

실제 실내 환경에서 이동로봇의 위상학적 위치 추정

Topological Localization of Mobile Robots in Real Indoor Environment

박 영 빈¹, 서 일 홍², 최 병 옥³

Park Young-Bin¹, Suh Il Hong², Choi Byung Uk³

Abstract One of the main problems of topological localization in a real indoor environment is variations in the environment caused by dynamic objects and changes in illumination. Another problem arises from the sense of topological localization itself. Thus, a robot must be able to recognize observations at slightly different positions and angles within a certain topological location as identical in terms of topological localization. In this paper, a possible solution to these problems is addressed in the domain of global topological localization for mobile robots, in which environments are represented by their visual appearance. Our approach is formulated on the basis of a probabilistic model called the Bayes filter. Here, marginalization of dynamics in the environment, marginalization of viewpoint changes in a topological location, and fusion of multiple visual features are employed to measure observations reliably, and action-based view transition model and action-associated topological map are used to predict the next state. We performed experiments to demonstrate the validity of our proposed approach among several standard approaches in the field of topological localization. The results clearly demonstrated the value of our approach.

Keywords: Dynamic environment, topological localization, mobile robot

1. 서 론

주행을 하는 이동로봇에게 요구되는 가장 기본적인 능력은 실제 세계에서의 로봇의 위치를 추정하는 것이다. 로봇 위치 추정은 일반적으로 기하학적(Metric) 위치 추정 방법[1, 2, 3]과 위상학적(Topological) 위치추정 방법[4, 5, 6]으로 구분된다. 기하학적 위치 추정의 경우에는 로봇의 자신의 위치를 기하학적 좌표계상의 어디인지 정확하게 추정할 필요가 있을 때 적합한 방법이다, 하지만 이 방법은 추정된 로봇의 기하학적 위치가 로봇의 이동 경로가 길어질수록 에러가 누적된다는 단점이 있고 또한 사람이 하는 것과 같은 의미적 추론에 적용하기 쉽지 않다는 문제점이 있다. 위상학적 접근 방법은 이런

단점들을 극복하기 위해 제안되었고 위의 문제에 있어서 좋은 결과를 나타내었지만 잘 통제된 실험환경이 아닌 동적인 실제 환경에서 적용 시에는 역시 많은 문제점을 나타냈다.

첫 번째 문제는 위상학적 접근방법뿐만 아니라 기하학적 접근방법에서도 공통적으로 나타나는 문제로써 동적으로 움직이는 물체나 조명의 변화 등의 동적인 환경 요인과 관련이 있다. 또 다른 문제는 위상학적 접근방법 자체의 문제인데 로봇은 임의의 위상학적 위치 안에서의 약간의 위치와 방향변화를 극복해야 한다.

본 논문에서는 이와 같은 문제를 해결하기 위한 방법을 전역적 그리고 위상학적 로봇 위치추정을 하는 방법의 범위 안에서 다룬다 또한 환경을 그 비전기반의 시각적 특징으로 나타내는 방법을 사용한다. 여기서 전역적 위치추정은 로봇이 자기 위치에 대한 사전 지식 없이 오로지 센서정보에 의해서 자신의 위치 추정을 하는 방식을 말한다. 지도 제작 시에는 환경을 그 비전기반의 시각적 특징으로 나타내기 위해서 외향 기반(appearance-based) 로봇 위치 추정[7, 8]의 방법을 사용하여 다수의

Received : November 13th, 2008 Accpeted: December 30th, 2008

※ 본 연구는 지식경제부 및 정보통신연구진흥원의 IT 핵심기술개발 사업의 일환으로 수행하였음. [2008-F-038-01, 상황 적응 로봇 인지 기술 개발].

¹ 한양대학교 전자컴퓨터통신공학과 박사과정

² 한양대학교 전자컴퓨터통신공학과 교수

³ 한양대학교 전자컴퓨터통신공학과 교수

영상으로부터 특징을 추출하고 추출된 특징들을 데이터 베이스화 하여 환경을 나타내었다. 이 때 영상은 각 위상학적 위치로부터 취득되었고 scale-invariant feature transform (SIFT)[9]와 homogenous texture descriptor (HTD)[10]가 시각적 특징으로 사용되었다. 위치추정 시에는 로봇은 현재의 위치로부터 영상을 취득하고 그 영상으로부터 비전기반 특징을 추출한 후 앞서 저장된 비전기반 특징과의 비교를 통해 현재의 위치를 추정한다.

일반적으로 외향 기반 로봇 위치 추정방법의 대부분은 이진 결정방법을 사용하거나[11, 12] 한번의 관측정보에 기반하여 로봇 위치 추정을 실행한다[13, 14]. 이와 같은 방법들은 많은 경우의 다양한 환경에서 좋은 결과를 나타내기는 하지만 어느 정도의 제약 조건들을 각각 가지고 있다. 따라서 본 논문에서는 사람의 움직임이나 조명의 변화 등 환경에서 가능한 모든 변화 등을 모두 포함한 실제 환경에서의 위상학적 위치 추정을 수행하는 것을 목표로 하고 있다. 이러한 목적을 위해서 베이지안 필터를 사용하여 추정된 위치에 대한 확률을 적용하는 것과 시간에 따라 관측되는 새로운 정보를 위치 추정에 이용하는 방법을 고려하였다.

베이지안 필터의 관측 모델에서는 동적인 환경요인이나 시점변화 등에 대한 영향이 주변화(marginal-ization)되고 다중의 비전기반 특징의 융합 방법을 사용하였으며 로봇 동작 기반의 뷰 전이 모델이 베이지안 필터의 상태 전이 모델로 사용되었다. 구체적으로 실제 환경에서의 강인한 로봇 위치 추정을 위하여 3가지 방법이 사용되었는데, 첫째로 $LETO^2$ 함수(likelihood of the topological location being true location of the robot, given a visual measurement relative to a certain topological location)를 제안하였다. 이 함수는 현재 로봇 위치로부터 취득된 테스트 영상과 데이터베이스의 각 기준 영상간의 정합된 결과를 현재 로봇이 각 기준영상이 나타내는 위상학적 위치에 있을 우도(likelihood)로 변환해주는 역할을 한다. $LETO^2$ 함수는 앞서 언급한 것과 같이 동적인 환경요인과 시점변화 등의 영향을 주변화 되도록 설계되었다. 둘째로, 다중의 비전기반 특징의 융합방법이 사용되었다. 제안하는 로봇 위치 추정 시스템에는 두 개의 $LETO^2$ 이 사용되었고 각각은 SIFT와 HTD의 정합 결과가 입력 값으로 주어진다. 이 때 $LETO^2$ 함수로부터의 두 출력 값은 융합되어 최종적인 로봇 위치에 대한 우도가 얻어진다. 마지막으로 제안된 로봇 동작과 연관된 위상학적 지도를 사용하는 로봇 동작 기반의 뷰 전이 모델을 제안하였다. 이와 같은 모델을 사용하여 로봇 위치추정 시에 로봇은 임의의 동작후의 로봇 위치에 대하여 예측할 수 있다.

뿐만 아니라, 위상학적 로봇위치 추정을 하는 대부분

의 연구들은 위상학적 위치를 작은 지역을 나타내는 하나의 노드로 보았다[15, 16]. 하지만 본 논문에서는 위상학적 위치를 노드에서의 각 뷰로 간주하였다. 따라서 본 연구는 대부분의 기존의 연구보다 더 자세한 레벨의 로봇 위치 추정을 수행한다

본 논문의 2장에서는 로봇 동작과 연관된 위상학적 지도와 본 논문에서 사용된 비전기반 측정을 소개하고, 3장에서는 실제 실내 환경에서의 위상학적 위치추정의 문제를 정리하였다. 4장에서는 제안하는 접근방법에 대해서 자세히 소개하고 5장까지는 실험 결과를 제시하고 분석하며 마지막으로 6장에서는 결론에 대해서 기술하였다.

2. 로봇 동작과 연관된 위상학적 지도와 비전기반의 측정

먼저, 이 장에서는 제안하는 접근방법과 실험결과 등을 이해하기 위해 기본이 되는 로봇 동작과 연관된 위상학적 지도와 비전기반의 측정에 대해서 수학적으로 기술한다.

2.1 로봇 동작과 연관된 위상학적 지도

위상학적 지도를 자동화된 방법으로 생성하는 것은 중요한 문제이기는 하지만 본 논문의 목적이 실제 환경에서의 강인한 로봇 위치 추정이기 때문에 이와 관련된 새로운 방법을 제안하지는 않는다. 한다. 본 논문에서 사용되는 위상학적 지도는 다수의 노드로 구성되어 있으며 각 노드는 역시 다수의 뷰로 이루어져 있다. 각 노드는 반지름 70cm¹ 정도의 원형형태의 지역이라고 간주되고 각 뷰는 로봇 위치추정을 위해 인식 해야 하는 위상학적 위치가 된다. 각 뷰에서는 오직 하나의 영상만이 취득된다. 구체적으로, 동작과 연관된 위상학적 지도를 제작하기 위해서 로봇은 노드의 중심으로부터 일정한 각도로 회전하며 영상을 얻는다. 이것은 로봇이 영상을 취득하기 시작한 방향에 다시 도달할 때까지 반복된다. 본 논문에서 사용되는 위상학적 지도는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

- 노드는 $n_i, i \in \{1, \dots, N\}$ 와 같이 나타낼 수 있고 여기서 N 은 위상학적 지도안의 노드의 개수이다. 모든 각 노드들의 사전확률의 합은 $\sum_i P(n_i) = 1$ 과 같이 나타내어 진다.
- 뷰는 v_j 로 나타내어 진다. 여기서 i 와 j 는 각각 노드와 뷰의 인덱스를 나타낸다. 노드는 뷰의 집합으로 나타내 진다. $v_j \in n_i, n_i = \{v_0^i, v_1^i, \dots, v_k^i\}$ 여기서 K

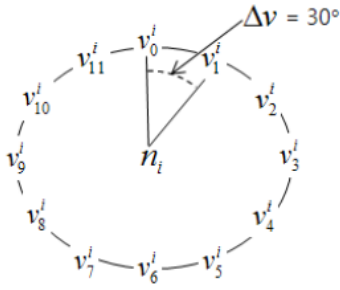


그림 1. 로봇 동작과 연관된 위상학적 지도의 예. 위 지도에는 하나의 노드 \$n_i\$ 이 있고 각 뷰는 노드 안에서 30도 마다 위치해 있다.

\$=360/\Delta v-1\$ 이고 \$\Delta v\$는 로봇이 회전한 각도를 나타낸다. 노드 \$n_i\$에서의 각 뷰의 사전확률들의 합은 \$\sum_j P(v_j^i | n_i) = 1\$로 나타낸다. 위상학적 지도내의 모든 뷰의 사전확률들의 합은 \$\sum_i \sum_j P(v_j^i) = 1\$이다.

같이 나타낼 수 있다.

그림 1은 제안하는 로봇과 연관된 위상학적 지도의 예를 보여주고 있다. 이 지도는 로봇 동작에 기반하여 만들어지고 각 위상학적 위치는 노드가 아니라 뷰로 나타내진다.

2.2 비전기반의 측정

와향 기반 위상학적 위치추정 방법은 위상학적 위치인 \$n_i = \{v_0^i, \dots, v_K^i\}\$ (모든 \$i \in N\$)에서 훈련영상 집합 \$\Phi = (\Phi_0^i, \dots, \Phi_K^i)\$을 취득하는 것으로 출발한다. 비전기반 특징집합 \$f_j^i = (f(I)_j^i, \dots, f(C)_j^i)\$가 영상 \$\Phi_j^i\$ (모든 \$i \in N, j \in K\$)로부터 추출되고, 여기서 \$C\$는 시각적 특징의 개수를 의미한다. 본 논문에서는 두 가지 종류의 시각적 특징을 이용하는데 그것은 전역적 특징과 지역적 특징이다. 전역적 특징으로 HTD가 사용되었고 지역적 특징으로는 SIFT 서술자가 사용되었다. SIFT 서술자는 부분적인 가려짐과 상대적으로 시점변화에 강인하고 반면에 HTD와 같은 텍스처에 기반한 전역 특징은 조명의 변화 하에서 지역적 특징보다 상대적으로 좋은 성능을 보인다.

학습 주기 때 로봇은 각 위상학적 위치에서 영상을 취득하고 각 영상들로부터 SIFT 서술자와 HTD를 추출하고 데이터베이스에 저장한다. 실행 주기 때 테스트 영상으로부터 추출된 비전기반 특징들은 사전에 제작된 데이터베이스의 각 기준영상들의 특징들과 정합을 시도한다. 본 논문에서 비전 기반의 측정(measurement)은 이

와 같은 정합의 결과를 의미한다. 특별히, 테스트 영상과 기준영상이 같은 위상학적 위치에서 취득되었을 경우의 정합은 분리하여 정의하였다.

비전기반의 측정의 정확한 정의는 아래와 같다:

- \$i\$번째 노드의 \$j\$번째 뷰로부터의 영상과 테스트 영상의 비전 기반 특징은 아래와 같이 정의된다.

$$z_j^i = \{z(SIFT)_j^i, z(HTD)_j^i\}. \quad (1)$$

\$v_j^i\$와 관련된 SIFT 서술자 기반의 특징은 아래와 같다.

$$z(SIFT)_j^i = match_{\#}(f(SIFT)_{\pi}, f(SIFT)_j^i), \quad (2)$$

여기서 \$f(SIFT)_{\pi}\$는 로봇의 현재 위치에서 취득된 영상으로부터 추출된 SIFT 서술자의 집합을 의미하고 \$match_{\#}\$은 정합된 SIFT 키포인트 개수를 의미한다. \$v_j^i\$와 관련된 HTD 서술자 기반의 시각적 특징은 아래와 같다.

$$z(HTD)_j^i = dist(f(HTD)_{\pi}, f(HTD)_j^i), \quad (3)$$

여기서 \$f(HTD)_{\pi}\$는 로봇의 현재 위치에서 취득된 영상으로부터 추출된 HTD 집합을 의미하고 \$dist\$는 두 특징벡터간의 벡터거리를 의미한다. 두 HTD간의 벡터거리는 다음과 같이 정의된다[5].

$$dist(TD_i, TD_j) = \sum_k \left| \frac{w(k)[TD_i(k) - TD_j(k)]}{\alpha(k)} \right|, \quad (4)$$

여기서 \$TD_i(k)\$와 \$TD_j(k)\$는 각각 \$i\$번째 테스트 영상과 \$j\$번째 데이터베이스 영상으로부터 추출된 HTD 특징 벡터들의 \$k\$번째 요소를 의미한다. \$w(k)\$와 \$\alpha(k)\$는 각각 HTD 특징 벡터의 \$k\$번째 요소를 위한 가중치와 표준화 인자이다.

- 같은 위상학적 위치에서 추출된 영상으로부터의 시각적 특징은 다음과 같이 정의된다.

$$z_{\psi} = \{z(SIFT)_{\psi}, z(HTD)_{\psi}\}, \quad (5)$$

여기서

1 만약 노드의 반지름이 커지면 하나의 노드 안에서 센서 정보의 변위고 커지게 된다 따라서 위상학적 위치추정의 성능이 감소된다.

$$z(SIFT)_w = match_{\#}(f(SIFT)_i^j, f(SIFT)_j^i), \quad (6)$$

for all $i \in N, j \in K$

이고

$$z(HTD)_w = dist(f(HTD)_i^j, f(HTD)_j^i), \quad (7)$$

for all $i \in N, j \in K$.

3. 문제점 기술

이 장에서는 동적인 환경에서의 위상학적 위치추정의 두 가지 문제에 대해서 기술한다. 이와 같은 문제들은 실제 환경에서의 동적인 요인이나 위상학적 위치 추정 자체의 문제로 인해 발생된다.

고정된 환경에서는 테스트 영상과 기준이미지가 같은 장소에서 취득되었을 경우 SIFT 기술자 기반의 측정은 정해진 임계치 보다 클 것이고 HTD 기반의 측정은 정해진 임계치2 보다 작을 것이다. 하지만 이것은 실제 동적인 환경에서는 적용되지 않는다. 그림 2와 3은 동적인 환경요인과 시점의 변화가 커질수록 비록 같은 위상학적 위치에서 취득된 영상간의 정합이더라도 부정확한 정합 결과를 가져오는 것을 보여주고 있다. 여기서 환경에서의 동적인 환경요인은 테스트 영상에서 차지하고 있는 동적 물체의 비율 정도와 기준 영상과 테스트 영상의 평균 명암도 차이로 나타내어 진다. 반면에 하나의 위상학적 위치 안에서의 시점변화는 노드의 기준 위치로부터의 거리와 방향으로 나타내어 진다.

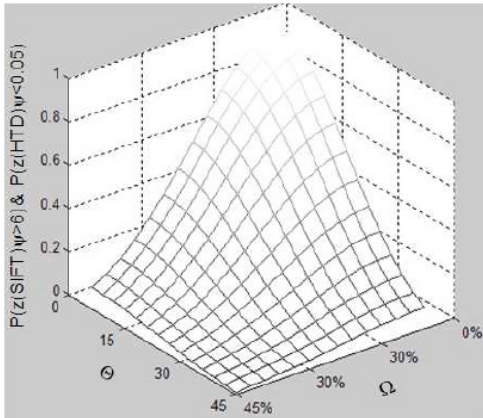


그림 2. 동적인 환경요인의 영향 θ 는 같은 위상학적 위치에서 얻어진 두 영상간의 평균 명암도 차이를 의미하고 Ω 는 영상 안에 사람이 차지하고 있는 비율을 의미한다

2 이와 같은 임계치는 많은 실험을 통해서 얻어질 수 있다. 본 논문에서는 SIFT 서술자와 HTD의 정합을 위한 임계치가 각각 6과 0.05로 정해졌다.

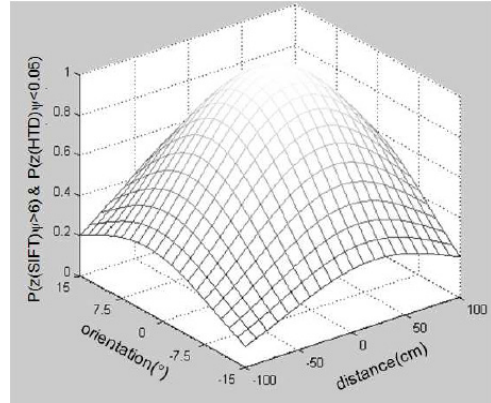


그림 3. 하나의 위상학적 위치 안에서의 시점 변화에 따른 영향

4. 동적인 환경에서의 전역적 위상학적 위치 추정

이 장에서는 동적인 환경에서의 전역적 위상학적 위치추정을 하기 위해 제안된 방법에 대해서 기술한다. 3장에서 언급된 문제들을 해결하기 위해 본 논문은 베이저안 필터라는 잘 알려진 확률 모델을 사용했다. 이어지는 절에서 제안한 확률모델에 대해서 자세히 살펴볼도록 한다.

4.1 제안한 확률모델의 개요

일반적인 베이저안 필터의 형태는 다음과 같다.

$$P(v_t | z_t, u_t) = \eta P(z_t | v_t) \sum_{v_{t-1}} P(v_t | v_{t-1}, u_t) Bel(v_{t-1}), \quad (8)$$

여기서 v_t 는 위상학적 위치로 볼 수 있고 z_t 와 u_t 는 각각 비전기반 측정과 로봇의 움직임 정보로 간주할 수 있다. η 는 표준화 인자이다. 본 논문에서 제안하는 베이저안 필터기반의 확률 모델은 다음과 같다.

$$P(v_t | z_t, u_t, d_t, m_t) = \eta P(z_t | v_t, d_t, m_t) \sum_{v_{t-1}} P(v_t | v_{t-1}, u_t) Bel(v_{t-1}), \quad (9)$$

여기서 d_t 는 동적인 환경요소를 의미하고 m_t 는 하나의 위상학적 위치 안에서의 시점변화를 의미한다.

제안하는 모델은 초기단계를 포함하는 수정단계와 예측단계 두 가지 단계로 이루어져 있다. 수정단계를 위해서 본 논문에서는 동적 환경요인과 시점변화의 주변화에 기반한 관측모델과 다중의 비전 기반 특징의 융합 방법을 제안하였다. 예측 단계를 위해서는 로봇 동작 기반

의 뷰 전이 모델을 디자인 하였다. 구체적으로 말해서, 로봇은 초기 단계에서 자기 위치에 대한 어떤 사전정보도 가지고 있지 않고 따라서 모든 위상학적 위치에 로봇이 존재할 확률은 동일하다. 로봇이 현재의 위치로부터 영상을 취득하고 그 영상으로부터 비전 기반 특징을 추출한 후 기준 영상들과의 정합을 통해 비전기반 측정값을 얻어내게 된다. 이 때 제안된 $LETO^2$ 함수는 동적인 환경요인과 시점변화를 고려하여 각 측정값을 로봇이 각 위상학적 위치에 존재할 우도로 변환시킨다. 더 신뢰할 수 있는 위치추정을 위해서 SIFT 기술자와 HTD 기반의 두 개의 우도는 융합된다. 관측모델에서의 계산이 끝나면 로봇은 지도를 만들었을 때와 같은 각도만큼 회전하고 로봇 동작 기반의 뷰 전이 모델을 사용하여 현재 로봇이 어디에 있을지를 예측한다. 그리고 새로운 관측 정보가 새로운 로봇 위치로부터 측정된다. 새로운 관측 정보는 관측모델에서 기존의 예측된 로봇 위치를 수정하기 위해 사용된다 이 때의 관측모델에서의 계산은 이전과 동일하다. 이와 같은 과정은 특정한 위치에 로봇이 존재할 확률이 정해진 임계치 이상 될 때까지 반복된다.

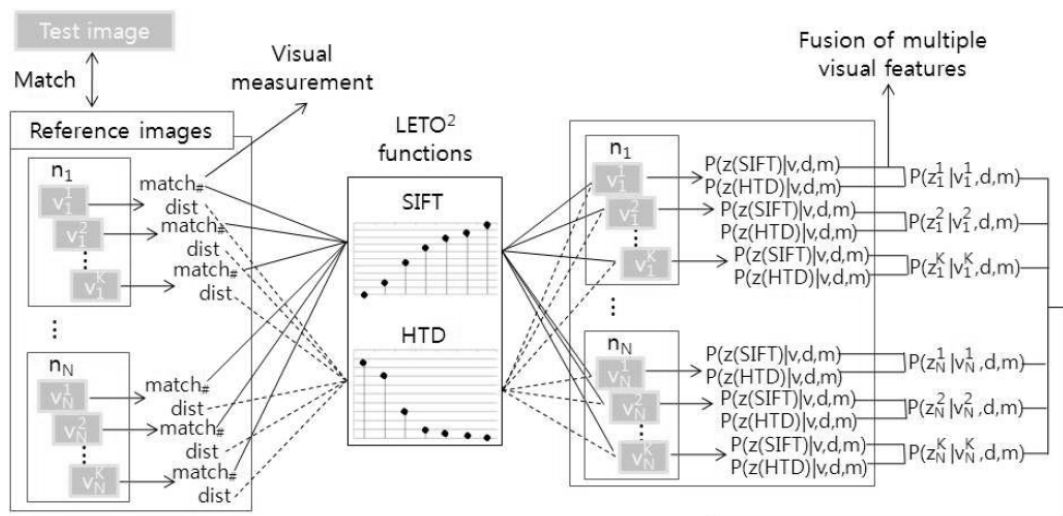
4.2 표준화와 다수의 특징 융합에 기반한 관측 모델

그림 4와 같이 비전기반 측정을 확률적 관측모델에 적용하기 위해서는 비전기반 측정치를 우도로 변환시켜 주는 과정이 필요하다. 또한 이와 동시에 그 우도는 환경의 동적인 요소와 시점 변화의 영향을 고려해야 한다. 이를 위하여 실험적 데이터를 기반으로 $LETO^2$ 함수를 디자인 하였다. 실험은 하나의 방과 하나의 복도에서 실

행되었다. 각 장소에서 두 개의 노드가 선정되었으며 각 노드에서는 매 30도 마다 회전하며 기준 영상을 취득하였다. 취득된 영상으로부터는 SIFT 기술자와 HTD를 추출하였다. 영상 취득 시에는 동적인 물체 등이 기준영상에 포함되지 않도록 하고 조명도 일정하게 유지하였다. 이와 같은 방법으로 48개의 뷰로 이루어진 기준 모델이 제작되었고 각 뷰는 위상학적 위치로 간주되었다. 기준 모델을 생성한 후 400개의 테스트 영상이 기준 영상을 취득했던 위상학적 위치 안에서 아래와 같은 다양한 상황에 취득되었다.

- 천장의 조명을 키거나 끄고 창문의 커튼을 열고 닫음으로써 3에서 4단계의 조명변화를 인위적으로 생성함. 동일한 위상학적 위치에서 취득된 테스트 영상과 기준 영상간의 평균 명암도 차이가 최대 50까지 차이가 나도록 함.
- 영상 안에 사람이 차지하고 있는 영역이 0%에서 50%까지 변화하도록 함. 최대 4명의 사람이 로봇 앞에 위치하고 로봇으로부터의 거리나 사람수를 조절함으로써 다양한 변화를 줌.
- 로봇의 시점이 하나의 위상학적 위치 안에서 변환. 노드 안에서의 임의의 위치를 취하고 뷰를 바라보는 각도가 기준 영상을 취득했을 때와 최대 -15° 에서 15° 까지 차이가 나도록 함.

그림 5는 위에서 열거한 여러 가지 다양한 상황에서 취득된 테스트 영상들을 보여주고 있다. 테스트 영상은 동적인 환경요소와 시점 변화에 대한 영향을 주변화되어 있다. 테스트 영상을 취득한 후에 SIFT 기술자와



$$P(v_i = v_j^i | z_i = z_j^i, u_i, d_i, m_i) = \eta \sum_{v_{i-1}} P(z_i = z_j^i | v_i = v_j^i, d_i, m_i) \sum_{v_{i-1}} P(v_i | v_{i-1}, u_i) Bel(v_{i-1})$$

그림 4. 제안하는 관측 모델

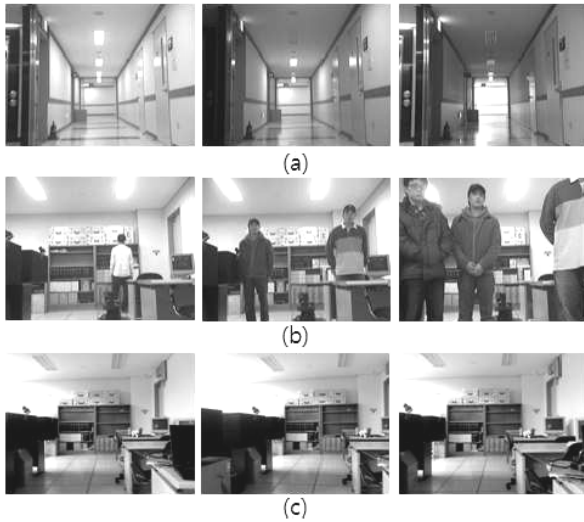


그림 5. (a) 조명의 변화 (b) 동적인 물체의 변화 (c) 시점의 변화

HTD는 각 테스트 영상으로부터 추출되고 기준 모델과 정합된다. SIFT 기술자 기반의 측정치의 경우에는 정합된 SIFT 키 포인트 개수 별로 총 개수와 그 중 같은 위상학적 위치의 영상간에 정합한 개수를 구한다. HTD의 경우에는 각 비전기반 측정치는 7개의 양자화 값으로 사상되고 각 양자화 값 별로 총 개수와 그 중 같은 위상학적 위치의 영상간에 정합한 개수를 구한다. 실험 결과는 표 1과 2에 나타나 있다.

표 1. 동적인 환경요인과 시점변화 하에서의 SIFT 서술자 기반의 측정

Match#	0	1	2	3	4	5	6~
$z(SIFT)_j^i$ for all $i \in N,$ $j \in K$	18881	391	88	34	25	12	39
$z(SIFT)_\psi$	216	58	38	22	19	10	37

표 2. 동적인 환경요인과 시점변화 하에서의 HTD 기반의 측정

dist	0.2~	0.18~0.2	0.15~0.18	0.12~0.15	0.1~0.12	0.075~0.1	0~0.075
$z(HTD)_j^i$ for all $i \in N,$ $j \in K$	11664	3547	2687	996	237	62	7
$z(HTD)_\psi$	61	60	93	73	64	43	6

3 이전의 뷰와 현재의 뷰의 각도의 차이가 30°이기 때문에 -15°에서 15°범위 내에서의 임의의 각도가 허용된다.

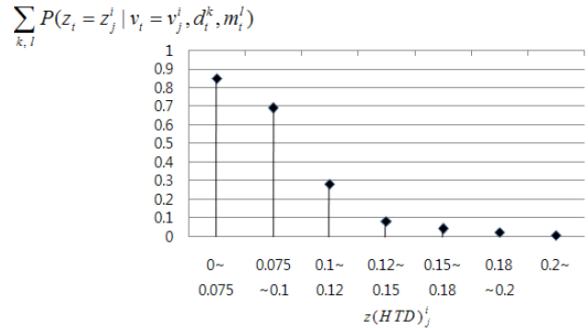
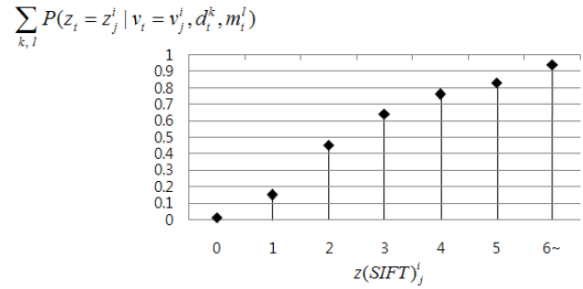


그림 6. SIFT 서술자와 HTD 기반의 측정을 위한 LETO² 함수들

이 표들은 어떤 임의의 비전기반 측정치가 동적인 환경변화나 시점변화를 고려하며 같은 위상학적 위치에서 취득된 영상간의 비전기반 측정치일 우도를 나타낸다. 그러므로 LETO² 함수는 이 실험결과를 기반으로 생성된다. 그림 6에와 같이 각 LETO² 함수로부터의 출력 값은 곱해져서 하나의 우도값으로 변환된다. 다중의 비전 기반 특징의 융합은 다음과 같이 정의된다.

$$P(z_i = z_j^i | v_i = v_j^i, d_i, m_i) = \eta \prod_f P(z_i = z(f)_j^i | v_i = v_j^i, d_i, m_i), \quad (10)$$

where $f = \{SIFT, HTD\}$.

4.3 로봇 동작 기반의 뷰 전이 모델

비록 제안한 관측 모델이 로봇 위치 추정의 심각한 문제들을 극복하기 위해 설계되었지만, 하나의 관측 값을 사용하여 결정을 내리는 것은 심각한 오분류의 가능성이 있다. 일반적으로 대부분의 기존의 위상학적 위치추정 방법은 위치추정을 위해 능동적으로 더 많은 정보를 얻으려 하지 않는다. 만약 로봇이 다음의 공간을 예측하지 못한다면 다음 공간에서 위치 추정을 하기 위해 사용될 수 있는 정보는 오직 그곳에서 얻는 관측 값뿐이다. 제안한 모델에서는 더 많은 정보를 사용할 기회가 로봇 동작 기반의 뷰 전이 모델을 통해 획득된다. 제안한 모델은 2장에서 설명한 로봇 동작과 연관된 지도를 기반으로 하고 있다. 그러므로 로봇이 회전할 때마다 로봇은

지도상의 어디에 자신이 위치할지를 예측할 수 있다. 그리고 회전한 후 얻어지는 관측 값은 예측된 위치를 수정하거나 예측된 위치에 대한 확신을 높이는데 사용된다. 알고리즘 I은 로봇 동작 기반 뷰 전이 모델에 대해서 설명하고 있다. r_t 은 오더미터에 의해서 추정된 회전 각도를 나타내고 u_t 는 실제로 회전한 각도를 나타낸다. u_t 는 가우시안 분포를 따를 것이라고 가정하였다.

Algorithm I Action-based View Transition Model

```

view_transition_model( $bel(v_{t-1}), u_t$ ):
 $\overline{bel}(v_t = v_j^i) \leftarrow 0$ 
for  $k \leftarrow 0$  to  $K$ 
 $\beta \leftarrow k\Delta v - r_t$ 
if  $\beta > 180$  then
 $\beta \leftarrow 360 - \beta$ 
 $u_t(r_t + \beta) \leftarrow \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp[-\frac{1}{2}(-\frac{\beta}{\sigma})^2]$ 
 $P(v_t = v_j^i | v_{t-1} = v_{j+K}^i, u_t) \leftarrow u_t(r_t + \beta)$ 
 $\overline{bel}(v_t = v_j^i) \leftarrow \overline{bel}(v_{t-1} = v_{j+K}^i)$ 
 $P(v_t = v_j^i | v_{t-1} = v_{j+K}^i, u_t)$ 
end for
return  $\overline{bel}(v_t = v_j^i)$ 

```

$$u_t \sim N(r_t, \sigma_t). \quad (11)$$

알고리즘에서 $bel(v_{t-1})$ 와 $\overline{bel}(v_t = v_j^i)$ 는 각각 t-1시간에 각 위상학적 위치에 로봇이 있을 확률과 t시간에 로봇이 i번째 노드의 j번째 뷰에 있을 예측된 확률이다. $P(v_t = v_j^i | v_{t-1} = v_{j+K}^i, u_t)$ 은 j+K번째 뷰로부터 j번째 뷰로 전이할 확률이다. 만약 j+K번째 뷰의 방향과 추정된 로봇의 회전 각도를 더한 값이 j번째 뷰의 방향으로 부터 멀리 떨어져 있다면 적은 전이 확률이 모델로부터 할당된다. 이 확률모델은 궁극적으로 임의의 뷰가 t시간에 실제 로봇의 위치일 확률을 예측하는 것인데, 그것은 같은 노드상에 존재하는 모든 뷰에 대한 t-1시간의 확률과 그 뷰들로부터 해당 뷰로 전이될 확률들을 모두 곱한 것을 더함으로써 알 수 있다.

5. 실험

제안하는 시스템은 노트북 PC(Intel. Pentium 2.0 GHz)에 구현되었고 Logitech QuickCam Pro 400을 탑재한 Pioneer AT3 이동로봇을 통해 실험을 진행하였다. 모든 영상들의 해상도는 320X240이다.

제안한 방법은 크게 3가지로 나누어진다. 동적인 환경 요인과 시점변화를 고려하며 모든 위상학적 위치에 확률적인 값을 할당하는 방법; 로봇 동작을 고려한 뷰 전이 모델; 다중의 비전 기반 특징의 융합. 제안하는 시스템의 성능 평가를 위해 3개의 추가적인 위치 추정 시스

표 3. 비교를 위한 각 접근방법에서 제안하는 접근방법과 다른 하나의 방법

Approach	Different method	Our method
Approach I	임의의 임계치에 기반한 이진 결정	LETO ² 를 통해 모든 위상학적 위치에 확률을 할당
Approach II	동일한 전이 확률을 사용	뷰 전이 모델에 따라 전이 확률을 할당
Approach III	HTD기반의 측정값을 사용	다중의 비전기반 특정 정보를 융합

템을 구현하였다, 이들 각각은 제안하는 시스템과 두 개의 방법은 일치하고 나머지 하나의 방법은 다른 접근방법을 사용하였다. 표 3는 다른 하나의 방법에 대해서 대략적으로 설명하고 있다. 접근방법 I의 경우에는 정합된 결과가 특정 임계치보다 적을 경우 모두 동일하게 매우 낮은 우도를 할당 받는다. 그와 반대의 경우에는 매우 높은 우도를 할당 받는다. 접근방법 II는 예측 단계에서의 전이 확률이 모두 동일하다. 접근방법 III에서는 비전 기반 특징 중 HTD만을 사용하였다. SIFT만 사용할 경우에는 로봇은 임의의 임계치만큼 많이 회전을 해도 자신의 위치를 결정하지 못한다. 그 이유는 같은 위상학적 위치에서 취득된 영상들에서 추출된 SIFT 서술자들이라도 표 I, II에서와 같이 동적인 환경요인이나 시점 변화에 따라 정합된 SIFT 키 포인트 개수가 0개일 경우가 HTD 정합결과가 0.2이상일 경우보다 많다. 다시 말하면 정합 결과에 따른 모든 위상학적 위치의 우도가 SIFT의 경우에는 동일하다.

제안하는 접근방법의 성능을 평가하기 위해서, 우성 로봇 동작과 연관된 지도가 사무실용 건물에서 작성되었다. 지도에는 15개의 노드가 각각 두 개의 방향 개의 복도 그리고 한 개의 홀에서 6, 6, 그리고 3개씩 선택되었다. 기준 영상은 로봇이 30도씩 회전할 때마다 취득되었고 따라서 각 노드는 12개의 뷰로 구성되었다.

먼저 3개의 추가적인 세 가지의 접근방법과 제안하는 접근방법의 성능을 비교하기 위해 미리 제작된 지도 내에 있는 위상학적 위치에서 4.2 절에서 설명한 것과 같은 다양한 변화 속에서 테스트 영상을 취득하였다. 각 접근방법당 100번씩 로봇 위치 추정을 실시하였고 그 실험 결과는 표 4에 나타나 있다. 접근 방법 III 과 제안하는 접근방법의 위치 추정 성능이 다른 두 접근방법에 비해서 비교적 높은 것을 알 수 있다. 접근방법 I의 경우에는 이진 결정 방법을 사용하고 있는데 같은 위상학적 위치에서 취득된 영상이라도 다양한 실험 조건 변화에 의하여 정해진 임계치를 넘지 못하게 되므로 위치 추정 성능이 떨어진다. 접근방법 II의 경우에는 이용할 사전 확률 정보가 없기 때문에 항상 하나의 관측정보에 의해

표 4. 위상학적 지도내의 노드에서 위치 추정

Approach	정인식 횟수	비율
Approach I	15	15%
Approach II	24	24%
Approach III	72	72%
Our Approach	86	86%

표 5. 위상학적 지도에 없는 임의의 위치에서 위치 추정

Approach	오인식 횟수	비율
Approach III	29	58%
Our Approach	4	8%

서만 위치 추정을 하게 되고 따라서 위치 추정 성능이 떨어지게 된다.

다음은 접근 방법 III 과 제안하는 접근방법만 사용하여 지도상에 없는 임의의 장소에서 위치 추정을 실시하였다. 다시 말해서 테스트 영상은 모든 노드의 기준 위치로부터 반경 70cm 이상 떨어진 곳에서 취득되었다. 각 접근방법당 50회씩 위치 추정이 실시되었고 만약 로봇이 임의의 정해진 횟수만큼 회전했음에도 자신의 위치를 결정하지 못한다면 위치 추정이 정확이 된 것으로 판단하였다. 표 5는 부정확한 위치추정을 한 비율을 나타내고 있다. 제안하는 방법이 비교적 정확하게 위치 추정을 하는 반면 접근방법 III은 낮은 성능을 보이고 있다. 접근방법 III은 HTD를 비전 기반 특징으로 사용하고 있다. 하지만 일반적으로 텍스처를 기반으로 하고 있는 특징은 오인식률이 SIFT 서술자에 비해 비교적 높다. 제안하는 방법에서 HTD의 정합에 의해서 발생하는 오인식은 SIFT 서술자로부터의 정합결과와의 융합과정을 통해 수정된다. 이 두개의 실험 결과는 제안하는 3가지 방법 모두가 실제 환경에서 신뢰할 수 있는 위치 추정을 위해서는 반드시 필요하다는 것을 보여준다.

6. 결 론

본 논문에서는 환경에서의 동적인 요인과 하나의 위상학적 위치 내에서의 시점변화를 극복하는 전역적 위상학적 로봇 위치 추정 방법을 제안하였다. 제안하는 방법은 베이지안 필터를 기반으로 하고 있으며 세 가지의 구체적인 방법을 포함하고 있다. 첫째로 LETO² 함수에 동적인 환경요인과 시점변화의 영향을 주변화하여 포함시켰으며 둘째로 다중의 비전 기반 특징을 융합하였다. 마지막으로 더 많은 정보를 기반으로 하여 위치추정을 하기 위하여 로봇 동작에 기반한 뷰 전이 모델을 제안하는 로봇 동작과 연관된 지도를 바탕으로 설계하였다.

제안하는 방법은 세 가지 다른 접근방법과 실험적으

로 비교되었다. 그 세가지 방법 각각은 두 개의 세부 방법은 제안하는 접근방법과 일치하고 나머지 하나는 다른 방법을 사용한다. 로봇 위치에 대한 인식률과 오인식율을 평가해 보았을 경우 제안하는 접근방법이 다른 접근방법에 비해 성능이 뛰어난 것을 알 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] Arras, K.O. and Siegwart, R., "Feature Extraction and Scene Interpretation for Map-Based Navigation and Map Building," In The Proceedings of the Symposium on Intelligent Systems and Advanced Manufacturing, Pittsburgh, USA, October 13-17, 1997.
- [2] Beeson, P., Nicholas K. Jong, and Benjamin Kuipers, "Towards Autonomous Topological Place Detection Using the Extended Voronoi Graph," In IEEE International Conference on Robotics and Automation, April 2005.
- [3] Dissanayake, Newman, Clark, Durrant-Whyte and Csorba, "A Solution to the Simultaneous Localization and Map Building (SLAM) problem," IEEE Trans. On Robotics and Automation, Vol. 17, No.3, June, 2001.
- [4] Mataric, M. J., "Navigating with a rat brain: A neurobiologicallyinspired model for robot spatial representation," In J. A. Meyer, S. W. Wilson (Eds), From Animals to Animats, MIT Press, Cambridge, MA, 1991.
- [5] Owen, C. and Nehmzow, U., "Landmark-based navigation for a mobile robot," In Meyer, Berthoz, Floreano, Roitblat and Wilson (Eds.), From Animals to Animate 5, Proceedings of SAB, MIT Press, Cambridge, MA, pp. 240-245, 1998.
- [6] Thrun, S., "Learning metric-topological maps for indoor mobile robot navigation," Journal of Artificial Intelligence 99(1):21-71, 1998.
- [7] I. Ulrich and I. R. Nourbakhsh, "Appearance-based place recognition for topological localization," In Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA00), 2000.
- [8] B. J. A. Krose, N. Vlassis, R. Bunschoten and Y. Motomura, "A Probabilistic Model for Appearancebased Robot Localization," Image and Ksion Computing, 19(6), 381-391, April, 2001.
- [9] Lowe, David G, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints," International Journal of Computer Vision, 60 (2): 91-110, 2004.
- [10] Yong Man Ro, Munchul Kim, Ho Kyung Kang, B.S. Manjunath, and Jinwoong Kim, "MPEG-7 Homogeneous Texture Descriptor," ETRI Journal, vol.23, no.2, pp.41-51, 2001.
- [11] A. Pronobis, B. Caputo, P. Jensfelt, and H. I. Christensen, "A discriminative approach to robust visual place recog-

niton,” In Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS06), 2006.

[12] S. Se, D. Lowe, and J. Little, and H. I. Christensen, “Vision-based mobile robot localization and mapping using scale-invariant features,” In Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA01), 2001.

[13] A. Pronobis, B. Caputo and P, “Confidence-based Cue Integration for Visual Place Recognition,” In Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS07), 2007.

[14] H. Tamimi and A. Zell, “Vision based localization of mobile robots using kernel approaches,” In Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS04), 2004.

[15] Tapus A., Tomatis N. and Siegwart R, “Topological Global Localization and Mapping with Fingerprints and Uncertainty,” In Proceedings of the International Symposium on Experimental Robotics, Singapore, June, 2004.

[16] A. Rottmann, O. M. Mozos, C. Stachniss, and W. Burgard, “Semantic place classification of indoor environments with mobile robots using boosting,” In Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence American Association for Artificial Intelligence(AAAI05), Pittsburgh, PA, USA, 2005.

[17] A. Pronobis, “Indoor place recognition using support vector machines,” Masters thesis, NADA/CVAP, KTH, 2005.

[18] Michael E. Tipping, “Sparse Bayesian Learning and the Relevance Vector Machine,” Journal of Machine Learning Research 1, 211-244, 2001.



박 영 빈

2001 한양대학교 사회학과(문학사)
 2007 한양대학교 일반대학원 전자컴퓨터통신공학전공(공학석사)

2007~현재 한양대학교 전자컴퓨터통신공학과 박사과정
 관심분야: 인공지능, 로봇주행



서 일 홍

1977 서울대학교 전자공학과(공학사)
 1979 한국과학기술원 전기 및 전자공학(공학석사)
 1982 한국과학기술원 전기 및 전자공학(공학박사)

2007~현재 한양대학교 전자컴퓨터통신공학부 교수
 관심분야: 지능응용시스템, 인공지능, 로봇공학



최 병 옥

1973 한양대학교 전자공학과(공학사)
 1978 일본 게이오대학교 전기공학(공학석사)
 1981 일본 게이오대학교 전기공학(공학박사)

1981~현재 한양대학교 전자컴퓨터통신공학부 교수
 관심분야: 컴퓨터비전, 인공지능