessárias. Essas ações podem abranger desde o controle de locomoção dos robôs em seu ambiente até a operação das interfaces de impressão 3D usadas para fabricação aditiva de

componentes e estruturas no canteiro de obras. Portanto, a instância reativa é um componente fundamental que interconecta a percepção sensorial com a ação do robô, garantindo que ele possa operar de maneira eficaz e responsiva.

A percepção é um componente importante para o sucesso da implantação de sistemas multiagentes, uma vez que permite que os robôs construam modelos do ambiente com base em informações sensoriais e adquiram conhecimento sobre como suas ações impactam o ambiente e a conclusão bem-sucedida de suas tarefas. Sem essa capacidade, a execução de tarefas se tornaria extremamente desafiadora tanto em ambientes de operação do mundo real quanto simulados. Os sensores coletam dados sobre variáveis no ambiente, possibilitando que os robôs observem como suas ações influenciam o ambiente e executem suas tarefas com maior eficácia. A partir dessas informações sensoriais, os robôs precisam inferir conhecimentos de alto nível, como a identificação de obstáculos, a criação de mapas e a categorização de objetos de interesse no ambiente.

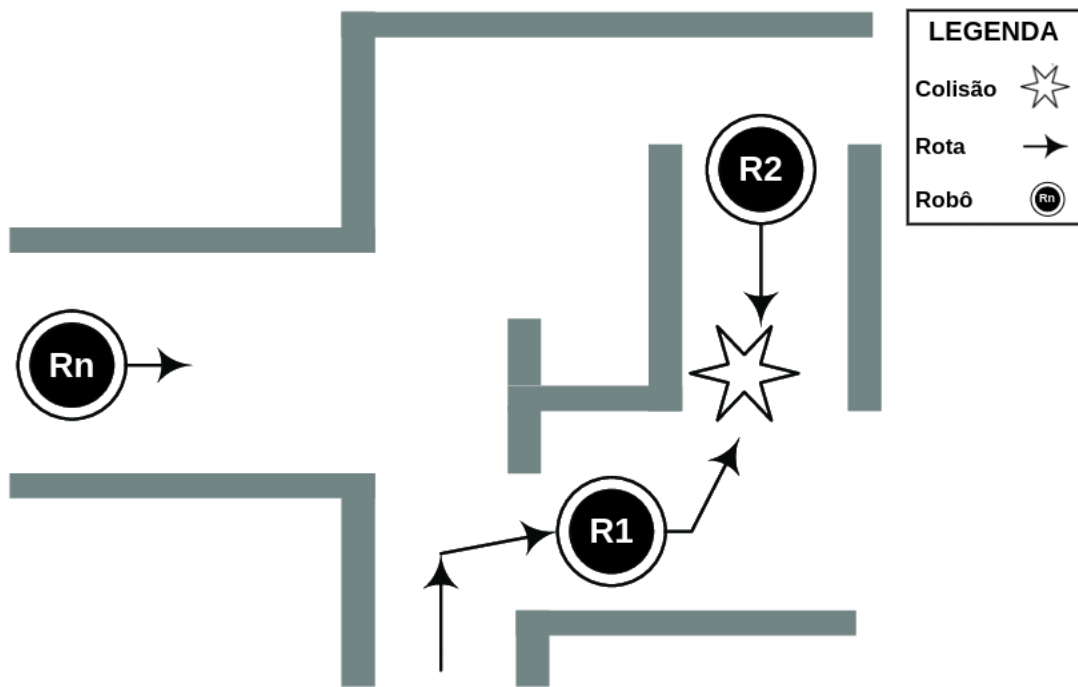
Esse processo de traduzir informações sensoriais em conhecimento abstrato permite que os robôs interpretem e compreendam o ambiente em que estão operando, o que é essencial para a execução de tarefas complexas, tanto na construção civil quanto em outras aplicações multi-robô.

Esse desafio destaca a necessidade de implementar algoritmos de SLAM. Esses algoritmos capacitam os robôs a criarem um mapa do ambiente em que estão operando, bem como a determinar sua própria posição dentro desse ambiente, aspectos fundamentais em tarefas que envolvem navegação.

A compreensão da cena permite que os robôs extraiam informações visuais valiosas, abordando desafios de visão computacional, tais como segmentação de imagens, reconhecimento de objetos, identificação de eventos, análise de atividades humanas, reconhecimento de comportamentos e outros aspectos. A Figura 3.6 ilustra a busca pelo comportamento coletivo e pela comunicação e planejamento em grupos de sistemas multiagentes, exemplificado pelos robôs R1 e R2, que devem coordenar ações para evitar colisões mútuas e programar rotas alternativas para atender à missão.

As habilidades mencionadas são cruciais para a execução eficaz de tarefas em ambientes complexos, como canteiros de obras na construção civil e programação de rotas alternativas para atender à missão.

Figura 3.6: Problemas encontrados no planejamento de trajetória de sistemas multi-robôs

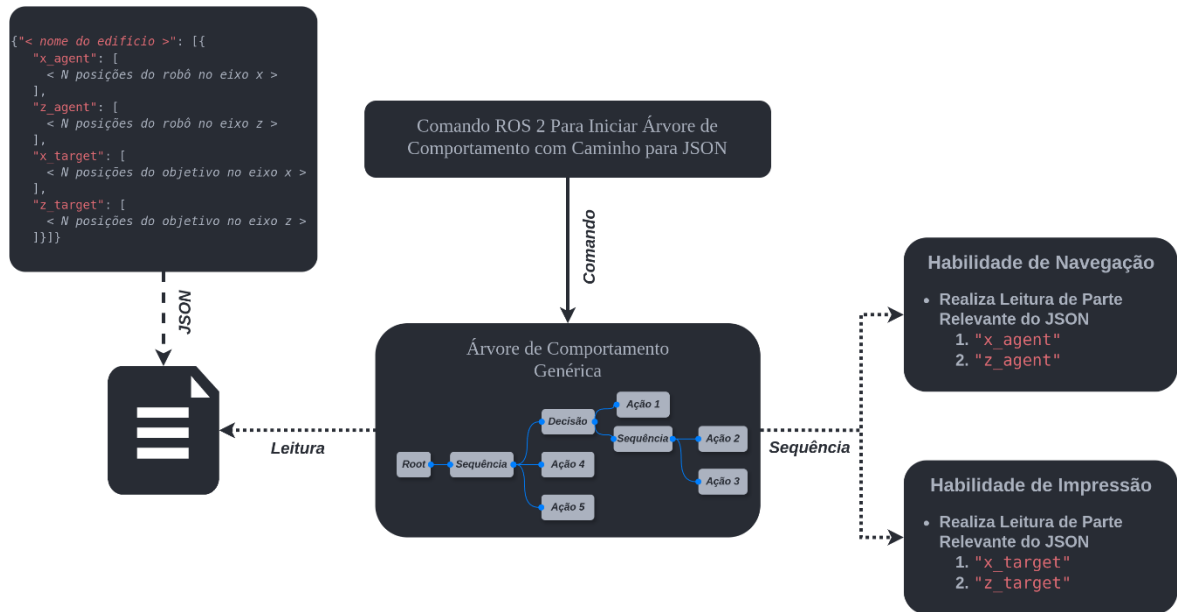


Fonte: (Ravankar, Ravankar, *et al.*, 2016)

3.3 ATRIBUIÇÃO DE TAREFAS

Para que o sistema multi-robô funcione adequadamente, é fundamental uma atribuição clara e precisa de tarefas (ilustrada na Figura 3.7). Esta atribuição é realizada através de um arquivo com extensão JSON, que é populado com os dados da missão, tais como a posição que cada robô deve alcançar e os objetivos a serem realizados, como a impressão de blocos cerâmicos em determinadas coordenadas.

Figura 3.7: Processo de atribuição de tarefas



Fonte: Elaborado pelo autor

O procedimento é representado da seguinte forma:

1. **Criação do Arquivo JSON:** Inicialmente, um arquivo JSON é criado e preenchido com as informações da missão. Este arquivo contém dados estruturados que incluem as posições dos robôs (*x_agent* e *z_agent*) e as posições dos objetivos (*x_target* e *z_target*). Cada entrada no JSON corresponde a uma instrução específica que deve ser executada pelos robôs.
2. **Início da Missão:** Um comando é enviado através do ROS 2 para iniciar a árvore de comportamento do robô, especificando o caminho para o arquivo JSON. Este comando é responsável por acionar o processo de leitura e interpretação das instruções contidas no arquivo.
3. **Leitura do JSON e Delegação de Tarefas:** A árvore de comportamento do robô lê o arquivo JSON e delega as partes relevantes do conteúdo para as diferentes habilidades do robô. Esta delegação é realizada da seguinte forma:
 - **Habilidade de Navegação:** A árvore de comportamento lê as coordenadas associadas ao *x_agent* e *z_agent* do JSON e instrui o robô a navegar até essas posições.

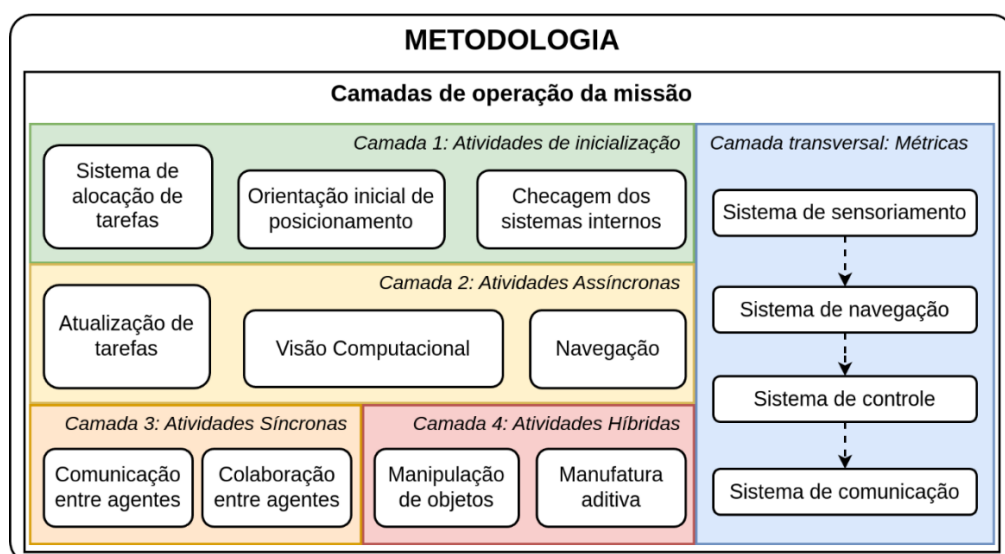
- **Habilidade de Impressão:** Similarmente, a árvore de comportamento lê as coordenadas associadas ao *x_target* e *z_target* do JSON, direcionando o robô a realizar a impressão dos blocos cerâmicos nas posições designadas.
4. **Execução das Tarefas:** Uma vez que as instruções são delegadas, os robôs executam as tarefas conforme especificado. Durante a execução, as setas pontilhadas na imagem representam as leituras e processamentos internos, enquanto as setas tracejadas indicam as referências de mensagens e dados provenientes do JSON. As setas contínuas representam os comandos enviados através do ROS 2.

Dessa forma, a atribuição de tarefas é estruturada de maneira a garantir que cada robô receba e execute instruções específicas baseadas em dados, promovendo a eficiência e a coordenação dentro do sistema multi-robô.

3.4 INSTÂNCIAS DA MISSÃO

O sistema de agentes robóticos é composto por cinco instâncias de operação (Figura 3.8): inicialização, atividades síncronas, atividades assíncronas, atividades híbridas e métricas. A instância de inicialização aloca tarefas para cada um dos robôs e verifica se os módulos internos de cada robô estão funcionando corretamente.

Figura 3.8: Instância de operação da missão do sistema proposto



Fonte: Elaborado pelo autor

Dado que a fase de atribuição de tarefas aos robôs está além do escopo do presente projeto, essa atividade não foi abordada com grande profundidade, contudo, a subseção anterior detalhou o procedimento simplificado realizado no projeto. Conseqüentemente, os objetivos designados aos robôs foram formulados de maneira padronizada, sem a implementação de um processo automatizado. Em termos mais precisos, os pontos contidos na lista geral de objetivos são alocados a um robô específico e, posteriormente, excluídos da possibilidade de serem atribuídos a outros robôs. Em outras palavras, cada objetivo é exclusivo para um único robô, embora possam existir pontos de proximidade entre eles, tornando importante a adoção de medidas preventivas para evitar colisões e promover a colaboração entre os robôs.

As atividades síncronas, que estão na instância 3, demandam a sincronia entre os agentes, como comunicação entre os robôs ou qualquer colaboração que envolva mais de um agente. Já as atividades assíncronas, na instância 2, não precisam dessa sincronia e podem ser realizadas por mais de um robô em pontos diferentes. Exemplos de tarefas assíncronas são as atividades de navegação, uso de visão computacional, atualização das tarefas globais (*status* e disponibilidade de tarefas a serem concluídas).

Vale ressaltar que, apesar da navegação ser uma tarefa assíncrona, a habilidade do robô em negociar com outros agentes suas trajetórias, evitando conflitos, interferências ou escolhas de rotas desvantajosas para o conjunto, decorre das instâncias de comunicação e colaboração entre os agentes, que são atividades síncronas. O projeto adotará algumas considerações para facilitar essa negociação: (1) em situações envolvendo robôs de impressão com objetivos muito próximos e rotas bloqueadoras, que impedem o avanço de outros robôs, será conferida prioridade ao robô que estiver mais próximo do objetivo para iniciar a tarefa. (2) No caso de robôs com diferentes habilidades, os robôs de impressão (R1) são prioritários na navegação em espaços confinados, seguidos pelos R2, R3 e assim sucessivamente.

Na instância 4, são definidas atividades que combinam características de atividades síncronas e assíncronas. Nesse caso, algumas atividades podem ser executadas paralelamente (síncronas), enquanto outras podem ser executadas

coordenadamente (assíncronas). Essa abordagem é útil quando há um conjunto de atividades que precisam ser concluídas em uma ordem específica, mas também existem atividades que podem ser executadas independentemente. Exemplo dessas atividades são a manipulação de objetos, como a inserção de objetos delicados (caixas de energia) e a manufatura aditiva das estruturas.

A metodologia ainda contempla uma instância transversal a todas as outras instâncias, a funcionalidade "Métricas", que mede os módulos internos do sistema multiagente para avaliar e/ou melhorar suas funções internas. As métricas podem ser usadas para avaliar a precisão do subsistema de navegação, por exemplo, observando colisões e o quão bem o robô otimiza as trajetórias para minimizar o percurso até o objetivo final. A Figura 3.8 fornece mais detalhes sobre as atividades na instância transversal, listando alguns dos subsistemas envolvidos.

É importante destacar que a arquitetura do sistema de agentes permite tanto tarefas síncronas quanto assíncronas, sendo que as tarefas síncronas requerem uma coordenação e colaboração entre os robôs, enquanto as tarefas assíncronas não necessitam dessa coordenação e podem ser executadas independentemente em diferentes pontos. Isso permite uma maior flexibilidade e eficiência na execução das tarefas pelo sistema multi-robô heterogêneo.

3.5 ALGORITMOS E EQUIPAMENTOS

Essa seção aborda partes de ferramentas, com softwares utilizados, estruturas físicas a serem utilizadas pelo sistema multi-robô e o seu sistema de visão computacional.

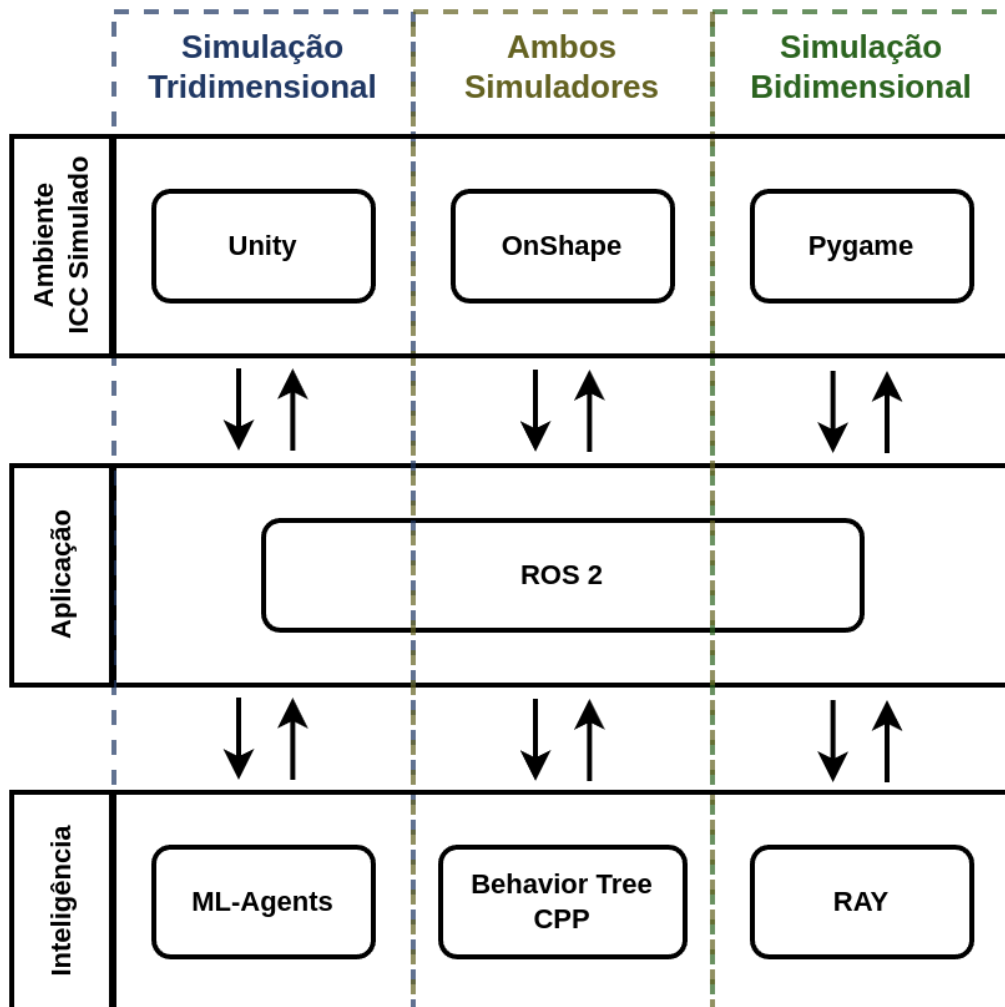
3.5.1 Ferramentas de Integração

Para realizar o conjunto de tarefas desejadas, foram delimitadas ferramentas (Figura 3.9) de acordo com três funcionalidades, sendo eles: (1) Ambiente da

construção simulado, definido tanto para implementação tridimensional, com o Unity 3d, como para o bidimensional com o Pygame, (2) aplicação, camada responsável pelo controle, sensoriamento e comunicação e, por fim, (3) inteligência, define sistemas de inteligência artificial e a árvore de comportamento para os robôs. A divisão vertical trata das ferramentas que foram utilizadas exclusivamente para cada um tipo de simulação e as ferramentas que foram utilizadas para ambos os simuladores, como uso do *software* OnShape (Onshape, 2024), para criação dos modelos inerentes as simulações.

A etapa de simulação é responsável por reproduzir um ambiente virtual onde os robôs e suas interações podem ser simulados. Essa simulação se comunica com o ROS 2 por meio de *drivers*, que desempenham um papel importante na tradução dos comportamentos e dados sensoriais dos robôs para os tópicos do ROS 2. Os *drivers* atuam como intermediários, convertendo informações como o movimento das rodas, leituras de sensores e outros parâmetros relevantes em mensagens compreensíveis pelo ROS 2. Tanto o Unity 3D quanto o Pygame podem ser integrados ao ROS 2, permitindo a simulação de sistemas multi-robô com controle por nós do ROS 2 (Miller, Gibson e Navarro, 2021).

Figura 3.9: Conjunto de ferramentas de desenvolvimento



Fonte: Elaborado pelo autor

Essa comunicação entre a etapa de simulação e o ROS 2 permite que a simulação virtual esteja alinhada com o ambiente real, proporcionando um ambiente de teste e desenvolvimento preciso para os sistemas robóticos. Os *drivers* garantem que os comandos enviados pelos nós do ROS 2 sejam interpretados corretamente na simulação, permitindo a interação dos agentes virtuais com o ambiente simulado.

Além disso, o ROS 2 também atua na etapa de inteligência, quando se utiliza a técnica de *Behavior Tree* (Árvore de Comportamento). A comunicação entre o ROS 2 e a *Behavior Tree* ocorre por meio de tópicos e serviços, permitindo que os comportamentos dos robôs sejam monitorados e controlados.

A integração de técnicas de inteligência artificial, no projeto, é proveniente do uso da biblioteca *RAY* (Liang, Liaw, *et al.*, 2018), para ambientes bidimensionais, e o *ML-Agents*, para ambientes tridimensionais, que permitem a aplicação de algoritmos de aprendizado por reforço para treinar os agentes robóticos. O ROS 2 fornece a infraestrutura necessária para a troca de dados entre os algoritmos de aprendizado por reforço e o sistema robótico, possibilitando o treinamento e aprimoramento contínuo das políticas de controle dos robôs.

Dessa forma, a combinação do ROS 2 com a simulação, os *drivers* e as técnicas de *Behavior Tree* e inteligência artificial proporciona um ambiente de desenvolvimento robusto e integrado, permitindo a criação, teste e aprimoramento de sistemas robóticos com alto desempenho e comportamentos inteligentes.

3.5.2 Sensoriamento, Atuação e Comunicação

Os robôs precisam sentir o ambiente para se ajustar às variações deste, como por exemplo, deslocamentos do objeto de interesse na tarefa colaborativa ou diferentes posições de obstáculos. É possível delimitar os sensores de interesse simulados no projeto (mesmo que de forma simplificada), seguindo:

- Câmera RGB: utilizado para observar o ambiente através da visão computacional;
- LiDAR: será utilizado para gerar dados de distância quanto a posição do robô em relação a outros objetos no ambiente;
- GPS, UWB ou SLAM: é um sinal de navegação para estimar a coordenada do robô.

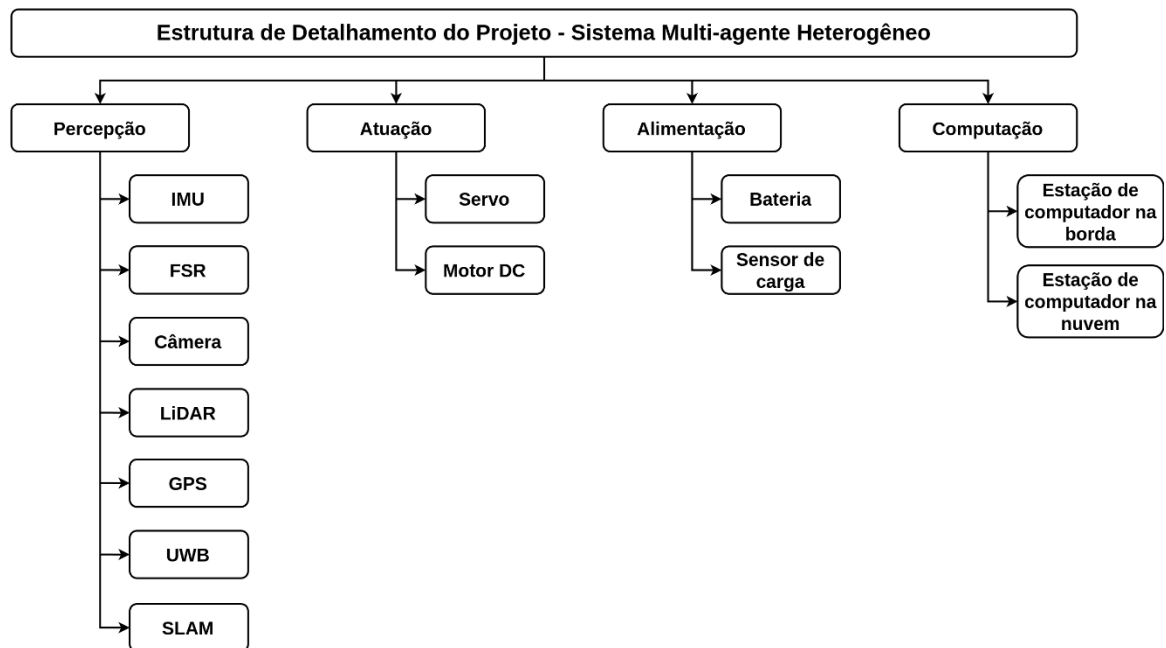
O robô ainda terá que ser capaz de se mover no ambiente e de realizar tarefas autônomas com o uso de atuadores específicos. São comumente utilizados atuadores de corrente direta e servo motores para atividades de robótica móvel. No caso do projeto, foram simulados atuadores que se aproximem das características físicas de

cada tipo de robô. Como por exemplo, motores de corrente contínua, em caso de robôs terrestres com rodas.

Além das funcionalidades de sensoriamento e atuação previamente mencionadas, pressupõe-se que o robô seja capaz de estabelecer comunicação adequada com outros robôs. Em outras palavras, a comunicação será simplificada, desconsiderando elementos de segurança e desafios do ambiente físico. O foco estará exclusivamente na troca de dados entre os robôs e em como essa troca de informações contribui para uma colaboração eficaz.

A estrutura analítica do projeto representada na Figura 3.10 ilustra a subdivisão do sistema multi-robô heterogêneo, identificando os principais equipamentos que cada robô irá possuir. Os equipamentos listados não se limitam a um único robô, mas são divididos de acordo com as atividades e tipos de robôs. Por exemplo, pode haver robôs que possuem apenas o atuador "servo" para fornecer movimento.

Figura 3.10: Estrutura analítica do sistema multi-robô



Fonte: Elaborado pelo autor

Para tornar o ambiente de simulação mais representativo das complexidades do mundo real, é fundamental diversificar os tipos de robôs disponíveis. Cada tipo de

robô pode ser equipado com diferentes conjuntos de sensores e atuadores, adequados às suas funções específicas.

Por exemplo, um robô destinado à manufatura aditiva pode ser equipado com sensores específicos para monitorar o processo de impressão 3D e garantir sua precisão. Da mesma forma, os atuadores de cada robô podem ser adaptados às suas tarefas. Por exemplo, um robô de manufatura aditiva pode possuir atuadores capazes de controlar o depósito de material.

Essa heterogeneidade de robôs no ambiente de simulação permitirá que o sistema multi-robô seja testado em cenários mais realistas, nos quais os robôs desempenham funções distintas e precisam colaborar de maneira eficaz. Além disso, a simulação de comunicação entre eles se torna importante para o desenvolvimento e teste de algoritmos de cooperação.

3.5.3 Visão Computacional Associada ao Sistema Robótico

A detecção de objetos em imagens e vídeos digitais é uma tarefa importante na área de visão computacional. Seu objetivo é reconhecer e identificar a presença de objetos específicos em uma cena capturada por câmeras digitais ou outros sensores. Esses objetos são previamente definidos em classes, como pessoas, animais, carros, entre outros. A detecção de objetos visa perceber a presença daqueles de interesse na cena, determinar se estão dentro do campo de visão da câmera e localizar sua posição.

Entende-se que o ambiente de operações da construção requer a detecção de objetos específicos, como obstáculos, paredes recém-fabricadas e outros robôs. Essa detecção é fundamental para guiar um robô designado a coletar um artefato identificado, por exemplo. Além disso, é necessário garantir que o sistema autônomo esteja funcionando de maneira adequada, realizando avaliações das construções e extrusões (manufatura aditiva) executadas pelos robôs. O sistema também precisa identificar pontos de reinício para a impressão 3D, uma vez que os robôs não operam

de forma contínua. Portanto, é essencial que um conjunto de robôs possua habilidades em visão computacional para cumprir essas tarefas.

Esses algoritmos são responsáveis por coordenar as atividades de construção, como montagem de estruturas e remoção de obstáculos, garantindo a eficiência e a precisão no ambiente. A integração desses algoritmos é fundamental para o bom funcionamento dos sistemas multi-robô e para a realização efetiva das tarefas de inspeção e detecção no contexto da construção.

Para integrar esses algoritmos com o ROS 2, será utilizado o OpenCV (Bradski, 2000) para processamento de imagens e PCL (do inglês, Point Cloud Library - (Rusu e Cousins, 2011)), para dados provenientes do LiDAR.

3.5.4 Algoritmo de Aprendizado por Reforço

No ambiente de operações da ICC, os robôs precisam realizar uma variedade de tarefas complexas. Para alcançar isso, foram implementadas técnicas de aprendizado por reforço, com ênfase no algoritmo PPO (do inglês, *Proximal Policy Optimization* - (Schulman, Wolski, *et al.*, 2017)). O PPO é notável por sua estabilidade e eficiência na atualização de políticas. No contexto do ML-Agents da Unity, o PPO capacita agentes virtuais a aprender comportamentos complexos através de interações repetidas e ajustes iterativos. O Algoritmo 3.1 ilustra, de maneira simplificada a implementação do PPO no ML-Agents.

Algoritmo 3.1: Simplificação do algoritmo PPO implementado no ML-Agents

```
1 Inicializar a rede de política com pesos aleatórios  $\theta$ 
2 Inicializar a rede de valor com pesos aleatórios  $\varphi$ 
3 Definir taxa de aprendizado  $\alpha$  e parâmetro de corte  $\varepsilon$ 
4 Definir o número de iterações de treinamento  $T$ 
5
6 para  $t = 1$  até  $T$  faça:
7   Coletar um lote de experiências usando a política atual  $\pi_\theta$ 
8   Calcular as vantagens  $A$  usando GAE (Generalized Advantage Estimation)
9   Calcular os valores alvo  $V$  usando retornos bootstrapped
10  Treinar a rede de valor para minimizar a perda MSE entre  $V$  e os valores previstos
11  Calcular o objetivo substituto  $L_{\text{corte}}$  usando a política atual  $\pi_\theta$  e as vantagens  $A$ 
12  Calcular os gradientes  $\nabla L_{\text{corte}}$  em relação aos parâmetros da política  $\theta$ 
13  Recortar os gradientes para evitar grandes mudanças
14  Atualizar a política usando os gradientes recortados e a taxa de aprendizado  $\alpha$ 
15  Atualizar o ambiente com a política atualizada
16 fim
```

Fonte: Adaptação de (Mahmoudi, Reza and Ostreika, Armantas, 2023)

Este algoritmo oferece uma visão geral das etapas principais do algoritmo PPO conforme implementado na biblioteca ML-Agents. Ele começa com a inicialização das redes de política e valor, define os parâmetros de aprendizado, e itera sobre as experiências coletadas para calcular as vantagens e atualizar as redes de maneira iterativa.

1. Inicialização das Redes:

- Duas redes neurais são inicializadas com pesos aleatórios: uma para a política, que mapeia observações para ações, e outra para o valor, que estima a recompensa esperada de um estado.

2. Parâmetros de Aprendizado:

- Define-se a taxa de aprendizado (α), que controla o quanto os pesos da rede são ajustados a cada atualização, e o parâmetro de corte (ϵ), que limita o tamanho das atualizações dos parâmetros para manter a estabilidade.

3. Coleta de Experiências:

- O agente interage com o ambiente utilizando a política atual para coletar um conjunto de experiências (estado, ação, recompensa, próximo estado).

4. Cálculo das Vantagens:

- Utiliza-se o GAE (do inglês, *Generalized Advantage Estimation* - (Schulman, John, et al., 2015)) para calcular a vantagem de cada ação tomada pela política, refletindo o quão melhor a ação foi em comparação ao esperado.

5. Cálculo dos Valores-Alvo:

- Os valores-alvo são calculados usando retornos bootstrapped, que são estimativas das recompensas futuras esperadas a partir de um dado estado.

6. Treinamento da Rede de Valor:

- A rede de valor é treinada para minimizar a perda de erro quadrático médio (MSE - do inglês, *Mean Squared Error*) entre os valores preditos e os valores-alvo.

7. Cálculo do Objetivo Substituto:

- O objetivo substituto (L_{corte}) é calculado usando as vantagens e a política atual, estimando o quanto a política deve ser atualizada.

8. Gradientes e Atualização da Política:

- Os gradientes do objetivo substituto são calculados em relação aos parâmetros da política, recortados para evitar grandes mudanças e então usados para atualizar a política.

9. Interação com o Ambiente:

- A política atualizada é utilizada para novas interações com o ambiente, repetindo o processo para um número definido de iterações.

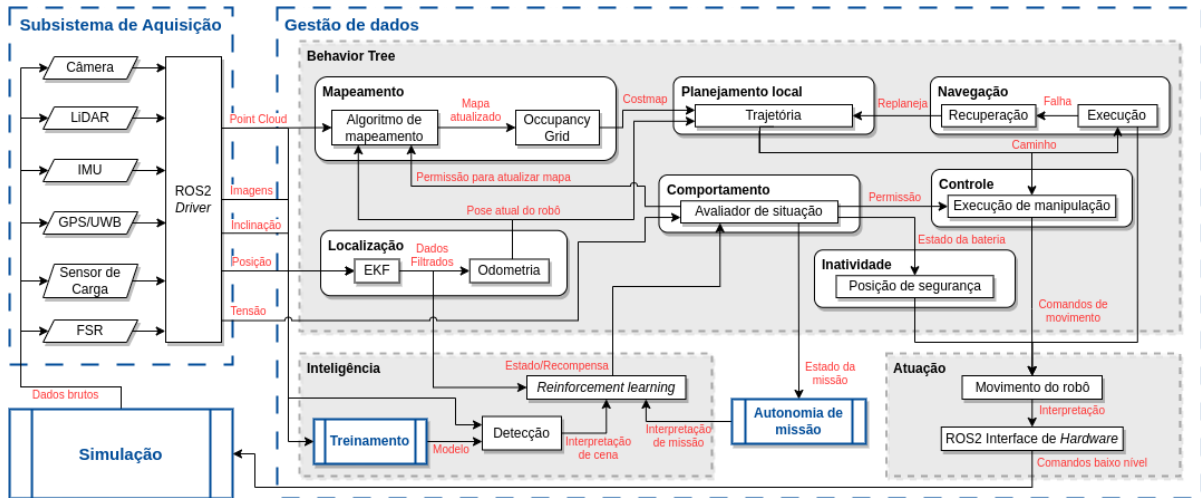
A estabilidade do PPO é garantida pelo uso de uma função de objetivo que limita a magnitude das atualizações da política, evitando mudanças drásticas que poderiam desestabilizar o processo de aprendizado. Além disso, o uso de GAE aprimora a eficiência do algoritmo ao fornecer estimativas mais precisas das vantagens, melhorando assim a qualidade das atualizações da política.

Este algoritmo é essencial para o desenvolvimento das habilidades dos robôs, integrando-se com os demais componentes do sistema para garantir o bom funcionamento do sistema multi-robô e a execução eficiente das atividades.

3.6 METODOLOGIA DE DESENVOLVIMENTO E INTEGRAÇÃO DE TECNOLOGIAS

Nesta seção, é apresentada a metodologia proposta para o desenvolvimento e integração das tecnologias utilizadas no projeto. A abordagem inclui o uso de Behavior Tree CPP, ROS 2 e simulação. O diagrama de funcionalidades na Figura 3.11 ilustra de forma genérica os processos internos dos robôs.

Figura 3.11: Diagrama de Funcionalidades



Fonte: Elaborado pelo autor

O diagrama de funcionalidades está dividido da seguinte forma:

1. **Simulação:** O ambiente de operação dos robôs será simulado tanto em 3D utilizando a plataforma Unity3D quanto em 2D utilizando o PyGame. A simulação envia dados brutos de sensores, como câmera, LiDAR, IMU, GPS, UWB, sensor de carga e FSR, para o subsistema de aquisição.
2. **Subsistema de Aquisição:** O subsistema de aquisição atua como uma abstração dos dados brutos provenientes da simulação, realizando a coleta e envio desses dados para o ROS 2 *driver*. Esse *driver* é responsável por enviar os dados no formato do ROS 2 para o restante dos processos do robô, incluindo informações como nuvem de pontos, imagens, inclinação do robô, posição e tensão da bateria.
3. **Gestão de Dados:** Responsável pelo alto nível de processamento das informações do robô e engloba a Behavior Tree, a inteligência, a autonomia de missão e a atuação.
4. **Inteligência:** Nesta etapa, é realizado o treinamento de visão computacional para a detecção de objetos relevantes no ambiente. O modelo de detecção envia a interpretação da cena para o modelo de *reinforcement learning*, que recebe dados de interpretação de missão e de dados filtrados pelo EKF (do inglês, *Extended Kalman Filter*).

5. **Autonomia de Missão:** A autonomia de missão é representada pelo agente interpretador da missão, ou seja, do planejamento de atividades, para avaliar o progresso da construção e realizar a gestão externa de dados, como replanejamento e atualização da missão. Essa funcionalidade recebe dados da Behavior Tree com o estado da missão e envia informações para o modelo de inteligência com a interpretação da missão.
6. **Atuação:** O subsistema de atuação é responsável pela movimentação do robô, tanto para locomoção quanto para manipulação. Ele recebe os dados vindos da Behavior Tree, realiza sua interpretação e os envia para o ROS 2 interface de *hardware*, que, por sua vez, envia os comandos de baixo nível para a simulação, possibilitando o controle do robô.
7. **Behavior Tree:** A Behavior Tree é o núcleo da autonomia e gerenciamento de ações do robô, dividida em subsistemas para atender diferentes funcionalidades:
 - a. **Localização:** monitora a posição e orientação do robô no ambiente e fornece informações de odometria para o mapeamento e planejamento.
 - b. **Navegação:** utiliza o planejamento para garantir a movimentação segura do robô pelo ambiente, enviando comandos de execução de trajetória e replanejamento, se necessário. Pode-se utilizar o ROS 2 Navigation Stack (Merzlyakov e Macenski, 2021), ou a própria decisão do algoritmo RL.
 - c. **Mapeamento:** cria um mapa do ambiente com base nos dados de percepção do subsistema de aquisição e mapeia posições intransitáveis.
 - d. **Planejamento:** responsável por traçar trajetórias para o robô, usando o *costmap* gerado pela funcionalidade de mapeamento.
 - e. **Controle:** define a estratégia para que o robô possa completar suas tarefas, como a impressão da casa ou manipulação de objetos.
 - f. **Comportamento:** realiza a tomada de decisões para garantir o bom funcionamento do robô, monitorando aspectos como carga da bateria e segurança, tomando ações preventivas em caso de falhas.

- g. **Inatividade:** é a funcionalidade que dá ao robô uma posição de proteção por motivos de falha. Ela tem como entradas as falhas do robô e como saída o comando para a posição de inatividade.

Essa abordagem metodológica permite a construção de um sistema multi-robô com funcionalidades bem definidas, tornando possível a realização de tarefas complexas em ambientes de construção civil, melhorando a eficiência, segurança e coordenação.

Este capítulo apresenta o desenvolvimento do método proposto e elabora a experimentação e avaliação do trabalho.

DESENVOLVIMENTO E AVALIAÇÃO

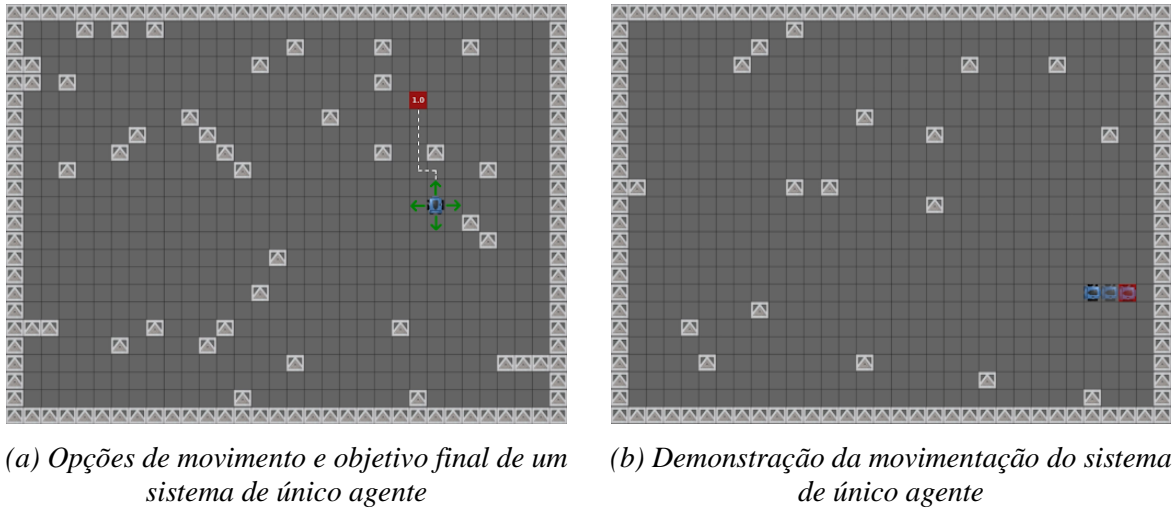
Este capítulo está organizado da seguinte maneira: a seção 4.1 aborda o desenvolvimento do simulador bidimensional, responsável por proporcionar uma compreensão inicial das ferramentas disponíveis. Em seguida, a seção 4.2 descreve a estruturação do ambiente tridimensional, destinada à avaliação do sistema proposto. Por fim, a seção 4.3 aborda a realização dos experimentos.

4.1 DESENVOLVIMENTO DO SIMULADOR BIDIMENSIONAL

Conforme discutido no Capítulo 3, é necessário dispor de um ambiente de simulação para testar técnicas e permitir a comunicação entre os agentes, bem como a interação deles com o ambiente. Com o objetivo de agilizar e otimizar a fase de implementação do projeto, foi desenvolvido um ambiente simplificado em duas dimensões, conforme descrito na metodologia do estudo.

O ambiente 2D para simulação de robôs foi desenvolvido utilizando a ferramenta *PyGame*. Essa ferramenta permitiu a construção de um ambiente visual, conforme apresentado na Figura 4.1. Além disso, o ambiente é capaz de realizar modificações randômicas em seus obstáculos, possibilitando a criação de diferentes cenários de teste para avaliação do desempenho dos robôs.

Figura 4.1: Ambientes de simulação bidimensional



Fonte: Elaborado pelo autor

A possibilidade de modificações randômicas nos obstáculos contribui para a obtenção de resultados mais precisos, pois os testes são realizados em cenários diversos e aleatórios, em que os robôs precisam lidar com diferentes desafios a cada simulação. Uma visualização da dinâmica do ambiente pode ser vista em <https://youtu.be/Hw6UBWpJhTI>.

Como passo inicial em um ambiente de agente único, foi desenvolvido um maior entendimento com a ferramenta e como o algoritmo se comportaria ao minimizar a localização do agente a um ponto/objetivo do mapa. A Figura 4.1b ilustra a movimentação do agente no ambiente, buscando o objetivo e consecutivamente a premiação final.

Neste ambiente, um sistema de agente único foi treinado para realizar uma tarefa relativamente simples, alcançar um ponto no mapa. O treinamento foi realizado utilizando o RAY com o algoritmo PPO. O RAY RLlib é uma biblioteca Python popular para implementar algoritmos de aprendizado por reforço. O aprendizado por reforço é uma técnica de aprendizado de máquina que permite que os agentes aprendam com seu ambiente por meio de tentativa e erro, a fim de maximizar um sinal de recompensa.

Desse modo, a criação desse ambiente de simulação 2D se mostra como um importante passo no desenvolvimento do sistema, pois permite a avaliação de desempenho dos robôs em um ambiente controlado e seguro, garantindo a segurança e eficácia da missão a ser realizada pelos robôs.

Os sistemas multi-robôs, por sua vez, podem se beneficiar dos algoritmos de RL, permitindo que os agentes aprendam como cooperar e coordenar suas ações para atingir objetivos compartilhados.

O RAY fornece um conjunto de algoritmos RL que podem ser usados para treinar sistemas multiagentes, incluindo PPO, A2C (do inglês, *Advantage Actor-Critic*) e DDPG (do inglês, *Deep Deterministic Policy Gradient*). Esses algoritmos permitem que os agentes aprendam políticas que maximizam uma função de recompensa compartilhada, levando em consideração as ações de outros agentes no ambiente.

Para construir sistemas multi-robôs usando o RAY RLlib, o primeiro passo é definir o ambiente em que os agentes irão operar, para o qual foi utilizado o PyGame. Esse ambiente deve encapsular o estado do mundo, as ações que cada agente pode realizar e o sinal de recompensa que os agentes estão tentando maximizar.

Uma vez definido o ambiente, o RAY pode ser usado para treinar os agentes usando um algoritmo RL selecionado. Durante o treinamento, os agentes aprendem a explorar o ambiente, interagir uns com os outros e adaptar suas políticas em resposta às mudanças no ambiente. O processo de treinamento pode ser monitorado usando métricas como a recompensa média por episódio ou a taxa de convergência.

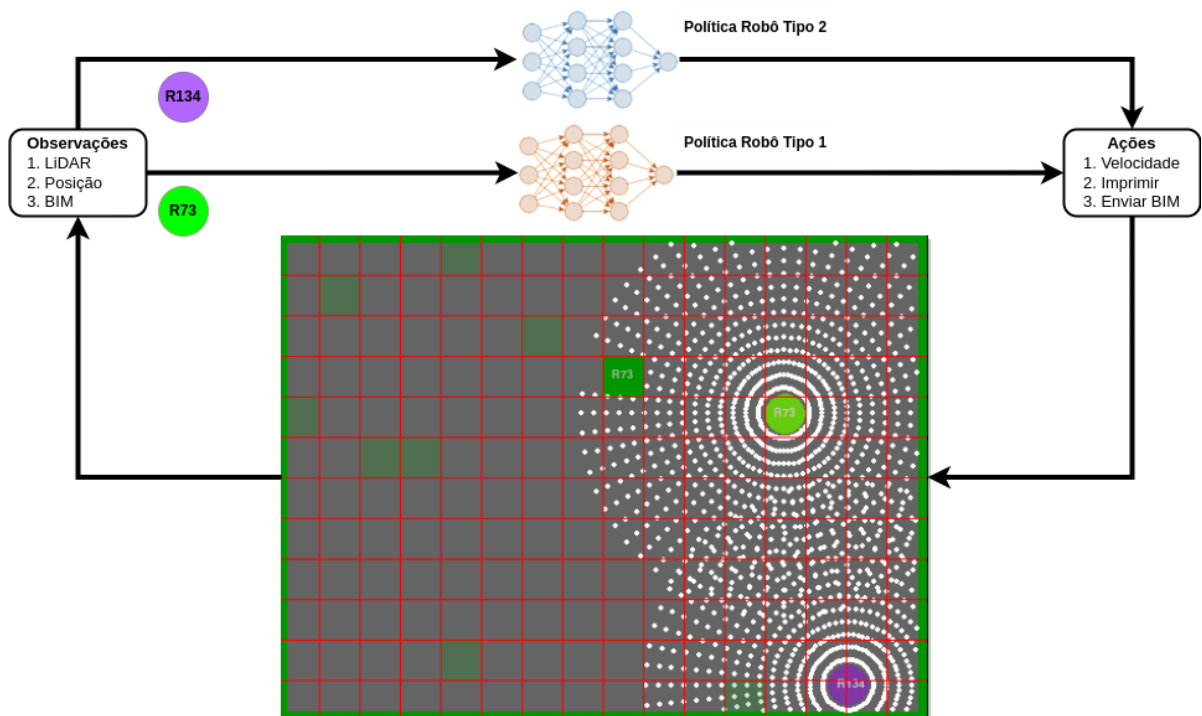
Após o treinamento, as políticas aprendidas podem ser usadas para controlar os agentes no ambiente, permitindo que eles trabalhem juntos para alcançar objetivos compartilhados. No contexto de sistemas com vários robôs, isso pode incluir tarefas como transporte cooperativo, exploração de ambiente ou montagem colaborativa.

Em resumo, RAY é uma ferramenta poderosa para construir sistemas multi-robôs usando aprendizado por reforço. Ao permitir que os agentes aprendam com seu ambiente e coordenem suas ações, os algoritmos de RL podem permitir uma cooperação mais eficaz e eficiente entre robôs em uma variedade de aplicações.

A Figura 4.2 apresenta o desenvolvimento do ambiente multiagente. Os pontos em verde claro no cenário indicam informações internas para os agentes, indicando os locais onde eles devem realizar a impressão de um bloco cerâmico (por exemplo, uma parede, aqui numa simplificação do BIM). Os robôs estão representados em verde (Robô 73 - R73) e em roxo (Robô 134 - R134). Esses robôs, já integrados com o ROS 2, possuem a capacidade de observar o ambiente por meio de sensores LiDAR, que são representados pelos pontos brancos ao redor dos robôs. Além disso, eles têm dados de posição global em relação ao ambiente (abstração do GPS e UWB). Todas essas informações de observação são enviadas ao algoritmo de aprendizado por reforço para o treinamento de políticas individuais.

Essas políticas individuais resultam em ações independentes para os robôs, como a velocidade e o ato de impressão dos blocos cerâmicos, que está representado na Figura 4.2 pelo quadrado verde escuro, identificado com o número do robô correspondente, nesse caso, o "R73". Os robôs também são capazes de comunicar as posições onde já completaram a impressão.

Figura 4.2: Ambientes de simulação bidimensional multi-robô



Fonte: Elaborado pelo autor

O objetivo destes testes foi formar uma base de conhecimento com as tecnologias de treinamento de técnicas de *reinforcement learning* e a prototipação de um ambiente robusto. Foi possível testar com muito menos complexidade os algoritmos de comunicação e comportamento dos sistemas robóticos.

4.2 DESENVOLVIMENTO DO SIMULADOR TRIDIMENSIONAL

Esta seção apresenta o desenvolvimento da simulação baseada no Unity, cujos desenhos técnicos estão apresentados no Apêndice A. Este simulador facilita o treinamento e avaliação de sistemas de colaboração multi-robôs dentro da construção virtual. A estrutura de simulação incorpora vários robôs, cada um com capacidades e funcionalidades distintas, permitindo que interajam entre si e com o ambiente ao seu redor.

O simulador tridimensional foi construído de maneira a treinar as habilidades dos robôs através de algoritmos de RL de maneira isolada, e depois, em uma fase de testes, as juntar em uma árvore de comportamentos, seguindo a arquitetura e metodologia do Capítulo 3.

4.2.1 Estruturação dos Ambiente Relacionados a Habilidades

A estrutura de simulação (ilustrado na Figura 4.3) adota um design modular, permitindo a criação de vários ambientes de aprendizado adaptados a objetivos de treinamento específicos.

- **Alvo:** Este ponto atua como um ponto de referência para os robôs, orientando-os em direção a locais específicos para tarefas de navegação, impressão ou manipulação de objetos.

Todas as funcionalidades treinadas nos ambientes de aprendizado individuais são combinadas dentro de um novo ambiente. Este ambiente abrangente fornece uma cena completa para treinar todas essas habilidades juntas e/ou testar todas as habilidades que os robôs aprenderam nos ambientes de tarefa única, avaliando sua capacidade de realizar tarefas em um ambiente mais complexo e integrado.

Nas seções seguintes, são explorados com mais detalhes a construção diversificada de robôs, cenários e elementos dinâmicos incorporados à simulação.

i. Estrutura dos Robôs

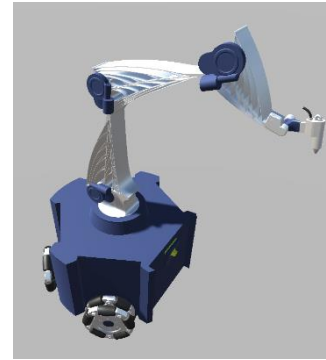
A simulação baseada em Unity apresenta dois robôs distintos para testes de conceito (Figura 4.4), cada um projetado para cumprir funções específicas dentro do ambiente de construção.

Para otimizar o poder de processamento no processo de treinamento, os robôs compartilham um esqueleto comum escalável (ilustrada na Figura 4.4a). Esta abordagem simplificada permite uma alocação eficiente de recursos, mantendo o foco nas funcionalidades únicas dos sensores e atuadores de cada robô, sem as texturas envolvidas.

Figura 4.4: Estrutura dos N agentes robóticos



(a) Esqueleto estrutural



(b) Robô de tipo 1



(c) Robô de tipo 2



(d) Robô de tipo 3



(e) Robô de tipo 4

Fonte: Elaborado pelo autor

O robô designado como R1 (Figura 4.4b) funciona como uma ferramenta de impressão 3D móvel. Equipado com um LiDAR para perceber seu entorno, ele utiliza uma ferramenta de braço de impressão 3D como seu instrumento principal. Este robô deposita materiais de construção, criando estruturas no ambiente. O robô do tipo 2 (R2 - Figura 4.4c) é projetado especificamente para manipulação de objetos. Empregando uma garra como sua principal ferramenta e guiado por um LiDAR, ele navega eficientemente pelo ambiente, localiza objetos e utiliza seu guindaste para remover obstáculos na cena. A configuração atual do guindaste é projetada para versatilidade. A garra pode ser intercambiável, permitindo várias configurações (dois, três ou mais dedos) para manipular objetos de diferentes formas e tamanhos. Já o robô do tipo 3 (R3 - Figura 4.4d) assemelha-se ao robô do tipo 2 em relação à manipulação de objetos. No entanto, este robô é equipado com uma caçamba e tem a capacidade de remover obstáculos no ambiente por meio de arraste. Por fim, o robô

designado como tipo 4 (R4 - Figura 4.4e) está equipado com uma ferramenta de escoramento de material, consistindo em uma plataforma elevatória integrada ao próprio robô. Esta ferramenta permite que o robô atue em conjunto com o R1 para realizar tarefas de impressão em áreas de difícil acesso. Os desenhos técnicos dos robôs estão ilustrados nas Figura A.3, Figura A.4, Figura A.5 e Figura A.6 do Apêndice A.

A essência do sistema reside nos robôs trabalhando sincronizadamente para alcançar um objetivo comum. Esta dinâmica envolve o R1 executando operações de impressão no ambiente, seguido pelo R2 ou R3 na remoção de obstáculos e pelo R4 no suporte de material, possibilitando, assim, que o R1 prossiga com sua atividade designada.

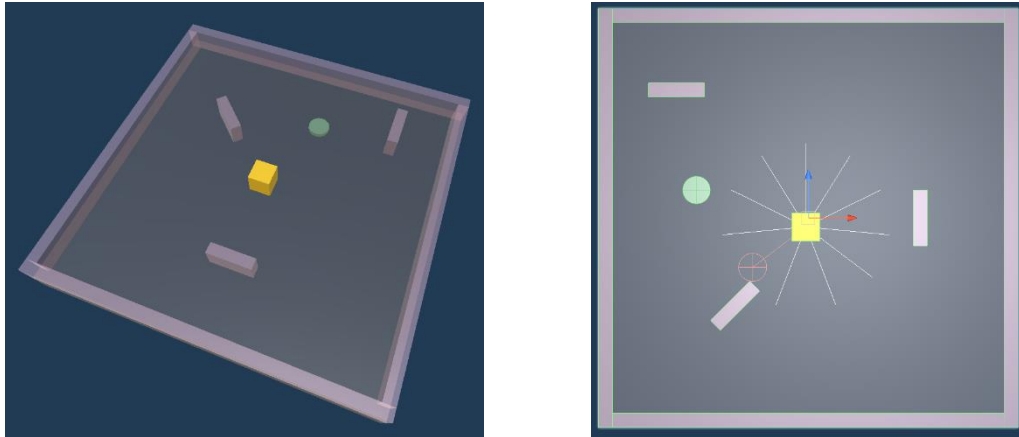
ii. Ambiente de Navegação

A simulação incorpora um ambiente de navegação dedicado (Figura 4.5) para treinar e avaliar a capacidade dos robôs de navegar no ambiente. Este cenário é elaborado para fornecer um ambiente dinâmico para os robôs. O robô é gerado em uma localização inicial aleatória dentro dos limites designados do cenário. Além disso, um ponto alvo é estrategicamente colocado, representando o destino pretendido do robô.

Para aumentar a complexidade da tarefa de navegação, obstáculos são introduzidos aleatoriamente no ambiente. Esses obstáculos são posicionados garantindo que não colidam entre si ou com os limites do ambiente (conforme o Algoritmo 4.1). Além disso, a orientação de cada obstáculo é aleatorizada, adicionando uma camada extra de desafio para os robôs de navegação.

Os robôs dependem de seus sensores virtuais de tipo LiDAR para perceber seu entorno e detectar a presença de obstáculos (ilustrado na Figura 4.5). Ao interpretar efetivamente os dados do sensor, os robôs podem navegar ao redor dos obstáculos e alcançar seu objetivo.

Figura 4.5: Ambiente de treinamento para navegação



(a) Vista em perspectiva

(b) Vista isométrica com LiDAR

Fonte: Elaborado pelo autor

Mais precisamente, os robôs (agentes), alvos e obstáculos colocados aleatoriamente na inicialização do ambiente podem ser descritos por uma formulação matemática. Para isso, uma notação matemática foi utilizada.

Seja A o conjunto de agentes, T o conjunto de alvos, O o conjunto de obstáculos e B a região delimitadora (representada por coordenadas mínimas e máximas). As variáveis $Pa(x, y, z)$, $Pt(x, y, z)$ e $Po(x, y, z)$ são as posições dos agentes a , alvos t e obstáculos o , respectivamente, nas coordenadas (x, y, z) . Por fim, $r(n, b)$ é uma função que representa uma posição aleatória dentro dos limites b evitando colisões com o objeto n e $C(p)$ define uma função de detecção de colisão que retorna *Verdadeiro* se o objeto colidir com qualquer outro objeto na posição p .

Algoritmo 4.1: Posicionamento aleatório iterativo com prevenção de colisão

```
1 Inicialização de variáveis ← atribuir zero as variáveis  $P_a$ ,  $P_t$ ,  $P_o$  e iteração e 100 a iteração_máxima
2 Para cada objeto ( $a$ ,  $t$  e  $o$ ) no ambiente faça
3   Enquanto ( $C(P_{objeto})$  e iteração < iteração_máxima) faça
4      $p \leftarrow r(objeto, B)$ 
5      $C(p) \leftarrow$  Atualizar o resultado da detecção de colisão
6     iteração ++
7   fim
8   Se ( $\neg C(p)$ ) faça ← Uma posição válida foi encontrada
9      $P_{objeto} = p \leftarrow$  Defina a posição do objeto para  $p$ 
10    Ative o objeto no ambiente do Unity
11    Se objeto igual 'a' faça
12      Defina a velocidade de 'a' como zero
13    fim
14  fim
15 fim
```

Fonte: Elaborado pelo autor

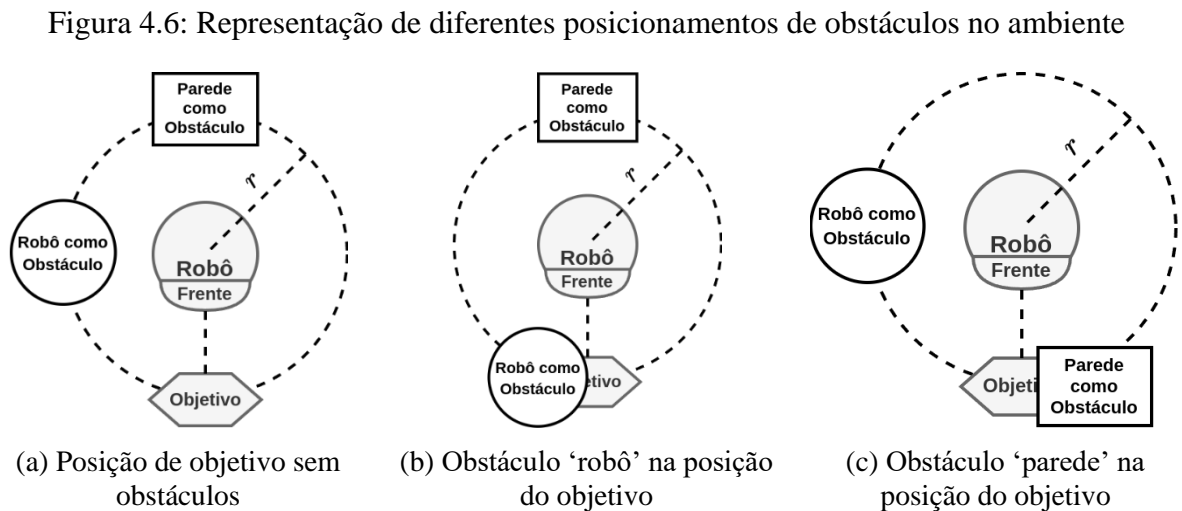
A função $r(n, b)$ não é explicitamente definida, mas representa o processo de gerar uma posição aleatória dentro dos limites b , garantindo que não haja colisão com o objeto n .

Este cenário replica a natureza dinâmica da construção, onde os robôs devem navegar ao redor de obstáculos inesperados e se adaptar a ambientes em constante mudança.

iii. Ambiente de Impressão 3D

Esta seção explora o design e funcionalidades do "ambiente de impressão" dentro do simulador baseado no Unity. Este ambiente é especificamente adaptado para treinar as capacidades de impressão 3D do robô de tipo 1.

Ao contrário da tarefa de navegação descrita anteriormente, o ambiente de impressão prioriza o treinamento das capacidades de tomada de decisão do robô relacionadas à impressão 3D. Para alcançar isso, o objetivo, representando a localização desejada para a impressão, é consistentemente posicionado diretamente à frente do robô, considerando um raio aleatório r . Este posicionamento (ilustrado na Figura 4.6) simplifica a fase inicial de treinamento, permitindo que o robô se concentre exclusivamente em determinar se a localização atual é adequada para impressão.



Fonte: Elaborado pelo autor

Para aumentar a complexidade e o realismo do ambiente de impressão, diversos obstáculos são estrategicamente introduzidos. Esses obstáculos podem ser categorizados em dois grupos principais:

1. **Obstáculos de parede e objetos:** Esses obstáculos estáticos representam barreiras físicas dentro do ambiente de construção. Eles são posicionados

cuidadosamente para desafiar a capacidade do robô de avaliar a possibilidade de impressão da localização alvo.

2. **Robôs como obstáculo:** Neste cenário único, uma instância adicional do próprio robô é introduzida como um obstáculo. Este "obstáculo robô" é colocado aleatoriamente dentro do ambiente, simulando situações em que múltiplos robôs podem estar operando próximos. O robô então deve considerar a presença do outro robô e sua interferência potencial no processo de impressão.

Ao incorporar esses obstáculos dinâmicos, o ambiente de impressão promove o desenvolvimento de capacidades robustas de tomada de decisão em R1. O robô aprende a avaliar a possibilidade de impressão de uma localização não apenas na presença de barreiras físicas como paredes, mas também considera a interferência potencial de outros robôs operando próximos. Este ambiente prepara o robô para cenários de construção do mundo real onde ele pode encontrar obstáculos diversos e navegar pelas complexidades de ambientes colaborativos.

Habilidades semelhantes para R2 poderiam ser desenvolvidas ao estender essa abordagem. R2 pode aprender a decidir se um ponto está obstruído antes de iniciar um processo de remoção. Embora uma descrição detalhada do posicionamento de objetos esteja prevista para os próximos parágrafos, é importante ressaltar que o ambiente de impressão prioriza o treinamento da capacidade dos robôs de tomar decisões informadas em situações dinâmicas.

Neste contexto, é apresentado um método para gerar pontos aleatórios dentro de uma região pré-definida dentro do ambiente Unity. Este método visa alcançar uma distribuição natural e variada de objetos ao redor do robô. O processo envolve várias etapas, cada uma governada por princípios matemáticos, conforme:

1. **Distribuição Esférica:** A função começa gerando um ponto aleatório $P(x, y, z)$ dentro de uma esfera centrada em $C(cx, cy, cz)$ com raio r . Isso é alcançado usando a restrição apresentada na Eq. (1).

$$(x - cx)^2 + (y - cy)^2 + (z - cz)^2 \leq r^2 \quad (1)$$

Esta equação representa a fórmula padrão de distância, garantindo que P esteja dentro da esfera.

2. **Projeção em Plano:** Como o cenário trata de objetos colocados em uma superfície (por exemplo, plano do chão), o código garante que o ponto gerado esteja em um plano horizontal definindo sua coordenada y como zero, de acordo com a Eq. (2).

$$y = 0 \tag{2}$$

Isso efetivamente projeta o ponto P no plano desejado.

3. **Restrição Cônica:** A etapa final envolve restringir o ponto aleatório a estar dentro de uma região específica em relação a uma direção dada. Isso é alcançado criando uma forma cônica alinhada com um vetor direcional f e limitando o ângulo θ entre o vetor que aponta do centro c para o ponto P (denotado por v) e o vetor direcional f . Essa restrição cônica é expressa matematicamente usando o produto escalar e é ilustrada na Eq. (3).

$$\theta = \arccos\left(\frac{v \cdot f}{\|v\| \cdot \|f\|}\right) \tag{3}$$

onde:

- $v \cdot f$ representa o produto escalar dos vetores v e f .
- $\|v\|$ e $\|f\|$ representam as magnitudes dos vetores v e f , respectivamente.

Baseando-se no ângulo θ obtido na Eq. (3) anterior, a simulação utiliza funções trigonométricas para determinar as coordenadas finais x e z do ponto aleatório P dentro do cone restrito, seguindo a Eq. (4).

$$\begin{aligned} x &= r \cdot \cos(\theta) + cx \\ z &= r \cdot \sin(\theta \cdot \text{randomValue}) + cz \end{aligned} \tag{4}$$

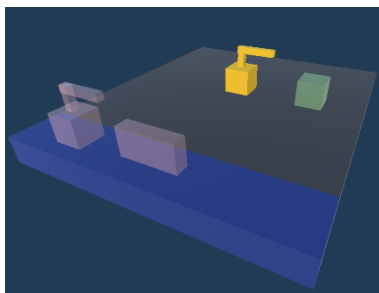
onde:

- *randomValue* é selecionado aleatoriamente como 1 ou -1 ;
- *cx* e *cz* são os componentes *x* e *z* do ponto central *C* , respectivamente.

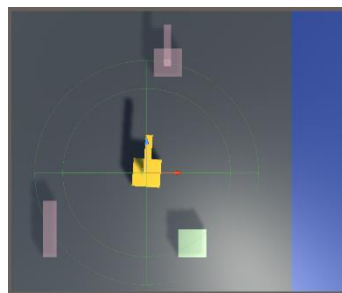
A função cosseno é usada para calcular a coordenada *x* com base no ângulo θ e no raio *r* . A função seno, junto com um valor aleatório, determina a coordenada *z* dentro do cone. Isso introduz um nível de aleatoriedade no posicionamento final, mantendo ainda a direcionalidade imposta pela restrição cônica.

Este método fornece uma abordagem versátil para gerar posições aleatórias diversas e controladas dentro de um ambiente simulado, particularmente valioso em cenários que exigem geração de pontos restrita. O resultado do "ambiente de impressão" exemplifica esta abordagem, conforme ilustrado na Figura 4.7.

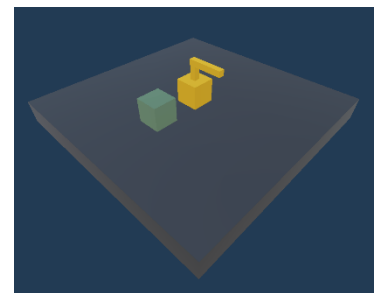
Figura 4.7: Representação de diferentes posicionamentos de obstáculos no ambiente



(a) Posição padrão



(b) Obstáculo em volta do robô



(c) Ambiente sem obstáculos

Fonte: Elaborado pelo autor

iv. Ambiente para Rotação de Ferramenta

Esta seção apresenta o "ambiente de rotação," (ilustrado na Figura 4.7c) projetado especificamente para treinar a habilidade dos robôs de girar precisamente suas ferramentas em direção a um alvo designado.

Em comparação com os ambientes descritos anteriormente, o "ambiente de rotação" adota uma estrutura mais simples. Ele utiliza a mesma equação estabelecida da subseção iii para posicionar o ponto alvo dentro do ambiente. No entanto, neste

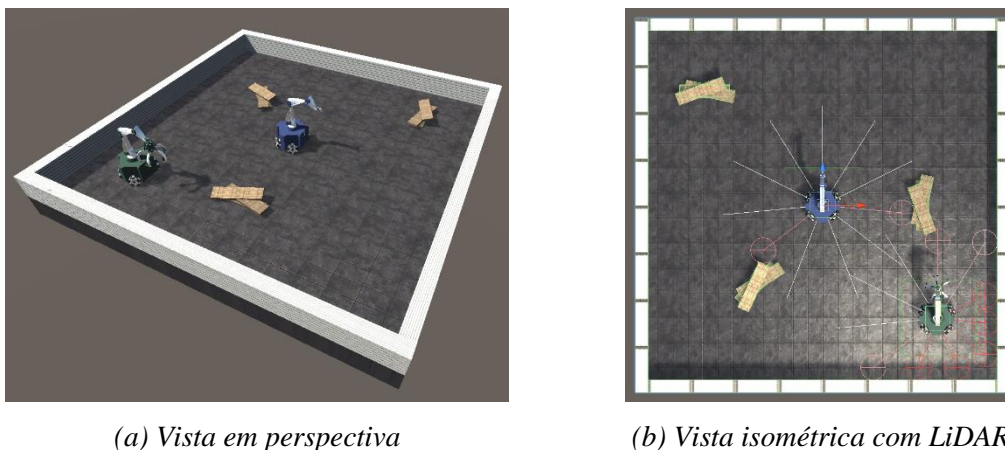
ambiente, os obstáculos são intencionalmente ausentes. Esta abordagem simplificada permite que os robôs se concentrem exclusivamente na tarefa de girar suas ferramentas para o objetivo de forma eficaz.

O objetivo principal deste ambiente é equipar os robôs com a habilidade essencial de rotação precisa de ferramenta. Para R1 (ferramenta de impressão 3D), a conclusão bem-sucedida da tarefa envolve alinhar precisamente sua ponta de impressão em direção à localização alvo. Da mesma forma, R2 (garra) deve aprender a orientar precisamente a garra para o ponto alvo em preparação para tarefas de manipulação de objetos.

v. Ambiente Integrado de Treinamento e Teste (AITT)

O AITT (Figura 4.8) serve como um ambiente de treinamento (uma laje, por exemplo) que integra todas as funcionalidades previamente exploradas nos ambientes individuais. Este ambiente abrangente oferece duas funcionalidades distintas, o uso para aprendizado curricular (Soviany, Ionescu, *et al.*, 2022) e para avaliar o desempenho em um cenário texturizado e completo.

Figura 4.8: Ambiente integrado



Fonte: Elaborado pelo autor

Este modelo introduz texturas em todos os elementos, incluindo robôs, obstáculos e o próprio ambiente. Esta fidelidade visual aprimorada promove uma experiência de treinamento e avaliação mais realista. Notavelmente, o ponto alvo permanece invisível na configuração padrão, servindo apenas como referência posicional durante o treinamento. No entanto, a visibilidade do alvo pode ser alternada para fins de depuração.

Para facilitar a integração de conjuntos de habilidades diversos, a abordagem de aprendizado curricular pode ser implementada dentro do AITT. Esta técnica envolve introduzir gradualmente os robôs a tarefas cada vez mais complexas, construindo sobre o conhecimento e habilidades adquiridos anteriormente.

Por exemplo, o treinamento pode começar com desafios de navegação básica, seguidos por exercícios de rotação de ferramentas direcionados. Uma vez que os robôs demonstrem proficiência nessas tarefas individuais, o currículo pode progredir para cenários que combinam navegação, rotação de ferramentas e impressão/manipulação de objetos, espelhando progressivamente as complexidades de cenários da construção.

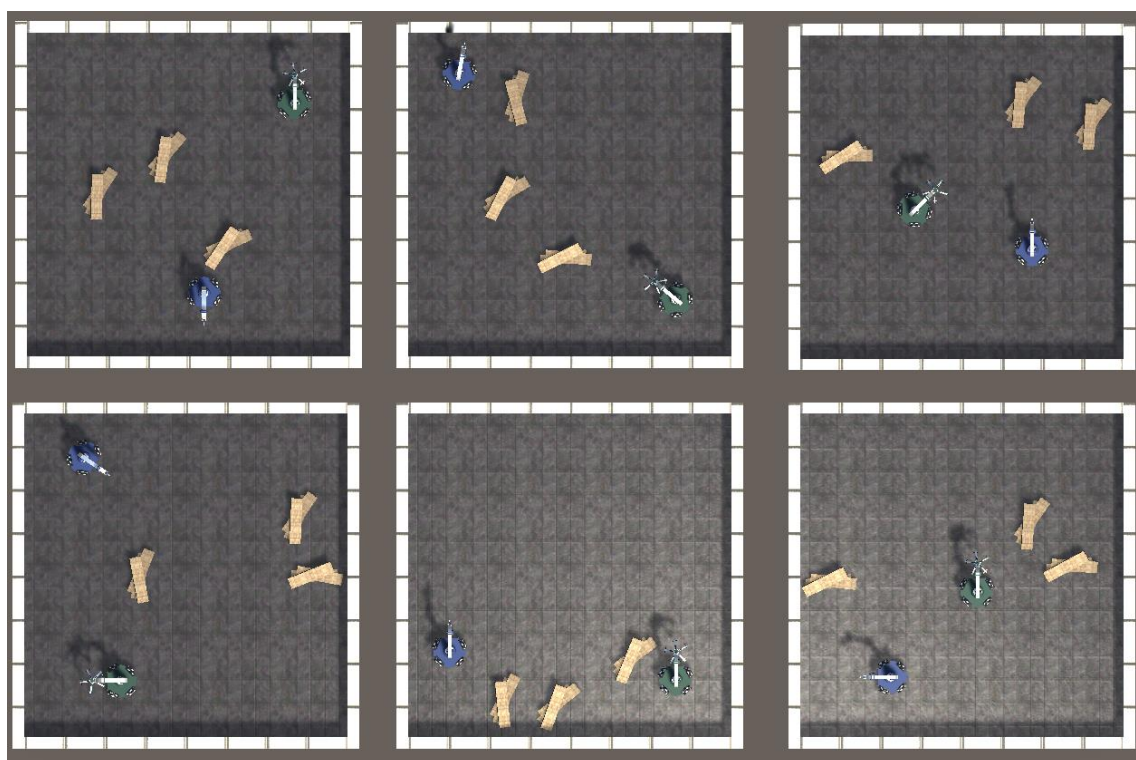
4.2.2 Treinamento do Sistema Multi-Robô

Os robôs dentro da estrutura de simulação utilizam um *plug-in* de aprendizado por reforço baseado no *toolkit* ML-Agents. Este conjunto de ferramentas capacita os robôs a aprenderem por tentativa e erro dentro do ambiente simulado. O algoritmo selecionado para o treinamento dos robôs foi o PPO.

Através deste método, os robôs não são explicitamente programados com comportamentos específicos. Em vez disso, eles aprendem a otimizar suas ações individuais e sincronizar seus movimentos com outros agentes com base nas recompensas e penalidades que recebem por suas decisões e ações dentro do ambiente. Isso permite que os robôs se adaptem e aprimorem suas estratégias ao longo do tempo, melhorando progressivamente seu desempenho e capacidades de colaboração.

Uma das vantagens significativas de usar o Unity é a extensibilidade de suas cenas (ilustrado na Figura 4.9). Isso significa que os cenários de treinamento podem ser multiplicados de forma eficiente, aproveitando os recursos computacionais disponíveis. Ao criar múltiplas variações do ambiente (por exemplo, layouts de obstáculos diferentes, texturas, localizações de objetivos), os robôs podem ser expostos a uma gama mais ampla de situações em um período mais curto. Esse processo de treinamento acelerado através da extensibilidade de cenas abre caminho para o desenvolvimento de sistemas de colaboração multi-robô mais robustos e adaptáveis.

Figura 4.9: Posição randômica de robôs em um conjunto de ambientes



Fonte: Elaborado pelo autor

Essencialmente, a combinação de aprendizado por reforço com cenas escaláveis do Unity permite o treinamento eficiente de robôs em um conjunto diversificado de cenários, levando, em última análise, a uma compreensão mais abrangente de suas capacidades e potencial.

Para conduzir o treinamento por habilidades robóticas através de algoritmos de aprendizado por reforço, é imperativo estabelecer funções de recompensa adequadas. Com o intuito de definir tais funções, foram identificadas três habilidades-chave, conforme exemplificado na Tabela 4.1. Este conjunto de habilidades servirá como base para a formulação das recompensas que guiarão o processo de aprendizado dos robôs.

Tabela 4.1: Função de recompensa inerentes a habilidades dos robôs

Habilidade	Observação	Ação	Recompensa ou Penalidade
Navegação	Posição própria, do objetivo, velocidade própria, LiDAR e câmera	Movimentação contínua em x e y	-1 Por colisão
			-0.5/25000 Por Lentidão
			+1 Por chegar no objetivo
Impressão e Remoção de Obstáculos	Posição própria, do objetivo, orientação própria, LiDAR e câmera	Ação discreta de 0 até 2 indicando se tem objeto obstruindo, se não tem ou se não deve fazer nada	-1 Imprimir com obstrução
			-0.5/25000 Por Lentidão
			+1 Impressão correta
Rotação da Ferramenta	Posição própria, do objetivo, orientação própria, fator de orientação robô/objeto e velocidade de rotação	Ação contínua de velocidade de rotação da ferramenta	+1 Orientação dentro do range aceitável de visão do objeto
			-0.5/25000 Por Lentidão

Fonte: Elaborado pelo autor

Na Tabela 4.1 encontra-se uma análise detalhada da função de recompensa das habilidades de navegação, impressão/remoção e rotação de ferramenta. Estas habilidades estão intrinsecamente ligadas às observações do ambiente, as quais dão origem às ações executadas pelos robôs. Cada ação desencadeia uma série de recompensas, tais como o alcance do objetivo, bem como penalidades associadas a ações infrutíferas, como colisões, que podem resultar em danos ao robô ou ao ambiente.

Existem também penalidades associadas ao movimento do robô, independentemente da natureza desse movimento. Embora essas penalidades sejam de pequena magnitude, elas exercem um papel importante no incentivo ao robô a otimizar sua trajetória em busca do objetivo ao longo do tempo.

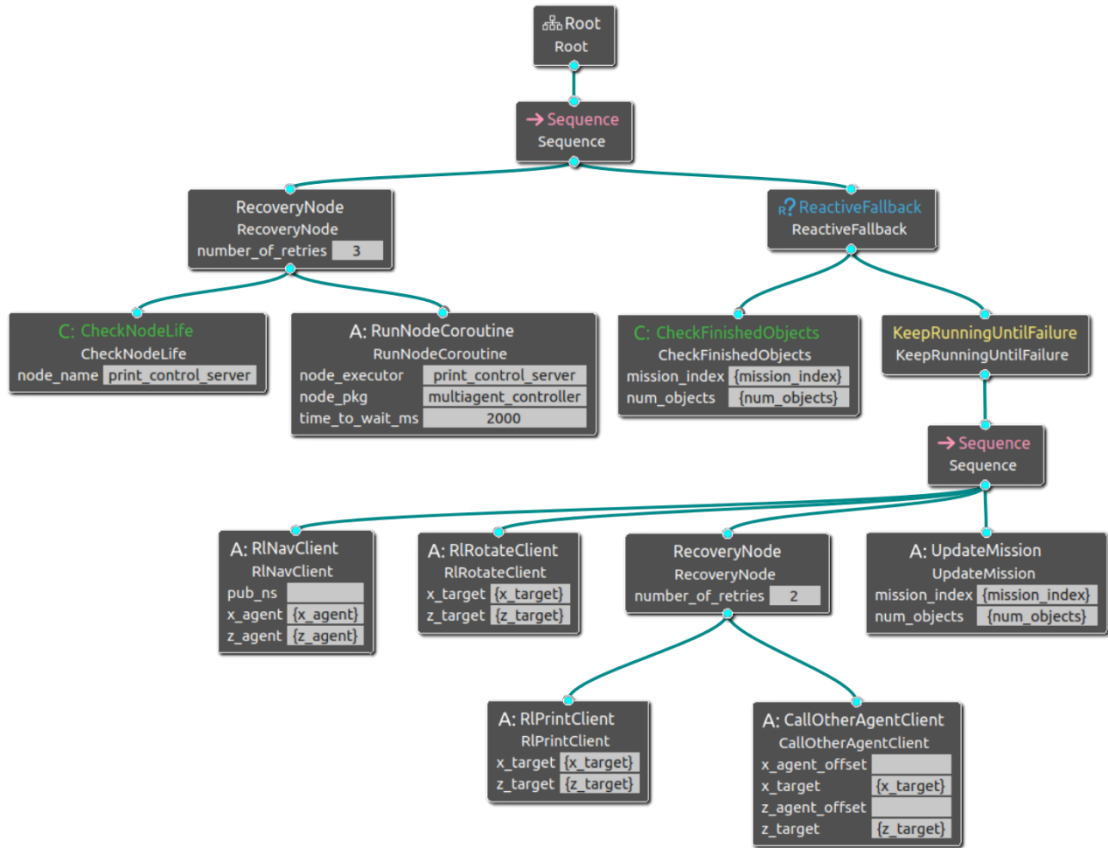
Além disso, durante o processo de treinamento dos robôs, a função de recompensa gera um valor final que reflete o acúmulo médio de recompensas até que o ambiente alcance um estado final, que pode ser determinado pela ocorrência de uma colisão ou pelo alcance do objetivo. Um valor ideal para todas as habilidades é aquele que resulta em uma recompensa acumulada de aproximadamente 1. Isso indica que o robô foi capaz de atingir seu objetivo final em apenas um passo, sendo que a única penalidade aplicada está relacionada à lentidão, a qual é atribuída a cada passo executado pelo robô.

4.2.3 Desenvolvimento da Árvore de Comportamento

Com base nas habilidades treinadas para o sistema multi-robôs, foram elaboradas árvores de comportamento para encapsular essas habilidades. A primeira árvore, representada na

Figura 4.10, é dedicada aos robôs do tipo 1, e, portanto, as habilidades de aprendizado por reforço associadas a essa árvore incluem navegação, rotação da ferramenta e impressão 3D.

Figura 4.10: Representação da árvore de comportamento do robô de tipo 1

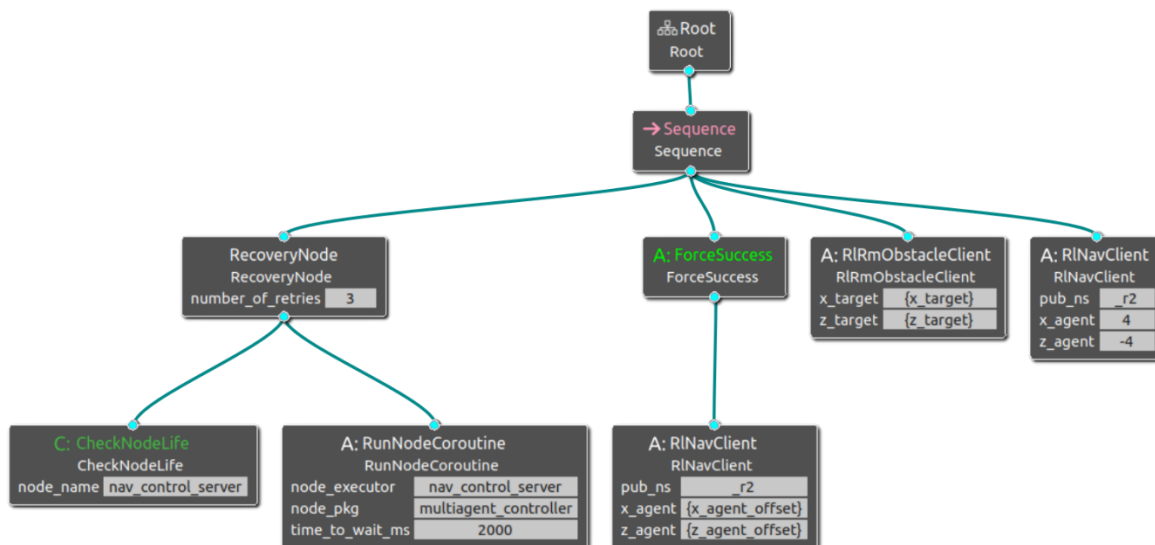


Fonte: Elaborado pelo autor

A árvore de comportamento é inicializada com a verificação dos módulos internos do robô. Em termos de software, caso os módulos associados às habilidades não estejam ativados, a árvore tenta ativá-los. Após essa verificação, a lista de pontos designados para o robô é carregada. Posteriormente, uma sequência principal é iniciada, na qual o robô se desloca até cada ponto designado, realiza a rotação da ferramenta para o ponto de impressão e, em seguida, tenta executar a impressão. Em caso de falha na impressão, o robô avalia se deve chamar outro robô para remover o obstáculo ou se outro robô está bloqueando o local de impressão, assumindo que ele realizará a impressão naquele ponto. Nesse último caso, a chamada ao outro robô toma outro rumo, envolvendo a troca de informações de pontos (coordenadas em x e z) aos quais os robôs já realizaram a impressão. Após esse processo, os robôs atualizam seus bancos internos de coordenadas onde devem ser realizadas impressões.

A Figura 4.11 ilustra a árvore de comportamentos para o robô do tipo 2, especializado na remoção de obstáculos no ambiente. Para tanto, ele é dotado de habilidades de aprendizado por reforço, como navegação, rotação da ferramenta e remoção de obstáculos.

Figura 4.11: Representação da árvore de comportamento do robô de tipo 2

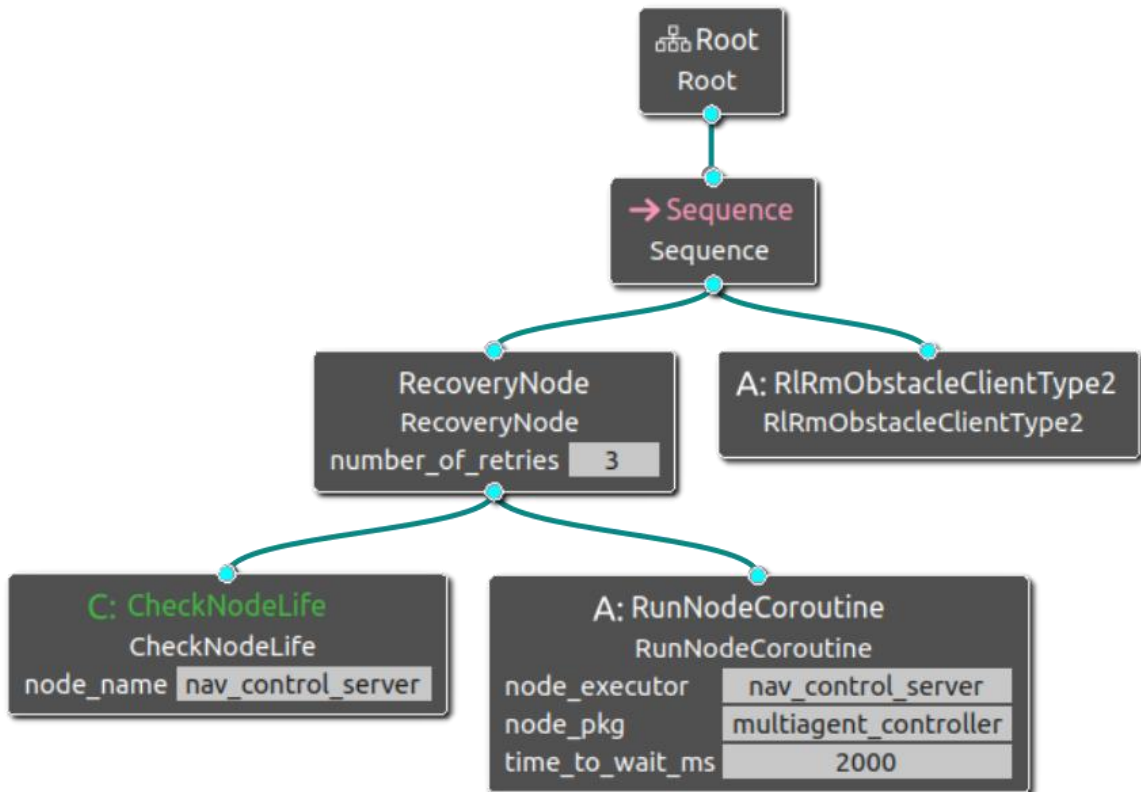


Fonte: Elaborado pelo autor

Assim como na árvore de comportamento do robô do tipo 1, o robô do tipo 2 também inicia com a verificação dos módulos internos. Sua sequência principal consiste em navegar pelo ambiente, utilizando a navegação até um ponto onde o robô do tipo 1 solicitou a remoção de um obstáculo. Ao alcançar o objetivo, este robô identifica o objeto, verificando se realmente se trata de um obstáculo, e então procede com sua remoção. Após concluir a remoção do obstáculo, o robô retorna a um ponto designado como área segura, simulando o descarte do material.

A Figura 4.12 ilustra a árvore de comportamentos para o robô do tipo 3, cuja função é semelhante à do robô do tipo 2, voltada para a remoção de obstáculos no ambiente.

Figura 4.12: Representação da árvore de comportamento do robô de tipo 3

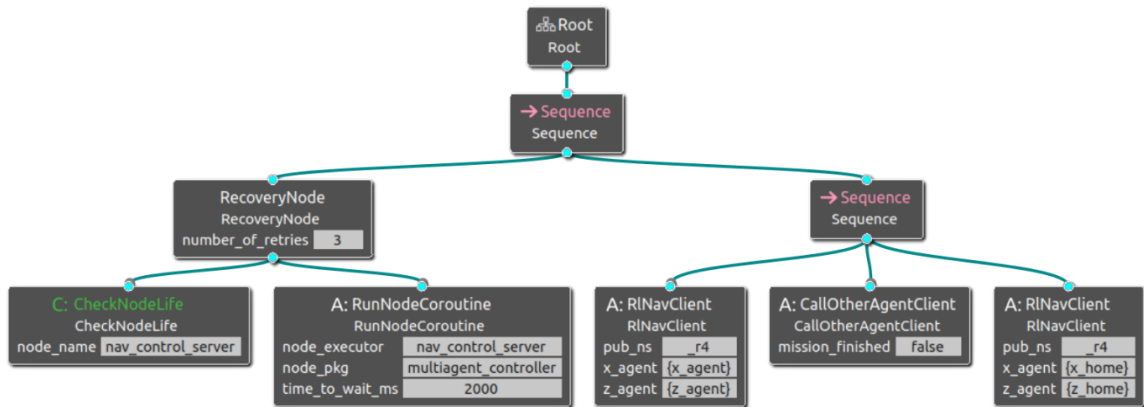


Fonte: Elaborado pelo autor

O robô do tipo 3, sendo mais simplificado em comparação aos robôs anteriores, segue uma abordagem semelhante nas árvores de comportamento, iniciando com a verificação dos módulos internos. Posteriormente, a rotina se inicia com a habilidade de remoção de obstáculos. O aspecto distintivo dessa habilidade reside no fato de o modelo ter sido treinado para essa habilidade pela importação do código do ML-Agents do Unity. Essa habilidade confere aos robôs a capacidade de navegar pelo ambiente e remover obstáculos de diversos tamanhos, podendo requerer a colaboração de múltiplos agentes para a remoção.

Finalmente, a Figura 4.13 representa a árvore de comportamento destinada ao robô do tipo 4, designado para a navegação no ambiente e a posterior posição estratégica para auxiliar o R1 na execução de impressões em áreas de difícil alcance.

Figura 4.13: Representação da árvore de comportamento do robô de tipo 4



Fonte: Elaborado pelo autor

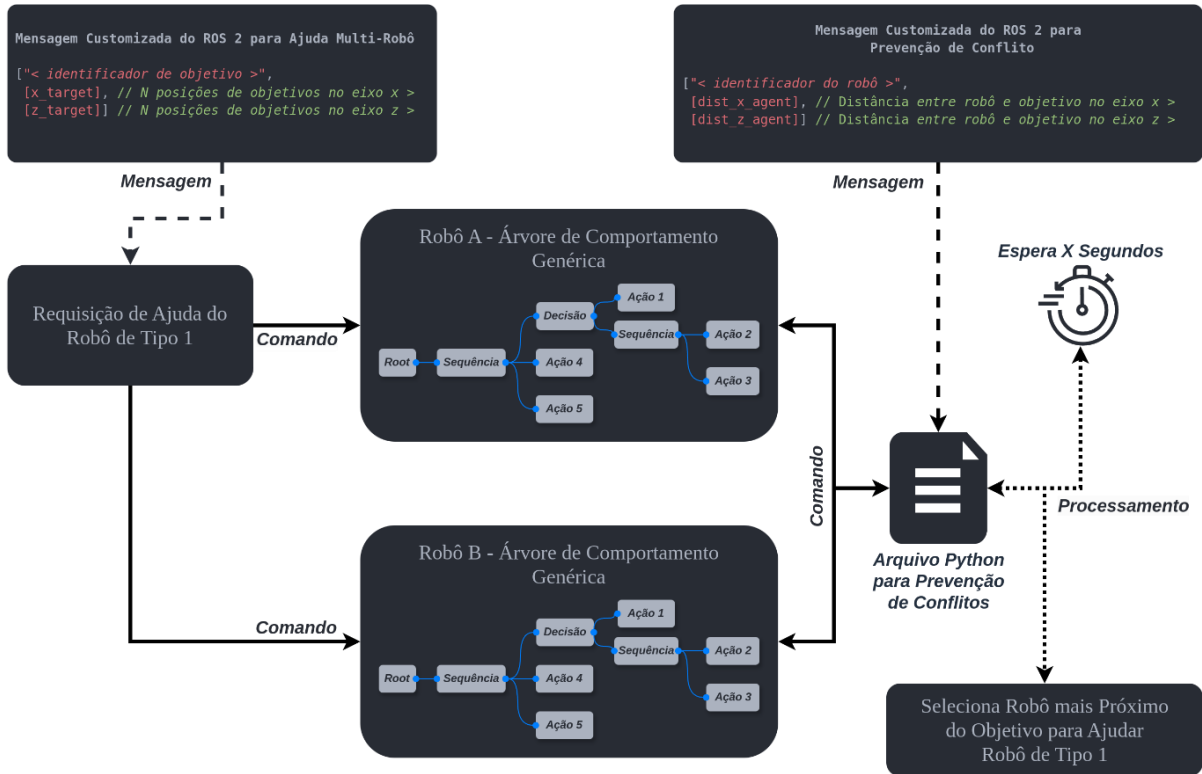
Mais precisamente, a árvore de comportamento atribuída ao R4 inicia-se com a verificação dos módulos internos, seguindo a mesma lógica observada nas árvores de comportamento anteriores. Em seguida, é acionada uma rotina de posicionamento, na qual o robô se desloca até o ponto designado para fornecer suporte à impressão pelo R1. Após alcançar a posição de suporte, o R4 envia um sinal ao R1 indicando sua chegada à posição designada e aguarda um feedback confirmando a conclusão da tarefa naquela seção específica. Ao término da operação, o R4 retorna a uma posição de segurança predefinida.

A integração dessa habilidade na árvore de comportamentos serve como uma demonstração da facilidade e aplicabilidade de habilidades treinadas de forma independente, bem como a viabilidade de incorporá-las em comportamentos mais complexos.

4.2.4 Prevenção de Conflitos e Coordenação entre Robôs

Um caso especial ocorre quando o robô de impressão necessita da ajuda de outro robô, seja para realizar a remoção de obstáculos ou o escoramento de material. Para lidar com essas situações, é necessário criar um comportamento que assegure que apenas um robô qualificado para a tarefa prossiga, prevenindo assim conflitos (conforme ilustrado na Figura 4.14 e referenciado na subseção 3.4).

Figura 4.14: Representação da prevenção de conflito



Fonte: Elaborado pelo autor

Na Figura 4.14, o robô de tipo 1 realiza um pedido de ajuda através de uma mensagem customizada do ROS 2. Essa mensagem é composta por um identificador da tarefa a ser realizada (escoramento ou remoção de obstáculos) e pelas coordenadas onde a ajuda é necessária.

Este comando pode ser enviado diretamente com um identificador específico de um robô, ou, neste caso, sem uma identificação específica. Isso significa que qualquer robô com a capacidade de realizar a tarefa requisitada pode se candidatar para a execução. No exemplo ilustrado, os Robôs A e B estão dentro da área de comunicação do robô de tipo 1 e recebem o comando de ajuda proveniente do ROS 2. Ao iniciar suas árvores de comportamento, os robôs enviam um sinal para um serviço do ROS 2, que se encarrega da prevenção de conflitos.

Este serviço também utiliza uma mensagem customizada, que inclui um identificador (neste caso, o nome do robô que está se candidatando para a tarefa) e a distância até o objetivo requisitado. O serviço então espera por um tempo predefinido,

durante o qual atualiza uma lista de robôs disponíveis e, com base na distância, escolhe qual deles deve assumir a tarefa. Por fim, o algoritmo retorna um sinal para os robôs, autorizando ou bloqueando a missão.

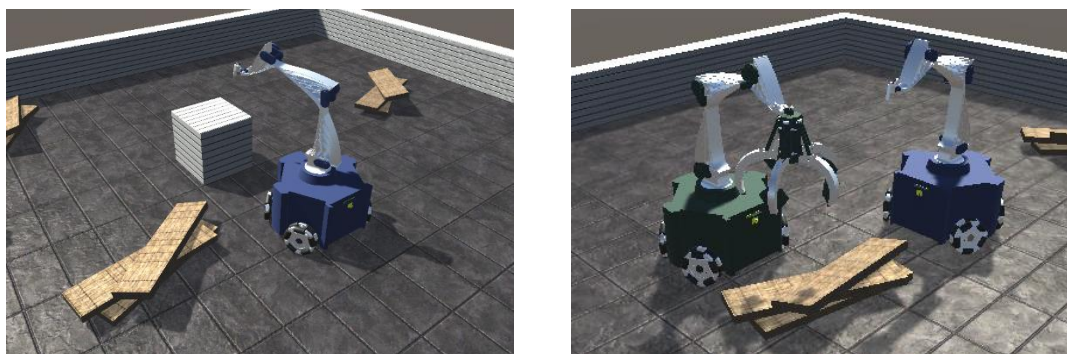
4.3 REALIZAÇÃO DOS EXPERIMENTOS

Com o avanço no desenvolvimento dos robôs e na construção do cenário, foram conduzidos experimentos para avaliar o sistema multi-robô. A seguir, são descritos três experimentos, sendo o primeiro focalizado no uso de dois robôs, o segundo envolvendo múltiplos robôs de manipulação em conjunto com um robô de impressão e, por fim, um experimento com o uso de um robô de impressão e um para o escoramento de material em locais de difícil acesso.

4.3.1 Experimento de Colaboração entre Dois Robôs

O experimento em questão foi conduzido utilizando um robô dedicado à manipulação de objetos e outro responsável pela impressão dos blocos cerâmicos de construção. Tal experimento é ilustrado na Figura 4.15.

Figura 4.15: Experimento de colaboração entre dois robôs



(a) Robô 1 realizando impressão

(b) Robô 2 removendo obstáculo

Fonte: Elaborado pelo autor

O experimento foi estruturado em uma série de etapas, cada uma associada a um coeficiente de complexidade progressivamente crescente. Isso implica que a dificuldade aumenta em cada fase do experimento. No total, foram conduzidos oito experimentos, cujo esquema completo pode ser visualizado na Tabela 4.2.

Tabela 4.2: Esquema dos experimentos de colaboração entre dois robôs: Esquema dos experimentos de colaboração entre dois robôs

Repetições = 5					
Coeficiente de Complexidade (%)	Experimentos	Entrada			
		Robôs	Obstáculos	Objetivos	
12,5	E1	2	2	1	
25	E2	2	3	1	
37,5	E3	2	2	2	
50	E4	2	3	2	
62,5	E5	2	2	3	
75	E6	2	3	3	
87,5	E7	2	2	4	
100	E8	2	3	4	

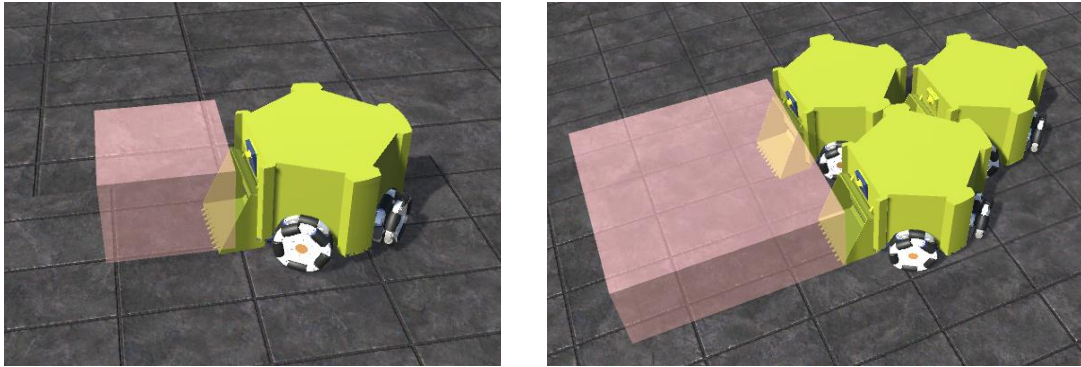
Fonte: Elaborado pelo autor

Cada experimento foi executado em cinco repetições, visando aumentar a reprodutibilidade e a confiabilidade dos resultados obtidos. No primeiro experimento, foram inseridos dois obstáculos e apenas um objetivo (bloco cerâmico de impressão) no ambiente. Por outro lado, o oitavo experimento, representando 100% do coeficiente de complexidade, envolveu a presença de três obstáculos e quatro objetivos. É importante destacar que, em cada repetição dos experimentos, tanto os robôs quanto os obstáculos e objetivos foram posicionados de forma aleatória. Uma visualização simplificada da dinâmica desse experimento pode ser vista em <https://youtu.be/DOPk4aFZuio>.

4.3.2 Experimento de Integração de Múltiplos Robôs de Manipulação e Impressão

Neste experimento, os robôs foram previamente treinados e estão plenamente integrados com o ROS 2 e a Behavior Tree CPP. No ambiente (ilustrado na Figura 4.16), os robôs amarelos (R3) têm a função de identificar possíveis obstáculos (representados por cubos vermelhos) e arrastá-los para uma área de descarte. Os obstáculos são categorizados em pequenos, que podem ser manipulados por um único robô, médios, que exigem a cooperação de dois ou mais robôs, e grandes, que requerem a colaboração de três robôs ou mais. Esse comportamento é essencial para auxiliar o robô azul (R1) na impressão de blocos cerâmicos no ambiente, garantindo que nenhum obstáculo prejudique seu progresso.

Figura 4.16: Experimento de integração de múltiplos robôs de manipulação e impressão



(a) Robô de tipo 3 realizando remoção de obstáculo leve

(b) Múltiplos robôs de tipo 3 realizando remoção de obstáculo pesado

Fonte: Elaborado pelo autor

A Tabela 4.3 apresenta uma análise detalhada das configurações adotadas neste experimento.

Tabela 4.3: Esquema dos experimentos de integração de múltiplos robôs de manipulação e impressão

Repetições = 5				
Coeficiente de Complexidade (%)	Experimentos	Entrada		
		Robôs	Obstáculos	Objetivos
12,5	E1	4	3	2
25	E2	4	3	3
37,5	E3	4	4	2
50	E4	4	4	3
62,5	E5	4	5	2
75	E6	4	5	3
87,5	E7	4	6	2
100	E8	4	6	3

Fonte: Elaborado pelo autor

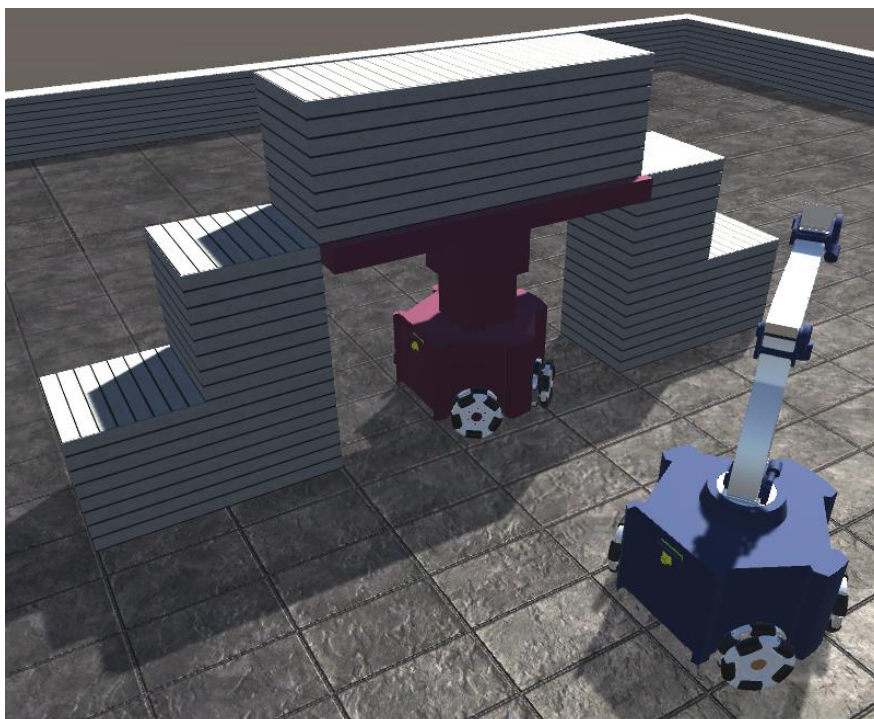
Cada experimento foi conduzido repetidamente em cinco iterações, visando aumentar a consistência e a confiabilidade dos resultados, em consonância com a

abordagem adotada na subseção 4.3.1. Todos os experimentos foram executados com a participação de quatro robôs, compostos por três unidades do tipo 3 (3xR3) e um do tipo 1 (1xR1). Quanto aos obstáculos, sua quantidade variou de 3 a 6 instâncias, com suas categorias (pequeno, médio ou grande) selecionadas aleatoriamente, assegurando apenas que o ambiente contemplasse no mínimo duas tipologias distintas de obstáculos. Por sua vez, os objetivos corresponderam às seções designadas para impressão nos ambientes, abrangendo uma variação de 2 a 3 seções. Importa salientar que, em cada repetição dos experimentos, tanto os robôs quanto os obstáculos e objetivos foram dispostos aleatoriamente. Uma visualização simplificada da dinâmica desse experimento pode ser vista em <https://youtu.be/kZLIPbeN0SQ>.

4.3.3 Experimento de Colaboração Multi-robô na Impressão de Estruturas Complexas

Neste experimento, ilustrado na Figura 4.17, o robô azul (R1) inicia o processo de impressão de seções para simular a construção de uma porta. Para imprimir em uma área desafiadora, especificamente entre ambos os lados da porta, o R1 necessita de suporte. Nesse ponto, o robô roxo (R4) é convocado pelo R1. Esse pedido ocorre após o R1 imprimir os suportes esquerdo e direito da porta. O R4 então navega para se posicionar no meio da porta. Essa posição estratégica permite que o R1 complete com sucesso a impressão da moldura da porta.

Figura 4.17: Experimento de colaboração multi-robô na impressão de estruturas complexas



Fonte: Elaborado pelo autor

A Tabela 4.4 ilustra uma análise detalhada das configurações adotadas neste experimento.

Tabela 4.4: Esquema dos experimentos de colaboração multi-robô na impressão de estruturas complexas

Repetições = 5			
Coefficiente de Complexidade (%)	Experimentos	Entrada	
		Robôs	Objetivos
25	E1	2	7
50	E2	2	8
75	E3	2	9
100	E4	2	10

Fonte: Elaborado pelo autor

Cada experimento foi conduzido repetidamente em cinco iterações para aumentar a consistência e a confiabilidade dos resultados, conforme a subseção 4.3.1. Todos os experimentos foram executados com a participação de dois robôs, consistindo em uma unidade R1 e uma unidade R4. O ambiente experimental foi isento de obstáculos, pois o foco estava na avaliação da interação entre os robôs em uma colaboração específica. Os objetivos dos experimentos correspondiam às seções designadas para impressão nos ambientes, variando de 7 a 10 seções. É relevante destacar que, em cada repetição dos experimentos, tanto a disposição dos robôs quanto dos objetivos foi determinada aleatoriamente.

Uma modificação na função de recompensa foi necessária para a habilidade de impressão, a fim de determinar se era necessário chamar um agente de escoramento (R4). Para tal, a ação anteriormente expressa por um valor discreto de 0 a 2 indicando a presença de objeto obstrutivo, a ausência dele ou a inatividade do robô, foi expandida para incluir um novo valor indicando a necessidade de apoio do R4. Uma penalidade foi adicionada caso o robô tentasse imprimir em locais elevados (indicados por um eixo Y superior a 1) sem disponibilidade de suporte. Assim, na ausência de comandos que justificassem a impressão de uma coluna, era necessário solicitar o apoio de outro robô. A correta solicitação do suporte de R4 resultava em uma recompensa para o robô de impressão. Uma visualização simplificada da dinâmica desse experimento pode ser vista em <https://youtu.be/1wFDXl8tHWQ>.

Este capítulo apresenta os resultados relevantes alcançados deste trabalho.

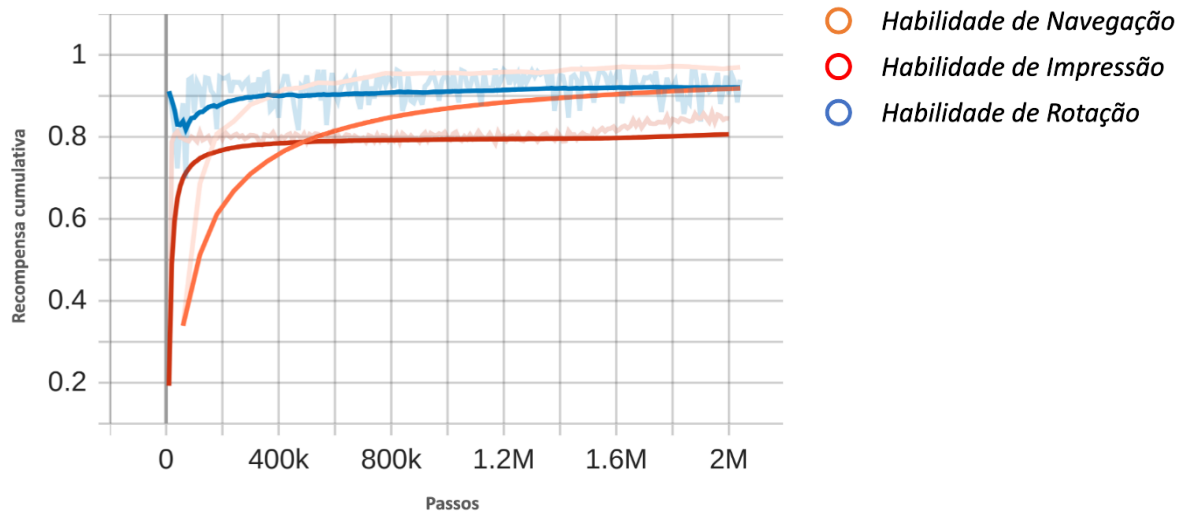
RESULTADOS E DISCUSSÕES

A avaliação do desempenho do sistema multi-robô no ambiente abrange uma diversidade de métricas destinadas a quantificar tanto a eficácia das tarefas individuais realizadas pelos robôs quanto sua habilidade de colaboração. Este Capítulo está estruturado da seguinte maneira: a seção 5.1 discorre sobre as métricas pertinentes ao processo de treinamento, enquanto a subseção 5.2 apresenta os resultados obtidos nos experimentos conduzidos no ambiente tridimensional pós-treinamento.

5.1 MÉTRICAS ASSOCIADAS AO TREINAMENTO

Os resultados provenientes dos algoritmos de RL podem ser representados em termos da recompensa cumulativa adquirida em cada fase do treinamento. A Figura 5.1 proporciona uma visualização desses resultados, correlacionando-os com as habilidades adquiridas pelo sistema ao longo do processo de treinamento.

Figura 5.1: Métrica da recompensa cumulativa das habilidades de navegação, impressão e rotação



Fonte: Elaborado pelo autor

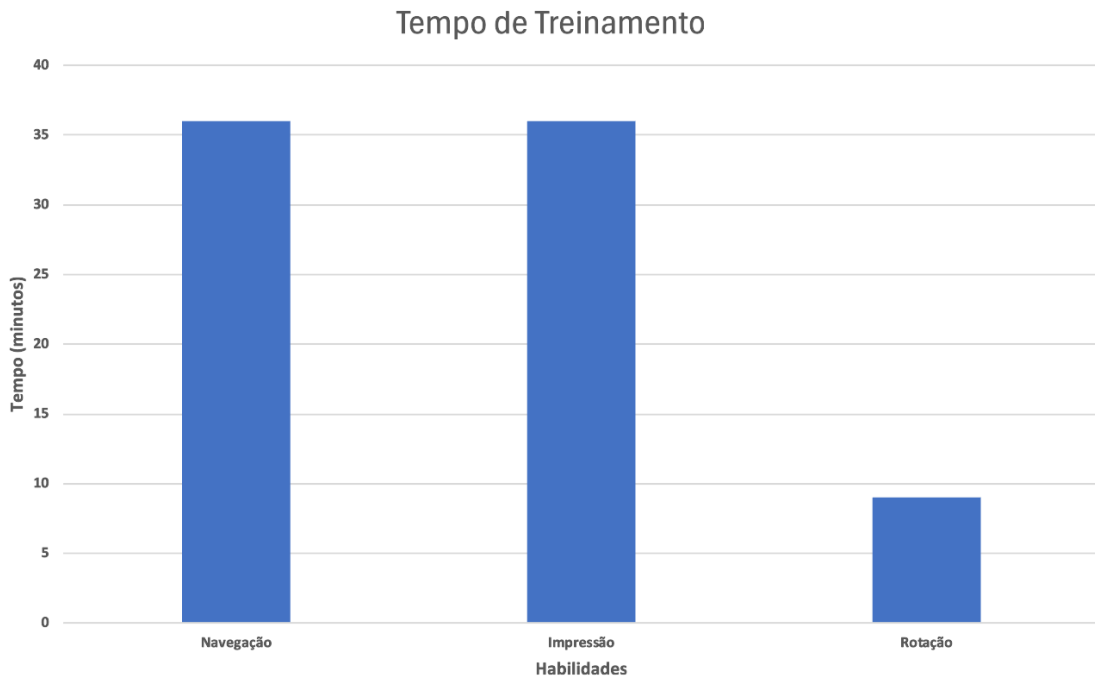
Observa-se que as habilidades de navegação e rotação da ferramenta alcançaram taxas de sucesso superiores a 90%, enquanto a habilidade de impressão se aproximou desse valor. Todas as habilidades foram treinadas até que o ambiente atingisse aproximadamente 2 milhões de passos, representando as ações realizadas pelos robôs. Ao analisar a habilidade de impressão, nota-se que, a partir de cerca de 1,4 milhões de passos, houve uma melhoria significativa em seus resultados, sugerindo que um treinamento prolongado poderia gerar resultados ainda melhores. Por outro lado, a habilidade de rotação, por ser uma tarefa relativamente simples para o robô, atingiu valores acima de 90% com menos de 400 mil passos, indicando que o treinamento poderia ter sido encerrado mais cedo.

Ademais, a habilidade de impressão modificada exclusivamente para o experimento da subseção 4.3.3 demonstrou resultados comparáveis à habilidade padrão de impressão. Essa semelhança nos resultados se deve à natureza da modificação, que consistiu apenas na adição de um sinal de saída adicional. O valor final da recompensa cumulativa para essa habilidade foi registrado em 86% após a execução de 2 milhões de passos.

A Figura 5.2 apresenta o tempo médio de treinamento para cada habilidade. Observa-se que as habilidades de navegação e impressão demandaram

aproximadamente 35 minutos para alcançar os resultados destacados, enquanto a habilidade de rotação exigiu cerca de 10 minutos.

Figura 5.2: Métrica de tempo de treinamento das habilidades de navegação, impressão e rotação



Fonte: Elaborado pelo autor

É importante ressaltar que o tempo de treinamento mencionado considera as especificações da máquina utilizada. No caso deste trabalho, foi empregado um hardware com as seguintes características: (1) GPU NVIDIA GeForce RTX 4050 Laptop, (2) 16 GB de memória RAM e (3) Processador Intel Core i7-13650HX. Estas especificações podem influenciar significativamente o desempenho do treinamento das habilidades dos robôs.

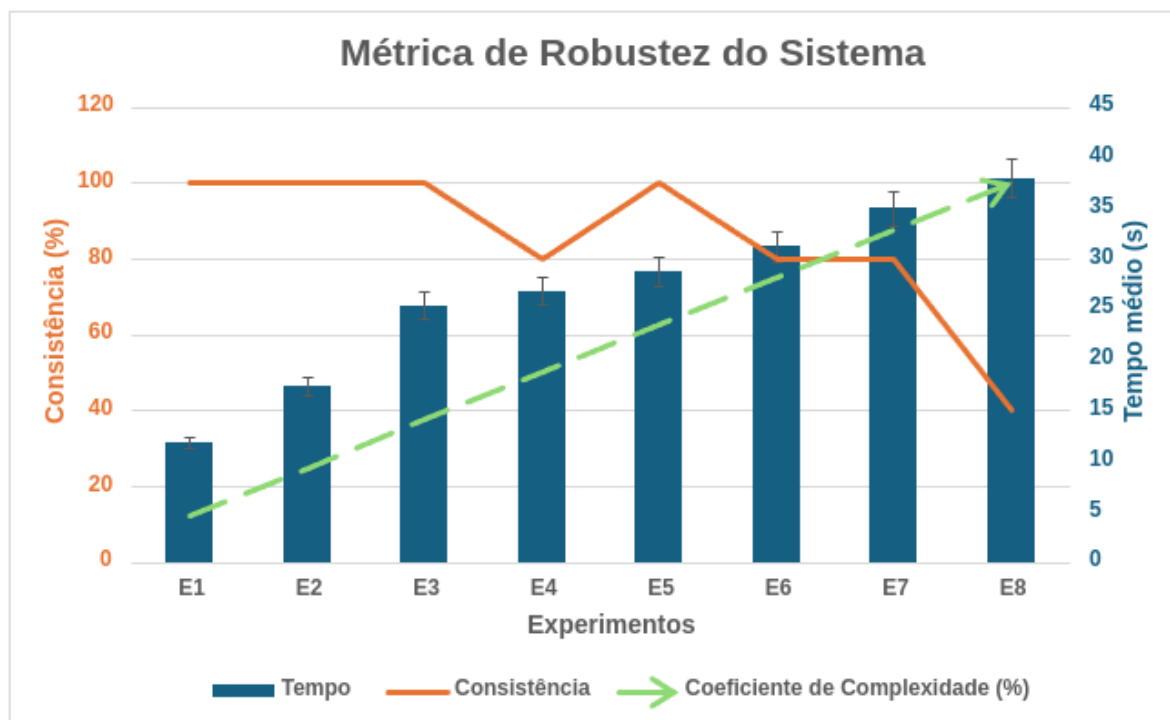
5.2 MÉTRICAS DOS EXPERIMENTOS PÓS-TREINAMENTO

Após o treinamento dos robôs, o sistema foi submetido a testes de acordo com os procedimentos estabelecidos na subseção 4.3. As subseções a seguir apresentam os resultados desses experimentos, os quais avaliam a robustez do sistema como um todo.

5.2.1 Análise dos Experimentos de Colaboração entre Dois Robôs

Os resultados dos experimentos conduzidos na subseção 4.3.1 estão representados de forma visual na Figura 5.3.

Figura 5.3: Métrica dos experimentos de colaboração entre dois robôs



Fonte: Elaborado pelo autor

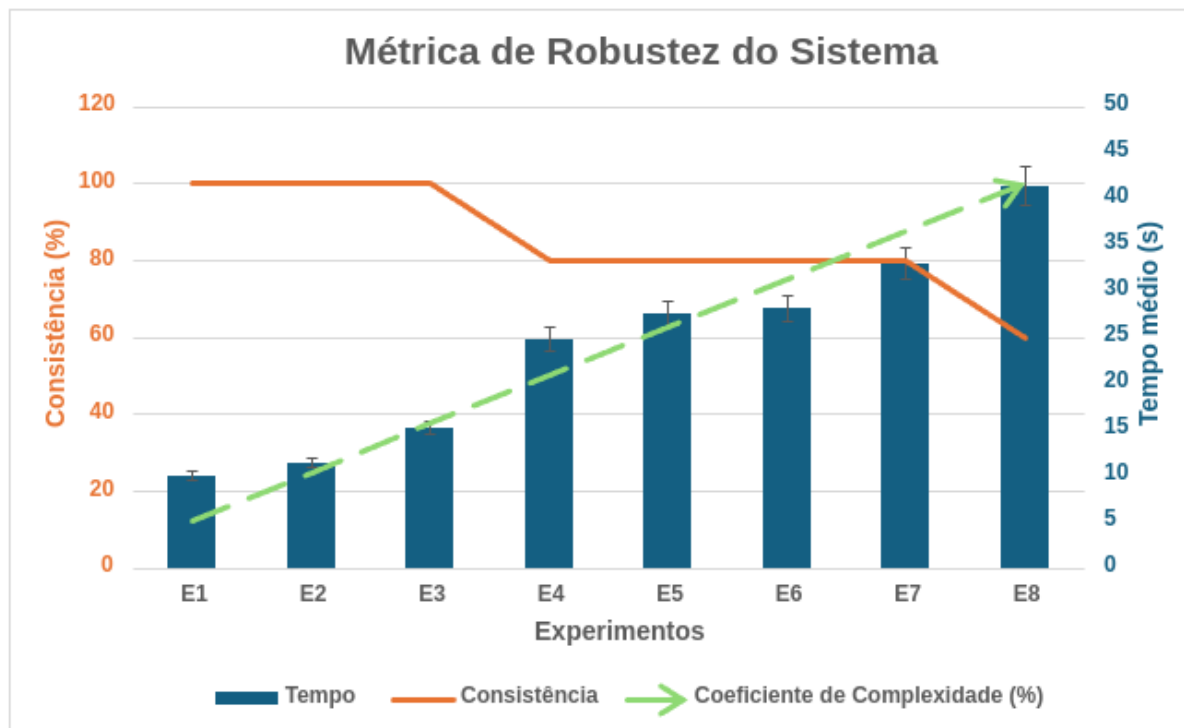
No gráfico, a representação em verde indica o coeficiente de complexidade dos experimentos conduzidos. Durante a análise do tempo médio de execução dos experimentos, observou-se que conforme o nível de complexidade do ambiente e o número de objetivos aumentava, o tempo de execução também se elevava. Esse padrão era esperado, pois os robôs necessitam percorrer distâncias maiores para completar suas tarefas.

Além disso, é possível observar a consistência dos experimentos, que se refere à porcentagem de sucesso em cada repetição. O sucesso se refere ao R1 conseguir imprimir todas as seções, e se for o caso, o R2 corretamente remover os obstáculos dado a comunicação correta com o R1. Por exemplo, no primeiro experimento (E1), todas as cinco repetições foram concluídas com sucesso. Nos sete primeiros experimentos, o sistema apresentou uma consistência igual ou superior a 80%, evidenciando a robustez do sistema proposto. Entretanto, no oitavo experimento (E8), houve uma queda na consistência, alcançando 40%. Esse declínio pode ser atribuído ao aumento da complexidade do ambiente, com mais seções para impressão e obstáculos, o que dificultou a mobilidade dos robôs.

5.2.2 Análise dos Experimentos de Integração de Múltiplos Robôs de Manipulação e Impressão

Os resultados obtidos nos experimentos delineados na subseção 4.3.2 estão apresentados de forma visual na Figura 5.4.

Figura 5.4: Métrica dos experimentos de integração de múltiplos robôs de manipulação e impressão



Fonte: Elaborado pelo autor

No gráfico, o coeficiente de complexidade dos experimentos é destacado em verde. Conforme observado, o tempo médio de execução dos experimentos aumenta à medida que a complexidade do ambiente e dos objetivos associados cresce. Essa relação é coerente, uma vez que os robôs necessitam percorrer trajetos mais longos para concluir suas tarefas. Esses achados são consistentes com os resultados do primeiro experimento.

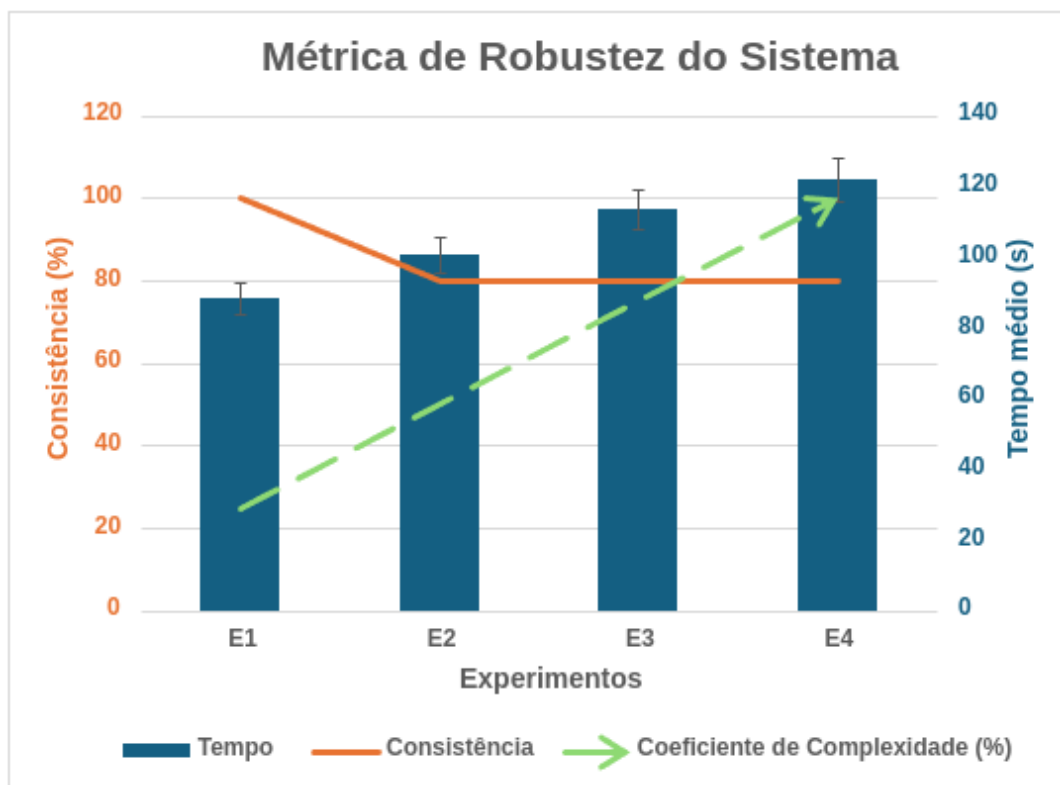
Além disso, a consistência dos experimentos também é ilustrada no gráfico. A consistência refere-se à porcentagem de sucessos em cada experimento. O sucesso se refere ao R1 conseguir imprimir todas as seções, enquanto os R3 corretamente removem todos os obstáculos do ambiente sem colidir com o R1. Notavelmente, nos três primeiros experimentos, o sistema alcançou uma consistência de 100%. Nos quatro experimentos subsequentes, os robôs mantiveram uma consistência de 80%, o que evidencia a robustez do sistema proposto. No entanto, no oitavo experimento (E8), houve uma redução na consistência para 60%. Essa diminuição ao longo dos

experimentos é atribuída ao aumento da complexidade do ambiente, com a presença de diferentes obstáculos.

5.2.3 Análise dos Experimentos de Colaboração Multi-robô na Impressão de Estruturas Complexas

Os resultados dos experimentos conduzidos na subseção 4.3.3 estão representados de forma visual na Figura 5.5.

Figura 5.5: Métrica dos experimentos de colaboração multi-robô na impressão de estruturas complexas



Fonte: Elaborado pelo autor

Conforme observado, o tempo médio de execução dos experimentos aumenta à medida que a complexidade do ambiente e dos objetivos associados cresce. Essa

relação é coerente, uma vez que os robôs necessitam de mais tempo para completar as tarefas devido ao aumento do número de seções a serem impressas. O experimento em questão apresentou um tempo médio de execução superior a 120 segundos, em contraste com os anteriores, devido à necessidade de imprimir suportes para criar a moldura da porta e à utilização do escoramento multi-robô, tornando a tarefa mais custosa em termos de tempo.

Além disso, a consistência dos experimentos também é destacada no gráfico. A consistência refere-se à porcentagem de sucessos em cada experimento, onde o sucesso é definido pela capacidade do R1 em imprimir todas as seções, enquanto o R4 realiza corretamente o escoramento da seção de difícil acesso para o R1. É digno de nota que, em todos os experimentos, o sistema alcançou uma consistência igual ou superior a 80%, evidenciando a robustez do sistema proposto.

Este capítulo apresenta as conclusões mais relevantes sobre este trabalho, as contribuições que ele trouxe para a academia e a sociedade, bem como elementos para trabalhos futuros que possam dar continuidade a este trabalho de pesquisa.

CONCLUSÃO

O presente estudo buscou investigar e desenvolver um sistema de colaboração multi-robô para ambientes virtuais da ICC. Ao longo desta pesquisa, foram exploradas diversas técnicas e metodologias, visando criar um método robusto e eficiente capaz de treinar e avaliar sistemas de colaboração entre robôs em um contexto simulado.

Inicialmente, concentrou-se na revisão da literatura, explorando os principais conceitos relacionados à robótica de construção e sistemas multi-robôs. Esse embasamento teórico foi fundamental para compreender o estado da arte e identificar lacunas que poderiam ser abordadas neste trabalho.

Em seguida, dedicou-se esforços ao desenvolvimento da arquitetura e metodologias de desenvolvimento do projeto.

Outro ponto importante foi o desenvolvimento do ambiente de simulação bidimensional e tridimensional. No Unity, foram criados espaços detalhados para o treinamento de habilidades RL e um ambiente de testes robusto. Essas simulações serviram como uma plataforma essencial para o treinamento e avaliação dos sistemas de colaboração multi-robôs.

No que diz respeito aos algoritmos de treinamento, optou-se por utilizar o RL, mais especificamente o algoritmo PPO, devido à sua eficácia em lidar com tarefas de controle de robôs em ambientes complexos e dinâmicos. Por meio do treinamento desses algoritmos, foi possível desenvolver habilidades de navegação, impressão 3D, remoção de obstáculos e outras funcionalidades cruciais para a colaboração entre os robôs.

Ao longo dos experimentos realizados, pôde-se observar o desempenho e a robustez do sistema multi-robô proposto. Os resultados obtidos demonstraram a eficácia do treinamento realizado e do acoplamento das habilidades com as árvores de comportamentos, bem como a capacidade dos robôs em lidar com ambientes cada vez mais complexos e desafiadores. A análise das métricas de desempenho, como tempo de execução, consistência e recompensa cumulativa, evidenciou a viabilidade e o potencial do sistema desenvolvido.

A principal contribuição deste trabalho está na criação de um método robusto e eficiente, capaz de treinar e avaliar sistemas de colaboração entre robôs em um contexto simulado. Este ambiente possibilitou o desenvolvimento de habilidades complexas nos robôs, como navegação autônoma, impressão 3D, remoção de obstáculos e outras funcionalidades importantes para a execução de tarefas colaborativas.

Uma das vantagens da abordagem proposta é a sua flexibilidade e adaptabilidade, quando comparada com as tecnologias atualmente utilizadas na ICC, como as impressoras 3D convencionais. Diferentemente dessas tecnologias, que muitas vezes são limitadas pelo alcance do robô e pela necessidade de estratégias de produção sequenciais, o sistema multi-robô desenvolvido permite uma operação simultânea e coordenada de múltiplos robôs, aumentando significativamente a eficiência e a qualidade do trabalho realizado.

Este estudo não só demonstra a viabilidade da utilização de sistemas multi-robôs em tarefas de construção complexas, mas também abre caminho para futuras aplicações e melhorias. A abordagem pode ser estendida para incluir tarefas ainda

mais complexas, como a instalação de sistemas elétricos e hidráulicos, assentamento de pisos, e outras atividades que requerem um alto grau de precisão e coordenação.

Para as empresas, a implementação de sistemas multi-robôs pode resultar em ganhos significativos de produtividade e redução de custos operacionais. Além disso, a automação de tarefas repetitivas e fisicamente extenuantes pode melhorar a segurança no local de trabalho, reduzindo o risco de acidentes e lesões entre os trabalhadores. A integração de robôs em canteiros de obras também pode permitir a execução de projetos mais complexos e ambiciosos, contribuindo para o avanço tecnológico da indústria da construção.

Em suma, este trabalho representa uma contribuição significativa para o avanço da robótica de construção e da colaboração multi-robô na ICC. Ao criar um método abrangente e eficaz, espera-se que este estudo sirva como um ponto de partida para futuras pesquisas e desenvolvimentos nessa área. Com a continuidade do trabalho, acredita-se que seja possível explorar ainda mais o potencial das simulações baseadas em Unity e dos sistemas de colaboração multi-robô, impulsionando assim a inovação e o progresso na ICC.

6.1 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Enquanto esta pesquisa estabelece uma base sólida para a colaboração multi-robô em ambientes virtuais da ICC, futuros trabalhos podem explorar uma variedade de problemas para aprimorar ainda mais o campo:

1. **Colaboração Humano-Robô:** Integrar trabalhadores humanos no ambiente de simulação pode fornecer insights cruciais sobre interações humano-robô eficazes e estratégias de delegação de tarefas dentro de canteiros de obras.
2. **Eventos Inesperados:** Introduzir mau funcionamento de equipamentos ou mudanças ambientais dinâmicas pode aumentar a robustez e adaptabilidade

dos robôs treinados, preparando-os para os desafios e imprevistos encontrados em projetos de construção do mundo real.

3. **Melhoria de Robôs:** Explorar a introdução de elementos adicionais nos robôs, como garras intercambiáveis, baterias com duração limitada e falhas em suas ferramentas. Essas adições poderiam resultar em comportamentos mais complexos e robustos por parte dos robôs.
4. **Método de alocação de tarefas:** Desenvolver métodos dinâmicos e baseados em dados para elencar tarefas aos robôs, levando em consideração o progresso das atividades e as demandas em constante mudança da construção.
5. **Aperfeiçoamento em técnicas de visão computacional:** Realizar a integração do sistema multi-robôs com técnicas de visão computacionais a fim de contribuir para a análise estrutural do ambiente da ICC.

O potencial dos sistemas multi-robôs e das simulações baseadas em Unity vão além dos limites desta pesquisa específica, fornecendo uma ferramenta valiosa para pesquisadores e desenvolvedores no campo da robótica. Isso permite a exploração de diversos projetos de robôs, estratégias de colaboração e cenários de construção em um ambiente seguro e controlado, acelerando assim o progresso da colaboração multi-robô e seu impacto potencial na ICC.

Além dessas sugestões, a seção 6.1.1 aprofunda as possibilidades no campo da inteligência artificial e a seção 6.1.2 aborda o uso avançado de sensores e percepção, explorando novas abordagens e técnicas que podem ampliar ainda mais o impacto e a eficiência dos sistemas multi-robôs.

6.1.1 Exploração de Técnicas Avançadas de Inteligência Artificial

No campo da colaboração multi-robô, há diversas oportunidades para expandir o uso de técnicas de inteligência artificial além do que foi explorado nesta pesquisa. Uma área promissora é o uso de algoritmos baseados em políticas, como o ator-

crítico, que poderiam ser aplicados para refinar as decisões dos robôs em tempo real, adaptando suas ações de maneira mais eficiente ao ambiente dinâmico da construção civil. O aperfeiçoamento de métodos como o Q-learning, com a incorporação de atualizações dos valores aprendidos, também representa uma direção valiosa para melhorar o desempenho e a adaptabilidade dos robôs.

Indicadores de desempenho, como a taxa de convergência, taxa de sucesso, e tempo médio de episódio, podem ser explorados para oferecer uma análise mais detalhada da eficácia das políticas de controle implementadas. Adicionalmente, explorar indicadores de robustez, como a variância da recompensa e a resiliência a perturbações, pode fornecer ideias sobre a capacidade dos robôs de manter um desempenho estável em face de mudanças inesperadas no ambiente.

Outra direção relevante é o aprendizado por transferência, onde os conhecimentos adquiridos em um contexto podem ser generalizados e ajustados para novas missões. Esse enfoque poderia ser essencial para a aplicação dos sistemas multi-robôs em diferentes cenários, além da construção civil, permitindo uma rápida adaptação a novos desafios.

Além disso, a introdução de indicadores específicos de domínio, como precisão, recall, taxa de erros, e exploração, pode enriquecer a avaliação da eficácia dos algoritmos utilizados. Essas métricas poderiam ser ajustadas para medir o sucesso dos robôs na execução de tarefas específicas, oferecendo uma visão mais clara de como os robôs se comportam em relação aos objetivos estabelecidos.

6.1.2 Avanços em Sensores e Percepção

Os avanços em sensores e tecnologias de percepção são cruciais para aprimorar a colaboração multi-robô em ambientes diversos. Pesquisas futuras poderiam se concentrar em desenvolver e integrar sensores mais sofisticados, como LiDAR, câmeras térmicas e sistemas de sensores acústicos. Esses sensores podem fornecer dados mais ricos e precisos, permitindo que os robôs percebam melhor o ambiente ao seu redor e tomem decisões mais informadas.

Além disso, explorar algoritmos avançados de fusão de sensores pode ajudar na criação de mapas tridimensionais detalhados, melhorando a navegação autônoma dos robôs e a execução de tarefas complexas. A pesquisa pode também focar em como os robôs podem adaptar sua percepção a mudanças no ambiente, como variações na iluminação, movimentação de objetos e alterações climáticas, garantindo que eles operem com eficiência e segurança em condições variadas.

6.2 PRODUÇÃO ACADÊMICA GERADA

Durante o período de desenvolvimento do presente trabalho, algumas publicações foram geradas e estão elencadas a seguir:

1. FRANÇA, Matheus Henrique Nunes; LEPIKSON, Herman Augusto. **Heterogeneous Multi-Robot System for Manipulation and Inspection of Interesting Objects in Civil Construction**. In Conference on Complex Systems, 2023.
2. FRANÇA, Matheus Henrique Nunes; LEPIKSON, Herman Augusto. **Towards Efficient Heterogeneous Multi-Robot Collaboration in Dynamic Unity-Based Civil Construction Simulations**. In XII Congresso Nacional de Engenharia Mecânica, 2024.

REFERÊNCIAS

ABREU, Miguel *et al.* Learning low level skills from scratch for humanoid robot soccer using deep reinforcement learning. **2019 IEEE International Conference on Autonomous Robot Systems and Competitions (ICARSC)**, 2019.

ADDITIVE-MANUFACTURING-GLOBAL. **Chinese 3D Printing Company to "print" houses across Egypt**, 2015. Disponível em: <http://additivemanufacturing.global/index.php/en/print-en/architecture/3556-chinese-3d-printing-company-to-print-houses-across-egypt>. Acesso em: 2023.

ADR-LABORATORY. **University of Michigan completes Robotically Fabricated Structure**, 2022. Disponível em: <https://www.dezeen.com/2022/08/26/robotically-fabricated-structure-university-of-michigan>. Acesso em: 11 jul. 2022.

AGILITY-ROBOTICS. **Cassie - Agility Robotics**, maio 2022. Disponível em: <https://www.agilityrobotics.com/robots#cassie>. Acesso em: 19 fev. 2022.

AGRAVANTE, Don J. *et al.* Human-humanoid collaborative carrying. **IEEE Transactions on Robotics**, v. 35, n. 4, p. 833-846, 2019.

AIST. HRP-5P. **An advanced humanoid capable of using power tools and handling large objects like drywall sheets**, 2018. Disponível em: https://www.aist.go.jp/?utm_source=robots.ieee.org. Acesso em: 2 nov. 2022.

APISCOR. **Construction with Robotic Precision – Apis Cor | We Print 3D Buildings**, 2023. Disponível em: <https://apis-cor.com/technologies/>. Acesso em: 1 dez. 2023.

ASFOUR, Tamim *et al.* Armar-6: A collaborative humanoid robot for industrial environments. **2018 IEEE-RAS 18th International Conference on Humanoid Robots (Humanoids)**, p. 447--454, 2018.

BEER, Jenay M.; FISK, Arthur D.; ROGERS, Wendy A. Toward a framework for levels of robot autonomy in human-robot interaction. **Journal of human-robot interaction**, v. 3, n. 2, p. 74, 2014.

BILLARD, Aude A. K. D. Trends and challenges in robot manipulation. **Science**, v. 364, 2019.

BLUMENKAMP, Jan *et al.* A Framework for Real-World Multi-Robot Systems Running Decentralized GNN-Based Policies. **2022 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)**, p. 8772-8778, 2022.

BOCK, Thomas. The future of construction automation: Technological disruption and the upcoming ubiquity of robotics. **Automation in construction**, v. 59, p. 113-121, 2015.

BOGUE, Robert. What are the prospects for robots in the construction industry? **Industrial Robot: An International Journal**, v. 45, n. 1, p. 1-6, 2018.

BOMFIM, Natasha D.; NORIEGA, Carlos. A INTEGRAÇÃO DE ROBÔS NA AUTOMAÇÃO DE PROCESSOS INDUSTRIAIS: VANTAGENS, DESAFIOS E PERSPECTIVAS. **CERN European Organization for Nuclear Research**, 2023.

BOSTON-DYNAMICS. **Atlas - Boston Dynamics**, maio 2022. Disponível em: <https://www.bostondynamics.com/atlas>. Acesso em: 19 fev. 2022.

- BOUFFANAIS, Roland. **Design and control of swarm dynamics**. Singapore: Springer, v. 1, 2016.
- BRADSKI, G. The OpenCV Library. **Dr. Dobb's Journal: Software Tools for the Professional Programmer**, v. 25, n. 11, p. 120-123, 2000.
- BRAMBILLA, Manuele *et al.* Swarm robotics: a review from the swarm engineering perspective. **Swarm Intelligence**, v. 7, p. 1-41, 2013.
- BUILDINK. **Buildink – Next-gen 3D Construction**, maio 2023. Disponível em: <http://buildink.com/>. Acesso em: 09 jan. 2023.
- CASTILLO, Guillermo A. *et al.* Reinforcement learning-based cascade motion policy design for robust 3d bipedal locomotion. **IEEE Access**, v. 10, p. 20135-20148, 2022.
- CICALESE, Reynold. **Manufacturing Trends - Additive Manufacturing - Alloy Silverstein**, 2019. Disponível em: <https://alloysilverstein.com/manufacturing-trends-additive-vs-traditional/>. Acesso em: 24 out. 2023.
- COBOD. **World leader in 3D construction printing | COBOD International**, 2023. Disponível em: <https://cobod.com/press/>. Acesso em: 1 dez. 2023.
- CONSTRUCTIONS3D. **Pioneer in 3D concrete printing**, 2023. Disponível em: <https://www.constructions-3d.com>. Acesso em: 1 jul. 2023.
- CYBE. **We redefine construction | CyBe Construction**. Disponível em: <https://cybe.eu/3d-concrete-printing/printers/cybe-robot/>. Acesso em: 01 dez. 2023.
- DEMEYER, Serge; DUCASSE, Stéphane; NIERSTRASZ, Oscar. Object-oriented reengineering patterns. **Elsevier**, 2002.
- DÖRFLER, Kathrin *et al.* Additive Manufacturing using mobile robots: Opportunities and challenges for building construction. **Cement and concrete research**, v. 158, p. 106-772.
- DRUMHELLER, Michael. Mobile robot localization using sonar. **IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence**, n. 2, p. 325-332, 1987.
- DUBALLET, Romain; BAVEREL, Olivier; DIRRENBARGER, Justin. Classification of building systems for concrete 3D printing. **Automation in Construction**, v. 83, p. 247-258, 2017.
- DUFFY, Brian R.; DRAGONE, Mauro; O'HARE, Gregory M. P. Social robot architecture: A framework for explicit social interaction. **Android Science: Towards Social Mechanisms, CogSci 2005 Workshop, Stresa, Italy**, p. 3-4, 2005.
- ENGINEERING-VILLAGE. **Engineering Village**, maio 2023. Disponível em: <https://www.engineeringvillage.com/home.url>. Acesso em: 01 maio 2023.
- ERIC, Baldwin. ArchDaily. **Japanese Robot Capable of Installing Drywall by Itself**, 2018. Disponível em: <https://www.archdaily.com/903248/japanese-robot-capable-of-installing-drywall-by-itself>. Acesso em: 02 nov. 2022.
- FENG, Zhi *et al.* An overview of collaborative robotic manipulation in multi-robot systems. **Annual Reviews in Control**, v. 49, p. 113-127, 2020.

GAZEBO. Gazebo from Open Robotics, maio 2022. Disponível em: <https://gazebosim.org/home>. Acesso em: 05 nov. 2023.

GÉRON, Aurélien. Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, tools, and techniques to build intelligent systems. **O'Reilly Media, Inc**, 2022.

GIBSON, Ian *et al.* Additive manufacturing technologies. **Springer**, v. 17, 2021.

GOODRICH, Michael A; SCHULTZ, Alan C; OTHERS. **Human–robot interaction: a survey**. Boston: Now Publishers, Inc., v. 1, 2008. 203-275 p.

GOUVEIA, Bruno D. *et al.* Computation sharing in distributed robotic systems: a case study on SLAM. **IEEE Transactions on Automation Science and Engineering**, v. 12, n. 2, p. 410-422, 2014.

GRONAUER, Sven; DIEPOLD, Klaus. Multi-agent deep reinforcement learning: a survey. **Artificial Intelligence Review**, v. 55, n. 2, p. 895-943, 2022.

HADDADIN, Sami *et al.* **Towards the robotic co-worker**. Berlin Heidelberg: Springer, 2011. 261--282 p.

HAN, Isla X.; MEGGERS, Forrest; PARASCHO, Stefana. Bridging the collectives: A review of collective human-robot construction. **International Journal of Architectural Computing**, London, v. 19, n. 4, p. 512-531, 2021.

HANNEBAUER, Markus *et al.* Reactivity and deliberation: a survey on multi-robot systems. **Balancing Reactivity and Social Deliberation in Multi-Agent Systems: From RoboCup to Real-World Applications**, Heidelberg, p. 9-32, 2001.

HART, Peter; NILSSON, Nils; RAPHAEL, Bertram. A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths. **IEEE transactions on Systems Science and Cybernetics**, v. 4, n. 2, p. 100-107, 1968.

HESS, Wolfgang *et al.* Real-Time Loop Closure in 2D LIDAR SLAM. **2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)**, p. 1271-1278, 2016.

ICON. **3D Technology**, 2023. Disponível em: <https://www.iconbuild.com/>. Acesso em: 1 dez. 2023.

INFOCUS. Manufatura convencional e aditiva. Qual a diferença? **Infocus**, 2023. Disponível em: <https://infocus.com.br/manufatura-convencional-e-aditiva/#:~:text=Na%20manufatura%20convencional%2C%20como%20mencionado,camada%20por%20camada%20de%20material>. Acesso em: 08 maio 2024.

JADBABAIE, Ali; LIN, Jie; MORSE, A S. Coordination of groups of mobile autonomous agents using nearest neighbor rules. **IEEE Transactions on automatic control**, v. 48, n. 6, p. 988-100, 2003.

JOCHER, Glenn. **YOLOv5**, maio 2020. Disponível em: <https://docs.ultralytics.com>.

JOHNSON, Michael A; MORADI, Mohammad H. **PID control**. London: Springer, 2005.

JULIANI, Arthur *et al.* Unity: A general platform for intelligent agents. **arXiv preprint arXiv:1809.02627**, 2018.

JULIUS, Sustarevas. **Armstone at Reddit Robotics Showcase**, 2022. Disponível em: <http://www.julius-sustarevas.com/2022-07-01-armstone-at-reddit-robotics-showcase>. Acesso em: 02 nov. 2022.

KAYSER, Markus *et al.* FIBERBOTS: an autonomous swarm-based robotic system for digital fabrication of fiber-based composites. **Construction Robotics**, v. 2, p. 67-79, 2018.

KIM, Pileun *et al.* SLAM-driven intelligent autonomous mobile robot navigation for construction applications. **Advanced Computing Strategies for Engineering: 25th EG-ICE International Workshop 2018**, Lausanne, p. 254-269, 2018.

KLEINER, Alexander; SUN, Dali. Decentralized SLAM for Pedestrians without direct Communication. **IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems**, p. 1461-1466, 2007.

LIANG, Eric *et al.* RLLib: Abstractions for Distributed Reinforcement Learning. **International conference on machine learning**, p. 3053-3062, 2018.

LIU, Lu; XIAO, Ling; LIU, Tingting. Construction and Integration of under vehicle inspection system based on multi-source sensors. **IEEE International Conference on Signal Processing, Communications and Computing (ICSPCC)**, p. 1-4, 2019.

LIU, Peter *et al.* A review of rotorcraft unmanned aerial vehicle (UAV) developments and applications in civil engineering. **Smart Struct. Syst**, v. 13, n. 6, p. 1065-1094, 2014.

LIU, Rongrong *et al.* Deep reinforcement learning for the control of robotic manipulation: a focussed mini-review. **Robotics MDPI**, v. 10, n. 1, p. 22, 2021.

M&T, Revista. Como a robótica e a autonomia estão mudando a construção. **Revista M&T**, 2022. Disponível em: <https://revistamt.com.br/Materias/Exibir/como-a-robotica-e-a-autonomia-estao-mudando-a-construcao>. Acesso em: 08 maio 2024.

MAHMOUDI, Reza A. O. A. Reinforcement learning for obstacle avoidance application in unity ml-agents, 2023.

MALAGON-SOLDARA, Salvador M. *et al.* Mobile robot localization: A review of probabilistic map-based techniques. **IAES International Journal of Robotics and Automation**, v. 4, n. 1, p. 73, 2015.

MALEWAR, AMIT. Inceptive Mind. **Spot robot is ready for on-site inspection at a large construction site**, 2019. Disponível em: <https://www.inceptivemind.com/spot-robot-ready-site-inspection-large-construction-site/10359>. Acesso em: 07 nov. 2022.

MALIS, Ezio. Survey of vision-based robot control. **ENSIETA European Naval Ship Design Short Course, Brest, France**, v. 41, p. 46, 2002.

MARKOPOULOU, Areti; CAMPRODON, Guillem; FRAGUADA, Luis. Minibuilders. **Small robots printing big structures**, 2023. Disponível em: <https://robots.iaac.net/>. Acesso em: 01 jul. 2023.

MENEZES, Patrick. **Como é o uso de robôs na Construção Civil**, 2023. Disponível em: <https://www.sienge.com.br/blog/robos-na-construcao-civil>. Acesso em: 01 maio 2023.

MERZLYAKOV, Alexey; MACENSKI, Steven. A comparison of modern general-purpose visual SLAM approaches. **IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)**, p. 9190-9197, 2021.

MIKI, Takahiro *et al.* Learning robust perceptive locomotion for quadrupedal robots in the wild. **Science Robotics**, v. 7, 2022.

MILLER, Devin; GIBSON, Sarah; NAVARRO, Anthony. Advance your robot autonomy with ROS 2 and Unity. **ROS org: San Martin, CA, USA**, 2021.

MUR-ARTAL, Raúl; TARDÓS, Juan D. Orb-slam2: An open-source slam system for monocular, stereo, and rgb-d cameras. **IEEE transactions on robotics**, v. 33, p. 1255-1262, 2017.

NVIDIA. What Is Isaac Sim?. **Omniverse Robotics documentation**, 2022. Disponível em: https://docs.omniverse.nvidia.com/app_isaacsim/app_isaacsim/overview.html. Acesso em: 21 abr. 2022.

ONSHAPE. **The future of CAD & PDM**, 2024. Disponível em: <https://www.onshape.com/en/>. Acesso em: 08 maio 2024.

OPEN-ROBOTICS. **ROS 2 Documentation**, 2022. Disponível em: <https://docs.ros.org/en/foxy/index.html>. Acesso em: 21 abr. 2022.

OROOJLOOYJADID AFSHIN E HAJINEZHAD, Davood. A review of cooperative multi-agent deep reinforcement learning. **Applied Intelligence**, v. 53, p. 13677-13722, 2023.

PAOLINI, Alexander; KOLLMANNBERGER, Stefan; RANK, Ernst. Additive manufacturing in construction: A review on processes, applications, and digital planning methods. **Additive manufacturing**, v. 30, p. 100-894, 2019.

PARASKEVOUDIS, Konstantinos; KARAYANNIS, Panagiotis; KOUMOULOS, Elias P. Real-time 3D printing remote defect detection (stringing) with computer vision and artificial intelligence. **Processes**, 2020.

PARKER, Lynne E. A. R. D. A. S. G. S. Multiple mobile robot systems. **Springer handbook of robotics**, p. 1335--1384, 2016.

PAULL, Liam *et al.* Communication-constrained multi-AUV cooperative SLAM. **IEEE international conference on robotics and automation (ICRA)**, p. 509-516, 2015.

PAWAR, Vijay M.; STUART-SMITH, Robert; SCULLY, Peter. Toward autonomous architecture: The convergence of digital design, robotics, and the built environment. **Science Robotics**, v. 2, 2017.

PHENG L.S., & M. C. Y. Managing Productivity in Construction: JIT Operations and Measurements. **Routledge**, 2018.

PICKNIK-ROBOTICS. Moving robots into the future, 2024. Disponível em: <https://moveit.ros.org/>. Acesso em: 08 maio 2024.

PYGAME. Pygame Software, 2023. Disponível em: <https://www.pygame.org/news>. Acesso em: 16 out. 2023.

QINGYANG, TAN; DUNBANG, He; SHUANGQI, Luo. qytan. **Deep Combined Reinforcement Learning Planner for Multi-Robot System**, 2019. Disponível em: <https://qytan.com/project/818n>. Acesso em: 02 nov. 2022.

QUERALTA, Jorge P. *et al.* VIO-UWB-based collaborative localization and dense scene reconstruction within heterogeneous multi-robot systems. **International Conference on Advanced Robotics and Mechatronics (ICARM)**, p. 87-94, 2022.

- RAVANKAR, Abhijeet *et al.* SHP: Smooth Hypocycloidal Paths with Collision-Free and Decoupled Multi-Robot Path Planning. **International Journal of Advanced Robotic Systems**, 2016.
- REIJGWART, Victor A. P. M. A. S. R. A. O. L. Waverider: Leveraging Hierarchical, Multi-Resolution Maps for Efficient and Reactive Obstacle Avoidance. **arXiv preprint arXiv:2405.13617**, 2024.
- REILY, Brian; MOTT, Terran; ZHANG, Hao. Decentralized and communication-free multi-robot navigation through distributed games. **arXiv preprint arXiv:2012.09335**, 2020.
- REN, Shaoqing *et al.* Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. **Advances in neural information processing systems**, v. 28, 2015.
- REYNOLDS, Craig W. Flocks, herds and schools: A distributed behavioral model. **Proceedings of the 14th annual conference on Computer graphics and interactive techniques**, p. 25-34, 1987.
- RIZK, Yara; AWAD, Mariette; TUNSTEL, Edward W. **Cooperative Heterogeneous Multi-Robot Systems: A Survey**. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, v. 52, 2019. ISBN 0360-0300. Disponível em: <https://doi.org/10.1145/3303848>.
- RODRIGUES, João C. **Trabalho. Escassez de mão-de-obra à escala global**, 2022. Disponível em: <https://online.sapo.pt/2022/01/13/trabalho-escassez-de-mao-de-obra-a-escala-global/>. Acesso em: 05 maio 2023.
- ROSAS-CERVANTES, Vinicio; LEE, Soon-Geul. 3D localization of a mobile robot by using Monte Carlo algorithm and 2D features of 3D point cloud. **International Journal of Control, Automation and Systems**, v. 18, p. 2955-2965, 2020.
- RUSU, Radu B.; COUSINS, Steve. 3D is here: Point Cloud Library (PCL). **2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)**, Shanghai, China, 2011.
- SAHU, Venkata S. D. M. A. S. P. A. P. C. K. Modelling, and control techniques of robotic manipulators: A review. **Materials Today: Proceedings**, v. 56, p. 2758--2766, 2022.
- SALMI, Timo *et al.* Human-robot collaboration and sensor-based robots in industrial applications and construction. **Robotic building**, p. 25-52, 2018.
- SAMVELYAN, Mikayel *et al.* The starcraft multi-agent challenge. **arXiv preprint arXiv:1902.04043**, 2019.
- SCHULMAN, John *et al.* Proximal policy optimization algorithms. **arXiv preprint arXiv:1707.06347**, 2017.
- SCHULMAN, John A. M. P. A. L. S. A. J. M. A. A. P. High-dimensional continuous control using generalized advantage estimation. **arXiv preprint arXiv:1506.02438**, 2015.
- SOVIANY, Petru *et al.* Curriculum learning: A survey. **International Journal of Computer Vision**, v. 130, n. 6, p. 1526--1565, 2022.
- SPENCER JR, Billie F.; HOSKERE, Vedhus; NARAZAKI, Yasutaka. Advances in computer vision-based civil infrastructure inspection and monitoring. **Engineering**, v. 5, p. 199-222, 2019.

STATISTA. **Global construction market size 2020-2030**, 2022. Disponível em: <https://www.statista.com/statistics/1290105/global-construction-market-size-with-forecasts>. Acesso em: 01 maio 2023.

STENTZ, Anthony. Optimal and efficient path planning for partially-known environments. **Proceedings of the 1994 IEEE international conference on robotics and automation**, p. 3310-3317, 1994.

SUSTAREVAS, Julius *et al.* YouWasps: towards autonomous multi-robot mobile deposition for construction. **IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)**, p. 2320-2327, 2019.

TAILOR, Jaydut. *Classification of Cracks: Nature Wise, Width Wise & Shape Wise*, 2017.

TALAGANI, M R. *et al.* Numerical simulation of big area additive manufacturing (3D printing) of a full size car. **SAMPE J**, v. 51, p. 27-36, 2015.

TAN, Ming. Multi-agent reinforcement learning: Independent vs. cooperative agents. **Proceedings of the tenth international conference on machine learning**, p. 330-337, 1993.

TURGUT, Ali E. *et al.* Self-organized flocking in mobile robot swarms. **Swarm Intelligence**, p. 97-120, 2008.

TZAFESTAS, Spyros G. *Introduction to mobile robot control*. Elsevier, 2013.

UNITY. Engine para 3D, 2D, VR e AR. **Plataforma de desenvolvimento em tempo real do Unity**, 2023. Disponível em: <https://unity.com/pt>. Acesso em: 10 dez. 2023.

UNITY-PPO-TRAINER. Unity ML-Agents Toolkit. **trainer.py**, 2024. Disponível em: <https://github.dev/Unity-Technologies/ml-agents/blob/develop/ml-agents/mlagents/trainers/ppo/trainer.py>. Acesso em: 31 maio 2024.

VÁSÁRHELYI, Gábor E. A. Outdoor flocking and formation flight with autonomous aerial robots. **IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems**, p.

VENTURE, Liga. **Robôs à Obra: O Impacto dos Andróides na Construção Civil**, 2023. Disponível em: <https://liga.ventures/insights/relatorios/robos-a-obra-o-impacto-dos-androides-na-construcao-civi>. Acesso em: 05 maio 2023.

VICSEK TAMÁS E ZAFEIRIS, Anna. Collective motion. **Physics reports**, p. 71--140, 2012.

VILLARREAL, Octavio *et al.* Mpc-based controller with terrain insight for dynamic legged locomotion. **IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)**, p. 2436-2442, 2020.

VIRÁGH, Csaba *et al.* Flocking algorithm for autonomous flying robots. **Bioinspiration & biomimetics**, v. 9, 2014.

WERKHEISER, Mary J. *et al.* 3D printing in Zero-G ISS technology demonstration. **AIAA SPACE 2014 conference and exposition**, 2014.

YANG, Liang *et al.* Concrete defects inspection and 3D mapping using CityFlyer quadrotor robot. **IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica**, v. 7, 2020.

ZHANG, Hanbo A. T. J. A. S. S. A. L. X. Robotic grasping from classical to modern: A survey. **arXiv preprint arXiv:2202.0363**, 2022.

ZHANG, Ketao *et al.* Aerial additive manufacturing with multiple autonomous robots. **Nature**, v. 609, p. 709-717, 2022.

ZHANG, Xu *et al.* Large-scale 3D printing by a team of mobile robots. **Automation in Construction**, p. 98-106, 2018.



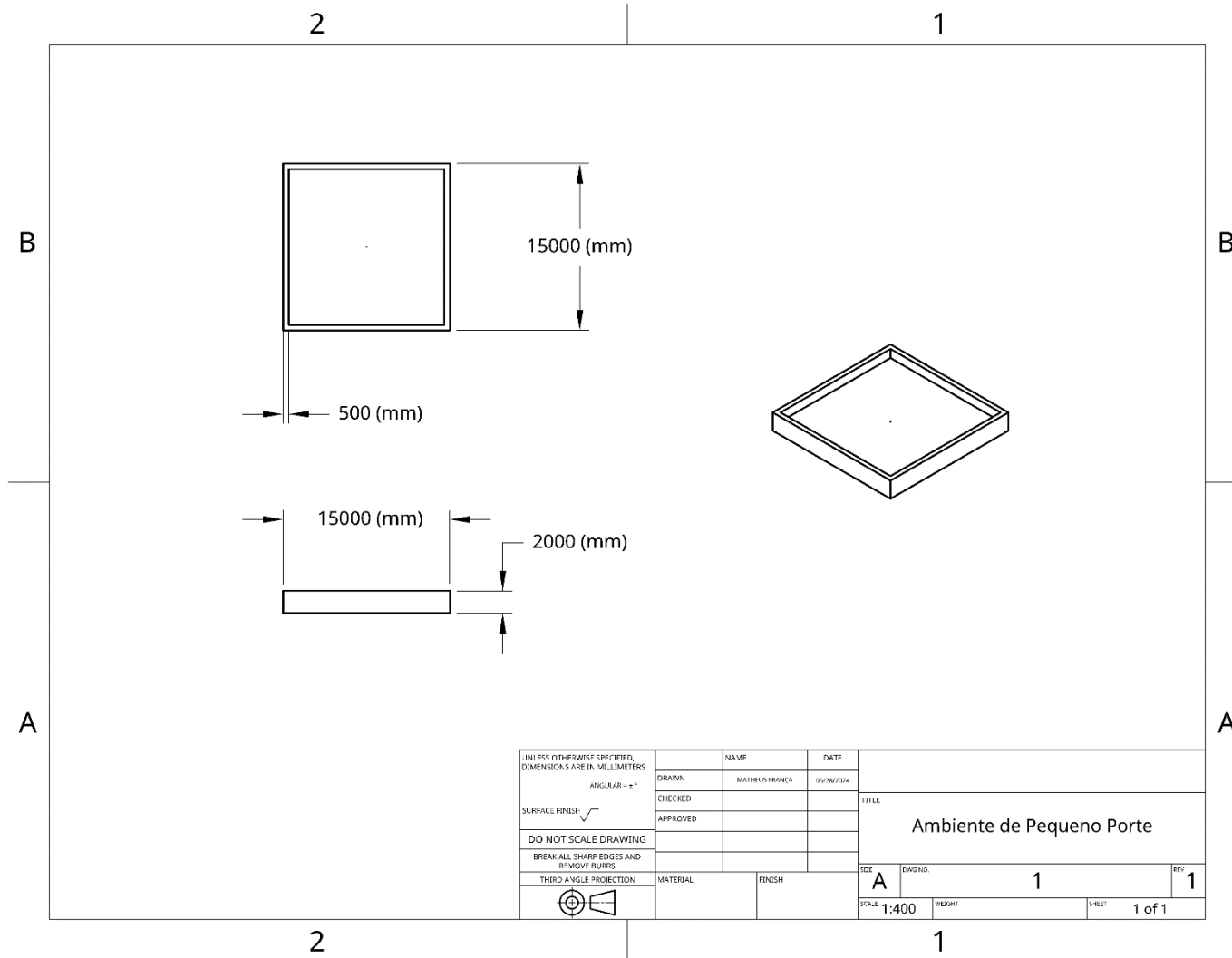
APÊNDICE A

DESENHOS TÉCNICOS DO AMBIENTE TRIDIMENSIONAL

Desenhos técnicos referentes ao ambiente de simulação tridimensional no Unity. Incluem cotas simples destinadas a fornecer uma representação espacial do ambiente em que os robôs estão operando e devem interagir. Vale ressaltar que as dimensões não representam objetos da vida real. Isso quer dizer que foram levadas em consideração apenas as proporções adequadas (que viabilizassem habilidades de navegação, manipulação e impressão) para os sistemas robóticos em relação aos ambientes e os obstáculos.

A Figura A.1 representa o ambiente de simulação de pequeno porte utilizado no estudo. O quadrilátero mostrado no desenho é uma representação do espaço onde ocorrem as operações dos robôs, delimitando o chão e as paredes. As dimensões são de 10 metros de largura por 10 metros de comprimento, com uma altura de parede de 2 metros. Esses parâmetros são essenciais para entender a escala das operações e a movimentação dos robôs dentro do espaço simulado.

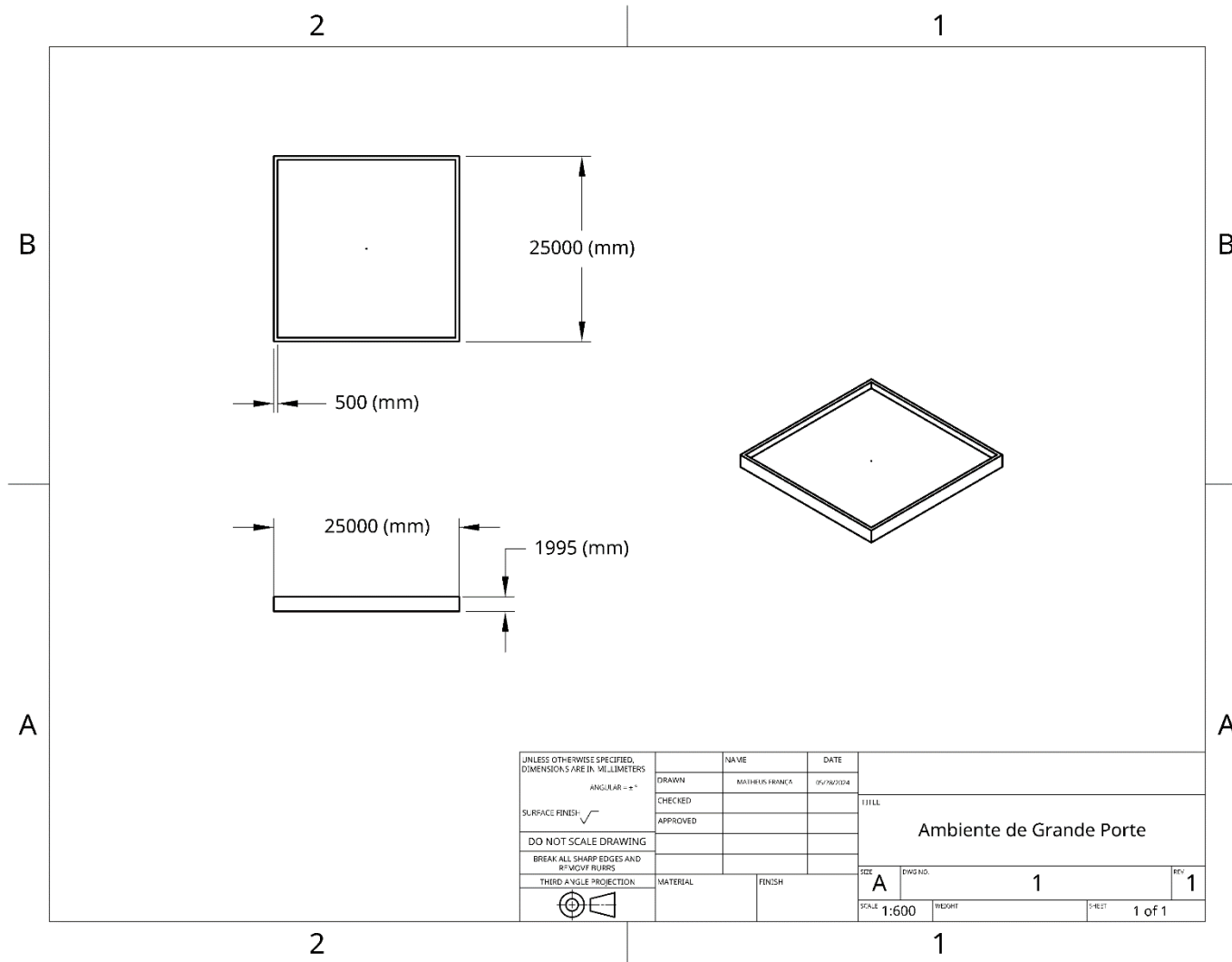
Figura A.1: Desenho técnico do ambiente de pequeno porte



Fonte: Elaborado pelo autor

A Figura A.2, similar ao desenho anterior, é uma representação do espaço onde ocorrem as operações dos robôs, delimitando o chão e as paredes. Nesta versão, as dimensões são um pouco maiores para comportar os experimentos com mais de dois robôs e o experimento de escoramento. As dimensões são de 25 metros de largura por 25 metros de comprimento, com uma altura de parede aproximada de 2 metros.

Figura A.2: Desenho técnico do ambiente de grande porte

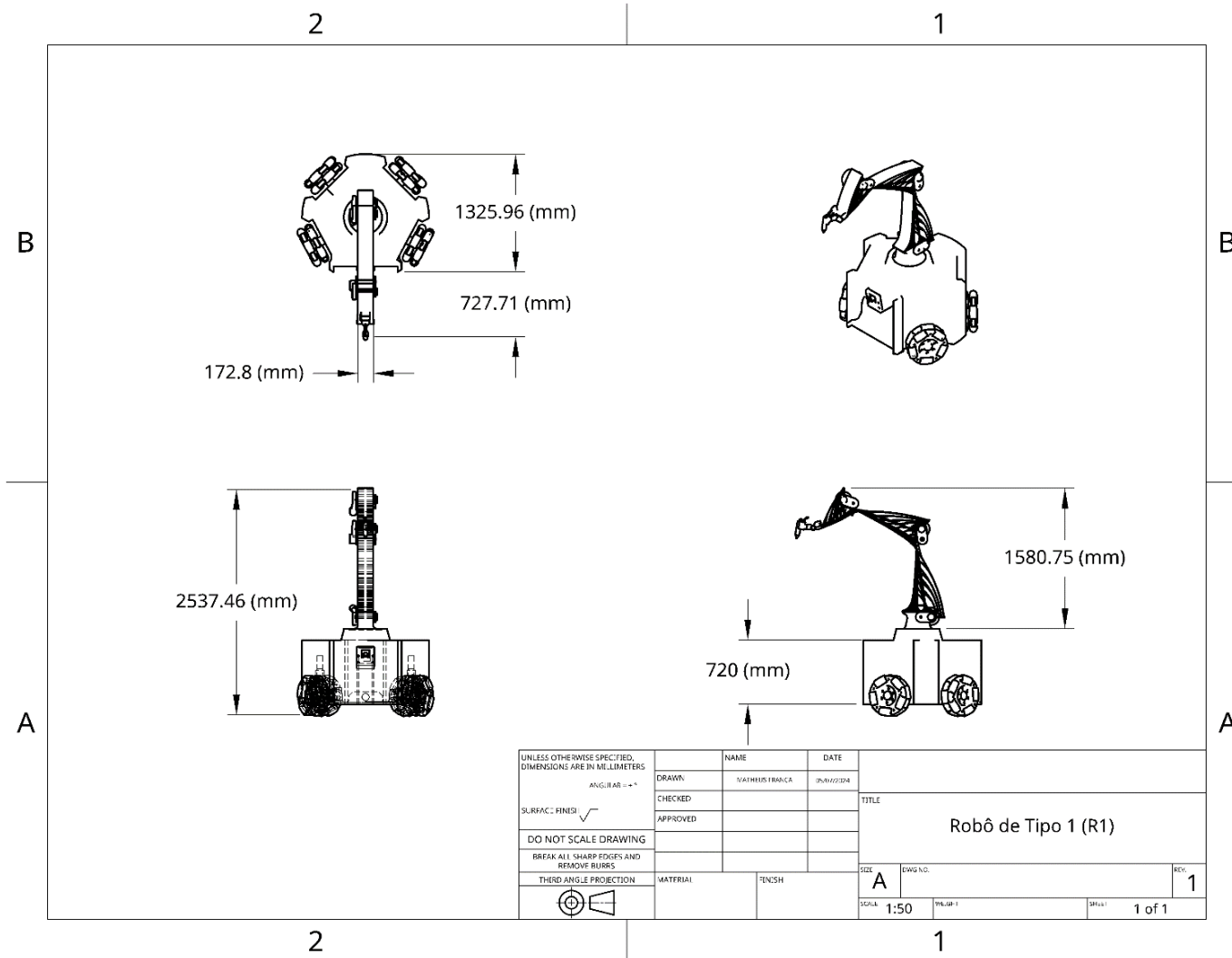


Fonte: Elaborado pelo autor

Nestes ambientes, os robôs colaboram na execução de tarefas de impressão 3D e manipulação de objetos, coordenando suas ações para evitar colisões e otimizar o tempo de execução das tarefas.

Na Figura A.3 é ilustrado o desenho técnico do robô de tipo 1. Este robô é projetado para realizar tarefas de impressão 3D no ambiente de construção. Ele é equipado com uma extrusora capaz de depositar material camada por camada para formar estruturas. Este robô colabora com outros robôs manipuladores para garantir que a área de impressão esteja livre de obstáculos e para ajudar no escoramento de material, se necessário.

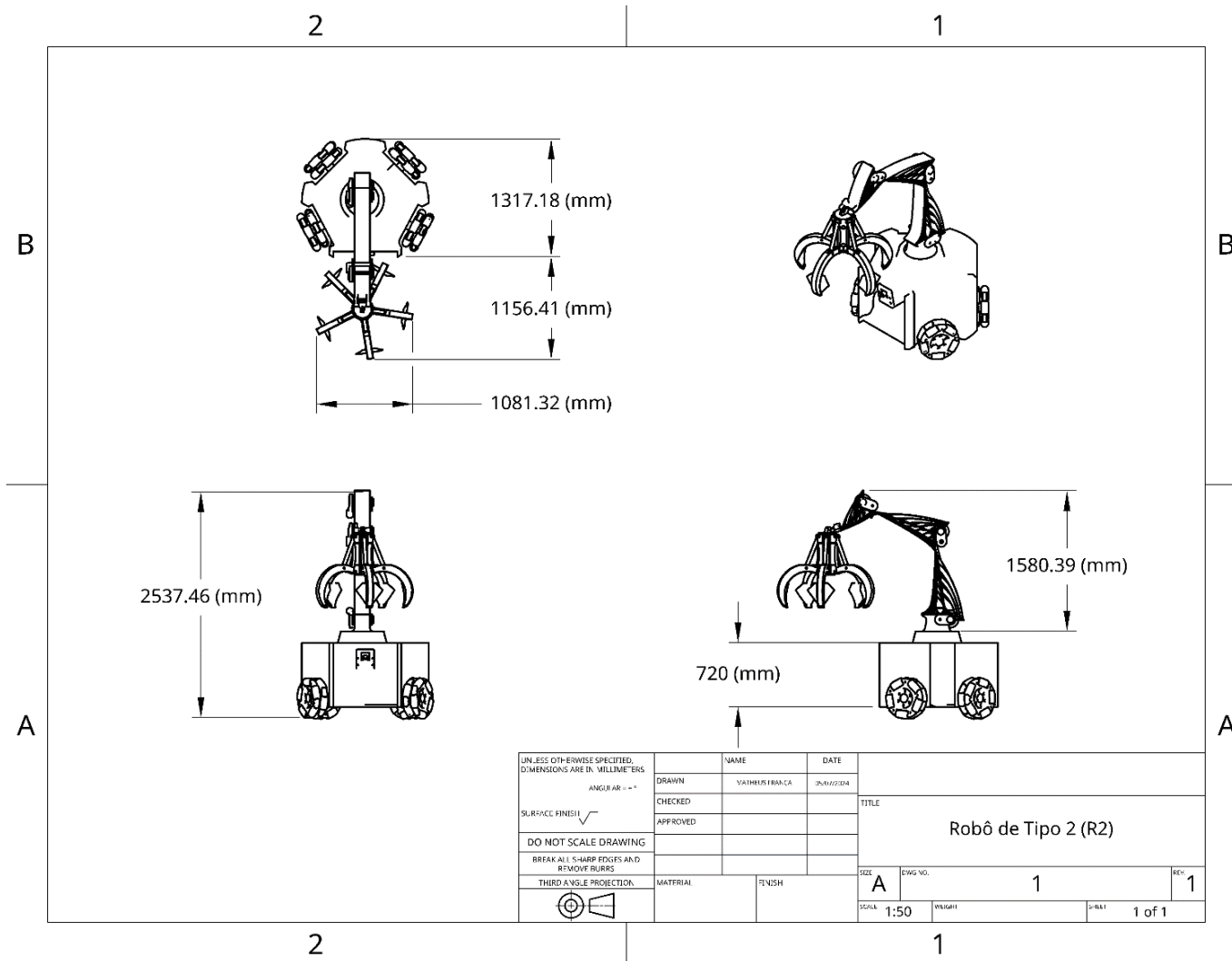
Figura A.3: Desenho técnico do robô de tipo 1



Fonte: Elaborado pelo autor

Na Figura A.4 é ilustrado o desenho técnico do robô de tipo 2. Este robô é projetado para realizar tarefas de manipulação de objetos. Ele é equipado com uma garra capaz de remover objetos do ambiente.

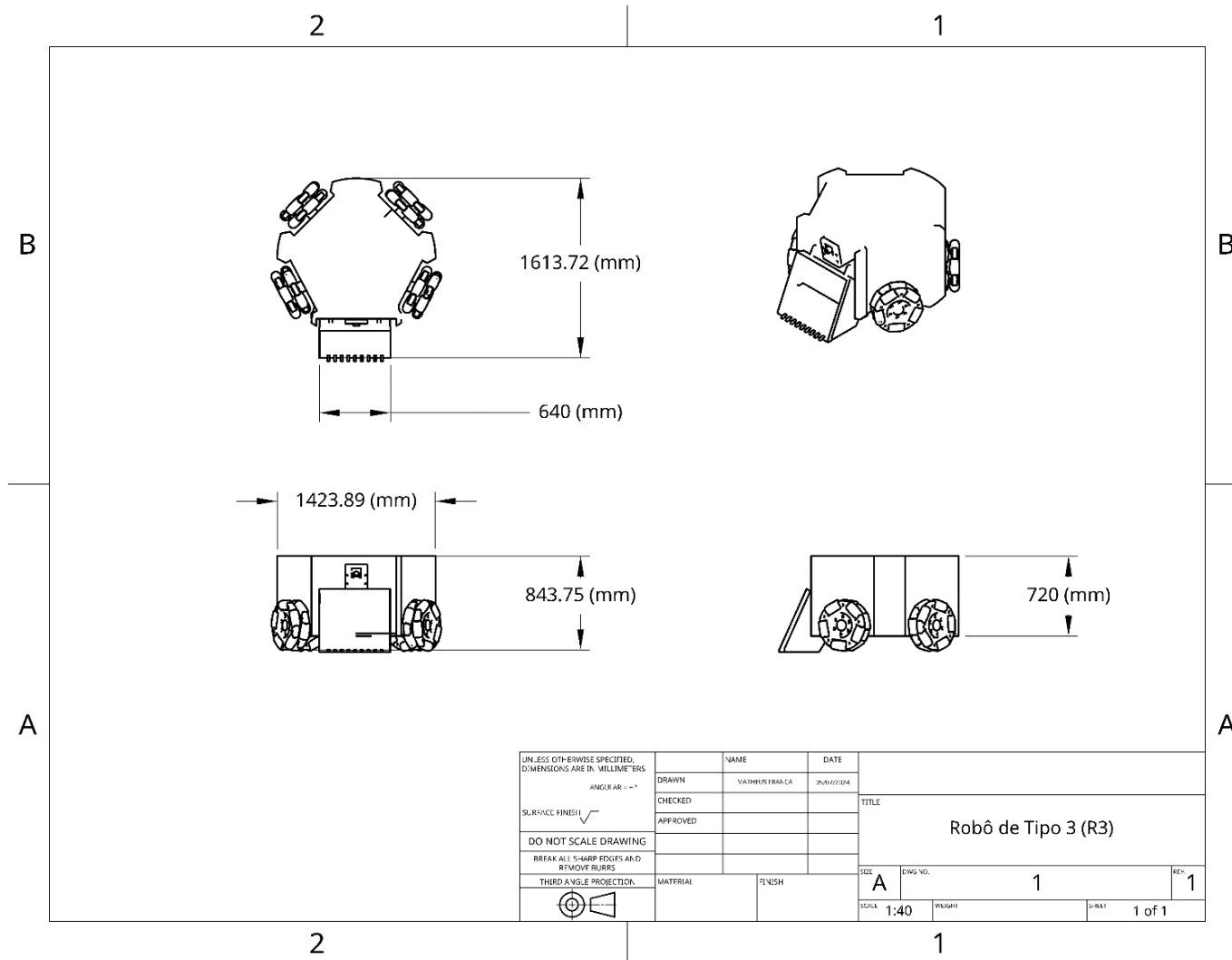
Figura A.4: Desenho técnico do robô de tipo 2



Fonte: Elaborado pelo autor

Na Figura A.5 é ilustrado o desenho técnico do robô de tipo 3. Similar ao robô de tipo 2, este robô é projetado para realizar tarefas de remoção de objetos. Ele é capaz de colaborar com mais robôs de tipo 3 para remover objetos de diferentes tamanhos e pesos no ambiente.

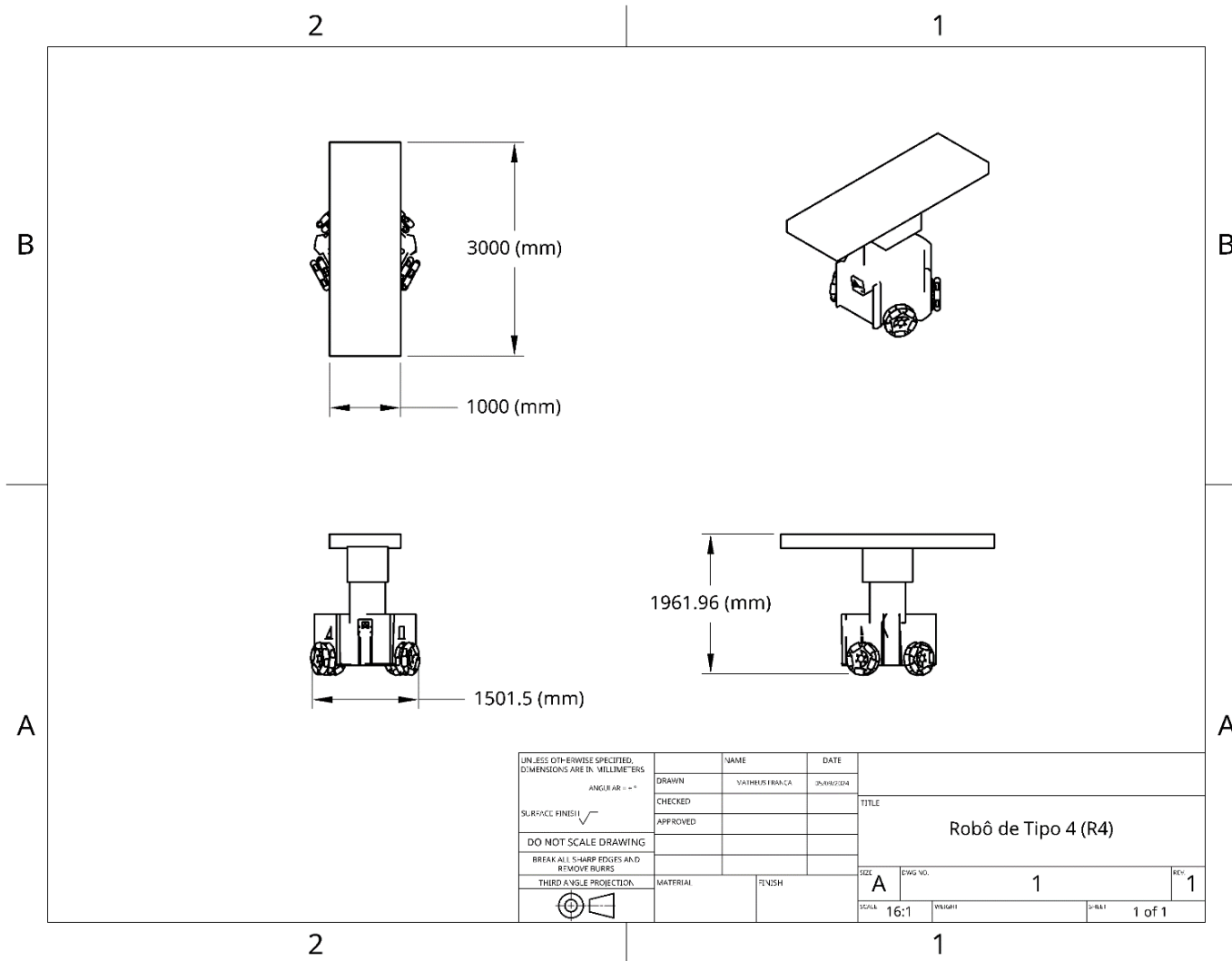
Figura A.5: Desenho técnico do robô de tipo 3



Fonte: Elaborado pelo autor

Na Figura A.6 é ilustrado o desenho técnico do robô de tipo 4. Este robô é projetado para realizar tarefas de escoramento de material. Ele é capaz de colaborar com o robô de tipo 1 para apoiar o processo de impressão em locais de difícil acesso. Este robô é equipado com uma plataforma capaz de se elevar em diferentes tamanhos. Com a plataforma em sua extensão máxima, este robô é capaz de atingir aproximadamente 2 metros de altura.

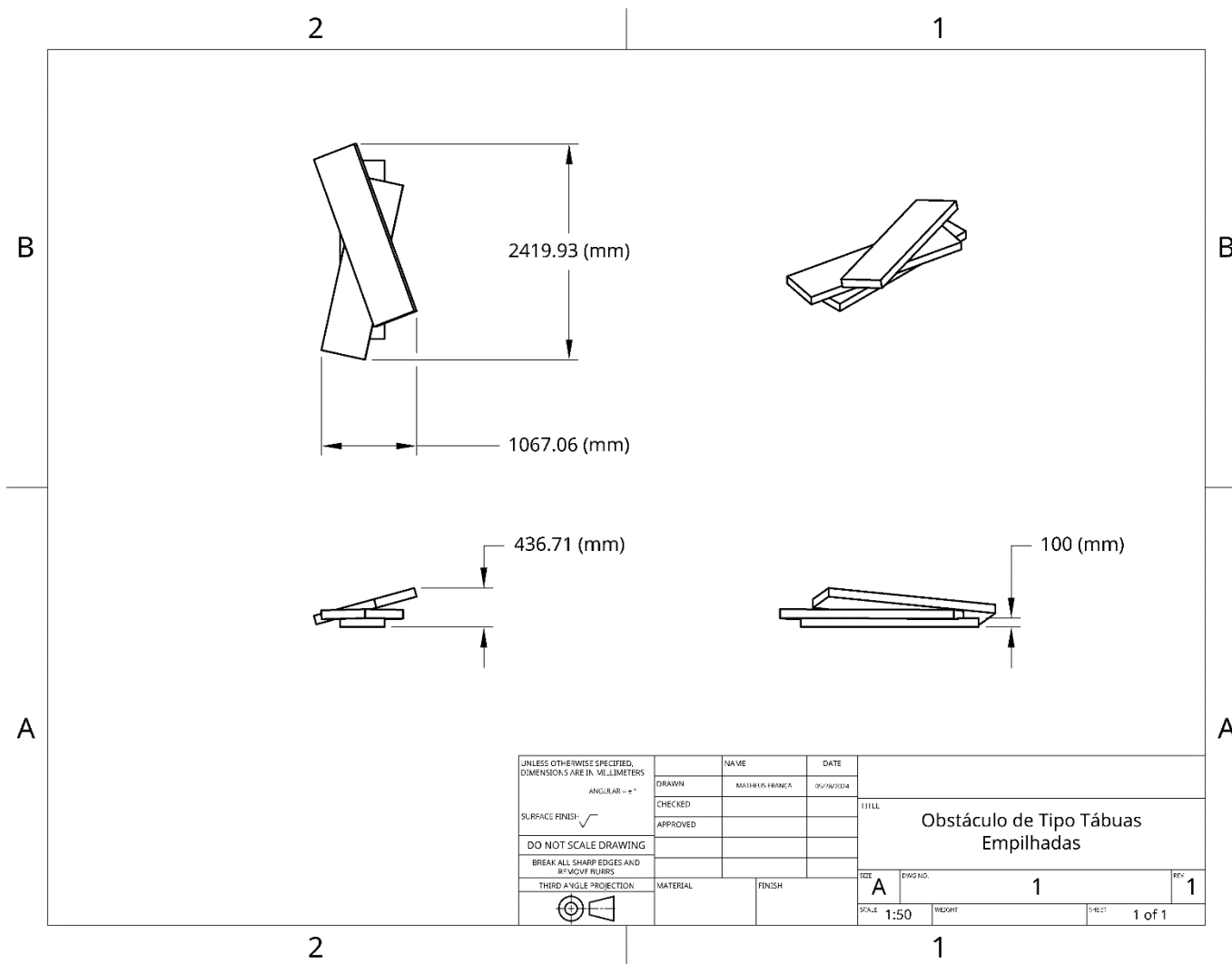
Figura A.6: Desenho técnico do robô de tipo 4



Fonte: Elaborado pelo autor

A Figura A.7 ilustra o desenho técnico do obstáculo com aparência de tábuas empilhadas no ambiente virtual de construção. Esse objeto foi usado no experimento de colaboração entre dois robôs (Subseção 4.3.1).

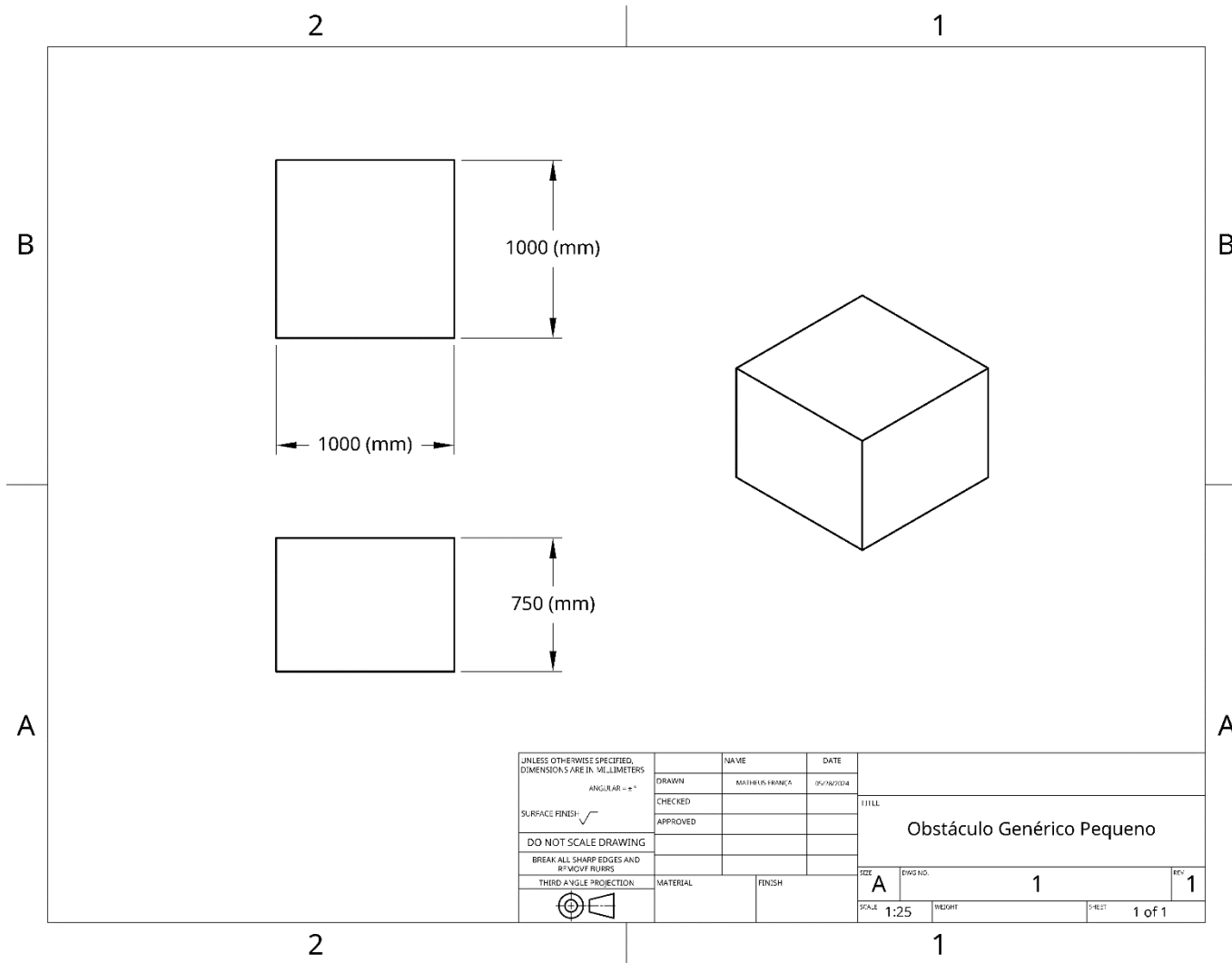
Figura A.7: Desenho técnico de obstáculo do experimento de colaboração entre dois robôs



Fonte: Elaborado pelo autor

Na Figura A.8 é representado o desenho técnico de um obstáculo que se assemelha a um cubo genérico. No contexto do projeto, este cubo é considerado de pequeno porte. Este obstáculo é manipulado por robôs de tipo 3, e pode ser removido por apenas um deles.

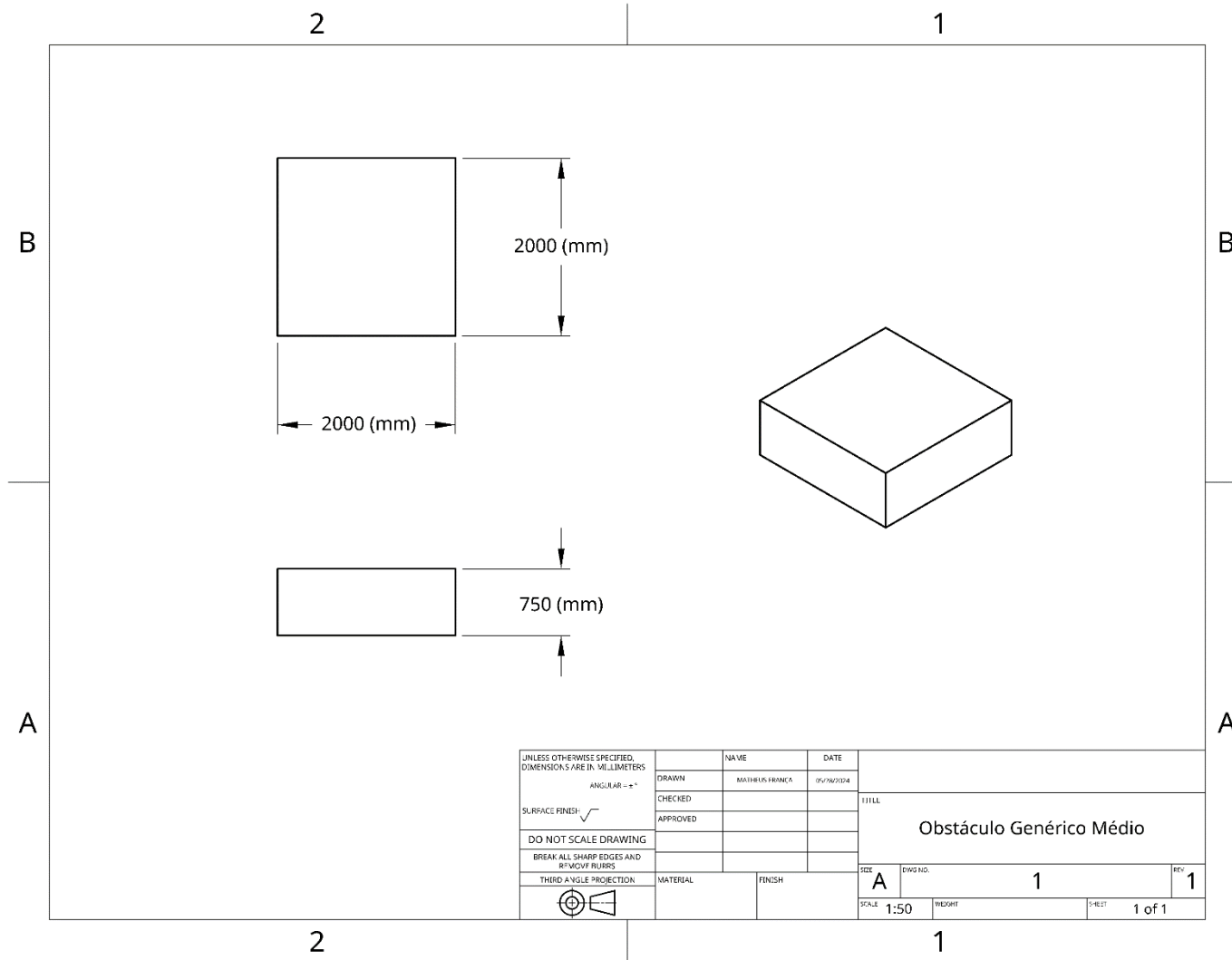
Figura A.8: Desenho técnico obstáculo pequeno



Fonte: Elaborado pelo autor

Na Figura A.9, similar a Figura A.8, é representado o desenho técnico de um obstáculo que se assemelha a um cubo achatado. No contexto do projeto, este cubo é considerado de médio porte. Este obstáculo também é manipulado por robôs de tipo 3, e pode ser removido por dois ou mais deles.

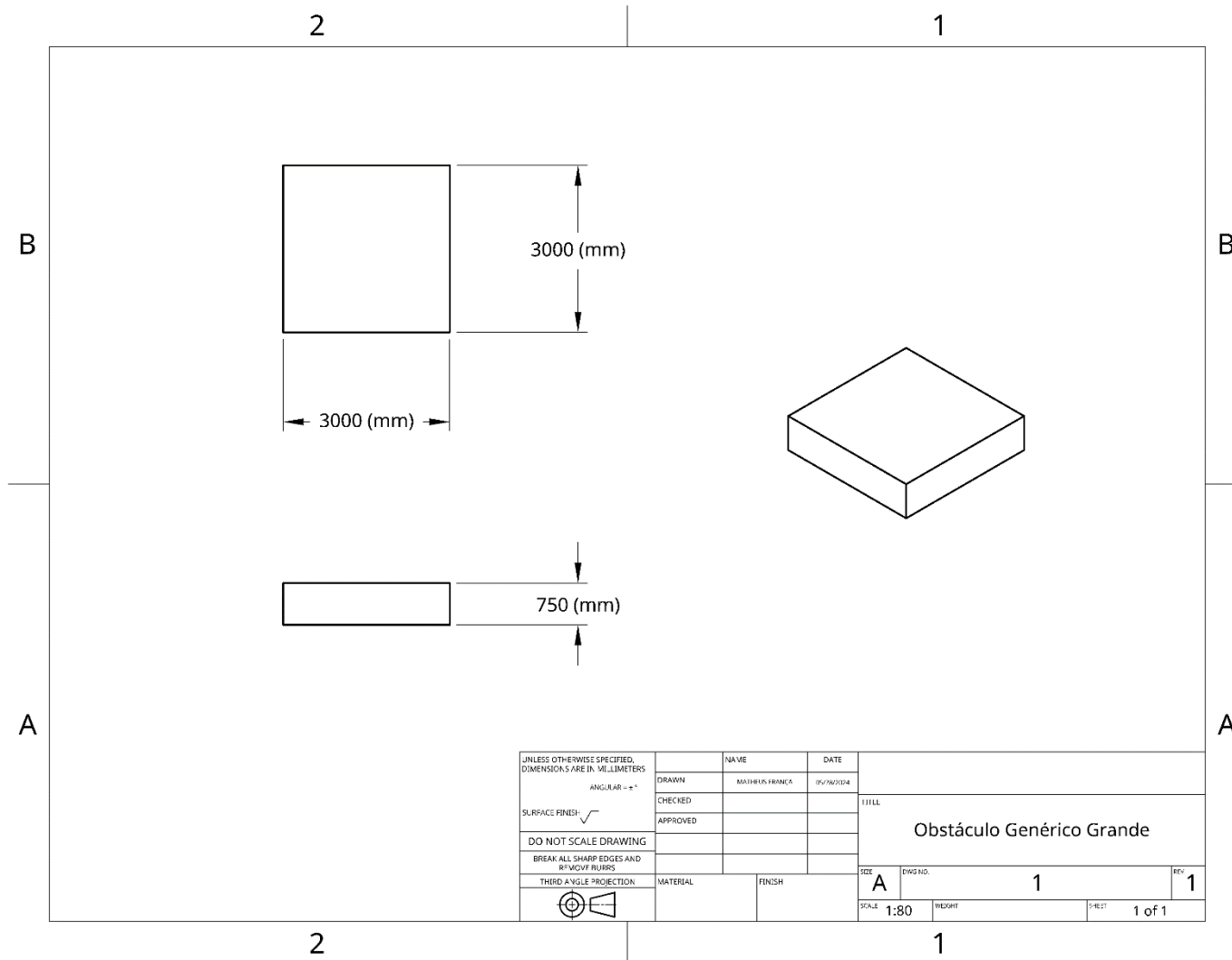
Figura A.9: Desenho técnico obstáculo médio



Fonte: Elaborado pelo autor

Finalmente, na Figura A.10, similar as Figura A.8 e Figura A.9, é representado o desenho técnico de um obstáculo que se assemelha a um cubo achatado. No contexto do projeto, este cubo é considerado de grande porte. Este obstáculo também é manipulado por robôs de tipo 3, e pode ser removido por três ou mais deles.

Figura A.10: Desenho técnico obstáculo grande



Fonte: Elaborado pelo autor

As descrições detalhadas dos desenhos técnicos e das funcionalidades dos robôs demonstram a complexidade envolvida na simulação e nas operações colaborativas dos robôs. Cada elemento do ambiente de simulação foi dimensionado e programado para gerar condições que emulam requisitos da construção, proporcionando uma plataforma robusta para testar e avaliar algoritmos de colaboração robótica.