

칼만 필터 알고리즘을 이용한 유비쿼터스 센서 기반 임베디드 로봇시스템의 온라인 동적 모델링

Online Dynamic Modeling of Ubiquitous Sensor based Embedded Robot Systems using Kalman Filter Algorithm

조 현 철*, 이 진 우, 이 영 진, 이 권 순

(Hyun Cheol Cho, Jin Woo Lee, Young Jin Lee, and Kwon Soon Lee)

Abstract : This paper presents Kalman filter based system modeling algorithm for autonomous robot systems. State of the robot system is measured using embedded sensor systems and then carried to a host computer via ubiquitous sensor network (USN). We settle a linear state-space motion equation for unknown robot system dynamics and modify a popular Kalman filter algorithm in deriving suitable parameter estimation mechanism. To represent time-delay nature due to network media in system modeling, we construct an augmented state-space model which is mainly composed of original state and estimated parameter vectors. We conduct real-time experiment to test our proposed estimation algorithm where speed state of the constructed robot is used as system observation.

Keywords : autonomous robot, ubiquitous sensor network, time delay, Kalman filter, system modeling, network based system monitoring

I 서론

최근 네트워크 기반 모니터링 및 제어시스템 구축이 산업현장에서 눈부신 발전을 거듭하고 있다. 이는 종래의 복잡한 시스템 구축을 간편하고 효율적으로 실현할 수 있는 장점이 있으며 무엇보다도 무선 네트워크 기술이 발전함에 따라 이러한 관련 응용도 더불어 발전되고 있다. 유비쿼터스 센서 네트워크(USN; ubiquitous sensor network) 또한 이러한 백락의 기술분야로서 네트워크 기반 제어시스템 또는 시스템 모니터링 분야의 응용에 각광을 받고 있다[1-5].

무선 네트워크 기반 시스템 구축에 있어 중요하게 고려하여야 할 문제는 무선 통신매체를 사용함으로써 발생하는 시스템간의 시간지연이다. 이러한 시간지연성은 전체 시스템의 성능을 저하시킬 뿐만 아니라 시스템 안정성에도 큰 영향을 미치므로 이러한 특성을 잘 고려한 고급 제어시스템 및 모니터링 알고리즘이 절실히 요구되고 있다[6-10].

USN 기반 시스템 모니터링 구축에서도 마찬가지로 시스템 관측에 대한 시간지연이 발생하여 원거리에 위치한 시스템의 동특성을 정확히 추정하는데 어려움이 있다. 따라서 기존의 시스템 모델링 및 파라미터 추정기법을 이러한 시스템에 적용할 경우 모델링오차가 발생하여 실제 응용에 신뢰성을 보장 할 수가 없다. 다시 말해 기존의 추정방식은

시스템 자체에 대한 상태 및 관측값에 대하여 수행되고 있으며 앞서 언급한 시간지연성을 고려하지 않는다. 한편 이러한 시간지연 특성을 고려한 시스템 모델링 및 추정알고리즘에 대한 연구는 아직까지 미비한 실정이다.

본 논문은 USN 통신매체를 통하여 모니터링 되는 자율 이동 로봇 시스템의 동특성 모델링을 위한 칼만 필터 기반 추정알고리즘을 개발한다. 우선 원거리에 위치한 로봇 시스템의 동특성을 미지의 선형 상태방정식으로 설정한 후 시간지연에 대한 상태변수를 추가하여 상태추정이 가능한 상태공간 방정식으로 표현한다. 제안하는 추정알고리즘의 가장 큰 특징은 기존의 잘 알려진 이산 칼만 필터 기법을 로봇 시스템의 상태 및 파라미터의 추정이 동시에 실시되는 것이며 또한 시변 및 비정칙 특성에 적합한 온라인 학습이 가능하다는 것이다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II절에는 본 논문에서 구성한 USN 기반 자율이동 로봇 시스템에 대하여 서술하며 III절에는 시간지연성을 갖는 로봇 시스템의 상태공간 모델을 설정하며, IV절에는 칼만 필터 기반 파라미터 추정알고리즘을 제안한다. V절에는 제안한 추정알고리즘의 수렴특성을 분석하며, VI절에는 실시간 실험 및 결과분석이 주어지며, 마지막으로 VII절에서 결론과 향후 연구내용을 제시한다.

II. USN 기반 자율이동 로봇 시스템

본 논문에서 구축한 USN 기반 자율이동 로봇 시스템은 원격지에 있는 로봇의 상태를 USN 시스템을 통해 호스트 컴퓨터에 전송되며 컴퓨터는 이러한 정보를 바탕으로 코드화된 모델링 알고리즘에 의해 시스템 동특성이 실시간으로 추정되어 진다. 그림 1은 본 논문에서 구축한 로봇 시스템의 외형을 보여준다. 시스템의 주요 구성으로는 임베디드용 마이크로 컨트롤러인 ATmega128(L) 모듈이 시스템 내부에

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2008. 5. 15., 채택확정 : 2008. 6. 30.

조현철, 이진우 : 동아대학교 전기공학과 포닥연구원
(hyunccho@gmail.com/tojwlee@hanmail.net)

이영진 : 한국폴리텍 항공대학 항공전기과(airlee011@hanmail.net)

이권순 : 동아대학교 전기공학과 교수(kslee@dau.ac.kr)

※ 본 연구는 지식경제부 및 정보통신연구진흥원의 대학IT연구센터 지원사업의 연구결과로 수행되었음(IITA-2008-C1090-0801-004).

장착되어 있으며 로봇의 구동메커니즘은 기어드(g geared) DC 전동기로서 로봇의 4 바퀴에 각각 연결되어 있다. 시스템의 상태관측으로는 속도센서를 통해 로봇의 이동속도를 감지하며 USN을 통해 호스트 컴퓨터로 데이터가 실시간으로 전송된다. 본 논문에서 이용한 USN 모트(mote)는 IEEE 802.15.4의 표준화 통신을 지원하는 CC2420 칩을 내장하고 있으며 2.4GHz의 ZigBee 프로토콜을 지원할 수 있는 USN 모트를 이용하였다. 이러한 USN 패키지는 원격지의 로봇 시스템과 호스트 컴퓨터에 각각 연동되어 있으며 센서로부터 얻은 로봇 시스템의 관측값을 이 패키지를 통해 호스트 컴퓨터로 데이터가 전송되며 또한 컴퓨터의 USN 모트를 통해 이 센서정보가 입력된다. 호스트 컴퓨터는 본 논문에서 제안하는 시스템 모델링 알고리즘이 컴퓨터 프로그래밍 언어인 C++로 코드화 되어 있으며 센서로부터의 시스템 관측값을 바탕으로 실시간 모델링이 이루어진다. 그림 2는 본 논문에서 구성한 USN 기반 자율이동 로봇 시스템의 전체적인 블록선도를 보여준다.

III. 네트워크 기반 로봇 시스템 모델링

그림 1의 자율이동 로봇 시스템의 운동방정식을 다음과 같은 선형 이산 시스템으로 표현한다.

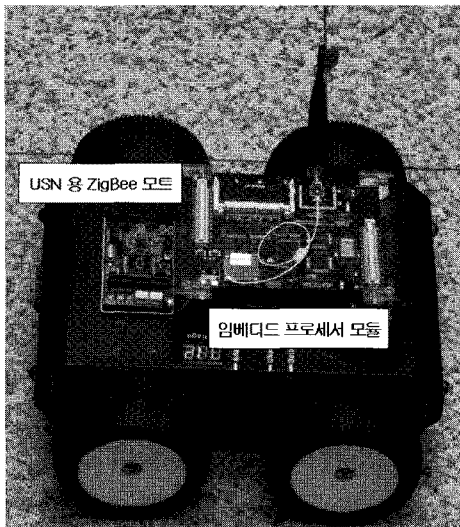


그림 1. USN 기반 자율이동 로봇 시스템 외형. Fig. 1. Appearance of the USN based autonomous robot system.

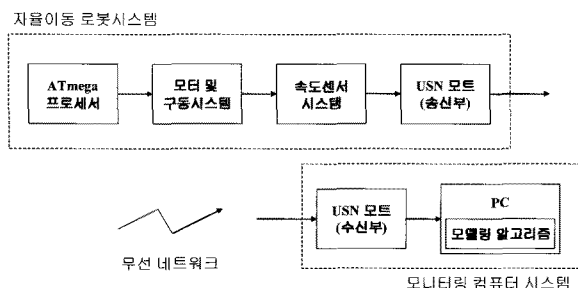


그림 2. USN 기반 자율이동 로봇 시스템의 주요 구성도. Fig. 2. System configuration of the USN based robot.

$$\begin{aligned} x(k+1) &= Ax(k) + Bu(k) \\ y(k) &= Cx(k) + d(k) \end{aligned} \tag{1}$$

여기서 $x \in R^n$, $u, y, d \in R$ 는 시스템 상태, 입력, 출력 그리고 랜덤입력을 각각 나타내며 해당행렬 $A \in R^{n \times n}$, $B \in R^{n \times 1}$, $C \in R^{1 \times n}$ 는 시스템 상태, 입력 그리고 출력행렬을 각각 나타낸다. 시스템 출력변수에 노이즈로 적용되는 $d(k)$ 는 가우시안 랜덤신호로서 통계특성은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} E[d(k)] &= 0 \\ E[d(k)d^T(k)] &= Q \\ E[d(i)d^T(j)] &= 0, i, j \in k, i \neq j \end{aligned} \tag{2}$$

여기서 E 는 평균 연산자이다. 그림 1의 로봇 시스템의 출력정보는 USN을 통해 호스트 컴퓨터로 전송되며 이 때 무선 네트워크의 시간지연성으로 인하여 현재시간의 출력값은 $l > 0$ 사이클 이후에 관측된다(그림 3 참조). 이러한 출력에 대한 시간지연을 고려한 시스템의 상태 방정식은 다음과 같다[11].

$$\begin{aligned} X(k+1) &= \Phi X(k) + \Gamma u(k) + Wd(k) \\ z(k) &= Hx(k) + m(k) \end{aligned} \tag{3}$$

여기서 $m(k)$ 는 관측값에 대한 노이즈로 작용할 수 있으며 실시간 구현에서 센서 노이즈에 대한 변수로 설정할 수 있다. 이 변수 또한 (1)의 $d(k)$ 와 마찬가지로 다음의 통계특성을 갖는 가우시안 랜덤변수로 정의한다.

$$\begin{aligned} E[m(k)] &= 0 \\ E[m(k)m^T(k)] &= S \\ E[m(i)m^T(j)] &= 0, i, j \in k, i \neq j \end{aligned} \tag{4}$$

(3)에서 새로운 상태벡터 $X(k)$ 는 (1)의 로봇 시스템의 상태벡터와 네트워크 구축으로 인하여 발생하는 시간지연을 갖는 관측변수로 구성되며 다음과 같다.

$$X(k) = [x(k) \ y_1(k) \ y_2(k) \ \dots \ y_l(k)] \in R^{(n+l)} \tag{5}$$

여기서 시간지연을 갖는 출력변수는 $y_i(k) := y(k-i)$, $i = 1, 2, \dots, l$ 와 같이 정의된다. 마찬가지로 해당 행렬은 다음과 같다.

$$\Phi = \begin{bmatrix} A & \mathbf{0}_{n \times (l-1)} & \mathbf{0}_{(n+l)} \\ C & \mathbf{0}_{1 \times (l-1)} & 0 \\ \mathbf{0}_{(l-1) \times n} & I_{l-1} & \mathbf{0}_{(l-1) \times 1} \end{bmatrix} \in R^{(n+l) \times (n+l)} \tag{6a}$$

$$\Gamma = [B \ \mathbf{0}_{l \times 1}]^T \in R^{(n+l) \times 1} \tag{6b}$$

$$W = [\mathbf{0}_{n \times 1} \ 1 \ \mathbf{0}_{(l-1) \times 1}] \in R^{(n+l) \times 1} \tag{6c}$$

$$H = [\mathbf{0}_{(n+l-1) \times 1} \ 1] \in R^{1 \times (n+l)} \tag{6d}$$

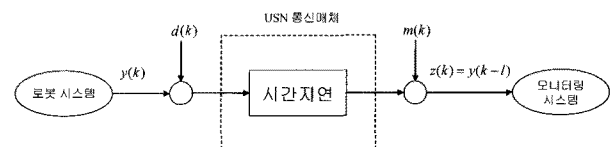


그림 3. 네트워크 기반 모니터링 시스템의 블록선도. Fig. 3. Block diagram of network based monitoring system.

IV. 칼만 필터 기반 파라미터 추정 알고리즘

본 절은 칼만 필터 이론을 이용하여 (1)의 시스템 모델 추정 알고리즘을 제안한다. 우선 (1)의 모델을 가제어성(controllability) 상태방정식 형태로 간주하면 상태 및 제어 행렬은 다음과 같은 구조를 갖는다.

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \cdots & 0 & 0 \\ & & & \ddots & & \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 1 \\ a_1 & a_2 & a_3 & \cdots & a_{n-1} & a_n \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

여기서 추정하고자 하는 파라미터는 A 행렬의 마지막 행의 요소가 되며 다음과 같다.

$$a = [a_1 \ a_2 \ \cdots \ a_n]^T \quad (8)$$

이 파라미터의 추정 알고리즘을 산출하기 위하여 (5)의 시간지연에 대한 상태벡터와 (8)의 파라미터 벡터로 구성된 새로운 상태벡터를 다음과 같이 정의한다.

$$X_A(k) = [X(k) \ a(k)]^T \in R^{2n+l} \quad (9)$$

이 두 벡터의 조합으로 인하여 새로운 상태방정식은 비선형 형태로 주어지며 다음과 같이 표현된다.

$$X_A(k+1) = f_A[X_A(k), u(k), d(k), k] \quad (10)$$

여기서 f_A 는 비선형 함수이다. (9)의 상태벡터를 (10)에 적용하면

$$\begin{bmatrix} X(k+1) \\ a(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_1[x(k), a(k), u(k), d(k), k] \\ f_2[a(k), d(k), k] \end{bmatrix} \quad (11)$$

와 같으며 여기서 시간지연의 상태벡터 $X(k)$ 에 대한 함수는 $f_1[\cdot]$ 은 다음과 같다.

$$f_1 = \Phi(a, k)X(k) + \Gamma u(k) + Wd(k) \quad (12)$$

또한 $a(k)$ 에 대한 함수 $f_2[\cdot]$ 는 파라미터 벡터 모델에 의하여 결정되어진다. (3)에서 출력방정식은 마찬가지로 다음과 같이 표현된다.

$$z(k) = H_A X_A(k) + m(k) \quad (13)$$

여기서 새로운 출력행렬 H_A 는 다음과 같다.

$$H_A = [H \ 0_{1 \times n}] \in R^{1 \times (2n+l)} \quad (14)$$

다음으로, 잘 알려진 칼만 필터 이론 [12]을 적용하여 파라미터 추정 규칙을 산출한다. 추정 변수는 시스템 상태와 파라미터 추정 벡터로 구성되며 다음과 같이 주어진다.

$$\hat{x}_A^+(k) = \hat{x}_A^-(k) + K(k) [\zeta(k) - H_A \hat{x}_A^-(k)] \quad (15)$$

여기서 $\zeta(k)$ 는 실제 시스템의 관측값을 나타내며 이 수정 규칙은 재귀형 형태로 표현되며 상태 추정 벡터 \hat{x}_A^- 는 다음과 같이 전개되며

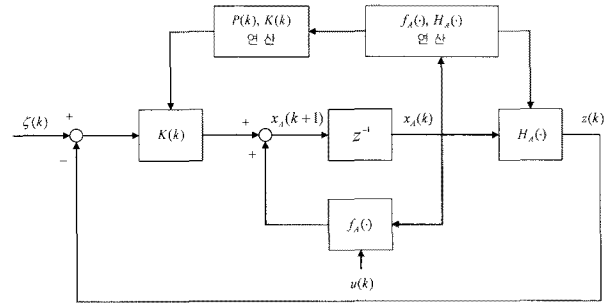


그림 4. 칼만 필터 기반 시스템 모델링 알고리즘.

Fig. 4. Kalman filter based system modeling.

$$\hat{x}_A^-(k) = \Phi_A(a, k-1) \hat{x}_A^+(k-1) + \Gamma_A u(k-1) \quad (16)$$

여기서 새로운 상태 및 입력 행렬은 다음과 같이 선형화 행렬로 전개된다.

$$\Phi_A = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial X} & \frac{\partial f_1}{\partial a} \\ \frac{\partial f_2}{\partial X} & \frac{\partial f_2}{\partial a} \end{bmatrix}, \Gamma_A = \begin{bmatrix} \Gamma \\ \frac{\partial f_2}{\partial u} \end{bmatrix} \quad (17)$$

여기서 행렬 요소인 편미분 항은 다음과 같이 전개된다.

$$\left[\frac{\partial f_1}{\partial X} \right] = \Phi \in R^{(n+l) \times (n+l)} \quad (18a)$$

$$\left[\frac{\partial f_1}{\partial a} \right] = \left\{ \left[\frac{\partial \Phi}{\partial a} \right] X + \left[\frac{\partial \Gamma}{\partial a} \right] u \right\} \in R^{(n+l) \times n} \quad (18b)$$

$$\left[\frac{\partial f_2}{\partial X} \right] = \mathbf{0}_{n \times (n+l)} \quad (18c)$$

마지막으로, $\partial f_2/\partial a$ 와 $\partial f_2/\partial u$ 는 주어진 파라미터 모델에 의하여 결정되어진다. 또한 필터이득 행렬은 다음과 같다.

$$K(k) = P^-(k) H_A^T [H_A P^-(k) H_A^T(k) + S]^{-1} \quad (19)$$

여기서 공분산(covariance) 추정식은 다음과 같으며

$$P^-(k) = \Phi_A(a, k-1) P^+(k-1) \Phi_A^T(k-1) + W_A Q(k-1) W_A^T \quad (20)$$

또한 새로운 랜덤입력 행렬 $W_A = [W, \partial f_2/\partial d]^T$ 와 같으며 여기서 $\partial f_2/\partial d$ 는 파라미터 함수에 의하여 결정되어진다. 최종적으로 공분산 수정규칙은 다음과 같이 표현된다.

$$P^+(k) = \{ [P^-(k)]^{-1} + H_A^T S^{-1} H_A \}^{-1} \quad (21)$$

그림 4는 제안한 파라미터 추정 알고리즘에 대한 개념도를 보여준다.

V. 시스템 안정성 해석

IV절에서 제안한 파라미터 추정 알고리즘은 주어진 초기 상태와 유한한 입력에 대하여 점근적으로 수렴하여야 하며 그렇지 않은 경우 시스템 모델이 불안정하게 되어 추정변수는 발산하게 된다. 따라서 해석적 방법을 이용하여, 제안

한 추정알고리즘의 수렴성 또는 안정성을 증명하여야 한다. 본 절에서는 기존의 안정성 이론을 적용하여 (15)의 상태추정 알고리즘에 대한 수렴특성을 분석한다.

우선, (16)의 상태 추정식을 (15)에 대입하여 정리하면 다음과 같다.

$$\hat{x}_A^+(k) = [\Phi_A(a, k-1) - K(k)H_A\Phi_A(a, k-1)]\hat{x}_A^+(k-1) + [I - K(k)H_A]\Gamma_A u(k-1) + K(k)\zeta(k) \quad (22)$$

(22)는 선형 이산방정식이므로 z 변환을 적용할 수 있으며 다음과 같다.

$$\hat{X}_A^+(z) = [\Phi_A - KH_A\Phi_A]z^{-1}\hat{X}_A^+(z) + [I - KH_A]\Gamma_A U(z) + K(k)\zeta(z) \quad (23)$$

또한 (23)에 z 변환 연산자를 각각 적용하여 정리하면

$$\{zI - \Phi_A + KH_A\Phi_A\}\hat{X}_A^+(z) = [I - KH_A]\Gamma_A U(z) + K(k)\zeta(z) \quad (24)$$

와 같으며 이 때 특성방정식은 다음과 같이 정의된다.

$$zI - \Phi_A + KH_A\Phi_A = 0 \quad (25)$$

잘 알려진 선형 이산시스템 이론에 의하여 안정하기 위한 필요충분조건은 (25)의 방정식의 모든 근이 단위원 내에 위치하여야 하며 그렇지 않은 경우, 적어도 한 개 이상의 근이 단위원 외부에 존재할 경우 시스템은 불안정함을 의미한다. 또한 선형대수학 이론을 적용하면 (25)에서 $\Phi_A - KH_A\Phi_A$ 의 고유치를 이용하여 안정성을 판별할 수 있다. 즉, $\Phi_A - KH_A\Phi_A$ 의 고유치가 $\lambda_i = p_i + jq_i$ 일 경우 시스템이 안정하기 위한 필요충분조건은 $|p_i| < 1$ 와 $|q_i| < 1$ 의 두 경우를 모두 만족하여야 한다. 여기서 $i = 1, 2, \dots$ 이다.

VI. 실시간 실험 및 결과 분석

본 절에서는 제한한 파라미터 추정 알고리즘의 타당성 검증에 위하여 그림 1의 로봇 시스템에 적용하여 실시간 실험을 실시하였다. 우선 로봇 시스템의 상태벡터를

$$x = [x_1 \ x_2]^T \quad (26)$$

로 정의하였으며 여기서 x_1 은 시스템의 속도 그리고 x_2 는 가속도로 설정하였다. 또한 랜덤변수 $d(k)$ 과 $m(k)$ 은 평균값이 0이고 분산이 1인 가우시안으로 가정하였다. 즉, $d \sim N(0,1)$ 와 $m \sim N(0,1)$ 으로 표현된다. 따라서 (1)의 행렬은 다음과 같이 주어진다.

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ a_1 & a_2 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, C = [1 \ 0] \quad (27)$$

샘플링 시간을 0.1초로 하였으며 시간지연은 3 사이클(즉, $l=3$)로 하였다. 따라서 (5)의 시간지연을 갖는 시스템 모델에 대한 관련 행렬들은 다음과 같이 주어진다.

$$\Phi = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ a_1 & a_2 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \Gamma = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, W = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, H = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (28)$$

추정하고자 하는 파라미터 벡터는 $a = [a_1 \ a_2]^T$ 이므로 (10)의 최종 상태방정식에서 각각의 행렬은 다음과 같다.

$$\Phi_A = \begin{bmatrix} \Phi & 0_{5 \times 2} \\ 0_{2 \times 5} & 0_{2 \times 2} \end{bmatrix}, \Gamma_A = \begin{bmatrix} \Gamma \\ 0_{2 \times 1} \end{bmatrix} \quad (29)$$

$$W_A = \begin{bmatrix} W \\ 0_{2 \times 1} \end{bmatrix}, H_A = \begin{bmatrix} H \\ 0_{2 \times 1} \end{bmatrix}$$

시스템의 관측값은 양(positive)의 오프셋(offset)을 갖는 정현파 입력에 대한 로봇의 주행속도로 선택하였으며, 그림 5는 파라미터 추정에 사용된 관측 데이터를 보여준다. 로봇의 속도는 초기상태에서 약 2초까지는 과도응답을 가지며 그 이후 약 25에서 32 rpm 사이로 진동하는 속도응답을 볼 수가 있다. 다시 말해, 로봇은 정상상태에서 속도를 감소시키다가 다시 증가시키는 반복 응답을 가진다. 그림 5에서 왜곡된 주기파형은 시스템의 랜덤외란과 센서의 노이즈로 인한 것으로 매우 일반적인 현상으로 간주된다.

그림 5의 관측값을 이용하여 IV절에서 제안한 모델링 알고리즘을 적용하여 로봇의 상태를 추정하였다. 이 때 (2)와 (4)의 공분산은 각각 $S = Q = 100$ 으로 설정하였으며 (19)의 공분산 행렬과 필터이득 행렬의 초기상태 $P(0)$ 와 $K(0)$ 은 모두 -1과 1사이의 값을 갖는 항등분포에 대한 확률변수로 정의하였다. 그림 6은 실제 시스템 상태와 구성한 모델의 상태에 대한 오차를 나타낸다. 정의한 오차함수는 다음과 같다.

$$e(k) = \sqrt{(\zeta(k) - \hat{x}_1(k))^2} \quad (30)$$

그림 6의 결과파형에서 약 1초가량의 초기시간동안 최대 오차가 발생되며 그 이후에 약 2 rpm 정도의 최대오차와 약 1 rpm의 평균오차가 비주기적으로 발생함을 알 수 있다. 이처럼 오차신호가 일정한 값으로 수렴하지 않고 리

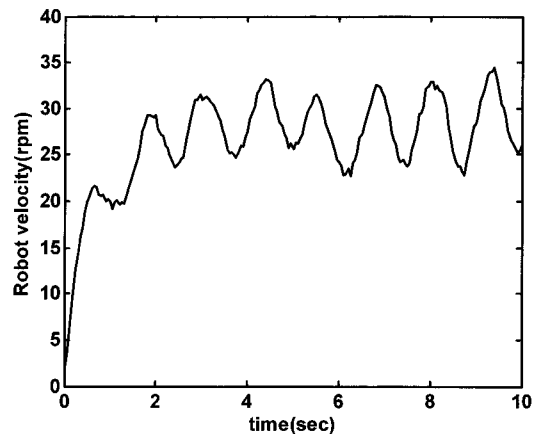


그림 5. 로봇 시스템의 속도상태.
Fig. 5. Velocity state of the robot system.

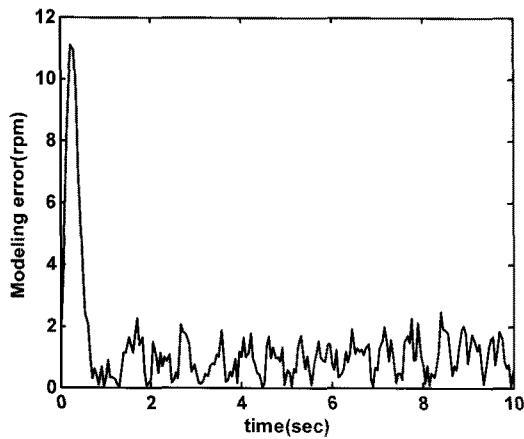


그림 6. 칼만 필터 모델링 오차파형.
Fig. 6. Kalman filter modeling error.

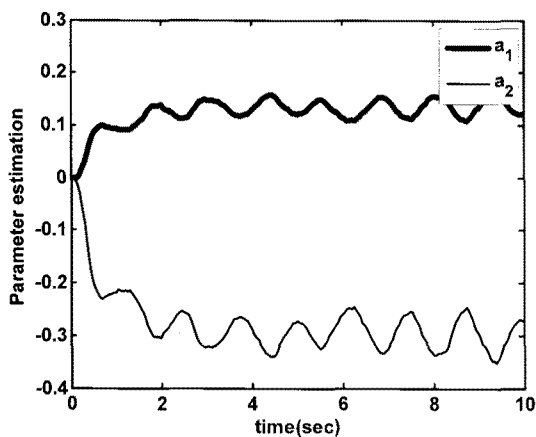


그림 7. 시스템 파라미터 추정값.
Fig. 7. System parameter estimation.

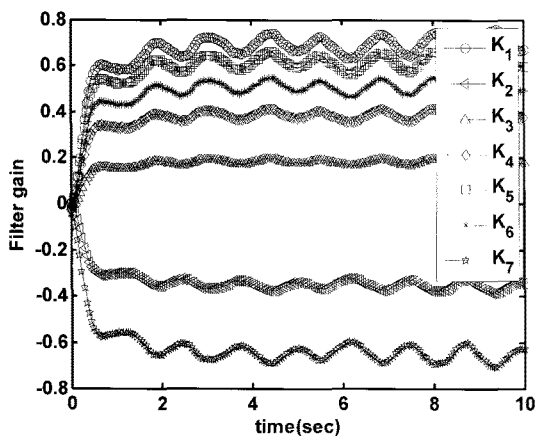


그림 8. 칼만 필터 이득.
Fig. 8. Kalman filter gains.

플현상을 보이는 것은 실제 센서시스템의 노이즈 및 무선 네트워크를 통한 데이터 전송에서 발생하는 오차 등과 같은 것으로 기인되며 마찬가지로 매우 일반적인 현상이라 분석된다. 따라서 그림 6의 정상상태 오차는 허용할 수 있는 범위로 분석된다.

그림 7은 추정된 시스템 파라미터의 궤적을 보여준다. 두 파라미터의 초기값은 모두 0으로 설정하였으며, 추정된 파라미터 a_1 은 양의 범위를 가지며, 반대로 a_2 의 경우는 음수 값을 가진다. 두 곡선의 형태는 그림 6의 모델링오차의 형태와 매우 관련이 있으며, 다시 말해 과도응답을 거쳐 정상상태 구간에서 두 곡선은 모델링 오차 곡선과 유사하게 일정한 값을 가지지 않고 주기적으로 진동하는 형태를 볼 수 있다. 이러한 현상은 로봇의 비정치(nonstationary) 확률성분으로 인하여 시스템이 시변 특성을 가지므로 이에 적응적(adaptive) 모델링이 이루어져 파라미터 추정값 또한 시변 특성을 보인다. 마지막으로, 필터 이득에 대한 궤적이 그림 8에 나타나 있다. 마찬가지로 각각의 이득 곡선도 최적의 파라미터 추정을 산출하기 위하여 정상상태에서도 시변특성을 가진다.

VII. 결론

본 논문은 기존의 칼만 필터 알고리즘을 이용하여 자율 이동 로봇 시스템의 온라인 모델링 기법을 제안하였다. 구성된 로봇 시스템은 USN 환경을 통하여 시스템 상태를 호스트 컴퓨터로 전송하고 이 관측값을 기반으로 시스템 상태를 추정하였다. 제안한 모델링 알고리즘은 이산 칼만 필터 구조를 변형하여 구성하였으며, 설정한 시스템 상태방정식은 로봇 속도상태와 시간지연을 갖는 시스템 관측상태 그리고 추정되는 파라미터 변수로 구성되어진다. 제안한 알고리즘의 타당성을 분석하기 위하여 자율이동 로봇의 실시간 실험을 실시하였으며 그 결과를 파형으로 도시하여 성능을 분석하였다. 특히 시스템 모델링 오차파형으로부터 제안한 모델링 기법에 대한 성능의 우수성을 입증할 수 있었다. 다음은 본 논문의 주요 연구결과를 요약한 것이다.

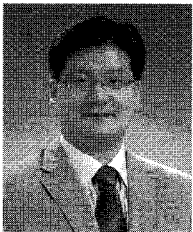
- 1) 임베디드 USN 프로세서를 이용한 자율이동 로봇 시스템의 실시간 구현
- 2) 네트워크 기반 모니터링 시스템의 상태 및 파라미터 추정을 포함한 선형 동적모델 설정
- 3) 칼만 필터 기법을 이용한 시스템 상태 추정 알고리즘 개발

향후 연구로는 네트워크 기반 자율이동 로봇의 제어시스템을 구성할 것이며, 나아가 여러 대의 자율이동 로봇이 동시에 운행되는 환경에 USN 기술을 접목하여 무선 네트워크 기반 모니터링 및 분산 제어시스템을 개발할 것이다.

참고문헌

- [1] D. Hristu-Varsakelis, W. S. Levine (Ed.), *Handbook of Networked and Embedded Control Systems*, Birkhäuser, Boston, 2005.
- [2] K. Kang, J. Song, J. Kim, H. Park, and W.-D. Cho, "USS monitor: A monitoring system for collaborative ubiquitous computing environment," *IEEE Trans. on Consumer Electronics*, vol. 53, no. 3, pp. 911-916, 2007.
- [3] M. Marciniak, "Reliability for future ubiquitous network societies challenges and opportunities," *Int. Conf. on Transparent Optical Networks*, vol. 3, pp. 130-131, 2006.

- [4] G. Acampora and V. Loia, "Ubiquitous fuzzy computing in open ambient intelligence environments," *IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems*, pp. 923-930, 2006.
- [5] J.-Y. Kwak, "Ubiquitous services system based on SIP," *IEEE Trans. on Consumer Electronics*, vol. 53, no. 3, pp. 938-944, 2007.
- [6] T. C. Yang, "Networked control systems: a brief survey," *IEEE Proc.-Control Theory & Applications*, vol. 153, no. 4, pp. 403-412, 2006.
- [7] Y. Jianyong, Y. Shimin, and W. Haiqing, "Survey on the performance analysis of networked control systems," *IEEE Int. Conf. on System, Man and Cybernetics*, pp. 5068-5073, 2004.
- [8] Y. Tipsuwan and M.-Y. Chow, "Control methodologies in networked control systems," *Control Engineering Practice*, vol. 11, pp. 1099-1111, 2003.
- [9] L. A. Montestruque and P. J. Antsaklis, "On the model-based control of networked systems," *Automatica*, vol. 39, pp. 1837-1843, 2003.
- [10] L. Zhang, Y. Shi, T. Chen, and B. Huang, "A new method for stabilization of networked control systems with random delays," *IEEE Trans. on Automatic Control*, vol. 50, no. 8, pp. 1177-1181, 2005.
- [11] 조현철, 이권순, "지능형 알고리즘을 이용한 랜덤 시간지연을 갖는 네트워크 기반 시스템의 비선형 제어," *한국지능시스템학회*, vol. 17, no. 5, pp. 660-667, 2007.
- [12] R. G. Brown, P. Y. C. Hwang, *Introduction to Random Signals and Applied Kalman Filtering*, Wiley, 1996.



조 현 철

1971년 9월 1일생. 1997년 2월 부경대학교 제어계측공학과 졸업(공학사). 1999년 2월 동아대학교 전기공학과 졸업(공학석사). 2006년 8월 미국 네바다대학교 전기공학과 졸업(Ph.D.). 2006년~현재 동아대 전기공학과 제어 및 시스템 연구실 포닥연구원. 관심분야는 임베디드 시스템, 네트워크 기반 진단시스템, 자동제어, 신경회로망.

이 영 진

제어·자동화·시스템공학회 논문지 제 13 권 제 4 호 p. 295 참조.

이 진 우

제어·자동화·시스템공학회 논문지 제 13 권 제 4 호 p. 295 참조.

이 권 순

제어·자동화·시스템공학회 논문지 제 13 권 제 4 호 p. 295 참조.