각도 좌표계가 있는 경우의 구획 기반 이미지 매칭 기법을 이용한 랜드마크 네비게이션

Landmark Navigation through Sector-based Image Matching Method with Reference Compass

이 지 원, 김 대 은*
(Jiwon Lee and DaeEun Kim)

Abstract: It is known that many insects and animals can return to their nest after exploration, with their own specific homing mechanisms. Their homing navigation methods have been applied to the robotic navigation. In this paper, we test the sector-based image matching method motivated by the honeybee's landmark navigation behaviour. Here, our robotic approach uses the reference compass to identify the current head direction and the relative angular position of landmarks for the navigation. The robot shows desirable homing behaviors if the robot is surrounded by landmarks. The result of robot experiment is in good agreement with that of simulation.

Keywords: landmark navigation, sector-based image matching, reference compass, robot navigation

I. 서론

동물이나 곤충의 행동 메커니즘을 로봇으로 구현하고자 하는 시도는 예전부터 있어왔으며, 행동 메커니즘을 입증하기 위하여 시뮬레이션과 함께 뒷받침하는 도구로써 구현되는 경우가 많았다[1]. 그러나 역으로 자연 상에서 동물, 곤충들의 행동 메커니즘이 충분히 그 효과를 보이고 있고, 따라서 이를 모방하여 로봇에 응용하였을 때 얻을 수 있는 장점들이 존재한다. 이러한 관점에서 생체 모방(biomimetic) 혹은 바이오(bio-inspired) 로보틱스에 대한 연구도 함께 이루어지고있다.

본 논문에서는 그 중에서도 곤충과 동물들이 시각을 사용하여 자신의 집 혹은 목표 지점을 찾아가는 '랜드마크(landmark) 네비게이션' 기법에 대하여 다루고자 한다. 먹이 탐색 과정 후에 효과적으로 자신의 둥지 혹은 집을 찾아간다는 것은 이미 널리 알려져 있는 사실이다. 사막개미, 거미, 꿀벌, 비둘기, 문어 등 많은 곤충과 동물들이 표지물(landmark)로써 집을 찾아간다고 밝혀졌으며, 그들의 귀환 메커니즘에 대한 연구가 활발히 이루어져 왔다.

사막개미와 꿀벌의 경우, 기본적으로 '경로 계산법(path integration)' 이라 하여 로보틱스에서의 Dead reckoning 기법과 동일한 방법을 사용하는 것으로 알려져 있다[2,3]. 이는 어떤 기준 좌표계를 내부적으로 지니고 있고, 이에 따라서 자신이 있는 위치를 집에 대한 상대적인 거리와 각도 개념으로 누적계산하여 길을 찾아갈 수 있다는 것이다. 그러나 이러한 누적 계산 과정에는 오차가 필수적으로 따르며, 따라서 함께 사용하는 방법이 '비젼 네비게이션' 이다. 꿀벌의 경우 만약 목표 지점 근방에 사용 가능한 표지물이 있다면 그것을 이용하여 위치를 인지하는 것으로 밝혀진 바 있다[4]. 꿀벌은 목표 지점에 가까이 있는 표지물에 대해서 더 현저하게 의존하는 경향이 있는데, 이는 목표 지점에 가까이 있는 물체일수록 더 정확한 위치 정보를 제공할 수 있다는 이점이 있다[5].

이들이 주변의 시각 환경을 어떤 방식으로 인지하여 이를 위치 정보화하는지에 대해서 다양한 모델들이 제시되어 왔는데, 그 중 가장 근본이 되는 것이 Cartwright이 제안한 스냅샷(snapshot) 모델이다[5]. 스냅샷 모델은 목표 지점에서의 이미지를 기억하고 있다가 임의의 현재 위치에서의 이미지와 비교하는 것이다. 위치가 변화함에 따라서 이미지 상에 맺힌 표지물의 위치와 크기가 달라질 것이고, 이를 비교하여 가장 가까운 이미지를 갖는 방향으로 나아가고자 하는 방식이다. 즉, 표지물의 위치 변화에 따른 벡터와 크기 변화에 따른 벡터, 이 두 가지 방향 벡터를 가지고 가장 변화를 적게 하는 방향을 택하게 된다.

스냅샷 모델을 기본 알고리즘으로 하여 다른 다양한 모델들이 연구되어져 왔으며, 그 중 하나인 '스냅샷 매칭(snapshot matching)' 기법으로써 로봇 실험을 하여 귀환에 성공한 사례가 있다[6]. 본 저자는 이러한 선행 연구들을 바탕으로 꿀벌의 네비게이션 방법을 모티브로 한 새로운 랜드마크 네비게이션 기법을 제안한 바 있다[7,8]. 또한 기존의 방법과 비교하여 같은 상황에서 더 높은 성능을 보이는 것을 보였다[8]. 본 논문에서는 새롭게 제안하였던 '구획 기반 이미지 매칭 기법'을 이용하여 특히 로봇이 기준이 되는 각도 좌표계를 가지고 있는 경우에 대해서 중점적으로 다루게 될 것이다.

기준 좌표계를 사용하는 것은 이미 어떤 동물이나 곤충들은 그러한 각도를 인지할 수 있다는 사실에서 의미가 있을 뿐 아니라, 시각 정보를 보완해주는 역할로서도 그 이점

* 책임저자(Corresponding Author)
논문접수: 2009. 11. 13., 수정: 2010. 1. 5., 채택확정: 2010. 4. 27.
이지원, 김대은: 연세대학교 전기전자공학과
(jiwonlee@yonsei.ac.kr/daeeun@yonsei.ac.kr)
※ 이 논문은 2009년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국과학재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2009-0080661).

이 있다. 사막 개미가 표지물의 좌우 방향에 대해서 인지하고, 이를 기준으로 목표 지점을 찾아갈 수 있음이 실험으로 입증된 바 있다[9]. 이러할 상대적인 방향 개념 외에도 벌은 절대적인 기준 좌표계를 가지고 있는데, 지구의 자기장(earth's magnetic field)으로써 각도를 판단하는 것이 가능하다. 즉, 벌은 일종의 자기 컴파스(magnetic compass)를 내부적으로 지니고 있으며, 따라서 주변의 표지물을 마주할 때에도 자신이 향하고 있는 방향에 대한 기준을 세울 수 있다는 것이다. 표지물이 있는 경우, 목표 지점에 도달함에 있어서 지속적으로 하나의 방향으로 접근한다는 실험 결과에서 그러한 결론을 얻을 수 있다[10].

본 논문에서는 이러한 컴파스를 가지고 있는 경우에 대하여 이전에 제안하였던 구획 기반 이미지 매칭 기법을 실제 로봇에 적용하여 그 성능을 테스트해보고, 로봇 네비게이션 시스템에 적용 가능한가에 대한 답을 얻고자 한다.

II. 본론

1. 랜드마크 네비게이션

먼저, 이 장에서는 기존에 연구되어져 왔던 동물과 곤충의 행동에 기반한 랜드마크 네비게이션 기법과 그 문제점을 살펴보기로 한다.

1.1 픽셀 기반 이미지 매칭 기법

Franz가 제안한 픽셀 기반 이미지 매칭 기법(pixel-based image matching)에서는 시각적 환경을 이진 배열로 표현하는데, 이를테면 표지물로써 인식한 부분은 1, 그 외의 다른 부분은 0으로 인지하는 것이다[11]. 따라서 360도 방향에 대해서 하나의 배열을 생성하게 되고, 처음 집에서 생성한 배열과 임의의 위치에서의 배열을 비교하게 된다. 이때, 중요한 것은 로봇이 앞으로 진행할 방향과 로봇 정면(robot head)이 바라볼 방향에 대해서 이후 이미지가 어떻게 바뀔 것인지에 대해 예측을 한다는 것이다. 이러한 예측 과정은 본 연구에서 다루고 있는 구획 기반 이미지 매칭에서 사용된 예측 과정과 동일하다[7]. 가능한 모든 방향에 대해서 예측을 한 다음, 예측한 이미지에서 생성한 배열을 가지고 처음 집에서 기억한 배열과 내적 값(dot product)을 계산하여 가장 최댓값을 가지는 방향으로 나아가게 된다. 내적 계산은 배열 간의 매칭되는 부분이 많고 적음을 의미하고, 따라서 최댓값을 갖는 방향이 가장 매칭도가 높은 방향이며, 집으로 가까워지는 방향이라고 판단할 수 있다.

그러나 내적 값을 통하여 매칭도를 결정할 경우, 상대적으로 크기가 매우 크게 인지된 표지물에 가까이 가는 것을 선택하는 오류를 범할 수 있는 문제가 생기게 된다[8].

1.2 평균 랜드마크 벡터 기법

평균 랜드마크 벡터 (ALV: Average Landmark Vector) 기법은 이미지에서 표지물에 대한 위치 정보를 벡터로써 표현하는 방법이다[12]. 전 방향에 대하여 표지물로 인식된 부분을 하나의 벡터로 생각하고, 전체 합 벡터를 구하면 그 위치에서의 모든 표지물의 위치 정보를 통합한 결과를 얻는 셈이 된다. 집에서의 봤을 때 표지물의 위치 정보를 담은 벡터와 현재 위치에서 생성한 벡터의 차가 가리키는 방향으로 계속 나아가면 결과적으로 집에 도달할 수 있다. 그러나 인지한 모든 표지물 각각에 대해서 벡터를 생성하게 되면, 이미지 상의 노이즈로 인한 영향력이 클 수 있다.

1.3 분산 모델

꿀벌은 표지물을 개별적인 개체로서 인식하는 것이 아니라, 전체적인 배열(configuration)로써 인지한다고 알려져 있다[13]. Anderson은 실제 꿀벌 실험 결과를 바탕으로 꿀벌이 이미지 상의 모든 픽셀 단위 정보를 받아들이지 않고, 자신의 머리 방향을 기준으로 임의로 구획을 나누어서 그 구획에서 얻을 수 있는 정보들만을 추출하는 모델을 제안하였다.

그러나 분산 모델은 최종적으로 벌이 어느 지점에 도달할 것인가에 대한 실제 실험 결과와는 유사한 데이터를 얻을 수 있지만, 어떤 임의의 위치에서 다음 움직여야 할 방향에 대해서는 판단할 수 없다. 따라서 본 논문에서 다루고 있는 구획 기반 이미지 매칭 기법에서는 이 모델에서 차용한 구획 개념을 사용하고 있기는 하지만, 매순간 귀환 방향을 판단할 수 있다는 점에서 차이가 있다.

2. 구획 기반 이미지 매칭 기법

그림 1에서 본 것처럼 랜드마크의 각도 변화는 거리 R과 이동거리 d에 의해서 결정이 되는데, 다음의 수식을 따른다[11].

$$\tan(\theta+\delta)=\frac{d/R\cdot\sin(\theta-\alpha)}{1-d/R\cdot\cos(\theta-\alpha)}$$

위 식에 의해 R, d를 알고 현재 랜드마크의 나침반에 대한 상대적 각도 θ, 이동 방향 α가 주어지면, 이미지 각도 변화 δ를 예상할 수 있다. 이를 통해 예측 이미지를 형성할 수 있고, 이미지는 흑백형태의 이진 배열(binary array)로 표현될 수 있다. 즉 어떤 각도에 랜드마크가 있는지 없는지만 표시한다. 픽셀 기반 이미지 매칭은 이렇게 형성된 이미지와 집에서 기억한 이미지의 내적 (dot product)을 계산한다. 특히 비율 d/R은 예측 이미지 형성과정에 큰 영향을 주는 요소로 볼 수 있다.

여기에서는 기존 기법들의 문제점을 보완하기 위하여 제안한 구획 기반 이미지 매칭 기법의 중요한 개념에 대하여

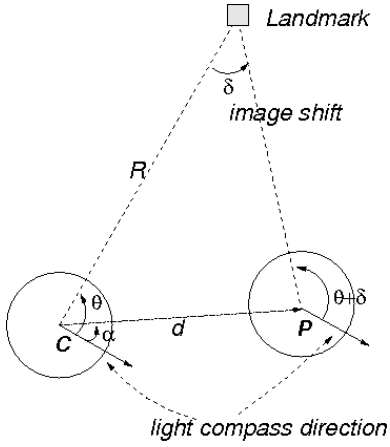


그림 1. 랜드마크 이미지의 각도 변화 (C에서 P로 이동할 때) [11].

Fig. 1. Angular shift of landmark image.

소개하기로 한다[7,8].

2.1 구획 개념

구획 기반 이미지 매칭 기법이 스냅샷 모델을 기반으로 한 다른 랜드마크 네비게이션 알고리즘과 가장 크게 차별되는 점은 '구획(sector)'이라는 개념을 도입한 점이다. 구획의 수가 적을수록 주변의 시각적 환경을 성글게 인지함을 뜻하며, 최소 3개에서도 귀환이 가능하다는 것을 보인 바 있다[7].

2.2 표지물의 존재 여부와 평균거리차이

로봇이 이미지 상의 각 구획에서 얻는 정보는 두 가지로 압축되는데, 해당 구획에서의 표지물의 존재 여부(occupancy)와 평균 거리 차이(average distance difference)이다. 즉, 두 가지 요소로써 이미지 간의 매칭도를 비교하며, 이는 얼마나 표지물들에 둘러싸인 정도가 비슷하면서 얼마나 그 떨어져 있는 거리가 비슷한가를 동시에 고려하는 셈이 된다. 이러한 사고 메커니즘은 사람이 주변 환경을 인지하는 것과도 유사하다고 볼 수 있다. 이를테면 사람의 경우에도 '오른쪽에 A가 가깝게 있고, 왼쪽에 B가 멀리 있다.' 라고 대략적인 정보를 얻어 주변 환경을 인지하는 것과 같다.

2.3 이미지 변화의 예측 과정

구획 기반 이미지 매칭 기법에서는 픽셀 기반의 이미지 매칭 기법에서와 유사하게 다음 움직일 방향에 따른 이미지 변화를 예측하는 과정이 포함되어 있다. 모든 표지물이 같은 거리(R)에 있다는 가정 하에 로봇이 어떤 방향으로 일정 거리(d)를 움직였을 때, 이미지가 어떻게 변할 것인가에 대하여 예상하고, 예상한 이미지에 대하여 구획을 나누어 인지하는 방식이다(그림 1,2 참조). 이때, 예측하는 거리들의 비 d/R를 어떻게 두느냐에 따라 판단이 달라질 수 있으며, 따라서 이러한 비율이 성능에 변화를 주는 파라미터로써 작용할 수 있다. 그 비율에 따른 성능은 4.1에서 다루도록 하겠다.

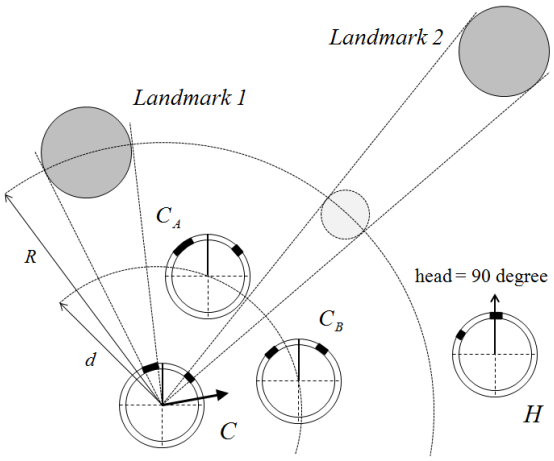


그림 2. 집(H)에서 로봇의 정면 방향이 90도이었던 경우, 임의의 위치(C)에서 움직임 방향에 따라 예측한 이미지(C_A, C_B)로 구획 기반 이미지 매칭 기법을 통하여 귀환하는 과정.

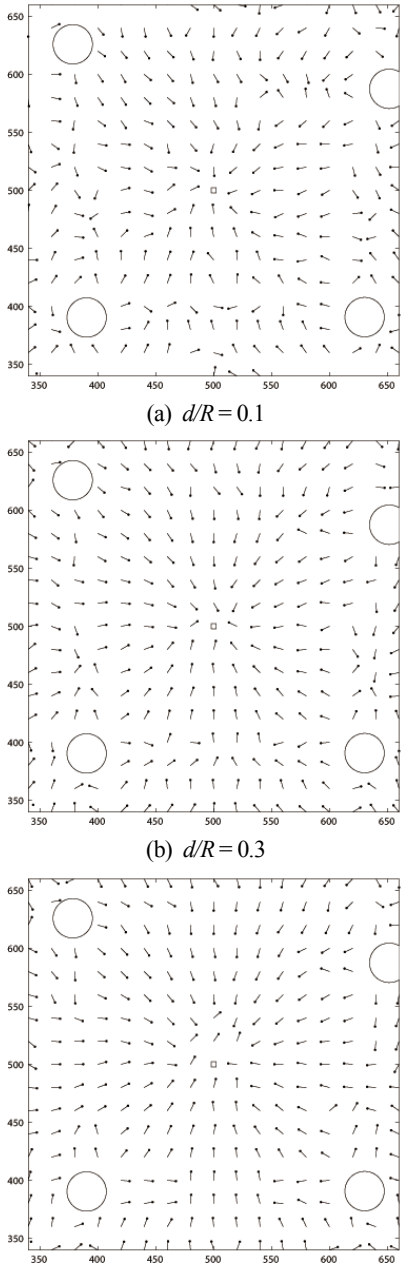
Fig. 2. Example of predictive images with sector-based image matching method.

3. 실험 결과

이 장에서는 구획 기반 이미지 매칭 기법을 사용하여 목표 지점으로 귀환하기 위한 방향을 판단한 결과들을 보여준다. 로봇 실험을 하기에 앞서 동일한 표지물 환경에서 시뮬레이션으로 예상되는 결과를 제시하고, 실제 표지물이 있는 입체 공간에서 로봇이 시각 센서를 통해 귀환하는 실험 결과를 보인다.

3.1 시뮬레이션 결과

그림 3은 구획 기반 이미지 매칭 기법을 사용하여 임의의 환경을 설정하였을 때의 귀환을 컴퓨터 시뮬레이션한



(a) $d/R = 0.1$

(b) $d/R = 0.3$

(c) $d/R = 0.5$

그림 3. 구획 기반 이미지 매칭 기법을 이용하여 귀환 방향을 판단한 시뮬레이션 결과 (사각형: 집 (500,500), 원형: 표지물).

Fig. 3. Vector map with sector-based approach in simulation.

결과이다. 설정한 시각적 환경은 집(목표 지점)은 정 중앙에 위치하고 있으며, 그 주위를 4개의 표지물들이 둘러싸고 있다. 표지물은 원통형을 가정하고, 집 주변의 일정 범위를 위에서 내려다 본 형태의 맵으로써 결과를 나타내었다.

벡터 맵(vector map)은 어떤 임의의 위치에서 알고리즘 과정을 거쳐 판단한 귀환을 위한 각도 값을 그 위치에서 벡터로써 나타내고 있다. 이때, 전 방향에 대하여 5도 간격으로 총 72개의 각도에 대하여 예측하여 판단한 방향 값이다. 결과에 영향을 줄 수 있는 파라미터인 비율 *d/R*에 따른 변화가 (a)~(c)에 나타나 있다.

그림 3에서 볼 수 있듯이, 우선 컴파스를 사용하였을 때, 기본적으로 전 영역에 걸쳐 가능하도록 판단을 내리고 있음을 알 수 있다. 표지물로 둘러싸인 내부영역에서는 정확하게 집 방향을 가리키고 있으며, 이러한 벡터들의 연결을 따라가다 보면 집으로 향하는 경로들이 예측가능하다. 국소적으로 오차가 나타나는 영역에 대해서는 비율 *d/R*가 변함에 따라서 그 특성이 달라지는 결과를 보인다.

(a) $d/R = 0.1$ 인 경우에는 표지물의 거리(R)로 생각한 수치에 비하여 적은 거리(*d*)를 다음에 진행해 나가기 때문에 표지물로 둘러싸인 경계 부분(예: (440,400)) 에서는 오차가 크게 나게 될 수가 있다. 이는 일부 경계 영역에서 예상한 이미지 변화가 적게 나타나는 경우가 발생하기 때문이다. (c) $d/R = 0.5$ 인 경우에는 다음 이미지 변화를 전 영역에서 크게 예상하여 판단하기 때문에 집 방향으로 보다 정확한 결과를 얻을 수 있지만, 역으로 집에 매우 가까이 다가간 위치에서는 오히려 정확한 집 위치를 넘어서서 다음 진행 거리를 예측하기 때문에 오차가 커지는 경향을 보이고 있다.

*d/R*의 영향도를 보기 위해 0에서 1사이의 연속적인 비율 값을 적용해보았고, 임의의 점에서 집으로 귀환하는 방향에 대한 성능 평가를 하였을때, 집에서의 거리에 따라 비율의 영향도는 다르게 나타났다. 0.3 부근에서 평균적으로 좋은 결과를 보였다. 따라서 로봇이 실제로 움직일 거리에 대하여 예측 과정을 진행한다고 하면, 이 중에서 방향 판단의 정확도와 실제 움직이는 거리에 대한 타당성을 고려하였을 때 적합한 *d/R* 값을 0.3으로 두고 실험을 진행하였다.

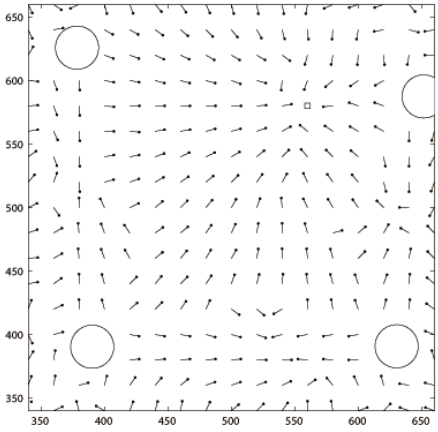


그림 4. 집의 위치를 달리하였을 경우의 시뮬레이션 결과 (사각형: 집 (560,580), d/R = 0.3).

Fig. 4. Vector map simulation with different nest position.

집의 위치가 중앙이 아닌 특정 표지물에 근접하여 위치한 경우에도 귀환이 가능한 방향을 판단할 수 있다. 그림 4는 집이 우측 상단에 치우쳐서 위치한 경우에 대하여 *d/R*를 0.3으로 하여 시뮬레이션한 결과이다. 표지물들로 둘러싸인 범위 내에서는 벡터의 방향이 일정하게 집을 가리키고 있다. 그러나 표지물로 둘러싸인 지역의 경계 부근에서 다른 방향을 가리키는 벡터들이 존재하며, 따라서 내부로의 접근이 어려움을 예상할 수 있다. 주로 경계 부근에서 이러한 부분이 생기는 이유는 로봇이 표지물과 평행하게 놓이는 위치에서 하나의 표지물이 두 개의 구획으로 나눠지는 경우가 생기기 때문이다. 하나의 표지물을 여러 구획에 걸쳐서 인지하게 되면, 각 구획에서 표지물의 존재 여부나 평균거리차이를 판단함에 있어서 오차의 요인으로서 작용할 수 있다. 이와 같은 경우에는 *d/R* 값을 더 크게 하면 더 좋은 성능을 보일 수 있으나, 동일한 조건에서의 방향 판단을 보기 위하여 그림 3(b)의 경우와 같은 *d/R* 값(0.3)으로 다음 로봇 실험을 진행하였다.

3.2 로봇 실험

3.2.1 실험 환경

선행된 시뮬레이션과 동일한 환경에서 실제로 로봇을 사용하여 구획 기반 이미지 매칭 기법을 이용한 귀환을 테스트하였다. 사용한 로봇은 모바일 로봇인 룸바(roomba)이며, 룸바의 중앙에는 일종의 전방향 카메라(omni-diriectional camera)가 장착되어 있다. 웹캠 위에 아크릴 실린더를 세우고 금속 베어링을 얹음으로써 간단한 형태의 전 방향 카메라를 구현하였다. 이를 사용하여 로봇은 360도 전 방향에 대하여 표지물 정보를 얻어낼 수 있다. 지름 21.5cm로 동일한 크기의 원통형의 표지물이 총 4개가 둘러싸고 있고, 가로 세로 240cm에 해당하는 정사각형의 범위 내에서 15cm 간격으로 로봇의 위치를 변화시켜 가면서 각 위치에서 귀환 방향을 판단하였다.

로봇은 표지물의 특정 색깔을 이용하여 다른 부분과 구분해 내고, 표지물을 인식한 이미지를 처리의 용이성을 위하여 파노라마 형태로 변환한다(그림 5 참조). 이와 같은

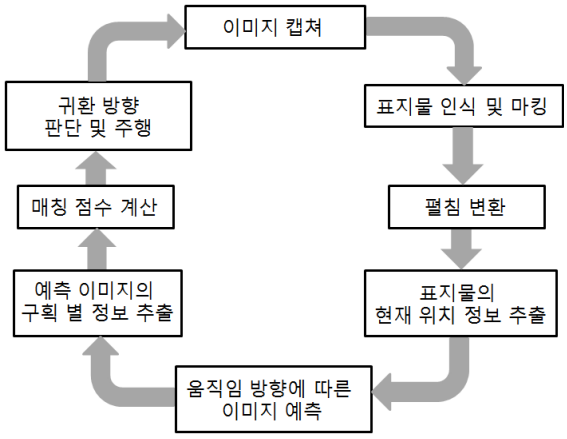
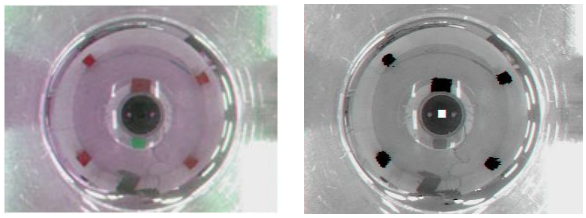


그림 5. 구획 기반 이미지 매칭 기법을 이용한 로봇 귀환 네비게이션 알고리즘 구조.

Fig. 5. Robot navigation algorithm with sector-based image matching method.

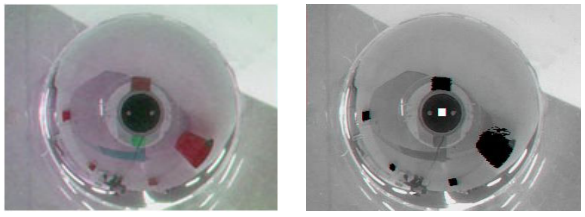


(a) 웹캠으로 얻은 원형 이미지 (b) 표지물을 인식한 이미지

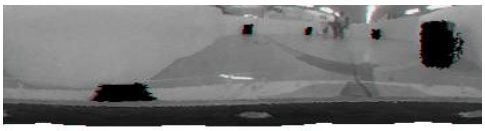
(c) 펼침 변환 후의 파노라마 이미지

그림 6. 집에서 찍은 초기 저장 이미지.

Fig. 6. Initial shapshot images at the nest.



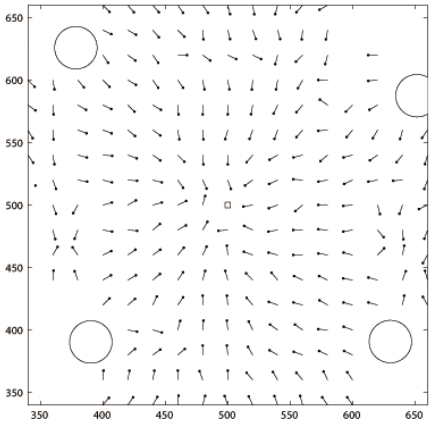
(a) 웹캠으로 얻은 원형 이미지 (b) 표지물을 인식한 이미지



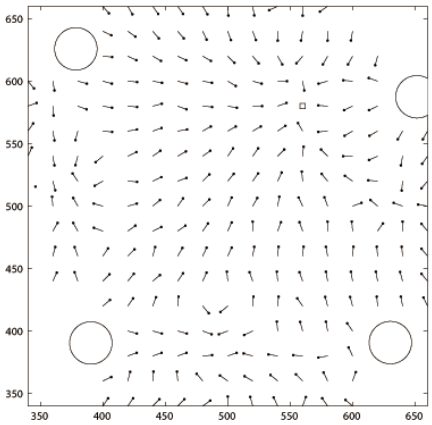
(c) 펼침 변환 후의 파노라마 이미지

그림 7. 임의의 위치(560, 660) 에서 찍은 이미지.

Fig. 7. Snapshot images at a position (560, 660).



(a) 집이 (500,500)인 경우



(b) 집이 (560,580)인 경우

그림 8. 구획 기반 이미지 매칭 기법을 이용하여 귀환 방향을 판단한 실제 로봇 실험 결과(d/R = 0.3).

Fig. 8. Robotic experiments with sector-based approach.

일련의 처리 과정들의 실제 예가 그림 6-7에 나타나 있다. 본 실험에서는 로봇이 자신의 정면 방향을 알 수 있는 경우에 대하여 다루고 있으므로 모든 위치에서 로봇이 이미지를 얻을 경우에 향하는 정면 방향은 동일하게끔 실험이 진행되었다.

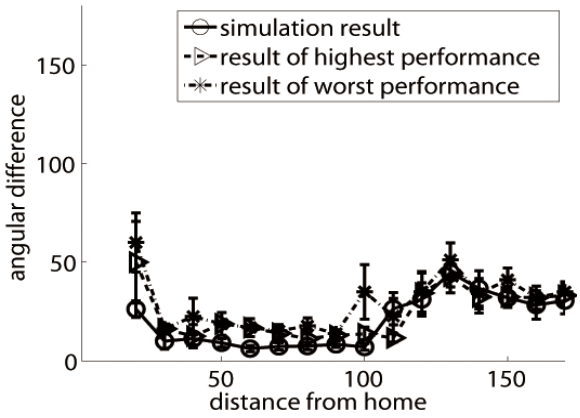
3.2.2 로봇 실험 결과

다음은 실제 룸바와 웹캠을 이용하여 구획 기반 이미지 매칭 기법을 이용하여 얻은 결과이다. 이때, ratio는 앞서 4.1에서 논의한 바와 같이 동일하게 0.3으로 놓았다.

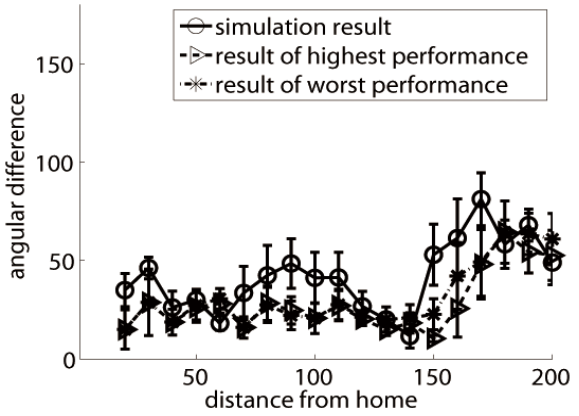
그림 8을 시뮬레이션을 통하여 얻은 결과(그림 3(b), 그림4)와 비교하여 보면 거의 유사하게 방향 선택을 보이는 것을 확인할 수 있다. 전체적인 방향의 흐름이나 오차가 크게 나는 부분에 대해서 일치하고 있다. 이때, 벡터 맵 상에서 100에 해당하는 거리는 실제 75cm에 해당하는 거리를 나타낸다.

그림 9는 시뮬레이션과 로봇 실험의 벡터 맵을 토대로 임의의 위치에서 정확히 집에 도달하기 위한 방향과 구획 기반 이미지 매칭 기법을 통한 방향 선택 간의 오차를 보여주고 있다. 로봇 실험을 하였을 때, 같은 위치에서 여러 개의 각도를 선택하게 되는 경우가 있는데, 이때 집까지 이어지는 정확한 방향에 가장 유사한 각도와 가장 차이가 많이 나는 각도를 선택하는 경우로 나누어 성능을 비교하였다. 두 경우 모두 시뮬레이션과 유사한 오차 경향성을 보이고 있으며, 모든 영역에서 90도 내의 낮은 오차를 가진다. 이는 비록 한 지점에서 바로 한 번에 집(목표 지점)에 도달하기 위한 방향 선택에서는 어느 정도 오차를 보일 수는 있어도 연속적인 방향 선택과 진행의 조합을 통해서 궁극적으로 귀환이 가능한 것을 의미하며, 그림 8에서 그 연속적인 경로를 예상해 볼 수 있다.

그림 9(a)에서는 집과 가까운 거리와 먼 거리에서 오차가 크게 나타나는데, 이는 $d/R = 0.3$으로 테스트한 것과 관련이 있다. 집이 30cm 미만의 거리에 있을때, 랜드마크 거리 R=100cm이고 실제 이동 거리 d=30cm는 상대적으로 실제 집까지의 거리와는 오차가 있기에 그 각도 추정의 에러가 크게 나타나고 있다. 거리가 먼 경우에는 랜드마크까지의 거리 R의 추정 오차가 상대적으로 크기 때문에 각도 추정 에러가 증가하고 있다. 그림 9(b)에서는 집이 가까울때 상대적으로 더 좋은 성능을 보이는데, 이는 랜드마크까지의 거리와 집까지의 거리의 오차가 상호 보완적으로 작용해서 side-effect로 더 좋은 결과를 보여준다. 어떠한 상황에서 이러한 이득을 얻을 수 있는지는 분석적인 해석은 어렵고, 주변 랜드마크와의 상호작용으로 결정되는 요소이다.



(a) 집이(500,500)인 경우



(b) 집이 (560,580)인 경우

그림 9. 컴파스가 있는 경우, 시뮬레이션과 로봇 실험 성능 비교를 위한 에러 그래프 (ratio = 0.3).

Fig. 9. Error graph with simulation and robotic experiments.

구획 기반 이미지 매칭 방법은, 로봇이 집에서 멀리 떨어진 경우에는 *d/R*의 비율을 크게 하고, 가까운 경우에는 *d/R*의 값을 작게 하면, 그 주행 성능이 개선되는 경향을 갖고 있다. 따라서 로봇이 집에서 떨어진 거리에 대한 정보가 주어진다면, *d/R* 값을 가변적으로 조절하여 위의 각도 오차를 크게 줄일 수 있다. Franz et al. [11]이 제안한 픽셀 기반 이미지 매칭에서는 하나의 방향 설정을 위해 다양한 d/R 비율을 테스트하였는데, 제안한 방법에서도 같은 방식으로 가능한 많은 *d/R* 비율을 이용할 수 있을 것이다.

III. 결론

본 논문에서는 로봇이 각도에 대한 기준 좌표계를 갖고 있어 자신이 향하고 있는 방향을 알 수 있는 경우에 대하여 구획 기반 이미지 매칭을 사용하였을 때 귀환이 가능함을 시뮬레이션과 실제 로봇 실험을 통하여 입증하였다. 구획 기반 이미지 매칭 기법을 사용하여 이미지 해상도가 낮은 경우나 노이즈가 있는 경우에 대하여 이미지를 조밀하지 않게 인지하여 판단함으로써 그 영향력을 감소시키고, 정확한 귀환을 할 수 있다.

픽셀 기반 이미지 매칭 방법은 랜드마크가 주위를 둘러쌓여 있지 않은 경우에 집으로 귀환하기가 어려운 방법이고, 평균 랜드마크 벡터(AVL) 기법은 작은 랜드마크에 대해서도 민감한 반응을 보인다. 로봇에 적용하였을때, 랜드마크를 인식하는 과정에서의 노이즈는 해당 성능에 큰 영향을 미칠 수 있다. 반면 구획 기반 이미지 매칭 방법은 노이즈의 민감도가 상대적으로 낮고, 랜드마크가 주위로 둘러있지 않은 경우에도 효율적인 홈 네비게이션을 보여준다. 이 방법은 로봇청소기가 충전을 하기 위해 네비게이션이 필요한 경우, 특별한 장소로 복귀가 필요한 경우 등에 응용이 될 수 있을 것이다.

현재 구획 기반 이미지 매칭 기법을 이용한 귀환 방향 판단은 일부 귀환이 어렵다고 판단되는 부분에 대한 수정이 필요하고, 이러한 부분은 알고리즘 상에서 겹치는 부분이 있는 구획 개념을 도입하거나 하는 방향으로 수정이 이루어질 수 있다. 그리고 로봇 적용에서의 이미지 노이즈 처리를 개선해야 하고, 구획 분할에서 경계면에 있는 랜드마크를 처리하는 기술도 앞으로 추가되어야 한다. 그리고 성능 향상을 위해서 위에서 제안된 이동거리 비율 (*d/R*)을 가변적으로 운영하는 시스템을 로봇에 적용할 수 있을 것이다.

참고문헌

[1] B. Webb, “What does robotics offer animal behaviour?” *Animal Behaviour*, vol. 60, pp. 545-558, 2000.

[2] M. Muller and R. Wehner, “Path integration in desert ants, cataglyphis fortis,” *Proc Natl Acad Sci USA*, vol. 85, pp. 5287-5290, 1988.

[3] T. S. Collett and M. Collett, “Path integration in insects,” *Current Opinion in Neurobiology*, vol. 10, pp 757-762, 2000.

[4] B. A. Cartwright and T. S. Collett, “Landmark learning in bees,” *Journal of Comparative Physiology*, vol. 151, pp. 521-543, 1983.

[5] K. Cheng, T. S. Collet, A. Pickhard, and R. Whener, “The use of visual landmarks by honeybees: Bees weight landmarks according to their distance from the goal,” *Journal of Comparative Physiology A*, vol. 161, pp. 469-475, 1987.

[6] R. Moller, D. Lambrinos, R. Pfeifer, and R. Wehner, “Insect strategies of visual homing in mobile robots,” *Proc. Computer Vision and Mobile Robotics*, 1998.

[7] 이지원, 김대은, “이미지 분할 기반 매칭 방법에서의 구획 수에 따른 성능 비교,” 제4회 한국로봇공학회 하계종합학술대회, 2009.

[8] J. W. Lee and D. E. Kim, “Landmark navigation using Sector-based image matching method,” *Proc. of 10th European Conference on Artificial Life*, 2009.

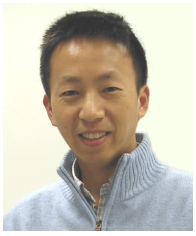
[9] T. S. Collet, E. Dillmann, A. Giger, and R. Wehner, “Visual landmarks and route following in dessert ants,” *Journal of Comparative Physiology A*, vol. 176, pp. 287-298, 1992.

[10] T. S. Collet and J. Baron, “Biological compass and the coordinate frame of landmark memories in honeybee,”

Nature, vol. 368, pp. 137-140, 1994.
[11] M. O. Franz, B. Scholkopf, H. A. Mallot, and H. H. Bulthoff, "Where did I take that snapshot? scene-based homing by image matching," *Biological Cybernetics*, vol. 79, pp. 191-202, 1998.
[12] R. Moller, "Insect visual homing strategies in a robot with analog processing," *Biological Cybernetics*, vol. 83, pp. 231-243, 2000.
[13] A. M. Anderson, "A model for landmark learning in the honeybee," *Journal of Comparative Physiology A*, vol. 114, pp. 335-355, 1977.

이 지 원

2008년 연세대 전기전자공학과 졸업. 2010년 동 대학원 석사 졸업. 관심분야는 바이오로보틱스.



김 대 은

1989년 서울대 컴퓨터공학과 졸업. 1993년 The University of Michigan, Ann Arbor, USA, 석사. 2002년 The University of Edinburgh, UK, 박사. 2007년~현재 연세대학교 전기전자공학과 조교수. 관심분야는 바이오로보틱스, 인공지능, 인공생명, 신경과학, 인지과학.