

# 어안 영상을 이용한 물체 추적 기반의 한 멀티로봇의 대형 제어

## Multi-robot Formation based on Object Tracking Method using Fisheye Images

최 윤 원, 김 종 욱, 최 정 원, 이 석 규\*

(Yun Won Choi<sup>1</sup>, Jong Uk Kim<sup>1</sup>, Jeong Won Choi<sup>2</sup>, and Suk Gyu Lee<sup>3</sup>)

<sup>1</sup>Automotive IT Platform Research Team, ETRI

<sup>2</sup>Department of Automatic Electrical Engineering, Yeungnam College of Science & Technology

<sup>3</sup>Department of Electrical Engineering, Yeungnam University

**Abstract:** This paper proposes a novel formation algorithm of identical robots based on object tracking method using omnidirectional images obtained through fisheye lenses which are mounted on the robots. Conventional formation methods of multi-robots often use stereo vision system or vision system with reflector instead of general purpose camera which has small angle of view to enlarge view angle of camera. In addition, to make up the lack of image information on the environment, robots share the information on their positions through communication. The proposed system estimates the region of robots using SURF in fisheye images that have 360° of image information without merging images. The whole system controls formation of robots based on moving directions and velocities of robots which can be obtained by applying Lucas-Kanade Optical Flow Estimation for the estimated region of robots. We confirmed the reliability of the proposed formation control strategy for multi-robots through both simulation and experiment.

**Keywords:** omni-directional vision, fish-eye lens, multi-robot, leader-follower formation

### I. 서론

로봇 관련 기술이 발달함에 따라 다양한 분야에서 여러 가지 형태의 고성능, 고기능의 로봇들이 사용되고 있다. 그러나 일반적으로 단일 로봇만으로 주어진 업무를 효율적으로 수행하기 위해서는 로봇이 고가의 하드웨어 및 소프트웨어 시스템이 필요하기 때문에 실용적인 측면에서 문제가 있다. 또한 탐사, 물체 이송, 청소 등과 같이 업무에 따라 단일 로봇이 수행하기에는 비효율적인 경우가 있으며, 이러한 작업을 수행하기 위해서 대당 고가격, 고성능인 단일 로봇보다는 간단하면서 저가적인 멀티 로봇이 유용하게 사용될 수 있다. 멀티 로봇은 주어진 업무 수행을 위하여 로봇 상호간의 정보 교환 등과 같은 상호 협력을 통한 효율적으로 업무를 수행할 수 있다. 이러한 멀티 로봇은 로봇 상호간 혹은 로봇과 장애물과의 충돌 회피 알고리즘, 대형 제어 알고리즘, 협력 알고리즘 등 다양한 분야에 관하여 연구가 활발하게 진행되고 있다.

대형 제어 알고리즘은 업무를 수행하는 동안 다수의 로봇이 협동을 할 수 있도록 대형을 구성하고 유지하며, 장애물이나 주변 환경이 변화되었을 때 대형을 변형해가며 업무를 수행할 수 있도록 하는 알고리즘이다. 일반적인 대형 제어 알고리즘은 전역 영상에서 얻은 로봇의 위치를 기반으로 각

로봇의 위치를 제어하여 대형을 변경하는 방식이나 각 로봇의 전역 위치정보를 공유하며 대형을 변경하는 연구를 진행하였다[1-3]. 여러 대형 제어 알고리즘 중에서도 카메라를 장착하여 주변 로봇과 환경에 대한 정보를 획득하고 대형제어를 하는 연구는 많이 진행되어 있지 않은 상태이다. 카메라를 이용하는 대형 제어 연구는 각 개별 로봇에 부착되어 있는 바코드를 카메라로 인식하여 이웃한 로봇의 정보를 추정하여 제어하는 연구, 원통형 표적에 바코드를 부착하여 정보를 추정하여 제어하는 연구가 대표적이며 전방향 카메라를 이용하면서 비행선으로 전역 위치를 파악하여 제어하거나 반사경에 반사된 전방향 영상으로 주변 개체의 정보를 추정하여 제어하는 연구도 진행하였다[4,5].

기존 연구에서는 반사경을 이용하였기 때문에 영상으로부터 표적의 위치나 자세 정보를 획득하기 위해서 평면 영상으로의 변환과 반사경에 대한 분석이 필요하였다. 본 논문에서는 전방향 영상을 어안 카메라의 영상을 평면 영상으로의 변환 없이 이용하면서 필요한 좌표만 Forward Mapping하는 방식을 사용하였다. 전방향 영상은 한 프레임의 영상으로 주변의 환경 정보와 이웃 로봇의 정보를 획득할 수 있고 이웃 로봇에 대해 상대적인 정보(방향, 속도)를 얻을 수 있기 때문에 대형제어에 유리한 장점으로 사용할 수 있다. 또한 이웃 로봇의 절대적인 정보(좌표, 속도)와 융합하여 개선된 대형제어가 가능하기 때문에 많은 연구가 진행되고 있다.

기존 전방향 영상을 이용한 연구는 포물면 반사경(Paraboloidal mirror)에 반사된 영상을 얻거나[6-8] 천장을 향해 설치한 어안 카메라로 전방향 영상을 얻었다[9,10]. 그러나 이와 같은 방법은 카메라에 의해 가려지는 부분이 생기거나 조명

\* 책임저자(Corresponding Author)

Manuscript received November 29, 2012 / revised March 11, 2013 / accepted April 24, 2013

최윤원, 김종욱: 한국전자통신연구원

(yunwon.choi@etri.re.kr/dolphin89@nate.com)

최정원: 영남이공대학교(choijw@ync.ac.kr)

이석규: 영남대학교 전기공학과(sglee@ynu.ac.kr)

※ 이 논문은 2012년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업 지원을 받아 수행된 것임(2012R1A1B3002240).

에 영향을 많이 받는 단점이 있었다. 본 논문에서는 로봇의 상단 부분에 부착된 유리판 밑단에 카메라를 바다 방향으로 설치하여 조명의 영향을 비교적 적게 받으면서 주변 정보를 획득하도록 어안 렌즈를 사용하였다.

또한 본 논문에서는 주변 로봇을 추적하기 위해서 매칭 알고리즘인 SURF (Speeded Up Robust Features)와 움직임 추정 기법인 Lucas-Kanade optical flow Method를 사용하였다. 로봇의 측면, 대각선 측면, 정면, 후면 이미지와 현재 이미지 사이에 SURF를 이용한 매칭을 통하여 로봇을 찾아내고 그 영역을 어안 영상에서 분리한다. 이 분리된 영역에만 Lucas-Kanade optical flow를 적용하여 움직임 벡터를 구한다. 이를 바탕으로 움직이는 선도 로봇과 추종 로봇의 정보를 인식하고 대형 유지 알고리즘에 따라서 대형을 유지하면서 로봇을 제어하였다. 대형 제어 알고리즘은 우선 3대의 로봇이 삼각 편대 형태를 유지하다가 직선 형태로 변경하는 알고리즘을 기반으로 시뮬레이션을 통해서 대형제어 알고리즘을 검증하고 실제 어안렌즈가 부착된 로봇을 이용한 실험을 통해서 어안 영상을 이용한 객체 추적 기반의 대형제어 알고리즘의 신뢰성을 검증하였다.

II. 제안한 시스템

1. 전체 시스템 구조

본 논문에서 제안한 로봇 시스템은 통신을 하지 않으며 어안 카메라를 이용하여 들어온 주변 정보와 이웃 로봇의 특징점 정보를 기반으로 자신이 가야 할 방향을 선택하고 움직인다. 즉, 어안 영상을 이용하여 주변의 로봇을 탐색하고 탐색된 로봇을 계속 추적하면서 얻은 다른 로봇들의 속도와 방향을 기반으로 대형 제어 알고리즘 적용하는 것으로 되어 있다. 그림 1의 순서도는 제안한 알고리즘의 전반적인 구조를 나타낸다. 첫번째로 로봇에 어안 렌즈가 부착된 카메라를 통하여 얻은 어안 영상과 이웃로봇 기본 이미지를 매칭 알고리즘인 SURF로 비교하여 다른 로봇들을 찾게 된다. 로봇을 찾았을 경우 그 영역을 전체 어안 영상에서 분리하고 이 영역에 대해서만 Lucas-Kanade optical flow를 적용하여 움직임 벡터를 추출한다. 이 추출한 움직임 벡터의 정보를 종합하여

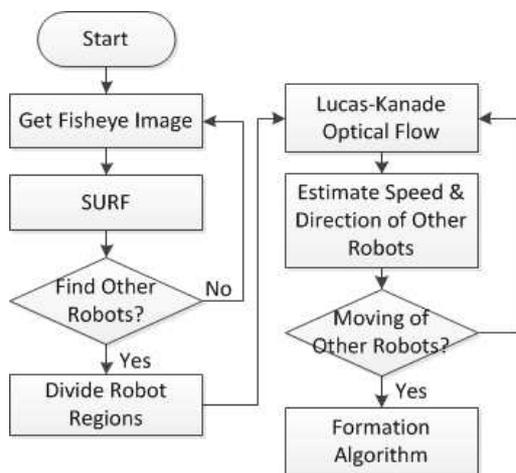


그림 1. 전체 시스템 블록도.  
Fig. 1. The system block diagram.

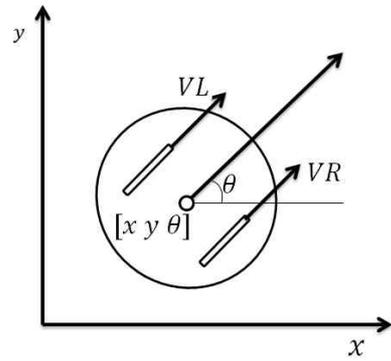


그림 2. 로봇 모델링.  
Fig. 2. The robot modeling.

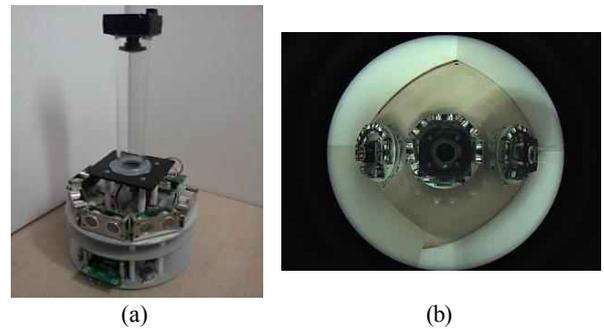


그림 3. (a) 로봇 시스템 (b) 어안 영상.  
Fig. 3. (a) The robot system (b) fisheye image.

이웃로봇의 속도와 방향을 얻고 이를 바탕으로 추적한다. 위와 같은 방법으로 추적한 다른 로봇들의 정보를 기반으로 대형 제어 알고리즘을 적용하여 자신의 경로를 결정하고 이동하게 된다.

2. 로봇 시스템

본 논문에서 사용한 로봇 시스템은 그림 3(a)에서 보는 것과 같이 2개의 등근 바퀴를 가지고 있으며, 지름이 15cm이고 높이가 30cm인 원통형 소형 로봇이다. 이 로봇 가운데에 유리판을 세우고 어안렌즈가 부착된 카메라를 설치하여 주변 영상을 얻게 된다. 어안 영상은 그림 3(b)와 같으며 1280x960 크기의 영상이며 어안렌즈 화각이 185° 이기 때문에 주변에 모든 영상 정보가 한번에 저장된다.

3. 로봇 탐색 및 인식 알고리즘

SURF는 강인한 image detector와 descriptor를 가지고 있으며 기존 SIFT (Scale Invariant Feature Transform)의 연산 속도를 개선한 알고리즘이다[11]. SURF는 스케일, 회전, 왜곡, 조명에 영향을 받지 않는 장점을 가지고 있어 물체 매칭에 아주 적합한 알고리즘이다. 이것은 interest point detection, orientation assignment, descriptor로 구성되어있고 interest point detection과정에서 적분 이미지를 이용한다. 그림 4(a)와 같은 이미지에서 P라는 영역의 밝기를 구하기 위하여 처음 밝기를 계산하고 이후 그림 4(a)와 같이 A-B-C+D를 이용하여 P영역의 밝기를 계산할 수 있다. 적분 이미지는 필터 연산 할 때 크기에 상관없이 일정한 시간 내에 계산할 수 있게 해주기 때문에 속도가 향상하는 것이다. 그렇기 때문에 계산 시간은 크기에 상관없이 일정하다.

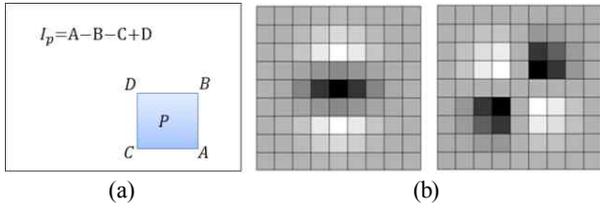


그림 4. (a) 적분 이미지 (b) 가우시안 2차 필터.  
Fig. 4. (a) Integral image (b) Gaussian second order filter.

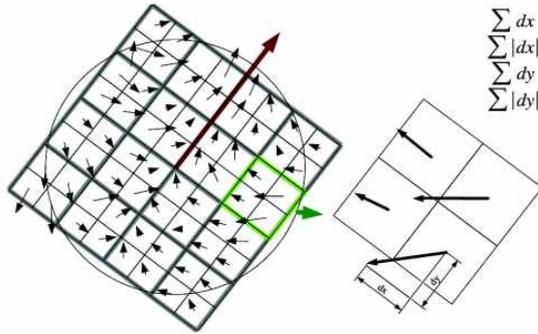


그림 5. 디스크립터.  
Fig. 5. Descriptor.

SURF는 정확성을 향상시키고 불필요한 연산을 줄이기 위하여 그림 4(b)와 같은 가우시안 블러링 처리와 함께 헤이시안 행렬을 이용하고  $x$  나  $y$  방향으로의 회전에 강인하게 하기 위해 찾아낸 특징점 주변의 공간의 정보를 참조한다. 특징점을 중심으로 일정한 반경 내의 픽셀들에 대하여 Haar 웨이블릿 필터를 적용하여 특징 벡터를 생성한다. 그림 5에서 보는 것과 같이 특징점을 중심으로 찾아낸 일정한 영역을  $4 \times 4$ 의 부분 영역으로 나눈다. 이 부분 영역은  $x$  나  $y$  방향의 Haar 웨이블릿 필터로 계산하여 4개의 특징 벡터 ( $\sum dx$ ,  $\sum dy$ ,  $\sum |dx|$ ,  $\sum |dy|$ )를 생성한다. 4개의 특징벡터를 이용하면 총 64차원( $4 \times 4 \times 4$ )의 descriptor를 얻을 수 있다.

위 과정을 통하여 추출한 특징점에 대한 정보는 어안 영상 전체에 나타난다. 로봇의 영역을 추출하기 위하여 전체 영상을 그림 6과 같이 빨간점을 각 영역의 시작점으로 하는 영역으로 세분화를 진행한다. 가운데 로봇 본체 영역을 제외한

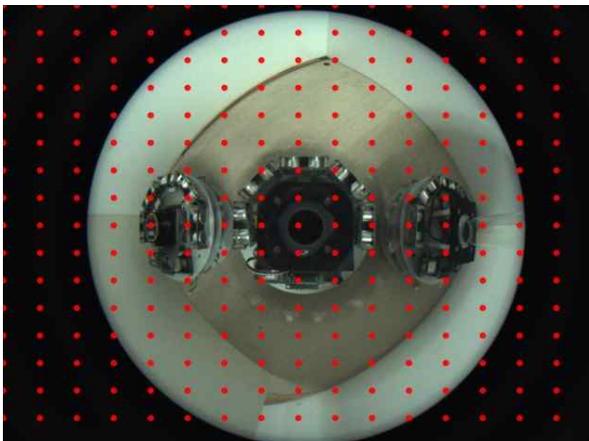


그림 6. 영역 분할.  
Fig. 6. The region segmentation.

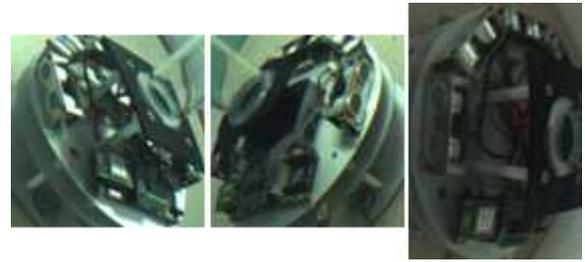


그림 7. 로봇의 기본 이미지.  
Fig. 7. The images of the robot.

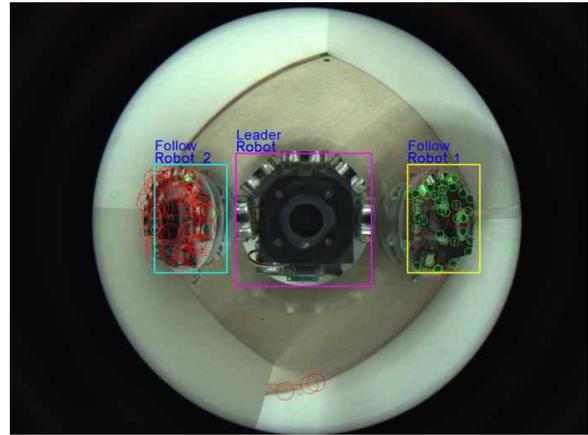


그림 8. 로봇 영역 추출 결과.  
Fig. 8. The result of robot region extraction.

영역에 대해서 특징점 분포를 추출하게 된다. 그림 7과 같은 로봇 기본 이미지와 특징점 매칭이 많이 된 영역이 로봇 영역이 되고 이웃 로봇에 대하여 매칭한 결과를 통하여 선도로봇과 추종로봇을 구별한다. 그림 8을 보면 추종 로봇의 특징점과 로봇 영역을 탐색한 결과를 보여주고 있다.

이렇게 추출한 로봇 영역에 대하여 로봇의 정보는 부족하다. 동일한 로봇을 사용하고 있고 동일한 기본 이미지를 사용하기 때문에 로봇의 구별하기 쉽지 않다. 그러나 본 논문에서는 자신의 역할과 초기 대형을 지정하고 그에 따른 로봇 구별을 진행하였다. 먼저 자신이 선도로봇일 경우 주변에 있는 장애물을 판단하면서 구동을 하게 된다. 추종로봇인 경우 SURF를 통하여 추출된 이웃로봇의 위치가 자신보다 앞쪽에 있는 로봇을 선도로봇, 자신과 비슷한 선상에 있거나 뒤쪽에 있는 로봇을 추종로봇이라고 판단한다.

4. 로봇의 위치 및 속도 추정 알고리즘

4.1 Edge Detection을 이용한 신뢰 영역 추출

본 논문에서 사용하고 있는 어안 영상은 픽셀 크기가 크기 때문에 움직임 벡터를 추정할 때에 영상의 전체 영역에서 지역 움직임 벡터를 검출하여 이용하면 시간이 증가할 뿐 만 아니라 실제 움직임과는 관계없는 부분까지 신뢰성이 떨어지게 된다. 따라서 본 논문에서는 로봇 영역을 추출하는 것뿐만 아니라 개별 영상에서 Edge detection을 수행하여 Edge가 다수 포함되어 있는 영역만 골라서 움직임 벡터를 추정함으로써 신뢰도를 향상 시켰다. 본 논문에서는 Sobel 연산자와 Canny 연산자를 이용하여 영상의 경계를 검출하고 그에 따른 신뢰가 높은 영역을 결정하였다.

4.2 Lucas-Kanade Optical Flow를 이용한 특징점 추출

Optical Flow는 연속하는 두 프레임 간 차이를 통해 움직임을 추정하는 방법 중 하나로서 영상 프레임이 바뀌어도 픽셀의 밝기는 변하지 않고 객체의 움직임에 비해 시간의 변화가 더 빠르며 공간적으로 인접하는 점들은 동일한 움직임을 나타낸다고 가정한다. 이를 바탕으로 연속하는 두 프레임간에 발생하는 움직임의 방향과 속도를 벡터적으로 나타내는 방식이다.

연속하는 두 프레임간의 밝기의 변화가 없음을 통하여 두 프레임간에 발생하는 Optical Flow는 아래 식 (1)으로 나타낼 수 있다[12,13].

$$f(x, y, t) = I(x, y, t) = I(x + dx, y + dy, t + dt) \quad (1)$$

여기서  $dx, dy, dt$ 는 두 프레임간 변화량을 나타낸다. 이를  $x$ 축과  $y$ 축의 속도성분으로 표현하고 모든 픽셀에 관하여 표현한 행렬에 최소자승법을 적용하면 식 (2)처럼 각축에 대한  $V_x$ 와  $V_y$ 를 추출할 수 있다.

$$A^T A v = A^T b, \quad v = (A^T A)^{-1} A^T b$$

$$\begin{bmatrix} V_x \\ V_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum I_{x_i}^2 & \sum I_{x_i} I_{y_i} \\ \sum I_{x_i} I_{y_i} & \sum I_{y_i}^2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} -\sum I_{x_i} I_{t_i} \\ -\sum I_{y_i} I_{t_i} \end{bmatrix} \quad (2)$$

식 (2)은 일반적인 Optical flow의 움직임 벡터를 나타내며 Lucas-Kanade optical flow 방식은 Gaussian Filter를 추가하여 특징점의 개수를 조절하여 움직임 추정 방식을 개선하였다. 식 (2)에 가우시안 함수  $W, \omega_i$ 를 적용한 것이 Lucas-Kanade optical flow의 속도 성분을 나타내는 식 (3)이다.

$$A^T W A v = A^T W b \quad v = (A^T W A)^{-1} A^T W b$$

$$\begin{bmatrix} V_x \\ V_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum \omega_i I_{x_i}^2 & \sum \omega_i I_{x_i} I_{y_i} \\ \sum \omega_i I_{x_i} I_{y_i} & \sum \omega_i I_{y_i}^2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} -\sum \omega_i I_{x_i} I_{t_i} \\ -\sum \omega_i I_{y_i} I_{t_i} \end{bmatrix} \quad (3)$$

Lucas-Kanade optical flow 방식에서 Gaussian Filter를 사용한 이유는 모든 픽셀에 대하여 움직임 벡터를 구하면 엄청난 연산을 요구되는데 이점을 개선하기 위해서이다. 특징점이 많아지면 적절한 개수의 특징점을 선택하여 그 점들에 대해서만 Optical flow를 적용하면 되는데 일반적인 Optical flow 방식으로는 특징점의 개수를 지정할 방법이 모호하기 때문에 Gaussian Filter를 적용하여 특징점의 개수를 조절하여 움직임을 추정하였다.

또한 이전 과정에서 구한 로봇 영역에 대해서만 Lucas-Kanade optical flow를 적용하기 때문에 전체 영역에 대해서 움직임을 구하는 것보다 빠른 속도로 로봇의 정보를 파악할 수 있다. 그림 9 선도로봇과 추종로봇으로 추출된 각각의 영역에서 특징점을 추출한 것을 보여주며 이런 특징점들의 움직임 벡터를 그림 10과 같이 나타낸다. 로봇의 움직임이 발생했을 때 이웃 로봇들의 영역에서 움직임 벡터를 얻고 이 중에서 올바른 데이터를 추출하기 위해 정렬하는 과정을 먼저 진행한다. 이 과정에서 나온 추정치를 이용하여 로봇의 속도와 방향을 얻고 로봇의 영역을 계속 수정하면서 다른 로봇들의 움직임을 파악하는 과정을 반복하게 된다.

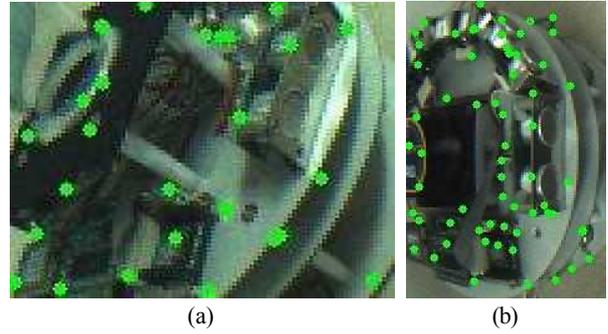


그림 9. (a) 선도로봇의 Optical Flow 특징점 (b) 추종로봇의 Optical Flow 특징점.

Fig. 9. (a) The feature points of the leader robots using optical flow (b) The feature points of the follow robots using optical flow.



그림 10. 선도 로봇의 움직임 벡터.  
Fig. 10. Moving vectors of the leader robot.

4.3 위치 보정 알고리즘

어안렌즈의 왜곡 때문에 로봇이 직진하고 있더라도 어안 영상 상에서는 곡선으로 움직이게 된다. 본 논문에서는 이 부분을 보정하기 위하여 어안 영상에서 추출된 좌표를 보정하여 이용하였다. 그림 11은 어안렌즈의 투영모델을 나타내며  $F$ 는 초점 거리,  $(x_d, y_d)$ 는 왜곡 보정하기 전의 좌표,  $(x_u, y_u)$ 는 왜곡 보정 후의 좌표를 나타낸다. 보통 calibration은 backward mapping을 통하여 보정 후의 좌표에서 보정전의 좌표를 구하지만 본 논문에서는 로봇의 좌표만 추출하기 때문에 forward mapping을 통하여 좌표를 추출하였다.

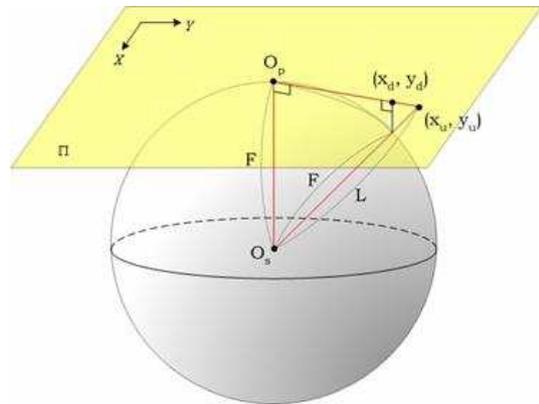


그림 11. 어안렌즈 투영 모델[14].  
Fig. 11. Fisheye projection model [14].

$$(x_u, y_u) = \left(x_d \frac{L}{F}, y_d \frac{L}{F}\right) \quad (4)$$

$$L = \frac{F^2}{\sqrt{F^2 - r_d^2}} \quad (5)$$

식 (4)는 보정 전의 좌표를 이용하여 구한 보정 후의 좌표를 나타내며 식 (5)은 보정 전의 좌표 정보만을 이용하여 보정 후의 좌표를 구하는  $L$ 을 나타낸다. 여기서  $r_d$ 는 원점에서  $(x_d, y_d)$  좌표까지의 거리를 나타낸다.

### III. 시뮬레이션

본 논문에서는 멀티로봇의 대형제어 알고리즘의 개선을 위하여 어안 영상과 물체 추적 알고리즘을 추가하였다. 대형 제어 알고리즘은 3대의 로봇이 삼각 형태의 대형을 유지하다가 직선 대형으로 변형하는 기본적인 대형 제어 알고리즘을 이용하여 어안 영상을 이용한 물체 추적 알고리즘의 신뢰성을 강조하였다. MATLAB 시뮬레이션을 통하여 대형 제어 알고리즘의 신뢰성을 검증하였다. 그림 12는 로봇 3대가 대형을 유지하며 움직이는 경로를 보여주고 있다. 여기서 파란

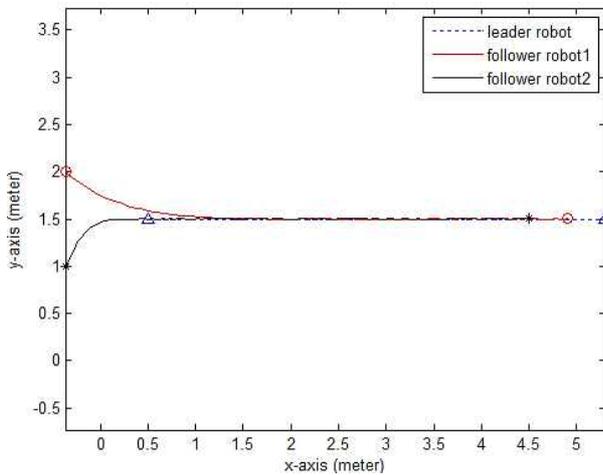


그림 12. 선도 로봇과 추종 로봇들의 x, y 위치.  
Fig. 12. The x-y-position of the leader robot and follower robots.

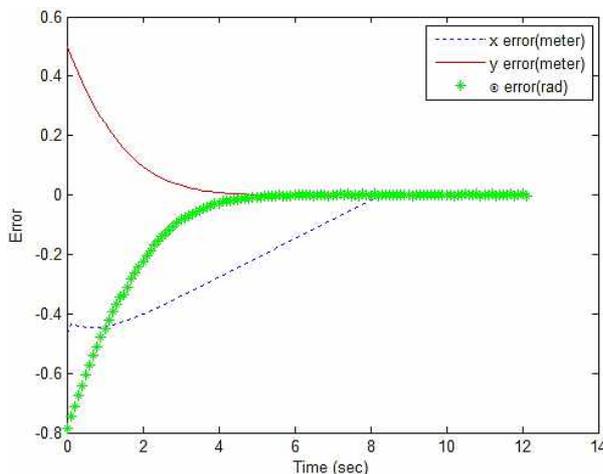


그림 13. 추종 로봇 1: x, y,  $\theta$  오차.  
Fig. 13. The follower robot1: x Error, y Error,  $\theta$  Error.

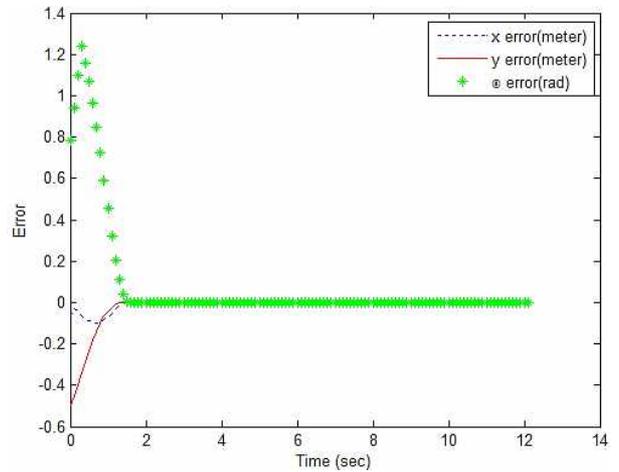


그림 14. 추종 로봇 2: x, y,  $\theta$  오차.  
Fig. 14. The follower robot2: x Error, y Error,  $\theta$  Error.

색 점선은 선도 로봇의 위치, 위쪽의 빨간색 실선은 추종 로봇 1, 아래쪽의 검정색 실선은 추종 로봇 2의 위치를 나타낸다. 그림 13 waypoint와 추종 로봇 1 위치와 각도의 오차, 그림 14 추종 로봇 2의 오차를 나타낸다. 그림 13 및 그림 14에 나타난 것과 같이 추종 로봇 1과 추종 로봇 2의 선도 로봇과의 궤적 오차가 0에 수렴하여 선도 로봇을 잘 추종하고 있음을 보여 주고 있다.

### IV. 실험

#### 1. 실험 환경

본 논문에서 제안한 알고리즘을 검증하기 위하여 실험 환경을 구축하였다. 그림 15(a)에서 보는 것과 같이 로봇의 위치를 파악할 수 있도록 색깔 패치를 붙이고 카메라를 천장에 설치하였다. 이 카메라를 통한 영상을 이용하여 로봇들의 위치를 추적하고 이를 바탕으로 실험 결과를 검증하였다. 또한 바닥은 특징점이 없고 색깔 패치 인식이 용이한 실험을 위해 무광택으로 도색이 되어 있는 로봇축구 경기장을 이용하였다. 그림 15(b)에서 보는 것과 같이 전역 영상을 이용한 위치 추적 프로그램은 카메라를 통하여 들어온 색깔 패치는 파란색의 팀 색깔, 개별인식 색깔을 인식하여 로봇을 분류하며 팀 색깔과 개별인식 색깔간의 중심선 방향을 로봇의 방향, 팀 색깔의 중심을 로봇의 위치로 판단하게 된다. 단위 시간마다 로봇의 위치를 텍스트로 저장하도록 테스트 프로그램이 구현되어 있다.



(a)

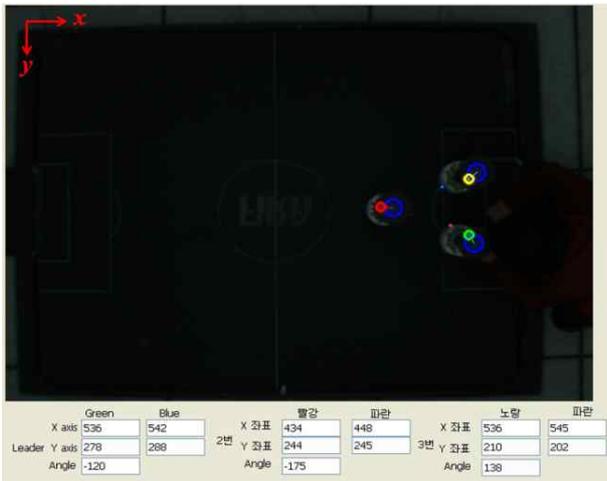
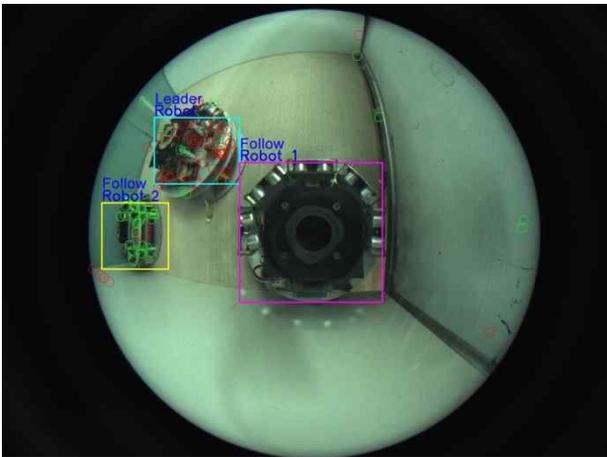
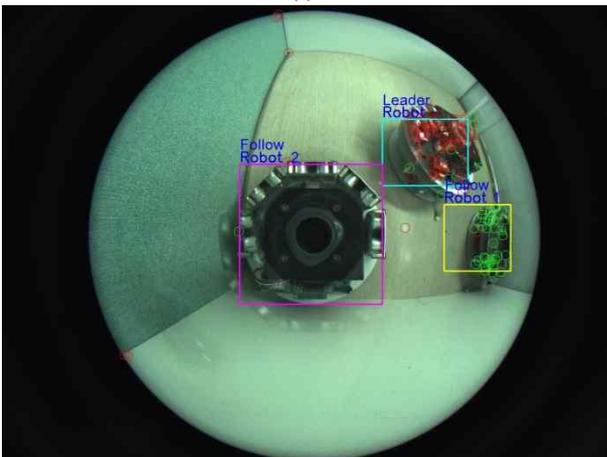


그림 15. (a) 실험 환경 (b) 전역 영상을 이용한 위치 추적 프로그램.

Fig. 15. (a) The experiment environment (b) The position tracking program using global vision system.



(a)



(b)

그림 16. (a) 추종 로봇1에서 추출한 선도 로봇과 추종 로봇2 (b) 추종 로봇2에서 추출한 선도 로봇과 추종 로봇1.

Fig. 16. (a) The leader robot and follower robot 2 in image of follower robot 1 (b) The leader robot and follower robot 1 in image of follower robot 2.

2. 로봇 위치 추정 실험 결과

로봇의 추적하기 위하여 먼저 로봇의 위치를 추정하여야 한다. 본 실험에서는 외부 왜인이 없고 로봇이 정지한 상태에서 추종 로봇 각 위치에서 선도 로봇과 다른 추종 로봇을 추출한 실험을 진행하였다. 그림 16은 로봇의 위치를 추정한 결과를 보여준다.

3. 위치 보정 실험 결과

위 실험 결과에서 추출한 로봇의 위치는 어안 영상의 왜곡을 가지고 있기 때문에 이를 보정하는 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 선도 로봇을 직진시킨 후 선도 로봇의 위치를 얻어 보정하는 실험을 진행하였다. 보정 전의 초기 좌표는 (212, 85)이며 보정 후의 초기 좌표는 (247, 99)이다. 등속도로 이동하는 로봇의 좌표를 추출했기 때문에 각 스텝마다 일정한 픽셀만큼 증가해야 한다. 그러나 보정 전의 x, y 좌표의 오차가 큰 결과를 얻은 반면에 보정 처리를 한 후의 실험 결과를 보면 동일한 x 좌표로 일정한 픽셀만큼 직진하고 있음을 확인할 수 있다.

4. 대형유지 알고리즘 실험 결과

시뮬레이션 한 대형유지 알고리즘의 실용성을 검증하기 위하여 3대의 로봇을 이용하여 실험하였다. 1대의 선도 로봇과 2대의 추종 로봇으로 구성된 시스템에서 각 로봇에 부착된 어안 카메라를 통하여 얻은 영상을 분석하여 다른 로봇들의 위치를 분석하여 이동해야 할 방향과 속도를 결정하고 움직이면서 대형을 유지하는 알고리즘을 실험하였다.

그림 15(b)의 Global Vision System에서 얻은 각 로봇들의 위치를 분석한 결과는 각 로봇의 x-y 위치로 표현되며 그림 17과 같은 그래프를 얻을 수 있었다. 그림 17에서 파란색 점선

표 1. 보정 결과.

Table 1. The calibration result

step	보정 전 좌표 오차(pixel)		보정 후 좌표(pixel)	
	x	y	x	y
1	0	0	0	0
2	-19	-35	0	7
3	-43	-107	1	8
4	-61	-212	4	-11
5	-86	-320	6	35

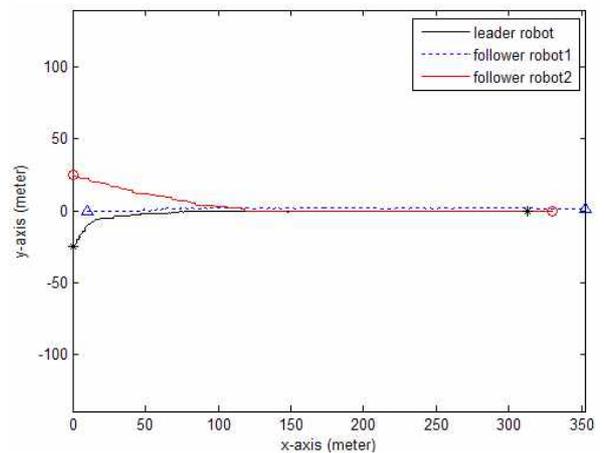


그림 17. 선도 로봇과 추종 로봇들의 x, y 위치.

Fig. 17. The x-y-position of leader robot and follower robots.

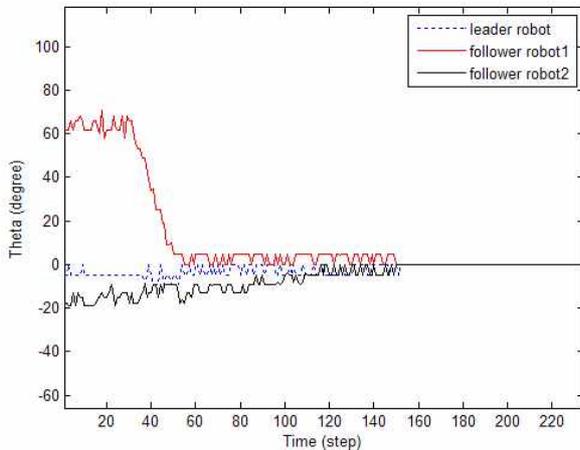


그림 18. 선도 로봇과 추종 로봇들의 각도.

Fig. 18. The angle of the leader robot and follower robots.

은 선도 로봇의 위치, 위쪽의 빨간색 실선은 추종 로봇 1의 위치와 아래쪽의 검정색 실선은 추종 로봇 2의 위치를 나타낸다. 그림 18에서 나타내는 선의 색은 동일하며 대형 유지 알고리즘 진행 중의 각도를 나타낸다. 실험 결과가 시뮬레이션 한 결과와 유사하게 나왔음을 확인할 수 있으며 어안 영상과 물체 추적을 기반으로 한 대형 유지 알고리즘이 멀티로봇의 대형 유지 시스템에 적합하며 많은 대형 유지 시스템에 적용이 가능함을 확인하였다.

## V. 결론

본 논문에서는 로봇의 상단부에 설치된 유리관 끝 부분에 어안렌즈가 부착되어 있고 바닥을 향해 있는 카메라에서 얻은 영상에 SURF와 Optical Flow를 기반으로 한 멀티로봇 대형 제어 알고리즘을 제안하였다. 기본 로봇 이미지와 어안 이미지에 SURF를 적용하여 이웃로봇의 영역을 찾아내고 이 영역에 대해서만 Optical Flow를 적용한다. 이런 시스템을 바탕으로 움직이는 이웃로봇의 상대적인 정보(방향, 속도)를 바탕으로 한 대형 제어 알고리즘을 제안하였다. Matlab 시뮬레이션으로 대형 제어 알고리즘의 안정된 성능을 검증하였으며 실제 어안 카메라가 부착된 로봇을 이용한 실험을 통하여 이웃로봇의 상대 정보를 바탕으로 대형 제어 하는 알고리즘의 성능을 검증하였다. 실험 결과로 나온 데이터를 보면 이웃로봇의 상대 정보를 이용하여 안정된 대형 제어를 하고 있음을 확인할 수 있다. 본 논문에서 제안한 알고리즘은 기존 반사경을 이용한 전방향 영상을 기반으로 한 대형 제어 시스템보다 안정적이 영상을 기반으로 이웃로봇이 있는 영역만을 추출하여 알고리즘을 적용하였기 때문에 연산량과 속도면에서 좋은 결과를 얻었다. 또한 로봇 개별로 붙어 있는 카메라를 통하여 이웃로봇들의 위치를 판단하고 주변 환경정보를 활용할 수 있는 연구에 대한 확대에 기여할 수 있었다.

추후 연구를 통하여 본 논문에서 제안한 로봇 시스템을 이용하여 장애물 회피 알고리즘과 대형 제어 알고리즘이 융합된 시스템을 연구를 진행할 예정이며 또한 상대정보와 절대 정보를 결합하여 대형 제어하는 알고리즘에 대한 연구, 어안 렌즈 영상을 이용한 로봇의 자세를 추적에 관한 연구도 진행할 예정이다.

## REFERENCES

- [1] S. R. Moon, B. S. Park, Y. H. Choi, and J. B. Park, "Leader-following approach based adaptive formation control for mobile robots with unknown parameters," *Transaction of KIEE*, vol. 60, no. 8, pp. 1592-1598, Aug. 2011.
- [2] G. H. Eoh, J. D. Jeon, J. S. Choi, and B. H. Lee, "Multi-robot cooperative formation for overweight object transportation," *System Integration (SII), 2011 IEEE/SICE International Symposium on*, pp. 726-731, Dec. 2011.
- [3] Y. Touahmi, N. Burlutskiy, K. W. Lee, and B. H. Lee, "Congestion avoidance for multiple micro-robots using the behaviour of fish schools," *International Journal of Advanced Robotic Systems*, vol. 9, Mar. 2012.
- [4] L. Chaimowicz, B. Grocholsky, J. F. Keller, V. Kumar, C. and J. Taylor, "Experiments in multirobot air-ground coordination," *Robotics and Automation, Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Robotics & Automation*, vol. 4, pp. 4053-4058, Apr. 2004.
- [5] Y. Yagi, "Multibody motion estimation and segmentation from multiple central panoramic views," *Robotics and Automation, ICRA '03. IEEE International Conference on*, vol. 1, pp. 571-576, Sep. 2003.
- [6] Y. Yagi, "Omni-directional sensing and its applications," *IEICE Trans, INF. & SYST.*, vol. E82-D, no. 3, pp. 568-579, Mar. 1999.
- [7] T. E. Boulton, R. Micheals, X. Gao, P. Lewis, C. Power, W. Yin, and A. S. Erkan, "Frame-rate omnidirectional surveillance and tracking of camouflaged and occluded and targets," *Second IEEE Workshop on*, pp. 48-55, Jun. 1999.
- [8] V. N. Peri and S. K. Nayar, "Generation of perspective and panoramic video from omnidirectional video," *Proc. of DARPA Image Understanding Workshop*, New Orleans, May 1997.
- [9] K. Miyamoto, "Fish eye lens," *Journal of Optical Society of America*, vol. 54, pp. 1060-1061, Aug. 1964.
- [10] A. Basu, et al., "Alternative models for fish-eye lenses," *Pattern Recognition Letters*, vol. 16, pp. 433-441, 1995.
- [11] H. Bay, E. Andreas, T. Tuytelaars, and L. V. Gool, "Speeded-up robust features," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 110, no. 3, pp. 346-359, Jun. 2008.
- [12] J. Chang, "Digital image translational and rotational motion stabilization using optical flow technique," *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, vol. 48, no. 1, pp. 108-115, Feb. 2002.
- [13] S. M. Kim, J. H. Lee, S. G. Roh, and S. Y. Park, "The study of pre-processing algorithm for improving efficiency of optical flow method on ultrasound image," *Journal of IEEK*, vol. 47, no. 5, pp. 24-32, Sep. 2010.
- [14] W. Y. Jeong and K. M. Lee, "CV-SLAM: a new ceiling vision-based SLAM technique," *Intelligent Robots and Systems (IROS 2005), IEEE/RSJ International Conference on*, pp. 3195-3200, 2005.
- [15] T. K. Yang, W. Y. Choi, and J. M. Lee, "Localization of multiple robots in a wide area," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 16, no. 3, pp. 293-299, Mar. 2010.
- [16] A. Bakowski and G. A. Jones, "Video surveillance tracking using color region adjacency graphs," *Image Processing and its Applications, Conference Publication*, no. 465, pp. 794-798, 1999.
- [17] H. Tao, H. S. Sawhney, and R. Kumar, "Object tracking with bayesian estimation of dynamic layer representations," *IEEE*

- Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 24, no. 1, pp. 75-89, Jan. 2002.
- [18] J. H. Shin, D. H. Nam, G. J. Kwon, and S. K. Jung, "Non-metric fish-eye lens distortion correction using ellipsoid model," *HCI Conference Publication*, pp. 83-89, Jan. 2005.
- [19] G. H. Kim, D. Y. Lee, and K. N. Lee, "Formation of mobile robots with inaccurate sensor information," *Transactions on Control Automation and Systems Engineering*, vol. 3, no. 4, pp. 203-209, Dec. 2001.
- [20] T. D. Nguyen, J. H. Kim, S. H. Kim, H. J. Yang, G. S. Lee, J. Y. Chang, and N. W. Eum, "A novel interaction method for mobile devices using low complexity global motion estimation," *ETRI Journal*, vol. 34, no. 5, pp. 734-742, Oct. 2012.
- [21] S. Y. Lee, "Use of optical flow information with three cameras for robot navigation", *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 18, no. 2, pp. 110-117, Feb. 2012.
- [22] H. I. Kim and G. S. Kim, "Development of a Robot's Visual System for Measuring Distance and Width of Object Algorithm", *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 17, no. 2, pp. 88-92, Feb. 2011.



#### 최윤원

2009년 영남대학교 전기공학과 졸업.  
2011년 동 대학원 전기공학과 석사.  
2011년~2013년 동 대학원 로봇공학과 박사과정 수료. 2013년~현재 한국전자통신연구원. 관심분야는 Image Processing, Robotics, Omni-Directional Vision, Multi-robot.



#### 김종욱

2006년 영남대학교 기계공학과 졸업.  
2008년 동 대학원 전기공학과 석사.  
2009년~2011년 동 대학원 전기공학과 박사과정 수료. 2008년~현재 한국전자통신연구원. 관심분야는 자동차 IT플랫폼, Robotics.



#### 최정원

1995년 영남대학교 전기공학과 졸업.  
2002년 동 대학원 전기공학과 박사.  
2003년~2006년 (주)STX 중공업. 2009년~현재 영남이공대학 전기자동차과 교수. 관심분야는 Control Theory.



#### 이석규

1979년 서울대학교 전기공학과(공학사).  
1981년 동 대학원 석사. 1990년 UCLA 제어공학과 박사. 1982년~현재 영남대학교 전기공학과 교수. 관심분야는 Control Theory, Robotics.