

GPS/IMU/OBD 융합기반 ACF/IMMKF를 이용한 차량 Pitch 추정 알고리즘

김주원*, 이명수*, 이상선°

Vehicular Pitch Estimation Algorithm with ACF/IMMKF Based on GPS/IMU/OBD Data Fusion

Ju-won Kim*, Myung-su Lee*, Sang-sun Lee°

요 약

도시화환경에서 정확한 차량 위치를 추정하기 위해서는 종방향 속도가 필요하다. 이러한 종방향 속도는 노면경사, 즉 차량의 피치각(Pitch) 산출을 통해서 가능하다. 하지만 단일 센서와 알고리즘을 이용한 피치각 추정에는 정확한 값을 기대할 수 없다. 본 논문에서는 정확한 피치각 추정을 위해 AKF(Adaptive Kalman Filter)와 CF(Complementary Filter)로 구성된 ACF(Adaptive Complementary Filter)를 이용하여 IMU(Inertial Measurement Unit)의 프로세스 노이즈와 측정에러를 주행환경에 맞게 조절하고, 이에 GPS(Global Positioning System)와 OBD(Onboard Equipment) 데이터를 융합한다. 그리고 노면 경사 모델에 따른 필터에 시스템 모델 최적화를 위해 IMM(KF(Interactive Multiple Model Kalman Filter))를 사용하여 주행환경에 적합한 최종 피치각을 추정한다.

Key Words : Interactive mutiple model, Complementary Filter, Adaptive Kalman Filter, Pitch, Road slope, IMU, GPS, OBD

ABSTRACT

The longitudinal velocity is necessary for accurate vehicular positioning in urban environment. The pitch angle, which is a road slope, should be calculated to acquire the longitudinal velocity. However, it is impossible to consider very accurate pitch, when using a sensor and an algorithm. That's why process noise and positioning stimation error of IMU should be adjusted to the driving environment and fuse GPS, OBD data with ACF which consist of AKF, CF in this paper. Then, final pitch angle which is appropriate for driving environment is estimated by IMM(KF) in order to optimize the system model according to road slope models.

I. 서 론

GPS(Global Positioning System)와 INS (Inertial Navigation System)은 과거부터 많은 연구가 이루어

져왔다.^[1] 주로 GPS로 위치정보를 획득하고 IMU (Inertial Measurement Unit)로 자세정보를 만들어서 GPS/IMU 융합 솔루션을 제공해왔다.^[2] 이러한 GPS와 IMU로 차량 측위를 하기 위해서는 여러 가지 방

* 본 연구는 2014년도 두뇌한국21플러스사업의 일환으로 수행되었습니다.

* 본 연구는 (주)만도의 지원으로 수행하였음.

• First Author : Hanyang University Department of Electronics and Computer Engineering nansil2117@hanyang.ac.kr, 학생회원

◦ Corresponding Author : Department of Electronics and Computer Engineering, Hanyang University, sslee@hanyang.ac.kr, 종신회원

* Department of Electronics and Computer Engineering, Hanyang University, lms1625@hanyang.ac.kr, 학생회원

논문번호 : KICS2015-07-219, Received July 13, 2015; Revised August 17, 2015; Accepted September 9, 2015

법이 존재한다.^[3,4] 그리고 위치추정을 위해서는 중방향 속도가 필수적인데 이는 차량의 피치각(Pitch)를 알아야한다. 이러한 pitch를 GPS와 IMU를 이용하여 추정하고 이를 In vehicle Sensor나 Odometer의 속도와 결합하면 더욱 정확한 중방향 속도를 추정할 수 있다.

피치각을 추정하기 위해서는 가장 보편화된 방법이 KF(Kalman Filter)이다. 하지만 KF는 얼마나 적합한 확률적인 역학 모델을 정의하는가에 따라 필터의 성능을 좌우한다.^[5] 필터의 부정확한 결과와 발산을 막기 위해 프로세스 노이즈와 측정예러를 결정하는 Q와 R을 설정해주는 다양한 AKF 연구가 진행되어왔다. 공분산 스케일링, 다중 모델, 적응형 추정 등이 그 예가 되겠다.^[6,7] 이들은 보정값과 잉여값 순열을 계산값과 측정값을 비교하여 필터의 성능을 분석하고 Q와 R을 재설정한다. 현재 가장 널리 사용되는 AKF는 IAE(Innovation based Adaptive Estimation)와 공분산을 스케일링하는 AFKF(Adaptive Fading Kalman Filter)이다.^[7,8]

또한 다수의 측정모델을 간단히 융합하는 CF(Complementary Filter) 즉 상보필터가 존재한다. 이는 서로 다른 주파수 대역의 정보를 측정하는 센서를 효과적으로 결합한다. 아웃풋을 결정하는 개인은 고역 통과필터, 저역통과필터로 구분되며 측정모델의 성격에 따라 배당한다.^[9] 그래서 상보필터는 센서 융합을 목적으로 항법시스템에 많이 이용된다.

마지막으로 주행 중인 차량의 경우 타겟의 행동이 다양한 패턴을 지니는데 필터가 이에 매칭이 잘 되지 않으면 그 성능은 나빠진다. 그렇기 때문에 복수의 모델을 정의하여 각 모델에 업데이트 된 추정 값의 가중치 합으로 재초기화 하는 알고리즘이 바로 IMM(Interactive Multiple Model)이다.^[10-12]

앞서 언급한 AKF, CF, IMM은 KF의 복수의 단점을 서로 다른 방식으로 보완해준다. 이들을 차량의 피치각과 같은 미세변화에 민감한 파트에 사용되면 큰 효과를 볼 수 있다. 그렇기 때문에 본 논문에서는 복수의 필터를 통해 IMU를 이용하여 차량 중방향 속도 추정을 위한 피치를 추정한다. 논문의 구성은 2장에서는 단일 측정기기의 피치를 추정의 한계를 보여주고 3장에서 IMU 데이터를 이용한 피치 추정 알고리즘인 ACF를 소개한다. 4장에서는 복수의 경사모델을 이용한 적응형 피치 추정 알고리즘을 제시하며 마지막으로 5장에서 본 알고리즘의 실차테스트 결과를 분석하고 결론 및 시사점을 6장에서 논함으로써 마무리 짓겠다.

II. 단일 센서만을 통한 Pitch 추정의 한계

차량 측위를 위해서 기본적으로 GPS와 IMU가 사용된다. 이 중 GPS는 차량의 위치, 속도, 헤딩 값 등의 위치추정에 필요한 정보를 제공한다. GPS 수신기로부터 제공받는 데이터에는 수신기의 피치에 대한 정보는 없기에 이를 구하기 위해서는 GPS의 고도와 속도 정보를 이용해 피치를 산출할 수 있다. 고도는 해수면 기준의 데이터로 m단위로 환산하고 속도는 m/s로 변환하며, 차량의 피치각 모델은 그림 1과 같다.

GPS의 전송 데이터 규격 중 하나인 GPGGA(Global Positioning System Fix Data)의 t시간의 해수면 기준의 고도인 Alt_t 의 미분 값과 GPRMC(Recommended Minimum Data)의 노트 단위 속도인 V_{gps} 를 이용하여 식 (1)과 같이 피치각인 θ 를 산출한다.

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{(Alt_t - Alt_{t-1})/\Delta t}{V_{gps}}\right) \quad (1)$$

하지만 이와 같은 GPS를 이용한 피치각 계산에는 문제점이 있다. 저가형 GPS의 경우 출력 해상도 측면에 부족함이 있고 GPS 음영지역, 멀티패스환경에서 정확도에 큰 문제를 가지고 있다. 아래 그림 2는 GPS 음영지역의 부분구간을 포함한 Semi-Opensky 환경과 정지상태에서의 GPS로 산출한 피치각을 나타낸 그림이다.

그림 2의 (a)와 같이 중간중간 0으로 바뀌는 구간과 GPS신호 단절되는 구간으로 인한 문제가 발생한다. 그림 2의 (b)와 같이 정지상태임에도 데이터가 크게 튀는 것도 확인할 수 있다. 이처럼 단독 싱글모드의 저가형 GPS를 이용한 차량 피치각 추정은 사실상 불가능에 가깝다.

또한 IMU만으로 추정한 피치 값은 센서의 미세오차, 환경변화에 많은 영향을 받는다. 주로 IMU의 가

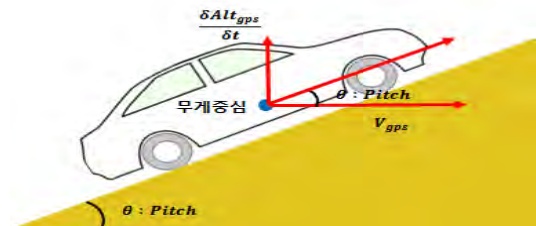


그림 1. GPS를 이용한 차량 피치각도 모델
Fig. 1. Vehicular pitch angle model by GPS

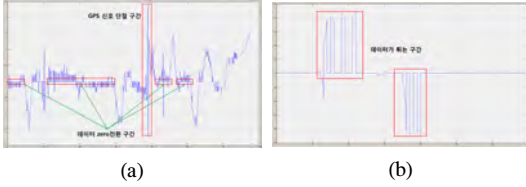


그림 2. GPS를 이용한 차량 피치각 (a) GPS음영지역을 포함한 반 오픈 스페이스 (b) 차량정지상태
Fig. 2. Vehicular pitch angle by GPS (a) Semi-opensky included GPS outage (b) vehicle stop

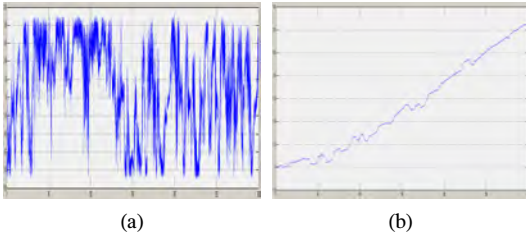


그림 3. 단일 IMU만으로 산출된 차량 피치각
Fig. 3. Vehicular pitch measured with IMU

속도와 각속도데이터를 융합하여 추정하지만 실상, 그림 3의 (a)와 같이 도면상태에 따른 큰 노이즈와 스무딩하지 못한 데이터, 큰 편차가 존재하며 그림 3의 (b)와 같이 적분 드리프트가 발생하는 것이 단점이다.

III. 피치각 추정 알고리즘

본 논문에서는 단일 센서의 피치각 추정 방법에서 발생 할 수 있는 문제를 해결하기 위하여 IMU와 GPS, OBD를 사용한 피치각을 추정한다. 3개의 센서의 데이터를 이용하여 AKF와 CF를 결합하여 최종 피치를 추정하는 ACF(Adaptive Complementary Filter)을 제안한다.

3.1 알고리즘 구성 및 시스템 모델

제안된 알고리즘은 IMU의 X축 가속도, Y축 각속도를 AKF로 피치각을 추정하고, 이를 GPS와 OBD의 데이터를 사용한 피치각에 CF를 통해 융합시키는 ACF알고리즘 블록 다이어그램은 그림 4과 같다.

$$\theta_k = \sin^{-1}\left(\frac{a_x}{g}\right) \quad (2)$$

$$\theta_k = Gyro_Y * dt + \theta_{k-1} \quad (3)$$

IMU의 X축 가속도 a_x 와 중력가속도인 g 를 식(2)와 그림 5를 통해 k 시간의 피치각인 θ_k 로 산출한다. 또한

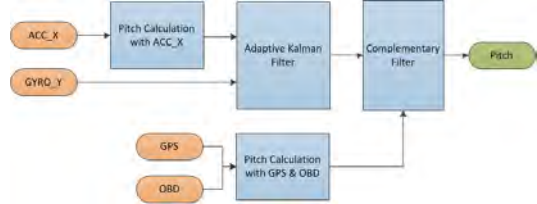


그림 4. ACF 블록 다이어그램
Fig. 4. Block diagram of ACF

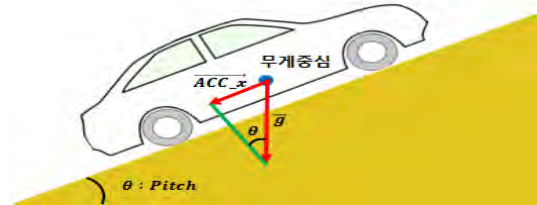


그림 5. 가속도센서를 이용한 피치각도 모델
Fig. 5. Pitch model by accelerometer

단위시간 동안에 측정된 Y축 자이로센서 값인 $Gyro_Y$ 를 식(3)과 같이 적분하여 피치각을 산출한다. 그리고 위에 언급한 피치각들은 ACF알고리즘에 사용되어 최종 피치를 추정한다. 이러한 ACF는 다음 파트에서 언급되는 AKF와 CF로 구성된다.

3.2 Adaptive Kalman Filter

칼만필터에서 시스템, 측정모델의 가중치를 결정하는 시스템 모델과 측정모델의 잡음 공분산인 Q, R 의 역할은 중요하다. Q, R 를 조절하기 위한 AKF 중에서 본 논문에서는 IAE/AFKF Hybrid 알고리즘을 적용하였고, 그 구성은 그림 6과 같다.

알고리즘의 첫 번째 단계인 KF 알고리즘 과정을 설명하자면, 예측과정, 추정과정으로 아래와 같이 나뉜다.

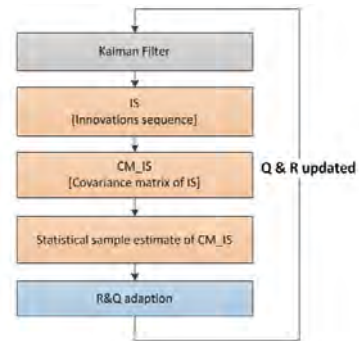


그림 6. IAE/AFKF 융합 알고리즘 구조
Fig. 6. IAE/AFKF hybrid algorithm structure

Step.1 \hat{x}_0, P_0 의 초기값 설정

Step.2 예측과정

$$\begin{aligned} \hat{x}_k^- &= A\hat{x}_{k-1} \\ P_k^- &= AP_{k-1}A^T + Q \end{aligned}$$

Step.3 추정과정

$$\begin{aligned} K_k &= P_k^- H^T (HP_k^- H^T + R)^{-1} \\ \hat{x}_k &= \hat{x}_k^- + K_k(z_k - H\hat{x}_k^-) \\ P_k &= P_k^- - K_k HP_k^- \end{aligned}$$

위의 기준 KF과정을 거쳐 다음 과정으로 빨간색 블록인 IAE알고리즘 그리고 파란색 블록인 AFKF알고리즘을 거친다. IAE 알고리즘과 각 변수인 v_k [Innovation sequence], C_{v_k} [Covariance matrix of IS], \hat{C}_{v_k} [Statistical sample estimate of CM_IS]는 아래의 식 (4)과 같으며 N은 윈도우 사이즈이다.

$$\begin{aligned} v_k &= z_k - \hat{z}_k = z_k - H\hat{x}_k^- \\ C_{v_k} &= H_k P_k^- H_k^T + R_k \\ \hat{C}_{v_k} &= \frac{1}{N-1} \sum_{j=j_0}^k v_j v_j^T \\ [j_0 &= k - N + 1] \end{aligned} \quad (4)$$

파란색 블록의 AFKF는 프로세스 노이즈 공분산 조절부분과 측정 노이즈 공분산 조절부분으로 나뉜다. 각각의 부분은 식 (5a)를 통해 적응인수인 λ 를 계산하고 칼만필터의 식 (5b)으로 R에 식 (5c)으로 Q에 적용된다.

$$\lambda = \text{tr}(\hat{C}_{v_k}) / \text{tr}(C_{v_k}) \quad (5a)$$

$$(R_A)_k = \lambda R_k \quad (5b)$$

$$\begin{aligned} (P_A)_k^- &= \lambda_Q (A_{k-1} P_{k-1} A_{k-1}^T + Q_k) \\ [\lambda_Q &= \max(1, \lambda)] \end{aligned} \quad (5c)$$

λ 가 기준 KF의 측정노이즈 공분산인 R_k 와 시스템 노이즈 공분산인 Q_k 을 통해 추정된 오차 공분산에 적용하여 칼만필터의 새로운 공분산 값인 $(R_A)_k, (P_A)_k^-$ 로 업데이트된다.

3.3 Complementary Filter

IMU으로만 피치각을 추정하기에는 정확도와 신뢰도면에서 한계가 있다. 이를 위해 또 다른 측정기기인 GPS와 OBD(Onboard Equipment)를 같이 시스템에

결합함으로써 그 정확도를 향상시킬 수 있다. IMU, GPS, OBD의 데이터 융합을 위해서는 Complementary Filter를 사용하는데 그 이유는 각 측정기기의 특성에 맞게 연산 시간을 최소화하여 간단히 결합할 수 있도록 하기 위함이다. 결합하는 측정모델은 IMU 데이터를 AKF로 추정된 θ_{IMU} 와 GPS, OBD로 그림 7과 식(6)처럼 산출한 $\theta_{GPS, OBD}$ 이다.

$$\theta_{GPS, OBD} = \sin^{-1} \left(\frac{\Delta \text{Altitude}}{V_{OBD}} \right) \quad (6)$$

여기서 $\Delta \text{Altitude}$ 는 GPGGA의 해수면 기준 고도의 변화량이고 V_{OBD} 는 OBD에서 측정된 차량 속도데이터는 3차원에서 고려된 속도이다. 이를 역사인을 취해 GPS와 OBD를 통한 피치각으로 산출한다. 각 측정데이터의 특성에 맞게 긴 측정시간에 있어 다소 부족한 면을 보이는 θ_{IMU} 는 고역통과필터를 사용하고 반면, 긴 측정시간에는 보다 유리하고 빠른 시간동안의 변화에 부적합한 $\theta_{GPS, OBD}$ 는 저역통과필터를 사용한다. 이러한 고역통과필터와 저역통과필터로 구성된 Complementary Filter는 아래의 식(7)과 같다.

$$\theta_{C.F} = \left(\frac{\tau_S}{\tau_S + 1} \right) \theta_{IMU} + \left(\frac{1}{\tau_S + 1} \right) \theta_{GPS, OBD} \quad (7)$$

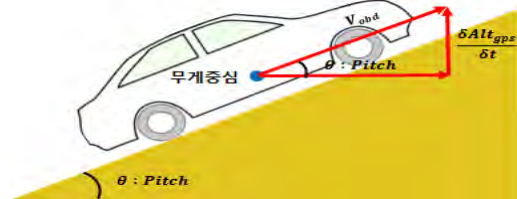


그림 7. GPS와 OBD의 측정된 속도
Fig. 7. Velocity measured with GPS & OBD

IV. 경사 모델링에 따른 적응형 피치각 추정 알고리즘

실제 도심지환경에서 적합한 차량 피치각을 추정하기 위해서는 복수의 시스템 모델을 정의해야한다. 그럼으로써 실제와 더욱 근접한 추정값을 획득할 수 있다. 이를 위해 IMMKF를 이용하여 차량 피치의 복수 모델을 정의하고 각 모델의 확률을 마르코프 모델에 의거하여 계산하여 차량 주행 상황에 맞는 알고리즘이 가중치에 맞게 적용되도록 한다. IMMKF에 사용

되는 2가지 경사 모델링과 IMMKF의 알고리즘은 다음 파트에서 제시한다.

4.1 경사모델링

IMMKF에서 차량의 피치각을 추정하기 위해 본 논문에서는 2개의 경사모델을 이용한다. 하나는 피치각의 변화율이 0인 경사모델, 다른 하나는 변화율이 일정한 상수인 경사모델이다. 첫 번째 모델을 일정경사면, 두 번째 모델을 변곡경사면이라 정의한다. 그림 8과 같은 일정경사면은 오르막, 평지, 내리막의 3가지 형태로 분류할 수 있으며 차량에서 측정되는 피치각의 값이 일정시간동안 일정하다. 즉 피치각의 변화율이 0이 되는 식 (8)의 모델식을 가진다.

$$\theta = Constant, \dot{\theta} = 0 \tag{8}$$



그림 8. 일정경사면 모델
Fig. 8. The model of constant slope

두 번째 모델인 변곡 경사면은 오르막, 내리막의 4가지 형태로 분류할 수 있으며 차량에서 추정되는 일정시간동안 피치각은 일정하지 않다. 피치각의 변화량은 일정한 상수값으로 나타낼 수 있으며 이는 그림 9 과 식 (9)을 통해 표현된다.

$$\theta_k = \theta_{k-1} + \dot{\theta} * dt, \dot{\theta} = Constant \tag{9}$$



그림 9. 변곡경사면 모델
Fig. 9. The model variant slope

4.2 Interactive Multiple Model Filter

앞서 언급된 일정 경사면, 변곡 경사면의 2가지 시스템 모델을 이용하는 IMMKF는 크게 상호작용, 각 모델의 필터링, 모델확률 갱신, 상태변수 결합 순서대로 4가지 단계로 구분된다.

IMMKF에 사용되는 측정 값은 Complementary Filter에서 추정된 피치각이다. 이러한 모델이 2개일 때의 각 과정은 아래와 같으며 IMMKF의 프로세스는 그림 10로 표현된다.

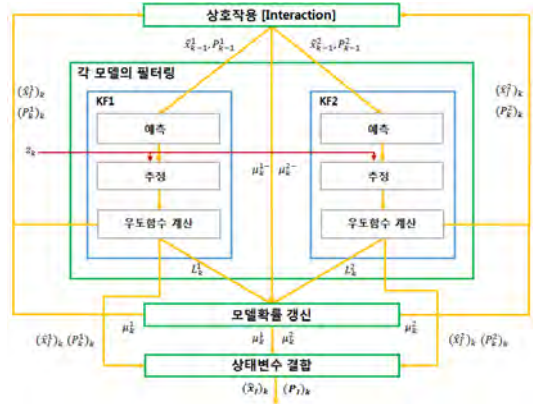


그림 10. IMM-KF 프로세스 구조
Fig. 10. Process of IMMKF

Step.1 상호작용

예측된 모델확률에 따라 필터가 결합되며 k시점의 모델확률은 이전 값인 μ_{k-1}^i 과 전 상태j에서 현 상태i로 변환되는 천이확률 π_{ji} 과 기반으로 식 (10a)처럼 결정된다.

$$\mu_k^{i-} = \sum_{j=1}^2 \pi_{ji} \mu_{k-1}^j \tag{10a}$$

그리고 총 모델이 2개인 모델 i에 대한 혼합확률 μ_{k-1}^{ji} 은 아래의 식 (10b)와 같다.

$$\mu_{k-1}^{ji} = \frac{\pi_{ji} \mu_{k-1}^j}{\mu_k^{i-}} \tag{10b}$$

각 모델에 대한 혼합상태변수인 \hat{x}_{k-1}^i 와 오차 공분산인 P_{k-1}^i 은 이전 상태 추정값, 혼합확률을 이용하여 식 (10c), (10d)로 정의된다.

$$\hat{x}_{k-1}^i = \sum_{j=1}^2 (\hat{x}_{k-1}^j) \mu_{k-1}^{ji} \tag{10c}$$

$$P_{k-1}^i = \sum_{j=1}^2 \mu_{k-1}^{ji} [(P_{k-1}^j) + (\hat{x}_{k-1}^i - (\hat{x}_{k-1}^j)) (\hat{x}_{k-1}^i - (\hat{x}_{k-1}^j))'] \mu_{k-1}^{ji} \tag{10d}$$

Step.2 각 모델의 필터링

본 과정은 일정경사면, 변곡경사면의 시스템 모델링이 2개의 KF알고리즘이 식 (11)과 같이 각 모델i마다 독립적으로 수행된다. 여기서 언급되는 v_k, C_{v_k} 는 3

절의 IAE에서 사용되었던 값이다.

V. 실차 테스트 및 결과

$$\begin{aligned}
 \hat{x}_k^{i-} &= A\hat{x}_{k-1}^i \\
 P_k^{i-} &= A^i P_{k-1}^i (A^i)^T + Q^i \\
 K_k^i &= P_k^{i-} (H^i)^T (H^i P_k^{i-} (H^i)^T + R^i)^{-1} \\
 (\hat{x}_I^i)_k &= \hat{x}_k^{i-} + K_k^i (z_k - H^i \hat{x}_k^{i-}) \\
 (P_I^i)_k &= P_k^{i-} - K_k^i H^i P_k^{i-} \\
 v_k^i &= z_k - H^i \hat{x}_k^{i-} \\
 C_{v_k}^i &= H_k^i P_k^{i-} (H_k^i)^T + R_k^i
 \end{aligned} \tag{11}$$

Step.3 모델확률 갱신

모델확률을 갱신하기 위해서는 우도함수인 L_k^i 를 식(11)을 기반으로 식 (12)과 같이 구할 수 있다. 그 후 식 (13)처럼 각 모드에 대한 확률 μ_k^i 를 갱신한다.

$$L_k^i = \frac{\exp[-\frac{1}{2}(v_k^i)^T (C_{v_k}^i)^{-1} v_k^i]}{\sqrt{2\pi |C_{v_k}^i|}} \tag{12}$$

$$\mu_k^i = \frac{\mu_k^{i-} L_k^i}{\sum_{q=1}^2 \mu_k^{q-} L_k^q} \tag{13}$$

Step.4 상태변수 결합

추정값을 식 (14a), (14b)를 이용하여 최종적으로 IMMKF 출력값 $(\hat{x}_I^i)_k, (P_I^i)_k$ 으로 산출하며 이는 주행 환경을 고려한 최종 차량 피치각의 값과 공분산이다.

$$(\hat{x}_I^i)_k = \sum_{i=1}^2 \mu_k^i (\hat{x}_I^i)_k \tag{14a}$$

$$\begin{aligned}
 (P_I^i)_k &= \sum_{i=1}^2 \mu_k^i [(P_I^i)_k + ((\hat{x}_I^i)_k - (\hat{x}_I^i)_k) \\
 &\quad ((\hat{x}_I^i)_k - (\hat{x}_I^i)_k)']
 \end{aligned} \tag{14b}$$

단원 3에서 제안한 ACF알고리즘을 통해 GPS, OBD IMU 데이터를 융합하여 피치각을 추정하고 이를 경사면의 상태를 고려한 IMMKF 알고리즘을 적용하여 주행환경에 적응하는 융합된 피치각을 산출한다. 이러한 두 개의 피치 추정 알고리즘을 융합한 알고리즘을 본 논문에서 제안하며 이를 최종 알고리즘을 ACF/IMMKF 알고리즘이라고 정의한다.

5.1 실험환경

본 논문에서 제안한 ACF/IMMKF 알고리즘 성능을 검증하기 위해 저가형 Mypsen-M IMU와 Ublox GPS를 사용하였고 그 스펙은 아래 표 1과 같다.

실차테스트에 사용된 차량은 기아 뉴쏘렌토이며, 레퍼런스로 Oxford의 초고가의 DGPS+DR 장비인 RT3002을 이용하여 서울시내에서 실험하였다. 첫 번째 환경은 그림 11의 한양대학교 교내, 두 번째 환경은 광나루역 근방이다. 그리고 시나리오1, 2에서 본 논문에서 제안한 알고리즘 검증을 위해 ACF/IMMKF에서 사용되는 파라미터의 값은 표 2와 같다.

표 1. 사용 IMU, GPS 스펙
Table 1. Specification of IMU, GPS

Mypsen-M		U-blox 7p	
항목	스펙	항목	스펙
Acc range	± 4 g	Accuracy	2.5m CEP
Dynamic Accuracy	4 deg RMS	Sensitivity	-161 dBm
Aungular Resolution	0.1deg	Channel	GPS L1 C/A
Update Rate	100Hz	Update Rate	Up to 10Hz



그림 11. 도심지 실차테스트 시나리오 (a) 한양대 교내, (b) 광나루역 근방
Fig. 11. Senario of test in city (a) Hanyang university (b)Gwangnanu area

표 2. ACF/IMM 필터 파라미터
Table 2. The parameters in ACF/IMM Filter

Parameter	Value
N [window Size]	25
τ [Time constant]	0.04s
s [Sampling Time]	0.01s
π_{ji} [Transition Probability]	[0.9802 0.0198] [0.0462 0.9538]

5.2 실험결과

시나리오1에 대한 알고리즘 비교는 그림 12에 시나리오 2는 그림 13에 단위시간이 sec인 시간대별로 각 필터의 결과 데이터를 비교하였다. 그림 12/13-(a),(b),(c),(f)에 표시된 그래프 중 KF는 하늘색 선, AKF는 녹색, CF는 검정색, ACF/ IMMKF은 빨강 그리고 레퍼런스는 파란색 선으로 일괄적으로 나타내었다. 그림 12와 13은 동일구조를 지니는데 (a)는 피치 추정에 흔히 사용하는 KF, 제한한 알고리즘의 중간과정인 AKF, CF 그리고 최종 알고리즘인 ACF/IMMKF를 레퍼런스와 비교한 그래프이다.

(c)는 AKF에서 사용되는 적응인수(λ)의 변화추이이다. (c)와 마찬가지로 오른쪽은 전구간을 왼쪽은 특정구간에서의 변화추이이다. (e)는 KF와 제한한 알고리즘을 동일 구간에서 확대한 그래프이며 (f)는 같은 구간에서의 레퍼런스와 ACF/IMMKF를 비교한 그래

프이다. 그림 13은 12와 동일한 내용이고 특정 epoch 구간이 53600 ~53900인 것만 다르다. 그림 12, 13에서 나타난 시나리오1과 2에서 알고리즘의 성능비교처럼 IMU만 이용한 KF에 비해 AFK는 피치 값의 바이브레이션폭을 줄여주는데 큰 역할을 한다. 그리고 CF는 GPS와 OBD를 융합하여 KF보다 신뢰성있는 데이터를 획득한다는 것을 레퍼런스와 비교한 그래프를 통해 확인가능하다. 마지막으로 IMMKF는 미세한 차량의 움직임에 맞게 보다 튀는 값을 잡아주고 비슷한 매끄러운 결과값을 나타내도록 한다. 정량적으로는 각 시나리오의 알고리즘 성능은 아래 표 3에서 보는 것처럼 나타난다. 레퍼런스와 각 필터들을 RMS (°)를 구한 것으로 제한한 알고리즘인 ACF/IMMKF의 결과가 가장RMS 에러가 작다.

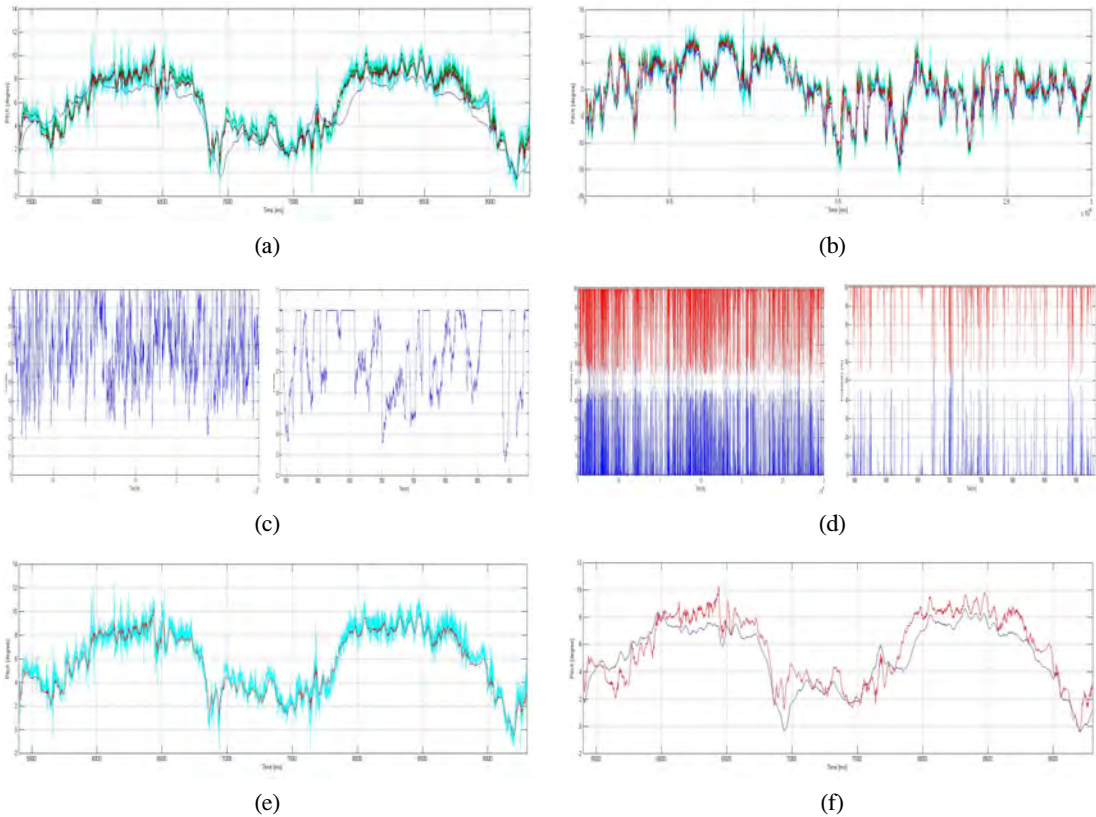


그림 12. 시나리오1의 AKF/CF/IMM/KF/레퍼런스의 피치 추정성능 비교 및 AKF의 적응인수, IMM의 혼합확률 추이
 Fig. 12. The comparison of performance between AKF/CF/IMMKF/KF/Reference in scenario1, The trend of Adaptive factor in AKF, The trend of Mixing probability in IMMKF
 (a) KF vs AKF vs CF vs IMMKF vs Ref[Total], (b) KF vs AKF vs CF vs IMMKF vs Ref, (c) Adaptive factor in AFK[Total{left}/epoch1{right}] (d) Mixing probability in IMM [Total{left}/epoch1{right}], (e) KF vs ACF/IMMKF, (f) Ref vs ACF/IMMKF *epoch1 : 5400~9300

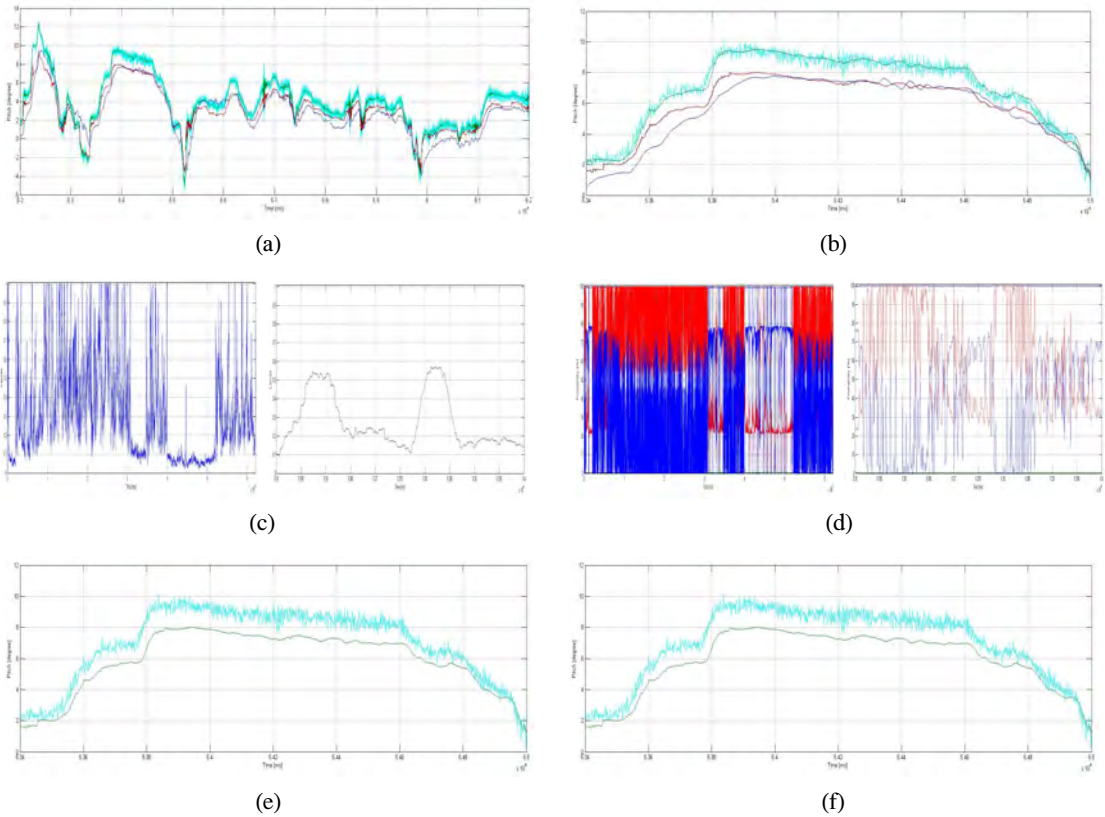


그림 13. 시나리오2의 AKF/CF/IMM/KF/레퍼런스의 피치 추정성능 비교 및 AKF의 적응인수, IMM의 혼합확률 추이
 Fig. 13. The comparison of performance between AKF/CF/IMM/KF/Reference in scenario2, The trend of Adaptive factor in AKF, The trend of Mixing probability in IMM
 (a)KF vs AKF vs CF vs IMMKF vs Ref[Total], (b)KF vs AKF vs CF vs IMMKF vs Ref, (c)Adaptive factor in AKF[Total{left}/epoch1{right}] (d)Mixing probability in IMMKF [Total{left} ,epoch1{right}], (e)KF vs ACF/IMMKF, (f)Ref vs ACF/IMMKF *epoch1 : 5400-9300

표 3. 알고리즘 별 피치각 오차 비교
 Table 3. The comparison of pitch angle error in various algorithm

시나리오 1		시나리오 2	
알고리즘	RMS Error (degree)	알고리즘	RMS Error (degree)
KF	5.1137 °	KF	2.1376 °
AKF	1.9404 °	AKF	1.8542 °
AKF+CF	1.809 °	AKF+CF	1.669 °
KF+CF	1.8596 °	KF+CF	4.1471 °
AKF+IMM	1.9189 °	AKF+IMM	1.8384 °
KF+IMM	1.9761 °	KF+IMM	1.8771 °
KF+CF+IMM	1.7824 °	KF+CF+IMM	4.1471 °
ACF/IMM	1.7415 °	ACF/IMM	1.4545 °

V. 결 론

본 논문에서는 차량 위치 추정을 위해 피치각의 중요성을 언급하고 단일 GPS와 IMU만을 가지고 추정

하는 피치각의 문제점을 제시하였다. 이를 극복하기 위해 AKF의 종류인 IAE/AFKF를 이용하여 가속도, 자이로 데이터를 적절히 융합하고 이를 GPS와 OBD로 산출한 피치각과 CF를 이용하여 결합한다. 그리고 경사 모델링에 입각한 IMMKF를 사용했다. 또한 신뢰도를 더욱 향상시키기 위해 복수의 측정값을 이용한 알고리즘을 접목하면서도 실시간에 적합하도록 했고 계산량과 딜레이가 크지 않도록 고려하여 전체 알고리즘에 부합하도록 설계했다. 테스트 결과 언덕길이 많은 장소에서의 KF만을 사용한 방법보다 향상된 성능을 확인할 수 있었다. 최종 결과 값은 약 1.4~1.7° 정도이므로 이는 차량 종방향 속도 추정을 위해 요구되는 피치각의 정확도에 어느 정도 적합하다고 판단된다. 추후에는 센서의 신뢰도를 판별하여 가중치를 설정하여 차량 속도를 추정하고 이를 통해 위치를 산출하는 위치추정 알고리즘으로 구성해야 할 것이다.

References

[1] D. Huang and H. Leung, "EMIMM based land vehicel navigation with GPS/INS," *IEE Intell. Transportation Syst. Conf.*, pp. 624-629, Washington D.C, USA, Oct. 2004.

[2] Y. Kwon and B. Song, "A study on the GPS /IMU-based healthcare device," in *Proc. KICS Int. Conf. Commun. 2013*, pp. 161-162, Seoul, Korea, Nov. 2013.

[3] J. W. Kim, D. G. Lee, and S. S. Lee, "A study distributed algorithm of vehicle localization on the based on low cost GPS/IMU," in *Proc. KICS Int. Conf. Commun. 2015*, pp. 685-686, Busan, Korea, Jan. 2015.

[4] A. Fakharian, T. Gustafsson, and M. Mehrfam, "Adaptive kalman kiltering based navigation: an IMU/GPS integration approach," *Int. Conf. Netw. Sensing Control*, pp. 11-13, Delft, Netherlands, Apr. 2011.

[5] A. Bhawiyuga, H. H. Nhuyen, and H.-Y. Jeong, "A fusion of vehicle sensors and inter-vehicle communications for vehicular localizations," *J. KICS*, vol. 37, no. 07, pp. 544-553, Jul. 2012.

[6] C. Hu, W. Chen, Y. Chen, and D. Liu, "Adaptive kalman filtering for vehicle navigation," *J. Global Positioning Syst.*, vol. 2, no. 1, pp. 42-47, Jun. 2003.

[7] J. Wang, M. Stewart, and M. Tsakiri, "Online stochastic modelling for INS/GPS integration," in *Proc. ION GPS-1999*, pp. 1887-1896, Nashville, TN, Sept. 1999.

[8] Q. Xia, M. Rao, Y. Ying, and X. Shen, "Adaptive fading kalman filter with an application," *Automatica*, vol. 30, no. 8, pp. 1333-1338, Aug. 1994.

[9] H. Park, "State-space representation of complementary filter and design of GPS/INS vertical channel damping loop," *J. Inst. Control Robotics Syst.*, vol. 14, no. 8, pp. 727-732, Aug. 2008.

[10] H. E. Rauch, F. Tung, and C. T. Striebel, "Maximum likelihood estimates of linear

dynamic systems," *J. AIAA*, vol. 3, no. 8, pp. 1445-1450, Aug. 1965.

[11] S. Julier, J. Uhlmann, and H. F. Durrant-Whyte, "A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators," *IEEE Trans. Automatic Control*, vol. 45, no. 3, pp. 477-482, Mar. 2000.

[12] K. C. Jo, J. S. Kim, and M. H. Sunwoo, "Real-time road-slope estimation based on integration of onboard sensors with GPS using an IMM-PDA filter," *IEEE Trans. Intell. Transportation Syst.*, vol. 14, no. 4, pp. 1718-1732, Dec. 2013.

김 주 원 (Ju-won Kim)



2013년 2월 : 한양대학교 ERICA 전자정보시스템공학과 학사
 2013년 1월~2013년 10월 : 삼성디스플레이 연구원
 2014년 3월~현재 : 한양대학교 전자컴퓨터통신 공학과 석사 과정

<관심분야> 차량위치추위, 자율주행, C-ITS

이 명 수 (Myung-su Lee)



2014년 2월 : 수원대학교 정보통신공학과 학사
 2014년 3월~현재 : 한양대학교 전자컴퓨터통신공학과 석사 과정

<관심분야> Indoor Positioning System

이 상 선 (Sang-sun Lee)



1978년 2월 : 한양대학교 전자공학과 학사
 1983년 2월 : 한양대학교 전자공학과 석사
 1990년 8월 : University of Florida 전기공학 박사
 1993년 3월~현재 : 한양대학교 융합전자공학부 교수

<관심분야> 전자공학, 통신공학, 광통신 공학