

저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

• 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건 을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 이용허락규약(Legal Code)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

Disclaimer 🖃







2018년 2월 석사학위논문

자동 공중급유를 위한 영상기반 상대항법시스템

조선대학교 대학원

항공우주공학과

윤 형 철



자동 공중급유를 위한 영상기반 상대항법시스템

Vision-based Relative Navigation System for Autonomous Aerial Refueling

2018년 2월 23일

조선대학교 대학원

항공우주공학과

윤 형 철



자동 공중급유를 위한 영상기반 상대항법시스템

지도교수 이 현 재

이 논문을 공학석사학위 신청 논문으로 제출함

2017년 10월

조선대학교 대학원

항공우주공학과

윤 형 철





윤형철의 석사학위논문을 인준함

위원장 조선대학교 교수 김태 규 (인)

위 원 조선대학교 교수 <u>이창 열 (인)</u>

위 원 조선대학교 교수 _ 이현 재 (인)

2017년 11월

조선대학교 대학원





목차

I. 서론	 1
II. 영상처리	 3
1.영상 전처리	 5
1) 영상 이진화	 5
2) 모폴로지 연산	 5
2.영상 매칭	 7
1) 라벨링	 7
2) 무게 중심법	 10
3) 목표객체 식별	 11
4) 타원 정합	 13
3.객체 추적	 16
1) 칼만 필터	 16
III.상대위치 추정	 20
1. Gaussian Least Square Differential Correlation(GLSDC)	 22
2. Levenberg-Marquardt(LM) 	 25
IV.시뮬레이션 및 지상시험	 27
1.영상처리 시뮬레이션	 27
1) 목표객체 식별 시뮬레이션 1	 27





3) 객체 추적 시뮬레이션(Kalman Filter)	30
2.상대항법 시뮬레이션	
1) 드로그 크기 오차 시뮬레이션	33
2) 상대위치 및 자세 오차 시뮬레이션	36
3.지상시험	38
1) 지상시험 장비	38
2) 지상시험	40
V. 결론	43
[카그ㅁ치]	





ABSTRACT

Vision-based Relative Navigation System for Autonomous Aerial Refueling

Yoon, Hyung Chul

Advisor: Prof. Henzeh Leeghim, Ph.D. Department of Aerospace Engineering, Graduate School of Chosun University

This thesis presents vision-based relative position and attitude estimation system. Image processing algorithm have been proposed to apply relative navigation algorithm. First filtering is performed through the preprocessing and labeling process and object recognition and detection algorithms are performed on the selected objects

Target object recognition and identification determine the success of the mission. Several operating environment features are used to ensure accuracy of target object selection. First, we reduced the image noise using the geometric characteristics of the target object. The target object takes the specified geometry. Second, we use object tracking to improve system performance. The image processing process takes the most time in the entire system. When the target object is selected, use the object tracking algorithm to reduce the overall system turnaround time. This process imporves the reliability of the entire system by reducing the difference between image frames.

The relative position and attitude estimation algorithms introduce Gaussian Least Squares Differential Correction(GLSDC) and Newton's Levenberg-Marquadt(LM) and are generally known as the Gauss Newton method. GLSDC guarantees convergence when the starting point of the selected initial value approaches the targer value. The LM algorithm can reduce the divergence of GLSDC.

The vision-based estimation algorithm estimates the relative position and attitude information in the object space based on the distance between the object information on the image plan and the known target object. The algorithms introduced use ground tests to analyze the feasibility.





I. 서론

항공기 임무의 다양성 및 임무 시간 증가는 항공기 체공시간을 증가시켰다. 체공시간 증가는 임무수행 중 급유를 요구하며 원활한 임무수행을 위해 공중급유가 요구된다. 그러나 유인기의 공중급유는 조종사의 조종 실력이 급유 성공여부를 결정하며 자칫 치명적인 사고로 이어질 수 있다. 따라서 임무성공을 위해서 안정성이 보장된 자동 공중급유 시스템이 요구된다.

자동 공중급유 시스템은 급유기와 피급유기 간의 상대 거리 및 자세 측정을 기반으로 행해진다. 가장 대표적인 방법으로는 GPS/IMU 센서가 결합된 방법이다. 하지만 이 방법은 상대항법시스템을 운용하기 위해 급유기와 피급유기 서로 간의 정보를 교환을 필요로 한다. 또한 GPS신호는 주변 환경에 따라 정보의 왜곡이 심할 수 있다. 이와 같은 임무실패 요소를 지니고 있는문제를 해결하는 대표적 방법은 영상센서 기반의 상대항법 시스템이다.[1-3]

본 논문은 자동 공중급유를 위해 상대위치 및 자세정보를 영상처리 기반으로 추정하는 방법을 제안한다. 먼저 자동 공중급유를 진행하기에 앞서 공중급유 방법 중 프로브 앤 드로그 방식을 공중급유 방법으로 선택한다. 프로브 앤 드로그 방식은 급유기에 달린 프로브에 피급유기의 드로그를 연결하면서 급유가 진행되는 방식이다. 본 논문에서 프로브 앤 드로그 방식을 기반으로 구성한 전체 시스템은 영상처리 시스템과 상대항법 시스템 두 가지 방법으로 구성된다. 영상처리 시스템에서는 목표(이하 드로그)에 대해 규정을 시작으로 영상처리 알고리즘들이 적용된다. 주야간 및 역광 등 임무수행에 영향을 끼칠 수 있는 환경요소를 고려하여 근적외선(Near-infrared) 영역을 이용한다. 따라서 드로그에 근적외선 LED를 부착하며 해당 LED를 탐지하는 것을 목표로 영상처리를 진행한다. 영상센서를 통해 획득된 영상에서 드로그를 구별하기 위한 작업으로 먼저, 영상 전처리인 이진화 및 모폴로지 연산을 진행한다. 영상 전처리 과정은 일차적으로 잡음들을 제거하고 영상 후처리에 용이한 객체들만 남긴다.[4, 5] 전처리 후 영상에 남은 객체들은 라벨링 기법을 통해 인덱싱을 진행한다.[6] 이후 인덱싱된 객체들을 기반으로 드로그를 인식하는 과정을 진행한다. 드로그 인식 방법에는 형태학적 특성을 고려한 허프변환(Hough Transform)과 분포된 객체의 위치를 기반으로 진행되는 타원정합을 소개한다.[7] 영상처리 과정을 통해





최종적으로 드로그를 탐지했다면 영상처리 시스템의 연산량을 줄이기 위해 관심영역(Region of Interest) 선정 및 추적기법을 통해 지속적으로 드로그 위치를 갱신한다. 추적기법은 문제 상황을 고려하여 칼만 필터(Kalman Filter)를 적용한다. 객체 추적을 위한 칼만 필터는 Point Tracking 알고리즘의 일종으로 영상 공간에서 객체의 한 점을 기준으로 움직임을 추적한다. 비행 상황에서 카메라 및 항공기의 움직임으로 칼만 필터는 비선형 모델을 대상으로 적용해야 하지만 계산시간 및 영상 입력 속도가 빠르다고 가정하여 선형으로 간주하고 진행한다.[8]

상대항법 시스템은 영상처리 시스템에서 탐지된 영상 공간에서 드로그 LED의 위치를 기반으로 시작된다. 본 논문에서 소개되는 방법은 Gaussian Least Square Differential Correlation(GLSDC)와 Levenberg-Marquadt(LM) 알고리즘이다. GLSDC는 추정치와 관측치의 위치 및 자세 차이를 표현하는 알고리즘으로 비선형 비용수를 최소화하기 위한 Gauss-Newton Method를 응용한 것이다. GLSDC는 초기값에 따라 수렴성이 보장되기 때문에 올바른 초기값선정이 매우 중요하다. 또 다른 방법은 Levenberg와 Marquadt가 제안한 Levenberg-Marquadt 알고리즘이다.[9] 비선형 최소 자승문제를 푸는 가장 대표적인 방법으로 앞선 Gauss-Newton 방법과 유사한 접근방식을 갖는다. LM은 Gradient Descent Method를 응용하여 GLSDC에서 초기값에 따른 발산 여부를 감소시킨다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 전체 시스템 중 영상처리 시스템을 세부적으로 다루 며 3장에서는 영상 공간상의 목표객체 좌표 정보를 토대로 객체 공간에서 상대 위치 및 자세를 구한다. 4장에서는 전체 시스템을 검증하기 위한 시뮬레이션 및 지상시험으로 구성했으며 마지막으로 5장에서 결론으로 마무리한다.





II. 영상처리

프로브 앤 드로그 방식을 이용한 영상기반 자동 공중급유 시스템은 획득한 영상으로부터 영상 공간에서의 드로그 위치를 파악하고 객체 공간에서 드로그와의 상대 위치 및 자세를 얻는다. 영상처리 시스템에서는 영상 공간에서 드로그의 위치를 파악하기 위해 다양한 영상처리 알고리즘이 도입된다. 영상처리 시스템에서 최종 목적은 획득 영상에서 객체(드로그)를 인식하는 것이다. 보통 객체인식은 목표대상의 특징을 이용해서 접근한다. 본 논문에서는 객체 인식신뢰도를 위해 타 객체와 구별되는 드로그의 특징을 이용한다. 본 논문에서 드로그는 비행 및 운용환경을 고려하여 근적외선(Near Infrared) 파장대역의 영상처리를 진행할 수 있도록 구성 및 제작된다.

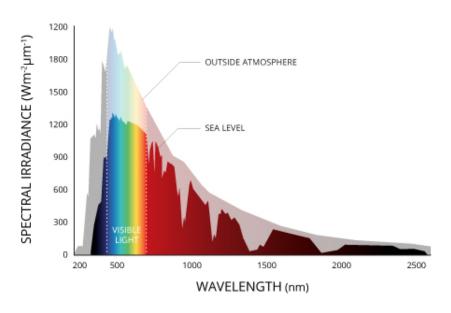


Figure. 1 Solar radiation spectrum

Fig.1은 태양광 스펙트럼을 보여준다. 근적외선 부분은 태양광의 파장대역 중 상대적으로 약한 강도를 보인다. 따라서 드로그의 원활한 탐지를 위해 근적외선 영역인 850nm파장대역 LED를





사용한다. 영상처리에 사용될 영상은 회색영역(Gray Scale)의 근적외선 영상이다. 회색영역은 영상의 각 픽셀이 $0 \sim 255$ 의 값을 갖는 특징이 있다. 선정된 파장대역은 육안으로 확인되지 않기 때문에 사람의 시야에 장애가 되지 않으며 정해진 파장대역에서 LED의 밝기가 충분히 밝다면 영상 속에서 높은 픽셀값을 유지할 수 있으므로 영상처리가 용이하다. 영상처리 시스템은 획득영상이 회색영역이라는 특징을 기반으로 전처리부터 시작하여 드로그 인식까지 진행한다. Fig.2은 영상처리 시스템의 진행 순서를 보여준다.

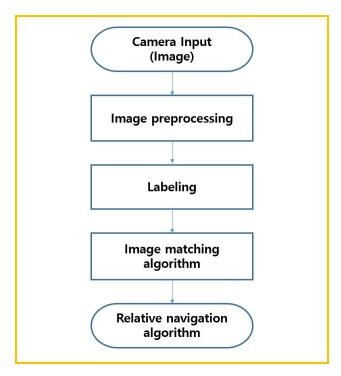


Figure. 2 Image processing system flow chart





1. 영상 전처리

근적외선 영상은 가시광선 영역에 비해 태양광이 약하므로 잡음이 비교적 적다. 특히나 역 광을 제외한 상황에서는 반사된 태양광 외에 대부분의 잡음이 제거된다. 그러나 역광의 경우는 상황이 매우 다르다. 역광에서 태양광은 영상에서 매우 큰 잡음으로 자리 잡을 확률이 높으며 구름사이로 태양광이 비취지는 경우 LED와 유사한 객체들이 발생된다. 따라서 드로그를 원활히 탐색하기 위해서 이미지 전처리를 이용한 필터가 필요하다. 전처리는 아래와 같이 이진화작업과 모폴로지 연산을 수행한다.

1) 영상 이진화

영상 이진화는 영상의 모든 픽셀에 대해 정해진 임계값을 기준으로 픽셀값을 0과 1로 표기하는 이진영상을 만드는 기법이다. 이진영상은 라벨링 및 드로그 인식 등 영상 후처리를 위해 사용되는 알고리즘이다. 근적외선 영상에서 픽셀값을 갖는 경우는 태양광으로 인한 잡음 외에는 대부분 존재하지 않다. 때문에 획득영상에서 높은 픽셀값을 가질 수 있는 요소는 태양광, 반사광, 근적외선 LED 정도이다. LED의 경우 측정거리나 운용 날씨에 따라 측정강도가 변할 수 있으나, 시스템 작동 환경을 고려하여 영상 공간에서 LED의 픽셀값보다 조금 낮은 임계값을 선정한다면 많은 잡음들을 제거할 수 있다.

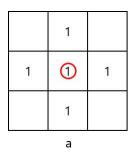
2) 모폴로지 연산

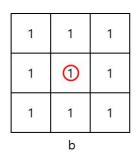
모폴로지 연산은 영상 전처리 과정 중 노이즈 제거 및 특징점들을 부각시키는 영상 공간영역 필터링이다. 모폴로지 연산은 구조 요소(Structure Element)를 영상에 대해 연산하여 필터된 영상을 얻는다.

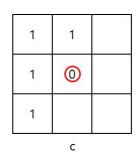
구조 요소는 모폴로지 영상에 적용되는 연산 범위를 뜻하며 구조 요소의 형태는 다양하기 때문에 사용자의 환경을 고려하여 선택한다. 가령 충격 잡음의 크다면 큰 구조 요소를 사용할 때 좋은 결과를 이끌어낼 수 있다. 주로 사용되는 구조 요소의 형태는 Fig.3(b)방법으로 8방향에 대해 균일한 연산결과를 도출한다. 같은 형태의 구조 요소를 사용하더라도 구조 요소의 크기에











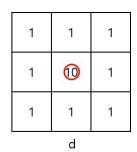
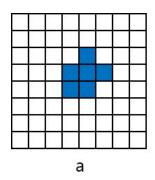
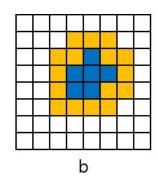


Figure. 3 Structure elements

따른 결과는 상이 할 수 있다. 가령 크기가 작은 구조 요소를 사용하여 침식을 진행 할 경우 많은 잡음 제거가 힘들 수 있다. 모폴로지 연산은 침식(Erosion)과 팽창(Dilation)연산을 기반으로 닫힘 및 열림 연산이 존재한다.





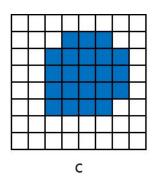


Figure. 4 Dilation operation example

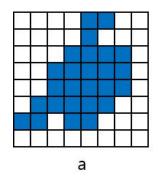
팽창은 각 픽셀에 대해 크기를 키우는 것을 중점으로 하나의 객체가 잡음으로 인해 두 개의 인접한 객체가 되거나 한 객체 내의 픽셀들이 정보를 분실했을 경우를 복구하기 위해 사용된다. Fig.4은 팽창이 진행되는 예를 보여준다. (a)와 같이 최초의 이미지가 존재할 때 구조 요소에 따른 연산을 진행한다. (b)의 주황픽셀은 구조 요소에 따른 비교분석 픽셀이다. 비교분석되는 픽셀 중 값이 존재하지 않다면 해당 픽셀들은 1의 값을 취하게 된다.

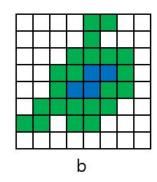
침식은 픽셀에 대해 국지적 최소값을 선택하여 객체들의 크기를 줄이고 객체 외부의 돌출된 부분을 제거하는 역할을 한다. 침식연산은 객체의 크기가 줄어드는 특징으로 인해 영상 잡음 제거에 탁월하다. 객체의 크기가 작을 경우 침식 연산을 통해 제거되며 잡음, 혹은 운용환경에 의해 객체의 일부분이 돌출된 부분을 제거하는 역할도 수행한다. Fig.5은 침식의 예를 보여준다. 과정





은 팽창과 유사하며 비교분석되는 픽셀 중 값이 존재하는 픽셀값을 0으로 바꾼다는 것이 다르다.





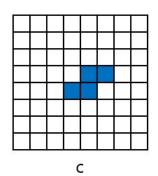


Figure. 5 Erosion operation example

2. 영상 매칭

1) 라벨링

영상처리에서 라벨링은 영상의 특징들을 하나의 객체로 인식하고 후처리를 위해 적용한다. 객체의 대상은 사물이나 및 등이 될 수 있으며 탐지 방법은 사용 환경을 고려한 전처리 과정을 거쳐 이진화된 이미지에서 주로 진행된다. 본 논문에서는 IR LED를 대상으로 진행되기 때문에 객체의 형태가 원형에 가까우며 회색영역을 고려하여 진행한다. 레이블링의 객체검사는 검사반경을 기반으로 접근 방법이 나뉜다. 기본적인 레이블링은 영상의 모든 픽셀에 대해 순차적으로 객체 여부를 확인한다. 검사 방법은 검사 픽셀에 대해서 4방 혹은 8방향의 픽셀들과 비교하여 검사 픽셀이 객체에 포함하는지를 확인한다. Fig.6는 검사 반경에 대한 4방 및 8방의 방향성을 보이며 보통 정확한 객체인식을 위해 8방향을 지향한다.

레이블링은 연산과정이 단순하나, 모든 픽셀에 대해 연산이 이루어지기 때문에 소요시간이 많아 영상처리 시스템 중 가장 많은 시간을 요구한다. 따라서 전체 시스템의 속도를 개선하기 위해서는 고속 라벨링 알고리즘이 요구된다. 라벨링 고속화 연구는 오래전부터 계속 연구돼왔다.[10, 11] 현재 라벨링 알고리즘 중 가장 보편적으로 사용되는 알고리즘은 연결요소 라벨링이





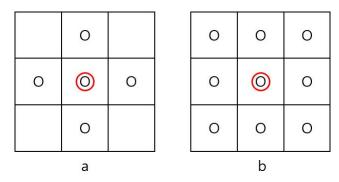


Figure. 6 4,8 Direction search area

다.[6] 연결요소 라벨링은 4방 혹은 8방 검사를 위해 아래와 같은 인접한 픽셀에 대한 검사를 진행한다.

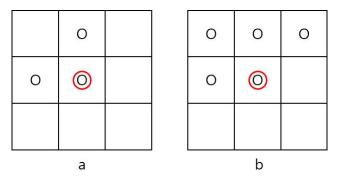


Figure. 7 4,8 Direction search area of algorithm using contour tracing

연산되는 픽셀이 값이 존재한다면 검사 반경에 해당되는 픽셀들의 값을 확인한다. 검사되는 픽셀중 값이 존재하는 픽셀이 없다면 연산 픽셀은 새로운 라벨링이 매겨지고 다음 픽셀을 검사픽셀로 지정한다. 연산 픽셀이 값이 존재하고 검사반경 중 값이 존재한다면 검사 픽셀의 라벨링 여부를 확인한다. 만약 검사 픽셀의 라벨링이 존재한다면 연산 픽셀은 검사 픽셀의 라벨값을 복사해서 쓴다. 이와 같은 방법을 모든 픽셀에 대해 1회 진행한다면 Fig.8의 (b) 형태를 보이며 2회까지 순회를 마치면 (c)의 결과를 얻게된다.

일반적인 연결요소 레이블링 알고리즘의 단점은 검사되는 연산픽셀의 객체여부 확인 외의 별다른 연산이 없기 때문에 하나의 객체를 다른 객체로 인식하는 문제가 발생할 수 있다. 따라서 같은 과정을 1회 순회한 영상에 대해서 1회 순회를 더 진행해야 한다. 연결요소 라벨링방법은 영상을 2번 순회하면서 모든 객체들을 라벨링할 수 있는 매우 효율적인 방법이다. 그러나 2번의





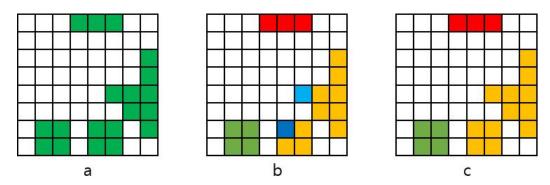


Figure. 8 Connected component labeling algorithm example

순회도 영상의 해상도에 따라 연산량이 매우 증가한다. 본 논문에서는 연결요소 라벨링을 더발전시킨 윤곽추적 연결요소 라벨링을 사용한다.[6] 윤곽추적 연결요소 라벨링은 1번의 순회로 영상내의 모든 객체를 라벨링한다. 윤곽추적 기법은 기존 모든 픽셀에 대해 픽셀값 존재여부만 계산하던 방법을 개선하여 해당 픽셀의 윤곽여부를 확인하며 탐지를 진행한다.

윤곽검사는 기존의 일방향의 진행방향이 아닌 유동적인 탐색방향을 갖는다. 윤곽추적 연결 요소는 연산픽셀에 대해서 먼저 픽셀값 여부를 확인한다. 값이 존재한다면 해당 픽셀의 라벨링 여부를 확인하고 라벨링이 되지 않은 픽셀로 판단 될 경우 Fig.7와 같은 선정된 검사 반경에 따른 윤곽여부를 확인한다. 픽셀은 크게 3가지 경우로 나눈다. 첫 라벨링이 시작 될 객체 외곽 윤곽일 경우, 객체 내부일 경우, 객체 내부 윤곽일 경우이다. 연산픽셀은 탐지범위에 해당되는 픽셀을 분석하고 연산픽셀의 위치를 판단한다. 윤곽일 경우 다음 윤곽 픽셀을 검사하고 연산픽셀로 지정한다. 만약 다음 윤곽 픽셀이 초기 윤곽추적을 시작했던 픽셀이라면 윤곽 내부 픽셀을 다음 픽셀로 지정하여 모든 픽셀을 라벨링한다. Fig.8은 픽셀에 따른 탐색 진행방향의 예이다.

라벨링된 객체들은 운용 환경에 따라 후처리를 위해 쉽게 필터링이 진행될 수 있다. 본 논문에서 탐지해야 할 대상은 LED로써 영상에 맺히는 그 크기는 매우 작다. 상대 거리값이 클수록객체의 크기가 작아지기 때문에 운용 환경을 고려, 일정 면적 이상의 객체는 잡음으로 간주할가수 있다. 면적 임계값을 이용한 간단한 필터링으로도 태양광은 대부분 필터링이 진행되고 반사광의 경우도 그 면적이 넓다면 손쉽게 필터링이 진행된다.





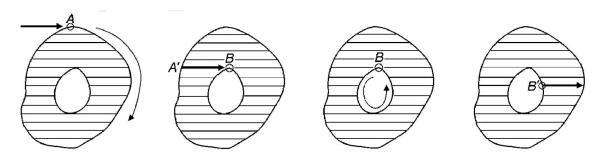


Figure. 9 Connected component labeling algorithm using contourtracing example

2) 무게 중심법

앞선 필터 및 라벨링을 거치면 영상에는 LED로 추정되는 후보 객체들만 남는다. 객체들의 정보를 기반으로 후처리를 진행하게 되며 이때 사용되는 정보는 영상 평면 상에서 객체의 위치다. 따라서 객체는 위치로 사용 될 하나의 픽셀을 선정해야 한다. 그러나 객체의 형태는 균일하지 않으며 운용환경에 따른 잡음으로 인한 영상 훼손을 감안해야 하므로 영상 속 객체의 위치를 정확히 정의하기 어려우며 각 객체의 특성을 고려할 수 없다. 따라서 본 논문에서는 객체의 정보만을 이용해서 위치를 선정하는 무게중심법을 이용한다. 무게중심법은 공간 $r_i(i=1,...,n)$ 에 대해 i번째 공간에 위치하는 질량 m_i 에 대해 질량 중심 R을 아래와 같이 표현한다.

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

상기 식을 영상 평면에 적용하면 아래와 같이 나타낼 수 있다.

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

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

n,m은 각각 영상 평면에서의 수평, 수직방향의 픽셀 개수이며 x_c,y_c 은 크기가 $n\times m$ 인 객체의 무게중심이다. I(i,j)는 영상 평면에서 (i,j)에 해당되는 픽셀 값으로 0부터 최대 255 값을 가진다.





3) 목표객체 식별

영상에서 드로그의 LED객체를 찾기 위해 후보 객체들에 대한 분석이 필요하다. 본 논문에서는 LED 탐지를 위해 드로그에 원형으로 8개의 LED를 배치했다. 영상에서 원형으로 배치된 8개의 객체를 탐지하기 위해 2가지 접근 방법을 제시한다. 첫 번째는 허프 변환을 이용하는 방법이다.[12] LED는 영상 평면상에서 이심률이 낮은 타원을 갖는다. 이에 근거하여 각 점에 대해탐색 반경에서 취할 수 있는 원의 크기를 기반으로 허프 변환(Hough Transformation)을 적용할수 있다.

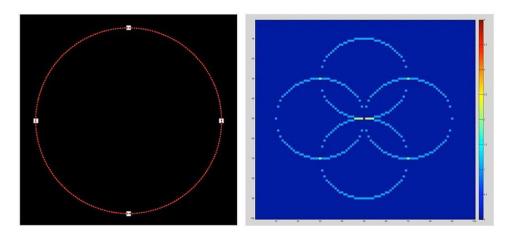


Figure. 10 Hough example

탐색 객체의 지름 정보를 모를 경우 허프 변환은 연산 지점에 대해서 설정된 탐색 범위내의 지름 정보를 기반으로 원을 그린다. 최종적으로 교차가 가장 많은 지점을 원의 중심이라고 판단한다. 운용환경에 대한 정보가 미흡하다면 알고리즘의 신뢰도가 떨어지고 연산량이 많아지며 특정 잡음에 취약한 단점이 있다. 또한 잡음이 원의 형태로 위치한다면 드로그보다 높은 신뢰도의 원을 가지는 지점이 발생할 수 있다. 실시간 시스템에 적용하기 위해서는 많은 운용환경들을 제어해야 한다. Fig.10은 허프 변환을 이용해 원을 찾는 과정을 보여주는 예이다. 두 번째 방법으로는 3개의 객체 위치를 기반으로 원의 방정식을 이용한 원을 그려 드로그를 검사한다. 원의 방정식은 아래와 같다.

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



$$\left(x + \frac{A}{2}\right)^2 + \left(y + \frac{B}{2}\right)^2 = \left(\frac{\sqrt{A^2 + B^2 - 4C}}{2}\right)^2 \tag{5}$$

원의 방정식으로부터 해당 원의 중심(X) 및 반지름(r)은 아래와 같다.

$$X = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -A/2 \\ -B/2 \end{bmatrix} \tag{6}$$

$$r = \frac{\sqrt{A^2 + B^2 - 4C}}{2} \tag{7}$$

탐지를 위해 그려진 원의 중심 $P_i(i=1,...,n)$ 는 각각 좌표와 반지름 정보를 가지고 있다.

$$P_i = \begin{bmatrix} X_i \\ r_i \end{bmatrix} \tag{8}$$

추정원은 영상 내 분포되어 있지만, 원 형태로 놓여있는 LED로 형성된 추정원들은 한곳에 밀집되어 있으며 유사한 반지름 정보를 가지고 있다. 따라서 드로그의 중심을 탐지하기 위해 추정원들 간의 상대 거리 및 반지름 유사도를 이용하여 신뢰도를 판단할 수 있다.

$$D = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} \sqrt{(X_{ix} - X_{jx})^2 + (X_{iy} - X_{jy})^2}$$
(9)

$$E = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} |r_i - r_j| \tag{10}$$

$$T = \frac{1}{\alpha D + \beta E} \tag{11}$$

식(9)은 i번째 추정원과 j번째 추정원에 대한 상대 거리로 X_{ix} 와 X_{iy} 는 각각 i번째 추정원의 중심좌표다. 식(10)은 반지름을 이용한 신뢰도 점수 도출식으로 r_i 는 i번째 추정원의 반지름이다. 식(11)는 점 P에 대한 최종 신뢰도 점수이며 α 와 β 는 각각 상대 거리와 반지름에 대한 가중치다. 최종적으로 가장 높은 값을 가진 P의 정보를 기반으로 반지름의 일정 범위에 속하는 객체는 LED 후보군으로 둔다.





4) 타원 정합

드로그의 형태는 원형이지만 카메라와 드로그의 위치 및 자세 차이로 인하여 영상에서 드로그 형태는 타원이다. 앞선 과정에서 필터링 및 후보 객체를 선정하였으나 운용환경에서 드로그 주변에 LED와 유사한 잡음이 섞이거나 LED 중 일부가 소멸 및 고장으로 인한 탐지 실패가일어날 수 있다. 따라서 후보 LED를 기반으로 타원을 생성하여 LED 식별 및 미탐지 LED를 추정할 수 있다.

타원 정합의 접근방법은 기하학적 방법이 존재하지만 본 논문에서는 최대 8개의 점을 이용하여 타원을 유추해야 하므로 최소자승법을 이용하는 타원 정합을 이용한다. DLS(Direct Least Squares Fitting of Ellipses)는 타원 정합 알고리즘 중 매우 빠른 계산속도와 정확도를 보인다. 하지만 참조되는 객체들을 기반으로 연산된다는 단점으로 잡음이 많을 경우 신뢰도가 매우 낮아진다. 본 논문에서 DLS가 적용되는 시점은 적은 수의 데이터를 이용하여 진행하며 대부분의 잡음이 제거된 상태이므로 본 알고리즘 적용은 적합하다. 2차 다항식에 의해 일반적인 원추 곡선은 아래와 같다.

$$F(x,y) = A \cdot x = ax^{2} + bxy + cy^{2} + dx + ey + f = 0$$
(12)

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

$$(13)$$

타원의 경우 아래와 같은 제한조건을 갖는다.

$$b^2 - 4ac < 0 \tag{14}$$





영상 평면의 점들에 대해 식(12)의 값이 0에 근사되는 A를 구한다면 최적의 근사타원으로 판단할 수 있다. 근사타원과 점들 사이의 거리를 최소화하는 A를 구하기 위한 최소 자승법은 아래와 같다.

$$\min \sum_{i=1}^{n} F(x_i, y_i) = \min \sum_{i=1}^{n} (A \cdot x)^2$$
 (15)

그러나 일반적으로 타원이 아닌 영상 평면의 점들을 대상으로 식(14)을 만족시키기 어렵다. 따라서 타원 조건에 배율(Scaling)을 더함으로써 아래와 같이 조건을 바꾸어 타원 근사를 진행한다.

$$b^2 - 4ac = 1 (16)$$

4(15)의 최소 자승문제와 4(16)의 스케일된 제한조건은 아래와 같이 다시 정리 할 수 있다.

$$\min \|DA\|^2$$
, subject to the constraint $A^TCA = 1$ (17)

 $\|DA\|^2$ 를 최소로 하는 A의 값은 라그랑지 승수법(Lagrange Multiplier)을 이용하여 풀 수 있다.[13]

$$A^T D^T D A - \lambda (A^T C A) = 0 (19)$$

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

$$SA = \lambda CA \tag{21}$$

여기서 S는 Scatter Matrix라 부르며 D^TD 이다. 식(21)은 일반화된 고유 벡터를 사용해서 해결





할 수 있다.

$$||DA||^2 = A^T D^T DA = A^T \lambda CA = \lambda A^T CA = \lambda$$
(22)

일반적으로 최소값이면서 양수인 λ 는 주어진 점 집합에 가장 적합한 타원계수 A를 나타낸다. 매 개변수 A가 결정되면 식(12)을 이용하여 타워의 일반식을 구할 수 있다. 타워의 일반식으로부터 타원의 중심 및 장축과 단축, 회전은 아래와 같이 구할 수 있다.

centroid:
$$x_c = \frac{2cd - be}{b^2 - 4ac}, y_c = \frac{2ae - bd}{b^2 - 4ac}$$
 (23)

$$\theta = \begin{cases} 0 & for \quad b = 0, \quad a < c \\ 90^{\circ} & for \quad b = 0, \quad a > c \\ \arctan\frac{c - a - \sqrt{(a - c)^{2} + b^{2}}}{b} & for \quad b \neq 0 \end{cases}$$
 (25)

DLS를 통해 구한 회전율 및 후보 LED 위치를 기반으로 원 투영을 통해 후보 LED 중 실제 LED위치를 획득 및 추정할 수 있다.

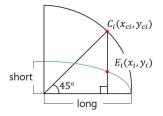


Figure. 11 Ellipse projection to circle

Fig.11은 타원의 원 투영에 대한 그림이다. 추정된 LED 위치 E는 식26과 같이 원 위의 점 C로 투영시킬 수 있다.

$$C_i = (x_{ci}, y_{ci}) = (x_i, \log * \sin(45\deg))$$
 (26)

 C_i 는 타원 위의 i번째 점 E_i 를 원으로 투영했을 때의 위치이며 x_i 는 E의 x축 위치다. long은





해당 타원의 장축이며 (x_{ci}, y_{ci}) 는 투영된 원의 좌표이다.

3. 객체 추적

앞선 과정을 통해 획득한 영상 평면에서의 LED에 대한 위치를 얻었다. 그러나 모든 영상 프레임에 대해 앞선 과정들을 진행한다면 영상처리 시스템의 소요시간 증가로 전체 시스템 속도저하가 초래된다. 이와 같은 문제는 객체 추적기법을 이용해 시간을 단축시킬 수 있다. 객체 추적은 영상 환경 및 추적 객체의 특성에 따라 결정된다. 본 논문에서는 회색영역에서 진행되므로 색 정보는 이용하지 않으며 작은 객체를 추적한다. 본 논문에서는 객체의 크기 및 특징을고려하여 Point Tracking 중 Kalman Filter를 적용한다.

1) 칼만 필터

객체 추적에 대해 다양한 연구가 활발히 진행되고 있다.[14] 객체에 대한 기하학적 특성이나 움직임 등을 이용한 추적기법이 존재하지면 본 논문에서는 신뢰도와 동시에 전체 시스템의 속도를 고려하여 Point Tracking을 사용한다. Point Tracking은 객체의 특징점에 대해 추적하는 알고리즘으로 칼만 필터는 Point tracking 중에서도 연산량이 매우 적은편이다. 칼만 필터는 잡음이 포함되어 있는 선형 시스템의 상태를 추적하는 재귀 필터로 객체의 측정값(위치)이 확률적 오차를 포함하고 특정 시점에서의 객체의 상태는 이전 시점의 상태와 선형적인 관계를 유지하는 경우에 적용 및 사용이 가능하다. 본 논문에서 객체는 비선형이지만 계산시간이 빠름을 감안하여 선형 시스템으로 가정한다. 이산시간에서 시스템 방정식은 아래와 같이 표현한다.

Process equation:
$$x_k = Ax_{k-1} + Bu_k + w_k$$
 (27)

Measurment equation:
$$z_k = Hx_k + v_k$$
 (28)

위 식에서 A, B, H, Q, R는 시스템 모델로 미리 결정된 값이다. A는 해당 시간에서 이전 상태 x_{k-1} 에 곱해지는 상태 변환 행렬이며 B는 컨트롤 입력 벡터 u_k 에 곱해지는 컨트롤 입력 모델,





 w_k 는 공분산이 Q이며 평균이 0으로 가정된 정규 분포 오차다. H는 측정 모델로 상태와 측정치간의 관계를 나타낸다. v_k 는 공분산이 R이고 평균이 0으로 가정된 정규 분포 오차다. 초기 상태 x_0 와 각 단계에서의 잡음 벡터는 서로 독립이라 가정한다. 칼만 필터 알고리즘은 Fig.12와 같이 요약된다.

추정값 (\hat{x}_0) 과 오차 공분산 (\hat{P}_0) 의 초기화를 시작으로 예측(Prediction) 단계와 보정(Correct)

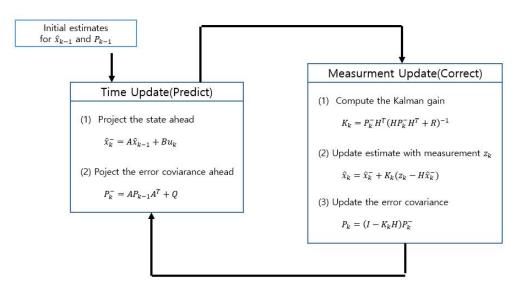


Figure. 12 Kalman Filter algorithm

단계를 재귀적으로 수행하며 추정치를 구한다. 재귀적이기 때문에 이전 시간에 추정한 값을 기반으로 현재 값을 추정하며 바로 이전 시간 외의 측정값이나 추정값은 사용하지 않는다.

예측 단계에서는 아래와 같이 추정값과 오차 공분값 예측에 대한 계산이 진행된다.

$$\hat{x}_k^- = A\hat{x}_{k-1} + Bu_k \tag{29}$$

$$P_k^- = A P_{k-1} A^T + Q (30)$$



보정 단계에서는 계산된 예측 상태와 측정값을 토대로 칼만 이득과 추정값을 계산하고 오차 공분산을 구한다. 추정값 (\hat{x}_k) 을 계산하기 위한 칼만 이득 (K_k) 은 아래와 같다.

$$K_k = P_k^- H^T (H P_k^- H^T + R)^{-1}$$
(31)

추정값을 구하는 식은 아래와 같다.

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k(z_k - H\hat{x}_k^-) \tag{32}$$

마지막으로 오차 공분산은 아래와 같다.

$$P_k = P_k^- - K_k H P_k^- (33)$$

본 논문에서는 영상 평면 상의 표적 추적을 위해 상태 변수를 아래와 같이 정의했다.

$$x = \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ v_x \\ v_y \end{bmatrix}$$
(34)

 x_c 와 y_c 는 영상 평면에서 표적의 중심점 좌표이며 v_x , v_y 는 해당 점의 속도이다. 본 논문에서는 표적의 위치 및 속도를 선형으로 가정했기 때문에 상태 이전 행렬(A)은 식(35)으로 표현할 수 있다.

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \triangle t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \triangle t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$(35)$$



여기서 $\triangle t$ 는 프레임간의 시간 간격을 의미하며 계산 속도를 50프레임으로 가정하여 0.02로 선정된다. 측정 모델(H)은 표적에 대한 위치정보만을 사용하기 위해 식(36)과 같이 정의한다.

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{36}$$

잡음 공분산 행렬Q와 R은 실험 및 경험을 통해 선정된 값을 선정했다.

$$Q = \begin{bmatrix} 0.01 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.01 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.01 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.01 \end{bmatrix}, \quad R = 4$$

$$(37)$$

위와 같은 시스템 변수를 기반으로 예측 및 보정 연산을 통해 다음 영상에서 최적의 표적 위치를 추정할 수 있다.





III. 상대위치 추정

자동 공중급유는 드로그와 프로브의 상대거리를 데이터를 기반으로 수햄되는 임무이기 때문에 상대거리의 신뢰도가 임무 성공을 결정짓는다. 이 장에서는 앞선 영상처리 과정을 통해 얻은 영상 공간에서의 LED 위치를 기반으로 드로그와 프로브간의 상대거리를 최적화 기법을 이용하여 추정한다. 영상처리 시뮬레이션에 사용된 카메라는 핀홀(Pin-hole)카메라 모델로 가정한다. Fig.13은 핀홀카메라 모델을 보여준다. (y_i, z_i) 는 영상 평면에의 좌표이며 B_i 는 객체 공간에서 LED의 위치다.

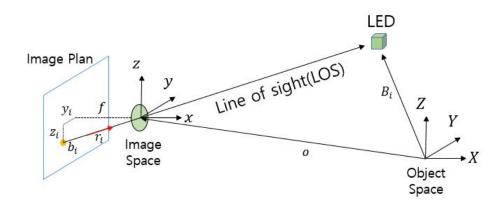


Figure. 13 Pin-hole camera model

영상처리 과정을 통한 결과값은 영상 공간(Image Space)에서 LED의 위치다. 객체 공간(Object space)에서 LED의 위치 \boldsymbol{B}_i 를 알고있으며 카메라의 상대 거리 \boldsymbol{o} 를 모르는 상태다. 객체 공간에서 영상 공간으로의 Direction cosine matrix(DCM) \boldsymbol{C} 는 Modified Rodrigues Paraneters(MRPs)로 표현한다. MRP는 Euler 매개변수 $\boldsymbol{E}(\phi)$, 피치 (θ) , 요 (ψ) 세 가지 자세 매개 변수를 통해 주축회전 벡터 (\boldsymbol{e}) 와 주축 회전각도 (Θ) 가 결정된다. MRP (3×1) 벡터 \boldsymbol{p} 는 아래와 같이 정의된다.[15]

$$p = \tan \frac{\Theta}{4}e \tag{38}$$



p를 이용한 DCM C는 아래와 같다.

$$C = I + \frac{8\left[\boldsymbol{p}\times\right]^{2} - 4(1 - \boldsymbol{p}^{T}\boldsymbol{p})\left[\boldsymbol{p}\times\right]}{(1 + \boldsymbol{p}^{T}\boldsymbol{p})^{2}}$$
(39)

$$[\mathbf{p} \times] = \begin{bmatrix} 0 & -p_3 & p_2 \\ p_3 & 0 & -p_1 \\ -p_2 & p_1 & 0 \end{bmatrix}$$
(40)

영상 공간에서 LED_i 에 대한 LOS 단위 벡터는

$$b_{i} = \frac{1}{\sqrt{f^{2} + y_{i}^{2} + z_{i}^{2}}} \begin{bmatrix} f \\ -y_{i} \\ -z_{i} \end{bmatrix}$$
(41)

객체 공간에서 LED_i 에 대한 LOS 단위 벡터는

$$r_{i} = \frac{1}{\sqrt{(X_{i} - X_{c})^{2} + (Y_{i} - Y_{c})_{i}^{2} + (Z_{i} - Z_{c})_{i}^{2}}} \begin{bmatrix} (X_{i} - X_{c}) \\ (Y_{i} - Y_{c}) \\ (Z_{i} - Z_{c}) \end{bmatrix}$$
(42)

측정된 영상 공간 좌표계로부터 아래와 같은 식을 도출할 수 있다.

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

$$(43)$$

$$z_{i} = -f \frac{C_{31}(X_{i} - X_{c}) + C_{32}(Y_{i} - Y_{c}) + C_{33}(Z_{i} - Z_{c})}{C_{11}(X_{i} - X_{c}) + C_{12}(Y_{i} - Y_{c}) + C_{13}(Z_{i} - Z_{c})}$$

$$(44)$$

하나의 LED에 대해 방정식(43)(44)가 도출된다. 영상 공간상의 LED 좌표인 y_i, z_i 는 영상처리를 통해 도출된 값이며 객체 공간에서의 카메라 위치 및 자세인 $X_c, Y_c, Z_c, p_1, p_2, p_3$ 은 미지수다. 따라서 고유해를 얻기 위해서는 4개 이상의 LED를 영상처리를 통해 획득해야한다.





1. Gaussian Least Square Differential Correlation(GLSDC)

Gaussian Least Square Differential Correlation(GLSDC) 알고리즘은 비선형 비용수를 최소화하기 위한 Gauss-Newton method를 응용한 알고리즘이다. GLSDC알고리즘은 사진 측량에널리 쓰이는 알고리즘으로, 무인항공기 공중 급유에 적용되어 자세 및 위치를 추정하는 것에사용되고 있다.

상대 위치(p) 및 상대 자세(o)에 대한 추정값(X)과 영상 공간에서 측정된 객체 공간의 LED는 아래와 같이 표현된다. 상대 위치 및 자세는 영상 공간에서 표현된 상태변수이며 $n \geq 4$ 이다.

$$\boldsymbol{X} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{p} \\ o \end{bmatrix} \tag{45}$$

$$\tilde{b} = \begin{bmatrix} \tilde{b_1} \\ \tilde{b_2} \\ \vdots \\ \tilde{b_n} \end{bmatrix}$$

$$(46)$$

i번째 LED에 대한 측정 모델은

$$b_i = Cr_i = h_i(X) \tag{47}$$

측정시 발생하는 노이즈(ν_i)를 고려하면

$$\tilde{b_i} = h_i(X) + \nu_i \tag{48}$$

여기서 $\tilde{b_i}$ 는 측정 잡음 ν_i 를 포함한 모델이다. 측정 잡음은 평균이 0인 가우시안 분포를 따르며 공분산 R은 아래와 같다.

$$R_i = E\left\{\nu_i \nu_i^T\right\} \tag{49}$$





$$R = \begin{bmatrix} R_1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & R_2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & R_n \end{bmatrix}$$
 (50)

상태변수 추정치 \hat{X} 는 잔차 오류를 최소화 하도록 해야한다.

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

$$(51)$$

이를 위해 목적 함수(J)는 잔차의 제곱 가중치 합으로 정의한다.

$$J = \frac{1}{2} \triangle b^T W \triangle b \tag{52}$$

여기서 W
actrice m imes m 가중치 행렬이며 가우시안 분포를 따르는 공분산 R의 역행렬이다. 일반적으로 J는 비선형(Nonlinear)계산으로는 최소화 시킬 수 없다. 따라서 현재 추정값 X_c 를 이용가능하다고 가정하면, 현재 추정치에 대한 선형화(Linearization)를 적용할 수 있다. 따라서 추정값은 현재 값에 미분 보정을 더한 값으로 정의한다.

$$\hat{\boldsymbol{X}} = \boldsymbol{X}_c + \triangle \boldsymbol{X} \tag{53}$$

 $\triangle X$ 값이 작다면 근사식을 풀 수 있으며 상기 방정식으로 개선된 상태를 갱신할 수 있다. 즉, h를 1차 테일러 시리즈(Taylor Series)로 확장하여 선형 근사하면 아래와 같다.

$$h(\hat{\boldsymbol{X}}) \approx h(\boldsymbol{X}_c) + \bar{H} \triangle \boldsymbol{X}$$
 (54)





여기서 H는 $(3n \times 6)$ 의 측정 모델 함수의 자코비안(Jacobian)이다.

$$\bar{H} = \begin{bmatrix} \bar{H}_1 \\ \bar{H}_2 \\ \vdots \\ \bar{H}_n \end{bmatrix}, \qquad \bar{H}_i = \frac{\partial h_i}{\partial \boldsymbol{X}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_i}{\partial \boldsymbol{p}} & \frac{\partial h_i}{\partial o} \end{bmatrix}$$
(55)

$$\frac{\partial h_i}{\partial \boldsymbol{p}} = \frac{4}{(1 + \boldsymbol{p}^T \boldsymbol{p})} \left[Cr_i \times \right] \left\{ (1 - \boldsymbol{p}^T \boldsymbol{p}) I_{3 \times 3} - 2 \left[\boldsymbol{p} \times \right] + 2 \boldsymbol{p} \boldsymbol{p}^T \right\}$$
 (56)

$$\frac{\partial h_i}{\partial o} = \frac{-C\left\{I_{3\times 3} - r_i r_i^T\right\}}{\sqrt{(X_i - X_c)^2 + (Y_c - Y_c)^2 + (Z_i - Z_c)^2}}$$
(57)

보정 후의 측정치 잔차(Residual)은 다음과 같이 근사할 수 있다.

$$\Delta b \approx \tilde{b} - h(\mathbf{X}) - \bar{H} \Delta \mathbf{X} = \Delta b_c - \bar{H} \Delta \mathbf{X}$$
(58)

목적함수의 선형화 결과 아래와 같이 다시 정의할 수 있다.

$$J = \frac{1}{2} (\tilde{b} - h(\hat{\boldsymbol{X}}))^T W(\tilde{b} - h(\hat{\boldsymbol{X}}))$$
(59)

목적함수를 최소화하기 위해 다음과 같은 필요조건 및 충분조건을 만족해야 한다.

Necessary :
$$\nabla_{\wedge \mathbf{X}} J = \bar{H}^T W \bar{H} \Delta X - \bar{H}^T W \tilde{b}_c = 0$$
 (60)

Sufficient :
$$\nabla^2_{\triangle \mathbf{X}} J = \bar{H}^T W \bar{H} > 0$$
 (61)

정상 방정식은 아래와 같이 쓸 수 있다.

$$\Delta \mathbf{X} = (\bar{H}^T W \bar{H})^{-1} \bar{H}^T W \Delta b_c \tag{62}$$

여기서 $\nabla^2_{\triangle X}J$ 는 반드시 양정행렬(Positive Definite)이어야 한다. W는 공분산 행렬(Covariance Matrix)의 역행렬이므로 양정행렬이다. $(\bar{H}^TW\bar{H})^{-1}$ 은 추정 오차 공분산 행렬(Estimation Er-





ror Covariance Matrix)이라 부르며 값이 너무 크다면 발산 할 가능성이 존재한다. 완전한 비선형 최소 자승 알고리즘은 Fig.14와 같이 요약된다.

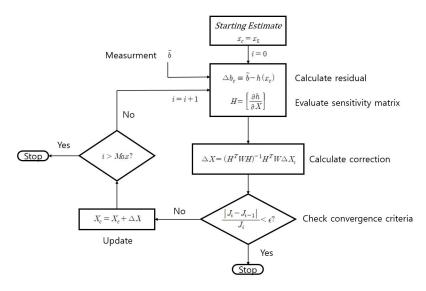


Figure. 14 GLSDC algorithm

2. Levenberg-Marquardt(LM)

GLSDC 알고리즘은 Gauss-Newton 특성상 추정 오차 공분산 행렬에 의해 발산여부가 존재한다. 이러한 문제는 Gradient Descent방법을 응용함으로써 보완할 수 있다. Gradient Descent 는 식(63)와 같이 표현된다.[16]

$$\boldsymbol{X}_{k+1} = \boldsymbol{X}_k - 2\lambda_k \bar{H}^T W \triangle b_c \tag{63}$$

 \bar{H} 기울기에 따라 수렴에 적합한 방향이 주어지도록 현재 추정치 값을 조절한다. 그러나 Gradient Descent는 상수 Step Size를 사용함으로써 해에 근접할수록 수렴 속도가 늦어진다. Levenberg 알고리즘은 앞선 두 방법의 문제를 극복하고자 Gradient Descent와 Gauss-Newton 방식을 접목한 방법으로 Step Size μ 를 도입하여 Singular Value에 근접할 경우를 배제한다. Levenberg 방식은 아래 식과 같다.





$$\boldsymbol{X}_{k+1} = \boldsymbol{X}_k - (\bar{H}^T W \bar{H} + \mu_k I)^{-1} \bar{H}^T W \triangle b_c$$
(64)

그러나 Levenberg도 Step Size로 인해 해에 근접할수록 수렴속도가 늦어지는 현상이 발생한다. Marquardt는 수렴속도를 보완하기 위해 \bar{H} 의 곡률(Curvature)을 반영한다. 헤이시안 (Hessian)에 대한 근사행렬 ($\bar{H}^TW\bar{H}$)의 대각 원소들은 각 파라미터 성분에 대한 곡률을 나타 낸다. 곡률을 반영한 Levenberg-Marquardt(LM) 알고리즘은 아래와 같이 정의된다.

$$\boldsymbol{X}_{k+1} = \boldsymbol{X}_k - (\bar{H}^T W \bar{H} + \mu_k \operatorname{diag}(\bar{H}^T W \bar{H}))^{-1} \bar{H}^T W \triangle b_c$$
(65)

여기서 $\mathrm{diag}(\bar{H}^TW\bar{H})$ 은 $\bar{H}^TW\bar{H}$ 의 대각 성분으로 이루어진 대각행렬(Diagonal Matrix) 이다. LM 알고리즘은 μ 값에 따라 Gauss-Newton 혹은 Gradient Descent방식과 유사하게 진행되며 Singular Value를 피하게 된다.





IV. 시뮬레이션 및 지상시험

1. 영상처리 시뮬레이션

영상기반 자동 공중급유는 카메라로부터 획득한 영상에서 목표 객체를 인식하는 것이 최종 목표다. 목표 객체를 인식하기 위해 원형 드로그에 LED를 45도 간격으로 총 8개를 Fig.15와 같이 배치했다고 가정한다.

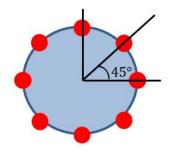


Figure. 15 Drouge image

실제 사용 영역은 근적외선 영역으로 해당 파장대역을 갖는 LED를 인식 및 탐지한다. 탐지할 수 있는 첫 번째 방법은 기하학적 구조를 감안한 허프 변환을 적용하는 것이다. 두 번째 방법은 LED로 추정되는 객체들을 이용하여 드로그 원을 추정하고 실제 드로그에 해당되는 유력 객체들을 선별하는 것이다. 이 장에서 소개될 두 영상 시뮬레이션은 알고리즘의 타당성을 검사한다.

1) 목표객체 식별 시뮬레이션 1

본 장에서는 허프 변환을 이용한 목표객체 식별 시뮬레이션을 진행한다. 허프 변환은 원형을 탐색하는 알고리즘 중 잡음에도 높은 신뢰도를 보이는 알고리즘이다. 운용환경을 고려한 목표 객체에 대한 정보로 임계값을 정할 수 있다면 계산시간을 단축할 수 있다. 허프 변환 시뮬레이션은 영상 평면에 드로그의 LED를 포함한 다수의 잡음 객체가 존재하는 상황에서 진행된다.





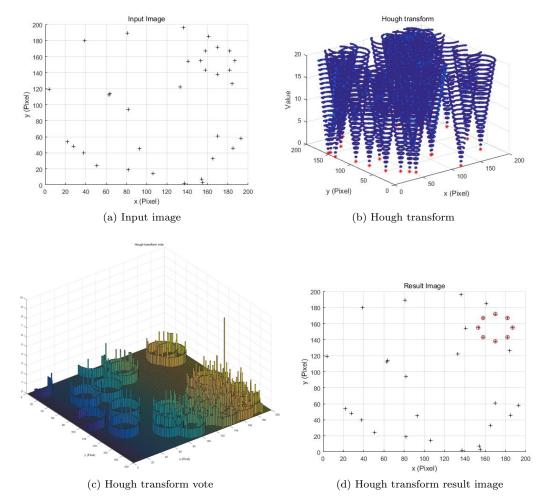


Figure. 16 Hough transform simulation

Fig.16(b)은 각 객체로부터 원 탐지범위에 따라 그려진 원을 나타낸다. 그려진 원들은 실제원의 반지름에 해당되는 사이즈에서 가장 높은 투표값을 갖는다. Fig.16(c)는 가장 높은 투표값을 얻게된 반지름으로 그려진 투표 맵이다. 선택된 반지름으로 추정된 원 내의 객체를 선택하면 Fig.16(d)와 같이 드로그에 해당되는 객체들을 선택할 수 있다.

허프 변환은 잡음에 대해서 어느정도 강인성을 보장함을 알 수 있다. 또한 드로그의 일부가 훼손되어도 어느정도 추정 신뢰도를 지닌다. 그러나 허프 변환의 단점은 계산시간과 드로그와 유사한 LED가 발생 할 경우 나타난다. 운용환경에 따른 영상에서의 드로그 크기를 규정지어야 하며 원의 크기에 대한 임계값이 존재하지 않다면 추정 원의 크기는 제약이 없어지므로 엄청난





계산 계간을 소요한다. 또한 영상 평면에서 드로그와 같이 원형으로 배치된 LED가 존재한다면 탐지 실패 할 확률이 높아진다. 따라서 고속으로 임무를 수행해야 하는 환경에서 운용이 힘들다고 판단된다.

2) 목표객체 식별 시뮬레이션 2

앞서 진행된 허프 변환에서는 잡음이 드로그와 유사한 형태로 배치될 경우 탐색실패가 발생할 수 있었다. 따라서 추정된 객체에 대한 신뢰도 평가가 요구된다. 이 장에서는 3개의 객체 및 타워 정합을 이용하여 신뢰도 분석 및 선정을 진행한다.

시뮬레이션을 위해 잡음이 섞인 상태의 영상 평면을 Fig.17(a)와 같이 가정한다. 3개의 객체로 추정된 추정원 중심점은 Fig.17(b)의 파란지점으로 표기된다. 해당 지점은 반지름 및 위치정보를 가지고 있으며 각 정보에 대해 식(11)를 이용하여 Fig.17(c)과 같은 결과를 도출할 수 있다. Fig.17(c)은 좌표평면상 그려진 추정원 중심의 총 점수이다. 매우 유사한 성분이 집중된 지점의 중심점들이 높은 신뢰도를 얻게 된다. 가장 높은 신뢰도를 보이는 지점을 중심으로 해당 반지름의 일정 임계값을 기준으로 최종 후보 객체들을 선별할 수 있다. 여기서 임계값은 반지름의 10%로 선정했다. 최종 후보 객체들은 DLS 알고리즘을 통해 타원 정합이 진행되며 최종적으로 Fig.17(d)와 같이 객체를 추정할 수 있다. 그림의 파란 표시는 추정된 타원의 중심좌표다. 결과적으로 3개의 객체를 이용한 원 추정 방법으로 목표 객체 식별에 성공하였으며 잡음이 많은 상황에서도 강인성을 보임을 확인했다.





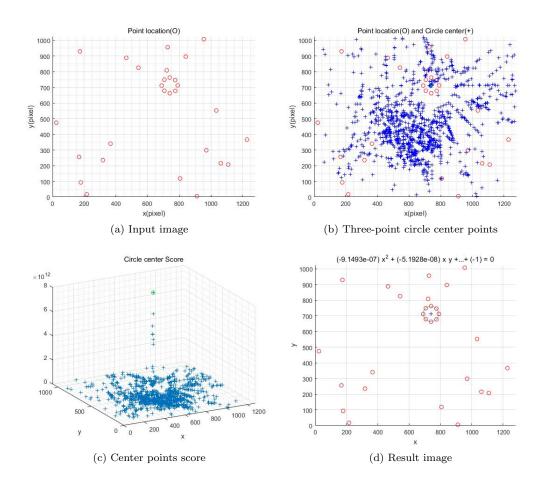


Figure. 17 Three-point method

3) 객체 추적 시뮬레이션(Kalman Filter)

본 절에서는 목표 객체에 대한 영상 평면에서의 위치 추적 시뮬레이션을 진행한다. 시뮬레이션에서는 영상 평면에서 목표 객체의 위치를 추정한다. 영상정보는 0.02초 간격(50Hz)으로 입력된다고 가정했으며 2가지의 경우에 대해 진행한다. 첫 번째 시뮬레이션은 카메라와 목표 객체가 정지해 있다는 가정이다. 영상 평면에서 실제 움직임은 없으나 잡음으로 인해 측정값과 실제값의 오차만 존재하는 경우다.



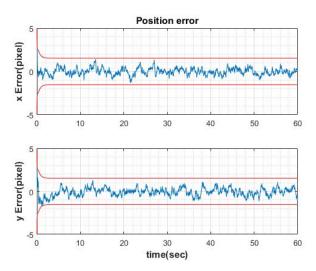


Figure. 18 Target position error in image plan

Fig.18의 x,y축은 각각 시간과 픽셀 오류값을 나타낸다. 시뮬레이션 진행 1분동안 각 축에 대해서 3sigma에 수렴하는 것을 확인했다. 다음은 움직이는 객체에 대한 시뮬레이션이다. 객체는 1분동안 (0,0)에서 (60,60)까지 움직인다고 가정한다.

Fig.19은 움직이는 객체에 대해 각 축의 3sigma의 수렴성을 보여준다. Fig.20는 실제값(검

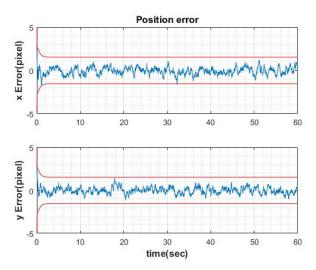


Figure. 19 Target position error in image plan



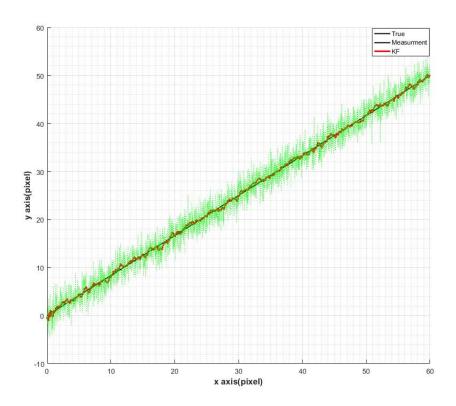


Figure. 20 Target position error in image plan

정)과 측정값(초록), 칼만 필터를 통해 얻은 추정값(빨강)에 대한 그래프다. 각 x,y축은 영상 평면의 해상도로 단위는 픽셀이다. 잡음이 섞인 측정값보다 칼만 필터를 통해 얻은 예측값이 실제값에 더 유사함을 확인할 수 있다.





2. 상대항법 시뮬레이션

영상 기반으로 진행되는 시스템에서 목표 객체의 크기는 신뢰도와 직결된다. 하지만 운용환경 및 시스템 환경 등 여러 가지 요건에 근거하여 목표 객체의 크기는 제한될 수 있다. 드로그 크기와 객체와의 거리에 따른 신뢰도 시뮬레이션은 임무 수행을 위한 드로그 크기 결정에 기여한다. 이하 시뮬레이션에서는 드로그를 향한 카메라의 정면 방향을 x, 수평, 수직 방향을 y와 z로 설정한다.

1) 드로그 크기 오차 시뮬레이션

본 드로그 크기 오차 시뮬레이션에서는 x방향을 변수로 두고 y와 z방향은 고정하였으며 드로그 크기에 영향이 큰 장거리 부분에 대한 시뮬레이션이 진행된다. 각도정보는 ± 20 도의 랜덤한 값이 주어지며 각 구간에 대해 300회 반복한다. 결과값은 Root Mean Square Error(RMSE)로 표기되며 드로그 크기에 대한 시뮬레이션 진행 조건은 아래와 같다.

Table 1: Simulation condition

-	Simulation Condition
Drouge size(cm)	$10 \sim 50$
Distance $x(m)$	$25 \sim 50$
Distance $y(m)$	0
Distance $z(m)$	0
Attitude Roll(deg)	± 20
Attitude Pitch(deg)	± 20
Attitude Yaw(deg)	± 20
Trial number	300

실제 드로그 크기는 운용환경 및 장비구성에 의해 주어지며 본 시뮬레이션에서는 크기에 따른 신뢰도를 확인할 수 있다. Fig.21는 드로그 크기에 따른 각 거리에 대한 RMSE의 3차원 표현이다. 드로그의 크기가 10cm인 경우 거리에 따른 신뢰도 하향이 매우 심하며 50cm의 경우 그 폭이 작음을 확인할 수 있다.





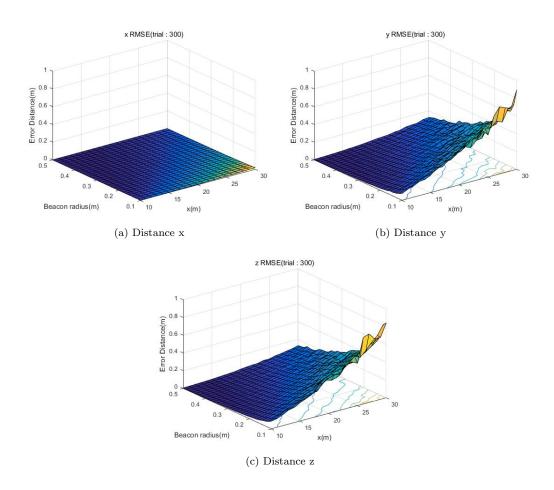


Figure. 21 LM method Distance RMSE



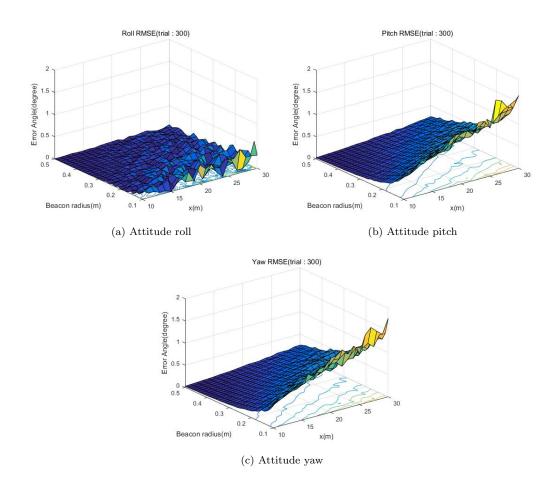


Figure. 22 LM method Attitude RMSE



2) 상대위치 및 자세 오차 시뮬레이션

드로그의 크기는 대부분 공중급유 시스템 구성 중 정해진다. 본 시뮬레이션에서는 거리별 LM 알고리즘 신뢰도 분석을 위해 드로그 크기를 50cm로 가정하고 오차 분석을 진행한다. y와 z방향을 고정하고 각 거리에 대해 ±20도의 랜덤한 상대 자세 각도로 500회 반복하여 RMSE로 오차를 확인한다. x방향은 10m간격으로 최대 30m거리까지 진행하며 Fig.23~25의 그래프는 각 구간별 상대 위치 및 자세값을 나타낸다. Table 3은 각 거리에 대한 상대위치 및 자세의 RMSE 값이다.

Table 2: Simulation condition

-	Simulation Condition
Drouge size(cm)	50
Distance $x(m)$	$10 \sim 30$
Distance $y(m)$	0
Distance $z(m)$	0
$Attitude\ Roll(deg)$	± 20
$Attitude\ Pitch(deg)$	± 20
$Attitude\ Yaw(deg)$	± 20
Trial number	500

Table 3: RMSE(Drogue size : 50cm)

Root mean square error							
Distance $x(m)$	x(m)	y(m)	z(m)	$\operatorname{Roll}(\operatorname{deg})$	$\mathrm{Pitch}(\deg)$	Yaw(deg)	
10	0.0001	0.0041	0.0042	0.0057	0.0255	0.0268	
20	0.0006	0.0398	0.0383	0.0238	0.1170	0.1178	
30	0.0019	0.1358	0.1272	0.0563	0.2650	0.2621	





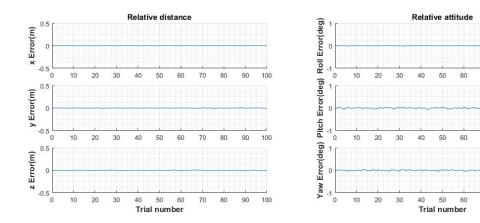


Figure. 23 Relative distance and attitude error(10m)

90

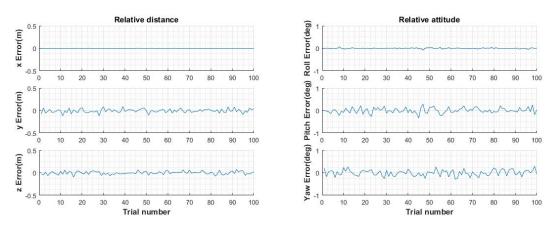


Figure. 24 Relative distance and attitude error(20m)

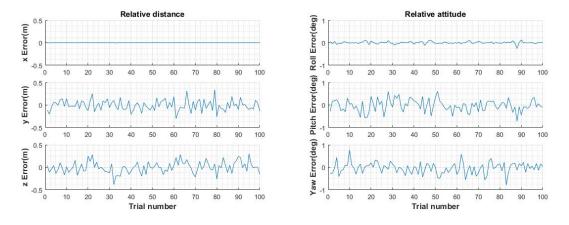


Figure. 25 Relative distance and attitude error(30m)



3. 지상시험

이 절에서는 전체 시스템에 대한 지상시험이 진행된다. 획득한 영상에 대해 영상 평면에서의 드로그 LED위치를 파악하고 이 정보를 기반으로 상대항법 알고리즘을 시험한다.

1) 지상시험 장비

지상시험 장비는 인식 할 대상인 드로그와 카메라로 나뉜다. 시험에 사용된 드로그는 50cm 크기로 제작됐으며 LED는 45도 간격으로 설치됐다. 드로그의 형태는 Fig.26과 같다.



Figure. 26 Drogue test bed

시험에 사용된 카메라는 2048 × 1088의 고해상도의 성능을 지닌 카메라를 사용했다. 고해상도는 객체를 표현하는 픽셀의 개수가 많아지기 때문에 영상 평면에서 드로그 LED위치 추정에도움을 준다. 그러나 픽셀의 수가 증가함에 따라 영상처리 시스템의 연산량이 증가하여 시스템 속도저하를 유발할 수 있다. 따라서 시험에서는 최초의 드로그 인식이 성공한 이후 ROI(Rgion of Interest)를 설정하여 연산범위를 제한한다. 카메라 센서의 사양은 Table 4와 같으며 Fig.27는 카메라 센서의 파장대역을 나타낸다.





Table 4: Camera sensor parameters

Camera sensor parameters				
Image sensor	CVM2000			
$Pixel\ Resolution(H\times V)[pixel]$	2048×1088			
Active area $\operatorname{size}(H \times V)[mm]$	11.27×6			
Pixel Size(H×V)[μ m]	5.5×5.5			
$Refresh\ rate(MRR)[fps]$	180			

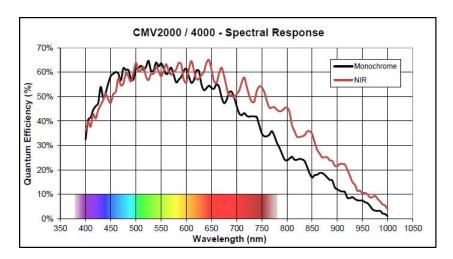


Figure. 27 Camera senser spectral response(CMV2000)

본 논문의 영상처리 시스템은 앞서 언급됐던 이유로 근적외선 파장대역만을 사용한다. 실제 사용된 카메라를 원하는 파장대역으로 만들기 위해 렌즈 및 필터를 사용하여 파장대역을 제한했다. 영상처리 시스템에서 추구하는 $800 \sim 1000$ nm 파장대역을 사용하기 위해 아래 표와 같은 렌즈 및 필터를 선정했다.

Table 5: Lens parameters

Lens parameters				
16.0				
f/1.4 - f/16				
425 - 1000				
$100-\infty$				





Table 6: Flter parameters

Filter parameters				
Cut-on Wavelength[nm]	800			
${\bf Transmission\ Wavelength[nm]}$	815 - 1650			
Rejection Wavelength[nm]	200 - 785			
Cut-On Tolerance(%)	±1			

2) 지상시험

구성된 전체 시스템은 공중환경에서 시험을 진행해야 하지만 실제 시험운용환경 조성이 힘들기 때문에 지상시험으로 대체한다. 렌즈는 획득될 영상에 많은 잡음이 섞일 수 있도록 카메라의조리개를 실제운용 상황보다 더 열어두었다. 영상처리 시스템의 운용과정을 보여주기 위해 정지화면에 대한 영상 분석을 Fig.28에 나타냈다. 이 영상은 약 25m정도의 상대거리에서 획득된영상이다. Fig.28(a)는 근적외선 카메라의 입력영상으로 회색영역(Gray Scale) 영상을 받아들이며 반사광으로 인해 잡음이 섞인 상황이다. 원본 영상에 대해 이진화 및 모폴로지 연산을진행하면 Fig.28(b)의 결과를 얻을 수 있다. 전처리 과정에서는 많은 잡음이 제거되고 남은 객체들은 라벨링 과정 중 기하학적 특성을 고려해 한번 더 필터링된다. Fig.28(c)는 선정된 객체가표기된 영상으로 붉은 점은 해당 객체의 위치를 뜻한다. Fig.28(d)는 라벨링된 영상에 대해 3점을 이용한 원 근사와 타원 정합을 통해 최종적으로 식별된 드로그 LED를 표시한 영상이다. 붉은 사각형은 ROI이며 이 외의 부분은 영상처리를 진행하지 않는다. 녹색 원은 무게중심법을기반으로 도출된 드로그의 LED위치이며 영상평면에서 구해진 LED의 위치를 기반으로 상대항법 알고리즘 동작한다.





(a) Original image

(b) Binary image



(c) Labeling image

(d) Final result image

Figure. 28 Image processing

Fig. 29는 움직이는 드로그에 대한 상대항법 알고리즘의 해다. 지상시험에서는 정확한 거리 측정이 힘들기 때문에 레이저 측정기를 이용한 대략적인 시험을 진행했다. 드로그는 x축에 대해 15m지점에서 시작하여 6m지점까지 16초에 걸처 움직인다. Fig. 29(a)는 15m에서 시작해서 6m 지점에서 종료되는 동안의 x축의 데이터다. 시작 지점과 도착 지점에 대한 정밀한 거리 계산이 이루어지지 않았기 때문에 약간의 오차가 발생함을 확인할 수 있다. 자세데이터 역시 드로그가 움직임에 따라 흔들림으로 인해 발생한 각도가 측정됐다. 전체 시스템 계산에 사용된 컴퓨터 CPU는 i7-7500u다. 결과적으로 약 50프레임의 영상을 실시간으로 처리 할 수 있도록 구현되었다.





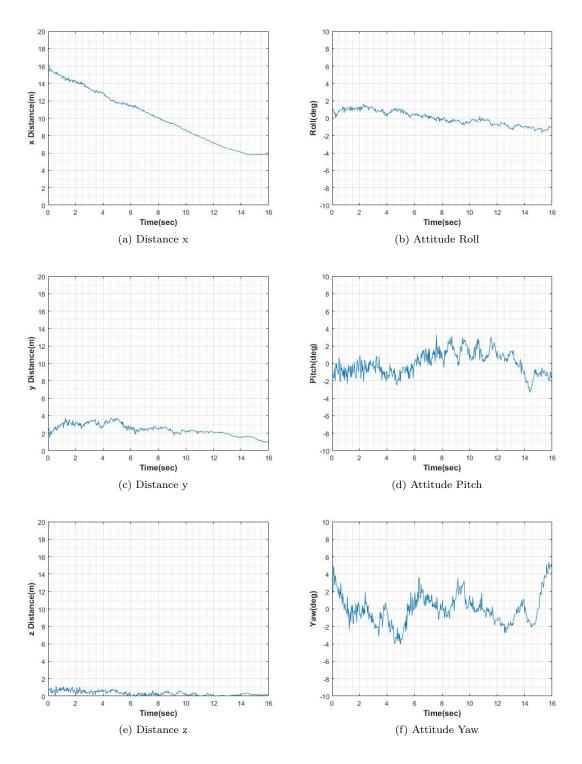


Figure. 29 Relative distance estimation(using LM algorithm)



V. 결론

본 논문에서는 자동 공중급유를 위한 영상기반 상대위치 및 자세 추정 시스템을 제안하고 시뮬레이션 및 시험을 통해 검증한다. 전체 시스템은 영상처리 시스템과 상대항법 시스템으로 나뉜다. 영상처리 시스템에서는 목표객체 탐지를 위해 잡음제거, 특징점 검출, 인덱싱, 매칭 및 추적을 수행한다. 잡음제거 및 특징점 검출을 위해 이진화 및 모폴로지 연산을 이용하여 객체인식률을 높였다. 전체 시스템 속도 향상을 위해 인덱싱은 윤곽추적을 이용한 연결요소 라벨링알고리즘이 제시됐다. 객체 매칭은 임무 성공여부를 결정하는 단계로 허프 변환과 3점을 이용한 매칭 방법을 제시했다. 앞선 과정을 통해 목표객체 인식 성공하면, 전체 시스템 속도 향상을위해 객체추적 칼만 필터 알고리즘을 사용하여 전체 연산량을 줄여 계산시간을 단축했다. 상대항법 시스템에서는 Levenberg-Marquardt(LM) 알고리즘을 사용한다. LM 알고리즘은 영상처리시스템에서 도출한 영상 평면에서의 드로그 LED위치를 기반으로 상대 위치 및 자세 정보를도출한다. 또한 전체 시스템 성능에 밀접한 관계가 있는 드로그 크기는 거리에 따라 신뢰도를 분석했으며 시뮬레이션 및 시험을 통해 검증했다.

실제 시험결과는 이러한 알고리즘 시뮬레이션보다 정확한 결과를 보여줬다. 전체 시스템의 신뢰도는 카메라와 목표객체 간의 거리에 가장 큰 영향을 받는다. 추가적으로 영상처리 시스템 에서 운용환경 요소는 가장 큰 고려사항으로 인식됐다. 상대항법 시스템은 영상처리 시스템의 결과로부터 진행되므로 영상처리 시스템을 위한 LED의 구조화가 매우 중요하다. 정밀한 하드 웨어 설계가 따른다면 더욱 높은 신뢰도를 보이는 영상기반 자동 공중급유 시스템을 설계할 수 있을 것으로 고려된다.





참고문헌

- [1] A. Katake and H. Choi, "Visnav 100: a robust, compact imaging sensor for enabling autonomous air-to-air refueling of aircraft and unmanned aerial vehicles," *Image Processing: Machine Vision Applications III*, vol. 7538, pp. 1–11, 2010.
- [2] M. Mammarella, G. Campa, M. R. Napolitano, and M. L. Fravolini, "Comparison of point matching algorithms for the uav aerial refueling problem," *Machine Vision and Applications*, vol. 21, no. 3, pp. 241–251, 2010.
- [3] J. Valasek, K. Gunnam, J. Kimmett, J. L. Junkins, D. Hughes, and M. D. Tandale, "Vision-based sensor and navigation system for autonomous air refueling," *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, vol. 28, no. 5, pp. 979–989, 2005.
- [4] J. Sauvola and M. Pietikäinen, "Adaptive document image binarization," *Pattern recognition*, vol. 33, no. 2, pp. 225–236, 2000.
- [5] J. Serra, Image analysis and mathematical morphology, v. 1. Academic press, 1982.
- [6] F. Chang, C.-J. Chen, and C.-J. Lu, "A linear-time component-labeling algorithm using contour tracing technique," computer vision and image understanding, vol. 93, no. 2, pp. 206–220, 2004.
- [7] A. Fitzgibbon, M. Pilu, and R. B. Fisher, "Direct least square fitting of ellipses," IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, vol. 21, no. 5, pp. 476–480, 1999.
- [8] M. S. Grewal, "Kalman filtering," in *International Encyclopedia of Statistical Science*. Springer, 2011, pp. 705–708.





- [9] J. J. Moré, "The levenberg-marquardt algorithm: implementation and theory," in Numerical analysis. Springer, 1978, pp. 105–116.
- [10] R. Lumia, L. Shapiro, and O. Zuniga, "A new connected components algorithm for virtual memory computers," Computer Vision, Graphics, and Image Processing, vol. 22, no. 2, pp. 287–300, 1983.
- [11] K. Suzuki, I. Horiba, and N. Sugie, "Linear-time connected-component labeling based on sequential local operations," Computer Vision and Image Understanding, vol. 89, no. 1, pp. 1–23, 2003.
- [12] D. H. Ballard, "Generalizing the hough transform to detect arbitrary shapes," Pattern recognition, vol. 13, no. 2, pp. 111–122, 1981.
- [13] R. Hahr and J. Flusser, "Numerically stable direct least squares fitting of ellipses," in Proc. 6th International Conference in Central Europe on Computer Graphics and Visualization. WSCG, vol. 98, 1998, pp. 125–132.
- [14] A. Yilmaz, O. Javed, and M. Shah, "Object tracking: A survey," *Acm computing surveys* (CSUR), vol. 38, no. 4, p. 13, 2006.
- [15] C. Jizheng, Y. Jianping, and F. Qun, "Flight vehicle attitude determination using the modified rodrigues parameters," *Chinese journal of aeronautics*, vol. 21, no. 5, pp. 433– 440, 2008.
- [16] J. L. Crassidis and J. L. Junkins, Optimal estimation of dynamic systems. CRC press, 2011.

