Journal of the KIMST, Vol. 20, No. 3, pp. 315-327, 2017
ISSN 1598-9127
DOI http://dx.doi.org/10.9766/KIMST.2017.20.3.315

Research Paper 센서 · 신호처리 부문

무유도 로켓의 조준 장치를 이용한 영상 기반 이동 표적 정보 추정 기법 연구

송진모*,1) · 이상훈1) · 도주철2) · 박태선2) · 배종수1)

1) ㈜한화/방산 종합연구소 핵심기술2팀
2) ㈜한화/방산 종합연구소 전술체계팀

A Study for Vision-based Estimation Algorithm of Moving Target Using Aiming Unit of Unguided Rocket

Jin-Mo Song*,1) · Sang-Hoon Lee1) · Joo-Cheol Do2) · Tai-Sun Park2) · Jong-Sue Bae1)

1) *Department of Sensor Systems, Defence R&D Center, Hanwha Corporation, Korea*
2) *Department of Tactical Missile Systems, Defence R&D Center, Hanwha Corporation, Korea*

(Received 5 April 2016 / Revised 2 February 2017 / Accepted 14 April 2017)

ABSTRACT

In this paper, we present a method for estimating of position and velocity of a moving target by using the range and the bearing measurements from multiple sensors of aiming unit. In many cases, conventional low cost gyro sensor and a portable laser range finder(LRF) degrade the accuracy of estimation. To enhance these problems, we propose two methods. The first is background image tracking and the other is principal component analysis (PCA). The background tracking is used to assist the low cost gyro censor. And the PCA is used to cope with the problems of a portable LRF. In this paper, we prove that our method is robust with respect to low-frequency, biased and noisy inputs. We also present a comparison between our method and the extended Kalman filter(EKF).

Key Words : Computer Vision(컴퓨터 비전), Moving Target(이동 표적), Aiming Unit(조준 장치), Rotational Angular Velocity(회전 각속도), Target Estimation(표적 추정), Range-bearing Measurement(거리-방위각 측정치)

1. 서 론

최근의 센서·신호처리 분야의 연구 흐름에서 센서 데이터 융합 기술의 중요성이 대두 되고 있으며 기술 추세로 자리매김하고 있다. 특히 영상 센서는 데이터의 시각화에 가장 큰 장점이 있는 센서로서 다양한 분야에서 다른 센서와 융합하여 센서의 오차를 줄이는 방향으로 많이 활용되고 있다.

영상 센서를 활용해 센서 오차를 줄이는 연구가 진행되고 있는 분야로는 자율 항법 분야가 있다. 기존에는 기동하는 물체의 자세와 위치를 측정하는데 GPS/

* Corresponding author, E-mail: jmsong81@hanwha.com
Copyright ⓒ The Korea Institute of Military Science and Technology

INS(Inertial Navigation System) 센서를 이용하는 방법을 널리 사용하였다. 하지만 전파교란이나 방해요인, 비용 등의 문제로 GPS를 사용하지 못하는 환경이 늘어남에 따라 영상 센서를 이용해 위치와 자세를 추정하여 INS 항법 센서의 오차를 보정하는 방법들이 제안되었다[1]. 대표적으로 적진이나 재난 지역을 정찰하거나 지도를 만들기 위한 로봇의 위치 인식[2,3]과 무인 비행기의 자동 착륙[4,5]을 위해 영상 기반 기술을 사용하였으며, 순항 미사일의 종말 유도를 위해 영상대조항법[6,7] 기술을 사용하였다. 또한, 최근에는 무유도 화기의 명중률 향상을 위해서 영상 기반 기술이 추구 되고 있으며, 관련 제품이 소개되고 있다.

과거에는 무유도 화기의 이동 표적에 대한 명중률을 높이기 위해서 사수의 숙련도를 향상시키는 방법을 사용하였다. 하지만 이와 같은 방법은 사수의 능력에만 의지하므로 대다수 병사에게서 높은 명중률을 기대하기 힘들다는 단점이 있었다. 이에 사수의 숙련도와 관계없이 높은 명중률을 얻기 위해 자세 센서와 거리측정기(LRF, Laser Range Finder)를 이용해 표적의 기동 정보를 획득하고 사격제원을 산출하여 예상 목표지점을 화면에 도시하는 방법이 제시되었다. 하지만 이 방법은 자세 센서의 정밀도가 요구조건에 충분하지 않은 경우 표적 정보의 추정 오차가 커지는 문제점이 있었다.

본 논문에서는 이와 같은 문제점을 개선하여 표적의 기동 정보를 정확하게 산출하기 위해서 영상 정보와 자세 센서 정보를 융합하여 조준장치의 회전 각속도를 획득하였으며, 3차원 공간상에서의 표적의 위치와 속도 정보를 추정하는 기법을 제시하였다. 특히, 영상 정보를 이용해 조준장치의 회전 각속도를 추정하는 기법은 기존 자세 센서의 정확도 한계를 보완하여 표적의 정보를 정확하게 획득하는 데에 크게 기여하였다.

제시한 회전 각속도 획득 기법은 매우 정밀한 항법장치(Honeywell, gTALIN 2000 INS, RMS < 1 mrad)와의 비교를 통해 성능을 검증하였으며, 몬테카를로 시뮬레이션을 통해 예상 위치와 추정 위치를 비교함으로써 이동 표적에 대한 위치 및 속도 추정 기법의 신뢰도를 검증하였다.

본 논문은 다음 순서로 구성되어 있다. 2장에서는 이동 표적의 정보 추정을 위한 관련 이론에 관해 기술하였고 3장에서는 영상 정보를 이용해 조준장치의 회전 각속도를 획득하는 방법과 PCA 기반(Principal Component Analysis) 직선 추정 알고리즘을 이용해 표적의 위치, 속도를 추정하는 방법을 기술한다. 4장에서는 모사 데이터와 측정 데이터를 기반으로 수행한 실험 결과를 보이고, 5장에서 결론과 추후 연구 과제를 기술한다.

2. 관련 이론

2.1 거리와 방향각 측정치를 이용한 표적 추정

거리와 방향각 측정치를 이용해 표적의 정보를 추정하는 방법은 레이더(radar) 센서를 이용한 표적의 탐지 및 추적 방법[8]에서 많은 연구가 진행되어왔다. 하지만 radar 센서의 경우 방향성 안테나에서 발산된 전파를 이용해 반사되는 전파의 시간을 측정하여 목표물의 거리, 방향, 고도를 알아내는 방법으로 조준장치에 적용하기 어렵다. 따라서 조준장치를 이용해 표적의 정보를 추정하기 위해 사수가 표적을 지향하는 행위로 발생하는 자세변화를 측정하여 방향각 측정치를 얻고 표적과의 거리를 측정하여 표적의 위치와 속도를 추정하는 방법이 제시되었다.

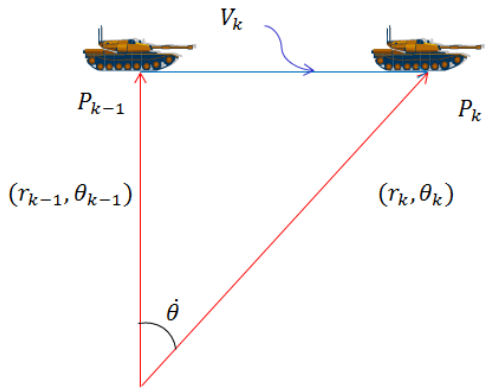

Fig. 1. Method of target estimation

Fig. 1은 사수의 위치가 원점에 있을 때 관측할 수 있는 데이터가 표적의 속도 벡터와 어떠한 상관관계가 있는지를 보여주며, 센서 오차가 없는 이상적인 환경에서는 바로 이전에 측정한 데이터와 표적 이동의 벡터 합은 다음 시간의 측정 벡터와 같다는 것을 볼 수 있다. 단, 표적의 좌표는 (x, y, z)인 반면에 측정치는 (r, ϕ, θ)이므로 변환과정이 수반되어야 한다. 여기서 변환과정이라고 일컫는 것은 관측 함수이고 이 함수가 선형이 아닌 경우에는 EKF(Extended Kalman Filter)[9]와 같은 방법을 통해 선형화해야 관측 행렬로

정의할 수 있다. 이때 선형화하기 위해 사용되는 것이 추정된 위치의 변화량에 대한 관측량의 변화량을 정의한 Jacobian 행렬이고, 식 (1)과 (2)로 정의할 수 있다.

$$h[\overline{X}]=\begin{bmatrix}\hat{r}\\ \hat{\theta}\\ \hat{\phi}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\sqrt{\overline{X_x^2}+\overline{X_y^2}+\overline{X_z^2}}\\ \arctan2(\overline{X_x^2}+\overline{X_y^2})\\ \arcsin(\frac{\overline{X_z^2}}{\hat{r}})\end{bmatrix} \quad (1)$$

$$H=\frac{\partial h(\overline{X})}{\partial \overline{X}}=\begin{bmatrix}\frac{\partial \hat{r}}{\partial \overline{X_x}} & \frac{\partial \hat{r}}{\partial \overline{X_y}} & \frac{\partial \hat{r}}{\partial \overline{X_z}} & 0 & 0 & 0\\ \frac{\partial \hat{\phi}}{\partial \overline{X_x}} & \frac{\partial \hat{\phi}}{\partial \overline{X_y}} & \frac{\partial \hat{\phi}}{\partial \overline{X_z}} & 0 & 0 & 0\\ \frac{\partial \hat{\theta}}{\partial \overline{X_x}} & \frac{\partial \hat{\theta}}{\partial \overline{X_y}} & \frac{\partial \hat{\theta}}{\partial \overline{X_z}} & 0 & 0 & 0\end{bmatrix} \quad (2)$$

변환 과정과 선형화 과정을 수행한 1차 도함수로 선형 칼만 필터의 예측과 갱신 절차를 그대로 사용할 수 있지만, 비선형 구간이 커지는 경우 성능이 저하되는 문제점이 있다[10]. 또한, 측정치의 획득 주기가 매우 낮은 경우에도 측정 데이터의 변화량이 커져 예측이 어려우며, 센서의 측정 오차가 커지는 경우에도 추정 성능이 저하되므로 센서의 측정 오차를 줄이려는 노력이 필요하다.

2.2 영상 센서를 이용한 자세 측정

영상 센서를 이용해 위치와 자세를 측정하는 방법은 차선, 랜드 마커, 특징점 등을 인식하여 프레임 간 움직임 변위(motion vector)를 계산해내는 방식의 연구가 주로 진행되었으며, 매 프레임에서의 움직임 벡터를 계산하고 영상 기하학과 카메라 모델을 해석하여 이동 변위를 구하는 방법[11]들이 제안되었다.

2.2.1 움직임 변위 추출

영상에서 움직임 변위란 객체나 배경이 이동한 픽셀 이동 변위를 의미하며 영상 압축이나 표적 추적에 적용하는 기술을 의미한다. 크게 블록 정합(block matching) 기술[12]과 광류(optical flow) 기반 기술[13]로 나눌 수 있다.

2.2.1.1 블록 정합 기술

블록 정합법은 블록 내의 모든 화소는 같은 움직임을 가진다는 가정과 물체의 운동을 평행이동으로 가정하며, 정해진 탐색 위치에서 블록 단위의 SAD(Sum of Absolute Difference) 값이 가장 작은 값을 가지는 방향을 움직임 변위로 정한다. 블록 정합법은 블록 단위로 처리하기 때문에 잡음에 강하고 계산량이 적다는 장점이 있지만, 국부적인 작은 움직임 예측에는 취약하다. 따라서 주로 움직임 예측을 통해 차분 데이터만 저장해 영상 데이터의 크기를 줄이는 영상 압축에 많이 사용한다.

2.2.1.2 광류 기반 기술

광류 기반 기술은 주로 화소 단위의 움직임 변위를 예측하며, 최적 해를 구하기 위해서 식 (3)의 연산을 반복하기 때문에 아주 작은 움직임까지 정확하게 예측 가능하다는 장점이 있다. 따라서 주로 무인 로봇이나 감시 카메라의 위치 변화를 계산하기 위한 기술에 많이 사용된다. 단, 최적 해를 찾기 위해 반복 해를 계산하는 방법을 사용하여 기본적으로 연산량이 많고 너무 큰 움직임이 발생하면 반복 해로 찾을 수 있는 변위보다 커져 오차가 크게 발생하는 문제점이 있다.

$$\varepsilon(\overline{\nu})=\sum_{x=-w_x}^{w_x}\sum_{y=-w_y}^{w_y}(A(x,y)-B(x+\nu_x,y+\nu_y))^2 \quad (3)$$

2.2.2 핀홀(pinhole) 카메라 모델

핀홀 카메라 모델[14]이란 3차원 공간상의 점들을 2차원 이미지 평면에 투사(perspective projection)함으로써 얻어지는 3D 공간좌표와 2D 영상좌표 사이의 변환관계를 설명하는 모델이며 식 (4)로 표현할 수 있다. 여기서 (X,Y,Z)는 월드 좌표계 상의 3D 좌표, [R|t]는 월드 좌표계를 카메라 좌표계로 변환시키기 위한 회전/이동 행렬이며, A는 카메라 내부 파라미터이다.

A는 카메라 교정(calibration)을 통해 얻을 수 있다. 핀홀 카메라 모델을 이용하면 역으로 영상 좌표의 움직임 변위로부터 공간 좌표의 움직임 변위를 유추할 수 있다. 단, 사수가 표적을 지향하는 행동만을 고려한다면 축을 고정한 상대로 회전(rotation) 성분만 발생하게 되므로 평행이동(translation)은 없다고 가정하고 회전 성분만 고려하여 3차원 움직임을 추정하였다.

$$s\begin{bmatrix}x\\ y\\ 1\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}f_x & skew_c & c_x\\ 0 & f_y & c_y\\ 0 & 0 & 1\end{bmatrix}\begin{bmatrix}r_{11}r_{12}r_{13}t_1\\ r_{21}r_{22}r_{23}t_2\\ r_{32}r_{32}r_{33}t_3\end{bmatrix}\begin{bmatrix}X\\ Y\\ Z\\ 1\end{bmatrix}=A[R|t]\begin{bmatrix}X\\ Y\\ Z\\ 1\end{bmatrix} \quad (4)$$

3. 영상 기반 이동 표적의 위치 및 속도 추정 기법

Fig. 2는 영상 기반 기술을 이용해 표적의 이동 정보를 추정하는 기법의 주요 개념을 설명한다. 사수가 조준장치를 통해 이동 표적을 조준하면 영상에서의 표적은 움직이지 않고 배경만 움직이는 것처럼 보인다. 따라서 표적이 위치하는 중앙 부분을 제외한 배경 영역에 영상 기반의 기술을 이용하면 배경 영상의 픽셀 이동량을 계산할 수 있으며, 픽셀 이동량이 $\triangle x$ pixel 일 경우 핀홀 카메라 모델과 카메라 스펙(시야각 F°, 영상 크기 V pixel)을 응용하면 조준장치의 회전 각속도 $\triangle\theta$를 얻을 수 있다. 이를 수식으로 표현하면 식 (5)와 같이 표현할 수 있다. 식에서 $I_{n,i}$는 n번째 영상의 i번째 픽셀을 의미하며. d는 이전 영상 I_{n-1}과 현재 영상 I_n의 픽셀 값 오차의 제곱합을 최소로 하는 픽셀 이동량(moving vector)을 의미한다.

$$\triangle x = \arg min_d \sum_i (I_{n-1,i} - (I_{n,i} + d))^2$$
$$\triangle\theta = \triangle x \times \frac{F}{V} \tag{5}$$

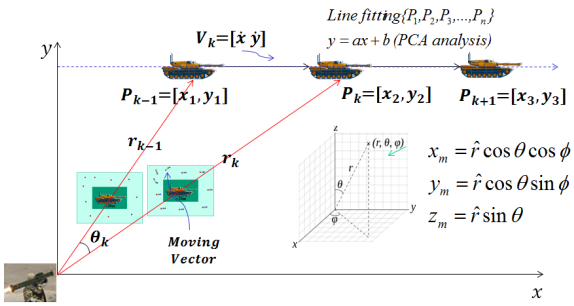

Fig. 2. Concept of proposed algorithm

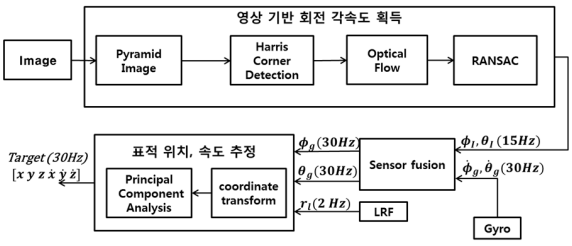

Fig. 3. Flow chart

Fig. 3은 제안하는 기법의 순서도이다. 자세 센서와 영상 센서로 추정한 데이터를 융합하여 (r, θ, ϕ) 정보를 획득하는 기능과 (r, θ, ϕ) 정보로 부터 3차원 평면 좌표계 (x, y, z)로 변환한 n개의 위치 값 $(p_1, p_2, p_3, \ldots, p_n)$을 이용해 표적의 위치와 속도를 추정하는 기능으로 나눌 수 있다.

3.1 조준장치 회전 각속도 획득

3.1.1 영상 기반 회전각속도 획득

앞에서 설명한 영상 기반 기술을 이용해 조준장치의 회전 각속도를 구하기 위해서는 1) 특징점 추출 기법, 2) 특징점 대응 탐색 기법, 3) 움직임 각도 추정 기법이 필요하다. 특징점은 코너 검출 성능이 뛰어나다고 알려진 해리스 코너 검출기[15](Harris corner detection)를 이용해 추출하였으며, 특징점 대응 탐색 기술로는 추적기 분야에서 매우 유명한 알고리즘인 KLT 특징 추적 알고리즘[16]을 사용하였다.

KLT 특징 추적기의 목표는 식 (3)의 변위 $\bar{v}$를 최솟값으로 갖는 매칭 지점을 찾는 것이며, 제곱 오차(mean squared error)를 기반으로 하는 상관관계(correlation) 분석을 통해 특징점의 유사도를 측정하여 추적하는 방법이다. 식 (3)을 Taylor series expansion에 의해 근사함으로써 식 (6)과 같이 변위 $\bar{v}$에 대한 선형 시스템을 얻을 수 있으며, 선형 근사는 변위가 작으므로 이의 반복 해를 계산하여 ε를 최소화하는 변위 $\bar{v}$를 찾을 수 있다. 식 (6)에서 δI는 영상 차분값, I_x, I_y는 각각 영상의 x축, y축의 미분값을 의미하며, G는 영상 미분값의 2×2 행렬로 정의되며, 역함수가 존재해야 최적값을 구할 수 있다.

$$\frac{1}{2}\frac{\partial \epsilon(\bar{\nu})}{\partial \bar{\nu}} \approx \tag{6}$$
$$\sum_x \sum_y \left[\frac{\partial B}{\partial x} \; \frac{\partial B}{\partial y}\right]^T [A(x,y) - B(x,y) - \left[\frac{\partial B}{\partial x} \; \frac{\partial B}{\partial y}\right]\bar{\nu})$$
$$\delta I(x,y) \doteq A(x,y) - B(x,y)$$
$$\nabla I(x,y) = [I_x(x,y) \; I_y(x,y)] \doteq \left[\frac{\partial B}{\partial x} \; \frac{\partial B}{\partial y}\right]$$
$$\approx \sum_x \sum_y [\nabla I^T(x,y) \nabla I(x,y) \bar{\nu} - \nabla I^T(x,y) \delta I(x,y)]$$
$$\approx G\bar{\nu} - \bar{b}\,, \; \bar{\nu}_{opt} = G^{-1}\bar{b} \quad \{\det(G) \neq 0\}$$
$$G = \sum_x \sum_y \begin{bmatrix} I_x^2(x,y) & I_x(x,y) I_y(x,y) \\ I_x(x,y) I_y(x,y) & I_y^2(x,y) \end{bmatrix}$$
$$\bar{b} = \sum_x \sum_y \begin{bmatrix} \delta I(x,y) I_x(x,y) \\ \delta I(x,y) I_y(x,y) \end{bmatrix}$$

Table 1은 KLT 특징 추적 알고리즘을 이용하여 특징점의 이동 변위를 구하는 의사 코드이다. KLT 알고리즘은 한번 연산에 매우 작은 움직임을 찾기 때문에 반복 루프를 돌려 좀 더 큰 움직임을 찾을 수 있다.

Table 1. KLT Tracking pseudo code

$A: frame_{k-1}, B: frame_k$
loop $c = 1...N$ do
 loop $k = 1...M$ do
  $\delta I_k(x,y) = A(x,y) - B(x + \triangle x_x^{k-1}, y + \triangle x_y^{k-1})$
  $\bar{b}_k = \sum_x \sum_y \begin{bmatrix} \delta I_k(x,y) I_x(x,y) \\ \delta I_k(x,y) I_y(x,y) \end{bmatrix}$
  $\eta_k = G^{-1} \bar{b}_k$
  if($\eta_k < \alpha$)
   stop
  else
   $\triangle x^k = \triangle x^{k-1} + \eta_k$,
  end if
 end loop
 $X[c] = \triangle x_x^k$, $Y[c] = \triangle x_y^k$
end loop

단, 제안하는 방법은 표적 특징점을 제외하고 배경 특징점만을 이용하여 배경의 이동을 계산하는 점이 기존의 방법과 차별된다. 따라서 표적은 사수의 조준에 의해 영상의 중심에 있다고 가정하고 Fig. 4와 같이 영상의 중심 영역을 크로핑(cropping) 하여 사용하였다.

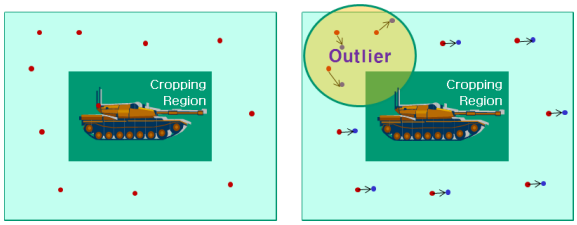

Fig. 4. background image tracking

특징점의 움직임 변위들로부터 조준장치의 회전각속도를 추정하기 위해서는 특징점의 움직임 변위들을 하나의 대표 성분으로 나타내야 한다. 가장 간단한 방법은 특징점 변위들을 평균하는 것이지만, 변위 중에는 잡음 성분에 의한 거짓(outlier) 변위가 존재하므로 가장 많은 수의 데이터들로부터 지지를 받는 모델을 선택하는 RANSAC(Random Sample Consensus)[17]을 사용해 거짓 변위를 분류하였다.

Table 2. RANSAC pseudo code

$\overrightarrow{f_{1...n}} = \{X, Y\}$
$X: \{x_1, x_2, x_3, ..., x_n\}$, $Y: \{y_1, y_2, y_3, ..., y_n\}$
loop $i = 1...m$ do
 Choose random number i
 loop $k = 1...n$ do
  $d(x_k, y_k) = \sqrt{(x_k - x_i)^2 + (y_k - y_i)^2}$
  if ($d(x_k, y_k) < 0.5$)
   Inlier[InCount] = (x_k, y_k)
  else
   Outlier[OutCount] = (x_k, y_k)
  end if
 end loop
 if(InCount < max)
  represent = copy(Inlier), max = InCount
end loop
$\overrightarrow{MV} = mean(represent)$

Table 2는 RANSAC을 이용해 거짓 변위들을 제거하는 방법의 의사 코드이다. 먼저 무작위로 하나의 움직임 변위를 선정하고 선정된 변위와 나머지 움직임 변위와의 크기 차이값 $d(x_k, y_k)$을 구한다. $d(x_k, y_k)$ 값이 0.5 이하면 참(inlier)으로 판단하여 참값 안에 포함하고 포함된 개수를 저장한다. 이 과정을 N 번 반복하여 참값 안에 포함된 개수가 가장 많은 경우에 참값의 평균값으로 대표 움직임 변위를 구할 수 있다.

이렇게 구해진 움직임 변위로 움직임 각도를 얻기 위해서는 카메라의 시야각(Field of View)을 고려해야 한다. 식 (7)과 같이 움직임 변위가 $\triangle x$ pixel 일 경우 시야각 F°와 영상 크기 V pixel를 이용하면 픽셀 좌표계에서 각도 좌표계로 변환할 수 있다. 단, 조준장치의 롤(roll) 각에 의해 영상 좌표계와 월드 좌표계 간의 각도 불일치가 발생하므로 핀홀 카메라 모델의 영상 회전 변환 수식 (8)을 이용하여 롤 각 보정을 해주어야 정확한 각도를 측정할 수 있다.

$$\angle\theta = \frac{F}{V} \times \triangle x \tag{7}$$

$$(x,y) = T(w,z)\begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta & 0 \\ -\sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} w \\ z \\ 1 \end{bmatrix} \tag{8}$$

3.1.2 센서 융합

영상 센서와 자세 센서는 모두 조준장치의 요(yaw) 축, 피치(pitch) 축의 각도를 출력하고 그 특성이 다르기 때문에 융합하였을 경우 더 좋은 성능을 낼 수 있다. 영상 센서의 경우에는 바이어스(bias) 오차가 없고 출력 오차가 적지만 큰 움직임이 발생하거나 배경 특징점이 없는 경우에 각도 획득이 되지 않아 큰 오차를 발생시키며, 비동기로 동작한다.

반면 자세 센서의 경우 시간이 지날수록 오차가 누적되는 바이어스 오차를 갖지만 영상 센서와는 다르게 특정 환경에서 큰 오차가 발생하지 않으며, 일정한 속도(30 Hz)로 각속도 값을 출력해준다.

Table 3은 센서 융합 방법의 의사코드이며, 영상기반 회전 각속도 획득 $\{\theta_I, \phi_I\}$ 정보를 이용하여 자세 센서의 오차를 보정하는 방법을 보여준다. 자세 센서값 $\{\dot{\theta}_g, \dot{\phi}_g\}$의 입력을 기준으로 영상기반 회전 각속도 값이 입력되는 경우 현재 측정 각도를 영상으로 추정한 각도 값 $\{\theta_I, \phi_I\}$으로 갱신하여 자세 센서의 누적 오차를 개선하였으며, 출력 주기를 30 Hz로 유지하였다.

특징점 개수가 10개 미만으로 추출되는 경우 RANSAC을 적용하여 거짓 데이터를 분류하는 데 필요한 데이터를 확보하기 어려울 뿐만 아니라 특징이 거의 존재하지 않는 환경이므로 영상에서 특징점 이동 변위를 구하기가 어렵다. 또한, KLT 특징 추적 알고리즘의 경우 영상 정보의 매우 작은 움직임에 대한 선형성을 가정하고 최소자승법으로 특징점 위치를 추적하기 때문에 탐색 범위가 일정 이상 커지면 추정 오차가 크다는 문제점이 있다[18,19].

따라서 일반적으로 특징점 패치의 크기를 제한하며, 패치간의 중첩이 50 % 미만이면 성능이 좋지 않다고 판단하므로 픽셀 이동량이 15 pixel 이상 이거나 특징점 개수가 10개 미만으로 추출되는 경우 영상 정보를 이용하지 않고 자세 센서만 이용해 오차가 크게 발생하는 것을 방지하였다. 이를 정리하면 Fig. 5와 같이 표현할 수 있으며, 실험을 통해서 설정한 임계값에 대한 검증을 수행하였다.

Table 3. 센서 융합 pseudo code

$$\triangle x = \arg min_d \sum_i (I_{n-1,i} - (I_{n,i} + d)^2)$$

$$\dot{\theta}_I = \triangle x_i \times \frac{F_x}{V_x},\ \theta_I = \sum_i^m \dot{\theta}_I$$

$$\dot{\phi}_I = \triangle x_j \times \frac{F_y}{V_y},\ \phi_I = \sum_j^m \dot{\phi}_I$$

```
loop
    I_m = 1
    if (△x > 15 || n(C) < 10)
        I_m = 0
    end if
    if (I_m = 1)
        θ = θ_I , φ = φ_I
    else
        θ = θ + θ̇_G, φ = φ + φ̇_G
        θ_I = θ, φ_I = φ
    end if
end loop
```

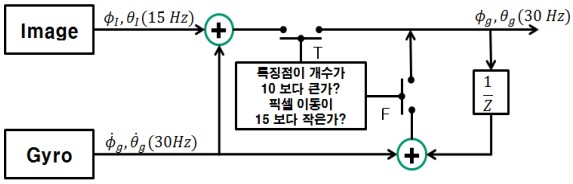

Fig. 5. Sensor data fusion

3.2 표적 위치, 속도 추정

3.2.1 직교 좌표계로 변환

표적 위치, 속도 추정 기법은 자세 센서, 영상 센서를 통해 획득한 각속도와 거리측정기를 통해 획득된 거리 정보를 바탕으로 표적의 3차원 위치와 속도를 추정하는 기능을 한다. 앞에서 추정한 각속도 정보는 $\{r, \theta, \phi\}$ 극좌표이므로 3차원 공간상의 표적 운동 $\{x, y, z, \dot{x}, \dot{y}, \dot{z}\}$을 분석하기 위해서 식 (9)를 이용하여 직교 좌표계로 변환하였다.

$$\begin{aligned} x &= r\sin\theta\cos\phi \\ y &= r\cos\theta\sin\phi \\ z &= r\sin\theta \end{aligned} \tag{9}$$

단, 직교 좌표계로의 변환은 LRF 주기마다 이루어지므로 LRF 주기가 낮은 경우 센서 데이터의 획득 주기가 낮아지는 문제점이 발생한다. 이 경우에 베이지안 확률 예측 방법인 EKF(Extended Kalman Filter)를 적용하면 데이터의 분산이 커져 표적 위치 추정 성능이 저하되기 때문에 획득 주기가 낮은 환경에서 선형 움직임을 잘 추정할 수 있는 PCA 직선 근사 방법을 이용하였다[20].

3.2.2 PCA 기반 위치, 속도 추정

무유도탄으로 표적의 정보를 획득해 사격 제원을 계산하여 명중점을 전시하는 것에는 표적이 등속직선 운동을 한다는 가정을 선행한다. 따라서 표적이 등속직선운동을 한다고 가정하면 PCA 기반 직선 추정 알고리즘을 사용해 센서로부터 측정된 데이터들의 분포를 가장 잘 표현하는 하나의 직선을 생성할 수 있다. 2차 평면에서의 직선의 추정은 고윳값 분석(eigenvalue analysis)을 통해 구할 수 있으며, 공분산 행렬의 고유벡터 중에서 가장 큰 고윳값에 해당하는 벡터가 직선의 방향을 나타내게 된다.

3차원 표적의 움직임을 표현하기 위해서는 3차 평면으로 확장해야 한다. 3차 직선을 추정하기 위해서는 식 (10)의 SVD(특이값 분해-Singular Value Decomposition)를 이용하며, 임의의 m × n의 행렬 A는 다음과 같이 분해될 수 있다.

$$A = USV^T \tag{10}$$

U : m × m 직교행렬
V : n × n 직교행렬
S : m × n 대각행렬

U는 AA^T를 고윳값 분해해서 얻은 m×m 직교행렬(orthogonal matrix)이고 V는 A^TA를 고윳값 분해해서 얻은 n × n 직교행렬이다. 마지막으로 $\sum$는 고윳값 분해해서 나오는 고윳값(eigenvalue)들의 square root(제곱근)를 대각원소로 하는 m × n 직사각 대각행렬이다.

식 (11)과 같이 전체 입력 행렬 I에 각 행의 평균값을 뺀 행렬을 A라 놓으면 AA^T는 3 × 3 공분산 매트릭스가 된다. 따라서 SVD는 공분산 행렬의 고윳값 분해의 문제가 되어 3차원 점들로 구성된 공분산 행렬의 고유 벡터 중에서 가장 큰 고윳값에 해당하는 벡터가 직선의 방향을 나타내게 된다.

AA^T를 고윳값 분해하면 U 행렬을 얻을 수 있으며, U의 첫 번째 열 벡터가 분산이 가장 큰 방향을 나태내므로 식 (12)와 같이 직선의 기울기 a_1, a_2와 중점 $x_c = m_{Ix}$, $y_c = m_{Iy}$, $z_c = m_{Iz}$으로부터 직선을 유추하여 표적의 위치 x, y, z를 추정할 수 있다. Fig. 6은 30개의 측정치 샘플에 대해서 3차원 PCA 직선 추정을 수행한 결과 그림이다. 그림에서 보는 것과 같이 3차원 위치 측정치 데이터의 분포를 잘 표현하는 주성분 축(직선)이 추정되었음을 볼 수 있다.

$$A = \begin{bmatrix} I_{x1} I_{x2} I_{x3} \ldots I_{xn} \\ I_{y1} I_{y2} I_{y3} \ldots I_{yn} \\ I_{z1} I_{z2} I_{z3} \cdots I_{zn} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} m_{Ix} \\ m_{Iy} \\ m_{Iz} \end{bmatrix},$$
$$AA^T = \begin{bmatrix} C_{xx} C_{xy} C_{xz} \\ C_{yx} C_{yy} C_{yz} \\ C_{zx} C_{zy} C_{zz} \end{bmatrix} \tag{11}$$

where : $m_{Ix} = \frac{1}{n}\sum_i^n I_{x_i}, m_{Iy} = \frac{1}{n}\sum_i^n I_{y_i}, m_{Iz} = \frac{1}{n}\sum_i^n I_{z_i}$

$$C \doteq AA^T \tag{12}$$

$$C = \begin{bmatrix} e_{x1} e_{x2} e_{x3} \\ e_{y1} e_{y2} e_{y3} \\ e_{z1} e_{z2} e_{z3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_{x1} e_{x2} e_{x3} \\ e_{y1} e_{y2} e_{y3} \\ e_{z1} e_{z2} e_{z3} \end{bmatrix}^T$$

$$\frac{\triangle y}{\triangle x} = a_1 = e_{y1}/e_{x1},\ b_1 = y_c - a_1 x_c,\ y = a_1 x + b_1$$

$$\frac{\triangle z}{\triangle x} = a_2 = e_{z1}/e_{x1},\ b_2 = z_c - a_2 x_c,\ z = a_2 x + b_2$$

$$x = E_x,\ y = a1E_x + b_1,\ z = a_2 E_x + b_2$$

where $\{\triangle x > \triangle y > \triangle z\}$

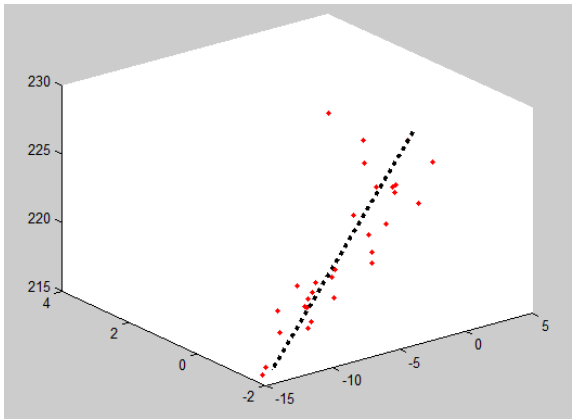

Fig. 6. Target position estimation using PCA

표적의 속도는 등속이라고 가정하였기 때문에 식 (13)과 같이 추정한 직선의 시작점(S)과 끝점(E)을 측정시간으로 나누어서 구하였다.

$$v_x = \frac{E_x - S_x}{\triangle t},\ v_y = \frac{E_y - S_y}{\triangle t},\ v_z = \frac{E_z - S_z}{\triangle t} \tag{13}$$

4. 시뮬레이션 결과

본 논문에서 제안한 기법의 성능을 다각적으로 검증하기 위하여 3 단계로 시뮬레이션을 진행하였다. 영상 기반 회전 각속도 획득 기법의 성능을 검증하기 위하여 실제 환경을 모사한 가상 영상을 생성하여 가상 환경에서 시뮬레이션을 수행하였으며, 야외에서 시험장비와 계측장비를 이용하여 측정한 데이터를 이용해 조건별 회전 각속도 획득 결과를 비교 검증을 하였다. 마지막으로 몬테카를로 시뮬레이션을 통해서 저주파로 동작하는 센서 환경에서의 표적 위치 및 속도 추정 성능을 검증하였다.

4.1 모사 영상 시뮬레이션 결과

본 논문에서 제안한 영상 기반 회전 각속도 획득 기법의 성능을 검증하고자 표적의 이동과 카메라의 회전각 변화를 반영한 모사 영상을 OpenGL을 이용해 생성하였으며, 만들어진 모사 영상은 Fig. 7과 같다.

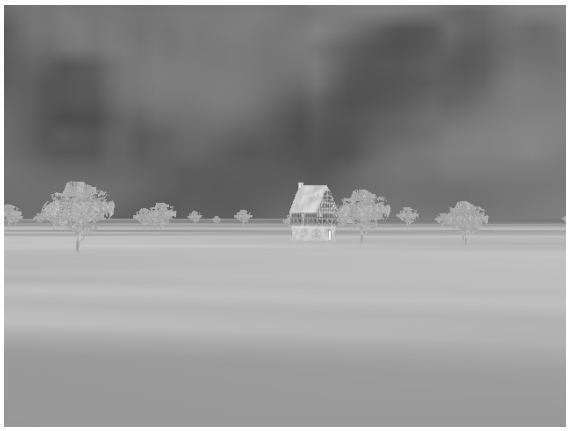

Fig. 7. Simulation video

모사 영상에 영상 기반 회전 각속도 측정 기법을 적용한 센서 융합값 R과 미리 알고 있는 참값 T를 식 (14)에 적용하여 누적 오차를 측정하였으며, 실제 환경에서의 잡음과 카메라의 성능을 반영하기 위해서 정규분포 잡음(Gaussian noise)과 모션 블러(motion blur), 각속도의 변화를 주어 실험을 수행하였다.

Table 4는 모션 블러 효과를 주었을 경우에 실험 결과를 정리한 표이며, kernel은 흐려짐 필터 마스크의 크기를 의미하고 단위는 픽셀이다. Table 5는 영상 화소 값에 N(평균, 분산)의 정규분포 잡음 화소 값을 더해 주었을 경우에 실험 결과를 정리한 표이며, Table 6은 카메라의 회전 각속도에 변화를 주었을 경우에 실험결과를 정리한 표이다.

$$\varepsilon_k = \sum_{i=1}^{k} \angle \dot{T}_i - \sum_{i=1}^{k} \angle \dot{R}_i$$
$$\varepsilon_{\sec} = \frac{\varepsilon_k}{\triangle t} \tag{14}$$

Table 4. Simulation result(motion blur)

Value \ kernel	0 pixel	5 pixel	7 pixel	9 pixel
error (degree/sec)	0.011°	0.025°	0.268°	0.531°
Corner (count)	37개	16개	8개	3개

Table 5. Simulation result(noise)

Value \ $N(\mu,\sigma^2)$	N(0,0)	N(0,5)	N(0,9)
error (degree/sec)	0.0113°	0.0202°	0.0325°

Table 6. Simulation result(angular velocity)

Value \ Velocity	4°/sec	6°/sec	8°/sec	10°/sec
error (degree/sec)	0.023°	0.05°	0.071°	0.16°

실험 결과에서 볼 수 있듯이 잡음이 없는 영상에 제안한 기법을 적용한 결과 오차가 0.013°/sec로 측정되어 제안한 영상 기반 회전 각속도 획득 기법이 매우 정확하게 각속도를 획득 하는 것을 확인할 수 있었다.

단, 잡음을 첨가하였을 경우와 회전 각속도가 빨라지는 경우 오차가 증가하는 것을 확인하였으며 특히, 영상이 흐려져 특징점이 10개 이하로 추출되거나 카메라의 회전 각속도가 10°(약 17 pixel/frame) 이상인 경우 오히려 자세 센서 오차(0.16°/sec)보다 큰 오차가 발생하는 것을 확인할 수 있었다. 따라서 이러한 환경에서는 영상 정보를 이용하지 않고 자세 센서만 이용하도록 하였다.

4.2 야외 시험 시뮬레이션 결과

가상 환경에서의 성능 검증은 실제 환경에서 발생하는 다양한 오차 요인을 전부 반영하기 어려우므로 영상 센서, 자세 센서와 거리 측정기를 포함하는 조준장치를 제작하였고 비교를 위해 Table 7의 계측장비를 가지고 야외에서 시험을 수행하였다. 조준장치는 열 영상을 사용하였으며, 비용과 무게의 문제로 고가의 자세센서를 사용하지 않았다. 조준장치의 상세 스펙은 정부과제에 관련된 내용으로써 밝힐 수 없음을 알린다.

조준장치와 계측장비를 정렬한 후에 이동 표적을 조준/지향하여 센서 데이터와 계측 데이터를 획득하였고 결과를 비교 분석하였다. 조준장치와 표적과의 거리는 200 m로 설정하였고 정지, 10 km, 25 km, 40 km로 이동하는 표적에 대한 실험을 수행하였으며 롤 각에 의한 영향을 분석하기 위해 의도적으로 롤 각을 45° 이상 주어 실험을 수행하였다.

Fig. 8 ~ Fig. 12는 운동의 방향이 같은 경우에 속도에 변화를 주어 시험한 결과 그래프이다. 그래프에서 y축은 yaw 축의 누적 각도 오차를 보여주고 x축은 1/30초 단위의 시간을 보여준다. Fig. 8은 정지 영상에 대한 실험 결과이다. 시험 결과에서 볼 수 있듯이 자세 센서만 이용하는 경우 자세 센서의 bias 오차로 인하여 시간이 지날수록 오차가 누적되는 것을 관찰할 수 있다. 하지만 제안하는 기법의 경우에는 바이어스 오차가 발생하지 않음을 확인할 수 있다.

Fig. 9 ~ 10은 등속 기동하는 표적을 삼각 지지대를 이용해 30초간 흔들림 없이 조준한 경우의 실험 결과이다. 10 km 속도로 등속 이동하는 표적의 시뮬레이션 결과 제안하는 기법은 누적 오차가 0.0550° 발생하였고 자세 센서만 이용하는 경우에는 누적 오차가 0.29° 발생해 약 5배의 이상 성능이 향상되었음을 확인하였다. 그 외의 25 km의 경우에도 유사한 결과를 얻어 제안하는 기법의 각속도 추정 성능이 자세센서만 이용하는 것 보다 우수함을 증명하였다.

Fig. 11은 약 40 km의 속도로 이동하는 표적을 흔들림을 주어 조준한 시험 결과이다. 시험결과에서 알 수 있듯이 영상만 이용하는 경우에는 사수의 오차나 표적의 빠른 이동 때문에 오차가 더 크게 발생할 수 있으며 제안하는 기법은 특성이 다른 센서와의 융합을 통해 성능이 개선됨을 확인하였다.

Table 7. Specifications of equipment

구분	장비명	제원
계측장비 (상용)	탈린 항법센서	정확도 < 1 mrad
	LRF	12 km 측정가능

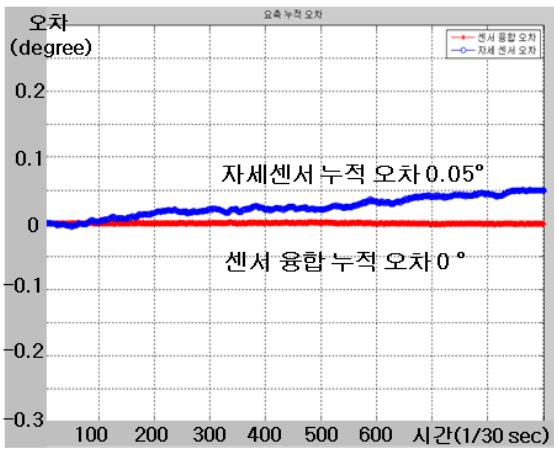

Fig. 8. Accumulate error(moving speed : 0 km/h)

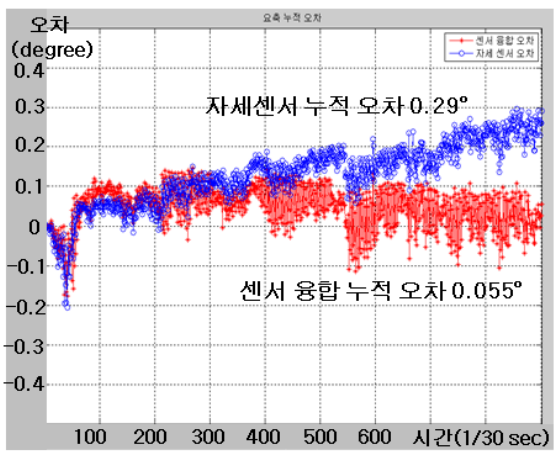

Fig. 9. Accumulate error(moving speed : 10 km/h)

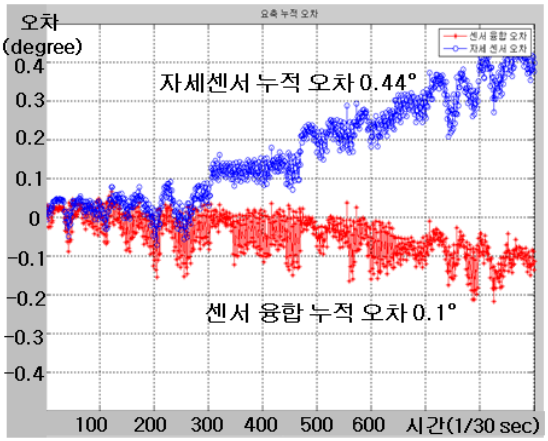

Fig. 10. Accumulate error(moving speed : 25 km/h)

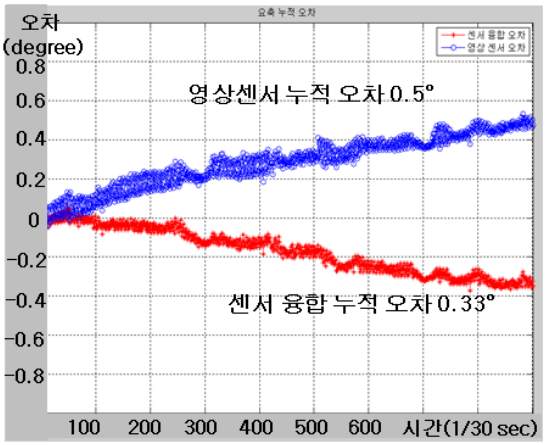

Fig. 11. Accumulate error(moving speed : 40 km/h)

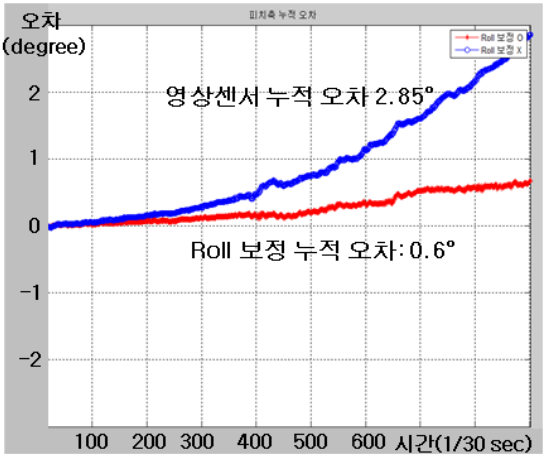

Fig. 12. Roll-angle calibration

Fig. 12는 롤-각에 의한 영향을 분석하기 위하여 의도적으로 조준장치를 45° 이상 기울여 수행한 시험결과이다. 시험결과에서 보는 것과 같이 롤-각 보정을 수행한 경우 수행하지 않은 경우에 비해 초당 약 4배 이상의 오차를 개선하였으며 롤-각에 의한 영향을 제거하여 영상 좌표계와 월드 좌표계 간의 각도 불일치에 의한 오차를 제거함을 볼 수 있다.

4.3 몬테카를로 시뮬레이션 결과

표적의 위치, 속도를 추정하는 기법의 성능을 검증하기 위해서 몬테카를로 시뮬레이션을 수행하였으며 몬테카를로 시뮬레이션의 모사 데이터와 매개 변수는 Table 8과 같이 산정하였다. 모사 데이터는 시나리오의 참값에 각 센서 성능에 따른 잡음을 정규 분포로 더해주어 생성하였다. 설정된 잡음은 데이터 시트와 야외 시험 결과의 최댓값과 최솟값을 참고하여 설정하였다.

Table 8. Parameters of Monte Carlo simulation

항목	파라미터	항목	모사 데이터
반복 횟수	500회	자세 센서 오차	0.1 ~ 0.2°/sec
조준 시간	5초		
고도	0 m		
거리	300 m	LRF 센서 오차	1 meter
속도	10 m/s		
방향	x,y축 방향	영상 센서 오차	0.02° ~ 0.05°/sec
LRF 주기	1,2,5,60 Hz		
기법	EKF, PCA		

Table 9-10은 거리 300 m에서 수평 방향(x축)으로 10 m/s로 기동하는 표적에 대한 몬테카를로 시뮬레이션의 결과를 정리한 것이며, Table 11은 영상 센서의 각속도 잡음을 0.02° ~ 0.05°까지 변화 시켰을 경우에 RMS 오차를 측정한 결과이다.

시험 결과에서 보는 것과 같이 제안하는 기법을 적용하여 센서를 융합하였을 경우 표적의 위치와 속도의 추정 오차가 줄어들어 자세 센서의 정확도 한계를 보완해 정밀하게 추정함을 확인 할 수 있다

Table 9. Monte carlo simulation result(fusion)

값	센서 융합		
	참값	평균	표준편차
x(m)	60	59.9899	0.2270
y(m)	300	299.9800	0.5965
z(m)	0	0.0033	0.1117
$\dot{x}$(m/s)	10	9.9983	0.0378
$\dot{y}$(m/s)	0	-0.0034	0.2130
$\dot{z}$(m/s)	0	0.0005	0.0186

Table 10. Monte carlo simulation result(gyro)

값	자세 센서		
	참값	평균	표준편차
x(m)	60	59.9639	0.9269
y(m)	300	299.9739	0.6050
z(m)	0	0.0262	0.8939
$\dot{x}$(m/s)	10	9.9940	0.1545
$\dot{y}$(m/s)	0	-0.0044	0.2141
$\dot{z}$(m/s)	0	0.004	0.1490

Table 11. Root mean square error

오차	센서 융합				자세 센서
	0.02°	0.03°	0.04°	0.05°	
위치 (m)	0.514	0.606	0.647	0.696	1.2659
속도 (m/s)	0.176	0.179	0.187	0.189	0.2793

Fig. 13은 EKF와 PCA 추정 방법을 획득 주기별로 비교한 결과이며 탄의 운동 특성(추진, 공력 등)과 환경조건(습도, 바람, 고도 등)은 고려하지 않은 상태의 결과만을 제시하였다. 실험 결과에서 볼 수 있듯이 이 EKF의 경우 획득 주기가 낮아질 경우 CEP(Circular Error Probability)가 커지는 것을 관찰할 수 있었으며, PCA의 경우에는 획득 주기와 CEP와의 관계가 적은 것을 알 수 있다. CEP란 포의 성능을 규정하는데 사용되는 수치로 표적에 명중할 확률이 50 % 이상인 경우의 반경을 의미하므로 탄의 운동 특성과 환경조건을 고려하지 않으면 순수하게 표적의 위치/속도 추정으로 값이 결정된다. 따라서 CEP가 크다는 것은 추정 오차가 크다는 것을 의미한다.

Fig. 14는 탄이 발사대에서 발사된 후 2초간의 비행을 한다고 가정하였을 때, 표적의 예측지점에 대한 분포를 보인 것이다. EKF의 표적 분포는 가로축으로 퍼져있는 데 반해 PCA의 표적 분포는 중앙에 모여 있어 표적이 등속 기동하고 획득 주기가 낮은 경우 PCA 기법이 EKF 보다 추정 성능이 좋음을 확인할 수 있다.

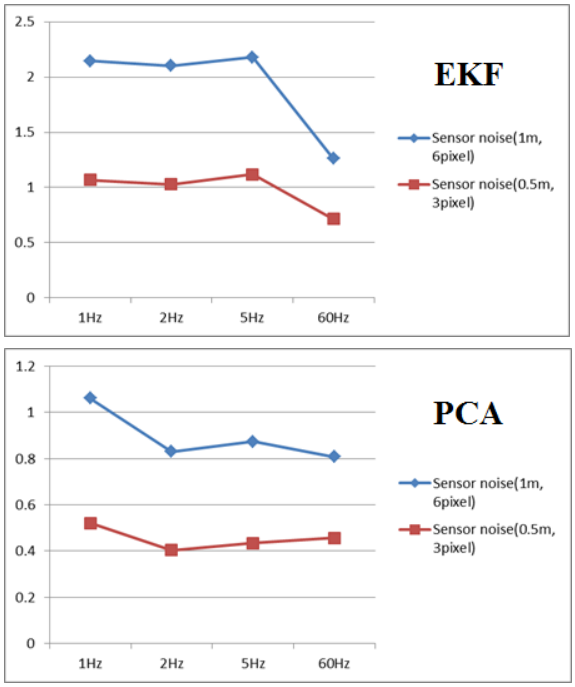

Fig. 13. Comparative result in low frequency

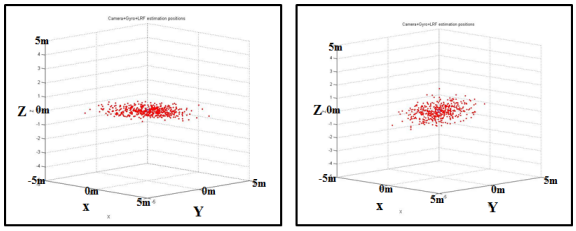

Fig. 14. Predicted point distribution

5. 결론 및 추후 연구 과제

이동 표적의 위치 및 속도를 추정하기 위해서 자세 센서만을 사용할 경우에 자세 센서의 정밀도가 요구조건에 충분하지 않으면 표적 정보의 추정 오차가 커지는 문제점이 있었다. 이와 같은 문제점을 해결하기 위하여 영상 정보를 이용해 조준장치의 회전 각속도를 획득하고 센서 정보를 융합하여 표적의 정보(위치, 속도)를 추정하는 기법을 제안하였다. 연속하는 영상 프레임에서 배경 특징점의 움직임 변위를 구하고 영상 기하학을 이용해 조준장치의 회전각속도를 추정하는 방법을 기술하였으며, PCA 기반 직선 추정 알고리즘을 적용해 표적의 위치, 속도를 추정하는 방법을 기술하였다.

본 논문에서 제안하는 기법의 성능을 검증하기 위하여 다양한 방법의 시뮬레이션을 수행하였으며, 제안하는 영상 기반 표적 정보 추정 기법이 자세 센서만 이용하여 추정한 것보다 우수하다는 것을 시뮬레이션을 통해 증명하였다.

단, 제안하는 방법은 PC 기반에서 성능을 검증하였으므로 신호처리 보드에 탑재해 실시간으로 성능을 검증해보지는 못하였다. 따라서 추후에 실제 운용 환경에서 실시간으로 처리하도록 기법의 연산량을 줄이는 연구를 진행할 예정이다. 또한, 제안하는 알고리즘은 사수가 운용하는 시스템에 사용되므로 사수의 손 떨림이나 진동에 의한 영향, 사수의 조준 능력에 따라 발생하는 오차를 제거하는 기법을 연구할 예정이다.

References

[1] Bouguet, J-Y., and Pietro Perona, “Visual Navigation Using a Single Camera,” Computer Vision, 1995, Proceedings, Fifth International Conference on. IEEE, 1995.

[2] Conte, Gianpaolo, and Patrick Doherty, “Vision-based Unmanned Aerial Vehicle Navigation Using Geo-referenced Information,” EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 10, 2009.

[3] Wang, Jinling, et al., “Integration of GPS/INS/vision Sensors to Navigate Unmanned Aerial Vehicles,” The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences 37 : 963-970, 2008.

[4] Trawny, Nikolas, et al., “Vision-aided Inertial Navigation for Pin-point Landing Using Observations of Mapped Landmarks,” Journal of Field Robotics 24.5 : 357-378, 2007.

[5] S. H. Lee, J. M. Song, and J. S. Bae, “Vision-based Navigation for VTOL Unmanned Aerial Vehicle Landing,” Journal of the Korea Institute of Military Science and Technology, 18-3, 226-233, 2015.

[6] Carr, Jon R., and James S. Sobek, “Digital Scene Matching Area Correlator(DSMAC),” 24th Annual Technical Symposium. International Society for Optics and Photonics, 1980.

[7] Dong-Jin Lee, Young-Joo Kim, and Hyo-Choong Bang, “Terrain Referenced Navigation Algorithm using Multiple Height Information for Unmanned Aerial Vehicles,” Proceedings of The Korean Society for Aeronautical And Space Sciences : 576-581, 2012.

[8] Duan, Zhansheng, et al., “Sequential Unscented Kalman Filter for Radar Target Tracking with Range Rate Measurements,” Information Fusion 8th International Conference on. IEEE, Vol. 1, 2005.

[9] Welch, Greg, and Gary Bishop, “An introduction to the Kalman Filter,” 1995.

[10] Bailey, Tim, et al., “Consistency of the EKF-SLAM Algorithm,” Intelligent Robots and Systems, 2006 IEEE/RSJ International Conference on. IEEE, 2006.

[11] Nistér, David, Oleg Naroditsky, and James Bergen, “Visual Odometry,” Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2004, Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on IEEE, Vol. 1, 2004.

[12] Zhu, Shan, and Kai-Kuang Ma, “A New Diamond Search Algorithm for Fast Block-matching Motion Estimation,” Image Processing, IEEE Transactions on, Vol. 9.2, 287-290, 2000.

[13] Horn, Berthold KP, and Brian G. Schunck, “Determining Optical Flow,” Artificial Intelligence 17.1-3 : 185-203, 1981.

[14] Heikkila, Janne, and Olli Silvén, “A Four-step Camera Calibration Procedure with Implicit Image Correction,” Computer Vision and Pattern

Recognition, Proceedings, IEEE Computer Society Conference on IEEE, 1997.

[15] Harris, Chris, and Mike Stephens, “A Combined Corner and Edge Detector,” Alvey Vision Conference, Vol. 15, 1988.

[16] Shi, Jianbo, and Carlo Tomasi, “Good Features to Track,” Computer Vision and Pattern Recognition, Proceedings CVPR94, IEEE Computer Society Conference on. IEEE, 1994.

[17] Fischler, Martin A., and Robert C. Bolles, “Random Sample Consensus : A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography,” Communications of the ACM 24.6 : 381-395, 1981.

[18] Won, Dae-Hee, Sang-Kyung Sung, and Young-Jae Lee, “Particle Filter Based Feature Points Tracking for Vision Based Navigation System,” Journal of the Korean Society for Aeronautical & Space Sciences 40.1 : 35-42, 2012.

[19] Kalal, Zdenek, Krystian Mikolajczyk, and Jiri Matas, “Forward-backward Error : Automatic Detection of Tracking Failures,” Pattern Recognition(ICPR), 2010 20th International Conference on. IEEE, 2010.

[20] Wold, Svante, Kim Esbensen, and Paul Geladi, “Principal Component Analysis,” Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems 2.1-3 : 37-52, 1987.