'93 한국자동제어학술회의논문집 (1993. 10. 20~22)

Slip이 발생할 때 신경회로망을 이용한 이동로보트의 위치추정에 관한 연구

최동엽*, 조형석**
*한국기계연구원, **한국과학기술원

Neural Network based Position Estimation of Mobile Robot in Slippery Environment

Choi Dong Yup*, Cho Hyung Suck**
*KIMM, **KAIST

ABSTRACT

This paper presents neural network based position estimation method in slippery environment as an approach to solve one of problems which are engaged in dead reckoning method. Position estimator is composed of slip detector and linear velocity estimator. Both of them are based on the fact that dynamic characteristic of mobile robot in slippery environment is different from the case without slip. To find out the dynamic relation among driving torque, angular acceleration of driving wheel and linear acceleration of mobile robot, accelerometer is used for measuring acceleration of mobile robot and neural network is used for dynamic system identifier in slippery environment.

1. 서 론

이동형 로보트의 이동 기능을 실현하기 위해서는 자기위치 추정및 환경인식을 통한 장애물 회피가 우선적으로 해결되어야할 과제이다. 이를 위하여 시각, 초음파, 광학 센서등 절대 센서및 encoder, inertial 센서등 상대 위치 센서에 대한 연구가 많이 수행되었으며, 특히 wheel encoder를 이용한 dead reckoning 방법[1][2][3]은 그 algorithm이 간단하고 실현이 용이하다는 특성으로 인하여 널리 사용되어 왔다.

Dead reckoning 방법은 수평면 상에서 구동되는 로보트의 위치가 수평면상에서의 위치 좌표 X,Y, heading angle ϕ로 표시될 때, (X,Y,ϕ)를 이동로보트의 이동거리와 곡율에 의하여 구하는 것으로서, Sampling time이 일정하고, 이동 로보트의 궤적이 원호라고 가정하면, 이동 로보트의 절대좌표계에서의 이동량 dX,dY,dϕ는 다음과 같이 계산된다.

$$d\phi = \gamma ds \quad (1)$$

$$r = 1/\gamma$$

$$dX = -(r-r\cos(d\phi))$$
$$= r\cos(\phi)[\cos(d\phi)-1]-r\sin(d\phi)\sin(\phi) \quad (2)$$

$$dY = r\sin(d\phi)$$
$$= r\sin(\phi)[\cos(d\phi)-1]+r\sin(d\phi)\cos(\phi) \quad (3)$$

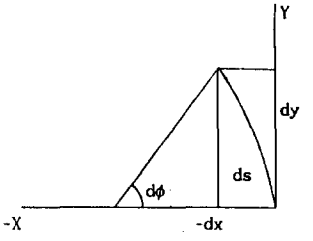


Fig.1 Dead Reckoning of Two Wheel Drive Mobile Robot

이와 같이 절대좌표계에서의 초기 위치에 대한 이동로보트의 위치를 구하기 위한 dead reckoning방법은 algorithm이 간단하고, 실장하기가 쉬우며, 처리 속도를 빠르게할 수 있다. 그러나 여러 가지의 error 요인으로 인하여 이동로보트의 자기 위치 추정에 있어서 좋은 성능을 발휘하지는 못한다. Dead reckonong 방법의 error는 크게 나누어 bias type error과 random error로 분류할 수 있다. Wheel 마모에 의한 wheel 반경의 변화는 계속 누적되는 bias type error로서 calibration 혹은 기구 정수 추정에 의하여 극복될 수 있다. 그러나 주행면이 평평하지 못하거나, wheel의 미끄러짐이 발생하는 경우 또는 주행면이 경사진 경우에는 발생 error에 대한 보상이 불가능하게 되기 때문에 dead reckoning에 의한 위치 추정은 정도가 떨어지게 된다.

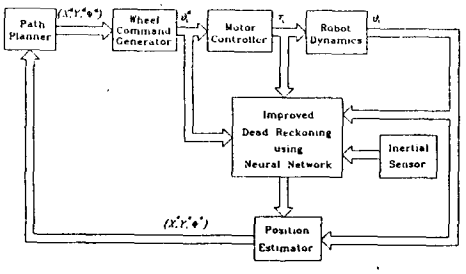


Fig 2. Position Estimation System for Slip Compensation

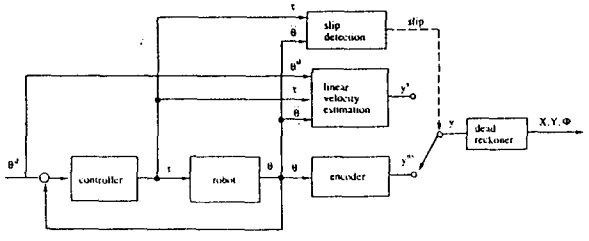


Fig. 3. Neural Network Based Position Estimation

본 연구는 이와 같은 dead reckoning 방법의 문제 중에서 wheel의 미끄러짐 문제를 해결하기 위한 것으로서, Fig. 2에서 보는 바와 같이 신경회로망을 이용하여 이동로보트의 동역학 시스템에 대한 identification을 통한 이동로보트의 자기위치 추정을 수행하고자 한다.

2. 신경회로망을 이용한 Dead Reckoning 방법의 개선

이동로보트에 미끄러짐이 발생하였을 때는 wheel encoder에 의한 위치 정보는 믿을 수 없게 된다. 본 연구에서는 미끄러짐이 발생할 때의 이동로보트의 동역학적 거동을 이용하여 로보트의 위치정보를 얻어 이동로보트의 dead reckoning에 사용하고자 한다. 즉 Fig. 3에서 보는 바와 같이, 학습된 slip detector에 의하여 이동로보트의 미끄러짐 판단을 한 후, 미끄러짐이 발생했다고 판단되면 학습된 linear velocity estimator를 이용하여 이동로보트의 wheel 선속도를 추정하여 dead reckoning에 사용하게 된다.

Slip detector와 linear velocity estimator은 이동로보트의 동역학적 특성을 이용하여 학습시키며, 미끄러짐이 발생할 때와 발생하지 않을 때의 동역학적 관계는 미끄럼 상수 μ_i, 수평면에 대한 수직 힘 N_i, 바퀴의 구동 torque τ_i, 바퀴의 진행 방향 추진력 F_i 등에 의하여 결정되며, 이 들에 대한 의한 동역학 해석 결과는 다음과 같다[4].

우선 두 바퀴의 선가속도와 이동 방향 추진력 F_i 의 관계는

$$\begin{aligned} q_{11}\ddot{y}_1 + q_{12}\ddot{y}_2 &= D\,(F_1 + F_2) \\ q_{21}\ddot{y}_1 + q_{22}\ddot{y}_2 &= D\,(d_1 F_1 - d_2 F_2) \end{aligned} \tag{4}$$

$$\begin{aligned} q_{11} &= M(d_2+e_x) + m_1 D \\ q_{12} &= M(d_1-e_x) + m_2 D \\ q_{21} &= I_c + d_1 D\, m_1 \\ q_{22} &= -(I_c + d_2 D\, m_2) \end{aligned}$$

가 된다. 이동로보트의 진행방향 마찰력을 결정하는 수직응력 N_1, N_2는

$$\begin{aligned} N_1 &= \frac{d_2+e_x}{D} Mg + \frac{e_z}{D} F_{cfx} \\ N_2 &= \frac{d_1-e_x}{D} Mg + \frac{e_z}{D} F_{cfx} \end{aligned} \tag{5}$$

가 되며, 여기서 F_{cfx} 는 이동로보트 몸체의 중심에 작용하는 원심력의 x방향 분력으로서

$$F_{cfx} = \frac{M(\dot{y}_1-\dot{y}_2)}{D^2}\left[(d_2+e_x)y_1+(d_1-e_x)y_2\right] \tag{6}$$

가 되며, 이에 따른 바닥면에 대한 마찰력은 slip이 발생할 때 가장 크게 되고, 이때의 마찰력 F_{maxi}는

$$F_{maxi} = \mu_i N_i \tag{7}$$

가 된다. 한편, 바퀴의 구동 torque에 의 바퀴의 추진력 Fi는

$$\begin{bmatrix} F_1 \\ F_2 \end{bmatrix} = \frac{1}{Det} \begin{bmatrix} \frac{R_1}{I_1}(b_{22}q_{11}-b_{12}q_{21}) & \frac{R_2}{I_2}(-b_{22}q_{12}-b_{12}q_{22}) \\ \frac{R_1}{I_1}(-b_{12}q_{11}+b_{11}q_{21}) & \frac{R_2}{I_2}(-b_{21}q_{12}+b_{11}q_{22}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tau_1 \\ \tau_2 \end{bmatrix} \tag{8}$$

$$\begin{aligned} Det &= b_{11}b_{22} - b_{12}b_{21} \\ b_{11} &= D + R_1q_{11}/I_1 \\ b_{12} &= D + R_2Q_{12}/I_2 \\ b_{21} &= d_1D + R_1q_{21}/I_1 \end{aligned}$$

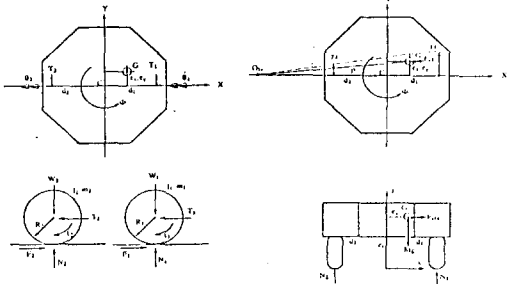


그림 4. Free Body Diagram of the Mobile Robot

$$b_{22} = d_2D + R_2q_{22}/I_2$$

가 된다. Slip이 발생하지 않기 위해서는

$$F_i < F_{slipi} \tag{9}$$

를 만족하여야 하며, 이 때는

$$\dot{y}_i = r_i\dot{\theta}_i \tag{10}$$

를 만족하게 되고, slip이 발생하게 되면

$$F_i = F_{slipi} = \mu_i N_i \tag{11}$$

가 성립되고 식(9)는 성립하지 않는다.

결국 이동로보트의 구동 바퀴에 미끄러짐이 발생하면 이동로보트의 운동은 (4), (5), (8) 에 의하여, 바퀴를 구동하는 motor의 torque, 바닥면의 마찰계수 등에 의하여 결정됨을 알 수 있다.

결과적으로 미끄러짐이 발생하지 않을 때는 이동로보트의 선속도는 구동바퀴의 각가속도에 의하여 결정되며, 이때의 wheel의 각가속도는 다음식에 의하여 결정된다.

$$\begin{aligned} p_{11}\ddot{\theta}_1 + p_{12}\ddot{\theta}_2 &= \tau_1 - c_1 sign(\dot{\theta}_1) \\ p_{21}\ddot{\theta}_1 + p_{22}\ddot{\theta}_2 &= \tau_2 - c_2 sign(\dot{\theta}_2) \end{aligned} \tag{12}$$

단

$$p_{11} = \frac{R_1^2 d_2(d_2+e_x)}{D^2}M + \frac{R_1^2}{D^2}I_c + R_1^2 m_1 + I_1$$

$$p_{12} = \frac{R_1R_2d_2(d_1-e_x)}{D^2}M - \frac{R_1R_2}{D^2}I_c$$

$$p_{21} = \frac{R_1R_2d_1(d_2+e_x)}{D^2}M - \frac{R_1R_2}{D^2}I_c$$

$$p_{22} = \frac{R_2^2 d_1(d_1-e_x)}{D^2}M + \frac{R_2^2}{D^2}I_c + R_2^2 m_2 + I_2$$

한편 미끄러짐이 발생하였을 때는 이동 로보트의 선가속도는 바퀴의 각가속도에 의하여 결정되지 않고, 진행방향 추진력에 의하여 결정되며, 이때의 가속도는 다음 식에 의하여 결정된다.

$$\begin{aligned} q_{11}\ddot{y}_1 + q_{12}\ddot{y}_2 &= D(\mu_1N_1 + \mu_2N_2) \\ q_{21}\ddot{y}_1 + q_{22}\ddot{y}_2 &= D(d_1\mu_1N_1 - d_2\mu_2N_2) \end{aligned} \tag{13}$$

$$\begin{aligned} I_1\ddot{\theta}_1 - \tau_1 + c_1 sign(\dot{\theta}_1) &= R_1\mu_1N_1 \\ I_2\ddot{\theta}_2 - \tau_2 + c_2 sign(\dot{\theta}_2) &= R_2\mu_2N_2 \end{aligned} \tag{14}$$

즉 미끄러짐이 발생할 때와 발생하지 않을 때는 (12), (14)에 의하여 θ_1,θ_2와 τ_1,τ_2의 상호관계가 달라지게 되며, 이동로보트의 회전 반경이 다르면 수직 항력이 변화 하게 되어 그 상호 관계가 달라진다. 그리고 미끄러짐이 발생하였을 때의 선가속도는 바닥면의 미끄럼 상수와 수직항력의 영향을 받게 되며, 수직항력은 $\ddot{\theta}_1$, $\ddot{\theta}_2$와 τ_1,τ_2의 영향을 받게 된다. Fig. 5는 미끄러짐 상태에 따라서 달라지는 wheel encoder 신호, 가속도계의 신호 그리고 wheel motor torque를 실험적으로 구하여 그 관계를 보이고 있다. 이와 같은 동역학적 거동의 상이함을 이용하여 slip détection및 linear velocity estimation을 하게 된다.

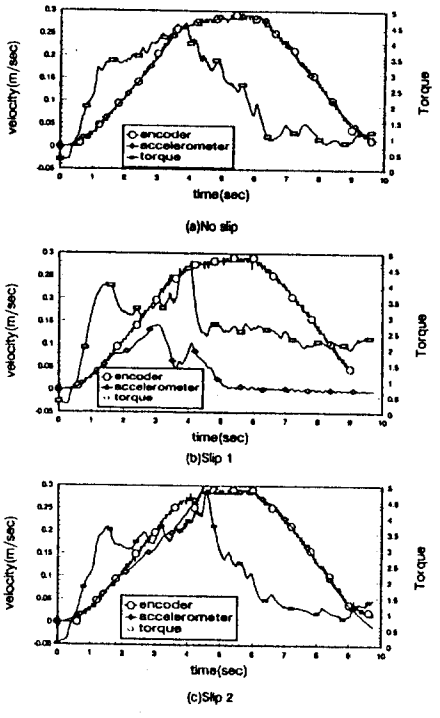


Fig. 5. Motor torque variation with various slip condition

3. 이동로보트의 자기 위치 추정 신경회로망 학습및 실험

신경회로망을 학습시키기 위해서는 추정하고자 하는 이동로보트의 진행방향 가속도에 영향을 미치는 인자의 변화에 대하여 반응할 수 있도록, 학습 data 작성을 위한 실험 조건을 설정해 주어야 한다. 즉, 이동로보트의 미끄러짐을 감지하고, 이 때의 선가속도를 추정하기 위해서는 $\ddot{\theta}_1,\ddot{\theta}_2$, τ_1,τ_2,그리고 회전 반경의 변화에 따른 실험 data를 얻어야 하므로 이동로보트의 가속도와 회전 반경, 그리고 미끄러짐이 발생하는 바퀴를 변화시키며 실험을 수행하였다. 가속도는 0.1m/sec/sec, 0.2m/sec/sec, 0.3m/sec/sec로 변화시키고, 회전반경은 -2m, -1m, 1m, 2m, 그리고 직선 경로등으로 변화시켰으며, 이들에 대하여 각각 미끄러짐이 없는 경우, 왼쪽 바퀴가 미끄러지는 경우, 오른쪽 바퀴가 미끄러 지는 경우, 그리고 두 바퀴

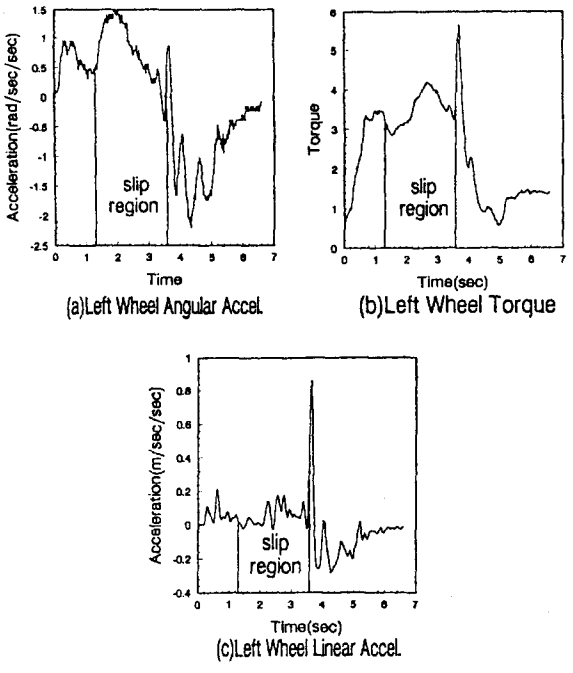


Fig. 6 Neural Network Input and Linear Acceleration

가 모두 미끄러 지는 경우로 나누어 60 set의 실험을 수행하였다.

이동로보트의 미끄러짐 감지및 미끄러짐이 발생하였을 때의 가속도를 추정하기 위하여 사용한 신경회로망은 2개의 hidden layer를 갖는 multilayered perceptron으로서, error back propagation을 사용하여 학습시켰다. 신경회로망의 입력으로는 (12),(17)와 (14)에서 나타나는 바와 같이, 미끄러짐 여부에 의하여 그 상호 관계가 달라지는 두 바퀴의 회전 가속도, motor 구동 torque 그리고 회전 반경을 사용하였으며, target value는 slip detector에서는 미끄러짐 여부, acceleration estimator에서는 가속도계에 의하여 측정된 구동 wheel의 선가속도를 사용하였다.

Fig. 6은 신경회로망의 학습 data를 얻기 위하여 수행한 실험에 의하여 얻어진 결과중 1set의 입력 data및 가속도계에 의하여 얻어진 이동로보트의 가속도를 도시한 것으로서 양쪽 바퀴가 미끄러진 경우이다.

Slip detection 신경회로망의 구조는 Fig. 7과 같으며 learning rate 0.3, momentum 상수 0.1로 학습시켰고, 학습 횟수는 각각 5,000번이었으며, normalized system error는 왼쪽 바퀴의 경우는 0.00904이고 오른쪽 바퀴는 0.017195이었다. 판정의 성공율은 약 95%였으며, Fig. 8은 Fig. 6의 입력 data에 대한 미끄러짐 판정 결과 이다.

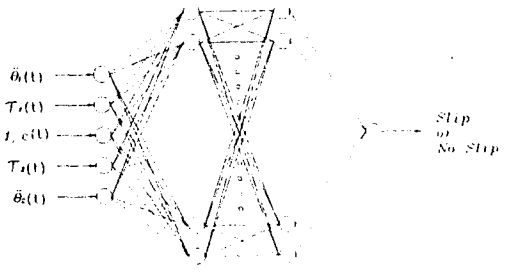
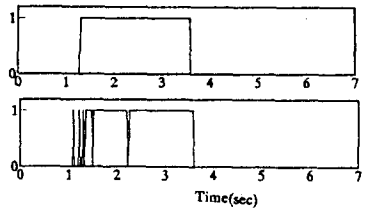
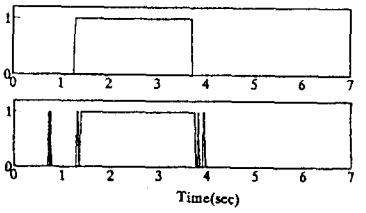


Fig. 7 Neural Network structure for slip dectection



(a) Left wheel



(b) Right wheel

Fig. 8 Slip region and estimated slip region

가속도 추정을 위한 신경회로망의 구조는 Fig. 9와 같고,학습은 각 실험 경로에서 미끄러짐이 발생한 구간의 data를 이용하여 수행하였으며, learning rate와 momentum 상수는 0.5와 0.3을 사용하였다. Fig. 10은 신경회로망의 normalized system error가 변하는 양상을 보이고 있다. , 학습횟수는 왼쪽 바퀴의 경우 44000회, 오른쪽 바퀴의 경우 65000회이며 최종적인 normalized system error는 왼쪽은 0.00023이고 오른쪽은 0.000236이다. 학습된 신경회로망을 이용하여 Fig. 6의 실험 path에 대한 위치 추정을 하였는 데, 그 결과는 Fig. 11과 같다. Linear velocity estimation 방법은 Fig. 12에서 보는 바와 같이 미끄러짐이 신경회로망에 의하여 감지되지 않았을 때는 encoder에 의한 선속도를 사용하고. 미끄러짐이 감지 되었을 때는 출발 시점부터의 가속도를 적분한 속도

$$\dot{y}^{k-1}{}_{NN} = \sum_{i=1}^{k-1} \ddot{y}^{i-1} * \Delta t \qquad (15)$$

를 사용하는 데, 여기서 적분 대상이 되는 가속도는 slip

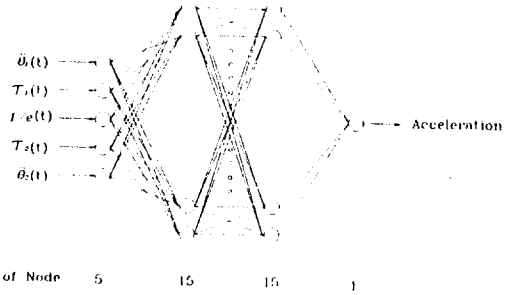


Fig. 9 Neural Network structure for linear velocity estimation

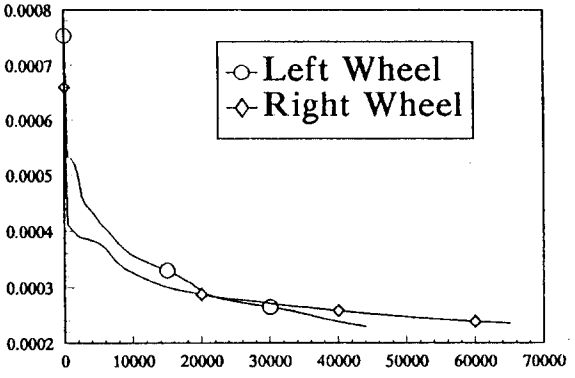


Fig. 10. Normalized system error

detector에 의해서 미끄러짐이 발생했다고 판단된 구간에서는 acceleration estimator에 의하여 추정된 가속도를 사용하게 된다.

학습된 신경 회로망을 이용하여 이동로보트의 위치 추정 시험을 하였다. Fig. 13은 직선과 회전반경 1.5m 곡선의 복합된 경로에 대하여 위치 추정 실험을 한 것으로서, 미끄러짐은 곡선 구간의 가속 구간(y=0.5m 부터 y=0.7m 까지)에서 발생하도록 하였으며, 이동로보트의 직선 구간 최고 속도는 0.15m/sec, 곡선 구간 최고 속도는 0.25m/sec 이고 가속도는 0.3m/sec/sec이었다. 미끄러짐 감지율은 94%이며 추정된 경로는 비교적 실제의 운동 궤적에 유사하였다.

4. 결론

본 연구에서는 미끄러짐이 발생하였을 때의 이동로보트의 위치 추정을 위하여 미끄러짐이 발생하였을 때의 로보트의 동역학적 거동이 변화하는 것을 이용하여 미끄러짐을 감지하고, 가속도에 영향을 미치는 동역학적 인자를 이용하여 이동로보트의 가속도를 추정하고 그것을 이용하여 이동로보트의 위치를 구하였다. 이러한 방법은 신경회로망을 이용하여 실현하였으며, 신경회로망의 target value 즉 실지 이동가속도는 가속도계를 이용하여 측정하였다.

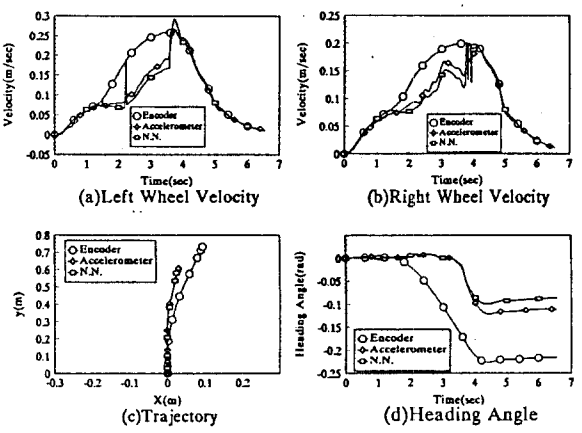


Fig. 11 Position and Velocity Comparison

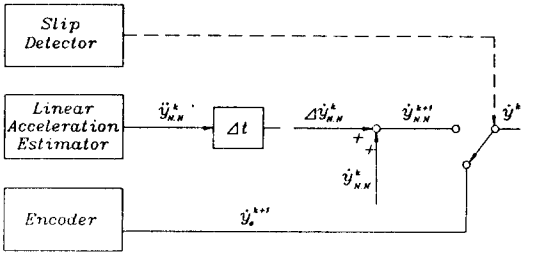


Fig. 12 Linear Velocity Estimation

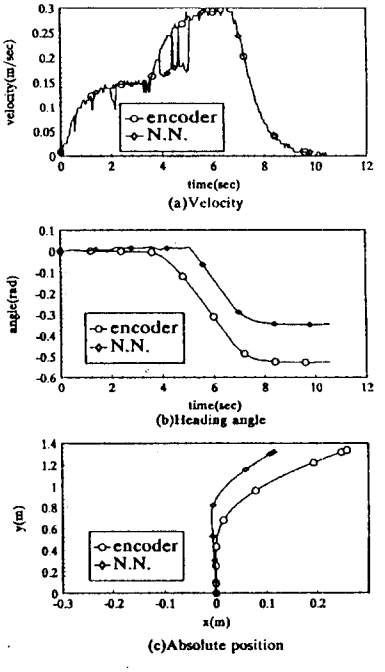


Fig. 13. Position estimation of slipped mobile robot

신경회로망을 학습시키기 위한 입력 data는 이동로보트의 미끄러짐이 발생할 때, 큰 영향을 미치는 motor torque, 바퀴의 회전 가속도, 회전반경 그리고 직령 가속도 등이다.

학습된 신경회로망을 이용하여 이동로보트의 자기 위치 추정을 수행한 결과, 보다 개선된 위치 추정을 할 수 있었다.

[참고 문헌]

[1] J.H.Myer, "VEPOL-A Vehicular Planimetric Dead Reckoning Computer," IEEE Trans. on Vehicular Technology, vol.20, no.2 (Aug.1971)

[2] S.Yuta, Y.Kanayama, T.Yajima and S.Shimura, "An Implementation of MICHI-A Locomotion Command system for Intelligent Mobile Robot," Proc. International Conferance on Advanced Robotics, Tokyo Japan, pp127-134(Sept.1985).

[3] T.Tsumura, N. Fujiwara, T. Shirakawa and M. Hashimoto," An Experiment System for Automatic Guidence of Roboted Vehicle Following the Route Stored in Memory," Proc. 11th Int'l Symp. on Industrial Robots, Tokyo Japan, pp187-194(oct.1981)

[4] Jae H. Kim,"A Study on the Position Estimation of a Wheeled Mobile Robot," Ph. D. Dissertation, KAIST(Aug.1992).