# 적응형 퍼지-칼만 필터를 이용한 자세추정 성능향상

김수대* · 백경동** · 김태림*** · 김성신****

## Performance Enhancement of Attitude Estimation using Adaptive Fuzzy-Kalman Filter

Sudae Kim* · Gyeongdong Baek** · Taerim Kim*** · Sungshin Kim****

이 논문은 2010년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아
수행된 연구임 (No. 2010-0024110)

요 약

본 논문은 다중 센서 융합의 성능을 높이기 위해 적응형 퍼지-칼만 필터를 적용하고 교차검증법(cross-validation)으로 퍼지시스템 입·출력 소속 함수의 매개변수를 조정하는 방법을 제안한다. 적응형 퍼지-칼만 필터는 가속도의 변화량과 칼만 필터의 잔여오차를 입력으로 시스템잡음, 측정잡음을 추정하여 칼만 이득을 변화시킨다. 적용된 퍼지-칼만 필터는 잡음들을 가우시안 분포로 가정한 이전 방법과 비교하여 비선형/비가우시안 잡음에 강인한 추정 결과를 보여준다. 본 논문에서 제안한 퍼지-칼만 필터를 평가하기 위해 가속도센서/자이로센서를 융합하여 2축 자세추정시스템(Attitude Heading Reference System)을 설계하였고 무인항공기에 사용되는 자세추정센서 NAV420CA-100과 비교하여 성능을 검증하였다.

ABSTRACT

This paper describes the parameter adjustment method of fuzzy membership function to improve the performance of multi-sensor fusion system using adaptive fuzzy-Kalman filter and cross-validation. The adaptive fuzzy-Kanlman filter has two input parameters, variation of accelerometer measurements and residual error of Kalman filter. The filter estimates system noise R and measurement noise Q, then changes the Kalman gain. To evaluate proposed adaptive fuzzy-Kalman filter, we make the two-axis AHRS(Attitude Heading Reference System) using fusion of an accelerometer and a gyro sensor. Then we verified its performance by comparing to NAV420CA-100 to be used in various fields of airborne, marine and land applications.

키워드

적응형 퍼지-칼만, 센서 융합, 자세 추정 시스템, 교차검증법

Key word

Adaptive fuzzy-Kalman filter, Sensor fusion, Attitude Heading Reference System, Cross-validation

* 준회원 : 부산대학교 전자전기공학과
** 정회원 : 부산대학교 전자전기공학과
*** 정회원 : 현대모비스
**** 정회원 : 부산대학교 전자전기공학부 (교신저자, sskim@pusan.ac.kr)

접수일자 : 2011. 10. 10
심사완료일자 : 2011. 11. 22

## Ⅰ. 서 론

최근 시스템들이 자동화, 무인화가 이루어지면서 로봇, 무인항공기, 자동차, 인공위성 등의 자율 이동에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 이러한 자율 이동에 기본이 되는 것은 동체의 자세를 측정하여 안정적인 상태로 제어하는 것이다. 이들의 자세를 제어하기 위해서는 동체의 자세를 측정하는 자세추정시스템(AHRS, Attitude heading reference system)이 필요하다[1-4]. 자세추정시스템은 무인 이동체의 자율 주행 및 위치 정보를 제공하는 가장 핵심적인 부분으로 실시간으로 정밀한 위치, 속도, 자세정보를 제공할 수 있어야 한다. 대표적인 자세추정 센서로는 관성항법장치(intertial navigation system, INS)와 위성항법장치(global positioning system, GPS)가 있다. 위성항법장치는 관성항법장치에 비해 오차율이 낮지만 외란에 약한 특성을 가지고 있어, 관성항법장치의 성능향상을 위한 연구가 요구되어 왔다.

본 논문에서 다루고자 하는 범위는 관성항법장치를 이용한 자세추정시스템으로써 동체의 자세를 측정하는 것을 목적으로 한다. 관성항법장치를 이용한 자세추정시스템은 많은 연구가 이루어져 왔으나, 상용화된 시스템이 매우 고가이기 때문에 많은 분야에서 활용하지 못하는 경우가 많다. 따라서 저가이면서 높은 성능을 가지는 자세추정시스템의 개발이 필요하다[5]. 저가의 자세추정시스템은 자이로센서와 가속도센서와 같은 MEMS(microelectro-mechanical system)기반의 관성센서를 이용하여 구현할 수 있다[6-9]. MEMS기반 관성센서는 저가에 전력소모가 작으며 대량생산이 가능하다는 장점이 있으나, 일반적으로 다른 센서에 비해 정밀도가 떨어지고 바이어스 안정도가 취약하다는 단점이 있다.

특히 자이로 센서의 경우 센서의 드리프트로 인해 자이로센서 값을 적분한 값이 발산하게 되며, 가속도 센서의 경우 센서가 회전중심축에 존재할 시에는 값의 오차가 적으나 센서에 병진운동성분이 인가될 시에 각도 추정에 문제가 생기게 된다.

따라서 이러한 단점을 여러 센서들의 결합으로 극복하고자 하여 최근에는 센서융합방식을 이용한 자세추정시스템이 구현되고 있다.

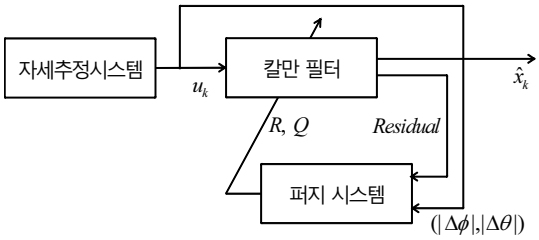



그림 1. 퍼지-칼만 필터 블록도
Fig. 1 Fuzzy-Kalman filter block diagram

두 센서들을 융합하는 대표적인 알고리즘으로는 최적제어기법과 칼만필터를 이용하는 방법이 있다[10]. 최적제어 기법은 이득을 구하기 어렵고 자세각 계산을 위해서는 적분을 필요로 하기 때문에 적분 오차에 노출되는 단점을 가지고 있다.

그러므로 본 논문에서는 적분 오차의 보정이 용이하고 동체의 움직임에 따른 칼만 필터의 추정 성능을 변화 시킬 수 있는 적응형 퍼지-칼만 필터를 제안하였다. 칼만필터는 계수 R, Q에 따라 칼만 이득 값을 변화시키고 이는 칼만필터의 갱신과정에서 시스템 모델과 관측모델의 가중치를 결정한다[11]. 그러므로 칼만 필터에 계수 R, Q값을 조절하는 퍼지시스템을 적용하였고 시스템의 소속함수는 교차검증을 통해 최적화 하였다[12-13].

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 구현한 자세추정시스템의 구성 및 시스템모델에 대해 기술하였고, 3장에서는 퍼지로직 최적화 방법에 대해 기술하였다. 4장에서는 실험 결과를 마지막 5장에서는 결론에 대해 기술하였다.

## Ⅱ. 센서 융합 모델

### 2.1 자세추정시스템

제안하는 센서융합모델의 구성은 그림 1과 같다. 자세추정 시스템으로부터 계측값 $u_k$를 입력으로 받아, 자세추정시스템의 자세각을 예측하기 위해 칼만필터 과정을 수행한다. 이때 칼만필터의 Residual과 가속도센서로부터의 각도 변화량을 입력으로 퍼지시스템을 이용하여 칼만필터의 $Q$, $R$값을 조정한다. 조정된 $Q$, $R$값을

바탕으로 추정된 자세각 $\hat{x}_k$를 출력으로 하고 이를 자세추정시스템의 자세각으로 본다.

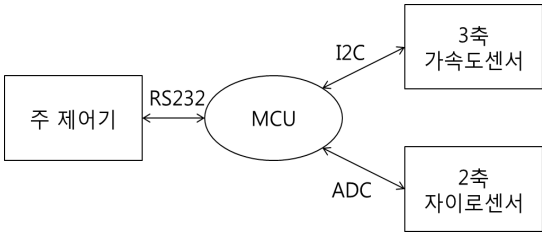



그림 2. 자세추정시스템의 구성
Fig. 2 Structure of attitude heading reference system

자세추정시스템은 동체의 자세를 계산 할 수 있는 시스템으로 본 논문에서는 저가의 자세추정시스템의 구현을 위해 MEMS 기반의 가속도센서와, 자이로센서를 이용하였다. 구현한 자세추정시스템은 롤(roll), 피치(pitch)를 측정하는 시스템이다. 제작한 자세추정시스템은 그림 2와 같이 3축 가속도 센서와 2축 자이로 센서, MCU 보드, 주제어기로 구성하였다. 그림 3과 같이 시스템이 동작하게 되면 센서들로부터 계측 받은 데이터를 MCU로 보내고 MCU에서 수집된 데이터를 컨트롤러인 PC로 보내게 된다.

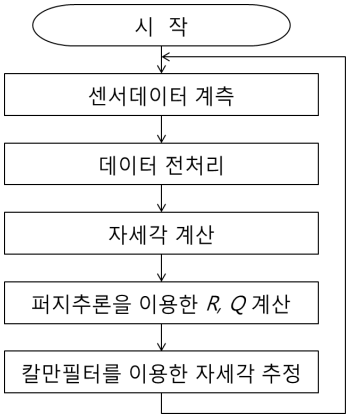



그림 3. 자세추정 시스템 흐름도
Fig. 3 AHRS system flowchart

입력받은 센서 값들은 전처리과정을 거쳐 보정한 후 계측받은 데이터를 바탕으로 자세각을 계산한다. 계산된 자세각으로부터 구한 잔여오차와 가속도센서의 변화량을 바탕으로 퍼지추론을 이용하여 칼만필터 계수 $Q$, $R$값을 구하고 칼만필터를 이용하여 자세각을 추정한다. 표 1은 사용된 센서들의 주요사양을 보여준다.

표 1. 사용된 센서들의 주요 사양
Table. 1 Major specification of used sensors

| Sensor | Specification | |
|---|---|---|
| Accelerometer (myAccel3LV02) | Measurement range | ±2g, ±6g |
| | Data communication | SPI, I2C |
| | Size | 16.1x11.5mm |
| | ADC | 12bit |
| | Operation voltage | 2.16~3.6V |
| 2-axis Gyro (myGyro300SPI) | Measurement range | ±500°/s |
| | Filter frequency | 2kHz |
| | Data communication | Analog |
| | Size | 18.5x11.0mm |
| | Operation voltage | 3.0~3.3V |

### 2.2 칼만 필터

칼만 필터는 시스템 모델과 관측 모델로 이루어져 있으며 일반적인 칼만 필터의 경우 선형시스템을 모델화하여 사용한다. 칼만필터의 흐름은 간략히 그림 4와 같으며 일반적인 칼만 필터의 경우 선형시스템을 모델화하여 사용한다. 칼만필터의 흐름은 그림 4와 같다. 직전 추정 값 $\hat{x}_{k-1}$과 오차 공분산 $P_{k-1}$을 입력으로 시스템의 상태 $\hat{x}_k^-$와 오차공분산 $P_k^-$을 예측한다.

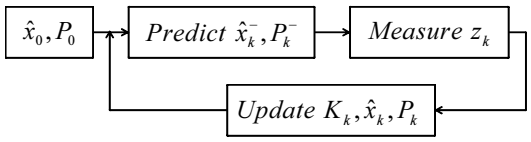



그림 4. 칼만 필터
Fig. 4 Kalman filter

추정 단계에서는 이전 단계에서 예측된 오차공분산 값 $P_k^-$을 이용하여 칼만 이득 $K_k$을 계산하고 측정 값 $z_k$과 예측 값 $\hat{x}_k^-$의 차이를 보상해서 새로운 추정 값 $\hat{x}_k$과 오차공분산 $P_k$을 갱신한다. 이와 같은 과정을 반복하면서 최적 해를 구한다.

### 2.3 롤과 피치 추정을 위한 칼만필터 모델

본 논문에서는 롤($\phi$), 피치($\theta$)값을 추정하기 위하여 일반적인 칼만필터를 사용하였다. 칼만필터의 시스템 모델식은 식(1)과 같다.

$$x_k = Ax_{k-1} + Bu_k + w_{k-1} \tag{1}$$

시스템 모델의 상태 변수 $x_k$는 롤, 피치로 정의하며 가속도센서의 값은 입력 $u_k$로 이용한다. 상태변수와 입력변수는 각각 $x_k = [\phi_{k+1}\ \theta_{k+1}\ b_{\phi,k+1}\ b_{\theta,k+1}]^T$, $u_k = [\dot{\phi}\ \dot{\theta}]$로 나타낸다. 여기서 A와 B는 식(2)와 같다.

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -dt & 0 \\ 0 & 1 & 0 & -dt \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},\ B = \begin{bmatrix} dt & 0 \\ 0 & dt \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{2}$$

롤, 피치 값을 추정하기 위한 칼만 필터의 관측 모델로는 가속도 센서를 이용하였다. 자이로 센서는 특이의 드리프트 현상으로 인하여 계측되는 값을 그대로사용할 수 없으므로 드리프트에 강인한 가속도 센서를 관측 모델로 사용하였다. 칼만필터의 관측 모델식은 식(3)과 같다.

$$z_k = Hx_k + v_k \tag{3}$$

관측 모델의 측정 벡터 $z_k = [\phi_{k+1}\ \theta_{k+1}]^T$이고, 측정 벡터에 관한 행렬인 $H$는 식(4)와 같다.

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{4}$$

$w_{k-1}$와 $v_k$는 각각 시스템 잡음과 측정 잡음으로 측정 잡음의 경우 센서 제작사에서 제공하는 경우가 많으나 각 센서의 특징이 미세하게 다르다. 시스템 잡음의 경우는 시스템에 대한 지식과 경험에 의존할 수밖에 없고, 이를 기반으로 한 모델링이 실제 동적 시스템과 일치 하지 않을 경우 칼만 필터의 성능을 심각하게 떨어뜨릴 수도 있으며, 값을 발산하게 만들 수도 있다. 그러므로 칼만필터에 퍼지로직을 적용하여 동체의 움직임에 따라 시스템 잡음과 측정 잡음을 조절함으로써 칼만필터의 추정 성능을 높인다.

## Ⅲ. 퍼지로직을 이용한 칼만필터 계수 조정

시스템의 잡음과 측정 잡음이 정규분포를 따른다고 가정할 때, 잡음의 분산 값에 따라 상태모델의 잡음을 다음과 같은 공분산 행렬로 표현할 수 있다.

$$Q_k = E[w_k w_k^T] \tag{5}$$

$$R_k = E[v_k v_k^T] \tag{6}$$

각각의 공분산 행렬은 예측 단계의 공분산행렬 식(7)과 추정단계의 칼만이득 식(8)에 의해 시스템에 영향을 미치며 $Q$가 클 경우 측정값, 즉 가속도 센서에 대한 신뢰도가 증가하고 $R$이 클 경우 측정값의 반영 비율이 감소하면서 자이로 센서에 대한 신뢰도가 높아진다.

$$P_k^- = AP_{k-1}A^T + Q \tag{7}$$

$$K_k = P_k^- H^T (HP_k^- H^T + R)^- \tag{8}$$

따라서 $Q$, $R$값을 조절하여 가속도 센서로 인한 추가적인 잡음을 보상한다.

### 3.1 Q, R 조정을 위한 퍼지 논리 시스템

제안한 시스템에서는 $Q$, $R$값의 조절을 퍼지논리로 추론한다. 본 논문에서는 가속도센서의 변화량($|\triangle a|$)과 칼만필터의 잔여오차($Residual : z_k - H\hat{x_k}$) 값을 입력으로 하고 $Q$, $R$ 값을 출력하는 퍼지시스템을 구현하였고 제안한 규칙은 Mamdani 퍼지추론 규칙의 형태를 따르며 식(9)와 같다. 제안한 규칙은 시스템 상에서 $Q$가 클 경우 가속도 센서에 대한 신뢰도가 증가하고 $R$이 클 경우 자이로 센서에 대한 신뢰도가 높아지는 특징을 반영하였다.

$$IF\ |\triangle a| = small\ \text{and}\ Residual = small,\ THEN\ R\ is\ decrease\ \text{and}\ Q\ is\ increase$$
$$IF\ |\triangle a| = large\ \text{and}\ Residual = large,\ THEN\ R\ is\ increase\ \text{and}\ Q\ is\ decrease \quad (9)$$

일반적으로 입력이 2개인 퍼지시스템은 4개의 규칙을 가지지만 가속도센서의 변화량과 칼만필터의 잔여오차는 변하는 경향이 같기 때문에 두 가지 입력이 상반되는 경우는 규칙에서 제외하였다.

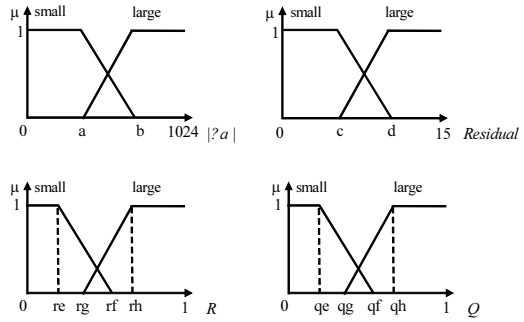



그림 5. Q, R 조정을 위한 퍼지 소속 함수
Fig. 5 Fuzzy membership function for Q, R tuning

식(9)의 추론규칙을 바탕으로 하여 사다리꼴 모양의 퍼지함수를 설계하였으며 이때 퍼지함수를 결정하는 파라미터는 그림 5와 같이 전건부 소속함수를 결정하는 파라미터 (*a, b, c, d*)와 후건부 소속함수를 결정하는 파라미터 (*re, rf, rg, rh, qe, qf, qg, qh*)이다.

### 3.2 교차검증법을 이용한 퍼지 소속 함수 최적화

본 논문에서는 퍼지 소속 함수 파라미터의 최적화를 위하여 교차검증법을 사용하였다. 교차검증기법은 학습시 주어진 데이터를 학습(training) 데이터와 검증(validation) 데이터로 나누어 검증 데이터에 대한 최적의 모델을 선정하는 방법이다. 본 논문에서는 교차검증법을 사용하여 퍼지 소속 함수의 최적 파라미터를 선정하고자 한다. 자세추정시스템에 사용되는 퍼지시스템의 소속 함수를 최적화하기 위한 교차검증 방법은 다음과 같은 순서로 진행되며 그림 6에서 검증의 수행방법을 순서도로 표현하였다.

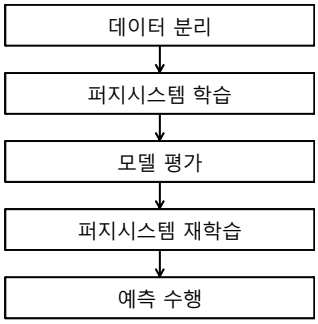


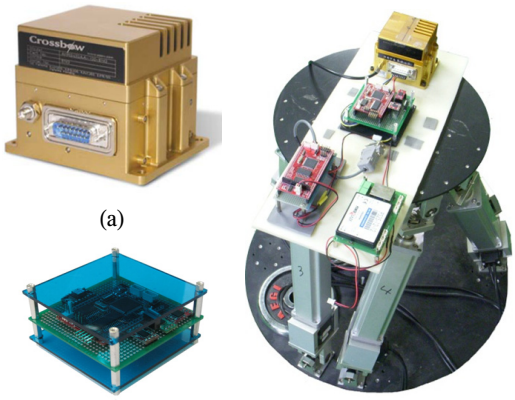

그림 6. 교차검증법 순서도
Fig. 6 Flowchart of cross-validation method

1) 주어진 데이터 집합을 학습 데이터와 검증 데이터로 나눈다.
2) 퍼지시스템의 소속 함수를 결정하는 파라미터(*a, b, c, d, re, rf, rg, rh, qe, qf, qg, qh*)에 대해서 학습 데이터만을 사용하여 학습시킨다.
3) 2)에서 학습된 소속 함수 파라미터에 대해서 검증데이터에 대한 예측오차를 계산한다.
4) 3)에서 계산된 검증데이터에 대한 예측오차를 최소로 하는 최적의 파라미터를 결정한다.
5) 4)에서 결정된 파라미터를 이용하여 주어진 데이터 집합, 즉 학습 데이터와 검증 데이터를 합한 데이터에 대해서 다시 한 번 학습 시킨다.
6) 학습된 소속함수 파라미터를 이용하여 미지의 데이터에 대한 예측을 수행한다.

학습의 방향은 제안하는 퍼지 모델의 출력 값 $Q$, $R$에 의해 조정되는 퍼지-칼만 필터를 적용한 자세추정 시스템의 자세 추정 값과 NAV420CA-100으로 계측된 참값의 비교 오차를 줄이는 방향으로 수행하였다.

## Ⅳ. 실험 및 결과

2장에서 소개한 3축 가속도 센서와 2축 자이로 센서, MCU와 주 제어기로 구성된 자세추정시스템을 이용하여 계측 받은 데이터를 바탕으로 퍼지로직을 이용한 계수조절 칼만필터 알고리즘을 구현하였다. 구현한 자세추정시스템은 그림 7-(b)와 같다.




(a) (b) (c)

그림 7. 실험 장비
(a) NAV420CA-100 (b) 자세추정시스템
(c) Stewart platform
Fig. 7 Experimental equipment.
(a) NAV420CA-100 (b) attitude heading reference system (c) Stewart platform

### 4.1 실험 환경

구현한 자세추정시스템의 성능분석을 위하여 NAV 420CA-100을 참값으로 가정하고 칼만필터와 퍼지-칼만필터, 최적화된 퍼지-칼만필터를 통해 추정한 자세각을 비교하였다. 실험에 사용된 NAV420CA-100은 GPS와 3축 가속도센서, 3축 자이로센서, 3축 지자기센서, 온도센서를 내장하고 있으며 주요사양은 표 2와 같다.

표 2. NAV420CA-100(AHRS)
Table. 2 NAV420CA-100(AHRS)

| Performance | Update rate | 2-100Hz |
|---|---|---|
| Attitude | Range:Roll, Pitch | ±180˚, ±90˚ |
| | Accuracy(with GPS) | < 0.75˚rms |
| | (without GPS) | < 2.5˚rms |
| | Resolution | < 0.1˚ |
| | Size | 7.6x9.5x7.6cm |

NAV420CA-100과 구현한 자세추정시스템을 실험하기 위해 Stewart platform을 이용하여 동일 움직임 상에서 자세각을 측정하였다. Stewart platform은 무인항공기의 움직임을 모델링하기 위해 Hardware In the Loop Simulation(HILS)에 사용되는 장치로서, 롤, 피치로 ±60도까지 움직임이 가능하다. 구현된 실험 장치는 그림 7-(c)와 같다.

### 4.2 자세각 측정 시험방법 및 성능지수

실험에 사용된 자세추정시스템은 롤 방향으로 ±180˚, 피치방향으로 ±90˚ 측정가능하게 설계하였으며 실험은 롤, 피치 방향으로 $(-30^\circ,0^\circ)$, $(-15^\circ,0^\circ)$, $(0^\circ,15^\circ)$, $(0^\circ,30^\circ)$, $(-30^\circ,30^\circ)$, $(-15^\circ,15^\circ)$ 구간에서 회전하면서 1. 경험적으로 설계한 퍼지로직을 이용하여 추정한 자세각과 2. 교차검증법을 사용하여 최적화시킨 퍼지로직을 이용하여 추정한 자세각, 3. 일반적인 칼만필터만을 사용하여 추정한 자세각을 비교하였다.

실험 결과는 NAV240CA-100의 출력 값을 참값으로 가정하여 RMSE(root mean square error), MAE(mean absolute error), RC(regularity criterion)로 표현하였으며, 각 오차의 정의는 식(10) ~ 식(12)와 같다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}[\hat{x}_i - x_i]^2} \tag{10}$$

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|\hat{x}_i - x_i| \tag{11}$$

$$RC = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}[\hat{x}_i - x_i]^2 \tag{12}$$

여기서 $x$은 NAV240CA-100의 자세각 참값이며 $\hat{x}$은 칼만필터를 통한 자세각 추정값이다.

### 4.3 실험 결과

그림 8은 최적화 과정을 거치지 않은 경험적으로 결정한 파라미터를 사용한 퍼지 소속함수를 보여준다. 반복적인 실험을 거쳐 결정한 파라미터는 *(0, 500, 0, 15, 0, 1, 0, 0.5, 0, 0.5, 0, 1)*이다. 경험적으로 설계한 그림 7의 퍼지 소속 함수는 교차검증방법을 통하여 최적화되었다. 교차검증법을 통하여 결정된 파라미터는 *(0, 44.7413, 0, 4.6302, 0, 0.1106, 0, 0.1404, 0.1565, 0.6437, 0, 0.5024)*으로, 결정된 파라미터에 의해 설계된 퍼지 소속 함수는 그림 9와 같다.

표 3. 피치 각 테스트(-30˚, 30˚)
Table. 3 Pitch angle test(-30˚, 30˚)

| Section | Pitch using only KF | | | Pitch using fuzzy KF | | | Pitch using Optimized fuzzy KF | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | RMSE | MAE | RC | RMSE | MAE | RC | RMSE | MAE | RC |
| 1 | 1.7142 | 1.3620 | 2.9386 | 1.5533 | 1.2343 | 2.4128 | 1.2570 | 1.0069 | 1.5802 |
| 2 | 1.3649 | 0.9351 | 1.8630 | 1.2797 | 0.9228 | 1.6376 | 0.6532 | 0.5196 | 0.4267 |
| 3 | 1.2741 | 0.8447 | 1.6234 | 1.1162 | 0.7038 | 1.2458 | 0.9910 | 0.7496 | 0.9820 |
| 4 | 2.1202 | 1.2468 | 4.4953 | 2.0524 | 1.2705 | 4.2122 | 0.7120 | 0.5828 | 0.5070 |

표 4. 롤 각 테스트(-30˚, 30˚)
Table. 4 Roll angle test(-30˚, 30˚)

| Section | Roll using only KF | | | Roll using fuzzy KF | | | Roll using Optimized fuzzy KF | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | RMSE | MAE | RC | RMSE | MAE | RC | RMSE | MAE | RC |
| 1 | 1.8173 | 1.0785 | 3.3027 | 1.8298 | 1.2002 | 3.3481 | 0.8501 | 0.6704 | 0.7227 |
| 2 | 1.0692 | 0.7397 | 1.1431 | 1.0179 | 0.7263 | 1.0360 | 0.6403 | 0.5118 | 0.4099 |
| 3 | 1.3569 | 1.1552 | 1.8411 | 1.2871 | 1.1013 | 1.6566 | 1.4045 | 1.2128 | 1.9727 |
| 4 | 1.9346 | 1.1609 | 3.7426 | 1.6384 | 0.9491 | 2.6842 | 0.5856 | 0.5115 | 0.3429 |

표 3과 표 4는 각각 구현한 자세추정시스템을 피치, 롤 방향으로 ±30˚ 회전 실험을 하여 얻은 구간별결과이다. 회전 한주기내에서 각 구간의 실험 결과를 RMSE, MAE, RC값으로 비교하였다. 그림 10과 그림 12에는 각 실험에 대하여 참값으로 가정하는NAV240CA-100의 출력 값인 회전각을 나타내었고, 그림 11과 그림 13에는 그림 10과 12에 나타낸 회전구간별 실험 비교 데이터를 나타내었다.

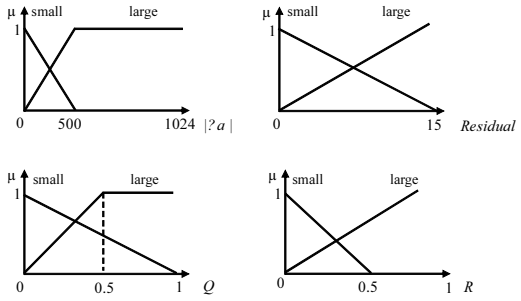



그림 8. 경험적으로 설계한 퍼지 소속 함수
Fig. 8 Fuzzy membership function by heuristic evaluation

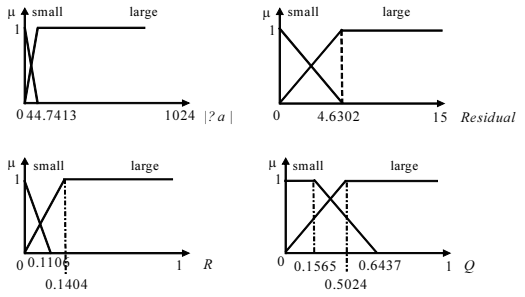



그림 9. 최적화된 퍼지 소속 함수
Fig. 9 Optimized fuzzy membership function

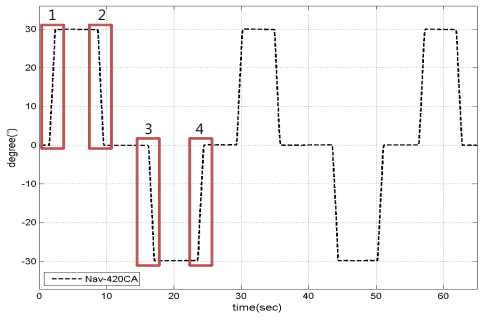



그림 10. NAV240CA-100, 피치 ±30˚
Fig. 10 NAV240CA-100, pitch ±30˚

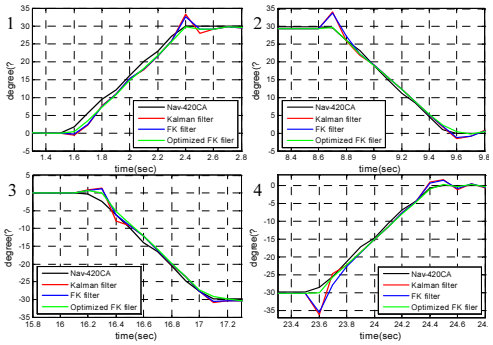



그림 11. 피치 구간별 실험결과
Fig. 11 Experimental result on pitch sections

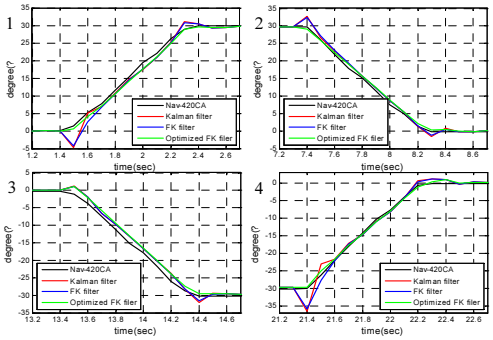



그림 13. 롤 구간별 실험결과
Fig. 13 Experimental result on roll sections

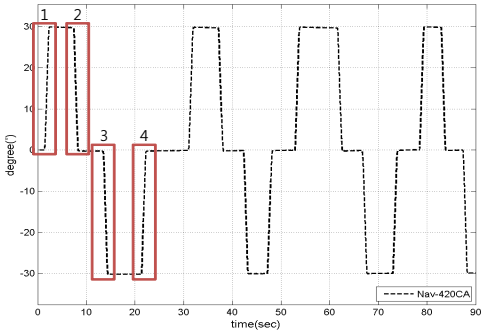



그림 12. NAV240CA-100, 롤 ±30°
Fig. 12 NAV240CA-100, roll ±30°

실험결과 교차검증법을 사용하여 최적화시킨 퍼지-칼만 필터를 사용한 결과가 가장 뛰어났으며 피치 방향 실험의 구간 평균 오차 값은 각 지수별 RMSE 0.9033, MAE 0.7147, RC 0.8740으로 기존 칼만필터 대비 RMSE 44.18%, MAE 34.86% RC 67.99%만큼 성능이 개선되었다.

롤 방향 실험의 경우, 구간 평균 오차 값은 각 지수별 RMSE 0.8701 MAE 0.7266 RC 0.8620으로 기존 칼만필터 대비 RMSE 43.66%, MAE 29.70% RC 65.62%만큼 성능이 개선되었다. 제안한 센서융합모델을 사용하여 롤, 피치 방향으로 $(-30^\circ, 0^\circ)$, $(-15^\circ, 0^\circ)$, $(0^\circ, 15^\circ)$,

표 5. 제안한 센서융합모델 실험결과
Table. 5 Experimental result using proposed sensor fusion model

| Experimental Method | Using only KF | | | Using fuzzy KF | | | Using Optimized fuzzy KF | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | RMSE | MAE | RC | RMSE | MAE | RC | RMSE | MAE | RC |
| roll ±15° | 0.5194 | 0.2605 | 0.2698 | 0.4847 | 0.2545 | 0.2350 | 0.3463 | 0.2183 | 0.1199 |
| roll +15° | 0.6098 | 0.4065 | 0.3718 | 0.5775 | 0.3988 | 0.3335 | 0.4998 | 0.3791 | 0.2498 |
| roll -15° | 0.8038 | 0.3229 | 0.6461 | 0.7004 | 0.2979 | 0.4906 | 0.4261 | 0.2287 | 0.1815 |
| roll ±30° | 0.8008 | 0.3409 | 0.6413 | 0.7664 | 0.3360 | 0.5873 | 0.5262 | 0.2834 | 0.2769 |
| roll +30° | 0.6459 | 0.3179 | 0.4171 | 0.6136 | 0.3111 | 0.3765 | 0.5013 | 0.2811 | 0.2513 |
| roll -30° | 0.7669 | 0.2905 | 0.5882 | 0.7067 | 0.2811 | 0.4994 | 0.4438 | 0.2231 | 0.1970 |
| pitch ±15° | 0.7009 | 0.2846 | 0.4912 | 0.6352 | 0.2667 | 0.4035 | 0.4304 | 0.2091 | 0.1853 |
| pitch +15° | 0.8443 | 0.3391 | 0.7128 | 0.7935 | 0.3214 | 0.6296 | 0.4426 | 0.2375 | 0.1959 |
| pitch -15° | 0.8844 | 0.4014 | 0.7821 | 0.8124 | 0.3819 | 0.6600 | 0.4457 | 0.2773 | 0.1986 |
| pitch ±30° | 0.8427 | 0.4671 | 0.7101 | 0.7971 | 0.4532 | 0.6353 | 0.5955 | 0.3852 | 0.3547 |
| pitch +30° | 0.9424 | 0.5264 | 0.8881 | 0.8641 | 0.5021 | 0.7467 | 0.6219 | 0.4260 | 0.3868 |
| pitch -30° | 1.0386 | 0.5579 | 1.0788 | 0.9588 | 0.5426 | 0.9192 | 0.6396 | 0.4468 | 0.4091 |
| 평균 | 0.7833 | 0.3763 | 0.6331 | 0.7259 | 0.3623 | 0.5431 | 0.4933 | 0.2996 | 0.2506 |

(0°,30°), (−30°,30°), (−15°,15°) 구간에 대하여 실험한 결과는 표 5와 같다. 전체 열두 경우의 실험에 대해 제안한 최적화된 퍼지-칼만 필터 모델의 성능평균은 RMSE 0.4933, MAE 0.2966, RC 0.2506으로 RMSE 값으로 살펴보았을 때 기존 칼만필터에 비해 오차가 0.29만큼 작았으며 이는 기존의 칼만필터에 비해 37.03%만큼 성능이 향상된 결과이다. 또한 경험적으로 설계한 퍼지-칼만 필터에 비해 오차가 0.2326만큼 작았으며 이는 경험적으로 설계한 퍼지-칼만 필터에 비해 32.04%만큼 이 성능이 개선되었음을 확인 할 수 있다.

## V. 결 론

본 논문에서는 저가의 자세추정시스템(AHRS)을 개발하기위해 교차검증법으로 최적화시킨 퍼지로직을 이용한 퍼지-칼만 필터 모델을 제안하였다. 일반적으로 상용화 되어 있는 자세추정시스템은 고가이기 때문에 저가이면서 고사양의 자세추정시스템을 구현하는 방법에 대해 연구하였다. 구현된 자세추정시스템은 저가의 MEMS기반의 3축 가속도센서와 2축 자이로센서를 사용하였고 MCU를 통해 연산 및 제어를 하였다.

구현한 자세추정시스템을 상용화되고 있는 센서와 비교하여 여러 구간에서 롤, 피치 방향으로 회전하면서 1. 일반적인 칼만필터만을 사용하여 추정한 자세각, 2. 경험적으로 설계한 퍼지로직을 이용하여 추정한 자세각과 3. 교차검증법을 사용하여 최적화시킨 퍼지로직을 이용하여 추정한 자세각의 성능을 비교하였다. 그 결과 3. 교차검증법을 사용하여 최적화시킨 퍼지-칼만필터 모델을 사용했을 때 다른 경우 보다 오차값이 줄어들었음을 확인 할 수 있었다. 제안한 센서융합모델을 사용하여 구현한 자세추정시스템을 상용화되고 있는 센서와 비교하여 실험하였고, 그 결과 롤, 피치각 3°이내의 작은 오차 차이가 존재하는 저가의 높은 사양을 가진 자세추정 시스템을 구현한 것을 확인 할 수 있었다.


### 감사의 글

이 논문은 2010년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 2010-0024110)


### 참고문헌


[1] J.H.Kim, H.G.Min, J.D.Cho, J.H.Jang, S.H.Kwon, E.T.Jeung, "Design of angular estimator of inertial sensor using the least square method," World Academy of Science, Engineering and Technology, pp. 502-505, 2009.

[2] D.W.Jung, P.Tsiotras, "Inertial Attitude and Position Reference System Development for a Small UAV," American Institute of Aeronautics and Astronautics, pp. 1-15, 2007.

[3] Y.C.Lai, S.S.Jan, F.B.Hsiao, "Development of a Low-Cost Attitude and Heading Reference System Using a Three-Axis Rotating Platform," Sensors, vol. 10, issue 4, pp. 2472-2491, 2010.

[4] W.Geiger, J.Bartholomeyczik, U.Breng, W.Gutmann, M.Hafen, E.Handrich, M.Huber, A.Jäckle, U.Kempfer, H.Kopmann, J.Kunz, P.Leinfelder, R.Ohmberger, U.Probst, M.Ruf, G.Spahlinger, A.Rasch, J.Straub-Kalthoff, M.Stroda, K.Stumpf, C.Weber, M.Zimmermann, S. Zimmermann, "EMS IMU for AHRS Applications," Position, Location and Navigation Symposium, issue 5, pp. 225-231, 2008.

[5] D.G Egziabher, R.C. Hayward and J.D Powell, "A Low-Cost GPS/Inertial Attitude Heading Reference System (AHRS) for General Aviation Applications," Position Location and Navigation Symposium, issue 20, pp. 518-525, 1998.

[6] R.Zhu, D.Sun, Z.Zhou, D.Wang, "A linear fusion algorithm for attitude determination using low cost MEMS-based sensors," Measurement, vol.40, issue 3, pp. 322-328, 2007.

[7] I.Skog, P.Handel, "Calibration of a MEMS Inertial

Measurement Unit," XVII IMEKO World Congress, 2006.

[ 8 ] N.H.Q.Phuong, H.J.Kang, Y.S.Suh, Y.S.Ro, "A DCM Based Orientation Estimation Algorithm with an Inertial Measurement Unit and a Magnetic Compass," Journal of Universal Computer Science, vol. 15, no. 4, pp. 859-876, 2009.

[ 9 ] R.Zhu, Z.Zhou, S.Li, X.Sun, "A Novel Miniature Azimuth-level Detector Based on MEMS," Microelectromechanical Systems Conference, pp. 50-53, 2001.

[10] W.Qin, W.Yuan, H.Chang, L.Xue, G.Yuan, "Fuzzy Adaptive Extended Kalman Filter for Miniature Attitude and Heading Reference System," 4th IEEE International Conference on Nano/Micro Engineered and Molecular Systems, pp. 1026-1030, 2009.

[11] T.R.Kim, J.C.Do, E.K.Jung, G.D.Baek, S.S.Kim, "Adaptive Tuning of Kalman Filter Using Fuzzy Logic for Attitude Reference System," The Sixteenth International Symposium on Artificial Life and Robotics, pp. 310-313, 2011.

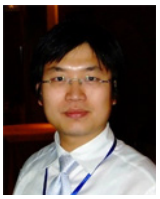
[12] J.D.Rodriguez, A.Perez, J.A.Lozano, "Sensitivity Analysis of k-Fold Cross Validation in Prediction Error Estimation," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, VOL. 32, NO. 3, pp. 569-575, 2010.

[13] S.Amari, N.Murata, K.-R.Muller, M.Finke, H.H.Yang, "Asymptotic statistical theory of overtraining and cross-validation," IEEE Transactions on Neural Networks, VOL. 8, NO. 5, pp. 985-996, 1997.

## 저자소개

**김 수 대(Sudae Kim)**

2010년 부산대학교 전자전기공학부(공학사)
2010년～현재 부산대학교 전자전기공학과 석사과정
※관심분야 : 지능 시스템, 데이터 마이닝



**백경동(Gyeongdong Baek)**

2006년 부산대학교 전자전기공학부(공학사)
2008년 부산대학교 전자전기공학과(공학석사)
2008년～현재 부산대학교 전자전기공학과 박사과정
※관심분야 : 지능 시스템, 신호처리, 고장 예측 및 진단

**김태림(Taerim Kim)**

2009년 부산대학교 전자전기공학부(공학사)
2011년 부산대학교 전자전기공학과(공학석사)
2010년～현재 현대모비스 연구원
※관심분야 : 지능 시스템, 센서 융합, 신호처리

**김성신(Sungshin Kim)**

1986년 연세대학교 전기공학과 (공학석사)
1996년 Georgia Inst. of Technology 전기및컴퓨터공학과 (공학박사)
1998년～현재 부산대학교 전자전기통신공학부 교수
※관심분야 : 지능 시스템, 지능형 로봇, 고장 예측 및 진단