

실내 환경에서 자기위치 인식을 위한 어안렌즈 기반의 천장의 특징점 모델 연구

A Study on Fisheye Lens based Features on the Ceiling for Self-Localization

최철희 · 최병재

Chul-Hee Choi and Byung-Jae Choi

대구대학교 전자공학과

요 약

이동 로봇의 위치인식 기술을 위하여 SLAM(Simultaneous Localization and Mapping)에 관한 많은 연구가 진행되고 있다. 본 논문에서는 시야각이 넓은 어안렌즈를 장착한 단일 카메라를 사용하여 천장의 특징점을 이용한 자기위치 인식에 관한 방안을 제시한다. 여기서는 어안렌즈 기반의 비전 시스템이 가지는 왜곡 영상의 보정, SIFT(Scale Invariant Feature Transform) 기반의 강인한 특징점을 추출하여 이전 영상과 이동한 영상과의 정합을 통해 최적화된 영역 함수를 도출하는 과정, 그리고 기하학적 적합모델 설계 등을 제시한다. 제안한 방법을 실험실 환경 및 복도 환경에 적용하여 그 유용성을 확인한다.

키워드 : 자연표식, 스케일 불변 특징 변환, 이동로봇, 천장영상, 자기위치인식

Abstract

There are many research results about a self-localization technique of mobile robot. In this paper we present a self-localization technique based on the features of ceiling vision using a fisheye lens. The features obtained by SIFT(Scale Invariant Feature Transform) can be used to be matched between the previous image and the current image and then its optimal function is derived. The fisheye lens causes some distortion on its images naturally. So it must be calibrated by some algorithm. We here propose some methods for calibration of distorted images and design of a geometric fitness model. The proposed method is applied to laboratory and aisle environment. We show its feasibility at some indoor environment.

Key Words : Natural landmark, SIFT(Scale Invariant Feature Transform), Self-localization, Ceiling vision, SLAM(Simultaneous Localization and Mapping), Fitness model

1. 서 론

로봇관련 기술의 급속한 발달에 따라 로봇은 산업용과 서비스용은 물론 엔터테인먼트용 등으로 지속적으로 발전되고 있다. 즉, 로봇이 기존의 단순 반복 기능에서 자율이동 및 상황인지가 요구되면서 환경인식이 필수적인 요소가 되고 있다. 점차 지능형 이동 로봇의 핵심 기술을 도출하기 위한 방법으로 시각기반 자기위치 인식(V-SLAM)에 관한 연구가 진행되고 있다.

전통적으로 이동 로봇에는 초음파나 레이더 등의 능동형 거리 센서가 널리 활용되어 왔다. 이러한 센서들은 물체의 검출과 로봇과의 거리, 방향 정보를 알아내는 데는 비교적 정확하지만 물체를 인식하는 데는 신뢰도가 떨어진다.[1] 그래서 최근에는 물체 인식에 강점을 가진 비전 센서가 각광받고 있다[2]. 비전센서는 안정성과 전력소모, 원가 등의 측면에서 장점을 가지고 있다.

비전 센서를 이용한 방법은 크게 전방영상(Forward vision)과 천장영상(Ceiling vision)으로 나뉠 수 있는데 본 논문에서는 그 중에서 안정적으로 특징점을 얻을 수 있는 천장 영상을 사용한다.

천장 영상 렌즈로는 170°의 시야를 가지는 어안렌즈를 사용한다. 이러한 렌즈는 천장의 표식을 인식할 수 있는 영역을 확대할 수 있다. 획득된 영상은 어안렌즈의 특성상 방사왜곡(Radial distortion)이 포함되어 있으며, 왜곡된 영상을 회복하는 많은 연구가 진행되고 있다.

비전 센서의 자연표식을 이용한 위치인식 기술의 경우 영상 기술의 특성상 조명 변화가 심하거나 어두운 환경에서 랜드마크에 대한 인식률이 현저히 낮다. 현재 환경에 강인한 특징점을 찾는 방법으로 전과, 초음파 등을 발사하여 이것을 기준으로 로봇이 자신의 위치를 추정하는 Beacon 방법이 있고, 일정한 패턴이나 도형 등을 이용하는 방법이 있다. 자연적으로 존재하는 건물의 벽, 모서리 등과 같은 특징점을 추출하여 상대적인 위치 추정을 하는 방법을 제안하고자 한다.

본 논문은 실내공간에서 천장에 대하여 넓은 시야를 가

접수일자 : 2011년 3월 11일
완료일자 : 2011년 7월 25일

지는 어안렌즈를 사용하며, 획득한 영상을 기반으로 조명, 회전, 스케일에 강인한 SIFT기반의 자연 표식을 통하여, 로봇의 이동 위치를 찾아내고자 한다. 이를 위해 차 영상간의 특징점 정합을 통한 기하학적 적합모델을 적용하여 이동 변위량을 계산한다.

본 논문의 구성은 2장에서 어안렌즈 및 SIFT 기반의 기존 연구를 분석하여 연구 범위를 정의한다. 3장에서는 어안렌즈의 왜곡 보정에 대한 모델링을 소개하고, 4장에서는 제안하는 알고리즘을 통해 특징점을 추출하고 이를 기반으로 두 영상간의 정합점을 찾은 후, 기하학적 적합모델을 설계하는 내용을 제시한다. 5장에서는 다양한 실험을 통하여 설계된 모델을 분석하고 성능을 비교한다. 그리고 6장에서는 결론을 맺는다.

2. 관련연구

이동로봇에 장착되는 비전 센서에 어안렌즈를 적용하면 최대의 시야각을 확보할 수 있다. 이와 같이 어안렌즈를 통해 시야를 확보하고, 비전 센서로 사용하기 위해서는 왜곡 영상에 대한 보정 작업이 필요하며, 이를 위하여 방사왜곡에 따른 기하학적인 왜곡 보정이 필요하다. 그러나 기존의 방식은 고가의 장비를 필요로 하거나 특수한 카메라에 대해서만 적용 가능한 카메라 모델 및 보정 알고리즘을 제안하고 있어서 범용적으로 적용하지 못하는 경우가 많다. 따라서 비전 센서의 특성을 알고 어안렌즈의 원리를 이용하여 보정하는 다양한 방법이 소개되고 있다[3~5].

어안렌즈로부터 입력된 영상의 주요 왜곡을 살펴보면 크게 두 가지로 분류할 수 있다. 광선이 렌즈를 통해 굴절되면서 발생하는 방사왜곡(radial distortion)과 광선의 중심이 이탈하여 발생하는 접선왜곡(tangential distortion)이 있다. 왜곡의 보정방법은 3차원 공간에 대한 사전 정보없이 영상의 정보를 이용하여 왜곡 보정을 하는 비측량적 방법, 3차원 공간의 정보를 사전에 파악 할 수 있는 보정 패턴에 대한 영상을 획득하여, 영상 내의 특이점들을 인식해내고 이들 사이의 대응관계로부터 왜곡을 보정하는 측량적 방법이 있다[6].

변화하는 환경속에서 국부적 특징을 이용하여 대응점을 찾기 위해서는 강인한 특징점 추출과 이전 과정에서 찾은 특징점을 설명할 표현자(descriptor) 생성, 두 과정이 필요하다. 첫 번째 과정인 특징점을 찾기 위한 대표적인 방법으로는 헤리스 코너 검출기, 헤이시안 검출기, 헤리스-라플라시안 검출기, 가우시안 차분 검출기, 고속 헤이시안 검출기가 있다. 두 번째로 정보를 이용하여 표현자를 구성하는 SIFT, GLOH, SURF가 대표적이다[7].

비전 센서를 이용한 자기위치 인식은 패턴을 이용한 자기위치인식 방법과 자연표식을 이용한 자기위치인식 방법으로 구분한다. 자기위치인식에서 천장 영상은 로봇과 천장 사이에 거리가 고정 되어 있기 때문에 시각 서술자를 이용하여 스케일이 불변한 특징점을 얻을 수 있다. 또한 천장에는 전등이나 화재경보기, 빔 프로젝터, 벽면의 모서리 등 다양한 정보를 제공하여 특징점 추출에 용이하다[8~10].

천장 영상(Ceiling Vision)과 관련된 연구로, Lowe[6]는 그들의 넓은 라인 매칭 기술을 사용하여 Triclops-vision 시스템에 대해 소개했다. 최근 Davison[8]이 제안한 Mono-SLAM이라 불리는 실시간 위치인식 방법은 단일 카메라를 이용하여 이동 정보를 추정한다. Harris Filter는

자기위치인식 방법으로 자연표식을 이용한 DROID 시스템으로 제적 정보 없이 로봇의 움직임을 알아내었다[1],[6].

3차원 공간에 대한 연구로 전방의 물체를 바라보는 Forward Vision을 사용하였을 때, 물체의 변화가 심하기 때문에 그 영향을 적게 받는 연구가 많이 진행되고 있다. 대표적인 예로 천정에 위치하는 환풍기를 이용하여 자기 위치 인식을 시도한 연구와 천정과 SIFT Algorithm을 이용하여 맵 빌딩을 하는 CV-SLAM(Ceiling Vision Simultaneous Localization and Mapping)이 있다. CV-SLAM은 천정에 존재하는 물체들의 깊이도 알아내어 3차원 정보를 얻지만 계산의 양을 줄이기 위해 천정으로 카메라 방향을 선택한 예이다. 하지만 저성능의 CPU와 카메라를 사용하는 환경에서는 속도와 정확도에서 어려움을 가진다[11~12].

3. 어안렌즈 영상의 왜곡 보정

3.1 어안렌즈 영상의 왜곡 모델

어안렌즈는 일반렌즈보다 초점거리가 짧고, 넓은 범위를 촬영할 수 있다. 하지만 촬영 대상이 렌즈에 가까울수록 왜곡이 심하며, 배경은 작게 찍히므로 실제 공간상에 정보를 이미지 영역에 담았을 때 바깥쪽으로 휘어져 보이는 것을 알 수 있다.

3.2 어안렌즈왜곡 보정

어안렌즈는 방사왜곡과 접선왜곡을 가진다. 여기서는 천장 영상 기반의 영상에서 고정된 광축을 기반으로 방사왜곡에 대해서 고려한다. 기계시각관련 많은 응용 연구에서도 접선왜곡에 대해서는 고려하지 않는다[13].

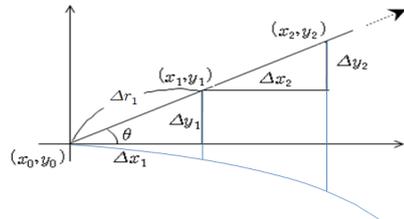


그림 1. 왜곡 영상의 좌표

Fig. 1. The coordinate of a distortion image

본 논문에서는 왜곡함수 r_d 에 대하여 5차방정식을 사용하여 보정한다. 보상상수(k_1, k_2, k_3)는 카메라와 렌즈의 사양을 고려해 S. S. Brandt가 제안한 방법을 이용하여 실험을 통해 추정한다[14].

[그림 1]과 같이 렌즈에서 왜곡된 이미지의 좌표는 $(\Delta x_i, \Delta y_i)$ 라 두고, 변화하는 반지름은 Δr_i 로 정의한다. 이에 대한 좌표는 식 (1)과 같다.

$$\begin{aligned} (r_{i+1} - r_i) \cos \theta &= (x_{i+1} - x_i) \\ (r_{i+1} - r_i) \sin \theta &= (y_{i+1} - y_i) \quad (i = 1, 2, \dots) \end{aligned} \quad (1)$$

식 (1)을 정리하면 다음 식 (2)와 같고, $(\Delta x_i, \Delta y_i)$ 는 변위 좌표이다. $\Delta r_i = r_i(1 + k_1 r_i + k_2 r_i^3 + k_3 r_i^5)$ 로 정의한다.

$$\begin{aligned} \Delta x_i &= \Delta r_i \cos \theta \\ \Delta y_i &= \Delta r_i \sin \theta \end{aligned} \quad (2)$$

위의 두 식을 통해 정리하면 왜곡된 영상에 대하여 보정된 영상의 좌표는 식 (3)과 같다.

$$\begin{aligned} x_{i+1} &= x_i + \Delta x \\ y_{i+1} &= y_i + \Delta y \end{aligned} \quad (3)$$

4. 제안 알고리즘

제시한 왜곡보정 알고리즘은 영상 전체에 대해서 회복하였다. 이러한 전체 영상은 특징점 추출 과정에서 많은 연산량을 요구한다. 그래서 먼저 전처리 과정으로 관심영역(ROI: Region of Interest)을 추출하고 다시 추출된 관심영역의 영상을 그레이 영상으로 변환한다. 변환된 관심영역 영상을 통해 크기나 회전의 변화에 강인한 특징점을 추출한다. 추출된 특징점을 토대로 먼저 이동 영상간의 정합점을 찾고, 타원 기하학적 적합 모델을 적용한다. 제안된 기하학적 적합 모델은 두 영상에서의 좌표, 무게중심, 적합도의 정보를 제공한다.

4.1 특징점 추출

특징점을 추출하는 방법으로 스케일, 회전, 조명의 변화에 강인한 David G. Lowe가 제안한 SIFT 알고리즘을 선정하였다[4]. SIFT 알고리즘은 이미지를 피라미드 형식으로 가우시안 함수 및 스케일 변화를 적용하고, 각 레벨에서 가우시안 분포가 최고 또는 최저인 점을 추출하여 물체인식에서 이미지의 크기나 회전에 대하여 강인하다.

SIFT 알고리즘을 사용한 특징점 추출 방법은 네 단계로 구성된다. 첫 번째는 스케일 공간상의 특징점인 극점을 추출하고, 다음으로 안정된 특징점의 위치를 보정한다. 세 번째는 특징점에 대하여 방향과 크기를 할당하고, 마지막으로 기준 방향을 중심으로 특징점 주변 영역의 서술자를 생성한다.

첫 번째 단계는 가우시안 함수를 사용해서 가능한 스케일 공간을 생성한다. 가우시안 필터는 식(4)와 같이 정의되며, σ 는 스케일 요소가 된다.

$$G(x,y,\sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} \quad (4)$$

스케일 공간 구축을 위해 사용되는 함수들은 가우시안 필터를 기반으로 DoG 방법을 사용한다. 이에 대하여 식(5)와 식(6)을 통해 설명할 수 있다.

$$L(x,y,\sigma) = G(x,y,\sigma) * I(x,y) \quad (5)$$

$$\begin{aligned} D(x,y,\sigma) &= (G(x,y,k\sigma) - G(x,y,\sigma)) * I(x,y) \\ &= L(x,y,k\sigma) - L(x,y,\sigma) \end{aligned} \quad (6)$$

$L(x,y,z)$ 은 원본영상 $I(x,y)$ 에 가우시안 필터가 적용된 영상이며, $D(x,y,z)$ 는 두 가우시안 영상의 차를 이용한 영상이다.

DoG값의 극대값과 극소값을 찾기 위하여 영상 내에서 8개의 주변 점들과 인접한 영상에서의 9개의 점들을 비교한다. 이 방법은 특징점을 추출하는 좋은 방법의 하나이다.

두 번째 단계는 특징점의 위치를 안정하게 보정하기 위해 전체적인 명암대비가 낮거나 모서리가 아닌 에지상의 점들을 제거하고 식(7)과 같이 Hessian 행렬을 통해 특징점을 한번 더 여과한다. 여기서 Tr 는 행렬의 trace이고, Det 는 determinant이다. 이 두 단계는 특징점의 후보군을 추출하

는 단계이다.

$$\begin{aligned} H &= \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix} \\ \frac{\lambda_{\max}}{\lambda_{\min}} < r \Leftrightarrow \frac{Tr(H)^2}{Det(H)} < \frac{(r+1)^2}{r} \end{aligned} \quad (7)$$

세 번째 단계는 회전에 강인한 특징점을 얻기 위하여 방향과 크기를 할당한다. 그래디언트 벡터는 식(8)과 같다. 스케일에서의 그래디언트 값에 대한 함수는 식(9)와 같이 정의하고, 방향 값에 대한 함수는 식(10)과 같이 정의한다.

$$Gradient\ vector = \begin{bmatrix} L(x+1,y) - L(x-1,y) \\ L(x,y+1) - L(x,y-1) \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$m(x,y) = \sqrt{L(x+1,y) - L(x-1,y)^2 + (L(x,y+1) - L(x,y-1))^2} \quad (9)$$

$$\theta(x,y) = \arctan\left(\frac{L(x,y+1) - L(x,y-1)}{L(x+1,y) - L(x-1,y)}\right) \quad (10)$$

특징점 주변 점들에 대한 방향 히스토그램은 360°를 기준으로 구간을 나눈다. 각 구간은 그래디언트 값에 의해 가중치가 곱해진다.

마지막으로 네 번째 단계는 기준 방향을 중심으로 특징점 주변 영역의 서술자를 생성한다. 서술자와 그래디언트 방향은 특징에 대하여 상대적으로 회전한다. 4×4의 서술자 영역에서 각 방향 히스토그램에 대하여 8개의 각도로 표현되며, 각 화살표의 길이는 히스토그램의 값으로 대응된다. 그림에서는 4×4×4(64)차원 구성의 예를 표현한 것이며, 실제 특징점 하나에 대한 서술자는 4×4×8(128)차원으로 구성된다.

SIFT 알고리즘을 이용하여 추출된 특징 벡터를 바탕으로 두 영상간의 정합을 한다.

4.2 기하학적 적합모델 설계

두 영상의 정합을 통해 추출된 결과로부터 영상의 이동이 있더라도 서로 매칭되는 점의 인식률이 높은 것을 알 수 있다. 이를 기반으로 하여 기하학적 모델을 추측할 수 있다. 따라서 [그림 2]와 같은 영상(a)와 영상(b)의 정합점 영상을 기반으로 기하학적 적합모델(fitness model)을 설계한다. 기하학적 적합모델은 타원형 모델을 선정하였다. 모델 설계를 위해 네 가지 과정을 제안한다. 첫 번째로 특징 영역의 면적을 알고, 두 번째로 모델 면적에서의 무게중심을 구한다. 다음으로 적합도 판별을 위해 모멘트를 계산한다. 마지막으로 모멘트로부터 적합도를 계산하여 모델의 정보를 추출한다.

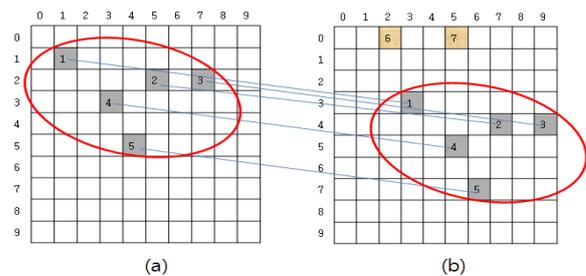


그림 2. 기하학적 적합모델
Fig. 2. The geometric fitness model

기하학적 적합 모델은 영상의 이동이 있더라도 정합점에 대하여 고려하므로 기하학적 모델은 변화가 없을 것이다. 또한 영상 전체가 아닌 특정 영역을 기반으로 연산이 이루어지므로 연산량을 줄일 수 있다.

먼저, 기하학적 적합모델의 설계를 위해 특징 영역의 면적을 정한다. 면적은 식(11)에서와 같이 계산할 수 있다. 여기서 p, q 는 모멘트의 차수를 나타내며, R 은 영상에서의 영역을 의미한다. 또 m 은 면적, r 은 영상에서의 row, c 는 영상에서의 column을 의미한다.

$$m_{p,q} = \sum_{(r,c) \in R} r^p \times c^q \quad (11)$$

$$p \geq 0 \quad q \geq 0, \quad \text{let } p=0 \quad q=0$$

다음으로 모델의 면적에서 무게중심을 구한다. 무게중심은 식(12) 및 식(13)과 같다. $n_{0,1}$ 은 영상에서의 column에 대한 무게중심 좌표이며, $n_{1,0}$ 은 영상에서의 row에 대한 무게중심 좌표이다.

$$n_{0,1} = \frac{1}{m} \sum_{(r,c) \in R} r^0 c^1 \quad (12)$$

$$n_{1,0} = \frac{1}{m} \sum_{(r,c) \in R} r^1 c^0 \quad (13)$$

다음으로 면적과 무게중심을 이용하여 센트럴 모멘트(central moment)를 구한다. 여기에서 센트럴 모멘트는 μ 라 정의한다. 센트럴 모멘트는 특징점이 두 개 이상 추출되어야 한다. 즉 특징점의 정보가 하나일 때 기하학적 적합모델의 기하학적 정보를 추출할 수 없게 된다. 이에 대하여 식(14)와 같이 정의한다.

$$\mu_{p,q} = \frac{1}{m} \sum_{(r,c) \in R} (r - n_{1,0})^p (c - n_{0,1})^q, \quad (p+q \geq 2) \quad (14)$$

마지막으로 센트럴 모멘트를 이용해 모델의 적합도를 판단하게 된다. 모델은 [그림 3]과 같이 나타낼 수 있다.

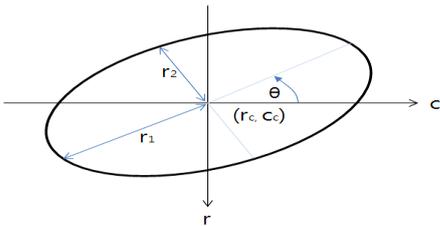


그림 3. 적합도 모델의 기하학적 파라미터

Fig. 3. The geometric parameters of fitness model

모델은 타원형으로 센트럴 모멘트를 이용해 적합도를 계산한다. 이 적합도를 통해 모델의 범위와 방향을 알 수 있다. 다음 식(15)를 이용해서 r_1 의 길이를 계산하고, 식(16)을 이용해서 r_2 를 계산한다. 그리고 θ 는 식(17)과 같이 계산한다.

$$r_1 = \sqrt{2(\mu_{2,0} + \mu_{0,2} + \sqrt{(\mu_{2,0} - \mu_{0,2})^2 + 4\mu_{1,1}^2})} \quad (15)$$

$$r_2 = \sqrt{2(\mu_{2,0} + \mu_{0,2} - \sqrt{(\mu_{2,0} - \mu_{0,2})^2 + 4\mu_{1,1}^2})} \quad (16)$$

$$\theta = -\frac{1}{2} \arctan \frac{2\mu_{1,1}}{\mu_{0,2} - \mu_{2,0}} \quad (17)$$

5. 실험 및 결과분석

특징점 추출의 네 단계 과정을 거쳐 실내공간에서 천장 이미지의 서술자를 생성한 결과는 [그림 4]와 같다. 극점들에 대하여 특징 벡터들의 분포가 두드러지는 것을 확인할 수 있다.

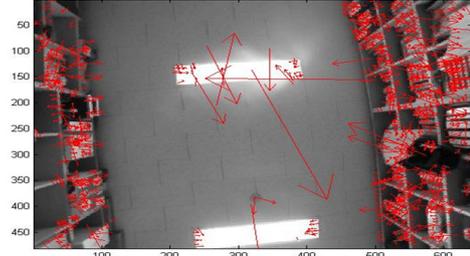


그림 4. 특징 서술자의 출력영상

Fig. 4. The output image of key descriptors

SIFT 알고리즘을 이용한 추출 특징 벡터를 바탕으로 정합된 영상의 결과는 [그림 5]와 같다. 이 때 소수의 부정확한 정합점들이 발생하게 되어 좋지 못한 결과를 도출할 수 있게 되므로 환경에 따라 생성된 특징 벡터들의 평균값을 이용해 가중치를 적용하여 강도와 에지에 대해 임계치를 정하여 특징점 제거 필터를 형성한다.



그림 5. 정합점의 출력영상

Fig. 5. The output image of matching point

실험에는 제안된 설계 과정을 통해 프레임을 이동시켜 획득한 일정 좌표의 영상 이미지를 사용하였다. 실제 이동 로봇에 사용되는 영상은 보통 초당 30~60 프레임을 획득한다. 이와 비슷한 방식으로 영상 이미지의 획득 거리는 100mm 이내의 범위에서 일정 간격을 두고 측정하였고, 각도는 10degree 이내의 범위로 회전시켜 측정하였다. 제안한 알고리즘의 효용성을 확인하기 위하여 컴퓨터 실험을 수행하였으며, 설계 사양에서 요구된 성능은 다음과 같다. 기존의 방법[15], [16]을 기반으로 두 이미지의 r_1 과 r_2 의 적합도는 $\pm 4\%$ 이내, 거리 오차는 10mm이내, 각도 오차는 2degree 이내로 수렴해야 한다. 측정 장소는 복도와 실험실 환경에서 실시하였고, 환경에 대한 고려사항으로 천장과 프레임에 장착된 렌즈와의 거리를 측정하였다. 그리고 측정시 간대는 낮 환경과 야간으로 구분하였다. 조명 환경은 카메라의 조명은 없는 상태에서 낮에는 자연광에 노출시켰고, 야간에는 형광등 환경에서 측정하였다. 경로에 대한 측정으로 이동 변위와 각도 변위에 대하여 환경을 구축하여 측정하였다. 측정된 영상의 결과는 픽셀 값으로 실제 측정값과

표 1. 환경별 변위량 계산 결과

Table 1. Computational results of the displacement for each environment.

No.	환경	Path1		Path2		Path3		Path4		Path5	
		측정값	계산값								
1	실험실(주간)	50[mm]	49.2[mm]	50[mm]	49.7[mm]	50[mm]	51.6[mm]	50[mm]	51.7[mm]	50[mm]	45.6[mm]
2	실험실(주간)	100[mm]	99.6[mm]	100[mm]	99.9[mm]	100[mm]	97.3[mm]	100[mm]	100.2[mm]	100[mm]	100.6[mm]
3	실험실(주간)	10[degree]	9.79[degree]	10[degree]	10.08[degree]	10[degree]	9.63[degree]	10[degree]	10.21[degree]	10[degree]	9.66[degree]
4	실험실(야간)	50[mm]	48.8[mm]	50[mm]	46.6[mm]	50[mm]	48.3[mm]	50[mm]	47.9[mm]	50[mm]	47.9[mm]
5	실험실(야간)	100[mm]	99.8[mm]	100[mm]	96.9[mm]	100[mm]	99.4[mm]	100[mm]	96.8[mm]	100[mm]	96.7[mm]
6	실험실(야간)	10[degree]	9.89[degree]	10[degree]	10.28[degree]	10[degree]	10.13[degree]	10[degree]	9.82[degree]	10[degree]	10.52[degree]
7	복도(주간)	50[mm]	51.1[mm]	50[mm]	45.7[mm]	50[mm]	51.5[mm]	50[mm]	49.2[mm]	50[mm]	47.8[mm]
8	복도(주간)	100[mm]	98.5[mm]	100[mm]	99.6[mm]	100[mm]	98.5[mm]	100[mm]	96.1[mm]	100[mm]	100.2[mm]
9	복도(주간)	10[degree]	10.11[degree]	10[degree]	8.71[degree]	10[degree]	9.66[degree]	10[degree]	11.31[degree]	10[degree]	10.08[degree]
10	복도(야간)	50[mm]	49.6[mm]	50[mm]	45.6[mm]	50[mm]	49.1[mm]	50[mm]	46.8[mm]	50[mm]	45.4[mm]
11	복도(야간)	100[mm]	91.4[mm]	100[mm]	95.3[mm]	100[mm]	93.8[mm]	100[mm]	97.9[mm]	100[mm]	102.5[mm]
12	복도(야간)	10[degree]	9.23[degree]	10[degree]	11.01[degree]	10[degree]	8.95[degree]	10[degree]	10.35[degree]	10[degree]	10.58[degree]
이동거리 평균오차:			1.5[mm]		2.5875[mm]		1.3125[mm]		1.675[mm]		1.6625[mm]
회전각 평균오차 :			0.245[degree]		0.02[degree]		0.406[degree]		0.423[degree]		0.21[degree]

의 비교를 위하여 측정 장소에 대한 높이상수를 입력하여 이동한 거리 및 각도를 추정한다. 실험실 환경에서 높이상수 $k_1 \approx 0.5258$, $k_2 \approx 1.0267$ 이고, 복도 환경에 대한 높이상수는 $k_1 \approx 0.4554$, $k_2 \approx 1.0517$ 이다. 높이상수는 각 환경에서 20개의 샘플 영상을 얻어 측정된 결과로부터 추정하였다. 식(18)은 영상 모델 좌표의 변위에 대하여 유클리드 거리(Euclidean distance)로 이동거리를 계산하고, 식(19)는 영상 모델 각도의 변위에 대하여 이동 각도를 계산한다.

$$d(x,y) = 10k_1 \times \sqrt{x^2 + y^2} [mm] \quad (18)$$

$$\alpha(\theta) = k_2 \times \tan^{-1}(img_A\theta - img_B\theta) \quad (19)$$

[그림 6] 및 [그림 7]은 복도와 실험실 환경에서의 프레임의 경로추정 결과이다.

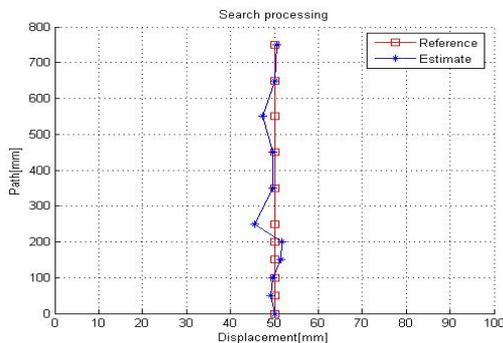


그림 6. 실험실 환경에서 주행궤적

Fig. 6. The moving trace in laboratory environment

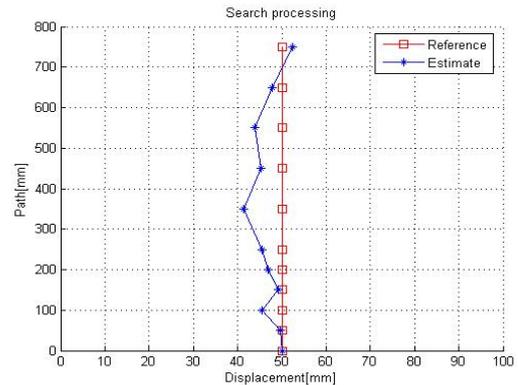


그림 7. 복도 환경에서 주행궤적

Fig. 7. The moving trace in corridor environment

[표 1]은 이동위치에 따른 영상의 오차를 보여준다. 이는 측정된 데이터의 평균을 통해 다음과 같이 제시된다. 실험을 통해 정합된 두 영상에 기하학적 적합 모델을 적용하였고, 실험 결과를 통하여 계산된 추정값이 설계 요구 조건에 만족하는 것을 확인하였다. 목표값에 대한 약간의 오차가 발생하는 이유는 정합 과정에서 고정된 프레임을 통해 움직임을 최소화 하여 같은 영상을 촬영하더라도 카메라 셔터에 의한 미세한 떨림이 실험에 영향을 주는 것을 확인 하였다.

그리고 [그림 8] 및 [그림 9]는 주간과 야간 환경에서 실험실과 복도에 대한 연속이동 및 회전에 대한 경로를 나타낸다. 환경에 대하여 측정된 절대값과 계산값에 의해 움직인 궤적을 추정할 수 있다.

6. 결론

실험에 사용한 어안렌즈는 일반렌즈보다 넓은 시야각을 가지는 장점이 있지만 왜곡된 영상을 제공하는 단점이 있다. 천장 영상을 대상으로 어안렌즈에 의한 왜곡영상을 추출하여 방사왜곡에 대한 보정 방안을 제시하였다. 보정된 영상으로부터 환경에 강건하고, 정합에 적합한 특징점 추출을 위해 SIFT알고리즘을 사용하였으며, 정합된 특징 정보의 기하학적 모델을 이용하여 기하학적 적합모델을 설계하였다.

본 논문에서는 추출된 두 영상간의 정합된 특징점의 정합을 통해 데이터 결함을 구현하고, 기하학적 적합모델을 적용하여 로봇의 이동하는 변위량을 계산하였다. 설계된 시스템은 실험을 통하여 결과를 도출하였고, 제안된 알고리즘은 적합도와 실제 측정한 값에 대하여 컴퓨터 연산을 수행하였다. 결과로 설계 요구사항인 두 이미지 r_1 과 r_2 의 적합도는 $\pm 4\%$ 이내, 거리 오차는 10mm이내, 각도 오차는 2degree 이내로 수렴하였다. 각 실험에 대한 적합도 결과는 $r_1(0.355, 0.822, 0.956, 0.282, 0.659, 2.46, 0.033, 0.595, 0.291, 0.161, 0.602, 0.449)$ $r_2(0.478, 0.931, 1.014, 0.178, 0.282, 0.621, 2.255, 4.659, 0.022, 1.306, 2.948, 0.293)$ 이다. 픽셀에 대한 계산 결과로 50mm와 100mm에서 평균 이동 오차는 1.545mm, 1.874mm이고, 평균 각도오차는 0.276degree이다. 획득한 결과들을 통하여 제시한 방법의 유용성을 확인하였다.

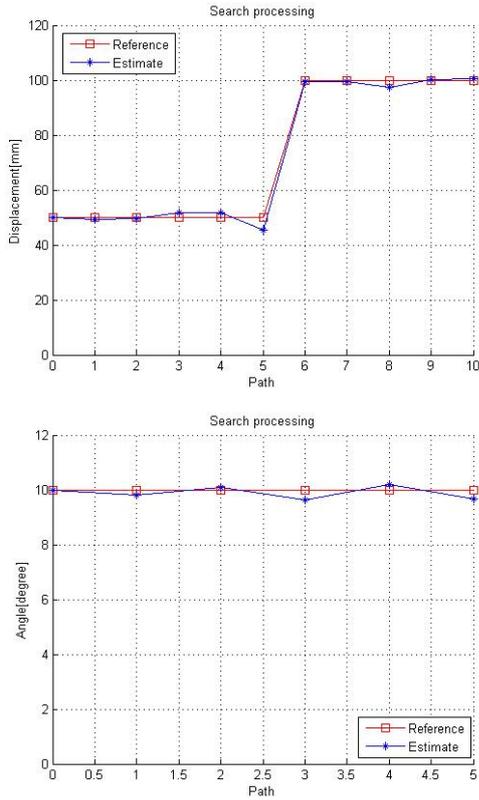


그림 8. 실험실 환경에서 변위량
Fig. 8. The displacement in laboratory environment

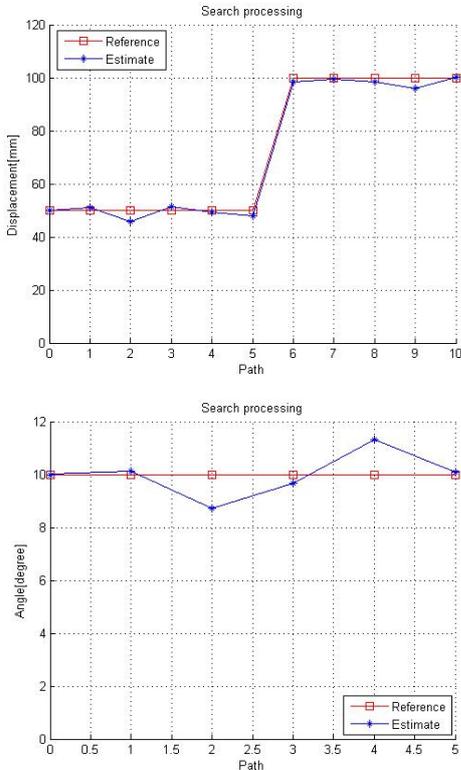


그림 9. 복도 환경에서 변위량
Fig. 9. The displacement in corridor environment.

참고 문헌

- [1] W. Chieh-Chih, C. Thorpe and S. Thrun, "Online simultaneous localization and mapping with detection and tracking of moving objects: Theory and results from a ground vehicle in crowded urban areas", in *Robotics and Automation, 2003. Proceedings. ICRA '03. IEEE International Conference on*, pp. 842-849 vol. 41, 2003.
- [2] A.J. Davison, "Real-time simultaneous localization and mapping with a single camera", In *Proc. ICCV, 2003*.
- [3] DEVERNAY F. FAUGERAS O., "Straight lines have to be straight: automatic calibration and removal of distortion from scenes of structured environments", *Int. J. Mach. Vis. Appl.*, vol. 13, no. 1, pp. 14 - 4, 2001.
- [4] C. Mei and P. Rives, "Single view point omnidirectional camera calibration from planar grids", *Proc. IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 3945 - 3950, 2007.
- [5] Tzung-Hsien Ho, Christopher C. Davis, "Using Geometric Constraints for Fisheye Camera Calibration ", *Proceedings of OMNIVIS*, 2005.
- [6] Ju-Sang Lee, Young-Cheol Lim and Young-Jae Ryoo, "Vision-based Self Localization Using Ceiling Artificial Landmark for Ubiquitous Mobile Robot", *Journal of KIIS*, pp.560-566, vol. 15, 2005.
- [7] Hyun-sup Yoon, Young-joon Han and Hern-soo

- Hahn, "Extended SURF Algorithm with Color Invariant Feature and Global Feature", *Journal of IEK*, pp. 775-784, vol. 46, 2009.
- [8] David G. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints", *International Journal of Computer Vision*, 2004.
- [9] Yan Ke, Rahul Sukthankar, "PCA-SIFT: A more distinctive representation for local image descriptors", in *Proceedings of the Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 506-513, 2004.
- [10] D. Lowe, "Object Recognition from Local Scale-Invariant Features", In *International Conference on Computer Vision*, pp. 1150-1157, 1999.
- [11] W. Y. Jeong and K. M. Lee, "CV-SLAM: a new ceiling vision-based SLAM technique," in *Intelligent Robots and Systems, 2005. (IROS 2005). 2005. IEEE/RSJ International Conference on*, pp. 3195-3200, 2005.
- [12] Y.-H. Choi, T.-K. Lee, and S.-Y. Oh, "A line feature based SLAM with low grade range sensors using geometric constraints and active exploration formobile robot," *Autonomous Robots*, vol. 24, pp. 13-27, 2008.
- [13] Tsai RY, "A versatile camera calibration technique for highaccuracy 3D machine vision metrol-ogy using off-the-shelf TV cameras and lenses", *IEEE J Robotics Autom*, vol. 3, no. 4, pp. 323 - 44, 1987.
- [14] S. S. Brandt, "A Generic Camera Model and Calibration Method for Conventional, Wide-Angle, and Fish-Eye Lenses", *IEEE Trans. Pattern Recognition and Machine Intelligence*, vol. 28, no. 8, pp. 1335-1340, 2006.
- [15] J. H. Song,(2008) "A study of ceiling vision based localization for intelligent moving robot", *Grade of Master's*.
- [16] M. S. Jeong,(2008) "A Pre-processing Of Ceiling Vision Based Localization For Intelligent Vacuum Cleaning Robot ", *Grade of Master's*.

저 자 소 개

최철희(Chul-Hee Choi)

한국지능시스템학회 논문지, 제20권 제1호 참조

최병재(Byung-Jae Choi)

한국지능시스템학회 논문지, 제20권 제1호 참조