

연속 항공영상과 비행체의 자세 정보를 이용한 상대적 편이 추정에 관한 연구

° 김 중문 박 래홍 이 쾌희
서강대학교 전자공학과

A Study on the Estimation of Relative Shift Vector
from Aerial Image Sequence and Aircraft Attitude Information.

° Jong-Moon Kim Rae-Hong Park Kwaee-Hi Lee
Dept. of EE, Sogang Univ.

요약 (Abstract)

This paper describes a new approach that can extract the relative shift vectors between two aerial image sequences for implementing the visual navigation system. This method minimizes the noise included in the aircraft attitude information that represents the changes of the aircraft attitude using the statistical method and Kalman Filtering method. This result can be used to find the relative shift vectors which are independent of the attitude changes indicating the true trajectories of aircraft. We applied this method to the image about which we had already known the information of aircraft attitude, and that result showed that the errors were minimized successfully.

1. 서론

항공 산업의 발달과 과학 기술의 발달로 비행체를 안전하고 정확하게 운항 할 수 있는 항법 system의 탑재가 가능하게 되었으며, 대표적인 예로는 TACAN, LORAN, INS, GPS, 등을 들 수 있다. 이들의 특징을 살펴보면 TACAN, LORAN은 지상에 여러개의 station이 필요하며 이로 인하여 지상의 station이 없는 곳에서는 항법을 할 수 없는 단점을 갖고 있으며, 관성 항법 시스템 (INS)은 외부의 도움없이 비행할 수 있는 대표적인 자동 항법 시스템이다. 그러나 INS는 값이 비싸며 부피가 크고 무거운 단점이 있고, 여러 원인에 의하여 시간이 지남에 따라 항법오차가 누적되기 때문에 일정한 시간마다 위치 교정이 필요하다. GPS는 최근에 개발된 것으로 인공위성을 이용한 항법 system 으로 비교적 정확한 항법을 할 수 있으나 유사시 활용 가능 여부가 불확실하다.

컴퓨터 시각에 관한 연구는 인간의 시각 기능의 공극적인 구현을 목표로 하고 있으며, 현재 robot vision, 자동 문자 인식, autotracking system, land vehicle navigation, aircraft navigation 등 많은 분야에서 응용되고 있다. 두 장의 영

을 이용하여 영상에 나타난 물체나 영상을 취득한 센서의 상대적인 위치변화를 알아내는 연구는 autotracking system, land vehicle navigation, aircraft navigation 등에 활용되고 있다. 특히, 비행체의 자동 항법 시스템으로서 널리 사용되고 있는 관성 항법 시스템의 보조 항법 시스템 또는 INS를 대체하는 항법 시스템의 개발을 위한 연구가 진행되고 있다.

영상항법 시스템은 지상의 도움없이 비행체 독자적으로 항법이 가능하며, 저렴한 항법장치로서 고도 정보(Digital Elevation Model, DEM)를 data base로 하고, 카메라와 비행계 측정서로부터 입력되는 정보를 이용하여 비행체의 위치 및 속도를 실시간으로 추출할 수 있는 시스템이다.

이러한 영상항법 시스템의 구현을 위한 중간 단계로서 본 논문은 연속한 두 영상들 사이에서의 정확한 상대적 편이를 추출하는 것을 목적으로 하고 있다. 자세(roll, pitch, yaw)의 변화가 있는 비행체에 수직으로 부착된 카메라로부터 받아들인 연속 영상들 사이에서 기존의 유사함수를 이용한 영역기반 정합의 방법만으로는 정확한 상대적 편이를 찾을 수 없다. 이는 두 영상간에 나타난 상대적 편이와 실제 비행체의 이동경로와는 비행체의 자세에 따라 큰 차이가 나기 때문이며, 계기로 부터 얻어지는 비행체의 자세에 대한 정보도 많은 오차를 포함하고 있기 때문이다. 따라서 이러한 오차 성분들을 통계적인 방법과 칼만 필터를 사용하여 최소화 하였으며 이 정보를 이용하여 자세변화에 기인하는 가상적인 편이를 제거하였고 가상적인 편이가 제거된 상대적 편이로부터 실제 비행체의 이동경로를 나타내는 실제적인 상대적 편이를 구하였다. 또한 이의 오차분석을 위하여 수평 직선 비행중 취득한 106장의 연속한 항공영상을 가지고 각각의 비행자세에 따른 상대적 편이의 변화를 보였다.

2. 비행계측센서 정보의 오차 최소화

비행체의 자세를 나타내는 비행계측센서(heading and attitude sensor, baro altimeter)로 부터의 정보를 입력받는 데에는 많은 오차가 섞인다. 이는 비행계측센서로부터의 정보를 계기에서 직접 입력을 받지 않고 계기들을 향해 설치

된 또하나의 카메라로 부터 눈으로 읽어들이기 때문에 발생 되는 오차이다. 또한 실제 사용되는 정보가 계기에서 직접 읽어들이는 정보에는 포함되어있지 않는 경우도 있다. 즉 실제 필요한 정보는 yaw 각도이나 계기로 부터 읽어 들이는 정보에 yaw 각도는 없고 단지 heading 각도만이 나타나기 때문에 이 heading각도를 식 (1)과 같이 비행체의 yaw 각도로 변환하여 주어야 한다.

$$\tan(\Delta\text{heading}) = \frac{\tan(\Delta x) * \cos(\omega)}{\cos(\varphi)} \quad (1)$$

$\Delta\text{heading}$: heading의 변화분
 Δx : yaw의 변화분
 ω : roll 각도
 φ : pitch 각도

식 (1)에서 볼 수 있듯이 roll과 pitch의 각도가 0이 되면 heading의 증가분이 곧바로 yaw의 증가분이 된다.

따라서 본 연구와 같이 카메라의 움직임이 비행체의 움직임과 일치하며, 비행체의 움직임이 영상의 움직임에 직접 영향을 주는 경우에는 계기로 부터의 입력의 오차성분을 최소화하여 보다 정확한 비행체의 움직임을 알아내는 것은 매우 중요하다. 비행계측센서로 부터의 정보의 오차를 최소화하기 위하여 두가지 방법을 사용하였다.

2.1. 통계적 방법[1]

만약 독립변수 x 와 종속변수 y 사이에 3차의 곡선관계가 성립하고, 변수 x 는 실험자에 의하여 임의로 조절될 수 있으며 오차없이 측정될 수 있는 변수이고, y 는 임의로 조절될 수 없으며 측정오차를 수반하게 되는 변수라면, 다음과 같은 단순회귀모형을 두 변수 x, y 사이에 가정할 수 있다.

독립변수 x 의 어떤 정해진 값 x_i 에서 측정된 종속변수 y 의 값을 y_i 라고 할 때, n 개의 $\text{data}(x_i, y_i, i=1,2,3,\dots,n)$ 에 대하여 이들간에 다음의 관계식이 성립한다고 가정하자.

$$y_i = a + \beta x_i + \gamma x_i^2 + \delta x_i^3 + \varepsilon_i \quad (2)$$

여기서 $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ 은 실험자가 선택한, 조절될 수 있는 변수(controlled variable) x 의 값들로서 본 연구에서는 실험에 사용된 영상의 번호이다. 본 연구에서는 영상들의 sampling이 정확히 1초의 간격을 가지기 때문에 영상의 번호는 그 영상의 취득 시간을 나타낸다. $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3, \dots, \varepsilon_n$ 은 미지의 오차항(unknown error terms)으로서 정규분포 $N(0, \sigma^2)$ 를 따르고 서로 독립(independent)이며, a, β, γ, δ 는 미지의 모수(unknown parameter)이다. 이 모형의 가정에 의하면,

$$E(y_i) = a + \beta x_i + \gamma x_i^2 + \delta x_i^3 \quad (3)$$

$$\text{Var}(y_i) = \sigma^2 \quad (4)$$

이므로, 주어진 x 의 값 x_i 에서 측정된 y 의 값 y_i 는 $N(a +$

$\beta x_i + \gamma x_i^2 + \delta x_i^3, \sigma^2)$ 으로부터 random하게 추출된 크기 1인 확률표본이라고 생각할 수 있다. 그리고 오차량 ε_i 는 y_i 와 $a + \beta x_i + \gamma x_i^2 + \delta x_i^3$ 와의 차를 나타내며, 미지의 오차(unknown error)로서 계기 자체의 오차, 측정자의 부정확등이 복합적으로 섞여서 이루어진 것이라고 볼 수 있다. a, β, γ, δ 의 parameter들의 추정은 다음과 같은 최소제곱 방법(Least Square Method)에 의하여 이루어진다.

최소제곱 방법은 미지의 parameter a, β, γ, δ 를 추정하는데 있어서, 위의 모형, 식 (2)에서 오차의 제곱합(S)을 최소로 하는 a, β, γ, δ 를 추정하는 것을 뜻하며, 오차의 제곱합, S는 식 (5)와 같이 표현된다.

$$S = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - a - \beta x_i - \gamma x_i^2 - \delta x_i^3)^2 \quad (5)$$

식 (5)의 오차제곱합을 최소로 하는 a, β, γ, δ 를 구하기 위하여 S를 a, β, γ, δ 에 대하여 각각 편미분하고, 이 편미분의 값을 0으로 하는 $\hat{a}, \hat{\beta}, \hat{\gamma}, \hat{\delta}$ 의 추정값을 풀면,

$$\hat{a} = (\sum (y_i - \hat{\beta} x_i - \hat{\gamma} x_i^2 - \hat{\delta} x_i^3)) / n$$

$$\hat{\beta} = (S_2 - \hat{\gamma} T_1 - \hat{\delta} U_2) / S_1$$

$$\hat{\gamma} = (S_1 T_2 - S_2 T_1 - \hat{\delta} (V_1 S_1 - U_2 T_1)) / (S_1 U_1 - T_1 T_1)$$

$$\hat{\delta} = \frac{(S_1 W_1 - U_2 U_2)(S_1 U_1 - T_1 T_1) - (V_1 S_1 - U_2 T_1)(S_1 V_1 - T_1 U_2)}{(S_2 U_3 - S_2 U_2)(S_1 U_1 - T_1 T_1) - (S_1 T_2 - S_2 T_1)(S_1 V_1 - T_1 U_2)} \quad (6)$$

$$S_1 = \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2 / n \quad S_2 = \sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i / n$$

$$T_1 = \sum x_i^3 - \sum x_i \sum x_i^2 / n \quad T_2 = \sum x_i^2 y_i - \sum x_i^2 \sum y_i / n$$

$$U_1 = \sum x_i^3 - (\sum x_i)^2 / n \quad U_2 = \sum x_i^4 - \sum x_i^3 \sum x_i / n$$

$$U_3 = \sum x_i^3 y_i - \sum x_i^3 \sum y_i / n \quad V_1 = \sum x_i^5 - \sum x_i^3 \sum x_i^2 / n$$

$$W_1 = \sum x_i^6 - (\sum x_i^3)^2 / n$$

2.2. Kalman filter를 이용한 방법[2]

System의 state model은 식 (7)과 같다.

$$\hat{X} = [X_{vx} \quad X_x] \quad (7)$$

X_{vx} : roll, pitch, yaw의 변화율

X_x : roll, pitch, yaw의 각도

System의 measurement model은 식 (8)와 같이 표현될 수 있다.

$$Z = HX + V \quad (8)$$

Z : Measurement vector

$H = [0 \quad 1]$

V : Measurement white gaussian noise vector

Kalman filter의 prediction과 corrector form은 식 (9)에서 식 (13)와 같다.

$$\hat{X} = FX \quad (9)$$

$$P = FP_{UFT} + Q \quad (10)$$

$$K = PHT[HPHT + R]^{-1} \quad (11)$$

$$PU = [I - KH]P \quad (12)$$

$$\hat{X}U = \hat{X} + K[Z - H\hat{X}] \quad (13)$$

3. 탐색 영상 (search image)의 변환

연속한 항공영상들 중에서 임의의 i 번째 영상을 기준 영상이라 하고 $i+1$ 번째 영상을 탐색 영상이라 하면 탐색 영상의 카메라 조건을 바로 이전 영상인 기준 영상에 맞추어야 한다[3]. 이는 기준 영상의 일정한 창들 (window)내의 영역이 탐색 영상내의 어디에 존재하는가를 찾아내는 image registration 과정을 수행할 때 유사함수를 이용하므로 만약 두 영상이 같은 카메라 조건을 가지지 않고 자세변화나 상층 하강에 따른 크기변화를 갖는다면 영상간의 상대적 편이를 정확하게 찾을 수 없기 때문이다. 따라서 $i+1$ 번째 영상을 i 번째 영상의 취득조건에 맞추기 위하여 두 영상간에 자세의 변화분만큼을 보정해주어야 한다. 이때 영상의 변환 기준점을 영상의 가운데에 두지않고 영상의 초점에 두었기 때문에 두 영상간의 자세 변화의 차이만큼 생기는 상대적 편이의 오차가 제거된다. 이를 그림으로서 나타내면 그림1과 같다.

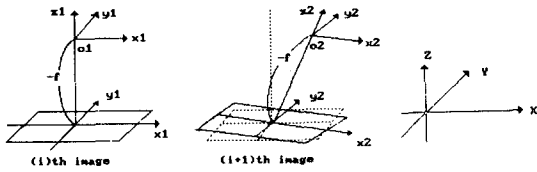


그림 1 두 영상의 자세 보정

이때 좌측 영상 (기준 영상)의 좌표계를 $[X_1 \ Y_1 \ Z_1]^T$ 라 하면,

$$\begin{bmatrix} X_1 \\ Y_1 \\ Z_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ -f \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} X_2 \\ Y_2 \\ Z_2 \end{bmatrix} = SR \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \\ -f \end{bmatrix} \quad (15)$$

S : scaling factor

R =

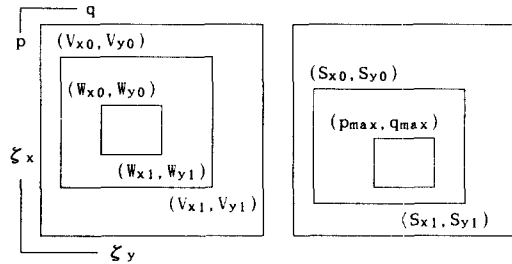
$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\omega & -\sin\omega \\ 0 & \sin\omega & \cos\omega \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\phi & 0 & \sin\phi \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin\phi & 0 & \cos\phi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\kappa & -\sin\kappa & 0 \\ \sin\kappa & \cos\kappa & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

의 관계가 성립하게 된다.

4. 영상에서의 상대적 편이 (virtual shift vector) 추출

연속한 두 영상에서의 상대적 편이는 기준 영상에 대한 탐색 영상의 이동 (translation or shift), 회전 (rotation), 크기 달라짐 (scaling) 등을 나타내며, 영상을 취득할 때의 카메라 운동(camera motion)에 크게 영향을 받는다[4][5].

연속한 두 영상에서의 상대적 편이를 추출하기 위하여 $i+1$ 번째 영상 (탐색영상)을 i 번째 영상 (기준영상)의 좌표계에 맞추어서 상대적 편이를 추출하였다. 이때의 상대적 편이는 지상의 절대 좌표계에 대한 상대적 편이가 아니고 비행체의 body 좌표계에 대한 것이 된다. 따라서 연속한 두 영상상에서 x 방향은 i 번째 영상의 윗쪽이 되고, y 방향은 오른쪽이 되어 매 영상들의 쌍마다 shift vector의 x 방향은 다르게 된다. 이때의 두 영상간의 상대적 편이를 가상적 편이 (virtual shift vector)라 하고, 이 가상적 편이를 구하기 위하여 그림 2와 같은 창틀을 설정하였다.



i 번째 영상(reference image) $i+1$ 번째 영상(search image)

그림 2 영상내에서의 창틀의 위치

그림 2에서 p, q 는 각각 행과 열을 나타내며, (V_{x0}, V_{y0}) 과 (V_{x1}, V_{y1}) 는 reference area의 시작점과 끝점, (W_{x0}, W_{y0}) 과 (W_{x1}, W_{y1}) 는 reference window의 시작점과 끝점을 의미한다. 또한 이에 해당하는 search image 내의 search area의 시작점과 끝점을 (S_{x0}, S_{y0}) , (S_{x1}, S_{y1}) 으로 표시하고 (p_{max}, q_{max}) 는 유사도가 가장 큰 지점을 의미한다.

Area-based 방법을 사용한 translational image registration 방법을 사용하기위해 i 번째 영상을 reference image, $i+1$ 번째 영상을 search image로 하였다. Reference window의 크기와 위치를 결정하고 필요할 경우 search image 내에서 일정한 영역 (search area)을 선택한다. 그리고 search area내에 존재하는 모든 점 (p, q) 에 대하여 search window를 search area내에서 단지 이동만을 시켜가며 유사함수를 이용, 유사도를 측정하여 유사도가 가장 큰 점 (p_{max}, q_{max}) 을 찾아내면 된다. 이를 수식을 써서 나타내면 식 (16)과 같다.

$$\text{find } (p, q) \text{ such that } \max (f_s(W_r, W_s(p, q))) \quad (16)$$

$$\forall (p, q) \in S$$

식 (16)에서 W_r, W_s 는 각각 reference window, search window를 의미하고 S 는 search area를 나타내며 \max 는 최대 값을 의미한다. 찾아낸 (p_{max}, q_{max}) 와 먼저 결정된 reference window의 크기와 위치를 사용하여 camera 즉, 비행체의 지상에서의 이동을 반영하는 상대적 이동 벡터 ζ_x, ζ_y 를 식 (17)와 식 (18)에서와 같이 계산하여 얻는다.

$$\zeta_x = p_{max} - p_r \quad (17)$$

$$\zeta_y = q_r - q_{max} \quad (18)$$

두 window의 correlation의 정도나 각 pixel의 밝기 차의 절대값 또는 제곱의 합을 계산하여 두 window의 유사도 (similarity)를 측정하는 함수를 유사 함수 (similarity function)라고 하며 f_s 로 표기한다. 유사 함수의 입력은 두 window의 pixel 위치에 따른 gray level 값이며 출력은 두 window의 유사도이다. 유사 함수의 종류로는 CC (Cross Correlation), CV (Cross coVariance), NCC (Normalized Cross Correlation), NCV (Normalized Cross coVariance) 등의 두 window내의 gray level을 서로 곱하는 유사 함수와 MSD (Mean Square Difference), MAD (Mean Absolute Difference), NMSD (Normalized Mean Square Difference), NMAD (Normalized Mean Absolute Difference) 등과 같은 두 window내의 gray level을 서로 빼는 유사 함수가 있다[6].

본 연구에서는 성능과 시간면에서 가장 적합한 유사함수임이 밝혀진 NCC 를 사용하였으며 분산 (variance)이 클수록 영상이 더 특징적일 것이라고 가정하여 최대 분산 (maximum variance)을 선택의 기준으로 삼았다. 최대 분산을 갖는 위치를 reference window의 위치로 할 경우에 최대 분산 search area V의 크기와 위치를 두 영상이 중첩되는 곳에 결정해야 한다

Recursive image registration이란 단지 두 장의 영상에 대해서만 image registration을 수행하는 것이 아니라 연속하는 여러장의 영상에 대해서 image registration을 수행하는 것으로서 이전에 구한 상대적 이동 벡터 ζ 의 값이 다음에 구할 ζ 를 찾는 데 이용되는 것을 말한다. 비행체에 수직으로 장착된 카메라로부터 sampling 간격 ΔT 로 연속되는 지상 영상을 취득할 경우 지상 영상이 급격히 변하지 않으므로 시간 $T+\Delta T$ 에서의 상대적 이동 벡터는 시간 T 에서의 상대적 이동 벡터와 거의 같을 것이다. 따라서 식 (20)과 식 (21)처럼 변화를 보이게 되므로 이전의 상대적 이동을 포함한 근방의 영역을 찾아야 할 것이다.

$$\zeta_x(T+\Delta T) = \zeta_x + \Delta \zeta_x \quad (20)$$

$$\zeta_y(T+\Delta T) = \zeta_y + \Delta \zeta_y \quad (21)$$

식 (20)과 식 (21)에서 ζ_x , ζ_y 는 바로 전 영상의 상대적 이동 벡터를 의미하고 $\Delta \zeta_x$ 와 $\Delta \zeta_y$ 는 각각 sampling 간격 ΔT 동안에 나타나는 비행체의 진행 방향과 오른쪽 날개 방향 (y 방향) 속도 변화분에 의해 나타나는 상대적 이동 벡터를 의미한다.

본 연구에서는 RSAR (Reduced Search Area Registration) 알고리즘을 사용하여 두 영상간의 상대적 편이를 추출하였다. RSAR 알고리즘은 이전에 구한 상대적 이동 벡터들에 의존하여 search area를 자동적으로 축소시켜 수행시간을 줄이는 알고리즘으로서 SLL 알고리즘은 바로 이전에 구한 ζ 에만 의존하여 현재의 ζ 를 구하였지만 RSAR 알고리즘은 처음부터 현재 바로 전까지 구한 ζ 에 의존하여 현재의 ζ 를 구한다. 즉, 현재의 시간을 k 라 할 때 search area는 시간 $k-1$ 까지의 상대적 이동 벡터에 의존하여 식 (22)과 식 (23)에 의하여 위치와 크기가 결정된다.

$$S_x(k) = p_r + m[\zeta_x(0, \dots, k-1)] \pm C\sigma[\zeta_x(0, \dots, k-1)] \quad (22)$$

$$S_y(k) = q_r - m[\zeta_y(0, \dots, k-1)] \pm C\sigma[\zeta_y(0, \dots, k-1)] \quad (23)$$

여기서, $m[\]$: 시간 $k-1$ 까지의 ζ 의 평균
 $\sigma[\]$: 시간 $k-1$ 까지의 ζ 의 표준 편차
 C : 상수

RSAR 알고리즘은 시간 $k-1$ 까지의 상대적 이동 벡터의 평균과 표준 편차에 의존하여 search area의 크기와 위치를 자동 결정하며 이때, search area의 크기는 영상 전체로 하는 것보다 훨씬 작아지므로 수행 시간이 상당히 줄어든다. SLL 알고리즘과 비교하면 수행 시간 면에서는 오래 걸린다는 단점이 있으나 더 정확한 상대적 이동 벡터를 구한다는 장점이 있으며 비행체의 속도 변화분이 유사 함수가 최대인 점으로의 수렴 가능 영역을 벗어나더라도 정확한 상대적 이동 벡터를 찾을 수 있다는 장점을 갖고 있다. 그림 3에는 RSAR 알고리즘의 전체적인 흐름도를 보이고 있다.

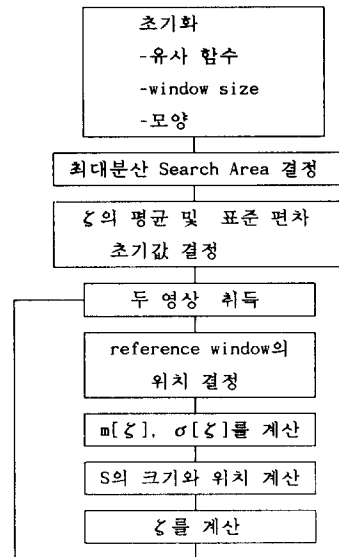


그림 3 RSAR 알고리즘의 전체 흐름도

5. 영상에서의 상대적 편이 (virtual shift vector)로부터 비행체의 실제적 편이 (real shift vector)의 추출

두 영상에 나타난 상대적 편이는 실제 비행체의 움직임 (real shift vector)과 비행체의 자세에 따라 차이를 보인다. 이는 비행체의 자세의 변화가 있으면 비행체에 수직으로 부착된 카메라의 광축이 지면에 수직으로 향해있지 않기 때문에 한 화소에 해당하는 지상의 거리가 다르기 때문이다 [7][8]. 따라서 두영상에 나타난 상대적 편이를 $X1$ 이라 하면, 이 $X1$ 이 영상에서의 상대적 편이 (virtual shift vector)가 되며, 비행체의 자세를 고려하면 $X1$ 의 실제 지상 거리인 $X3$ 를 계산할 수 있다. 이는 비행체의 실제 움직이는

거리에 해당하며, 이를 수직에서의 화소로 계산하여 준 것을 X4 라 하면 이 X4 가 비행체가 실제 움직인 실제적 편이 (real shift vector)에 해당한다. 이를 그림으로 나타내면 그림 4와 같다. 여기에서 X1은 영상에서의 상대적 편이, X2는 영상의 광축이 지상과 만나는 점까지의 거리만큼 X1을 확대한 것이 된다. X3는 X2를 지면에 투영한 거리이며 이것을 다시 비행체의 고도만큼 축소한 것이 X4가 되며 이 X4가 비행체가 실제 움직인 실제적 편이에 해당한다.

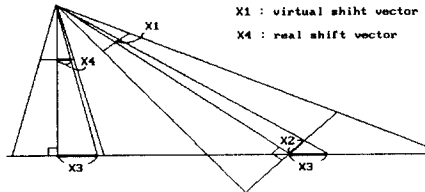


그림 4 영상의 변환과 지상에서의 이동

6. 실험 결과 및 결론

6.1. 통계적 방법

임의로 추출된 1300번째에서 1799번째까지의 500개의 연속한 영상에 대한 각각의 비행자세정보에 대해 과거의 정보를 얼마나 사용하는 것이 가장 오차가 적은지를 알아야 한다. 이때 단지 읽어들이는 measurement data만 있으므로 실제의 noise가 섞이지 않은 data를 알 수가 없다. 그러므로 눈으로 읽어들이는 measurement data를 noise가 섞이지 않은 real data로 보고 그 real data에 다시 분산이 10인 white gaussian noise를 섞어준 것을 measurement data로 하고 통계적인 방법을 이용하여 과거의 몇개의 data를 사용하였을 때 가장 오차가 적은지를 실험하였다.



그림 5 roll 각도 (1300-1799번째)

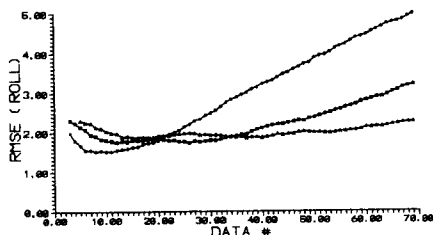


그림 6 roll 각도 (1300-1799번째)의 data 갯수에 따른 오차 분포

그림 5는 실험에 사용한 영상들의 비행자세정보를 나타낸 것이다. 그림 6의 x축의 data #는 현재의 정보로부터 과거

의 몇개의 정보를 사용하여 현재의 비행자세를 추정했는가를 나타낸다. y축의 값은 noise가 섞이지 않은 비행자세정보와의 오차를 의미한다. 또한 이 그림의 결과에서 알 수 있듯이 입력되는 정보들이 1차 직선이나 2차 곡선의 형태를 이룰 것이라고 가정하여 추정한 것이 과거의 data를 사용한 양이 적을 때는 정보들이 3차 곡선을 이룰 것이라고 가정하여 비행자세정보를 추정한 것보다 rms error가 적을 수도 있다. 그러나 1차 직선이나 2차 곡선으로 추정한 것은 사용한 data의 수가 많아지면 급격히 오차가 커짐을 볼 수 있다. 3차곡선으로 할 경우는 roll에 대한 정보는 34개, pitch에 대한 정보는 17개, heading에 대한 정보는 23개의 정보를 이용하였을 때 가장 오차가 적음을 알 수 있었다. 이때의 오차의 정도를 표 1에 보였다.

표 1. 각 비행자세정보들이 3차 곡선을 이룬다고 가정한 결과

	measurement rmse	3차 곡선으로 추정
roll	2.184949	1.669132
pitch	2.184949	1.743560
heading	2.184949	1.784377

6.2. Kalman filter를 이용한 방법

통계적인 방법과 같은 방법으로 measurement data와 real data를 정한 다음 각각의 비행자세에 대하여 실험하였다. 이때의 rms error는 표 2와 같다.

여기서 measurement rmse는 계기로 부터 읽어들이는 data에 분산이 10인 white gaussian noise를 섞어주었을 때의 rms error이며 같은 양의 noise를 roll, pitch, heading에 섞어 주었으므로 2.313007로 같다. Kalman filter rmse는 noise가 섞인 data를 kalman filter를 사용하여 추정한 것으로서 roll이나 pitch에서는 error가 상당히 줄어들음을 알 수 있었지만 heading에서는 거의 차이가 없는 것을 볼 수 있다. 이는 roll이나 pitch는 1초에 변화하는율이 적은데 비하여 heading은 보다 큰 변화율을 보이는데, noise는 똑같은 것을 섞어 주었기 때문이다.

표 2. 각 비행자세에 대해 kalman filter를 적용한 결과

	measurement rmse	kalman filter rmse
roll	2.313007	1.613621
pitch	2.313007	1.587094
heading	2.313007	2.302583

6.3. 탐색 영상 (search image)의 변환

연속한 항공영상들중 i+1번째 영상취득시의 카메라 조건을 i번째 영상의 카메라 조건에 맞추기 위하여 각각의 비행자세의 증가분만큼을 역으로 돌려주었다. 이때 영상을 전부 변환을 시키는 것은 시간상으로도 많이 걸리고, 영상의 중심으로부터 먼 거리에 있는 부분은 변환을 시킬 수 없는 부분도 발생하기 때문에 본 실험에서는 탐색 영역보다 크고 원

영상보다는 작은 175 X 175 화소에 해당하는 영역만을 변환 시켜주었으며 이는 비행자세의 변화와 이전에 찾은 상대적 편이의 변화율을 고려해 더욱 줄일 수 있을 것이다.



그림 7 기준 영상



그림 8 탐색 영상



그림 9 변환된 탐색영상

6.4. 영상상에서의 상대적 편이 (virtual shift vector) 추출과 비행체의 실제적 편이 (real shift vector)의 계산

다음의 표 3은 영상상에서의 상대적 편이(virtual shift vector)를 추출한 것으로부터 비행체의 실제적 편이 (real shift vector)를 계산한 결과이다. 이 결과에서 보듯이 영상에서 나타난 상대적 편이보다 계산된 비행체의 실제적 편이 (real shift vector)가 좀더 큰 값을 나타내는데 이는 카메라로부터 지상까지의 수직 거리가 비행체의 움직임이 있는 경우 카메라의 광축이 지상과 만나는 사각으로의 거리보다 짧기 때문이다.

표 3 상대적 편이(virtual shift vector)로부터

비행체의 실제적 편이 (real shift vector)의 추출

영 상	ζ_{x_v}	ζ_{y_v}	ζ_{x_r}	ζ_{y_r}
1400 1401	19	-3	20.05	-3.23
1401 1402	15	-1	15.97	-1.09
1402 1403	18	1	19.22	1.01
1403 1404	19	3	20.35	3.33
1404 1405	19	-6	20.34	-6.64

6.5. 수평 직선 비행중 취득한 106장의 연속한 항공영상을 이용한 상대적 편이의 오차분석

표 4에는 비행체의 실제 상대적 편이를 기준으로 비행자세 정보에 분산이 7인 white gaussian noise를 섞어준 것을 measurement data로 하여 상대적 편이를 추출한 결과와 통계적인 방법을 사용하여 measurement data의 오차를 최소화한 후 상대적 편이를 추출한 결과의 차이를 보였다.

표 4 상대적 편이의 오차

방 법	오차 (화소)
비행자세정보를 그대로 이용한 경우	7.26
제안한 방법을 이용한 경우	4.74

표 4의 결과에서 알 수 있듯이 제안한 방법으로 비행체의 이동 경로를 추정할때 오차가 상당히 줄어들음을 볼 수 있었다.

참고문헌

- [1] A. Papoulis, *Probability, Random Variables, and Stochastic Process*. McGraw-Hill Book Company: New York, NY, 1984.
- [2] P. S. Maybeck, *Stochastic Models, Estimation, and Control*. Academic Press: New York, NY, 1979.
- [3] Y. Liu, T. S. Huang, O. D. Faugeras, "Determination of camera location from 2-D to 3-D line and point correspondences," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-12, pp. 28-37, Jan. 1990.
- [4] T. L. Steding and F. W. Smith, "Optimum filters for image registration," *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. AES-15, pp. 849-860, Nov. 1979.
- [5] W. K. Pratt, "Correlation techniques of image registration," *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. AES-10, pp. 353-358, May 1974.
- [6] J. S. Borland, L. J. Pinson, E. G. Peters, G. R. Kane, and W. W. Malcolm, "Design of a correlator for real-time video comparisons," *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. AES-15, pp. 11-20, Jan. 1979.
- [7] T. D. Williams, "Depth from camera motion in a real world scene," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-2, pp. 511-516, Nov. 1980.
- [8] K. M. Mutch, "Determining object translation information using stereoscopic motion," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-8, pp. 750-755, Nov. 1986.

※ 본 연구는 국방과학 연구소의 기초 연구비 지원으로 이루어졌음.