

간접되먹임 필터를 이용한 이동로봇의 추측항법 시스템

Dead Reckoning Navigation System for Autonomous Mobile Robot using Indirect Feedback Kalman Filter

박 규 철, 정 학 영, 이 장 규

(Kyu-Cheol Park, Hak-Young Chung and Jang-Gyu Lee)

Abstract : In this paper, a dead reckoning navigation system for differential drive mobile robots is presented. The navigation system consists of two incremental encoders and a gyroscope. We have built a third order polynomial function for compensating the nonlinear scale factor errors of the gyroscope. We utilize an indirect Kalman filter that feeds back estimated errors to the main navigation system. Also, the observability of the filter is analyzed in order to systematically evaluate the filter's performance. Experimental results show that the proposed navigation system provides a reliable position and heading angle by mutually compensating the encoder and the gyroscope errors. The proposed filter also reduces the computational burden and enhances the navigation system's reliability. The observability analysis confirms the characteristics of inevitably unbounded position error growth in dead reckoning navigation systems.

Keywords : mobile robot, navigation, gyroscope, encoder, Kalman filter

I. 서론

추측항법(dead reckoning)은 기준 위치와 방향으로부터의 변이를 측정하여 현재의 위치를 계산하는 방법이다. 이동로봇에서 사용되는 추측항법센서로는 내부주행기(엔코더), 가속도계 또는 자이로스코프(자이로)가 있다. 이 방법은 구성이 간단하고 외부의 도움 없이도 항상 실시간으로 위치 추정이 가능하다는 장점이 있는 반면 위치 오차의 증가를 피할 수 없다는 단점이 있다. 즉, 내부주행기는 이동 거리와 주행 표면에 따라, 관성 센서는 작업 시간에 따라 오차가 누적된다는 단점이 있다.

엔코더오차는 정규 오차(systematic errors)와 비정규 오차(non-systematic errors)로 구분할 수 있으며 자이로오차는 규칙 오차(deterministic errors)와 불규칙 오차(stochastic errors)로 구분할 수 있다[1]-[3]. 규칙오차는 적당한 함수를 선정하여 보상 할 수 있지만 불규칙 오차는 필터를 통해서 보정해야 한다. 이동로봇에서 사용되는 필터는 대부분 확장 칼만 필터(extended Kalman filter)를 사용하고 있으며 불규칙적인 오차를 보정하도록 설계되었다[4][7]. 따라서 본 논문에서는 차등 엔코더와 자이로의 규칙오차는 함수를 사용하여 보상하고 불규칙 오차는 필터를 통하여 보정하는 방법을 제시하고 실험을 통하여 구성된 추측항법시스템의 성능을 알아본다. 또한 구성된 필터의 성능을 해석적으로 분석하기 위해 구성된 필터의 가관측성을 알아본다.

이전의 연구에서는 엔코더의 정규 오차와 자이로의 불규칙 오차를 명시적으로 보정하지 않았고 이동로봇의

항법시스템에 사용된 필터는 이동로봇의 위치와 자세를 직접 추정하는 방식을 사용했다. 따라서 필터의 공분산이 발산하는 경우 등에 의해 필터가 오동작 하는 경우에는 위치와 자세를 추정 할 수 없게 되는 단점이 있다. 이러한 단점을 보완하기 위해 본 논문에서 제안된 이동로봇의 항법시스템은 이동로봇의 위치를 직접 추정하지 않고 위치오차, 자세오차, 엔코더 오차, 자이로 오차를 필터를 통해 추정하고, 이 오차를 위치 계산부분에 되먹임하여 오차를 보정하는 방법을 사용한다. 따라서 필터가 오동작 하더라도 오차가 보정되지 않은 위치와 자세를 알아낼 수 있다. 또한 필터에서는 엔코더와 자이로의 오차를 명시적으로 모델링하여 오차를 추정하도록 구성한다.

2장에서는 추측항법을 이용한 이동로봇의 위치결정기법, 엔코더와 자이로의 오차를 분석하고 3장에서는 칼만 필터를 이용한 이동로봇의 항법시스템 구성에 대해서 설명한다. 4장에서는 구성된 항법시스템의 성능을 가관측성 분석을 통해 알아보고 5장에서는 실험을 통해 성능을 분석한다. 마지막으로 6장에서 결론을 맺는다.

II. 추측항법을 이용한 위치 결정기법

추측항법을 이용한 위치 결정 방법은 외부의 도움 없이도 항상 실시간으로 위치 추정이 가능하다는 장점이 있는 반면 오차가 누적된다는 단점이 있다. 특히 방향각 오차는 큰 위치오차를 유발하므로 보다 정확한 가속도계는 이동로봇의 가속도를 측정하며 측정된 가속도를 두 번 적분하면 이동한 거리를 알 수 있다. 보통 측정된 가속도는 벡터 성분이기 때문에 현재 위치를 알아내기 위해서는 방향이 필요하며 방향을 알아내기 위해서 자이로를 많이 사용한다. 자이로는 회전축을 중심으로 각속도를 측정 할 수 있으며 측정된 각속도를 적분하면 현재

접수일자 : 1998. 5. 8., 수정완료 : 1999. 6. 3.

박규철 : 서울대학교 자동제어특화연구센터

정학영 : 서울산업대학교 제어계측공학과

이장규 : 서울대학교 전기공학부

자세를 얻을 수 있다. 가속도계 또는 자이로를 사용하여 위치와 자세를 결정하는 경우에는 노이즈에 매우 민감하게 된다. 현재 위치를 계산하기 위해서 센서의 출력을 적분하게 되는데 이때 센서의 작은 오차는 적분 과정을 통해 위치 오차를 크게 증가시키게 증가하게 된다. 본 논문에서는 DR(Dead Reckoning)을 주 위치 결정 시스템으로 사용하여 외부의 도움 없이 항상 위치 추정이 가능하도록 하며 누적되는 위치 오차를 필터를 사용하여 개선하는 방법을 제안한다.

1. 엔코더를 이용한 추측 항법

엔코더는 보통 모터에 부착되어 이동 거리를 측정한다. 그림 1의 차등 엔코더를 사용하면 위치 뿐 만 아니라 자세까지도 계산할 수 있다. 그러나 엔코더의 오차는 주행거리에 비례해서 증가하는 특성이 있다.

그림 2와 같이 2 차원 공간에서 차등 구동 방식의 이동로봇가로봇이 주행한다고 하면 현재 위치와 자세는 (1)과 같이 계산된다.

OXY 좌표계는 기준 좌표계이고, oxy는 원점이 이동로봇의 중심, 진행방향이 x축, 왼쪽으로 직각 방향이 y축인 동체 좌표계이다. 이동로봇의 자세는 항법 좌표계와 동체 좌표계의 각 차이로 정의 한다. 이동로봇의 위치와 자세는 차등 엔코더를 사용하여 계산 할 수 있다. 여기서 RINC(또는 R), LINC(또는 L)는 각각 오른쪽 엔코더, 왼쪽 엔코더의 증가분을 나타내고 D는 오른쪽 바퀴와 왼쪽 바퀴 사이의 거리(축간 거리)를 나타낸다.

$$\begin{aligned} X(k+1) &= X(k) + \sin \psi(k) \times \text{RINC} \\ Y(k+1) &= Y(k) + \cos \psi(k) \times \text{LINC} \\ \psi(k+1) &= \psi(k) + \frac{\text{RINC} - \text{LINC}}{D} \end{aligned} \quad (1)$$

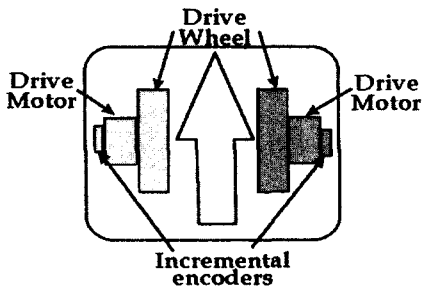


그림 1. 차등 엔코더를 사용하는 이동로봇.
Fig. 1. The autonomous mobile robot using a differential encoder.

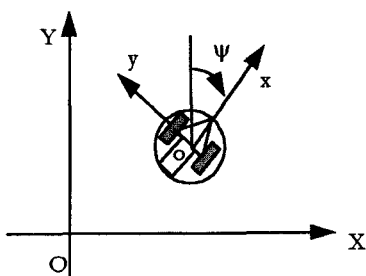


그림 2. 이동로봇 좌표계.
Fig. 2. A coordinate of the AMR.

엔코더 오차는 엔코더 환산계수오차와 왼쪽, 오른쪽 바퀴 사이의 거리 오차 등 규정 오차와, 고르지 못한 평면을 주행하여 발생하는 오차 또는, 바퀴의 미끄러짐 때문에 발생하는 오차 등 비규정 오차가 있다. 규정 오차는 모델링을 통하여 보상 할 수 있으므로 필터를 통하여 보정하는 방법을 제시한다. 비규정오차는 절대위치 보정 방법을 통해서 보상 할 수 있지만 추측항법을 통해서 보정 할 수 없으므로 다루지 않는다.

엔코더의 규칙 오차를 포함하여 이동로봇의 위치와 자세는 (2)에 의하여 계산된다.

$$\begin{aligned} \hat{Y}(k+1) &= \hat{Y}(k) + \cos \hat{\psi}(k) \left(\frac{R + S_R(k)R + L + S_L(k)L}{2} \right) \\ \hat{X}(k+1) &= \hat{X}(k) + \sin \hat{\psi}(k) \left(\frac{R + S_R(k)R + L + S_L(k)L}{2} \right) \\ \hat{\psi}(k+1) &= \hat{\psi}(k) + \frac{(R + S_R(k)R) - (L + S_L(k)L)}{D + \delta D(k)} \end{aligned} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} \hat{X}(k) &= X(k) + \delta X(k) \\ \hat{Y}(k) &= Y(k) + \delta Y(k) \\ \hat{\psi}(k) &= \psi(k) + \delta \psi(k) \end{aligned}$$

여기서 $X(k), Y(k), \psi(k)$ 는 이동로봇의 계산된 위치와 자세이고, $\hat{X}(k), \hat{Y}(k), \hat{\psi}(k)$ 는 참값을 나타낸다. $\delta X(k), \delta Y(k), \delta \psi(k), \delta D(k)$ 는 각각 X, Y축 위치오차, 자세오차, 윤거 거리 오차를 나타낸다. $S_R(k), S_L(k)$ 는 각각 오른쪽 왼쪽 엔코더의 환산계수 오차를 표시한다. (2)에서 참값을 빼면 (3)과 같이 위치와 자세에 대한 항법 오차식을 구성 할 수 있다[11],[12].

$$\begin{aligned} \delta X(k+1) &= \delta X(k) + \sin \psi(k) \frac{R}{2} S_R(k) \\ &\quad + \sin \psi(k) \frac{L}{2} S_L(k) + \cos \psi(k) \frac{R+L}{2} \delta \psi(k) \\ \delta Y(k+1) &= \delta Y(k) + \cos \psi(k) \frac{R}{2} S_R(k) \\ &\quad + \cos \psi(k) \frac{L}{2} S_L(k) - \sin \psi(k) \frac{R+L}{2} \delta \psi(k) \\ \delta \psi(k+1) &= \delta \psi(k) + \frac{R}{D} S_R(k) - \frac{L}{D} S_L(k) + \frac{L-R}{D^2} \delta D(k) \end{aligned} \quad (3)$$

$\sin \delta \psi(k) \cong \delta \psi(k), \delta \psi(k) S_R(k) \cong 0, \cos \delta \psi(k) \cong 1, D(k) \gg \delta D(k), \delta \psi(k) S_L(k) \cong 0$ 을 가정하였다. (3)은 엔코더의 오차에 의한 위치와 자세오차 전파를 표현하고 있다. 따라서 엔코더 오차를 모델링하여 표현하여야 한다.

$$\begin{aligned} S_R(k+1) &= S_R(k) \\ S_L(k+1) &= S_L(k) \\ \delta D(k+1) &= \delta D(k) \end{aligned} \quad (4)$$

엔코더의 오차는 환산계수와 바퀴간 거리로 구성되는데 이것은 시간에 따라 크게 변하지 않는 특성을 가지고 있으므로 각각은 (4)와 같이 랜덤 상수로 모델링 할 수 있다[11],[12].

2. 자이로스코프를 이용한 자세계산

자이로스코프는 각속도를 측정하는 센서로서 장시간

동안 정확한 각속도를 제공 할 수 있다. 그러나, 자세를 계산하기 위해서는 측정된 각속도를 적분하여야 하는데, 측정값에 섞인 오차는 적분 과정을 통해서 누적되어 큰 자세오차를 유발하는 원인이 된다. 따라서 주기적으로 자세오차를 보정해야 된다. (5)는 자이로스코프를 사용해서 자세를 계산 할 때 사용되는 식이다.

$$\dot{\phi} = B_s \Omega + B_{rb} \quad (5)$$

여기서 ϕ 는 자이로를 이용하여 계산된 자세이고, Ω 는 측정된 각속도(단위 : volt), B_s 는 환산계수 (단위 : °/sec/volt), B_{rb} 는 불규칙 바이어스이다. 자이로의 주요오차는 불규칙 바이어스 오차와 환산계수 오차이다. 일반적으로 자이로의 측정값은 외부 입력이 없는 경우에는 영의 출력을 나타내야 하지만, 지구 자전을 고려해도 실제 출력은 영이 되지 않는다. 이것을 자이로 바이어스라고 하고 자이로오차의 주요한 부분이다. 환산계수는 측정된 전압 또는 전류를 각속도로 바꾸어주는 상수이지만 실제 상황에서는 상수가 되지 않고 온도나 외부 환경에 따라 변하게 된다.

온도특성 보상

자이로 바이어스는 일반적으로 온도에 영향을 받는다. 그림 3에는 온도에 따른 자이로 출력을 보여주고 있다. 이러한 오차를 제거하는 방법으로는 [5]에서 제시된 방법이나 최소 자승법을 사용할 수도 있다. 그림 3의 온도에 따른 자이로 출력을 살펴보면 자이로의 온도에 따른 바이어스오차를 2차 곡선($a_2 T^2 + a_1 T + a_0$; T는 온도) 또는 1차 곡선($a_1 T + a_0$)으로 근사화할 수 있음을 알 수 있다. 따라서 최소 자승법으로 곡선의 계수 (a_2, a_1, a_0) 또는 (a_1, a_0)를 구할 수 있다. 이 방법을 사용하여 온도에 따른 자이로의 바이어스를 보상하고 난 후의 자이로 출력은 그림 4에 나타나 있다. 본 논문에서는 1차 곡선으로 온도에 따른 바이어스 오차를 근사화 하였다.

바이어스 오차를 제거한 후 자이로의 오차크기가 약 1/10의 비율로 감소하였음을 알 수 있다.

환산계수 오차 보상

자이로의 환산계수는 입력 각속도와 자이로에서 측정된 각속도의 비율로 정의된다. 이상적인 상황에서 자이

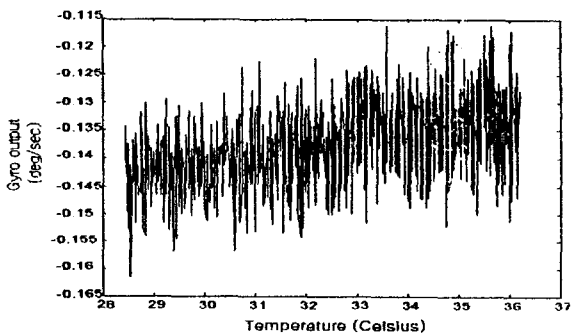


그림 3. 온도특성에 따른 자이로 출력.
Fig. 3. Gyroscope outputs according to the variation of the temperature.

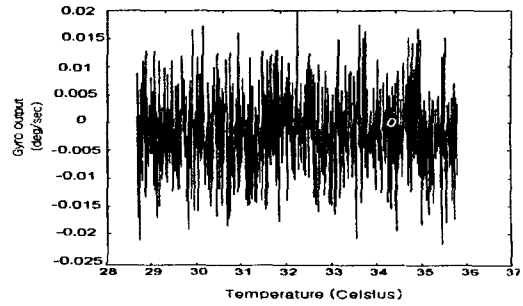


그림 4. 온도특성을 보정한 후 자이로 출력.
Fig. 4. Gyroscope outputs after temperature compensation.

로의 환산계수는 고정되어야 하지만 실제로는 변하게 된다. 이러한 환산계수를 보정하기 위해 자이로를 레이트 테이블에 장착하고 환산계수 오차를 구하였다. 레이트 테이블은 일정한 각속도를 약 0.0001°/sec의 정확도로만 들 수 있다. 레이트 테이블에서 생성된 각속도를 참값이라고 정의하고 자이로에서 측정된 각속도와의 값을 그림 5에서 비교하였다. 그림 5에서 각속도는 -95°/sec에서 95°/sec까지 5°/sec 간격으로 생성되었다. 이상적인 상황이라면 측정된 자이로 값은 참값과 일치하여야 한다. 그러나 그림 5에서 알 수 있는 바와 같이 오차가 존재함을 알 수 있고 이 오차는 환산계수오차에 의한 것이다. 그림 6에서는 참값에서 자이로의 측정값을 빼서 구한 환산계수 오차를 보여주고 있다. 그림 6에서 알 수 있듯이 환산계수오차가 3차 곡선 형태를 취하고 있음을 추정 할

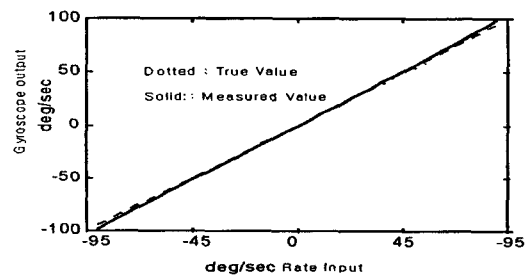


그림 5. 입력 각속도에 따른 자이로의 출력.
Fig. 5. Gyroscope outputs according to the variation of the true input angular rate inputs.

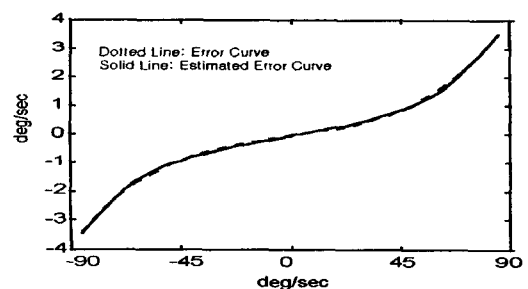


그림 6. 입력 각속도에 따른 자이로의 출력 오차(환산계수오차).
Fig. 6. The scale factor errors of the gyroscope according to the variation of the true input rate inputs.

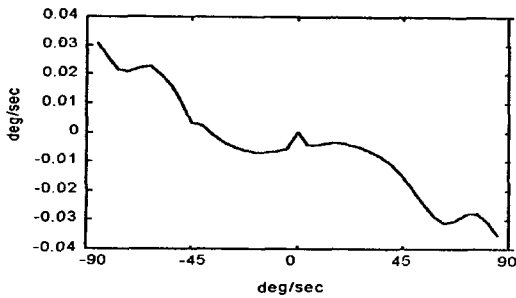


그림 7. 환산계수 오차를 보상하고 난 후 자이로 출력.
Fig. 7. Gyroscope outputs after the compensation of the scale factor errors.

수 있다. 따라서 자이로의 환산계수오차를 (6)과 같이 3차 곡선으로 근사화 하고 계수를 추정하여 환산계수 오차를 보정하는 방법을 사용한다. (6)에서 는 자이로의 출력, 는 환산계수 오차를 보정하는 보상치이다. 또한 (6)에서 Bias 라고 표현된 항은 앞 절의 온도보상에서 추정된 값을 사용한다. 나머지 계수 a_3, a_2, a_1 은 최소 자승법을 통하여 구할 수 있다.

환산계수 오차를 보상하고 난 후의 자이로의 출력은 그림 7에 나타나 있다. 간단한 3차 곡선을 사용하여 자이로의 출력을 보상하고 나면 자이로의 오차를 약 1/100의 비율로 보상 할 수 있음을 그림 7에서 알 수 있다. 요약하면 온도특성에 의해서 생기는 자이로의 바이어스 오차를 구하고 이 값을 환산계수 오차를 구하는데 출발점으로 사용한다. 그리고 환산계수는 (6)과 같이 모델링된 곡선을 사용하여 보상한다. 이후에 남은 자이로의 오차는 불규칙 오차라고 가정 할 수 있다. 이러한 불규칙 오차를 보정하는데는 오차모델링과 필터를 사용해야 하는데 많이 사용되는 오차모델링은 $\delta B(k+1) = \delta B(k)$ 와 모르는 초기값으로 표시되는 랜덤 상수가 쓰인다[2].

$$y = a_3x^3 + a_2x^2 + a_1x + Bias \quad (6)$$

$$a_3 = 0.00000271, a_2 = 0.00000705, a_1 = 0.012520$$

환산계수와 온도특성을 온도특성을 보상하고 난 후의 자이로스코프의 오차는 불규칙적인 특성을 가지고 있기 때문에 모델링을 통한 오차보정이 필요하다. (7)은 자이로의 오차를 포함하여 자세를 계산하는 식이다[11]-[13].

$$\hat{\phi}(k+1) = \hat{\phi}(k) + \hat{B}_s(k)\Omega + \hat{B}_{rb}(k)$$

$$\hat{B}_s(k) = B_s(k) + \delta B_s(k)$$

$$\hat{B}_{rb}(k) = B_{rb}(k) + \delta B_{rb}(k) \quad (7)$$

여기서 $\phi(k)$ 는 계산된 자세, $\phi(k)$ 는 참 값, Ω 는 측정된 각속도(단위 : volt), $B_{s(k)}$ 는 오차를 포함한 환산 계수(단위 : °/secvolt), B_s 는 환산 계수, δB_s 는 환산계수 오차 $B_{rb(k)}$ 는 불규칙 바이어스, B_b 는 정규 바이어스, δB_{rb} 는 자이로의 불규칙 바이어스 오차, 는 자이로 자세오차, 는 환산계수 오차, $S\phi$ 는 자이로의 불규칙 바이어스 오차이다.

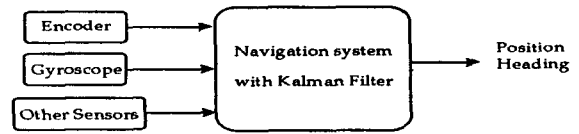


그림 8. 직접 추정 항법 시스템.
Fig. 8. A navigation system with a direct Kalman Filter.

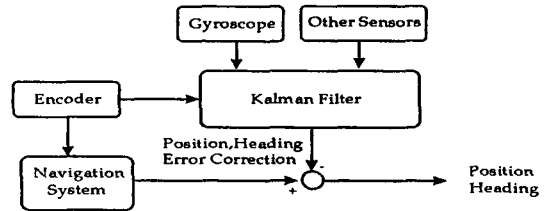


그림 9. 앞먹임을 이용한 간접 추정 항법 시스템.
Fig. 9. A navigation system with an indirect feedforward Kalman Filter.

$$\delta\phi(k+1) = \delta\phi(k) + \Omega\delta B_s(k) + \delta B_{rb}(k)$$

$$\delta B_s(k+1) = \delta B_s(k)$$

$$\delta B_{rb}(k+1) = \delta B_{rb}(k) \quad (8)$$

자이로의 정규 오차는 자이로의 초기출력의 평균치를 사용하여 자이로 정규 바이어스 등을 보상할 수 있다. 정규오차를 보상하고 나서 참값을 빼면 (8)과 같이 자이로에 의한 자세오차를 모델링 할 수 있다. 여기서 자이로의 환산계수와 바이어스는 관성센서 오차 모델링에서 가장 많이 쓰이는 랜덤상수로 하였다[8]-[10].

III. 칼만필터를 이용한 항법 시스템 구성

항법 시스템에 칼만필터를 사용하는 경우에는 두 가지 방법이 있다. 첫 번째로 필터에서 속도, 위치, 자세 등 항법 정보를 직접 추정하는 방법이 있고, 둘째로 필터에서는 속도 오차, 위치 오차, 자세 오차 등 항법 오차를 추정하고 이를 사용하여 항법 시스템의 오차를 교정하는 방법이 있다. 첫 번째 방법을 직접 추정 항법 시스템이라고 하고 두 번째 방법을 간접 추정 항법 시스템이라고 한다.

그림 8은 직접 추정 항법 시스템을 사용하여 이동로봇의 항법 시스템을 구성한 경우이다. 이 방법의 단점은 필터가 항법 루프 안에 있기 때문에 정확한 동적 모델링을 요구한다[4]-[7]. 이러한 단점은 간접 추정 항법 시스템을 사용하면 해결 할 수 있다. 이 방법은 센서 출력을 바로 직접 사용하여 이동로봇의 위치와 자세를 계산한다. 따라서 이동로봇의 정확한 동적 모델링이 필요하지 않고 이동로봇의 움직임에 따라서 위치와 자세를 바로 계산 할 수 있는 장점이 있다.

필터는 센서 데이터를 비교하여 위치, 자세 오차를 추정한다. 추정된 오차를 사용하는 방법에 따라 앞먹임 간접 추정 항법 시스템과 뒤먹임 간접 추정 항법 시스템이 있다. 그림 9는 앞 먹임을 이용한 간접 추정 항법 시스템

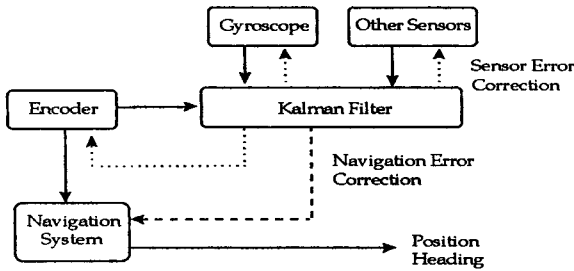


그림 10. 되먹임을 이용한 간접 추정 항법 시스템.
Fig. 10. A navigation system with an indirect feedback kalman filter.

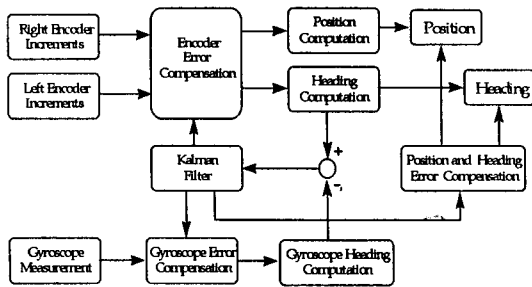


그림 11. 이동로봇의 항법 시스템 구성도.
Fig. 11. The mobile robot navigation system block diagram.

템이다. 이 방법에서 엔코더를 이용한 항법 시스템은 필터의 도움 없이 위치와 자세를 계속해서 추정하고 있는 것으로 볼 수 있다. 즉 자이로에서 얻어진 측정값을 사용해서 엔코더 항법 시스템의 오차를 보정하는 것이다. 이 방법은 필터에서 사용하는 오차식의 선형성과 정확성에 비해서 성능을 나타낸다. 필터에 사용된 오차식은 작은 오차를 가정하여 구성되었기 때문에 작은 오차를 유지하여야만 항법 시스템의 성능을 향상시킬 수 있으나 실제상황에서는 오차가 쉽게 증가한다. 따라서 본 연구에서는 그림 10와 같은 되먹임을 이용한 간접 추정 항법 시스템을 사용한다[11]-[13].

엔코더를 이용한 항법 시스템의 오차는 주행거리에 따라 계속해서 증가하므로 작은 오차를 유지 할 수 없다. 그러나 필터를 이용해서 추정된 오차를 되먹임하면 엔코더의 오차를 작게 유지 할 수 있다. 이러한 방법을 사용하면 센서의 오차 특성을 선형으로 유지 할 수 있는 장점이 있어 필터의 성능을 향상시킬 수 있다. 또한 이 방법은 필터 공분산의 갑작스러운 증가로 인해 필터가 오동작을 하더라도 계속해서 필터링 되지 않은 위치와 자세를 제공할 수 있다. 그림 11은 엔코더와 자이로를 사용하여 이동로봇의 되먹임 간접 추정 항법 시스템을 구성한 것이다. 이 항법 시스템은 엔코더의 정규 오차와 자이로의 랜덤 오차를 필터를 통해서 보상한다. 또한 엔코더와 자이로는 필터를 통해 상호 보완적인 역할을 할 수 있다. 따라서 항법 시스템의 성능을 향상시킬 수 있다. 필터에 사용된 식은 (9), (10)과 같다.

여기서 w 는 공정 잡음이고, $\hat{\psi}$ 는 엔코더에서 계산된 자세, $\hat{\phi}$ 는 자이로에서 계산된 자세, v 는 측정잡음이다.

$$\begin{bmatrix} \delta X(k+1) \\ \delta Y(k+1) \\ \delta \phi(k+1) \\ S_x(k+1) \\ S_y(k+1) \\ \delta D(k+1) \\ \delta \phi(k+1) \\ \delta B_s(k+1) \\ \delta B_{\phi}(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \cos \phi(k) \frac{R+L}{2} & \sin \phi(k) \frac{L}{2} & \sin \phi(k) \frac{R}{2} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 - \sin \phi(k) \frac{R+L}{2} & \cos \phi(k) \frac{L}{2} & \cos \phi(k) \frac{R}{2} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & R & -L & L-R & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta X(k) \\ \delta Y(k) \\ \delta \phi(k) \\ S_x(k) \\ S_y(k) \\ \delta D(k) \\ \delta \phi(k) \\ \delta B_s(k) \\ \delta B_{\phi}(k) \end{bmatrix} + w \quad (9)$$

$$Z = \hat{\psi} - \hat{\phi} = \delta \psi - \delta \phi = [1 \quad -1] \begin{bmatrix} \delta \psi \\ \delta \phi \end{bmatrix} + v \quad (10)$$

실험을 통하여 공정잡음과 측정잡음을 구하여 사용하였다. 구성된 시스템은 선형 시변 시스템이다. (9), (10)을 사용해서 필터는 엔코더와 자이로의 센서 오차를 추정하고 이동로봇의 위치와 자세 오차를 추정한다. 추정된 오차를 다시 각각의 센서에 되먹임하여 센서오차 및 위치 자세 오차를 교정한다. 필터의 입력으로 엔코더와 자이로에서 계산된 자세각의 차이를 사용하므로 필터를 통해서 엔코더와 자이로의 오차를 보상 할 수 있는 효과가 있다. 또한 구성된 시스템은 자이로의 랜덤 오차 성분을 자이로 오차 모델링을 통해서 고려하고 있는 특징이 있다.

IV. 가관측성 분석

필터에 대한 가관측성 분석은 설계된 필터의 성능을 표현해주는 지표이다. 만약 어떤 시스템이 완전 가관측하지 않으면 노이즈가 아주 작더라도 설계된 필터가 특정한 상태변수를 정확히 추정하지 못하는 경우가 발생하고 필터는 단지 추정오차의 증가속도를 작게만 할 수 있다. 따라서 가관측성은 추정오차의 하한선을 제시한다고 할 수 있다. 시불변시스템인 경우 가관측성 분석이 매우 용이하지만 시변시스템인 경우에는 다음과 같은 방법으로 가관측성을 분석 할 수 있다[13],[14].

그림 12와 같은 순서로 측정치가 얻어진다고 가정한다. 각각의 세그먼트에서 시스템 행렬 F_j 와 측정 행렬 H_j 는 시불변이라고 가정한다. 즉 시변 시스템이 구간별로 시불변시스템으로 근사화되는 과정이 그림 12에 나타나 있다. 따라서 각 세그먼트에서 시스템은 다음과 같이 (11)으로 표현 될 수 있다.

$$\begin{aligned} x(k+1) &= F_j x(k) \\ z_j(k) &= H_j x(k) \end{aligned} \quad (11)$$

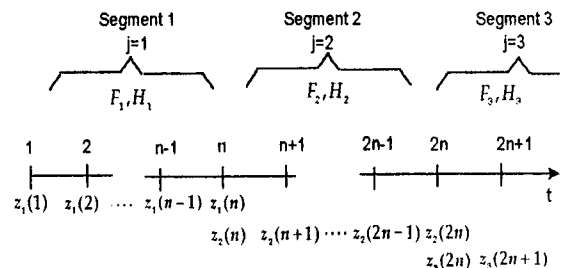


그림 12. 구간 시불변 시스템에서의 측정치.
Fig. 12. Measurement sequences in the piecewise time invariant system.

여기서 $X(k) \in R^n, F_j \in R^{n \times n}, Z_j(k) \in R^m, H_j \in R^{m \times n}$ 이고 $j = 1, 2, \dots, r$ 이다.

측정치는 다음과 같이 $X(1)$ 의 식으로 표현 될 수 있다.

$$\begin{aligned} z_1(1) &= H_1 x(1) \\ z_1(2) &= H_1 F_1 x(1) \\ &\vdots \\ z_1(n) &= H_1 F_1^{n-1} x(1) \\ z_2(n) &= H_2 F_1^{n-1} x(1) \\ z_2(n+1) &= H_1 F_2 F_1^{n-1} x(1) \\ &\vdots \\ z_2(2n) &= H_2 F_2^{n-1} F_1^{n-1} x(1) \\ z_3(2n+1) &= H_3 F_3 F_2^{n-1} F_1^{n-1} x(1) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &\begin{bmatrix} H_1 \\ H_1 F_1 \\ \vdots \\ H_1 F_1^{n-1} \\ \hline H_2 F_1^{n-1} \\ H_2 F_2 F_1^{n-1} \\ \vdots \\ H_2 F_2^{n-1} F_1^{n-1} \\ \hline \vdots \\ \hline H_r F_r F_{r-1} F_{r-2} \dots F_1^{n-1} \\ H_r F_r F_{r-1} F_{r-2} \dots F_1^{n-1} \\ \vdots \\ H_r F_r F_{r-1} F_{r-2} \dots F_2^{n-1} F_1^{n-1} \end{bmatrix} x(1) \\ &= \begin{bmatrix} H_1 \\ H_1 F_1 \\ \vdots \\ H_1 F_1^{n-1} \\ \hline H_2 \\ H_2 F_2 \\ \vdots \\ H_2 F_2^{n-1} \\ \hline \vdots \\ \hline H_r \\ H_r F_r \\ \vdots \\ H_r F_r F_{r-1} F_{r-2} \dots F_1^{n-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F_1^{n-1} \\ F_1^{n-1} \\ \vdots \\ F_1^{n-1} \\ \hline F_1^{n-1} \\ F_2^{n-1} F_1^{n-1} \\ \vdots \\ F_2^{n-1} F_1^{n-1} \\ \hline \vdots \\ \hline F_{r-1}^{n-1} F_{r-2}^{n-1} \dots F_1^{n-1} \end{bmatrix} x(1) \end{aligned} \tag{12}$$

또한 세그먼트 j에서 측정행렬은 식 (13)과 같이 정의 될 수 있다.

$$Q_j^T = [H_j^T \mid \dots \mid (H_j F_j^{n-1})^T] \tag{13}$$

$$Q(\gamma) = \begin{bmatrix} Q_1 \\ Q_2 F_1^{n-1} \\ \vdots \\ Q_r F_{r-1}^{n-1} F_{r-2}^{n-1} \dots F_1^{n-1} \end{bmatrix} \tag{14}$$

여기서 (γ) 은 TOM(Total Observability Matrix)라고 정의 되는 행렬이다. TOM개념을 사용해서 주어진 시스템의 가관측정도를 알 수 있다. 만약 (γ) 의 랭크가 시스템의 차수와 같으면 주어진 시스템은 완전 가관측함을 알 수 있다[13].

3장에서 설계된 이동로봇 항법시스템의 가관측 성을 알아보기 위해 구간 시불변시스템으로 근사화한 뒤 행렬 (γ) 를 구성하였다. 구성된 TOM의 랭크를 검사해 보면

6임을 알 수 있다. 따라서 적어도 3개의 상태변수가 가관측 하지 않음을 알 수 있다. 정확히 어떤 상태변수가 가관측 하지 않은지 알아 보기 위해 (γ) 의 영공간(Null Space)을 구성하였다. 구성된 영공간의 기저벡터를 구성 하면 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 \\ -\frac{1}{2} & \frac{1}{2} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ -\frac{1}{2} & \frac{1}{2} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

구성된 기저에서 세 번째 열을 살펴보면 첫 번째 요소가 0이 아님을 알 수 있다. 즉 첫 번째 상태변수가 가관측 하지 않음을 알 수 있다. 다시 말해서 X축 오차가 가관측 하지 않음을 알 수 있다. 첫 번째와 두 번째 열에서 Y축 오차와 엔코더와 자이로에서 얻어진 자세각 오차의 조합이 가관측 하지 않음을 알 수 있다. 좀더 정확하게 가관측 하지 않은 상태변수를 알아보기 위해 시스템의 상태변수를 다음과 같이 변환하였다.

$\delta(k) = \delta\psi(k) - \delta\phi(k)$. 변환된 상태변수에 의해 시스템식을 다시 정리하면 (15)와 같이 표현된다.

$$\begin{bmatrix} \delta X(k+1) \\ \delta Y(k+1) \\ \delta\theta(k+1) \\ S_R(k+1) \\ S_L(k+1) \\ \delta D(k+1) \\ \delta B_s(k+1) \\ \delta B_{ns}(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \cos \phi(k) \frac{R+L}{2} & \sin \phi(k) \frac{L}{2} & \sin \phi(k) \frac{R}{2} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 - \sin \phi(k) \frac{R+L}{2} & \cos \phi(k) \frac{L}{2} & \cos \phi(k) \frac{R}{2} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \frac{R}{D} & -\frac{L}{D} & \frac{L-R}{D^2} & -\Omega \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta X(k) \\ \delta Y(k) \\ \delta\phi(k) \\ S_R(k) \\ S_L(k) \\ \delta D(k) \\ \delta\phi(k) \\ \delta B_s(k) \\ \delta B_{ns}(k) \end{bmatrix} + w \tag{15}$$

또한 측정식은 (16)과 같이 표현된다.

$$Z = \phi(k) - \phi(k) = \delta\psi(k) - \delta\phi(k) + v = \delta\theta(k) + v \tag{16}$$

$$= [0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0] \begin{bmatrix} \delta X(k) \\ \delta Y(k) \\ \delta\theta(k) \\ S_R(k) \\ S_L(k) \\ \delta D(k) \\ \delta B_s(k) \\ \delta B_{ns}(k) \end{bmatrix} + v$$

(15)와 (16)에 대해서 TOM을 구성할 수 있다. 구성된 TOM의 랭크는 6이고 TOM의 영공간 기저를 구성하면 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}^T$$

구성된 기저에서 첫 번째 열의 첫 번째 상태변수, 즉 X축 오차와 두 번째 열의 두 번째 상태변수, 즉 Y축 오차가 가관측 하지 않음을 알 수 있다. 이것은 구성된 추측항법법시스템은 X축 오차와 Y축 오차를 정확히 추정 할 수 없음을 말해 주고 있음을 알 수 있다. 이러한 특성은 추측항법시스템이 가지고 있는 일반적인 특성

즉 위치오차가 계속해서 누적된다는 사실과도 일치함을 확인하는 것이다.

자세각오차에 대해서 분석하기 위해 (9)에서 X축오차와 Y축 오차를 제거해서 시스템식을 다시 구성하면 (17)과 같다.

$$\begin{bmatrix} \delta\phi(k+1) \\ S_R(k+1) \\ S_L(k+1) \\ \delta D(k+1) \\ \delta\phi(k+1) \\ \delta B_S(k+1) \\ \delta B_{rs}(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \frac{R}{D} - \frac{L}{D} & \frac{L-R}{D^2} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta\phi(k) \\ S_R(k) \\ S_L(k) \\ \delta D(k) \\ \delta\phi(k) \\ \delta B_S(k) \\ \delta B_{rs}(k) \end{bmatrix} + w \quad (17)$$

측정식 $Z = Hx + v$ is은 (18)과 같이 주어진다.

$$\begin{aligned} Z &= \phi(k) - \phi(k) = \delta\phi(k) - \delta\phi(k) + v \\ &= [1 \ 0 \ 0 \ 0 \ -1 \ 0 \ 0] \begin{bmatrix} \delta\phi(k) \\ S_R(k) \\ S_L(k) \\ \delta D(k) \\ \delta\phi(k) \\ \delta B_S(k) \\ \delta B_{rs}(k) \end{bmatrix} + v \end{aligned} \quad (18)$$

(17)과 (18)에 대해서 같은 방법으로 TOM을 구성해서 영공간위 기저를 구성하면 다음과 같다.

$$\left[\frac{1}{\sqrt{2}} \ 0 \ 0 \ 0 \ \frac{1}{\sqrt{2}} \ 0 \ 0 \right]^T$$

구성된 기저에서 알 수 있듯이 엔코더와 자이로에서 추정된 각각의 자세각은 가관측 하지 않다. 그러나 (15)와 (16)에서 구성된 TOM을 살펴보면 엔코더와 자이로의 자세각의 차이는 가관측함을 알 수 있다. 따라서 위치오차와(X축 오차와 Y축 오차) 자세각오차는 가관측하지 않음을 알 수 있다. 다시 말해 위치와 자세오차는 추측항법시스템에서는 증가하는 성질을 가짐을 보여주고 있다. 그러나 다른 상태변수, 즉 엔코더의 환산계수오차와 측간거리오차 및 자이로의 환산계수오차와 바이어스 오차는 가관측함을 알 수 있다. 따라서 두 센서의 오차요인을 정확히 분석하여 보상하는 것이 이동로봇의 추측항법항법시스템에서 중요한 요소임을 확인 할 수 있다.

V. 실험 결과

실험에 사용된 이동로봇은 이동로봇은 TRC Labmate®이다. 이고 각속도를 측정하기 위해 사용된 자이로는 AUTOGYRO®이다. AUTOGYRO는 Sagnac 효과를 이용한 광섬유 자이로이다. AUTOGYRO의 특성은 표 1에 나타나 있다.

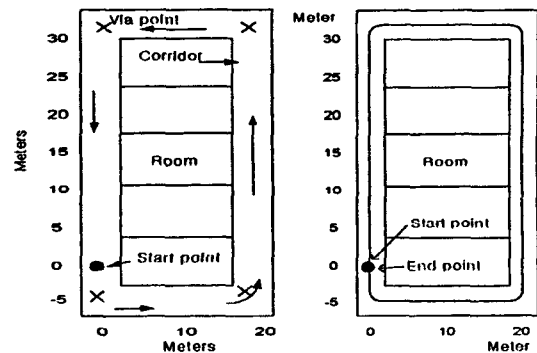
실험은 일상적인 건물의 실내복도에서 수행하였다. 이동로봇은 약 120미터를 약 10분간 주행한다. 이동로봇의 평균 주행속도는 약 0.2m/sec이다. 그림 13(a)는 실험 설정을 도시한 것이다. 이동로봇은 'x'로 표시된 4개의 경유점을 통과하여 출발점으로 돌아오도록 설정되어있다. 경로계획에 의해서 이동로봇의 선속도와 각속도가 계산되고 이동로봇은 설정된 경로를 주행 할 수 있다. 실험에서 이동로봇은 (0, 0, 0°)에서 출발하여 사람의 간섭

표 1. AUTOGYRO 특성.

Table 1. Characteristics of AUTOGYRO.

Description	Specification
Input Rotation Rate	±100°/sec
Bias Drift Fixed Temperature	18°/hour
Scale Factor Linearity Constant Temp	<0.5%

조정없이 복도를 주행하여 출발점으로 돌아오도록 하였다. 출발점을 복도 바닥면에 표시하여 이동로봇이 최종 위치로 돌아왔을 때 위치오차를 측정 할 수 있도록 하였다. 그림 13 (b)에서는 제안된 항법 시스템, 즉 온도특성에 따른 바이어스 오차, 환산계수 오차와 필터를 사용하여 자이로의 불규칙 오차와 엔코더의 오차를 보상한 경우의 실험 결과이다. 필터를 통하여 엔코더 오차와 자이로의 불규칙 오차를 보상한 후 실험결과는 상당히 정확한 위치를 제공함을 알 수 있다. 제안된 추측 항법시스템의 절대위치 오차를 측정하기위해서 이동로봇이 최종 목표점에 도착하였을 때 출발점과의 오차를 비교하여 구하였다. 이동로봇이 출발점으로 정확하게 돌아올수록 위치오차가 작게 된다. 오차측정은 수작업으로 측정하였다.



(a) 실험설정: 자이로의 온도특성과 환산계수오차보상과 필터를 사용하여 실험한 결과.

그림 13. 항법 시스템에 따른 실험결과. Fig. 13. Experimental results according to the navigation system.

표 2. 제안된 항법시스템의 위치오차.

Table 2. Position errors of the suggested navigation system.

실험	제안된 항법시스템의 절대위치오차(단위:미터)
1	0.1
2	0.05
3	0.01
4	0.02
5	0.3

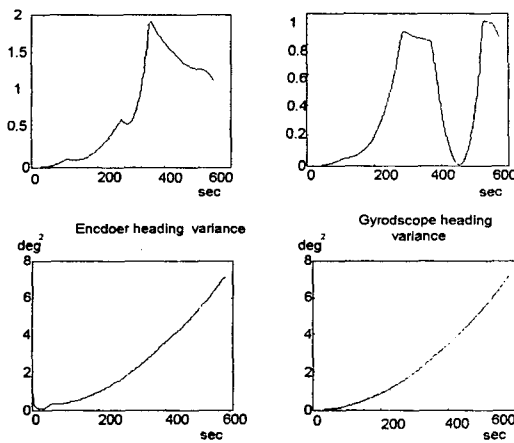


그림 14. 구성된 항법시스템에서 구한 위치와 자세의 오차 분산.

Fig. 14. Position and heading angle error variances of the navigation system.

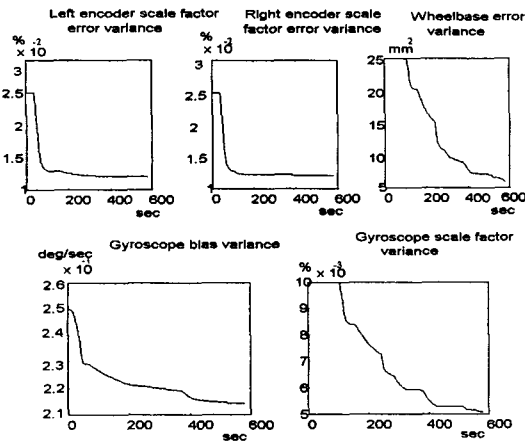


그림 15. 구성된 항법시스템에서 구한 센서의 오차 분산.

Fig. 15. Sensor error variances of the navigation system.

표 2에는 구성된 항법시스템의 오차를 여러 번의 실험을 통하여 구한 값을 나타낸 것이다. 표에서 알 수 있듯이 구성된 항법시스템의 오차는 주행거리의 약 3%임을 알 수 있다. 따라서 구성된 항법시스템은 이동로봇의 차등 엔코더와 자이로정보를 효과적으로 사용하여 위치와 자세를 추정함을 알 수 있다. 그림 14와 그림 15는 설계된 필터에서 구한 분산이다. 가관측성 분석에서 이미 설명되었듯이 위치와 자세오차의 분산은 증가하고 나머지 센서오차는 가관측하기 때문에 수렴함을 알 수 있다.

VI. 결론

본 논문에서는 차등 엔코더와 자이로스코프를 이용한 이동로봇의 항법 시스템을 제안하였다. 개발된 항법 시스템은 엔코더를 주 항법 시스템으로 하고 자이로를 이용하여 엔코더의 오차를 보정하도록 구성되어 있다. 엔코더의 규칙오차와 자이로의 랜덤 오차도 모델링하였다. 엔코더와 자이로의 오차 모델은 필터에서 사용되어 위치

오차와 자세오차를 보정하고, 또한 엔코더와 자이로의 오차를 보정하도록 구성하였다. 직접 추정 항법 시스템 대신 제안된 간접 추정 항법 시스템을 사용하여 계산량을 줄일 수 있으며 공분산의 증가와 같은 요인으로 필터가 오동작을 하더라도 항법 시스템은 필터링 되지 않은 위치와 자세를

제공 할 수 있다. 개발된 항법 시스템의 장점은 엔코더 오차와 자이로 오차를 필터링을 통해 상호적으로 보정 할 수 있다는 것이다.

가관측성 분석을 통하여 추측항법 시스템의 위치오차와 자세각오차의 증가요인을 분석하였다. 가관측성 분석에 의하여 위치오차와 자세오차는 무한히 증가하지만 사용된 센서의 오차요인을 정확히 분석하여 보정하면 추측항법시스템의 성능을 향상시킬 수 있다는 것을 보였다.

참고문헌

- [1] J. Borenstein and L. Feng, 1995, Where am I Sensors and Methods for Autonomous Mobile Robot Positioning-1995 Edition.
- [2] J. Borenstein and L. Feng, 1995, "Correction of systematic dead-reckoning errors in mobile robots," 1995 International Conf. on Intelligent Robots and Systems(IROS'95), Pittsburgh, PA, Aug. 5-9, pp. 569-574.
- [3] J. Borenstein and L. Feng, 1995, "UMBmark : A method for mobile robots using gyroscopic information," 1994 International Conf. on Intelligent Robots and Systems(IROS'94), Munich Germany, Sept. 12-16, pp. 2243-2248.
- [5] B. Barshan and H. F. Durrant-Whyte, "Inertial navigation systems mobile robots," IEEE Trans. Robotics and Automation, vol. 11, no. 3., pp. 328-342, June 1995.
- [6] K. Komoriya and E. Oyama, "Position estimation of a mobile robot using optical fiber gyroscope (OFG)," International Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS '94). Munich, Germany, 12-16, pp. 143-149, Sep. 1994.
- [7] J. Vaganay, M. J. Aldon, and A. Fourinier, "Mobile robot attitude estimation by fusion of inertial data," Proc. IEEE International Conf. Robotics and Automation, Atlanta, GA 2-7, pp. 3243-3248, May, 1993.
- [8] P. S. Maybeck, Stochastic models, estimation, and control Volume 1, Academic Press. 1979.
- [9] A. Lawrence, Modern Inertial Technology-Navigation, Guidance, and Control, Spriner-Verlang, 1993.
- [10] G. M. Siouris, Aerospace Avionics Systems - A Modern Synthesis, Academic Press 1993.
- [11] K. Park, D. Chung, H. Chung an J. G. Lee, "Dead reckoning navigation of a mobile robot using the indirect Kalman filter," International conf. on Multisensor Fusion and Integration for

Intelligent Systems, Washington D.C. USA, 8-11, Dec. 1996.

[12] K. Park, J. Kim, C. Park and J. G. Lee, "Car navigation dystem using DGPS and fivber optical gyroscope," *3rd GPS Workshop Proc.* Seoul, Korea, Nov. 21-23, 1996.

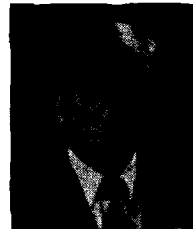
[13] K. Park, H. Chung and J. G. Lee, "Dead reckoning navigation for an autonomous mobile Robot using a differential encoder and a gyroscole," *8th internationall Conf. on advanced Robotics*, Monterey, California, USA, pp. 7-9, July 1997.



박 규 철

1993년 서울대 제어계측공학과 졸업, 동대학원 석사(1995), 동 대학원 박사(1999). 1998년-현재 서울대학교 자동제어 특화 연구센터 연구원. 관심분야는 이동로봇을 위한 항법시스템, 차량항법시스템 비선형 제어 및

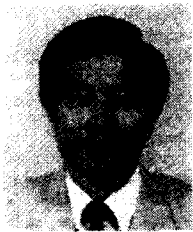
이동로봇제어.



정 학 영

1983년 서울대 제어계측공학과 졸업. 동대학원 석사(1985), 동 대학원 박사(1994). 1995-현재 서울산업대학교 제어계측공학과 조교수. 관심분야는 이동로봇을 위한 항법 시스템. 초음파센서를 이용한 환경

인지, 차량경로계획시스템.



이 장 규

1971년 서울대학교 전기공학과 졸업, 1974년 University of Pittsburgh 석사, 1977 University of Pittsburgh 박사 1982-현재 서울 대학교 전기공학부 교수. 1995-현재 서울대학교 자동제어특화 연구센터 소장. 관심분야

는 항법 유도 제어.