

# **Present and Future of SLAM in Extreme Environment:**

## **The DARPA SubT challenge**

Name: Xu Taosi  
Email: XuTaosi@163.com



# Present and Future of SLAM in Extreme Environments: The DARPA SubT Challenge

- **Present and Future of SLAM in Extreme Environments: The DARPA SubT Challenge**

Kamak Ebadi; Lukas Bernreiter; Harel Biggie;  
Gavin Catt; Yun Chang; Arghya Chatterjee;  
Christopher E. Denniston; Simon-Pierre Deschênes;  
Kyle Harlow; Shehryar Khattak; Lucas Nogueira;  
Matteo Palieri; Pavel Petráček; Matěj Petrлік;  
Andrzej Reinke; Vít Krátký; Shibo Zhao;  
Ali-akbar Agha-mohammadi; Kostas Alexis;  
Christoffer Heckman; Kasra Khosoussi;  
Navinda Kottege; Benjamin Morrell; Marco Hutter;  
Fred Pauling; François Pomerleau; Martin Saska;  
Sebastian Scherer; Roland Siegwart;  
Jason L. Williams; Luca Carlone

IEEE Transactions on Robotics

Year: 2023 | Early Access Article | Publisher: IEEE





## 简介

- 1、对文章内容整体的简要概述
- 2、对六只队伍的SLAM架构做简单介绍
- 3、对六支队伍所用系统间的共性做简单介绍
- 4、我看了这篇文章的感悟



## 简介

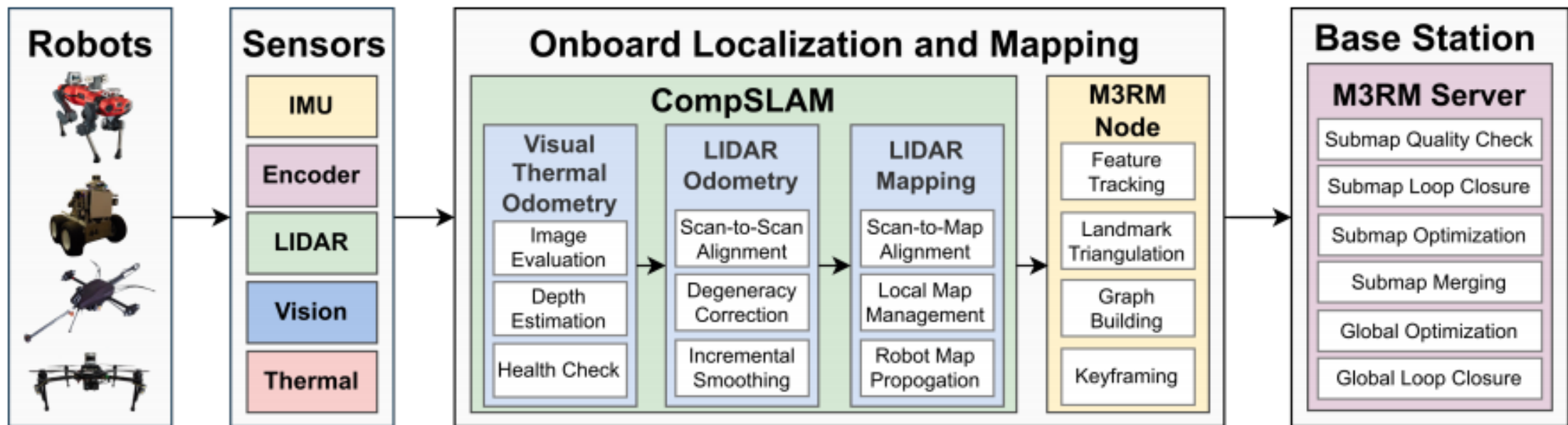
本文通过讨论参加为期三年的SubT比赛的六支队伍的不同SLAM策略和结果，综述了极端地下环境下同步定位与制图 (SLAM) 的最新进展，并讨论了未来的发展机遇。

该文章从以下四个方面展开

- 1、各个队伍的算法、架构和团队采用的系统；
- 2、通过强调当前SLAM系统的可能性以及讨论该领域的成熟度；
- 3、概述了要进一步的研究来突破问题；
- 4、提供了开源SLAM实现和数据集的列表。



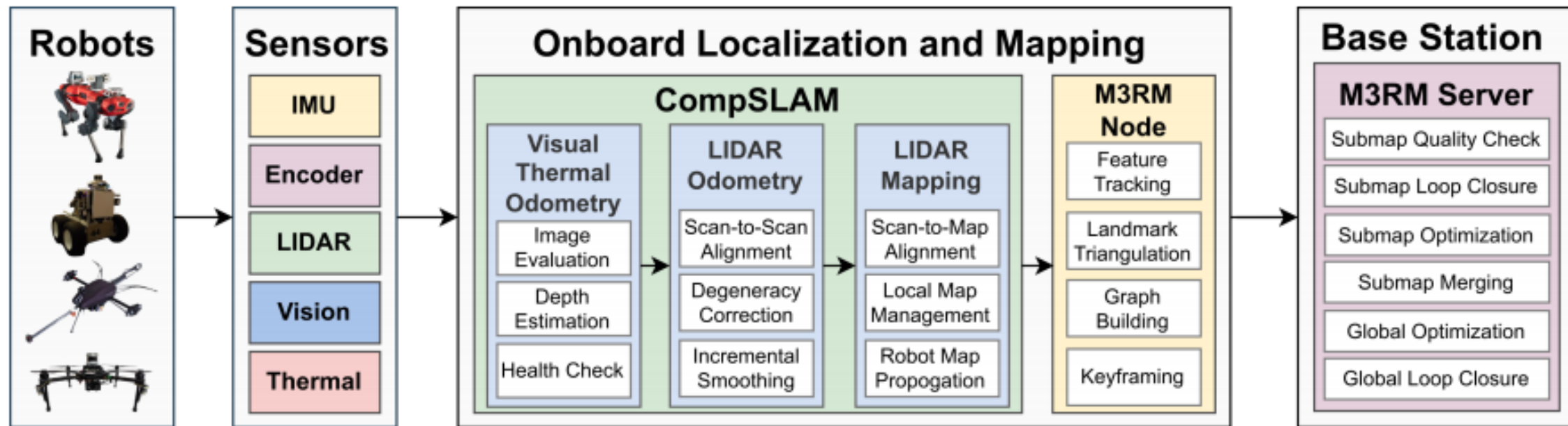
# Team CERBERUS



该体系结构由CompSLAM（是运行在每个机器人上的互补多模态里程计和本地测绘方法）和M3RM（是运行在基站上的多模态多机器人测绘服务器）提供支持的。每个机器人都在自己的地图上进行评估和操作。周期性地将这些地图发送到基站上的地图服务器进行累积和全局多机器人优化。



# Team CERBERUS

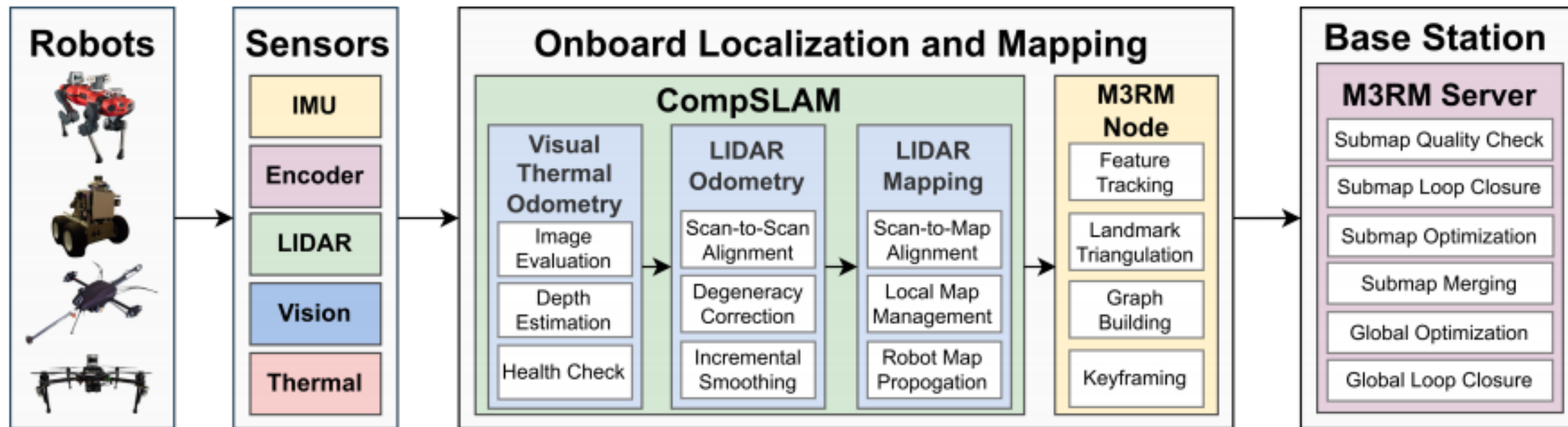


通过CompSLAM的车载里程测量和测绘：对独立的姿态估计进行从粗到精的融合。该方法有三个模块（1）视觉和热惯性融合(VTIO)模块（2）视觉里程计（LIDAR Odometry）模块（3）映射（LIDAR Mapping）模块

LIDAR Odometry And Mapping组件是在LOAM（使用激光雷达完成定位与三维建图的算法）的基础上开发的。执行视觉里程计到映射的步骤是利用LIDAR点云这个方法



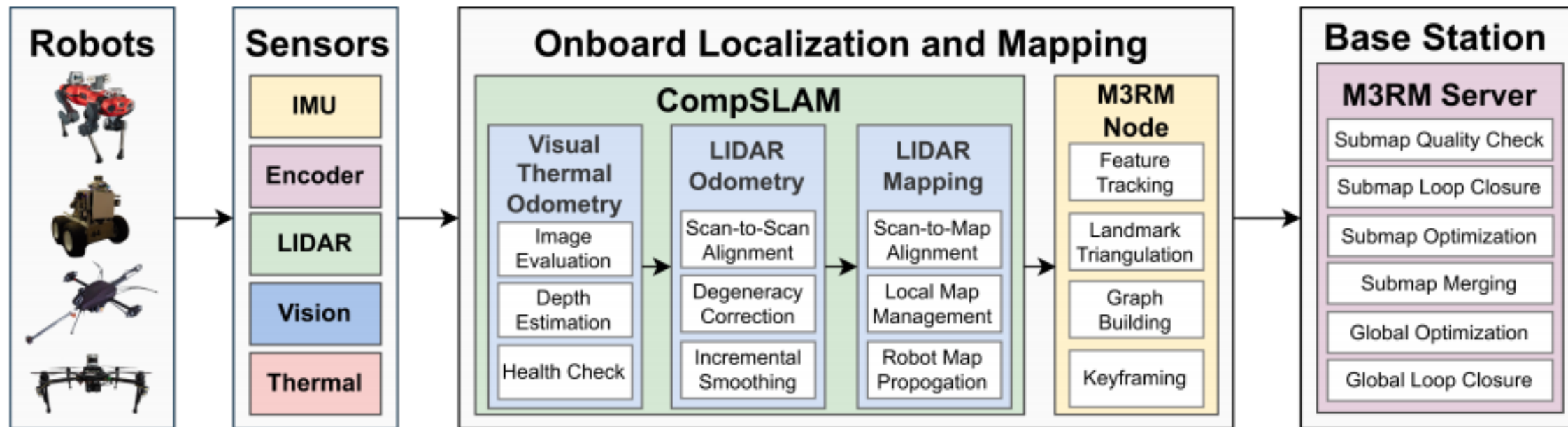
# Team CERBERUS



据分层融合方法，LM模块利用LO模块的估计并对其改进。为了评估每个迭代优化步骤的质量，系统利用基础近似Hessian的特征值的阈值（特征值越小越平缓）来识别由于几何自相似而可能病态的自由度。如果某些方向被确定为病态，则层次结构中先前估计器（例如视觉惯性里程计）的姿态估计将向前传播，跳过病态模块。



# Team CERBERUS

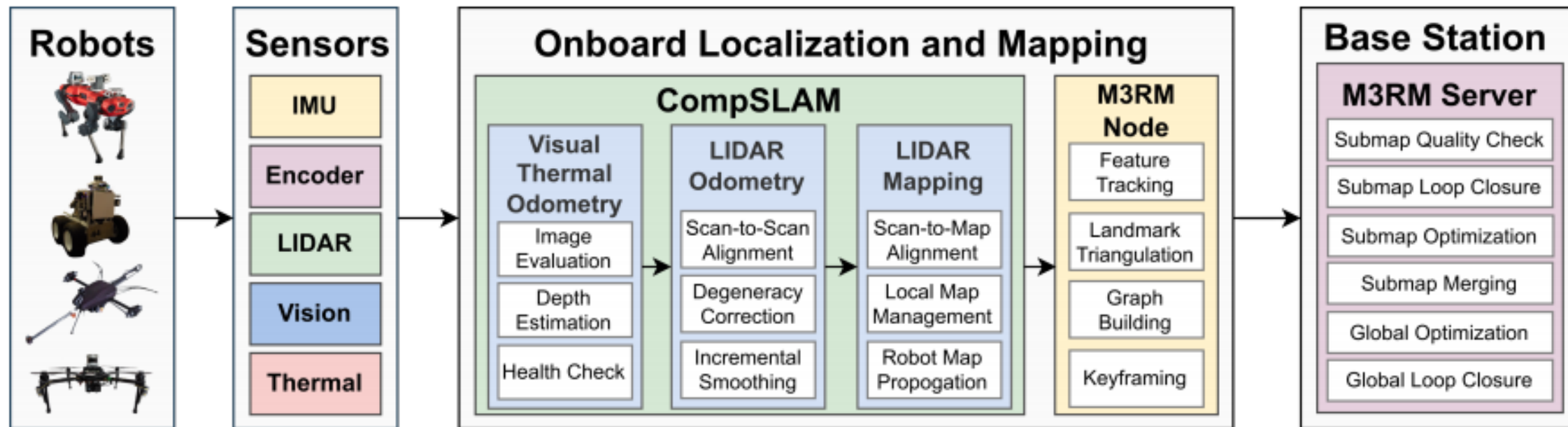


多机器人映射与优化(M3RM): 一般可以细分为两个组件, 即M3RM节点和服务器的核心组件是一个集中式测绘服务器





# Team CERBERUS

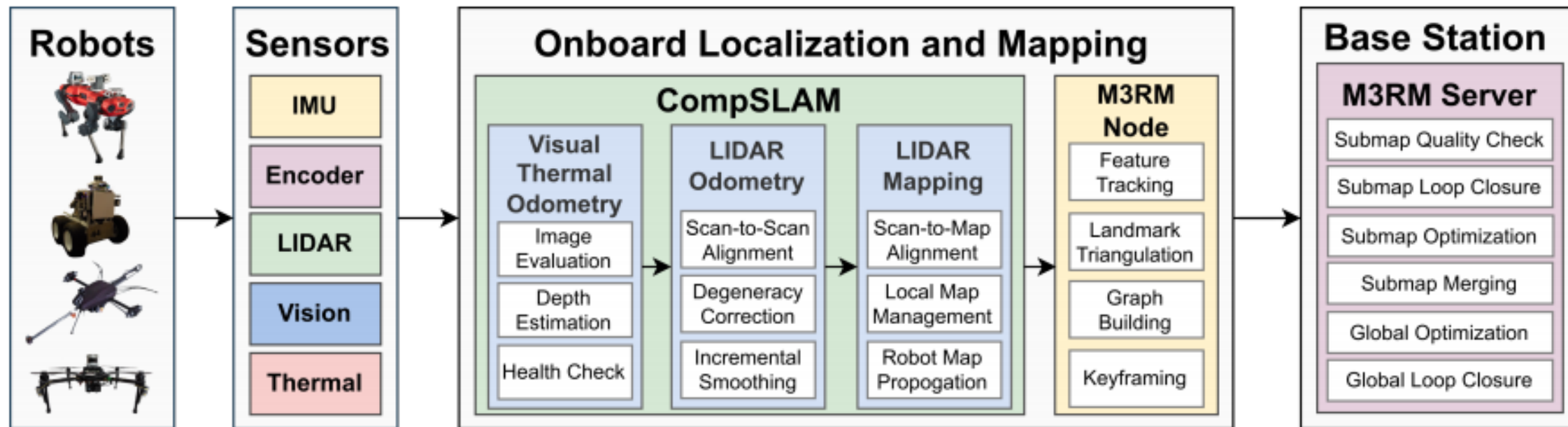


M3RM节点在每个机器人上运行，负责创建一个本地因子图，捕获机器人收集和预处理的多种传感器数据。

M3RM服务器在基站运行，负责跟踪每个机器人的所有子地图，并将它们集成到全局一致的多机器人地图中。



# Team CERBERUS



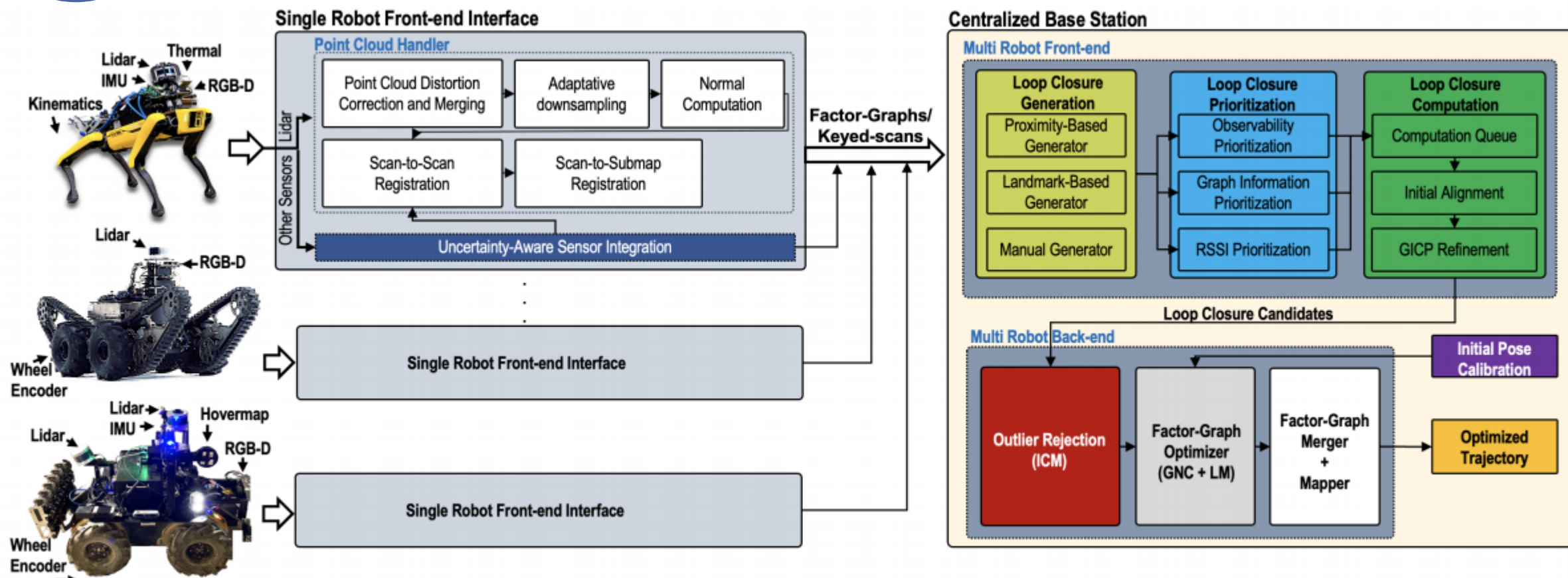
合并成全局多机器人地图后，由M3RM服务器不断优化

- (1) 多机器人视觉闭环检测
- (2) 多机器人激光雷达配准
- (3) 因子图优化。

其目标是检测机器人内部和机器人之间的闭环并执行联合优化。



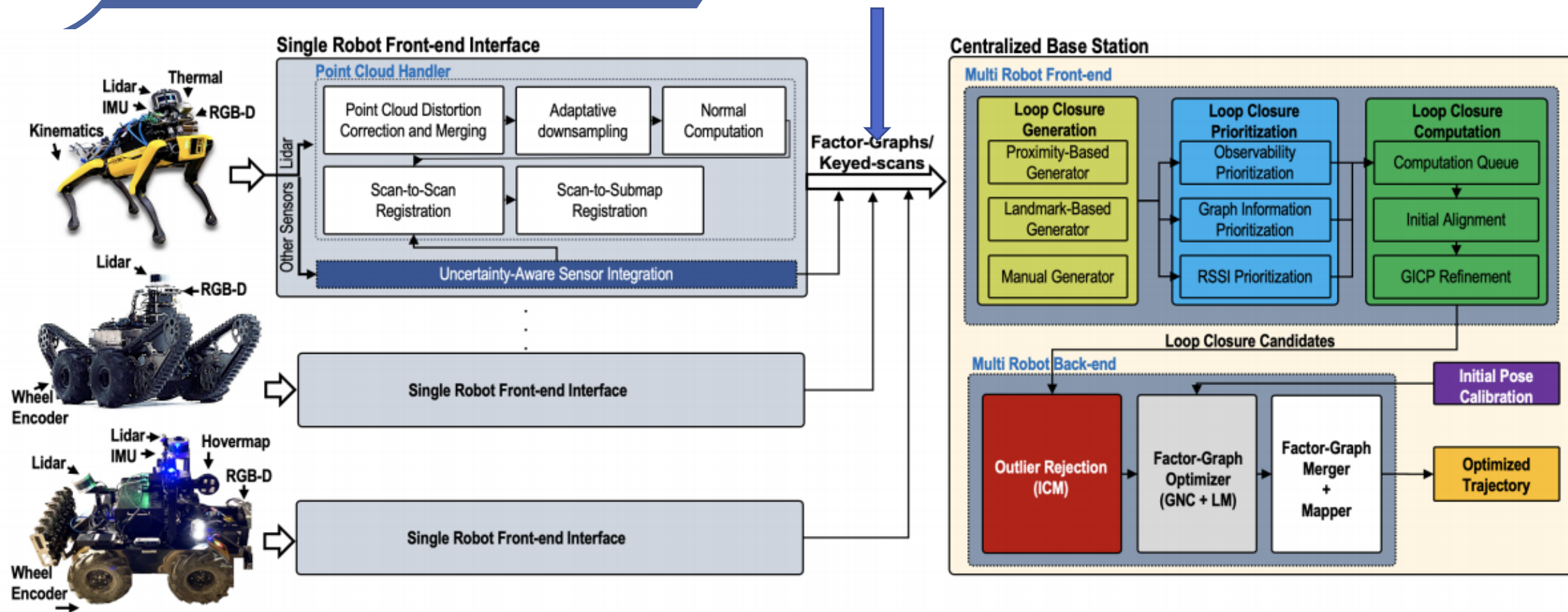
# Team CoSTAR



大规模自主测绘和定位 (LAMP): 依靠来自不同里程计来源的数据 (即激光雷达、视觉惯性、车轮惯性和IMU) 来估计机器人的轨迹, 以及环境的点云图。每个机器人运行一个本地前端并与基站通信, 基站运行一个多机器人前端 (用于闭环检测) 和后端 (用于姿态图优化)。



# Team CoSTAR



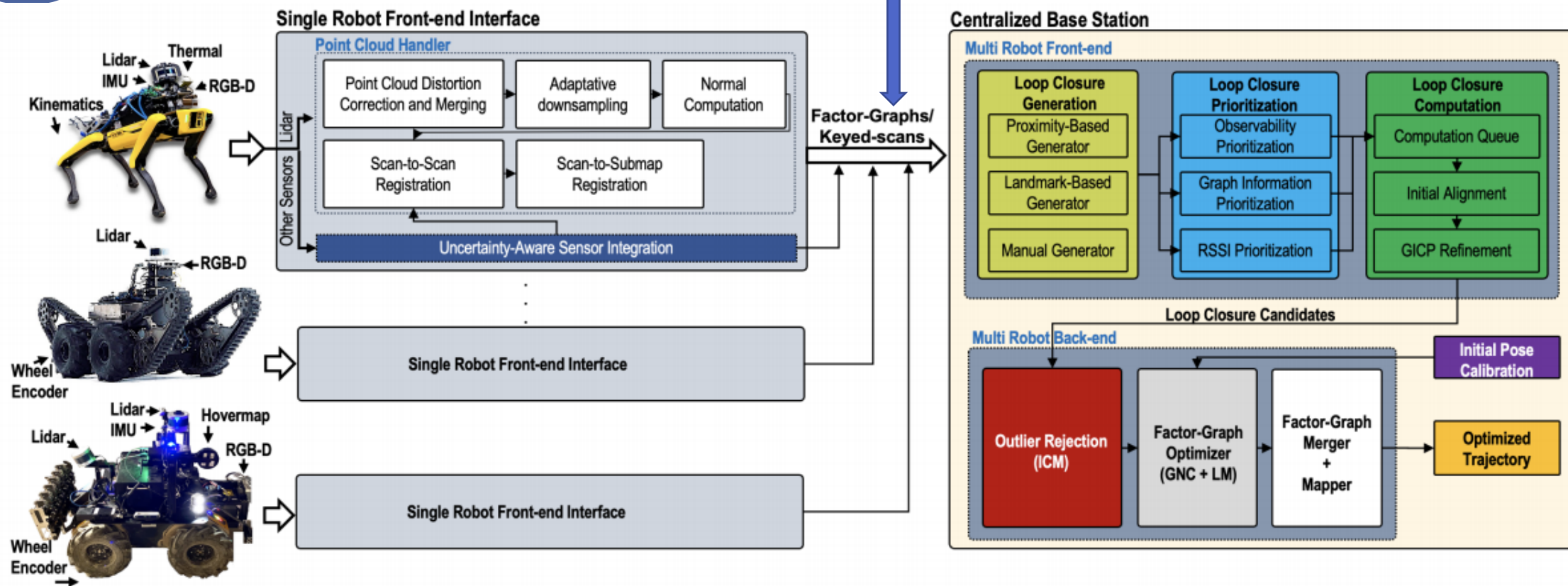
单机器人前端接口：该接口在每个机器人上本地运行，以产生估计的机器人轨迹和每个机器人探索的环境点云图





# Team CoSTAR

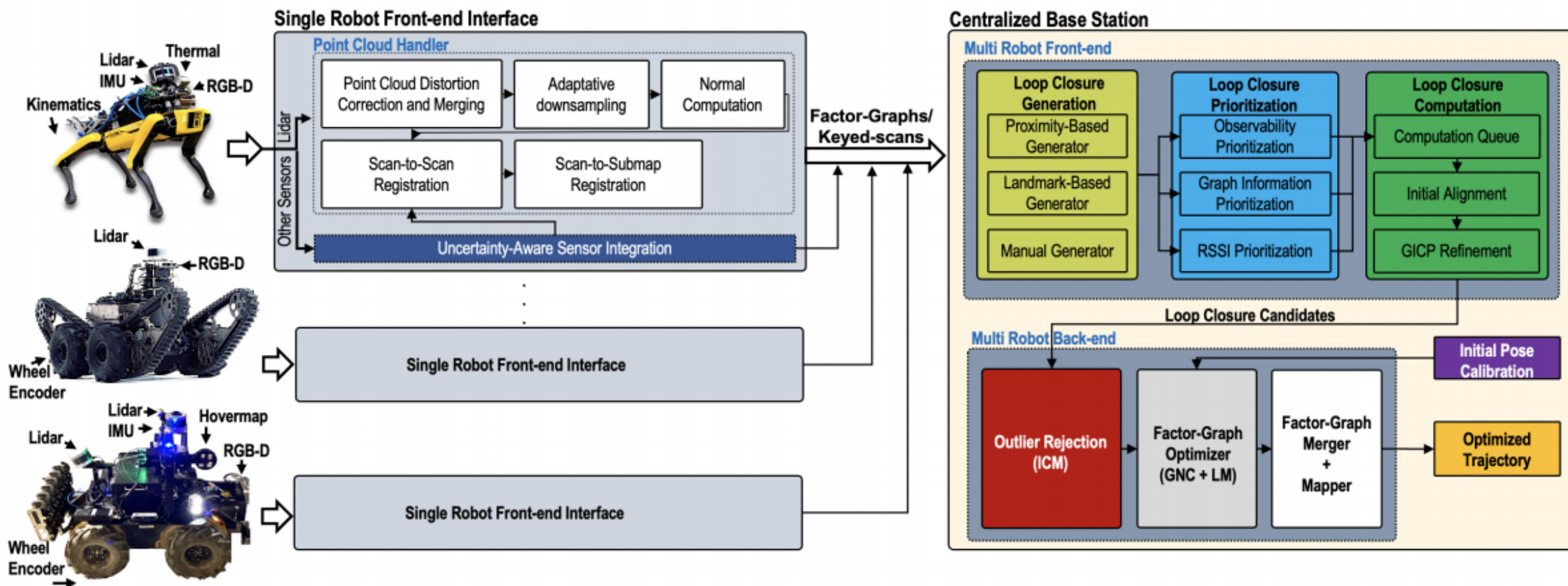
keyedscan用于循环闭合检测  
并形成环境的3D地图。



1、来自多个机载激光雷达的扫描被合并成一个统一的点云。2、然后应用自适应体素化滤波器，以确保保留恒定数量的点（减少第三部的计算）。3、常规计算。（里程估计是使用两阶段扫描到扫描和扫描到子图配准过程获得的，该配准依赖于点对平面ICP（电感耦合等离子体）的快速实现，使用IMU测量或其他里程计源进行初始化。）



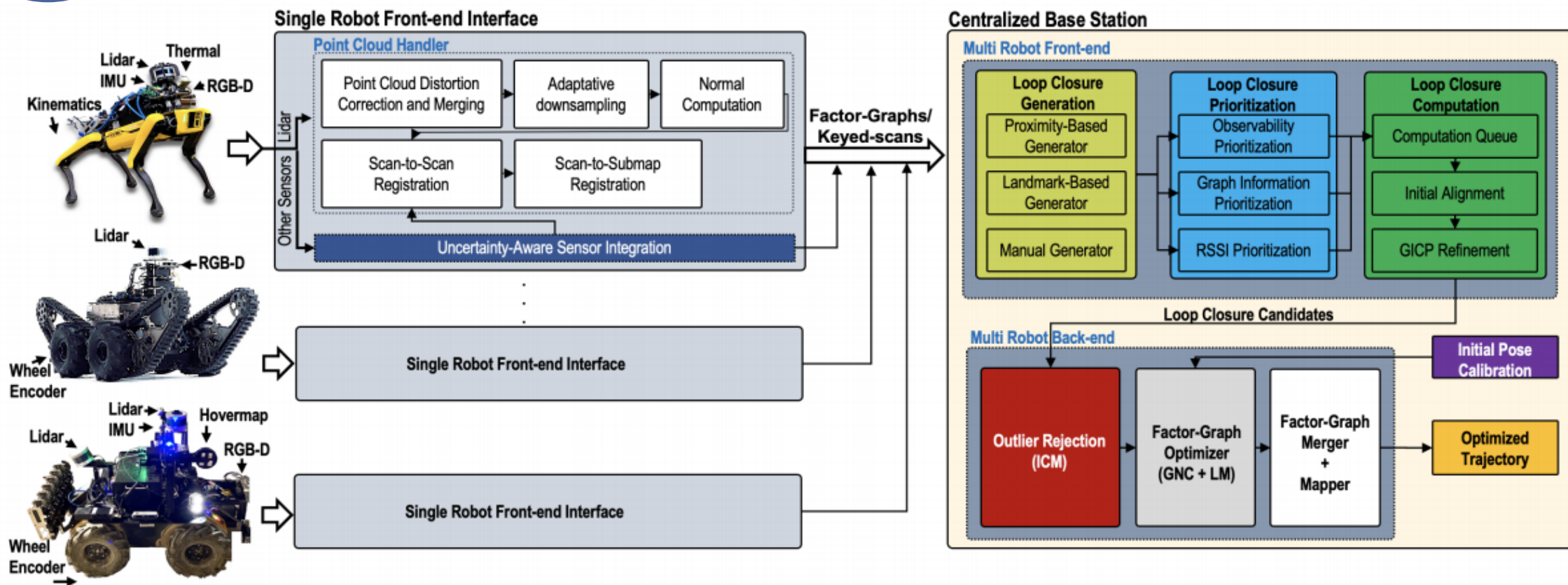
# Team CoSTAR



多机器人前端：负责机器人内部和机器人之间的闭环检测，通过利用三步过程：闭环生成、优先级排序和计算



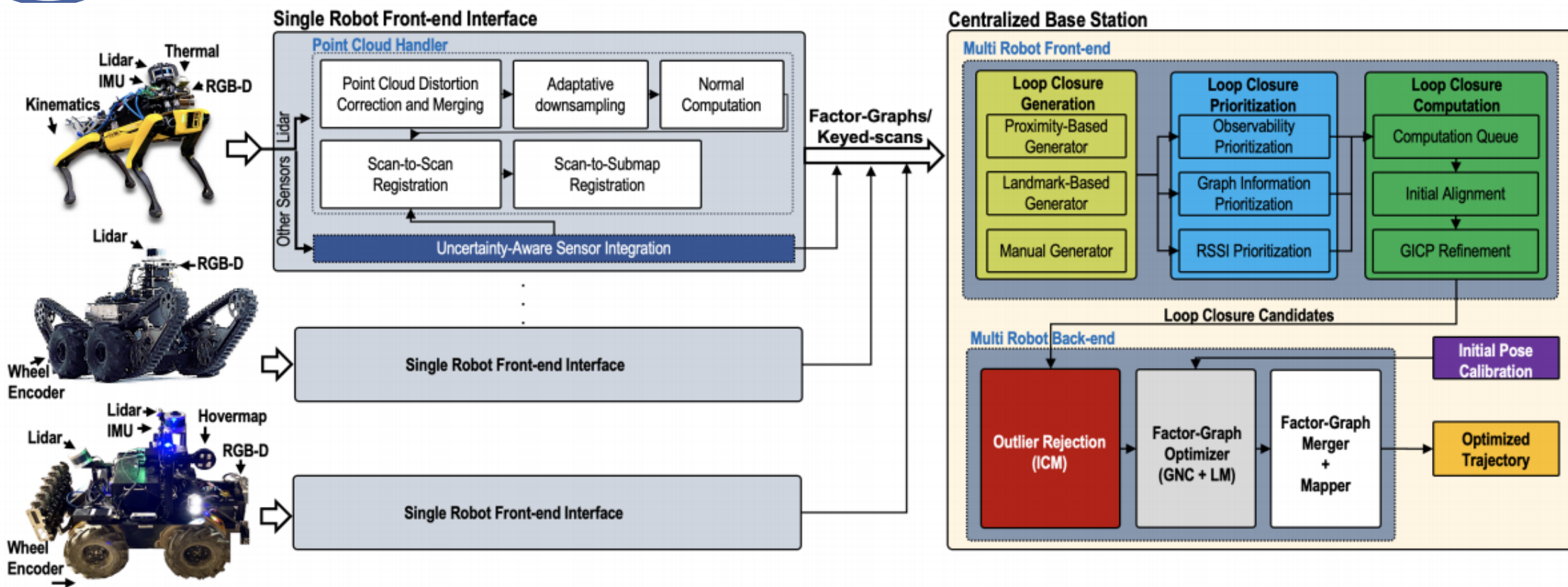
# Team CoSTAR



闭环生成模块依赖于模块化设计，其中可以使用不同的方法和环境表示来识别闭环的候选点。比如：可以从因子图中与当前节点在一定欧氏距离内的节点中简单地识别出闭环候选节点（距离是动态调整的，以考虑节点之间的里程计漂移）。



# Team CoSTAR

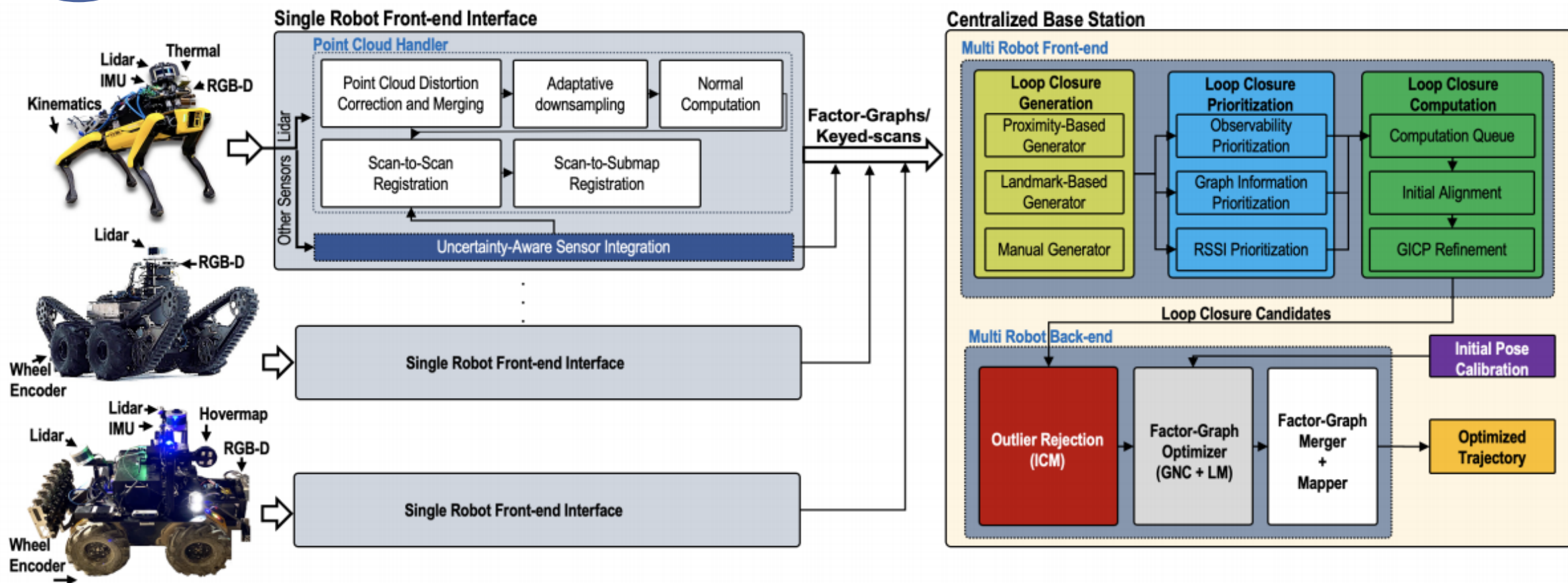


闭环优先级模块是选择最有希望的循环闭包进行处理。可以通过三个步骤来实现：1、可观察性优先化（优先考虑特征丰富区域的环路闭包）2、图信息优先化（预测环路闭包对姿态图优化的影响）3、接收器信号强度指示(RSSI)优先级（根据RSSI信标指示的已知位置对闭环进行优先级排序）最后按优先级排序的循环闭包候选者以循环方式插入到计算步骤的队列中





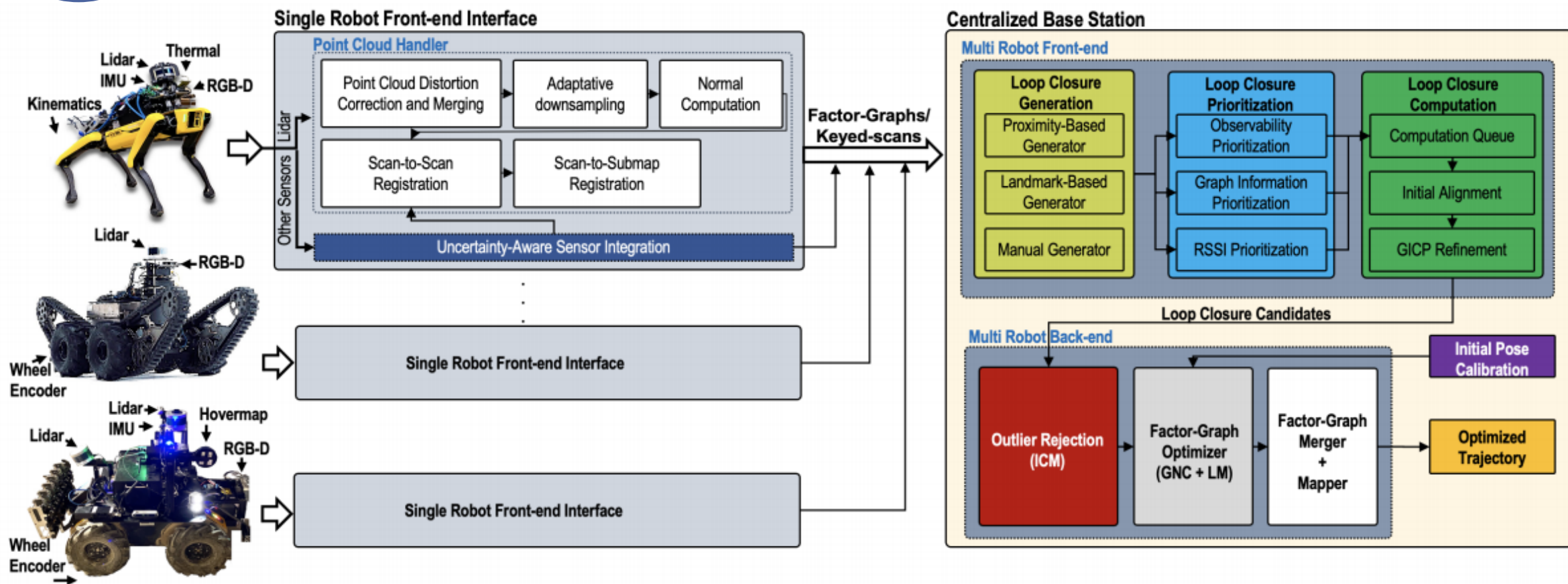
# Team CoSTAR



循环闭合计算模块使用一对循环闭合候选节点之间的相对姿态。1、使用TEASER++（点云配准算法）或（SAC-IA）（采样一致性初始配准算法）2、计算相对姿态的初始估计，然后将得到的解初始化，利用GICP（广义迭代最近点）算法，以细化相对位姿并评估LIDAR扫描对准的质量。



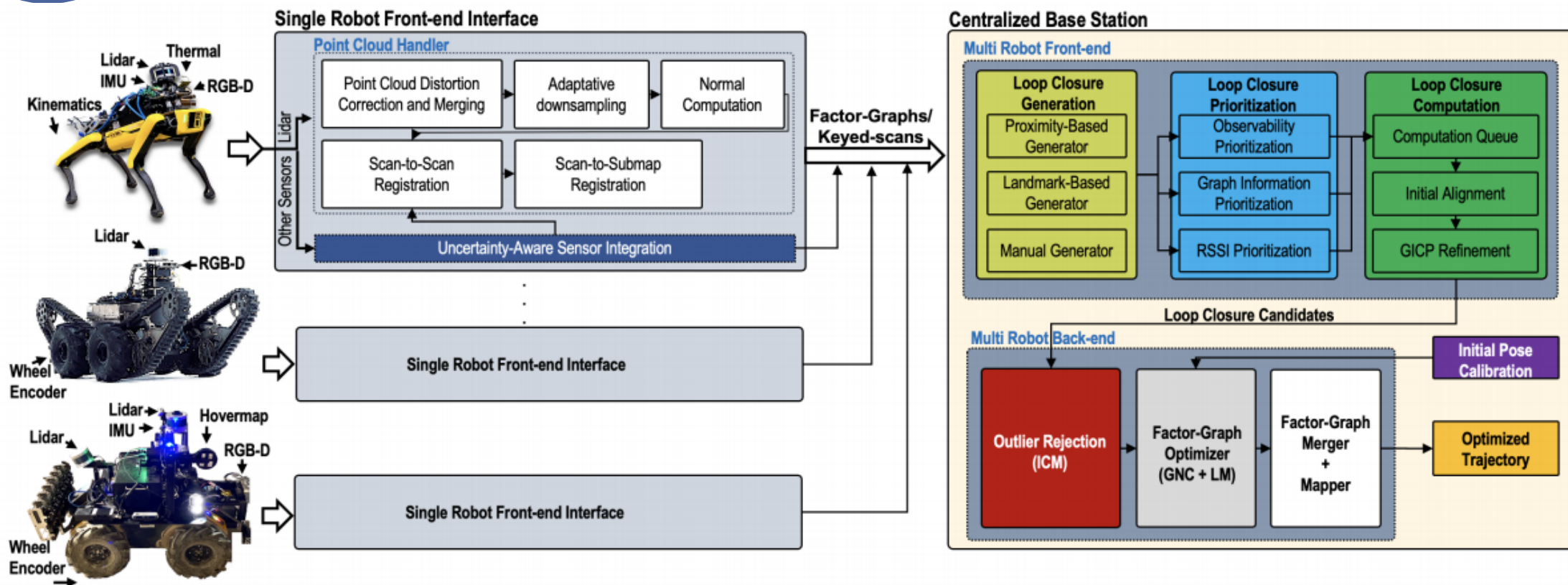
# Team CoSTAR



多机器人后端：大规模自主测绘和定位（LAMP）采用集中式多机器人架构，其中中央基站接收来自每个机器人的里程测量和键控扫描，以及来自多机器人前端的闭环，并执行姿态图优化，以获得整个团队的优化轨迹。然后通过使用优化轨迹将键控扫描转换为全局帧来生成优化地图。



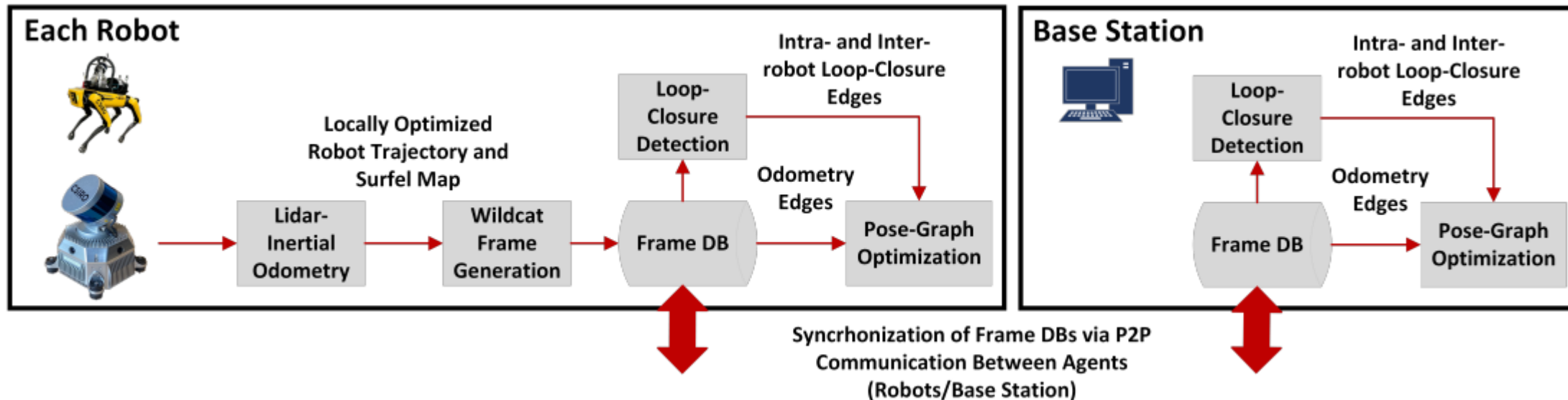
# Team CoSTAR



为了防止错误的循环关闭，多机器人后端包括两个异常值拒绝选项：1、增量一致性最大化(ICM)，在将检测到的环闭包添加到姿态图之前检查它们之间的一致性和里程性。2、渐进式非凸性(GNC)，它与LM解算器结合使用，执行异常点-鲁棒姿态图优化，并获得ICM未丢弃的环闭包的轨迹估计和初始/异常点决策



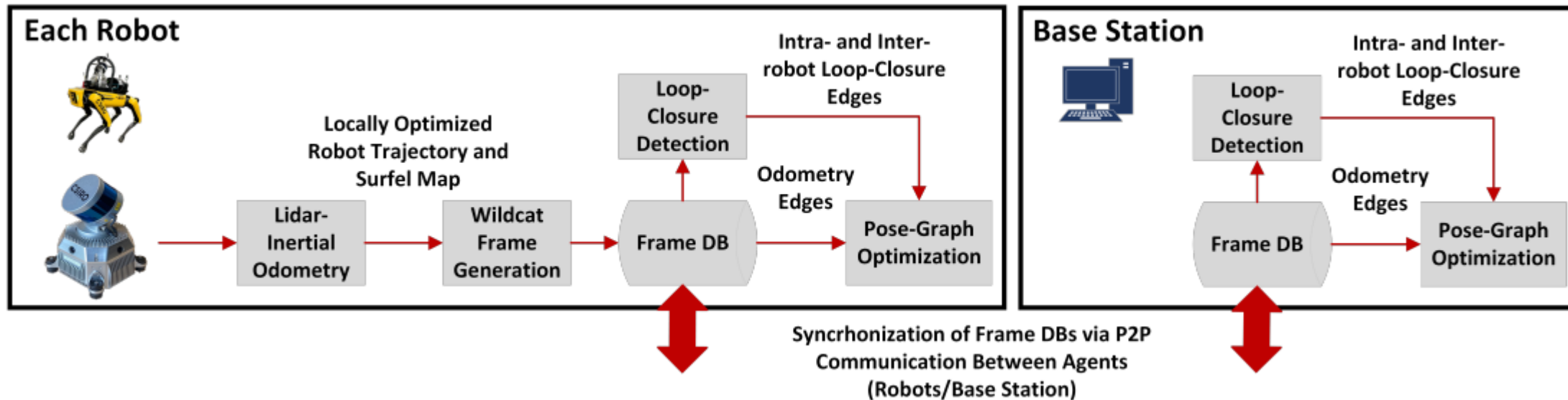
# Team CSIRO Data61



CSIRO的分散式多机器人SLAM系统：每个机器人都独立运行自己的Wildcat（在线连续时间三维激光雷达-惯性SLAM）激光雷达惯性里程计模块。生成的局部优化里程估计和冲浪子地图用于生成Wildcat帧。这些帧存储在数据库中，并与其他机器人和基站共享。然后，机器人和基站使用它们的帧集独立地构建和优化姿态图



# Team CSIRO Data61

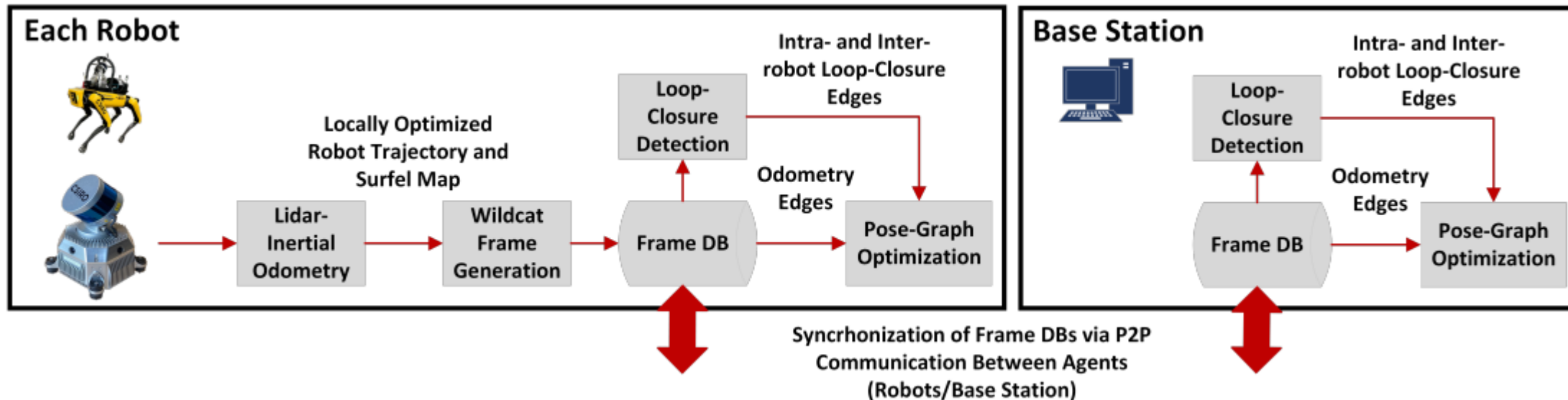


Wildcat架构中的关键模块:冲浪生成、激光雷达-惯性测程、帧生成和共享以及姿态图优化





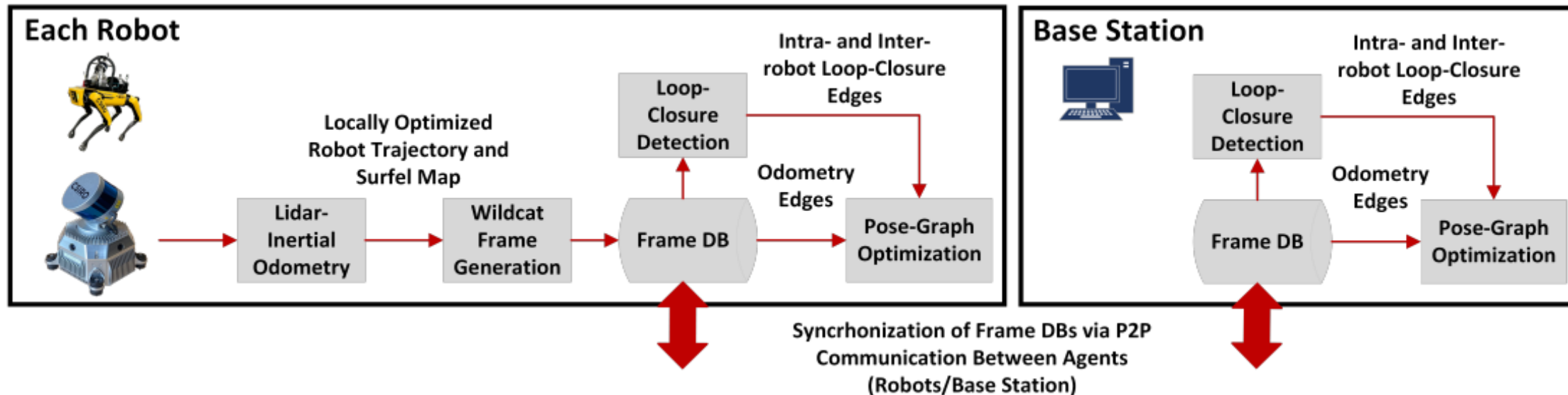
# Team CSIRO Data61



激光雷达惯性测量：Wildcat的激光雷达惯性里程计模块在滑动窗口（滑动窗口是一种基于双指针的一种思想，两个指针指向的元素之间形成一个窗口）中处理冲浪和IMU数据。在一个时间窗口内，处理在(1)匹配活动冲浪对和(2)优化机器人轨迹之间交替进行，进行预定次数或直到满足收敛准则。



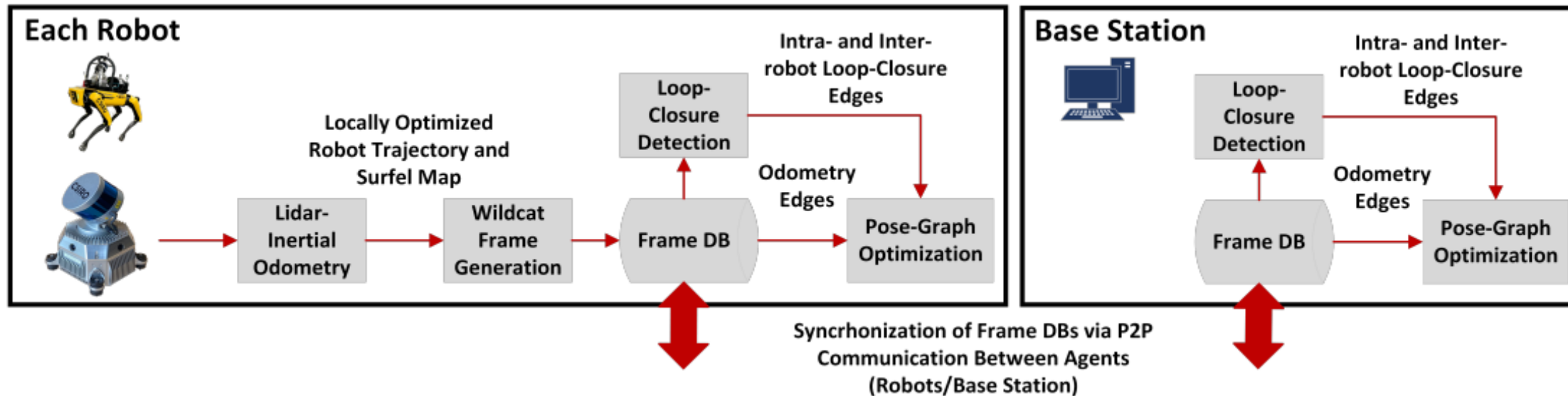
# Team CSIRO Data61



框架生成和共享：Wildcat框架包括6秒的冲浪地图和由每个机器人的激光雷达惯性里程计生成的里程计。每个机器人定期生成帧并将其存储在数据库中。如果一个帧的冲浪子映射与前一帧的重叠非常高，则该帧将被丢弃。每当两个代理(机器人-机器人或机器人-基站)处于通信范围内时，都会同步机器人的框架数据库。



# Team CSIRO Data61

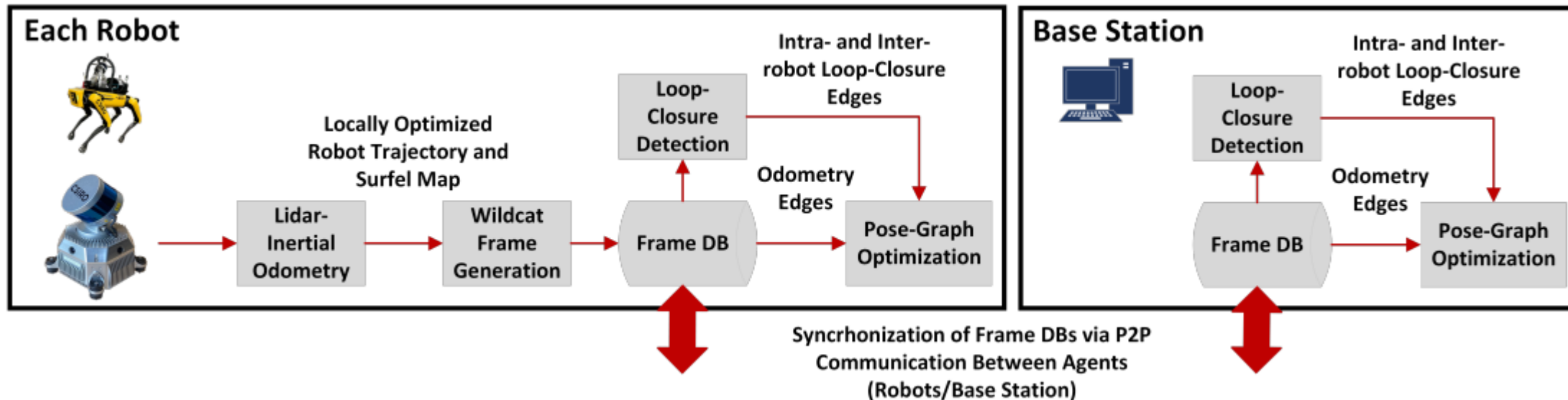


姿态图优化: 每个机器人都使用自己收集的Wildcat帧[包括由其他机器人生成和共享的帧 (帧表示姿态图的节点)]来独立构建和优化团队的集体姿态图。





# Team CSIRO Data61



独特的传感策略：

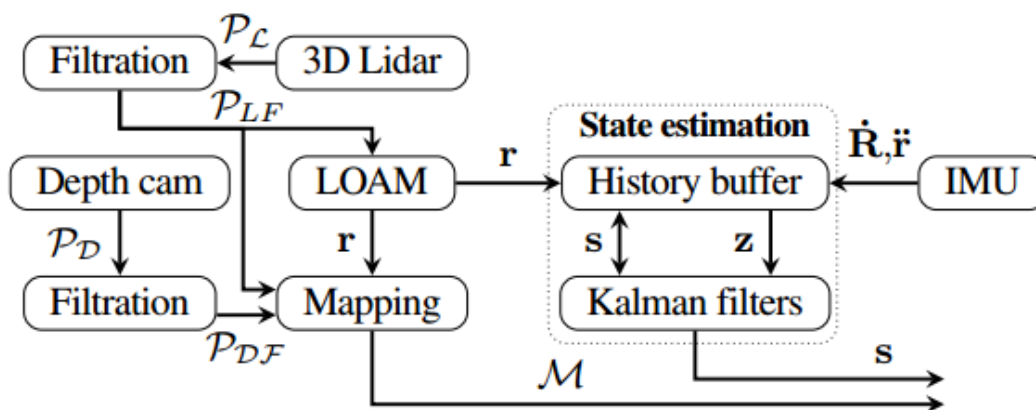
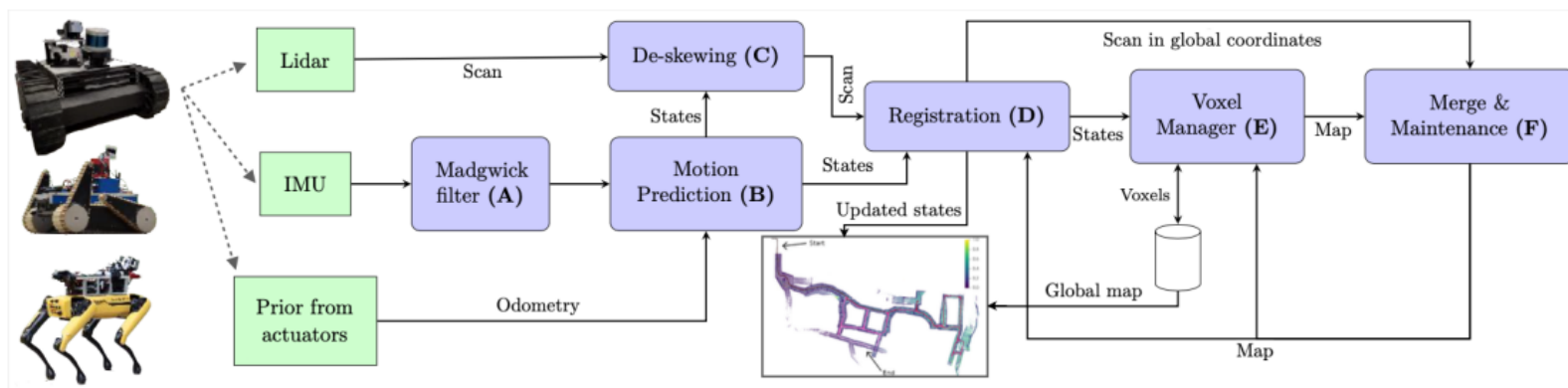
(1) 遥感包：旋转激光雷达配置的CatPack提供密集的深度测量与有效的120°垂直视野，它还支持使用冲浪特征，利用密集的深度测量来提供稳定、健壮的特征集，在各种环境中都有效。

(2) Surfel一代：Wildcat使用平面表面元素(surfels)作为密集特征来估计机器人的轨迹。每隔0.5秒，新激光雷达点的空间和时间聚类就会创建一个冲浪区。小于预定义阈值(就点数而言)的聚类将被丢弃。



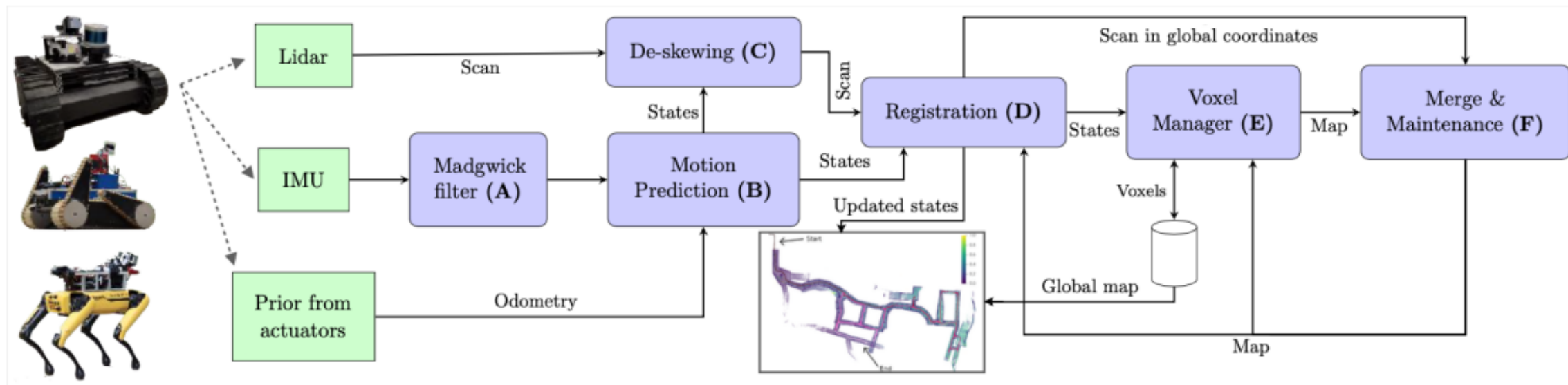
# Team CTU-CRAS-Norlab

该团队为他们的无人地面车辆(ugv)和无人飞行器(uav)使用了两个独立的SLAM系统





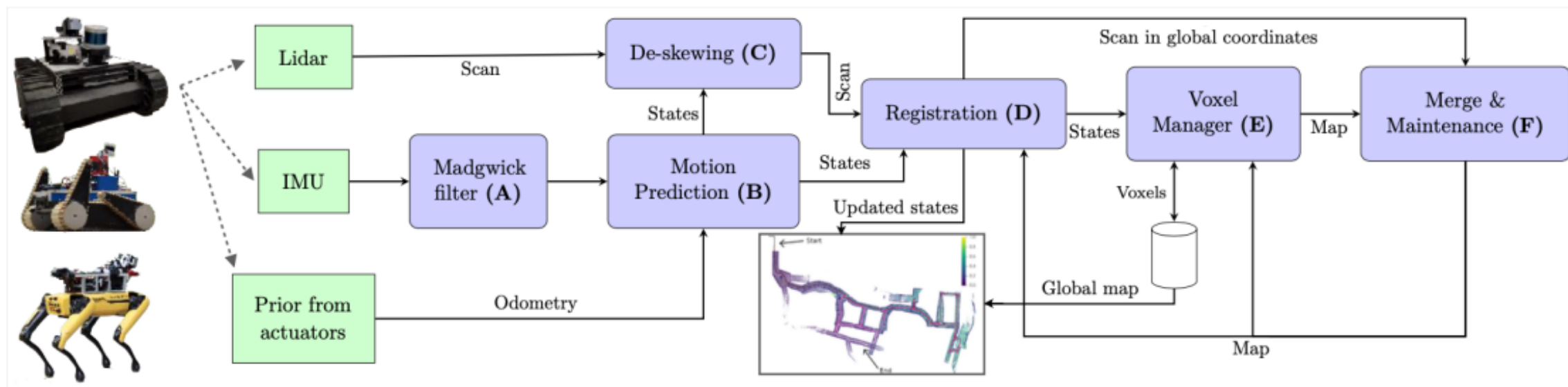
# Team CTU-CRAS-Norlab



UGV SLAM架构（绿色方框对应输入，紫色方框代表SLAM体系结构的子模块）：完全依赖于激光雷达里程计系统，该系统专注于减少前端漂移。



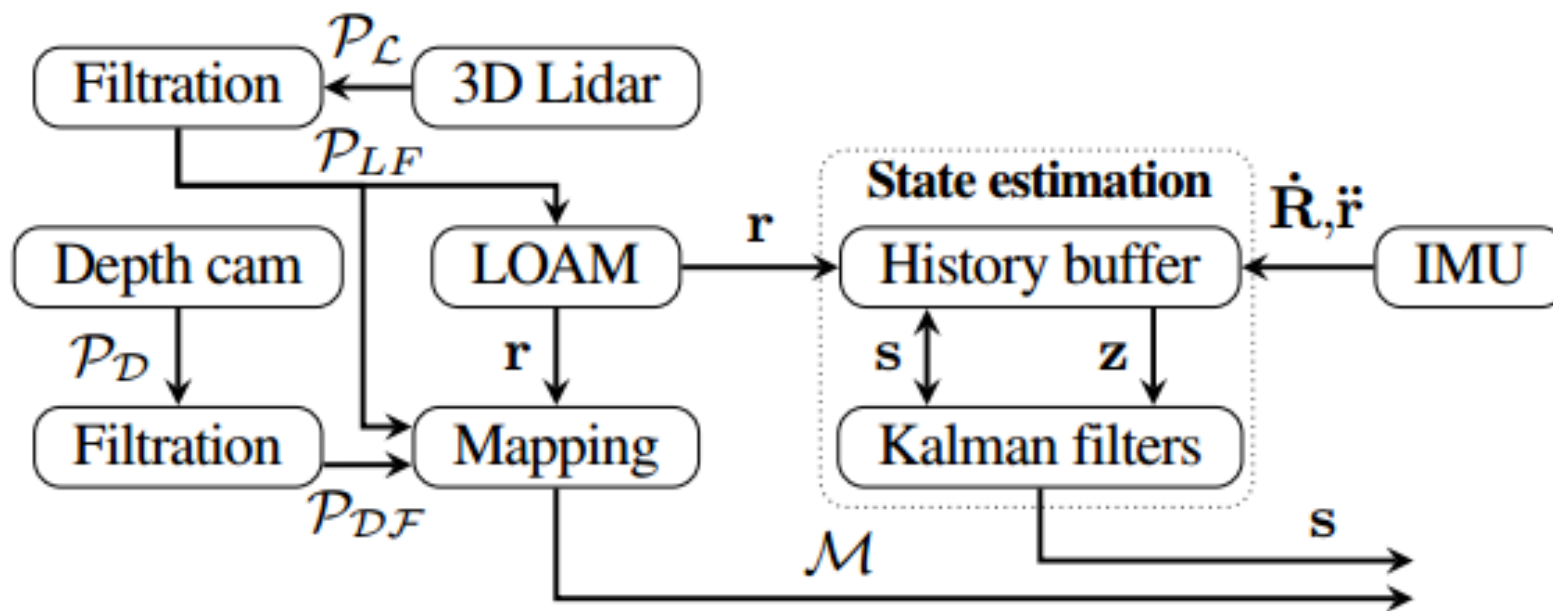
# Team CTU-CRAS-Norlab



(A) 通过Madgwick滤波器，而极大地衰减其他频率成分将IMU测量值传递给LIDAR扫描期间的机器人方向估计。(B)将该方向信息与来自车轮里程计的平移估计融合，以估计机器人在扫描期间的运动。(C)运动估计允许消除当前LIDAR扫描的偏斜(即运动校正)。(D)去斜后，使用ICP（激光雷达里程计系统）将LIDAR扫描注册到本地地图中，机器人姿势与之前一样。(E)使用配准找到的机器人姿态，被体素管理器用来加载和卸载局部地图的体素，以确保它保持在机器人的中心。(F)最后将注册云合并到本地地图中，进行维护操作。



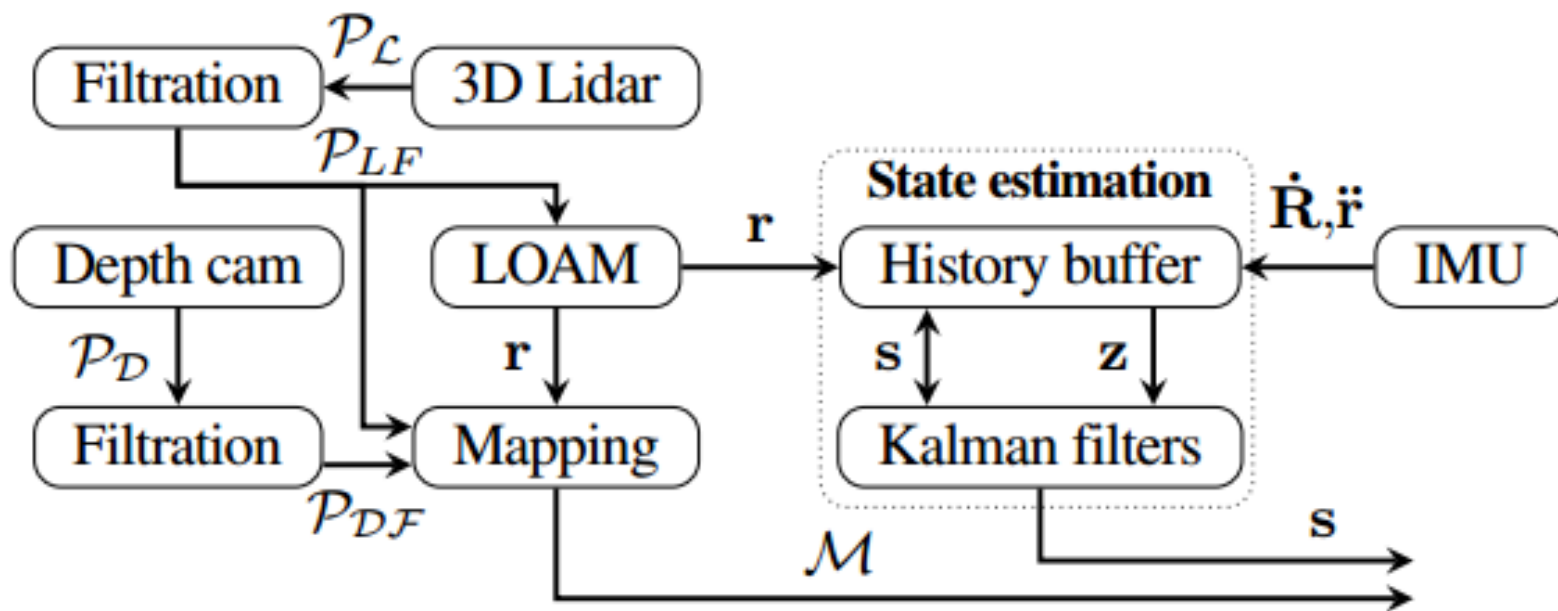
## Team CTU-CRAS-Norlab



无人机SLAM架构：无人机SLAM架构依赖于一个激光雷达传感器，该传感器由一个IMU（惯性测量单元）补充，用于精确的滚转-俯仰方向估计。图中PD和PL分别为深度相机和3D LIDAR点云。PDF和PLF分别为过滤后的点云。输出是映射 $\mathcal{M}$ 和状态 $\mathbf{s}$ ，由位置 $\mathbf{r}$ 、方向 $\mathbf{R}$ 和它们的一阶导数 $\dot{\mathbf{r}}$ 和 $\dot{\mathbf{R}}$ 组成。卡尔曼滤波校正 $\mathbf{z}$ 由 $\ddot{\mathbf{r}}$ 和 $\ddot{\mathbf{R}}$ 组成。



## Team CTU-CRAS-Norlab

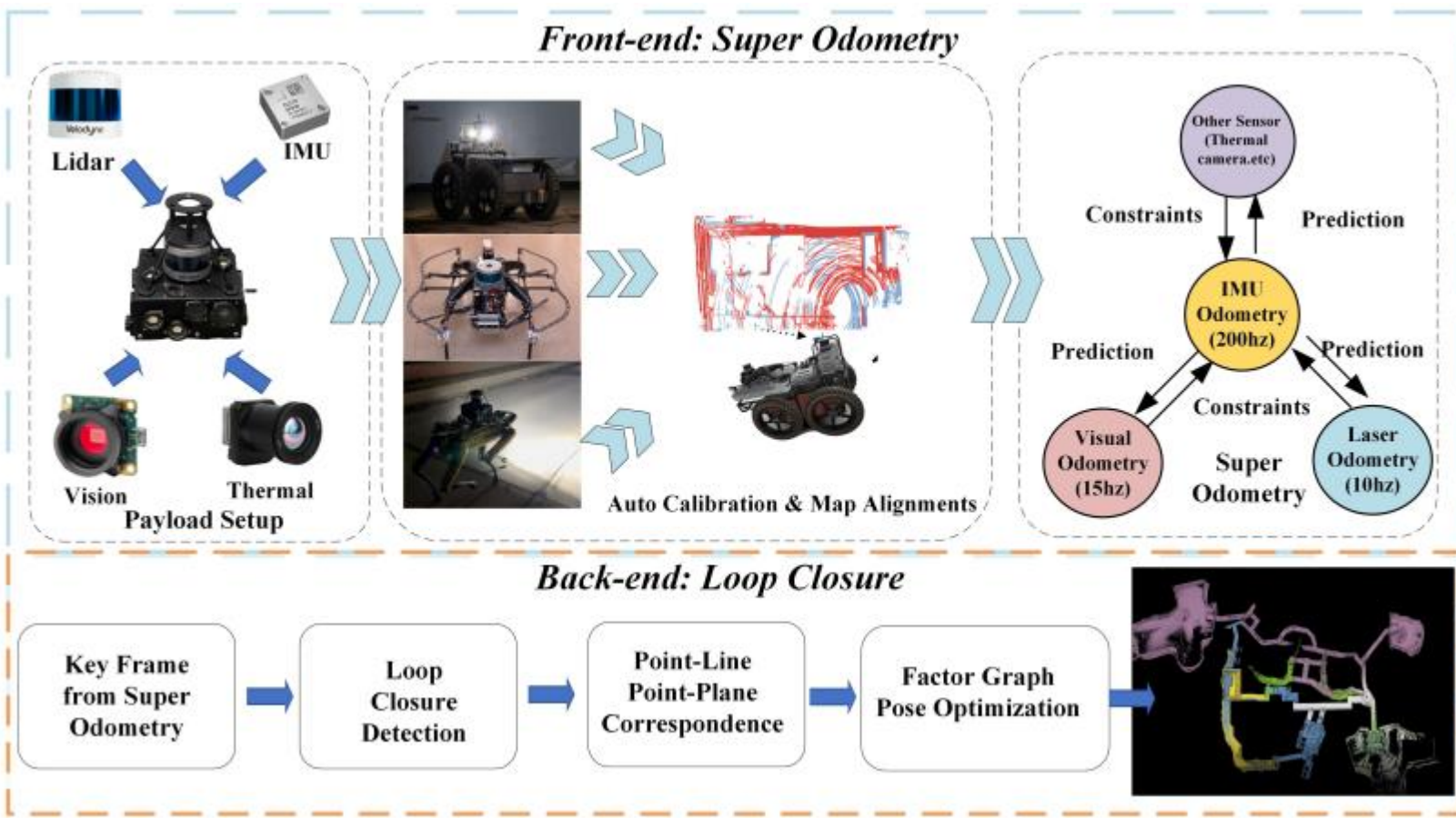


从激光雷达扫描的预处理开始。（1）对原始扫描进行距离剪辑滤波，滤除机器人帧和距离测量。（2）将局部强度阈值滤波器应用于数据（3）处理后的数据被传递给LOAM（LOAM是针对多线激光雷达的SLAM算法）LOAM通过两步ML(里程计)过程优化从数据中提取的几何特征的对齐——快速扫描到扫描和缓慢扫描到地图的特征空间匹配。（4）并使用线性卡尔曼滤波器将其与IMU测量值融合，以获得适合于控制系统反馈回路的高速率延迟补偿状态估计





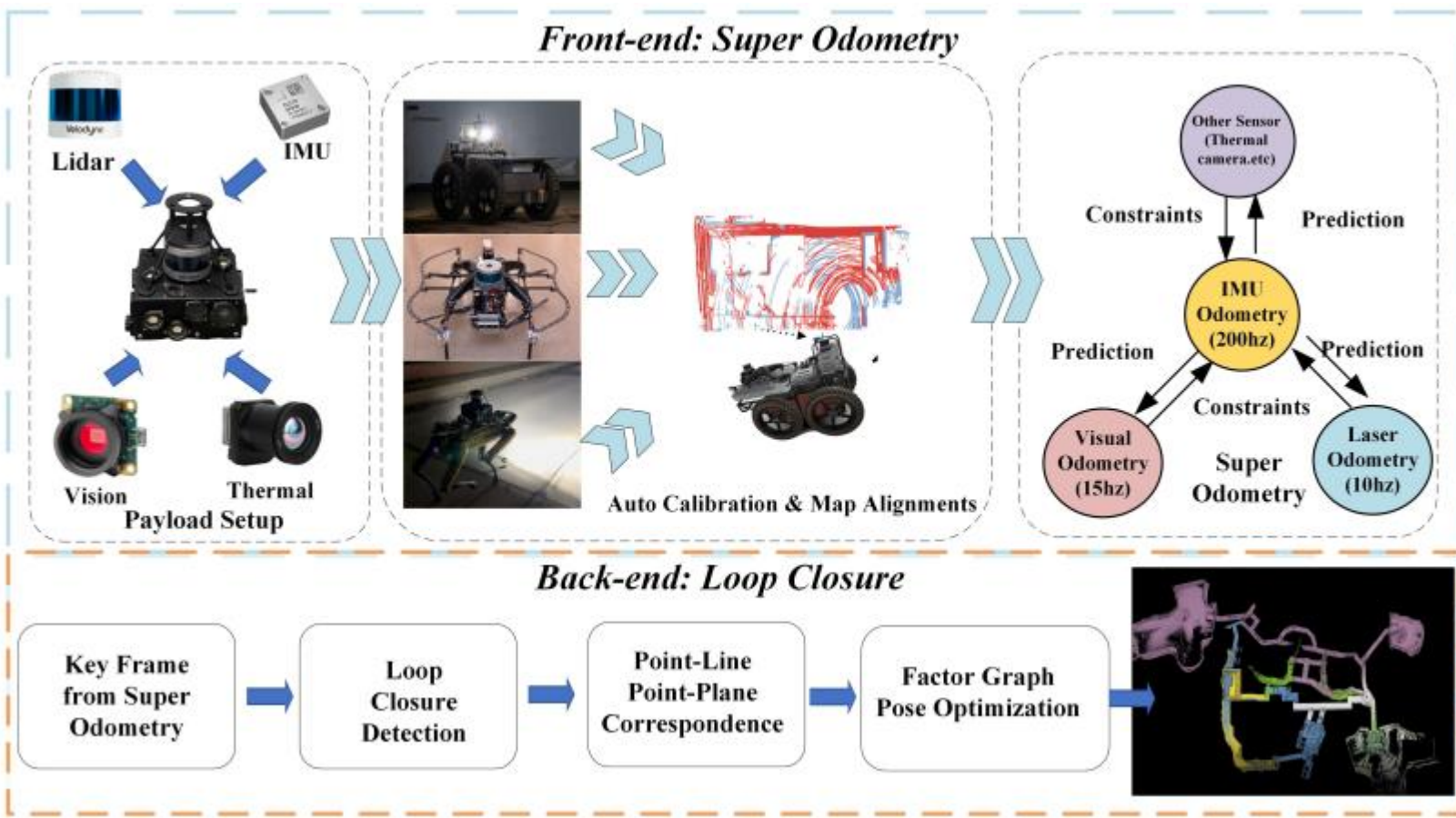
# Team Explorer



该架构依赖于Super Odometry（超级里程计：以imu为中心的激光雷达-视觉惯性估计器，适用于具有挑战性的环境）来融合多个Odometry源的输出，包括使用概率因子图优化的视觉或热融合以及闭环后端。每个机器人都在自己的地图上进行评估和操作



# Team Explorer



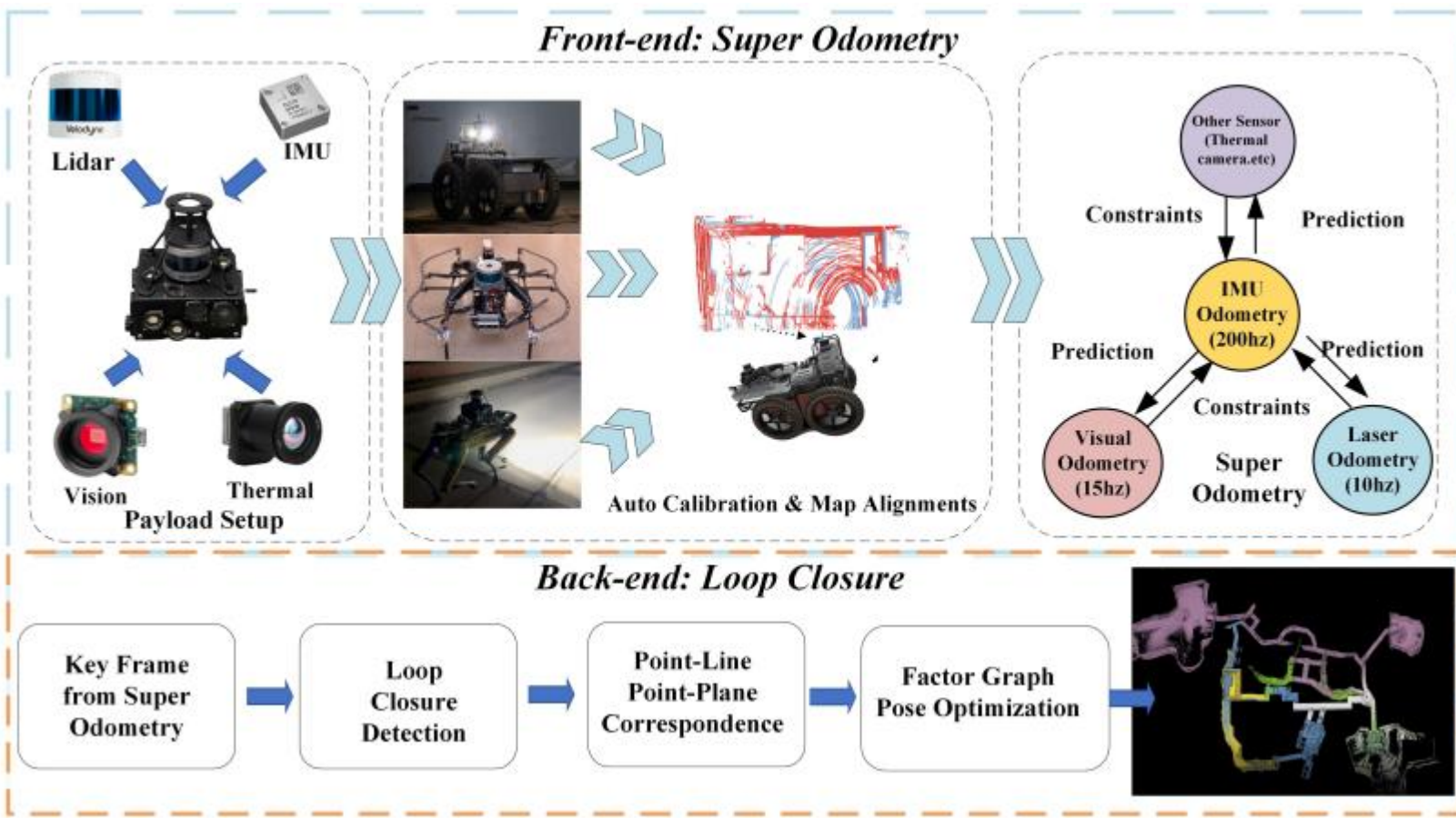
用于里程估计的激光雷达-惯性定位模块：该模块依赖于Super Odometry。在SO中，因子图优化通过将IMU预积分因子与点对点、点对线和点对面激光雷达因子相结合，在滑动窗口上对最近状态进行估计。

以IMU为中心的传感器融合架构并没有将所有传感器数据合并到一个完整的因子图中。相反，它将其分解为几个“子因子图”，每个子因子图都接收来自IMU预集成因子的预测。每个里程数因子的运动以一种从粗到精的方式并行恢复，这大大提高了实时性能。





# Team Explorer

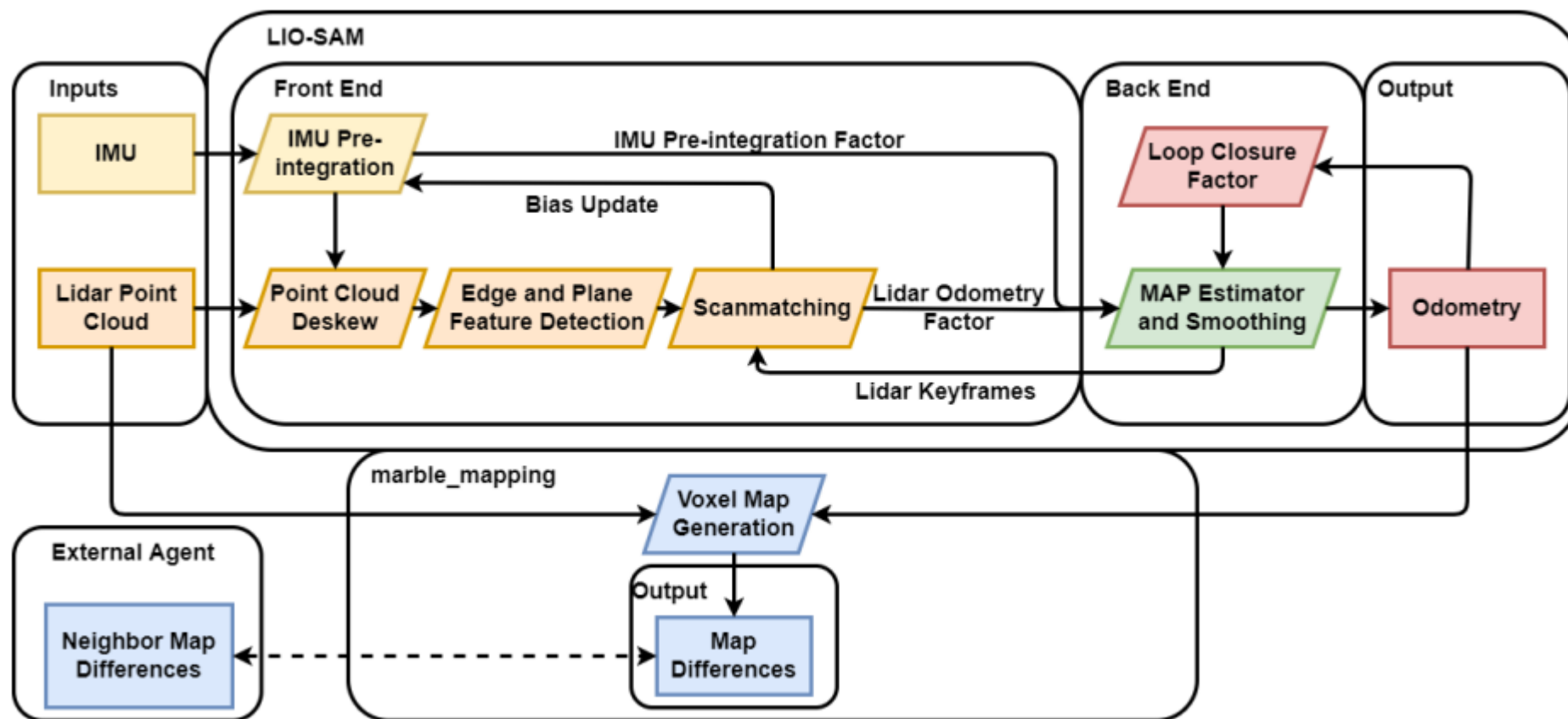


**Loop-Closing后端：**后端过滤由前端生成的姿态和点云。它采用启发式方法将这些结果累积到一个关键帧中（该关键帧由一个关键姿态和一个关键云组成），关键云是通过累积自上一个关键帧以来生成的所有点云而生成的点云，并进行降采样以保持固定的大小。该团队通过检测闭环和执行姿态图形优化来减少漂移。

使用的启发式是基于距离的：在机器人移动0.2 m后创建一个新的关键帧。通过在最近的姿势中使用半径搜索来执行循环闭包搜索，或者通过查询传感器数据数据库来查找与先前访问过的位置的匹配。



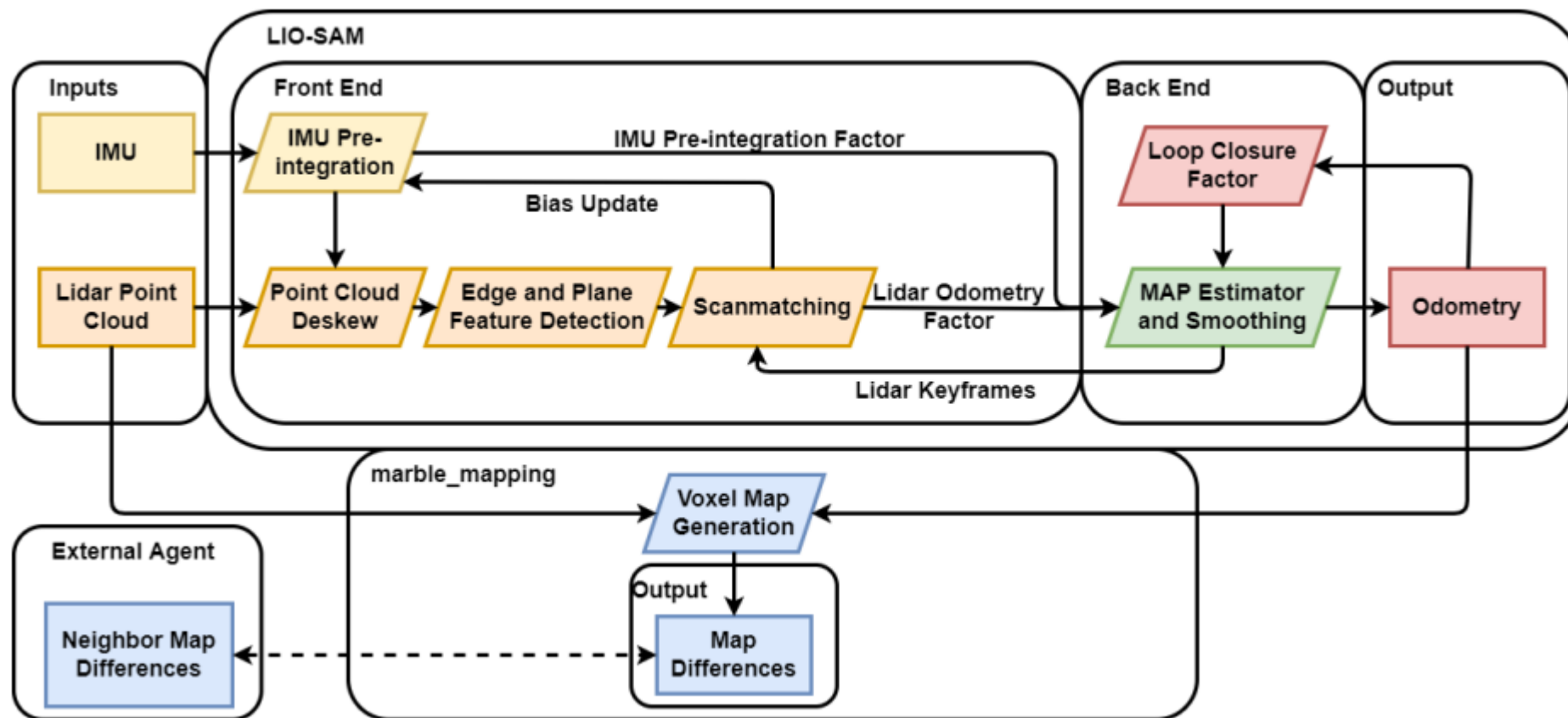
# Team MARBLE



该队以激光雷达为中心的解决方案的核心是开源LIO-SAM（基于平滑和映射的紧密耦合激光雷达惯性里程计）包，它执行IMU数据和基于loam的LIDAR特征的紧密耦合融合。然后将定位结果传递给MARBLE Mapping，从而创建一个体素地图。



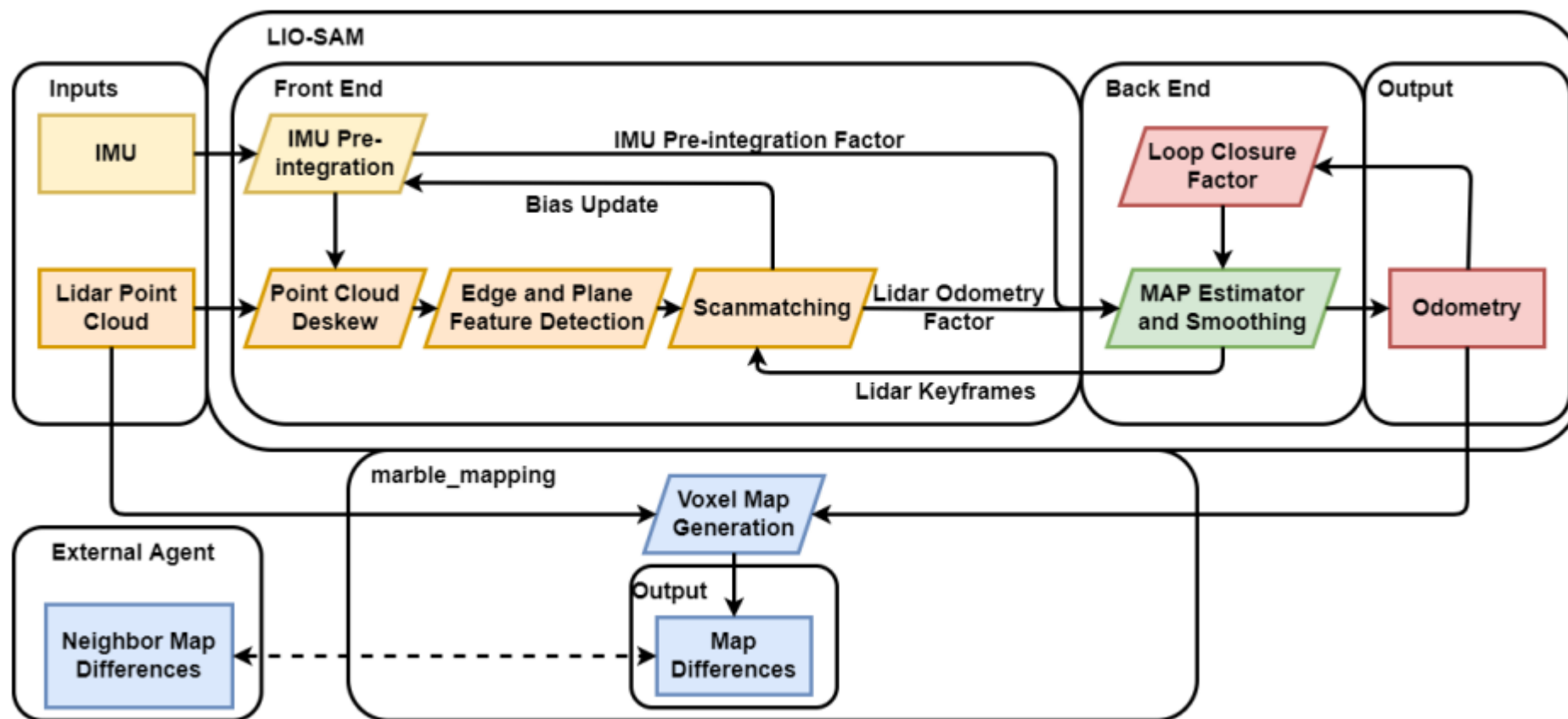
# Team MARBLE



通过LIO-SAM进行激光雷达定位：MARBLE系统中的每个机器人都负责自己的定位，从输入(即20hz的激光雷达扫描和500hz的IMU数据)到优化。为了由LIDAR点云处理，LIDAR点云中的每个点除了标准的x、y、z位置外，还需要两个额外的数据字段:时间戳和环号，以提供它们在垂直扫描中的相对位置。这些额外的数据用于消除点云的倾斜。



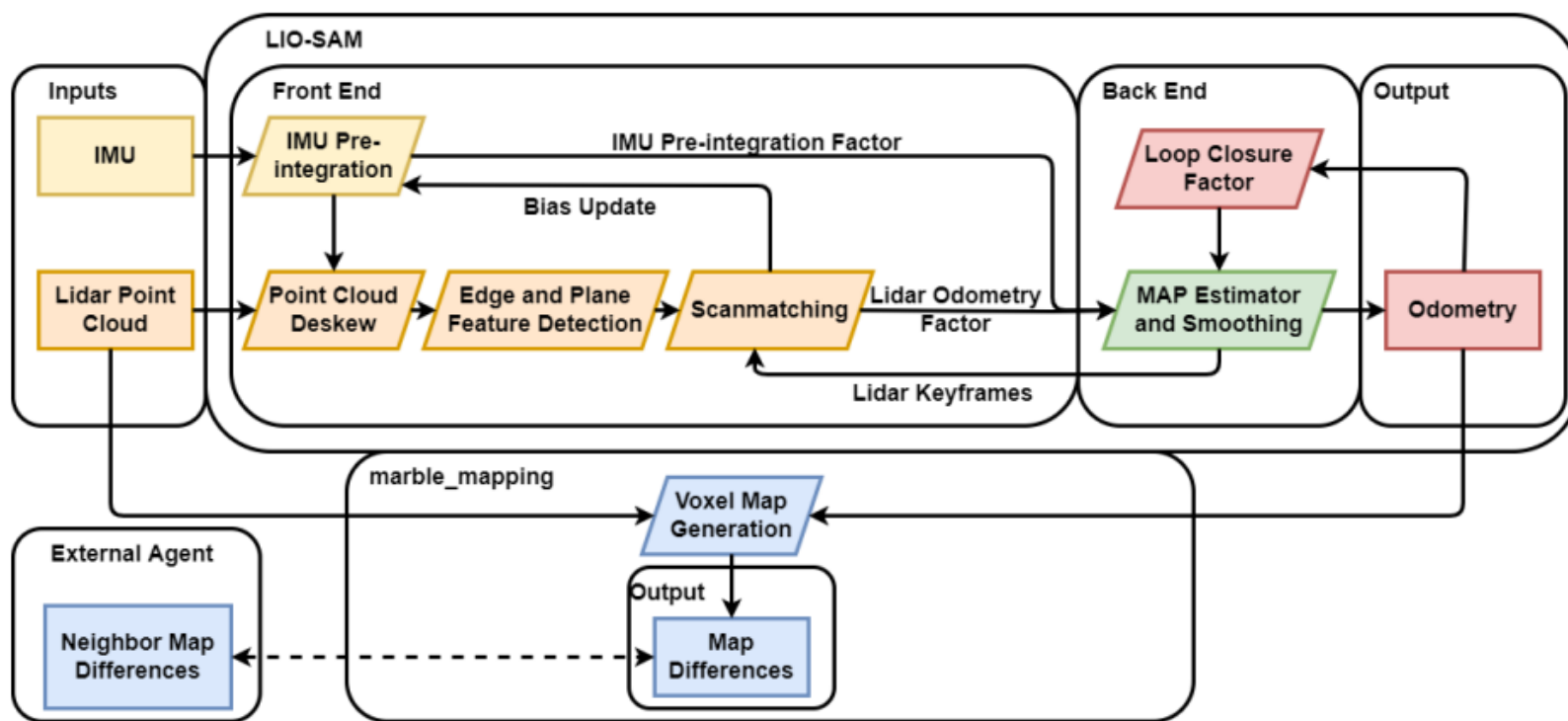
# Team MARBLE



基于LIO-SAM的定位基于因子图优化：涉及三种类型的因子，第一类是IMU预积分因子，第二类包括激光雷达测程因子，第三类用朴素欧氏距离度量确定闭环因子。



# Team MARBLE



多机器人映射通过Octomap（八叉图地图）： LIO-SAM输出机器人姿态估计。在点对点融合中，在机器人之间共享地图差异。每个机器人都按照与自己 and 邻居的标识符相关联的顺序跟踪差异。然后，当两个机器人通过部署的网状网络相互连接或连接基站时，它们会请求自己的地图中不包含的任何差异，并将它们生成的任何差异传递给相邻的代理。

由于每个机器人只优化自己的轨迹和地图，机器人之间的任何重大漂移或不对齐都可能导致多智能体规划算法的潜在下游问题。为了缓解这个问题，每个机器人优先考虑自己的地图，特别是在合并过程中，父机器人中的空闲体素保持空闲，占用的体素被合并在一起。如果发生重大的跟踪错误，基站运营商还可以删除或停止合并来自特定代理的差异。





## 系统间的共性

**传感：**大多数团队依赖激光雷达和IMU作为主要的传感方式，还有一部分团队(例如，CSIRO, Explorer, MARBLE, CoSTAR)采用了一个通用的传感器有效载荷，安装在不同的机器人上

**SLAM前端和后端：**关于前端所有团队都依赖本地(单机器人)前端来预处理激光雷达数据。这种预处理减少了与基站或其他机器人通信的数据量；关于SLAM后端，几乎所有团队都依赖于因子图或姿态图优化(除了来自CTU-CRAS-Norlab的基于卡尔曼滤波的里程表)。

**松耦合与紧耦合体系结构：**大多数团队采用松耦合传感器融合技术，首先将多个传感器的估计值融合到姿态估计值中，然后再组合在一起。松耦合方法已被证明在很大程度上增加了对硬件和软件故障的稳健性

**集中式和分散式架构：** CERBERUS和CoSTAR采用集中式架构，其中基站对整个机器人团队进行联合优化。所有其他团队都采用了分散的方法，每个机器人主要是自己操作，偶尔交换测绘结果(参见CTU-CRAS-Norlab, Explorer和MARBLE)，或者在每个机器人上执行多机器人姿态图优化(CSIRO)。没有团队采用分布式架构



## 个人感悟

关于文章：

- 1、要基于不同环境特征选择合适的传感器，并且安装在合适的机器人上。
- 2、优先选择SLAM前端来预处理激光雷达数据，选择SLAM后端进行因子图或姿态图优化。
- 3、要根据不同情况选择松耦合/紧耦合传感器融合技术，增加对硬件和软件故障的稳健性
- 4、必要时，将多机器人和单机器人配合使用。