基于采样的算法调研综述

1. **研究背景**

无人驾驶基于采样算法的研究背景和意义在于提高安全性、优化效率、适应动态环境、提供个性化体验，并促进软硬件的协同发展，以实现可靠、高效、智能的无人驾驶技术应用。这些研究对于推动无人驾驶技术的发展和商业化具有重要的意义。主要分为以下几点。

1、安全性：无人驾驶车辆在复杂的交通环境中行驶，需要能够做出安全且可靠的决策。采样算法的研究旨在生成具有较高安全性的路径方案，避免与其他车辆、行人或障碍物发生碰撞，并遵守交通规则。

2、效率与流畅性：无人驾驶车辆的路径规划需要考虑交通状况、路况和道路容量等因素。采样算法的研究可以帮助优化路径选择，以提高车辆行驶的效率和流畅性，减少拥堵和交通延误。

3、适应性与鲁棒性：采样算法需要考虑动态环境中的不确定性和变化性。研究人员致力于开发能够适应不同场景和路况的采样算法，以确保无人驾驶车辆在各种情况下都能够做出合适的路径选择，并能够处理传感器误差、地图不准确性等问题。

4、个性化与乘客体验：无人驾驶技术可以为乘客提供个性化的出行体验。采样算法的研究可以考虑乘客的偏好和需求，例如优化行驶时间、选择风景优美的路径或避免嘈杂的路段，从而提升乘客的出行舒适度和满意度。

5、软硬件结合：无人驾驶车辆的路径规划涉及到软件算法和硬件系统的结合。采样算法的研究需要考虑与其他系统组件的协同工作，例如感知系统、决策系统和执行系统，以实现高效、可靠的路径规划和实时响应。

1. **研究现状**

随机搜索树（RRT）和概率路线图法（PRM）是两种常用的路径规划算法，用于解决路径规划问题。

随机搜索树（RRT）：随机搜索树是一种用于搜索和采样的数据结构，常用于路径规划中。它通过随机选择采样点和构建搜索树的方式来生成路径。首先，在地图或自由空间中随机生成一组候选采样点，然后利用搜索树数据结构（如二叉搜索树）对这些采样点进行组织和索引。通过不断地扩展搜索树，将采样点连接起来形成路径。随机搜索树算法具有较高的随机性和探索能力，适用于多样的环境和复杂的路径规划问题。

概率路线图法（PRM):概率路线图法是一种基于随机采样和连接策略的路径规划方法。它通过在自由空间中随机生成一组采样点，然后利用连接策略（如可视性或距离阈值）将这些采样点连接起来形成一张图，即概率路线图。路径规划时，起点和目标点被添加到概率路线图中，并通过图搜索算法（如A\*算法）在概率路线图中寻找最优路径。概率路线图法可以在高维和复杂环境中进行路径规划，具有较高的灵活性和可扩展性。

1. 算法的基本思路
2. RRT

初始化：将起点作为树的唯一节点。  
采样：随机在自由空间中采样一个点，作为新的目标点。  
探索：在树中寻找最近邻节点，即与采样点距离最近的节点。  
扩展：从最近邻节点朝着采样点方向进行扩展，生成一个新的节点。  
碰撞检测：检测新节点与障碍物之间是否存在碰撞。  
连接：如果新节点没有碰撞，则将其与最近邻节点连接，并将其加入树结构。  
重复：重复执行上述步骤，直到找到路径达到目标点或达到最大迭代次数

1. PRM
2. 采样：在自由空间中随机生成一组采样点，包括起点和目标点。这些采样点可以通过均匀采样、高斯采样或其他采样方法生成。  
   2、可达性检查：对于每个采样点，进行碰撞检测，判断其是否与障碍物相交。只保留不与障碍物相交的采样点。  
   3、连接：对于每个保留的采样点，找到其K个最近邻的采样点，建立连接。这些连接形成了一个图结构，即概率路线图。  
   4、路径搜索：在概率路线图中使用路径搜索算法（如A\*算法）来寻找起点到目标点的最优路径。这可以通过在图上执行启发式搜索来实现。
3. 算法的改进

Kalisiak 等人提出 RRT-blossom[1]算法，利用回归约束函数产生新节点，使随机树前期降低重复区域搜索概率，尽可能探索未知环境，避免搜索空间的局部最优。约束函数淘汰的节点被设为休眠状态，当随机树通过约束函数形成稀疏的全局随机树后，若没找到目标区域，此时休眠节点进行更小区域搜索，保证概率完整性。上述算法通过偏置采样策略选取节点扩展提高算法生成路径质量，但算法的结构限制了节点的自适应扩展，虽然保证了算法的高效性，却无法生成当前最优路径。

对于 RRT 面临的不足，Frazzoli 等人提出具有渐进最优性（最短距离）的 RRT\*[2]算法，在 RRT 节点扩展基础上添加随机几何图与剪枝优化理论，确保随机树的节点都能收敛到当前最优值。RRT\*标记每个节点到根节点的距离，记为节点权值，在以 Xnew 为圆心，当前随机树节点总数量决定半径 R 的邻域内，计算 Xnew 与邻域内所有节点连接后的权值大小。删除 Xnew 与原父节点Xnear 的连线，找到使 Xnew 权值最小的节点 Xmin 作为新的父节点。若邻域内存在节点的权值大于当前 Xnew 的权值与到该节点的距离之和，以当前 Xnew 节点作为父节点，确保邻域内的节点权值总是当前最优。整体优化过程如图 2所示。RRT\*能收敛到全局最优解。但是当节点数量过于庞大时，算法的内存消耗与计算量会呈指数上升，降低算法运行速度，不适用于实时性强的环境。因此，提高优化路径的有效节点数量，降低节点内存消耗，是RRT\*算法的主要改进方向。

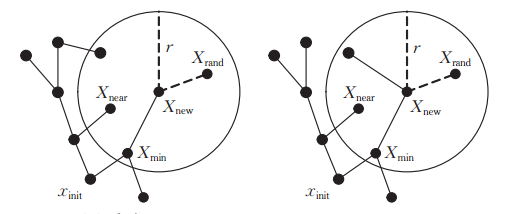


图1 RRT\*节点扩展过程示意图

Nasir 等人提出具有智能采样与路径优化功能的RRT\*-smart[3]算法，解决 RRT\*收敛缓慢问题。算法初始路径由RRT\*生成，删除冗余节点后，将当前路径上接近障碍物的节点设为信标点，在其周围偏置采样，优化障碍物边缘路径，降低整体路径长度。定义偏置率 B偏向信标附近生成采样点，每当获得更小长度的新路径时，再次优化路径并识别新信标。然而智能采样注重收敛速度而牺牲随机探索特性，可能会丢失更优解。而且不同的环境下需人为地调整偏置率，算法自适应性需要提高。

Arslan 等人提出 RRT#[4]解决 RRT\*收敛缓慢问题。该算法主要通过探测与利用两步骤完成路径优化。探测过程完成随机树扩展。利用过程通过全局重规划选取随机树中低权值的节点，生成局部的最短路径段作为部分全局路径。RRT#在每次迭代中都会更新低权值节点，按优先级对最短路径段排序，实现全局路径的快速收敛。

1. **述评**
2. 算法的优缺点

(1)RRT算法

RRT算法的优点：  
快速探索性能：RRT算法能够快速探索搜索空间，通过不断扩展树结构，可以在较短的时间内找到可行路径。  
对复杂环境适应性强：RRT算法适用于具有复杂障碍物的环境和高维空间的路径规划问题。  
实时性：RRT算法的计算复杂度相对较低，适用于实时路径规划。  
RRT算法的缺点：  
路径质量：由于随机采样的方式，RRT算法生成的路径可能不是最优路径，路径质量相对较差。  
不保证完备性：RRT算法无法保证找到最优路径或者证明路径的可行性。

(2)PRM算法

PRM算法的优点：  
全局路径规划能力：PRM算法通过预先创建节点和连接，可以在全局路径规划上提供更好的质量和准确性。  
路径平滑性：PRM算法生成的路径通常较为平滑，节点之间的连接比较连续。  
可优化性：PRM算法可以通过对图结构进行优化来提高路径质量和搜索效率。  
PRM算法的缺点：  
计算复杂度高：PRM算法在构建图结构时需要大量的计算和连接操作，计算复杂度较高。  
静态环境假设：PRM算法假设环境是静态的，不适用于动态环境下的实时路径规划。  
离线计算：PRM算法通常需要在离线阶段构建图结构，对于动态环境中的路径规划可能不太适用。

总体而言，RRT算法适用于实时路径规划和复杂环境，但路径质量可能较差；而PRM算法适用于静态环境下的全局路径规划，具有较好的路径质量和平滑性，但计算复杂度较高。选择合适的算法应根据具体的应用需求和环境特点来决定。

1. 两种算法的比较

RRT（Rapidly-exploring Random Tree）和PRM（Probabilistic Roadmap）是两种常用的路径规划算法，它们有不同的特点和适用场景。下面是它们之间的比较：  
  
(1)探索性能：  
RRT：RRT算法具有较好的探索性能。它通过不断扩展树结构，快速探索搜索空间，并在较短的时间内找到可行路径。RRT算法适用于具有复杂障碍物的环境和高维空间的路径规划问题。  
PRM：PRM算法通过随机采样和连接创建一个具有大量节点和边的图结构，然后使用图搜索算法来寻找路径。PRM算法在探索性能上相对较强，特别适用于静态环境下的路径规划问题。

1. 全局路径规划能力：  
   RRT：RRT算法在全局路径规划上具有较强的能力，能够有效地找到起始点到目标点的路径。它可以在较短的时间内找到可行路径，但路径质量可能不如PRM算法。  
   PRM：PRM算法通过预先创建节点和连接，可以在全局路径规划上提供更好的质量和准确性。PRM算法在搜索过程中考虑了更多的信息，可以生成更平滑且接近最优的路径。
2. (3)运行时间和计算复杂度：  
   RRT：RRT算法的计算复杂度相对较低，特别适用于实时路径规划。它可以通过调整树的生长速度来控制搜索时间，但无法保证找到最优路径。  
   PRM：PRM算法的计算复杂度较高，特别是在构建图结构时需要大量的计算和连接操作。PRM算法适用于对计算时间要求不那么严格的情况，可以事先离线构建图结构，然后在线进行路径搜索。

综上所述，RRT和PRM算法在不同的场景下有各自的优势。RRT算法适用于实时路径规划和复杂环境，而PRM算法适用于静态环境下的全局路径规划和较高质量的路径生成。选择哪种算法应根据具体的应用需求和环境特点来决定。

1. **文献参考**
2. Kalisiak M，Panne M V D.RRT-blossom：RRT with a localflood- fill behavior[C]//IEEE International Conference onRobotics and Automation，2006：1237-1242.
3. Karaman S，Frazzoli E.Sampling-based algorithms for optimal motion planning[J].The International Journal of Robotics Research，2011，30（7）：846-894.
4. Nasir J，Islam F，Malik U，et al.RRT\*- smart：a rapidconvergence implementation of RRT\*[J].International Journal of Advanced Robotic Systems，2013，10（4）.
5. Arslan O，Tsiotras P.Use of relaxation methods in samplingbased algorithms for optimal motion planning[C]//2013IEEE International Conference on Robotics and Automation，2013：2421-2428.
6. Noreen I，Khan A，Habib Z.Optimal path planning usingRRT\* based approaches：a survey and future directions[J].International Journal of Advanced Computer Science andApplications，2016，7（11）：97-107.
7. Pérez-Higueras N，Caballero F，Merino L.Learning humanaware path planning with fully convolutional networks[C]//2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation，2018：1-6.

[7] Akgun B，Stilman M.Sampling heuristics for optimalmotion planning in high dimensions[C]//2011 IEEE/RSJInternational Conference on Intelligent Robots and Systems，2011：2640-2645.