

GPS 정보와 차선정보의 정합을 통한 이동로봇의 실외 위치추정

Outdoor Localization through GPS Data and Matching of Lane Markers for a Mobile Robot

지용훈, 배지훈, 송재복*, 유재관, 백주현
(Yong-Hoon Ji¹, Ji-Hun Bae², Jae-Bok Song¹, Jae-Kwan Ryu³, and Joo-Hyun Baek³)

¹Korea University

²Korean Air

³LIG-Nex1

Abstract: Accurate localization is very important to stable navigation of a mobile robot. This paper deals with local localization of a mobile robot especially for outdoor environments. The GPS information is the easiest way to obtain the outdoor position information. However, the GPS accuracy can be severely affected by environmental conditions. To deal with this problem, the GPS and wheel odometry can be combined using an EKF (Extended Kalman Filter). However, this is not enough for safe navigation of a mobile robot in outdoor environments. This paper proposes a novel method using lane features from the road image. The pose data of a mobile robot can be corrected by analyzing the detected lane features. This can improve the accuracy of the localization process substantially.

Keywords: outdoor navigation, localization, GPS, lane, EKF (Extended Kalman Filter)

1. 서론

로봇이 미지의 환경을 주행하기 위해서는 그 환경에 대한 지도를 작성하고, 작성한 지도에서 현재 로봇의 위치, 목표지점의 위치와 그 지점까지의 경로 등이 필요하다[1]. 특히, 로봇이 현재 지도상의 위치를 정확히 알아야 경로를 따라 원하는 곳까지 이동할 수 있다. 따라서 이동로봇의 주행에 있어서 자신의 위치를 정확히 추정하는 것은 매우 중요하다. 실외 환경에서 GPS (Global Positioning System)는 쉽게 위치를 획득할 수 있는 수단으로서 실외 이동로봇의 위치추정에 널리 사용되고 있다. 그러나 GPS는 수신 상태가 좋지 못할 경우 수십 미터에 이르는 오차를 보이기도 한다. 한편, 로봇의 엔코더정보에 기반한 휠 오도메트리는 GPS와 같은 급격한 오차를 보이지는 않지만 시간이 지남에 따라 오차가 점점 누적되는 단점을 가지고 있다. 이러한 각 센서들의 단점을 보완하기 위해 확장칼만필터(EKF: Extended Kalman Filter)를 이용하여 휠 오도메트리와 GPS 정보를 융합하는 기술이 제안되었다[2,3]. 그러나 이러한 필터링 기법이 사용된 경우에도 GPS의 오차가 클 경우에는 추정된 로봇의 위치를 신뢰할 수 없다. 한편, GPS 수신기 2대를 활용하여 DGPS (Differential Global Positioning System)를 구축 하면 좀 더 정확한 GPS 정보를 획득할 수 있지만 시스템 구성에 드는 비용이 매우 크고 GPS의 오차를 완전히 극복할 수는 없다는 단점이 있다

[4,5]. 이러한 GPS 신호를 활용하는 대신에, 환경에 대한 모델로서 주어진 지도와의 정합을 통해 로봇의 위치를 추정하는 마코프 위치추정(Markov localization) 방법이 있다[6,7]. 마코프 위치추정은 격자지도를 이용할 경우 로봇이 위치할 확률을 모든 격자에서 계산하여 로봇의 위치를 추정하는 방법이다. 이때 확률 갱신은 주로 레이저 스캐너와 같은 거리센서를 사용한다. 하지만 마코프 위치추정은 미리 확보해둔 지도정보와의 정합을 통해 위치를 보정하기 때문에 어떠한 원인에 의해서 환경이 바뀌게 되면 지도정보와 환경의 불일치성이 증가하여 위치추정에 실패할 확률이 높아진다. 또한, EKF에 비해 상대적으로 연산부하가 크다는 단점이 존재한다.

본 논문에서는 이러한 기존 방법들의 단점을 극복하기 위해 도로 위의 차선을 인식하여 로봇의 위치를 보정하는 기법을 제안한다. 차선 인식을 수행하기 위해서 몇 가지 제안된 방법으로서 허프변환(Hough transform)을 이용한 연구가 있었다[8]. 이 방법은 영상 이진화, 외곽선 추출, 그리고 허프변환의 3가지 과정으로 구성되어 있으므로 알고리즘이 매우 단순하다는 장점이 있지만, 허프변환을 통해 추출되는 직선의 수와 직선에 포함된 픽셀의 수가 증가함에 따라 알고리즘의 수행 속도가 급격하게 느려진다는 단점이 있다. 또한, 히스토그램정보를 사용하여 차선을 추출하는 연구가 있었다[9]. 이 연구에서는 영상내의 픽셀들에 대한 밝기 히스토그램을 작성한 후 클러스터링(clustering)을 통해 차선을 추출한다. 이 방법은 다른 방법들에 비해 빠른 알고리즘 수행 속도를 보이지만 주변 환경이나 도로 조건에 대한 고려가 적은 편이므로 다양한 환경에 대응할 수 없다는 단점이 있다.

본 논문에서 제안하는 차선 인식 방법은 저가의 단일 카메라 영상에서 추출한 외곽선정보를 통해 세그먼테이션(segmentation)을 수행하여 영상내의 객체들을 분리시킨 후, 분리된 각 객체들의 형상정보에 기반하여 차선에 가장 가까

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2012. 4. 30., 수정: 2012. 5. 17., 채택확정: 2012. 5. 22.

지용훈: 고려대학교 메카트로닉스학과(jh1ace@korea.ac.kr)

배지훈: (주)대한항공 항공우주사업본부(jbae@koreanair.com)

송재복: 고려대학교 기계공학부(jbsong@korea.ac.kr)

유재관, 백주현: LIG 넥스원(주) 연구개발본부

(jaekwan_ryu@lignex1.com/jhbaek100@lignex1.com)

※ 본 연구는 (주)LIG넥스원의 지원으로 수행하는 산학과제 및 융복합형 로봇전문인력 양성사업의 지원으로 수행되었음.

※ 이 논문은 2012 제 27회 ICROS 학술대회에 초안이 발표되었음.

운 객체를 추출함으로써 강한 차선 인식이 가능하다. 또한, 추출된 차선정보를 지도상에 표기되어 있는 차선정보와 정합함으로써 GPS 정보의 불확실성을 극복하고 로봇의 위치를 능동적으로 보정하는 것이 가능하다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II 장에서는 GPS 신호를 통한 EKF 기반의 위치추정에 대해 간단히 설명하고, III 장에서는 단일 카메라를 이용한 차선 인식 과정에 대해 설명한다. IV 장에서는 인식된 차선을 활용하여 로봇의 위치를 보정하는 방법에 대해 설명하고, V 장에서 실험 결과에 대해 기술한 후, 마지막 VI 장에서 전체 내용에 대한 결론과 향후 연구과제를 언급한다.

II. EKF 기반의 위치추정

본 연구에서는 로봇의 구동축에 부착된 엔코더정보와 GPS 로 측정된 위치정보를 융합하기 위해 EKF를 사용하였다. EKF는 크게 이동모델에 의한 예측단계와 관측모델에 의한 갱신단계로 나누어진다. 예측단계에서는 로봇의 엔코더정보와 관성 장치의 방위정보를 사용하여 로봇의 위치와 불확실성을 계산하고, 갱신단계는 GPS 정보를 활용하여 예측단계에서 추정된 위치와 불확실성에 대한 정보를 갱신한다. 이와 같이 EKF는 예측단계와 갱신단계를 반복함으로써 로봇의 위치를 추정한다. 본 장에서는 EKF 알고리즘을 예측단계와 갱신단계로 나누어서 간략히 설명한다.

1. 예측단계

EKF의 예측단계에서는 휠 오도메트리정보에 기반한 로봇의 운동모델을 정의하고, 이를 통해 로봇의 위치와 불확실성을 예측한다. 이를 위해 로봇의 위치와 불확실성을 나타내는 변수를 다음과 같이 설정한다.

$$X_t = \{x_t \quad y_t \quad \theta_t\}^T \quad (1)$$

$$P_t = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & \sigma_{xy}^2 & \sigma_{x\theta}^2 \\ \sigma_{yx}^2 & \sigma_y^2 & \sigma_{y\theta}^2 \\ \sigma_{\theta x}^2 & \sigma_{\theta y}^2 & \sigma_\theta^2 \end{bmatrix} \quad (2)$$

여기서 X_t 는 시간 t 에서 로봇의 위치/방위를 나타내는 상태 벡터, P_t 는 X_t 에 대한 불확실성을 나타내는 공분산 행렬이다.

예측단계에서는 시간 t 에서 추정된 상태벡터 X_t 에 시간 $t+1$ 에서의 휠 오도메트리정보 u_{t+1} 를 적용하여 시간 $t+1$ 에서의 상태벡터 X_{t+1} 와 공분산 P_{t+1} 를 다음과 같이 예측한다.

$$X_{t+1}^- = f(X_t, u_{t+1}) = \begin{Bmatrix} x_t \\ y_t \\ \theta_t \end{Bmatrix} + \begin{Bmatrix} \Delta s_{t+1} \cos(\theta_t + \gamma) \\ \Delta s_{t+1} \sin(\theta_t + \gamma) \\ \frac{\Delta s_{t+1}}{B} \sin \gamma_t \end{Bmatrix} \quad (3)$$

$$P_{t+1}^- = \nabla F_x P_t \nabla F_x^T + \nabla F_u Q \nabla F_u^T \quad (4)$$

$$Q = \begin{bmatrix} \sigma_{\Delta s}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{\Delta \theta}^2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

본 연구에 사용한 로봇은 그림 1과 같이 2개의 뒷바퀴가 구동축으로서 작동하고 2개의 앞바퀴가 조향축으로서 사용되는 전륜적인 차량형 로봇이다. 따라서 로봇의 운동모델은 식

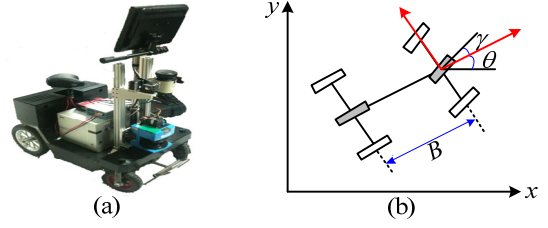


그림 1. 아커만식 조향 모델.

Fig. 1. Ackermann steering model.

(3)과 같은 아커만식 조향모델(Ackermann steering model)을 따른다고 가정한다. 여기서 X_{t+1} 는 시간 $t+1$ 에서의 로봇의 추정 상태이고, 입력 u_{t+1} 는 휠 오도메트리정보를 나타낸다. 또한, Δs_{t+1} 는 로봇의 병진 이동거리를 의미한다. 식 (4)에서 P_{t+1} 는 X_{t+1} 에 대한 공분산 행렬이며, Q 는 프로세스 잡음, F_x 와 F_u 는 각각 운동모델의 상태벡터와 입력에 대한 자코비안 행렬이다. 위첨자 “-”는 센서정보에 의해서 갱신되지 않은 예측된 상태를 나타낸다. 이렇게 예측단계에서는 엔코더 신호로부터 획득한 로봇의 이동량 및 프로세스 잡음을 사용하여 로봇의 위치 및 불확실성의 크기를 예측한다.

2. 갱신단계

EKF의 갱신단계에서는 측정된 센서정보를 이용하여 예측 단계에서 추정된 로봇의 위치와 불확실성을 보정한다. 본 연구에서는 GPS에서 측정되는 위치정보 (x_t^{GPS} , y_t^{GPS})와 IMU (inertia measurement unit)에서 측정되는 관성정보 θ_t^{IMU} 를 센서 정보로서 사용하였다. 즉, 센서정보에서 측정되는 로봇의 위치를 나타내는 변수는 다음과 같이 표현된다.

$$Z_t = \{x_t^{GPS} \quad y_t^{GPS} \quad \theta_t^{IMU}\}^T \quad (6)$$

여기서 Z_t 는 시간 t 에서 센서로부터 측정되는 값을 의미한다. 갱신단계에서는 시간 $t+1$ 에서 측정된 센서정보 Z_{t+1} 를 사용하여 예측단계에서 추정된 상태벡터 X_{t+1} 와 공분산 P_{t+1} 를 다음과 같이 X_{t+1} 와 P_{t+1} 로 갱신한다.

$$K_{t+1} = P_{t+1}^- H^T [H P_{t+1}^- H^T + R_{t+1}]^{-1} \quad (7)$$

$$X_{t+1} = X_{t+1}^- + K_{t+1} [Z_{t+1} - H X_{t+1}^-] \quad (8)$$

$$P_{t+1} = [I - K_{t+1} H] P_{t+1}^- \quad (9)$$

$$R = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_y^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_\theta^2 \end{bmatrix} \quad (10)$$

여기서 K 는 칼만이득, R 은 센서의 측정값에 대한 잡음행렬이다. 또한, 본 연구에서는 GPS 및 IMU를 통해 직접적으로 로봇의 위치 및 방위를 획득한다. 따라서 로봇의 상태벡터와 측정값 간의 관계를 정의해주는 행렬 H 는 단위행렬이 된다. EKF에 대한 더 자세한 내용은 참고문헌에 설명되어 있다[2].

III. 단일 카메라의 영상정보에 기반한 차선정보 추출

본 논문에서는 기존의 차선인식 방법들의 단점을 극복하기 위하여 다음과 같은 알고리즘을 제안한다. 우선 로봇 전방에 부착된 단일 카메라를 통해 받아들인 영상을 적응형 이

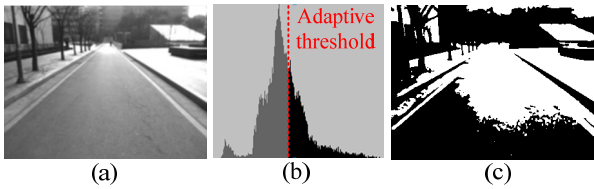


그림 2. 전처리 과정: (a) 원본 흑백 영상, (b) 원본 흑백 영상의 밝기 히스토그램, (c) 이진화 영상.
 Fig. 2. Pre-processing: (a) original gray scale image, (b) intensity histogram of original gray scale image, and (c) binary image.

진화(adaptive thresholding) 기법을 통해 전처리 과정을 수행하여 이진화 영상을 얻는다. 이진화 영상은 역투영 변환(IPM: Inverse Perspective Mapping) 과정을 거쳐 공중에서 수직으로 바라본 시점으로 변환된 후, 원본 영상의 외곽선정보를 이용하여 영상 내의 객체들을 분리시킨다. 최종적으로 분류된 객체들의 기하학적 형상정보를 통해 차선의 형상에 가장 가까운 객체를 추출함으로써 차선 추출 작업을 완료한다. 본 장에서는 각 과정에 대해 자세히 설명한다.

1. 전처리 과정

단일 카메라로 받아들인 영상은 그림 2와 같이 흑백 영상으로 변환되어 적응형 이진화 과정을 거치게 된다. 적응형 이진화는 밝기의 급격한 변화가 존재하는 부분을 이진화의 경계로 분리하는 기법으로서 조도의 영향을 거의 받지 않는다는 장점이 있다. 적응형 이진화의 자세한 과정은 다음과 같다. 우선 그림 2(a)의 흑백 영상에 대한 밝기 히스토그램을 그림 2(b)와 같이 작성한 후, 밝은 픽셀과 어두운 픽셀의 경계가 되는 지점을 항상 일정한 비율로 설정한다. 예를 들어 본 연구에서는 밝기 상위 60 %의 픽셀은 255, 하위 40 %의 픽셀은 0으로 변환되어 그림 2(c)와 같은 이진화 영상을 얻게 된다.

2. 역투영 변환

역투영 변환 기법은 도로가 편평하다는 가정 하에 원근 효과(perspective effect)를 제거해 줌으로써 차선탐지를 용이하게 한다[10]. 그림 3(a)의 원본 영상의 ROI 영역에 이를 적용하

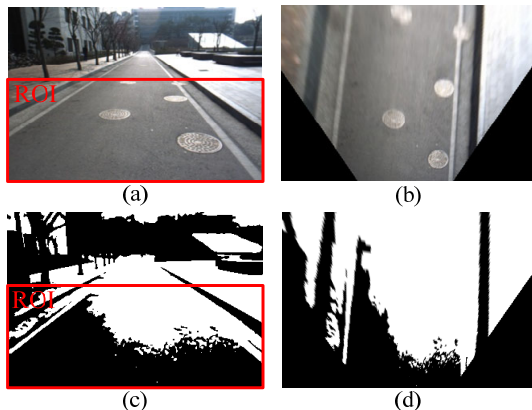


그림 3. 역투영 변환: (a) 원본 영상, (b) 원본 영상의 역투영 변환, (c) 이진화 영상, (d) 이진화 영상의 역투영 변환.
 Fig. 3. Inverse perspective mapping (IPM): (a) original image, (b) IPM result of original image, (c) binary image, and (d) IPM result of binary image.

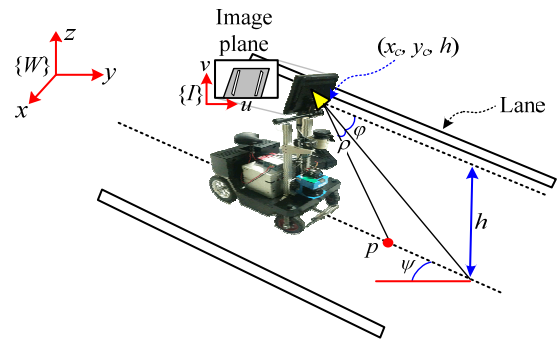


그림 4. 역투영 변환을 위한 기하학적인 관계.
 Fig. 4. Geometric relationship for inverse perspective mapping.

여 공중에서 수직으로 바라본 시점으로 변환한 영상이 그림 3(b)에 나타나 있는데, 차선에 해당하는 특징들이 모두 평행하게 변환되므로 차선 추출에 많은 이점이 있다. 이와 같이 본 연구에서는 그림 3(c)와 같은 이진화 영상에 역투영 변환 기법을 적용하여 그림 3(d)와 같은 영상 I_B 를 얻은 후 이를 차선 추출에 사용한다.

그림 4와 다음 식들은 전역 좌표계 $\{W\}$ 기준의 실제 환경과, 영상 좌표계 $\{I\}$ 기준의 역투영 변환 영상 사이의 기하학적인 관계를 나타내고 있다.

$$\rho = \arctan\left(\frac{x}{y}\right) \tag{11}$$

$$\phi = \arctan\left(\frac{h}{\sqrt{x^2 + y^2}}\right) \tag{12}$$

$$v = \arctan\left(\frac{x - x_c}{y - y_c}\right) \tag{13}$$

$$u(x, y, 0) = \frac{n-1}{2\rho} \left[\arctan\left(\frac{h \sin v}{x - x_c}\right) - (\psi - \rho) \right] \tag{14}$$

$$v(x, y, 0) = \frac{m-1}{2\rho} [v - (\phi - \rho)] \tag{15}$$

식 (11)의 ρ 는 카메라의 화각, 식 (12)의 ϕ 는 카메라의 광축(optical axis)과 수평면이 이루는 각도, 그리고 식 (14), (15)에서 ψ 는 카메라의 광축을 $z = 0$ 평면에 투영시켰을 때의 직선과 전역 좌표계의 y 축이 이루는 각도를 의미한다. 또한, $m \times n$ 은 영상의 해상도를 의미하며, (x_c, y_c, h) 는 전역 좌표계 $\{W\}$ 기준의 카메라 원점의 위치를 의미한다. 즉, 전역 좌표계 기준의 위치 $(x, y, 0)$ 는 식 (14), (15)에 의해 영상 좌표계 기준의 (u, v) 로 변환되어 영상에 표현된다.

3. 세그먼테이션 및 직선탐지 추출

역투영 변환 이후 차선을 나타내는 부분을 좀더 명확히 구분하기 위해 그림 5(a)와 같은 캐니 외곽선 영상 I_E 를 이용하여 다음 식과 같이 세그먼테이션을 수행한다.

$$I_S(u, v) = \begin{cases} 0, & I_B(u, v) = I_E(u, v) \\ 255, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{16}$$

이를 통해 그림 5(b)와 같이 차선탐지를 비롯한 여러 가지 객체들이 좀더 분명하게 구분된 영상 I_S 를 얻을 수 있다.



그림 5. 세그멘테이션 과정: (a) 캐니 외곽선 영상, (b) 세그먼트이션 결과 영상.

Fig. 5. Segmentation process: (a) canny edge image, and (b) result image of segmentation.

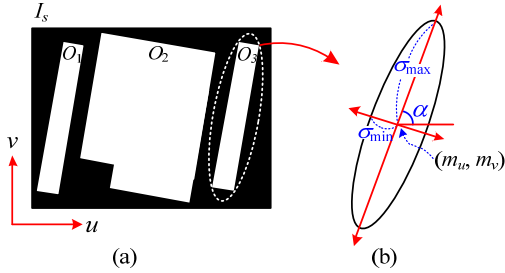


그림 6. 차선표징의 기하학적 정보: (a) 차선표징이 포함된 이진 영상, (b) 장축/단축의 길이를 이용한 차선표징의 추출.

Fig. 6. Geometric information of lane feature: (a) binary image including lane features, and (b) extraction of lane feature by using length of major and minor axis.

차선표징 추출을 위한 마지막 단계로 영상 I_s 내의 객체들을 분류하는 레이블링을 수행한 후, 분류된 객체들에 대한 각각의 기하학적 정보를 획득하여 최대한 차선에 가까운 표징을 추출한다. 본 논문에서는 Grassfire 알고리즘[11]을 사용하여 영상 I_s 내의 객체들을 다음과 같이 분류하였다.

$$O_{1:N} = \{O_1, O_2, \dots, O_i, \dots, O_N\} \quad (17)$$

이 과정을 통해 인접한 픽셀군을 하나의 객체로 다룰 수 있게 된다. 여기서, O_i 는 레이블링 수행 후 분류된 각 객체이며, i 는 객체의 인덱스, N 은 전체 객체의 수를 의미한다. 또한, 본 논문에서는 그림 6과 같이 분류된 각 객체의 장축, 단축의 길이를 차선 추출을 위한 판단기준으로 사용하였다[12].

각 객체들의 기하학적 정보를 획득하기 위해서 각 객체들의 픽셀분포에 대한 평균점과 분산을 다음 식과 같이 계산한다.

$$\text{cov}(u, v) = \begin{bmatrix} E[(u - m_u)^2] & E[(u - m_u)(v - m_v)] \\ E[(v - m_v)(u - m_u)] & E[(v - m_v)^2] \end{bmatrix} \quad (18)$$

여기서 $\text{cov}(u, v)$ 는 각 객체에 포함된 픽셀들의 분포에 대한 공분산이며, (m_u, m_v) 는 픽셀들의 평균점을 의미한다. 이후 해당하는 객체의 장축 및 단축의 길이를 파악하기 위해 식 (18)의 공분산 행렬을 다음과 같이 대각화(diagonalization)한다.

$$\text{cov}(u, v) = M^T \begin{bmatrix} \sigma_{\max}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{\min}^2 \end{bmatrix} M, \quad M = \begin{bmatrix} \cos \alpha & -\sin \alpha \\ \sin \alpha & \cos \alpha \end{bmatrix} \quad (19)$$

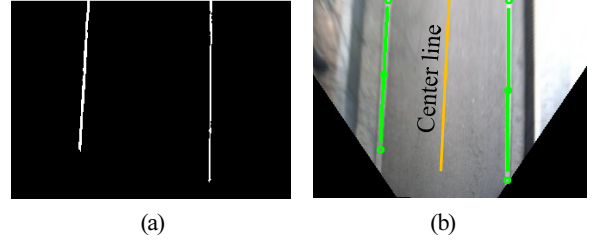


그림 7. 차선표징 추출: (a) 차선표징의 이진 영상, (b) 추출된 차선표징과 중앙선.

Fig. 7. Extraction of lane features: (a) binary image of lane features, and (b) extracted lane features and center line.

$$\sigma_{\max} = \sqrt{E[(u - m_u)^2] + E[(u - m_u)(u - m_v)] \tan \alpha} \quad (20)$$

$$\sigma_{\min} = \sqrt{E[(v - m_v)^2] - E[(u - m_u)(u - m_v)] \tan \alpha} \quad (21)$$

$$\alpha = \frac{1}{2} \arctan \left(\frac{2E[(u - m_u)(u - m_v)]}{E[(u - m_u)^2] - E[(v - m_v)^2]} \right) \quad (22)$$

여기서 M 은 해당 객체가 주축으로부터 α 만큼 회전해 있음을 나타내는 회전행렬을 의미하며, σ_{\max} 와 σ_{\min} 는 각각 장축과 단축의 길이를 의미한다. 최종적으로 그림 6과 같이 객체의 장축 σ_{\max} 가 단축 σ_{\min} 에 비하여 현저하게 큰 객체를 차선표징이라고 판단한다. 즉, 장축과 단축의 비율에 대한 임계값 T 를 설정하여, 다음 식과 같이 영상 I_s 에서 차선에 해당하는 표징만을 추출하는 작업을 수행한다.

$$L_i(u, v) = \begin{cases} O_i(u, v) \chi_i & , \forall (u, v) \in O_i \\ 0 & , \text{otherwise} \end{cases} \quad (23)$$

where $\chi_i = \begin{cases} 1, R_i \geq T \\ 0, R_i < T \end{cases}$

여기서 L_i 는 전체 객체 $O_{1:N}$ 중 차선으로 인식된 객체를 의미한다. 또한, R_i 은 객체의 장축과 단축이 이루는 비율 $\sigma_{\max}/\sigma_{\min}$ 를 의미한다. 본 연구에서는 비율의 임계값 T 를 20으로 설정하였다. 최종적으로 다음 식을 통해 차선에 해당하는 표징만 표현된 영상 I_L 을 그림 7(a)와 같이 얻을 수 있다.

$$I_L(u, v) = \begin{cases} 0 & , (u, v) \notin L_i \\ 255 & , (u, v) \in L_i \end{cases} \quad (24)$$

또한, 로봇의 위치보정을 위해 두 차선의 중앙선을 그림 7(b)와 같이 인위적으로 추출한다. 본 장의 모든 영상처리 과정을 수행하는데 소요되는 시간은 쿼드코어 2.8 GHz 성능의 CPU와 640 × 480 해상도의 영상을 기준으로 약 90 ms이다.

IV. 차선정보에 기반한 로봇의 위치보정

본 장에서는 앞서 추출한 차선정보를 이용하여 로봇의 위치를 보정하는 방법에 대해 설명한다. 차선을 추출함으로써 로봇이 얻을 수 있는 정보는 로봇과 중앙선간의 거리 및 각도정보이다. 즉, 이러한 정보를 지도상에 기록되어 있는 차선 정보와 정합하여 로봇의 위치를 실시간으로 보정하면 GPS 신호의 불확실성을 극복할 수 있다. 로봇과 중앙선간의 거리 및 각도정보는 그림 8과 같은 기하학적 정보에 의해 계산할 수 있다.

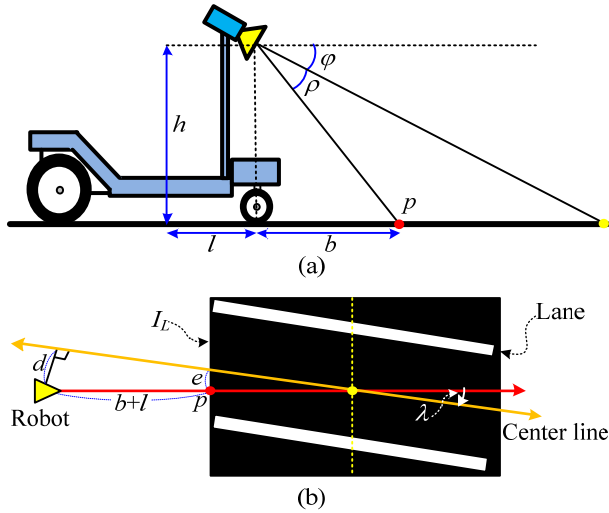


그림 8. 로봇과 추출된 중앙선이 이루는 거리와 각도 계산.
 Fig. 8. Calculation of distance and angle between robot and extracted center line.

그림 8(a)에서 l 은 로봇의 중심에서 카메라의 중심까지의 거리, h 는 지면으로부터 카메라가 설치된 높이를 의미한다. 또한, b 는 카메라의 중심에서 영상의 최 하단 픽셀에 매핑된 지점 p 까지의 거리로서 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$b = \frac{h}{\tan(\rho + \phi)} \quad (25)$$

그림 8(b)에서 λ 는 로봇의 진행방향과 중앙선이 이루는 각도를 나타내고, e 는 영상의 최 하단을 기준으로 영상의 중심과 중앙선과의 거리를 나타낸다. 따라서 다음 식을 통해 실제 로봇과 중앙선간의 직선 거리정보 d 를 얻을 수 있다.

$$d = \left(\frac{e}{\tan \lambda} + b + l \right) \sin \lambda \quad (26)$$

이와 같이 계산한 로봇과 중앙선간의 거리정보 d 와 각도정보 λ 를 이용하여, EKF를 통해 추정된 로봇의 위치가 도로 영역을 벗어난다 하더라도, 로봇이 차선을 인식한다면 다음 식을 통해 로봇을 차선 안쪽으로 보정하여 안정적인 위치추정을 가능하도록 한다.

$$X_{t+1}^c = \begin{Bmatrix} x_{t+1}^c \\ y_{t+1}^c \\ \theta_{t+1}^c \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} x_{t+1} - (-1)^n \frac{ad}{\sqrt{1+a^2}} \\ y_{t+1} + (-1)^n \frac{d}{\sqrt{1+a^2}} \\ \theta_{t+1} + \lambda \end{Bmatrix} \quad (27)$$

여기서 위 첨자 c 는 보정된 후의 로봇 위치를 의미하며, n 은 λ 가 양수일 경우 짝수, 음수일 경우 홀수가 된다. a 는 지도상에 기록되어 있는 차선정보의 기울기를 의미한다. 식 (27)은 앞서 구한 거리, 각도에 대한 정보 (d, λ)와 지도상에 기록되어 있는 차선정보간의 기하학적인 변환에 의해 쉽게 유도할 수 있다.

V. 실험 환경 및 결과

그림 9는 실험에 사용한 GPS와 단일 카메라를 나타내고 있다. 그림 9(a)의 GPS 수신기는 Novatel사의 ‘FlexPak-G2’ 모델로, 위치 측정 오차 실험 결과 GPS 신호 수신에 용이한 개활지에서의 오차는 평균 0.52 m, 주변에 건물이 많은 환경에서는 평균 2.33 m의 오차를 보였다. 단일 카메라는 그림 9(b)와 같이 시중에서 쉽게 구할 수 있는 해상도 640×480 의 웹 카메라를 이용하였다.

그림 10(a)와 같이 주변에 건물이 존재하지 않는 개활지의 경우는 GPS가 매우 정확한 위치정보를 제공하기 때문에 GPS 정보의 불확실성을 보정하기 위한 본 연구의 실험 환경



그림 9. 실험 장비: (a)GPS 신호 수신기, (b) 단일 카메라.
 Fig. 9. Experimental equipment: (a) GPS signal receiver, and (b) monocular camera.

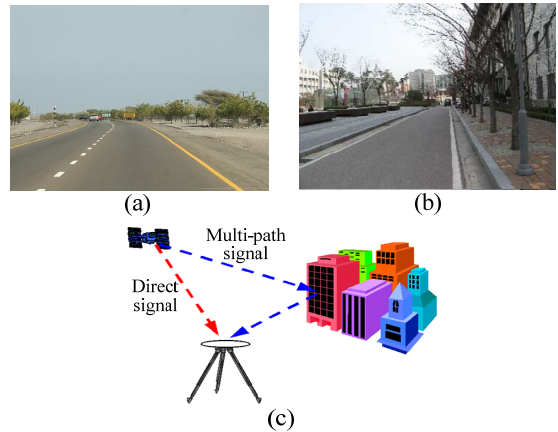


그림 10. 실험 환경: (a) GPS 신호의 수신에 원활한 환경, (b) GPS 신호의 수신에 원활하지 않은 환경, (c) GPS 신호의 다중경로 현상.

Fig. 10. Experimental environment: (a) reliable environment for receiving GPS signal (b) unreliable environment for receiving GPS signal, and (c) multi-path effect of GPS signal.

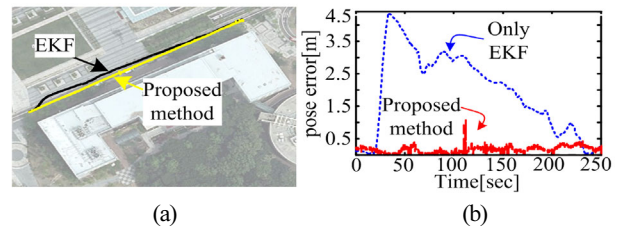


그림 11. 기존의 EKF 및 차선추출을 통한 위치보정의 실험.
 Fig. 11. Experimental result of conventional EKF and pose correction by extracting lane markers.

으로서는 적합하지 않다. 따라서 실험은 그림 10(b)와 같은 캠퍼스환경에서 이루어졌다. 약 120 m 정도의 직선 도로 및 차선이 존재하지만 주변의 건물들로 인해 그림 10(c)와 같은 다중경로(multi-path) 현상이 자주 발생하므로 GPS 신호의 신뢰성이 매우 떨어지는 구간이다. 그림 11은 도로의 한가운대를 따라서 주행한 실험 결과이다. 로봇은 양쪽 차선의 정 중앙을 따라 약 0.5 m/s의 속도로 주행하였다. 로봇은 오직 도로 안쪽에서만 주행하였음에도 불구하고, EKF를 통해 GPS 신호를 갱신한 경우 GPS 신호의 큰 오차로 인해 로봇의 위치를 도로 바깥으로 추정하는 등 평균 위치 오차는 1.72 m에 이른다. 이에 반해 추출된 차선을 통해 로봇의 위치를 보정한 경우 위치 오차는 대부분 0.2 m 이내를 유지하였다.

VI. 결론

본 논문에서는 로봇의 전방에 장착된 단일 카메라를 기반으로 도로 영상에서 차선을 추출하고, 이를 이용하여 로봇의 위치를 보정하는 기법을 제안 하였다. 제안한 차선 추출 기법은 직선 도로의 경우 조도 및 주변 환경에 대한 영향을 크게 받지 않고 강인하게 동작하기 때문에 로봇의 위치 보정에 매우 유용한 특징으로 활용될 수 있음을 보였다. 따라서 GPS 정보의 오차가 클 경우에도 차선이 인식된 경우, 로봇의 위치를 좀 더 안정적으로 추정할 수 있었으며, GPS 신호의 신뢰도가 떨어지는 환경에서의 실험을 통하여 이를 입증하였다. 그러나 곡선 구간이 많이 존재하는 도로에서는 제안한 차선 추출 기법만으로 강인하게 차선을 인식할 수 없으므로 GPS 정보의 오차를 극복하지 못하고 위치 추정 성능이 저하될 것이다. 따라서 향후에는 곡선 구간에도 대응하는 차선 인식 알고리즘을 개발하여 차선 인식의 성능을 개선함으로써 위치추정에 좀 더 보편적으로 사용할 수 있는 기반을 마련할 계획이다.

참고문헌

- [1] R. Siegwart and I. R. Nourbakhsh, *Introduction to Autonomous Mobile Robots*, MIT Press, Cambridge, 2004.
- [2] K. Ohno, T. Tsubouchi, B. Shigematsu, and S. Yuta, "Differential GPS and odometry-based outdoor navigation of a mobile robot," *Advanced Robotics*, vol. 18, no. 6, pp. 611-635, 2004.
- [3] C. W. Roh, Y. S. Kang, and S. C. Kang, "Development of autonomous navigation robot in outdoor road environments," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 15, no. 3, pp. 293-299, 2009.
- [4] C. W. Roh, S. H. Kim, M. J. Kim, S. C. Kang, and S. K. Hong, "Development of patrol robot using DGPS and curb detection," *Journal of Control, Automation, and Systems Engineering (in Korean)*, vol. 13, no. 2, pp. 140-146, 2007.
- [5] K. Ohno, T. Tsubouchi, and B. Shigematsu, "Differential GPS and odometry-based outdoor navigation of a mobile robot," *Advanced Robotics*, vol. 18, no. 6, pp. 611-635, 2004.
- [6] T. B. Kwon, J. B. Song, and S. C. Kang, "Extraction and matching of elevation moment of inertia for elevation map-based localization of an outdoor mobile robot," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 15,

no. 2, pp. 203-210, 2009.

- [7] Y. H. Ji, J. B. Song, J. H. Beak, and J. K. Ryu, "Hausdorff distance matching for elevation map-based global localization of an outdoor mobile robot," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 17, no. 9, pp. 916-921, 2011.
- [8] H. J. Kwon and J. H. Yi, "An efficient lane detection algorithm based on hough transform and quadratic curve fitting," *The Transactions of The Korea Information Processing Society (in Korean)*, vol. 6, no. 12, pp. 3710-3717, 1999.
- [9] J. P. Gonzalez and U. Orguner, "Lane detection using histogram-based segmentation and detection tree," *Proc. of IEEE Intelligent Transportation Systems*, pp. 346-351, 2000.
- [10] M. Bertozzi, A. Broggi, and A. Fascioli, "Stereo inverse perspective mapping: theory and applications," *Image and Vision Computing*, vol. 16, pp. 585-590, 1998.
- [11] I. Pitas, *Digital Image Processing Algorithms*, Prentice-Hall, 1993.
- [12] S. Y. Hwang and J. B. Song, "Monocular vision and odometry-based SLAM using position and orientation of ceiling lamps," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 17, no. 2, pp. 164-170, 2011.
- [13] Y. H. Ji, J. H. Bae, S. H. Hong, and J. B. Song, "Outdoor localization using GPS data and lane markers for a mobile robot," *Proc. of 2012 27th ICROS Annual Conference (in Korean)*, Seoul, Korea, pp. 275-276, May 2012.



지 용 훈

2010년 경희대학교 기계공학과(공학사). 2010년 경희대학교 컴퓨터공학과(공학사). 2012년 고려대학교 메카트로닉스학과(공학석사). 관심분야는 이동로봇의 주행 및 지능 제어 알고리즘.



배 지 훈

2010년 고려대학교 기계공학부(공학사). 2012년 고려대학교 메카트로닉스학과(공학석사). 2012년~현재 (주)대한항공 항공우주사업본부 근무. 관심분야는 항법시스템 및 이동로봇의 주행.



송 재 복

1983년 서울대학교 기계공학과(공학사). 1986년 서울대학교 기계설계학과(공학석사). 1992년 MIT 기계공학과(공학박사). 1993년~현재 고려대학교 기계공학부 교수. 관심분야는 안전 머니폴레이터, 이동로봇의 주행, 지능로봇 시스템의 설계 및 제어.



유재관

2004년 경희대학교 기계공학과(공학석사). 2005년 JAIST 정보과학연구과(공학박사). 2005년~현재 LIG 넥스원(주) 연구개발본부 선임연구원. 관심분야는 웨어러블 로봇, 휴머노이드, 모바일 머니플레이션.



백주현

1989년 한양대학교 기계설계학과(공학사). 1991년 한양대학교 기계설계학과(공학석사). 2002년 한국과학기술원(KAIST) 기계공학과(공학박사). 1991년~현재 LIG 넥스원(주) 연구개발본부 수석연구원. 관심분야는 소형 무인차량, 웨어러블 로봇, 실외주행 알고리즘.