

## 원격조종을 위해 불확실한 시간 지연 측정값을 고려한 모션 추정 방법

### Motion Estimation Considering Uncertain Time Delayed Measurements for Remote Control

최민용, 정완균\*, 최원섭, 이상엽, 박종훈

(Minyong Choi, Wan Kyun Chung, Wonsub Choi, Sangyup Yi, and Jonghoon Park)

**Abstract :** Motion estimation is crucial in a remote control for its convenience or accuracy. Time delays, however, can occur in the problem because data communication is required through a network. In this paper, state estimation problem with uncertain time delayed measurements is addressed. In dynamic system with noise, after taking measurements, it often requires some time until that is available in the filter algorithm. Standard filters not considering this time delays cannot be used since the current measurement is related with a past state. These delayed measurements are solved with augmented extended Kalman filter, and the uncertainty of delayed time is also resolved based on an explicit formulation. The proposed method is analyzed and verified by simulations.

**Keywords :** estimation, augmented Kalman filter, delayed measurements, uncertain time delay

#### 1 서론

차량의 원격 조종에서 조작자가 원격지에서 운용되고 있는 차량의 위치 및 자세를 아는 것은 조종의 편의성 혹은 정확성을 위해 중요하다. 센서의 측정값에는 외란(noise)이 포함되어 있기 때문에 이를 고려하여 차량의 위치와 자세를 추정해야 하고, 이를 위한 여러 가지 필터링방법들이 제안되었다[1]. 하지만 원격지의 차량과 조작자의 단말기 사이에는 통신을 통하여 데이터를 주고받아야 하기 때문에 이 과정에서 시간 지연 현상이 발생하게 된다. 기존의 필터링 방법만으로는 측정값의 시간 지연 현상으로 인해 차량의 위치와 자세를 효과적으로 추정할 수 없게 되고 조종의 편의성을 떨어뜨리게 되는 요인이 된다.

원격지 차량의 위치를 추정하기 위해서 고려해야 할 추가적인 사항은 시간 지연 자체가 가지는 외란 혹은 불확실성(uncertainty)이다. 조작자의 단말기가 측정값을 받았을 때, 측정값이 고유의 외란을 포함하고 있을 뿐 아니라 지연된 시간 자체가 불확실성을 가지고 있는 것이다. 효과적인 원격 조종을 위해서는 측정값의 시간 지연 현상 및 시간 지연 현상 자체가 가지는 불확실성을 고려한 추정 방법의 개발이 필요하다.

센서의 측정값에 포함된 외란을 제거하기 위한 여러 방

법들이 있으며, 대표적으로는 파티클 필터(particle filter)와 칼만 필터(Kalman filter)가 있다. 각 필터는 매우 잘 알려져 있고 여러 분야에서 추정 문제를 해결하기 위해 사용되고 있다. 본 논문에서는 시간 지연 현상을 고려한 필터링 방법의 개발을 위해 외란 및 차량의 위치를 평균과 분산이라는 변수로 표현하는 칼만 필터를 응용하여 접근하였다. 일반적으로 칼만 필터를 이용하여 차량의 위치를 추정할 때 크게 두 가지 과정이 있는데, 차량에 있는 항법 시스템의 정보를 이용한 추측항법(dead-reckoning) 과정을 예측(prediction)과정이라고 하고, GPS(Global Positioning System) 등을 이용해 차량의 위치 정보를 갱신하는 과정을 보정(correction) 과정이라고 한다[2].

측정값에 시간 지연 현상이 있을 때, 이를 극복하기 위한 가장 단순한 방법은 측정값을 받게 되면 지연된 시간만큼 되돌아가서 그 시각의 위치를 보정하고, 그 이후를 예측하는 것이다. 선형 시스템에 대해서 측정값이 지연되었을 때 이를 해결하기 위한 최적의 방법들이 제안되었다[3-5]. [4,5]에서 제안된 방법이 시간 지연 현상을 극복하기 위한 좋은 방법이지만 되돌아가는 과정이 있고, 각 시각의 추정치 사이에 관계들을 명시적으로 계산해 주어야 하는 어려움 등이 있다. 또한 되돌아가는 과정은 선형 시스템의 경우 쉽게 수행할 수 있지만 비선형 시스템의 경우에는 그 과정이 간단하지 않다. 이 외에도 가정들을 통해 명시적인 계산 과정을 피하여 계산량을 줄이고 비선형 시스템에도 이용될 수 있는 몇 가지 방법들이 제안되어 있다[6].

본 논문에서는 AKF(Augmented Kalman Filter)를 이용한 방법을 사용하고자 한다. AKF를 이용하여 차량의 위치를 추정할 때, 상태 변수(state)로 현재 차량의 위치 뿐 아니라 과거 스텝의 차량 위치를 포함한다. Augmentation을 위해 지연되는 시간만큼의 메모리가 필요하긴 하지만 각 시각의

\* 책임저자(Corresponding Author)

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

최민용, 정완균 : 포항공과대학교 기계공학과

(minyong@postech.ac.kr/wkchung@postech.ac.kr)

최원섭, 이상엽, 박종훈 : SimLab Co., Ltd.

(wschoi@simlab.co.kr/seanyi@simlab.co.kr/coolcat@simlab.co.kr)

※ 본 논문은 한국과학재단의 지원(No. ROA-2003-000-10308-0) 및 방위산업청/민군겸용기술센터와 정보통신부/정보통신연구진흥원의 민군겸용기술개발사업의 지원(06-DU-LC-01, 네트워크 기반 다목적 견마형 로봇 기술 개발)에 의해 연구되었음.

추정치 사이의 관계가 암시적으로 표현되어 추가적으로 복잡한 계산 과정이 없고 Gaussian 가정 하에서 Bayesian 해법이든[7]. 또한 과거 차량의 위치를 상태 변수로 포함하고 있기 때문에, 별도의 되돌아가는 과정 없이 지연된 측정값으로부터 현재 차량의 위치를 추정할 수 있다.

지금까지는 측정값에 시간 지연 현상이 있을 때, 이를 극복하기 위한 방법들에 대해 언급하였다. 원격 조종 문제에서 효과적인 위치 추정을 위해서는 시간 지연 자체가 가지는 불확실성에 대해서도 고려하여야 한다. Covariance Union 방법을 이용해 시간 지연 자체의 불확실성을 고려한 추정 방법이 제안되었다[8]. 이 방법에서는 시간 지연 현상의 균등 분포(uniform distribution)를 가정하고 이 상황을 해결하기 위한 방법이 제안되었으며, 시간 지연 현상의 불확실성을 고려하지 않은 추정 방법의 문제를 시뮬레이션을 통해 보여주고 있다.

본 논문의 목적은 측정값의 불확실한 시간 지연 현상을 고려한 추정 방법의 개발이다. 시간 지연 현상 자체의 PDF(probability density function)가 주어졌을 때, 이를 앞서 언급한 AKF와 결합하여 효과적인 추정 방법을 개발하였다. 간단한 예제를 통해 제안된 방법의 성능을 보였고, 시뮬레이터를 통해 실제 차량 모델에 제안된 알고리즘을 적용하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 측정값의 시간 지연을 해결하기 위한 AKF에 대해 기술하고, 3장에서는 불확실한 시간 지연을 고려하는 방법을 제안한다. 4장에서는 간단한 예제를 통해 제안된 알고리즘의 성능을 검증한다. 5장에서는 시뮬레이터를 이용하여 실제 차량 모델에 제안된 알고리즘을 적용하여 제안된 방법의 유용성을 보이고 6장에서 결론을 제시한다.

II 시간 지연된 측정값을 해결하기 위한 AKF

1. 측정값의 시간 지연 현상

상태 변수를 추정하기 위한 문제에서 시스템은 다음과 같이 표현될 수 있고 process model이라고 한다.

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{f}(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k+1)) + \mathbf{v}(k) \quad (1)$$

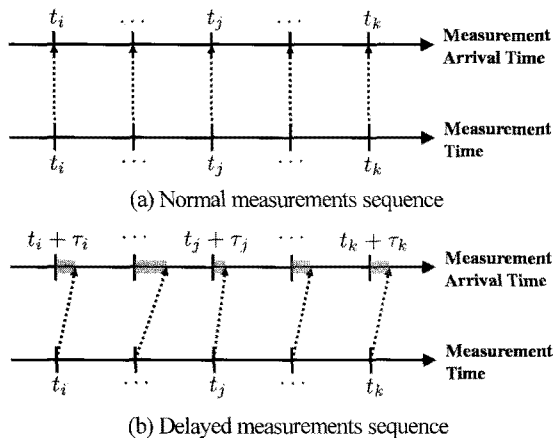


그림 1. 측정값의 시간 지연 현상.  
Fig. 1. Time delayed measurements sequence.

$\mathbf{x}$ 는 상태 변수이고  $\mathbf{u}$ 는 제어 입력이다.  $\mathbf{f}$ 는 비선형 시스템 모델이고  $\mathbf{v}$ 는 시스템의 외란을 뜻한다.

측정값과 상태 변수 사이에는 다음과 같은 관계식이 성립되고 measurement model이라고 한다.

$$\mathbf{z}(k) = \mathbf{h}(\mathbf{x}(k)) + \mathbf{w}(k) \quad (2)$$

여기서  $\mathbf{z}$ 는 측정값이고  $\mathbf{w}$ 는 측정값의 외란이다.  $\mathbf{h}$ 는 상태 변수와 측정값 사이의 관계식을 뜻한다.

센서가 측정할 때의 시각과 이 측정값이 process model에 도달할 때의 시각이 같은 경우 그림 1(a)와 같고 측정값이 process model에 도달할 때 시간 지연 현상이 있을 경우 그림 1(b)의 상황과 같다.

시간 지연 현상이 있을 때, 현재의 측정값과 상태 변수 사이에는 다음과 같은 관계식이 성립하게 되고, 측정값이 과거의 상태 변수와 관련이 있기 때문에 현재의 상태 변수를 직접적으로 보정할 수는 없다.

$$\mathbf{z}(k) = \mathbf{h}(\mathbf{x}(k-\tau)) + \mathbf{w}(k-\tau) \quad (3)$$

$\tau$ 는 현재 시각과 측정값의 시각 차이 즉, 시간 지연을 뜻한다.

2. Augmented Kalman filter

지연된 측정값을 상태 변수를 보정하는 데 직접적으로 사용하기 위해 상태 변수를 확장하여 과거의 상태 변수를 포함하도록 한다. 예를 들어, 한 스텝의 시간 지연이 있다면 다음과 같이 process model이 변형될 수 있다.

$$\begin{bmatrix} \mathbf{x}(k+1) \\ \mathbf{x}(k) \\ \vdots \\ \mathbf{x}(k-n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{f}(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k+1)) \\ \mathbf{x}(k) \\ \vdots \\ \mathbf{x}(k-n-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{I} \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \mathbf{v}(k) \quad (4)$$

여러 스텝의 시간 지연이 있다면 process model은 다음과 같이 과거 여러 스텝의 상태 변수를 포함하여 변형될 수 있다.

$$\begin{bmatrix} \mathbf{x}(k+1) \\ \mathbf{x}(k) \\ \vdots \\ \mathbf{x}(k-n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{f}(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k+1)) \\ \mathbf{I} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 & \vdots \\ 0 & 0 & \mathbf{I} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}(k) \\ \vdots \\ \mathbf{x}(k-n-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{I} \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \mathbf{v}(k) \quad (5)$$

여기서  $n$ 은 측정값이 가지는 최대 시간 지연을 뜻한다.

변형된 상태 변수를  $\mathbf{X}$ 라고 한다면 measurement model은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\mathbf{z}(k) = \mathbf{h}(\mathbf{X}(k)) + \mathbf{w}(k-c) \quad (6)$$

이 식에서  $c$ 는 몇 번째 과거의 스텝에서 측정값과 상태 변수가 일치하는 지를 나타낸다.

이해를 돕기 위해 상태 변수를 직접 측정할 수 있다고 가정하면 measurement model을 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{z}(k) = [0 \cdots \mathbf{I} \cdots 0] \begin{bmatrix} \mathbf{x}(k) \\ \vdots \\ \mathbf{x}(k-c) \\ \vdots \\ \mathbf{x}(k-n) \end{bmatrix} + \mathbf{w}(k-c) \quad (7)$$

Process model과 measurement model을 (5), (6)과 같이 나타내면 시간 지연이 불확실하지 않고 고정되어 있다고 가

정했을 때, 일반적인 EKF(Extended Kalman Filter)를 사용하여 상태 변수를 추정할 수 있다[2,9].

**III. 시간 지연의 불확실성을 고려한 추정 방법**

시간 지연 현상에 불확실성이 없고 지연된 시간을 정확히 알고 있다면 앞서 언급한 AKF만을 이용하여 문제없이 상태 변수를 추정할 수 있다. 하지만 통신으로 데이터를 교환할 때, 지연된 시간 자체가 어느 정도의 불확실성 혹은 외란을 가지고 있을 수 있으므로 이를 확률분포함수(PDF, Probability Density Function)로 모델링할 수 있다고 가정하고 기존의 AKF와 결합되어 추정에 이용될 수 있는 방법을 제안하였다.

**1. 시간 지연의 PDF**

센서에서 측정을 한 후 process model에 측정값이 도달했을 때, 측정값이 어느 스텝과 관련이 있는 지 정확히 알 수는 없지만 시간 지연 현상의 PDF가 주어진다면 시간 지연 현상의 불확실성을 모델링할 수 있다. 그림 2에서와 같이 측정값의 불확실한 시간 지연 현상이 모델링되어 있다면 측정값이 각 시간 스텝에 속할 수 있는 확률 역시 계산할 수 있다. 일반적으로 시간 지연 현상은 연속적(continuous)이지만 추정 방법에는 이산(discrete) 모델이 사용되므로 각 시간 스텝에 측정값이 속할 확률은 그림 3과 같이 PDF의 넓이로 표현된다.

$$\alpha_k = \int_{t_k - \Delta t/2}^{t_k + \Delta t/2} PDF(t) dt, \alpha_{k-1} = \int_{t_{k-1} - \Delta t/2}^{t_{k-1} + \Delta t/2} PDF(t) dt, \dots \tag{8}$$

시간 지연의 PDF를 바탕으로 측정값이 process model에 도달했을 때, 이 측정값이 과거의 어느 시간 스텝과 연관되어 있는지를 확률로 표현할 수 있게 되었다. 측정값  $z(k)$

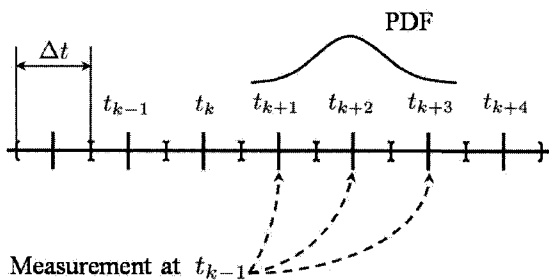


그림 2. 불확실한 시간 지연의 모델링을 위한 PDF.  
Fig. 2. Uncertain time delays with PDF.

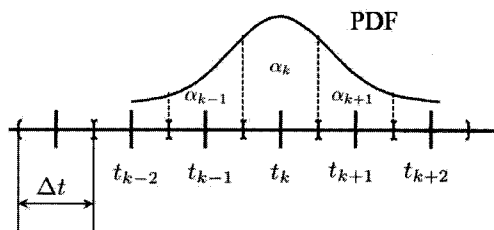


그림 3. 각 시간 스텝에 측정값이 속할 확률.  
Fig. 3. Probability of corresponding time step.

가 주어지고 측정값이 과거의  $i$  번째 스텝과 연관되었는지 나타내는 변수를  $c_i$ 라고 한다면 그 확률  $p(c_i|z(k))$ 은  $\alpha_i$ 라고 할 수 있다.

**2. 시간 지연의 PDF를 고려한 보정 방법**

일반적으로 센서의 외란을 Gaussian PDF로 가정한 칼만 필터를 응용한다. 측정값을 이용해 보정하기 전  $k-1$ 번째 스텝에서  $k$ 번째 스텝까지의 상태 변수를 예측했을 때 추정치를  $\hat{x}(k|k-1)$ 라고 하고 측정값을 바탕으로 상태 변수를 보정했을 때의 추정치를  $\hat{x}(k|k)$ , 실제값을  $x(k)$ 라고 했을 때, 다음과 같은 식을 유도할 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{x}(k|k) &= \mathbf{E}\{x(k)|z(k)\} = \int x(k)p(x(k)|z(k))dx \\ &= \int x(k) \sum_{c_i} p(x(k)|z(k), c_i)p(c_i|z(k))dx \\ &= \sum_{c_i} \mathbf{E}\{x(k)|z(k), c_i\}p(c_i|z(k)) \\ &= \sum_{c_i} \alpha_i \mathbf{E}\{x(k)|z(k), c_i\} \end{aligned} \tag{9}$$

여기에서  $\mathbf{E}\{ \cdot \}$ 는 기댓값(expectation)을 의미한다.

일치도  $c_i$ 가 주어졌을 때의 추정치는 일반적인 칼만 필터의 결과를 사용할 수 있다.

$$\mathbf{E}\{x(k)|z(k), c_i\} = \hat{x}_i(k|k) = \hat{x}(k|k-1) + \mathbf{W}_i(k)\nu_i(k) \tag{10}$$

$\mathbf{W}_i$ 는 칼만 필터에서 계산된 칼만 gain이고  $\nu_i(k)$ 는 실제 측정값과 예측된 측정값 사이의 차이(innovation)이다. 즉,  $\nu_i(k) = z(k) - \hat{z}_i(k|k-1)$ 이다.

(9)와 (10)을 정리하면, 측정값이 불확실한 시간 지연 후에 process model에 도달했을 때의 추정치를 계산할 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{x}(k|k) &= \sum_{c_i} \alpha_i \hat{x}_i(k|k) \\ &= \sum_{c_i} \alpha_i \{ \hat{x}(k|k-1) + \mathbf{W}_i(k)\nu_i(k) \} \\ &= \hat{x}(k|k-1) + \sum_{c_i} \alpha_i \mathbf{W}_i(k)\nu_i(k) \end{aligned} \tag{11}$$

시간 지연에 불확실성이 있을 때, 그것을 PDF로 표현하고 상태 변수의 추정을 위한 칼만 필터 식을 유도하면, 측정값이 영향을 미칠 수 있는 각 구간을 각각 보정한 후, 그 추정치들을 확률에 따라 가중 평균(weighted average)한 결과인 것을 알 수 있다.

칼만 필터에서는 상태 변수의 추정치 뿐 아니라 상태 변수의 공분산(covariance) 행렬도 계산한다. 공분산을  $\mathbf{P}(k|k)$ 라고 하고 다음과 같은 방식으로 유도할 수 있다.

$$\begin{aligned} \mathbf{P}(k|k) &= \mathbf{E}\{ (x(k) - \hat{x}(k)) (x(k) - \hat{x}(k))^T | z(k) \} \\ &= \sum_{c_i} [ \alpha_i \mathbf{E}\{ x(k)x^T(k) | z(k), c_i \} ] - \hat{x}(k|k)\hat{x}^T(k|k) \\ &= \sum_{c_i} [ \alpha_i \{ \mathbf{P}_i(k|k) + \hat{x}_i(k|k)\hat{x}_i^T(k|k) | z(k), c_i \} ] - \hat{x}(k|k)\hat{x}^T(k|k) \end{aligned} \tag{12}$$

$\mathbf{P}_i(k|k)$ 는 일치도  $c_i$ 가 주어졌을 때의 공분산으로 일반적인 칼만 필터의 결과를 적용할 수 있다[9]. (11)의 상태 변수의 평균값(mean)을 추정할 때에는 달리 단순한 가중

평균은 아님을 알 수 있다.

(11)과 (12)의 결과를 바탕으로 시간 지연의 불확실성이 PDF 형태로 주어졌을 때, 그 불확실성에도 불구하고 현재 상태 변수의 평균값과 공분산을 칼만 필터의 식을 응용하여 계산할 수 있다.

**IV. 간단한 예제를 통한 시뮬레이션**

제안된 추정 방법의 검증을 위해 1차원에서 일정한 속도로 움직이는 파티클(particle)을 가정하였다. 파티클의 위치와 속도를 상태 변수로 가정하면 다음과 같다.

$$\mathbf{x}(k) = \begin{bmatrix} x(k) \\ \dot{x}(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \end{bmatrix} \quad (13)$$

파티클이 일정한 속도로 움직이지만 가속도에 외란이 있다고 가정하고 외란을  $q$ 라고 하면 다음의 process model을 얻을 수 있다.

$$\begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(k-1) \\ x_2(k-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} (\Delta t)^2/2 \\ \Delta t \end{bmatrix} q(k) \quad (14)$$

$\Delta t$ 는 이산 시스템에서의 시간 간격을 의미한다.

센서가 파티클의 위치만을 측정할 수 있다고 가정했을 때 measurement model은 다음과 같다.

$$z(k) = [1 \ 0] \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \end{bmatrix} + r(k) \quad (15)$$

$r(k)$ 는 위치를 측정할 때 발생하는 외란이다.

Process model과 measurement model의 외란  $q, r$ 을 모두 Gaussian 분포로 가정하고, 시간 지연의 불확실성 역시 Gaussian 분포로 가정한다. 센서는 주기를 가지고 일정한 시간 스텝마다 측정값을 얻을 수 있다고 가정한다. 실제 파티클은 초기 속도를 가지고 가속도에 외란이 있다고 가정하고 (14)에 따라 움직인다. 표 1에 시뮬레이션 과정에 사용된 변수들이 정리되어 있다.

제안된 추정 방법의 성능을 검증하기 위해 세 가지의 상황을 가정하고 결과를 비교하였다.

- 불확실한 시간 지연을 완벽히 아는 상황
- 불확실한 시간 지연을 모르므로 평균값만 이용
- 불확실한 시간 지연을 PDF로 모델링하여 이용

두 번째 상황은 기존의 고정된 시간 지연을 가정한 추정 방법이고, 마지막 방법이 본 논문에서 제안한 시간 지연의 불확실성을 PDF로 모델링하여 고려한 추정 방법이다. 각 방법의 추정치들을 실제 파티클의 위치와 비교하였다.

세 가지 방법 중 불확실한 시간 지연을 완벽히 아는 상황에서의 추정치가 가장 실제 파티클의 위치와 근접할 것으로 예상되고 불확실한 시간 지연을 PDF로 모델링하여 적용한 방법이 첫 번째 상황의 추정치 보다는 실제값과 차이가 클 지라도 시간 지연의 평균값만을 사용한 추정치 보다는 실제값과 가깝게 나올 것을 기대할 수 있다.

그림 4는 시뮬레이션 결과로 시간 변화에 따른 파티클의 위치를 보여주고 있다. 일정 시간 마다 추정치에 이격이 있

표 1. 시뮬레이션에 사용된 변수들.

Table 1. Parameters used in the simulation.

초기값	$x_1(0) = 0, x_2(0) = 10$
$\Delta t$	1
$q$	$N(0,1)$
$r$	$N(0,1)$
시간 지연( $\tau$ )	$N(5,1)$
측정 주파수	1/10

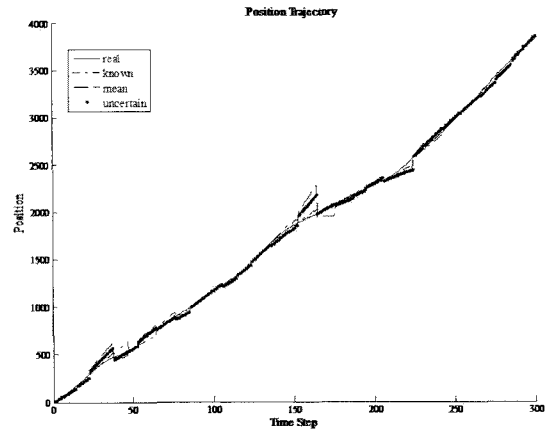


그림 4. 시간 변화에 따른 파티클의 위치.

Fig. 4. Position trajectory of particle.

는 것은 측정이 일어난 시간마다 추정치가 보정되고 있기 때문이다. 파티클의 실제 위치와 각 추정 방법에 따른 추정치들을 보여주고 있으며 예상했던 대로 시간 지연을 완벽히 알고 있을 때의 추정치가 실제값에 근접함을 확인할 수 있다.

위치의 궤적만으로는 각 추정 방법의 성능을 확실히 확인할 수 없기 때문에 NEES(Normalized Estimation Error Squared)를 이용하여 결과를 비교하였다. NEES는 공분산에 대비한 추정치와 실제값 사이의 차이를 나타내는 것으로 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$NEES = (\mathbf{x}(k) - \hat{\mathbf{x}}(k|k)) \mathbf{P}(k|k)^{-1} (\mathbf{x}(k) - \hat{\mathbf{x}}(k|k))^T \quad (16)$$

그림 5에서 각 방법에 대한 NEES를 나타내었다. 불확실 NEES가 상대적으로 매우 큰 것을 알 수 있다. 이것은 곧 추정 방법의 일관성(consistency)이 유지되지 못하고 있다는 것을 의미한다.

그림 6에서는 평균값을 이용한 추정 방법을 제외한 나머지 두 가지 경우에 대해 NEES의 나타내었다. 추정되고 있는 상태 변수가 2차원(위치, 속도)이기 때문 추정된 NEES 값이 95%의 확률로 5.99보다 작아야 한다[9]. 실제 이 시험에서 제안된 방법은 83%의 데이터가 5.99보다 작은 값을 가졌지만 평균값만을 이용한 추정 방법에 비해서는 충분히 효과적이라고 할 수 있다.

한 번의 시험으로 추정 방법의 일관성을 보이기 어렵

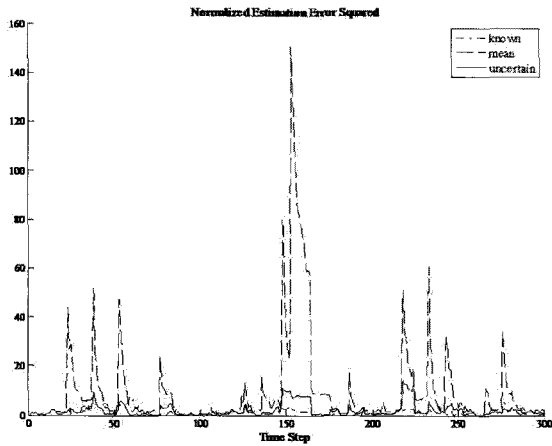


그림 5. 세 가지 방법에 대한 NEES 비교.  
Fig. 5. Comparison of NEES about three cases.

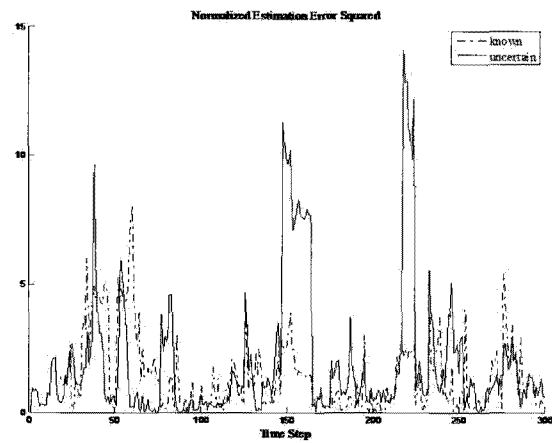


그림 6. 두 가지 방법에 대한 NEES 비교.  
Fig. 6. Comparison of NEES about two cases.

표 2. 반복 시험을 통한 NEES의 기댓값

Table 2. Expectation of NEES through monte carlo runs.

	$E\{\epsilon\}$
Known delay	1.6274
Mean delay	2.0127
Uncertain delay	13.9653

우므로 50번의 반복적인 시험을 통해 제안된 방법의 일관성을 보이게 하였다. 50번의 시험을 통해 NEES값들의 기댓값을 계산하였을 때, 상태 변수가 2차원이므로 기댓값이 2보다 작거나 같은 값을 가져야 한다[8]. 시험 결과를 표 2에 나타내었다.

표 2의 시험 결과를 통해 알 수 있듯이 시간 지연을 완벽히 알 때와 시간 지연의 불확실성을 모델링하여 고려했을 때, 기댓값이 2보다 작거나 같으므로 추정 방법이 일관성을 가진다고 할 수 있다. 하지만 시간 지연의 평균값만을 이용한 추정 방법의 경우 기댓값이 2를 크게 벗어나고 있으므로 일관성을 유지하지 못한다고 할 수 있다.

V. 실제 차량 모델을 이용한 시뮬레이션

1. 차량 모델

실제 원격 조종에 사용되는 차량의 위치 추정을 시뮬레이션 하기 위해서는 차량의 추측방법을 위한 기구학적 모델이 필요하다. 본 논문에서는 skid-steered 구동 방식 차량의 원격 조종을 목표로 하였고 이와 관련하여 문헌들에 몇 가지 기구학적 모델이 제시되어 있다. 본 논문에서는 칼만 필터에 적합한 기구학적 모델을 채택하였다[10].

그림 7은 skid-steered 구동 방식 차량의 모델로  $V$ 는 차량의 속도,  $X$ 와  $Y$ 는 차량의 위치,  $\theta$ 는 차량의 heading,  $\phi$ 는 차량의 진행 방향과 속도 방향의 차이를 나타낸다. 각 바퀴의 회전 속도를 각각  $\omega_r$ 과  $\omega_l$ 이라고 한다.

차량이 움직이면서 미끄러짐(slip)이 일어났을 때, 실제 바퀴의 회전속도와 유효 회전 속도 사이의 비율을  $\gamma$ 라고 하면 바퀴의 유효 회전 속도는 각각  $\gamma_r \omega_r, \gamma_l \omega_l$ 이다.

차량의 위치와 heading 뿐 아니라  $\phi, \gamma_l, \gamma_r$ 를 추정을 위한 상태 변수에 추가하면 skid-steered 구동 방식의 기구학적 모델은 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned}
 \begin{bmatrix} x(k) \\ y(k) \\ \theta(k) \\ \phi(k) \\ \gamma_r(k) \\ \gamma_l(k) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} x(k-1) \\ y(k-1) \\ \theta(k-1) \\ \phi(k-1) \\ \gamma_r(k-1) \\ \gamma_l(k-1) \end{bmatrix} \\
 + r\Delta t & \begin{bmatrix} v(k) \{ \cos(\theta(k-1)) - \tan(\theta(k-1)) \sin(\theta(k-1)) \} \\ v(k) \{ \sin(\theta(k-1)) + \tan(\theta(k-1)) \cos(\theta(k-1)) \} \\ \{ \gamma_r(k-1)\omega_r(k) - \gamma_l(k-1)\omega_l(k) \} / B \\ n(\phi) \\ n(\gamma_r) \\ n(\gamma_l) \end{bmatrix}
 \end{aligned} \tag{17}$$

여기에서  $r$ 은 바퀴의 반지름이고,  $v(k)$ 는 직선 방향의 유효 속도로  $\{ \gamma_r(k-1)\omega_r(k) + \gamma_l(k-1)\omega_l(k) \} / 2$ 이다.  $n(\phi), n(\gamma_r), n(\gamma_l)$ 은 각 변수에 미치는 외란을 뜻하고 일반적으로 평균이 0인 Gaussian 분포로 가정한다.

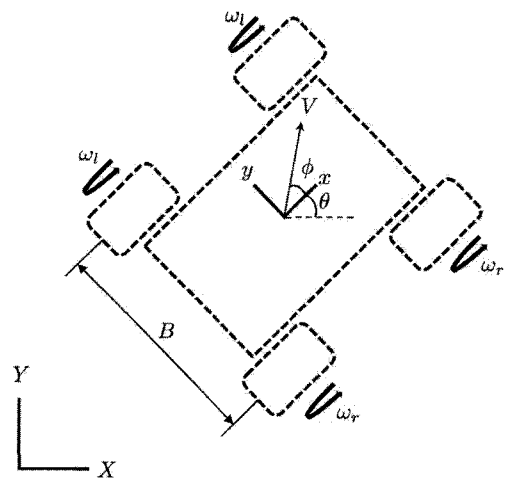


그림 7. Skid-steered 구동 방식 차량의 기구학적 모델.  
Fig. 7. Kinematic model of skid-steered vehicle.

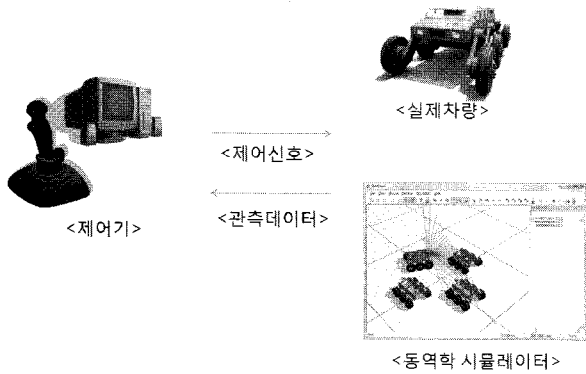


그림 8. 제어기와 시뮬레이터(실제 차량 모델)와의 통신.  
Fig. 8. Communication between controller and simulator(real hardware).

2. 시뮬레이터

제안된 추정 알고리즘의 유효성을 효과적으로 검증하기 위하여 상용 동역학 시뮬레이터((주)시뮬레이션연구소)를 사용하였다. 시뮬레이터에서는 차량의 질량과 기구학 정보 등 차량 모델을 바탕으로 정확한 충돌 모델에 의한 노면과 바퀴 사이의 마찰력 및 여러 동역학적 요소들이 고려되어 차량의 현재 위치와 속도, 가속도 등이 계산된다. 계산된 차량의 자세 정보는 3D 디스플레이를 통하여 실시간으로 표시되고, 시뮬레이터 내부에는 조작자와 원격지 차량까지의 시간지연도 확률적으로 모델링되어 적용되었다. 조작자와 원격지 차량 간에 정보를 주고받기 위한 네트워크 프로토콜 또한 시뮬레이터에 그대로 적용되었다.

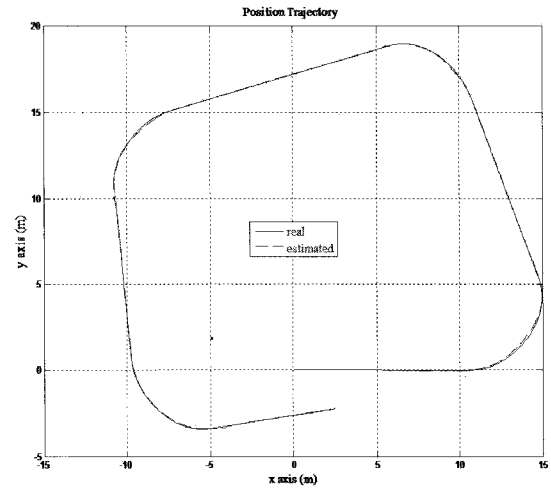
그림 8은 제어기와 동역학 시뮬레이터 사이의 관계를 보여준다. 시뮬레이션에서 동역학 모델의 적분 주기는 0.001 초였고, 제어 주기는 0.03초로 하였다. 그리고 현재 차량의 위치 정보를 제어기 측으로 보내는 주기는 0.1초로 설정하였다.

3. 시뮬레이션 결과

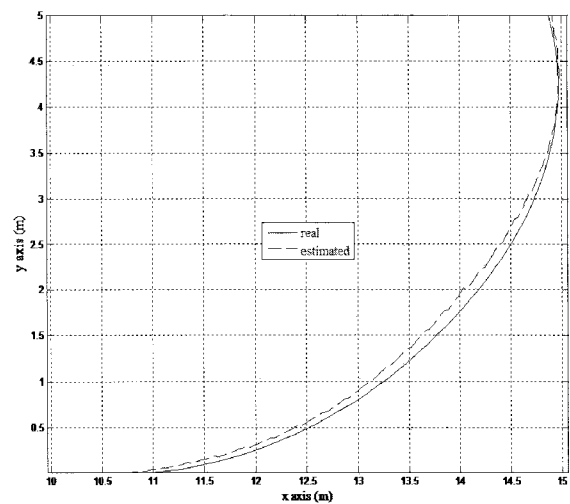
3.1 시뮬레이션 환경

조작자와 원격지 차량 사이에 0.2초의 시간 지연이 일어나는 상황을 가정하였고, 그 불확실성은 Gaussian 분포를 따른다고 가정하고 표준 편차를 0.01초로 가정하였다. 조작자와 원격지 사이에 단방향에만 시간 지연이 있는 것이 아니므로 위치 추정에 사용되는 필터에는 0.4초의 시간 지연에 0.02초의 표준 편차를 가진 불확실성이 있는 것으로 고려된다. 측정값에 포함되는 외란은 위치 부분에서 표준 편차를 0.2m, 차량의 heading 부분은 5도 가량의 표준 편차를 가진다고 가정하였다.

조작자 쪽에서는 제어스틱(control stick)으로 차량에 전할 제어입력을 전달하고, 모니터를 통해 추정된 차량의 위치 및 자세를 볼 수 있다. 원격지의 차량은 동역학 시뮬레이터를 통해 시뮬레이션 되고 있으며, 차량의 위치 및 자세정보를 주기적으로 조작자의 단말기에 전달한다. 실제 환경에서는 동역학 시뮬레이터가 실제 차량으로 대체되면 별도의 큰 수정 없이 원격 조종을 위하여 제안된 추정 방법이 사용 가능할 것으로 생각된다.



(a) Hole trajectory of the vehicle



(b) Partial trajectory of the vehicle

그림 9. 실제 차량 모델의 시뮬레이션 결과.  
Fig. 9. Simulation results of the real vehicle model.

3.2 위치 추정 결과

제안된 추정 방법의 결과는 차량의 위치 궤적을 비교하여 그림 9에 나타내었다. 전체 위치 궤적에서 큰 오차 없이 실제 궤적을 잘 추정하고 있다. 직선 구간에서 더 정확한 추정 결과를 보이며 회전 구간에서도 측정값의 외란 범위 내에서 차량의 궤적을 잘 추정하고 있다. 실제 차량의 위치와 추정된 차량의 위치가 거의 일치하고 있다는 것은 원격지의 차량과 조작자 사이에 불확실한 시간 지연 현상이 있음에도 추정 방법을 통해 시간 지연 현상을 극복하고 조작자가 원격지의 차량을 잘 조종할 수 있다는 것을 의미한다.

VI. 결론

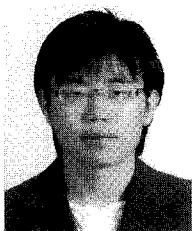
원격 조종에서 조작의 편의성과 정확성을 높이기 위해서 데이터 통신에서 발생할 수 있는 불확실한 시간 지연 현상을 고려한 추정 방법을 제안하였다. 추정을 위한 상태 변수에 현재 차량의 위치와 과거 차량의 위치를 포함한 후 AKF(Augmented Kalman Filter)를 이용하여 측정값에 시간

지연이 있는 상황에서도 차량의 위치를 추정할 수 있었고, 시간 지연 자체의 불확실성을 모델링하여 추정 과정에 고려하였다. 시뮬레이션을 통해 시간 지연 현상이 PDF로 주어졌을 때, 제안된 추정 방법이 효과적으로 상태 변수를 추정하고 있는 것을 확인할 수 있었고, 제안된 추정 기법이 필터가 가져야 하는 일관성(consistency)을 잘 유지하고 있는 것도 확인할 수 있었다.

원격 조종 에서 제안된 추정 방법이 효과적인지를 알아보기 위해 동역학 시뮬레이터를 이용하여 차량을 모델링하고 제안된 추정 방법을 적용하여 원격 조종 상황을 시뮬레이션 하였다. 실제 차량 모델에 제안된 방법을 적용하였을 때, 불확실한 시간 지연이 있는 경우에도 원격지 차량의 위치와 자세를 잘 추정하고 있음을 확인할 수 있었다.

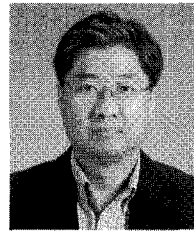
#### 참고문헌

- [1] S. Thrun, W. Burgard and D. Fox, *Probabilistic Robotics*, The MIT Press, 2005.
- [2] H. Durrant-Whyte and T. Bailey, "Simultaneous localization and mapping: Part I," *IEEE Robotics and Automation Magazine*, vol. 13, issue 2, pp. 99-108, June 2006.
- [3] Y. Bar-Shalom, "Update with out-of-sequence measurements in tracking: Exact solution," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 38, no. 3, pp. 769-778, 2002.
- [4] Y. Bar-Shalom, H. Chen, and M. Mallick, "One-step solution for multistep out-of-Sequence-measurement problem in tracking," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 40, no. 1, pp. 27-37, 2004.
- [5] K. Zhang, X. Rong Li, and Y. Zhu, "Optimal update with out-of-sequence measurements," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 53, no. 6, pp. 1992-2004, June 2005.
- [6] T. Larsen, N. Andersen, O. Ravn, and N. Poulsen, "Incorporation of time delayed measurements in a discrete-time Kalman filter," *Proceedings of the 37th IEEE Conference on Decision & Control*, pp. 3972-3977, 1998.
- [7] S. Challa, R. Evans, and X. Wang, "A bayesian solution and its approximations to out-of-sequence measurement problems," *Information Fusion*, vol. 4, issue 3, pp. 185-199, Sept. 2003.
- [8] S. Julier and J. Uhlmann, "Fusion of time delyed measurements with uncertain time delays," *Proceedings of the 2005 American Control Conference*, pp. 4028-4033, 2005.
- [9] Y. Bar-Shalom and T. Fortmann, *Tracking and Data Association*, ACADEMIC PRESS, INC., Orlando, 1988.
- [10] Z. Song, Y. Zweiri, L. Seneviratne, and K. Althoefer, "Non-linear observer for slip estimation of skid-steering vehicles," *Proceedings of the 2006 IEEE Conference on Robotics and Automation*, pp. 1499-1503, 2006.



최민용

2003년 포항공과대학교 기계공학 학사.  
2005년 포항공과대학교 기계공학 석사.  
2005년~현재 포항공과대학교 기계공학 박사과정. 관심분야는 SLAM, Navigation, Estimation.



정완군

1981년 서울대학교 기계설계학과 학사. 1983년 한국과학기술원 기계공학 석사. 1987년 한국과학기술원 로봇공학 박사. 1987~1993년 포항공과대학교 기계공학과 조교수. 1988년 CMU 방문교수. 1995년 U.C.Berkeley visiting scholar. 1993년~2000년 포항공과대학교 기계공학과 부교수. 2000년~현재 포항공과대학교 기계공학과 교수. 관심분야는 SLAM, Navigation, Underwater robots, Robust controller.



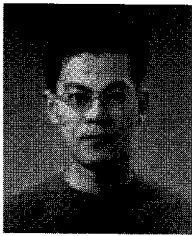
최원섭

2003년 서울대학교 전기공학부 학사.  
2008년 포항공과대학교 기계공학 석사.  
2005년~현재 (주)시뮬레이션 연구소 로봇사업부 연구원. 관심분야는 Robotics, Physics Engine.



이상엽

1999년 서울대학교 전기공학부 학사.  
2008년 포항공과대학교 기계공학 석사.  
2004년~현재 (주)시뮬레이션 연구소 로봇사업부 개발팀장. 관심분야는 System Integration, Software Development.



**박 종 훈**

1992년 포항공과대학교 기계공학 학사.

1994년 포항공과대학교 기계공학 석사.

1999년 포항공과대학교 로봇공학 박사.

2000년~2001년 일본 히로시마대학교

객원연구원. 2002년~2003년 포항공과

대학교 기계공학과 BK21 연구교수.

2005년~2007년 포항지능로봇연구소 책임연구원. 2007년~현

재 (주)시뮬레이션연구소 기술 이사. 관심분야는 로봇동력

학 및 시뮬레이션, 로봇 조작 및 제어 알고리즘, 로봇 제어

소프트웨어.