

論文

J. of The Korean Society for Aeronautical and Space Sciences 45(3), 180-190(2017)

DOI:https://doi.org/10.5139/JKSAS.2017.45.3.180

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

복수영상기반 초해상도 색상인식능력향상 알고리즘의 무인기 적용

박지훈*, 김정호*, 이대우**

Application of Multi-Frame Based Super-Resolution Algorithm for a Color Recognition Enhancement for the UAV

Jihoon Park*, Jeongho Kim* and Daewoo Lee**

Department of Aerospace Engineering, Busan National University*·**

ABSTRACT

This paper describes the application of Multi-frame based super-resolution method to enhance resolution of image information from the UAV, and the improvement of UAV's ground target recognition ability. To verify this algorithm, we designed a flight/ground control system, and the UAV, and then the algorithm was validated using the UAV system with ground target. As a result of the comparison between the pre-applied image and post-applied one shows that the RMSE is from 0.0677 to 0.0315, NRMSE is from 7.4030% to 3.5726%, PSNR is from 23.3885dB to 30.0036dB, and SSIM is from 0.6996 to 0.8948. Through these results, we validate this study can enhance the resolution of UAV's image using Multi-frame based super-resolution algorithm.

초 록

본 논문은 무인기를 통해 획득한 영상정보의 해상도를 향상시키기 위해 복수영상 기반 초해상도 기법을 적용하고, 이를 통한 무인기의 지상 목표물 인식 능력 향상에 대한 내용을 담고 있다. 이를 검증하기 위해 기체 제작 및 제어 시스템을 구축하였고, 무인기와 지상의 목표물을 이용해 설계한 알고리즘을 검증하였다. 실험 결과 초해상도 기법 적용 전, 후 영상을 비교하였을 때 RMSE는 0.0677에서 0.0315, NRMSE는 7.4030%에서 3.5726%로, PSNR은 23.3885dB에서 30.0036dB, SSIM은 0.6996에서 0.8948로 향상되었음을 확인하였다. 이를 통해 본 알고리즘을 적용하여 무인기 영상의 해상도를 향상시킬 수 있음을 검증하였다.

Key Words : UAV System(무인기 시스템), Image Processing(영상 처리), Target Recognition(목표물 인식), Super-resolution(초해상도 복원)

1. 서 론

과학 기술의 발전으로 인간의 생활 영역은 땅, 바다를 넘어서 하늘과 우주에까지 미치고 있으

며, 이로 인해 항공우주기술이 급속도로 발전하고 있다. 특히 근래에는 무인항공기 기술에 대한 요구가 높다. 이는 사람이 탑승하지 않으므로 다양한 크기와 형태를 가지며, 조종사의 위협을 고

† Received : February 3, 2017

Revised : February 23, 2017

Accepted : February 27, 2017

** Corresponding author, E-mail : baenggi@pusan.ac.kr

려하지 않아도 되기에 위험한 임무를 장시간 수행할 수 있다. 무인항공기의 주된 임무는 바로 정찰 및 목표물 수색, 감시이며 이러한 임무를 수행하는 무인항공기에는 영상 장비가 탑재된다. 그러나 영상장비의 최대 해상도 때문에 무인기가 얻을 수 있는 영상의 정확도에는 필연적인 한계가 존재한다. 이를 극복하기 위해서는 더 높은 해상도를 지원하는 장비를 탑재하면 되지만, 이는 가격이 비쌀 뿐만 아니라 장비의 크기도 커지기에 탑재에 애로사항이 있다. 그렇기에 무인기 영상의 해상도 문제를 극복하기 위한 소프트웨어적인 방법들이 주목받고 있다. 기존에 사용되는 방법처럼 영상을 확대하여 해상도를 높이는 경우 단순 보간법을 이용하거나 복사를 수행하므로, 계단현상이나 흐림(blur)효과가 발생하므로 정확하다고 할 수 없다[1]. 그러므로 이를 해결하기 위해 다양한 초해상도 복원기법이 연구되고 있다.

W. Freeman은 다양한 고해상도 영상들을 저해상도 영상으로 변환하여 각각 대응되는 해상도 패치 쌍을 참조하는 사전기반 영상 복원기법을 제안하였다[2]. 이때 패치(patch)란 비교를 위한 원본과 후보영상의 국소 영역을 의미한다. 예제 기반(example-based) 초해상도 영상복원은 단일 영상을 사용해서 고해상도 영상으로 복원할 수 있는 장점이 있지만, 계산량이 많으며, 입력 영상과 학습 영상들의 특성이 이질적인 경우 복원 성능이 크게 저하되는 단점이 있다.

Glasner는 단일영상으로부터 다중 스케일 영상을 만들고, 입력영상 내부에 존재하는 유사한 패치를 이용하는 자기 참조 예제 기반초해상도 기법을 제안하였다[3].

G. Freedman은 영상을 여러 단계의 작은 배율로 확대하는 방법으로써 영상 내부에 존재하는 패치를 이용하는 자기 참조 예제 기반 초해상도 기법을 제안하였다[4]. 이 방법은 입력영상의 특성에 따라 복원 성능이 좌우되는 문제점이 있고, 큰 배율로 확대하기 위해서는 반복적으로 수행해야 하는 단점이 있다. 더 나아가 단일영상 초해상도 방법의 한계를 극복하기 위해서, 여러 장의 프레임(multi-frame, 복수영상)을 이용한 연구가 진행되고 있다. 복수영상 기반은 단일영상 보다 많은 패치 정보를 포함하고 있기 때문에 초해상도 영상복원 성능을 더 향상시킬 수 있다. 최근 초고해상도(Ultra High-Definition; UHD) TV, 고해상도 모바일 디바이스, 보안 시스템, 의료 영상 처리 등과 같이 고해상도 영상이 필요한 산업의 증가로 이러한 방법들을 이용한 고화질 영상 획득

을 위한 연구의 필요성이 대두되고 있다. 만약 이를 무인기 영상에 적용하게 된다면, 비용이나 비행 성능 면에서 효율적으로 영상의 화질을 개선할 수 있을 것이다.

본 논문에서는 이러한 복수영상을 이용하는 방법에 초점을 두고 무인기의 화질을 개선하는 연구 내용을 다루고 있으며, 뿐만 아니라 이를 검증하기 위한 기체, 비행 제어 시스템, 지상 제어 시스템 구축에 대한 내용을 포함하고 있다.

2장에서는 무인기로부터 획득한 영상의 해상도를 향상시키는 과정에 대해 서술하고, 3장에서는 이를 검증하기 위한 무인기 시스템 구성에 대해 설명한다. 4장에서는 구축된 시스템을 이용하여 비행시험을 실시 후, 2장에서 서술한 알고리즘을 검증하는 과정과 결과가 담겨있으며 마지막 5장에서 결론을 내림으로 본 논문을 마무리한다.

II. 알고리즘 구성

본 논문의 연구수행을 위해 적용된 알고리즘의 구성은 Fig. 1과 같다. 먼저 무인기에 장착된 김벌 카메라로부터 RGB영상을 입력받게 되면, 입력된 영상은 영상 GCS 콘솔에서 위와 같은 과정을 거치게 된다. 첫 번째로 영상의 왜곡을 보정하는 전처리 작업이 이루어진다. 렌즈의 곡률 등 여러 요인이 의해 카메라로부터 얻어지는 영상은 방사형 왜곡이 생기게 되며, 이는 목표물의 위치 및 정보에 대한 오차를 야기한다. 다음 단계는 영상에 목표물의 존재여부를 스스로 판단하고, 목표물이 존재할 시, 이를 인식하여 상대적인 움직임 계산을 추적하고 관련된 정보를 획득하는 과정이다. 세 번째 단계는 인식한 목표물 주위를 관심영역(Region Of Interest, 이하 ROI)

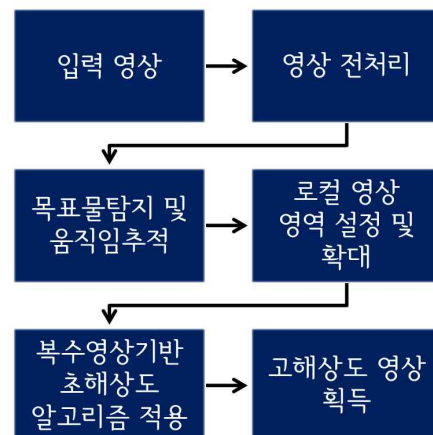


Fig. 1. Sequence of image improvement

으로 설정하고 그 영역을 로컬영상으로 정의, 이에 대한 연산만 수행하여 연산 시간 단축 및 결과의 정확도를 향상시키는 것이다. 마지막 단계는 관심영역을 확대스케일링(*scaling*)한 후 복수 영상 기반 초해상도 알고리즘(*Multi-Frame Based Super-Resolution Algorithm*)을 적용하여 해상도를 향상시키는 단계이다.

2.1 목표물 인식

본 연구에서는 기체에 GoPro 카메라를 장착하였으며 이를 통해 RGB 컬러영상을 획득할 수 있다. 일반적인 그레이스케일(*gray-scale*) 이미지는 한 픽셀의 값이 양의 정수로 이루어져있으며, 이는 해당 픽셀의 밝기를 나타낸다. 이와 달리 RGB영상은 한 픽셀 당 세 개의 채널(*Red, Green, Blue*)로 이루어져 있다. 각 영역의 밝기가 더해져 우리가 알고 있는 컬러 영상이 되는 것이다. Fig. 2에서 RGB영상을 각 채널로 분리한 결과이다. 만약 단순히 붉은 색 성분이 일정 이상인 픽셀을 검출할 경우 흰색(*R:255, G:255, B:255*) 등의 경우도 검출되기 때문에, 지상의 붉은 색상만을 기반으로 목표물을 탐지하기 위해 아래와 같이 식 (1)을 적용한다.

$$P_{result}(i,j) = P_{Red}(i,j) - \frac{P_{Green}(i,j) + P_{Blue}(i,j)}{2} \quad (1)$$

P 는 영상에서 각 픽셀의 밝기 값을 나타내며, P_{result} 는 붉은 색상만 검출된 결과 영상, i 와 j 는

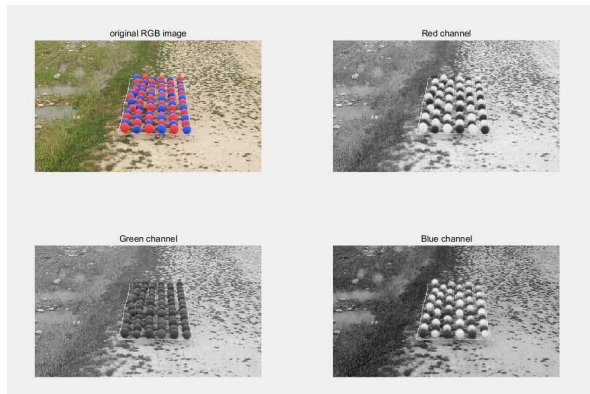


Fig. 2. Color components of RGB image

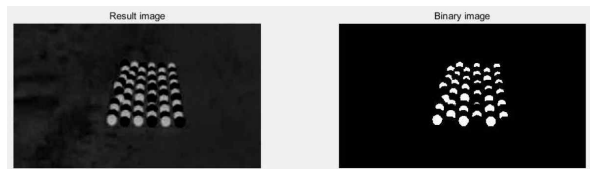


Fig. 3. Result of red component extraction

가로와 세로의 픽셀 좌표를 나타낸다. 이 결과영상에서 밝기가 일정 이하인 픽셀은 붉은 색이 약하다고 평가하고 제거하기 위해 다음과 같은 식 (2)를 적용한다.

$$\begin{cases} P_{final}(i,j) = 255 & \dots \text{if}(P_{result}(i,j) > \text{threshold}) \\ P_{final}(i,j) = 0 & \dots \text{if}(P_{result}(i,j) < \text{threshold}) \end{cases} \quad (2)$$

변수 $threshold$ 는 임의의 양의 정수이다. 이는 약한 붉은색 성분으로 인한 오차를 줄이기 위해 설정한 임계값이다. Fig. 3의 좌측 편에서 볼 수 있듯이 붉은 색만 검출하려고 해도, 갈색인 흙이나 기타 배경 등에도 붉은색 성분이 포함되어 있기에, 이를 그대로 이용하면 오차가 발생할 수밖에 없다. 그러므로 식 (2)를 이용하여 Fig. 3의 우측처럼 일정 밝기 이상의 성분만 추출하여 이진(binary) 영상을 출력하였다.

2.2 목표물 영상 추적

무인기가 목표물을 인식하였으면, GCS에서는 그에 관련된 정보를 얻기 위해 실시간으로 영상처리가 이루어진다. 그러나 목표물 이외의 대부분의 공간 정보는 불필요한 픽셀들의 연산으로 인해 연산속도를 저하시키므로 제외하는 것이 좋다. 따라서 인식된 목표물의 주위 일정영역만 고려하는 것이 중요하다. Fig. 4와 같이 ROI를 설정함으로써 나머지 부분은 연산에서 제외할 수 있다. ROI를 설정하기 위해서 Fig. 3의 우측의 이진 영상을 입력영상으로 사용한다. 무인기에서 전달되는 영상은 한 프레임의 사진이 아니라, 연속된

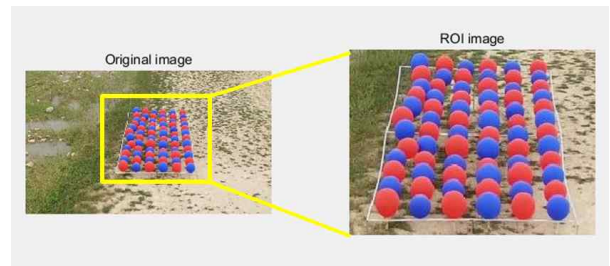


Fig. 4. ROI image

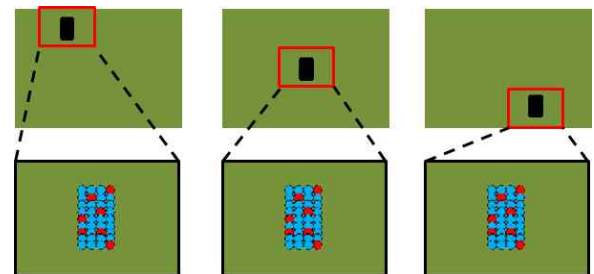


Fig. 5. ROI tracking

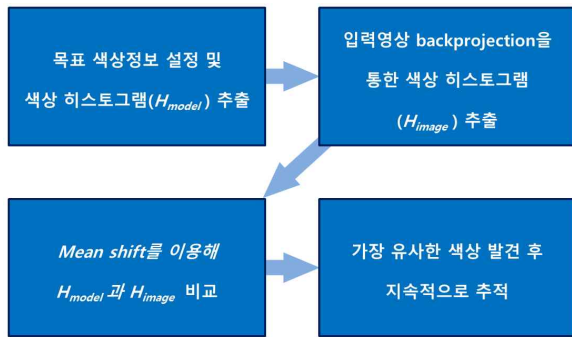


Fig. 6. Sequence of ROI tracking

프레임의 동영상이다. 비록 지상의 목표물이 고정되어있다고 해도 무인기는 비행 중이므로 영상의 프레임 사이에는 Fig. 5의 상단처럼 상대적인 움직임이 생긴다. 그러나 ROI가 목표물을 따라 이동한다면, Fig. 5의 하단처럼 ROI상의 목표물은 큰 움직임이 없다. 이는 추후에 설명할 복수영상 기반 초해상도 알고리즘을 위한 중요한 과정이다.

또 다른 장점으로는, 찾고자 하는 목표물과 비슷한 색상의 물체가 중간에 난입하여도 ROI 외부에 있다면 무시할 수 있기에 오검출의 가능성이 줄어든다.

이에 본 연구에서는 인식된 목표물의 영상에 Mean shift 알고리즘을 적용하여[5] Fig. 6과 같은 차례로 ROI가 목표물을 지속적으로 추적할 수 있도록 하였다.

2.3 복수영상 기반 초해상도 복원

초해상도 알고리즘이란 저해상도인 입력영상의 해상도를 개선하는 일종의 보간법이다. 하지만 이웃 픽셀들만 참조하는 단순 보간법이 아니라 패치를 구성하고 별도의 정합(matching) 과정을 거친다는 점에서 차이가 있다. 여러 가지 방법들[2,3,4,6]이 있지만 공통적인 개념은 Fig. 7과 같다.

저해상도 입력영상에 최인접 보간법, 이중 선형 보간법, 이중 입방 보간법 등을 적용하여 확대 스케일 영상을 만든다[7]. Fig. 7처럼 해상도가 커지긴 하지만, 단순히 스케일만 확대하였기 때문에 영상에 계단현상이나 흐림현상이 발생한다. 이는 영상 정보 인식에 악영향을 끼친다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 확대 스케일 영상에 초해상도 알고리즘을 적용하여 화질을 개선한다.

기존의 단일영상 복원방법은 입력 영상의 스케일을 가우시안 필터나 해상도 축소를 이용하여

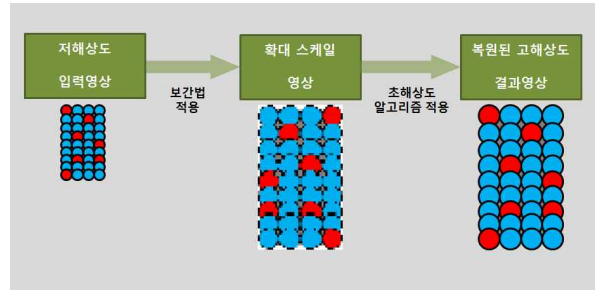


Fig. 7. Concept of super-resolution

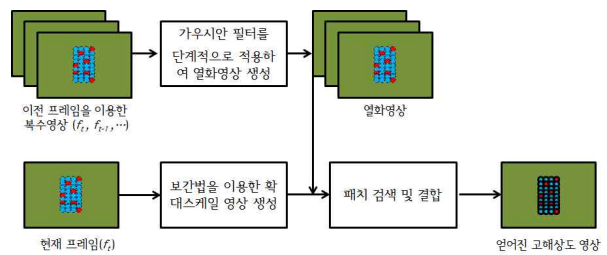


Fig. 8. Sequence of multi-frame based super-resolution algorithm

단계적으로 열화영상을 생성하여 피라미드 형태로 만들고, 인접 스케일 간 부분 영상 영역(패치)의 유사도를 향상 시키는 기법이다. 최근에는 단일 프레임(f_t)과 그 이전의 인접 프레임들(f_{t-1}, f_{t-2}, \dots)을 함께 이용하는 복수영상 기반의 초해상도 알고리즘[8]이 연구되고 있다. 이 방법은 현재의 기준 프레임에 없는 정보를 인접한 프레임에서 얻을 수 있으며, 단일영상보다 더 많은 유사 패치를 갖는 장점이 있다.

W. Bai는 스케일이 변하더라도 단일 프레임보다 멀티 프레임이 유사한 패치를 많이 보유하는 것을 증명하였다[9]. 그러므로 본 연구에서는 여러 프레임을 이용하는 복수영상 기반 초해상도 알고리즘을 적용하기로 하였다. Fig. 8은 본 연구에 사용된 복수영상 기반 초해상도 알고리즘의 과정을 나타내는 개략도이다. 적용하고자 하는 현재 프레임(f_t)을 보간법으로 확대 스케일 영상을 생성하는 과정까지는 단일영상 기반 초해상도 기법과 동일하다.

본 연구에서는 여러 프레임(f_t, f_{t-1}, f_{t-2})을 동시에 이용함으로써 같은 영역에서 강인한 특징 patch를 추출할 확률을 높였다. 또한 보간법으로 최 인접 보간법을 적용하였다.

그리고 Fig. 9처럼 이전의 프레임 3개(f_t, f_{t-1}, f_{t-2})를 식 (3)의 가우시안 필터를 적용하여 단계적으로 열화(degrade)영상을 만든다. 단계적으로 열화 영상을 만드는 이유는, 열화로 인해 화질이

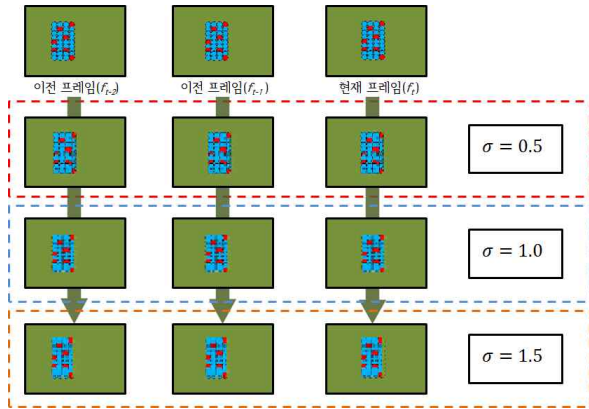


Fig. 9. Image degrade using Gaussian filter

손실되어도 윤곽선, 특징점, 모서리 등 아직 남아 있는 강인한 특징이 포함된 패치를 우선적으로 추출하기 위해서이다.

$$G_{\sigma,k} = DH_{\sigma,k}F_k + \eta_k \quad (3)$$

$N \times N$ 의 해상도를 가지는 입력 영상을 $M \times M$ 의 해상도인 출력 영상으로 변환한다고 할 때, F_k 는 각 프레임($k = t, t-1, t-2$)을 나타내는 $N^2 \times 1$ 크기의 벡터이며 $G_{\sigma,k}$ 는 가우시안 필터 및 노이즈를 적용하여 얻은 열화영상을 $M^2 \times 1$ 크기의 벡터로 나타낸 것이다. $H_{\sigma,k}$ 는 가우시안 커널을 나타내는 $N^2 \times N^2$ 크기의 행렬로 이 때 σ 는 가우시안 커널의 표준편차($\sigma = 0.5, 1, 1.5$)이다. 또한 D 는 고해상도($N \times N$)를 저해상도($M \times M$)로 부표본화는 $M^2 \times N^2$ 크기의 행렬이다. η_k 는 영상 장비 자체적으로 존재하는 또는 통신 간에 데이터 손실로 발생하는 노이즈를 $M^2 \times 1$ 의 임의의 값으로 나타낸 벡터이다. 위와 같은 과정을 거쳐 $\sigma \times k$ 개의 열화영상을 얻을 수 있다. 각 열화영상 프레임에서 패치별로 검색을 실시하여 가장 유사한 패치를 추출한다. 수집한 패치 정보들은 임시 보관공간에 저장되었다가 현재프레임의 확대 스케일 영상에 결합하여 고해상도 복원 영상을 획득하게 된다[10]. 이 때 패치 검색 및 결합에는 정칙화(regularization) 방식을 사용하게 되는데, 이를 이용하여 해를 구하기 위해서는 식 (4)의 함수를 최소화시켜 구할 수 있다[11].

$$f(F_k) = \sum_1^{\sigma \times k} \| G_{\sigma,k} - DH_{\sigma,k}F_k \|^2 + \lambda \| CF_k \|^2 \quad (4)$$

여기서 C 는 고주파통과필터(라플라시안 연산자)를 나타내며 주로 증폭된 노이즈에 의한 고주파 성분을 억제하는 역할을 한다[12]. 또한 λ 는

정칙화 매개변수(regularization parameter)이며 이를 조절하여 잡음의 증폭과 평활 사이의 적절한 값을 결정한다.

즉, 복원된 최종 결과 영상 \hat{F}_t 는 식 (5)와 (6)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\hat{F}_t = \text{ArgMin}_{F_k} \left[\sum_1^{\sigma \times k} \| G_{\sigma,k} - DH_{\sigma,k}F_k \|^2 + \lambda \| CF_k \|^2 \right] \quad (5)$$

$$\hat{F}_t = \text{ArgMin}_{F_k} [f(F_k)] \quad (6)$$

\hat{F}_t 를 구하기 위해서 식 (7)과 같이 반복적 수행을 실시한다. 여기서 n 은 반복 횟수를 나타내며, 이는 설계한 프로그램에서 설정할 수 있다. β 는 반복적 결과의 수렴 속도를 조절하는 상수이다[12].

$$\hat{F}_t = \hat{F}_{t+\beta} \sum_1^{\sigma \times k} [H_{\sigma,k}^T G_{\sigma,k} - (H_{\sigma,k}^T H_{\sigma,k} + \lambda C^T C) \hat{F}_t^n] \quad (7)$$

III. 시스템 구성

본 논문의 연구수행을 위해 Fig. 10, 11과 같은 시스템을 구축하였다. 먼저 무인기에 장착된 영상 시스템의 김벌 카메라로부터 RGB영상을 입력받는다. 입력된 영상은 아날로그 영상모뎀을 통해 GCS(지상 제어 시스템)로 전송된다. GCS에는 영상처리를 담당하는 별도의 콘솔이 존재하며, 영상 처리 및 본 연구에서 개발한 알고리즘을 적용하여 무인기로부터 획득한 영상의 해상도를 향상시킨다.

Figure 12는 본 연구의 검증을 위해 제작한 고정익 무인항공기 PNUAV-8이다. 단발 RC 글로우엔진을 이용하였고, 영상 촬영 및 목표물 타격을 위한 안정적인 비행을 하기 위해 고익기의 형

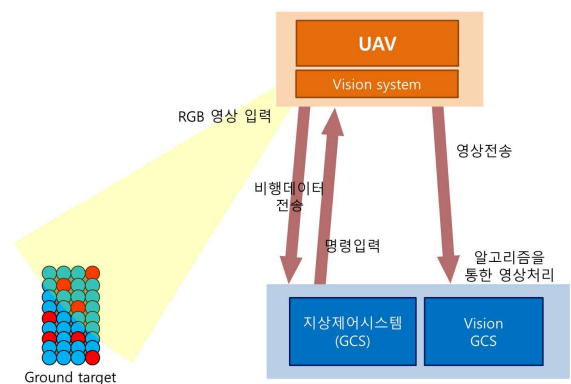


Fig. 10. System configuration

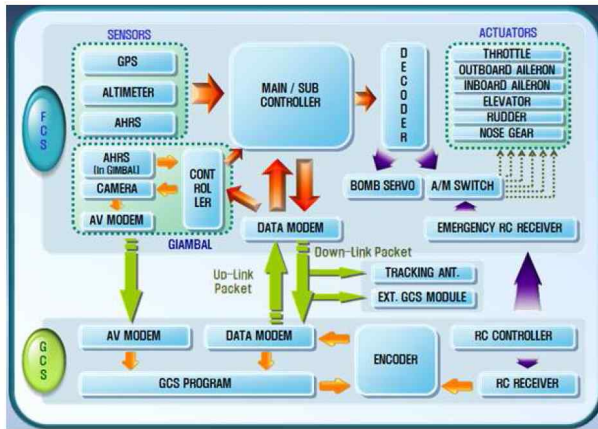


Fig. 11. FCS & GCS configuration



Fig. 12. Test UAV, PNUAV-8

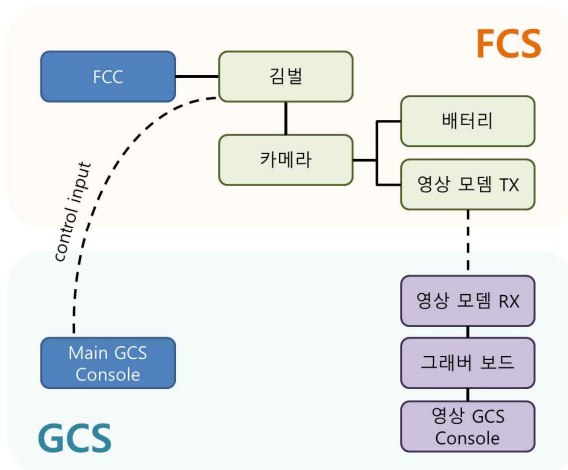


Fig. 13. Image processing system

상을 채택하였다. 기체의 내부에는 AHRS, GPS 등의 센서 모듈, 지상 제어 시스템과의 통신 모듈, 배터리, 연료통, 비행 제어 시스템, 짐벌 및 카메라 등이 탑재되어 있다.

영상 시스템은 Fig. 13과 같이 짐벌, 카메라, 그래버 보드, 영상 통신용 아날로그 모뎀으로 구성되어 있다. 이 때 사용되는 영상모뎀은 아날로그

그 방식을 사용하며, 주파수 대역은 5.8GHz이다. 이는 기체와 메인 GCS 콘솔 간의 통신 주파수인 2.4GHz와의 혼선을 예방하기 위함이다.

IV. 실험 및 결과

본 연구에서 설계한 알고리즘 및 시스템을 검증하기 위한 실험은 다음과 같은 단계로 이루어진다. 먼저 멀티콥터를 이용한 알고리즘 사전 검증과 영상 해상도 향상의 정도를 수치적으로 분석한다. 알고리즘의 성능을 검증한 이후 개발한 무인기 시스템에 적용하여 비행 실험을 실시하여 결과를 분석한다.

4.1 멀티콥터를 통한 알고리즘 검증

본 실험에 쓰일 기체 및 지상 제어 시스템을 제작하는 동안 기존에 보유하고 있던 상용 멀티콥터를 이용하여 실제 비행환경에서의 사전 테스트를 진행하였다.

또한 2장에서 설명한 알고리즘의 신뢰성을 측정하기 위해 고성능 영상장비를 통해 얻은 입력 영상을 고의적으로 열화시켰다. 이는 실제 무인기의 임무수행 상황에서 영상의 화질이 악화될 경우를 가정한 것이다. 그러므로 2장의 알고리즘



Fig. 14. Test Multi-copter



Fig. 15. Ground Target

은 열화된 영상에 적용되며, 원본 영상은 초해상도 복원 결과 영상의 성능 비교용 기준으로 사용된다.

사용된 멀티콥터는 Fig. 14에 나와 있는 DJI사에서 제작한 Inspire이고, 실험은 부산대학교 양산캠퍼스에 위치한 무인기비행시험센터 활주로에서 진행되었으며, Fig. 15와 같은 지상 목표물을 제작한 후 설치하였다.

지면 기준 고도 50m에서 촬영한 영상 데이터를 노트북 PC로 전송한 후, 색상 기반 목표물 인식 알고리즘과 ROI 추적 알고리즘, 그리고 초해상도 알고리즘의 정상 작동 여부와 화질 개선 정도를 측정하였다.

4.1.1 실험 결과

Figure 16은 약 50m 고도에서 무인기로부터 획득한 영상이다. 지상 목표물로 풍선의 배열을 사용하였고, 그 중 4개의 붉은 색 풍선을 배치하였다. 무인기가 이를 목표물로 인식한 결과는 Fig. 17에 나타나있으며, 성공적으로 목표물을 인식하였다.

본 연구에서 사용한 알고리즘의 효용성을 검증하기 위하여 원본 영상 Fig. 17의 해상도를 가

우시안 필터와 영상 스케일 축소를 통해 Fig. 18과 같은 비교용 열화 영상을 만들었다. 이 열화 영상에 본 연구의 결과물을 적용하여 어느 정도의 해상도 개선이 이루어졌는지 원본 영상과 대조하였다.

Figure 19는 복수영상 기반 초해상도 알고리즘을 적용한 결과 영상이며, 이 영상을 이용하여 목표물에 붉은 색 풍선의 개수를 측정한 결과를 나타내었다.

Figure 18과 19를 비교하였을 때, 영상의 해상도가 크게 향상된 것을 확인할 수 있다. 또한 개선된 정도를 객관적으로 평가하기 위해 향상된 정도를 Table 1과 같이 정량화 하여 표기하였다.

먼저 열화 영상과 결과 영상의 RMSE(Root Mean Square Error)를 계산하였다. RMSE는 0에 수렴할수록 원본 영상과 가깝다고 할 수 있다. 초해상도 적용 전인 열화 영상의 RMSE는 0.0677, 초해상도 알고리즘 적용 후의 결과 영상의 RMSE는 0.0315이다.

NRMSE(Normalized RMSE) 또한 마찬가지로 0에 수렴할수록 원본 영상에 가깝다고 할 수 있다. 열화 영상은 7.4030%, 결과 영상은 3.5726%

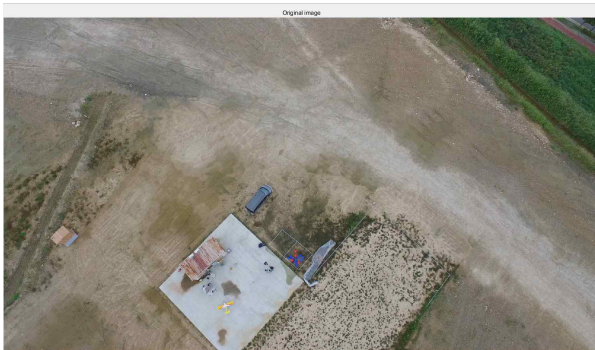


Fig. 16. Original image (height :50m)

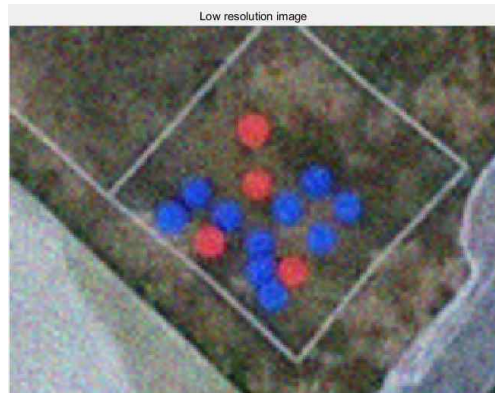


Fig. 18. Degrade image for comparison



Fig. 17. Local image using ROI



Fig. 19. Result image

Table 1. Results of image comparison

	기준 원본 영상	비교용 열화 영상	결과 영상
RMSE	0	0.0677	0.0315
NRMSE(%)	0	7.4030	3.5726
PSNR(dB)	∞	23.3885	30.0036
SSIM	1.0000	0.6996	0.8948



Fig. 20. SSIM index image

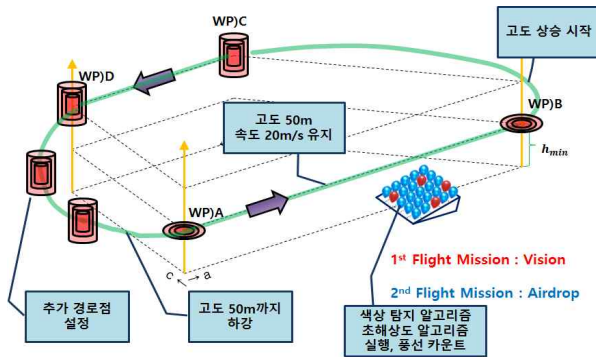


Fig. 21. Flight test scenario

의 NRMSE 값을 가진다.

최대 신호 대 잡음 비(Peak Signal-to-noise ratio, PSNR)는 영상 또는 동영상 손실 압축에서 화질 손실 정보를 평가할 때 사용된다. 원본 영상일 경우 손실된 정보가 없기 때문에 PSNR은 무한대가 되며, 높을수록 손실이 적은 영상이다. 일반적으로 PSNR이 30dB이 넘을 경우, 영상의 차이를 육안으로 구분이 어렵다고 알려져 있다.

본 연구에서 열화 영상의 경우 약 23.3885dB 인 반면, 결과 영상은 약 30.0036dB이므로 원본 영상과 거의 유사하다고 할 수 있다.

SSIM(Structural SIMilarity)는 영상간의 차이를 구조적으로 보여주는 수치이다. SSIM의 경우 Fig. 20처럼 영상간의 차이를 시각적으로 표현이 가능하므로 영상 해상도 개선에 유효한 지표로 삼을 수 있다. 원본 영상의 경우 SSIM은 1.0000

이며, 시각적 이미지로 나타내면 일치하는 부분은 백색이 되기 때문에 순수한 백색으로 표시된다. 본 연구에서는 열화 영상의 경우 0.6996, 결과 영상은 0.8948의 SSIM을 가지며 결과 영상의 SSIM 이미지가 백색에 가깝다.

위와 같은 과정을 거쳐 설계한 알고리즘이 영상 해상도 개선에 효과가 있음을 검증하였다.

4.2 개발한 PNUAV-8을 이용한 최종검증

본 논문에서 설명한 알고리즘의 사전 검증이 모두 완료된 이후, 부산대학교 양산캠퍼스 무인기 비행시험센터에서 PNUAV-8의 비행 성능 및 안전성 테스트와 GCS간의 통신 테스트, 자율 비행 성능 테스트를 실시하였다. 이후 영상장비를 탑재하여 알고리즘 검증을 다시 진행하였다.

비행 프로파일 및 임무수행 계획은 Fig 21과 같다. 이륙 이후 경로점 A~B~C~D를 지나는 비행을 실시하며, A~B 구간사이의 목표물이 존재한다. 이 때 기체는 대략 50m 고도와 20m/s의 속도를 유지하며 영상을 획득하여 GCS로 전송하게 된다.

4.2.2 실험 결과

Figure 22는 약 50m 고도에서 무인기로부터 획득한 영상이다. 경로점 A~B구간을 비행하며 촬영한 영상으로, 목표물 인식 결과는 Fig. 23에 나타나있다. Fig. 24는 목표물을 인식한 후 ROI를 설정한 것이며, 이에 대한 해상도 복원이 이루어진다.

본 연구에서 사용한 PNUAV-8의 영상장비는 아날로그 모뎀을 사용하기 때문에 노이즈가 심하며 해상도가 높지 않다. 설계한 알고리즘의 성능은 4.1절에서 검증되었기 때문에, 무인기로부터 전송되는 영상에 바로 본 연구에서 개발한 알고리즘을 적용하였다.



Fig. 22. Original image from UAV

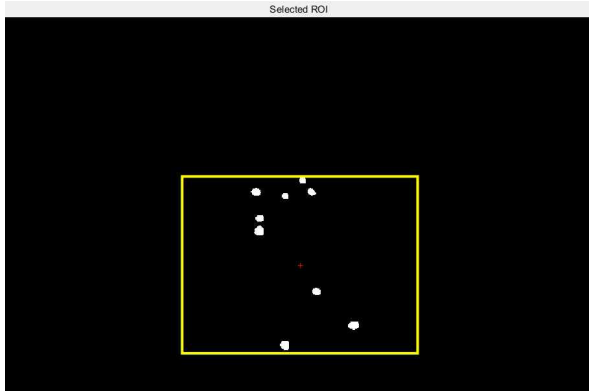


Fig. 23. Result of target detection



Fig. 26. Result image(multi-frame)



Fig. 24. Local image(input image)



Fig. 25. Result image(single-frame)

원본영상을 얻을 수 없으므로 정량적 평가가 어렵다. 따라서 결과 사진만을 제시한다. Fig. 24의 입력 영상을 단일영상 기반과 복수영상 기반 초해상도 알고리즘을 각각 적용한 결과를 비교하였다. Fig. 25는 단일영상 기반 초해상도 알고리즘을 적용한 결과이며, Fig. 26은 복수영상 기반을 적용한 결과이다. Fig. 26에서 볼 수 있듯 해상도가 개선되었다. 그리고 복수영상을 기반으로

Table 2. Results of image comparison

	입력 영상 (저해상도)	성능비교 영상 (단일영상 기반)	결과 영상 (복수영상 기반)
RMSE	0.0340	0.0194	0
NRMSE(%)	6.0218	3.6529	0
PSNR(dB)	24.2343	29.2082	∞
SSIM	0.9212	0.9471	1.000

해상도를 복원했을 때가 가우시안 노이즈가 많이 개선되었기 때문에 단일영상을 기반으로 할 때보다 성능이 다소 향상됨을 확인하였다.

이를 수치적으로 나타내기 위하여 복수영상 기반의 결과를 기준으로 삼아 단일영상 기반의 결과와 입력된 저해상도 영상과의 차이를 Table 2에 나타내었다. 특히 노란 원으로 표시된 부분의 붉은 풍선은 초해상도 알고리즘 적용 전에는 주위 푸른 색 풍선들의 색상에 묻혀 Fig. 23처럼 인식되지 않았으나, 해상도 복원 결과 인식된 것이다. 4.1에서 수행한 알고리즘 검증과는 달리, 입력 영상을 직접 복원해야 하므로 해당 실험에서는 성능의 기준이 될 영상이 없다. 그러므로 복수영상 기반의 결과 영상을 기준으로 삼아 입력 영상이 개선된 정도와 단일영상 기반 알고리즘과의 성능 비교를 실시하였다.

Table 2에 따르면 결과 영상 대비 입력 영상의 RMSE는 0.0340이며, 단일영상 기반을 사용했을 때의 RMSE는 0.0194이다. 그리고 NRMSE는 각 6.0218%, 3.6529%의 값을 가진다. 이는 입력 영상의 표준편차가 감소하여 상대적으로 영상이 선명해짐을 의미한다. 또한 그 정도는 복수영상 기반이 단일영상 기반보다 더 선명하다는 것을 의미한다. PSNR을 비교했을 경우, 결과 영상 대비 입력 영상은 24.2343, 단일영상 기반은

29.2082의 값을 가지며, 이는 입력 영상의 노이즈가 개선됨을 의미한다. 단일영상 기반과 복수영상 기반을 비교하면 근소하지만 후자가 개선되었음을 확인하였다. SSIM의 경우도 근소하지만 복수영상 기반이 단일영상 기반보다 더 개선됨을 확인하였다. 이를 통해 종합적으로 복수영상 기반 초해상도 알고리즘이 단일영상을 사용했을 때보다 성능이 뛰어나다는 것을 확인할 수 있었으며 실제 임무를 수행중인 무인기의 영상을 개선할 수 있다는 점 또한 확인하였다. 다만 4.1.1의 알고리즘 사전 검증의 결과(Table 1)보다 개선폭이 작은 이유는 개발한 무인기와 상용 멀티콥터에 사용된 통신 시스템 성능차이, 그리고 GCS와의 통신 거리의 차이 이로 인해 입력 영상의 상태가 좋지 않았기 때문이라고 판단된다.

V. 결 론

본 논문에서는 무인항공기의 감시 및 정찰 임무의 효율을 향상시키기 위하여 무인기 영상의 해상도를 소프트웨어적인 방법으로 개선시키는 연구를 담고 있다. 알고리즘 설계 뿐 아니라 이를 검증하기 위한 시스템을 직접 구축하였으며, 비행 실험을 통해 얻은 영상을 이용하여 연구를 진행하였다. Table 1에서 나타나 있는 본 연구의 알고리즘을 적용한 결과를 보았을 때 해상도 향상은 상당한 수준 이루어졌으며, 특히 PSNR의 수치에 의하면 원본에 가깝게 향상되었음을 확인할 수 있다.

그러나 아직 이 알고리즘에는 많은 개선이 필요하다. 가장 큰 문제는 연산 시간이다. 복수영상 기반 초해상도 알고리즘 자체가 복잡하기 때문에 연산량이 많아져 초당 프레임 수(fps)가 현저하게 낮아져 0.33까지 도달하였다. 이는 한 프레임 처리에 약 3초의 시간이 소요된다는 의미로, 실시간으로 이루어지는 감시 및 정찰 임무에는 부적합한 수준이다. 그렇기 때문에 본 연구의 후속 연구로 GPU를 이용한 병렬 연산에 주목하고 있다. 이는 일반적으로 그래픽카드에 알려진 GPU에 내장된 수백개의 코어를 이용해 단순 계산을 병렬로 처리하는 방식이다. 이를 이용하면 픽셀 단위로 연산을 진행하는 영상 처리에 있어서 연산 속도의 비약적인 향상을 기대할 수 있을 것이다.

연산 속도의 문제만 해결되면 같은 영상장비를 이용하더라도 무인기의 영상을 활용한 감시 및 정찰 임무 등의 효율성이 크게 증가할 수 있다. 무인기뿐만 아니라 관측용 인공위성 분야에

서도 초해상도 영상 복원 기술을 연구하고 있으므로[13] 본 연구의 효율성이 높다고 생각한다.

후 기

이 논문은 부산대학교 기본연구지원사업(2년)에 의하여 연구되었음

References

- 1) T. Lehmann, C. Gonner, and K. Spitzer, "Survey: interpolation methods in medical image processing," *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 18, no. 11, November 1999, pp. 1049-1075.
- 2) W. Freeman, T. Jones, and E. Pasztor, "Example-based super-resolution," *IEEE Computer Graphics and Applications*, vol. 22, no. 2, pp. 56-65, March/April 2002.
- 3) D. Glasner, S. Bagon, and M. Irani, "Super-resolution from a single image," *Proc. IEEE Int. Conf. Computer Vision*, pp. 349-356, September 2009.
- 4) G. Freedman and R. Fattal, "Image and video upscaling from local self-examples," *ACM Trans. Graphics*, vol. 30, no. 2, pp. 12.1-12.11, April 2011.
- 5) COMANICIU, Dorin; RAMESH, Visvanathan; MEER, Peter. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift. In: *Computer Vision and Pattern Recognition, 2000. Proceedings. IEEE Conference on. IEEE, 2000. p. 142-149.*
- 6) S. Farsiu, M. Robinson, M. Elad, and P. Milanfar, "Fast and robust multiframe super resolution," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 13, no. 10, pp. 1327-1344, October 2004.
- 7) T. Lehmann, C. Gonner, and K. Spitzer, "Survey: interpolation methods in medical image processing," *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 18, no. 11, pp. 1049-1075, November 1999.
- 8) T. S. Huang and R. Y. Tsai, "Multi-frame image restoration and registration," *Adv. Comput. Vis. Image Process.*, vol. 1, 1984, pp. 317 - 339.
- 9) W. Bai, J. Liu, M. Li, and Z. Guo,

"Multi-frame super-resolution using refined exploration of extensive self-examples," MMM, pp. 403-413, January January 2013.

10) Jeong, Seokhwa, Inhye Yoon, and Joonki Paik. "UHD TV Image Enhancement using Multi-frame Example-based Super-resolution." *Journal of the Institute of Electronics and Information Engineers* 52.3 (2015): 154-161.

11) Zhao, Nan, et al. "Multi-Frame Image Super-Resolution Based on Regularization Scheme." *Control, Automation and Systems Engineering (CASE)*, 2011 International

Conference on. IEEE, 2011.

12) Shin, Jeongho. "Superresolution Restoration From Directional Rectangular Blurred Images." *Journal of Broadcast Engineering* 19.1 (2014): 109-117.

13) MOUSTAFA, Marwa, et al. "Satellite Super Resolution Image Reconstruction Based on Parallel Support Vector Regression. In: *International Conference on Advanced Machine Learning Technologies and Applications*. Springer International Publishing, 2014. p. 223-235.