

샘플링 구름 RRT* : 활용과 탐색 딜레마에 대한 접근

김동혁, 이정환, 윤성의

한국과학기술원

e-mail : donghyuk.kim@kaist.ac.kr, goolbee@gmail.com, sungeui@gmail.com

요 약

샘플링 기반의 모션 플래닝 알고리즘을 통한 최적해 도출에 대한 연구는 RRT(Rapidly-exploring Random tree)*의 제안을 통해 큰 성장을 이루어냈고 이를 통한 다양한 파생 연구의 가능성을 보였다. 하지만 샘플링 기반의 알고리즘이 갖고 있는 오래된 딜레마 중 하나인 탐색(Exploration)과 활용(Exploitation)의 균형을 맞추는 연구는 어느 수준까지 진행되어왔으나 문제 자체를 완화하는 연구는 많지 않았다. 샘플링을 통해 얻을 수 있는 C-space(Configuration-Space)에 대한 근사 공간 정보는 샘플링이 집중된 지역일수록 본래의 C-space에 근접하며, 따라서 최적해에 가까운 경로를 얻을 확률을 높여준다. 따라서 샘플링 기반 모션 플래닝 알고리즘에서 최적해 수렴속도를 높이기 위한 기법의 대부분은 국소 최적해로의 수렴을 위한 편향 샘플링 방법을 취한다. 결국 이러한 방식은 다른 호모토피(Homotopy) 군에 속한 경로를 찾을 수 있는 탐색의 기회를 줄이는 문제를 근본적으로 안고 있다. 본 연구에서는 이러한 탐색과 활용의 문제를 고려하는 RRT* 기반의 휴리스틱 알고리즘으로서 샘플링 구름 기법을 제안하며 기존의 알고리즘과의 비교를 통해 최적해 수렴속도의 우수성을 실험을 통해 입증하고자 한다.

1. 서론

1.1 샘플링 기반의 모션 플래닝

1.1.1 RRT와 RRT*

RRT(Rapidly-exploring Random Tree)[1]는 PRM(Probabilistic Roadmap Method)[2]과 함께 가장 널리 알려진 샘플링 기반 모션 플래닝 알고리즘으로서 이 분야의 다양한 후속 연구를 이끄는 토대를 마련하였다. 샘플링 기반 모션 플래닝이 여타의 알고리즘들과 대비하여 갖는 가장 큰 장점은, 주어진 문제의 차원이 증가할 때의 계산량 증가의 폭이 작은 확장성(Scalability)에 있다. 공간 상의 장애물을 C-space(Configuration Space)로 변환하는 것은 C-space의 차원이 증가함에 따라 계산량이 큰 폭으로 증가하기도 하며, 플래닝 모델에 따라 동역학적 제약을 갖는 non-holonomic planning의 경우 이는 더욱 큰 문제로 다가온다. 때문에 샘플링 기반의 알고리즘은 C-space상의 충돌이 없는 로봇의 상태(Configuration state)를 샘플링하며 이들 간의 관계를 그래프화 하여 C-space를 추정하는 방식을 통해 차원의 문제를 해결하였다. RRT는 주어진 모션 플래닝 문제에 대해 답의 존재성을 푸는데 집중한 알고리즘으로, 주어진 문제의 해가 존재한다면 이를 얼마나 빠르게 계산해낼 수 있는지를 척도로 다양한 형태의 문제들과 함께 연구가 진행되어왔다. 반면 RRT*[3]는 RRT에 기반하여 최적성 문제를 해결하고자 파생된 알고리즘으로, 샘플의 수를 무한히 증가시켰을 때 RRT*를 통해 구한 해가 최적해로 수렴함이 증명되었다.

1.1.2 최적성

RRT*를 기점으로 해를 단순히 빠르게 구하는 것을 넘어 해의 최적성을 고려하는 연구가 큰 관심을 끌게 되었다. 대부분의 문제들은 정해진 시간 내에 최적해로 얼마나 빠르게 수렴시키는지 성능의 척도

로 삼기 때문에, 다양한 연구들은 국소 최적해 부근에 더 많은 샘플링 시간을 할애하는 방식[4]을 통해 균일(Uniform) 샘플링 대비 성능을 향상시켰다. 또한 C-space를 단순히 샘플링 하는 것 보다 다양한 workspace 분석을 통해 샘플링 기법에서 잘 알려진 좁은 길(Narrow Passage) 문제의 탐지 및 샘플링의 유동적인 변화를 주는 방식도 다양한 연구에서 제안된 바 있다. 탐색(Exploration)과 활용(Exploitation)의 균형에 대한 연구[5]는 C-space에서 비교적 더 많은 샘플이 필요한 영역과 그렇지 않은 영역에 대한 탐지와 이에 기반한 샘플링의 분배를 통해 해들의 호모토피 군을 다양하게 탐지하는 연구에 기여하였다. 본 논문은 최적해 수렴성에 대한 연구를 다른 Sampling Cloud based RRT*[6]에서 풀고자 한 탐색과 활용의 딜레마에 대해 논한다.

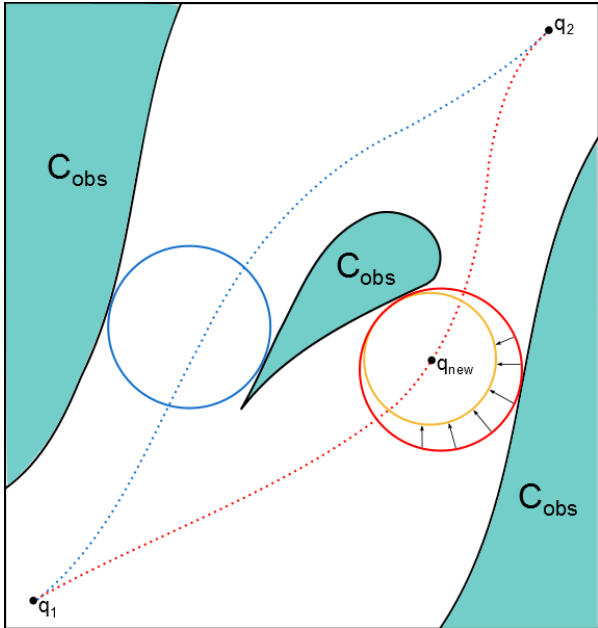
2. 본론

2.1 공간 분할과 샘플링 구름

2.1.1 탐색과 활용의 딜레마

국소 최적해를 중심으로 샘플링을 편향하는 것은 실제 다양한 연구들을 통해 그 효율성이 증명되었다. 더불어 이러한 편향 샘플링, 즉 활용에 집중하는 것은 탐색을 위한 샘플링의 기회를 희생하는 것이 불가피하다고 받아들여져 왔다. 본 연구에서는 샘플링 공간인 C-space의 분할과 샘플링 구름(Sampling Cloud)이라 명명한 자료 구조를 통해 이러한 딜레마에 기인하는 문제들을 부분적으로 상쇄하는 알고리즘을 제안하고자 한다. 아래의 그림 1에서는 q_1 와 q_2 에 놓인 2개의 상태를 잇는 2개의 국소해를 가정하였으며, 이들이 지나는 샘플링 영역을 각각 파란색, 붉은색 2개의 원으로 국한시킨 예를 보여준다. 여기서 2개의 서로다른 해가 다른 호모토피 군에 놓여있

다고 가정한다면(2개의 영역 사이에 장애물이 존재할 경우) 각 국소 최적해는 독립적으로 수립할 여지가 있다. 하지만 일반적인 알고리즘에서 1번의 순회에서 좌측(파란색) 영역에 샘플링 비율을 높일



[그림 1] 서로 다른 호모토피 군에 놓인 2개의 국소 해와 각각의 샘플링 공간

경우 그 외의 모든 영역에서의 샘플링 비율을 낮추게 되어 실제 최적해가 위치한 호모토피 군을 알지 못 하는 상태에서 샘플링의 균형을 해칠 우려가 있다. 특히 최적해의 호모토피 군이 찾기 쉬운 해보다 더 좁은 길에 위치한 경우 높은 확률로 최적해가 아닌 국소 해에 샘플링을 치중하게 되어 상대적으로 탐색에 비중을 덜 두게 된다. 이러한 방식은 정해진 시간내에 해를 구하는 문제의 경우 평균적으로 짧은 해를 구할 수 있지만 최적해의 호모토피 군을 찾기 이전에는 오히려 비효율적으로 동작하게 된다.

2.1.2 딜레마의 해결책

본 연구에서 제안하는 알고리즘은 앞서 언급한 문제를 해결하기 위해, 샘플링을 국소 해 부근에 집중하되 샘플링 영역 전체에 대한 샘플링 패턴에는 영향을 주지 않는 방식으로 동작한다. 위의 그림 1에서 q_{new} 로 표기된 샘플 상태를 통해 새로운 국소 해를 찾았다고 가정해보자. 제안된 알고리즘은 국소 해의 빠른 수립을 위해 단순히 이 부근의 샘플링 확률을 높이지 않으며, 노란색 원으로 표시된(중앙을 q_{new} 로 갖는 원) 새로운 샘플링 영역을 지정하여, 이 영역의 샘플링 확률을 더 높이고, 그 확률을 오로지 주변의 샘플링 영역에서 끌어오도록 설계하였다. 위의 예에서는 붉은색 원내에서 샘플링할 확률의 일부를 새로이 생성된 노란색 원에 부여하는 방식으로 설명할 수 있다. 만일 두 원에서 생성된 샘플이 동일한 호모토피 군에 속한 해를 찾는데 기여한다고 가정한다면, 활용을 통해 집중해야 할 영역을 더 좁혀나가는 것

으로 해석할 수 있으며 동시에 탐색을 위한 확률에는 영향을 주지 않는다는 것을 알 수 있다.

2.1.3 샘플링 구름

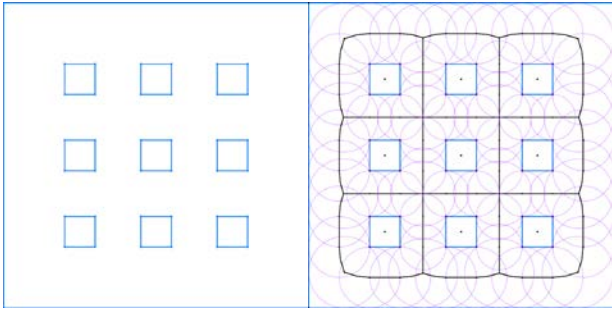
제안된 알고리즘의 구현은 RRT*를 기반으로 이루어지나 앞서 설명한 샘플링 시스템의 구현을 위해 샘플링 구름으로 명명한 자료구조가 필요하다. 이 자료구조가 갖춰야 할 조건은 아래와 같이 요약할 수 있다.

1. 독립적인 업데이트를 위해 샘플링 구름 내의 샘플링 영역들은 이산적으로 분할되어야 한다.
2. 샘플링 영역이 표현하는 공간의 합집합은 주어진 C-space를 충분히 커버하여야 한다.
3. 한 샘플링 영역내의 모든 configuration들은 동일 호모토피 군에 속한 해를 찾는 데 기여할 수 있어야 한다.

1번 조건은 한 지역의 국소해를 위해 샘플링 확률을 조정하여도 다른 지역에 영향을 미치지 않기 위함이며, 2번 조건은 알고리즘의 완전성(completeness)를 위해 고려되어야 할 부분이다. 3번의 조건에 대한 설명을 위해 그림 1을 다시 보아야 할 필요가 있다. 노란색원으로 표현된 영역의 샘플링 확률을 높이기 위해 붉은색과 노란색 원 사이 공간의 샘플링 확률이 떨어지는 결과를 얻었을 때, 이 사이 공간의 샘플이 전혀 다른 호모토피 군에 속한 최적 국소해 부근에 위치한다면 실질적으로 탐색에 큰 영향을 미치게 되어 딜레마를 완화하는데 역효과를 일으키게 된다. 따라서 이러한 조건들을 만족하는 샘플링 구름의 초기 상태를 생성하기 위해(특히 3번 조건을 위해) 보로노이 그래프(Voronoi-graph)를 이용한 초기화 기법을 본 연구에서 사용하였다. 샘플링 구름의 생성 과정은 아래와 같다.

1. 주어진 공간에서 보로노이 그래프를 계산
2. 보로노이 그래프에서 모션 플래닝 문제에서 주어진 초기 위치로부터 접근 가능한 점을 계산
3. 해당 지점에서 가장 가까운 장애물까지의 거리를 반지름으로 갖는 샘플링 영역 생성
4. 3에서 계산한 원과 보로노이 그래프의 교점을 계산하고, 이 점이 다른 샘플링 영역에 속하지 않는다면 해당 교점에 대해 재귀적으로 2번의 과정을 수행
5. 계산된 모든 샘플링 영역의 합집합을 샘플링 구름으로 정의하고 각 원에 대한 초기화 수행

그림 2는 2차원 공간의 한 예에서 계산된 샘플링 구름의 모습을 보여준다. 샘플링 구름에 속한 각각의 샘플링 영역은 반지름을 고려하여 해당 샘플링 영역에서 새로운 샘플 상태를 생성할 확률을 결정하며, 매번 새로운 국소 해를 발견할 때마다 해당 위치를 중심으로 새로운 샘플링 영역을 생성한다.

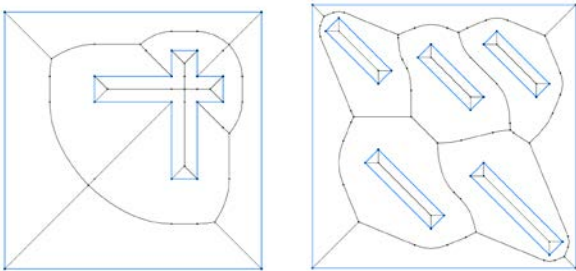


[그림 2] 사각형 폐공간에 9개의 장애물로 구성된 환경(좌)와 여기서 계산된 보로노이 그래프 (검은색 점과 선분) 및 샘플링 구름(연보라색)

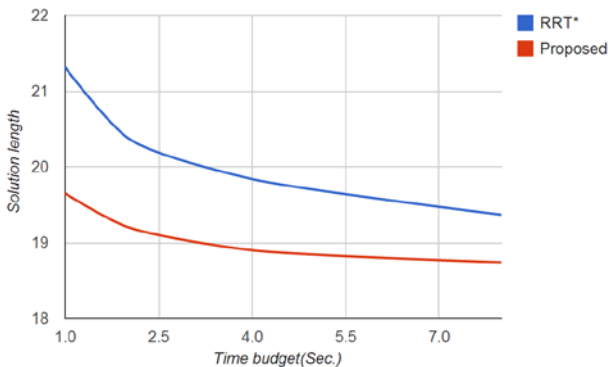
새로운 샘플링 영역 내에서 샘플링이 이루어질 확률은, 주변 샘플링 영역이 갖고 있는 확률을 일부 감소시키고 감소된 량의 합으로 초기화 되므로 국소 지역에 대해서만 확률의 변화가 발생하며 그 합은 항상 유지된다.

3. 실험 결과

제안한 알고리즘의 성능 측정을 위하여 주어진 시간 내에 계산한 해의 길이를 균일 샘플링을 사용하는 RRT*와 비교하였다. 그림 2와 3에 나온 환경을 테스트로 사용하였으며, Dubin vehicle 모델[7]을 대상으로 모션 플래닝 문제를 수행하였다. 아래의 그래프에서 제안한 알고리즘의 계산 시간은 보로노이 그래프의 구성과 샘플링 구름의 초기화 과정을 포함한 것으로, 그래프 상에서 나타낸 해의 길이는 실행 시작 이후 1초부터 8초까지 매 시각마다 측정된 결과를 각각 평균낸 값이다.

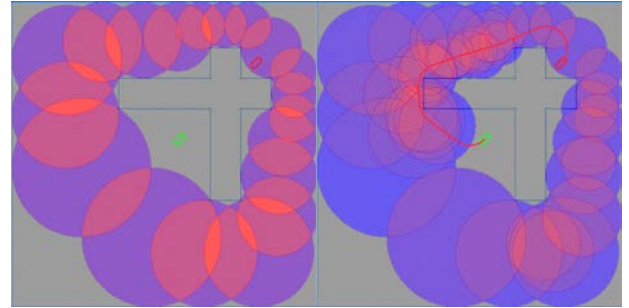


[그림 3] 실험 테스트용 환경



[그래프 1] RRT*와 제안한 알고리즘의 시간에 따른 최종 해의 길이에 감소량 그래프

최적해로의 수렴성이 증명된 RRT*이지만 최적해에 다가갈수록 소모되는 시간은 지수적으로 증가하기 때문에, 고정된 특정 해의 길이에 도달하기 위해 드는 시간 역시 수렴함에 따라 급증함을 알 수 있다. 더불어 제안된 활용에 의해 잃는 것을 방지하는 것



[그림 4] 실험 테스트용 환경상에서 생성된 샘플링 구름의 초기상태(좌)와 최적해가 수렴함에 따라 변화된 샘플링 구름의 상태(우) (샘플링 확률 : 붉은색 > 푸른색)

뿐만이 아니라 국소 해 부근에 샘플링을 집중하는 활용 역시 고려하여 단순한 호모토피 군을 갖는 환경에서도 수렴 속도를 높이는 특징을 보인다. 결국 해가 수렴함에 따라 국소 해를 따라 분포된 샘플링 구름이 가진 확률 분포 역시 수렴하는 것을 그림 4를 통해서 확인할 수 있다.

4. 결론

본 연구에서 제안한 알고리즘은 모션 플래닝 문제에 항상 내재되어 있던 탐색과 활용의 딜레마에 대한 본질적인 접근을 통해 최적해로 수렴하는 기존의 RRT*에 적용 가능한 샘플링 기법을 소개하였다. 이를 통해 국소 해에 대한 활용과 전체 최적해에 대한 탐색의 밸런스가 아닌 각각을 독립적인 문제로 풀어 서로에 대한 영향을 최소화 하는 구조, 즉 샘플링 구름을 통해 이 문제를 완화하였다.

하지만 실험에서 보인 샘플링 구름의 형태는 2차원 문제에 국한되어 있다는 한계가 있으며, 3차원 보로노이 그래프 구성의 어려움과 호모토피 군의 복잡성으로 인해 이는 차후 연구로서 남겨두고자 한다.

참고문헌

- [1] LaValle, Steven M. "Rapidly-Exploring Random Trees A New Tool for Path Planning." (1998)
- [2] Kavraki, Lydia E., et al. "Probabilistic roadmaps for path planning in high-dimensional configuration spaces." Robotics and Automation, IEEE Transactions on 12.4 (1996): 566-580.

- [3] Karaman, Sertac, and Emilio Frazzoli. "Sampling-based algorithms for optimal motion planning." *The International Journal of Robotics Research* 30.7 (2011): 846-894.
- [4] Akgun, Baris, and Mike Stilman. "Sampling heuristics for optimal motion planning in high dimensions." *Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2011.
- [5] Rickert, Markus, Oliver Brock, and Alois Knoll. "Balancing exploration and exploitation in motion planning." *Robotics and Automation*, 2008. ICRA 2008.
- [6] Kim, Donghyuk, Junghwan Lee, and Sung-eui Yoon. "Cloud RRT: Sampling Cloud based RRT." ICRA 2014.
- [7] Dubins, Lester E. "On curves of minimal length with a constraint on average curvature, and with prescribed initial and terminal positions and tangents." *American Journal of mathematics* (1957): 497-516.