



具备复杂环境感知能力的自主机器人系统



类脑智能应用技术研究中心 · 机器人组

2019年10月



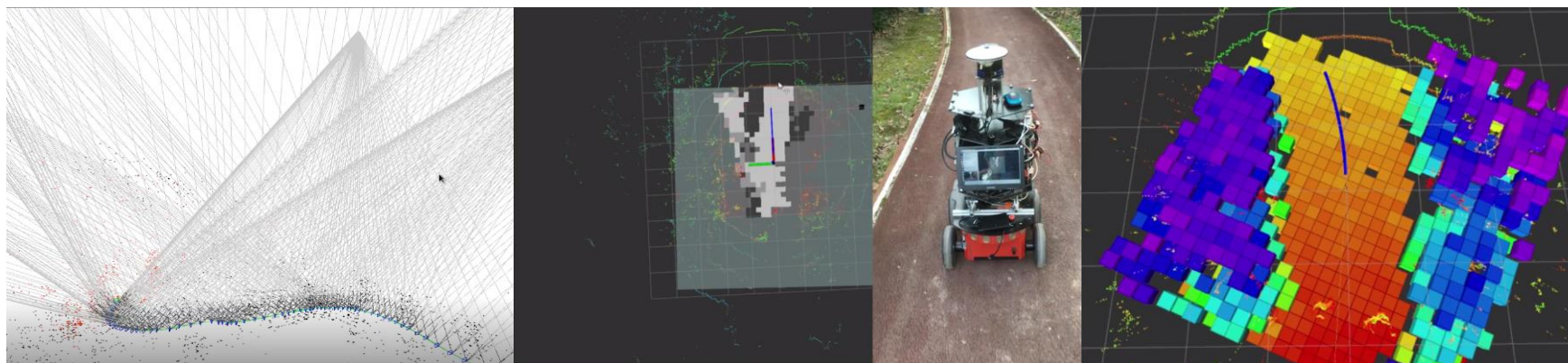
上海交通大学
SHANGHAI JIAO TONG UNIVERSITY

系统概述



具备复杂环境感知能力的自主机器人系统

- **环境感知与定位**——从车库到荒野，无惧人流与干扰的持续定位感知
- **导航与自主决策**——行先验探未知，环境理解的动态避障与动作规划



突破传统移动机器人和自动驾驶技术对环境的依赖性，构建鲁棒的高度灵活和自适应的移动机器人平台，面向服务、无人仓储、灾害救援等领域



系统概述



平台
与
软件

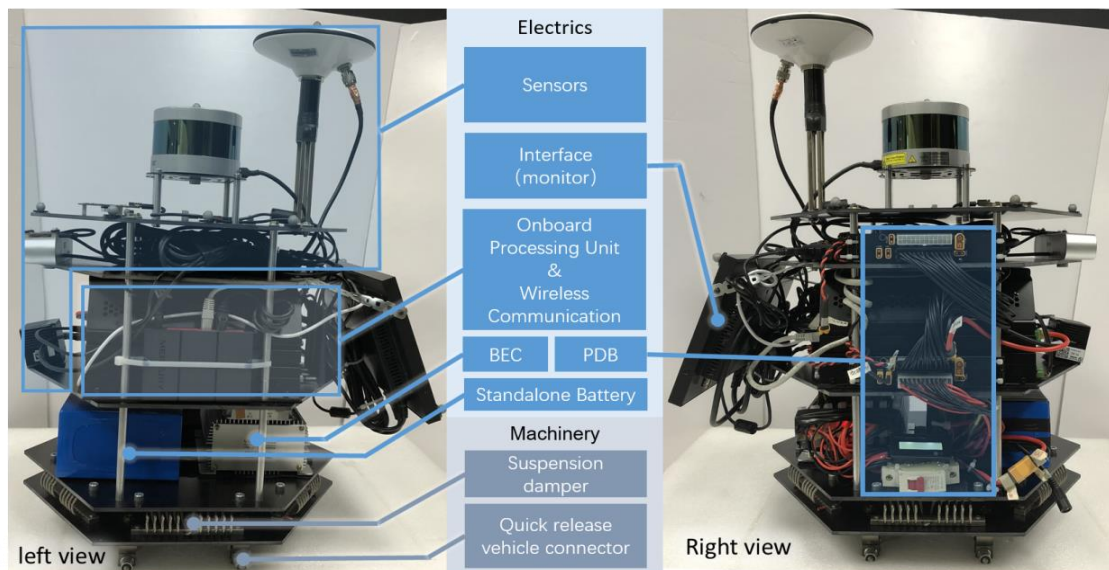


定位
与
导航

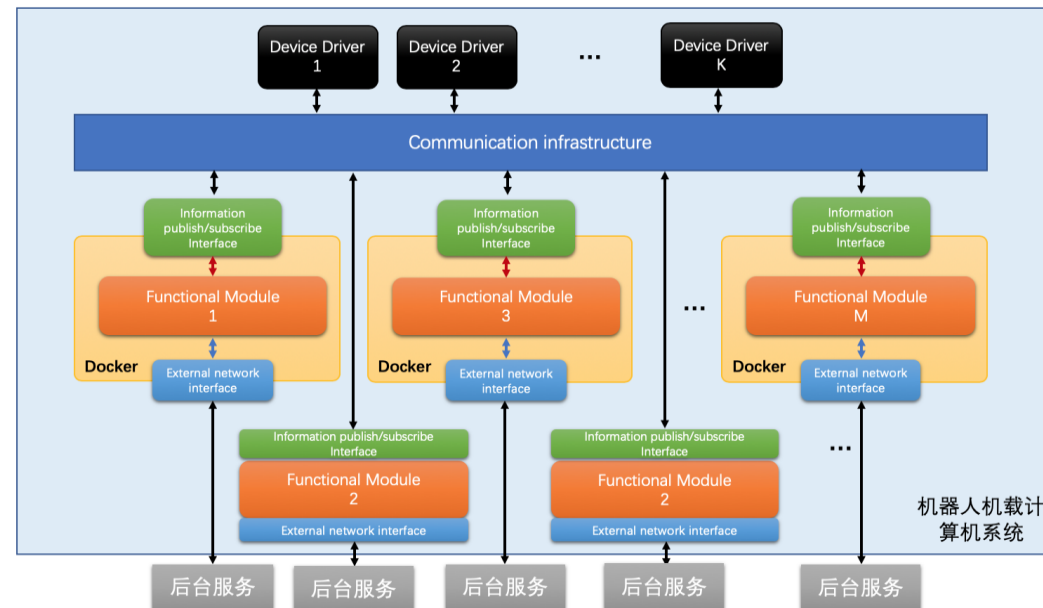


感知
与
策略

平台与软件 · 多源传感器的环境感知平台



硬件平台构建

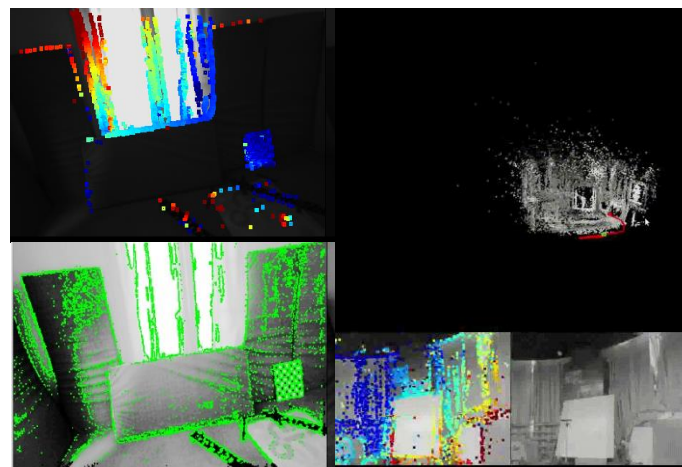


软件支撑系统架构

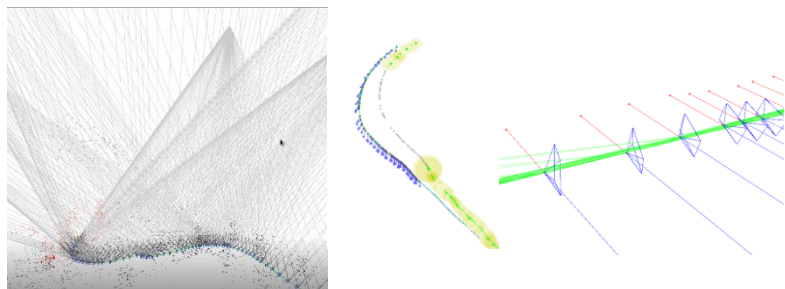
- 模块化，支持多源传感器与不同应用场景的硬件设计与通信架构
- 支持多种AI运算的运行支撑环境，实现云计算和本地AI运算无缝衔接
- 支持插拔式动态配置，适应不同平台间功能适配和平台转移

定位与导航·基于视觉的多源传感器紧耦合融合的定位导航

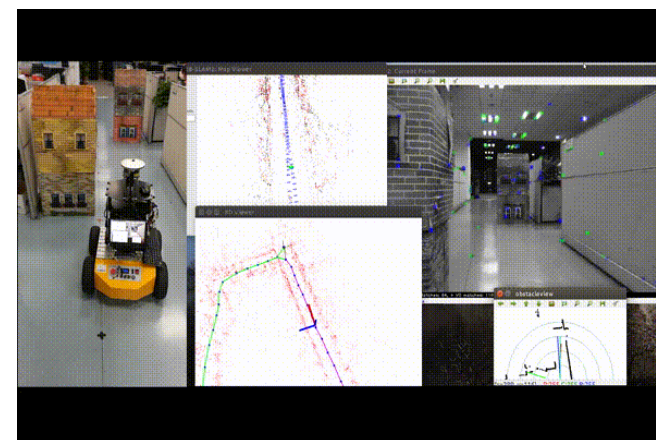
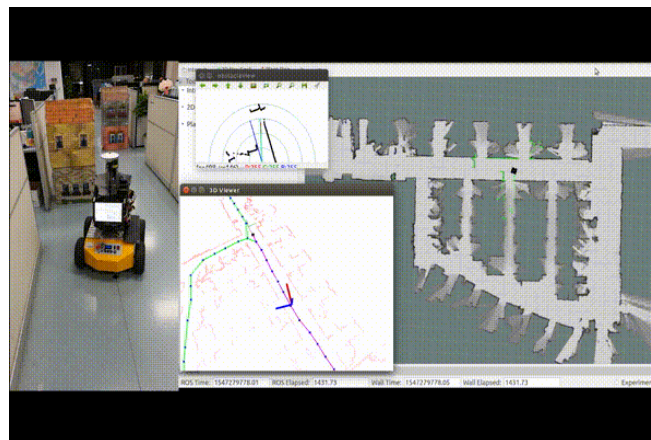
- 解决大尺度地理坐标的准确性和小尺度下cm级定位能力的融合问题。
- 解决室内外无缝衔接的运动定位问题
- 解决机器人在狭小空间精确定位和移动难题



恶劣视觉条件下鲁棒的直接法视觉里程计



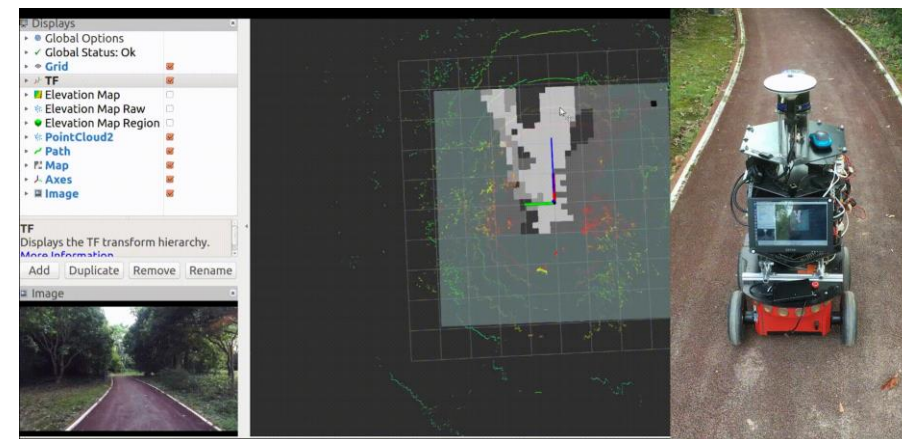
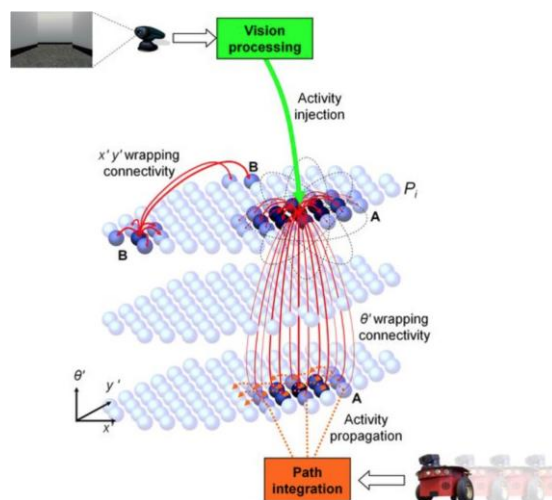
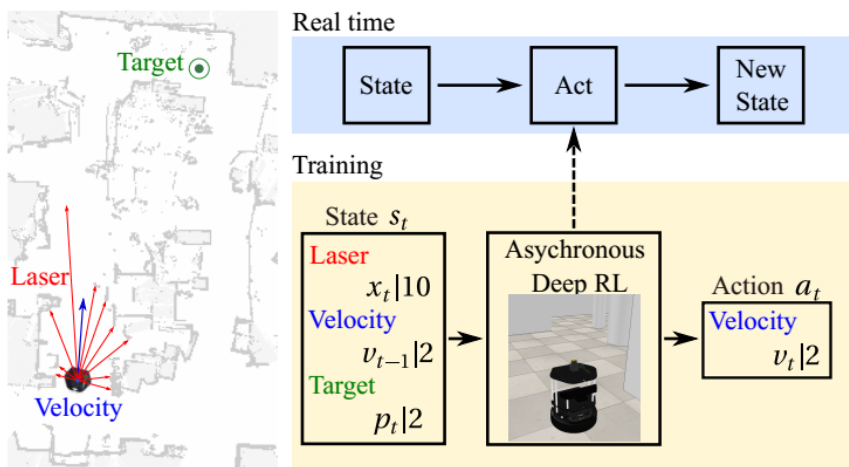
将卫星作为虚拟特征点，实现全局地理坐标和位姿的联合优化



将低成本TOF-3D传感器和视觉融合的低运算复杂度狭窄通道室内导航和移动

感知与策略 · 基于视觉语义和强化学习的避障策略

- 模拟人类的行为策略构建方式，实现基于强化学习的动态避障
- 利用DQN等现代策略规划型神经网络技术应用于机器人在复杂环境下的运动策略
- 突破传统的基于几何测量和人工设计策略在复杂场景和非完整信息下的性能瓶颈





研究重点



前端

精度

鲁棒

后端

语义
表示

重定
位

存在的问题

改进方法

图像增强

联合优化

传感器
融合

三维抽象

语义地图

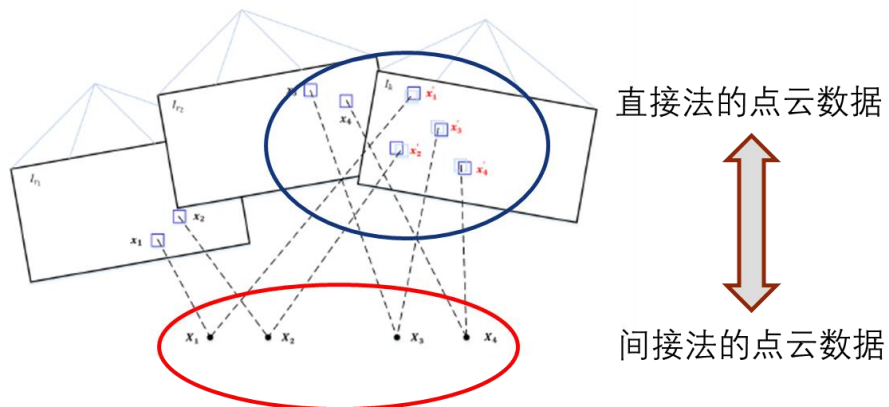
GNSS辅助

基于VINS的融合定位改进

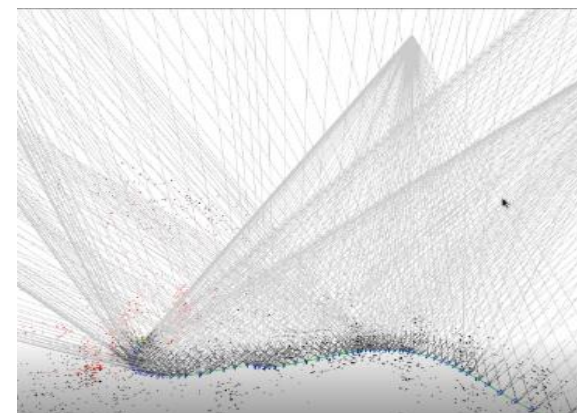
- 利用图像增强和改进KLT算法，使前端tracking抗干扰能力增强
- 修改优化，采用直接法和间接法联合优化，提高前端的定位精度
- 改进融合算法，实现基于自适应权重的视觉、IMU、GNSS融合定位，提高系统的定位精度



图像增强抗光照变化



直接法和间接法联合优化

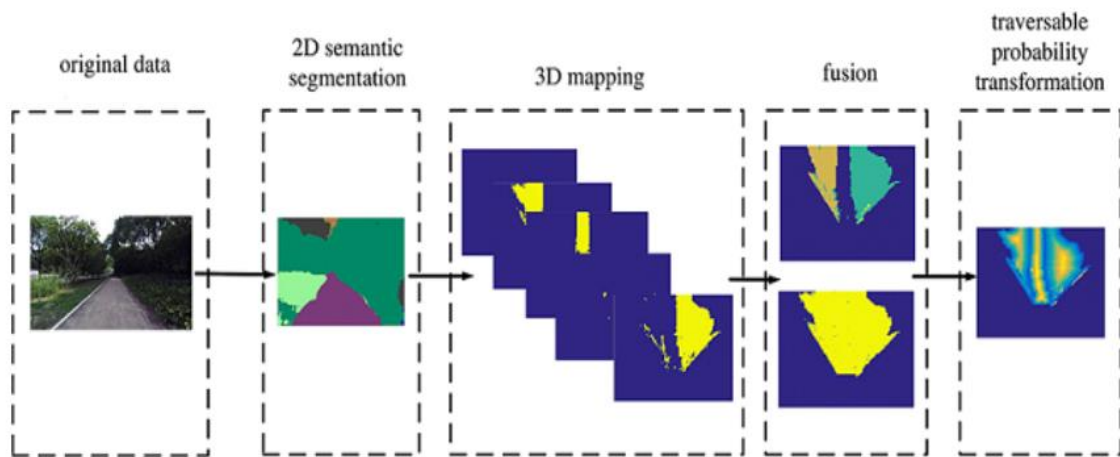


自适应权重融合定位

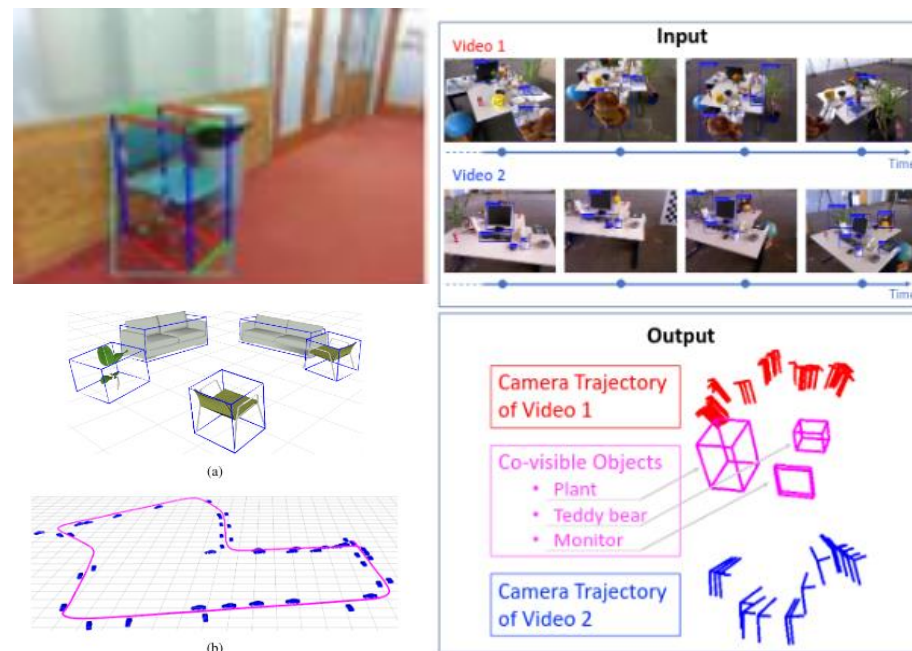
三维语义抽象及拓扑结构重定位



- 抽取三维物体语义及形状用于构建地图，用于更为准确与灵活的导航与避障。
- 利用物体间的拓扑位置关系进行重定位，以提升对环境变化的抗干扰能力，实现life-long slam的目的。



局部语义地图构建及地图生成

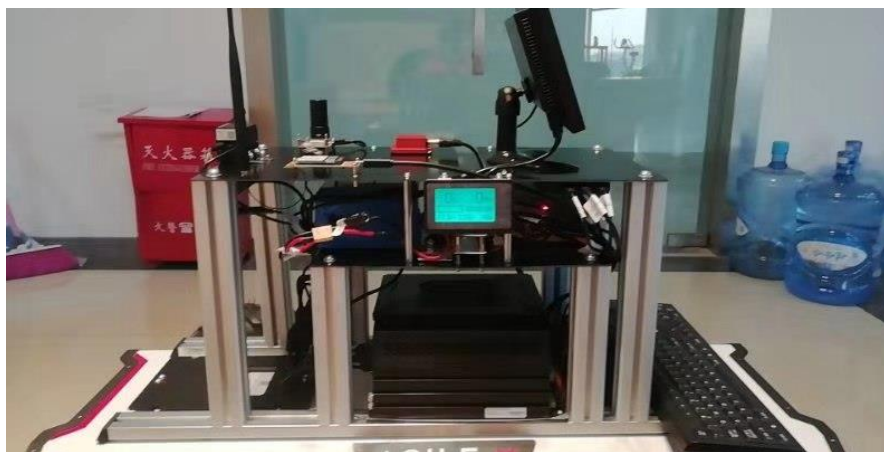


三维物体抽象及拓扑关系重定位

多传感器地面测试载体车



- 由多源传感器的环境感知平台迁移而来。
- 高性能本地计算能力，减少算法开发阶段的优化问题。
- 模块化可拓展能力



多传感器地面测试载体车组装进度

应用场景

在未知地点实时匹配特征。将特征和预建立的拓扑语义地图进行实时匹配，实现精准导航与定位。

研究目标

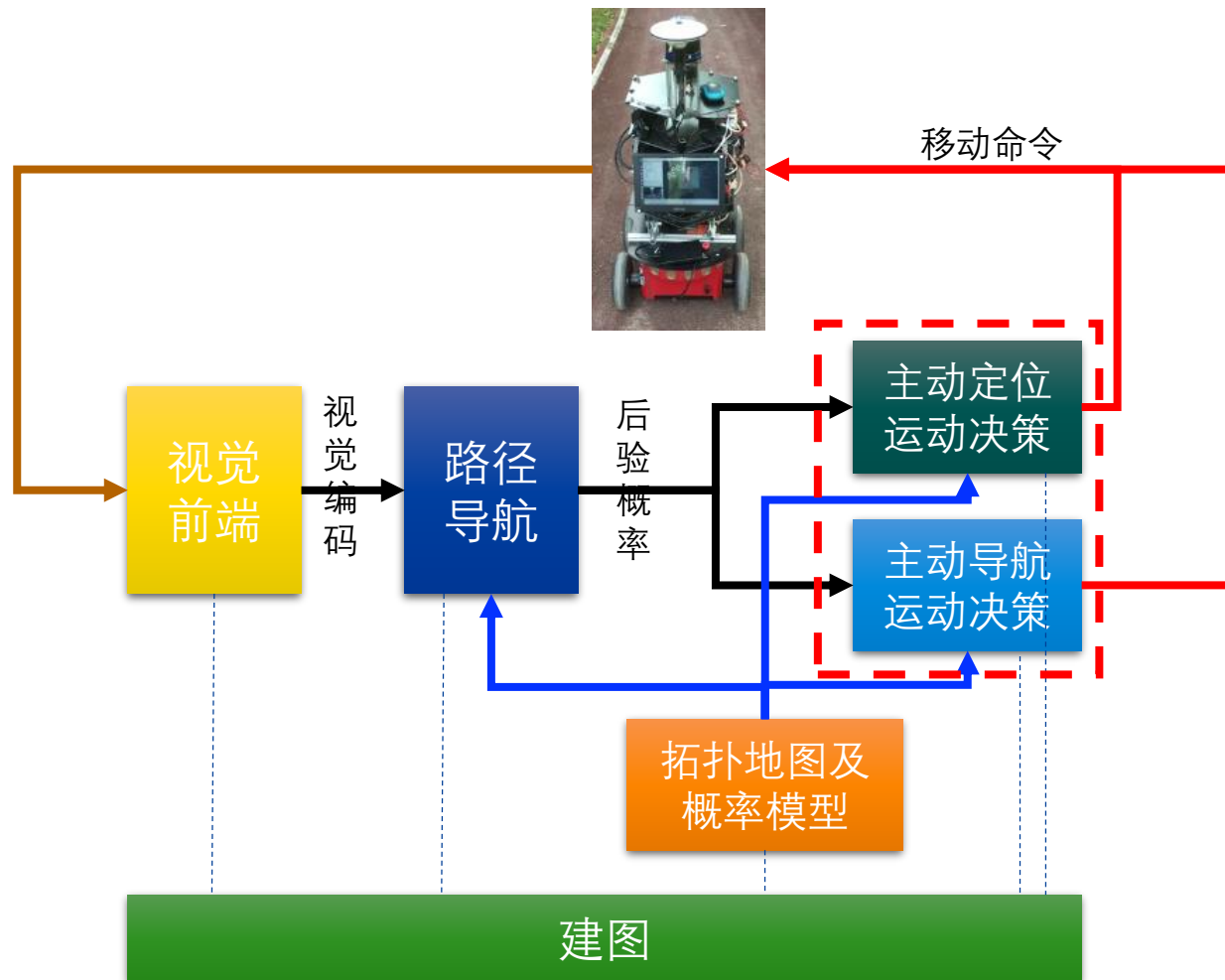
采用视频地点定位、语义分割、深度估计等技术构建原型系统，实现定位、导航和避障等功能。

特色创新

尝试颠覆基于精确时空测量的传统定位机理，模拟大脑定位方式，实现友好性强、且具备复杂环境感知能力的自主机器人系统。



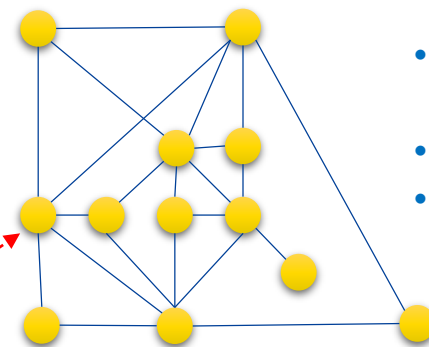
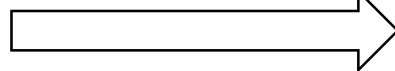
BrainNavi 架构方案



拓扑地图和概率模型



Markov概率模型



- 拓扑节点看成Markov网络的状态
- 拓扑连线是移动状态
- 每个拓扑节点对应地点, 并有对应观测量

状态转移方程

$$\begin{bmatrix} p(x_1^{(t+1)}) \\ p(x_2^{(t+1)}) \\ p(x_3^{(t+1)}) \\ \vdots \\ p(x_N^{(t+1)}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} & \dots & m_{1N} \\ m_{21} & m_{22} & \ddots & m_{2N} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ m_{N1} & m_{N2} & \dots & m_{NN} \end{bmatrix}_{act} \begin{bmatrix} p(x_1^{(t)}) \\ p(x_2^{(t)}) \\ p(x_3^{(t)}) \\ \vdots \\ p(x_N^{(t)}) \end{bmatrix}$$

下一时刻
在各个位
置的概率

- 移动带来的位置转移概率
- 每个行动act对应不同的矩阵

前一时刻
在各个位
置的概率

观测方程

$$\begin{cases} p(y|x_1) \\ p(y|x_2) \\ \vdots \\ p(y|x_N) \end{cases}$$

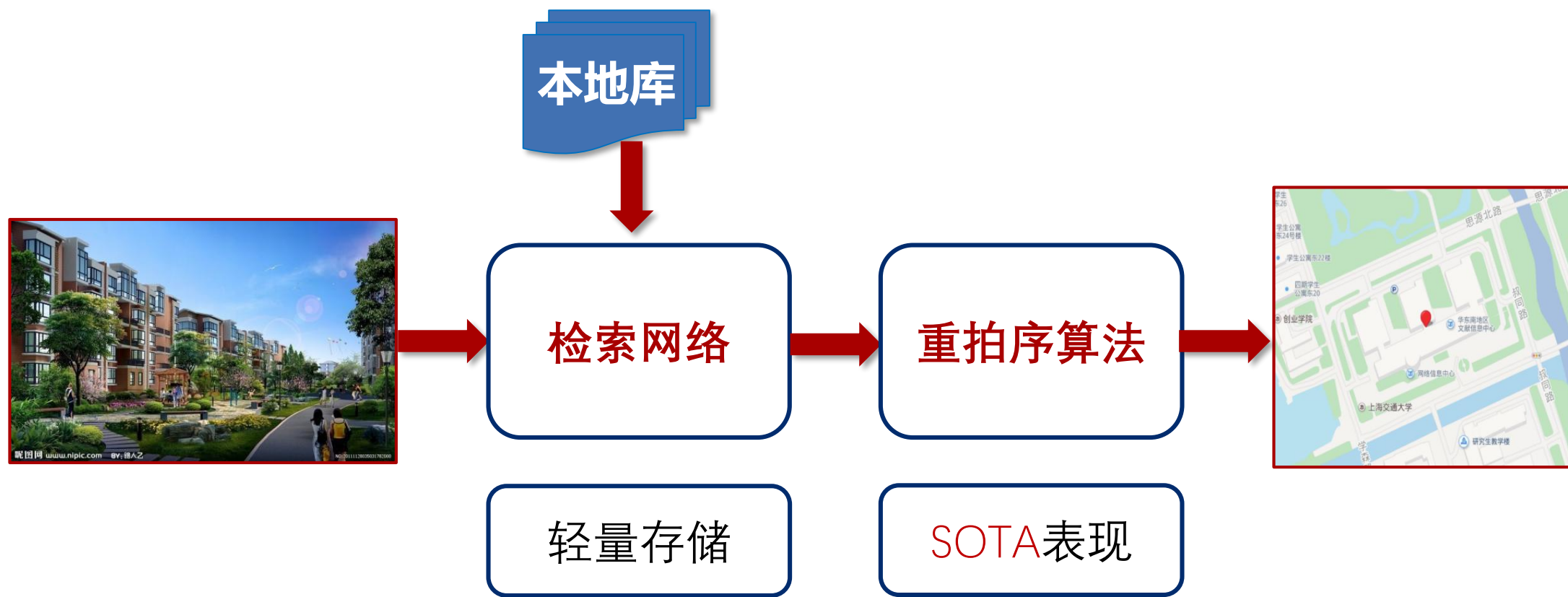
	厨房	商店	卧室
床	0.0	0.3	0.7
锅	0.8	0.3	0.0
椅子	0.2	0.4	0.3

- 每个位置看到的内容的概率
- 注意: 上面对应的是矩阵, 不是向量

视觉前端



- 能够完成单点定位VPR系统的构建，并集成到BrainNavi系统框架中。
- 实现输入图片输出本地库中相似度最高的图片对应经纬度坐标的功能。



语义分割



- 语义分割是计算机视觉中的基本任务，在语义分割中通过**域自适应**的研究使得分割在未训练的场景下也能有好的效果。
- 语义分割使BrainNavi对图像有更加细致的了解，正确区分可通行区域。



语义分割效果图

深度估计

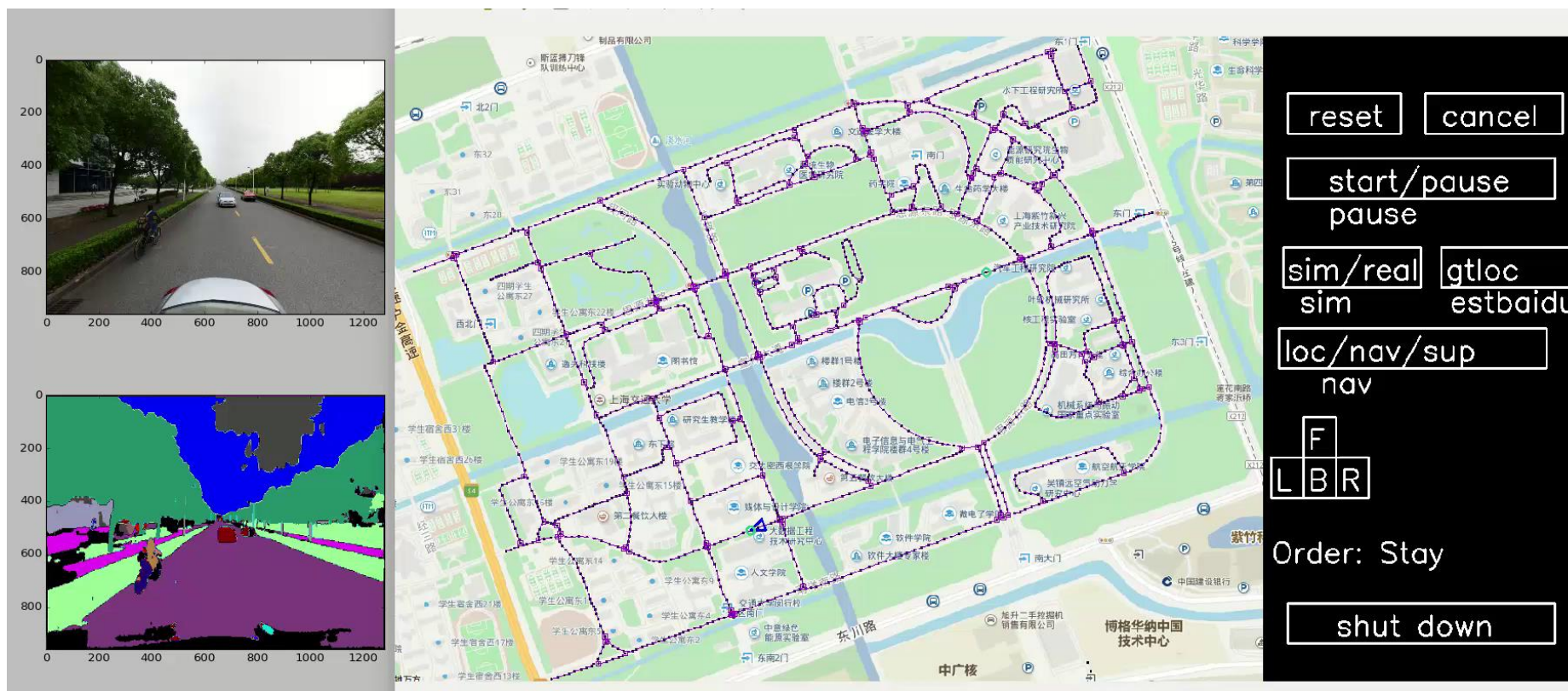


- 利用单目深度估计算法可以估计道路中行人车辆的距离，及时避障。
- 利用单目摄像头可初步完成整个系统，硬件设备简单。
- 系统实时性强、可移植性强。



深度估计效果图

系统初步试验





系统试验——测试方法



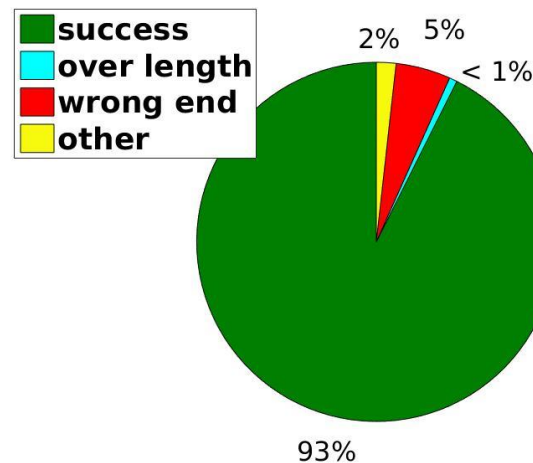
- **导航测试过程：**随机设定起点终点节点，机器人不知道初始位置，完全靠定位模块(单点+路径)的估计结果进行决策(行为包括前进、左右转、停止)，最终认为到达目的地时输出停止指令即完成一次导航。
- **导航结果解释：**
 - 成功：最终停止在目的地节点；
 - 超长(over length)：行走路径超过最短路径的1.5倍；
 - 错误终点(wrong end)：在错误的节点发出了停止指令；
 - 其他：其他未成功的结果，测试时间超过十分钟仍未发出停止指令；

系统试验——主动导航

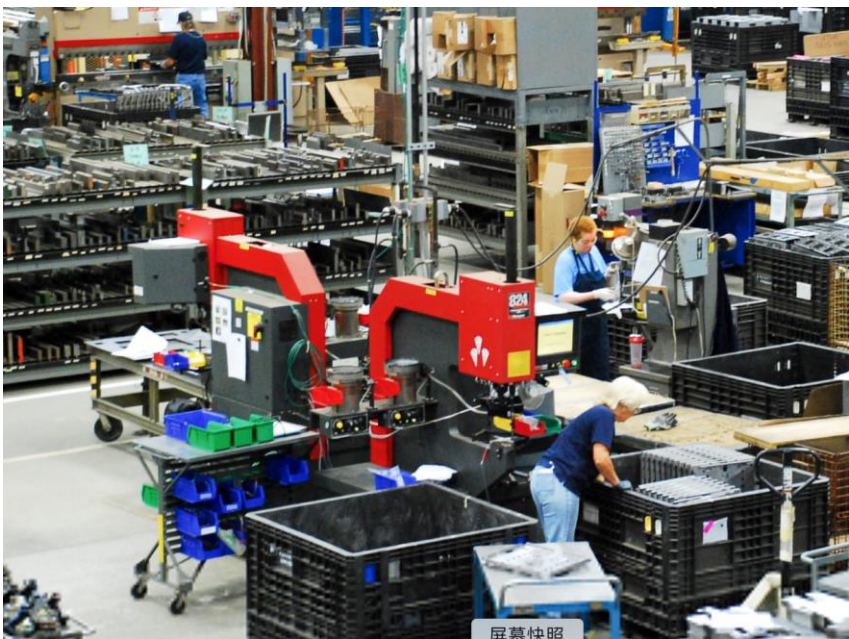


- 总计进行851次随机导航测试，其中成功788次，超长6次，错误终点42次，其他15次，饼形图如右下；
SPL（%/条）：95.55；

$$spl = \frac{1}{N} \sum \frac{100.0 * success_or_fail}{L_{shortest_path} / L_{real_path}}$$



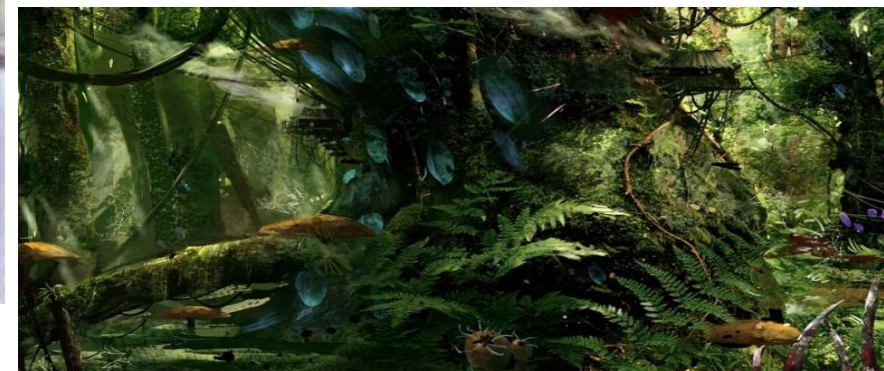
面向未来的应用



复杂工业场所AGV



多功能智能配送



复杂野外环境的场景识别定位和移动



谢谢



上海交通大学
SHANGHAI JIAO TONG UNIVERSITY