

# Workshop de Robótica

Introdução à Navegação Autónoma e Planeamento — do Wall-Following ao A\*

**Luís Garrote, PhD**  
**Eduardo Borges, MSc**

Human-Centered Mobile Robotics Lab  
Institute of Systems and Robotics – University of Coimbra

---

# CONTEXTO

---

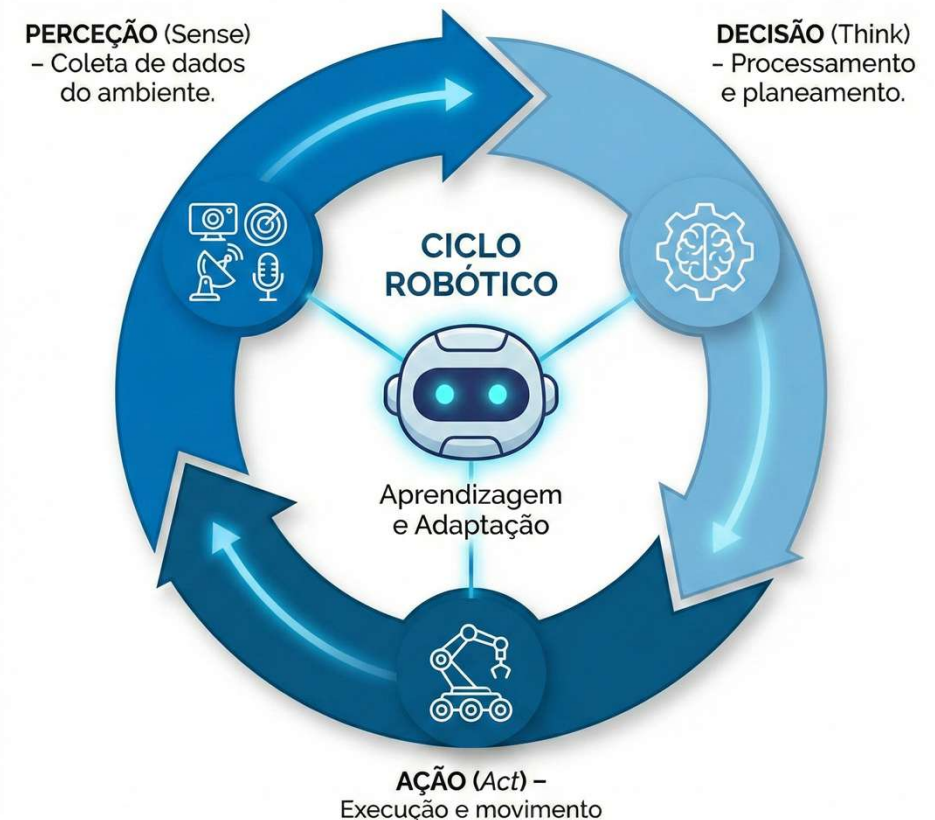
# O que é um robô?

**ISO 8373:2012** – Mecanismo acionado programável em dois ou mais eixos com um grau de autonomia, movendo-se dentro do seu ambiente, de forma a realizar tarefas pretendidas.

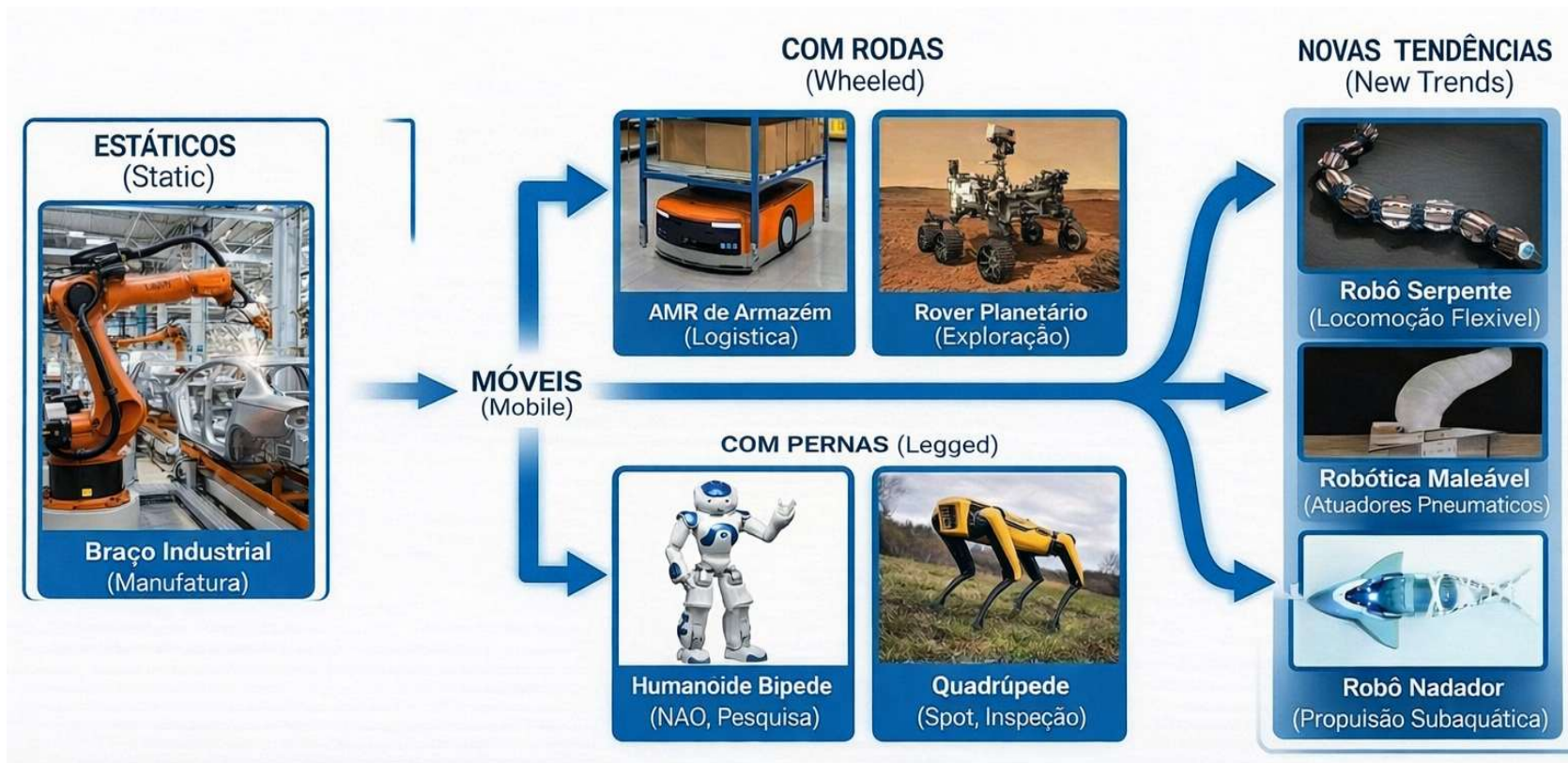
**ISO 8373:2021** – Mecanismo acionado programado com um grau de autonomia para realizar locomoção, manipulação ou posicionamento.

## Composto por:

- **Sensores:** Transdutores de grandezas físicas para digitais (LIDAR, Câmaras, Encoders).
- **Atuadores:** Motores DC, Servos (conversão de energia elétrica em mecânica).
- **Controlador:** O "cérebro" que processa a informação.



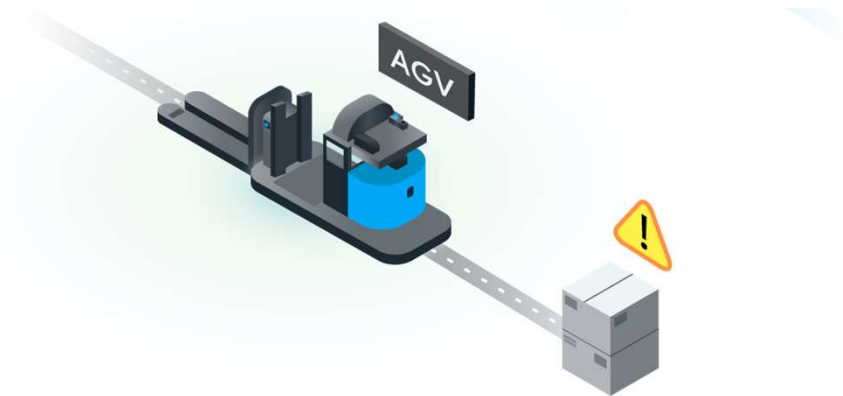
# Quais os tipos de robôs mais comuns?



# Robótica móvel – AGV vs AMR

## Automated Guided Vehicle (AGV)

- Seguem um caminho pré-determinado (fitas magnéticas ou fios).
- Inflexíveis – difíceis de ajustar.
- Custo elevado de instalação.



## Autonomous Mobile Robot (AMR)

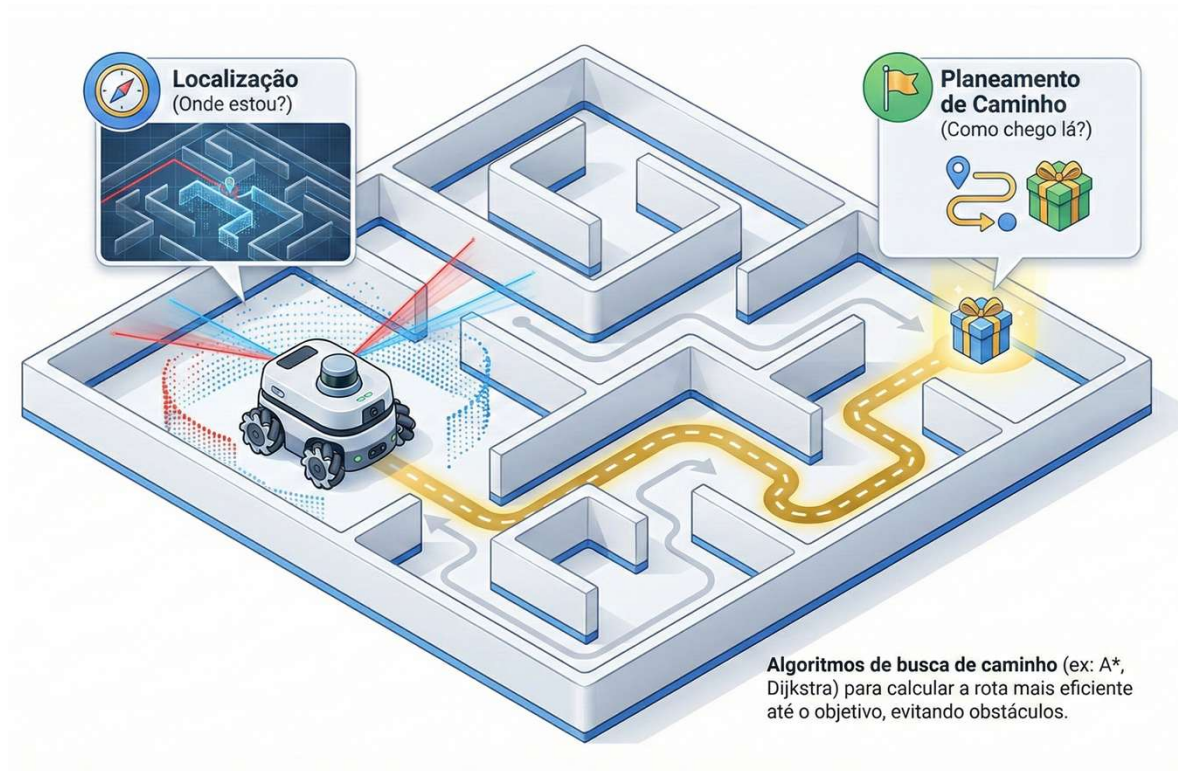
- Operam de forma independente e flexível.
- Capazes de navegar em ambientes dinâmicos.
- Navegam e exploram o ambiente sem dependerem de um caminho pré-definido.



# Robótica móvel – Navegação

## As 3 Perguntas da Navegação:

1. Onde estou? (Localização/SLAM).
2. Onde quero ir? (Objetivo).
3. Como chego lá? (Planeamento de Caminho e Controlo de Movimento).





# Percepção do Ambiente

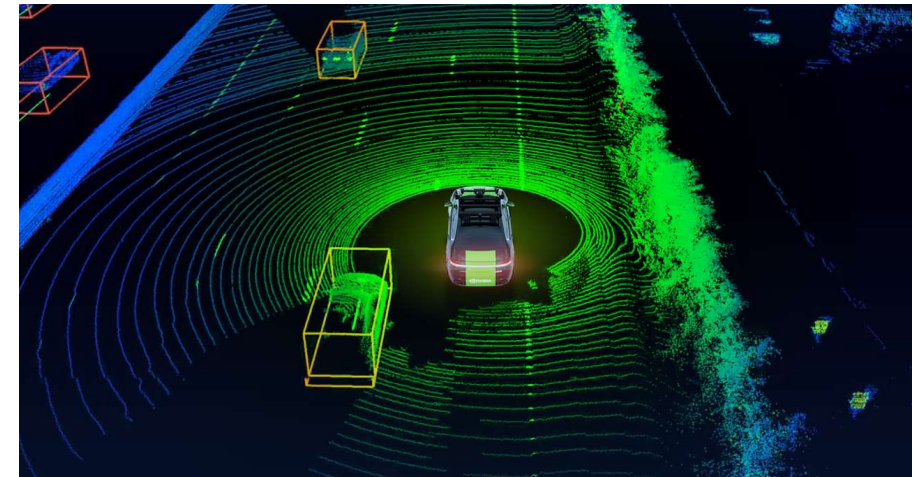
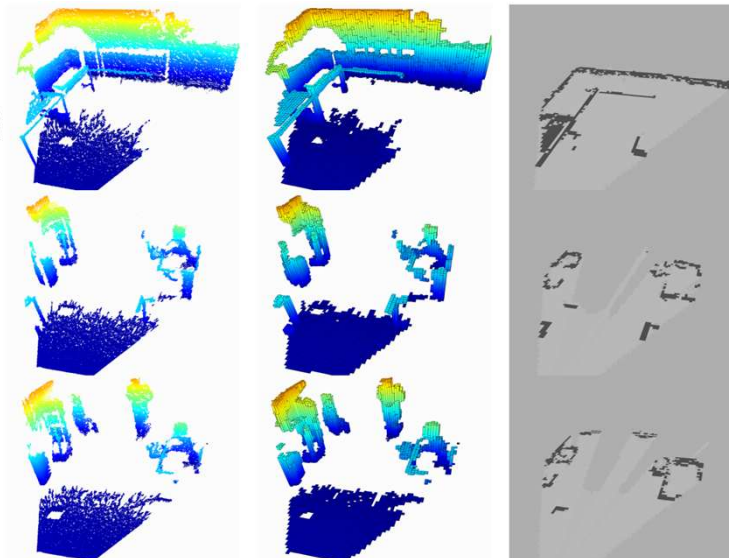
## Sensores

- RGB-D Cameras
- LiDAR
- Odometria + IMU
- RADAR



## Representação

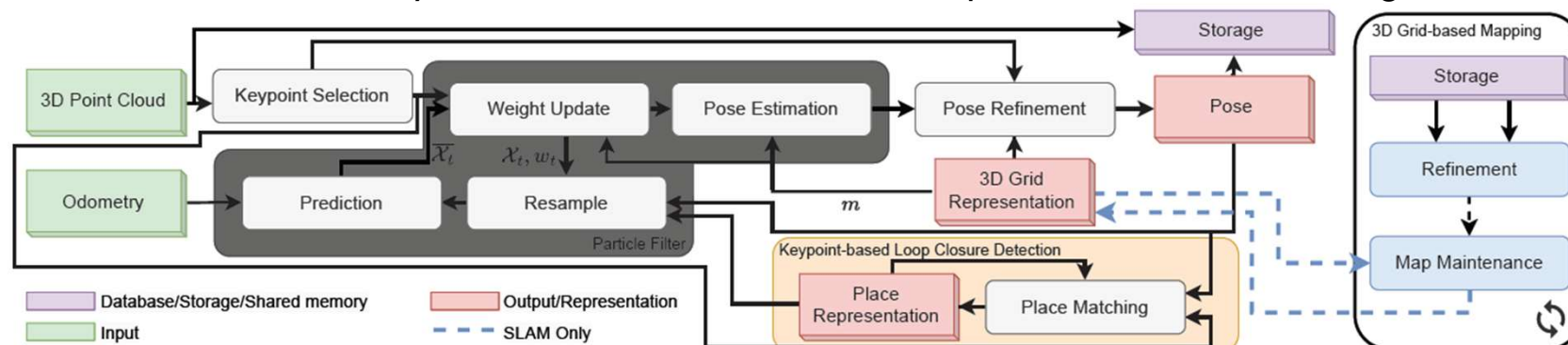
- Point Cloud
- 2D/2.5D Grid
- 3D Grid
- Graph
- OctoMaps



<https://blogs.nvidia.com/blog/lidar-sensor-nvidia-drive/>

# Investigação em Curso (SLAM)

3D grid-based framework designed to function seamlessly as SLAM or as a robust standalone localization system, with refinement and loop closure detection stages.



**Inputs:** 3D point cloud; Odometry

**Main modules:** AMCL-like particle filter Pose Estimation; Pose Refinement Stage; Loop Closure Detection

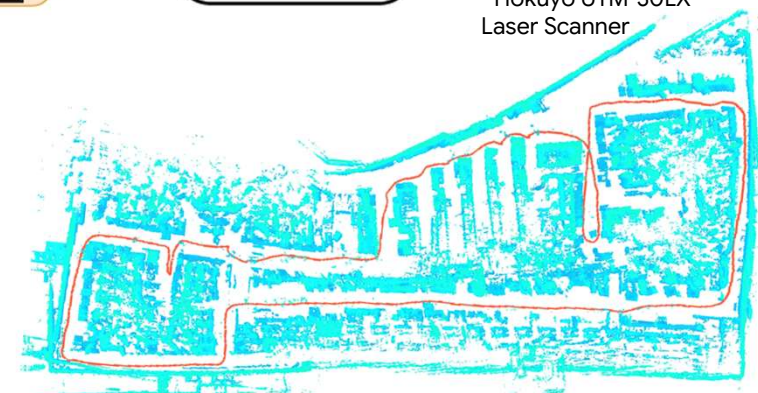


**InterBot Equipped with:**

- Velodyne VLP16
- Intel Realsense D435
- Hokuyo UTM-30LX Laser Scanner



ISR-UC floor 0



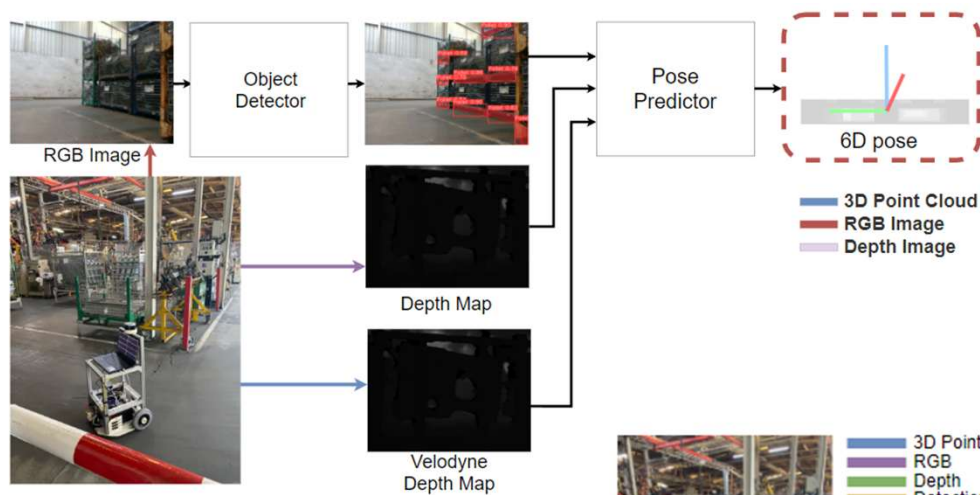
Preliminary results - PSA Stellantis Mangualde

- [1] R. Cruz, L. Garrote, A. Lopes and U. J. Nunes, "Modular software architecture for human-robot interaction applied to the InterBot mobile robot," 2018 IEEE International Conference on Autonomous Robot Systems and Competitions (ICARSC), Torres Vedras, Portugal, 2018
- [2] L. Garrote, U. Reverendo and U. J. Nunes, "Exploiting 3D Grids for Indoor SLAM in Featureless Scenarios," 2024 IEEE International Conference on Autonomous Robot Systems and Competitions (ICARSC), Paredes de Coura, Portugal, 2024



# Investigação em Curso (Percepção)

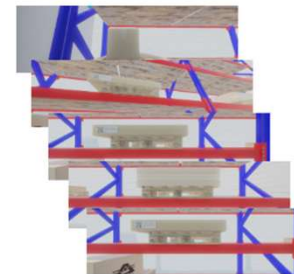
Detection of objects of interest in industrial environments and pose estimation, with applications in box and pallet picking.



**Inputs:** 3D Point Cloud; RGB-D Image  
**Main Elements:** Object Detector; Pose Predictor

## Datasets:

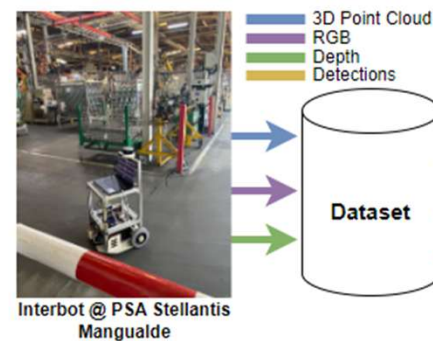
Virtual



Indoor

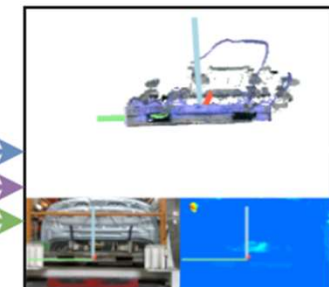


Industrial



## 6D Pose Object Annotation

### Multi-modal Object Detection

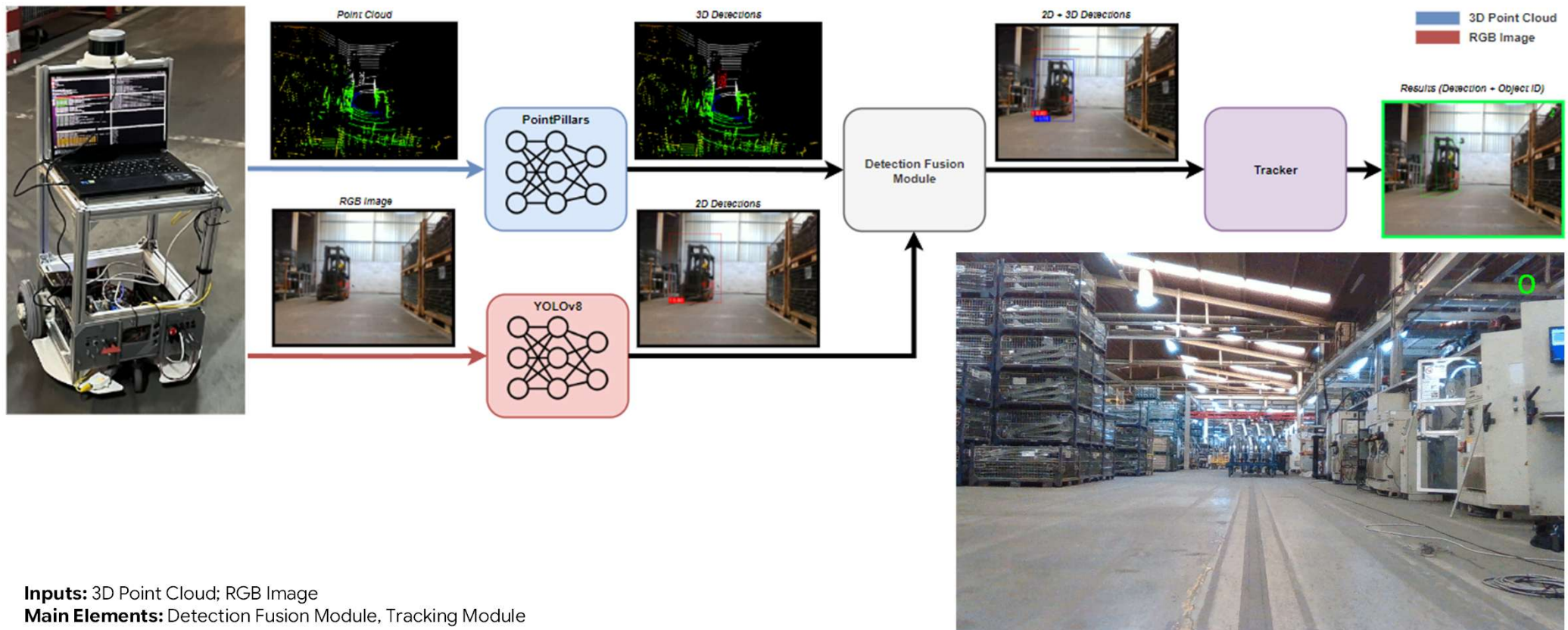


Object's  
6D Pose

6D Annotator UI

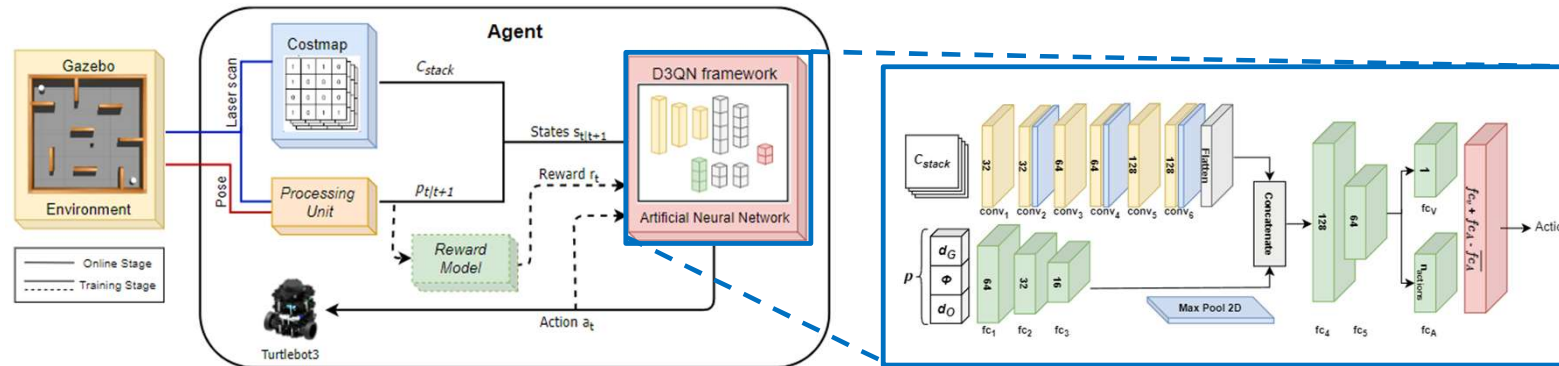
# Investigação em Curso (Percepção – Tracking)

A deep learning-based system for 3D object detection and tracking, designed to optimize the movement and prevent collisions of AMRs in challenging industrial environments.



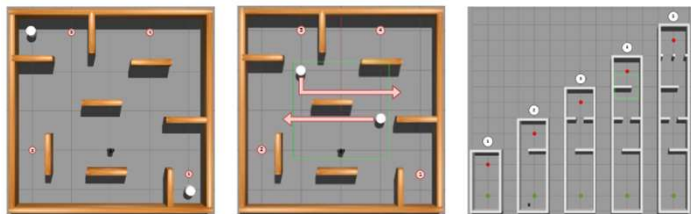
# Investigação em Curso (Navegação)

Deep Reinforcement Learning approaches to solve robot motion planning in environments populated by both static and dynamic obstacles by exploiting DeepRL frameworks.

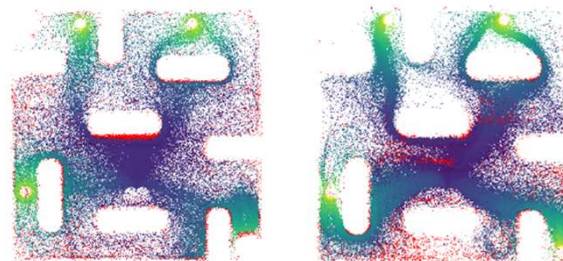


**Inputs:** Odometry; Point cloud 2D; 2D Goal

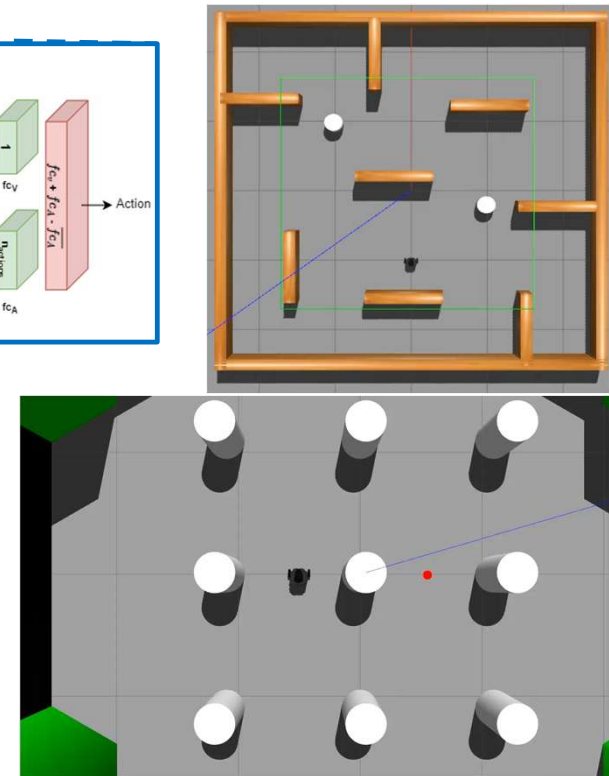
**Main Elements:** Costmap-based state representation; Prioritized Experience Replay; Reward Propagation and Curriculum/Transfer Learning.



**Training:** Static vs Dynamic vs Curriculum learning scenarios



Reward representation during exploration in static and dynamic scenarios



[1] Gonçalves, G., Palaio, D., Garrote, L., Nunes, U.J., "DeepRL-Based Robot Local Motion Planning in Unknown Dynamic Indoor Environments", Robot 2023: Sixth Iberian Robotics Conference. ROBOT 2023.

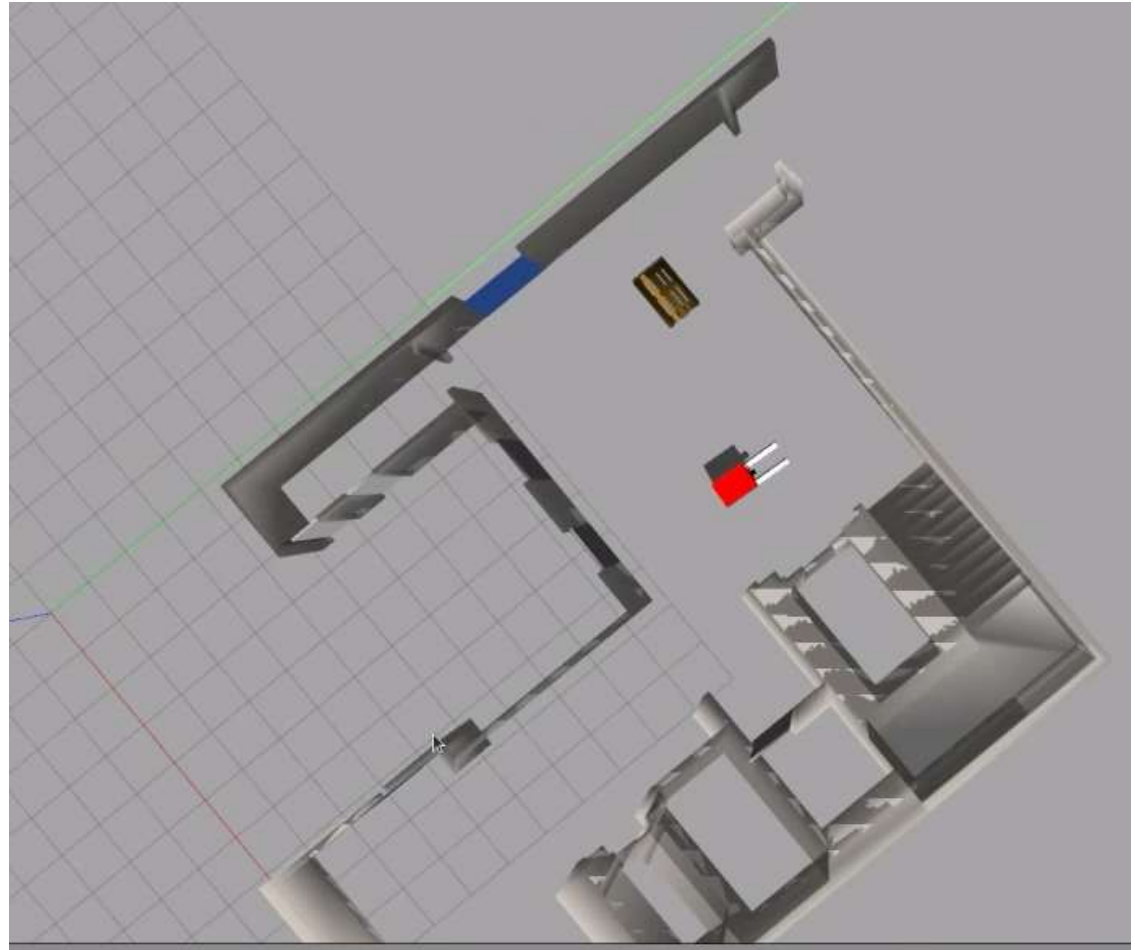
[2] L. Garrote, J. Perdiz and U. J. Nunes, "Costmap-based Local Motion Planning using Deep Reinforcement Learning," 2023 32nd IEEE International Conference on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN), Busan, Korea, Republic of, 2023



# Investigação em Curso (Navegação)

Neste contexto, o planeamento local precisa de objetivos. Para obter modelos com maior generalização, podem ser utilizados os Large Language Models (LLMs) e os Vision-Language Models (VLMs) para guiar a exploração do ambiente.

O objetivo é usar as suas capacidades de decisão e perceção para orientar a seleção de metas, promovendo uma cobertura mais ampla do ambiente e evitando que o robot volte a visitar de forma desnecessárias às mesmas áreas.





---

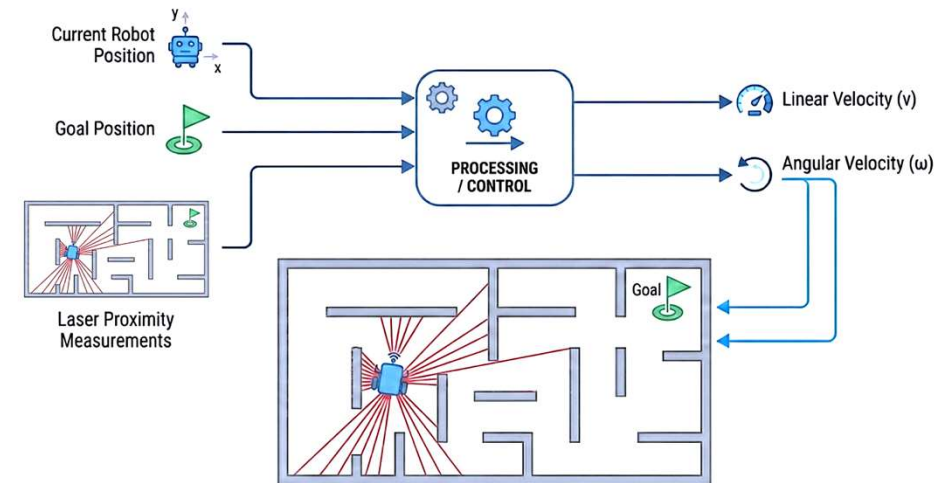
# **ALGORITMOS E LÓGICA**

---

# Exploração

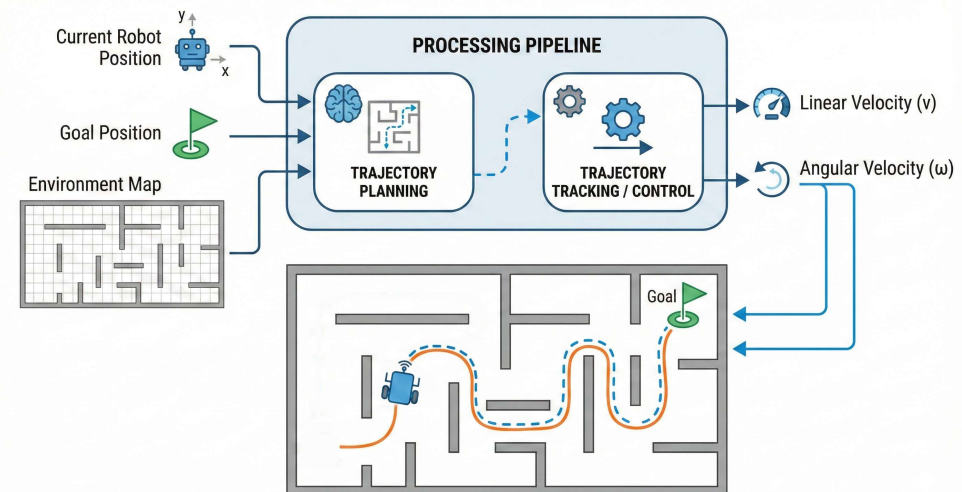
## Sem o conhecimento do mapa:

- O robô tem que chegar ao objetivo seguindo paredes, e tomar decisões em zonas de incerteza. Pode ao longo dessa exploração criar a representação do ambiente e garantir que não revisita as mesmas regiões múltiplas vezes.
- Podem ser usados algoritmos de *coverage* para planejar a exploração.



## Com o conhecimento do mapa:

- Podem ser usados planeadores para criar um plano global e depois usar técnicas de seguimento de trajetórias (Path Following) para garantir que a missão do robot é executada com sucesso.



# Algoritmos – Wall Following

## Conceito:

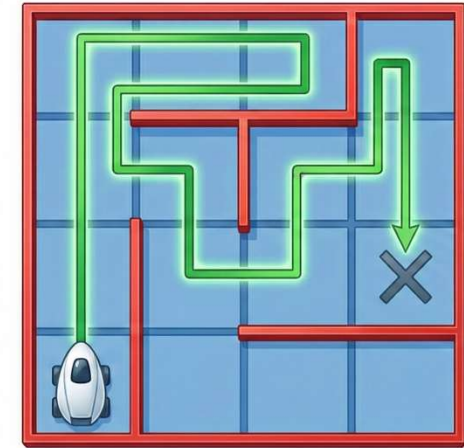
- Comportamento baseado em regras simples (Se/Então). Não há "memória" nem mapa global.

## Exemplo (Mão Esquerda):

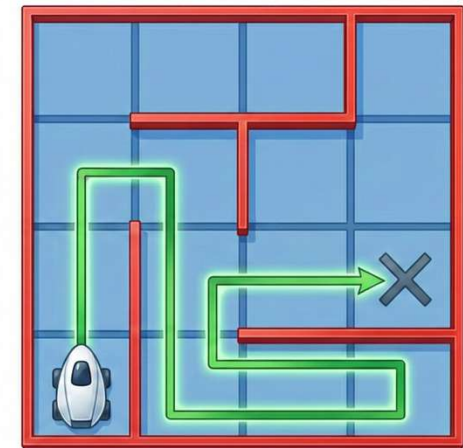
- Se (frente livre) E (esquerda perto da parede) -> Avança.
- Se (frente bloqueada) -> Roda à direita.
- Se (esquerda longe da parede) -> Aproxima-se da esquerda.

## Limitação:

- Loops infinitos, mínimos locais (o robô pode ficar preso num *loop*).



(a) Left-hand rule.



(b) Right-hand rule.

# Algoritmos – Bug2

## Conceito:

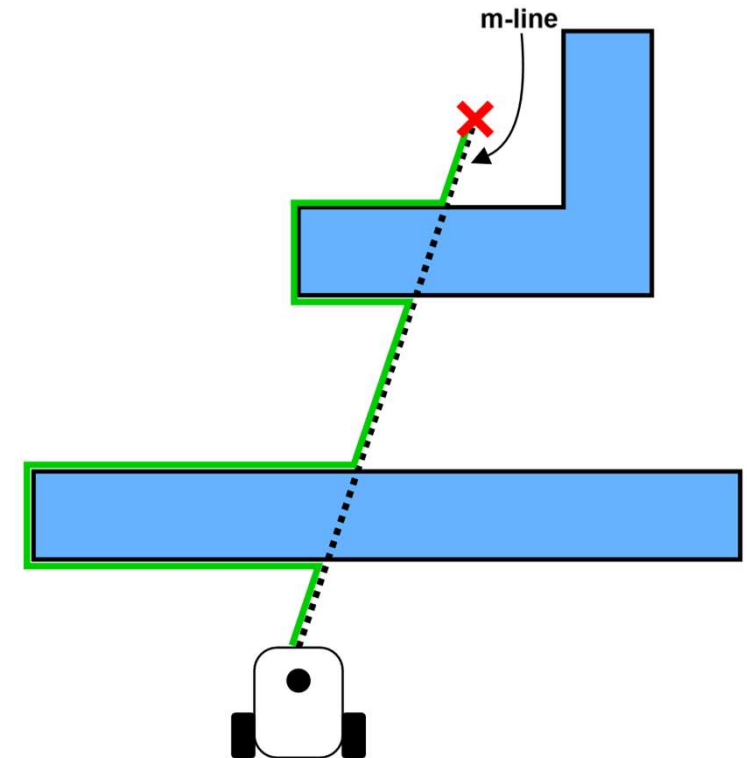
- Um algoritmo de navegação híbrido: combina comportamento reativo (contornar obstáculos) com um objetivo global fixo.
- Assume que o robô conhece a sua posição e a coordenada do objetivo, mas não conhece o mapa dos obstáculos.

## A Linha M (M-Line):

- Uma linha reta imaginária traçada diretamente do Ponto de Partida ao Objetivo.
- Funciona como um "trilho magnético": o robô tenta manter-se sempre sobre esta linha.

## O Comportamento (Regras de Estado):

1. Avançar pela M-Line até encontrar um obstáculo.
2. Contornar a parede do obstáculo (esquerda ou direita).
3. Ao cruzar novamente a M-Line, continuar em direção ao objectivo.





# Planeamento Global

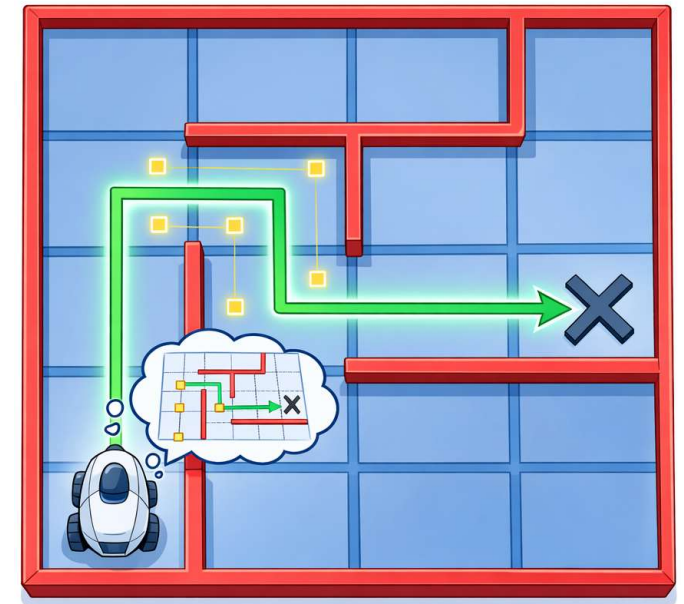
Considerando que o robô conhece o mapa, podemos tentar uma abordagem que não requer a exploração do ambiente.

Este passo assume que o robô tem um mapa obtido por SLAM e que de alguma forma existe um caminho sem colisões que liga a posição inicial e final do robô.

Este tipo de navegação (comum no Robot Operating System - ROS) requer um planeador global e um planeador local.

Existem vários tipos e famílias de planeadores mas normalmente são usados:

- Planeadores baseados em graph/grid ( $A^*$ ,  $D^*$ , ...)
- Planeadores baseados em amostragem (RRT, RRT\*, PRM,...)



# Algoritmos – A\*

## Conceito:

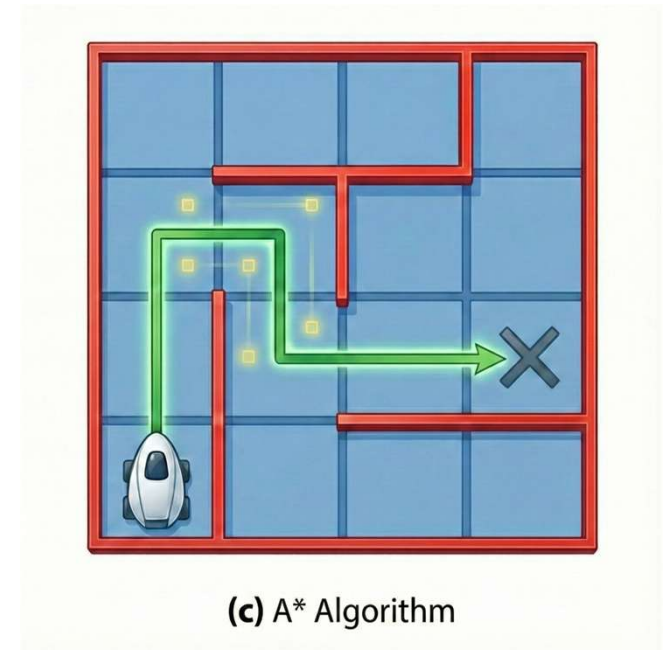
- O algoritmo de busca mais famoso para *pathfinding*.
- Ao contrário de algoritmos "cegos" que exploram uniformemente em todas as direções, o A\* usa uma "bússola" para focar a exploração na direção do objetivo.

## A Equação: $f(n) = g(n) + h(n)$

- $g(n)$ : Custo real do início até ao nó atual (distância percorrida).
- $h(n)$ : Heurística (estimativa do custo do nó atual até ao objetivo).

## A Heurística:

- Euclidiana: Distância em linha reta (hipotenusa).
- Manhattan: Soma dos catetos (ideal para grelhas).



# Algoritmos – RRT/RRT\*

## Conceito:

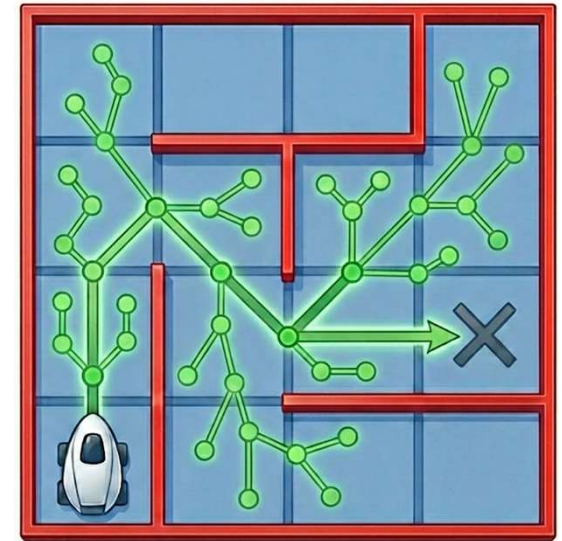
- Ao contrário do A\*, que usa uma heurística na direção do objetivo, o RRT (Rapidly-exploring Random Tree) explora o espaço de forma aleatória e incremental, construindo uma árvore que rapidamente cobre o ambiente.
- O algoritmo seleciona pontos aleatórios no espaço e expande a árvore em direção a esses pontos, permitindo encontrar caminhos mesmo em espaços contínuos e com obstáculos complexos.
- O RRT\* é uma versão otimizada que melhora continuamente os caminhos encontrados, aproximando-se da solução ótima.

## Como Funciona:

- Começa no nó inicial (posição inicial do robot).
- Amostra um ponto aleatório no espaço.
- Expande a árvore em direção a esse ponto.
- Evita colisões com obstáculos.
- Repete até alcançar o objetivo.

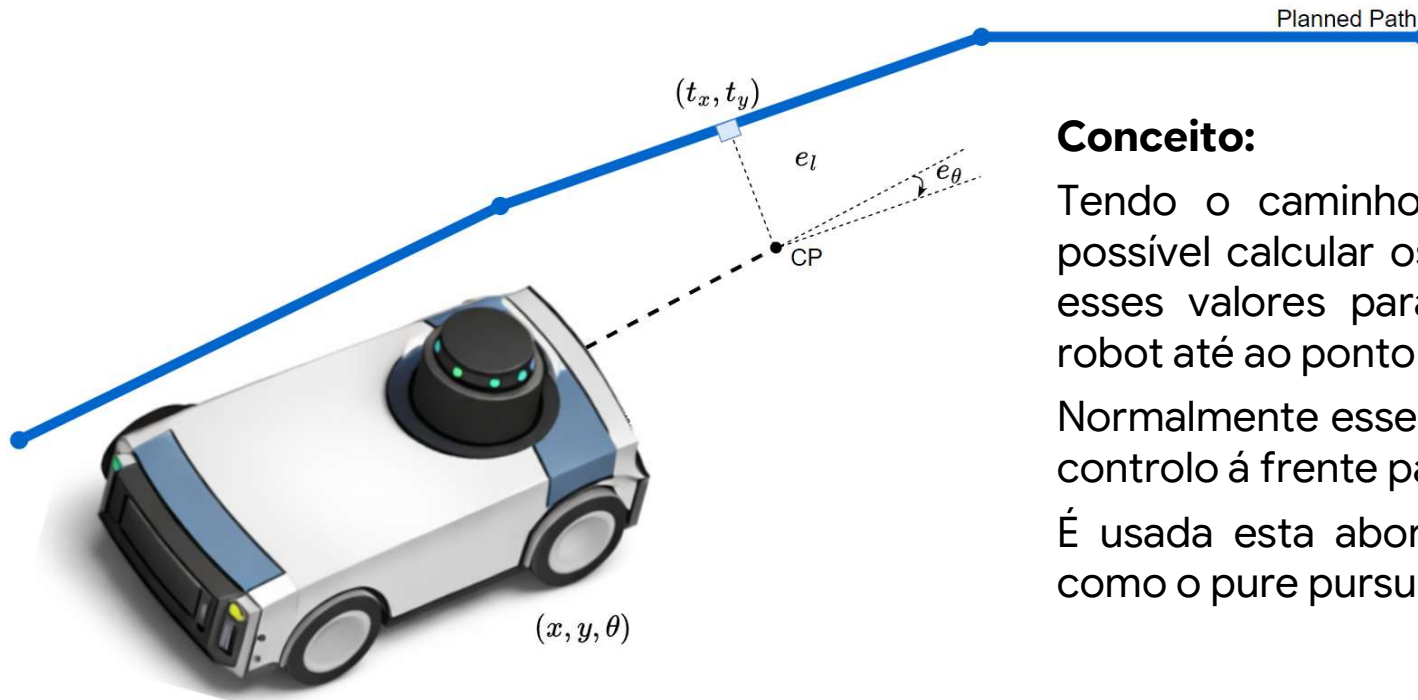


Ciclo até encontrar uma solução válida ou máximo número de nós



(e) RRT Algorithm

# Seguimento de Caminho



## Conceito:

Tendo o caminho planeado pelo planeador, é possível calcular os erros lateral e angular e usar esses valores para guiar o comportamento do robot até ao ponto objetivo.

Normalmente esse erro é calculado num ponto de controlo à frente para garantir estabilidade.

É usada esta abordagem em métodos clássicos como o pure pursuit, Kanayama, entre outros.

Caso seja complicado o calculo dos erros, pode-se usar uma abordagem mais direta, de velocidade linear constante e velocidade angular dada pelo erro angular entre a posição do robot e o objetivo no caminho:

$$\theta_d = \text{atan2}(t_y - y, t_x - x) \quad e_\theta = \text{wrap}(\theta_d - \theta) \quad \omega = k e_\theta$$

A velocidade linear pode depois ser reduzida ao aproximar do ponto objetivo.



---

# IMPLEMENTAÇÃO

---

# Setup

Considerando um robot diferencial onde o comando de controlo é dado por  $(v, \omega)$  temos que calcular as velocidades da roda esquerda e direita como:

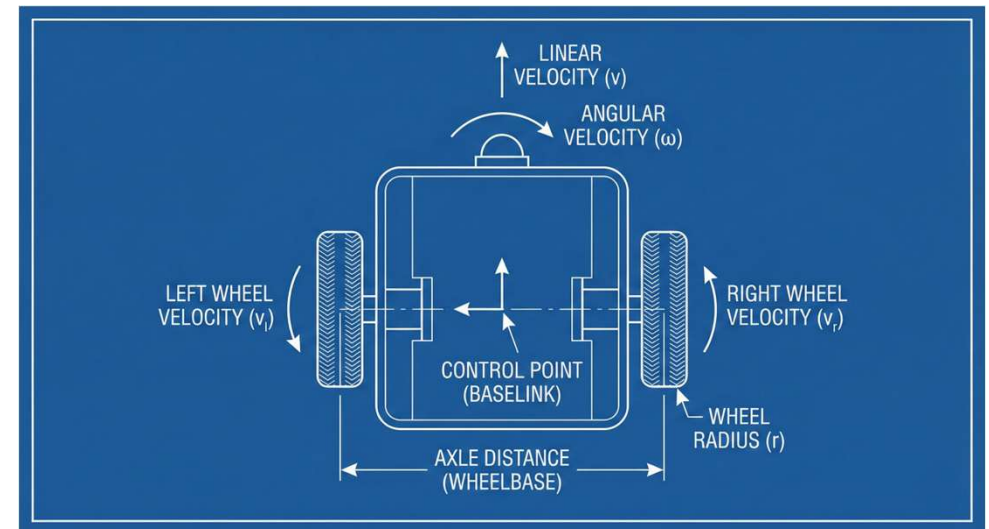
$$v_l = v - \frac{L}{2}\omega, \quad v_r = v + \frac{L}{2}\omega$$

$L$  é a distancia entre eixos.

A cinematica direta do robot diferencial é dada por (update discreto):

$$\begin{bmatrix} x_{k+1} \\ y_{k+1} \\ \theta_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ \theta_k \end{bmatrix} + \Delta t \begin{bmatrix} \frac{v_r^* + v_l^*}{2} \cos \theta_k \\ \frac{v_r^* + v_l^*}{2} \sin \theta_k \\ \frac{v_r^* - v_l^*}{L} \end{bmatrix}$$

Neste contexto \* representa as estimativas do movimento.



---

# Instruções do Google Colab

Componente pratica deste workshop vai ser feita no Google Colab.

Codigo está disponivel em:

<https://github.com/luisgarrote/Minimouse>

```
!git clone https://github.com/luisgarrote/Minimouse.git
%cd Minimouse
!pip install -e .
```

```
import minimouse
from google.colab import output
output.enable_custom_widget_manager()
disp=minimouse.Display()
```

```
disp.show()
```



Google Colab não permite acesso ao input do utilizador e tem alguns problemas com simulação em tempo real.

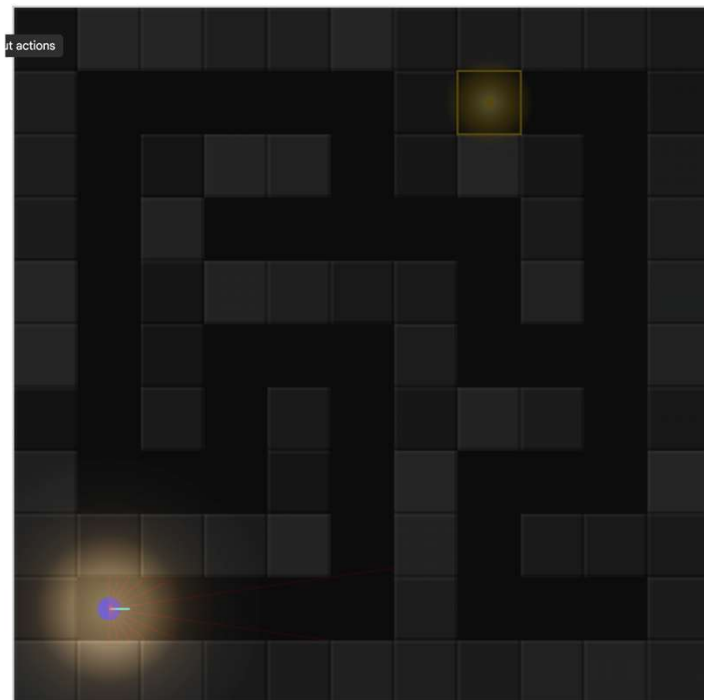
É necessario ter scripts activos para que o javascript nas widgets/controlos funcione.

Testado no Google Chrome

---

# Interface

## Qual é o ambiente e porquê?



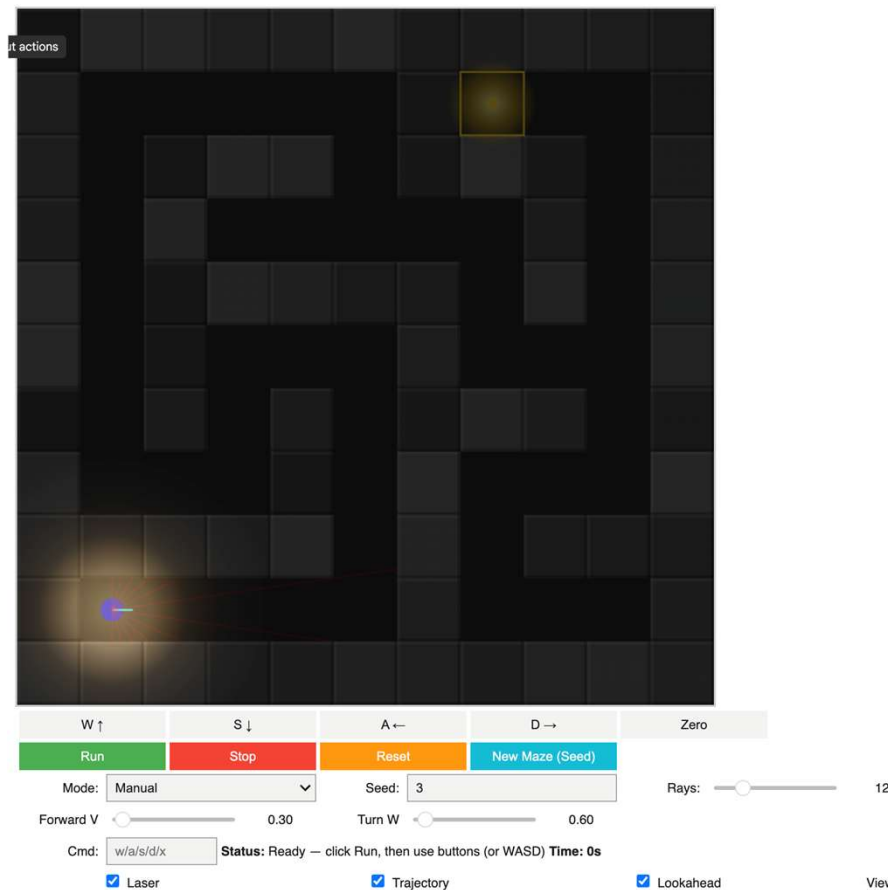
- O Micromouse é uma competição clássica de robótica (existe desde 1977) em que pequenos robôs autônomos (“ratos”) têm de encontrar e percorrer o caminho mais rápido até ao centro de um labirinto.
- O robô começa sem conhecer o percurso e precisa de explorar, mapear e calcular a rota ótima.

**Neste workshop simplificamos o problema, localização do robot é perfeita e o mapa pode ser acedido, o foco fica apenas em tentar encontrar o caminho mais rápido para o objetivo.**

**Practice Run for  
Green Giant 5.19V  
at 2017 CAMM  
Micromouse Competition**

<https://www.youtube.com/watch?v=urhMXrpEmv4>

# Interface



## Passos a seguir para testar:

1. Garantir que o “Manual Mode” está ativo;
2. Clicar em Run;
3. Colocar o foco na caixa de texto Cmd;
4. Utilizar W, A, S, D para controlar o robot.

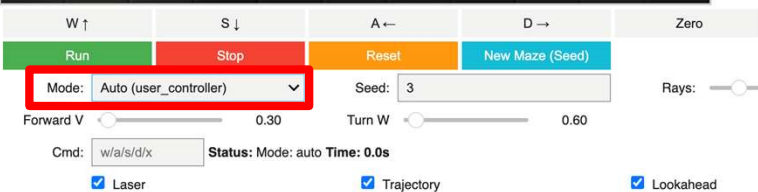
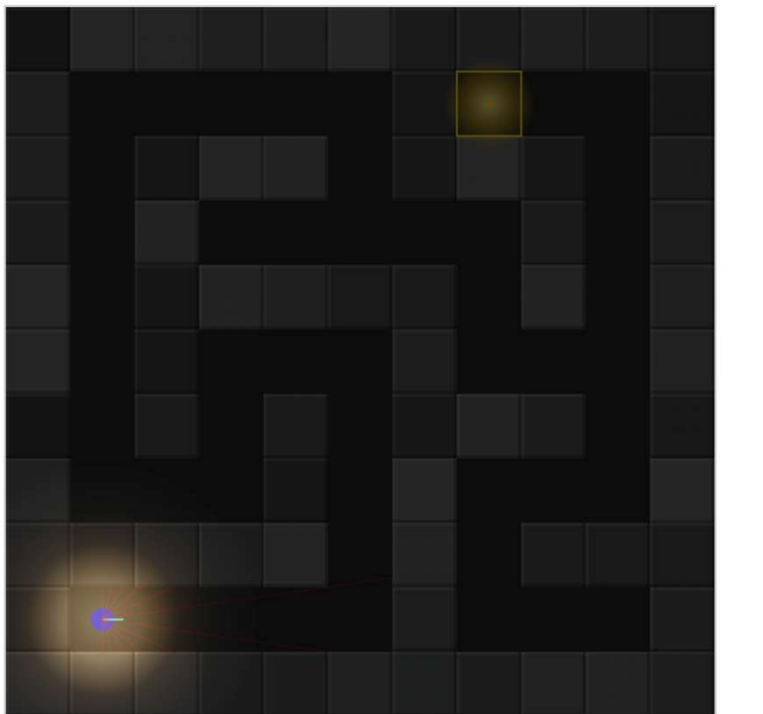
## Notas:

- Caso a simulação fique lenta, fazer uncheck das flags e passar para view a 1 pode remover esse problema;
- O robot esta equipado com um laser 2D de 180° (-90+ para 90°), o numero de pontos gerados nesse espaço pode ser alterado (Rays).
- Valores de velocidade linear e angular podem ser alterados neste modo (Forward V e Turn W).



# Interface

## Como criar um controlador:



```
def reset():
    """Utilizar caso seja necessario limpar o estado de variaveis"""
    pass

def user_controller(obs):
    """
    Define o controlador do robot.
    Inputs: pose, laser, goal_cell.
    """
    x, y, th = obs["pose"]
    laser = obs["laser"]
    gx_cell, gy_cell = map(int, obs["goal_cell"])
    # Convert goal cell -> world coords (env provides this)
    gx, gy = disp.env._cell_center_world(gx_cell, gy_cell)
    pos = (float(x), float(y))
    goal = (float(gx), float(gy))
    # -----
    # Laser sectors (IMPORTANT: +angles = left, -angles = right)
    # -----
    n = len(laser)
    angles = np.linspace(-math.pi/2, math.pi/2, n)

    front_mask = np.abs(angles) < math.radians(10)
    left_mask = angles > math.radians(35)
    right_mask = angles < -math.radians(35)

    front = float(np.min(laser[front_mask])) if np.any(front_mask) else disp.env.max_range
    left = float(np.min(laser[left_mask])) if np.any(left_mask) else disp.env.max_range
    right = float(np.min(laser[right_mask])) if np.any(right_mask) else disp.env.max_range
    # goal stop tolerance: env considers done at ~0.45*cell_size radius
    goal_stop = 0.45 * disp.env.cell_size

    d_goal = dist(pos, goal)
    if d_goal < goal_stop: # chegou ao objectivo
        return 0.0, 0.0

    #####
    # TODO. Define (v, w)
    #####
    # Convert (v, w) -> (vl, vr)
    # -----
    L = disp.env.wheel_base
    vl = v - 0.5 * L * w
    vr = v + 0.5 * L * w
    # Clip wheel speeds
    max_wheel = 6.0 * disp.env.cell_size
    vl = float(np.clip(vl, -max_wheel, +max_wheel))
    vr = float(np.clip(vr, -max_wheel, +max_wheel))
    return vl, vr

disp.callbacks["user_controller"] = user_controller
disp.callbacks["reset_hook"] = reset
```

O mapa do ambiente  
esta disponivel na  
variavel **disp.env.occ**

```
[[1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1]
 [1 0 0 0 0 0 1 0 0 0 1]
 [1 1 1 1 1 0 1 0 1 1 1]
 [1 0 0 0 1 0 1 0 0 0 1]
 [1 0 1 0 1 0 1 1 1 0 1]
 [1 0 1 0 0 0 1 0 0 0 1]
 [1 0 1 1 1 1 1 0 1 0 1]
 [1 0 1 0 0 0 0 0 1 0 1]
 [1 0 1 1 1 0 1 1 1 0 1]
 [1 0 0 0 0 0 1 0 0 0 1]
 [1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1]]
```

Acesso a posição, leituras do laser e objectivo

Mapeamento entre leituras e  
ângulos para obter menor  
leitura a esquerda, direita ou  
frente do robot.

Condição de paragem (faz stop ao contador).

Conversão entre (v,w) e (vl,vr), representa o  
comando a enviar para o cada uma das rodas

Registrar as funções no dicionário de callbacks para  
que o simulador consiga encontrar as novas  
implementações

# Desafio Prático

**CHALLENGE:** Chegar o mais rápido possível ao objectivo!

## Regras:

1. Cada participante deve usar o ambiente do Google Colab (com a seed a 3);
2. Podem ser usadas outras bibliotecas ou ser pedida ajuda de LLMs (ChatGPT, Gemini, etc);
3. Apenas podem ser modificadas as funções `user_controller` e `reset`;
4. A métrica de avaliação será o tempo até chegar ao objetivo;
5. Primeiro critério de desempate será o desempenho em labirintos construídos para novas *seeds* (a indicar depois);
6. Segundo critério de desempate será o desempenho num ambiente mais complexo.

