

## 論文

J. of The Korean Society for Aeronautical and Space Sciences 46(7), 557-566(2018)

DOI:https://doi.org/10.5139/JKSAS.2018.46.7.557

ISSN 1225-1348(print), 2287-6871(online)

## 자동 공중급유를 위한 적외선 영상기반 상대 항법

윤형철\*, 양유영\*, 이현재\*\*

Relative Navigation for Autonomous Aerial Refueling  
Using Infra-red based Vision Systems

Hyungchul Yoon\*, Youyoung Yang\* and Henzeh Leeghim\*\*

Dept. of Aerospace Engineering, Chosun University\*,\*\*

## ABSTRACT

In this paper, a vision-based relative navigation system is addressed for autonomous aerial refueling. In the air-to-air refueling, it is assumed that the tanker has the drogue, and the receiver has the probe. To obtain the relative information from the drogue, a vision-based imaging technology by infra-red camera is applied. In this process, the relative information is obtained by using Gaussian Least Squares Differential Correction (GLSDC), and Levenberg-Marquadt(LM), where the drogue geometric information calculated through image processing is used. These two approaches proposed in this paper are analyzed through numerical simulations.

## 초 록

본 논문에서는 항공기 자동 공중급유를 위해 영상기반 상대 항법 시스템을 구현한다. 급유기와 피급유기는 프로브-드로그 방식의 공중급유를 가정하며 상대항법은 피급유기가 드로그에 대한 상대정보를 획득하며 진행한다. 드로그로부터 상대정보를 획득하기 위해 드로그 형태를 규정하고 IR카메라를 이용한 영상처리를 진행한다. 영상처리를 통해 얻은 드로그의 정보로부터 Gaussian Least Squares Differential Correction(GLSDC) 및 Levenberg-Marquardt(LM)을 이용한 상대항법을 진행하고 시뮬레이션을 통해 두 알고리즘의 분석을 수행한다.

**Key Words** : Autonomous Aerial Refueling(자동 공중급유), Image Processing(영상처리), Relative Navigation(상대 항법), IR Camera(적외선 카메라)

## 1. 서 론

항공기 기술발전으로 임무의 다양성 및 활용분야가 많아지고 항공기의 체공시간이 길어졌다.

체공시간의 증가는 많은 연료소비를 야기하며 경우에 따라 임무수행 중 공중급유의 필요성이 증대 되었다. 그러나 공중급유는 조종사의 조종 실력이 급유 성공여부 결정하며 자칫 치명적인 사

† Received : February 22, 2018      Revised : June 8, 2018      Accepted : June 15, 2018

\*\* Corresponding author, E-mail : h.leeghim@chosun.ac.kr

고로 이어질 수 있다. 따라서 안전한 공중급유를 위해서는 자동 공중급유 시스템이 요구된다.

현재까지 자동 공중급유를 구현하기 위해 다양한 센서들을 이용한 상대항법 연구가 진행됐다. 대표적인 방법으로 GPS/IMU 센서를 이용한 방법이다[1]. 그러나 GPS/IMU 센서의 경우 상대항법 시스템을 운용하기 위해 급유기와 피급유기의 정보 교환이 요구되며 GPS신호 정보의 왜곡이 발생되면 신뢰도가 떨어진다. 이와 같은 임무실패 요소 문제를 해결하는 대표적인 방법은 영상 센서 기반의 상대항법 시스템이다[2,3].

본 논문에서는 프로브 앤 드로그 재급유(Probe and Drogue Refueling)방식을 기반으로 자동 공중급유 시스템을 구현하기 위한 근적외선 카메라를 이용한 영상기반 상대 항법을 다룬다. 본 논문에서 제시하는 영상기반 상대항법은 목표 대상(드로그)에 해당되는 4개 이상의 특징(LED)인식을 요구한다. 공중 환경처럼 잡음이 많은 경우 목표 대상의 특징식별이 어려우며 장거리일 경우 특징추출 자체가 불가능할 수 있다. 따라서 원활한 목표 식별을 위해서는 목표물의 형태를 규정해야만 한다. 본 논문에서는 Fig. 1과 같이 드로그를 원형으로 규정하였으며, LED 탐지실패를 고려하여 8개의 근적외선 LED를 45도 간격으로 부착했다. 근적외선은 다른 파장대역에 비해 태양광이 약하여 영상 잡음의 빈도를 줄일 수 있으며 부착된 LED 탐지에 용이하다.

영상처리는 획득한 영상으로부터 시작된다. 이진화(Binary) 및 모폴로지(Morphology) 연산을 이용한 영상 전처리가 진행되며 라벨링(Labeling)을 진행하여 객체를 인식한다. 객체들은 드로그 식별에 이용되며 3점을 이용한 후보군 선출 및 타원 정합(Ellipse Fitting)을 통해 최종적으로 드로그에 부착된 LED가 검출된다. 상대항법은 영상처리를 통해 검출된 LED 위치를 기반으로 시

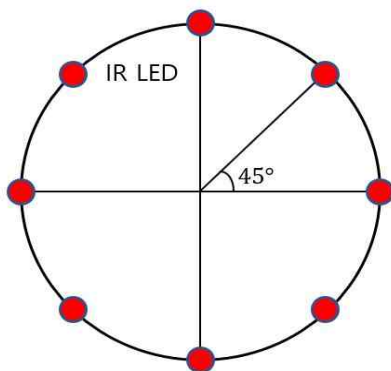


Fig. 1. Geometrical Distribution of IR-LED on a Sample Drogue

작한다. 기존의 연구에서는 항법정보를 획득하기 위하여 일반적으로 Gaussian Least Squares Differential Correction(GLSDC) 알고리즘이 주로 적용되었다[2]. 이 방법은 항법정보를 추정하기 위하여 초기값 선정에 따라 반복적으로 현재 예측값과의 차이를 계산하며, 임계값 이하로 차이가 수렴하면 최종적으로 항법정보를 획득하게 된다. 이때, 초기값의 과도한 오차는 발산을 야기했다. 본 연구에서는 이러한 문제를 보완하기 위해 Levenberg-Marquadt(LM)을 적용하여 초기값에 따른 발산을 최소화하는 알고리즘을 구현하였으며, 전체적인 알고리즘의 안정도를 향상시켰다.

본 논문은 다음과 같은 구조로 되어있다. 먼저, 드로그에 착착된 IR기반 LED를 검출하기 위하여 영상처리 기법을 적용한다. 이때, 무게중심법을 이용하여 정확한 LED의 중심점을 획득한다. 그 다음 영상처리를 통해 얻은 영상평면에서의 LED좌표를 기반으로 상대항법을 진행한다. 상대항법에서는 GLSDC 및 LM의 알고리즘의 원리를 소개하고 두 알고리즘간의 차이를 시뮬레이션을 통해 분석을 수행한다.

## II. 본 론

### 2.1 영상처리

#### 2.1.1 이진화 및 모폴로지 연산

근적외선 카메라를 통해 얻어지는 영상은 픽셀에 대해 0~255 범위의 값을 갖는 회색영역(Gray Scale) 영상이다. 공중환경에서 획득한 영상에서 높은 픽셀 값을 갖는 요소는 주로 태양광, 태양의 반사광, 근적외선 LED다. 따라서 임계값을 기준으로 0과 1로 표현하는 이진화를 진행한다면 많은 영상잡음을 제거할 수 있다[4]. 여기서 임계값은 0에서 255까지의 범위 내에서 선택되며 실험환경에 따른 선정이 요구된다. 높은 임계값 선택은 많은 잡음을 제거하지만 LED에 해당되는 픽셀도 제거될 수 있으므로 사용 환경을 고려한 선정이 필요하다. Fig. 2는 원본 영상이며 Fig. 3은 원본 영상에 대한 이진화 영상을 보여준다. 본 이미지를 획득하기 위한 카메라는 'acA2040-180kmNIR'로써 적외선 측정이 상대적으로 효율적인 장비이다. 또한, 렌즈는 850nm 이상의 파장대를 사용할 수 있도록 보정된 6mm Schneider Compact VIS-NIR 렌즈와 앞단에 850nm의 필터를 장착하여 사용한다.

영상의 이진화는 많은 잡음을 제거시킬 수 있지만 제거되지 않은 잡음으로 인해 작고 많은 객



Fig. 2. Original image



Fig. 3. Binary image

체들을 생성할 수 있다. 이 객체들은 라벨링 과정에서 수많은 객체생성을 초래하며 전체 시스템 성능을 저하시킨다. 따라서 모폴로지 연산을 통해 객체들을 묶거나 제거하는 전처리를 진행한다.

모폴로지 연산은 구조 요소(Structure Element)를 영상에 대해 연산하여 필터된 영상을 얻는다[4]. 구조 요소는 연산될 픽셀로부터 연산에 관여할 주변 픽셀을 선정하는 범위를 결정한다. 영상에서 LED는 팔방의 픽셀에 관여하기 때문에 구조 요소 또한 픽셀 기준 팔방을 고려한 구조 요소를 선정한다. 선정된 구조요소를 기반으로 침식(Erosion) 및 팽창(Dilation)연산을 진행하면 필터링된 영상을 얻을 수 있다. 침식은 구조 요소 범위 내의 픽셀들을 0으로 만드는 연산이며 팽창은 반대로 1로 만드는 연산이다. 결과적으로 침식은 객체의 크기를 줄이며 크기가 작은 객체들은 제거한다. 반대로 팽창은 객체의 크기를 키우기 때문에 흩뿌려진 객체들을 하나의 객체로 만들 수 있다. Fig. 4는 이진화 영상에 대한 모폴로지 연산 결과이다. LED 외 다수의 잡음이 제거되고 작은 객체들은 하나의 객체로 융합됨을 확인할 수 있다.



Fig. 4. Morphology image

### 2.1.2 라벨링 및 무게 중심법

라벨링은 영상처리 과정에서 많은 시간을 요구하는 작업이다. 화면의 모든 픽셀을 비교분석하면서 진행하며 보통 2회의 순회를 거친다. 따라서 계산 시간(Computing time)을 줄이기 위해 연결 요소(Conneted component) 알고리즘을 사용한다[5]. 연결 요소 알고리즘은 연산 픽셀의 주변 픽셀을 참고하여 라벨링을 진행하는 방식으로 1회의 순회로 모든 객체들을 라벨링하는 방법이 많이 연구됐다. 본 논문에서는 윤곽추적 기법을 이용한 연결 요소 라벨링 알고리즘을 사용함으로써 객체들의 라벨링을 진행했다[6].

라벨링된 객체들은 크기, 형태를 기반으로 일차적인 필터를 진행할 수 있다. 구조화된 드로그의 LED들은 크기가 작으며 원형에 가깝다. 따라서 크기에 대한 임계값을 설정한다면 많은 잡음을 제거할 수 있다.

드로그를 식별하기 위하여 라벨링된 각각의 객체들을 대표할 하나의 중심점을 선정하여야 한다. 본 논문에서는 이 문제를 해결하기 위해 객체의 정보만을 이용하여 위치를 선정하는 무게 중심법을 이용한다.

$$R = \frac{\sum_i^n m_i r_i}{\sum_i^n m_i} \tag{1}$$

Eq. (1)은 무게 중심법으로 공간  $r_i (i=1, \dots, n)$ 와  $i$ 번째에 위치한 질량  $m_i$ 에 대해 질량 중심  $R$ 을 표현하는 방법이다. 상기 식을 영상에 적용하면 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$x_c = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m I(i,j) * i}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m I(i,j)} \tag{2}$$

$$y_c = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m I(i,j) * j}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m I(i,j)} \tag{3}$$

여기서  $n, m$ 은 영상 평면에서의 수평, 수직 방향의 픽셀 개수이며  $x_c, y_c$ 은 크기가  $n \times m$ 인 객체의 무게중심이다.  $I(i, j)$ 는 원본 영상 평면에서  $(i, j)$ 에 해당하는 픽셀 값으로 0~255의 범위를 갖는다.

### 2.1.3 3점을 이용한 후보군 선정

드로그에 부착된 LED는 45도로 원형에 배치됐다. 따라서 원형으로 배치되어 있는 객체들을 선정한다면 많은 잡음들을 제외시킬 수 있다. 본 논문에서는 이와 같은 문제를 해결하고자 3개의 객체 위치를 기반으로 원의 방정식을 이용한 원 추정으로 드로그를 검사한다. 원의 방정식은 아래와 같다.

$$x^2 + y^2 + Ax + By + C = 0 \quad (4)$$

여기서  $A, B$  및  $C$ 는 아래와 같이 구한다.

$$T = \begin{bmatrix} x_i & y_i & 1 \\ x_j & y_j & 1 \\ x_k & y_k & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$U = - \begin{bmatrix} x_i^2 + y_i^2 \\ x_j^2 + y_j^2 \\ x_k^2 + y_k^2 \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\begin{bmatrix} A \\ B \\ C \end{bmatrix} = T^{-1} * U \quad (7)$$

여기서  $i, j, k$ 는 원을 그리기 위해 선정된 서로 다른 객체의 번호이며  $x, y$ 는 해당 객체의 영상 평면에서의 위치다. 세 점으로 그려진 원을 추정 원이라고 할 때  $i$ 번째 추정 원의 중심( $X_i$ ) 및 반지름( $r_i$ )은 아래와 같다.

$$X_i = \begin{bmatrix} -\frac{A}{2} \\ -\frac{B}{2} \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$r_i = \frac{\sqrt{A^2 + B^2 - 4C}}{2} \quad (9)$$

탐지를 위한 추정 원  $P_i (i=1, \dots, n)$ 는 각각 중심좌표( $X$ )와 반지름( $r$ )으로 구성된다.

$$P_i = \begin{bmatrix} X_i \\ r_i \end{bmatrix} \quad (10)$$

추정 원은 영상 내 분포되지만 원 형태로 놓여 있는 LED로 형성된 추정 원들은 밀집되어 있으며 유사한 중심좌표와 반지름 정보를 가지고 있다. 따라서 추정 원들 간의 상대 거리 및 반지름을 이용하여 신뢰도를 판단할 수 있다.

$$D_i = \sum_{j=1}^n \sqrt{(X_{ix} - X_{jx})^2 + (X_{iy} - X_{jy})^2} \quad (11)$$

$$E_i = \sum_{j=1}^n |r_i - r_j| \quad (12)$$

$$T_i = \frac{1}{\alpha D_i + \beta E_i} \quad (13)$$

Eq. (11)은  $i$ 번째 추정 원  $P_i$ 와  $j$ 번째 추정 원  $P_j$ 들에 대한 상대거리로  $X_{ix}$ 와  $X_{iy}$ 는 각각  $i$ 번째 추정 원의 중심좌표다. Eq. (12)는 반지름을 이용한 신뢰도 점수 도출식으로  $r_i$ 는  $i$ 번째 추정 원의 반지름이다. Eq. (13)은 추정 원  $P$ 에 대한 최종 신뢰도 점수를 구하는 식으로  $\alpha$ 와  $\beta$ 는 각각 상대거리 및 반지름에 대한 가중치다. 최종적으로 가장 높은 값을 가진  $P$ 의 정보를 기반으로 반지름의 일정 범위에 속하는 객체를 LED로 추정되는 후보군으로 선정할 수 있다.

### 2.1.4 타원 정합

드로그의 형태는 원형이지만 카메라를 통해 획득된 형상은 상대 위치 및 자세차이로 인해 타원이다. 따라서 2.1.3절에서 선정된 후보군들은 잡음을 포함할 수 있으며 탐지 실패를 할 수 있다. 따라서 타원 정합을 통해 후보군들 중 실제 LED를 판별한다.

타원 정합의 접근방법은 기하학적 방법[7]이 존재하지만 본 논문에서는 최대 8개의 점을 이용하여 타원을 유추해야 하므로 최소자승법을 이용하는 타원 정합을 이용한다[8]. Direct Least Squares Fitting of Ellipse(DLS)는 타원 정합 알고리즘 중 매우 빠른 계산속도와 정확도를 보이는 알고리즘이다. 그러나 DLS는 참조되는 객체들을 기반으로 연산되는 알고리즘이기 때문에 잡음이 많을 경우 신뢰도가 매우 낮아진다. 본 논문에서 DLS가 적용되는 시점은 적은 수의 데이터를 이용하며 대부분의 잡음이 제거된 상태이므로 본 알고리즘 적용이 적합하다. 타원 정합은 먼저 2차 다항식에 의한 일반적인 원추 곡선 방정식으로 시작한다.

$$\begin{aligned} F(x, y) &= A \cdot \mathbf{x} \\ &= ax^2 + bxy + cy^2 + dx + ey + f \\ &= 0 \end{aligned} \quad (14)$$

$$A = \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \\ d \\ e \\ f \end{bmatrix}, \mathbf{x} = \begin{bmatrix} x^2 \\ xy \\ y^2 \\ x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (15)$$

타원의 경우 아래와 같은 제한조건을 갖는다.

$$b^2 - 4ac < 0 \tag{16}$$

후보군 점들에 대해 Eq. (14)의 값이 0에 근사되는  $A$ 를 구한다면 최적의 근사타원으로 판단할 수 있다. 근사타원과 분포된 점들 사이의 거리를 최소화하는  $A$ 를 구하기 위한 최소 자승법은 아래와 같다.

$$\min \sum_{i=1}^n F(x_i, y_i) = \min \sum_{i=1}^n (A \cdot \mathbf{x})^2 \tag{17}$$

그러나 일반적으로 타원이 아닌 영상 평면에 분포된 점들을 대상으로는 Eq. (16)을 만족시키기 어렵다. 따라서 타원 조건 배율(Scaling)을 더 함으로써 아래와 같이 조건을 바꾸어 타원을 근사 진행한다[8].

$$b^2 - 4ac = 1 \tag{18}$$

Eq. (17)의 최소 자승문제와 Eq. (18)의 배율된 제한조건은 아래와 같이 다시 정리할 수 있다.

$$\min \|DA\|^2, \quad s.t \ A^t CA = 1, \tag{19a}$$

$$D = \begin{bmatrix} x_1^2 & x_1 y_1 & y_1^2 & x_1 & y_1 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_i^2 & x_i y_i & y_i^2 & x_i & y_i & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n^2 & x_n y_n & y_n^2 & x_n & y_n & 1 \end{bmatrix} \tag{19b}$$

$$C = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 2000 \\ 0 & -10000 \\ 2 & 0 & 0000 \\ 0 & 0 & 0000 \\ 0 & 0 & 0000 \\ 0 & 0 & 0000 \end{bmatrix} \tag{19c}$$

$\|DA\|^2$ 를 최소로 하는  $A$ 의 값은 라그랑지 승수법(Lagrange Multiplier)을 이용하여 풀 수 있다[6].

$$A^T D^T D A = \lambda (A^T C A) = 0 \tag{20}$$

$$D^T D A = \lambda C A \tag{21}$$

$$S A = \lambda C A \tag{22}$$

여기서  $S$ 는 Scatter Matrix라 부르며  $D^T D$ 이다. Eq. (22)은 일반화된 고유벡터를 사용해서 해결할 수 있다.

$$\begin{aligned} \|DA\|^2 &= A^T D^T D A \\ &= A^T \lambda C A \\ &= \lambda A^T C A \\ &= \lambda \end{aligned} \tag{23}$$

$$\lambda = [\lambda_1 \lambda_2 \lambda_3 \lambda_4 \lambda_5 \lambda_6]^T \tag{24}$$

일반적으로 최솟값이면서 양수인  $\lambda_i$ 는 주어진 후보군 점들에 가장 적합한 타원계수  $A$ 를 나타낸다. 매개변수  $A$ 가 결정되면 Eq. (14)를 이용하여 타원의 일반식을 구할 수 있으며 타원의 중심 및 장축과 단축, 회전률을 구할 수 있다.

DLS를 통해 구한 타원 정보와 후보군 점들의 위치를 기반으로 원 투영을 통해 식별 성공여부를 확인한다.

Figure 5는 타원 투영에 대한 그림이다. 후보군 위치  $E_i$ 가 있을 때 Eq. (25)와 같이 원 위의 점  $C_i$ 로 투영시킬 수 있다.

$$C_i = (x_{ci}, y_{ci}) = (x_i, long * \sin(45)) \tag{25}$$

$long$ 은 DLS를 통해 구한 타원의 장축이다. 각각의  $C_i$ 의 간격 및 위치를 통해 구조화된 드로그 LED와 비교하여 식별 성공여부를 최종 확인할 수 있다.

### 2.2 상대 항법

상대항법에서는 영상처리를 통해 구한 영상평면에서의 LED 위치를 기반으로 진행한다. 카메라 모델은 핀홀(Pin-hole) 카메라 모델로 가정하며 Fig. 6과 같은 모습을 띈다.

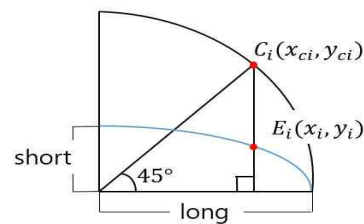


Fig. 5. Projection of the ellipse

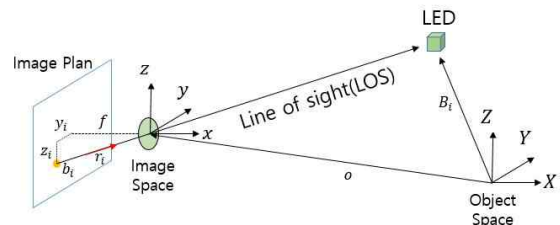


Fig. 6. Pin-hole camera model

객체 공간(Object space)에서 LED 위치  $B_i$ 를 알고 있으며 카메라와의 상대거리  $o$ 를 모른다. 객체 공간에서 영상 평면으로의 DCM(Direction cosine matrix)  $C$ 는 MRP(Modified Rodrigues Parameters)로 표현한다. MRP는 Euler 매개변수를( $\phi$ ), 피치( $\theta$ ), 요( $\psi$ ) 세 가지 자세 매개 변수를 통해 주축 회전 벡터( $e$ )와 주축 회전 각도( $\Theta$ )를 결정한다. MRP( $3 \times 1$ ) 벡터  $p$ 는 Eq. (26)과 같이 정의된다[9].

$$p = \tan \frac{\Theta}{4} e \quad (26)$$

$p$ 를 이용한 DCM  $C$ 는 Eq. (27)와 같다.

$$C = I + \frac{8[p \times]^2 - 4(1 - p^T p)[p \times]}{(1 + p^T p)^2} \quad (27)$$

$$[p \times] = \begin{bmatrix} 0 & -p_3 & p_2 \\ p_3 & 0 & -p_1 \\ -p_2 & p_1 & 0 \end{bmatrix} \quad (28)$$

영상 평면에서  $i$ 번째 LED에 대한 LOS 단위 벡터는 Eq. (29)와 같고 객체 공간에서 LED에 대한 LOS 단위 벡터( $r$ )는 Eq. (30)과 같이 표현한다.

$$b_i = \frac{1}{\sqrt{f^2 + y_i^2 + z_i^2}} \begin{bmatrix} f \\ -y_i \\ -z_i \end{bmatrix} \quad (29)$$

$$r_i = \frac{1}{\sqrt{(X_i - X_c)^2 + (Y_i - Y_c)^2 + (Z_i - Z_c)^2}} \begin{bmatrix} (X_i - X_c) \\ (Y_i - Y_c) \\ (Z_i - Z_c) \end{bmatrix} \quad (30)$$

공선 방정식(Colinearity equation)으로부터 측정된 영상 공간 좌표는 아래와 같이 표현된다.

$$y_i = -f \frac{C_{21}(X_i - X_c) + C_{22}(Y_i - Y_c) + C_{23}(Z_i - Z_c)}{C_{11}(X_i - X_c) + C_{12}(Y_i - Y_c) + C_{13}(Z_i - Z_c)} \quad (31)$$

$$z_i = -f \frac{C_{31}(X_i - X_c) + C_{32}(Y_i - Y_c) + C_{33}(Z_i - Z_c)}{C_{11}(X_i - X_c) + C_{12}(Y_i - Y_c) + C_{13}(Z_i - Z_c)} \quad (32)$$

하나의 LED에 대해 Eq. (31, 32)가 도출된다. 영상 평면에서의 LED 좌표인  $y_i, z_i$ 는 영상처리를 통해서 획득된 값이며, 객체 공간에서 카메라 위치 및 자세인  $X_c, Y_c, Z_c, p_1, p_2, p_3$ 는 미지수다. 따라서 고유해를 얻기 위해 4개 이상의 LED의 위치를 영상처리를 통해 획득해야만 상대항법 정보를 획득할 수 있다.

## 2.2.1 Gaussian Least Square Differential Correlation (GLSDC)

GLSDC 알고리즘은 비선형 비용수를 최소화하기 위한 Gauss-Newton method를 응용한 알고리즘이다. 상대 위치( $p$ ) 및 상대 자세( $o$ )에 대한 추정값( $\mathbf{X}$ )과 영상 평면에서 측정된 LED는 아래와 같이 표현한다.

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} p \\ o \end{bmatrix} \quad (33)$$

$$\tilde{b} = \begin{bmatrix} \tilde{b}_1 \\ \tilde{b}_2 \\ \vdots \\ \tilde{b}_n \end{bmatrix} \quad (34)$$

여기서  $n$ 은 3보다 크다.  $i$ 번째 LED에 대한 측정 모델은 Eq. (35)로 표현한다.

$$b_i = Cr_i = h_i(\mathbf{X}) \quad (35)$$

측정 시 발생하는 노이즈( $\nu_i$ )를 고려한 측정 모델은 Eq. (36)과 같다.

$$\tilde{b}_i = h_i(\mathbf{X}) + \nu_i \quad (36)$$

측정 잡음은 평균이 0인 가우시안 분포를 따르며 공분산  $R$ 은 아래와 같다.

$$R = E\{\nu_i \nu_i^T\} \quad (37)$$

$$R = \begin{bmatrix} R_1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & R_2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & R_n \end{bmatrix} \quad (38)$$

상태변수 추정치( $\hat{\mathbf{X}}$ )는 잔차( $\Delta b$ ) 오차를 최소화 하도록 해야 한다.

$$\Delta b = \begin{bmatrix} \tilde{b}_1 - h_1(\hat{\mathbf{X}}) \\ \tilde{b}_2 - h_2(\hat{\mathbf{X}}) \\ \vdots \\ \tilde{b}_n - h_n(\hat{\mathbf{X}}) \end{bmatrix} \quad (39)$$

이를 위해 목적함수( $J$ )는 잔차의 제곱 가중치 합으로 정의한다.

$$J = \frac{1}{2} \Delta b^T W \Delta b \quad (40)$$

여기서  $W$ 는  $n \times n$ 가중치 행렬이며 가우시안 분포를 따르는 공분산  $R$ 의 역행렬이다. 일반적

으로  $J$ 는 비선형(Nonlinear) 계산으로 최소화 시킬 수 없다. 따라서 현재 추정값( $\mathbf{X}_c$ )을 이용가능하다고 가정하면, 현재 추정치에 대한 선형화(Linearization)를 적용할 수 있다. 따라서 추정값은 현재 값에 미분 보정을 더한 값으로 Eq. (41)와 같이 정의한다.

$$\hat{\mathbf{X}} = \mathbf{X}_c + \Delta \mathbf{X} \quad (41)$$

$\Delta \mathbf{X}$ 값이 작다면 근사식을 풀 수 있으며 상기 방정식으로 개선된 상태를 갱신할 수 있다. 즉,  $h$ 를 1차 테일러 시리즈(Taylor series)로 확장하여 선형 근사화 하면 Eq. (42)와 같다.

$$h(\hat{\mathbf{X}}) \approx h(\mathbf{X}_c) + H\Delta \mathbf{X} \quad (42)$$

여기서  $H$ 는  $(3n \times 6)$ 의 측정 모델 함수의 자코비안 행렬(Jacobian Matrix)을 의미한다.

$$H = \begin{bmatrix} H_1 \\ H_2 \\ \vdots \\ H_n \end{bmatrix}, H_i = \frac{\partial h_i}{\partial \mathbf{X}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_i}{\partial p} & \frac{\partial h_i}{\partial o} \end{bmatrix} \quad (43)$$

$$\frac{\partial h_i}{\partial p} = \frac{4}{(1+p^T p)} [Cr_i \times] * \{(1-p^T p)I_{3 \times 3} - 2[p \times] + 2pp^T\} \quad (44)$$

$$\frac{\partial h_i}{\partial o} = \frac{-C\{I_{3 \times 3} - r_i r_i^T\}}{\sqrt{(X_i - X_c)^2 + (Y_i - Y_c)^2 + (Z_i - Z_c)^2}} \quad (45)$$

보정 후의 측정치 잔차는 다음과 같이 근사할 수 있다.

$$\Delta b \approx \tilde{b} - h(\mathbf{X}) - H\Delta \mathbf{X} = \Delta b_c - H\Delta \mathbf{X} \quad (46)$$

따라서 목적함수의 선형화 결과는 Eq. (47)과 같이 다시 정의된다.

$$J = \frac{1}{2} (\tilde{b} - h(\hat{\mathbf{X}}))^T W (\tilde{b} - h(\hat{\mathbf{X}})) \quad (47)$$

목적함수를 최소화하기 위해 Eq. (48)의 필요 조건 및 Eq. (49)의 충분조건을 만족해야 한다.

$$\nabla_{\Delta \mathbf{X}} J = H^T W H \Delta \mathbf{X} - H^T W \tilde{b}_c = 0 \quad (48)$$

$$\nabla^{2\Delta \mathbf{X}} J = H^T W H > 0 \quad (49)$$

여기서  $\nabla^{2\Delta \mathbf{X}} J$ 는 반드시 양정행렬(Positive definite)이어야 한다.  $W$ 는 공분산 행렬(Covariance Matrix)의 역행렬이므로 양정행렬이다.  $(H^T W H)^{-1}$ 은 추정 오차 공분산 행렬(Estimation Error Covariance Matrix)이라 부르며 값이 너무 크다면 발산할 가능성이 존재한다.

### 2.2.2 Levenberg-Marquadt(LM)

GLSDC 알고리즘은 Gauss-Newton 특성상 추정 오차 공분산 행렬에 의해 발산할 수 있다. 이러한 문제는 Gradient Descent 방법을 응용함으로써 보완할 수 있다. Gradient Descent는 Eq. (50)과 같이 표현된다[10].

$$\mathbf{X}_{k+1} = \mathbf{X}_k - 2\lambda_k H^T W \Delta b_c \quad (50)$$

Gradient Descent 방법은  $H$  기울기에 따라 수렴에 적합한 방향이 주어지도록 현재 추정치 값을 조절한다. 그러나 상수 Step Size를 사용함으로써 해에 근접할수록 수렴 속도가 급격히 떨어진다. Levenberg 알고리즘은 앞선 두 방법의 문제를 극복하고자 Gradient Descent와 Gauss-Newton 방식을 접목하여 Step Size  $\mu$ 를 도입하여 특이점에 빠지는 경우를 배제한다. Lvenberg 방식은 Eq. (51)과 같다.

$$\mathbf{X}_{k+1} = \mathbf{X}_k - (H^T W H + \mu_k I)^{-1} H^T W \Delta b_c \quad (51)$$

그러나 Levenberg도 Step Size로 인해 해에 근접할수록 수렴 속도가 느려진다. Marquardt는 수렴속도를 보완하기 위해  $H$ 의 곡률(Curvature)을 Step Size에 반영한다. 헤이시안(Hessian)에 대한 근사행렬 ( $H^T W H$ )의 대각 원소들은 각 파라미터 성분에 대한 곡률을 나타낸다. 곡률을 반영한 Levenberg-Marquadt(LM) 알고리즘은 Eq. (52)와 같다[11].

$$\mathbf{X}_{k+1} = \mathbf{X}_k - (H^T W H + \mu_k \text{diag}(H^T W H))^{-1} * H^T W \Delta b_c \quad (52)$$

여기서  $\text{diag}(H^T W H)$ 은  $(H^T W H)$ 의 대각 성분으로 이루어진 대각행렬(Diagonal Matrix)이다. LM알고리즘은  $\mu$ 값이 곡률에 의해 결정되기 때문에 초기에는 Gradient Descent 방식과 유사하게 진행되며 해에 가까워질수록 Gauss-Newton 방식을 따르며 특이점을 피하게 된다.

### 2.3 시뮬레이션

#### 2.3.1 영상처리 시뮬레이션

본 절에서는 2.1.3과 2.1.4절에서 다룬 드로그 식별 알고리즘을 시뮬레이션 한다. 시뮬레이션을 위해 8개의 LED와 잡음을 포함한 영상 평면을 Fig. 7과 같이 가정한다. 입력 영상에 대해 3개의 객체를 이용하여 추정 원을 그리고 추정 원의 중심에 대한 신뢰도 검사를 진행한다.

신뢰도 점수는 Fig. 8과 같이 3차원으로 도시화 될 수 있으며 가장 높은 값을 갖는 추정 원에 임계값 내의 객체들을 후보군으로 선정한다. 본 시뮬레이션에서 임계값은 추정 원 반지름의 5%로 설정했다. 선정된 후보군에 대해서 2.1.4절의 DLS를 진행하면 최종적으로 Fig. 9와 같은 결과를 도출할 수 있다.

Figure 9에서 파란 십자(+)표시는 추정된 타원의 중심 좌표다. 결과적으로 3개의 객체를 이용

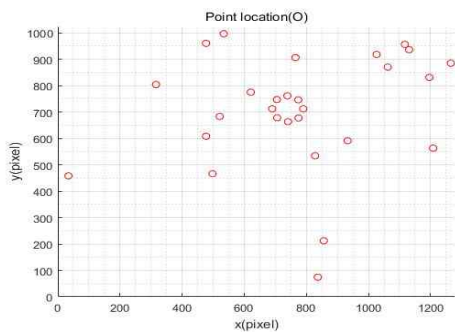


Fig. 7. Input image

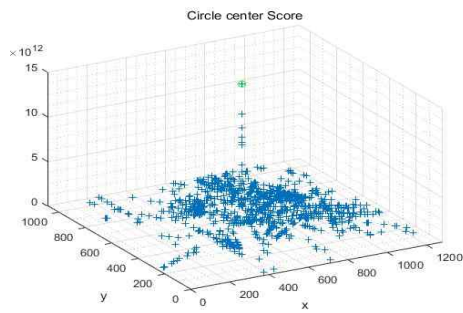


Fig. 8. Center points score

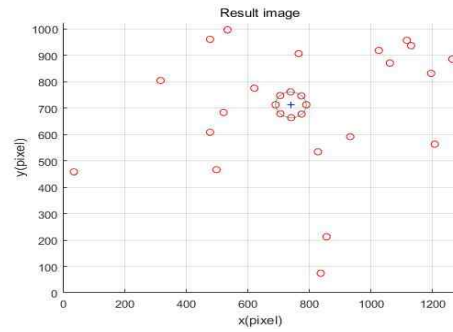


Fig. 9. Result image

한 원 추정 방법으로 목표 객체 식별에 성공하였으며 잡음이 많은 상황에서도 강인성을 보임을 확인했다.

#### 2.3.2 상대항법 시뮬레이션

본 절에서는 영상 평면의 목표 객체에 대한 GLSDC 및 LM 알고리즘 시뮬레이션을 진행한다. 목표 객체인 드로그는 대부분 공중급유 시스템을 구성하는 과정에서 크기가 선정된다. 본 시뮬레이션에서는 드로그의 크기를 1m로 가정하고 같은 초기 값을 통해 수렴 및 발산 여부를 확인하고 두 알고리즘의 안정성을 비교한다. 시뮬레이션의 좌표축은 Fig. 6의 영상평면 좌표축을 기준으로  $y, z$  방향을 고정하며 거리 및 자세를 변수로 한다. 각기 다른 값들의 변수를 이용, 500회 반복하여 GLSDC 및 LM의 성능을 RMSE(Root Mean Square Error)로 확인했다. 거리간격은 10m이며 Table 1과 같은 조건이 이용됐다.

Table 1. Simulation conditions

Parameter	Value
Drogue Size(m)	1
Distance $x$ (m)	10~30
Distance $y$ (m)	0
Distance $z$ (m)	0
Attitude Roll(deg)	$\pm 20$
Attitude Pitch(deg)	$\pm 20$
Attitude Yaw(deg)	$\pm 20$
Trial number	500

Table 2. GLSDC Algorithm and LM Algorithm Root Mean Square Error(RMSE)

Parameter	GLSDC Algorithm			LM Algorithm		
	10m	20m	30m	10m	20m	30m
$x$ (m)	0.0001	0.0006	0.0019	0.0001	0.0006	0.0020
$y$ (m)	0.0039	0.0375	0.1253	0.0040	0.0386	0.1295
$z$ (m)	0.0040	0.0377	0.1317	0.0043	0.0372	0.1214
Roll(deg)	0.0059	0.0229	0.0507	0.0057	0.0228	0.0537
Pitch(deg)	0.0260	0.1113	0.2593	0.0274	0.1084	0.2493
Yaw(deg)	0.0261	0.1124	0.2482	0.0264	0.1248	0.2522



Table 2는 GLSDC와 LM 알고리즘을 Table 1에 획득된 조건으로 시뮬레이션을 진행하여 얻은 RMSE 결과이다. 두 알고리즘은 거리에 대해 매우 낮은 오차를 보였으며 두 알고리즘간의 오차는 매우 작음을 확인할 수 있다. 그러나 앞 절에서 설명했듯이 GLSDC는 LM에 비해 발산 확률이 높다. 따라서 GLSDC 알고리즘이 발산할 수 있는 초기값을 기반으로 LM 알고리즘의 수렴성 시뮬레이션이 요구된다.

Figure 10과 Fig. 11은 같은 초기값에서 GLSDC 및 LM 알고리즘의 수렴성을 나타내는 그래프다. Fig. 10은 GLSDC 알고리즘을 통해 얻은 위치 및 자세 값으로 초기부터 발산을 시작하여 값이 기하급수적으로 증가하고 시간이 지남에도 수렴하지 못하는 모습을 보여준다. Fig. 11의 LM 알고리즘의 결과값으로 약 8번의 반복계산 후 수렴을 하는 모습을 확인할 수 있다.

결과적으로 GLSDC 알고리즘은 LM 알고리즘에 비하여 계산량이 적기 때문에 수렴속도가 빠를 수 있으나 수렴성에 대한 신뢰도가 LM 알고리즘에 비하여 떨어지기 때문에 LM 알고리즘이 실제 공중급유 시스템 운용에 더 적합하다고 판단된다.

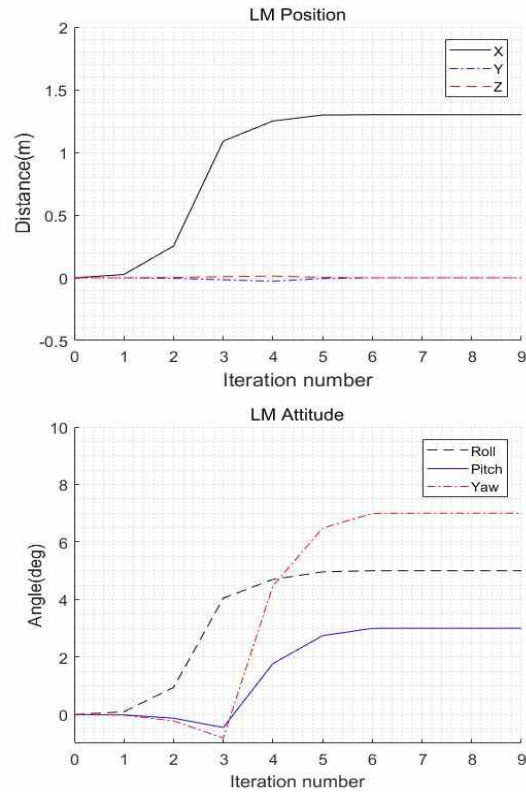


Fig. 11. LM convergent case

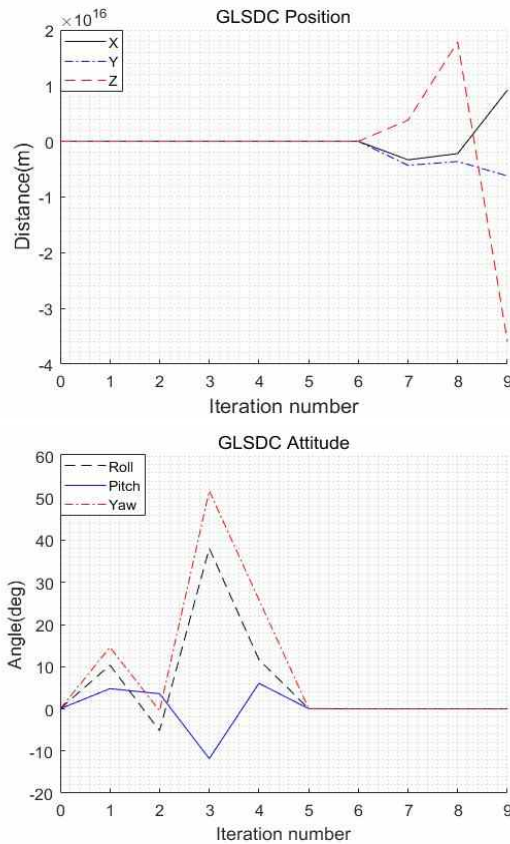


Fig. 10. GLSDC divergence case

### III. 결 론

본 논문에서는 영상기반 자동 공중급유를 위한 상대 항법을 구현하기 위해 영상처리부터 상대항법까지의 내용을 다룬다. 근적외선 카메라를 통해 획득한 잡음 섞인 영상으로부터 드로그를 식별하기 위해 드로그 형태를 구조화함으로써 잡음과 차별되는 특징을 부여했다. 영상처리에서는 전처리 및 3개의 점을 이용한 후보군 추출과 DLS를 이용하여 영상에서 드로그 식별을 진행했으며 시뮬레이션을 통해 신뢰도를 검증했다.

상대 항법에서는 영상처리를 통해 얻은 드로그 LED의 영상평면 좌표를 기반으로 진행했으며 GLSDC 및 LM 알고리즘을 이용하여 상대항법을 구현하였다. 두 알고리즘은 시뮬레이션을 통해 비교분석이 이루어졌으며 제안된 LM 알고리즘이 기존 GLSDC 알고리즘보다 높은 안정성 가짐을 증명했다.

향후, 동적인 공중급유 운용환경을 고려하여 영상처리 및 상대항법의 신뢰도를 위한 칼만필터(Kalman Filter)등의 최적 상태 추정알고리즘 연구가 필요하며 정교한 지상 및 공중 실험을 통해 전체 시스템의 실현 가능성 확인이 필요하다.

## 후 기

본 연구는 산업통산자원부 항공우주부품기술개발사업(No. 10074260)의 지원을 받아 수행되었습니다.

## References

- 1) Fosbury, A. M., and Crassidis, J. L., "Relative navigation of Air Vehicles," *Journal of Guidance Control, and Dynamics*, Vol. 31, No. 4, 2008, pp.824-834.
- 2) Valasek, J., Gunnam, K., Kimmet, J., Junkins, J. L., Hughes, D., and Tandale, M. D., "Vision-based sensor and navigation system for autonomous air refueling," *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, Vol. 28, No. 5, 2005, pp.979-985
- 3) Chen, C. I., Koseluk, R., Buchanan, C., Duerner, A., Jeppesen, B., and Laux, H., "Autonomous aerial refueling ground test demonstration - A sensor-in-the-loop, non-tracking method," *Sensors*, Vol. 15, No. 5, pp.10948-10972.
- 4) Kasturi, J. R., and Schunck, B. G., "Machine Vision," Vol. 5. New York : McGraw-Hill, 1955.
- 5) Di Stefano, L., and Bulgarelli, A., "A simple and efficient connected components labeling algorithm," *Proceedings 10th International Conference on Image Analysis and Processing*, September 1999, pp.322-327.
- 6) Chang, F., Chen, C. J., and Lu, C. J., "A linear-time component-labeling algorithm using contour tracing technique," *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 93, No. 2, 2004, pp.206-220.
- 7) Ballard, D. H., "Generalizing the hough transform to detect arbitrary shapes," *Pattern Recognition*, Vol. 13, No. 2, 1981, pp.111-122.
- 8) Fitzgibbon, A., Pilu, M., and Fisher, R. B., "Direct least square fitting of ellipse," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 21, No. 5, 1999, pp.476-480.
- 9) Jizheng, C., Jianping, Y., and Qun F., "Flight vehicle attitude determination using the modified rodrigues parameters," *Chinese journal of aeronautics*, Vol. 21, No. 5, 2008, pp. 433-440.
- 10) Crassidis, J. L., and Junkins, J. L., "Optimal estimation of dynamic systems," *CRC press*, 2011.
- 11) Moré, J. J., "The Levenberg-Marquardt algorithm: implementation and theory," *Numerical Analysis*, 1978, pp.105-116.