

◆특집◆ 진동 제어 및 응용 기술

로봇의 자세 및 진동제어를 위한 칼만 필터 기반  
다중 센서 데이터 융합 방법

송민근\*, 박영진\*

Multi-sensor Data Fusion Methods Based on the Kalman Filter  
for Attitude and Vibration Control of the Biped Robot

Min Geun Song\* and Youngjin Park\*

**Key Words** : Kalman filter(칼만 필터), Multisensor fusion(다중 센서 융합), Gyro(자이로), Vision(비전), Attitude and vibration control(자세 및 진동 제어)

1. 서론

보행 로봇의 자세를 제어하기 위해서는 제어 변수(control variables)로써 ‘로봇이 지면으로부터 기울어진 경사각’을 추정하는 것이 필수이다. 이를 측정하기 위해서 보통 기울기센서(inclinometer), 가속도계(accelerometer), 자이로(gyro) 센서 등을 주로 많이 이용하고 각각의 센서들은 모두 장단점을 가지고 있다.<sup>1</sup>

기울기 센서의 경우 중력에 대해서 기울어진 각을 측정할 수 있지만, 사용할 수 있는 주파수 대역폭(bandwidth)이 작다는 단점이 있고, 가속도계의 경우, 중력에 의한 가속도 외에 병진(translation) 운동에 의한 가속도까지 함께 측정된다는 단점이 있다. 자이로 센서의 경우 각속도를 측정 후 적분치를 이용해서 각도를 사용하기 때문에 센서의 잡음으로 인한 오차누적으로 장시간 사용시 결국 로봇의 자세 추정에서 큰 오차를 가져오게 된다. 이런 현상을 드리프트(drift)라 하고 로봇의 자세제어를 위해서는 이러한 드리프트를 수정해 주는 추가적인 센서가 필요하다.

따라서 보행 로봇의 경우 단일 센서의 단점을

서로 보완하기 위해 두 가지 이상의 센서를 함께 사용함으로써 로봇의 정확한 자세를 추정한다.<sup>2,3,4</sup>

최근 로봇-인간의 상호 작용(Human-Robot Interface)의 한 방법인 인간의 시각에 해당하는 비전에 대한 관심이 높아지면서 대부분의 로봇에 카메라를 장착하여 사용하고 있다. 주변 환경 정보를 이용해 일정 시간차에서 두 영상을 비교할 경우 로봇의 자세정보를 얻을 수 있다.

이 정보를 이용하여 자이로 센서로부터 일정 시간 동안 누적된 오차를 수정해 줄 수 있다면 추가적으로 기울기 센서나 가속도계를 이용하지 않아도 가격이 저렴한 멤스형(MEMS type) 자이로 센서만을 이용해서 로봇의 자세를 정확히 추정할 수 있다.

본 논문에서는 자이로 센서와 비전 센서의 신호를 융합시키기 위해 기존에 가장 많이 사용되고 있는 칼만 필터를 기반으로 하는 다양한 퓨전 구조를 소개하고 그에 따른 모의 실험을 통해 성능 평가를 수행함으로써 최적의 필터 구조를 제시하고자 한다.

2. 칼만 필터 알고리즘<sup>5</sup>

칼만 필터는 순환적렬 필터 방식으로 알고리

\* KAIST 기계항공 시스템 공학부, NoViC.  
Tel. (042)-869-3065, Fax. (042)-869-8220  
Email : geuniwow@kaist.ac.kr

증이 단순하고 수렴성이 좋으며, 이전의 스펙트럼 분석 방식에서 벗어나 시간 영역에서 직접적인 처리가 가능하고 디지털 컴퓨터에 의한 실시간 구현이 용이하다. 그래서 현대제어, 신호처리, 우주항공분야 등에서 널리 적용되는 알고리즘으로 정규(Gaussian) 분포를 갖는 백색잡음에 의하여 구동되는 시스템에 있어서 최적의 필터이며, 현재와 과거 측정치로부터 정확한 시스템 상태변수의 추정치를 재귀적(recursive)으로 얻는 알고리즘이다. 일반적으로 칼만 필터를 구성하기 위해서는 상태방정식과 측정방정식이 필요하며 다음과 같은 선형 운동 방정식으로 모델링 된다.

$$x_{k+1} = A_k x_k + w_k \quad (1)$$

$$z_k = Hx_k + v_k \quad (2)$$

여기서  $x_k$  는 운동모델의 상태변수,  $A_k$  는 모델의 천이행렬(State Transition Matrix),  $z_k$  는 출력변수, 그리고  $w_k, v_k$  는 영평균(zero-mean)이고 각각 공분산  $Q, R$  로 표시되는 서로 연관이 없는(uncorrelated) 백색잡음 벡터들이다.

위와 같은 시스템 모델을 기반으로 칼만 필터 방정식의 결과는 다음과 같이 구성된다.

**Kalman filter algorithm:**

State estimate update:

$$\hat{x}_k = \bar{x}_k + K_k(z_k - H\bar{x}_k)$$

Error covariance update:

$$P_k = (I - K_k H) \bar{P}_k$$

Kalman gain matrix:

$$K_k = \bar{P}_k H^T (H \bar{P}_k H^T + R)^{-1}$$

State estimate prediction:

$$x_k = A_k x_{k-1}$$

Error covariance prediction:

$$\bar{P}_{k+1} = A_k P_k A_k^T + Q_k$$

이 과정을 개략적으로 도식한 것은 Fig. 1 과 같다. 칼만 필터링 절차는 선형모델에서 상태변수들을 추정하기 위해 만들어진 것이므로 만일 모델이 비선형이라면 필터링 식을 유도하는 과정에서 선형화가 이루어져야 하고, 이 때는 이전의 추정된 상태변수로부터 선형 근사화(linear Taylor approximation)를 하게 된다. 이러한 방법으로 얻어

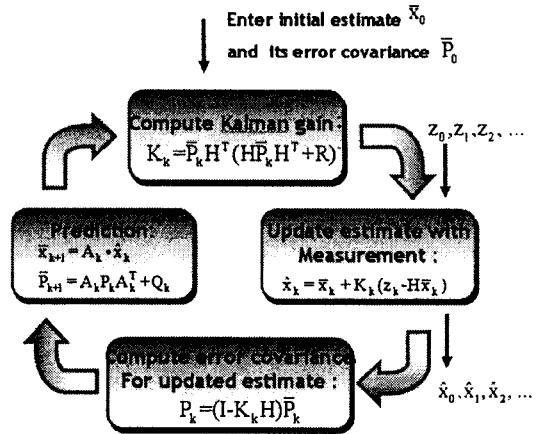


Fig. 1 Kalman filtering process

지는 칼만 필터를 확장 칼만 필터(Extended Kalman Filter)라 한다. 이 방법은 비선형 모델을 아주 잘 다룰 수 있게 하고 매우 간단하며 효과적이기 때문에 실시간 응용에 많이 이용되고 있다.

**3. 시스템 모델**

**3.1 상태 방정식**

시스템을 모델링 하기 위해서는 우선 상태변수를 정의 하여야 한다. 본 연구에서 사용한 상태변수는 로봇의 자세를 기술할 수 있는 오일러 각(Euler angle)인 롤(roll), 피치(pitch), 요(yaw)와 자이로 센서로부터 얻을 수 있는 오일러 각에 대한 각속도 성분으로 구성되며 아래와 같다.

$$x_k = [\psi_k \quad \theta_k \quad \phi_k \quad \omega_{xk} \quad \omega_{yk} \quad \omega_{zk}]^T \quad (3)$$

자이로 센서에서 측정된 각속도와 오일러 각은 위 식(4)과 같은 관계를 갖는다.<sup>6</sup>

$$\dot{\Theta}(t) = W(\Theta(t)) \omega(t)$$

$$\Theta(t) = \begin{bmatrix} \psi(t) \\ \theta(t) \\ \phi(t) \end{bmatrix}, \omega(t) = \begin{bmatrix} \omega_x(t) \\ \omega_y(t) \\ \omega_z(t) \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$W(\Theta(t)) = \begin{bmatrix} 1 & \sin\psi(t) \tan\theta(t) & \cos\psi(t) \tan\theta(t) \\ 0 & \cos\psi(t) & -\sin\psi(t) \\ 0 & \sin\psi(t)/\cos\theta(t) & \cos\psi(t)/\cos\theta(t) \end{bmatrix}$$

샘플링 시간  $\Delta T = t_{k+1} - t_k$  이 짧고 로봇이 천천히 움직이기 때문에 이 기간 동안 로봇의 회전 속도가 일정하다고 가정하면 시스템 방정식은 아래와 같이 쓸 수 있다.

$$\begin{bmatrix} \Theta_{k+1} \\ \omega_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I & \Delta T \cdot W(\Theta) \\ 0 & I_{3 \times 3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Theta_k \\ \omega_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta T^2 / 2 \cdot W(\Theta) \cdot \dot{\omega}_k \\ \Delta T \cdot \dot{\omega}_k \end{bmatrix} \quad (5)$$

시스템 방정식에서 공정 잡음(process noise)  $\dot{\omega}_k$  는 각가속도로 고려되었고, 각 축에 대해 독립적이라고 가정하였다.

### 3.2 관측 방정식

관측 방정식은 상태변수와 센서로부터 측정값과의 관계를 선형 방정식으로 표현한 것으로써 각 속도를 측정하는 자이로 센서의 경우 측정값은  $z'_k = [\omega_{xk} \ \omega_{yk} \ \omega_{zk}]^T$  으로 관측 방정식은 아래와 같고,

$$z'_k = H^1 x_k + v'_k \quad (6)$$

각도를 측정하는 비전센서의 경우 측정값은  $z''_k = [\psi_k \ \theta_k \ \phi_k]^T$  으로 관측 방정식은 아래와 같다.

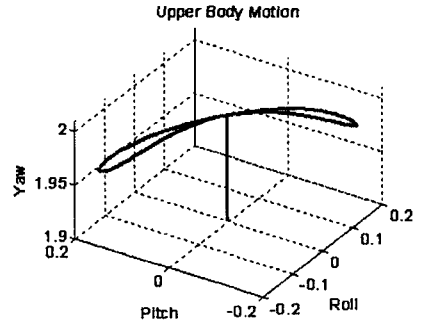
$$z''_k = H^2 x_k + v''_k \quad (7)$$

여기서 측정행렬  $H^1, H^2$  은 각각  $[0_{3 \times 3} \ I_{3 \times 3}]$ ,  $[I_{3 \times 3} \ 0_{3 \times 3}]$  이고,  $v'_k, v''_k$  은 두 센서로부터의 잡음 벡터로 각각의 축에 대해 독립적이라고 가정하였다.

### 3.3 모의 실험 조건

모의 실험은 오일러 각으로 변환할 때, 각 축의 움직임에 대해서 연성(coupling)을 고려하여 세 축 방향에 대해서 실시한다. 보통 이족 로봇의 경우 0.9~1 초에 한 걸음씩 걷고, 롤, 피치, 요 방향으로 각도가 각각 5~10° 정도로 변화하기 때문에 Fig. 2 과 같이 각도와 주기를 변화시킨 sine 움직임에 대하여 모의 실험을 수행한다.

본 모의실험에서 사용한 시스템 잡음 정보와 센서의 잡음 정보는 Table 1 과 같다. 실제 자이로 센서의 경우 센서 잡음 중 극 저주파 성분으로 인해서 적분 할 경우 1 분당 1~2° 정도의 드리프트



$$\text{Roll} \rightarrow \psi(t) = 8.6^\circ \times \sin(2\pi \times t)$$

$$\text{Pitch} \rightarrow \theta(t) = 11.46^\circ \times \sin(2\pi \times t)$$

$$\text{Yaw} \rightarrow \phi(t) = 5.73^\circ \times \sin(4\pi \times t)$$

Fig. 2 The motion trajectory of upper body

(drift)가 발생하게 되지만, 본 모의실험에서는 조금 더 가혹한 상황에서 퓨전 필터의 성능을 확인해 보기 위해서 일정 크기의 편차가 있는 신호에 백색 잡음을 더해 주어 생성하였다.

비전센서의 경우 1 초당 찍을 수 있는 카메라의 프레임 수(FPS: Frame Per Second)가 제한되어 있고 영상 처리(image processing)에 따른 시간 지연이 있는 점을 고려하였다.

Table 1: Filter parameter

Process covariance	10000	
Gyro sensor		
Gyro sample rate	100	Hz
Gyro bias noise	0.5	Degree/sec
Gyro noise variance	1	Degree <sup>2</sup> /sec <sup>2</sup>
Vision sensor		
Vision sample rate	10	Hz
Vision noise variance	0.1	Degree <sup>2</sup>
Vision delay	0.1	sec

## 4. 칼만 필터 기반의 융합 방법

데이터를 효율적으로 통합하기 위해 칼만 필터를 이용한 매우 다양한 융합 방식이 연구되어 왔으며, 융합 단계에 따라 크게 측정 융합(measurement fusion)방법과 상태변수 융합(state

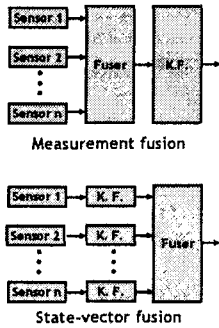


Fig. 3 The level of the sensor fusion

vector fusion)방식으로 나눌 수 있다.<sup>7</sup>

상태변수 융합 방법은 각 센서 데이터를 독립된 각각의 칼만 필터로 처리하기 때문에, 여러 종류의 센서 데이터를 하나의 필터로 처리하는 측정 융합 방식에 비해 관측 방정식의 측정 행렬 크기가 작아지게 되어 역행렬 계산시 계산 량을 줄일 수 있다는 장점이 있지만, 일반적으로 성능은 단일 처리 방식보다 좋지 않다.<sup>7</sup>

#### 4.1 측정 융합 모델<sup>7</sup>

측정 퓨전 모델(이하 MF)은 Fig. 4 와 같이 두 개의 센서신호를 융합한 후 단일 처리 방식으로 칼만 필터링 과정을 수행한다.

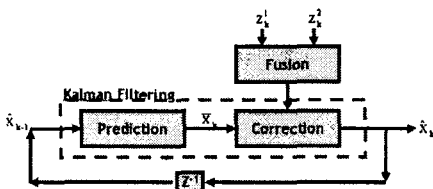


Fig. 4 MF: Measurement Fusion

Fig. 4 에서  $z_k^1, z_k^2$  는 두 센서의 신호를 나타낸다. 점선으로 표시된 부분은 표준 칼만 필터 알고리즘과 동일하고, 두 센서가 같은 물리 량을 측정할 경우 Fusion algorithm I 을 사용하고, 서로 다른 물리 량을 측정 할 경우 Fusion algorithm II 를 사용한다. 측정 행렬이 같을 경우 두 방법은 기능적으로 같은 성능을 나타낸다.<sup>8</sup>

본 연구에서와 같이 두 센서가 서로 다른 물

리량을 측정하는 경우 Fusion algorithm II 와 같이 측정값과 측정 잡음의 공분산을 하나의 행렬로 합쳐서(augmented) 계산을 하게 되고 이에 따른 모의 실험 결과는 Fig. 4 와 같다. 추정된 상태변수 값이 실제 값을 잘 추정하고 있음을 볼 수 있다.

Fusion algorithm I : MF(similar sensors)

$$z_k = z_k^1 + R_k^1 (R_k^1 + R_k^2)^{-1} (z_k^2 - z_k^1)$$

$$R_k = [(R_k^1)^{-1} + (R_k^2)^{-1}]^{-1}$$

Fusion algorithm II : MF(dissimilar sensors)

$$z_k = [z_k^1 \quad z_k^2]^T$$

$$R_k = \begin{bmatrix} R_k^1 & 0 \\ 0 & R_k^2 \end{bmatrix}$$

#### 4.2 상태변수 융합 방식<sup>8</sup>

##### 4.2.1 개별 융합 모델(TTF: Track to Track Fusion)

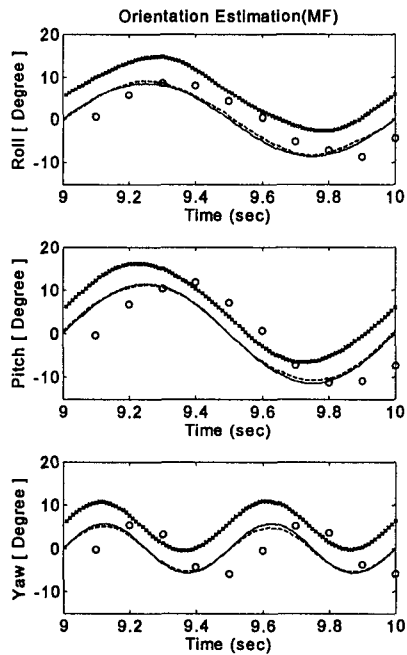


Fig. 5 Simulation result using MF. (solid: true orientation, dash: estimation, x: gyro, o: vision data)

개별 퓨전 모델(이하 TTF)은 Fig. 6 와 같이 각 센서신호를 독립적인 칼만 필터를 통해 상태 변수를 추정 한 후, 두 상태변수의 차이에 가중치를 두어 융합하는 방법이다.

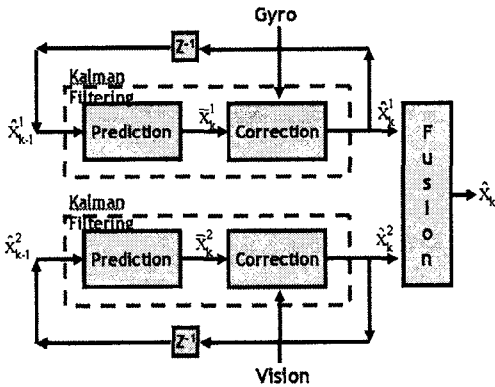


Fig. 6 TTF : Track to Track Fusion

Fusion algorithm: TTF

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^1 + [P_k^1 - P_k^{12}] [P_k^1 + P_k^2 - P_k^{12} - P_k^{21}]^{-1} \times (\hat{x}_k^2 - \hat{x}_k^1)$$

$$P_k^{12} = (I - K_k^1 H_k^1) A P_{k-1}^{12} A^T + (I - K_k^1 H_k^1) Q^T (I - K_k^1 H_k^1)^T$$

이 방식은 행렬의 크기가 단일 처리 방식보다 작게 되어 계산 량을 줄일 수 있는 장점이 있지만 일반적으로 단일 처리 방식보다 성능이 좋지 않다.

모의 실험 결과는 Fig. 7 와 같고 이 때 추정된 값이 실제 값을 따라가지 못하는 이유는 상태변수를 융합함에 있어서 시간이 지날수록 자이로 센서로부터의 드리프트 현상이 너무 커지게 되어 비전 센서를 이용한 수정에 한계가 있기 때문이다.

#### 4.2.2 수정된 개별 융합 모델 (MTF: Modified Track to track Fusion)<sup>9</sup>

수정된 개별 퓨전 모델(이하 MTF)은 TTF 방식에서 예측 과정을 공통으로 사용한다는 점이 가장 큰 특징으로 모의 실험 결과 상태 변수가 실제 값에 잘 추종하는 것을 볼 수 있다. 이는 최종 추정된 상태변수를 공통된 예측 과정으로 되먹임(feedback)하여 자이로 센서의 드리프트를 비전 센서신호를 이용해 주기적으로 수정해 주기 때문이다.

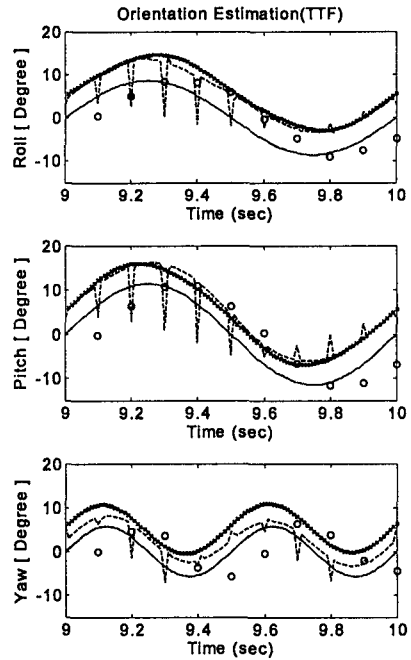


Fig. 7 Simulation result using TTF. (solid: true orientation, dash: estimation, x: gyro, o: vision data)

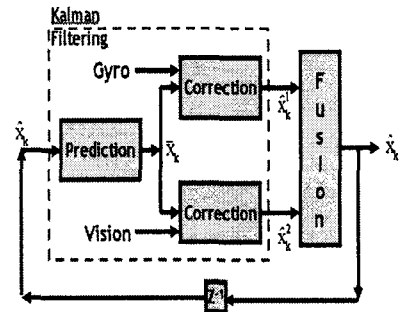


Fig. 8 MTF: Modified Track to track Fusion

Fusion algorithm: MTF

$$P_k^{12} = [P_k^{21}]^T [I - K_k^1 H_k^1] \bar{P}_k [I - K_k^2 H_k^2]^T$$

$$P_k = P_k - [P_k^1 - P_k^{12}] [P_k^1 + P_k^2 - P_k^{12} - P_k^{21}]^{-1} [P_k^1 - P_k^{21}]$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^1 + [P_k^1 - P_k^{12}] [P_k^1 + P_k^2 - P_k^{12} - P_k^{21}]^{-1} \times (\hat{x}_k^2 - \hat{x}_k^1)$$

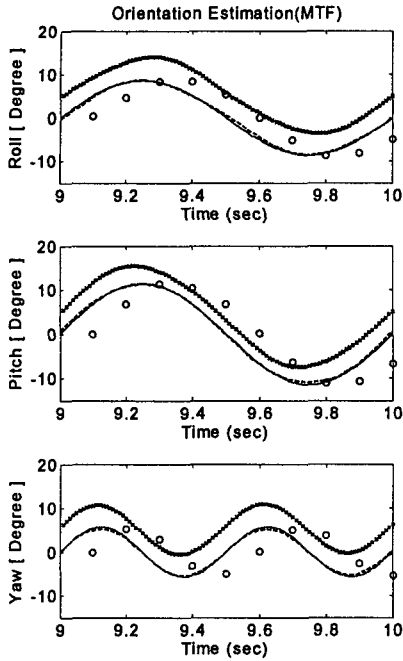


Fig. 9 Simulation result using MTF. (solid: true orientation, dash: estimation, x: gyro, o: vision data)

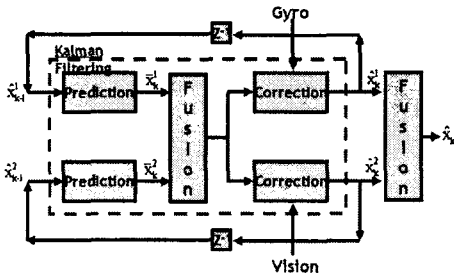


Fig. 10 TFP: Track fusion model with Fused Prediction

4.2.3 예측과정을 융합시킨 개별 융합 모델 (TFP: Track fusion model with Fused Prediction)<sup>9</sup>

이 방식은 TTF 방식의 구조에서 예측과정과 개정과정의 사이에 예측과정을 추가적으로 융합시킨 후 독립된 개정과정을 실행하게 되고 다시 융

합하는 방법으로 이에 따른 알고리즘은 다음과 같이 두 단계의 융합 과정으로 이루어져 있다.

Fusion algorithm: TFP

Fused prediction:

$$\begin{aligned} \bar{P}_k^m &= A P_{k-1} A^T + Q \\ \bar{P}_k^{12} &= (\bar{P}_k^{21T}) = A P_{k-1}^2 A^T + Q \\ \bar{P}_k &= \bar{P}_k^1 + [\bar{P}_k^1 - \bar{P}_k^{12}] [\bar{P}_k^1 + \bar{P}_k^2 - \bar{P}_k^{12}]^{-1} [\bar{P}_k^1 - \bar{P}_k^{21}] \\ \bar{x}_k &= \bar{x}_k^1 + [\bar{P}_k^1 - \bar{P}_k^{12}] [\bar{P}_k^1 + \bar{P}_k^2 - \bar{P}_k^{12}]^{-1} [\bar{x}_k^2 - \bar{x}_k^1] \end{aligned}$$

Fused correction:

$$\begin{aligned} P_k^{12} &= (P_k^{21})^T = [I - K_k^1 H^1] \bar{P}_k [I - K_k^2 H^2] \\ \hat{x}_k &= \hat{x}_k^1 + [P_k^1 - P_k^{12}] [P_k^1 + P_k^2 - P_k^{12}]^{-1} [\hat{x}_k^2 - \hat{x}_k^1] \end{aligned}$$

모의 실험 결과는 Fig. 11 과 같고, 중간의 융합된 예측과정으로 인해서 자이로 센서의 드리프트는 수정해 줄 수 있지만, 독립된 개정과정을 거친 각각의 상태 변수가 융합되기 전에 되먹임되어 성능은 MTF 방식의 구조에 비해서 저하되는 것을 볼 수 있다.

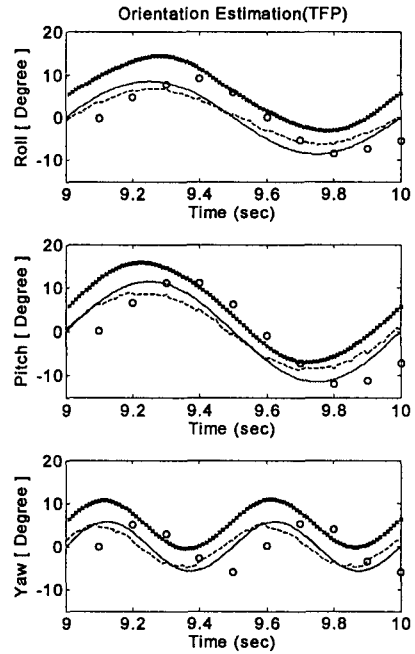


Fig. 11 Simulation result using TFP. (solid: true orientation, dash: estimation, x: gyro, o: vision data)

### 5. 성능 비교

필터의 성능 평가를 위해서 MSE(Mean Square Error) 값을 아래와 같이 정의하였다.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \|x_k - \hat{x}_k\|^2 \quad (8)$$

여기서  $x_k$  는 경로에 따른 참값을 의미하고,  $\hat{x}_k$  은 본 연구에서 소개한 퓨전 필터를 이용한 상태변수의 추정 값을 의미한다.

Fig. 12(a)는 MSE 값을 그린 그림으로 TTF 방법은 발산되기 때문에 그림에 삽입하지 않았다. MF 와 MTF 의 성능이 TPF 에 비해서 우수하고 MTF 방법이 MF 방법보다 30% 이상 감소함을 보였다.

Fig. 12(b)는 각 방법에 대한 계산시간을 Matlab 명령어 tic, toc 을 이용해 구해 보았으며 일반적으로 상태 변수 융합 방법이 단일 처리 방식에 비해서 계산 시간이 향상 되는 것을 확인 할 수 있었다. TPF 방식이 MTF 방식 보다 길어지는 것을 확인 할 수 있는데 이는 예측과정을 융합 시킴으로 인해서 추가적으로 발생하는 계산량 때문이다.

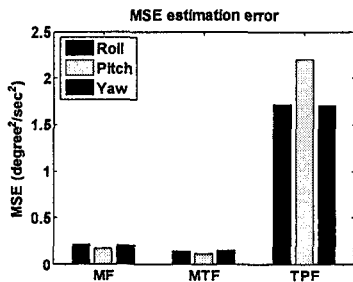


Fig. 12(a) MSE value of estimation (left: roll, center: pitch, right: yaw)

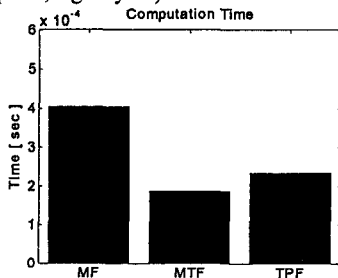


Fig. 12(b) Computation time of each method

### 6. 결론

본 논문에서는 다중센서 융합을 위해 칼만 필터를 이용한 다양한 융합구조를 간략히 살펴 보았다. 특히 본 연구에서와 같이 드리프트가 있는 자이로 센서와 샘플링 시간이 긴 비전 센서의 경우에 대해서 각각의 퓨전 구조에 대해서 모의 실험을 수행 함으로써 기존에 많이 사용되고 있는 MF 방식이나 TTF 방식에 비해 MTF 방식의 필터 구조가 성능 및 계산 시간에 대해서 가장 효율적임을 확인하였다.

### 후 기

본 연구는 한국과학기술원 국방무인화기술평화연구센터를 통한 국방과학연구소 연구비 지원과 두뇌 한국(BK)21 사업의 협력으로 수행되었습니다.

### 참고문헌

1. Navarro, D. Z., "A Biped Robot Design," PhD thesis, Freie Universität Berlin, Institut für Informatik, 2006.
2. Gienger, M., Löffler, K. and Pfeiffer, F., "Walking Control of a Biped Robot based on inertial Measurement," Proceeding of the Third IARP International Workshop on Humanoid and Human Friendly Robotics, pp. 22-29, 2002.
3. Hirai, K., Hirose, M., Haikawa, Y. and Takenaka, T., "The Development of Honda Humanoid Robot," Proceedings of the IEEE international Conference on Robotics and Automation, Vol. 2, pp. 1321-1326, 1998.
4. Kim, J. H., "A study on the Realization of Dynamic Gait for a Biped Humanoid Robot," PhD thesis, KAIST, 2004.
5. Brown, R. G. and Hwang, P. Y. C., "Introduction To Random Signals And Applied Kalman Filtering," John Wiley & Sons, pp.190-228, 1997.
6. Greenwood, D. T., "Advanced Dynamics," Cambridge University Press, pp.140-147, 2003.
7. Roecker, J. and McGillem, C., "Comparison of two-sensor tracking methods based on state vector fusion and measurement fusion," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 24, No. 4, pp.

- 447-449, 1998.
8. Qiang, G. and Harris, C. J., "Comparison of two measurement fusion methods for Kalman-Filter-based multisensor data fusion," IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 37, Issue 1, pp. 273-279, 2001.
  9. Gao, J. B. and Harris, C. J., "Some remarks on Kalman filters for multisensor fusion," Information Fusion Journal, Vol. 3, No. 3, pp. 191-201, 2002.