

이동로봇의 불확실성을 고려한 안정한 시각 랜드마크의 자동 추출

Automatic Extraction of Stable Visual Landmarks for a Mobile Robot under Uncertainty

문 인 혁
(In-Hyuk Moon)

Abstract : This paper proposes a method to automatically extract stable visual landmarks from sensory data. Given a 2D occupancy map, a mobile robot first extracts vertical line features which are distinct and on vertical planar surfaces, because they are expected to be observed reliably from various viewpoints. Since the feature information such as position and length includes uncertainty due to errors of vision and motion, the robot then reduces the uncertainty by matching the planar surface containing the features to the map. As a result, the robot obtains modeled stable visual landmarks from extracted features. This extraction process is performed on-line to adapt to an actual changes of lighting and scene depending on the robot's view. Experimental results in various real scenes show the validity of the proposed method.

Keywords : stable visual landmarks, automatic extraction, uncertainty, mobile robot, stereo vision

I. 서론

이동로봇이 안전하게 목적지에 도착하기 위해서는 자신의 위치추정(localization)기능이 필수적이다[1]. 데드레커닝(dead-reckoning) 주행은 이동과 관측의 불확실성(uncertainty)에 의해 위치의 불확실성이 커지기 때문에, 많은 연구가 거리계, 방향계와 같은 내계센서(internal sensor)와 함께 시각(vision), 초음파 혹은 레이저 레인지 파인더(laser range finder)와 같은 외계센서(external sensor)를 이용하여 외부 정보를 관측하고 지도와 정합(matching)하여 위치를 추정하는 수법을 제안하였다. 그러나 외계 관측이 실패하거나 잘못된 관측 정보를 얻었을 경우, 로봇은 자신의 위치를 혼동하거나 잃어버리게 된다. 그래서 신뢰성 있는 관측을 수행하는 것, 또한 자율 로봇 주행에서 중요한 문제이다.

랜드마크기반 주행(landmark-based navigation) 수법은 이동로봇에 관한 연구분야에서 관측과 정합의 유용성 때문에 많이 사용되어져 왔다[2]-[6]. 위치와 방향 등의 정보를 포함한 사인 패턴(sign pattern)과 같은 인공 랜드마크를 미리 설치해 두고, 안정된 랜드마크 관측을 수행함으로써 신뢰성 높은 로봇 주행 수법을 제안하였다[2]. 그러나 로봇이 주행하는 환경마다 이러한 인공 랜드마크를 설치한다는 것은 사용자에게 귀찮은 일이다. 그래서 환경에 존재하는 장애물, 혹은 건물의 경계에지(boundary edge)와 같은 특징을 랜드마크로서 지도에 설정해두고, 그 랜드마크를 관측하여 위치추정 하는 수법이 제안되었다[4]. 하지만 경계에 지는 시각 관측위치에 따라 시각관측이 불안정하기 때문에, 환경상의 점이나 선[5], 강한 명암의 변화가 존재하는 영역[6]

과 같은 환경내의 특징(feature)을 랜드마크로써 이용하고자 하는 연구가 있다. 학습 단계에서 관측된 영상으로부터 그 특징의 위치를 지도에 입력해 두고, 온라인 주행 단계에서 관측된 특징과 학습해 둔 특징을 정합시켜 자기 위치를 추정하였다. 그러나 이 방법은 학습과 실행이라는 2단계가 필요로 하고, 또한 관측기반 주행(view-based navigation)이기 때문에 학습단계와 주행단계 사이에 환경이 바뀌거나 관측위치가 달라지면, 학습된 영상과 관측된 영상간의 차이에 의해 위치추정이 실패하는 문제점이 있다.

최근에는 랜드마크 없이 레이저 레인지 파인더 혹은 초음파 센서를 이용하여 로봇의 주위 장애물까지의 거리를 측정하고, 장애물지도(occupancy map)와 정합하여 위치추정 하는 수법이 제안되었다[7]. 그러나 레이저 센서의 위치가 고정되어 있고, 2차원 거리만 관측할 수 있기 때문에, 테이블이나 의자와 같은 가는 다리를 가진 장애물이 많을 경우 로봇은 주행 가능한 자유공간(free space)을 혼동할 수도 있다.

본 논문에서 랜드마크 정보 없이 장애물의 위치 정보 지도만 주어졌을 때, 스테레오 시각(stereo vision)을 가진 이동로봇이 관측위치와 조명의 변화에도 강인한 시각 특징을 랜드마크로써 추출하는 수법을 제안한다. 장애물의 편평한 면상에서의 경계에서 부근보다는 평면상의 안쪽영역에 존재하는 특징이 관측위치의 변화에 영향을 덜 받기 때문에 [8], 평면의 안쪽영역에 속하는 수직선 세그먼트(vertical line segment) 특징을 시각 랜드마크로써 선택한다. 먼저, 주어진 장애물 지도로부터 참조평면(reference plane)이라는 편평한 면을 선택한다. 스테레오 시각의 시선방향을 선택한 평면으로 제어하고, 스테레오 시각관측 후 얻어진 영상에 대해 세그먼트 기반 스테레오 정합(segment-based stereo matching)과 영역 기반 스테레오 정합(area-based stereo matching) 방법을 이용하여 정합된 수직선 세그먼트와 시차영상(disparity image)를 얻는다. 시차영상으로부터 주어진 참조평면

접수일자 : 2001. 6. 15., 수정완료 : 2001. 8. 10.

문인혁 : 연세대학교 의공학과, 의공학연구소, 첨단의료기기기술혁신센터(ihmoon@dragon.yonsei.ac.kr)

※ 본 논문은 과학기술부·한국과학재단 지정 연세대학교 의공계측 및 재활공학 연구센터의 지원에 의한 것입니다.

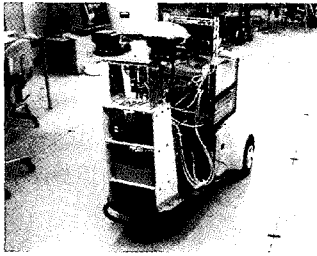


그림 1. 이동로봇.
Fig. 1. Mobile robot.

에 해당하는 시차데이터만을 선택하고, 정합된 수직선 세그먼트와 참조평면에 해당하는 시차 데이터 값을 비교한다. 이때 시차 데이터의 값의 차가 크면 오정합으로 간주하여 참조평면내의 안정한 세그먼트 후보에서 제외한다. 하지만 그 외의 선택된 세그먼트는 관측과 이동의 오차에 의해 위치의 불확실성이 존재한다[9]. 따라서 관측된 수직선 세그먼트의 정보와 참조평면의 정보를 통합하여 불확실성을 줄인다. 이 처리과정은 조명의 변화와 로봇의 관측위치의 변화에도 적응하기 위하여 온라인에서 수행된다. 랜드마크가 얼어지면 로봇은 주행을 시작하고 검출된 랜드마크 크만을 주시하여 효율적인 관측위치 계획기법을 이용한 시각 기반 주행(vision-based navigation)을 수행한다[10].

2장에서는 스테레오 영상으로부터 수직선 세그먼트 특징과 평면을 추출하는 수법을 제시하고, 3장에서는 관측된 참조평면과 수직선 특징 정보로부터 확장 칼만 필터(Extended Kalman Filter, EKF)[11]를 이용하여 안정한 시각 랜드마크로써 모델링하는 수법을 제안한다. 4장에서는 그림 1의 스테레오 시각을 가진 3륜 이동로봇을 이용하여 실내 환경에서 실험을 수행하고, 그 결과로부터 제안된 수법의 유용성을 보인다. 마지막으로 본 논문의 결과와 향후 연구 과제를 언급한다.

II. 수직선 세그먼트 특징과 평면영역의 검출

장애물 지도가 주어졌을 때 스테레오 시각에 의해 관측된 수직선 세그먼트 특징으로부터 자동으로 안정한 시각 랜드마크를 선택한다. 이를 위해 특징기반 스테레오 정합법(segment-based stereo matching)과 영역기반 스테레오 정합법(area-based stereo matching)을 이용한다.

1. 수직선 세그먼트 검출

입력된 스테레오 영상으로부터 노이즈 제거를 위한 평활화(smoothing), 소벨 연산자(Sobel operator)를 이용한 에지 검출, 색선화, 라벨링 단계를 거쳐 수직선 세그먼트를 얻는다. 그림 2는 입력된 스테레오 영상과 수직선 세그먼트를 나타낸다. 좌측의 화이트보드와 우측의 파티션을 참조평면으로 주었고, 영상내의 흰 수직선이 영상처리에 의해 얻어진 수직선 세그먼트이다.

얻어진 스테레오 세그먼트는 가중 그래프(weighted graph)를 구성하고, 동적 프로그래밍법(dynamic programming, DP)을 이용하여 정합한다[12]. 평면상의 수직선 특징은 스테레오 영상에서 그 순서의 역전이 없다고 가정하고, 각 정합쌍(matching pair)의 가중치 $w(l, r)$ 은 정합쌍의 유사도(similarity)



그림 2. 스테레오 입력영상과 수직선세그먼트.
Fig. 2. Stereo input image and extracted vertical line segments.

로써 표현한다. 본 연구에 사용된 가중치로서는 방향(orientation similarity, OS), 길이(length similarity, LS), 길이중첩(overlap length, OS)의 유사도 평균으로 한다(그림 3 참조).

$$w(l, r) = \frac{1}{3} \{OS(l, r) + LS(lr) + OL(l, r)\} \quad (1)$$

여기서

$$OS(l_i, r_j) = \begin{cases} 1 & \text{if } dir(l_i) = dir(r_j) \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$

$$LS(l_i, r_j) = \frac{\min \{len(l_i), len(r_j)\}}{\max \{len(l_i), len(r_j)\}}$$

$$OL(l_i, r_j) = \frac{1}{2} \left\{ \frac{\delta y}{len(l_i)} + \frac{\delta y}{len(r_j)} \right\} \quad (2)$$

이고, $dir(l_i)$ 는 l_i 세그먼트의 방향을 나타낸다. 모든 가능한 쌍에 대한 가중 그래프를 구성한 뒤, 시작노드에서 끝노드까지의 누적 가중치를 구해 그 값이 최대가 되는 경로가 가장 잘 정합된 쌍의 집합으로서 결정된다. 정합되지 못한 세그먼트는 시각관측에 불안정한 세그먼트로 가정하고, 안정한 수직선 특징세그먼트 후보에서 제외한다. 그림 4는 정합이 이루어진 수직선 세그먼트를 나타낸다.

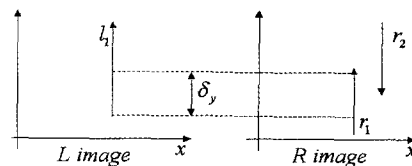


그림 3. DP를 이용한 스테레오 세그먼트 정합.
Fig. 3. Stereo segments matching using DP.



그림 4. DP 정합의 결과.
Fig. 4. Result of DP matching.



그림 5. SAD를 이용한 영역기반 정합의 결과.
Fig. 5. Result of area-based matching using SAD.

2. 시차영상(disparity image) 획득

평면영역은 스테레오 입력 영상으로부터 영역기반 스테레오 정합법의 하나인 SAD(sum of absolute differences)를 이용하여 시차영상을 획득한다.

SAD는 (3)과 같이 나타내고, SAD값이 설정 임계치보다 작을 때 정합이 이루어 졌다고 한다.

$$SAD_{LR} = \sum_{i,j \in W} |I_L(i,j) - I_R(i+d,j)| \quad (3)$$

여기서 W는 윈도우크기, $I_L(i,j)$ 는 왼쪽영상의 ij위치의 휘도치, 그리고 d는 시차(disparity)를 나타낸다. 그림 5는 영역기반 스테레오 정합의 결과이다. 그림 5의 오른쪽 영상이 스테레오 영상 중 왼쪽 입력영상에 대한 획득된 시차영상을 나타낸다.

3. 시차와 시각관측의 불확실성

본 연구에 사용된 이동로봇은 주시방향을 제어할 수 있기 때문에 로봇의 상태를 다음과 같이 로봇의 위치 x, y와 방향 θ , 그리고 관측 주시방향 ϕ 로 한다.

$$\mathbf{x} = [x \ y \ \theta \ \phi]^T \quad (4)$$

로봇의 상태는 이동과 함께 불확실성이 커지게 되고, 그 불확실성은 가우분포를 가진다고 한다[10].

그림 6과 같이 세계 좌표계의 X-Y평면상에 위치하는 어떤 한 점 $\mathbf{m} = [m_x \ m_y]^T$ 이 주어지면 로봇의 카메라 좌표계의 위치로 변환할 수 있다.

$$\mathbf{p} = \begin{bmatrix} c_x \\ c_y \end{bmatrix} = \mathbf{R}^{-1} \begin{bmatrix} \theta + \phi - \frac{\pi}{2} \end{bmatrix} [\mathbf{m} - \mathbf{x}_b] \quad (5)$$

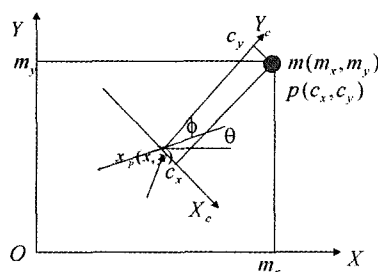


그림 6. 로봇상태와 기지의 점간의 기하학적관계.
Fig. 6. Relationship between robot state and a known point.

여기서 $\mathbf{R}_{[\theta]}$ 와 \mathbf{x}_b 는 각각 각도 θ 만큼의 회전이동과 로봇의 전륜의 위치를 나타낸다.

카메라 좌표계에서의 m위치에 존재하는 점을 스테레오 시각으로 관측할 때, 그 관측위치 $\mathbf{q} = [x_l \ x_r]^T$ 는 (5)를 도입하여 다음과 같이 로봇상태 \mathbf{x} 와 \mathbf{m} 의 비선형식으로 표현할 수 있다(그림 7 참조).

$$\mathbf{q} = \begin{bmatrix} f \frac{c_x + B}{c_y} \\ f \frac{c_x - B}{c_y} \end{bmatrix} = \mathbf{H}(\mathbf{x}, \mathbf{m}) \quad (6)$$

f와 B는 각각 초점거리(focal length)와 카메라 좌표축의 원점에서부터 각 카메라의 초점까지의 거리이다. 테일러 급수 전개법(Taylor series expansion)을 이용하여 (6)을 평균 $\bar{\mathbf{x}}$ 와 $\bar{\mathbf{m}}$ 에서 선형화하면 다음과 같고,

$$\mathbf{q} = \mathbf{H}(\bar{\mathbf{x}}, \bar{\mathbf{m}}) + \frac{\partial \mathbf{H}}{\partial \mathbf{x}} (\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}) + \frac{\partial \mathbf{H}}{\partial \mathbf{m}} (\mathbf{m} - \bar{\mathbf{m}}) + \mathbf{O}^2 \quad (7)$$

2차 이상 고차항 \mathbf{O}^2 을 무시하고 \mathbf{q} 의 공분산 행렬 $\Sigma_q = E\{(\mathbf{q} - \bar{\mathbf{q}})(\mathbf{q} - \bar{\mathbf{q}})^T\}$ 를 구하면 다음과 같다.

$$\Sigma_q = \frac{\partial \mathbf{H}}{\partial \mathbf{x}} \Sigma_x \frac{\partial \mathbf{H}}{\partial \mathbf{x}}^T + \frac{\partial \mathbf{H}}{\partial \mathbf{m}} \Sigma_m \frac{\partial \mathbf{H}}{\partial \mathbf{m}}^T \quad (8)$$

여기서, Σ_x 와 Σ_m 는 각각 로봇상태 \mathbf{x} 와 점 \mathbf{m} 의 공분산행렬을 나타낸다.

만약 주어진 지도의 정보가 불확실성이 없다면, (8)의 우변의 두 번째 항은 무시할 수 있다.

시차는 동일점이 스테레오 시각으로 관측되었을 때의 위치의 차이기 때문에 (6)로부터 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$d = x_l - x_r = D(\mathbf{x}, \mathbf{m}) \quad (9)$$

같은 방식으로 (9)의 공분산을 구하면 다음과 같다.

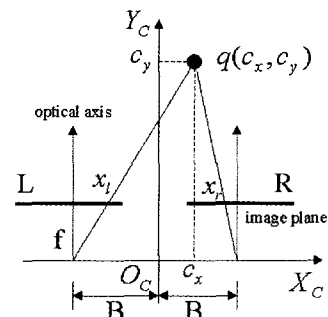


그림 7. 스테레오 관측기하학.
Fig. 7. Geometry of stereo visual observation.

$$\sigma_d^2 = \frac{\partial D}{\partial \mathbf{x}} \Sigma_x \frac{\partial D}{\partial \mathbf{x}}^T + \frac{\partial D}{\partial \mathbf{m}} \Sigma_m \frac{\partial D}{\partial \mathbf{m}}^T \quad (10)$$

만약 주어진 지도의 정보가 불확실성이 없다면 우변의 두 번째 항도 무시할 수 있다. 본 연구에서는 평균 u 을 중심으로 3σ 영역내의 데이터는 유효하다고 가정하고, 유효영역(valid region)을 다음과 같이 정의한다.

$$[u - 3\sigma, u + 3\sigma] \quad (11)$$

4. 참조평면의 검출

2차원 장애물지도로부터 참조평면이 주어지면, (5)(6)의 스테레오 시각의 관측 기하학으로부터 관측될 평면의 위치를 계산할 수 있다. 또한 (8)을 이용하여 공분산을 계산하고, 유효영역 (11)을 이용하여 스테레오 영상내의 탐색영역을 결정할 수 있다. 마찬가지로 (9),(10),(11)을 이용하여 유효한 시차의 범위를 결정할 수 있기 때문에, 주어진 참조평면에 해당하는 영역을 검출할 수 있다. 그림 8은 검출된 참조평면을 보여 준다.

5. 참조평면내의 수직선 세그먼트와 경계에지 위치 검출

그림 8에서 검출된 참조평면의 시차영상과 DP 정합의 결과 얻어진 수직선 세그먼트간의 위치와 시차를 비교하여 참조평면내의 수직선 세그먼트를 선택한다.

참조평면의 경계에지의 위치는 검출된 시차영상을 바탕으로 검출한다. 2차원 장애물 지도로부터 참조평면이 주어지면, (6)(7)에 의해 그림 9와 같이 경계에지의 탐색영역을 결정할 수 있다. 경계에지가 영상에서는 수직선으로 관측



그림 8. 검출된 참조평면 화이트보드(좌), 파티션(우).
Fig. 8. Extracted reference planes: white board(left image) and partition(right image).

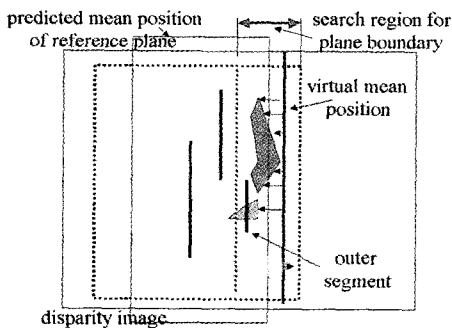


그림 9. 참조평면의 경계에지 탐색.
Fig. 9. Search for boundary edge position.

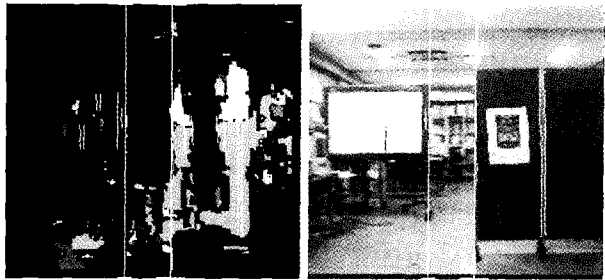


그림 10. 검출된 참조평면의 경계에지와 각 참조평면내의 수직선 세그먼트.

Fig. 10. Results of extracted boundary edge position and vertical line segments on the reference plane.

된다고 가정하여, 탐색영역의 최외각에서부터 탐색영역내에 존재하는 최외각 세그먼트까지 최소분산을 가지는 수직선 위치를 경계에지의 위치로 결정한다.

그림 10은 검출된 참조평면의 수직 경계에지의 위치와 각 참조평면에 속하는 수직선 세그먼트를 나타낸다. 흰 수직선들이 검출된 수직선 세그먼트를, 그 중 긴 수직선이 검출된 경계에지의 위치를 나타낸다. 긴 수직선의 양단에 보이는 짧은 수평선이 각 경계에지의 영상에서의 위치 불확실성을 나타낸다.

III. 안정한 렌즈마크의 모델링

1. 참조평면 추정

시차 데이터는 스테레오 관측 기하학에 의해 (6)으로부터 다음과 같이 위치벡터로 변환될 수 있다.

$$\begin{bmatrix} x_c \\ y_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{2Bx_l}{d} - B \\ \frac{2Bf}{d} \end{bmatrix} \quad (12)$$

또한 (12)는 픽셀의 양자화 오차를 고려하여 (13)과 같이 바꾸어 쓸 수 있다.

$$\mathbf{p}_j = \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{B(x_l + x_r)}{x_l - x_r} \\ \frac{2Bf}{x_l - x_r} \end{bmatrix} = \mathbf{Z}(\mathbf{a}) + \nu \quad (13)$$

여기서 \mathbf{a} 는 스테레오 영상에서 정합된 쌍의 위치를, ν 는 $E[\nu]=0$ 이고, 분산 $\sigma_\nu=0.5$ 인 가우스 분포를 가지는 양자화에 따른 픽셀 오차를 나타낸다. \mathbf{p}_j 의 공분산 행렬은 다음과 같다.

$$\Sigma_{p_j} = \frac{\partial \mathbf{Z}}{\partial \mathbf{a}} \Sigma_a \frac{\partial \mathbf{Z}}{\partial \mathbf{a}}^T + \sigma_\nu^2 \quad (14)$$

참조평면에 해당하는 시차 데이터로부터 (12)를 사용하여 위치벡터로 변환한 후, 최소 자승법(least squared method)을 이용하여 평면에 해당하는 직선 파라미터 $\mathbf{l}=[a \ b]^T$ 와 그 공분산 행렬 Σ_l 를 구할 수 있다(그림 11 참조).

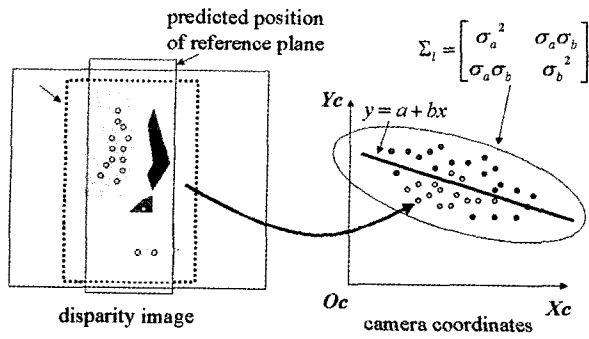


그림 11. 시차 데이터로부터 최소 자승법을 이용하여 참조 평면 파라미터 검출.

Fig. 11. Extraction of reference plane parameter from disparity data using the least squared method.

2. EKF를 이용한 관측정보의 통합

세그먼트 기반 스테레오 정합을 통해 각 수직선 세그먼트의 시차를 구할 수 있고, (13)(14)로부터 그 세그먼트의 위치 및 불확실성을 계산할 수 있다. 또한, 평면에 해당하는 직선 파라미터와 불확실성을 그림 11에서처럼 시차 데이터를 이용하여 얻을 수 있다.

본 연구에서는 안정적인 시각 랜드마크는 참조평면상에 존재하는 수직선 세그먼트로 정의하였기 때문에, 시차 데이터로부터 검출한 평면정보와 세그먼트 기반 스테레오 정합결과는 다음과 같은 구속관계를 가진다.

$$G(\mathbf{p}_f, \mathbf{D}) = y_c - a - bx_c = 0 \tag{15}$$

(15)의 구속식을 선형화하면 새로운 선형 관측식을 얻을 수 있다[10][14].

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{v} \tag{16}$$

여기서 \mathbf{y} , \mathbf{H} , \mathbf{v} 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \mathbf{y} &= -G(\bar{\mathbf{p}}_f, \bar{\mathbf{D}}) + \frac{\partial G}{\partial \mathbf{p}} \bar{\mathbf{p}}_f \\ \mathbf{H} &= \frac{\partial G}{\partial \mathbf{p}} \\ \mathbf{v} &= \frac{\partial G}{\partial \mathbf{l}} (\mathbf{l} - \bar{\mathbf{l}}) \end{aligned}$$

본 연구에서는 수직선 세그먼트의 지도상의 위치를 추정하는 것을 랜드마크 모델링이라고 한다. (13)(14)의 세그먼트 기반 정합에 의한 결과를 예측상태 및 예측 불확실성이라고 하고, (16)을 관측식으로 해서 EKF를 적용하여 세그먼트의 상태를 추정한다[11][13]. 그 결과 수직선 세그먼트는 평면상에 위치하게 되고, 그 위치의 불확실성은 줄어들게 된다.

3. 랜드마크의 모델링

카메라 좌표계에서 추정된 수직선 세그먼트의 위치는 지도와 정합되어 세계 좌표계의 위치가 추정될 수 있다. 본 연구에서는 주어진 참조평면의 정보와 그에 해당하는 검출된 참조평면을 정합하여 평면내의 수직선 세그먼트의 위치를 결정한다. 이를 위해 먼저, 두 참조평면의 경계에지

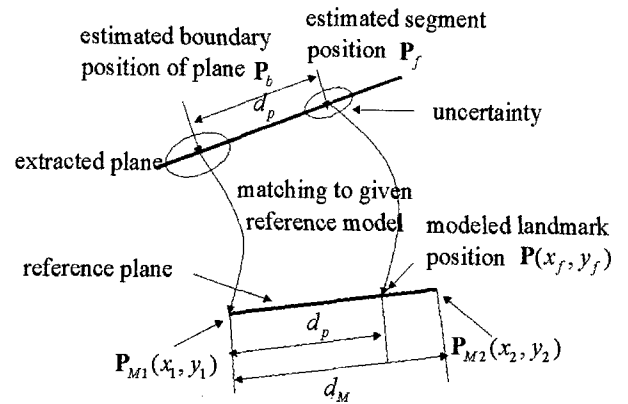


그림 12. 지도와의 정합에 의한 위치추정.

Fig. 12. Estimation of segment position by matching with map.

위치가 정합이 되고, 그로부터 각 세그먼트의 위치를 추정한다(그림 12 참조).

경계에지와 수직선 세그먼트간의 거리 d_p 는 경계에지 위치 \mathbf{p}_b 와 관측된 세그먼트의 위치 \mathbf{p}_f 로부터 계산되어지고, 그 거리는 지도상에서도 바뀌지 않는다. 그리고 지도상의 참조평면의 폭 d_M 은 알고 있으므로, \mathbf{p}_f 의 지도상의 위치 \mathbf{p} 는 다음의 관계식에 의해 계산할 수 있다.

$$\begin{aligned} \mathbf{p} &= \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{d_p}{d_M}(x_2 - x_1) \\ \frac{d_p}{d_M}(y_2 - y_1) \end{bmatrix} \\ &= \mathbf{M}(\mathbf{m}_1, \mathbf{m}_2, \mathbf{p}_b, \mathbf{p}_f) \end{aligned} \tag{17}$$

지도의 불확실성이 없다고 하면, \mathbf{p} 의 공분산 행렬은 다음과 같다.

$$\Sigma_p = \frac{\partial \mathbf{M}}{\partial \mathbf{p}_b} \Sigma_{p_b} \frac{\partial \mathbf{M}}{\partial \mathbf{p}_b}^T + \frac{\partial \mathbf{M}}{\partial \mathbf{p}_f} \Sigma_{p_f} \frac{\partial \mathbf{M}}{\partial \mathbf{p}_f}^T \tag{18}$$

(18)을 정리하면 공분산 행렬 Σ_p 의 계수(rank)는 1이 되는 것을 알 수 있고, 이것은 2차원 불확실성이 참조평면상에 구속되어 1차원으로 줄어든다는 것을 의미한다.

4. 안정적인 시각 랜드마크의 선택

로봇의 이동에 따른 관측위치의 변화에 따라 배경이 바뀌게 되므로, 일반적으로 경계에지는 시각관측에 불안정하다. 본 연구에서는 시각관측에 불안정한 세그먼트를 랜드마크 후보에서 제외하기 위해 두 가지의 기준을 적용한다. 먼저, 경계에지의 평균위치에서 3σ 내에 위치하는 세그먼트는 제외한다. 두 번째로 정합된 관측된 스테레오 세그먼트 쌍 중 (18)과 같은 길이의 유사도를 계산하여 일정 임계치보다 작은 쌍은 불안정한 세그먼트로 판단하여 제외한다. 본 연구에서 길이 유사도의 임계치로써 0.5로 하였다.

$$\chi(l_i, l_j) = \frac{\min(l_i, l_j)}{\max(l_i, l_j)} \tag{18}$$

IV. 실험 및 결과

1. 랜드마크 검출 결과

그림 2의 참조평면인 화이트보드와 파티션은 각각 로봇으로부터 6[m]와 4[m]의 거리에 위치하고, 각각의 경계에는 화이트보드 (-550,6,000)[mm], 파티션 (0,4000)[mm]에 위치하고 있다. 그림 13은 세그먼트의 위치 및 불확실성을 EKF를 이용하여 추정한 결과이다. 큰 타원은 세그먼트 정합에 의해 예측된 불확실성이고, 그 속의 작은 타원은 EKF에 의해 추정된 불확실성을 나타낸다.

표 1은 최종적으로 랜드마크로써 모델링된 결과를 보인다. 각 참조평면에서의 인덱스는 각각의 참조평면의 경계에서 평면의 안쪽방향으로의 위치 순서를 나타낸다. 여기서 p는 파티션, w는 화이트보드를 의미한다. 표 1에서 추정된 랜드마크의 y방향에 대한 불확실성은 없음을 알 수 있다. 파티션내의 세그먼트 1, 2, 그리고 화이트보드내의

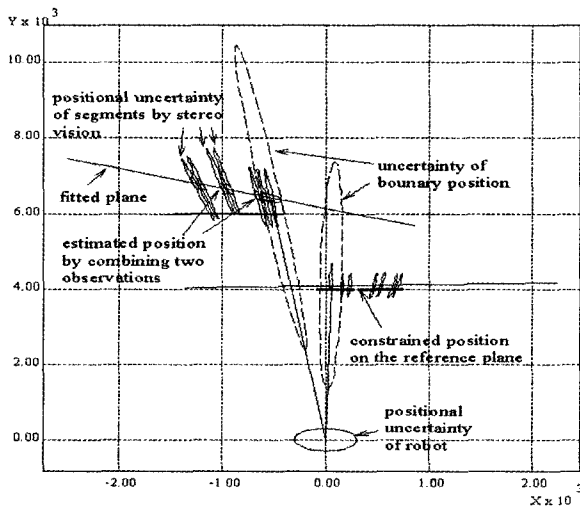


그림 13. 세그먼트의 추정된 위치 및 불확실성.
Fig. 13. Estimated position and uncertainty of extracted vertical line segments.

표 1. 랜드마크 모델링 결과.

Table 1. Result of landmark modeling.

| plane | index | x[mm] | y[mm] | σ_x | σ_y | γ | result |
|-------|-------|---------|--------|------------|------------|----------|--------|
| p | 1 | 0.1 | 4000.0 | 28.3 | 0.0 | 0.5 | No |
| p | 2 | 109.4 | 4000.0 | 35.0 | 0.0 | 1.0 | No |
| p | 3 | 177.8 | 4000.0 | 35.0 | 0.0 | 0.9 | Yes |
| p | 4 | 411.0 | 4000.0 | 35.0 | 0.0 | 1.0 | Yes |
| p | 5 | 483.0 | 4000.0 | 35.0 | 0.0 | 1.0 | Yes |
| p | 6 | 605.1 | 4000.0 | 35.0 | 0.0 | 1.0 | Yes |
| p | 7 | 643.7 | 4000.0 | 35.8 | 0.0 | 1.0 | Yes |
| w | 1 | -550.2 | 6000.0 | 54.2 | 0.0 | 0.8 | No |
| w | 2 | -622.6 | 6000.0 | 46.4 | 0.0 | 0.9 | No |
| w | 3 | -698.3 | 6000.0 | 47.0 | 0.0 | 1.0 | No |
| w | 4 | -1004.3 | 6000.0 | 50.4 | 0.0 | 0.9 | Yes |
| w | 5 | -1076.0 | 6000.0 | 51.0 | 0.0 | 0.9 | Yes |
| w | 6 | -1309.9 | 6000.0 | 53.1 | 0.0 | 1.0 | Yes |
| w | 7 | -1380.9 | 6000.0 | 53.9 | 0.0 | 1.0 | Yes |

세그먼트 1,2,3은 경계에서로부터 가까이 존재하기 때문에 랜드마크로써 선택되지 않았다. 특히 파티션의 세그먼트 1은 길이 유사도도 낮아 시각관측에 불안정한 세그먼트임을 알 수 있다.

2. 자동 검출된 랜드마크를 이용한 주행

실험실 환경에서 주행 실험을 수행하였다. 로봇의 이동과 관측의 행동은 그림 14와 같다. 기본적으로 2D 장애물 지도가 주어지면, 지도정보에서 참조평면을 선택한 후 랜드마크 검출을 수행한다. 그 후 랜드마크 기반으로 논스톱 주행[10]을 수행한다. 랜드마크 관측 정보는 EKF를 이용하여 통합되어 로봇의 상태를 추정한다. 관측할 랜드마크 정보가 없거나, 관측할 랜드마크가 포함된 평면간의 상대적 거리가 임계거리 d_{th} 보다 가깝거나, 혹은 관측각도(panning angle)가 임계각도 ϕ_{th} 보다 커면 랜드마크 검출을 수행한다. 이때 평면검출을 위한 SAD가 많은 계산시간을 요구하기 때문에 로봇은 이동을 멈추고 랜드마크 검출을 수행한다. 본 연구에서는 $d_{th}=1.5[m]$, $\phi_{th}=25[deg]$ 로 하였고, 랜드마크 검출시간은 약10[sec]였다.

랜드마크의 검출이 끝나면, 로봇은 랜드마크 기반 논스톱 주행을 수행한다[10]. 로봇은 스테레오 영상을 입력한 후, 다음 관측위치로의 제어함과 동시에 입력영상을 처리하여 주어진 랜드마크와 정합한다. 이때는 랜드마크를 검출할때와 마찬가지로 소벨연산, 쇠선화, 라벨링으로 수직선 세그먼트를 검출하고, DP를 이용하여 랜드마크와 수직선 세그먼트를 정합한다. 이때 소모되는 시간은 3[sec]이고, 한 주기간 최대 이동거리는 1[m], 즉 최대이동 속도는 0.33[m/sec]이다.

주어진 지도는 그림 15와 같다. 파티션과 화이트보드를 참조평면으로 주고, 각각은 로봇으로부터 6[m]와 3.5[m]의

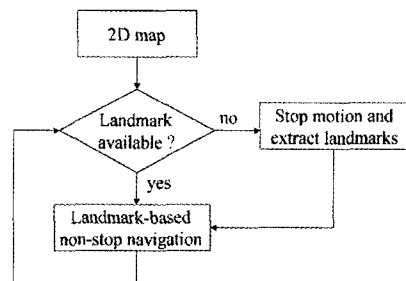


그림 14. 로봇의 행동순서.
Fig. 14. Robot behavior.

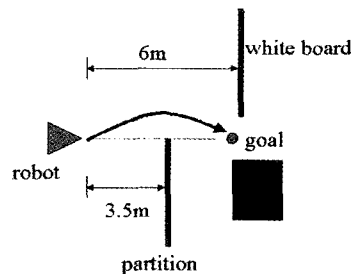


그림 15. 이동로봇의 실험 환경.
Fig. 15. Experimental indoor environment.



그림 16. 보통의 조건에서 검출된 랜드마크.
Fig. 16. Extracted landmarks under normal condition.

거리를 두고 위치하고 있다.

본 연구에서는 조명과 환경의 변화에 적응할 수 있도록 랜드마크를 온라인에서 검출한다. 이에 따라 보통의 조명 환경에서의 실험과 조명조건 및 참조평면내의 구조 등이 변했을 때의 두 가지 경우에 대해 실험을 수행하였다.

그림 16은 초기위치에서 파티션을 참조평면으로 해서 랜드마크를 추출한 결과(왼쪽영상)와, 두 번째 관측지점에서 화이트보드를 참조평면으로 랜드마크를 선택된 결과(오른쪽 영상)를 보여준다. 긴 수직선은 경계에지의 위치를 나타낸다.

그림 17은 주행 결과를 보여준다. 큰 타원은 이동에 따른 로봇의 위치에 관한 예측 불확실성이고, 그 속의 작은 타원은 검출된 랜드마크를 이용하여 추정된 위치의 불확실성을 나타낸다. 이 결과 주행은 성공적임을 알 수 있다. 그림 18과 그림 19는 조명 조건과 참조평면내의 부착물들

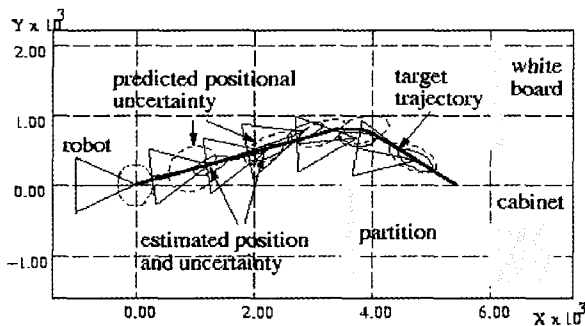


그림 17. 보통의 조건에서 주행결과.
Fig. 17. Motion result under normal condition.



그림 18. 조명조건과 참조평면내의 배치가 바뀌었을 때의 검출된 랜드마크.
Fig. 18. Extracted landmarks under dark illumination and changed configuration.

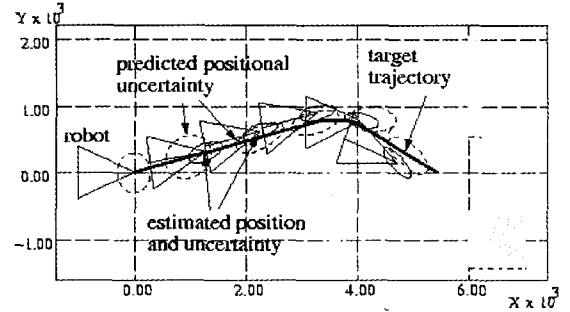


그림 19. 조명조건과 참조평면내의 배치가 바뀌었을 때의 주행 결과.
Fig. 19. Motion result under dark illumination and changed configuration.

의 위치가 바뀌었을 때의 랜드마크 검출과 주행결과를 보여준다. 이러한 조건에서도 주행이 성공적임을 알 수 있다.

V. 결론 및 향후 과제

본 논문에서는 로봇의 이동과 관측의 불확실성을 고려하여 자동으로 시각관측에 안정한 랜드마크를 검출하는 수법을 제안하였다. 평면영역 내의 특징은 로봇의 관측위치가 변함에도 특징의 배경은 변하지 않기 때문에 시각관측에 안정하다. 또, 온라인에서 랜드마크를 검출하기 때문에 조명의 변화나 위치의 구조가 변화더라도 잘 적응할 수 있었다. 이동로봇을 이용한 실험을 통해 제안된 수법이 실제로 적용될 수 있음을 보였다.

하지만 주어진 참조평면이 관측방향에 대해 거의 수직하고 있다. 그래서 현재 다양한 장애물에 대해 평면영역을 검출해낼 수 있는 수법을 연구중에 있다. 향후 사람과 같은 동적으로 움직이는 장애물 검출 및 회피 수법과 결합된다면 환경적응형 서비스 로봇의 구현이 가능할 것으로 기대한다.

참고문헌

- [1] I. J. Cox, "Blanche-an experiment in guidance and navigation of an autonomous robot vehicle," *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, vol. 7, no. 2, pp. 193-204, 1991.
- [2] C. Becker, J. Salas, K. Tokusei, and J. C. Latombe, "Reliable navigation using landmarks," *Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 401-406, 1995.
- [3] I. Moon, J. Miura, and Y. Shirai, "Dynamic motion planning for efficient visual navigation under uncertainty," in: Y. Kakazu et al., eds., *Intelligent Autonomous Systems (IAS-5)*, IOS press, pp. 172-179, 1998.
- [4] R. Talluri and J. K. Aggarwal, "Mobile robot self-location using model-image feature correspondence," *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, vol. 12, no. 1, pp. 63-77, 1996.
- [5] G. Hager, D. Kriegman, E. Yeh, and C. Rasmussen, "Image-based prediction of landmark features for mobile robot navigation," *Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 1040-1046, 1997.
- [6] R. Sim and G. Dudek, "Mobile robot localization from

learned landmarks," *Proc. of IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1060-1065, 1998.

[7] D. Fox and W. Burgard, "Active Markov localization for mobile robots," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 25, pp. 195-207, 1999.

[8] J. J. Little, J. Lu, and D. R. Murray, "Selecting stable image features for robot localization using stereo," *Proc. of IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1072-1077, 1998.

[9] J. Miura and Y. Shirai, "Vision and motion planning for a mobile robot under uncertainty," *Int. Journal of Robotics Research*, vol. 16, no. 6, pp. 806-825, 1997.

[10] I. Moon, J. Miura, and Y. Shirai, "On-line viewpoint and motion planning for efficient visual navigation under uncertainty," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 28, pp. 237-248, 1999.

[11] P. S. Maybeck, "The Kalman filter : An introduction to concepts," I. J. Cox and G. T. Wilfong, eds., *Autonomous Robot Vehicles*, Springer-Verlag, pp. 194-204, 1990.

[12] S. H. Lee and J. J. Leou, "A dynamic programming approach to line segment matching in stereo vision," *Pattern Recognition*, vol. 28, no. 8, pp. 961-986, 1994.

[13] I. Moon, J. Miura, and Y. Shirai, "On-line selection of stable visual landmarks for a mobile robot under uncertainty," *Proc. of IJCAI'99 Workshop on Reasoning with Uncertainty in Robot Navigation*, pp. 35-42, 1999.

[14] N. Ayache and O. D. Faugeras, "Maintaining representations of the environment of a mobile robot," *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, vol. 5, no. 6, pp. 804-819, 1989.

문 인 혁



1992년 경상대학교대 전자공학과 졸업. 동대학원 석사(1994). 1999년 일본 Osaka대학 대학원 전자제어기계공학과 졸업(공학박사). 1999년~2000년 일본하마마츠테크노폴리스 추진기구 포스트닥터 연구원. 2000년~현재 연세대학교 의공학과, 첨단의료기기 기

술혁신센터 연구교수. 관심분야는 이동로봇, 컴퓨터 비전, 휴먼컴퓨터인터랙션, 복지·서비스 로봇, 지능시스템.