

경로 예측에 기반한 이동로봇을 이용한 가상 현실을 위한 삼차원 실내 환경 모델의 자율 복원에 관한 연구

문정현**, 유범재*, 김학배**, 오상록*
* 한국과학기술연구원(KIST) 지능로봇연구센터
** 연세대학교 전기전자공학과
(moontey@korea.com)

Autonomous Reconstruction of 3D Indoor Environment for Virtual Reality using a Mobile Robot based on the Observation Planning

Jung-Hyun Moon**, Bum-Jae You*, Hagbae Kim**, and Sang-Rok Oh*

* Intelligent Robotics Research Center, Korea Institute of Science and Technology(KIST), P.O.Box 131, Cheongryang, Seoul 130-650, Korea
** Department of Electrical and Electronic Engineering, Yonsei University, 134, Shinchon-dong, Seodaemun-Ku, Seoul 120-749, Korea

Abstract - 본 논문에서는 이동로봇에 삼차원 레이저 스캐너를 장착하여 삼차원 데이터의 수집, 수집된 데이터의 정합, 데이터 수집을 위한 이동로봇의 경로계획 및 장애물 회피주행 등 모든 작업들을 유기적으로 결합시켜 실내 환경에 대한 삼차원 모델을 자율제작하는 시스템을 제안한다. 이를 위해 스캔순서최적화를 통한 빠른 동적 물체 정보의 제거, 계층적 육면체 맵과 기하학적맵을 이용한 최적 경로 예측에 의한 다음 스캐닝 위치의 결정, 오도미터 정보와 명암 정보를 이용해 수정된 ICP 알고리즘을 통한 데이터의 정합을 통하여 이동물체와 관계 없는 실내환경에 대한 삼차원 모델의 자율복원 한다.

1. 서 론

많은 삼차원 복원 논문[1]은 삼차원 데이터를 받거나 정합(registration)하는 작업을 작동자가 수동적으로 해야만 하기 때문에 구현 대상 환경이 작동자가 알고 있는 환경으로 한정될 수밖에 없다. 하지만 미래의 가상현실 분야를 위해서는 사람이 직접 데이터를 얻기에는 위험할 가능성이 있는 미지의(unknown) 환경에 대해서도 삼차원 모델을 구현할 필요가 있다. S. Thrun은 [2] 두 개의 이차원 레이저 스캐너를 직각으로 고정 장착한 이동로봇을 이용해 삼차원 환경 모델 자율복원 시스템을 제안하였고, H. Surmann [3]은 삼차원 레이저 스캐너를 장착한 이동로봇을 이용하여 자율복원 시스템을 구현하였다. 하지만 S. Thrun의 시스템은 이동로봇에 고정된 이차원 레이저 스캐너를 이용하여 삼차원 데이터를 받아서 갱신하기 때문에 주행경로에 따라 중복 또는 배제 영역이 존재한다. H. Surmann은 삼차원 레이저 스캐너를 이용하여 배제 영역에 대한 문제점을 극복하였지만 관측 지점 선정에 삼차원 구조를 고려하지 않았기 때문에 복도 형식의 높이에 관계없이 비슷한 실내환경에 대한 모델을 구현할 수밖에 없고, 복잡한 환경에서 부분적으로 가려지는 영역은 고려할 수가 없다는 한계가 있다.

본 논문에서는 복잡한 환경에 대한 모델을 작성할 수 있도록 스캔되지 않은 영역 뿐만 아니라 부분적으로 스캔된 영역까지 고려할 수 있는 삼차원 구조를 이용한 알고리즘을 제안한다. 이를 위해 본 논문에서는 삼차원 구조를 이차원 그리드-영역에 반영시킨 계층적 육면체맵(layered hexahedral-map)과 삼차원 데이터를 정합시킬 때 얻을 수 있는 기하학적맵(topological-map)을 이용한다. 또한 삼차원 데이터의 정합 시 이동로봇으로부터 얻을 수 있는 오도미터(odometer) 정보와 각 삼차원 점의 명암(intensity) 정보를 이용하여 수정된 ICP(Iterative

Closest Points) 알고리즘을 사용하여 각각의 반복 계산 부하를 줄일 뿐 아니라 반복 횟수를 줄여 초기의 ICP에 비해 훨씬 빠른 정합을 가능하게 하였다. 뿐만 아니라, 정합의 결과는 삼차원 레이저 스캐너의 삼차원 공간상의 위치와 각도 차이이기 때문에 이를 이동로봇의 위치인식(localization) 결과로 사용함으로써 위치인식을 위한 특정한 공정이나 특성화된 지도를 필요로하지 않는다는 장점이 있다.

2장에서는 삼차원 위치의 정합을 위해 본 논문에서 사용된 수정된 ICP에 대한 설명을 하고, 3장에서는 계층적 육면체 맵을 이용한 경로예측 방법에 대해 설명한다. 4장에서는 본 논문의 시스템과 실험 결과를 보여주며 5장에서 결론을 짓는다.

2. 삼차원 데이터의 정합

하나의 삼차원 모델을 만들기 위해서는 각 지역좌표계 기준으로 수집된 다수의 부분 스캔 데이터를 하나의 좌표계로 정합시켜야 한다. 만일 이동로봇으로부터 얻은 오도미터 정보가 삼차원 공간상에서도 정확하다면 정합은 굉장히 단순해진다. 하지만 이동로봇이 이차원 평면위를 주행한다는 가정하에서도 오도미터 정보는 오차를 포함할 수밖에 없다. [4]와 같은 여러 논문들에 소개된 ICP 알고리즘은 가장 널리 사용되는 정합 알고리즘의 하나이다. 이것은 처음 얻은 스캔을 $model\ set(M)$ 으로, 나중에 얻은 스캔을 $data\ set(D)$ 으로 놓고 각 점마다 가장 가까운 점을 계산하여 두 대응하는 점들의 거리를 최소화할 수 있는 삼차원 변환을 계산한다. 이 계산은 다음과 같은 수식으로 나타낼 수 있다.

$$\min \sum_i \| M_i - (RD_i + T) \| \quad (1)$$

여기에서 R은 3X3 회전이동행렬이고, T는 3X1 평행이동 행렬이다. Data set의 모든 점에 대해 위의 계산을 수행하고 나면 평균제곱오차를 계산하여 변환시키고, 오차가 주어진 문턱값보다 작을 때까지 반복한다. 하지만, ICP는 정합에 있어 유력한 알고리즘이나 계산 시간이 대응점들의 개수의 제곱에 비례한다($O(n^2)$). 또한 ICP 알고리즘은 두 개의 대칭 스캔에 대해서는 반복횟수가 많아지거나 위치 비교 기준이 없는 경우에는 로컬 미니마에 빠질 위험이 있다. 이에 본 논문에서는 기존의 ICP를 수정하여 빠르고 정확한 정합을 하도록 한다.

2.1 오도미터와 명암정보를 이용한 ICP의 수정

ICP 알고리즘에 있어서 잘못된 대응점의 선택은 삼차원 변환의 계산을 틀리게 할 뿐 아니라 반복 횟수를 증가시키기 때문에 적절한 대응점을 찾는 것은 중요하다. 우리의 삼차원 스캐닝 시스템은 각각의 탐지된 점의 위치 뿐 아니라 각 점의 명암 정보 또한 얻을 수 있기 때문에, 두 대응점간의 명암차이가 실험적으로 계산된 오차 문턱값 ϵ_i 보다 큰 경우에는 잘못된 대응점 선택임을 알 수 있다. 이와 더불어 오도미터 정보가 부정확하다더라도 가능한 위치의 경계영역에 대한 정보는 신뢰할 수 있으며, 경계영역과 스캐닝 레이저의 측정길이를 이용하여 중첩영역의 경계를 알 수 있기 때문에 대상 영역을 한정할 수 있을 뿐 아니라 경계영역 범위 이상의 오차 또한 계산 가능하므로 대응점 선택 시의 오차벡터의 크기와 방향 또한 한정이 가능하다. 이 두 가지를 이용하여 (a)명암 차이가 오차 문턱값 보다 큰 경우, (b)대응점의 위치가 오도미터에 의해 계산된 대상영역 밖에 존재하는 경우, (c)에러벡터의 크기가 오도미터 오차 최대 크기보다 큰 경우, (d)에러벡터의 방향이 오도미터에 의해 계산된 경계값보다 큰 경우 중 하나에 속하는 경우에는 대응점 선택 오류로 간주하여 제외시킬 수 있다.

3. 경로 예측

이동로봇이 움직이면서 삼차원 데이터를 수집하는 경우 S. Thrun [2]의 방법과 같이 배제영역이 존재하게 된다. 그러므로 이동로봇이 멈춘 상태에서 데이터를 획득해야만 하고, 데이터 수집이 끝난 후에는 다음 스캐닝 위치를 결정해주어야 한다. H. Surmann [3]과 같이 이차원 정보를 이용하여 결정하는 경우에는 다른 물체에 가려져서 부분적으로 스캔된 영역에 대한 고려가 불가능하기 때문에 복잡한 일반 환경에는 적합하지 않다. 이에 본 논문에서는 삼차원 구조를 이차원 그리드-영역에 반영시킨 계층적 육면체맵과 기하학적맵을 이용하여 부분적으로 스캔된 영역을 고려한 다음 스캐닝 위치를 결정한다.

3.1 계층적 육면체 맵

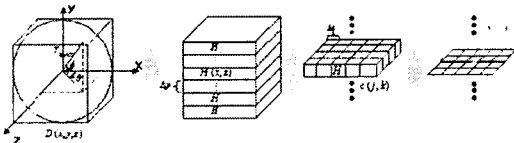


그림 1. (i, j, k) 큐브의 탐지확률 결정 과정

스캔된 데이터의 집합 ($D_c(x, y, z)$)은 그림 1의 두 번째와 같이 y 값에 따라 같은 Δy 를 갖는 육면체집합 ($H_j(x, z)$)의 합으로 나눌 수 있으며,

$$D_c(x, y, z) = \sum_{j=1}^{\lfloor \frac{r_{\max}}{\Delta y} \rfloor} H_j(x, z) \quad i=1, \dots, \frac{r_{\max}}{\Delta y}$$

각 육면체집합은 그림 1의 세 번째와 같이 Δc 의 x, z 값을 갖는 큐브집합 ($C_{j,k}(i)$)의 합으로 나타낼 수 있다.

$$H_j(x, z) = \sum_{k=1}^{\lfloor \frac{r_{\max}}{\Delta c} \rfloor} C_{j,k}(i) \quad \{(j-1)\Delta c - r_{\max}, j\Delta c - r_{\max}, (j+1)\Delta c - r_{\max}, j\Delta c - r_{\max}\}$$

$$\text{where } j=1, \dots, \frac{r_{\max}}{\Delta c}, \quad k=1, \dots, \frac{r_{\max}}{\Delta c}$$

이 큐브집합을 이용하여 각 (i, j, k) 큐브의 탐지확률을 원점에서부터 (j, k) 큐브까지의 거리함수인 $r(C_{j,k}(i))$ 과 $C_{j,k}(i)$ 큐브의 점 데이터 개수 $n(C_{j,k}(i))$ 를 인자로 갖는 다음 함수로 나타낼 수 있다.

$$P(i, j, k) = \prod (r(C_{j,k}(i)), n(C_{j,k}(i)))$$

이러한 탐지확률을 그리드 맵에서의 점유확률이라 간주한다면, 각각의 육면체를 그리드 맵으로 변환시킬 수 있다. 그림 2는 각 탐지확률을 이용해 계층별 그리드 맵

을 작성한 것이다.



그림 2. 탐지확률에 의해 작성된 실내환경에 대한 계층별 그리드 맵

계층적 육면체맵은 삼차원 구조를 이차원 그리드에 투영시킨 것으로 움직임요소(movable parameter) $m(x, z)$, 탐사요소(exploratory parameter) $e(x, z)$, 복구요소(resumable parameter) $rs(x, z)$ 로 이루어진다. 움직임요소는 로봇이 (x, z) 셀까지 도달 가능한 지의 여부를 나타내는 것으로, 다음과 같이 구해진다. 먼저 모든 셀들을 immovable로 초기화한다. 로봇의 현재 위치로부터 전개해나가면서 occupied 셀을 만날 때까지 empty 셀들은 movable로, 중간에 unknown 셀을 거칠 경우는 possibly movable로 바꾸어준다. 로봇의 데이터 수집 위치를 찾기 위함이기 때문에 immovable은 고려 대상에서 제외된다. 탐사요소는 로봇이 그 위치에서 스캔했을 때 얼마나 많은 숨겨진 공간에 대한 정보를 얻을 수 있는지의 정도를 나타내는 것으로, 스캐너의 위치로부터 가상 선을 발산하여 occupied cell을 만날 때까지 거치는 unknown cell들의 탐지확률을 합쳐서 계산한다. 복구요소를 설명하기 전에 본 논문에서는 계층마다 동일한 (x, z) 위치의 셀의 점유값이 서로다른 셀을 충돌셀(conflicted cell)이라 정의한다. 이것은 부분적으로 배제된 영역을 의미한다. 복구요소는 로봇이 그 위치에서 스캔했을 때 얼마나 많은 부분 스캔된 공간에 대한 정보를 얻을 수 있는지의 정도를 나타내는 것이다. 이는 탐사요소와 비슷한 방법으로 계산하며, 충돌셀들만 고려 대상에 속한다. 이 세 요소들을 이용한 탐사치 $S(x, z)$ 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$S(x, z) = m(x, z) \times [e(x, z) + \beta rs(x, z)] \quad (2)$$

β 는 복구요소의 가중값을 나타낸다.

3.2 스캔 위치 결정을 위한 경로 예측

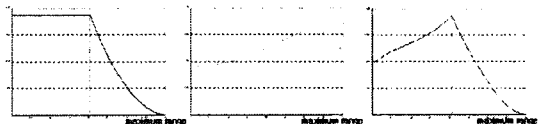


그림 3. 신뢰거리 가중치

먼저 레이저의 반사가 일어나지 않고, 연속된 검출점의 거리가 충분히 작은 거리를 신뢰거리라 정의하면, 거리 신뢰도는 그림 3-(a)와 같이 나타낼 수 있다. 또한 스캔방향이 다른 중첩영역은 삼차원 물체표현에 필요하지만, 스캔방향이 같은 중첩영역은 노이즈의 역할을 한다. 이와 관련하여 중첩신뢰도는 그림 3-(b)와 같이 나타낼 수 있다. 이들을 이용하여 4-(c)와 같은 신뢰거리 가중치 $R(r(x, z))$ 를 계산할 수 있으며, $R(r(x, z))$ 과 $S(x, z)$ 를 이용하여 위치별 영역복구예측치 $p(x, z)$ 는 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$P(x, z) = \alpha \times R(r(x, z)) \times S(x, z) \quad (3)$$

α 는 정규화상수이며, $r(x, z)$ 는 (x, z) 까지의 거리를 나타낸다. 하지만, 계층적 육면체 맵은 메모리 없이 순간정보만을 이용하기 때문에 특정한 환경에서는 결정 위치의

oscillation이 일어날 수 있다. 그러므로 여기서는 정합의 결과로 얻는 기하학적 맵을 첨가한다. 기하학적 맵에서 제공되는 스캔되어야 할 방향정보와 막다른 골목에 도달했다는 정보, 모델이 완성되었다는 정보를 가지고 있는 연결수 $C(\theta)$ 를 첨가하여 식 (3)을 다음과 같이 바꿀 수 있다.

$$P(x, z) = \alpha \times R(r(x, z)) \times S(x, z) \times T(\theta(x, z)) \quad (4)$$

$\theta(x, z)$ 는 로봇의 위치로부터 (x, z) 셀까지의 각도이고, 영역복구치를 최대화 하는 위치가 다음 스캐닝 위치가 된다. 또한 전방향 스캐너이기 때문에 로봇의 heading과 관계가 없으므로 동적 물체에 의해 주행경로가 바뀌어도 다음 스캐닝 위치까지 도달하게 되면 성능에는 변함이 없다는 장점이 있다.

4. 실험결과

4.1 삼차원 자율복원 시스템

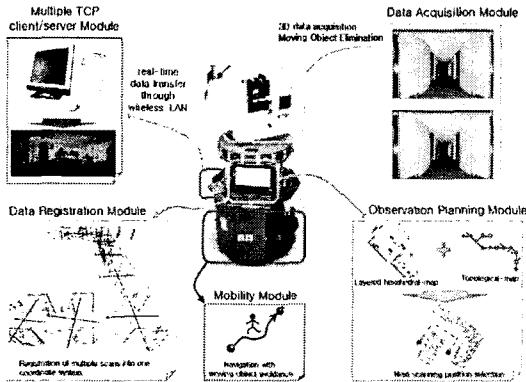


그림 4. 삼차원 자율 복원 시스템

본 논문에서 사용된 삼차원 자율복원 시스템은 그림 4 에서 보는 것과 같이 독립적으로 수행되는 5개의 모듈로 구분된다. 각각의 모듈은 다음과 같은 역할을 수행한다.

1. 데이터 수집 모듈 : 부분 삼차원 스캔 데이터의 수집 및 동적 물체에 의한 정보의 제거
2. 데이터 정합 모듈 : 수정 ICP 알고리즘을 이용하여 각각의 지역좌표로 수집된 다수의 부분 스캔 데이터들을 하나의 좌표계로의 정합
3. 경로예측 모듈 : 계층적 육면체맵과 기하학적맵을 이용하여 다음 데이터 스캔 위치 결정
4. 모빌리티 모듈 : 다음 데이터 스캔 위치로의 장애물 회피 자율주행
5. 실시간 데이터 전송 모듈 : 차원 데이터를 스킨닝 (skinning)과 같은 가상현실을 위한 또 다른 작업에 사용하기 위한 실시간 무선 데이터 전송

4.2 실험결과

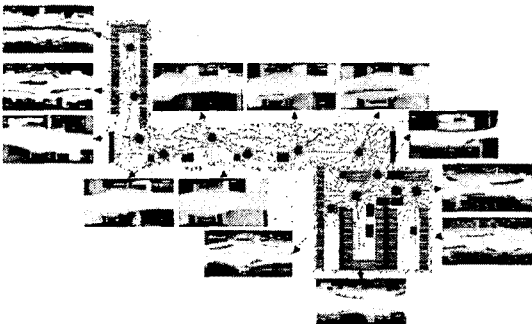


그림 5 경로예측에 의해 결정된 스캔위치와 그 위치에서의 intensity 데이터

그림 5는 실험 환경과 경로예측에 의해 결정된 다음 스캐닝 위치를 나타낸다. 삼차원 모델을 정확히 표현하기 위해서는 두 방향 이상에서 관측해야 하는데, 위 그림을 보면 모든 부분에서는 두 방향에서 관측을 했으며, 내부에 대한 모델이므로 막다른 골목에서는 두 방향에서 관측할 필요가 없기 때문에 한 방향에서만 관측하였다.

그림 5의 각 i 번째 얻은 데이터들은 그림 6-(a)의 경로예측방법에 의해서 $(i+1)$ 번째의 위치를 결정하게 되고, 이를 반복하면서 삼차원 실내모델을 완성하게 된다. 그림 6-(b)는 이 실험 과정에 의해서 완성된 완전한 삼차원 모델로서, 실내모델은 벽과 바닥으로 둘러싸여 있기 때문에 알아보기 쉽게 하기 위해 모서리들만을 추출해 표현한 것이다.

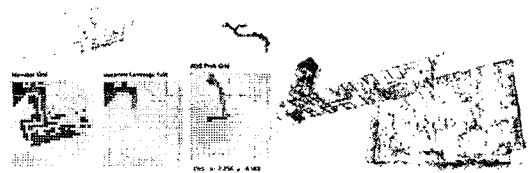


그림 6. 경로예측 process 및 완성된 삼차원 모델

5. 결 론

본 논문에서 우리는 삼차원 실내환경을 자율복원하는 시스템을 제안하였다. 스캔센서 최적화를 통해 동적 물체의 정보를 성공적으로 제거하였으며, 초음파 센서를 이용한 장애물 회피주행을 통해 동적물체를 피해 주행하도록 하였기 때문에 동적물체에 영향을 전혀 받지 않았다. 또한 삼차원 데이터의 균일추출과 오도미터 정보 및 명암정보를 ICP에 적용함으로써 기존의 ICP보다 훨씬 빠른 데이터 정합을 하였으며, 삼차원 구조에 대한 정보를 가지고 있는 계층적 육면체맵과 만들어지고 있는 모델에 대한 메모리를 가지고 있는 기하학적맵을 이용하여 스캔되지 않은 영역 뿐만 아니라 부분적으로 스캔된 영역까지 고려하는 알고리즘을 제안하여 적절한 다음 스캔 위치를 결정하였다. 또한 전체 모델을 작성함에 있어서 각 모듈들을 유기적으로 결합하여 자율적인 모델 작성을 할 수 있었다.

앞으로 정합 알고리즘을 조금 더 빨리 할 수 있는 방법 및 카메라 정보로부터 얻을 수 있는 칼라 정보를 삼차원 정보와 결합하여 삼차원 칼라 모델을 작성할 예정이다.

[참 고 문 헌]

- [1] Lars Nyland, David McAllister, Voicu Popescu, Chris McCue, Anselmo Lastra, Paul Rademacher, Manuel Olivera, Gary Bishop, Gopi Meenakshisundaram, Matt Cutts, and Henry Fuchs, "The Impact of Dense Range Data on Computer Graphics", Proceedings of Multi-View Modelling and Analysis Workshop, pp.23-26, June, 1999.
- [2] Sebastian Thrun, "An Online Mapping Algorithm for Teams of Mobile Robots", Journal of Robotics Researches, pp.335-363, April, 2001.
- [3] Hartmut Surmann, Andreas Nuchter, and Joachim Hertzberg, "An Autonomous Mobile Robot with a 3D Laser Range Finder for 3D Exploration and Digitalization of indoor environments", Journal of Robotics and Autonomous Systems, Vol. 45, Issue 3, pp.181-198, 2003.
- [4] Szymon Rusinkiewicz and Marc Levoy, "Efficient Variants of the ICP Algorithm", Proceedings of the 3rd International Conference on 3D Digital Imaging and Modelling, pp.145-152, 2001.