

# 자율주행 차량 제어를 위한 다중 주기 센서 기반의 상보 필터 동기 융합

박 정 현 · 이 광 희 · 이 철 희\*

인하대학교 기계공학과

## Synchronous Interfusion of the Compensatory Filters Based on Multi-rate Sensors for the Control of the Autonomous Vehicle

Jeong-Hyeon Bak · Kwanghee Lee · Chul-hee Lee\*

Department of Mechanical Engineering, Inha University, Incheon 135-080, Korea  
 (Received 31 October 2013 / Revised 13 January 2014 / Accepted 7 February 2014)

**Abstract** : This paper presents about multi-rate sensors' synchronization and filter fusion via a sigmoid function of the Kalman filter. To synchronize multi-rate sensors, the estimation states of the Kalman filter is modified. A specific matrix that makes the filter choose sensor values only updated is multiplied to measurement matrix. For the filter that has weak points on some criteria, filter fusion is suggested by using sigmoid function. Modified kalman filter is tested with practical case. A sigmoid function was designed for the test and the performance of the modified function is estimated with respect to conventional Kalman filter. Unscented Kalman filter is used to the base filter of the suggested filter because of its stability.

**Key words** : Kalman filter(칼만필터), Autonomous vehicle(자율주행 차), DGPS(고정밀 위성항법장치), Sensor synchronization(센서 동기화), Heading angle(헤딩각)

### Nomenclature

$b$	: input boundary function for the sigmoid function	$Q$	: covariance matrix of the measured value
$d$	: variance of the bearing	$R$	: covariance matrix of the noise
$F$	: filtered value	$u$	: input of the system model
$H$	: measurement matrix	$U_k$	: updated measurement matrix
$k$	: number of iteration	$x$	: state variable
$K_k$	: kalman gain	$\hat{x}_k$	: estimated state
$l$	: number of state variable	$\hat{x}_k^-$	: preestimated state
$m$	: number of updated sensor value	$z_k$	: measured state
$n$	: number of sensor value	$\beta$	: coefficient for the filter fusion
$P_k$	: estimated error covariance matrix	$\gamma$	: coefficient for the filter fusion
$P_k^-$	: preestimated error covariance matrix	$\theta$	: MDPS(Motor Driven Power Steering) angle

### Subscript

$sig$  : sigmoid function

\*A part of this paper was presented at the KSAE 2013 Annual Conference and Exhibition

\*Corresponding author, E-mail: chulhee@inha.ac.kr

## 1. 서론

전 세계적으로 자율주행 차량에 대한 관심이 대두됨에 따라, 그 필요성 또한 강조되고 있다. 자율주행 차량은 장거리 주행에 따른 운전자의 피로감을 덜 수 있으며, 졸음 운전 및 음주 운전과 같은 위험한 운전을 막고 그로 인한 교통사고 역시 줄여줄 것으로 기대되고 있다. 통계에 따르면 졸음 운전과 같은 운전자 과실이 67.7%로 교통사고의 대부분을 차지하고 있으며, 음주 및 약물 영향이 4.4%로 뒤를 잇고 있다. 운전자의 운전 미숙에 의한 사고도 4.2%를 차지하여 무인차량이 도입될 경우 70%이상의 교통사고 위험을 제거할 수 있다.<sup>17)</sup> 뿐만 아니라 시각 장애인이나 운전면허 미소지자와 같이 직접 운전을 할 수 없는 이들에게도 큰 도움이 될 수 있다. 이렇듯 자율주행 차량에 대한 사람들의 관심이 커져 가면서 여러 차량 기업들이 자율주행 차량의 상용화를 도모하기 시작했고 급기야 닛산은 필두로 한 몇몇 회사들은 2020년까지 자율주행 차를 상용화를 목표로 세웠다.

자율주행 차량의 상용화를 앞당기기 위해서 자율주행 성능 다음으로 필요한 것은 차량의 단가를 낮추는 일이다. 그를 위하여 자율주행 차량의 여러 센서들을 보다 저가 저성능의 센서로 대체하고 그 성능을 소프트웨어적인 방법으로 보완할 필요가 있다. 특히 성능에 따라 큰 가격 차이 양상을 보이는 DGPS(Differential Global Positioning System)는 차량의 위치를 절대적으로 판별하기 위해 필수적이면서, 정밀도가 높은 제품일수록 가격이 크게 상승하는 센서이다. 때문에 많은 연구에서 상대적으로 낮은 단가의 GPS를 사용하며, 이를 보완하여 차량의 위치를 추정하는 연구를 진행하였다.<sup>1-7)</sup> 이와 같은 연구에는 많은 경우 칼만필터가 쓰였다. 이는 칼만필터가 수학적 모델에 기반하기 때문에 다른 필터들과 달리 미래 예측이 가능하며 센서 융합을 손쉽게 할 수 있기 때문이다. 이에 따라 칼만필터에는 수많은 후속 연구들이 존재한다.<sup>8-16)</sup> 본 연구에서는 칼만필터로 다중 주기 센서들을 융합하는 방법에 대해 서술하고 비선형 칼만필터 중 하나인 Unscented 칼만필터를 이용하여 낮은 Frequency의 DGPS 신호와 상대적으로 높은 Frequency의 기본적인 차량

Odometry 센서 신호를 동기화하는 것을 그 사용례로 실험하였다. 또한 이에 더하여 sigmoid function을 사용하여 다른 필터 개인 또는 필터와 교합을 통해 칼만필터의 성능을 향상시키는 연구를 진행하고 이 역시 실험을 통해 성능 향상을 비교·분석하였다.

## 2. 센서 동기화 및 이중 필터 융합

### 2.1 센서 동기화

칼만필터는 모델 기반의 필터로써, 크게 예측 및 보정의 단계로 나뉠 수 있다. 시스템 모델과 현재의 state를 기반으로 다음 state를 예측하고 이를 센서 측정값을 통하여 보정을 거친다. 기본적인 선형 칼만필터의 측정 보정 단계는 식 (1), (2) 및 (3)과 같다.

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

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (z_k - H\hat{x}_k^-) \quad (2)$$

$$P_k = P_k^- - K_k HP_k^- \quad (3)$$

이 때,  $K_k$ 는 칼만필터의 칼만 이득이며,  $z_k$ 는 센서에서 읽어 들인 측정값이고,  $H$ 는 측정행렬로 일반적인 경우 1과 0을 원소로 가져, 상태변수  $x$ 를 측정값  $z_k$ 에 매칭시키는 역할을 한다. 보편적으로  $H$ 는 상수 행렬로 두는데, 이는 센서 융합에서 필터의 작동을 늦추는 원인이 된다. 즉 측정 벡터  $z_k$ 의 행의 크기가  $n$  일 때, iteration  $k$ 에서  $k-1$  일 때의 센서값과 비교해 갱신된 센서 값의 개수가  $m$ 이면  $m < n$ 이면 칼만필터를 갱신할 수 없게 된다. 따라서 일반적인 경우, 센서의 가장 낮은 동작속도에 칼만필터의 동작속도를 맞춘다. 일례로 David McNeil Mayhew는 그의 학위 논문에서 100Hz의 관성 센서와 1Hz의 GPS 신호를 합쳐서 1Hz의 신호를 만들었다.<sup>14)</sup> Andrew와 Meiliang의 연구에서도 융합된 데이터를 가장 낮은 주기의 센서데이터에 맞췄다.<sup>15)</sup> 이는 가장 낮은 동작속도를 가진 센서의 속도가 시스템의 요구 동작속도보다 빠르다면 문제되지 않지만 그렇지 않을 경우엔 크게 문제가 될 수 있다. 이를테면 본 연구의 4장에서 필터 검증을 위해 10Hz의 GPS신호와 50Hz의 차량 Odometry를 사용하는데, 10Hz의 동작속도는 현대의 무인차량을 제어하기에는 부족한 속도가

다. 따라서 본 연구에서는 식 (1)~(3) 대신 식 (4)~(6)을 제안한다.

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

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

$$P_k = P_k^- - K_k U_k H P_k^- \quad (6)$$

이 때  $U_k$ 는  $m \times n$ 의 센서의 갱신 상태를 나타내는 행렬이다.  $U_k$ 의 원소  $u_{ki,j}$ 는 측정값  $z_k$ 의  $j$ 번째 원소가  $z_k$ 의 원소 중  $i$ 번째로 갱신된 측정값일 경우 1을 가지며, 그 외의 경우 0을 가진다. 식 (4)~(6)은 Kalman filter의 Update 과정에서 측정 행렬과 측정값인  $H$ 와  $z_k$  대신  $U_k \cdot H$ 와  $U_k \cdot z_k$ 를 사용함으로써 얻어진다. 이 때,  $H^T$ 는  $H^T \cdot U_k^T$ 로 치환된다. 이를 통하여 칼만필터는 센서가 업데이트 되지 않았을 경우 마치 센서 자체가 존재하지 않는 것으로 인식하여, 해당 센서에 대한 update는 추측 과정으로 대신하게 된다. 따라서 칼만필터는 모든 센서가 update 되지 않아도 동작할 수 있게 되며, 이에 따라 원하는 주기에 맞춰 칼만필터를 샘플링하거나 dynamic한 주기에 따라 샘플링하는 등, 센서 주기에 구속되지 않고 칼만필터 값을 업데이트 가능하다.

예를 들어 만일 어떠한 센서들도 갱신되지 않는다면  $U_k$ 는 영행렬이 되며 이 경우 식 (4)의 칼만 이득이 0이 된다. 하여 센서 갱신이 전혀 없는 경우에는 칼만필터의 상태 변수 예측에만 의존하게 되는데, 이는 칼만필터가 모델 기반의 필터이기 때문에 가능한 일이다. 따라서 본 연구의 칼만필터는 센서의 측정 주기에 관계 없이 원하는 주기로 칼만필터를 운용할 수 있게 되어, 서로 다른 주기의 센서들의 융합 및 센서 신호들의 리샘플링을 간단히 진행할 수 있다. 이는 시스템의 수학적 모델이 정확할수록 강력한 성능을 보여주며, 반대로 수학적 모델이 부정확하다면 센서값이 갱신될 때마다 칼만필터 값이 측정값으로 회귀하면서 고주파 노이즈가 생성될 수 있다. 이는 추정값과 측정값 사이의 괴리에서 발생하는 문제로, 측정 시스템의 수학적 모델을 정교하게 설계하면 해결된다.

## 2.2 필터 융합

이와 같은 칼만필터 사용은 보다 정교한 시스템 모델을 요구하는데, 자율주행 차량의 경우 시스템이 매우 복잡하고 실시간으로 변하기 때문에 문제가 발생한다. 매우 복잡한 모델을 구현하기 위해서는 시스템 모델의 차원이 기하급수적으로 커지게 되는데 이는 칼만필터의 실시간 기동에 심각한 영향을 미친다. 따라서 본 연구에서는 sigmoid function을 이용하여 각기 다른 특성을 가지는 필터의 융합에 대해 논한다. sigmoid function은 어느 정도 이상 입력 값이 커지면 특정 값에 수렴하는 함수로, 주로 통계 등에서 자연계의 현상을 표현할 때 쓰인다.

sigmoid function으로 널리 알려진 함수는  $erf(\frac{\sqrt{\pi}}{2}x)$ ,  $\frac{x}{\sqrt{1+x^2}}$ ,  $\tanh(x)$ ,  $\arctan(x)$  등이 있으며, 이들은 Fig. 1과 같이 양방향 수렴 성을 가지고 있다. 본 연구에서는 이 함수를 이용하여 서로 상보적인 특성을 가지는 두 가지 필터를 융합하여 결과적으로 더 나은 필터 성능을 이끌어 내고자 한다.

필터 융합에 사용되는 필터들은 특정한 경계조건을 가지고 있고 0과 1에 양방향 수렴하는 sigmoid function과 곱해진다. 따라서 sigmoid function은 상황과 경계조건에 따라 0 또는 1에 가까운 값이나 그 사이의 값을 가지게 되고, 융합에 사용되는 필터들의 최종 값은 sigmoid function의 값에 따라 부드럽게 켜지거나 꺼지게 된다. 이 때 융합에 사용되는 필터들은 사용구간에 있어서 서로 상보적인 관계에 있어야 한다.

각각의 필터의 필터링된 값들을  $F_1, F_2$ 라 하고, saturation 지점이 0부터 1이고 입력값이  $z$  인 sigmoid function을  $sig(b)$  라 하면, sigmoid function을 이용한

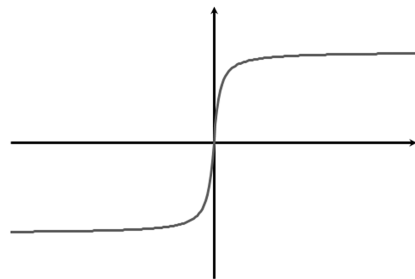


Fig. 1 Plot of the sigmoid function

두 이중 필터가 융합된 최종 필터값  $F$ 는 식 (7)과 같이 표현할 수 있다.

$$F = F_1 \times sig(b) + F_2 \times (1 - sig(b)) \quad (7)$$

$F_1$ 과  $F_2$ , 두 필터가 상보적인 관계에 있고 그 경계를 확실하게 알 수 있다면 그 경계를 결정짓는 특정 매개변수들의 함수인  $b$ 를 설계하여 sigmoid function에 입력값으로 사용함으로써 매개변수들에 따라  $F_1$ 과  $F_2$ 중 지배적인 값이 바뀌도록 할 수 있다.

### 3. 무인차량에 대한 응용 및 실험

Unscented 칼만필터(UKF)는 칼만필터의 비선형 버전 중 하나로, 확장형 칼만필터와 비교하면, 선형화 과정이 존재하지 않기 때문에 발산할 위험이 없다는 이점이 있다.<sup>16)</sup> 본 연구에서는 효과적인 자율주행 차량의 Odometry 추정을 위해 UKF를 선택했지만, 본 연구의 방법은 대부분의 칼만필터의 분파에 적용될 수 있다.

#### 3.1 실험 환경

자율주행 차량으로 현대 기아 자동차의 그랜저가 사용되었다. GPS는 CHC B20 DGPS 모델이 사용되었으며, 10Hz의 수신주기와 최대  $\pm 0.5m$ 의 위치 오차가 존재한다. 또한 Odometry 정보는 50Hz의 신호를 CAN 통신을 이용하여 수신하였으며 yaw rate, MDPS angle 및 vehicle speed를 측정값으로 사용하였다.

#### 3.2 칼만 필터의 센서 동기화 실험

본 논문에서 제시되는 센서 동기화 방법은 기존의 칼만필터들의 Update 과정에 추가적으로 Sensor Update State Matrix를 적용하는 방식으로, 기존의 대부분의 칼만필터 분파에 적용될 수 있다. 본 논문에서는 그 일례로서 비선형 칼만필터인 Unscented 칼만필터(UKF)를 이용하여 설계된 필터를 검증한다. UKF는 비선형 칼만필터로 시스템 모델로 행렬 대신 함수를 사용하며, 측정모델 역시 함수를 사용한다. 이들을 설계하기 위해 먼저 상태변수를 정의했으며 정의된 상태변수는  $x[x, y, speed, heading\ angle, yawrate]^T$ 와 같다. 시

스템 모델은 상태변수  $x$ 와 입력값  $u$ 의 함수로 나타내며, 각각 식 (8)~(12)와 같다.

$$x_1[k] = x_1[k-1] + x_3[k-1]\cos(x_4[k-1])\Delta t \quad (8)$$

$$x_2[k] = x_2[k-1] + x_3[k-1]\sin(x_4[k-1])\Delta t \quad (9)$$

$$x_3[k] = x_3[k-1] + u_1\Delta t \quad (10)$$

$$x_4[k] = x_4[k-1] + x_5[k-1]\Delta t \quad (11)$$

$$x_5[k] = x_5[k-1] + u_2\Delta t \quad (12)$$

측정함수는 상태변수  $x$ 에 관한 식이며, 본 실험에서는 직교좌표 성분 및 heading각을 DGPS로 측정하고 식 (13)과 같이 정의하였다.

$$h(x) = U_k \cdot x \quad (13)$$

오차 공분산의 초기값은 크기 100인  $5 \times 5$  대각행렬로 정의하였으며, 측정 공분산 행렬  $Q$  역시  $5 \times 5$  대각행렬로 정의고 대각원소의 값은 각각 0.01, 0.01, 0.1, 0.01, 0.7로 설계하였다.

측정 오차 공분산  $R$ 의 경우 역시  $5 \times 5$  대각행렬로, 대각 값은 각각 0.7, 0.7, 0.7, 1, 0.01로 설계되었다. 이를 통한 직교좌표의 위치 추정 결과는 Fig. 2와 같다. 실선은 차량의 주행궤적이며, 점으로 표현된 그래프는 필터를 거친 주행궤적이다.

필터링 되지 않은 GPS는 10Hz 단위로 샘플링되었으며, 필터링 된 궤적은 50Hz 단위로 샘플링되었다. 주행궤적이 큰 이상 없이 필터된 것을 확인할 수

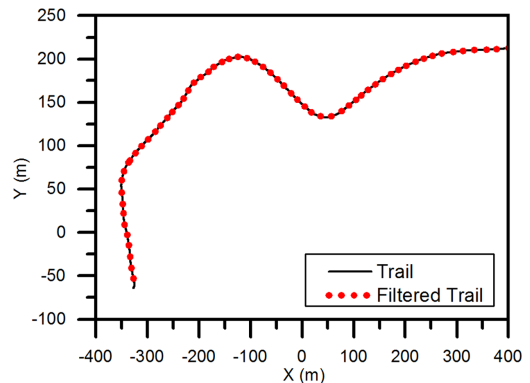


Fig. 2 Vehicle trail and filtered trail

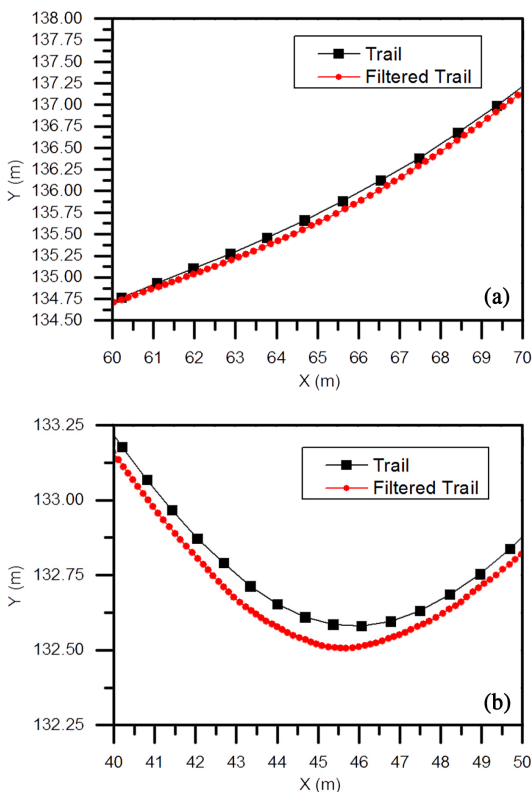


Fig. 3 Magnified vehicle trail and filtered trail (a) Straight trail (b) Curved trail

있다. Fig. 3은 Fig. 2의 부분 확대 그래프이다. Fig. 3(a)는 직선구간, Fig. 3(b)는 곡선구간에서 차량의 주행궤적을 확대한 것이다. 사각형 점은 GPS에 의해 기록된 궤적이며, 원형 점은 칼만필터에 의해 필터링 후 리샘플링 된 주행 궤적이며 각 점은 하나의 샘플링 포인트를 의미한다. 칼만필터는 50Hz의 속도로 돌기 때문에 GPS의 궤적은 같은 위치에 4~5번 중첩되어 찍혔다.

반면 칼만필터에 의해 리샘플링 된 데이터는 중첩되지 않고 연속적으로 찍혔다. 다만 결과에서 필터의 위치 추정에 20cm이하의 추정 오차가 확인되는데 이는 필터의 설계를 보다 정밀하게 함으로써 해결 할 수 있다. Fig. 4는 각각 X좌표 Y좌표에 대한 그래프이다. 필터링 되기 전의 값들은 GPS 샘플링의 한계로 인해 각각 중첩돼서 포인트가 생성되어 그래프가 계단형태로 생성되었다. 반면 본 연구에서 설계된 칼만필터를 거친 주행 궤적의 X,Y좌표들

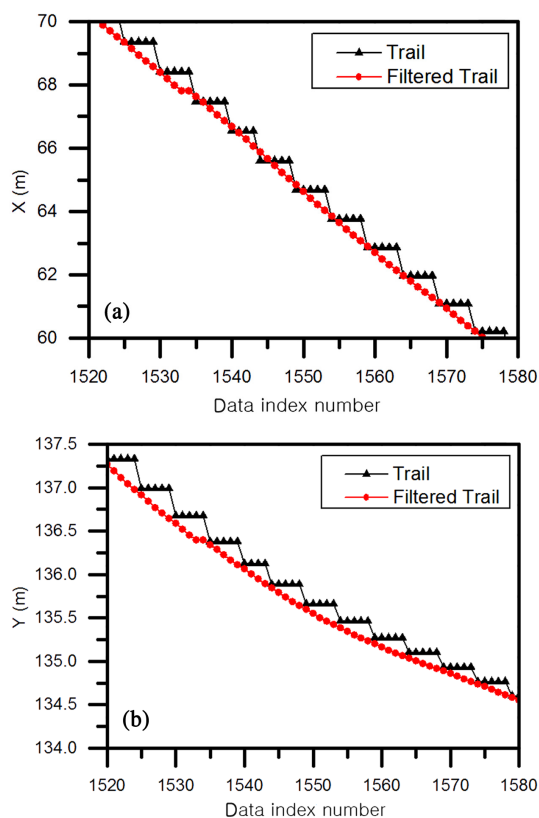


Fig. 4 Coordinate component - time plot of the vehicle trail and filtered trail (a) The plot of X coordinate (b) The plot of Y coordinate

은 계단 현상을 보여주지 않고 부드러운 주행궤적을 보여 준다.

### 3.3 이중 필터 융합 실험

GPS의 X좌표 및 Y좌표의 경우 샘플링 타임이 크나 노이즈는 크지 않기 때문에 단일 칼만필터로도 문제없이 필터링 및 리샘플링 할 수 있었으나 Heading angle의 필터링은 단일 칼만필터를 통한 필터링하기 힘들다. 차량의 GPS로부터 나오는 Heading angle은 노이즈가 상대적으로 크면서도 그 신호의 특성이 dynamic하게 변한다. 그 때문에 Heading angle의 급격한 변화에 칼만필터가 충분히 빠르게 반응할 수 있도록 칼만필터를 설계하며 상대적으로 노이즈가 큰 Heading angle을 필터링 하게 되면 Heading angle이 변하지 않게 된다. 반면 정적인 경우, 노이즈에 영향을 받아 결과적으로 충분히 필터링이 되

지 않는 문제가 생기게 된다. 반대로 Heading angle 이 정적인 상태에서 필터가 잘 되도록 설계하면 필터링 된 값이 지연되어 반응 속도가 느려진다. 따라서 본 논문에서는 이를 해결하기 위해 동적인 시스템에서 성능이 좋은 필터와 정적인 시스템에서 성능이 좋은 이중 필터를 융합하여 결과적으로 양쪽에서 모두 성능이 뛰어난 필터를 설계했다. 식 (7)에 제시된 필터 융합을 적용하기 위하여, 먼저 2가지 필터를 결정하고, 이에 따라 sigmoid function과 그 입력 매개변수함수인  $b$  를 설계해야 한다. 먼저 두 가지 필터 중 첫 번째 필터는 앞서 사용한 Unscented 칼만필터를 택했다. 필터는 GPS의 Bearing 값을 차량의 heading각으로 여겨 필터링을 했으며, Bearing 변화에는 민감하나 정적인 상태에서는 노이즈의 영향을 많이 받는다. 이를 보상해주기 위한 필터로써 MAF (Moving Average Filter)를 선택했다. MAF는 정적인 환경에서 성능이 뛰어나나, 필터링 해야 하는 값이 변할 경우 신호가 지연되어, 변하는 값을 필터링 하기에는 적절하지 않다. 따라서 본 논문에서 설계한 SKF (Synchronous Kalman Filter)와 상보관계에 있으며, 이중 융합하기에 적절하다.

다음으로 sigmoid function은 arctan 함수를 이용하였으며, 출력 범위를 고려한 sigmoid function의 설계는 식 (14)와 같다.

$$sig(x) = \frac{1 + \arctan(\beta|\theta| - \alpha) + \gamma d}{2} \quad (14)$$

$\theta$ 는 MDPS 각도로, sigmoid function의 입력기준점으로 삼는 값이며,  $\alpha$ 를 통해 sigmoid function의 변동 기준점 위치를 평행이동 시키고  $\beta$ 를 통해 sigmoid function의 변동 너비를 변화 시킨다.  $d$ 는 두 번째 필터의 변동값이며  $\gamma$ 는 이의 비례상수로 역시  $d$ 의 영향범위를 조정한다. 설계된 필터의 실험 결과는 Fig. 5에 나타나 있다. 속이 채워진 원형 기호는 GPS에서 얻은 Bearing값으로, 역시 10Hz로 샘플링 되었기 때문에 50Hz로 동작시킨 칼만필터에서는 5개씩 점이 연이어 나왔다. Fig. 5(a)에서 속이 채워진 삼각형 점으로 표현된 SKF를 통해 필터링 된 값 역시 노이즈가 완전히 제거되지는 않았다. 그러나 속이 빈 사각형 점으로 표현된 MAF의 경우 대부분의 노이즈를 제거 해 매끄러운 곡선을 보여주며, 가위표로 표시

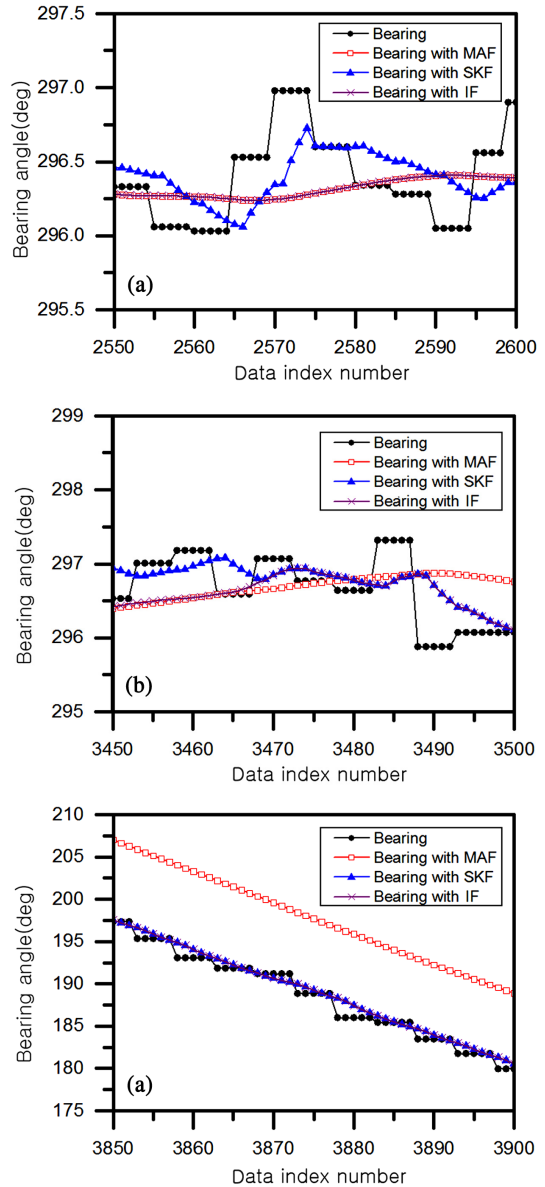


Fig. 5 Filtered bearing with various filters (a) IF follows MAF (b) IF changes the following objective from MAF to SKF (c) IF follows SKF

된 IF (Interfused Filter)는 이를 선택해 따라 가고 있다. Fig. 5(b)는 곡선 구간이 시작되어 MDPS가 움직이기 시작하는 지점으로, IF는 MAF를 따라가다가 반응성이 빠른 SKF의 필터링 결과물 따라가기 시작한다. 최종적으로 자동차가 곡선 구간을 따라서 달리고 있는 중인 Fig. 5(c)에서는 IF가 완전히 SKF를

따라 가고 있는 것을 볼 수 있으며, MAF는 지연 때문에 측정된 Bearing을 완전히 따라가지 못 하고 있다. 이렇듯 이중 융합 필터(IF)는 서로 상보적인 관계에 놓여 있는 두 필터에 대해 적절히 필요한 부분을 융합하여 보다 나은 필터링 값을 제공한다.

#### 4. 결 론

본 연구 논문에서는 자율주행 차량의 제어를 위해 개선된 칼만필터를 설계하고 GPS와 차량의 Odometry 정보(차속, yaw rate)를 이용하여 성능을 검증하였다. 이를 통하여 다음과 같은 결론을 도출하였다.

- 1) 칼만필터의 보정 과정을 수정하여 칼만필터가 서로 다른 주기를 가진 센서들을 손쉽게 융합하고 데이터를 원하는 주기로 리샘플링 할 수 있도록 하였다.
- 2) 특히 데이터의 리샘플링 과정에서 수학적 모델의 설계가 중요하다는 것을 실제 필터를 통해 실험하며 확인하였다.
- 3) 서로 완전히 다르지만 상보적인 관계에 놓여 있는 두 가지의 필터를 융합하여 서로의 장점만을 취한 필터를 설계하였다.
- 4) 융합된 필터는 실험 결과에 따르면 성공적으로 두 필터에서 유리한 부분만을 취하여 사용하였다. 단, 필터 천이 구간 설계에 따라 오히려 단기적 고주파 노이즈가 생성될 수 있으므로 융합 필터의 천이 범위는 신중하게 설계해야 한다. 필터의 천이 범위는 각각의 필터들의 신뢰도가 높은 구간을 고려하여 설계해야 하므로, 먼저 필터들에 대한 동작 특성에 대한 분석 연구가 수반되어야 한다.

후일 이러한 천이 구간에 대한 설계와 sigmoid function 설계의 다양한 방법에 대해 다뤄질 예정이다.

#### 후 기

본 연구는 국토해양부 건설기술혁신사업의 연구비 지원에 의해 수행되었습니다.

본 논문은 지식경제부 지능형자동차기술개발사업(No.10040723, 지능형 주차보조 시스템을 위한 장거리 초음파 센서 개발)으로 지원된 연구결과입니다.

#### References

- 1) E. Abbot and D. Powell, "Land-vehicle Navigation Using GPS," Proceedings of the IEEE, Vol.87, No.1, pp.145-162, 1999.
- 2) P. Zhang, J. Gu, E. E. Milios and P. Huynh, "Navigation with IMU/GPS/Digital Compass with Unscented Kalman Filter," International Conference on Mechatronics & Automation, pp.1497-1502, 2005.
- 3) C. Hu, W. Chen, Y. Chen and D. Liu, "Adaptive Kalman Filtering for Vehicle Navigation," Journal of Global Positioning Systems, Vol.2, No.1, pp.42-47, 2003.
- 4) O. Maklout, A. Ghila and A. Abdulla, "Cascade Kalman Filter Configuration for Low Cost IMU \GPS Integration in Car Navigation Like Robot," World Academy of Science Engineering and Technology, Vol.66, No.1, pp.602-609, 2012.
- 5) S. Shoval, I. Zeitoun and E. Lenz, "Implementation of a Kalman Filter in Positioning for Autonomous Vehicles," International Journal of Advanced Manufacturing Technology, Vol.13, No.1, pp.738-746, 1997.
- 6) D. Park, D. Lee, D. Lee, J. Kwon and T. You, "Development and Evaluation of Vehicle Position Estimation using Odometry with Kalman Filter," KSAE Annual Conference Proceedings, pp.1240-1244, 2011.
- 7) D. J. Kim, M. K. Kim, K. S. Lee, H. G. Park and M. H. Lee, "Localization System of Autonomous Vehicle via Kalman Filtering," International Conference on Control, Automation and Systems, pp.934-937, 2011.
- 8) L. Drolet, F. Michaud and J. Cote, "Adaptable Sensor Fusion Using Multiple Kalman Filters," Proceedings IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), Vol.2, pp.1434-1439, 2000.
- 9) S. I. Roumeliotis and G. A. Bekey, "An Extended Kalman Filter for Frequent Local and Infrequent Global Sensor Data Fusion," International Symposium on Intelligent Systems and Advanced Manufacturing, 1997.

- 10) T. G. Lee, "Centralized Kalman Filter with Adaptive Measurement Fusion," *International Journal of Control, Automation and Systems*, Vol.1, No.4, pp.444-452, 2003.
- 11) A. M. Sabantini, "Quaternion-based Extended Kalman Filter for Determining Orientation by Inertial and Magnetic Sensing," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol.53, No.7, pp.1346-1356, 2006.
- 12) V. Subramanian, T. F. Burks and W. E. Dixon, "Sensor Fusion Using Fuzzy Logic Enhanced Kalman Filter for Autonomous Vehicle Guidance in Citrus Groves," *Transactions of the American Society of Agricultural and Biological Engineers*, Vol.52, No.5, pp.1411-1422, 2009.
- 13) J. L. Crassidis, "Sigma-point Kalman Filtering for Integrated GPS and Inertial Navigation," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems*, Vol.42, No.2, pp.750-756, 2006.
- 14) D. M. Mayhew, *Multi-rate Sensor Fusion for GPS/Navigation Using Kalman Filtering*, M. S. Thesis, Virginia Polytechnic Institute and State University, Blacksburg, Virginia, 1999.
- 15) A. Smyth and M. Wu, "Multi-rate Kalman Filtering for the Data Fusion of Displacement and Acceleration Response Measurements Dynamic System Monitoring," *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol.21, No.2, pp.706-723, 2007.
- 16) S. J. Julier, J. K. Uhlmann and H. F. Durrant-Whyte, "A New Approach for Filtering Non-linear Systems," *Proceedings of the American Control Conference*, 1995.
- 17) Korean Road Traffic Authority, *Traffic Accident Factors Analysis 2012 Editions*, pp.14-20, 2012.