



레이저 거리 센서 및 이동로봇 제어에의 응용

정우진*, 이동희*, 최창혁**

*한국과학기술연구원 휴먼로봇연구센터, **고려대학교 기계공학과 대학원

1. 서론

자율주행 서비스로봇은, 산업용 로봇과 달리 로봇의 원활한 동작을 위하여 정비되지 않은 가변적인 환경에 투입되어 주어진 목적 기능을 달성하여야 하므로 환경을 인식하기 위한 센서 기술 및 측정된 센서 정보의 체계적 통합이 중요한 문제가 된다. 다양한 센서 시스템 중에서도 특히 레이저 센서는 가장 정확한 거리 감지 센서로서 그 응용 분야를 넓혀가고 있다.

레이저 센서는 로봇을 기준으로 한 주위 지형 또는 장애물까지의 거리를 정확히 측정할 수 있는 특징으로 인하여 이동로봇의 지도작성, 위치추정, 장애물 감지 등의 목적에 사용된다. 여기서는 레이저 센서의 원리 및 특징, 지도 작성에의 응용 방법, 자율 주행시의 자기 위치 추정 방법 등에 대해 현재까지 보고된 주요 연구결과를 중심으로 설명한다.

2. 레이저 센서의 원리 및 특징

레이저 센서는 레이저광을 대상 물체에 주사하여 그 반사광을 측정한다. 크게 3각법을 이용한 센서와 TOF (Time Of Flight) 방식이 있다. 3각법을 이용하는 방식에서는 이미 상대적 위치를 알고 있는 특정한 지점에 반사 테이프 등을 부착하여 레이저광원을 주사하여, 반사광의 각도를 측정, 3각법의 원리로 위치를 측정한다. 선박 등의 대규모 구조물의 형상 측정 등에 널리 쓰이고 있으나, 이동로봇의 경우에는 환경을 정비해야 할 필요가 있어 제한적으로 사용되고 있다. TOF 방식의 경우, 특정 방향으로 주사한 레이저광이 반사되어 돌아오는 시간을 측정하여 대상 물체까지의 거리를 계산한다. 3각법 방식에 비하여 센서 개발이 어렵고 비교적 고가인 단점이 있으나, 정확한 거리를 측정 가능하며 환경의 정비가 필요 없이 유연하게 사용할 수 있는 장점이 있다. 손으로 들고 다니며 측정하는 기기의 형태가 많고, 간편하게 거리 측정을 하거나, 레일위를 이동하는 대상 물체간의 충돌을 피하기 위한 상대거리 측정용 등으로 많이 쓰이고 있다. 그림 1에 TOF 방식 레이저 센

서의 원리도를 간단히 보인다. 이동로봇의 경우에는 특정한 방향뿐만이 아닌, 마치 관제탑에서 레이더를 회전시켜 넓은 대상영역 내의 항공기의 위치를 측정하는 것과 마찬가지로, 센서를 회전시킴으로써 대상영역을 확대하는 원리를 가진 스캔센서가 널리 쓰이고 있다. 몇몇 제품들이 출시되어 있으며, 대표적인 것으로는 그림 2에 보이는 바와 같은 독일 SICK사의 제품을 들 수 있다. 주요사양은 표1과 같다. 비교적 정확하게 거리를 측정할 수 있으나, 레이저 광을 이용하는 관계로, 유리 등의 빛을 투과하는 물질이나 거울 등 반사도가 높은 물질, 매끄럽게 가공된 금속 표면 등의 난반사가 일어나는 경우에는 정확한 측정이 어렵다는 단점이 있다.

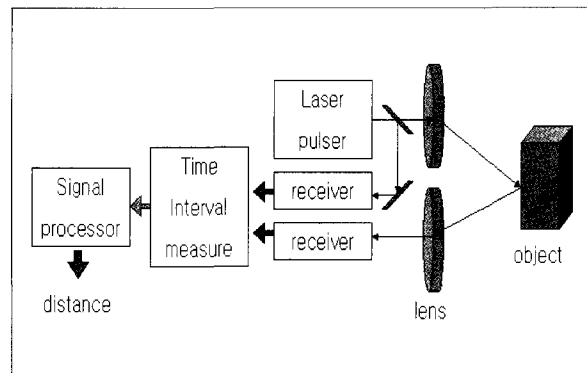


그림 1. 레이저 스캔 센서의 원리도

표 1. 레이저 스캔 센서의 주요 사양

Scanning Range angle	180/100deg
Angular resolution	0.25/0.5/1 deg
Scanning time	200ms
Baud rate	9600/19200/38400/500000
InterFace	RS232 또는 RS422
Power	DC 24V

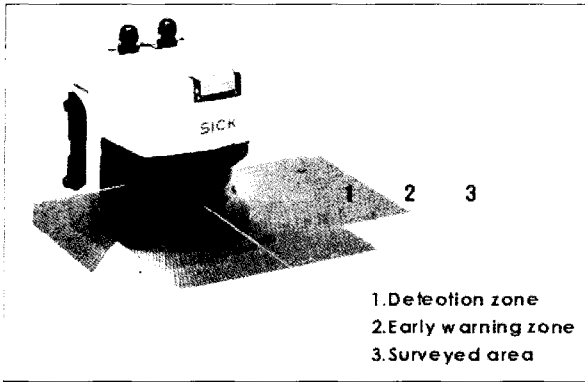


그림 2. 독일 SICK 사의 레이저 스캔 센서

3. 레이저 센서를 이용한 지도 작성

주변환경의 표현은 자율 이동로봇에 있어서 중요한 연구대상이다. 주변환경의 가장 일반적인 표현 방식으로는 격자지도(grid map)와 토폴로지컬 지도(topological map)가 있다. (표 2 참조) 이 방법은 레이저 센서뿐만 아니라 거리 정보를 줄 수 있는 초음파, 적외선, 비전 센서들을 사용해도 가능하다. 하지만 측정 대상 영역의 크기, 센서 측정의 정밀도 등에 따라 실질적인 구현방법은 조금씩 차이가 있으며, 여기서는 일반적인 거리 측정 센서를 이용한 방법론을 설명한다. 이 경우, 레이저 센서는 상대적으로 가장 정확한 센서 모델을 가지고 있는 센서로서 적용 가능하다. 격자지도는 Moravec과 Elfes와 Borenstein/Koren에 의해 제안된 방법으로서 주변환경을 등간격으로 설정된 격자로 표현함으로써 물체의 절대적인 기하학적 위치에 기초하여 공간을 나타낸다. 각각의 격자는 실제 환경에서의 대응되는 영역 내에 장애물이 존재하는지 여부를 표시한다. 반면에 Kuipers/Bynn[10]과 Mataric에 의해 제시된 토폴로지컬 지도는 격자지도에 비해 추상적인 표현법으로서, 어떤 절대적인 기준과 표를 도입하지 않고 주변환경의 특징간의 관계만을 표현하게 된다. 그래프 안의 노드는 환경의 특별한 지점들을 나타내고 그 노드들은 원호들로 연결되어 있어 노드 사이의 직접적인 경로를 표현한다. 또한 Thrun은 두 가지 방법을 병행하는 Hybrid 방법을 제시하였다 [7].

표 2. grid-based와 topological map의 장점과 단점 비교

	Grid based approach
장	환경의 기하학적 정보를 정확하게 표현 가능하다.
점	환경 모델링, 경로 계획, map-matching에 의한 자기 위치추정 등의 다양한 알고리즘을 구현하기에 용이한 방법이다.

단 점	- 경로 계획이 어렵고 공간 표현을 위하여 많은 메모리와 계산 필요. 대부분의 symbolic problem solver에겐 나쁜 인터페이스 제공
Topological approach	
장 점	- 경로 계획하기가 간단하고 간결한 공간 표현이 가능하다. 로봇의 절대적 위치 정확도가 비교적 덜 중요하다. - 사용자에겐 자연스런 인터페이스를 제공해준다.
단 점	- 센서정보가 불확실하면 대규모 공간의 맵 작성이 힘들다. - map matching의 경우, 기준 센서값 계산이 부정확할 가능성이 높다. 환경 형상의 복잡성에 따라 적용이 어려운 경우가 있다.

3.1 Grid Map

Grid Map을 만드는 방법에는 Bayesian 방법을 사용하여 certainty grid의 certainty value를 구하는 방법, Maximum likelihood의 EM 기법과 ML* 기법, Vector Field Histogram (VFH), VFH를 보완한 Histogramic In-Motion Mapping 등과 같은 여러 가지 방법들이 있다. 이 글에서는 잘 알려진 두 가지의 방법을 간단히 소개한다.

3.1.1 The Certainty Grid

이 방법은 카네기 멜론 대학(CMU)에서 개발한 방법으로 모든 센서정보들을 바탕으로 격자지도의 각 격자의 장애물에 의한 점유를 확률적으로 나타낸다 [8]. 이 방법은 특히 초음파와 같이 부정확한 센서를 사용하기에 좋은 방법이다. 이 때 각 센서의 특징에 맞게 센서 정보의 불확실성을 주면 된다. 공간은 2차원의 배열로서 나타내며, 각각의 격자는 해당 격자 안에 장애물이 존재하는 지에 대한 확신을 나타내는 certainty value (CV, occupied probability density function)를 갖는다. 이 방법은 주어진 센서거리정보와 센서 성격에 따라 격자 점유 확률밀도 함수를 구하여 CV를 업데이트 시킨다. Bayes법칙과 각 센서정보들의 조건적 독립성을 가정하여 구한다.

3.1.2 Histogramic In Motion Mapping

Histogramic In-Motion Mapping (HIMM) [6]은 Borenstein이 제안한 방법으로서 그가 이전에 제시한 Vector Field Histogram에서 발전된 방법이다. HIMM은 각 격자들에게 초기 CV를 주고 센서 정보에 의해 점유가 되면 가지고 있는 CV를 3씩 증가시키고 격자가 비

점유 상태라면 CV를 1씩 감소시킨다. 이때 CV의 최소 값을 0으로 최대 값을 15로 bound를 정한다. 이런 방법으로 그 격자에 있다가 다른 곳으로 움직인 동적 장애물의 시간적 변화를 적절히 반영할 수 있다. (그림 3)

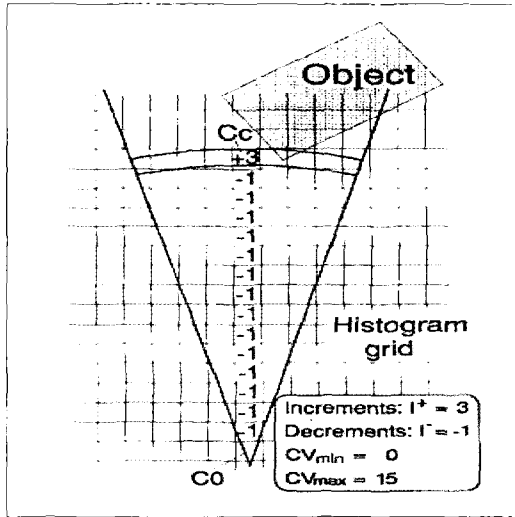


그림 3. HIMM 방법 [6]

3.2 Topological Map

토폴로지컬 지도의 해상도는 주변환경이 얼마나 복잡한가에 직접적으로 연관된다. 예를 들어, "이 길로 계속 가시다가, 4거리가 나오면 거기서 왼쪽으로 꺾으시면, 바로 나오는 곳입니다"와 같은 표현법이 바로 토폴로지컬 지도인 것이다.

3.2.1 Voronoi diagram

보로노이 선도(Voronoi diagram)[5]는 물체의 경계로부터 동일한 거리에 있는 점들의 자취이다. 이 선도는 물체들 사이의 공간이 물체 자체보다 더 중요하게 취급되는 자유 공간 데이터 구조의 일종으로, 물체들이 존재하는 평면을 다각형 영역인 보로노이 영역(Voronoi region)으로 분할함으로써 만들어진다. 이 때, 각 영역은 주변의 어떤 점들보다 다각형 내의 기준점에 더 가까운 점들의 집합을 나타내고, 각 영역의 경계(보로노이 에지)는 이웃한 두 점 사이의 거리가 동일한 점들로 구성된다.

격자 지도를 토폴로지컬 지도로 변환하는 중간 단계에서, 격자 지도를 이용해 작성한 보로노이 선도는 토폴로지컬 지도 작성을 위해 필요한 critical point와 critical line을 찾는 데 이용된다. 또한, 경로 계획에 있어서는 장애물이 없는 빈 공간을 찾는 데에도 보로노이 선도를 활용한다. 그림 4는 2차원 평면에서 임의의 점이 주어졌을 때, 그에 따른 보로노이 선도를 나타낸 것이다.

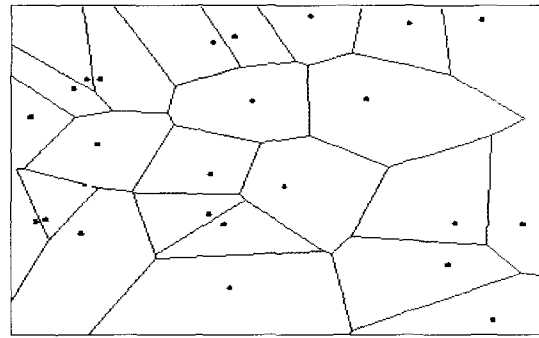
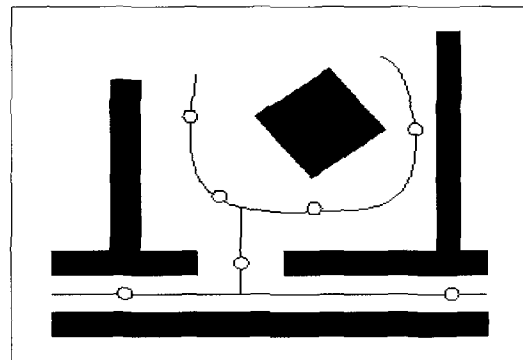


그림 4. Voronoi diagram in R². [5]

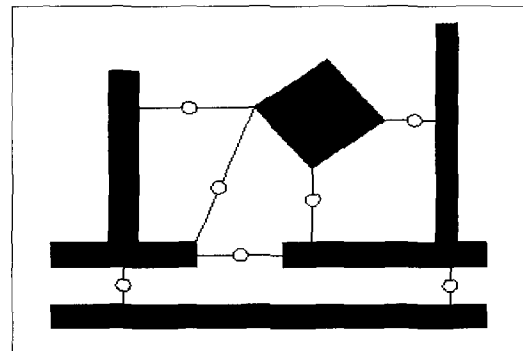
3.2.2 Critical Points and Critical lines

토폴로지컬 지도를 작성하기 위해서는 각각의 노드를 정해주어야 한다. 이 노드들을 정해주는 방법 중에 하나가 임계점과 임계선을 이용해 지도상의 통로들을 적당한 영역으로 나누주는 방법이다. 이렇게 나누어진 영역을 토폴로지컬 영역(topological region)이라 하며, 하나의 영역이 하나의 노드를 형성한다.

임계점은 두 개의 기준점(물체와 물체 사이의 거리가 최솟가 되는 경계점)을 가지게 된다. 이때 임계선은 임계점 간의 두 기준점을 연결함으로써 생성되는 선이다. 이 선을 기준으로 자유 공간들이 토폴로지컬 영역으로 분할된다.



(a) Critical points



(b) Critical lines

그림 5. 임계점과 임계선의 추출

3.2.3 세선화

이동로봇의 주행 경로의 생성에는 다양한 방법이 이용되는데, 이동로봇의 주행에 사용되는 격자지도도 하나의 이진 영상으로 취급할 수 있기 때문에 영상처리 기법을 이용하여 경로 생성에 활용할 수 있다. 주로 침식(erosion)이나 확장(dilation)을 다른 기법과 함께 사용하여 경로를 추출하기도 하나[2], 실내 공간에서는 세선화(thinning)만을 사용하여도 충분히 명확한 경로를 추출할 수 있다. 세선화[6]는 도형의 연결성은 변화시키지 않고 선으로 변화시키기 때문에, 그 결과에서 도형의 결합 관계의 특징을 구할 수 있다. 세선화를 수행하는 알고리즘 중에 가장 기본이 되는 알고리즘으로 Suen의 세선화 알고리즘이 있다. 이 알고리즘은, 33의 이웃하는 격자(cell) 안에서 그 값들을 조사하여 각 영역이 세선화될 때까지 각 영역의 경계선을 차례대로 제거하는 것이다.

세선화 알고리즘을 이진 지도의 통로 영역에 대하여 수행하면, 통로의 중앙을 끊어짐 없이 표시하는 충돌 회피 경로(collision free path)를 얻을 수 있다. 그림 6은 세선화를 이용해서 간단한 이진 지도의 충돌 회피 경로를 구한 예이다. 검은 부분이 물체가 있는 부분이고, 회색의 선이 세선화에 의해 구해진 경로이다.

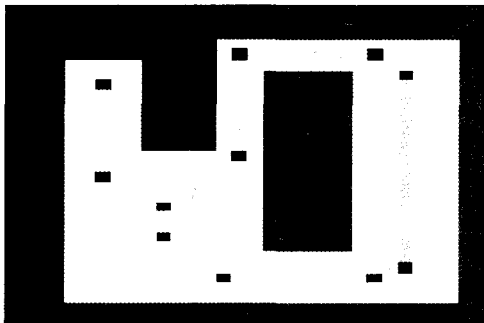


그림 6. 세선화로 얻어진 토폴로지컬 지도.

4. 레이저 센서를 이용한 자기위치 추정

Odometry는 위치추정에서 가장 일반적이고 기본적으로 쓰이는 방법으로서 짧은 거리에서는 가격에 비해 좋은 정확도를 제시하지만 근본적으로 odometry가 가지는 특성으로 인하여 위치오차의 누적을 극복하기 어렵다. 따라서 이를 보상하기 위한 여러 위치추정 방법들이 시도되어 왔다. 위치추정 문제는 크게 이동로봇 주행시의 국소적 위치추정, 초기 위치 정보가 주어지지 않는 대역적 위치추정, 갑자기 로봇위치를 옮긴다거나 위치추정 실패에서 발생하는 kidnapping으로 나눌 수 있다. kidnapping은 대역적 위치추정 문제와 유사하다

고 볼 수 있으므로 여기서는 크게 국소적 문제와 대역적 문제의 두 가지로 분류한다.

4.1 위치추정 문제

국소적인 자기 위치 추정 문제는 scan matching으로 해결한다. 이 방법으로는 Iterative Dual Correspondence, COX, Cross Correlation Function, angle histogram와 그 밖의 방법 등이 있다. 특정 표식 패턴 또는 인공 표식을 이용한 위치의 보정 방법, 그렇지 않은 raw data 기반 방법 등이 있다. 인공표식이란 로봇이 감지하기에 최적인 표식을 인공적으로 만들어 사용하는 것을 가리키고 자연 표식이란 빌딩내의 경우 복도의 형상이나 문 형상, 전기 등, 벽의 코너 등 이미 존재하고 있는 형상을 표식으로 사용하는 것이다. Hough 변환[11]을 사용하는 많은 방법들도 대개 Hough 변환한 후에 직선들의 교점을 특징점으로 사용하므로 점대점 비교와 같은 scan matching으로 볼 수가 있다.

대역적 위치추정 방법으로는 Markov Localization[15], Monte Carlo Localization[3]과 condensation 등 많은 확률론적인 방법들이 있다. 사실 이는 실내 환경에서 가구의 재배치, 이동하는 사람들로 인한 환경의 변화, 거리 센서와 odometry를 포함한 센서정보의 불확실성으로 인해 로봇이 가지는 많은 정보들이 불확실하다는 점에 착안하여 1900년대부터 로봇제어에 본격적으로 적용되기 시작한 Kalman Filter에서 발전된 형태이다. 하지만 Kalman Filter는 uni modal 표현만 가능하여 주로 국소적 위치추정을 수행하는 방법이다. Markov Localization은 multi modal 표현이 가능하여 대역적 위치추정 문제를 해결하였으나, 이 방법의 단점은 지도상의 모든 격자를 대상으로 계산을 해야 하여 계산시간이 오래 걸리고 많은 메모리 양이 필요하다. Monte Carlo Localization 방법은 샘플링 방법으로 대역적 위치추정 문제를 해결, 메모리 양을 줄이고 계산시간을 단축할 수 있다.[3]

확률론적 자기 위치 추정 알고리즘은 크게 예측단계와 갱신단계의 두 단계로 나누어진다. 흔히 운동모델이라 불리는 예측단계에서는 다음의 상태를 오직 그 전 단계의 상태 (Markov)와 그 때에 제어입력에 의해 예상한다. 추정모델 또는 센서모델이라고 불리는 갱신 단계는 센서 정보로부터 Bayes theorem를 이용하여 현재 위치에 있는 확률을 구한다. 운동모델은 이동로봇이 전 단계에서부터 현재 단계까지 이동한 운동을 odometry 정보를 바탕으로 하여 정규분포를 갖는 모델로 만든 것이다. 이 운동모델에서 odometry에 대한 신뢰도(불확실성)를 나타낸다.

4.2 Markov Localization과 kalman filter

[1]의 논문에서는 자기 위치 추정 알고리즘 중에 가



상 대표적인 Markov Localization과 kalman filter를 사용한 scan matching 위치추정 방법을 실험으로써 비교하였다. 실험은 Rhino로 bonn 대학과 독일 박물관에서 수행되었다. 이 두 방법은 dense matching methods이라는 점에서 공통점을 가진다. 차이점은 Markov 방법은 대역적 위치추정이 가능하며 센서 또는 운동 모델의 오차가 있는 경우에서도 강인하게 동작한다. 하지만 markov법은 샘플을 일정 간격마다 뿌려야 하므로 계산 시간이 오래 걸리고 많은 메모리가 필요하다.

반면에 Scan Matching법은 오차모델이 정확하다면 정확한 위치추정이 가능하나 모델의 불확실성이 크다면 잘못된 위치추정을 할 가능성이 많다. 이 방법의 예로는 점대선 매칭 방법인 Cox방법[12]과 점대점 매칭 방법인 Iterative Dual Correspondence (IDC) [13]가 있다.

실제 로봇의 위치와 odometry에서 주는 기준계산 위치가 1m 이내의 차이를 보일 때는 Markov Localization보다 Scan Matching 방법이 훨씬 에러가 작은 것으로 보고되었다. 실제 로봇의 위치와 odometry에서 주는 reference 위치가 1m 이상의 차이를 보일 때는 Markov Localization이 Scan Matching보다 자기위치 추정 실패하는 경우가 적었다. 또한 바닥에 존재할 수 있는 요철에 대한 노이즈를 달리 주어서 실험을 해보았을 때 오차가 많은 경우에는 Markov 방법이 훨씬 강인하게 작동함을 확인 할 수 있다.

선서관(독일 박물관)과 같은 정비되지 않은 입의의 환경에서의 위치추정 방법들의 성능을 비교했을 때 역시 Kalman filter내에서 scan matching을 사용하는 방법은 위치 추정 실패하는 경우가 많았다. 다시 정리하면, Kalman filter는 오직 모델이 정확할 때의 경우 즉, 다시 말해 국소적 위치추정의 경우에는 정확한 위치 결과를 주지만 Markov 방법은 대역적 위치추정이 가능하므로 부정확한 모델들을 사용해도 항상 작동한다. 하지만 샘플의 위치 간격에 따라서 에러정도는 클 수가 있다. 무조건 샘플 수를 늘리면 계산 시간이 오래 걸린다는 단점도 있다. 그러므로 이 두 가지 방법을 결합하여 사용하면 markov의 대역적 위치추정이 가능하고 노이즈에 강인할 뿐만 아니라 계산의 효율성과 정확성을 높일 수 있다.

4.3 Scan matching 알고리즘

[2]에서는 Scan matching 알고리즘을 비교하였다. 점대선 매칭 방법인 Cox방법[12]과 점대점 매칭 방법[13]인 Iterative Dual Correspondence (IDC)와 Weiss의 Cross Correlation Function [5][14]를 비교하고 더 빠른 위치추정을 위해 약간의 수정을 한 방법을 나타내었다 여기서부터 간단히 이 세 가지의 장, 단점을 비교만을 하겠다.

Cox 알고리즘은 측정값의 점들을 미리 모델링 되어 있는 직선요소로 매칭 시키는 방법이다. 이 방법은 오피스와 같이 주로 다각형 형태의 환경에서만 사용할 수 있다. Cross Correlation Function 방법 역시 다각형에 가까운 환경에서 주로 사용가능 하며, 전 단계의 측정값과 현재의 측정값에 대하여 CCF라는 함수를 정의하여 이 함수가 최대 값을 가질 때의 값을 구한다. 이 값이 바로 로봇 위치의 변화량이므로 위치 추정이 가능해진다. Iterative Dual Correspondence는 측정값의 점대점 매칭을 시킨다. closest point rule을 이용하여 평행 이동량을 구하고 matching range법을 사용하여 회전한량을 구하는 것이다. 이 스캔 매칭의 가장 큰 장점은 입의의 환경에서도 사용할 수 있다는 것이다.

4.4 PSRI의 위치추정 알고리즘

KIST 휴먼로봇연구센터에서 개발한 공공서비스로봇(PSRI)의 자기위치 추정 알고리즘을 소개한다. 이 알고리즘이 만족해야 할 것으로 대역적, 국소적 위치추정이 모두 가능해야 하고 정비되지 않은 오피스 환경에서 수행되어야 한다. 그리고 인공 표식은 이용하지 않는다. 오피스 환경 뿐 아니라 대형 건물의 홀 등에서 안내의 기능 또한 공공서비스로봇이 수행해야 할 일이므로 그러한 환경에서도 사용 가능한 알고리즘을 개발하였다. 로컬라이저 알고리즘은 두 가지의 지도 매칭 방법을 가지는 monte carlo 방법이다. 공공서비스로봇이 쓰일 환경으로 박물관처럼 사람들로 아주 복잡한 환경은 제외하였고 어느 정도의 동적 환경 즉, 어느 정도 노이즈가 있는 센서모델은 개발된 방법으로 충분히 극복가능 하므로 필터 등의 설계[4]는 하지 않는다.

PSRI의 위치추정 방법은 Monte Carlo Localization을 기본 전략으로 하며, 이것은 Markov 방법과 동일한 수준으로 강인하며 Markov 방법보다 계산상 효율적이다. 두 종류의 유사도 함수 중 점대점 매칭과 선대선 매칭 방법을 모두 정의하여 환경에 따라 적절하게 사용할 수 있도록 하였다. 점대점 대응 방법은 특정 기하학적 패턴을 추출할 필요가 없이 일반적으로 사용 가능하다. 지도 매칭의 알고리즘은 측정값과 기준위치에서 예상되는 측정값을 먼저 비교하며, Hough 변환[11]을 이용하여 실제 측정값과 맵에서 가지고 있는 기하학 정보를 비교한다. 두 가지 계산 결과는 기하학적 형상의 정도를 로봇이 스스로 판단하여 위치추정에 반영된다. 기하학적인 환경에선 아주 정확한 위치정보를 줄 수 있으며 그렇지 못한 환경에서 도 비교적 정확한 위치추정값을 주는 일반적인 위치추정 알고리즘을 통합적으로 개발하였다. 그림 7에 나타내는 바와 같은 격자 지도(실제 크기 40m X 80m)를 바탕으로, 지도 매칭 방법을 이용하여 자율주행시의 위치추정을 바탕으로 한 자율주행을

성공적으로 구현하였다. 상세한 내용은 [16] 문헌에 설명되어있다.

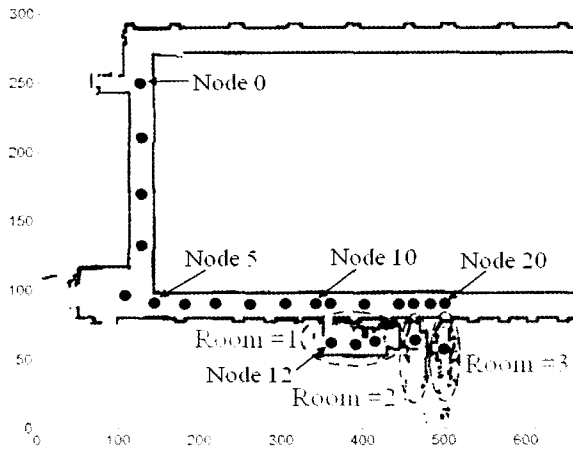


그림 7. 실험 대상 공간의 격자 지도

5. 결론

서비스로봇에 널리 사용되고 있는 레이저 거리 측정 센서의 원리와 특성을 설명하였다. 이동로봇의 자율주행을 위하여 지도작성, 자기 위치 추정 등에 적용을 이야기하였고, 대표적인 연구결과들을 제시하였다. 레이저 센서는 그 정확함과 더불어 가격도 빠른 속도로 떨어지고 있어, 서비스로봇의 기반 센서로서 응용의 폭을 넓혀 갈 것으로 기대된다. 최근에는 레이저 센서 이외에도 저가인 적외선 스캔센서 등이 상품화되어 사용 가능하게 되었고, 비전 기술도 발달하고 있어, 서로 다른 장단점을 가진 이들 센서의 효율적인 운영과 통합이 실제 환경에서 서비스로봇이 활약할 시기를 좌우하는 가장 핵심적인 기술 중의 하나라고 볼 수 있다.

Reference

1. J. S. Gutmann, W. Burgard, D. Fox, K. Konolige, An Experimental Comparison of Localization Method, IROS 1998.
2. J.-S. Gutmann, C. Schlege, AMOS : Comparison of Scan Matching approaches for self-Localization in indoor Environments, EUROBOT 1996.
3. D. Fox, W. Burgard, F. Dellaert and S. Thrun, Monte Carlo Localization: Efficient Position Estimation for Mobile Robots, Proc. of AAAI 99, 1999.
4. D. Fox, W. Burgard, S. Thrun, A. BCremers, Position Estimation for Mobile Robots in Dynamics Environments, Proc. of AAAI 98, 1998
5. G. Weiss, C. Wetzler, E. Puttkamer, "Keeping Track of Position and Orientation of Moving Indoor systems by correlation of Range Finder Scans", IROS 1994.
6. J. Borenstein & Y. Koren, Histogramic In-Motion Mapping for Mobile Robot Obstacle Avoidance, IEEE TRAN. Robotics and Auto, Vol 7, No. 4, 1991
7. S. Thrun, "Learning Maps for Indoor Mobile Robot Navigation", Artificial Intelligence, 1999.
8. A. Elfes, "Occupancy grids : A Probabilistic Framework for Robot Perception and Navigation", PhD thesis, Department of Electrical and computer Engineering, Carnegie Mellon University, 1989.
9. J. Borenstein and Koren. Y, "The vector field histogram - fast obstacle avoidance for mobile robot", IEEE Journal of Robotics and Automation, 7:278-288, June 1991.
10. B. Kuipers and Y.-T. Byun, "A robot exploration and mapping strategy based on a semantic hierarchy of spatial representations", Journal of Robotics and Autonomous Systems, 1991.
11. Hough, P.V.C. Method and means for recognizing complex patterns, U.S. Patent 3,069,654, Dec. 18, 1962.
12. I. Cox, "Blanche an experiment in guidance and navigation of an autonomous robot vehicle", IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1991
13. F. Lu and E. Miliot, "Robot pose estimation in unknown environments by matching 2D range scans", IEEE Computer Vision and Pattern Recognition Conference(CVPR), 1994.
14. G. Weiss, E. Puttkamer, "A map based on laser scans without geometric interpretation", In U. R. et al., editor, intelligent Autonomous Systems, pages 403-407, IOS Press, 1995.
15. D. Fox, "Markov Localization : A Probabilistic Framework for Mobile Robot Localization and Navigation", PhD dissertation, University of Bonn, Germany. 1998.
16. Dongheui Lee, Woojin Chung and Munsang Kim, Probabilistic localization of the service robot by map matching algorithm, Proceedings of 2002 International conference on Control, Automation and Systems, Korea, (to appear).