

퍼지 이론을 사용한 Sensor-based Local Homing 알고리즘 개발

방 석원*, 이 지연**, 김 성도*, 유 원필*, 정 명진*

한국과학기술원 전기 및 전자공학과*

한국과학기술원 전자계산학과**

Sensor-based Local Homing Algorithm using Fuzzy Theory

S.W. Bang*, J.Y. Lee**, S.D. Kim*, W.P. Yoo*, M.J. Chung*

Dept. of Electrical Engineering, KAIST*

Dept. of Computer Science, KAIST**

Abstract

The most important technique for an indoor robot navigation is to find out the direction and the distance from the current location to the destination through the information achieved from the sensor. For this purpose, we suggest sensor-based local homing method which compares the destination sensory data with the current location.

As for the sensors, we use the CCD camera and the ultrasonic sensor, and recorded entire 360 degree panoramic data. We match the features of the image data, and the distance and the direction of the matched point will be considered as fuzzy numbers. Through a simple fuzzy arithmetic, we infer the geometric relations between the current location and the destination location.

1. 서론

최근 로봇공학의 발달로 로봇은 산업 현장 및 공공장소, 일반 가정에 이르기 까지 그 응용 범위가 확대되고 있다. 특히 과거 고정식의 로봇 매뉴플레이터에서 이제에는 이동형 로봇의 요구가 더욱 절실한 실정이다. 이는 인간이 하기에 위험하거나 어렵다든지 또는 단순 반복의 무미건조한 작업을 로봇으로 대체한다는 사회적 목적에서 뿐만 아니라, 좀 더 인간을 닮게하고 비슷한 능력을 갖추게 하고 싶은 학문적 욕구에 의해서도 더욱 강조되고 있다.

현재까지, 이동형 로봇에 관한 연구는 여러 가지 형태로 세계 도처에서 다양하게 진행되어 왔다. 이중 실내용 로봇 navigation분야는 현재 이동형 로봇의 가장 중요한 연구 과제이다. 이동형 로봇이 갖추어야 할 가장 기본적인 능력은 현재 지점에서 목표지점까지 찾아가는 것이다. 이를 위해서는 현재의 위치를 파악하고 목표점과의 기하학적 관계를 추론할 능력이 요구된다. 그런데 로봇의 활동범위가 확대됨으로써 주변 환경에 관한 사전 정보 확보가 어려운 경우나 정보를 획득할 수 있더라도 그 양이 방대하여 효과적으로 처리하기 힘든 경우가 많이 나타나고 있다. 이러한 환경 하에서 이동형 로봇이 목표지점까지 효과적으로 이동하기 위해서는 다양한 센서들

사용하여 주변환경에 대한 정보를 획득하고 여기서 현재의 위치와 목표지점으로서의 경로를 추론하는 것이 가장 중요한 과제가 된다. 이러한 이유로 여러 센서로부터 얻은 정보를 얼마나 효과적으로 처리하여 로봇의 현재 위치를 파악하느냐 하는 문제와 새롭게 얻은 정보를 효율적으로 저장하는 방법은 무엇인가 하는 문제는 가장 중요한 연구대상이 되어왔다. 그러나 현재까지 개발된 방식들은 여러 가지 한계와 문제점을 내포하고 있는데 간략히 언급하고 그 문제점을 기술해 보겠다.

이동형 로봇의 항법은 여러 방식으로 분류할 수 있으나 주변환경의 기하학적 정보를 추론하는 방법에 따라 크게 model-based navigation과 image-based navigation으로 분류할 수 있다. Model-based navigation은 이미 알고 있는 3차원 map 정보와 현재 위치에서 카메라 등을 통하여 얻은 데이터에서 계산해낸 3차원 정보를 비교하여 현재 상태를 파악하는 방식이다[1]. Stereo vision, laser range finder, 초음파 센서 등을 이용한 형태가 여기에 해당된다. 그런데 이러한 방식은 미리 엄청난 양의 3차원 정보를 알고 있어야하며 또한 2차원 영상과 같은 센서 데이터로부터 3차원 정보를 추출해야 하므로 일반적으로 엄청난 계산과 메모리 양을 요구한다. 현재까지 이러한 문제를 해결하기 위한 각종 연구가 있었지만 근본적으로 3차원 상에서의 연산들이 요구되므로 그 한계가 있다고 본다. 이와 반면에 image-based navigation 방식은 좀 더 적은 양의 연산과 메모리를 요구한다. 여기는 크게 3가지 부류- motion analysis [2], associated homing [3], landmark-based navigation [4] -가 있다. 이들은 이미 알고 있는 장소의 일정한 형태의 데이터와 현재 위치의 데이터간의 비교에 의하여 기하학적 정보를 추론한다. 이때 사용되는 데이터는 주로 영상 데이터가 된다. 그러나 일반적으로 model-based navigation 방식보다 정확도가 떨어지고 거리 상으로 짧은 범위 내에서만 이용할 수 있는 문제점이 있다.

그러나 최근 이러한 문제를 해결하기 위한 방식으로 image-based local homing[5]이 제안 되었다. 이 방법은 간단한 mirror구조를 이용하여 전방향(omnidirectional)의 수평선 영상 데이터를 획득하여 이를 이미 확보해놓은 목표지점의 데이터와 비교함으로써 현재의 위치를 파악하고 경로를 계획하는 방법이다. 만약 로봇의 활동공간이 실내이고 수평으로만 움직인다면 이 방식은 적은 량의 데이터만을 사용하여 짧은 시간 내에 추론할 수 있으므로 아주 효과적인 방법이다. 그러나 이 방식은 일차원의 데이터만 사용하여 추론하므로 정확한 해를 구할 수 없고 간단한 몇 개의 규칙으로부터 근사적인 값을 추정할 뿐이었다.

본 연구에서는 CCD 카메라 와 초음파 센서를 사용하여

미리 목표지점의 전방향 센서 데이터를 확보하고 현재 지점의 센서 데이터와 비교를 통하여 현재지점과 목표지점의 관계를 알아내는 Sensor-based local homing 방식을 개발하였다. 또한 각 센서의 장점을 이용하여 각 데이터의 부정확성 (uncertainty)을 줄이는 퍼지 연산 방법을 이용하였다. 실험 환경은 실내 복도와 실험실 내에서 실시하였고 목표점과 현재 점과의 위치관계를 2m 범위 내로 한정하였다.

II. Sensor-based local homing

본 연구에서는 실내 환경에서 효과적으로 사용할 수 있는 sensor-based local homing 방식을 개발하였다. 여기서 sensor-based란 두 종류 이상의 sensor 데이터를 사용한다는 의미로 사용하였다. 여러가지 sensor 사용할 수 있으나 본 연구에서는 CCD camera와 ultrasonic sensor를 사용하였다. Homing이란 로봇이 알고 있는 목표지점만을 향해 운행하는 것이다. 그리고 이 로봇은 이런 목표지점만 찾아가는 능력만을 갖고 있다. Local이란 목표지점을 여러개 확보한 다음 그중 가장 가까운 한 목표지점만을 찾아가고 그것이 성공한 후 다음의 목표를 차례로 찾아가는 방식을 의미한다.

그림 2.1은 목표점 T와 현재점 C에서 동일한 지점 F와의 기하학적 관계를 2차원 평면에서 나타낸 것이다. T와 C 지점의 좌표축은 각각 평행이다. 여기서 두 지점의 관계는 식 2.1로 나타낼 수 있다.

$$l = \sqrt{r_t^2 + r_c^2 - 2r_t r_c \cos(\theta_t - \theta_c)} \quad 2.1$$

$$\alpha = \tan^{-1} \left(\frac{r_t \sin(\theta_t) - r_c \sin(\theta_c)}{r_t \cos(\theta_t) - r_c \cos(\theta_c)} \right)$$

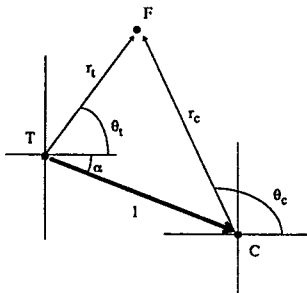


그림 2.1 목표점, 현재점, 특징점의 기하학적 관계

여기서 F는 주변의 특징점에 해당되며 T지점과 C지점에서 동일한 지점 F의 방향과 거리 θ_t , θ_c , r_t , r_c 을 알 수 있다면 T지점과 C지점사이의 관계 α , l 을 알 수 있다. 본 연구에서는 영상 데이터를 사용하여 θ_t , θ_c 를 알아내고 초음파 데이터를 사용하여 r_t , r_c 를 추론하였다. 이때 센서 데이터는 많은 부정확성을 포함하고 있으며 특히 초음파 데이터의 경우 30° 범위 내에서 가장 가까운 지점까지의 거리를 의미하므로 많은 불확실성을 포함하고 있다고 할 수 있다. 그러나 이러한 특징점 다수에 대하여 식 2.1이 적용된다면 좀 더 믿음직한 정보를 추론할 수 있다. 이를 위하여 퍼지 연산을 사용하였다.

아래 그림 2.2는 전체 sensor-based local homing 알고리즘을 개략적으로 나타낸 것이다.

III. 센서 데이터의 획득 및 저장

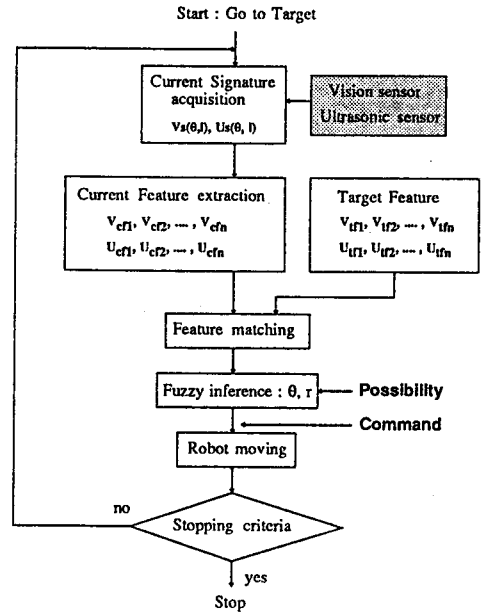
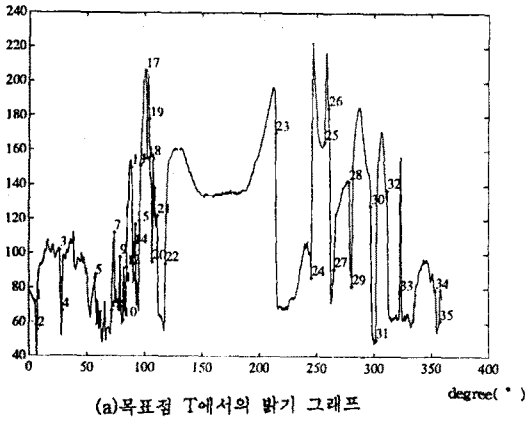


그림 2.2 Sensor based local homing 알고리즘

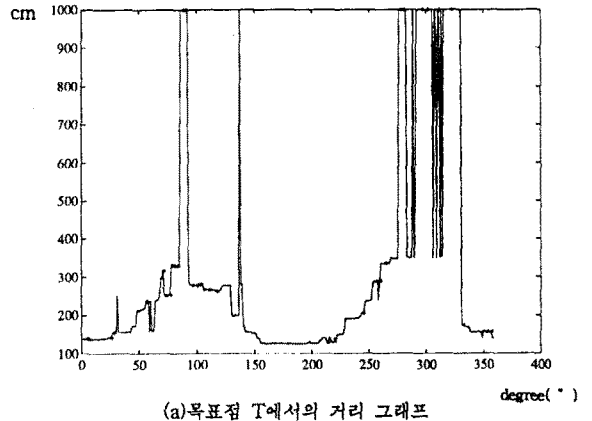
CCD 카메라와 초음파 센서는 이동형 로봇에서 가장 일반적으로 널리 사용하는 센서이다. 본 연구에서는 전방향으로 0.1° 의 정확도로 회전가능한 scanner를 사용하여 전방향 센서 데이터를 다수의 목표지점에서 미리 확보하였다. 이때 로봇은 항상 평행으로 움직이고 수평 방향으로만 이동하며 기울어지지 않는다는 조건이 필요하다. 이러한 조건이 만족될 경우 카메라와 동일 수평면상의 지점은 항상 영상의 중심 수평선 상에 포착되게 된다. 영상 데이터는 회전각도는 0.5° 의 간격으로 측정하고, 수평방향의 영상의 밝기(intensity)를 수평면에 대하여 1° 범위 내의 값을 평균하며 수직높이 1.2m 지점에서 획득하여 정리하였다. 그림 3.1은 영상 데이터의 한 예이다. 초음파 데이터는 1° 간격으로 높이 1.2m 지점에서 수평방향으로 초음파를 쏘고 첫번 째로 반사되어 오는 초음파의 시간을 측정하여 음속을 사용해 계산하여 거리로 환산한 것이다. 이때 측정은 1cm 단위로 하였다. 그러나 초음파 센서는 빔 폭이 30° 정도이므로 30° 각도내의 가장 가까운 점까지의 거리라 생각할 수 있다. 그림 3.2는 그림 3.1의 각지점에서의 초음파에 의한 거리를 표현한 것이다. 여기서 10m 이상은 측정하지 않았다.

IV. Feature 추출 및 matching

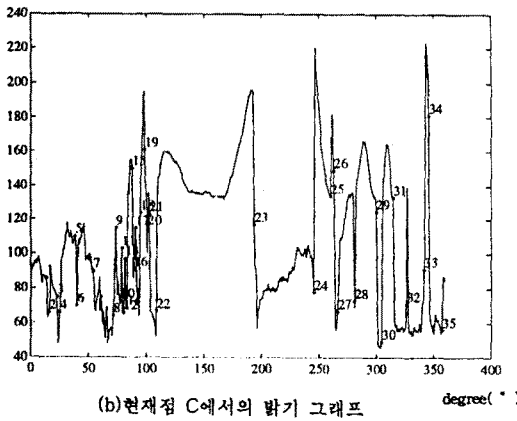
실내 환경의 영상은 대체로 수직과 수평 방향의 선분들로 구성되어 있다. 그러나 1.2m 높이의 주변은 주로 수직 선분들로 구성되어 있음을 알 수 있다. 이러한 이유로 360° 전방향의 영상 데이터에서 수직 경계선(edge)에 해당되는 밝기의 변화가 큰 점들을 특징점으로 사용하였다. 이러한 특징점은 측정 위치가 변하더라도 기울지만 않는다면 다시 특징점으로 포착된다. 그림 3.1에서 *로 표시가 된 부분들이 특징점에 해당된다. 각각의 특징 점에 대하여 몇 가지 속성들을 추출하여 정리하게 된다. 즉 특징 점의 변화량, 변화의 방향, 특징점 주변의 밝기의 크기, 다음 특징점까지의 거리등이 속성에 해당된다. 초음파 데이터의 경우는 초음파의 특성상 30° 이내의 지점중 가장 가까운 지점의 거리가 측정될 가능성



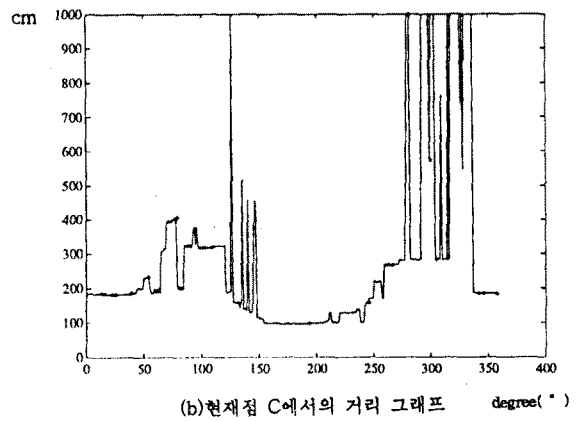
(a) 목표점 T에서의 밝기 그래프



(a) 목표점 T에서의 거리 그래프



(b) 현재점 C에서의 밝기 그래프



(b) 현재점 C에서의 거리 그래프

그림 3.1 360° 전방향의 밝기의 크기 그래프 (* 특징점)

그림 3.2 360° 전방향의 초음파 거리측정 그래프(* 특징점)

이 높으므로 일정한 값이 연속적으로 나타나는 경향이 있다. 이러한 이유로 일정한 값이 연속되는 구간으로 구분하고 각 구간의 평균값과 구간의 폭을 속성으로 추출하였다.

목표점과 현재점에서의 데이터 matching은 영상 데이터를 사용하여 실시하였다. 이때 두 데이터에서 추출한 특징점의 속성을 이용하여 실시하였다. 그림 3.1에서 *표시 열의 숫자는 특징점의 번호에 해당되며 이 경우 목표점과 현재점의 (4, 6), (7, 9), (13, 19), (14, 20), (23, 23), (25, 25), (29, 30), (30, 31), (31, 32)번이 각각 matching 되었다.

V. 퍼지 추론 및 연산

식 2.1에서 $\theta_0, \theta_n, r_n, r_c$ 의 값이 정확하다면 목표점과 현재점의 거리와 방향은 정확히 계산되었을 것이다. 그러나 이 변수들은 불확실성이 포함된 센서 데이터에서 알 수 밖에 없다. 기존의 여러 연구에서는 확률, 통계적 방식으로 센서를 모델링[6] 하여 센서 데이터에 의한 정보를 융합하였다. 본 연구의 경우 영상 데이터를 사용한 matching은 대체로 정확하였고 이때의 각도에 의한 오차는 크지 않지만 초음파에 의한 거리 데이터는 많은 불확실성이 내포되어 있었다. 이 경우 초음파 센서를 모델링하는 것은 쉽지 않다. 왜냐하면 여러 가지 기하학적 경우에 대하여 다양한 형태로 반응하기 때문에 각각의 경우에 따라 정확도와 오차는 매우 차이가 난다. 그러므로 측정된 데이터를 얼마나 신뢰할 것인지 오차를 얼마나 줄 것인가에 대한 판단은 더욱 어렵다. 이러한 경우 기존의 확률적 접근은 적당하지 않다. 본 연구에서는 퍼지이론의 가능성

개념을 사용하여 이러한 어려움을 극복해 보았다. 즉 특정한 각도에서 얻은 거리 정보를 그 주변의 정보를 사용하여 새로운 값을 추정해 내었다. 그러나 이 경우 어떤 특정한 한 값으로만 추정할 수 없다. 왜냐하면 실제로 존재할 가능성이 있는 값은 매우 다양하기 때문이다. 그러므로 어떤 가능성을 포함한 값의 범위로 추정될 것이다. 그리고 추정된 범위 내의 특정 값이 실제 값일 정도를 객관적인 확률분포로 근사화 하는 것이 아니라 주관적인 판단에 의한 가능성으로 표현하였다. 이때 초음파 데이터를 많이 접해본 전문가의 규칙을 사용한다. 이것은 몇 개의 경우로 환경을 분류하고 이를 이용하여 추론한다면 가능할 수 있다. 특히 실내 환경은 기둥, 벽, 모서리, 코너 등 비교적 기하학적으로 단순한 모양으로 되어 있다. 이러한 이유로 특정한 각도로 어떤 측정값이 얻어졌을 때 그 주변의 측정된 형태를 이용, 몇 가지의 규칙을 사용하여 그 값을 추정하고 각 값에 퍼지 이론의 가능성을 주는 퍼지화를 하였다. 가능성의 분포는 불확실성의 정도를 표현할 수 있다. 예를 들면 일정한 값이 연속적으로 나오는 구간의 값은 구간의 중심에서 먼수록 오차가 클 가능성이 있다. 그리고 측정된 거리 값보다 거리 값이 작을 가능성보다 클 가능성이 크다. 이상과 같은 다양한 규칙을 사용하여 거리 값을 퍼지수화 하였다. Matching에 의한 각도 값도 퍼지수화 하였다. 이 경우는 간단히 밝기의 변화가 큰 점일수록 각도의 범위를 적게 하였다. 이는 좀더 믿음만한 경우라고 판단 되었기 때문이다. 퍼지집합의 형태는 삼각형의 형태로 나타내었다. 이렇게 얻은 퍼지수를 식 2.1에 대입하여 연산한다. 이를 위하여 본 연구에서는 extension principle을 사용한 퍼지연산 알고리즘을 개발하여 연산하였다.

그림 3.1에서 특징점 (4, 6)번의 연산결과 퍼지집합이 나오게 되는데 이를 무게중심법을 사용하여 결과 값을 추정한다. 이 경우 65cm, -114° 가 계산결과로 나왔다.

VI. 실험 결과

CCD camera와 Ultrasonic sensor를 하나로 묶은 scanner를 사용하여 전방향의 intensity와 range 정보들 각각 0.5° 와 1° 간격으로 얻는다. 그림 6.1은 실험에 사용한 scanner와 이동할 수 있도록 되어 있는 기구부를 나타낸 것이다. 그림 6.2는 그림 3.1의 목표점과 현재 점에서의 전방향 영상이다. 이 영상에서 수평 중심이때 두점사이의 관계는 목표점에서 거리 67cm, 각도 244° 의 위치에 현재점이 존재한다. 실험은 넓은 로비와 복도등 실내 환경에서 실시하였으며 두 지점간의 거리는 2m 로 제한 하였다. 여러 번의 실험을 통하여 각도와 거리 측정값을 퍼지화 하는 규칙을 수정해 보았다. 표 6.1은 그림 3.1에 해당되는 결과를 나타낸 것이다. 이 경우 최종적으로 matching된 지점은 (4, 6), (8, 9), (23, 23), (25, 25) 4개이며 각각의 matching에 대한 연산 결과물 거리 데이터를 그냥 사용한 경우, 퍼지 싱글본을 사용한 경우, 퍼지집합을 이용 무게 중심법을 사용한 경우로 구분하여 정리한 것이다.

V. 결론 및 추후과제

본 연구에서는 초음파 센서와 카메라 센서를 사용하여, 현재점과 가까운 거리의 목표점과의 기하학적 관계를 추정하는 sensor-based local homing 방법을 개발하였다. 각 지점의 데이터는 적은 양의 메모리를 요구하므로 많은 수의 목표점의 데이터를 저장할 수 있으며 연산 속도도 빠르다. 퍼지이론을 사용하여 센서 데이터의 불확실성을 다루었고 좀 더 정확한 결과를 얻을 수 있었다. 추후로는 실제 이동형 로봇을 사용하여 넓은 범위의 실내환경에 적용하고, 원형의 거울 등을 사용하여 전방향 영상을 고속으로 얻을 수 있게하여 처리 속도를 증가시키고, 각 목표점 사이의 경로 계획 알고리즘을 개발하는 등의 과제가 있다.

Reference

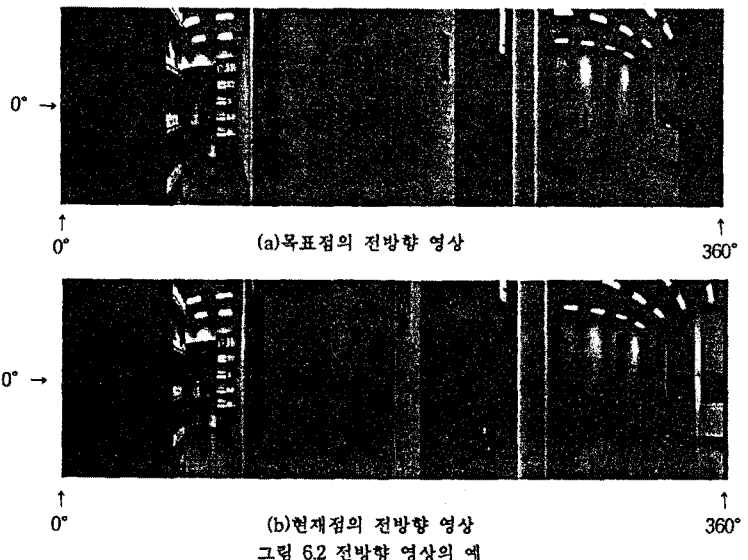
- [1] Claude Fennema, Allen R. Hanson, Edward Riseman, J. Ross Beveridge and Rakesh Kumar, "Model-directed mobile robot navigation", IEEE Trans, Syst., Man, Cybern., vol.20, pp. 1352-1369, Nov./Dec. 1990
- [2]. Gilad Adiv, "Determining three-dimensional motion and structure from optical flow generated by several moving objects", IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. PAMI-7, pp. 384-401, July 1985.
- [3]. D. Zipser, "Biologically plausible models of place recognition and goal location", in David E. Rumelhar, Jay L. McClelland and the PDP group, Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition. Vol. 2: Psychological and Biological Models. Cambridge, MA: M.I.T. Press, 1986, pp. 432-471.
- [4] Jang Yu Zheng and saburo Tsuji, "Panoramic representations of scenes for route understanding", in Proc. Tenth Int. Conf. Pattern Recognition. IEEE Computer Soc. Press. 1990, pp. 161-167.
- [5]. Jiawei Hong, Xiaonan Ta, Brian Pinette, Richard Weiss, and Edwar M. Riseman, "Image-based homing", IEEE Control systems, pp. 38-45, Feb. 1992.
- [6]. Liqiang Feng, "Estimation of the Absolute Position of Mobile Systems by an Optoelectronic Processor", IEEE Trans. SMC, vol. 22, no. 5, 1992, pp. 953-963.

matching 지점 (목표점, 현재점)	속정값 사용		퍼지 싱글본 사용		퍼지 집합 사용	
	거리(오차)	각도(오차)	거리(오차)	각도(오차)	거리(오차)	각도(오차)
(4,6)	52(15)	-108(-7)	58(9)	-110(-6)	65(1)	-115(-1)
(8,9)	146(-79)	-106(-10)	146(-79)	-106(-10)	145(-78)	-106(-10)
(23,23)	53(14)	105(11)	59(8)	-106(-10)	59(8)	-111(-5)
(25,25)	22(45)	-143(27)	19(48)	-155(39)	50(17)	-147(31)

실제값: 거리 67cm, 각도 -116° 단위: 거리 cm, 각도 °
표 6.1 각 matching 점에 대한 연산 결과



그림 6.1 전체 시스템의 실제 모습



(a) 목표점의 전방향 영상
(b) 현재점의 전방향 영상
그림 6.2 전방향 영상의 예