

듀얼 확장 칼만 필터를 이용한 쿼드로터 비행로봇 위치 정밀도 향상 알고리즘 개발

Precise Positioning Algorithm Development for Quadrotor Flying Robots Using Dual Extended Kalman Filter

승지훈, 이덕진, 류지형, 정길도*

(Ji-Hoon Seung¹, Deok-Jin Lee², Ji-Hyoung Ryu¹, and Kil To Chong¹)

¹Advanced Electronics and Information Research Center, Jeonbuk National University

²Kunsan National University

Abstract: The fusion of the GPS (Global Positioning System) and DR (Dead Reckoning) is widely used for position and latitude estimation of vehicles such as a mobile robot, aerial vehicle and marine vehicle. Among the many types of aerial vehicles, grater focus is given on the quad-rotor and accuracy of the position information is becoming more important. In order to exactly estimate the position information, we propose the fusion method of GPS and Gyroscope sensor using the DEKF (Dual Extended Kalman Filter). The DEKF has an advantage of simultaneously estimating state value and a parameter of dynamical system. It can also be used even if state value is not available. In order to analyze the performance of DEKF, the computer simulation for estimating the position, the velocity and the angle in a circle trajectory of quad-rotor was done. As it can be seen from the simulation results using own proposed DEKF instead of EKF on own fusion method in the navigation of a quad-rotor gave better performance values.

Keywords: navigation, sensor fusion, dual extended kalman filter, target tracking

1. 서론

최근 임베디드 및 통신시스템 발달로 인해서 수직이착륙 형태의 쿼드로터 비행로봇의 설계가 가능해짐에 따라서 이에 대한 관심 및 활용도가 높아지고 있다. 특히, 쿼드로터 비행로봇의 활용도를 극대화 할 수 있는 스마트 기능인 수직이착륙, 호버링 및 자기회환 시스템을 위한 제어 및 항법 연구가 활발히 연구되고 있으며, 그 중에서도 쿼드로터 비행로봇의 자율 비행제어 시스템을 위한 위치 정밀도 향상에 대한 연구가 선행될 필요가 있다. 쿼드로터 비행로봇의 위치 및 자세 정보 확보를 위하여 사용되는 시스템은 대표적으로 GPS가 있으며 GPS의 위치 오차를 개선하기 위하여 다른 측위 센서를 융합하는 연구가 활발히 진행 되고 있다[1-3].

위치 정보를 제공하는 GPS (Global Positioning System)는 위성 수신신호의 시간차를 측정하여 위성과 수신기 사이의 거리를 삼각 측정하여 위치를 추정하는 시스템이다. 이는 지구 전역을 수용하는 24개의 위성을 통해 어디서나 접근이 용이하다는 장점으로 선박, 모바일 로봇 및 무인비행로봇의 위치 인식분야에서 보편적으로 이용되고 있다. 이러한 GPS가 비행체의 위치를 결정하기 위해서는 반드시 최소 4개 이상의

위성으로부터 신호를 동시에 수신할 수 있어야 한다. 하지만 표준 GPS는 도심지역과 음영지역에서 많은 제약사항이 발생한다. 따라서 GPS 위성정보와 가속도 센서, 자이로 센서 등의 다른 측위 센서와의 결합을 고려할 필요성이 있으며 지금까지 다양한 해결 방법이 연구되고 있다.

위와 같은 문제점을 해결하기 위하여, Zheping Yan [4]은 무인 잠수함의 위치정밀도 향상을 위해 확장 칼만 필터를 이용하여 GPS와 개선된 추측항법을 결합하는 방법을 제안하였고, Haitao Zhang [5]은 확장 칼만 필터 Smoother를 GPS와 추측항법의 융합에 사용하여 확장 칼만 필터와 성능 비교결과를 보여주었다. 하지만 외부 바람과 같은 외란에 강건한 쿼드로터 호버링 및 이동물체로의 자동이착륙과 같은 정밀 제어는 보다 정확한 위치 및 자세 정보를 얻기 위해 다양한 센서의 융합이 요구되고, 그에 따라 시스템이 처리해야 하는 데이터 양이 증가하게 되는 단점이 발생한다. 선행된 연구 결과는 각각의 센서 데이터의 측정 노이즈를 제거하기 위하여 각각의 칼만 필터를 설계하고 위치 오차를 개선하는 융합 방식 (complimentary fusion)과, 모든 센서 데이터를 설계된 칼만 필터에 적용하여 위치 정보를 개선하는 방식(tightly coupled or loosely couple fusion) 등이 주류를 이룬다.

본 논문에서 실시간 추정에 적합하고 상태의 불확실성이 존재하여 시스템 위치정보에 대한 데이터가 부족한 경우 우수한 성능을 보이는 듀얼 확장 칼만 필터(dual extended Kalman filter)를 이용한 융합방법을 제안한다.

듀얼 확장 칼만 필터(DEKF)는 E.A. Wan과 Alex T. Nelson에 의하여 시스템의 상태와 임의의 매개변수를 동시에 추정하기 위하여 개발되었으며, 상태 추정 칼만 필터와 가중치 추정 칼만 필터로 구성되어진다[6,7].

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2012. 11. 24., 수정: 2012. 12. 7., 채택확정: 2012. 12. 26.

승지훈, 류지형, 정길도: 전북대학교 전자공학부

(seungjihoon@gmail.com/lovesure@hanmail.net/kitchong@jbn.u.ac.kr)

이덕진: 군산대학교 기계자동차공학부(deokjlee@kunsan.ac.kr)

※ 본 연구는 2011년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단과 산학협력 선도대학(LINC)의 지원을 받아 수행한 연구임(No. 2012-0002434), (No. 2012-006626) and (2012C0043010115).

※ 본 논문은 2012년도 ICROS 전북제주주부 학술대회에서 초안이 발표되었음.

제안된 듀얼 확장 칼만 필터(DEKF)의 성능 비교를 위하여 확장 칼만 필터 시뮬레이션을 동시에 수행하였고 그 결과를 다양한 시뮬레이션 그래프로 나타내었다.

연구 결과를 효율적으로 설명하기 위한 논문의 구조는 다음과 같다. II 장에서 확장 칼만 필터(EKF)와 듀얼 확장 칼만 필터(DEKF)를 소개하고, 컴퓨터 시뮬레이션을 수행한 III 장에서는 쿼드로터 비행로봇의 위치 추정 성능 비교 결과 및 분석을 나타내었고, 마지막으로 IV 장에서는 수행한 연구의 결론과 향후 연구 내용을 정리하였다.

II. 위치 추정 알고리즘

칼만 필터(KF)는 선형시스템에 대해 지연 없이 노이즈를 제거하고 뛰어난 상태 추정 성능을 보여준다. 확장 칼만 필터(EKF)는 선형 표준 칼만 필터(KF)를 시스템이 비선형 방정식의 경우 적용가능 하도록 Jacobian 방법을 도입하여 시스템 상태 방정식을 1 차 근사화하여 비선형 시스템에 적용하는 방식이다. 이러한 방식은 일반적으로 선형화 오차를 가지므로 준 최적 필터(sub-optimal filter)로 분류된다. 제안된 듀얼 확장 칼만 필터는 GPS와 추측항법의 측정 오차 제거 및 센서 융합에 사용된다. 이 장에서는 확장 칼만 필터(EKF)와 듀얼 확장 칼만 필터(DEKF)를 소개하고, 쿼드로터 비행로봇의 위치 및 자세 정보(euler angles) 추정을 위한 상태 방정식 및 측정 방정식 유도 과정을 다룬다.

1. 확장 칼만 필터

확장 칼만 필터(EKF)에서 사용되는 상태 방정식 모델은 다음과 같다[8].

$$\begin{aligned} x_k &= f(x_{k-1}, k-1) + w_{k-1} \\ z_k &= h(x_k, k) + v_k \end{aligned} \quad (1)$$

여기에서 $x_k \in \mathbb{R}^n$ 는 상태 값, $z_k \in \mathbb{R}^m$ 는 측정 값, $w_{k-1} \sim N(0, Q_{k-1})$ 와 $v_k \sim N(0, R_{k-1})$ 는 시스템 상태 오차 및 센서 오차를 각각 나타낸다. f 는 시스템 상태의 비선형 함수, h 는 측정 비선형 함수로 정의한다.

확장 칼만 필터는 두 개의 과정으로 나뉘는데 다음과 같이 예측 과정과 측정 업데이트 과정으로 나뉜다.

- 예측 과정:

$$\hat{x}_k^- = F(\hat{x}_{k-1}, k-1) \quad (2)$$

$$P_k^- = A_{k-1} P_{k-1} A_{k-1}^T + Q_{k-1} \quad (3)$$

- 측정 업데이트 과정:

$$K_k = P_k^- C^T (C P_k^- C^T + R)^{-1} \quad (4)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (z_k - C \hat{x}_k^-) \quad (5)$$

$$P_k = (I - K_k C) P_k^- \quad (6)$$

여기에서 A, C는 비선형 상태 방정식 행렬 및 측정 방정식 행렬의 Jacobian을 나타낸다. \hat{x}_k^- 와 P_k^- 는 상태의 예측 평균 값과 공분산을 나타내며, K_k 는 k시간에서의 칼만 이득(Kalman Gain)이다.

행렬 A, C는 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$A_{k-1} = \left. \frac{\partial f(x, k-1)}{\partial x} \right|_{\hat{x}_{k-1}} \quad (7)$$

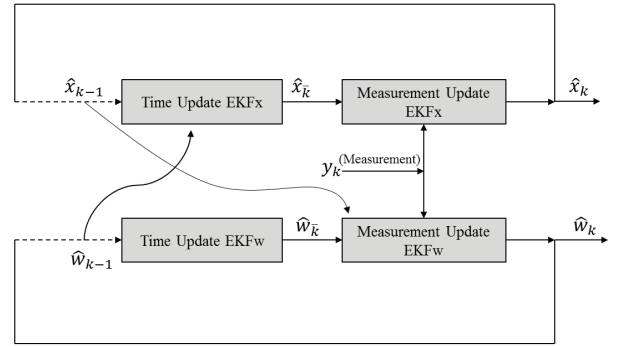


그림 1. 듀얼 확장 칼만 필터 구조.

Fig. 1. Structure of dual extended Kalman filter.

$$C = \left. \frac{\partial h(x, k)}{\partial x} \right|_{\hat{x}_k} \quad (8)$$

2. 듀얼 확장 칼만 필터

듀얼 확장 칼만 필터(DEKF)는 두 개의 확장 칼만 필터로 구성되며, 아키텍처는 그림 2와 같다[9].

위의 듀얼 확장 칼만 필터는 다음과 같은 특징을 갖는다.

확장 칼만 필터는 상태를 추정하며 시간 업데이트를 위해 가중치 값을 필요로 하고, 두 번째 확장 칼만 필터는 가중치 추정 필터이며 측정 업데이트를 위해 상태를 필요로 한다.

따라서 두 개의 필터는 동시에 수행하며 상호간 추정 데이터를 주고 받으며 최종적으로 쿼드로터 비행로봇의 위치 및 자세 정보를 추정한다.

듀얼 확장 칼만 필터 알고리즘은 다음과 같다.

- 초기화:

$$\hat{w}_0 = E[w] \quad P_{w_0} = E[(w - \hat{w}_0) (w - \hat{w}_0)^T] \quad (9)$$

$$x_0 = E[x] \quad P_{x_0} = E[(x - \hat{x}_0) (x - \hat{x}_0)^T] \quad (10)$$

- 가중치 필터의 예측 과정:

$$\hat{w}_k^- = \hat{w}_{k-1} \quad (11)$$

$$P_{w_k}^- = P_{w_{k-1}} + R_k^r = \lambda^{-1} P_{w_{k-1}} \quad (12)$$

- 상태 필터의 예측 과정:

$$\hat{x}_k^- = F(\hat{x}_{k-1}, k-1) \quad (13)$$

$$P_k^- = A_{k-1} P_{k-1} A_{k-1}^T + Q_{k-1} \quad (14)$$

- 상태 필터의 측정 업데이트 과정:

$$K_k = P_k^- C^T (C P_k^- C^T + R)^{-1} \quad (15)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (z_k - C \hat{x}_k^-) \quad (16)$$

$$P_k = (I - K_k C) P_k^- \quad (17)$$

- 가중치 필터의 측정 업데이트 과정:

$$K_k^w = P_{w_k}^- (C_k^w)^T [C_k^w P_{w_k}^- (C_k^w)^T + R^e]^{-1} \quad (18)$$

$$\hat{w}_k = \hat{w}_k^- + K_k^w (y_k - C \hat{x}_k^-) \quad (19)$$

여기에서 \hat{w}_k^- 와 $P_{w_k}^-$ 는 가중치 예측 값과 공분산을 의미하며, 가중치에 따른 변화율인 C_k^w 는 Jacobian을 통하여 다음과

같이 계산할 수 있다.

$$C_k^w \triangleq C \left. \frac{\partial \hat{x}_k^-}{\partial w} \right|_{w=\hat{w}_k^-} \quad (20)$$

3. 쿼드로터의 동역학 모델링

위치, 속도, 그리고 자세와 같은 항법 상태를 계산하고 표현하기 위해 몇 가지의 좌표계가 사용된다. 본 논문에서는 지구 중심 고정 좌표계와 동체 좌표계가 사용되며 그림 2와 같다[10].

관성센서의 출력 데이터 좌표계와 GPS의 출력 좌표계가 다르므로 각 좌표계간의 좌표 변환이 필요하며, 각각의 좌표 변환은 오일러 각(Roll ϕ , Pitch θ , Yaw ψ)을 이용하여 동일한 좌표계로 변환할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} \dot{p}_x \\ \dot{p}_y \\ \dot{p}_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c\theta c\psi & s\phi s\theta c\psi - c\phi s\psi & c\phi s\theta c\psi + s\phi s\psi \\ c\theta s\psi & s\phi s\theta s\psi + c\phi c\psi & c\phi s\theta s\psi - s\phi c\psi \\ s\theta & -s\phi c\theta & c\phi c\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \\ w \end{bmatrix} \quad (21)$$

여기에서 u, v, w 는 동체 좌표계에서 쿼드로터의 x, y, z 방향의 속도를 나타내며, $\dot{p}_x, \dot{p}_y, \dot{p}_z$ 는 지구 중심 고정 좌표계에서의 속도를 나타낸다.

쿼드로터의 동역학 방정식은 6 자유도 모델로 표현되며 필터에 적용하기 위한 쿼드로터 비행로봇의 예측(propagation) 모델은 다음과 같이 z -방향의 가속도만을 고려한 방정식으로 정의할 수 있다[11].

$$x_{ekf} = [p_x \ p_y \ p_z \ \dot{p}_x \ \dot{p}_y \ \dot{p}_z \ \phi \ \theta \ \psi] \quad (22)$$

$$f(x, u) = \begin{bmatrix} \dot{p}_x \\ \dot{p}_x \\ \dot{p}_x \\ \cos\phi \sin\theta a_z \\ -\sin\phi a_z \\ g + \cos\phi \cos\theta a_z \\ p + q \sin\phi \tan\theta + r \cos\phi \tan\theta \\ q \cos\phi - r \sin\phi \\ q \frac{\sin\phi}{\cos\theta} + r \frac{\cos\phi}{\cos\theta} \end{bmatrix} \quad (23)$$

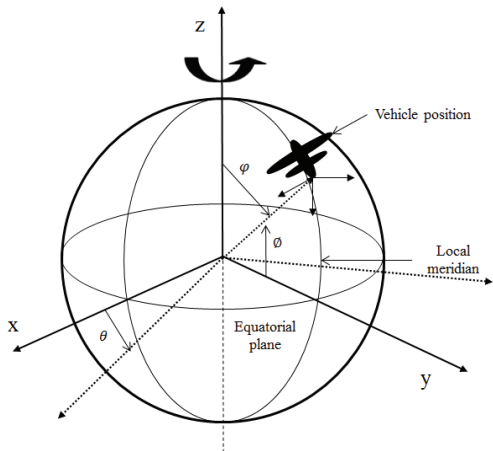


그림 2. 지구 중심 고정 좌표계와 동체 좌표계.
Fig. 2. Coordinates system.

여기에서 $[p_x \ p_y \ p_z]$ 와 $[\dot{p}_x \ \dot{p}_y \ \dot{p}_z]$ 는 지구 중심 고정 좌표계에서 위치와 속도를 나타내며, $[a_z] = -F/M$ 는 동체 좌표계의 z -방향 가속도, $[\phi \ \theta \ \psi]$ 는 동체 좌표계의 각도, $[r \ p \ q]$ 는 동체 좌표계의 각속도를 나타낸다. 아래 첨자는 각 좌표방향을 의미한다.

확장 칼만 필터에 적용하기 위하여 Jacobian 행렬을 구하면 다음과 같다.

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -s\phi s\theta a_z & c\phi c\theta a_z & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -c\phi a_z & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -s\phi c\theta a_z & -c\phi s\theta a_z & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & qc\phi t\theta - rs\phi t\theta & (qs\phi + rc\phi)/c^2\theta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -qs\phi - rc\phi & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & (qc\phi - rs\phi)/c\theta & -(qs\phi + rc\phi)t\theta/c\theta & 0 \end{bmatrix} \quad (24)$$

여기에서 $c = \text{Cosine}$, $s = \text{Sine}$, $t = \text{Tangent}$ 를 각각 표시한다.

식 (24)을 컴퓨터 시뮬레이션에 사용할 때에는 이산화 과정이 필요하다.

듀얼 확장 칼만 필터는 가중치 상태 변수와 시스템상태 변수를 필요함으로 확장 칼만 필터보다 많은 상태 변수를 가진다. 가중치 필터의 변수는 다음과 같다.

$$w_{dekf} = [a_z \ p \ q \ r] \quad (25)$$

여기에서 가중치 변수는 관성 센서의 출력 데이터들이며 가속도 성분과 각속도 성분으로 구성된다.

듀얼 확장 칼만 필터의 알고리즘에서 계산이 필요한 식 (20)은 다음과 같이 유도할 수 있다.

$$C_k^w \triangleq C \left. \frac{\partial \hat{x}_k^-}{\partial w} \right|_{w=\hat{w}_k^-} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ \cos\phi \sin\theta & 0 & 0 & 0 \\ -\sin\phi & 0 & 0 & 0 \\ \cos\phi \cos\theta & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \sin\phi \tan\theta & \cos\phi \tan\theta \\ 0 & 0 & \cos\phi & -\sin\phi \\ 0 & 0 & \sin\phi/\cos\theta & \cos\phi/\cos\theta \end{bmatrix} \quad (26)$$

4. 데이터 융합 방법

비행로봇의 정밀한 위치 정보 획득을 위하여 센서융합 기법을 사용하였으며, 데이터 융합 시스템 구성도는 그림 3과 같다.

자이로 센서와 GPS로부터 측정된 데이터 기반의 융합 방법은 먼저, 측정 GPS 데이터를 측정하고 GPS 수신기에서 특성변화가 일어나는 동안 가상 출력을 추측항법을 통하여 유도한다. 계산된 값들은 측정치와 추정치의 관계를 통하여

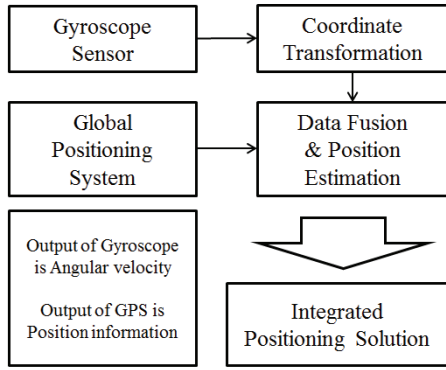


그림 3. 위치 추정 시스템 구성도.

Fig. 3. Block diagram for position estimation.

GPS 변화량을 계산한다. 추정항법 시스템과 GPS 시스템에 대한 가중치 정보는 각각 다음과 같다.

$$\frac{R_x}{P_x + R_x} \times x_{dr}, \quad \frac{R_x}{P_x + R_x} \times x_{gps} \quad (27)$$

가중치를 적용하여 변화량에 대한 평가치를 계산하고 공분산 또한 계산한다.

$$x = \frac{R_x}{P_x + R_x} \times x_{dr} + \frac{R_x}{P_x + R_x} \times x_{gps} \quad (28)$$

$$P_x = \frac{P_x \times R_x}{P_x + R_x} \quad (29)$$

또한 듀얼 확장 칼만 필터(DEKF)를 반복적으로 수행함으로써 위치 값을 갱신하게 된다.

III. 시뮬레이션 결과

이 장에서는 다양한 컴퓨터 시뮬레이션 연구를 수행하였으며, 제안된 듀얼 확장 칼만 필터(DEKF)의 성능 및 효율성을 분석하기 위하여 쿼드로터 비행로봇의 위치 추정 결과를 확장 칼만 필터(EKF) 결과와 비교 수행 하였다. 시뮬레이션 환경은 MATLAB R2011b 버전에서 수행하였다. 비교 연구로 확장 칼만 필터를 수행하였고 그 결과를 같은 그래프상에 나타내었다.

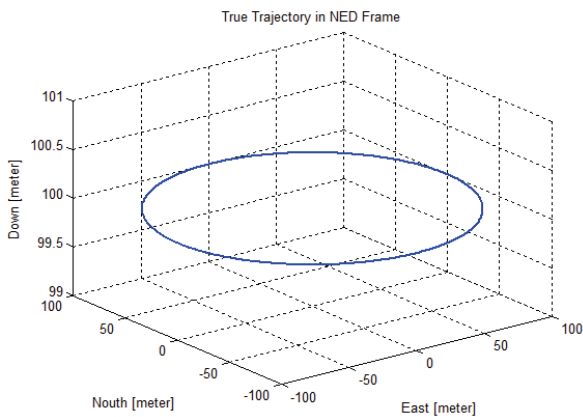


그림 4. 시뮬레이션 궤적.

Fig. 4. Trajectory of quad-rotor model for computer simulation.

본 논문에서는 쿼드로터 비행로봇의 움직임에 대하여 원형 궤적을 고려하였고, 그림 4와 같다.

컴퓨터 시뮬레이션을 위하여 듀얼 확장 칼만 필터의 초기 오차 공분산과 상태 오차 모델은 다음과 같다.

$$P_{x_0} = \begin{bmatrix} I_{6 \times 3} & 0 \\ 0 & I_{3 \times 3} \end{bmatrix}, \quad P_{\eta_0} = [I_{4 \times 4}] \quad (30)$$

$$Q_{\eta_0} = \begin{bmatrix} \frac{1}{6} \Delta t^3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \Delta t & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \Delta t \end{bmatrix} \quad (31)$$

$$Q_{\eta_0} = \begin{bmatrix} Q_p & 0_{3 \times 3} \\ Q_{\dot{p}} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{6 \times 3} & Q_{angle} \end{bmatrix}$$

$$Q_p = \begin{bmatrix} \frac{1}{20} \Delta t^5 & 0 & 0 & \frac{1}{8} \Delta t^4 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{20} \Delta t^5 & 0 & 0 & \frac{1}{8} \Delta t^4 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{20} \Delta t^5 & 0 & 0 & \frac{1}{8} \Delta t^4 \end{bmatrix} \quad (32)$$

$$Q_{\dot{p}} = \begin{bmatrix} \frac{1}{8} \Delta t^4 & 0 & 0 & \frac{1}{6} \Delta t^3 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{8} \Delta t^4 & 0 & 0 & \frac{1}{6} \Delta t^3 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{8} \Delta t^4 & 0 & 0 & \frac{1}{6} \Delta t^3 \end{bmatrix}$$

$$Q_{angle} = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} \Delta t^2 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{2} \Delta t^2 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2} \Delta t^2 \end{bmatrix}$$

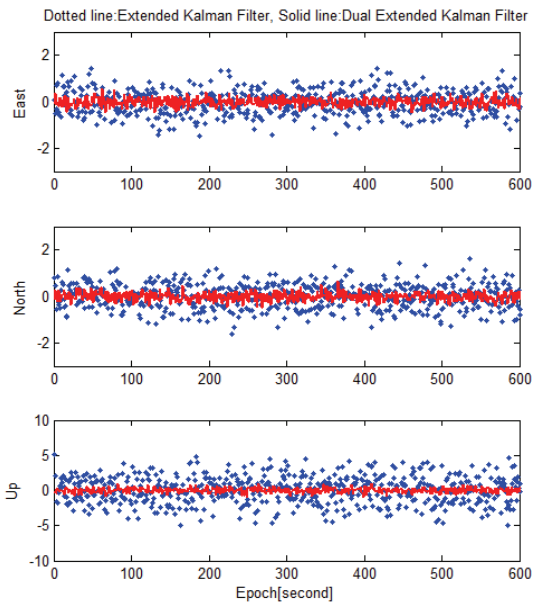


그림 5. 쿼드로터의 위치 추정 오차.

Fig. 5. Position estimate errors of quad-rotor.

확장 칼만 필터(EKF)와 제안한 듀얼 확장 칼만 필터(DEKF)의 위치 추정 오차는 그림 5에 나타내었다. 그림 5에서 듀얼 확장 칼만 필터의 위치 추정 오차가 확장 칼만 필터에 비하여 상당히 개선됨을 확인 할 수 있다.

그림 6은 쿼드로터의 속도 추정 오차를 나타내며, 역시 그림에서 보여 주듯이 확장 칼만 필터(EKF)의 추정 결과에 비하여 개선된 것을 확인 할 수 있다.

그림 7은 쿼드로터의 자세 추정 오차를 나타낸다.

제안한 듀얼 확장 칼만 필터(DEKF)의 방식과는 달리 확장 칼만 필터 알고리즘은 쿼드로터의 각속도를 자이로 센서의 값이 직접 상태방정식으로 포함되어 쿼드로터의 자세 각도

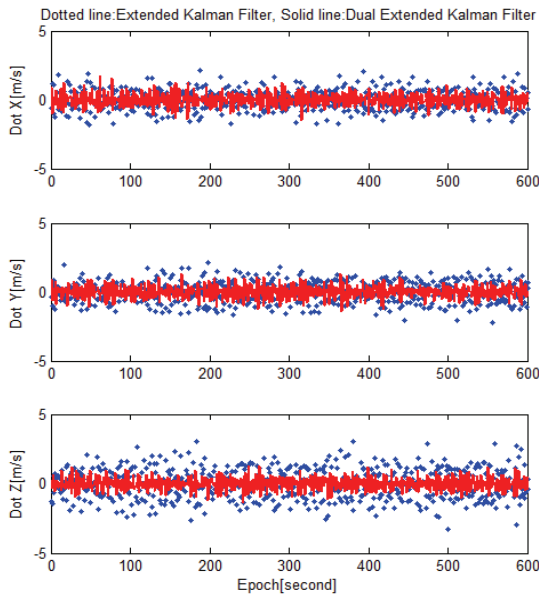


그림 6. 쿼드로터의 속도 추정 오차.
Fig. 6. Velocity estimate errors of quad-rotor.

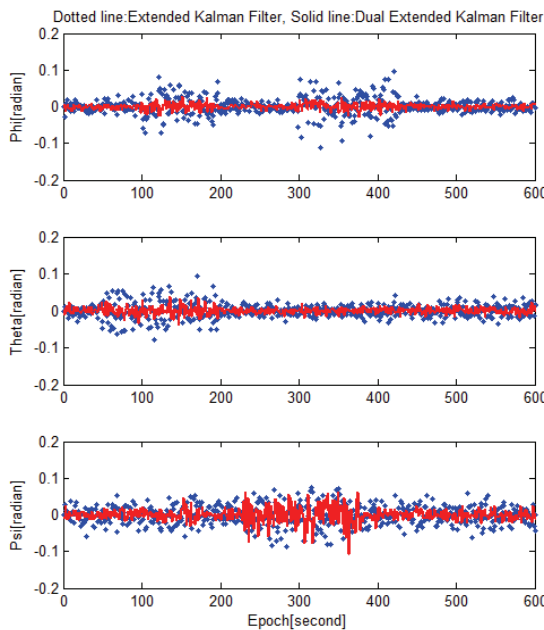


그림 7. 쿼드로터의 자세 추정 오차.
Fig. 7. Angle estimate errors of quad-rotor.

표 1. 알고리즘의 추정시간 비교.

Table 1. Computational workload comparison.

알고리즘	확장 칼만 필터	듀얼 확장 칼만 필터
추정 시간	0.602 sec	0.854 sec

가 예측(propagation)된다. 듀얼 확장 칼만 필터는 자이로 센서로부터 측정된 각속도 데이터를 가중치 필터에 적용하여 측정오차를 개선한 후에 상태 방정식의 파라미터로 사용되어짐으로써 보다 우수한 각도 추정을 확인하였다.

쿼드로터의 위치 추정 분야에서 위치 정확도와 같이 중요한 항목인 위치 추정 시간이다. 제안한 듀얼 확장 칼만 필터의 실시간 추정의 여부에 대한 성능 평가를 위하여 추정 시뮬레이션 시간을 기록하였고, 확장 칼만 필터와 듀얼 확장 칼만 필터의 추정 시간은 표 1과 같다.

표 1에서 보여주듯이 확장 칼만 필터에 비행 듀얼 확장 칼만 필터의 실행시간이 조금 길지만 매우 작은 값으로 실시간성이 필요로 하는 응용에 사용되어 질 수 있음을 보여주고 있다.

IV. 결론

GPS를 기반으로 추측항법과의 데이터 융합을 통한 쿼드로터 비행로봇의 위치 및 자세 정보 추정을 위하여 듀얼 확장 칼만 필터 알고리즘을 새롭게 제안하였다.

본 논문에서는 듀얼 확장 칼만 필터를 쿼드로터에 적용할 수 있도록 시스템 방정식을 유도하였고, 가중치 필터를 위한 가중치 변수를 선정하여 그에 따른 방정식을 유도하였다. 또한, 듀얼 확장 칼만 필터 기반 데이터 융합을 위한 알고리즘을 제안하였고 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 듀얼 확장 칼만 필터의 위치 추정 성능에 대해서 평가하였다.

실시간 추정 성능 평가를 위한 추정 시간을 비교하였고, 듀얼 확장 칼만 필터 추정 속도가 확장 칼만 필터와 유사한 추정 속도를 보임을 알 수 있다.

시뮬레이션 결과에 따라서 듀얼 확장 칼만 필터는 가중치 변수로 선정한 동체 좌표계의 각속도를 상태와 동시에 추정함으로써 확장 칼만 필터의 위치 추정 결과보다 좋은 추정 성능을 보임을 확인하였다.

참고문헌

- [1] A. M. Singh, D. J. Lee, and K. T. Chong, "Collision avoidance for quadrotor using dynamic window approach," *Proc. of Conference on Information and Control Systems (in Korean)*, pp. 229-231, Oct. 2012.
- [2] J. H. Hwang, S. Hwang, S. K. Hong, and M. G. Yoo, "Attitude stabilization performance improvement of the quadrotor flying robot," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 18, no. 6, pp. 608-611, June 2012.
- [3] S. P. Hwang, J. H. Park, and S. K. Hong, "Control system design for a UAV-mounted camera gimbal subject to coulomb friction," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 18, no. 7, pp. 680-687, July 2012.
- [4] Z. Yan, S. Peng, J. Zhou, and H. Jia, "Research on an improved dead reckoning for AUV navigation," *Proc. of Control and Decision Conference (CCDC)*, pp. 1793-1797, 2010.

- [5] H. Zhang, J. Rong, X. Zhong, H. Yang, L. Xiao, and L. Zhang, "The application and design of EKF smoother based on GPS/DR integration for land vehicle navigation," *Computational Intelligence and Industrial Application*, vol. 1, pp. 704-707, 2008.
- [6] D. J. Lee, "Nonlinear bayesian filtering with applications to estimation and navigaion," Texas A&M University, May 2005.
- [7] E. A. Wan and A. T. Nelson, "Dual kalman filtering methods for nonlinear prediction, estimation, and smoothing," in *Advances in Neural Information Processing Systems 9*. Cambridge, MA: MIT Press, 1997.
- [8] P. G. Kaminski, A. E. Bryson, Jr., and S. F. Schmidt, "Discrete square root filtering: a survey of current techniques," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 16, pp. 727-736, 1971.
- [9] J. H. Seung, D. J. Lee, and K. T. Chong, "Study on parameter estimation method using dual extended kalman filter," *Proc. of 2012 ICROS Jeonbuk-Jeju Regional Conference (in Korean)*, pp. 79-80, 2012.
- [10] X. Ye, X. Cao, D. Qiu, J. Cao, and Y. Wang, "Study and realization of coordinate conversion in vehicle navigation," *International Symposium on Intelligent Ubiquitous Computing and Education*, pp. 517-520, May 2009.
- [11] R. W. Beard, "Quad-rotor dynamics and control," Brigham Young University, Feb. 2008.



승지훈

2010년 전북대학교 전자공학과(공학사). 2010년~현재 전북대학교 대학원 전자정보공학부 석사과정 재학중. 관심분야는 센서 융합 및 통합 항법, 파라미터 추정.



이덕진

1996년 전북대학교 항공우주공학과 졸업. 1999년 Texas A&M 대학원 항공우주공학과 석사. 2005년 동 대학원 박사. 2006년~2007년 국방과학연구 선임연구원. 2007년~2009년 Naval Postgraduate School 연구교수. 2010년~2011년 대한항공기술연구원 차장. 2012년~현재 군산대학교 기계자동차공학부 교수. 관심분야는 스마트 자율시스템제어, 센서융합 및 통합 항법, 센서네트워크, 적응제어, 다중로봇 분산제어.



류지형

2005년 전북대학교 전자정보공학부 졸업. 2007년 전북대학교 대학원 제어계측공학과 공학석사. 2008년~현재 전북대학교 대학원 전자정보공학부 박사과정. 관심분야는 로보틱스, 로봇비전 알고리즘.



정길도

1984년 Oregon State University 기계공학 학사졸업. 1986년 Georgia Institute of Technology 기계공학 석사졸업. 1992년 Texas A&M University 기계공학 박사 졸업. 현재 전북대학교 전자공학부 교수 및 학부장, 전북대 전자정보신기술연구소 소장. 관심분야는 Time-Delay, Robotics, 인공지능, 센서네트워크.