

移动机器人开发技术（激光SLAM版）配套教学PPT

序 章

机器人操作系统

机器人硬件平台

机器人核心技术

机器人应用实战

第1课 移动机器人的过去、现在及未来

第2课 初识ROS

第3课 ROS编程初步

第4课 机器人的坐标变换

第5课 机器人仿真环境

第6课 TurtleBot3仿真环境实战

第7课 自主搭建机器人小车

感知

第08课 环境感知基础
第09课 感知数据融合

建图与定位

第10课 机器人的移动控制
第11课 SLAM基础
第12课 SLAM实战

路径规划与导航

第13课 导航基础
第14课 ROS中的导航包
第15课 ROS导航实战

送餐

1 送餐机器人结构设计
2 送餐机器人环境搭建
3 送餐机器人建图
4 送餐机器人导航

物流（专题讲座）

1 物流机器人结构设计
2 物流机器人环境模拟
3 物流机器人关键技术
4 大规模多机器人调度

图书盘点（专题讲座）

1 图书盘点机器人结构
2 图书盘点机器人环境
3 图书盘点机器人工作模式
4 图书盘点中的视觉分析

移动机器人开发技术（激光SLAM版）配套教学PPT

第十四课 ROS中的导航包



北京邮电大学

Beijing University of Posts and Telecommunications

移动机器人与智能技术实验室编

宋桂岭 明安龙 2021.9

expsong@qq.com

第14课 ROS中的导航包

北邮移动机器人与智能技术实验室 编

1

导航概述

2

导航中的重定位

3

Costmap简介

4

move_base

第14课 ROS中的导航包

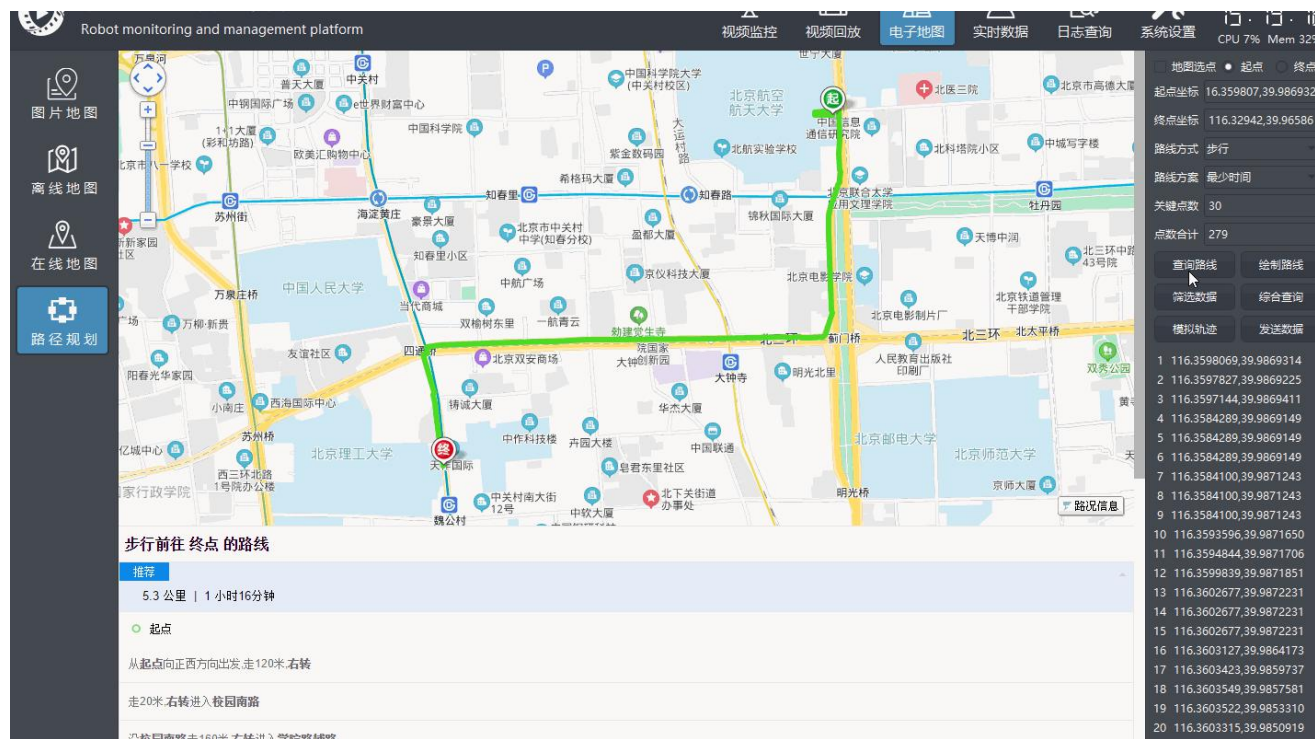
北邮移动机器人与智能技术实验室 编

1 导航概述



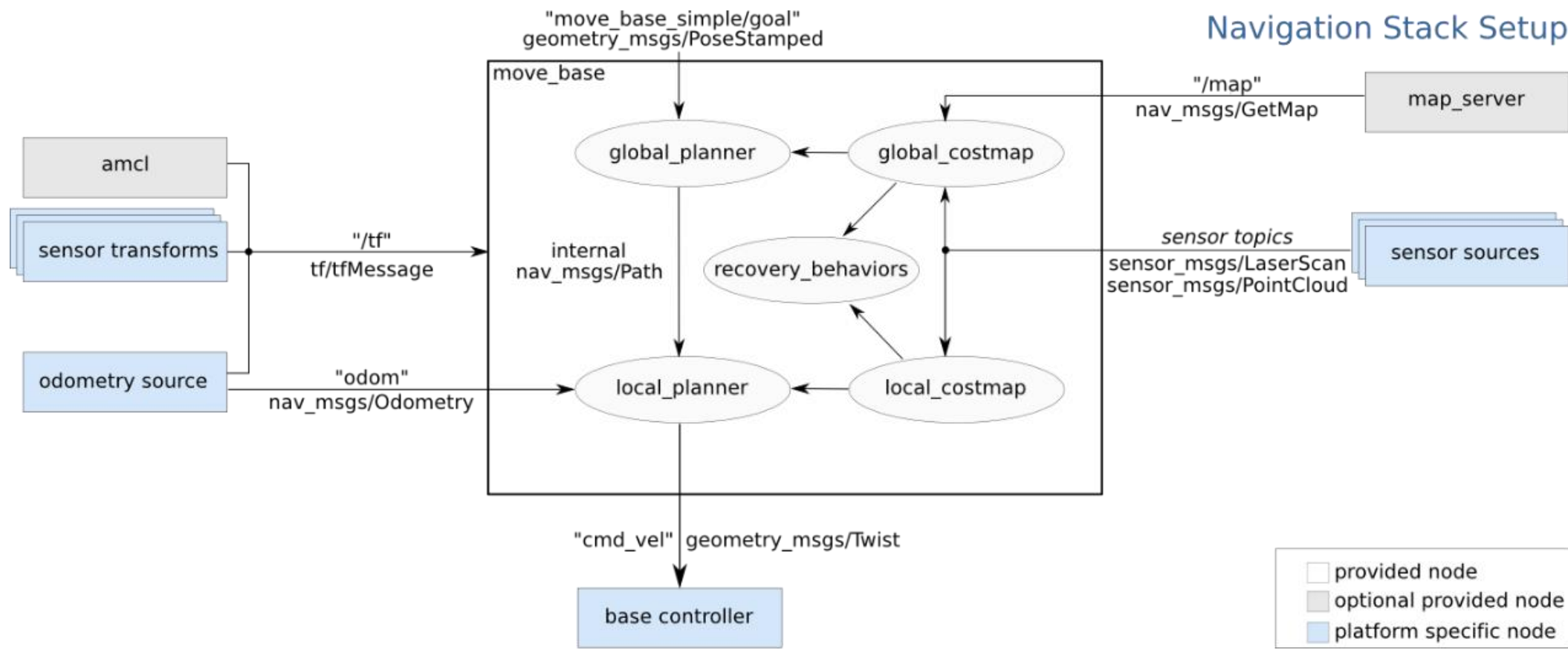
1.1 导航需要解决的问题

- 我在何处? ————— 导航系统中的定位及其跟踪问题
- 我要去何处? ————— 路径规划问题
- 我该如何到达该处? —————



1.2 机器人导航的主要步骤

- 重新确定自己在地图中的位置 _____ 重定位
- 计算出一条到达目标点的路径 _____ 全局路径规划
- 驱动自身到达目标点 _____ 局部路径规划



1.3 导航功能包

ROS程序包	功能
amcl	定位
fake_localization	定位
map_server	提供地图
move_base	路径规划节点
nav_core	路径规划接口类
base_local_planner	实现了Trajectory Rollout和Dynamic Window Approach(DWA)局部规划算法
dwa_local_planner	重新实现了DWA局部规划算法
parrot_planner	实现了较简单的全局规划算法
Navfn	实现了Dijkstra和A*全局规划算法
golbal_planner	重新实现了Dijkstra和A*全局规划算法
clear_costmap_recovery	实现了清除代价地图的恢复行为
rotate_recovery	实现了旋转的恢复行为
move_slow_and_clear	路径规划接口类
costmap_2d	2D代价地图
voxel_grid	三维小方块
robot_pose_ekf	机器人位姿的卡尔曼滤波

第14课 ROS中的导航包

北邮移动机器人与智能技术实验室 编

2 导航中的重定位

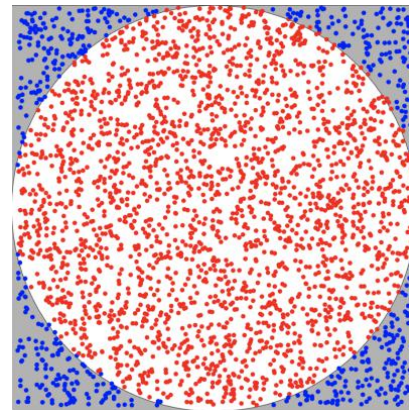
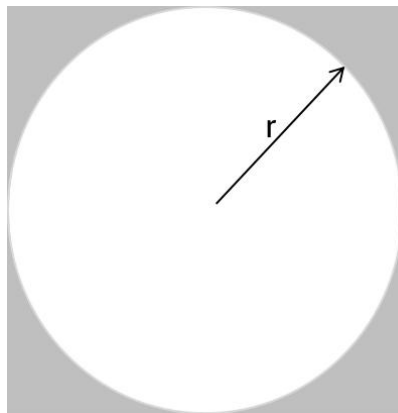


2.1 蒙特卡洛定位

蒙特卡洛方法

建立一个概率模型或随机过程，使它的参数或数字特征等于问题的解，然后通过对模型或过程的观察或抽样来计算这些参数或数字特征，最后给出所求解的近似值。

例： 蒙特卡洛方法计算圆周率



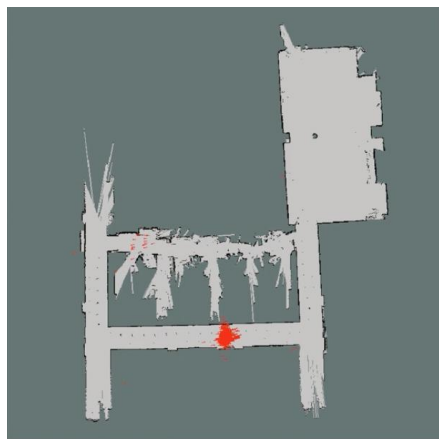
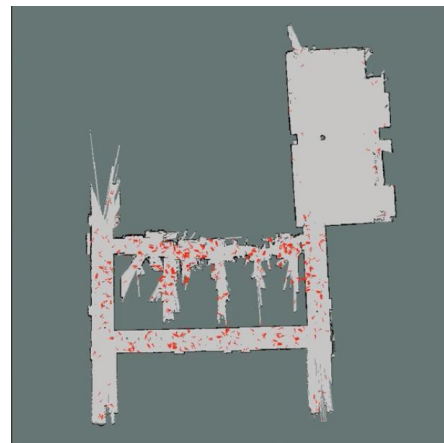
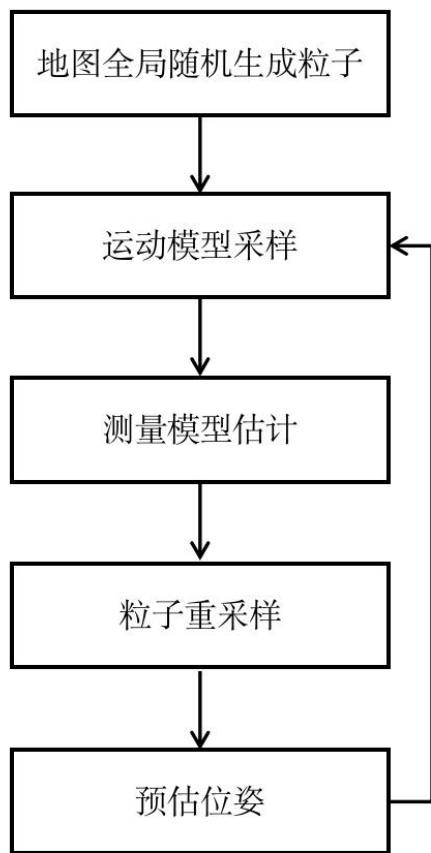
如左图所示，在一个边长为 $2r$ 的正方形内存在一个半径为 r 的内切圆，那么内切圆面积和正方形面积之比为：

$$\frac{S_{\text{圆}}}{S_{\text{正方形}}} = \frac{\pi r^2}{(2r)^2} = \frac{\pi}{4}$$

如右图，在整个正方形内部随机生成10000个点，并计算出每个点到中心点的距离，从而判断是否落在圆内。如果这些点是均匀分布的，那么落在圆内的点的个数比上点的总数就等于 $\frac{\pi}{4}$ ，因此只要将该比值乘4，就可以得到的值。当随机点数量达到30000时，估算值和真实值就仅仅相差0.07%。

2.1 蒙特卡洛定位

蒙特卡洛定位 (MCL, or Monte Carlo Localization, a localization algorithm based on particle filters)



2.2 自适应蒙特卡洛定位

MCL算法伪代码

```
1: Algorithm MCL( $\mathcal{X}_{t-1}, u_t, z_t, m$ ):  
2:    $\bar{\mathcal{X}}_t = \mathcal{X}_t = \emptyset$   
3:   for  $m = 1$  to  $M$  do  
4:      $x_t^{[m]} = \text{sample\_motion\_model}(u_t, x_{t-1}^{[m]})$   
5:      $w_t^{[m]} = \text{measurement\_model}(z_t, x_t^{[m]}, m)$   
6:      $\bar{\mathcal{X}}_t = \bar{\mathcal{X}}_t + \langle x_t^{[m]}, w_t^{[m]} \rangle$   
7:   endfor  
8:   for  $m = 1$  to  $M$  do  
9:     draw  $i$  with probability  $\propto w_t^{[i]}$   
10:    add  $x_t^{[i]}$  to  $\mathcal{X}_t$   
11:  endfor  
12:  return  $\mathcal{X}_t$ 
```

运动模型采样

测量模型修正例子权值

粒子重采样

自适应蒙特卡洛定位 (AMCL)

——有条件增加粒子的蒙特卡洛定位

解决了机器人绑架问题

解决了粒子数固定的问题

AMCL算法伪代码

```
1: Algorithm Augmented_MCL( $\mathcal{X}_{t-1}, u_t, z_t, m$ ):  
2:   static  $w_{\text{slow}}, w_{\text{fast}}$   
3:    $\bar{\mathcal{X}}_t = \mathcal{X}_t = \emptyset$   
4:   for  $m = 1$  to  $M$  do  
5:      $x_t^{[m]} = \text{sample\_motion\_model}(u_t, x_{t-1}^{[m]})$   
6:      $w_t^{[m]} = \text{measurement\_model}(z_t, x_t^{[m]}, m)$   
7:      $\bar{\mathcal{X}}_t = \bar{\mathcal{X}}_t + \langle x_t^{[m]}, w_t^{[m]} \rangle$   
8:      $w_{\text{avg}} = w_{\text{avg}} + \frac{1}{M} w_t^{[m]}$   
9:   endfor  
10:   $w_{\text{slow}} = w_{\text{slow}} + \alpha_{\text{slow}}(w_{\text{avg}} - w_{\text{slow}})$   
11:   $w_{\text{fast}} = w_{\text{fast}} + \alpha_{\text{fast}}(w_{\text{avg}} - w_{\text{fast}})$   
12:  for  $m = 1$  to  $M$  do  
13:    with probability  $\max(0.0, 1.0 - w_{\text{fast}}/w_{\text{slow}})$  do  
14:      add random pose to  $\mathcal{X}_t$   
15:    else  
16:      draw  $i \in \{1, \dots, N\}$  with probability  $\propto w_t^{[i]}$   
17:      add  $x_t^{[i]}$  to  $\mathcal{X}_t$   
18:    endwith  
19:  endfor  
20:  return  $\mathcal{X}_t$ 
```

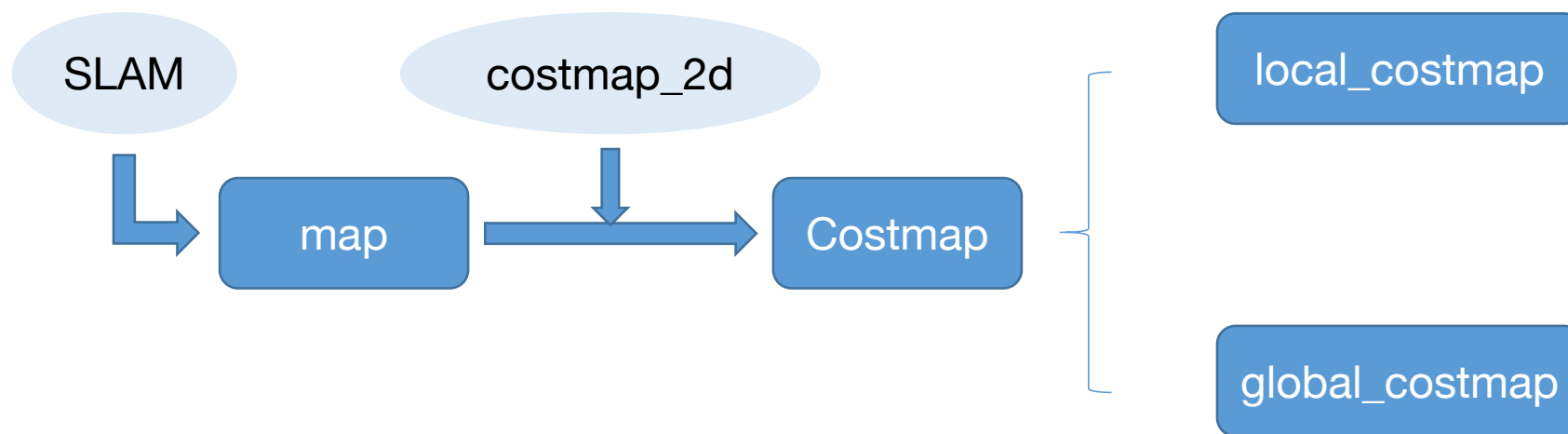
第14课 ROS中的导航包

北邮移动机器人与智能技术实验室 编

3 Costmap简介



3.1 Costmap——代价地图



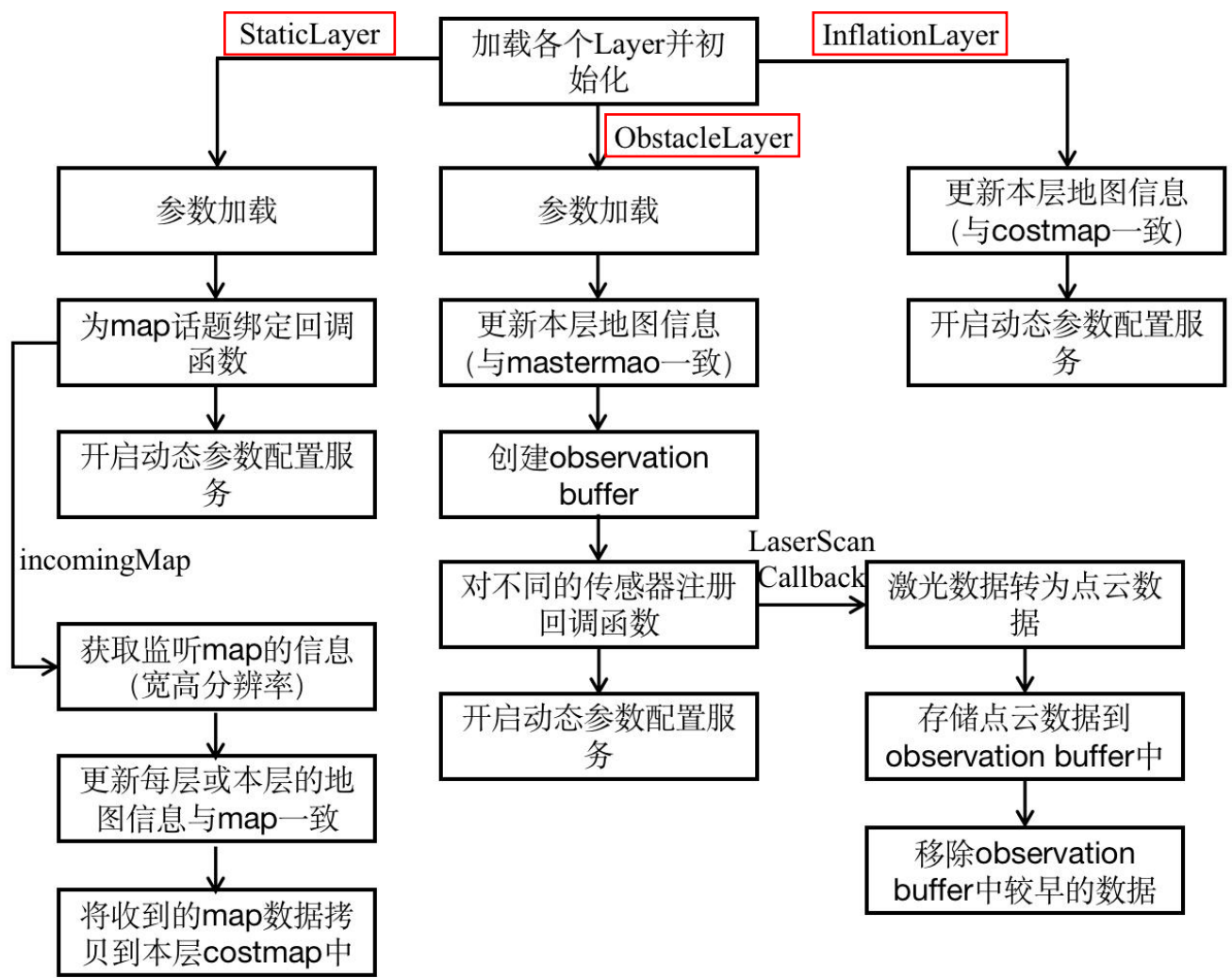
Static Map Layer: 静态地图层，基本上不变的地图层，通常是SLAM建立完成的静态地图；

Obstacle Map Layer: 障碍地图层，用于动态的记录传感器感知到的障碍物信息；

Inflation Layer: 膨胀层，在以上两层地图上进行膨胀（向外扩张），以避免机器人撞上障碍物；

Other Layers: 通过插件形式自己实现Costmap，目前已有Social Costmap Layer、Range Sensor Layer等开源插件

3.2 Costmap初始化



- 1) 首先获得全局坐标系和机器人坐标系的转换;
- 2) 加载各个Layer, 例如StaticLayer, ObstacleLayer, InflationLayer;
- 3) 设置机器人的轮廓;
- 4) 实例化costmap2DPublisher来发布可视化数据;
- 5) 通过movementCB函数不断检测机器人是否在运动;
- 6) 开启动态参数配置服务, 服务启动更新地图的线程。

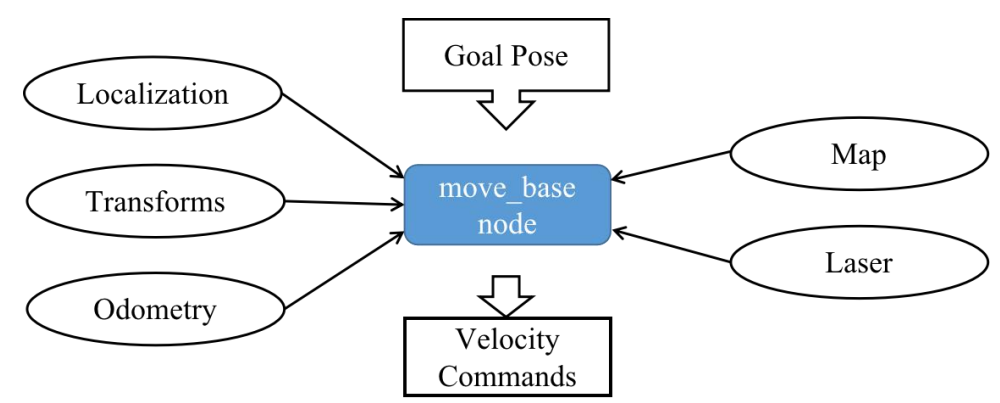
第14课 ROS中的导航包

北邮移动机器人与智能技术实验室 编

4 move_base



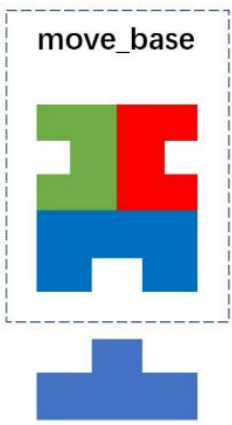
4.1 move_base简介



局部路径规划

Base Local Planner

base_local_planner
dwa_local_planner



全局路径规划

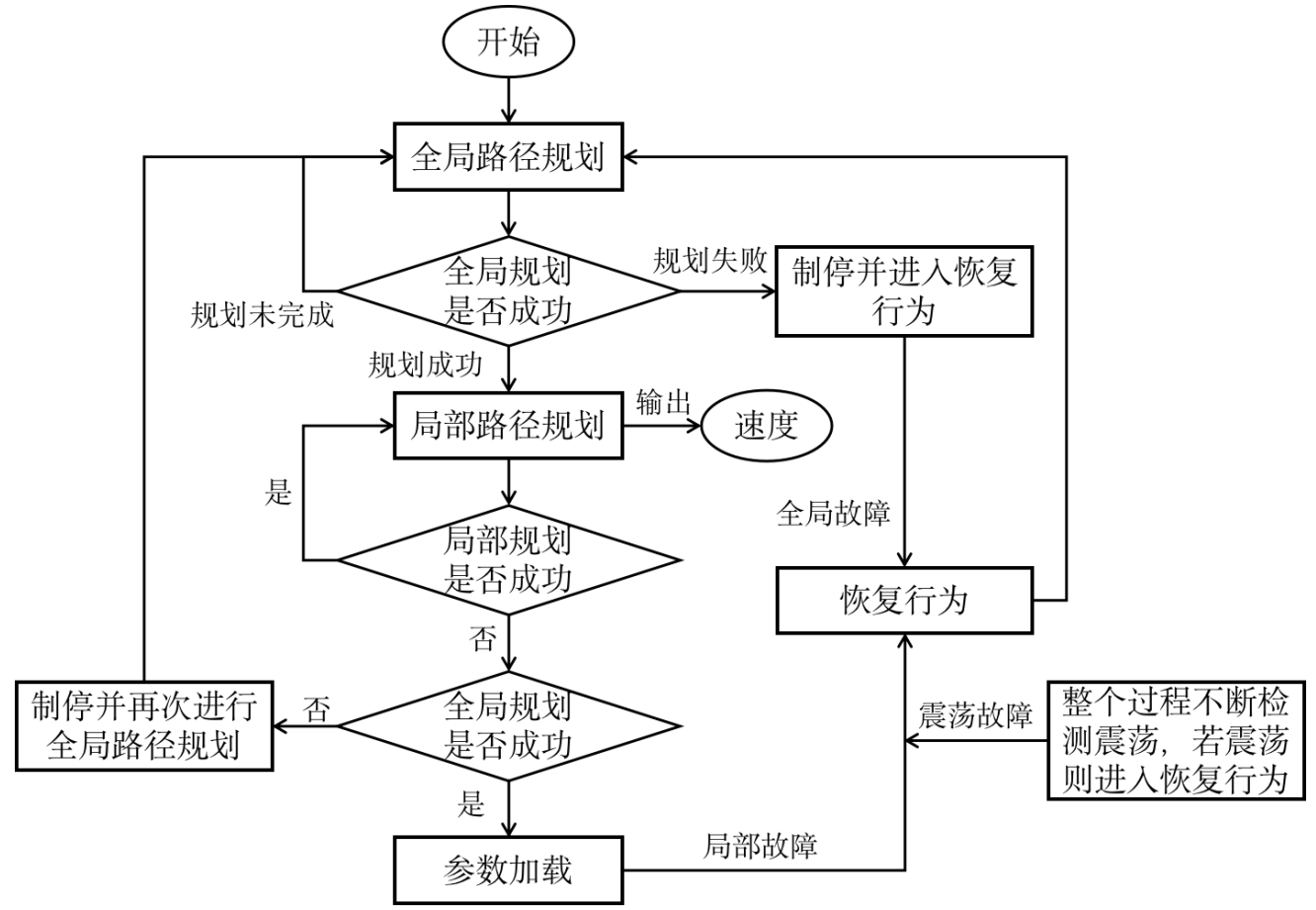
Base Global Planner

carrot_planner
navfn
global_planner

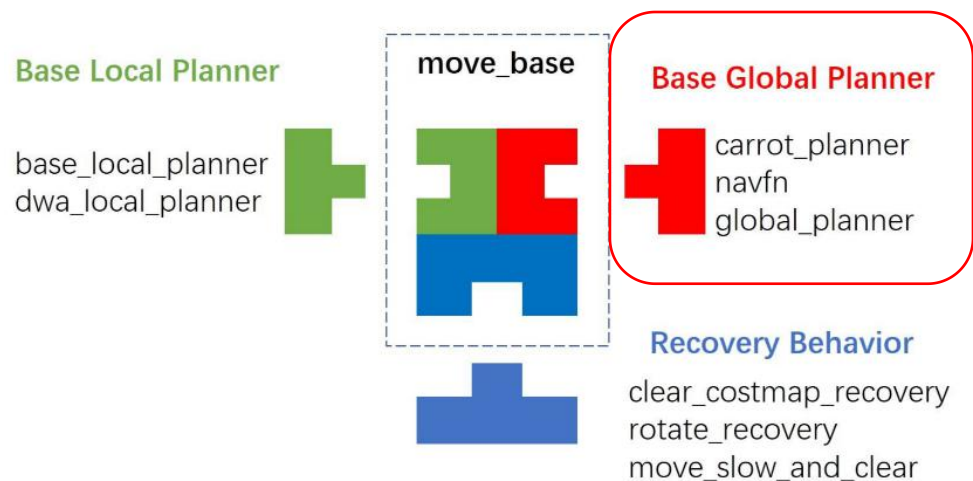
Recovery Behavior

clear_costmap_recovery
rotate_recovery
move_slow_and_clear

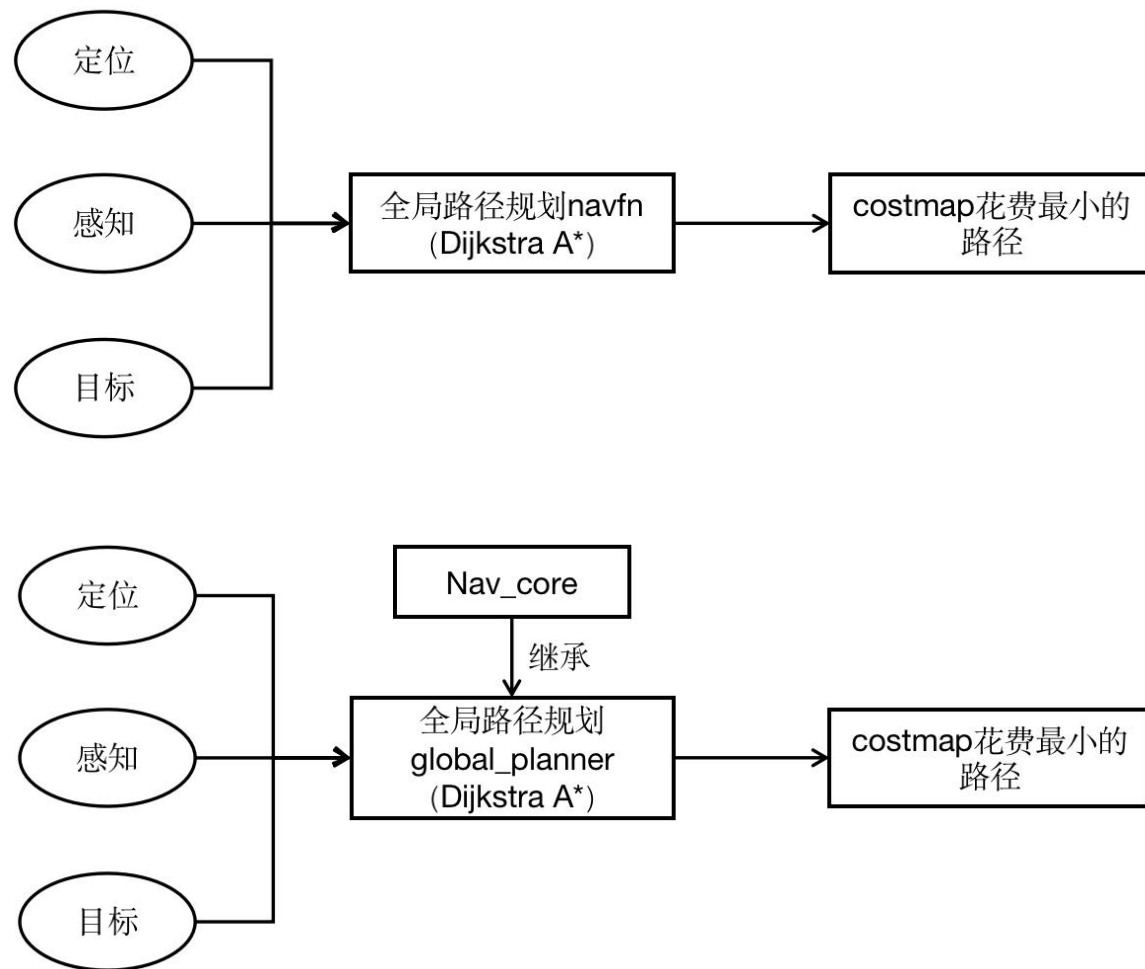
恢复行为



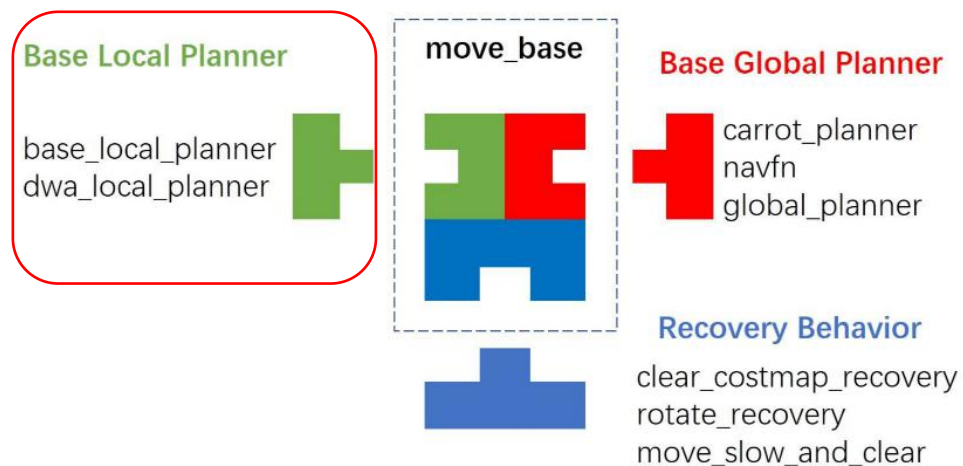
4.2 全局路径规划



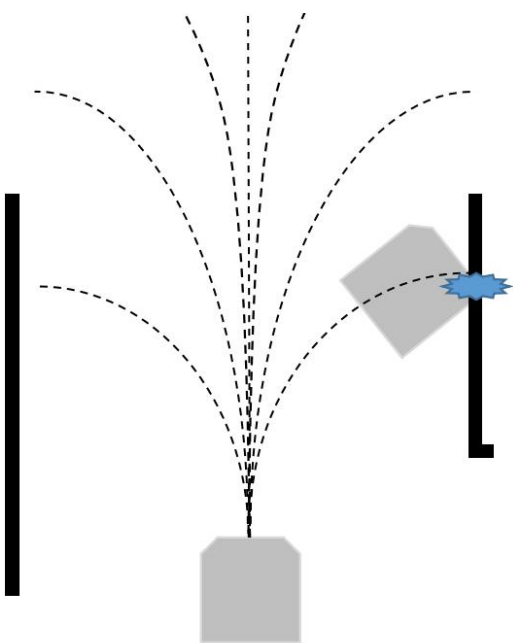
全局路径规划一般由navfn或者global_planner插件来实现。其输入为目标位置和global_costmap的信息，输出为全局路径，结果保存在一个数据格式为地图坐标的vector容器中，该全局路径作为local_planner的输入内容，为局部路径规划提供大体方向。



4.3 局部路径规划

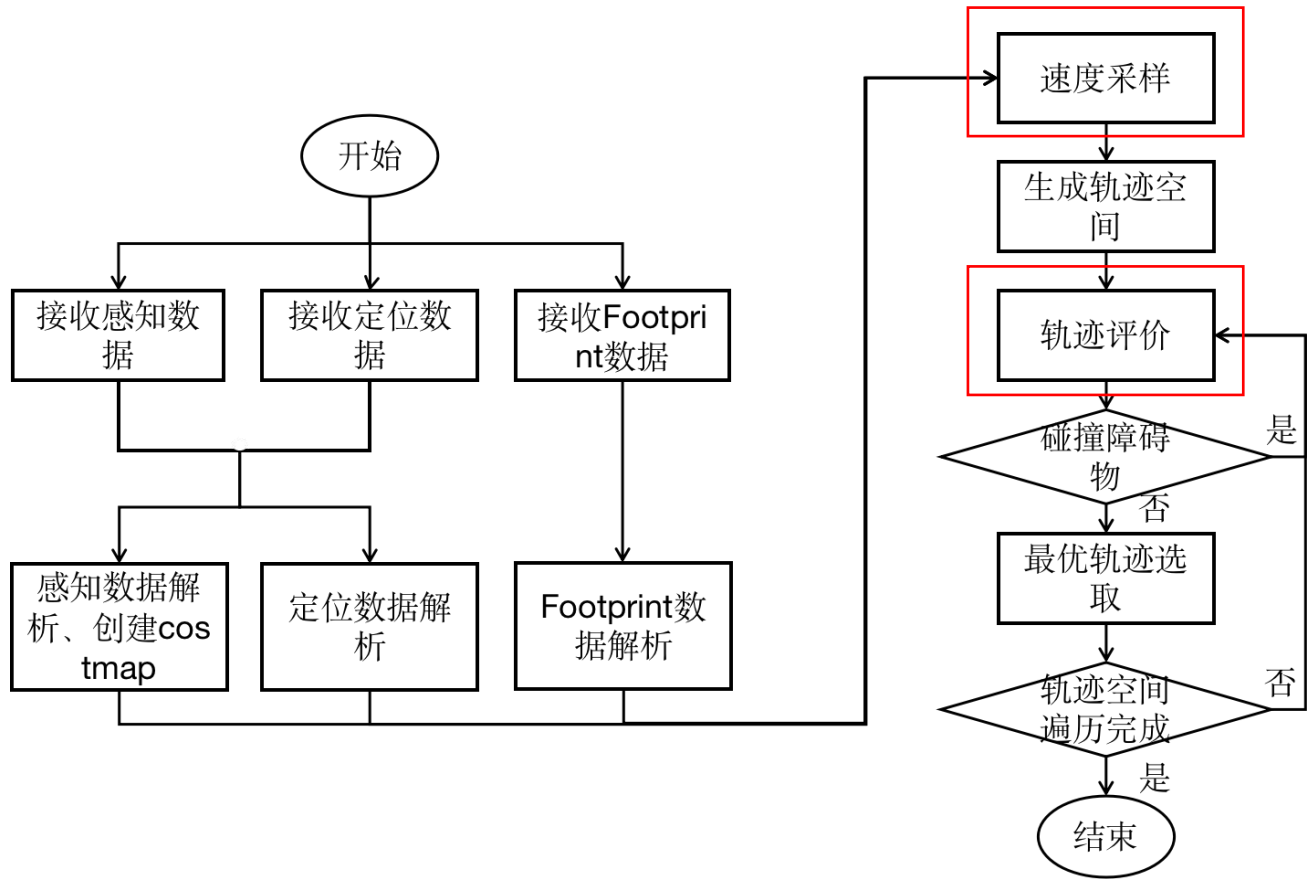


local_planner的输入包括来自global_planner的全局的规划路径、里程计信息以及local_costmap的信息，输出是速度控制指令，从而对移动机器人进行速度控制



Dynamic Window Approaches (DWA) 算法的原理主要是在已知移动机器人运动模型的基础上，在速度空间(v, w)（其中 v 表示线速度， w 表示角速度）中采样多组速度，并模拟这些速度在一定时间内的运动轨迹，再通过一个评价函数对这些轨迹打分，选择最优的速度发送给控制板。

4.4 DWA算法流程



在速度(v,w)的二维空间中，v代表移动速度，w代表旋转速度，存在着无穷多组组合，不可能完全的随机采样，因此我们需要根据机器人本身的限制和环境限制将采样速度控制在一定的范围内，具体使用下面三条限制：

$$V_m = \{v \in [v_{min}, v_{max}], w \in [w_{min}, w_{max}]\}$$

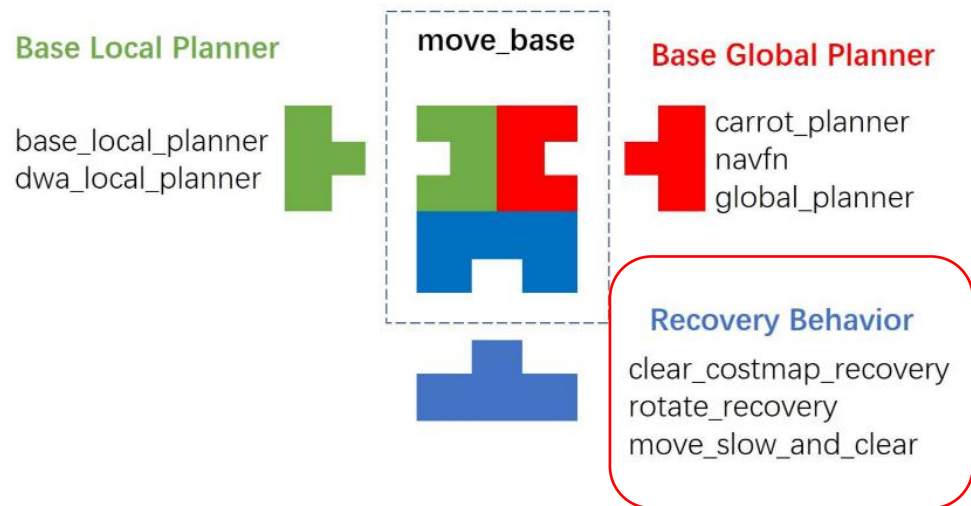
$$V_d = \{(v, w) | v \in [v_c - v_b \Delta t, v_c + v_a \Delta t] \wedge w \in [w_c - w_b \Delta t, w_c + w_a \Delta t]\}$$

$$V_a = \{(v, w) | v \leq \sqrt{2 \cdot dist(v, w) \cdot v_b} \wedge w \leq \sqrt{2 \cdot dist(v, w) \cdot w_b}\}$$

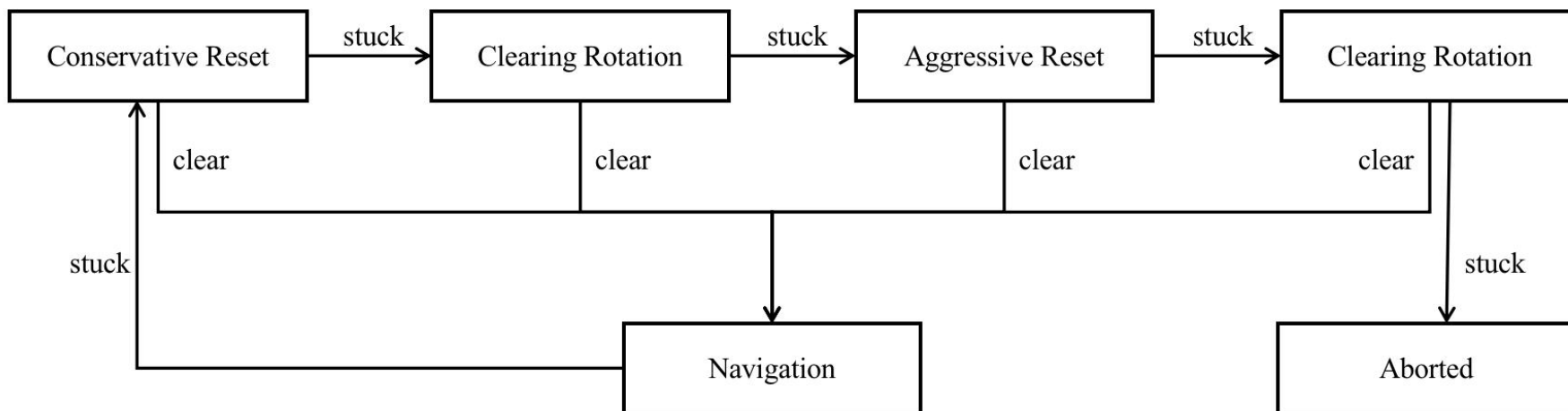
算法从采样的若干速度组中选取最优组合，进行轨迹评价，得到每条轨迹的得分Score。最后，我们选取Score最大的速度组作为最优选择

$$Score = \alpha * Costs_{Obstacle} + \beta * Costs_{Path} + \gamma * Costs_{Goal}$$

4.5 恢复行为



- `clear_costmap_recovery`: 清除代价地图的恢复行为
- `rotate_recovery`: 旋转的恢复行为
- `move_slow_and_clear`: 缓慢移动的恢复行为



移动机器人开发技术（激光SLAM版）配套教学PPT

谢 谢 观 看



北京邮电大学

Beijing University of Posts and Telecommunications

移动机器人与智能技术实验室编

宋桂岭 明安龙 2021.11

expsong@qq.com