

# 해저 집광차량의 위치 추정을 위한 확장 칼만 필터 알고리즘

원문철\* · 차혁상\* · 홍섭\*\*

\*충남대학교 메카트로닉스공학과

\*\*한국해양연구원 해양시스템안전연구소 해양개발시스템연구본부

## Development of an Extended Kalman Filter Algorithm for the Localization of Underwater Mining Vehicles

MOON-CHEOL WON\*, HYUK-SANG CHA\* AND SUP HONG\*\*

\*Chungnam National University, Daejeon, Korea

\*\*Ocean Development System Laboratory, KORDI, Daejeon, Korea

**KEY WORDS:** EKF(Extended Kalman Filter) 확장 칼만 필터, Tracked Vehicle 궤도차량, Localization of Underwater Mining Vehicle 해저주행차량 위치추정

**ABSTRACT:** This study deals with the development of the extended Kalman filter(EKF) algorithm for the localization of underwater mining vehicles. Both simulation and experimental studies in a test bed are carried out. For the experiments, a scale down tracked vehicle is run in a soil bin containing cohesive soil of bentonite-water mixture. To develop the EKF algorithm, we use a kinematic model including the inner/outer track slips and the slip angle for the vehicle. The measurements include the inner and outer wheel speeds from encoders, the heading angle from a compass sensor and a fiber optic rate gyro, and x and y coordinate position values from a vision system. The vision sensor replaces the LBL(Long Base Line) sonar system used in the real underwater positioning situations. Artificial noise signals mimicking the real LBL noise signal are added to the vision sensor information. To know the mean slip values of the tracks in both straight and cornering maneuver, several trial running experiments are executed before applying the EKF algorithm. Experimental results show the effectiveness of the EKF algorithm in rejecting the sensor measurements noise. Also, the simulation and experimental results show close correlations.

### 1. 서 론

심해저 집광차량은 수심 5,000 m가 넘는 해저에서 망간단괴 등 고가의 희귀금속을 채광하여 이를 수상에 있는 선박에 양광기구를 통하여 이송시키는데 사용한다. 따라서 차량에 연결된 양광에 관련된 기구들에 의한 외란 부하가 매우 커서 차량을 운행할 때 슬립(slip)이 많이 발생한다. 또한 해저 지반은 점착성(cohesion)과 부착성(adhesion)이 강하며 전단 강도가 극히 낮은 연약지반이 대부분이라서 슬립현상은 더욱 크다. 그리고 집광시스템의 경제성을 고려할 때 집광경로가 중복되지 않도록 하기 위한 위치제어를 위해 보다 정확한 위치파악이 필요하다. 작업환경이 심해저라는 특성상 위치인식시스템으로 널리 쓰이는 GPS(Global Positioning System) 대신 LBL(Long Base Line) 등의 소나시스템이 사용된다. 이러한 소나시스템은 0.1 m에서 수 m에 이르는 오차를 보이며, 시간지연 현상도 동반하므로 소나센서 외에 차량센서를 이용하여 차량위치 및 차

량슬립을 비교적 정확히 추정하는 기술의 개발이 필요하다.

현재 심해저 집광차량은 한국해양연구원 해양시스템안전연구소에서 개발하는 단계이며, 차량의 실험은 심해저와 유사한 형태의 토양을 만들어 놓은 실험 토조에서 진행한다. 본 연구에서는 무한궤도차량(tracked vehicle)의 슬립을 고려한 kinematic 모델과 확장 칼만 필터(Extended Kalman Filter:EKF)를 이용한 차량위치추정 알고리즘을 개발한다. 그 다음으로 시뮬레이션으로 검증된 위치추정 알고리즘을 모형 집광차량에 적용하여 해양연구원의 실험 토조에서 그 성능을 실험적으로 검증한다.

상기의 위치추정 알고리즘은 단순한 차량중심(x, y)의 좌표 뿐만 아니라 차량의 지향각(heading angle) 및 차량 무한궤도의 좌·우측 슬립 및 슬립앵글도 추정할 수 있다. 실험 환경은 실제 수중이 아니기 때문에 LBL대신 비전 시스템을 사용하여 차량중심의 (x, y)좌표에 대한 정보를 획득하고, 차량구동모터에 부착된 2개의 엔코더(encoder), 방위각을 주는 컴퍼스(compass) 및 차량의 Yaw 각속도 정보를 주는 자이로(fiber optic gyro) 센서가 추가적으로 사용된다.

제1저자 원문철 연락처 : 대전광역시 유성구 궁동 220

042-821-6875 mcwon@cnu.ac.kr

2. 위치추정 EKF(Extended Kalman Filter) 알고리즘

2.1 무한궤도차량(tracked vehicle)의 Kinematic 모델링(Le, 1999)

Fig. 1은 무한궤도 차량이 오른쪽 방향으로 회전하고 있는 모습을 직교좌표계로 나타낸 것이다. 종 방향으로 슬립  $i_L$ ,  $i_R$ 이 있는 경우 각축의 스프라켓의 선속도는 식(1), (2)와 같다.

$$V_L = r(1 - i_L)\omega_L \tag{1}$$

$$V_R = r(1 - i_R)\omega_R \tag{2}$$

여기서  $\omega_L$  및  $\omega_R$ 은 좌측 및 우측 스프라켓의 각속도이다.

차량의 슬립이 있는 경우 속도는 식(3)으로 나타낼 수 있고, 차량의 종 방향 속도차이를 트랙의 폭으로 나누면 차량의 각속도를 식(4)와 같이 구할 수 있다.

$$V = \frac{r}{2} [\omega_R(1 - i_R) + \omega_L(1 - i_L)] \tag{3}$$

$$\dot{\phi} = \frac{r[\omega_R(1 - i_R) - \omega_L(1 - i_L)]}{B} \tag{4}$$

차량속도  $V$ 를  $x, y$  성분으로 분리하고  $\alpha$ 가  $\tan\alpha$ 와 비슷할 정도로 작은 경우 차량슬립 식(5), (6)이 차량의  $x$  및  $y$ 방향 속도가 된다.

$$\dot{x} \cong \frac{r}{2} [\omega_L(1 - i_L) + \omega_R(1 - i_R)] [\cos \phi(t) - \sin \phi(t) \tan \alpha] \tag{5}$$

$$\dot{y} \cong \frac{r}{2} [\omega_L(1 - i_L) + \omega_R(1 - i_R)] [\sin \phi(t) - \cos \phi(t) \tan \alpha] \tag{6}$$

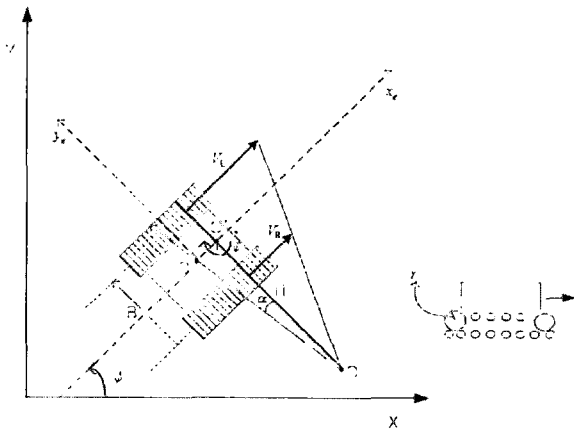


Fig. 1 Vehicle motion in cartesian coordinates

$V_L$  : 좌측 트랙의 선속도(velocity)

$V_R$  : 우측 트랙의 선속도(velocity)

$C$  : 차량의 무게중심

$\phi$  : 차량의 heading angle

$\dot{\phi}$  : 차량의 회전하는 각속도

$O$  : 차량이 선회할 때, 순간 중심(Instantaneous center)

$O^o$  : 차량의 회전 중심

$B$  : 트랙 사이의 거리

$r$  : 스프라켓(sprocket)의 반지름

$R$  : 순간 중심으로부터의 거리(선회 반경)

$\alpha$  : 슬립 앵글(slip angle)

$i_L$  : 좌측 트랙 슬립(slip)

$i_R$  : 우측 트랙 슬립(slip)

$w_1, w_2, w_3, w_4, w_5$  및  $w_6$ 를 모델링 오차를 나타내는 화이트 노이즈(프로세스)라 할 경우 실험 차량의 운동방정식(kinematic model)은  $x, y, \phi, \bar{i}_L, \bar{i}_R, \alpha$  ( $\bar{i}_R = 1 - i_R, \bar{i}_L = 1 - i_L$ )의 6개의 상태변수를 사용하여 나타내면 식(7)~식(12)과 같다.

센서로부터 받아들여지는 정보는 LBL으로부터 구해지는  $x, y$  정보와 자이로와 컴파스로부터 추정되는  $\phi$ 가 있다. LBL로부터의  $x, y$  정보는 수 초 정도의 시간 간격마다 얻어지는 경우가 있고, Heading angle  $\phi$ 는 이보다 자주(예를 들면 0.1 sec) 얻어질 수 있다. 따라서  $x, y, \phi$ 가 함께 주어지는 경우 메저먼트 방정식은 식(13)이고  $\phi$ 만 주어지는 경우의 메저먼트 방정식은 식(14)이다. 식(13), (14)에서  $v_1, v_2$  및  $v_3$ 는 센서 노이즈이다.

$$\dot{x} = V [\cos \phi(t) - \sin \phi(t) \tan \alpha] + w_1 \tag{7}$$

$$\dot{y} = V [\sin \phi(t) - \cos \phi(t) \tan \alpha] + w_2 \tag{8}$$

$$\dot{\phi} = \frac{r[\omega_R \bar{i}_R - \omega_L \bar{i}_L]}{B} + w_3 \tag{9}$$

$$\bar{i}_L = w_4 \tag{10}$$

$$\bar{i}_R = w_5 \tag{11}$$

$$\dot{\alpha} = w \tag{12}$$

$$z(t) = [x(t) + v_1(t), y(t) + v_2(t), \phi(t) + v_3(t)]^T \tag{13}$$

$$z(t) = [\phi(t) + v_3(t)] \tag{14}$$

2.2 EKF(Extended Kalman Filter) 알고리즘 도출

식(7)~식(12)으로 나타내지는 차량모델은 비선형 방정식이므로 비선형시스템의 상태변수 추정이 가능한 확장 칼만 필터(Extended Kalman Filter)를 사용한다(Brown et al, 1997). 식(7)~식(12)는 일반적으로 식(15)과 같은 비선형 미분방정식으로 쓸 수 있다.

$$\dot{X}(t) = f(\omega_L, \omega_R) + w(t) \tag{15}$$

EKF 알고리즘을 유도하기 위해서는 선형화된 시스템 매트릭

스  $F = \frac{\partial f}{\partial x} \Big|_{x=\hat{x}_k}$ 를 구하고, 이로부터 이산화 된 시스템 매트릭스  $\phi_k = e^{F\Delta T}$ 를 구하여야 한다. 여기서  $\Delta T$ 는 센서 데이터 취득 주기이다. 선형화된 시스템 매트릭스  $F$ 는 아래 식(16)과 같이 계산된다.

$$\frac{\partial f}{\partial x} \Big|_{x=\hat{x}_k} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & F_{13} & F_{14} & F_{15} & F_{16} \\ 0 & 0 & F_{23} & F_{24} & F_{25} & F_{26} \\ 0 & 0 & 0 & \frac{r}{B}[-\omega_L(k)] & \frac{r}{B}[-\omega_R(k)] & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (16)$$

여기서  $\Delta V(k) = \frac{r}{2} [\omega_L(k) \overline{i_L(k)} + \omega_R(k) \overline{i_R(k)}]$  일때

$$F_{13} = \Delta V(k) [-\sin \phi(k) - \cos \phi(k) \tan \alpha(k)]$$

$$F_{14} = \frac{r}{2} \omega_L(k) [\cos \phi(k) - \sin \phi(k) \tan \alpha(k)]$$

$$F_{15} = \frac{r}{2} \omega_R(k) [\cos \phi(k) - \sin \phi(k) \tan \alpha(k)]$$

$$F_{16} = \Delta V(k) \frac{-\sin \phi(k)}{\cos^2 \alpha(k)}$$

$$F_{23} = \Delta V(k) [\cos \phi(k) - \sin \phi(k) \tan \alpha(k)]$$

$$F_{24} = \frac{r}{2} \omega_L(k) [\sin \phi(k) + \cos \phi(k) \tan \alpha(k)]$$

$$F_{25} = \frac{r}{2} \omega_R(k) [\sin \phi(k) + \cos \phi(k) \tan \alpha(k)]$$

$$F_{26} = \Delta V(k) \frac{-\cos \phi(k)}{\cos^2 \alpha(k)} \quad (17)$$

로 주어진다.

또한  $\phi_k = e^{F\Delta T}$ 는 Taylor 급수를 이용하여 근사적으로 식(18)로 구할 수 있다.

$$\phi_k = e^{F\Delta T} = I + F\Delta T + \frac{1}{2!} F^2(\Delta T)^2 + \dots \quad (18)$$

프로세스 에러 공분산(covariance)  $Q_k$  매트릭스는 C. F. van Loan의 공식을 이용하여 식(19), (20)과 같이 풀 수 있다 (Van Loan, 1978).

$$A = \begin{bmatrix} -F & GWG^T \\ 0 & F^T \end{bmatrix} \Delta T \quad (19)$$

$$B = \expm(A) = \begin{bmatrix} \dots & \phi_k^{-1} Q_k \\ 0 & \phi_k^T \end{bmatrix} \quad (20)$$

$W$ 는 프로세스 노이즈의 power spectral density 매트릭스 이고,  $G$ 는 프로세스 노이즈의 Input 매트릭스 이다. 본 연구에서  $G$ 는 6×6 Identity 매트릭스이고  $\Delta T$ 는 0.1 sec를 사용하였다.

Fig. 2는 EKF의 동작을 간략화한 것이다. 현재의 추정치를 초기 값으로 하고 시스템의 비선형 방정식을 선형화(linearization)하여 이산화 시킨 매트릭스  $\phi_k$ ,  $Q_k$ 에 추정치를 넣어 칼만 필터와 같은 과정을 수행한다.

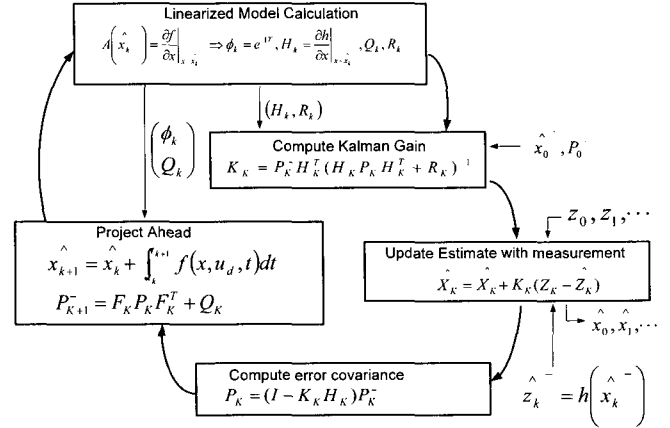


Fig. 2 Extended Kalman filter loop

### 3. MATLAB 시뮬레이션을 이용한 알고리즘 검증

2장에서 도출한 EKF 알고리즘이 잘 동작하는가를 확인하는 것이 본 MATLAB 시뮬레이션의 목적이다. 이 시뮬레이션에서는 프로세스(process)와 매저먼트(measurement) 상태 방정식에 포함된 화이트 노이즈의 강도(표준편차)를 설정하고 선회 주행시에 슬립추정성능에 관하여 알아본다. LBL을 제외한 나머지 센서들의 값은 매 10ms 마다 입력되는 것으로 가정하였으며, LBL 센서로부터 얻어질 수 있는 차량의 x, y좌표는 매 1sec 마다 입력되는 것으로 가정하였다. LBL센서의 시간지연은 없는 것으로 가정하였다. LBL의 오차를 고려하여 x, y값에 MATLAB의 randn 명령어로 생성한 화이트 노이즈를 더하였다. 차량의 좌·우 트랙 선속도비가 0.075 m/sec로 일정하다가 12초 후에 좌·우 트랙 선속도비가 2.0 ( $V_L=0.075$  m/sec,  $V_R=0.150$  m/sec)이 되는 경우에 대한 시뮬레이션을 수행하였다.

#### 3.1 EKF 알고리즘의 노이즈의 표준편차 설정

"12 kHz LBL"는 10 Km 범위에서 작동할 때  $\pm 0.1 \sim 10$  m의 오차를 갖는다는 사실과 시험차량이 실제차량 보다 작은 모형차량이므로 x, y좌표에 동반되는 화이트 노이즈의 표준편차 값을 0.1m로 선택하였다(Whitcomb et al., 1999). 차량 Yaw angle과 관해서는 사용하는 Gyro의 출력을 적분하여 차량 Yaw angle값을 계산할 경우 20초 정도 시간 내에서는 3도 이내의 오차가 범위를 가지므로 노이즈 표준편차 값을 0.0103 rad로 선택하였다.

초기 상태변수 추정 에러의 공분산 매트릭스인  $P_0^-$ 는 식(21)과 같이 설정해주는 것이 일반적이다.

$$P_0^- = \text{diag}(e_{11}^2, e_{22}^2, e_{33}^2, e_{44}^2, e_{55}^2, e_{66}^2) \quad (21)$$

$P_0$ 의 설정은 차량이 정지 했다가 출발한다고 가정하고 초기 (x, y)좌표 추정오차, 슬립과 슬립 앵글 추정오차가 모두 0이라고 설정하였다. 다만 사용되는 컴파스의 성능을 고려하여 초기 방향각 (Heading Angle) 추정오차의 표준편차( $e_{33}$ )를 0.0103rad로 설정하였다.

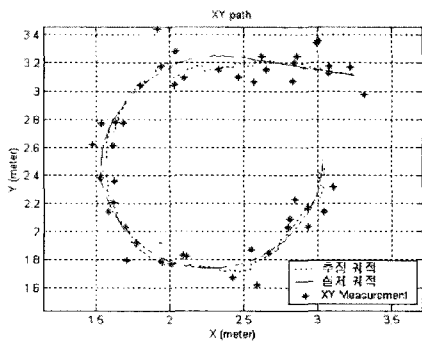
프로세스 노이즈의 표준편차는 아래 Table 1과 같이 설정하였으며 이에 관해서는 5장의 실험결과에서 자세히 설명될 것이다.

**Table 1** Process noise standard deviation for MATLAB simulation

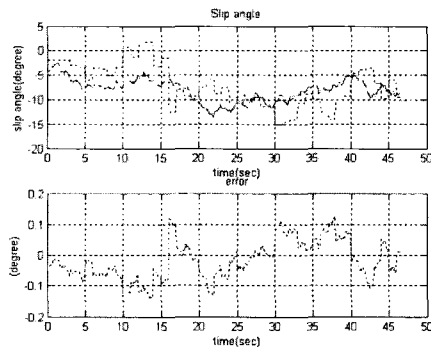
$w_1$	$w_2$	$w_3$	$w_4$	$w_5$	$w_6$
0.01 (m/sec)	0.01 (m/sec)	0.0011 (rad/sec)	0.01	0.01	0.058 (rad/sec)

**3.2 MATLAB 시뮬레이션 실행 결과**

메저먼트 노이즈의 표준편차, 그리고 초기치 추정 오차 공분산 매트릭스  $P_0$  및 프로세스 노이즈 분산을 3.1에서와 같이 설정한 후 선회 주행시(좌·우 트랙 선속도비 2.0) 시뮬레이션 결과는 Fig. 3~Fig. 6과 같다. Fig. 3-Fig. 6의 그림에서 실선이 실제 값이며 점선이 추정치를 나타낸다.



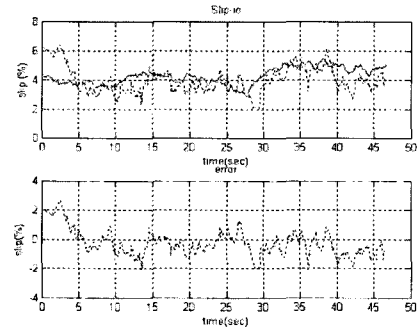
**Fig. 3** x, y position estimation



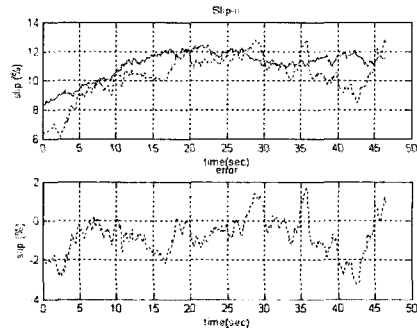
**Fig. 4** Slip angle estimation

프로세스 노이즈 표준편차를 비교적 작게 해줬기 때문에, 추정계측은 센서정보 보다는 프로세스 모델에 더 의존하고 있으며 선회비에 맞는 궤적으로 실제 궤적을 유사하게 추종하고 있다. Fig. 3~Fig. 6의 그림에서 보면 메저먼트의 오차가 아주

크게 일어났음에도 추종계측에 많이 영향을 주지 못하는 것을 확인할 수 있다. 이는 프로세스 모델의 신뢰도가 높기 때문이다. 슬립과 슬립 앵글의 오차도 비교적 잘 추종되고 있다.



**Fig. 5** Estimation of left track slip

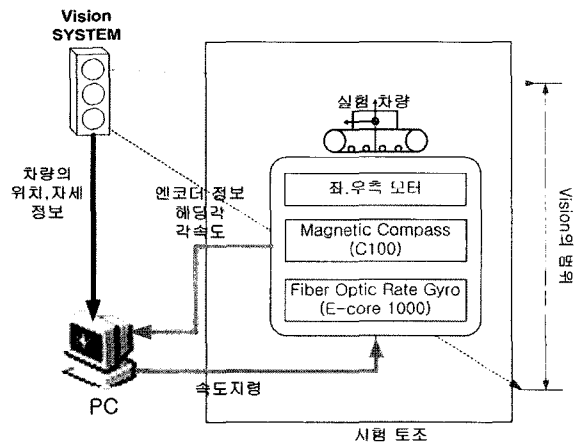


**Fig. 6** Estimation of right track slip

**4. 실험장치 및 프로세스 노이즈 강도 설정**

실험에 사용된 장치는 해양연구소에서 제작한 토조와 집광차량의 크기를 축소하여 제작한 모형 실험차량, 센서로는 차량 좌우 트랙 속도 계측용 엔코더, 컴파스와 자이로 그리고 6자유도 운동을 계측할 수 있는 Rodym 비전 시스템과 모터 구동 및 시스템 모니터링을 하기 위한 PC로 구성되어 있다.

**4.1 전체 시스템 구성**



**Fig. 7** Schematic diagram of experimental setup

전체시스템의 구성도는 Fig. 7과 같다. 모터에 속도지령을 주거나 센서들의 정보를 모니터링 하기 위하여 LabWindows/CVI(이하 CVI)를 신호 입출력용 소프트웨어로 PC에서 사용하였다. PC는 좌, 우측 트랙에 속도 지령을 보내고 모터로부터 엔코더 정보를 받는다. 그리고 좌, 우측 트랙의 엔코더 값과 비전 정보와 자이로로부터 얻어진 Heading angle과 각 속도를 PC에 입력받아 EKF알고리즘을 수행한다.

실험에서는 실제로 컴퍼스 정보를 Yaw angle을 얻는데 사용하지 못하였다. 이는 컴퍼스 신호가 모터 및 드라이버 회로에서 발생하는 자기 왜곡 노이즈를 포함하였기 때문이다. 컴퍼스를 대체하기 위해 비전 시스템에서 차량 출발 이전에 얻어진 Yaw angle 값을 이용하고 이에 자이로 센서 값을 적분하는 형태로 Yaw angle 값을 얻었다. 실험에 사용된 토조는 Fig. 8과 같다.

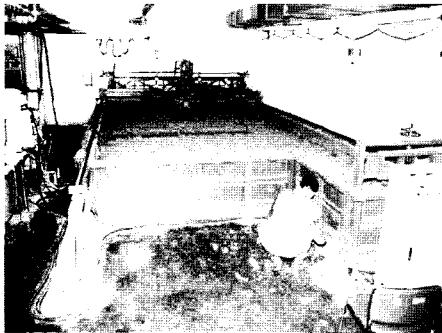


Fig. 8 Test bed

해저 연약지반은 벤토나이트-물의 혼합물로 토조 내에서 모사 되었다. 토조의 주요치수는 3.7m(B)×6.0m(L)×0.7m(D)이다.

실험에 사용된 차량모델은 한국해양연구소에서 설계·제작한 것으로 Fig. 9와 같다(최종수 등, 2003). 차량은 2개의 AC-서보모터로 구동되며 서보모터가 회전하게 되면 기어로 연결된 스프라켓이 회전하게 된다. 스프라켓이 회전하여 최종적으로 체인이 연결된 그라우저로 이루어진 무한궤도를 움직이게 된다. 그라우저는 탈부착이 가능하며 트랙에 토양이 부착되는 것을 줄이기 위해 테프론 코팅이 되어있다.

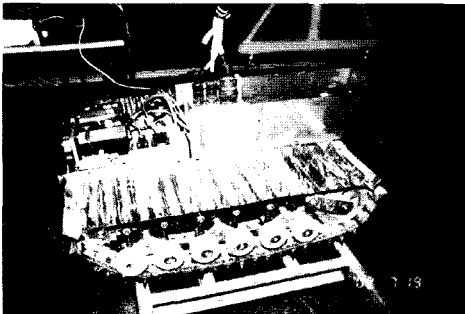


Fig. 9 Model scale Test vehicle

차량의 주요 사양은 아래와 같다.

- 기본 무게 : 167 kg
- 각 모터의 공칭 출력 및 토크 : 0.75 kW, 48 Nm

- 모터 1회전당 엔코더 펄스 : 2500
- 모터와 스프라켓의 기어비 : 30:1
- 최대 트랙회전 속도 : 0.5 m/s

4.2 프로세스 노이즈 강도 설정

EKF 알고리즘을 실행하기 위해서는 식(7)~식(12)에서  $w_1, w_2, w_3, w_4, w_5$  및  $w_6$ 의 프로세스 노이즈의 표준편차 값을 정하여야 한다.  $w_1$  및  $w_2$ 는 비전시스템으로부터 얻어진  $x, y$  데이터가 비교적 정확하므로 (오차 1~2 mm이내) 이 데이터로부터 식(22)와 같이 근사적으로  $\dot{x}$ 과  $\dot{y}$ 를 얻었다.

$$\begin{aligned} \dot{x} &= \frac{x(k+1) - x(k)}{0.1} \\ \dot{y} &= \frac{y(k+1) - y(k)}{0.1} \end{aligned} \quad (22)$$

또한 차량예비 주행실험을 통하여 차량 좌·우 트랙 속도비에 따른 슬립과 슬립 앵글의 관계를 다음 (23), (24)식과 같이 얻었다. (23)및 (24)식을 이용하여  $w_1, w_2$ 를 제외한 (4), (5)식의 우변을 계산하고 이를 (22)식에서 계산한  $\dot{x}, \dot{y}$ 의 근사치에서 빼주어  $w_1$ 과  $w_2$ 값의 크기를 대략 구하였다.

$$\begin{aligned} \text{안쪽 트랙의 슬립} &: -22.9615x + 29.1351 \\ \text{바깥쪽 트랙의 슬립} &: -1.3827x + 7.7688 \end{aligned} \quad (23)$$

$$\text{슬립앵글} : 21.378x - 19.3543, \quad x : \text{선회비} \quad (24)$$

Fig. 10은 차량 좌우 트랙의 속도비가 1.4인 경우  $w_1$ 과  $w_2$ 의 값을 점선으로 보여준다.  $w_1$ 의 경우 표준편차가 0.0083,  $w_2$ 의 경우 표준편차가 0.0116으로 계산된다. 다른 선회비에 대해서도 비슷한 정도의  $w_1$  및  $w_2$ 에 대한 표준편차가 계산되었다.

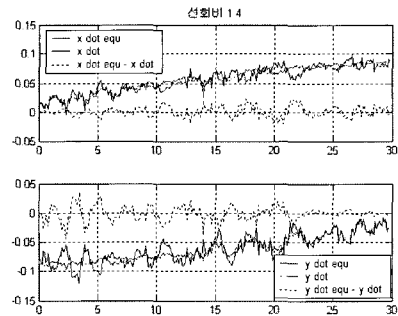


Fig. 10 Process noise estimation for velocity with speed ratio 1.4

$w_3$ 는 차량 각속도( $\dot{\phi}$ )에 관한 방정식의 모델 오차이다. 이 경우 EKF 알고리즘에서 상기 (6)식 대신 Gyro 센서의 값을 사용하였으므로 Gyro 센서 성능지표를 이용하여  $w_3$ 의 표준편차를 0.0011 rad/sec로 설정하였다.  $w_4, w_5$ 는 슬립 변화율에 대한 프로세스 노이즈로 초당 5%~10% 정도의 슬립 변화가 있는 것으로 가정하였고  $w_6$ 는 슬립앵글 변화율에 대한 프로세스 노이즈이므로 Table 1에 나타난 프로세스 노이즈 표준편차는 위와 같은 근거에서 설정되었다.

### 5. EKF 실험결과 및 해석

본 논문의 주요 목표는 칼만 필터를 사용하여 차량의 위치를 추정하는 것이다. 실제로 토조에서 차량을 선회시키면서 EKF 알고리즘 적용에 필요한 정보(비전 시스템의 x, y 좌표, Gyro 센서의 Yaw 각속도, 좌우 트랙 엔코더 값)을 파일로 저장하였고, 이를 이용하여 EKF 알고리즘을 적용하고, EKF에 사용되는 파라미터들을 조절하였다. Fig. 11과 같이 차량의 궤적은 연약지반인 해저면에서 집광을 위한 주행차량이 집광을 위하여 직진과 선회가 반복적으로 이뤄져야 하는 것으로 가정하였다.

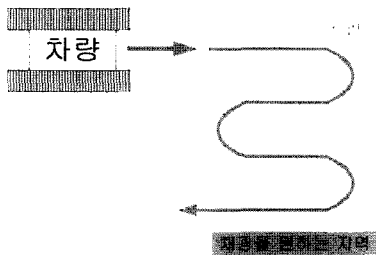


Fig. 11 Example of Vehicle path

토조 실험에서 차량을 12초간 직진시킨 후에 선회비 2.0으로 선회(CounterClockWise)시킨 경우에 프로세스 노이즈 표준편차를 바꾸어가며 EKF 알고리즘을 적용하여 보았다.

아래에서 EKF 알고리즘에 적용된 초기추정오차 공분산 매트릭스  $P_0$  는 3.1에서 설정한 것과 동일하게 설정하였다.

#### 5.1 비전 위치 데이터에 인위적인 노이즈를 첨가하지 않은 경우 EKF 실행 결과

EKF 알고리즘이 올바르게 개발 되었는지를 확인하기 위해 비전시스템으로부터 얻은 x, y 데이터 정보에 인위적인 노이즈를 더하지 않고 EKF를 실행 하였다. 즉, EKF 알고리즘에서 x, y 측정치의 노이즈 표준편차 값을 아주 작게 할 경우, 추정경로가 비전시스템에서 얻어진 x, y 좌표와 거의 일치해야 할 것이다.

비전데이터에 인위적인 노이즈를 첨가하지 않았으므로 Table 2에서  $v_1$ 과  $v_2$ 의 값을 작게 설정하였다. Fig. 12에서 추정경로가 실제 경로를 거의 완벽하게 따라가는 것을 확인할 수 있다. 이 결과는 개발한 EKF 알고리즘이 올바르다는 것을 간접적으로 증명한다.

Table 2 Standard deviation of white noises without artificial noises

$w_1$	$w_2$	$w_3$	$w_4$	$w_5$	$w_6$
0.01	0.01	0.0011	0.01	0.01	0.058
$v_1$		$v_2$		$v_3$	
0.001 m		0.001 m		0.0103 rad	

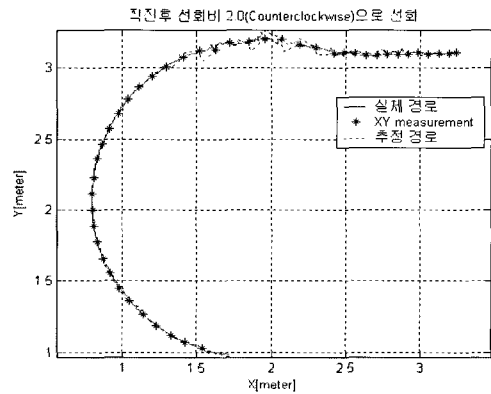


Fig. 12 x, y position estimation using vision sensor information

#### 5.2 LBL을 고려하여 비전 위치 데이터에 인위적인 노이즈를 첨가한 경우 EKF 실행 결과

실제 LBL 소나시스템은 노이즈를 동반하므로 약 0.1 m의 표준편차를 갖는 Gaussian 화이트 노이즈를 비전시스템으로부터 얻어진 x, y 정보에 인위적으로 더해주고 EKF 알고리즘을 실행해 보았다.

##### 5.2.1 프로세스 노이즈 설정 1

프로세스 노이즈의 표준편차 값을 Table 3와 같이 설정한 경우 추정 결과는 Fig. 13 및 Fig. 14와 같다.

Table 3 Standard deviation of white noises with artificial LBL noises

$w_1$	$w_2$	$w_3$	$w_4$	$w_5$	$w_6$
0.05	0.05	0.0011	0.1	0.1	0.58
$v_1$		$v_2$		$v_3$	
0.1 m		0.1 m		0.0103 rad	

추정된 x, y 경로가 실제 경로와 유사하지만, 회살표 근방에서 비교적 큰 LBL의 메저먼트 노이즈 영향으로 시간 지연을 보이면서 추정 오차가 커지는 것을 볼 수 있다. 이것은 슬립 및 슬립앵글에 대한 프로세스 노이즈의 표준편차 값을 너무 크게 설정해주었기 때문이라 추정된다.

##### 5.2.2 프로세스 노이즈 설정 2

Table 4에서는 슬립 및 슬립앵글에 대한 여러가지 프로세스 노이즈를 설정해본 결과 x, y 좌표 추정성능이 가장 좋은 프로세스 노이즈의 표준편차 값을 나타낸다. Table 3과 비교할 때  $w_1, w_2, w_3$ 는 같으나  $w_4, w_5, w_6$ 는 조금 작은 값을 가진다.

Table 4 Process noise standard deviation for straight run and turn path

$w_1$	$w_2$	$w_3$	$w_4$	$w_5$	$w_6$
0.05	0.05	0.0011	0.07	0.07	0.30

Fig. 15 및 Fig. 16은 EKF 알고리즘 실행 결과를 나타낸다. Fig. 15의 화살표 근방에서 커다란 메저먼트 노이즈가 이 영향을 비교적 많이 줄이는 것을 볼 수 있다.

Fig. 16은 x, y를 제외한 나머지 상태변수의 추정결과를 나타내는데 슬립과 슬립앵글 추정치가 식(23) 및 식(24)에서 계산된 슬립(-16.7879, 5.0034) 및 슬립앵글(23.3917) 값과 유사한 것을 알 수 있다.

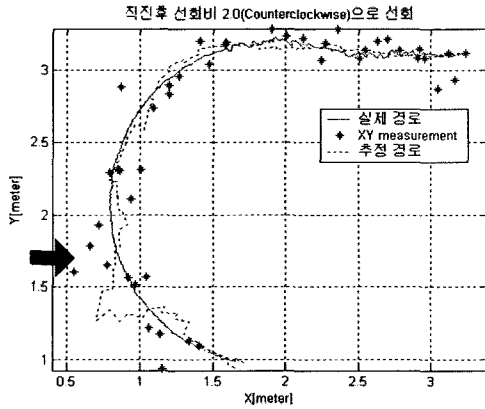


Fig. 13 x, y position estimation for process noise setup 1

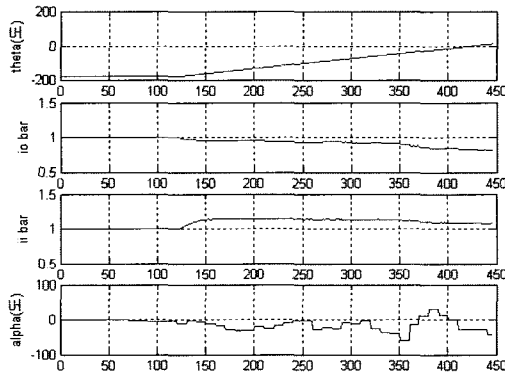


Fig. 14 State estimation for process noise setup 1

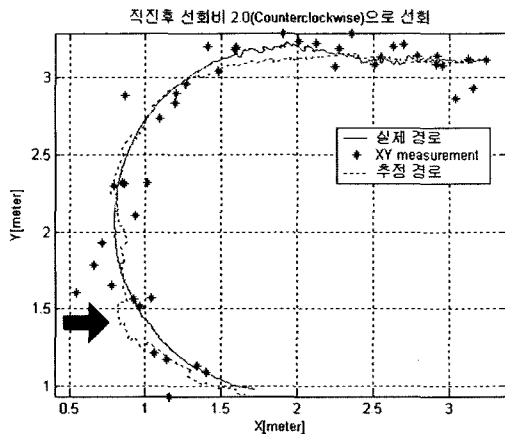


Fig. 15 x, y position estimation for process noise setup 2

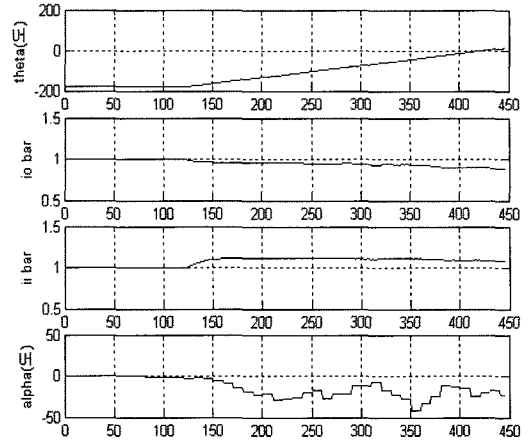


Fig. 16 State estimation for process noise setup 2

### 5. 결 론

본 연구에서는 해저 연약지반을 운행하는 집광차량의 위치추정을 수행하는 확장 칼만 필터(Extended Kalman Filter) 알고리즘 개발을 수행하였다. 한국 해양 연구원 실험 토조에서 모형 집광차량을 이용하여 알고리즘의 유용성을 실험적으로 확인하였다.

실제 심해저에서는 차량의 위치를 LBL(Long Base Line) 등의 소나센서를 이용하지만 실내의 육상 실험실에서는 이를 사용할 수 없으므로 비전 시스템을 사용하여 차량의 x, y 위치 좌표를 얻었다. LBL이 상당한 노이즈를 동반하므로 비전 위치 데이터에 인위적인 화이트 노이즈를 첨가하고 확장 칼만 필터 알고리즘을 실험하였다. 실험결과 최대 40 cm의 진폭을 가지는 화이트 노이즈가 차량위치 정보에 첨가되는 경우에 차량의 위치 추정오차가 10 cm 이내로 유지할 수 있는 가능성을 확인하였다. 차량 좌우 트랙의 슬립 추정 성능은 그리 빠르지 않으나, 슬립 앵글 추정은 성능보다 양호하지 못하다. 이 이유는 차량 슬립 추정에 사용되는 차량 위치 정보에 상당한 노이즈가 첨가되어있고 이 값도 매 1.0 sec 마다 얻어지는 것 때문으로 추정된다. 슬립 앵글의 경우는 사용되는 자이로 센서의 출력 값이 비교적 정확하므로 추정성능이 비교적 좋다고 할 수 있다.

향후 차량 좌우 트랙의 속도 비에 따른 슬립 모델을 사용하여 슬립 추정 성능을 개선할 수 있다고 사료된다. 또한 LBL센서의 시간지연 현상을 모델하는 확장 칼만 필터 모델을 사용하여 LBL센서 시간지연을 고려한 위치 추정 알고리즘 개발이 필요하다.

### 후 기

본 연구는 한국해양연구원 지원으로 수행된 연구결과 중 일부를 밝히며, 연구비 지원에 감사드립니다.

## 참 고 문 헌

- 최종수, 홍섭, 김형우 (2003). "직교행렬 실험계획법에 의한 해저 연약지반 선회성능실험 연구", 한국해양공학회 2003년도 추계학술대회 논문집.
- Lee, A.T. (1999). Modelling and Control of Tracked Vehicles, Ph.D Thesis Department of Mechanical and Mechatronic Engineering, The University of Sydney.
- Van Loan, C.F. (1978). "Computing Integrals Involving the Matrix Exponential", IEEE Transactions on automatic control, vol. AC-23, NO. 3.
- Whitcomb, L.L, Yoerger, D.R. and Singh, H. (1999). "Combined Doppler / LBL Based Navigation of Underwater Vehicles", 11th International Symposium on Untethered Submersible Technology (UUST99).
- Brown, R.G. and Hwang, P.Y.C. (1997). Introduction to Random Signals and Applied Kalman Filtering, 3rd Edition.

---

2004년 10월 1일 원고 접수

2005년 3월 9일 최종 수정본 채택