

직선기반 SLAM에서의 루프결합

Loop Closure in a Line-based SLAM

장 국 현¹, 서 일 홍[†]

Guoxuan Zhang¹, Il Hong Suh[†]

Abstract The loop closure problem is one of the most challenging issues in the vision-based simultaneous localization and mapping community. It requires the robot to recognize a previously visited place from current camera measurements. While the loop closure often relies on visual bag-of-words based on point features in the previous works, however, in this paper we propose a line-based method to solve the loop closure in the corridor environments. We used both the floor line and the anchored vanishing point as the loop closing feature, and a two-step loop closure algorithm was devised to detect a known place and perform the global pose correction. We propose an anchored vanishing point as a novel loop closure feature, as it includes position information and represents the vanishing points in bi-direction. In our system, the accumulated heading error is reduced using an observation of a previously registered anchored vanishing points firstly, and the observation of known floor lines allows for further pose correction. Experimental results show that our method is very efficient in a structured indoor environment as a suitable loop closure solution.

Keywords: Vertical Line, Floor Line, Anchored Vanishing Point, Loop Closure, EKF

1. 서론

SLAM(Simultaneous Localization and Mapping)은 로봇이 자율적으로 이동하기 위하여 갖추어야 할 가장 기본적인 기능이다. 이동 로봇은 스스로 주변환경을 탐색하면서 환경지도를 작성할 수 있어야 하며 아울러 작성된 지도 속에서 현재 자신이 처한 위치를 정확히 찾아낼 수 있어야 한다.

루프결합(Loop Closure)은 SLAM 문제에 있어서 어려운 과제에 속하며 성공적인 루프결합은 정확한 지도를 작성하는데 있어서 중요한 역할을 한다. 루프결합이란 로봇이 지도 상에 이미 등록된 위치를 다시 방문하였을 때, 현재 측정된 센서 데이터와 지도상에 존재하는 동일 데이터 사이의 일치를 찾아내고 관련 데이터를 연결함으로써 누적된 에러를 감소시켜 지도의 정확도를 향상하는 과정을 말한다. 종전의 비전 기반

SLAM에 있어서 루프결합 문제는 주로 특징점에 의한 bag-of-words 방법으로 해결되었다^{1,2)}. 특징점 데이터는 비전 이미지에서 추출하기 수월하고 처리하기 간편한 장점을 지니고 있는 반면, 실내 복도와 같은 환경에서는 분포가 균일하지 않고 경우에 따라 사용 가능한 특징점의 개수가 적다는 단점이 있다.

본 논문에서는 직선 기반 SLAM의 특성에 적합한 루프결합 문제를 해결하기 위하여 이미지로부터 추출된 직선 성분을 루프결합에 필요한 특징 데이터로 사용한다. 직선 성분은 1차원 공간에서 존재하는 기하적 객체이며 0차원의 점 성분에 비하여, 적은 수의 데이터로 주변환경을 더욱 잘 표현할 수 있는 장점을 가지고 있다. 이 외에, 추가된 1차원의 정보는 직선성분으로 하여금 위치정보뿐만 아니라 각도 정보도 함께 제공할 수 있게 한다. 본 논문에서 사용하는 SLAM 시스템에서는 단안 카메라로부터 획득한 흑백이미지로부터 우선 수직직선, 바닥직선, 대각직선을 추출하고 다시 대각직선으로부터 소실점을 계산하는 과정을 거친다. 수직직선, 바닥직선 및 소실점은 SLAM 시스템의 특징 데이터로 사용되지만 루프결합을 할 때는 data-association

Received: Mar. 6. 2012; Reviewed: Apr. 22. 2012; Accepted: Apr. 20. 2012
 ※ 본 연구는 지식경제부 및 정보통신산업진흥원의 로봇 특성화 대학원 사업단 지원사업의 연구결과로 수행되었음 (NIPA-2011-C7000-1101-0001)

[†] 교신저자: 한양대학교 공과대학 (ihuh@hanyang.ac.kr)

¹ 한양대학교 전자컴퓨터통신공학과 (imzgx@incorl.hanyang.ac.kr)

문제를 고려하여 바닥직선과 소실점만 사용하게 된다.

본 논문은 Anchored Vanishing Point (AVP)를 SLAM 특징 데이터로 제안하고 이를 처음으로 루프결합 문제에 사용했다는데 의미를 두고 있다. 소실점 (Vanishing Point: VP)은 직선성분이 풍부한 실내 환경에서 쉽게 추출되고 매우 안정된 방향정보를 제공하는 특징이 있으므로 SLAM, 특히 루프결합 문제를 해결하는데 있어서 중요한 역할을 제공할 수 있다. 본 논문에서 새롭게 제안하는 AVP는 소실점이 특정 위치에 종속되도록 고안 하였으며 양방향 모두에서 방향정보를 제공하도록 설계하였다. 따라서 하나의 지도에 추가할 수 있는 AVP의 개수에 제한을 둘 필요가 없고, 양방향 특성을 이용해 반대방향으로 취득한 이미지를 통해서도 기존에 이미 등록된 AVP와의 연관성을 찾아낼 수 있도록 하였다.

로봇주행 분야에서 직선성분과 소실점의 응용은 이미 많은 연구가 이루어져 왔다. 3차원 직선은 두 끝점으로 표현되어 비교적 작은 작업환경에서의 SLAM에 적용될 수 있는데^[3,4] 이럴 경우, 두 끝점은 연속으로 입력되는 카메라 이미지 속에서 지속적으로 추적 가능해야 한다. 이외에, 직선성분은 무한직선으로 표현할 수도 있는데^[5,6] 이는 장거리 SLAM에 더욱 적합하며 직선의 일부가 가리워지거나 이미지에서 사라지더라도 문제를 일으키지 않는다. Structure from Motion 연구 분야에서 소실점은 [7]에서처럼 동일한 방향을 갖는 평행직선들을 분류하는 수단으로 사용되기도 하였다. [8]에서 소실점은 2D 레이저 센서 데이터로부터 추출된 직선성분을 사용하여 생성되고, 로봇으로 하여금 방향 정보를 추정하며 새로 관측된 특징데이터를 지도에 효율적으로 등록하는데 사용되었다. [9]에서는 소실점을 기반으로 하는 특징점과 hidden Markov model을 결합하여 로봇의 이동 중에 만나게 되는 여러 종류의 복도 형태를 판단할 수 있도록 하였다.

본 논문에서 제안하는 직선기반 SLAM에서의 루프결합 방법은 기존의 연구인 [10]을 바탕으로 VP 방법을 AVP로 개선함으로써 성능개선을 이룩하도록 하였다. 기존의 VP 방법은 소실점을 SLAM 지도에 추가할 경우 각도만을 사용하여 소실점을 표현하였으므로 아래와 같이 세 가지 단점을 가지게 된다. 첫째, 하나의 지도에 추가할 수 있는 소실점의 개수에 한계가 있고, 둘째, 동일직선 상에서 양방향으로 놓이는 소실점을 두

개의 소실점으로 각각 취급함으로써 리소스의 불필요한 낭비가 발생하며; 셋째, 두 평행직선 상의 소실점을 동일한 소실점으로 표현하게 되므로 두 직선이 약간 비틀어진 경우 각각 독립적으로 표현하지 못하는 단점이 있다.

AVP는 이러한 문제점을 극복할 수 있도록 새롭게 고안되었다. AVP는 소실점을 SLAM 지도에 추가할 때, 소실점을 처음 관측하게 된 위치정보도 함께 추가하는데 “anchored”란 단어도 이러한 특점을 나타내기 위하여 붙여진 것이다. AVP는 소실점이 추가된 위치와 소실점의 각도 정보를 동시에 포함하고 있으므로 하나의 지도 상에 많은 AVP를 추가할 수 있고, 동일한 직선상에서 서로 반대방향을 갖는 두 개의 소실점은 양방향성을 고려하여 동일한 소실점으로 취급하도록 하였으며, 서로 다른 직선 상에 놓인 소실점은 각각 독립적인 소실점으로 취급하므로 직선들의 평행여부에 제한을 받지 않게 된다. 이러한 성능개선은 AVP로 하여금 로봇과 지도 사이의 방향 오차를 효율적으로 줄여주는 역할을 하게 하므로, 직선 기반 SLAM과 루프결합뿐만 아니라 점 성분을 특징 데이터로 사용하는 일반적인 SLAM에서도 사용할 수 있는 가능성을 제시하였다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 수직직선과 바닥직선 성분에 대하여 각각 소개하고, 3장에서는 AVP의 속성과 루프결합 문제와의 연관성에 대하여 설명한다. 4장에서는 본 시스템에 사용된 EKF-SLAM 시스템과 루프결합 방법에 대하여 소개하고, 5장에서는 실제 실내환경에서의 실험을 통하여 AVP의 성능을 검증한다. 마지막으로 6장에서는 본 논문의 결론을 내리도록 한다.

2. 수직직선과 바닥직선

2.1 수직직선

수직직선은 카메라 이미지에서 쉽게 추출할 수 있는데, 입력이미지에서 두 끝점 사이의 수평거리가 짧은 특성이 있다. 단안 카메라에 있어서 수직직선이 제공하는 위치정보는 이미지 좌측으로부터의 수평 픽셀 정보에 의하여 결정되며, 방향각 정보만을 제공하는 (bearing-only) SLAM 특징 데이터이다.

그림 1과 같이 수직직선은 2D 바닥평면에 점 $\mathbf{X}_i=(X_i, Y_i)^T$ 로 투영될 수 있는데 이를 SLAM 지도상에

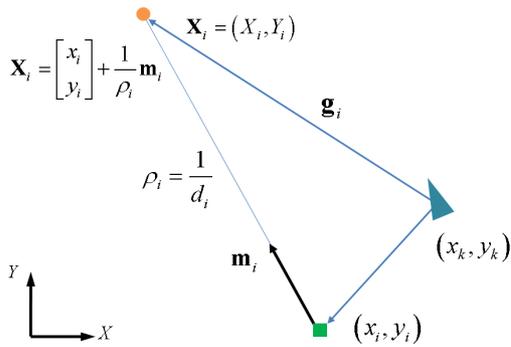


그림 1. 수직직선의 표현방법

서 inverse depth point^[11] y_i 로 표현할 수 있다.

$$y_i = (x_i, y_i, \alpha_i, \rho_i)^T. \quad (1)$$

벡터 y_i 는 점 $(x_i, y_i)^T$ 와 X_i 사이의 연결선으로 표현할 수 있는데 여기서 $(x_i, y_i)^T$ 는 수직직선이 처음 관측되었을 때의 로봇 위치를 의미한다. α_i 는 연결선과 X 축 사이의 각도를 나타내고 ρ_i 는 연결선의 inverse depth, 즉 $\rho_i = 1/d_i$ 이다. 이때, SLAM 지도에서 수직직선 성분은 y_i 를 통해 표현할 수 있다.

$$X_i = \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix} + \frac{1}{\rho_i} m_i, \quad (2)$$

$$m_i = \begin{bmatrix} \cos \alpha_i \\ \sin \alpha_i \end{bmatrix}, \quad (3)$$

위에서 m_i 는 연결선의 방향을 나타내는 단위 벡터이다. 수직직선의 관측모델 및 data-association 방법은 [12]의 해당 모델과 동일한 방법을 사용하였다.

2.2 바닥직선

이미지 상에서 수직직선 성분은 두 끝점의 좌표 값을 통해 쉽게 찾아낼 수 있는 반면, 바닥직선은 전문 알고리즘을 통해 이미지에서 추출된 모든 직선들로부터 특별히 가려내는 과정을 별도로 수행해야 한다. 본 논문에서 바닥직선의 분류 알고리즘은 [13]에서 제안한 방법을 사용하였다.

그림 2는 바닥직선 L_i 가 바닥평면에 놓인 것을 나타내고 있는데, x_L 은 바닥직선을 처음 관측한 지점

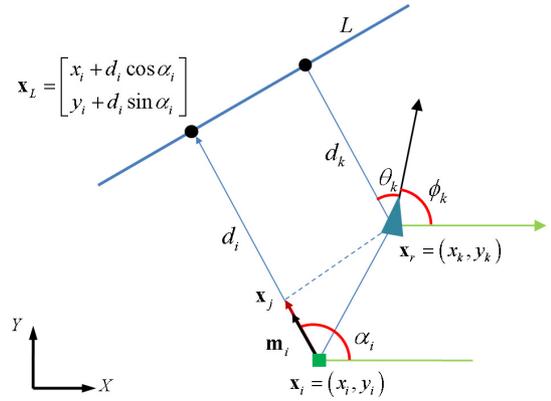


그림 2. 바닥직선의 표현방법

$x_i = (x_i, y_i)^T$ 으로부터 L_i 까지의 직교 투영 점을 나타낸다. 변수 x_i, y_i, α_i, d_i 및 m_i 는 수직직선 성분을 정의할 때와 동일한 의미를 갖고 있으며, SLAM 지도에서 바닥직선 L_i 를 아래와 같이 표현할 수 있다.

$$y_i = (x_i, y_i, \alpha_i, d_i)^T. \quad (4)$$

수직직선과 달리, 여기에서는 inverse depth ρ_i 가 아닌 d_i 가 직접 사용된 것을 볼 수 있다. 이는 높이와 각도가 고정된 카메라에 대하여 이미지 상의 직선을 바닥평면으로 역 투영할 경우, 변환된 직선은 측정이 가능한 거리와 각도 정보를 가지기 때문이다. 바닥직선의 관측모델은 [12]와 동일 모델, data-association 방법은 [13]과 동일한 알고리즘을 사용하였다. 바닥직선의 innovation은 관측공간인 이미지 상에서 계산하지 않고 바닥평면에서 계산하도록 하였는데, 각 변수의 불확실성을 정확히 전달할 수 있다면 이미지 공간에서 계산하던 아니면 중간 변수공간에서 계산하던 문제되지 않는다는 것을 보이고 있다.

3. Anchored Vanishing Point

3.1 AVP의 표현

3D 공간상에서 서로 평행되는 직선들은 카메라의 이미지 평면에서 공통의 한 점으로 모이게 되는데 이 점을 소실점(Vanishing Point: VP)이라고 부른다. 공간 직선의 소실점은, 공간직선과 평행을 이루면서 카메라 센터를 통과하는 직선과 이미지 평면이 교차하는 점으로 나타낼 수 있다^[14]. 원래 소실점은 관측 위치와 독

립적인 객체로서 오직 방향정보만을 이용하여 표현할 수 있지만 본 논문에서는 소실점을 SLAM 지도에 등록하는 경우, 관측된 위치정보도 함께 등록하도록 하여 Anchored Vanishing Point가 되도록 고안하였다. 복도와 같은 실내환경에서 소실점은 [15]에서 제안한 대각 직선을 이용한 교차점 계산방법을 통하여 효율적으로 추출할 수 있다.

그림 3은 바닥평면에서 AVP의 표현방법을 나타내고 있다. 여기에서는 소실점의 방향각을 나타내는 α_i 와 관측위치를 의미하는 anchoring 지점 $\mathbf{x}_i=(x_i, y_i)^T$ 를 함께 사용하여 AVP를 나타내도록 하였다.

$$\mathbf{y}_i = (x_i, y_i, \alpha_i)^T. \quad (5)$$

위 수식에서 α_i 가 취할 수 있는 값의 범위를 $[0, \pi)$ 로 한정함으로써 동일직선 위에 놓이며 서로 상반된 방향각을 갖는 두 개의 소실점은 같은 소실점으로 취급하도록 하였다.

[10]에서 제안한 VP 방법에 따르면 그림 4에서 소실점 A, A' 은 서로 다른 소실점으로 A, B 는 서로 동일한 소실점으로 취급하도록 하였다. A 와 A' 을 서로 다른 소실점으로 취급했던 이유는 A 와 A' 이 지도 상에 등록될 때 서로 다른 이미지 데이터에 의하여 초기화 된다는 사실에 근거를 두고 있다. 하지만 그림 4에서 볼 수 있듯이 A, A' 은 동일한 평행직선 그룹을 바탕으로 하고 있으며 A 는 암묵적으로 A' 을 포함하고 있다는 것을 알 수가 있다. 그외에 기존의 VP방법에서 A 와 B 을 동일한 소실점으로 취급한 이유는 기존 방법에서는 소실점을 초기화할 때 소실점의 측정위치를 고려하지 않고 방향각만 고려했기 때문이다. A 와 B 가 같은 방향각을 갖고 있으면 이러한 방법은 문제가 되지 않는다.

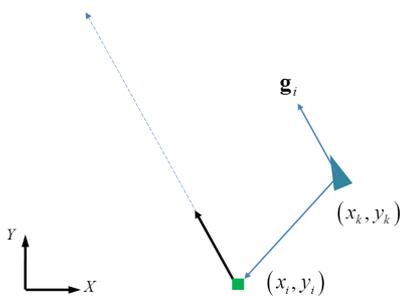


그림 3. AVP의 표현방법

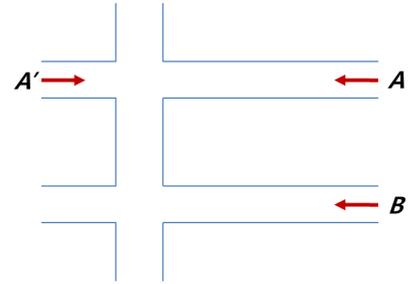


그림 4. AVP의 설명도

하지만 두 소실점 사이에 약간의 각도 차이가 존재하여 이들 소실점을 독립적으로 표현하고자 할 때는 기존의 방법으로는 불가능 하다는 것을 알 수 있다. 이처럼 본 논문에서 제안하는 AVP는 양방향성과 anchoring 위치 정보가 추가된 점을 통해, 기존의 VP 방법이 안고 있는 문제점을 동시에 해결한다는 것을 볼 수 있다.

3.2 AVP의 관측모델

현재 로봇의 위치 $\mathbf{x}_k=(x_k, y_k, \phi_k)^T$ 로부터 AVP $\mathbf{y}_i=(x_i, y_i, \alpha_i)^T$ 에 대한 관측 모델은 아래의 과정을 통해 얻을 수 있다. 먼저 현재 이미지에서 추출된 AVP와 기존의 SLAM 지도 상에 이미 등록된 AVP와의 correspondence를 찾아내야 한다. 이는 두 AVP 사이의 각도 차이 및 현재의 로봇 위치와 지도 상의 AVP사이의 거리를 각각 체크하여 결정할 수 있다. 현재 추출된 AVP의 방향각은 수평픽셀 값 z_i 를 아래의 수식에 대입하여 구할 수 있다.

$$\bar{\alpha}_i = \phi_k + \arctan \frac{c_x - z_i}{f_x}. \quad (6)$$

위 수식에서 c_x 와 f_x 는 카메라의 principle point와 focal length의 X축 성분을 픽셀로 나타낸 것을 의미한다. 만약 두 AVP사이의 각도 차이, 그리고 로봇 위치와 지도 상의 AVP사이의 수직 거리가 사전에 정해진 문턱 값보다 모두 작으면 우리는 현재 관측된 AVP와 지도 상의 AVP가 data-association 되었다고 판단할 수 있다. 이때 입력 이미지 상에서 data-association된 AVP의 예측 값은 아래의 수식을 통해 계산할 수 있다.

$$h_i = c_x - f_x \tan(\alpha_i - \phi_k) \quad (7)$$

위 식에서 h_i 는 AVP가 이미지의 왼쪽으로부터 떨어져 있는 수평 픽셀 정보를 나타낸다. 실제로 관측한 값과 예측 값을 얻은 후, innovation은 $v_i = z_i - h_i$ 을 통해 구하게 된다.

4. EKF-SLAM과 루프결합

본 논문에서 제안하는 루프결합 시스템은 Extended Kalman Filter(EKF)를^[16] 기반으로 하고 있다. 여기서 EKF는 로봇의 odometer 정보와 단안 카메라 이미지를 입력으로 하고 있으며 로봇의 현재 위치와 지도상에 등록된 특징데이터의 위치정보를 출력으로 한다.

이미지는 320×240의 흑백 이미지를 사용하며 카메라 calibration 정보에 의하여 왜곡을 펴는 과정을 거치도록 하였다. 이미지 상의 직선성분은 먼저 Hough transform을^[17] 통해 추출하며 추출된 직선은 다시 수직직선, 바닥직선 및 AVP으로 분류하여 SLAM 특징데이터로 사용하였다. 로봇이 기존에 등록한 AVP를 다시 관측하거나, 출발 위치로 돌아왔을 경우 루프결합 과정을 수행하게 되는데 이때 사용되는 특징데이터는 바닥직선과 AVP만 포함하도록 하였다. 그 이유는 수직직선 성분이 보통 건물의 측면 벽에 조밀하게 분포되어 있어서 로봇이 처한 현재 위치에 따라 때로는 관측되고 때로는 관측되지 않는 등 관측이 불안정하므로 data-association이 어려운 문제를 안고 있기 때문이다. 루프결합은 EKF에 바닥직선과 AVP의 innovation을 제공함으로써 자연스럽게 수행하도록 하였다. 수직직선, 바닥직선, AVP는 서로 다른 특징데이터 표현방법과 관측모델을 사용하고 있지만 innovation covariance를 통해 세 가지 특징데이터를 정규화함으로써 동일한 EKF에서 동작할 수 있게 하였다.

5. 실험 결과

본 논문에서 제안한 루프결합 방법의 성능을 검증하기 위하여 실제 사무실 복도환경에서 실험을 수행하였다. 로봇 플랫폼은 Pioneer3-DX를 사용하였고 비전 센서는 Logitech QuickCam E3500 Webcam을 채택하였다. 카메라는 바닥으로부터 100cm 높이에 장착하였고 수평정면을 바라보도록 고정하였다. 로봇은 그림 5에서 표시한 복도환경에서 A 지점을 시작으로 '8'자 모양으로 이동한 후, 다시 A 지점에 도착하도록 주행

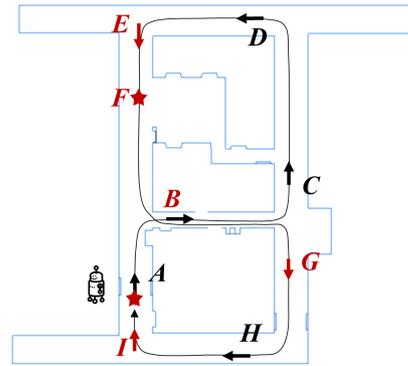


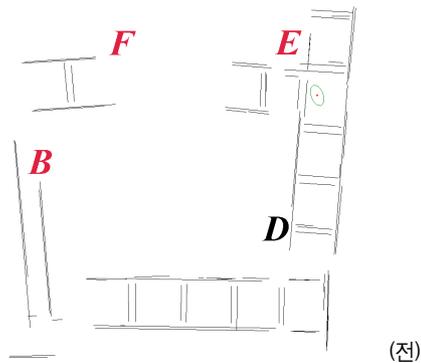
그림 5. 실험환경

하였으며 로봇의 주행을 사람이 컨트롤러를 통해 직접 조작하였다. 로봇의 전체 주행경로는 약 94m에 달하고 모두 1986 프레임의 이미지를 취득하였다.

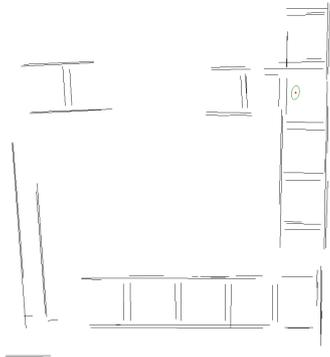
로봇은 주행 과정에서 A-B-C-D-E-F-B-G-H-I-A 지점을 순차적으로 통과하게 되는데, 중간에 위치한 수평 복도를 같은 방향으로 2번 통과하는 것과 시작점 A와 끝점 A가 중복되는 것을 제외한 모든 지점을 한 번만 경과하도록 하였다. 로봇은 전체 주행경로를 거치면서 수직직선과 바닥직선 특징 데이터를 SLAM 지도상에 등록하게 되지만 오직 A, B, C, D, H 등 5개 지점에서만 AVP를 등록하게 되는데 이는 그림 5의 실험환경에서 5개의 큰 복도환경에 대응하는 것이다.

로봇의 루프결합은 E, F, B, G, I, A 등 6개 지점에서 발생하는데 E, B, G, I 등 4개 지점에서는 AVP에 의한 루프 결합, F와 A에서는 바닥직선에 의한 루프결합이 발생한다. E 지점에서 발생하는 AVP에 의한 루프결합과 F 지점에서 발생하는 바닥직선에 의한 루프결합 전과 후의 모습을 각각 그림 6의 (a)와 (b)에서 상단보기를 통해 표시하였다.

그림 6의 (a)는 E 지점에서 로봇이 AVP에 의하여 루프결합을 하기 전과 후의 모습을 나타내고 있다. 로봇이 E 지점에 도착할 경우, E와 I를 연결하는 복도가 입력 이미지에 관측되어 소실점을 추출하게 되는데 이는 data-association 과정을 통해 A 지점에서 등록된 AVP와 동일하다는 것을 판단하게 된다. A 지점에서 등록된 AVP와 E 지점에서 관측한 AVP는 비록 완전히 반대인 시야각 정보에 의하여 초기화되었지만 AVP의 양방향성에 의하여 동일시되므로 루프결합이 발생하게 된다. 그림 오른쪽 상단에서 로봇 (x,y) 좌표의 불확실성을 나타내는 녹색 타원의 크기가 이 과정에서



(전)



(후)

(a) AVP에 의한 루프결합 전과 후의 모습 (E 지점)

줄어드는 것을 볼 수 있다.

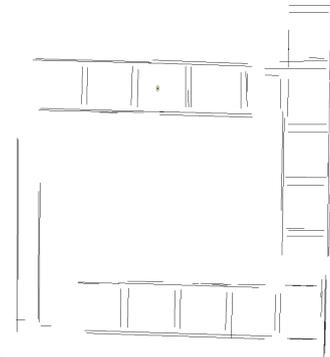
그림 6의 (b)는 F 지점에서 로봇이 바닥직선에 의하여 루프결합을 하기 전과 후의 모습을 나타내고 있다. 바닥직선에 의한 루프결합이 발생되기 전에 지도는 이미 AVP에 의한 루프결합에 의하여 복도간 각도 차이를 상당부분 수정한 것을 볼 수 있다. 이는 AVP에 의한 루프결합이 바닥직선에 의한 루프결합을 위하여 사전 준비를 한다는 것을 설명한다. 그림에서 바닥직선에 의한 루프결합은 먼저 로봇의 이동방향과 평행인 직선(Y축 방향)에 의하여 발생하고 일정한 간격을 두고 다시 로봇의 이동방향과 수직인 직선(X축 방향)에 의하여 발생하게 된다. 그림에서 로봇 (x,y) 좌표의 불확실성을 나타내는 녹색 타원의 크기가 루프결합 후, 대부분 줄어든 것 볼 수 있다.

그림 7은 로봇의 전체 주행과정에서 로봇의 현재위치에 대한 불확실성을 나타내는 α_x , α_y , α_ϕ , 그리고 σ_ϕ 의 변화율을 나타내고 있다. 여기서 주목할 것은 σ_ϕ 값이 큰 변화를 보인 지점(피크)이 앞에서 언급한 AVP에 의한 루프결합지점인 E, B, G, I과 서로 대응된다는 점인데 이는 로봇 방향각의 불확실성이 루프결합을 통해 크게 감소했기 때문이다.

E 지점의 AVP 루프결합과정(그림 6(a))에서 α_x , α_y , α_ϕ 는 각각 39.6%, 30.9%, 52.8%의 감소폭으로 줄어들었는데 이에 반해, F 지점의 바닥직선에 의한 루프결합과정(그림 6(b))에서는 σ_ϕ 가 거의 변하지 않는 것을 볼 수 있다. 이는 E 지점의 AVP 루프결합에 의하여 σ_ϕ 의 에러가 이미 상당부분 수정되었기 때문에 바



(전)



(후)

(b) 바닥직선에 의한 루프결합 전과 후의 모습 (F 지점)

그림 6. AVP와 바닥직선에 의한 루프결합의 예

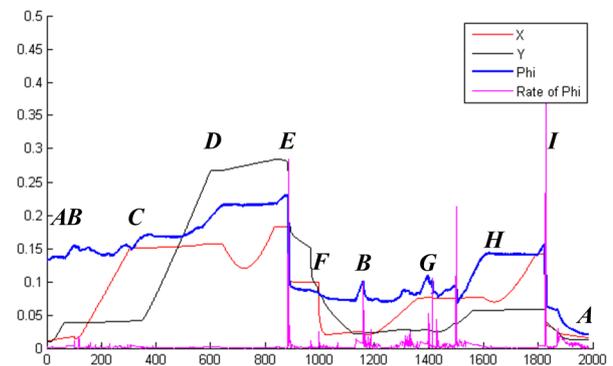


그림 7. 로봇 파라미터의 불확실성 변화 (X, Y는 로봇의 x, y 좌표의 표준편차를 나타내며 단위는 m임. Phi는 로봇의 방향각 ϕ 의 표준편차를 나타내며 단위는 radian인데 같은 그래프에 나타내기 위하여 해당 값에 10을 곱하여 표시함)

탁직선에 의한 수정은 미미하다는 것을 설명한다. F 지점에서 로봇의 좌표를 나타내는 α , α_0 는 일정한 간격을 두고 순차적으로 감소하는 것을 볼 수 있다. 먼저 α_0 가 20.5% 감소하였고 28프레임 후에 α 가 31.3% 감소하는 것을 볼 수 있다. 이러한 시간 지연은 앞에서 설명한 바닥직선의 발견순서와 일치 한다는 것을 증명하고 있다.

로봇이 상반부의 루프를 완성하고 다시 B 지점에 도착하면 처음 B 지점을 통과할 때 등록된 AVP를 발견하고 이에 따른 루프결합이 발생하게 되며, G 지점에서는 C 지점에서 등록한 AVP에 의하여 루프결합이 발생하게 된다. 로봇이 I 지점에 도착하면 다시 A 에서 등록한 AVP에 의하여 루프결합이 발생하고 출발지점인 A 에 근접하면서 마지막으로 바닥직선에 의한 루프결합이 다시 한 번 발생하게 된다. 그림 7에서 G 의 오른쪽에 나타나 있는 α_0 의 감소현상은 복도의 구조특성상 대각직선이 한동안 제대로 추출되지 않다가 다시 관측이 되면서 AVP에 의한 루프결합이 순간적으로 발생하였기 때문이다. 이러한 현상은 구간 $D-E$ 에서 α 의 변화에서도 잘 반영되고 있다. 실험에서 볼 수 있듯이, AVP는 로봇의 루프결합 기회를 증가시켜 SLAM 지도의 완성도를 높여주는 역할을 한다는 것을 알 수가 있다.

그림 8은 로봇의 이동경로를 건물평면도 위에 표현한 것이다. 그림에서 볼 수 있듯이, 로봇이 B, C, D 지점을 통과하면서 누적된 위치오류가 E, F 지점에서 각각 AVP와 바닥직선을 이용한 루프결합을 통해 제대로 회복되었으며, 녹색으로 표시한 동그라미 안에 로봇의 시작위치와 종료위치가 거의 일치한 것을 확인할 수 있다. 그림 9는 SLAM과 루프결합을 수행하여 최

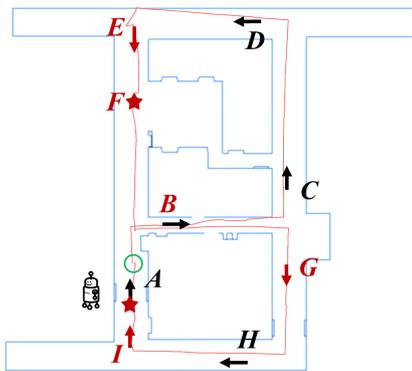


그림 8. 로봇의 이동경로

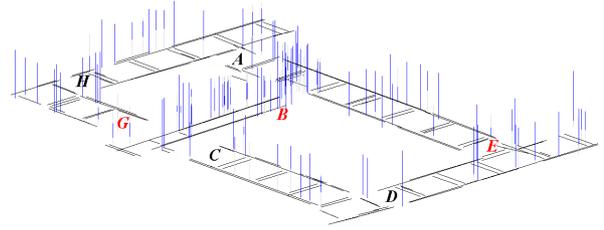


그림 9. SLAM과 루프결합의 결과

종 완성된 지도를 투시도를 통해 나타내고 있다. 그림 9의 지도 그림에서 바닥직선이 불연속적으로 표시된 부분은 로봇이 회전한 후, 카메라 시야각에서 제외된 바닥부분이 지도 상에 반영되지 않아 발생한 현상이다.

6. 결론

본 논문은 직선기반 SLAM에서의 루프결합 문제를 해결하기 위하여 바닥직선과 AVP에 의한 루프결합 방법을 제시하였다. 특히 본 논문에서 처음 제안하는 AVP에 의한 루프결합 방법을 통해 루프결합의 안정성과 정확성을 제고하였다.

AVP는 기존의 단순 VP 표현방법에 비하여 소실점을 처음으로 관측한 로봇의 위치정보도 함께 포함하고 있으며, 그밖에 소실점이 양방향성을 가지도록 고안하였다. 소실점에 초기화 위치정보를 추가함으로써 AVP가 위치에 의존하게 되고, 방향각이 비슷하지만 서로 다른 위치에 있는 AVP는 독립적으로 취급할 수 있으므로 AVP에 의한 루프결합의 정확도를 높였다. AVP에 양방향성을 부여하면, 동일 직선상에 놓이면서 서로 반대방향을 갖는 소실점들이 동일한 것으로 취급되므로 소실점을 불필요하게 지도에 추가하는 현상을 방지할 수 있을 뿐만 아니라 서로 다른 이미지에 의하여 초기화된 소실점을 동일시함으로써 루프결합의 효율성을 높일 수 있게 된다.

루프결합 문제의 효과적인 해결은 SLAM의 결과물인 환경지도의 정확도를 높이는 데 결정적인 역할을 하므로 이는 나아가 로봇이 환경을 정확하게 인식하고 이동성능을 향상하며 인간에게 유효한 서비스를 제공하는데 큰 도움이 될 것이다.

참고문헌

- [1] A. Angeli, D. Filliat, S. Doncieux, and J.-A. Meyer, "Fast and incremental method for loop-closure detection using bags of visual words", *IEEE Transactions on Robotics*, 24(5):1027-1037, 2008.
- [2] M. Cummins and P. Newman, "Highly scalable appearance-only SLAM - FAB-MAP 2.0", In *Proceedings of Robotics: Science and Systems (RSS)*, 2009.
- [3] P. Smith, I. Reid, and A. Davison, "Real-time monocular SLAM with straight lines," in *British Machine Vision Conference*, vol. 1, pp. 17-26, 2006.
- [4] A. P. Gee, W. Mayol-Cuevas, "Real-Time Model-Based SLAM Using Line Segments," in *2nd International Symposium on Visual Computing*, November 2006.
- [5] T. Lemaire and S. Lacroix, "Monocular-vision based SLAM using line segments," in *Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Rome, Italy, pp. 2791-2796, 2007.
- [6] J. Solà and T. Vidal-Calleja and M. Devy, "Undelayed initialization of line segments in monocular SLAM", in *Proc. of The IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, October 11-15, St. Louis, USA, 2009.
- [7] M. Bosse, R. Rikoski, J. Leonard, and S. Teller, "Vanishing Points and 3D Lines from Omnidirectional Video", in *Proc. of IEEE Intl Conf. Image Processing*, 2002.
- [8] Y. H. Lee, C. Nam, K. Y. Lee, Y. S. Li, S. Y. Yeon, and N. L. Doh. "VPass: Algorithmic Compass using Vanishing Points in Indoor Environments", in *Proc. Of IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, 2009.
- [9] Y. B. Park, S. S. Kim and I. H. Suh, "Visual Recognition of Types of Structural Corridor Landmarks Using Vanishing Points Detection and Hidden Markov Models", in *Proc. of the International Conference on Pattern Recognition*, Istanbul, Turkey, 2010.
- [10] G. Zhang, I. H. Suh, "A Vertical and Floor Line-based Monocular SLAM System for Corridor Environments", Accepted for the *International Journal of Control, Automation, and Systems*, Vol 10, No 3, June 2012.
- [11] J. Civera and A. Davison and J. Montiel, "Inverse depth parametrization for monocular SLAM", *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 24, no. 5, 2008.
- [12] G. Zhang, I. H. Suh, "Building a Partial 3D Line-based Map using a Monocular SLAM", in *Proc. of The IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Shanghai, China, 2011.
- [13] G. Zhang, I. H. Suh, "SoF-SLAM: Segments-on-Floor-based Monocular SLAM," in *Proc. of The IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Taiwan, 2010.
- [14] R. I. Hartley and A. Zisserman, *Multiple View Geometry in Computer Vision*, Cambridge University Press, 2nd Edition, pp. 213, 2004.
- [15] G. Zhang, D. H. Kang, and I. H. Suh, "Loop Closure Through Vanishing Points in a Line-based Monocular SLAM," Accepted for The *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2012.
- [16] H. Durrant-Whyte, T. Bailey, "Simultaneous localization and mapping: Part I", *IEEE Robotics & Automation Magazine*, vol. 13, no. 2, pp. 99-110, Jun. 2006.
- [17] P. V. C. Hough, "Method and Means for Recognizing Complex Patterns," U.S. Patent 3,069,654, 1962.



장국현

1993 Chang'an University 자동차공학(학사)
2003 한양대학교 정보통신공학과(석사)
2007~현재 한양대학교 전자컴퓨터통신공학과 박사과정

관심분야: SLAM, Robot vision, Machine learning



서일홍

1977 서울대학교(학사)
1979 한국과학기술원(석사)
1982 한국과학기술원(박사)
1985 대우중공업 기술연구소
1985~현재 한양대학교 교수

관심분야: 인간수준의 Manipulation, Planning, Navigation, Recognition을 위한 Robot intelligence