

광학 흐름 기반 경로 누적법을 이용한 귀소 내비게이션

Homing Navigation Based on Path Integration with Optical Flow

차영서, 김대은*
(Youngseo Cha¹ and DaeEun Kim¹)

¹Yonsei University

Abstract: There have been many homing navigation algorithms for robotic system. In this paper, we suggest a bio-inspired navigation model. It builds path integration based on optical flow. We consider two factors on robot movements, translational movement and rotational movement. For each movement, we found distinguishable optical flows. Based on optical flow, we estimate ego-centric robot movement and integrate the path optimally. We can determine the homing direction and distance. We test this algorithm and evaluate the performance of homing navigation for robotic system.

Keywords: bio-inspired algorithm, homing navigation, path integration, optical flow

I. 서론

일반적으로 로봇의 내비게이션을 위해 사용되는 공학적 방법론은 확률적인 접근에 기초한다. SLAM (Simultaneous Localization And Map-Building) [1-3]이 대표적인데, 베이즈 정리(Bayes' theorem)를 기반으로 주변 환경의 요소들과 내, 외부적 요인들을 활용하여 자신의 위치를 추정하고, 더 나아가서 해당 구역의 지도를 구축하는 기술이다. 해당 알고리즘은 주어진 조건 하에 성능 면에서 탁월한 결과를 이끌어내지만, 알고리즘 자체가 매우 복잡하며, 고사양의 하드웨어를 요구하는 단점이 있다. 따라서 해당 방법론을 사용하기 위해서는, 필연적으로 로봇은 커지고 주변 환경에 대해 민감해지게 된다.

국내에는 아직 생소한 생체 모방 기반의 알고리즘들이 단점들에 대해 훌륭한 대안이 될 수 있다. 예를 들어 벌이나 개미와 같은 곤충들은 인간에 비해 상대적으로 적은 신경 뉴런들을 사용하지만, 특별한 경우를 제외하면 매우 높은 확률로 자신의 집에서 목표 위치로 나아갔다가, 정확히 되돌아오는 것을 쉽게 관찰할 수 있다. 이러한 사실은 일반적인 내비게이션에 대해 비교적 간단한 방법론으로도 충분히 생물학적, 공학적인 해답을 찾을 수 있다는 점을 시사하고 있다. 그러므로 내비게이션 분야에 대한 생체 모방적 접근은 매우 중요한 의미가 있다고 할 수 있다.

국내의 생체 모방에 기반한 센싱 알고리즘에 대한 연구는 다양한 방식으로 시도되고 있다. 꿀벌의 광학 흐름에 기반한 센싱 알고리즘[4-7], 혹은 설치류의 수염을 활용한 센싱 알고리즘 연구[8,9], 가변 초점 연구[10] 등이 대표적인 예라 할 수 있다. 본 논문은 주로 곤충들의 내비게이션 방

법에 초점을 맞추고자 한다.

곤충들의 내비게이션 기법을 분석하기 위해, 연구자들은 스냅샷 모델(snapshot model) [11-13]을 제안했다. 스냅샷 모델이란, 곤충들이 자신의 출발지에서 특정 목적지까지 여행할 때, 그들에게 관찰되는 일종의 광학 흐름들로부터 현재의 스냅샷 이미지와 특정 목적지의 스냅샷 이미지를 서로 비교하여 일종의 이미지 매칭을 해서 두 개의 이미지의 오차를 최대로 줄일 수 있는 방향으로 움직인다는 것이다. 그리고 곤충들은 주변 환경에 일종의 랜드마크를 설정 [13]하여, 자신의 움직임에 따른 랜드마크의 변화하는 정보에 따라 내비게이션에 적극 활용한다는 사실이 이미 알려져 있다[14,15].

위와 같은 생물학적 사실들을 바탕으로, 랜드마크 기반의 다양한 알고리즘들이 제안되었다. 그 중 대표적인 방법론은 ALV (Average Landmark Vector)방법을 들 수 있다 [16,17]. ALV 모델은 주어진 랜드마크로부터 2차원 벡터를 계산하는데 상대적으로 적은 계산과 메모리를 사용한다. 해당 모델은 시뮬레이션과 실제 로봇 실험을 통해 성능의 우수함을 보였다[18]. 반면, ALV에서 사용된 벡터의 평균 대신, 교정 벡터의 개념을 사용한 연구도 있다[19,20]. 근본적인 개념에서는 ALV와 동일하지만, 교정 벡터는 각각의 랜드마크 벡터의 차로부터 구해진다는 점에서 차이가 있다.

또 다른 알고리즘으로서 본 연구실에서 제안했던 바 있는 DELV (Distance Estimation Landmark Vector) 방법이 있다[4-6]. DELV 방법은 기본적으로 위의 방법들처럼 스냅샷 모델 및 랜드마크 기반으로 작동하지만, 로봇은 스냅샷 이미지를 통해 거리가 포함된 랜드마크 벡터를 저장한다. 기준 지점에서 저장된 랜드마크 벡터들은 이후 임의의 위치에서 얻은 랜드마크 벡터들과 비교되어 귀소 방향을 결정할 수 있도록 한다. 단위 벡터 대신, 벡터의 길이까지 활용한다는 측면이 ALV 방법과의 큰 차이점이라 할 수 있다. DELV는 특정한 몇몇 경우, 예를 들면 랜드마크 가림 현상 등에 대해 기존의 알고리즘보다 큰 강점을 보인다[7].

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2011. 11. 15., 수정: 2011. 12. 5., 채택확정: 2011. 12. 20.

차영서, 김대은: 연세대학교 전기전자공학부

(youngseo@yonsei.ac.kr/daeun@yonsei.ac.kr)

※ 이 논문은 2011년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2011-0012157).

그러나 스냅샷 모델 및 랜드 마크 기반의 알고리즘들은 랜드 마크를 로봇이 인식하기 위해 클러스터링 알고리즘(Clustering algorithm)의 복잡도가 높아야만 하는 단점이 있다[21]. 왜냐하면 해당 방법론들은 랜드 마크에 크게 의존적이기 때문이다. 만약, 로봇 주변 환경에서 유효한 랜드 마크를 찾을 수 없다면, 해당 알고리즘의 성능은 크게 떨어질 수도 있다. 또한 랜드 마크 가림 효과가 큰 환경이나, 과거 영상들에는 랜드 마크로서 인식되었지만 현재 영상에서는 과거의 랜드 마크를 찾지 못하는 경우에 대해서도 대응할 수 있는 방안이 없다.

생물학자들의 꿀벌 연구에 따르면 꿀벌들은 광학 흐름을 사용하며 꿀벌 자신이 집으로부터 얼마나 멀리 떨어져 있는 곳으로 이동했었는지에 대한 경로를 추정하는 것으로 알려져 있다[22]. 본 연구에서는 기존의 랜드 마크 인식 없이도 광학 흐름이라는 영상 정보를 활용하여 귀소 내비게이션 문제를 해결하는 알고리즘을 제시하고자 한다. 이를 위해 랜드 마크 대신, 광학 흐름에 기반을 둔 경로 누적을 사용하여 로봇의 움직임을 추정하고, 이를 통해 단위 벡터 합을 구하여 목적지로부터 출발점까지의 벡터를 추정한다. 이는 꿀벌의 시각적 광학 흐름 과정에 대한 생체 모방적 접근으로서, 로봇에도 충분히 응용 가능함을 이 논문에서 보일 것이다.

현재까지의 많은 연구들을 통해 광학 흐름을 모사하는 수많은 훌륭한 알고리즘들이 존재하지만, 불행히도 광학 흐름을 있는 그대로 활용하기에는 노이즈 신호가 많기 때문에 이를 처리하기 위한 일종의 전제들을 설정해야만 한다. 따라서 본 연구에서는 내비게이션에 필요한 신호들로부터 노이즈 신호들을 분리하기 위해 몇 가지 제약 조건 및 가정들을 기반으로 실험을 진행하였다. 이를 통해 광학 흐름 노이즈 문제를 부분적으로 해결하여, 결과적으로 로봇이 광학 흐름 기반 경로 누적을 통해 자신의 집으로 찾아가는 귀소 내비게이션에서 좋은 성능을 낼 수 있음을 이 논문에서 제안하고자 한다. 이를 상술하기 위해 II 장에서는 이 조건들과, 조건들을 만족하기 위해 사용된 방법들을 소개하고 III 장에서는 이를 토대로 실험한 결과에 대해 다룰 것이다.

II. 광학 흐름 기반 경로 누적법

1. 광학 흐름 알고리즘

광학 흐름에 기반을 둔 곤충의 시각을 모사하기 위해서는 먼저 광학 흐름에 대한 정의가 선행되어야 한다. 앞서 밝혔지만, 생체 모방적인 광학 흐름을 모사하는 방법은 여러 가지가 있다. 이 중에서 본 연구에 사용된 것은 루카스-카나데 알고리즘(Lucas-Kanade Algorithm, 이하 LK 알고리즘) [23]이다.

LK 알고리즘은 기본적으로 2차원 상의 광학 흐름 알고리즘에서 필수적으로 발생하는 시각 제약 문제(aperture problem)를 해결하는 방안들 중 하나라고 할 수 있다. 시각 제약 문제란, 2차원 상에서 광학 흐름을 수식적으로 묘사하여 해를 찾을 때 발생하는 방정식 부족 현상을 일컫는다. 이를 표현하면 다음과 같다[23,24].

$$\frac{dI}{dt} = \frac{\partial I}{\partial x} \frac{dx}{dt} + \frac{\partial I}{\partial y} \frac{dy}{dt} + \frac{\partial I}{\partial t} = 0 \quad (1)$$

(1)의 식에서 $\frac{dx}{dt}$ 와 $\frac{dy}{dt}$ 가 바로 각각 x 축, y 축 방향의 광학 흐름을 의미한다. 그런데, 문제는 미지수는 두 개인데 반해 광학 흐름과 관련된 수식이 이것 하나뿐이기 때문에, 2차원 이상에서 광학 흐름을 모사할 경우, 추가적인 제약 조건을 첨가하여 두 개 이상의 미지수를 풀어내야만 한다.

광학 흐름 알고리즘들 중에서, 글로벌 매칭(global matching) 기법으로 잘 알려진 혼셴크 알고리즘(horn-schunck algorithm, 이하 HS 알고리즘) [24]은 부드럽기 제약(smoothness constraint)을 통해 새로운 방정식을 이끌어낸다. 그러나 이 HS 알고리즘은 제약 조건상, 픽셀 움직임뿐만 아니라 픽셀 자체의 값에도 영향을 받기 때문에 다양한 색상의 물체가 배치된 일반적인 환경에서 그대로 사용하기에는 부적합한 면이 있다. 이를 해결하기 위해 브록스 방법(Brox's method) [25]등의 매우 다양한 변종 HS 알고리즘들이 존재하며, 가장 쉬운 해결 방법으로는 HS 알고리즘에 등장하는 λ 를 영상, 혹은 광학 흐름을 측정하려는 픽셀의 대비 차에 대해 적응적으로 값을 조절해주는 것이다[26].

반면, LK 알고리즘은 로컬 매칭(Local matching)방법이다. 그 이유는 LK 알고리즘은 관찰되는 이미지 전체에 대해 제약조건을 사용하지 않기 때문이다. 그 대신, 특정한 크기를 가진 윈도우(Window)를 사용하여 이미지 픽셀 간의 밝기 항상성(Brightness constancy) 성질을 이용하여 픽셀이 어느 방향으로 얼마만큼 이동했는지를 추정한다. 만약 윈도우 크기를 5×5로 사용했다고 가정하면, 이를 수식으로 표현하면 다음과 같다[23].

$$\begin{pmatrix} I_x(p_1) & I_y(p_1) \\ I_x(p_2) & I_y(p_2) \\ \vdots & \vdots \\ I_x(p_{25}) & I_y(p_{25}) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{dx}{dt} \\ \frac{dy}{dt} \end{pmatrix} = - \begin{pmatrix} I_t(p_1) \\ I_t(p_2) \\ \vdots \\ I_t(p_{25}) \end{pmatrix} \quad (2)$$

(2)의 식을 통해 우리는 추가적으로 25개의 방정식을 획득할 수 있다. 만약 RGB 값을 그대로 활용한다면 총 75개의 방정식을 획득할 수 있게 된다. 하지만 특정한 곤충들의 경우, 색상들을 모두 인식하기보다는 밝기를 인식하기 때문에 이 25개 방정식만을 그대로 사용하도록 한다.

밝기 항상성이 유지되는 구간이 최소가 되는 지점이 바로 픽셀이 움직인 거리라고 한다면 해당 연산의 최솟값을 구하는 연산이 바로 광학 흐름의 해가 된다. 이는 다음과 같이 표현될 수 있다[23].

$$Ad = b \quad (3)$$

$$(A^T A)d = A^T b \quad (4)$$

$$\begin{pmatrix} \sum I_x I_x & \sum I_x I_y \\ \sum I_y I_x & \sum I_y I_y \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{dx}{dt} \\ \frac{dy}{dt} \end{pmatrix} = - \begin{pmatrix} \sum I_x I_t \\ \sum I_y I_t \end{pmatrix} \quad (5)$$

(3)의 식을 최소화하면 (4)가 나오고, 이를 (2)의 식을 참고하여 이를 일반화하여 표현하면 (5)처럼 쓸 수 있다. 해

당 연산을 통해 광학 흐름 묘사가 가능함을 알 수 있다.

그러나 LK 알고리즘을 이 상태 그대로 사용할 수는 없다. 왜냐하면 어디까지나 윈도우 크기 5×5 이상의 움직임에서는 관찰이 불가능하기 때문이다. 이 때문에 피라미드 LK 알고리즘이 사용된다. 피라미드 LK 알고리즘 [23]이란, 이미지 그대로의 상태에서 LK 알고리즘을 사용한 다음, 이미지를 점점 뭉뚱그려가면서 LK 알고리즘을 반복적으로 적용하는 것이다. 뭉뚱그려진 이미지에는 좀 더 먼 거리를 이동한, 그리고 좀 더 강한 픽셀이 남아있게 되는데, 가장 선명한 이미지부터 가장 뭉뚱그려진 이미지에 대해 차례대로 배열하여 계층적으로 LK 알고리즘을 적용하면 상당히 먼 거리를 움직인 픽셀에 대해서도 광학 흐름을 포착해낼 수 있게 된다[23].

LK 알고리즘을 사용하게 된 가장 큰 이유는 처리 속도 때문이다. 그리고 변종 HS 알고리즘이 글로벌 매칭이라는 장점이 있음에도 불구하고, 광학 흐름을 계산해내려는 지점에서의 λ 의 값을 정확하게 설정해주기 어려운 단점 또한 존재하기 때문이다. 로컬 매칭임에도 불구하고, 피라미드 LK 알고리즘은 글로벌 매칭과 매우 유사한 효과를 낼 수 있다. 다만, 영상의 크기마다 광학 흐름을 계산해내려는 특징점의 개수를 조절해줘야 하는데, 그 이유는 충분히 많은 특징점을 선정해야 영상으로부터 광학 흐름 정보가 누락되는 것을 피할 수 있기 때문이다.

2. 전 방향 카메라

이론적으로 광학 흐름은 광학 흐름을 관찰 가능한 조건을 충족하는 영상들이라면, 어떤 카메라에서 촬영했건 포착이 가능하며, 그 값은 매우 정확하게 도출된다. 곤충들은 시각 수용체에서 관찰된 이러한 광학 흐름들을 자신의 움직임을 결정하거나 보정하는데 사용한다[18,27,28]. 하지만 실제 상황에서 카메라에 담긴 영상은 여러 가지 외부적 요인들로 인해 노이즈가 섞일 수 있고, 이 때문에 발생하는 광학 흐름의 노이즈는 경로 누적을 하는 데에 큰 장애가 될 수 있다.

그림 1의 전 방향 카메라는 이러한 노이즈 영상에 대해 보정 효과를 제공해준다. 기본적으로 광학 흐름은 움직임과 관찰자가 상호 수직인 위치에 대해서 최댓값이 관찰된다



그림 1. 전방향 카메라.
Fig. 1. Omni-directional camera.

[29]. 전 방향 카메라는 기본적으로 동근 반사체에 비춰진 영상 정보를 촬영하게 되는데, 결과적으로 구체는 모든 방향에 대해 수직이기 때문에 특정한 움직임에 대해 광학 흐름은 수직인 지점에서 항상 최댓값이 관찰된다.

그림 2는 로봇이 앞으로 움직였을 때의 광학 흐름의 예상 분포를 보여준다. 앞으로 움직였기 때문에, 관찰자의 시각 좌우에서 최댓값의 광학 흐름이 관찰된다. 나머지 지역에서는 움직인 방향의 수직인 축을 중심으로 좌우 대칭의 광학 흐름이 관찰될 수 있다. 이를 미루어 볼 때, 전 방향 카메라를 활용했을 때, 벡터들의 합 혹은 벡터들 중에서 가장 큰 값을 채택했을 경우, 자신의 움직임과 반대되는 벡터를 결과 값으로 얻을 수 있다는 결론에 도달하게 된다.

그림 3은 로봇이 회전할 때의 광학 흐름의 예상 분포를 나타낸다. 이 경우, 로봇의 환경이 균일하다고 가정하였다. 만약 환경이 균일하다면, 광학 흐름은 로봇이 회전하는 반대 방향으로 그려지게 되며, 그 합은 0, 혹은 0에 가깝게 나타날 것이다. 하지만 이 경우에는 방향성을 바로 알기 어렵고 회전한 것인지, 아니면 그냥 이동한 것인지에 대한 판별이 불분명하기 때문에 좀 더 복잡한 이미지 처리가 요구된다.

전 방향 카메라에 나타난 벡터들의 전반적인 배치 형태를 사용할 것인지[30,31], 혹은 벡터 성분들 중에서 가장 큰 값을 지닌 성분만을 사용할 것인지[32,33]에 대해서는 연구자들마다 조금씩 다른 견해가 있다. 이 실험에서는 일종의 매치 필터(matched filter)의 장점을 갖고 있는 벡터들의 합을 사용하여 로봇의 움직임을 추정할 예정이다. 겹눈을 통

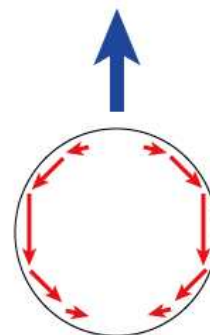


그림 2. 로봇이 앞으로 움직였을 때의 광학 흐름의 예상 분포.
Fig. 2. Expected distribution of optical flow when the agent moves forward.

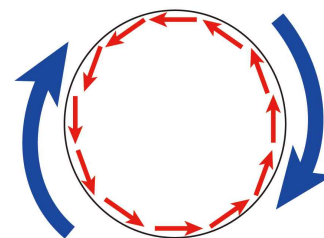


그림 3. 로봇이 회전했을 때의 광학 흐름의 예상 분포.
Fig. 3. Expected distribution of optical flow when the agent rotates.

해 수많은 시각 뉴런으로 세상을 관찰하는 곤충들의 경우, 실제로 자신의 눈에 분포해 있는 수많은 시각 뉴런들을 활용하여 각각의 광학 흐름들을 시각 세포로 사상(projection)한 다음, 이들의 합을 이용하여 자신들의 움직임이나 중심 잡기에 활용한다[31,34].

여기서 로봇 움직임의 정확한 추정을 위해서 앞으로 진행하는 동작과 회전하는 동작, 두 개의 성분으로 분리하여 로봇을 제어하였고, 각각의 움직임에 대한 광학 흐름을 계산하여 각 단위 이동거리를 가능하였다. 해당 단위 움직임에 대한 정보와 경로 누적을 통해 현재 지점으로부터 출발했던 지점까지의 방향을 찾는 방식을 사용하였다.

3. 경로 누적

앞서 전 방향 카메라를 통해 벡터들의 합으로 자신이 움직이는 방향을 추정할 수 있다고 밝힌 바 있다. 이 때 발생하는 벡터의 크기는 각기 다른데, 그 이유는 LK 알고리즘을 통해 구현된 광학 흐름이 물체로부터 떨어진 거리와 로봇 자신의 속도 두 가지 요인에 영향을 받기 때문이다. 만약 특정한 랜드마크를 설정하고, 그 주변에는 광학 흐름이 잡힐만한 물체가 없다면 로봇은 벡터의 크기를 통해 자신의 움직임까지 유추해낼 수 있을 것이다.

로봇이 각 지점에서 자신의 움직임이 일정하다고 가정할 때, 최종적으로 집으로 귀환하는 방향은 다음과 같이 계산된다.

$$\theta = \arctan\left(\frac{\sum_{i=1}^N y_i}{\sum_{i=1}^N x_i}\right) \quad (6)$$

$$(x_{n+1}, y_{n+1}) = (x_n + l \cos\theta, y_n + l \sin\theta) \quad (7)$$

식 (6)에서 x_i 와 y_i 는 i 번째 지점에서 로봇이 주변 환경을 관찰했을 때, 나타나는 각각의 벡터들의 x, y 좌표 값이다. 총 N 개의 벡터가 관찰되었다면, 각각의 벡터의 합을 구하여 그것으로부터 광학 흐름이 가리키는 각도를 얻을 수 있다. 이를 식 (7)에 갱신한다. 식 (7)의 l 값은 단위 벡터의 크기이다. 즉, 식 (6)에서 획득한 각도 값을 광학 흐름 벡터 크기에 차별 없이 기준에 구성되어 있는 벡터 값에 누적을 시키게 된다.

그런데 만약 로봇의 회전 움직임까지도 추정하려 한다면, 로봇에게 주어진 환경에 대해 일종의 벡터의 크기에 관한 선행학습을 시켜서 각도를 결정해야 한다. 이 실험에서 본 연구자들은 로봇 자체에서 측정되는 회전 각도와 이미지를 통해 측정된 광학 흐름의 크기를 비교하여 일차함수로 근사시켰다. 그 결과는 다음과 같다.

$$\theta = 0.8588I - 0.659 \quad (8)$$

식 (8)에서 I 는 전 방향 카메라의 일정 범위 지역에서의 광학 흐름 특징 벡터들의 평균을 의미한다. 카메라로부터 너무 가까운 부분은 로봇이 차지하고 있는 영역이라서 그곳에서 발생한 벡터들은 필요한 정보를 포함하지 않으며, 반대로 너무 멀리 떨어진 벡터들은 주변 환경보다는 카메

라 내적인 문제로 발생한 오차가 벡터로 구성될 가능성이 크기 때문에 일정 범위를 취해서 벡터의 평균을 구했다. 본 실험에서는 이 식을 $-15^\circ \sim 15^\circ$ 로 제한적으로 사용했다. 로봇의 단위 움직임은 크지 않기 때문에 이 범위에서 충분히 로봇의 다양한 움직임을 구현할 수 있다.

만약 곤충들에게 자신의 광학 흐름을 측정하는 기준 물체가 상당히 멀리 떨어져 있다면, 즉 기준 물체가 충분히 멀리 떨어진 거리에 있다면 광학 흐름은 아주 미세하게 관찰될 것이다. 실제로 실험을 통해 LK 알고리즘에서 추출되는 벡터의 임계값을 설정함으로써, 일정 크기 이하의 광학 흐름만으로도 충분히 로봇의 움직임을 추정할 수 있었음을 확인할 수 있었다.

III. 실험 및 시뮬레이션

본 연구에서는 크게 두 가지 실험을 진행한다. 하나는 전 방향 카메라로부터 로봇이 특정 방향으로 움직였을 때, 광학 흐름 벡터가 의도한 방향으로 도출되는지를 관찰하는 것이며, 또 하나는 이 사실을 기반으로 경로 누적을 통해 귀소 내비게이션을 시도하는 것이다.

위 실험들을 위해, 파이오니어(Pioneer)로봇에 전방향 카메라를 부착하였고, 그림 4와 같은 환경을 조성하였다. 만약 그림 4에 나타나 있는 물체들의 배치가 달라져도 광학 흐름 기반 경로 누적에는 큰 문제가 없다.

이미지 기반의 알고리즘이므로 주변 조명은 균일하게 유지하였으며, 로봇은 한 번 움직일 때마다 자신의 위치에서 주변 환경을 카메라를 통해 촬영한다. 여러 움직임들 중에서 수직 방향으로 움직일 경우, 최소 단위를 10cm로 정했다. 그리고 다음 위치에서 촬영한 영상 정보로부터 광학 흐름을 획득하여 이를 저장하는 방식으로 작동한다. 움직임 말미에는 누적된 광학 흐름의 총 벡터 값을 계산하여 자신이 출발한 지점에서의 각도와 거리를 계산하여 해당 방향으로 돌아오게 된다.

먼저 로봇은 시작점에 대한 환경 정보를 이미지로 저장한다. 그리고 로봇을 움직이고 한 차례 더 영상을 촬영한다. 이 두 개의 영상에 대하여 광학 흐름을 계산할 수 있다.

위의 과정에서 촬영한 두 개의 영상은 LK 알고리즘을 작동하는데 사용된다. LK 알고리즘을 통해 벡터 연산을 수행한 뒤에 로봇은 자신이 움직인 방식을 이미지를 통해 추



그림 4. 파이오니어 로봇과 주변 환경.
Fig. 4. The pioneer robot and surrounding environment.

정하게 된다. 이 추정 값은 벡터로 저장되며 추후 로봇이 자신의 움직임을 끝내고 시작 위치로 돌아올 때 사용된다.

위에서 설명한 처리 과정들 중에서 영상 처리 파트는 C/C++ 기반의 OpenCV Library를 활용하여 작성되었으며, 로봇 제어 파트는 C/C++ 기반의 파이오니어 로봇 자체에서 제공되는 기본 Aria Library를 활용하여 작성하였다.

IV. 결과 분석

1. 광학 흐름에 기반한 움직임 방향 찾기

그림 5(a)와 5(b)는 로봇의 움직임에 따른 광학 흐름의

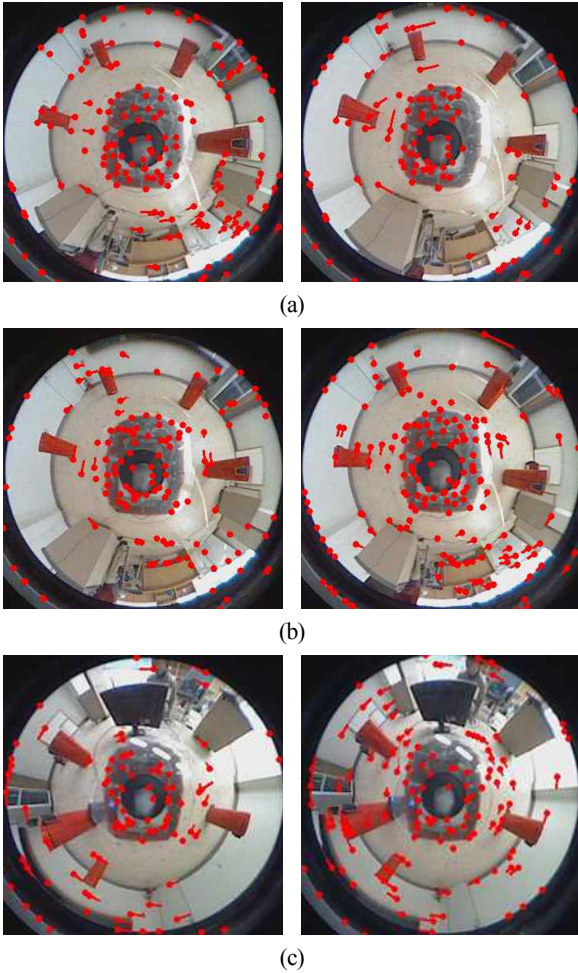


그림 5. (a) 로봇의 움직임에 따른 광학 흐름 분포, 왼쪽으로 움직였을 때(좌 이미지), 오른쪽으로 움직였을 때(우 이미지), (b) 로봇의 움직임에 따른 광학 흐름 분포, 앞으로 움직였을 때(좌 이미지), 뒤로 움직였을 때(우 이미지), (c) 로봇의 움직임에 따른 광학 흐름 분포, 왼쪽으로 회전했을 때(좌 이미지), 오른쪽으로 회전했을 때(우 이미지).

Fig. 5. (a) Distribution of optical flow in camera with regard to robot moving, to the left (left image), to the right (right image), (b) Distribution of optical flow in camera with regard to robot moving, forward (left image), backward (right image), (c) Distribution of optical flow in camera with regard to robot moving, rotating to the left (left image), rotating to the right (right image).

분포를 나타낸다. 동그란 점이 바로 광학 흐름 벡터의 방향이다. 분포를 잘 살펴보면 비록 노이즈 벡터가 일부 존재하고 있지만, 벡터들의 합을 하게 되었을 때 이 노이즈 벡터들의 효과는 크게 감소된다. 로봇이 움직이는 방향에 대해 광학 흐름 벡터들은 다른 방향으로 형성되고 있음을 관찰할 수 있다. 즉, 이 벡터들의 합을 저장하여 활용할 수 있다면 자신이 돌아온 곳으로의 벡터를 자연스럽게 추정할 수 있게 된다.

여기서 중요한 점은 주변 환경의 균일성이다. 해당 방법의 장점은 특별한 랜드마크 설정 없이도 자신의 움직이는 방향에 대해 알 수 있지만, 배경의 균일한 정도에 따라서 노이즈 벡터의 분포나 로봇의 움직임의 제약 정도에 영향을 받게 된다. 만약 주변 환경이 균일하다면, 로봇은 자기 자신의 진행 방향에 대해 특별히 신경을 쓰지 않아도 된다. 하지만 균일하지 않을 경우에는 자신의 진행 방향의 위치가 어디에 놓여있느냐에 따라 움직인 방향의 예측에 큰 영향을 받게 된다. 그림 5(b)처럼 앞으로 진행하는 경우, 전체적인 광학 흐름 경향은 뒤쪽을 가리키는 벡터로 표현되는데, 이 벡터들의 합을 통하여 로봇 자신의 움직임을 추정할 수 있다.

그림 5(c)는 회전 운동에 따른 광학 흐름을 보여준다. 일정 크기 이하의 광학 흐름만을 잡았기 때문에 모든 광학 흐름이 보이지는 않는다. 로봇의 회전운동이 있는 경우에는 식 (8)을 사용하여 광학 흐름의 크기의 분포를 토대로 자신의 회전 움직임의 각도를 예측하도록 한다. 이 경우 회전을 할 때에는 벡터들의 합이 아니라, 벡터의 크기를 살펴보기 때문에 벡터의 상쇄 효과에 따른 오차 생성은 피할 수 있다. 이 경우에도 오차가 존재하기는 하지만, 수식을 어떻게 세우느냐에 따라서는 꽤 많은 수준의 성능을 기대할 수 있었다.

2. 귀소 내비게이션

귀소 내비게이션에 대한 실험은 위에서 밝혔듯이 모두 두 가지 경우에 대해서 진행하였다. 먼저 자신이 처음에 참조하는 방향을 고정하였을 때의 성능 결과를 제시하고자 한다.

귀소 내비게이션의 성능 분석을 용이하게 하기 위해, 목

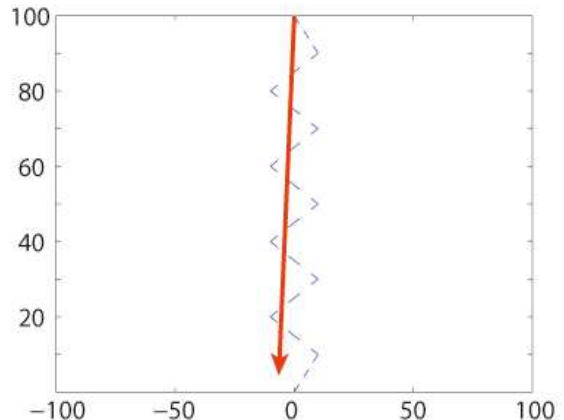


그림 6. 파이오니어 로봇의 지그재그 경로.

Fig. 6. Zigzag path of the pioneer robot.

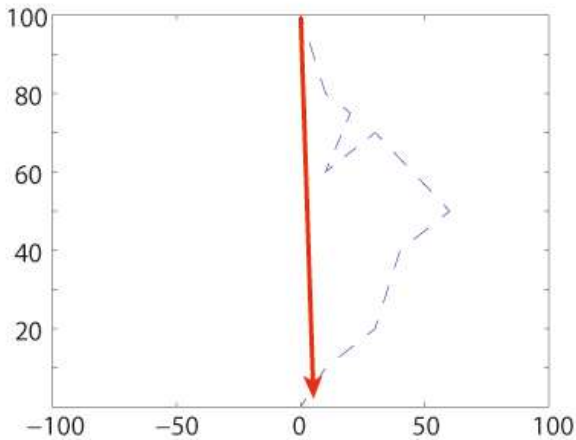


그림 7. 파이오니어 로봇의 주행 경로 (경우 1).

Fig. 7. Path of the pioneer robot (case 1).

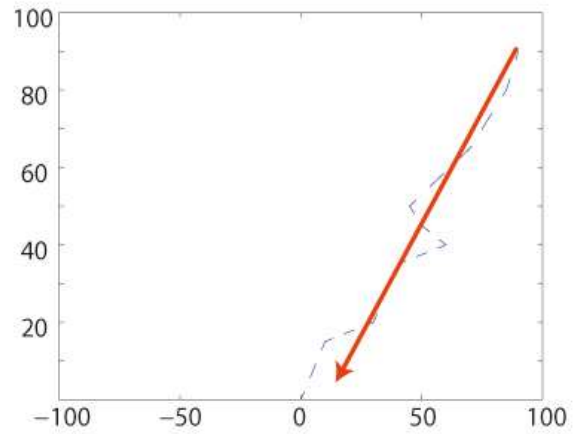


그림 8. 파이오니어 로봇의 주행 경로 (경우 2).

Fig. 8. Path of the pioneer robot (case 2).

표 1. 지그재그 실험에 대한 귀소 내비게이션의 결과.

Table 1. Result of path integration for zigzag moving.

	각도 오차(°)	거리 오차(cm)	상대적 거리 오차(%)
1	3.75	7.50	7.5
2	4.69	-13.2	13.2
3	-4.28	11.0	11.0
4	0.85	1.92	1.92
5	-3.84	-6.38	6.38
6	-2.85	5.23	5.23
7	1.38	3.41	3.41
8	-3.44	8.12	8.12
9	2.45	-4.82	4.82
10	-3.56	7.64	7.64
평균(절댓값)	3.11	6.82	6.82
표준편차(절댓값)	1.23	3.39	3.39

표 각도는 계산하기 편한 45°가 되도록 파이오니어를 움직였다. 실험 방법은 이전에 제시한 알고리즘을 동작시키고, 파이오니어가 인식하고 있는 회귀 방향과 계산으로 도출되는 이상적인 방향을 서로 비교하는 방식으로 이뤄졌다.

그림 7의 점선은 지그재그 실험에 대한 로봇의 경로를 나타낸다. 그리고 굵은 붉은 색 실선은 로봇이 최종적으로 선택한 회귀 방향의 경우들 중 하나이다. 약간의 오차가 섞여 있지만, 로봇은 자신의 실제 출발했던 위치와 근접하게 회귀하고 있다는 점을 발견할 수 있다.

실험은 파이오니어를 10번 움직였을 때의 경우에 대해서 이뤄졌다. 이 실험을 모두 10번 반복하여 오차의 평균과 표준편차를 계산하여 성능을 분석하였다. 로봇이 회전할 때에는 식 (8)을 통해 각도 값을 결정하고 회전 성분이 없는 움직임을 보였을 때에는 해당 각도 값의 결과를 반영하여 단위 벡터를 만들어서 자신의 움직임을 추정하였다. 실험에서는 (8)의 식이 환경마다 미세하게 달라질 수도 있다는 점을 고려하기 위해 지그재그 이동을 시도했고 목표 각도는 계산이 용이한 0°로 설정하였다. 결과는 표 1과 같이 나왔다.

표 1에서 실험 초반에 로봇 세팅에 적응하지 못했던 점

표 2. 그림 7에 대한 실험에 대한 귀소 내비게이션의 결과.

Table 2. Result of path integration of experiment for figure 6.

	각도 오차(°)	거리 오차(cm)	상대적 거리 오차(%)
1	3.48	4.31	2.50
2	-3.35	-6.84	4.02
3	1.03	-1.29	0.76
4	-0.10	0.43	0.25
5	2.46	-6.12	3.60
평균(절댓값)	2.08	3.80	2.23
표준편차(절댓값)	1.48	2.85	1.68

표 3. 그림 8에 대한 실험에 대한 귀소 내비게이션의 결과.

Table 3. Result of path integration of experiment for figure 7.

	각도 오차(°)	거리 오차(cm)	상대적 거리 오차(%)
1	-4.02	-15.1	10.1
2	3.24	-7.54	5.03
3	1.94	5.60	3.73
4	-3.77	-10.3	6.87
5	-1.23	4.18	2.79
평균(절댓값)	2.84	8.54	5.70
표준편차(절댓값)	1.21	4.32	2.90

이 있었던 것인지 초반 실험 오차 값이 후반 실험 오차 값에 비해 다소 큰 것을 알 수 있다. 그럼에도 3-4도 정도의 오차가 발생했기 때문에 아주 정확하지는 않아도 어느 정도 정확한 수준 이내에서 자신의 귀소 방향을 인식할 수 있다는 사실을 발견할 수 있었다.

조금 더 결과를 엄밀히 밝히기 위해 표 1에서 제시한 것보다 다소 복잡한 형태의 움직임을 구현해서 다시 평가를 시도하였다. 그림 7과 그림 8은 해당 실험의 대략적인 경로를 나타낸다. 경로를 보다 자연스럽게 만들기 위해, 파이오니어 로봇의 각속도 및 선속도를 조절하는 부분에 약간의 무작위 함수를 넣어 경로에 반영하였다.

그림 7과 8에 등장한 점선은 로봇의 진행 경로이며, 굵

은 붉은 색 실선은 실제 실험에서 로봇이 선택한 방향들 중 하나를 의미한다. 이러한 경로를 바탕으로 각기 다섯 번씩의 실험을 하였다. 계산의 용이성을 위해 회귀하는 바람직한 각도는 각각 0° 와 45° 로 정했다.

그림 7과 8에 대한 경로의 광학 흐름 기반 경로 누적의 결과는 각각 표 2와 표 3에 표기했다. 표 1의 단순 지그재그와 마찬가지로 결과는 비교적 정확하게 도출되는 것을 확인할 수 있었다.

V. 토론

추가적으로 논의해야 할 내용은 다음과 같다. 먼저 이 실험에서 사용된 광학 흐름은 일정 크기 이하의 벡터들만이 활용되었다. 광학 흐름 벡터들 중 노이즈 효과에 의해 생성된 성분들을 무분별하게 사용할 경우, 오차가 커지거나 심지어 제대로 방향을 못 잡는 경우가 발생했다. 만약 그렇다면 실제로 곤충들은 큰 광학 흐름 벡터에 대해서는 어떻게 대응할지가 중요한 질문이 될 수 있다.

N. Franceschini의 논문[33]에서 소개된 장애물을 피하는 용도로서의 광학 흐름의 소개는 이 의문에 대한 중요한 대답이 될 수 있다. 이미 공학적으로 장애물을 피하기 위한 광학 흐름에 대한 연구는 존재한다[35,36]. 만약 곤충들이 자신의 광학 흐름을 활용한다면 상대적으로 자신의 움직임에 강인한 작은 크기의 광학 흐름은 자신의 이동 방향을 결정하는 데에 사용할 것이며, 큰 크기의 광학 흐름은 순간적으로 장애물로부터 자신을 회피하는 데에 활용할 것이다.

그리고 귀소 내비게이션의 로봇 진행 방향에 관한 이슈도 중요한 논의가 될 수 있다. 배경이 균일해야만 진행 방향에 대한 벡터의 영향을 받지 않는데, 만약 곤충들이 자신들의 진행 방향을 결정하는 데에도 광학 흐름을 이용한다면, 이들은 이 현상에 대해 어떻게 대응할 수 있는지는 아직 자세히 논의된 바가 없다.

이 경우 두 가지의 대안을 제시할 수 있다. 하나는 진행 방향의 경우 애초부터 동물의 다른 감각 수용기 등을 통해 자신의 머리가 어떻게 기울어져 있는지를 미리 인식할 수 있다는 것이다. 이 경우 곤충들은 제대로 된 관찰을 위해 진행 방향을 수시로 교정하거나, 또는 진행 방향을 감안하여 광학 흐름 벡터를 계산하게 될 것이다. 또 하나의 대안은 위의 논의와 이어지는 것으로서, 애초부터 광학 흐름 변화가 적고 균일함이 보장될 가능성이 높은 특정한 위치의 배경의 광학 흐름에 대해서만 자신의 진행 방향을 추정하는데 사용할 수 있다고 간주할 수도 있다.

VI. 결론

본 연구를 통해 굳이 랜드 마크를 설정하지 않아도 광학 흐름을 적절히 활용할 수만 있다면 꽤 높은 정확성을 지닌 귀소 내비게이션을 구현할 수 있음을 확인할 수 있었다. 광학 흐름을 사용했을 때, 진행 방향에 대한, 그리고 회전 운동에 대한 광학 흐름이라는 두 성분으로 구분하여 로봇이 움직임을 가질 때마다 측정해서 각도의 변화와 거리의 변화를 누적해서 경로를 추정하였다. 자연계에 존재하는 이러

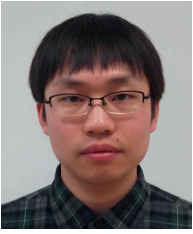
한 알고리즘을 실제 로봇을 통해 성공적으로 응용하고 구현이 가능함을 보였다.

해당 알고리즘은 하드웨어 기반의 감각 기관의 모델링이 선행된다면, 기존의 방법론에 비해 연산을 줄일 수 있으면서도 생물학적 전제를 충실히 따른 생체 모방적 체계라 할 수 있다. 각 진행 방향 별로 광학 흐름을 계산하고, 이를 통해 획득한 정보들을 누적하면 결과적으로 경로 누적의 효과를 얻어서 시작점에서의 귀환이 가능함을 볼 수 있었다.

참고문헌

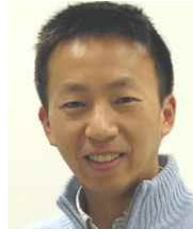
- [1] J. J. Leonard and H. F. Durrant-whyte, "Simultaneous map building and localization for an autonomous mobile robot," *Intelligent Robots and Systems '91. Intelligence for Mechanical Systems, Proceedings IROS '91. IEEE/RSJ International Workshop on*, vol. 3, pp. 1442-1447, Nov. 1991.
- [2] M. W. M. G. Dissanayake, P. Newman, S. Clark, H. F. Durrant-Whyte, and M. Csorba, "A solution to the simultaneous localization and map building (SLAM) problem," *Robotics and Automation, IEEE Transactions on*, vol. 17, no. 3, pp. 229-241, Jun. 2001.
- [3] H. Lim, J. H. Yang, Y. S. Lee, and J. G. Kim, "Indoor Single Camera SLAM using Fiducial Markers," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 15, no. 4, pp. 353-364, Apr. 2009.
- [4] S.-E. Yu and D. Kim, "Distance estimation method with snapshot landmark images in the robotic homing navigation," *The 2010 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 275-280, Oct. 2010.
- [5] S.-E. Yu and D. Kim, "Landmark vectors with quantized distance information for homing navigation," *Adaptive Behavior*, vol. 19, no. 2, pp. 121-141, Mar. 2011.
- [6] S.-E. Yu and D. Kim, "Image-based homing navigation with landmark arrangement matching," *Information Sciences*, vol. 181, no. 16, pp. 3427-3442, Aug. 2011.
- [7] S.-E. Yu and D. Kim, "Analysis on occlusion problem of landmark-based homing navigation methods," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 17, no. 6, pp. 596-601, 2011.
- [8] S. H. Baek and D. Kim, "Surface roughness discrimination with whisker tactile sensors modeling rodent whiskers," *The Journal of Korea Robotics Society*, vol. 4, no. 1, pp. 34-42, 2009.
- [9] S. H. Baek and D. Kim, "Surface roughness discrimination with whisker tactile sensors modeling rodent whiskers," *The Journal of Institute of Electronics Engineers of Korea*, vol. 47, no. 4, pp. 55-60, 2010.
- [10] J.-H. Seo, H.-M. Son, and Y.-J. Lee, "New gel-type biomimetic variable-focus lens system," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 16,

- no. 11, pp. 1082-1088, 2010.
- [11] R. Wehner, B. Michel, and P. Antonsen, "Visual navigation in insects: coupling of egocentric and geocentric information," *Journal of Experimental Biology*, vol. 199, no. 199, pp. 129-140, Jan. 1996.
- [12] F. Wehner and F. Raber, "Visual spatial memory in desert ants, *Cataglyphis bicolor* (Hymenoptera: Formicidae)," *Cellular and Molecular Life Sciences*, vol. 35, no. 12, pp. 1569-1571, Dec. 1979.
- [13] B. Cartwright and T. Collett, "Landmark learning in bees," *Journal of Comparative Physiology A: Neuroethology, Sensory, Neural, and Behavioral Physiology*, vol. 151, no. 4, pp. 521-543, Dec. 1983.
- [14] K. Cheng, T. Collett, A. Pickhard, and R. Wehner, "The use of visual landmarks by honeybees: Bees weight landmarks according to their distance from the goal," *Journal of Comparative Physiology A: Neuroethology, Sensory, Neural, and Behavioral Physiology*, vol. 161, no. 3, pp. 469-475, May 1987.
- [15] H. Esch and J. Burns, "Honeybees use optic flow to measure the distance of a food source," *Naturwissenschaften*, vol. 82, no. 1, pp. 38-40, Jan. 1995.
- [16] D. Lambrinos, "Navigation in biorobotic agents," Ph.D. thesis, *Department of Computer Science, University of Zurich, Switzerland*, 1999.
- [17] D. Lambrinos, R. Möller, T. Labhart, R. Pfeifer, and R. Wehner, "A mobile robot employing insect strategies for navigation," *Robotics and Autonomous Systems, Special Issue: Biomimetic Robots*, vol. 30, pp. 39-64, 2000.
- [18] R. Möller, "Insect visual homing strategies in a robot with analog processing," *Biological Cybernetics*, vol. 83, no. 3, pp. 231-243, Mar. 2000.
- [19] J. Hong, "Image-based homing," *Proc. International Conf. on 601 Robotics and Automation*, vol. 1, pp. 620-625, Apr. 1991.
- [20] K. Weber, S. Venkatesh, and M. Srinivasan, "Insect-inspired robotic homing," *Adaptive Behavior*, vol. 7, no. 1, pp. 65-97, Dec. 1999.
- [21] A. Vardy and R. Möller, "Biologically plausible visual homing methods based on optical flow techniques," *Connection Science*, vol. 17, no. 1-2, Dec. 2005.
- [22] H. E. Esch, S. Zhang, M. V. Srinivasan, and J. Tautz, "Honeybee dances communicate distances measured by optic flow," *Nature* 411, pp. 581-583, 31 May 2001.
- [23] B. D. Lucas and T. Kanade, "An iterative image registration technique with an application to stereo vision," *Proceedings of Imaging Understanding Workshop*, pp. 121-130, 1981.
- [24] B. K. P. Horn and B. G. Schunck, "Determining optical flow," *Artificial Intelligence*, vol. 17, no. 1-3, pp. 185-203, Aug. 1981.
- [25] T. Brox, A. Bruhn, N. Papenberg, and J. Weickert, "High accuracy optical flow estimation based on a theory for warping," *Computer Vision-ECCV 2004*, vol. 3024/2004, pp. 25-36, 2004.
- [26] M. Hatzitheodorou, E. A. Karabassi, G. Papaioannou, A. Boehm, and T. Theoharis, "Stereo matching using optic flow," *Real-Time Imaging*, vol. 6, no. 4, pp. 251-266, Aug. 2000.
- [27] N. Franceschini, F. Ruffier, and J. Serres, "A bio-inspired flying robot sheds light on insect piloting abilities," *Current Biology*, vol. 17, no. 4, pp. 329-335, 20 Feb. 2007.
- [28] M. V. Srinivasan, J. S. Chahl, K. Weber, S. Venkatesh, M. G. Nagle, and S. W. Zhang, "Robot navigation inspired by principles of insect vision," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 26, no. 2-3, pp. 203-216, Feb. 1999.
- [29] J. J. Koenderink and A. J. Doorn, "Facts on optic flow," *Biological Cybernetics*, vol. 56, no. 4, pp. 247-254, 1987.
- [30] M. O. Franz and H. G. Krapp, "Wide-field, motion-sensitive neurons and matched filters for optic flow fields," *Biological Cybernetics*, vol. 83, no. 3, pp. 185-197, 2000.
- [31] R. Möller and A. Vardy, "Local visual homing by matched-filter descent in image distances," *Biological Cybernetics*, vol. 95, no. 5, pp. 413-430, 2006.
- [32] F. Ruffier, S. Viollet, S. Amic, and N. Franceschini, "Bio-inspired optical flow circuits for the visual guidance of micro air vehicles," *Circuits and Systems, 2003. ISCAS '03. Proceedings of the 2003 International Symposium on*, vol. 3, III, pp. 846-849, May 2003.
- [33] N. Franceschini, J. M. Pichon, C. Blanes, and J. M. Brady, "From insect vision to robot vision [and Discussion]," *Philosophical transactions of the royal society biological sciences*, vol. 337, no. 1281, pp. 283-294, Sep. 1992.
- [34] H. G. Krapp, "Neuronal matched filters for optic flow processing in flying insects," *International Review of Neurobiology*, vol. 44, pp. 93-120, 1999.
- [35] M. Herman, G. S. Young, T.-H. Hong, and J. C. S. Yang, "New visual invariant for obstacle detection using optical flow induced from general motion," *Proc. of IEEE Workshop Appl. Comput. Vision*, pp. 100-109, 1992.
- [36] S. Hrabar, G. S. Sukhatme, P. Corke, K. Usher, and J. Roberts, "Combined optic-flow and stereo-based navigation of urban canyons for a UAV," *Intelligent Robots and Systems, 2005. (IROS 2005). 2005 IEEE/RSJ International Conference on*, pp. 3309-3316 Aug. 2005.



차 영 서

2010년 연세대학교 전기전자공학과 학사 졸업. 2011년~현재 동 대학원 석사과정 재학중. 관심분야는 로보틱스, 컴퓨터 비전, 데이터마이닝, 인공지능.



김 대 은

1989년 서울대학교 컴퓨터공학과 학사 졸업. 1993년 The University of Michigan, Ann Arbor, USA 석사. 2002년 The University of Edinburgh, UK, 박사. 2002년 Max Planck Institute for Human Cognitive & Brain Sciences, Cognitive Robotics, Research Scientist. 2007년~현재 연세대학교 전기전자공학부 조교수. 관심분야는 바이오로보틱스, 인공지능, 인공생명, 신경과학, 인지과학.