

물체의 공간적 의미정보를 이용한 로봇의 자기위치 추정 방법

이주호, 서일홍, 최병욱
한양대학교

Robot Localization Technology using Spatial Semantics of Objects

Chuh0 Yi, Il Hong Suh, Byung-Uk Choi
Hanyang University

e-mail : dluck@hanyang.ac.kr, ihsuh@hanyang.ac.kr, buchoi@hanyang.ac.kr

요 약

본 논문에서는 로봇의 자기위치 추정을 위하여 기존의 정확한 수치적 데이터 대신에 단일 카메라를 이용하여 물체의 종류와 로봇에서 관측되는 순간의 축약된 공간적 의미정보만을 이용하여 자기위치를 추정할 수 있는 방법을 제시한다. 이러한 축약된 단일 공간적 의미정보는 기존의 자기위치 추정에는 사용할 수 없을 정도의 오차를 가지는 정보이기 때문에 이를 해결하기 위해 다중의 공간의미 정보로 구성된 지도와 확률적으로 계산하기 위한 베이시안 우도(likelihood)함수를 제안한다. 공간적 의미 정보를 이용한 로봇의 자기위치 추정에 사용되는 지도는 가독성이 높기 때문에 사람과의 상호작용의 임무 수행에 적합하며, 동적 환경 변화에 대해 둔감한 정보만을 사용하기 때문에 복잡한 환경에서도 로봇의 자기위치 추정 성능을 개선할 수 있다.

1. 서론

본 논문은 로봇이 주어진 공간을 주행하기 위한 지도를 만들고 이 정보를 이용하여 자기위치를 추정하기 위한 방법에 대해 제안한다. 이때 사용되는 정보는 기존의 수치적인 데이터가 아닌 물체의 종류와 물체간의 공간적 의미정보이다. 이러한 정보는 추출하기 쉽고 활용 가능성이 높지만 자기 위치 추정의 데이터로는 부족하다. 본 논문은 이러한 한계점을 극복하기 위해 유사도를 계산하는 방법과 연속되는 정보에서 정확도를 향상시키는 방법을 제안한다.

종래의 자기 위치 추정 방법은 정확히 계산된 데이터에 의해 이루어져 왔으며, 의미정보를 이용한 지도 작성과 이를 활용한 방법은 물체의 종류와 그 위치 정보를 수치적으로 사용하고 있다[1]. 이러한 의미정보를 이용한 기존의 방법들은 물체의 종류에 대해 한정적으로 적용한 방식으로 기존의 수치적 데이터를 사용하는 방법을 복합적으로 적용한 연구에 그치고 있다[2].

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 카메라에서 인식되는 물체에 대한 정보와 카메라로부터 물체까지의 거리, 카메라 기준의 물체 간 상대각

도만을 사용하여 지도를 제작하게 된다. 이때 계산된 데이터들도 오차를 가질 수 있으나 본 논문에서는 이를 축약하여 공간적 의미정보로 변환하고 표현하게 된다.

2. 본론

물체의 공간적 의미를 찾기 위해서는 물체 인식이 매우 중요하다. 본 논문에서는 로봇 연구에서 가장 널리 사용되고 있는 SIFT를 사용하였다[3].

인식된 물체 정보와 함께 공간적 의미 정보를 이용한 자기 위치 추정하기 위해 본 논문에서는 축약된 공간적 의미정보를 이용하여 작성된 지도와 입력되는 카메라 데이터와 비교하여 로봇의 자기위치를 추정하는 방법을 제시한다. 이를 위해서 유사도를 비교해야 하며 이 방법은 기존의 데이터 간의 계산과 다른 형태로 의미정보와 데이터를 계산하게 된다.

$$p(C|S, O, Z, A) = \prod_{i=0}^N \prod_{j=0}^N \left[\exp \left(\frac{-(c_i^r - r_j^s)^2}{2 \left(\frac{r_j^s}{c_i^r} \right)^2} \right) \cdot \exp \left(\frac{-(c_i^w - w_j^s)^2}{2 \left(\frac{w_j^s}{c_i^w} \right)^2} \right) \right] \quad (1)$$

식 1은 공간적 의미정보를 계산하기 위한 유사도 함수로 확률 형태의 표현이다. $p(C|S, O, Z, A)$ 은 지도에 있는 위치 S 에서 카메라 데이터 Z 를 물체 모델 A 와 비교하여 검출된 물체 O 의 정보와 공간적 의미 정보 C 에 대해 유사도를 계산하는 확률이다. 지도에는 검출된 물체의 개수 N 에서 물체간의 공간적 의미정보를 상호 비교하기 위해 색인 i, j 가 기준이 되어, 로봇에 부착되어 있는 카메라에서 물체까지의 의미적 거리 c^i 과 물체간의 연관성에 대한 의미적 각도 c^w 가 저장된다.

카메라에 의해 계산되어진 거리 데이터 r^e 와 각도 데이터 w^e 에 대해 카메라에서 멀어질수록 거리, 각도 데이터에 대한 계산 오차가 높아지기 때문에 이를 반영하기 위한 표준편차 성분 c^{qr} 과 c^{qw} 를 사용하여 최종적으로 로봇의 자기 위치를 추정하게 된다.

본 논문에서는 연속된 공간적 의미정보를 이용하여 자기 위치 추정의 정확도를 높이기 위해 베이시안 필터의 일종인 파티클 필터(Particle filter)를 사용하였다[3].

$$p(s_k | O_k, C_k, Z_k, A_k) \propto p(O_k | s_k, Z_k, A_k) p(C_k | s_k, O_k, Z_k, A_k) \prod_{i=1}^{N_i} p(s_k | u_{k-1}, s_{k-1}) \quad (2)$$

식 2는 공간적 의미정보와 함께 물체 인식정보로 표현되는 $p(O_k | s_k, Z_k, A_k)$ 를 파티클 필터에 적용하기 위한 모델이다. 로봇의 이동에 대한 움직임 정보는 u_k 로 표현되며 k 는 변화되는 정보를 반영하기 위한 색인이 된다. 최종적으로 로봇의 자기 위치 추정은 $p(s_k | O_k, C_k, Z_k, A_k)$ 의 사후 확률에 대한 파티클의 분포로 표현되게 된다.

3. 실험결과 및 결론

본 논문의 실험 결과 화면으로 그림1에서 4는 특징적인 변화를 보이는 A, B, C, D 위치에서의 공간적 의미를 이용한 로봇의 자기 위치 추정에 대한 결과와 이 때 입력되고 있는 입력 이미지를 보여주고 있다.

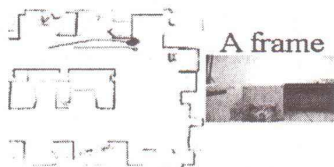


그림 1. A 입력 이미지와 위치 추정결과

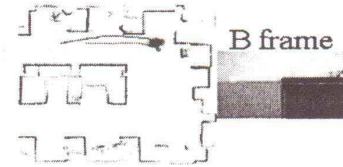


그림 2. B 입력 이미지와 위치 추정결과

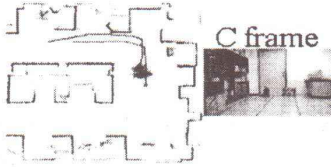


그림 3. C 입력 이미지와 위치 추정결과

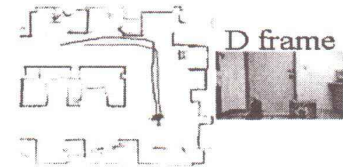


그림 4. D 입력 이미지와 위치 추정결과

작은 원과 연결되어 있는 선은 로봇의 실제 이동 궤적을 나타내는 것이며 레이저 스캐너에 의한 정답 결과로써 작은 원은 로봇이 있는 위치이다. 작은 파티클들과 연결되어 있는 선은 제한하는 방법에 의해 이동한 궤적을 표현한 것이며, 로봇이 있는 위치는 점들로 표현되는 확률 분포를 따르게 된다.

그림 1에서 A의 경우 근접 거리에 물체가 나타남으로써 로봇 위치에 대한 분포가 잘 모여진 모습을 보이며, 그림 2에서 B의 경우 회전하면서 검출된 물체가 없기 때문에 로봇 위치에 대한 분포가 다시 넓어지게 된다. 그림 3에서 C의 경우 원거리에 물체가 존재함으로써 공간적 의미정보에 대한 오류가 넓어짐으로 로봇 위치에 대한 오류가 커지고 분포도 넓어짐을 보이게 되지만, 그림 4에서 D에서 볼 수 있듯이 공간적 의미 정보가 축적되고 정확해짐에 따라 로봇 자기 위치에 대한 오류가 줄어들고 확률 분포가 줄어들고 있음을 확인할 수 있다.

참고문헌

[1] S. Thrun, W. Burgard, and D. Fox. Probabilistic Robotics, MIT Press, Cambridge, MA, 2005.
 [2] S. Vasudevan, V. Nguyen, and R. Siegwart, "Cognitive Maps for Mobile Robots - An Object based Approach," Proceedings of the IROS, pp 7-12, 2006.
 [3] D.G. Lowe, "Distinctive image features from scale invariant keypoints," Int'l Journal of Computer Vision, Vol. 60, no 2, pp. 91-110, 2004.