

논문 2011-48SC-3-4

스테레오 비전 기반 가상 모델 확장형 칼만 필터를 이용한 안정된 상태 추정 방법

(Reliable State Estimation Method using Stereo Vision-Based Virtual
Model Extended Kalman Filter)

임 영 철*, 이 충 희*, 이 종 훈*

(Young-Chul Lim, Chung-Hee Lee, and Jong-Hoon Lee)

요 약

본 논문은 스테레오 비전 시스템에서 객체의 기동 상태에 상관없이 안정된 거리 및 속도를 추정할 수 있는 방법을 제안한다. 스테레오 비전은 좌우 영상의 시차를 이용하여 거리를 추정할 수 있지만, 영상 화소의 양자화 오차로 인해 거리 오차가 발생할 수 있다. 부화소 보간법은 이러한 양자화 오차를 최소화하여 실수를 갖는 정밀 시차를 추정할 수 있다. 확장형 칼만 필터는 추정된 정밀 시차의 공분산을 최소화하고 객체의 속도를 추정하기 위하여 사용되어진다. 하지만, 시스템 모델의 불확실성으로 인해 기동이 발생했을 때, 발산 문제가 생기고 이는 오히려 추정 오차를 증가시킨다. 본 논문에서는 연산 시간을 최소화하면서, 객체의 기동 상태에 상관없이 안정된 상태 추정 성능을 제공할 수 있는 가상 모델 확장형 칼만 필터를 제안한다. 모의실험 및 실제 도로 환경에서의 실험 결과는 제안한 방법이 기존 추정 필터들에 비하여, 다양한 기동 상태에서 안정된 추정 성능과 향상된 연산시간을 제공한다는 것을 보여준다.

Abstract

This paper presents a method that estimates distance and velocity of an object with reliability regardless of maneuver status of the target in stereo vision system. A stereo vision system can calculate a distance with disparity from left and right images. However, the distance estimation error may occur due to quantization error of image pixel. A sub-pixel interpolation method minimizes the quantization error and estimates accurate disparity with real value. Extended Kalman filter (EKF) was used to minimize the error covariance and estimate the object's velocity. However, divergence problem occurs due to model uncertainty when a target maneuvers highly, which makes the estimation error increase. In this paper, we propose a virtual model extended Kalman filter (VMEKF) method that minimizes the processing time and provides reliable estimation ability regardless of maneuver status. Computer simulations and experimental results in real road environments demonstrate that the proposed method gives a reliable estimation performance and reduces processing time under various maneuver status while comparing other estimation filters.

Keywords : stereo vision, state estimation, sub-pixel interpolation, Kalman filter, maneuver

I. 서 론

스테레오 비전 시스템에서 거리는 좌우 영상의 시차

와 카메라 내외부 파라미터들에 의해서 결정되며, 정확한 거리를 추출하기 위해서는 정밀한 시차를 추정하는 것이 중요하다. 스테레오 매칭에 의해서 결정되는 시차는 일반적으로 정수 시차를 가지며 이는 원거리 추정에서 정밀도의 저하를 가져온다. 정수 시차에 의한 양자화 오차를 최소화하기 위하여 실수 값을 갖는 정밀 시차를 추정하는 부화소 보간법이 제안되었다^[1~3]. 추정된 정밀 시차는 일반적으로 정규 분포를 갖는 잡음을 갖고 있으

* 정희원, 대구경북과학기술연구원
(Daegu Gyeongbuk Institute of Science & Technology)

※ 이 논문은 교육과학기술부 중점연구과제의 연구결과입니다.

접수일자: 2010년3월9일, 수정완료일: 2011년5월12일

며, 이를 최소화하기 위하여 확장형 칼만 필터(extended Kalman filter : EKF)를 이용한 추정 방법이 제안되었다^[4]. 확장형 칼만 필터는 저기동(low maneuver) 상태에서는 최적화된 성능을 보여주지만, 고기동(high maneuver) 상태에서는 모델의 불확실성(model uncertainty)으로 인해 발산 문제(divergence problem)가 발생한다. 이것은 오히려 측정치보다 더 부정확한 거리를 추정하는 결과를 초래한다. 칼만 필터(KF: Kalman filter)의 발산 문제를 해결하기 위하여 다양한 적응형 필터(adaptive filter) 방법^[5~6]과 다중 모델 기반 칼만 필터(multi-model KF)의 방법^[7~8]이 제안되었다.

적응형 필터를 사용하는 방법은 예측치와 측정치의 차, 즉 잔여치(residual)와 잔여치의 공분산을 고려하여, 발산 유무를 판단하고, 발산이 발생했다고 판단되면 공분산 행렬을 조절함으로써 객체의 궤적에 재진입할 수 있게 한다. 적응형 필터에서는 발산 유무 판단 기준에 따라 추정 성능이 결정되며 이를 보완하기 위하여 퍼지 시스템을 적용한 방법이 제안되었다^[9~10]. 하지만, 퍼지 시스템을 적용하기 위해서는 시스템 특성을 미리 알고 있어야 하며, 전문가 시스템과 실제 시스템의 오차가 발생하면 오히려 성능 저하가 발생하는 문제가 생긴다.

차량용 스테레오 비전 시스템에서는 진동이나 조명 변화 등의 외부 환경에 민감한 특성을 가지며, 이로 인해 추정 오차도 비선형적인 특성을 갖게 된다. 발산 문제는 시스템 모델과 객체의 실제 움직임과의 과도한 차이에 의하여 발생되며, 다수의 시스템 모델을 사용하여 이러한 문제를 해결하는 방법이 제안되어졌다^[7~8]. 하지만, 다양한 객체의 움직임을 모델링하기 위해서는 많은 수의 부모모델(sub-model)이 필요하며 이는 구현에 있어서 복잡도의 증가를 야기한다. 이로 인해, 제한된 개수로 최적의 부모모델을 설계하여 객체의 움직임을 근사화하여 사용하는 다중 모델 기반 칼만 필터가 제안되었다^[7~8].

본 논문에서는 저기동 상태에서는 칼만 필터의 추정 성능을 유지하면서, 고기동 상태에서 발생하는 발산 문제를 해결할 수 있는 가상 모델 확장형 칼만 필터(VMEKF: virtual model extended Kalman filter)를 제안한다. VMEKF는 저기동 상태에서는 확장형 칼만 필터가 동작하여 최적의 추정 성능을 유지하고, 고기동 상태에서 발산이 발생하면, 가상 필터로 전환하는 구조를 갖고 있다. 제안한 방법은 모의 실험 및 실제 도로 환경

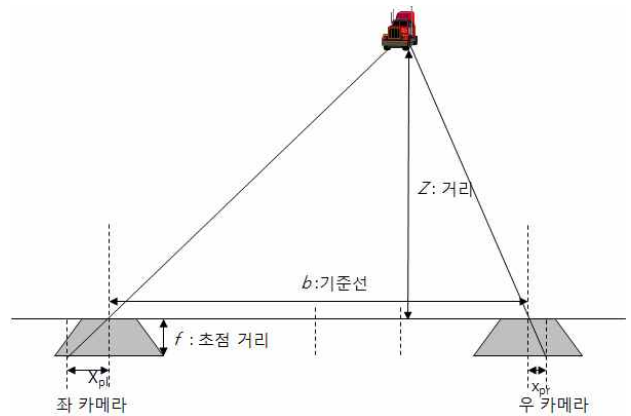


그림 1. 삼각 기법을 이용한 거리 추정 방법
Fig. 1. Distance estimation method using triangulation approach.

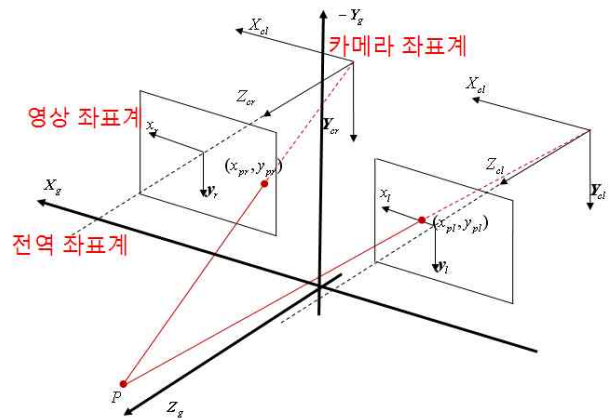


그림 2. 역원근법 기법을 이용한 거리 추정 방법
Fig. 2. Distance estimation method using IPM approach.

에서 촬영된 영상을 이용하여 추정 성능, 연산 시간등을 기존 필터들과 비교하여 검증한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 스테레오 비전 기반 거리 추정 방법들에 대하여 소개하고, III장에서는 다양한 기존 추정 필터들에 대하여 소개하고, IV장에서는 본 논문에서 제안한 VMEKF 방법에 대하여 설명한다. V장에서는 제안한 방법과 기존 방법의 성능을 모의실험 및 실제 도로 환경 실험을 통해 비교, 분석 및 검증하고, VI장에서는 결론을 맺는다.

II. 스테레오 비전 기반 거리 추정

스테레오 비전 시스템에서 깊이 맵(depth map)은 좌우 영상으로부터 매칭 알고리즘을 이용하여 추출된다. 스테레오 매칭은 좌 영상의 기준 화소로부터 우영상의 대응 화소를 찾는 방법으로 지역 기반의 매칭 방법^[11]과

전역 기반의 매칭 방법^[12]이 있다. 일반적으로 전역 기반의 매칭 기술은 복잡성이 높은 반면에 잡음, 균일 영역, 차폐등에 의한 매칭 오류를 경감할 수 있는 장점이 있다. 스테레오 매칭에 의해 구해진 시차는 2차원 기반의 삼각법^[13] 및 3차원 기반의 역원근맵(IPM : Inverse perspective mapping) 기법^[14] 등으로 거리 정보를 추출할 수 있다. 그림 1에서와 같이 삼각법을 이용한 방법에서는 화소 길이 단위의 초점거리, 기준선, 시차 등에 의하여 객체의 거리를 계산하며, 거리의 변화에 따라 시차의 변화가 생기므로, 시차를 측정함으로써 거리(Z)를 추정할 수 있다.

$$Z \simeq \frac{bf}{x_{pr} - x_{pl}} = \frac{bf}{\Delta p_d} = \frac{b\alpha}{\Delta}. \quad (1)$$

식 (1)에서 b 는 기준선, f 는 초점 거리를 나타내며, x_{pl} 과 x_{pr} 는 각각 좌영상과 우영상의 중심으로부터 거리를 나타낸다. Δ 는 정수 시차, p_d 는 화소의 길이를 나타내고, α 는 단위 화소 길이에 대한 초점거리를 나타낸다. 식 (1)에서와 같이 거리는 시차에 반비례하기 때문에, 시차가 정수 값을 가지면 원거리로 갈수록 시차의 정밀도가 저하된다. 그림 2에서와 같이 IPM 기반의 거리추정은 카메라 좌표계(camera coordinate system)를 전역 좌표계(global coordinate system)로 변환함으로써, 객체와의 거리를 구할 수 있다.

$$Z = \frac{b(\alpha \cos\theta - y_d \sin\theta)}{\Delta}. \quad (2)$$

식 (2)에서 θ 는 카메라 광축과 Z축과의 각도를 나타내며, y_d 는 영상에서의 y축 좌표를 나타낸다. 카메라 광축이 Z축과 일치하면, 식 (2)는 식 (1)과 같게 된다. 스테레오 매칭 과정에서 추출된 시차는 정수 시차를 갖게 되며, 정수 시차에 의한 양자화 오차를 최소화하기 위하여, 부화소 보간법(sub-pixel interpolation method)을 사용하여, 정밀 시차를 추정한다^[3].

III. 스테레오 비전 기반 상태 추정 필터

1. 확장형 칼만 필터(EKF)

부화소 보간법에서 추정된 부화소 시차는 거리 추정 시 거리 정밀도를 향상시킬 수 있다. EKF는 추정된 거리 오차의 공분산을 최소화 하고, 속도를 추정하기 위하여 사용된다. EKF는 예측, 측정, 갱신의 과정을 통하여

재귀적으로 최적의 상태를 추정한다. EKF는 비선형 시스템에서 테일러 급수 전개를 통하여 선형화하는 방법이다. 시차를 이용한 거리 추정은 측정 방정식이 비선형성을 갖기 때문에 확장형 칼만 필터를 이용하여 상태를 추정한다. 예측 단계에서 등속도 모델(constant velocity model)을 갖는 시스템 방정식은 아래식과 같다.

$$\begin{aligned} x_k &= F_{k-1}x_{k-1} + w_{k-1}, w_{k-1} \sim N(0, Q_{k-1}), \\ \hat{x}_k^- &= F_{k-1}\hat{x}_{k-1}^+, \\ \hat{P}_k^- &= F_{k-1}\hat{P}_{k-1}^+F_{k-1}^T + Q_{k-1}. \end{aligned} \quad (3)$$

식 (3)에서 \hat{x}_k^- 와 \hat{x}_k^+ 는 사전(priori) 및 사후(posteriori) 상태 벡터(state vector), F_k 는 상태 천이 행렬(transition matrix)을 나타내고, dt 는 표본화 시간(sampling time), w_k 는 시스템 잡음(process noise), Q_k 는 시스템 잡음의 공분산(process noise covariance), \hat{P}_k^- 와 \hat{P}_k^+ 는 사전 및 사후 공분산 행렬(error covariance matrix)을 나타낸다. 식 (1)을 이용한 EKF의 측정 방정식은 아래와 같다.

$$\begin{aligned} z_k &= h(x_k) + v_k = \Delta_s, v_k \sim N(0, R_k), \\ z_k^- &= h(\hat{x}_k^-) = \frac{b\alpha}{\hat{x}_k^-(1)}. \end{aligned} \quad (4)$$

식 (4)에서 z_k 는 측정치, z_k^- 는 사전 추정치를 나타내고, $h(x)$ 는 비선형 측정 함수를 나타내며, v_k 는 측정 잡음(measurement noise), R_k 는 측정 잡음의 공분산(measurement noise covariance), Δ_s 는 부화소 보간법에 의하여 추정된 부화소 시차를 나타낸다. 관측 행렬(H_k)은 아래 식에서와 같이 측정 방정식에서 테일러 급수 전개 후 1차 성분만을 고려하여 구한다.

$$\begin{aligned} H_k &= \begin{bmatrix} h(\hat{x}_k^-) & h(\hat{x}_k^-) \\ \frac{\partial h(\hat{x}_k^-)}{\partial \hat{x}_k^-(1)} & \frac{\partial h(\hat{x}_k^-)}{\partial \hat{x}_k^-(2)} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} -b\alpha & 0 \\ \frac{\partial h(\hat{x}_k^-)}{\partial \hat{x}_k^-(1)^2} & 0 \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (5)$$

갱신 단계에서는 칼만 이득(K_k)을 구하고, 사후 상태 벡터(\hat{x}_k^+) 및 사후 오차 공분산 행렬(\hat{P}_k^+)을 갱신한다.

$$\begin{aligned} K_k &= \hat{P}_k^- H_k^T (H_k \hat{P}_k^- H_k^T + R_k)^{-1}, \\ \hat{x}_k^+ &= \hat{x}_k^- + K_k (z_k - z_k^-), \\ \hat{P}_k^+ &= (I - K_k H_k) \hat{P}_k^-. \end{aligned} \quad (6)$$

2. 강건 추적 확장형 칼만 필터(STEKF)

EKF는 재귀적인 예측 및 갱신 과정으로 최적의 상태를 추정할 수 있지만, 시스템 모델의 불확실성으로 인하여, 목표 물체가 고기동을 하면, 발산 문제가 발생할 수 있다. 이러한 발산 문제를 해결하기 위하여, 다양한 적응형 칼만 필터(adaptive Kalman filter)들이 제안되었다. 강건 추적 확장형 칼만 필터 (STEKF: strong tracking extended kalman filter)^[10]는 이러한 기동에 대하여, 강건 추적 루프 (strong tracking loop)를 추가함으로써, 기동 발생 시 발산 상태를 감지하여, 객체의 궤적에 재진입할 수 있게 한다. 강건 추적 루프는 측정 단계에서 측정치가 예측치의 허용범위를 벗어나면, 감지된다. 발산 상태가 감지되면, 아래식과 같이 fading factor(λ_k)에 의하여, 다음 단계의 사전 공분산 행렬을 갱신한다.

$$\begin{aligned} \hat{P}_{k+1}^- &= \lambda_k F_k \hat{P}_k^+ F_k^T + Q_k, \\ \lambda_k &= \begin{cases} c_k, & c_k \geq 1 \\ 1, & c_k < 1 \end{cases}, \quad c_k = \frac{\text{tr}(N_k)}{\text{tr}(M_k)}, \\ N_k &= V_k - \beta R_k - H_k Q_k H_k^T, \\ M_k &= H_k F_k P_k F_k^T H_k^T, \\ V_k &= (z_k - z_k^-)(z_k - z_k^-)^T. \end{aligned} \quad (7)$$

식 (7)에서 β 는 softening factor를 나타내며, β 의 크기에 따라 강건 추적 루프에 진입하는 문턱치를 조절할

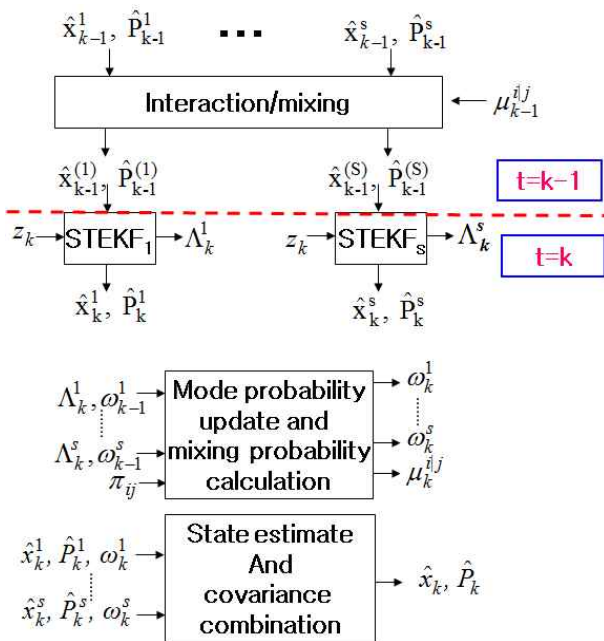


그림 3. IMM 칼만 필터의 구성도
Fig. 3. Configuration of IMM-KF.

수 있다^[10]. 발산 발생 시, 사전 공분산(\hat{P}_k^-)이 λ_k 에 의하여 증가되면 칼만 이득(K_k)도 증가되고, 이로 인하여 사후 상태(\hat{x}_k^+)는 예측치보다 측정치에 많이 의존하게 되어 궤적에 재진입할 수 있게 된다.

3. 다중 모델 확장형 칼만 필터

시스템 모델 및 잡음에 대한 불확실성으로 인하여 생기는 칼만 필터의 발산 문제를 해결하기 위하여, 다중 모델을 이용한 방법이 제안되었다^[7-8]. 다중 모델 칼만 필터는 한 모델에서 생길 수 있는 불확실성에 대한 오류를 다른 모델들이 보완해 줌으로써, 모델의 불확실성에 대한 문제를 최소화한다. 하지만, 다양한 객체의 움직임을 보상하기 위해서는 많은 수의 부 모델들이 필요하며, 이는 연산량의 급격한 증가를 초래한다. s개의 부 모델을 갖는 interactive multiple model(IMM) 칼만 필터^[8]의 구성도는 그림 3과 같다. IMM 칼만 필터는 혼합(interaction/mixing) 단계, 필터(filter) 단계, 결합(combined) 단계로 구성 되어져 있다. 혼합 단계에서는 아래 식에서와 같이 혼합 확률 (mixing probability)에 의하여 각 부모모델의 상태 벡터와 오차 공분산이 결정된다.

$$\begin{aligned} \hat{x}_{k-1}^{(j)} &= \sum_{i=1}^s \mu_{k-1}^{i/j} \hat{x}_{k-1}^i, \\ \hat{P}_{k-1}^{(j)} &= \sum_{i=1}^s \mu_{k-1}^{i/j} [\hat{P}_{k-1}^i \\ &\quad + (\hat{x}_{k-1}^i - \hat{x}_{k-1}^{(j)})(\hat{x}_{k-1}^i - \hat{x}_{k-1}^{(j)})^T]. \end{aligned} \quad (8)$$

식 (8)에서 $\mu_{k-1}^{i/j}$ 는 혼합 확률을 나타내며, 아래식과 같이 구해진다.

$$\begin{aligned} \mu_{k-1}^{i/j} &\equiv P(r_{k-1} = i | r_k = j, Z_{k-1}) \\ &= \frac{\pi_{ij} w_{k-1}^i}{\sum_{i=1}^s \pi_{ij} w_{k-1}^i}. \end{aligned} \quad (9)$$

식 (9)에서 π_{ij} 는 모드 천이 행렬(mode transition matrix)을 나타내며, w_{k-1}^i 는 모드 확률(mode probability)을 나타낸다. 필터 단계에서는 각각의 부모모델에 대하여 혼합된 상태 벡터와 공분산이 입력되고, 측정치에 의하여, 다음 단계의 상태로 갱신된다. 결합 단계에서는 아래 식에서와 같이 모드 확률을 갱신하고, 모드 확률에 따라 결합 상태 벡터를 추정한다.

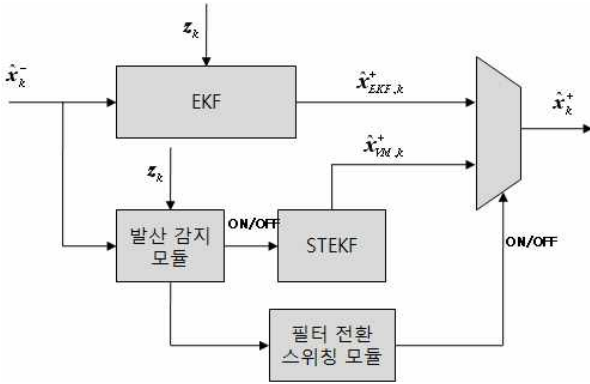


그림 4. 가상 모델 확장형 칼만 필터의 구성도
Fig. 4. Configuration of VMEKF.

$$w_k^j = \frac{\Lambda_k^i \sum_{i=1}^s \pi_{ij} w_{k-1}^i}{\sum_{j=1}^s \Lambda_k^j \sum_{i=1}^s \pi_{ij} w_{k-1}^i},$$

$$\hat{x}_k = \sum_{i=1}^s w_k^i \hat{x}_k^i,$$

$$\hat{P}_k = \sum_{i=1}^s w_k^i [\hat{P}_k^i + (\hat{x}_k^i - \hat{x}_k)(\hat{x}_k^i - \hat{x}_k)^T].$$

식 (10)에서 Λ_k^j 는 모델 조건부 확률(model conditional likelihood function)을 나타내며, 아래식과 같이 구해진다.

$$\Lambda_k^i = p(z_k | Z_{k-1}, r = i) = N(v_k^i; 0, S_k^i) \quad (11)$$

식 (11)에서 v_k^i 는 잔여치(residual)를 나타내고, S_k^i 는 잔여치의 공분산을 나타낸다.

IV. 가상 모델 확장형 칼만 필터

EKF는 저기동 상태에서는 최적의 성능을 제공하지만, 고기동이 발생하면, 발산 문제에 의하여, 추정치가 궤적에서 이탈되는 문제가 발생된다. 이러한 발산 문제를 해결하기 위하여 적응형 칼만 필터^[7~8]나 다중 모델 기반 칼만 필터^[9~10]들이 사용되어졌다. 하지만, 이러한 기존 필터들은 저기동 상태에서의 성능 저하 및 복잡성의 증가 등의 단점이 있다. 일반적으로 도로 환경에서는 대부분의 객체들이 저기동 상태로 진행되며, 충돌, 급정지, 급회전 등의 위험 상황에서 고기동 상태가 발생한다. 본 논문에서는 복잡성 및 저기동 상태의 성능 저하를 최소화하면서, 급기동에서의 발산 문제를 해결할 수 있는 가상 모델 확장형 칼만 필터(VMEKF: virtual

model extended Kalman filter)를 제안한다. 그림 4에서와 같이 VMEKF는 EKF, STEKF, 발산 감지모듈, 필터 전환 스위칭 모듈로 구성되어 있다. VMEKF는 발산 유무에 따라 EKF와 STEKF가 전환하는 구조를 갖고 있다. 저기동 상태에서는 EKF가 동작하여 적은 연산량으로 최적의 성능을 제공하며, 고기동 상태에서 발산이 발생되면 STEKF가 동작하여 궤적으로 재진입하게 만든다. 발산이 감지되면, 발산 감지 모듈에서 STEKF를 활성화 시키고, 일정 기간 동안 발산 상태를 감시한다. 발산 상태가 일정 시간 유지되면, 필터 전환 스위칭 모듈에서 STEKF로 전환시킴으로써, 객체의 궤적에 재진입할 수 있게 한다. 아래식과 같이 발산 감지 모듈은 STEKF의 강건 추적 루프에서처럼 객체의 고기동에 의한 발산 발생 유무를 감지한다.

$$VM_k = \begin{cases} 1, & c_k \geq 1, \\ 0, & c_k < 1, \end{cases} \quad (12)$$

식 (12)에서 c_k 는 식 (7)에서와 같이 구해지며, 발산이 감지되면 VM_k 와 STEKF가 활성화된다.

$$SW_k = \begin{cases} 1, & \tau = \sum_{k-\tau+1}^k VM_k, \\ 0, & \tau < \sum_{k-\tau+1}^k VM_k, \end{cases} \quad (13)$$

식 (13)에서와 같이 필터 전환 스위칭 모듈에서는 일정 기간 동안(τ) 발산이 발생한 상태가 유지되면, SW_k 가 활성화 되고, 사후 상태 벡터(\hat{x}_k^+)를 STEKF의 사후 상태 벡터(\hat{x}_{VM}^+)로 전환시킨다. STEKF에서는 측정치의 오류로 인해 급기동이 발생하지 않는 경우에도 발산이 발생했다고 판단하여, 사전 공분산(\hat{P}_k^-)을 증가시킴으로써, 추정치가 측정 잡음에 따라 진동하는 문제가 발생한다. 하지만, VMEKF에서는 발산 감지 모듈에서 발산이 감지되었다고 판단하면, STEKF를 가상으로 활성화 시키고, 일정 기간 동안 발산이 유지되어야지만, STEKF의 추정치로 전환시킨다. 이로 인해, VMEKF는 STEKF에 비하여 임펄스 잡음이나 측정 잡음의 오류에 대하여 강건한 특성을 가진다. 또한, 발산이 발생하지 않는 상태에서는 EKF만 동작하기 때문에, IMM-KF보다 적은 연산량으로 최적의 성능을 제공할 수 있다. 또한, IMM-KF는 발산 문제를 해결하기 위해서 많은 수의 부모모델이 필요하나, VMEKF에서는 2개의 부모모델만으로도 충분히 모든 발산 문제를 해결할 수 있다.

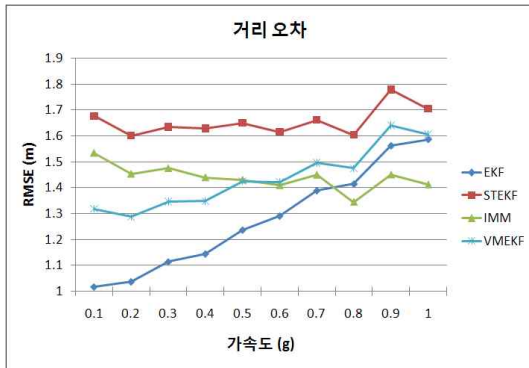
V. 실험 및 검증

본 논문에서는 제안한 VMEKF의 성능을 검증하기 위하여, 모의실험 및 실제 도로 환경에서 측정된 데이터를 기반으로 저기동 및 고기동 상태로 분리하여 실험한다. 모의실험에서는 저기동 상태 (0.1g~1g)와 고기동 상태 (1g~10g)에서 추정 거리 및 속도에 대하여 root mean square error (RMSE)를 비교하고, 알고리즘의 복잡성을 평가하기 위하여 수행 시간을 비교한다. 실제 도로 환경에서는 정확한 실제 거리를 알 수 없어서 추정치와 필터들의 추정치를 기반으로 제안한 방법의 성능 및 안정도를 검증한다. 식 (1)을 이용하여 본 실험에 사용된 스테레오 카메라 파라미터는 표 1과 같다.

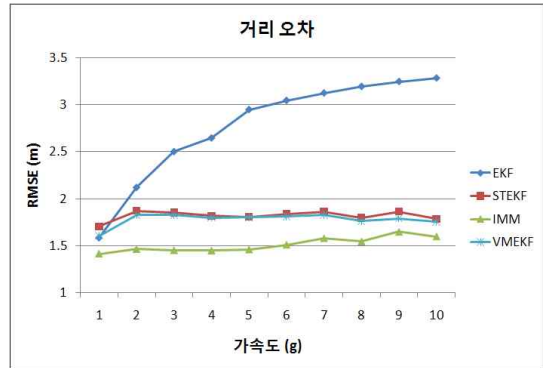
그림 5는 저기동 상태에서 거리 및 속도 추정에 대하여 몬테카를로 방법을 이용한 모의실험 결과를 보여준다. 실험 결과에서와 같이 저기동 상태에서는 EKF가

최적의 추정 성능을 보이고, STEKF의 추정치 오차가 가장 크다. 하지만, EKF는 추정 거리 및 속도가 객체의 가속 상태에 따라 의존적인 성능 결과를 보여준다. STEKF는 추정치 잡음에 대하여 의존적인 추정 성능을 보이며, 이로 인해 필터의 성능을 저하시킨다. IMM-KF는 객체의 가속 상태에 상관없이 비교적 안정된 성능을 보이지만, 저기동 상태에서의 거리 및 속도 추정 성능이 단일 모델 기반 필터에 비하여 저하되는 단점이 있다. VMEKF는 저기동 상태의 거리 및 속도 추정에 있어서, STEKF나 IMM-KF보다는 정확한 추정 성능을 보여준다.

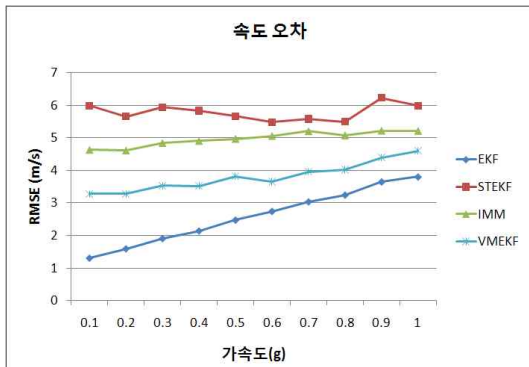
그림 6은 고기동 상태에서 다양한 필터들의 거리 및 속도 추정 성능에 대한 결과를 보여준다. 고기동 상태에서는 IMM-KF가 가장 안정된 성능을 보여주며, EKF는 객체의 가속이 증가함에 따른 발산 문제가 발생하여, 거리 및 속도 추정 오차가 급격하게 증가된다. STEKF와



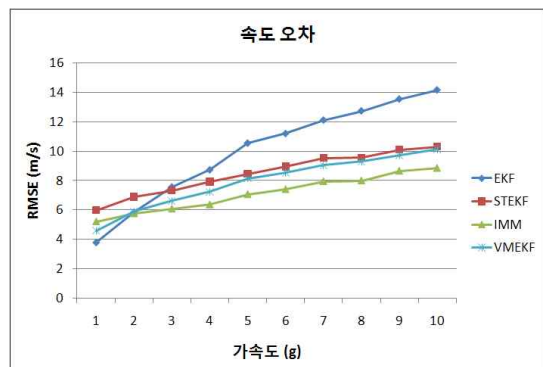
(a)



(a)



(b)



(b)

그림 5. 저기동 상태에서 다양한 추정 필터에 의한 거리 및 속도 오차: (a) 거리 오차, (b) 속도 오차

Fig. 5. Root mean square errors of distance and velocity by various estimation filters in low maneuver state: (a) distance error, (b) velocity error.

그림 6. 고기동 상태에서 다양한 추정 필터에 의한 거리 및 속도 오차: (a) 거리 오차, (b) 속도 오차

Fig. 6. Root mean square errors of distance and velocity by various estimation filters in high maneuver state: (a) distance error, (b) velocity error.

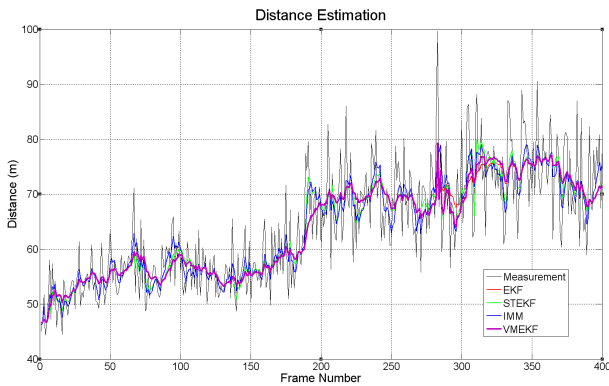


그림 7. 실제 도로 환경에서 저기동 상태에 대한 거리 추정
 Fig. 7. Distance estimation in low maneuver state under real road environment.

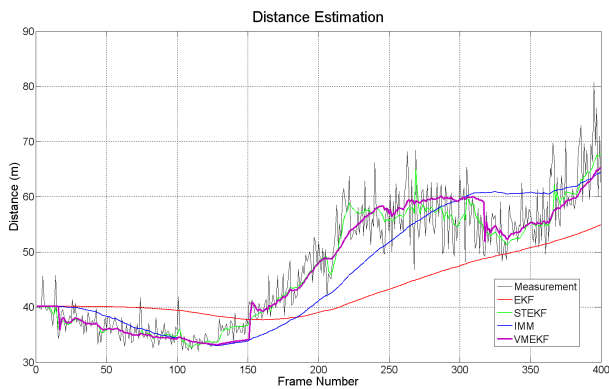


그림 8. 실제 도로 환경에서 고기동 상태에 대한 거리 추정
 Fig. 8. Distance estimation for high maneuver state under real road environment.

VMEKF는 거의 동일한 추정 성능을 보여주며, 객체의 가속에 상관없이 거의 안정된 성능을 제공한다. 모의실험 결과는 VMEKF와 IMM-KF가 다른 필터들에 비하여 비교적 안정되게 추정할 수 있다는 것을 보여준다. 표 2는 Matlab 7.5에서의 필터들의 평균 연산 시간을 보여준다. 표 2의 연산시간은 EKF의 연산 시간을 1로 하였을 때, 다른 필터들의 연산 시간을 상대적으로 표현하여 나타낸 결과이다. 표 2에서와 같이 IMM-KF는 VMEKF에 비하여 약 3배 정도의 연산 시간이 더 요구된다는 것을 보여준다. 본 모의실험 결과는 IMM-KF와 VMEKF가 다른 필터들에 비하여 안정된 추정 성능을 보여주지만, 수행 시간을 고려하였을 때는 VMEKF가 더 효율적인 성능을 가진다는 것을 보여준다.

그림 7과 8은 실제 도로 환경에서의 전방 차량에 대한 거리 추정 결과를 보여준다. 그림 7은 전방 차량의 저기동 상태에 대한 결과이며, 그림 8은 고기동 상태에

표 1. 스테레오 카메라 파라미터

Table 1. Parameters of stereo vision system

baseline (cm)	Pixel width (μm)	focal length (mm)
30	7.4	9

표 2. 추정 필터들의 상대적 수행 시간

Table 2. Relative processing time of various estimation filters.

	EKF	STEKF	IMM	VMEKF
연산시간	1	1.87	4.98	1.90

대한 추정 결과를 보여준다. 그림 8의 고기동 상태는 저기동 상태에 비하여 20배 급가속을 시킨 결과를 보여준다. 그림 7의 실험 결과에서와 같이 IMM-KF와 STEKF는 측정치 잡음에 민감하게 반응하여 추정 오차가 많이 발생한 것을 보여주며 EKF와 VMEKF는 거의 동일하게 안정된 추정 성능을 보여준다. 그림 8에서와 같이 EKF는 객체 움직임과 시스템 모델의 급격한 차이로 인해 궤적에서 벗어나 발산하는 상태를 보여준다. 모의 실험에서는 IMM-KF가 고기동 상태에서 최적의 성능을 보여주었지만, 실제 도로 환경 실험에서는 발산 문제가 발생하여 저하된 추정 성능을 보여준다. 본 실험 결과는 IMM-KF가 발산 문제를 완벽하게 해결하기 위해서는 다양한 객체의 움직임에 대하여 더 많은 수의 부모모델이 필요하다는 것을 보여준다. 제한한 VMEKF는 실제 주행 환경에서도 객체의 기동 상태에 상관없이 안정된 추정 성능을 보여준다. 본 논문에서 수행한 모의실험 및 실제 도로 환경 실험은 VMEKF가 효율적인 연산 시간으로 객체의 기동 상태에 상관없이 안정된 성능을 제공할 수 있다는 것을 보여준다.

VI. 결 론

스테레오 비전 기반 거리 측정에서, 정수 시차로 인한 양자화 오차는 원거리에서의 거리 정밀도를 저하시키는 문제를 발생시킨다. 이러한 양자화 오차는 부화소 보간법 및 EKF를 이용하여 최소화할 수 있다. 하지만, EKF는 고기동 상태에서 모델의 불확실성으로 인해 발산 문제를 발생시키며, 이는 오히려 측정치보다 더 부정확한 상태를 추정하게 된다. 본 논문에서는 저기동 상태에서 최적화된 추정 성능을 제공하면서, 고기동 상태에서의 발산 문제에 대하여 안정된 추정 성능을 제공할 수 있는 VMEKF를 제안하였다. 모의실험 결과

VMEKF는 다양한 추정 필터들에 비하여 안정된 성능을 보여 주었고, 다중 모델 필터인 IMM-KF에 비하여 연산 시간을 급격하게 줄일 수 있었다. 또한, 실제 도로 환경 실험에서도 다른 추정 필터들에 비하여 객체의 기동 상태에 상관없이 안정된 성능을 제공하였다. 제안한 방법은 지능형 자동차, 로봇, 감시 시스템등과 같은 스테레오 비전 기반의 상태 추정 방법에 활용될 수 있다. 향후 제안한 방법은 데이터 결합 기술을 이용하여 복잡한 도로 환경에서의 다중 객체 추적을 위한 연구로 확장될 것이다.

참 고 문 헌

- [1] M. Shimizu, M. Okutomi, "Precise sub-pixel estimation on area-based matching," IEEE International Conference on Computer Vision, Vol. 1, pp. 90-97, Vancouver, Canada, July 2001.
- [2] E. Z. Psarakis, G. D. Evangelidis, "An enhanced correlation-based method for stereo correspondence with subpixel accuracy," IEEE International Conference on Computer Vision, Vol. 1, pp. 907-912, Beijing, China, Oct. 2005.
- [3] Y. C. Lim, C. H. Lee, S. Kwon, W. Y. Jung. "Distance estimation algorithm for both long and short ranges based on stereo vision system," IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp. 841-846, Eindhoven, Netherlands, June 2008.
- [4] Y. C. Lim, C. H. Lee, S. Kwon, J. h. Lee, "Tracking Distance and Velocity using a Stereo Vision System," International Conference on Future Generation Communication and Networking Symposia, pp. 48-50, Hainan Island, China, Dec. 2008.
- [5] D. H. Zhou and P. M. Frank, "Strong tracking Kalman filtering of non-linear time-varying stochastic systems with colored noise: Application to parameter estimation and empirical robustness analysis," Int. J. Control, Vol. 65, no. 2, pp. 295-307, Sep. 1996.
- [6] P. Pan, X. Feng, F. Li, "Self-adaptive Constant Acceleration Model and Its Tracking Algorithm Based on STF," International Conference on Mechatronics and Automation, pp. 3784-3789, Aug. 2007.
- [7] Z. Jia, A. Balasuriya, and S. Challa, "Vision based data fusion for autonomous vehicles target tracking using interacting multiple dynamic models," Computer vision and image understanding, Vol. 109, no. 1, pp. 1-21, Jan. 2008.
- [8] Y. C. Lim, C. H. Lee, S. Kwon, J. h. Lee, "Position estimation and multiple obstacles tracking method based on stereo vision system," IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp. 72-77, Xi'an, China, June 2009.
- [9] D. -J. Jwo, S. -H. Wang, "Adaptive Fuzzy Strong Tracking Extended Kalman Filtering for GPS Navigation," IEEE Sensors Journal, Vol. 7, no. 5, pp. 778-789, May. 2007.
- [10] 임영철, 이충희, 권순, 이종훈, "스테레오 비전에서 향상된 적응형 퍼지 칼만 필터를 이용한 거리 추정 기법," 전자공학회논문지, 제45권 SC편, 제6호, 108-116쪽, 2008년 11월.
- [11] R. Zabih, J. Woodfill, "Non-parametric local transforms for computing visual correspondence." In Proceedings of ECCV, Vol. 2, pp. 151-158, Stockholm, Sweden, May 1994.
- [12] P. F. Felzenszwalb, D. P. Huttenlocher, "Efficient Belief Propagation for Early Vision," International Journal of Computer Vision, Vol. 70, no. 1, pp. 41-54, Oct. 2006.
- [13] 고정환, "산업용 AGV 시스템의 적응적 경로설정을 위한 지능형 시각 시스템의 구현," 전자공학회 논문지, 제46권 IE편, 제1호, 23-30쪽, 2009년 3월
- [14] M. Bertozz, A. Brogga, A. Fasciolia, "Stereo inverse perspective mapping: theory and applications," Image and Vision Computing, Vol. 16, no. 8, pp. 585-590, June 1998.

저 자 소 개



임 영 철(정회원)
 1999년 2월 경북대학교
 전자공학과 학사
 1999년 8월~2002년 4월 LG전자
 2005년 2월 경북대학교
 전자공학과 석사
 2005년 6월~현재 DGIST
 선임 연구원

<주관심분야 : 스테레오 비전, 다중 객체 추적, 위치 추정>



이 충 희(정회원)
 1996년 2월 경북대학교
 전자공학과 학사
 1998년 2월 경북대학교
 전자공학과 석사
 1998년 2월~2005년 12월 LG전자
 2005년 12월~현재 DGIST
 선임 연구원

<주관심분야 : 스테레오 비전, 장애물체 검출>



이 종 훈(정회원)
 1996년 2월 성균관대학교
 전자공학과 공학사
 1998년 2월 성균관대학교 전기
 전자및컴퓨터공학과
 공학석사
 2002년 2월 성균관대학교 전기
 전자및컴퓨터공학과
 공학박사

2002년 1월~2005년 7월 삼성전자 통신연구소
 책임

2005년 7월~현재 대구경북과학기술연구원
 (DGIST)과제책임자/선임

<주관심분야 : 레이더/비전 융합신호처리, 차량용
 레이더, lidar>