

# 관광지안내로봇용 위치인식 시스템에 관한 연구

## A Study on a Localization System for Tour Guide Robot

임종환<sup>1,✉</sup>  
Jong Hwan Lim<sup>1,✉</sup>

1 제주대학교 메카트로닉스공학과 (Department of Mechatronics, Jeju National Univ.)  
✉ Corresponding author: jhlim@jeju.ac.kr, Tel: 010-4516-3712

Manuscript received: 2011.11.16 / Accepted: 2012.5.8

*The localization system for tour guide robot was developed which is inevitable and important for the guide robot in order to guide the tourists and explain the history or contents of the site. The localization system is based on the non-inertial sensors such as a DGPS, Dead-Reckoning. The information of the DGPS is used to update the estimated positions from Dead Reckoning. The extended Kalman filter was used for the fusion of the measured information from the sensors and estimated positions by Dead Reckoning. The simulation results show that it is very reliable and the position error is bounded within a certain extend.*

Key Words: Tour Guide Robot (관광안내로봇), Localization (위치평가), Non-inertial Sensor (비관성센서), DGPS (위성항법보정시스템), Kalman Filter (칼만필터)

### 1. 서론

지능로봇기술의 발달로 다양한 분야에 로봇이 응용되고 있는데 관광지에 투입되어 관광객을 안내하며 설명하는 로봇에 대한 연구가 최근 활발히 이루어지고 있다. 안내 로봇은 자율주행이 필요하며 이동 중 자신의 위치를 파악하여 다음 목적지까지 충돌을 회피하면서 이동 가능하여야 한다. 또한 이동 중 필요한 위치에서 적절한 안내를 하거나 정보를 제공할 수 있어야 하며 인간과의 소통이 가능하여야 한다.

안내로봇이 자율적인 동작을 하기 위해서 필요한 필수적인 기능은 위치인식, 장애물회피, 항법, 그리고 인간과의 상호작용 등 이다.<sup>1</sup> 위치인식은 로봇의 현재 위치를 평가하고 추적하는 것으로서 모든 동작의 기본이 된다.<sup>2,3</sup>

독일 본 대학의 Buhmann<sup>4</sup> 등은 정해진 지점으로 이동, 바닥에 있는 물건을 인식하여 쓰레기통에 담기

등의 기능을 갖고 있는 안내로봇을 연구하였다. 이 로봇은 24 개의 초음파센서와 2 대의 카메라가 장착되어 점령 그리드의 점령확률을 신경회로망을 이용하여 평가하여 장애물 지도를 형성하였다. 또한 초음파 데이터를 이용하여 충돌회피하며 빈 공간으로 이동경로를 선택하는 항법을 수행한다.

그러나 충돌회피는 어느 정도 성공적이었으나 위치평가가 되지 못하므로 단지 장애물 회피 수준에 그치고 있으며 초음파 데이터에만 의존하므로 인해 위치평가가 어렵고 물체에 대한 데이터도 부정확하다. 이와 같은 단점을 보완하기 위해 기존 Rhino 로봇에 레이저 센서를 추가하여 주변 환경에 대한 정보를 강화하고 각 영역에 확률분포를 할당함으로써 로봇의 위치를 평가하고 확률이 높은 영역을 위치로 선택하는 Markov 위치평가<sup>5</sup>를 적용하는 시도를 하였다.<sup>6</sup>

Carnegie Mellon 대학에서는 미네르바 로봇을 개발하였는데,<sup>7</sup> 이 로봇은 관람객을 응접하고 박물관

을 안내하면서 설명 및 전시물을 교육하는 역할을 한다. 항법은 Rhino 로봇과 유사하나 영상 지도를 추가로 사용하여 점령 그리드지도를 형성하고 있다. 레이저, 초음파, 카메라, 그리고 주행계 등 다양한 센서를 사용하였으며 Markov 위치평가를 이용하여 항법을 수행한다.

실제 응용되고 있는 안내 로봇들은 연구차원의 안내로봇에 비해 그 기능이 현저히 떨어진다. 기능적인 측면에서의 문제점으로는 제공되는 정보가 위치와는 무관한 일반적인 것들이며 이용객들을 필요한 위치로 안내하지 못하며 단순한 충돌회피 수준의 자율주행만 한다는 것이다. 따라서 관광안내 로봇의 임무는 관광객을 필요한 장소로 안내하면서 그 장소에 알맞은 설명 및 안내를 해야 함에도 불구하고 그러한 역할을 하지 한다. 이와 같이 실질적인 안내 기능이 미흡하다 보니 안내 로봇을 설치하는 목적은 본연의 목적인 안내보다는 단순한 볼거리나 이벤트성에 그치고 있다.

안내로봇의 기능적 문제가 발생하는 근본적인 기술적인 문제는 위치평가 기술이 실제 현장에 적용될 만큼 실용적이지 못하다는 것이다. 기존 안내로봇들은 자신의 위치를 알지 못하기 때문에 그 장소에 맞는 적절한 안내를 할 수가 없고 위치와 무관한 일반적인 안내만 가능한 것이다. 또한 위치평가는 로봇이 올바른 경로로 이동하고 있는지에 대한 판단을 하는 기본 정보가 되기 때문에 위치평가가 제대로 되지 못하면 원하는 지점 또는 원하는 경로를 추적할 수 없게 된다.

본 논문에서는 안내로봇의 실용화를 위한 위치평가 방법을 제안한다. 이 방법은 카메라나 레이저와 같은 고가의 장비를 쓰지 아니함으로써 경제적인 뿐만 아니라 자이로센서 등과 같은 오차가 시간에 따라 누적되는 관성센서를 배제하고 비 관성센서만을 이용함으로써 오차 누적이 없으며 쉽게 적용이 가능한 장점이 있다.

본 논문에서 제안하는 위치평가방법은 로봇에 장착된 주행계를 이용한 추측항법(Dead-Reckoning; DR)과 DGPS 를 이용한 위성항법을 동시에 이용한다. 또한 DR 과 DGPS 정보의 융합은 확장칼만필터를 이용하여 수행한다. 개발된 위치평가 방법의 유용성은 실제상황을 반영한 시뮬레이션으로 평가한다.

**2. 안내로봇의 위치평가**

위치 추적 기술은 크게 나누어, 외부의 도움을

받지 않고 로봇에 장착된 주행계만 사용하여 자신의 위치를 알아내는 추측항법과 인공위성의 신호를 이용한 위성항법이 있다. 추측항법은 누적오차가 연속적으로 발생하므로 장기간 위치 정보 제공에는 적합하지 않지만 짧은 시간 동안에는 비교적 정밀한 정보를 제공한다. 반면에 위성항법은 단거리 이동에 대한 오차는 추측항법보다 크지만 오차가 시간에 따라 커지지 않고 일정 범위를 유지한다는 장점이 있다.

**2.1 추측항법(DR)**

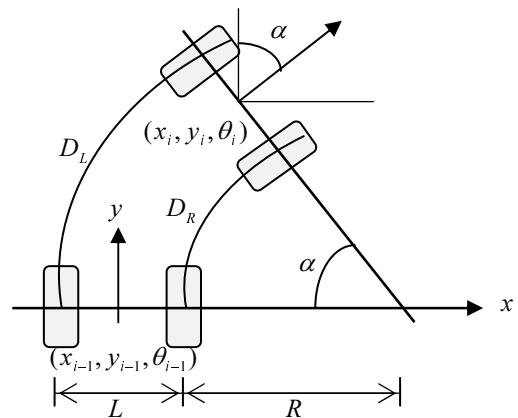


Fig. 1 Dead Reckoning system

추측 항법의 원리는 로봇의 초기 위치를 설정한 후 주행계만으로 로봇의 이동 거리와 방향을 검출하여 주행 궤적을 계산하고 현재 위치를 추정하는 방법이다. Fig. 1 과 같이 왼쪽 및 오른쪽 바퀴의 이동거리를 각각  $D_L, D_R$  이라 하고 두 바퀴 사이의 거리를  $L$  이라 하면 원주와 각의 관계에서,

$$D_R = R\alpha, \quad D_L = (L + R)\alpha \quad (1)$$

이 성립한다. 이 식에서  $R$  과  $\alpha$  는 미지수이다. 이것으로부터  $R$  과  $\alpha$  는 다음과 같이 구해진다.

$$\alpha = \frac{D_L - D_R}{L}, \quad R = \frac{D_R L}{D_L - D_R} \quad (2)$$

이전 위치  $(x_{i-1}, y_{i-1}, \theta_{i-1})$  의 로봇 중심에 대한 다음 위치  $(x_i, y_i, \theta_i)$  는 다음과 같이 구해진다. 먼저  $x_i$  는,

$$x_i = \left(R + \frac{L}{2}\right)(1 - \cos \alpha) \quad (3)$$

같은 방법으로  $y_i$ 는 다음과 같다.

$$y_i = \left(R + \frac{L}{2}\right)\sin \alpha \quad (4)$$

다음으로 기준좌표에 대한 로봇의 진행 방향은 다음으로 계산된다.

$$\theta_i = \theta_{i-1} - \alpha \quad (5)$$

또한 기준좌표에 대한 로봇의 위치는 다음으로 계산된다.

$$\begin{pmatrix} x_i \\ y_i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_{i-1} \\ y_{i-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \cos \theta_r & -\sin \theta_r \\ \sin \theta_r & \cos \theta_r \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (6)$$

여기서,

$$\theta_r = \theta_{i-1} - \frac{\pi}{2} \quad (7)$$

이다.

그러나 DR 항법은 바퀴의 불균형, 바퀴와 바닥 사이의 미끄러짐, 바닥의 불균일, 엔코더의 오차 등에 의해 이동거리가 늘어남에 따라 오차가 무한히 커진다. 이 중 바퀴 불균형은 계통오차로서 이동 거리에 따라 무한히 늘어나는 성질을 가진다.

## 2.2 확장칼만필터를 이용한 위치평가

전술한 바와 같이 DR 만으로 위치를 평가할 경우 오차가 계속해서 누적되어 시간에 따라 점점 위치 오차가 커진다. 또한 DGPS 만을 이용할 경우에는 시간에 따라 오차가 누적되지는 않지만 최대 5m 이상의 오차가 발생할 수 있다.<sup>8</sup> 그 결과 전체 이동 경로 중 국부적으로 단거리위치는 추측항법이 오히려 효과적일 수 있으며, 장시간 이동에 대한 위치는 DGPS 에 의한 항법이 더 양호하다. 따라서 두 항법의 장점만을 취하기 위하여 확장 칼만필터 (Extended Kalman Filter ; EKF)를 이용하여 두 정보를 결합함으로써 최적의 항법을 수행할 수 있다.

### 2.2.1 시스템 모델 및 측정 모델

로봇의 위치에 관련된 상태변수는 위치 및 로봇의 이동방향으로서  $X(k) = [x(k), y(k), \theta(k)]^T$  로 나타낼 수 있다. Fig. 2 에 나타낸 바와 같이 이전  $k$  단계에서 다음 단계로의 이동거리를  $d(k)$ , 방향회전을  $\Delta\theta(k)$  라 하고 로봇은 먼저 이동 후에 방향을 전환하는 것으로 가정하면 로봇의 시스템 모델은 다음과 같이 된다.

$$X(k+1) = F(X(k), u(k)) + w(k) \quad (8)$$

여기서 상태전이 함수  $F(X(k), u(k))$ 는,

$$F(X(k), u(k)) = \begin{pmatrix} x(k) + d(k)\cos\theta(k) \\ y(k) + d(k)\sin\theta(k) \\ \theta(k) + \Delta\theta(k) \end{pmatrix} \quad (9)$$

이고 오차  $w(k)$ 는 다음과 같이 가정한다.

$$w(k) \sim N[0, Q(k)] \quad (10)$$

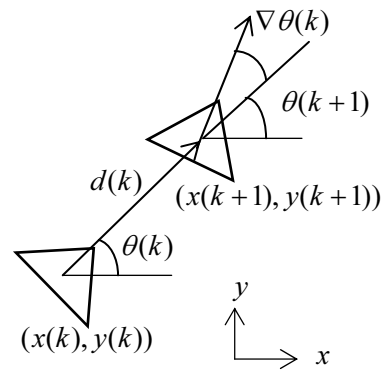


Fig. 2 System modeling

즉,  $w(k)$ 는 평균이 0 이고 공분산이  $Q(k)$ 인 가우시안이 된다. (10)식에서  $d(k)$ 와  $\Delta\theta(k)$ 는 제어입력으로서 상수로 가정한다. 또한  $Q(k)$ 는 각 상태변수의 오차 표준편차로서 대각 행렬이 된다.

다음으로 DGPS 의 위치정보를 측정하는 모델은 다음과 같다.

$$M(k+1) = Z(X(k), S_r) + \eta(k), \quad \eta(k) \sim N[0, R(k)] \quad (11)$$

여기서  $\eta(k)$ 는 평균이 0 이고 공분산이  $R(k)$  인 가우시안 잡음이며,  $R(k)$  는 각 측정변수의 오차의 표준편차로 구성되는 대각 행렬이다.  $M(k+1)$  은 DGPS 의 정확한 위치에 단지 잡음만 개입된 것으로 가정하여  $Z(X(k), S_i)$  를 다음과 같이 정의한다.

$$Z(X(k), S_i) = \begin{pmatrix} x \\ y \\ \theta \end{pmatrix} \quad (12)$$

이와 같이 정의된 시스템 모델과 측정모델을 확장 칼만 필터 알고리즘에 적용하여 로봇의 위치를 평가한다.

### 2.2.2 위치평가

먼저 시스템 모델과 제어 입력  $u(k)$  로부터 시간  $k+1$  에서의 로봇의 위치를 다음과 같이 예측한다.<sup>9</sup>

$$\begin{aligned} \hat{X}(k+1|k) &= F(\hat{X}(k|k), u(k)) \\ &= \begin{pmatrix} \hat{x}(k+1|k) + d(k)\cos\theta(k) \\ \hat{y}(k+1|k) + d(k)\sin\theta(k) \\ \hat{\theta}(k+1|k) + \Delta\theta(k) \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (13)$$

이 예측에 수반되는 공분산 행렬  $P(k+1|k)$  는 다음과 같이 계산된다.

$$P(k+1|k) = \nabla F P(k|k) \nabla F^T + Q(k) \quad (14)$$

여기서,  $\nabla F$  는 상태 천이함수  $F(\hat{x}(k|k), u(k))$  의 자코비안으로서 아래 식과 같이 구해진다.<sup>10</sup>

$$\nabla F = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -d(k)\sin\hat{\theta}(k|k) \\ 0 & 1 & d(k)\cos\hat{\theta}(k|k) \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (15)$$

다음으로는 시스템 모델과 제어 입력  $u(k)$  로부터 예측된 측정모델은 다음과 같다.

$$\hat{Z}(k+1) = \begin{pmatrix} \hat{x}(k+1|k) \\ \hat{y}(k+1|k) \\ \hat{\theta}(k+1|k) \end{pmatrix} \quad (16)$$

또한 DGPS 로부터 실제 측정된 센서 실측모델 다음과 같이 정의한다.

$$Z(k+1) = \begin{pmatrix} x_{GPS}(k+1) \\ y_{GPS}(k+1) \\ \theta_{GPS}(k+1) \end{pmatrix} \quad (17)$$

그러나 DGPS 는 각도 정보를 주지 못하므로  $\theta_{GPS}(k+1)$  은 DR 로부터 예측된  $\hat{\theta}(k+1|k)$  로 대체한다. 이 실측 모델과 예측모델의 차로 구성되는 집합행렬 (innovation)  $v(k+1)$  은 다음과 같다.

$$v(k+1) = [Z(k+1) - \hat{Z}(k+1)] \quad (18)$$

여기에 수반되는 공분산 행렬  $S(k+1)$  은 다음과 같다.

$$S(k+1) = \nabla Z P(k+1|k) \nabla Z^T + R(k+1) \quad (19)$$

여기서  $\nabla Z$  는 측정모델의 자코비안이다.

위치보정은 측정값과 예측값 사이의 연관성을 평가하여 연관성이 있을 때만 innovation 을 이용하여 위치를 보정한다. 연관성 평가는 다음과 같은 조건 (validation gate) 를 이용한다.

$$v(k+1) S^{-1}(k+1) v^T(k+1) \leq e^2 \quad (20)$$

여기서  $e$  는 설계 파라메타이다. 이 조건의 의미는 측정값과 예측값의 차이와 측정오차의 분산과의 비를 나타낸다.

위치평가의 마지막 단계는  $\hat{x}(k+1|k)$  로부터  $\hat{x}(k+1|k+1)$  즉, 시간  $k+1$  에서의 최적의 위치를 평가하고 거기에 수반된 공분산 행렬  $P(k+1|k+1)$  을 갱신하는 것이다. 먼저 잘 알려진 칼만게인  $W(k+1)$  은 다음과 같이 정의된다.

$$W(k+1) = P(k+1|k) \nabla Z^T S^{-1}(k+1) \quad (21)$$

이 칼만게인의 의미는 추측방법으로 예상된 위치에 대해 센서로 측정된 위치를 얼마만큼 비중을 두어 수정하느냐 하는 정도를 나타낸다.

칼만게인을 이용하여 예상된 위치를 다음과 같이 보정한다.

$$\hat{X}(k+1|k+1) = \hat{X}(k+1|k) + W(k+1)v(k+1) \quad (22)$$

마지막으로 이 평가에 수반된 공분산 행렬은 다음과 같이 갱신된다.

$$P(k+1|k+1) = P(k+1|k) - W(k+1)S(k+1)W^T(k+1) \quad (23)$$

이와 같은 방법으로 각 샘플링 타임마다 위치 보정 및 공분산 행렬을 추정함으로써 최적의 위치 평가를 수행한다.

### 3. 결과 및 고찰

#### 3.1 시뮬레이션 조건

개발된 위치평가 알고리즘의 성능을 시험하기 위하여 우선 실제와 유사한 데이터를 시뮬레이션으로 생성하였다. 데이터 생성은 우선 로봇의 실제 이동 경로를 가정하고 그 경로를 따라 가면서 계통오차와 랜덤오차가 개입된 DR 위치를 생성함과 동시에 그 위치에서의 DGPS 위치정보를 생성하였다. DGPS 는 오차가 누적되지 않는 특성이 있으므로 실제 위치에 일정한 크기의 랜덤오차만 개입되는 것으로 가정하였다. 데이터 생성에 필요한 추측항법에 개입되는 오차의 통계학적 파라메타는 Table 1 과 같다.

Table 1 Dead Reckoning error characteristics

	Translation (1m)		Rotation (1°)	
	mean	standard deviation	mean	standard deviation
$x(m)$	-0.1	0.2	0.01	0.04
$y(m)$	-0.1	0.2	0.01	0.04
$\theta(^{\circ})$	5.0	2.0	0.05	0.5

야외라는 점을 감안하여 이동 시 표준편차를 이동거리의 20% 정도로 크게 가정하였으며 계통오차도 0.1m 정도로 크게 가정하였다. 또한 실외 환경에서는 바닥의 불균일 등으로 인해 로봇이 이동 시에 각도오차가 크게 나는 특성을 반영하기 위하여 단위거리 이동 시에 각도의 계통오차를 5°, 표준편차를 2° 정도로 큰 값을 가정하였다.

Table 2 는 Garmin 사의 DGPS-53 수신기에 대한 사양이다. 이 사양에 의하면 위치 최대오차가 약 5m, 표준편차가 약 3m 정도임을 알 수 있다. 이 자료에 근거하여 DGPS 데이터 생성을 위한 오차의 통계학적 파라메타를 Table 3 과 같이 가정하였다. 실제 실험을 해 본 결과 DGPS 의 최대오차는 5m 정도였으나 표준편차는 경도가 2.418m 위도가 1.236m 정도로 나타났지만 데이터 생성에는 위도 및 경도 오차특성을 같게 가정하였으며 표준편차도 여유를 두어 더 크게 가정하였다.

Table 2 Precision of DGPS-53

Error range (m)	0.5	3	5
Precision (%)	5	50	95

이동 경로는 직선 주행과 급격한 회전을 할 경우를 반영하기 위해 사각형 경로를 주행하는 것으로 가정하였다. 또한 로봇은 주행 중 매 0.5m마다 DR 정보 및 DGPS 위치를 획득하는 것으로 가정하여 데이터를 생성하였다. 주행 중 다양한 종류의 장애물로부터 위성 데이터 수신에 불량해지는 경우를 반영하기 위해 일정 구간 동안 DGPS 데이터가 수신되지 못하는 상황을 가정하였다.

Table 3 Error characteristics of GPS data

	Maximum	standard deviation
$x(m)$	5.0	3.0
$y(m)$	5.0	3.0

#### 3.2 결과

Fig. 3 은 DR 과 DGPS 위치평가 결과를 나타낸다. 그림에서 가는 점선은 로봇의 실제위치, 실선은 DGPS 를 이용한 EKF 위치평가, 그리고 굵은 점선은 DR 위치평가 결과를 나타내며 총 이동거리는 360m 정도이다. 그림에 나타난 바와 같이 DR 위치평가는 실제 경로와 큰 오차를 보이고 있음을 알 수 있다. 이 오차는 주로 계통오차에 의한 것으로서 이동거리가 증가할수록 오차가 커지고 있다. 반면에 EKF 에 의한 위치는 실제위치와 거의 유사한 경로를 보이고 있다. 다만 상단 부 중앙부에서 오차가 급격히 커지고 있는데 이것은 이 부근에서 DGPS 데이터가 수신되지 못한 것을 가정하였기 때문이다.

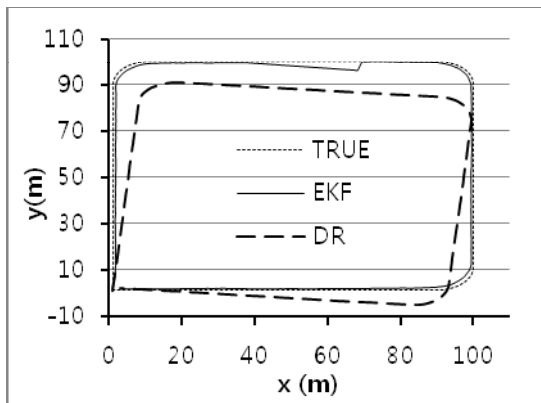


Fig. 3 Localization results

EKF 위치평가를 살펴보면 이동 경로 중 각 코너 부근에서 오차가 직선경로에서보다 크게 나타난다는 것을 알 수 있다. 이것은 로봇이 급격 급격하게 방향을 전환할 경우에 오차가 커진다는 것으로서 DGPS가  $(x, y)$  위치에 대한 정보는 주지만 로봇의 주행방향에 대한 정보는 주지 못하므로 DR의 주행방향 정보에만 의존하기 때문으로 분석된다. 따라서 급격한 방향전환 시에도 위치평가의 신뢰성을 보장하기 위해서는 지자기 센서와 같은 로봇 방향에 대한 또 다른 정보가 필요하다는 것을 의미한다고 할 수 있다.

EFF 위치평가를 정량적으로 분석하기 위해 실제 위치와의 위치오차를 Fig. 4에 나타내었다. 그림을 살펴보면 중앙부근에 갑자기 오차가 커지는 구간을 제외하고는 오차가 그리 크지 않음을 알 수 있다. 중앙 부근에서 갑자기 오차가 커진 이유는 전술한 바와 같이 이 부근에서는 DGPS 데이터가 수신되지 않는 상황을 가정했기 때문이다. DGPS 데이터가 수신되지 않은 구간은 이동 위치로 250에서 320사이인데 거리로는 약 70m 정도이다. 이 구간에서는 DGPS 위치 데이터가 없으므로 로봇의 위치평가는 단지 DR에만 의존하게 된다. 따라서 그림에서와 같이 이동거리가 증가함에 DR의 계통오차로 인해 위치오차가 급격히 커짐을 알 수 있다. 그러나 DGPS 데이터가 수신되자마자 곧바로 오차가 급격히 줄어들어 실제 위치에 접근하는 경향을 보인다.

이 구간의 최대 오차가 약 4.7m인데 이것은 같은 위치에서 DR 위치평가의 오차가 16.7m이고 DGPS 데이터가 없이 주행한 거리가 70m임을 감안하면 상당히 양호한 결과라 할 수 있다. 즉 로봇이

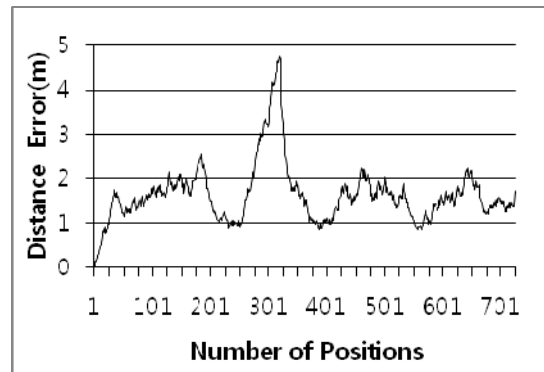


Fig. 4 Distance Error for EKF Localization

70m 정도 이동할 동안 DGPS 위치 데이터가 수신 불량으로 이용가능 하지 않을 경우에도 DGPS의 최대 위치오차 범위 내로 로봇의 경우에도 DGPS의 최대 위치오차 범위 내로 로봇의 위치오차가 유지될 수 있음을 의미한다. DGPS 데이터가 없는 구간을 제외하면 최대 오차가 2.5m 정도이고 평균 오차가 1.51m, 그리고 표준편차가 0.4로서 DGPS가 최대 5m 오차를 갖고 또한 표준편차 3m임을 고려하면 EKF 위치평가는 상당히 양호한 오차특성을 보인다고 사료된다.

EKF 위치평가의 오차의 수렴 여부를 알아보기 위해 같은 경로를 세 번 반복해서 주행하였을 때의 위치오차 결과를 Fig. 5에 나타내었다. 총 주행 거리는 1100m 정도이며 굵은 실선은 DR 위치오차, 가는 실선은 EKF 위치오차를 나타낸다. EKF 위치오차는 위치 250에서 320사이의 DGPS 위치데이터가 없는 경우를 제외하고는 이동거리의 증가에도 불구하고 3m 이내로 수렴하고 있음을 알 수 있다.

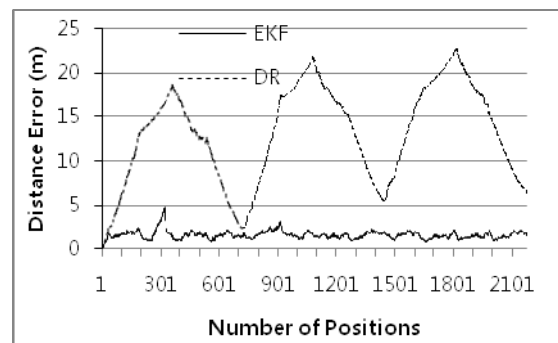


Fig. 5 Convergence of Distance Error

반면에 DR 위치오차는 이동거리의 증가에 따

라 점차 커지는 경향을 보이므로 발산함을 나타낸다. 그림에서 로봇이 한 바퀴를 돌아 원래 위치에 돌아올 때 마다 오차가 줄어드는 경향을 보이는데 이것은 DR의 계통오차에 의한 것이다. 즉 계통오차는 일정한 경향을 나타내는 오차이기 때문에 경로가 순환형태인 경우에 오차가 서로 상쇄되는 특성이 있기 때문이다.

Fig. 6은 로봇의 주행 방향오차를 나타낸다. 최대오차가 0.16, 평균 오차는 0.06, 그리고 표준편차는 0.03 정도이었으며 전체적으로는 주행거리가 늘어나도 오차가 증가하지 않고 수렴하는 특성을 보인다. 주기적으로 오차가 크게 증가하는 부분이 있는데 이것은 로봇이 급격한 방향전환을 한 코너 부분에서 발생한 것으로서 이 역시 전술한 바와 같이 DGPS는 각도에 대한 정보가 없으므로 로봇의 주행방향은 오직 DR에만 의존하기 때문이다.

Fig. 7과 Fig. 8, 그리고 Fig. 9는 EKF 위치평가에 수반된 오차의 공분산을 나타낸다. 각 그림에서 중앙부분(위치 250에서 320 사이)에서 공분산의 크기가 갑자기 커지는 것은 전술한 바와 같이 이 부분에서 DGPS 데이터가 없기 때문이다.

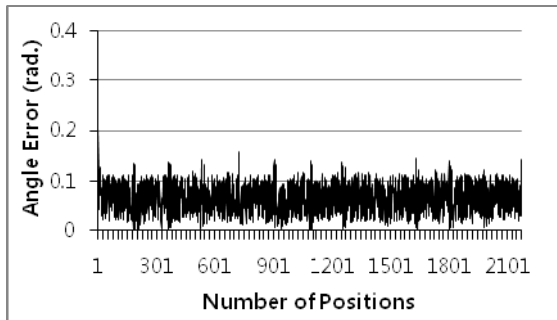


Fig. 6 Robot Heading Angle Error

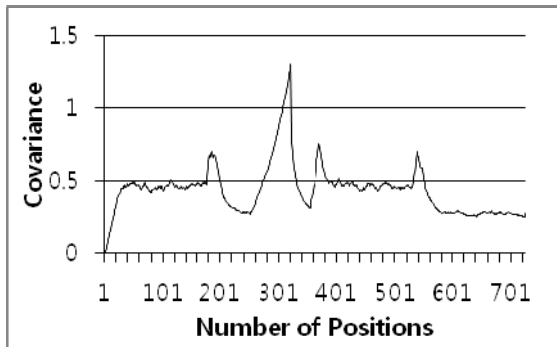


Fig. 7 Error Covariance (x direction)

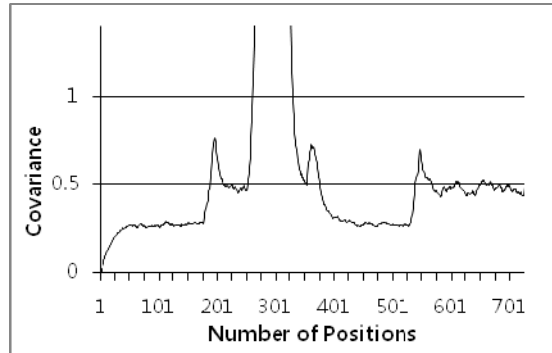


Fig. 8 Error Covariance (y direction)

또한 세 경우 모두 주기적으로 공분산이 커지는데 이것은 주행 경로 중 각 코너부근에서 나타나는 현상이다. DGPS 데이터가 없는 부분을 제외하면 세 경우 모두 공분산이 발산하지 않고 있는데 이는 오차가 시간경과에 따라 무한히 커지지 않고 일정 값 범위 내로 수렴함을 의미한다.

지금까지의 결과로 볼 때 DGPS를 이용한 EKF 위치평가는 DR이나 DGPS 단독으로 위치를 평가하는 방법보다 위치평가 신뢰성이 훨씬 양호하며 오차가 발산하지 않기 때문에 실질적인 옥외주행에 적용이 가능할 것으로 사료된다. 다만 로봇이 급격하게 방향을 전환하는 경우에 DGPS는 방향에 대한 정보를 주지 못하므로 오차가 커지는 경향이 나타났으며 이는 지자기 센서와 같은 추가적인 비관성센서를 이용함으로써 보완이 가능할 것으로 사료된다.

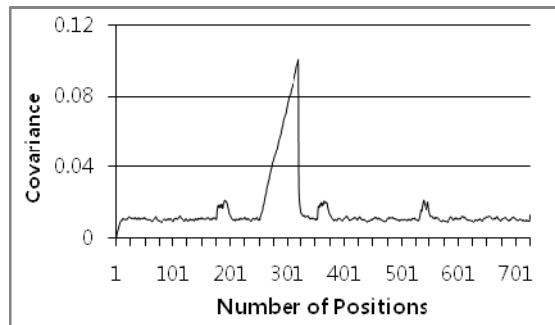


Fig. 9 Error Covariance (Heading Angle)

#### 4. 결론

본 연구에서는 관광지 안내로봇 개발에 있어서 가장 필수적이고 중요한 로봇의 위치평가 방법을

연구하였다. 기존 안내로봇의 한계점이 주로 위치 평가의 불확실성에 기인하므로 이를 해결하여 실질적인 안내를 할 수 있게 하기 위해 DR 과 DGPS 를 이용한 현실적으로 적용 가능한 위치인식 및 평가시스템을 개발하였다.

이 방법은 DR 위치평가 시스템을 기본으로 하고 DGPS 의 정보를 이용하여 평가된 위치를 보완하는 위치평가시스템이다. 개발된 위치평가 시스템을 시뮬레이션을 통하여 성능을 검증한 결과 일정한 오차범위 내로 로봇의 위치를 평가할 수 있을 뿐만 아니라 DR 이나 DGPS 단독으로 위치를 평가하는 방법보다 위치평가 신뢰성이 양호하며 오차가 발산하지 않기 때문에 실질적인 옥외 주행에 적용이 가능 할 것으로 사료된다. 다만 로봇이 급격하게 방향을 전환하는 경우에 DGPS 는 방향에 대한 정보를 주지 못하므로 오차가 커지는 경향이 나타났으며 이는 지자기 센서와 같은 추가적인 비관성센서를 이용함으로써 보완이 가능할 것으로 사료된다.

## 후 기

본 연구는 산학협동재단의 2010 년 학술연구비 지원사업으로 수행되었음.

## 참고문헌

- Leonard, J. J. and Durrant-White, H. F., "Direct Sonar Sensing for Mobile Robot Navigation," Kluwer Academic Publisher, pp. 10-15, 1992.
- Lim, J. H. and Kang, C. U., "3-D localization of an Autonomous Underwater Vehicle Using Extended Kalman Filter," Journal of the Korean Society for Precision Engineering, Vol. 21, No. 7, pp. 130-135, 2004.
- Lim, J. H. and Kang, C. U., "Grid Based Localization of a Mobile Robot using Sonar Sensors," KSME Int. J., Vol. 6, No. 3, pp. 302-309, 2002.
- Buhmann, J., Burgard, W., Cremers, A. B., Fox, D., Hofmann, T., Schneider, F., Strikos, J., and Thrun, S., "The Mobile Robot RHINO," AI Magazine, Vol. 16, No. 2, pp. 31-38, 1995.
- Fox, D., Burgard, W., and Thrun, S., "Markov localization for mobile robots in dynamic environments," Journal of Artificial Intelligence Research, Vol. 11, No. 1, pp. 391-427, 1999.
- Burgard, W., Cremers, A. B., Fox, D., Hahnel, D., Lakemeyer, G., Schulz, D., Steiner, W., and Thrun, S., "The Interactive Museum Tour-Guide Robot," Proceedings of the AAAI Fifteenth National Conference on Artificial Intelligence, pp. 11-18, 1998.
- Thrun, S., Beetz, M., Bennewitz, M., Burgard, W., Cremers, A., Dellaert, F., Fox, D., Haehnel, D., Rosenberg, C., Roy, N., Schulte, J., and Schulz, D., "Probabilistic algorithms and the interactive museum tour-guide robot minerva," International Journal of Robotics Research, Vol. 19, No. 11, pp. 972-999, 2000.
- Cox, D. B., "Integration of GPS with Inertial Navigation Systems," Journal of the Institute of Navigation, Vol. 25, No. 2, pp. 236-245, 1978.
- Gelb, A. C., "Applied Optimal Estimation," The MIT Press, pp. 123-156, 1973.
- Bar-shalom, "Tracking and Data Association," Academic Press, pp. 86-120, 1988.