

오인식률 감소를 위한 이동 물체 검출 및 추적 기법

Moving Object Detection and Tracking Techniques for Error Reduction

황승준 · 고하윤 · 백중환*

한국항공대학교 항공전자정보공학부

Seung-Jun Hwang · Ha-Yoon Ko · Joong-Hwan Baek*

School of Electronics and Information Engineering, Korea Aerospace University, Gyeonggi-do, 10540, Korea

[요 약]

본 논문에서는 오인식률 감소를 위한 다중 프레임 특징점 추적 정보 기반 이동 물체 검출 및 추적 알고리즘을 제안한다. 기존의 연구에서는 이동 물체 탐지의 오인식과 추적의 속도 문제가 존재 하였다. 본 연구에서는 이를 보완하기 위해 먼저, 카메라 이동 보상과 물체의 추적을 위해 다중 프레임의 코너 특징점과 옵티컬 플로우를 계산한다. 다음으로 다중 프레임 전-후방향 추적으로 옵티컬 플로우의 추적 오류를 감소시키고, 카메라 이동 보상을 위해 호모그래피와 RANSAC 알고리즘 기반으로 추적된 코너 특징점을 배경영역과 이동 물체 후보 영역으로 구분한다. 변환된 코너 특징점들 중 RANSAC에 의해 제거되는 이상점들을 군집화하고 일정 크기 이상의 이상점 군집 영역을 이동 물체 후보군으로 구분한다. 이동 물체 후보군으로 구분된 물체는 라벨 추적 기반 데이터 상관 분석에 따라 라벨 번호를 할당하고 추적한다. 이동 물체 후보군으로 구분된 물체는 라벨 추적 기반 데이터 상관 분석에 따라 라벨 번호를 할당하고 추적한다. 본 논문에서는 제안한 알고리즘이 기존 알고리즘에 비해 Precision과 Recall 모두 향상됨을 쿼드콥터 영상기반 탐지 및 추적 성능 실험으로 확인하였다.

[Abstract]

In this paper, we propose a moving object detection and tracking algorithm based on multi-frame feature point tracking information to reduce false positives. However, there are problems of detection error and tracking speed in existing studies. In order to compensate for this, we first calculate the corner feature points and the optical flow of multiple frames for camera movement compensation and object tracking. Next, the tracking error of the optical flow is reduced by the multi-frame forward-backward tracking, and the traced feature points are divided into the background and the moving object candidate based on homography and RANSAC algorithm for camera movement compensation. Among the transformed corner feature points, the outlier points removed by the RANSAC are clustered and the outlier cluster of a certain size is classified as the moving object candidate. Objects classified as moving object candidates are tracked according to label tracking based data association analysis. In this paper, we prove that the proposed algorithm improves both precision and recall compared with existing algorithms by using quadrotor image - based detection and tracking performance experiments.

Key word : Optical Flow, Object tracking, Forward-Backward Algorithm, DBSCAN, Data association.

<https://doi.org/10.12673/jant.2018.22.1.20>



This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Received 10 January 2018; Revised 19 January 2018

Accepted (Publication) 23 February 2018 (28 February 2018)

*Corresponding Author; Joong-Hwan Baek

Tel: +82-2-300-0125

E-mail: jhbaek@kau.ac.kr

1. 서론

최근 무인기를 통한 영상촬영, 감시 시스템 등 여러 분야에서 다양한 물체를 검출, 추적하는 연구가 활발히 진행되고 있다. 항공 영상 처리 분야의 하나인 이동 물체 검출 및 추적 기술은 무인기에서 특정 물체를 검출할 수 있으며 더 나아가 무인기를 제어하여 추적하고자 하는 물체를 추적할 수 있다.

기존의 고정된 카메라에서의 물체 탐지 연구 방법으로는 차영상 및 배경 제거 기법이 주로 사용되었다. 차영상 및 배경 제거 기법을 이용한 이동 물체 검출 방법은 배경영상과 입력영상의 차이를 임계치를 설정하고 차분이 임계치보다 높은 경우 이동 물체로 구분해 물체를 검출한다. 무인기의 호버링(hovering)과 같은 미세한 움직임이 존재하는 경우는 실시간으로 배경 모델을 생성하는 적응적 배경 모델 기법을 사용한다[1]. 하지만 임무를 수행하는 무인기와 같이 이동하는 카메라에서는 영상의 변화가 실시간적으로 발생하므로 기존의 배경 제거 기법을 적용할 수 없는 문제가 존재한다.

최근의 논문에서는 이동하는 카메라 영상에서 이동 물체를 검출하기 위해 카메라 전역 움직임 보상을 움직임 보상된 이전 영상과 현재 영상의 차영상을 사용하는 기법을 주로 사용하였다 [2], [3]. 논문 [2]에서는 카메라의 전역 움직임 보상을 위해 이전 영상과 현재 영상의 호모그래피(homography)를 계산하고 영상 투영변환을 수행한다. 차영상 생성을 위해 투영변환된 이전 영상과 현재 영상의 차분을 수행한다. 차영상에서 생기는 모션(motion) 추정에 따른 노이즈는 모폴로지 연산이나 다중 프레임의 교집합 연산으로 제거하며 이동 물체 후보로 검출한다. 검출된 이동 물체는 블롭(blob) 추적 기법을 이용하여 추적된다. 논문[3]에서는 투영변환된 이전 영상들과 현재 영상의 차분을 다중 프레임에서 수행하고, 다중 영상에서 추출된 차영상을 누적하고 Log를 취하면서 이동 물체 후보로 검출한다. 추적 초기화를 위해 데이터 상관 기법을 사용하고 칼만 필터로 추적 및 예측을 수행한다. 논문[2], [3]에서는 다중 프레임의 투영변환된 영상기반의 차영상의 누적 및 교집합을 수행하여 도로나 건물의 경계, 차선 그리고 불규칙한 영역에서 발생하는 노이즈를 감소시켰다.

논문 [4]에서는 특징점 보상 기반 배경 모델링 알고리즘을 제안하여 차영상 보상 기법에서 발생하는 도로나 건물의 경계에서 발생하는 노이즈를 감소시켰다. 논문 [4], [5]에서는 이러한 경계 노이즈 문제를 해결하기 위해 이전 영상과 현재 영상의 호모그래피를 계산하고 영상 대신 특징점을 변환시킨다. 변환된 특징점은 LMedS(least mean square estimator)알고리즘으로 배경 특징 Inlier와 이동 물체 특징 Outlier로 구분한다. Outlier로 구분된 이동 물체 특징들은 DBSCAN(density-based spatial clustering of applications with noise)알고리즘을 이용하여 이동 물체 후보로 군집화된다. 군집화된 후보는 추적 초기화에 데이터 연관 기법을 사용하고 칼만필터기반 추적 및 예측을 수행한다. 이후 논문 [4]에서는 템플릿 매칭, 논문 [5]에서는 논문 [7]

의 P-N 온라인 학습기반 매칭 알고리즘을 적용하여 추적의 정확성을 높인다. 논문 [6]에서는 Inlier와 Outlier의 구분은 [4], [5]와 같지만 K-Means 알고리즘으로 군집화하며 이동물체 후보를 검출한다. 그 후 칼만필터(kalman filter) 기반 추적과 이동 물체 후보의 위치, 크기, 색상 값의 마할라노비스 거리기반으로 매칭하는 페어링 알고리즘을 수행하며 추적 정확성을 높인다.

본 논문에서는 카메라 이동 보상과 물체의 추적을 위해 다중 프레임의 코너 특징점과 윗티컬 플로우를 계산한다. 다음으로 경계선이나 모양의 유사함에서 발생하는 윗티컬 플로우의 추적 오인식을 감소시키기 위해 다중 프레임 전-후방향 추적을 수행한다. 카메라 이동 보상을 위해 호모그래피와 RANSAC(Random Sample Consensus) 알고리즘 기반으로 추적된 코너 특징점을 배경영역과 이동 물체 후보 영역으로 구분한다. 배경영역을 제외한 특징점 군집 영역중 일정 크기 이상의 군집은 이동 물체 후보군으로 구분한다. 이동 물체 후보군으로 구분된 물체는 라벨 추적 기반 데이터 상관 분석에 따라 라벨 번호를 할당하고 추적한다. 마지막으로, 이동 물체 후보군으로 구분된 물체는 라벨 추적 기반 데이터 상관 분석에 따라 라벨 번호를 할당하고 추적한다.

본 논문의 2장에서는 이동 물체 탐지 및 추적 알고리즘 구성에 대해 설명한다. 3장에서는 항공 영상 기반의 실험 방법 및 결과를 보이며, 4장에서 결론을 맺는다.

II. 이동 물체 탐지 및 추적 알고리즘 구성

그림 1은 이동물체 탐지 및 추적 알고리즘의 전체 순서도이다. 전체 알고리즘은 연속적으로 입력받은 프레임에서 FAST(features from accelerated segment test) 코너 검출 알고리즘을 사용하여 특징점을 찾고 윗티컬 플로우를 사용하여 현재 프레임과 이전 프레임을 비교하여 물체의 움직임을 검출한다.

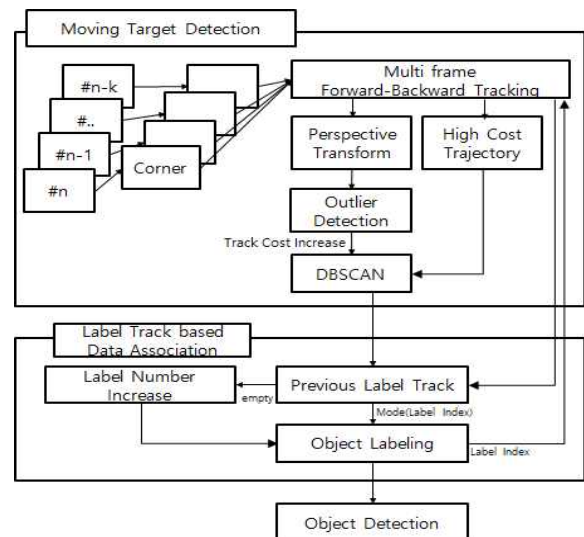


그림 1. 이동 물체 탐지 및 추적 순서도

Fig. 1. Moving object detection and tracking flowchart.

이때 전-후방향 추적을 수행하여 추적의 오류를 감소시킨다. 그 후, 호모그래피를 사용하여 시점이 다른 두 이미지의 특징점을 대응한 후, RANSAC을 기반으로 이상점을 구분한다. 여기에서, 특징점 대응에서 균일한 데이터 분포는 배경으로 정의하고, 균일한 데이터 분포에서 벗어난 이상점을 이동 물체 후보 경로로 판단한다. 이전에 이동 물체 후보로 빈번히 판단된 경로는 Track Cost 값의 임계치에 따라 움직임이 없어도 이동 물체 후보 경로로 판단한다. 이는 물체가 일시적으로 정지하더라도 추적하기 위함이다. 다음으로, 이동 물체 후보 경로에서 한 점을 기준으로 하여 지정한 범위 안에 속하는 점들을 DBSCAN(density-based spatial clustering of applications with noise) 군집화 알고리즘을 사용하여 이동 물체 후보를 군집화한다. 군집화된 이동 물체 후보 경로는 라벨 추적 기반 데이터 상관 분석에 따라 라벨 번호를 할당하고 추적한다.

2-1 다중 프레임 기반 코너 특징점 및 움직임 검출

물체를 추적하기 위해 어떠한 독특한 특징점을 추출할 것인지 정해야 한다. 효과적으로 추적할 수 있는 특징점은 코너점이다. 코너점이란 밝기 값의 변화로 인하여 미분 값이 크게 나타나는 점들로써, 본 연구에서는 FAST 알고리즘을 사용하여 코너점을 추출한다. FAST 알고리즘에서는 임의의 어떤 점이 코너인지 여부를 임의의 점 중심으로 하는 원 상의 16개 픽셀 값을 보고 판단한다. 임의의 점보다 일정 값 이상 밝은 픽셀들이 임의의 상수 이상 연속되어 있거나 또는 일정 값 이상 어두운 픽셀들이 임의의 상수가 이상 연속되어 있으면 임의의 점을 코너점으로 판단한다.

물체의 코너점을 추출한 결과를 활용하여 프레임 사이의 움직임을 검출한다. 옵티컬 플로우 알고리즘은 코너점들을 프레임 마다 추적하며, 이전 프레임과 현재 프레임 사이의 움직임을 나타낸다. 단일 프레임 간격 기반의 옵티컬 플로우에는 매 프레임 코너점을 추출하고 옵티컬 플로우를 수행하므로 이동 경로의 시작점이 계속 변경된다. 하지만, 본 연구에서는 다중 프레임의 특징점을 추적하여 코너들의 이동 경로를 추출한다[8].

그림 2의 I_t 는 시간 t 에서의 입력 이미지를 의미하며, 추출된 특징점의 위치를 X_t^n 를 나타낸다. n_t 는 시간 t 에서의 추출된 특징점의 인덱스 값이다. T_t^n 는 시간 t 에서 추적된 이동 경로이다. 본 연구에서는 옵티컬 플로우 값 기반으로 호모그래피 연산을 수행하고 이상점을 추출하는 방법으로 이동 물체 후보를 추

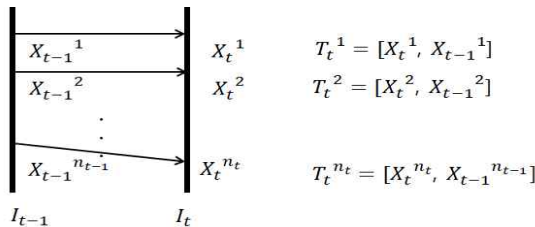


그림 2. 단일 프레임 간격 기반의 옵티컬 플로우
Fig. 2. Single-Frame based Optical Flow.

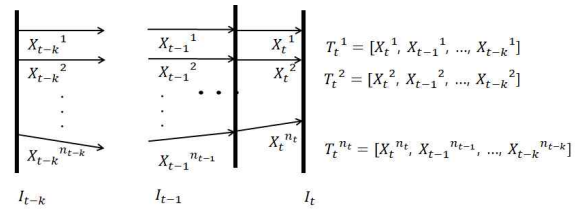


그림 3. 다중 프레임 간격 기반의 옵티컬 플로우
Fig. 3. Multi-Frame based Optical Flow.

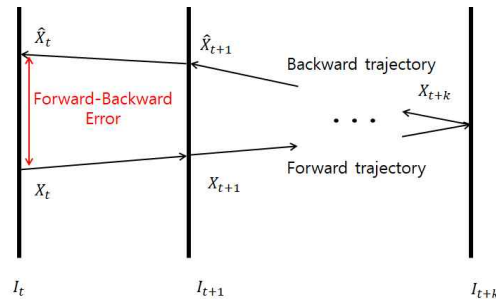


그림 4. 전-후 방향 추적
Fig. 4. Forward-Backward Tracking.

출한다. 하지만, 그림 2와 같은 기존의 단일 프레임 간격 기반의 옵티컬 플로우는 프레임 사이의 이동이 작을 경우 움직임 벡터의 크기 변화가 작아 이상점 추출 적용에 문제점이 있다.

본 연구에서는 움직임 벡터 크기 문제를 해결하기 위해 그림 3과 같은 다중 프레임의 코너점을 연속적으로 옵티컬 플로우를 수행하는 다중 프레임 간격 기반의 옵티컬 플로우를 사용한다. 그림 3의 T_t^n 는 시간 t 에서 $t-k$ 까지의 옵티컬 플로우 이동 경로를 저장한 행렬이다. k 는 최근 몇 프레임의 이미지경로를 사용할지를 정하는 임의의 상수로 본 연구에서는 15로 지정하였다.

2-2 다중 프레임 전-후방향 추적

옵티컬 플로우는 도로 외곽, 건물의 경계선 근처에서 모양의 유사함 때문에 추적의 오류를 일으킨다. 이러한 오류는 추적 결과 경로에서 과거 프레임으로 다시 추적하는 전-후 방향 추적 알고리즘으로 감소시킬 수 있다. 그림 4는 t 시간에 입력된 이미지 I_t 의 추적 대상 X_t 가 그 다음 프레임의 추적을 연속적으로 진행하면서 $t+k$ 시간의 I_{t+k} 이미지의 X_{t+k} 로 대상의 이동을 추적한 후 다시 역으로 추적하는 과정을 보여준다. 이렇게 역으로 추적했을 때의 차이를 전후방향 추적 오류로 정의한다. 전-후방향 추적 오류 값이 존재하는 경우는 경계선에서의 추적이나, 오류로 정의 하고 추적 대상에서 제외한다.

2-3 이상점 추출 기반 이동 물체 후보 군집화

카메라가 움직이는 영상에서 이동하는 물체를 찾기 위해서

는 먼저 배경 기준으로 장면을 일치시켜야한다. 이는 두 프레임의 옵티컬 플로우 정보기반의 투영 변환으로 배경을 일치시킬 수 있다. 한 프레임에 존재하는 평면이 다른 프레임으로 투영 변환되는 관계를 호모그래피라고 한다. 호모그래피는 프레임 사이에 매칭관계를 나타내며 행렬로 표현된다. 3 by 3 행렬을 통한 변환은 아래의 식 1과 같다.

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix}$$

$$x' = Hx \quad (1)$$

여기서 H 는 호모그래피 변환 행렬이며, 식 1을 만족시키는 행렬 H 를 계산한다 [9]. 호모그래피 행렬을 계산 할 때 두 프레임의 특징점을 검출하여 검출된 특징점을 매칭하는 방법을 사용한다. 이때 잘못된 대응 관계를 가지는 데이터가 존재하는데 이는 잡음이거나 이동 물체로 가정을 할 수 있다. 이러한 잡음과 이동 물체 정보를 제거하고 정확한 호모그래피 추정을 위해서 본 연구에서는 RANSAC 알고리즘을 사용하였다. RANSAC 알고리즘은 주어진 데이터들에서 일부 데이터들을 임의로 선택하여 적합한 모델을 생성하고 반복 과정을 통해 균일한 데이터 모델을 선택한다.

본 연구에서는 식 2과 같이 호모그래피 연산으로 변환된 특징점 x' 과 변환 전 특징점 x 의 norm 값을 비교하여 이상점 임계치 $\mathcal{Th}_{outlier}$ 에 따라 배경 영역 Inlier와 이상점 Outlier로 구분한다. 단일 프레임기반 움직임 검출 알고리즘에서는 현재 프레임의 특징점 $T_t^{n+1}[1]$ 과 이전 프레임의 특징점 $T_t^{n+1}[2]$ 사이에서 호모그래피를 연산하기에 $norm(x-x')$ 의 값이 매우 작아 배경 영역과 이상점을 구분하기 쉽지 않다. 본 연구에서는 다중 프레임기반 움직임 검출을 적용해 $T_t^n[1]$ 과 $T_{t-k}^{n+1}[k+1]$ 사이에서 호모그래피를 연산하여 $norm(x-x')$ 의 값이 누적되어 $\mathcal{Th}_{outlier}$ 에 의해 구분이 원활하게 이루어진다.

$$\begin{aligned} outlier &= norm(x-x') > \mathcal{Th}_{outlier} \\ inlier &= norm(x-x') \leq \mathcal{Th}_{outlier} \end{aligned} \quad (2)$$

이렇게 추출된 이상점은 잡음이거나 배경의 움직임과 다른 이동 물체 후보로 구분될 수 있다. 이동 물체 후보는 간헐적으로 발생하는 잡음과 다르게 일정 크기 이상의 규모를 가지고 빈

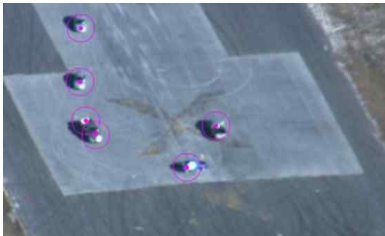


그림 5. DBSCAN 기반 군집화 적용 결과
Fig. 5. DBSCAN based Clustering Result.

번히 발생하게 된다. 이러한 공간적인 집합 성질을 군집화 알고리즘을 사용하며 이동 물체 후보로 구분한다. 본 연구에서는 밀도를 기반으로 하는 DBSCAN 군집화 알고리즘을 사용한다. DBSCAN은 주어진 데이터들의 반경 ϵ 과 데이터의 최소 개수를 판단하여 군집화 한다. 지정한 반경 안에 데이터의 최소 개수를 만족하는 데이터가 존재하면 이동 물체 후보로 군집화 하고 그렇지 않으면 잡음으로 구분한다[10]. 그림 5에 DBSCAN의 군집화 적용 결과를 보인다. 군집화된 추적경로는 DBSCAN의 결과에 따라 각 시간 t 의 k 번째 군집 G_t^k 로 입력된다.

2-4 라벨 추적 기반 데이터 상관분석

탐지된 이동 물체의 추적을 위해 [4]에서는 Data Association 기법을 이용하여 탐색과 추적영역의 겹침 비율에 따라 Object, Merge, Split, No Association 상태로 구분한다. 탐색과 추적 영역 겹침 비율기반의 데이터 상관분석은 물체가 정지 상태일때 탐색이 이루어지지 않게 되고, 추적에만 의존해 추적 오류 현상을 발생시킨다. [5]에서는 이동 물체 후보를 P-N 학습기반 알고리즘으로 추적하지만, P-N 학습은 다수의 물체를 추적하기에는 연산량의 문제가 존재한다.

본 연구에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 이동 후 일시적 정지 상태일 때도 추적이 가능하고, 연산량의 문제가 적은 라벨 추적 기반 데이터 상관 분석을 제안한다. 먼저, DBSCAN에 의해 시간 t 에서 군집화된 이동 경로의 현재 시간의 i 번째 특징점 $T_t^i[1]$ 의 추적 지속성을 판단하기 위한 추적 비용 TC_t^i 을 아래의 식 (3)과 같이 정의한다. 현재 시간의 i 번째 특징점의 추적 비용 $TC_t^i[1]$ 는 현재 특징점이 Inlier일 경우 이전 프레임의 추적비용 $TC_t^i[2]$ 의 값에서 감소되며, Outlier일 경우는 증가된다. a 는 추적 비용 증감 상수이다.

$$TC_t^i[1] = \begin{cases} TC_t^i[2] - a & (T_t^i[1] \equiv inlier) \\ TC_t^i[2] + a & (T_t^i[1] \equiv outlier) \end{cases} \quad (3)$$

군집 G_t^k 내부의 추적 비용의 평균이 추적 임계치 $\mathcal{Th}_{tracking}$ 보다 클 경우는 라벨링(labeling) 과정을 수행한다. 라벨링은 군집 G_t^k 내부 추적 경로들의 이전의 라벨에 따라 다르게 정해진다. 내부 추적 경로들의 이전 라벨이 하나도 없는 경우는 새로운 라벨이 부여되며, 그 외의 경우에는 이전 라벨의 최빈값으로 결정된다. 라벨이 결정된 군집은 최종적으로 이동 표적으로 표시하며, 내부 추적 경로들의 평균값으로 그 경로를 표시한다.

마지막으로 이동 후 일시적 정지 상태의 목표물의 추적을 위한 임계치 $\mathcal{Th}_{HighCost}$ 를 정의한다. 일시적 정지 상태의 목표물은 이상점 추출 단계에서 Outlier로 구분되지 않는다. 이를 해결하기 위해 추적 경로의 추적 비용 TC_t^i 의 값이 지속적 추적에 의해 $\mathcal{Th}_{HighCost}$ 보다 높고 기존의 라벨이 존재하는 경우 Outlier로 구분되지 않아도 DBSCAN 군집화 알고리즘의 입력값으로 사용한다.

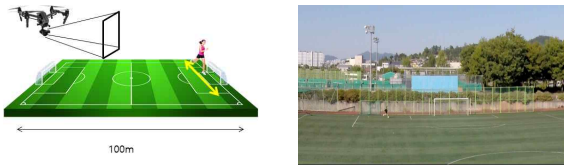


그림 6. 실험 환경 및 영상
 Fig. 6. Experimental environment and Input video.

III. 실험 방법 및 결과

3-1 실험 방법

모노 카메라 기반 탐지율 실험 환경으로 운동장에서 실험을 실시하였다. 운동장의 크기는 가로 폭 105 m, 세로 폭 75 m으로 측정되었다. RC(radio control)를 이용하여 운동장 가로 상의 시작점에 무인기를 위치시키고 끝점에 이동 장애물을 위치시켰다. 위치시킨 무인기를 10 m 상공으로 이륙시키고 카메라 방향을 이동 물체를 바라보도록 무인기의 Yaw 축을 제어시킨 뒤 호버링 상태를 유지한다. 호버링 상태로 운동장 끝점의 전방 약 100 m 거리에서 초속 1.5 m/s 로 뛰어가는 사람을 이동 장애물로 설정한다.

3-2 실측 데이터와 추적 데이터의 비교

영상내에 이동물체로 판별되는 탐지율의 정확성을 확인하기 위해 실측 데이터와 비교가 필요하다. 실제 데이터에서 이동하는 물체의 좌표를 실측 데이터로 제작하였고 그 비교데이터를 아래 그래프로 보인다. 110~140, 480~550 프레임에서는 무인기의 이동에 따라 추적이 변하는 곡선이 나타나며, 330~350 프레임에서는 무인기의 방향변화에 따라 비선형적인 추적 곡선을 확인할 수 있다.

Ground Truth와의 중심 거리 오차는 최대 12픽셀까지 존재하였으며 대부분 10픽셀 이하의 오차를 확인하였다.

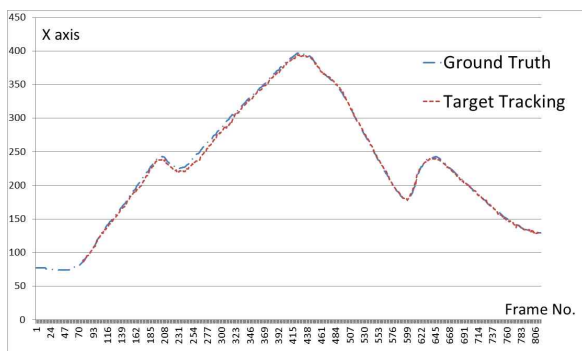


그림 7. X 축 추적 데이터
 Fig. 7. X-axis tracking data.

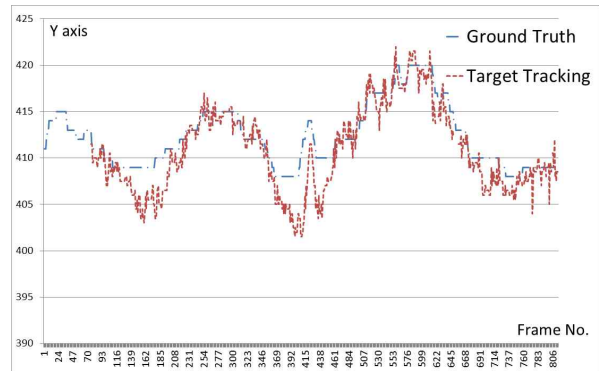


그림 8. Y 축 추적 데이터
 Fig. 8. Y-axis tracking data.

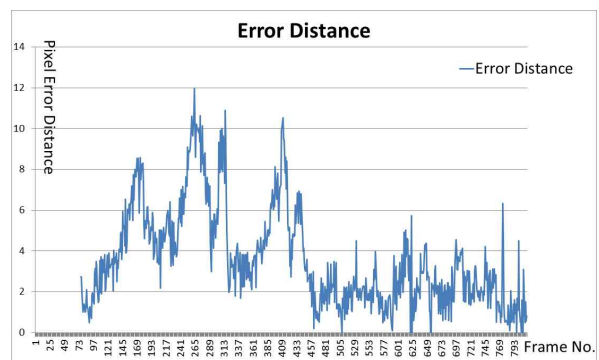


그림 9. 실측 데이터와 추적 데이터의 픽셀 오차 거리 비교
 Fig. 9. Pixel error distance comparison between measured data and tracking data.

3-3 탐지율과 정확도

알고리즘의 성능 평가를 위해 전체 영상에서 이동 물체가 검출 되는 비율을 ‘탐지율’로 정하고 그 탐지율은 이동 물체로 구분된 상태를 전체 프레임 수로 나눔으로 정하였다. 전체 815 프레임중 실제 이동하는 물체를 이동한다고 판단한 TP(true positive)는 733프레임, 실제 정지해있다고 판단한 FN(false negative)는 16프레임, 실제 정지해있지만 이동한다고 판단한 FP(false positive)는 15프레임, 실제 정지해있는 상태를 정지해있다고 판단한 TN(true negative)는 66프레임으로 측정되었다. 표 1에 혼동행렬 표를 보인다.

이동과 정지 상태측정의 Precision 과 Recall 은 아래 표 2와 같다. 최종적으로 전체 프레임내 이동 물체 존재 프레임에서 이동 물체로 판단한 탐지율은 97.9 %로 측정되었고 그 정확도는 오차 측정 범위에 따라 100 %에서 98.1 %로 확인되었다. 오인식률 감소를 위한 전-후방향 추적과 라벨 추적기반 데이터 상관분석을 수행하지 않은 기존 연구결과에 비해 탐지율 7.9%, 10픽셀 오차거리 기준 정확도 13.1% 향상되었다[11]. 아래에 탐지율과 정확도 표 3을 보인다.

표 1. 이동상태 판별 혼동행렬 표

Table 1. Confusion matrix table.

		Predicted Condition	
		Detection	Non-Detection
True Condition	Detection	TP = 733	FN =16
	Non Detection	FP =15	TN =66

표 2. 이동상태 판별 Precision과 Recall

Table 2. Precision and Recall.

	Runner Dataset	Equation
Precision	98.0%	TP/(TP+FP)
Recall	97.9%	TP/(TP+FN)

표 3. 알고리즘의 탐지율과 정확도

Table 3. Detection rate and accuracy.

	Rate	Equation
Detection Rate	97.9 %	Number of Detected Object /Number of Moving Object
Accuracy Rate	100 %	Detected Object(Pixel Error<15) /Number of Detected Object
Accuracy Rate	98.1 %	Detected Object(Pixel Error<10) /Number of Detected Object

3-4 실험 결과 영상 시퀀스

아래 그림 10에 실험 결과 영상의 일부 이미지 파일을 보인다. 왼쪽 위의 좌측 화면은 현재 추적 결과 영상이며, 우측 화면은 Ground Truth 값이다. 추적되는 영역은 파란색의 겹쳐 사각형으로 표시되며, Ground Truth는 흰색의 실선 사각형으로 표시한다.

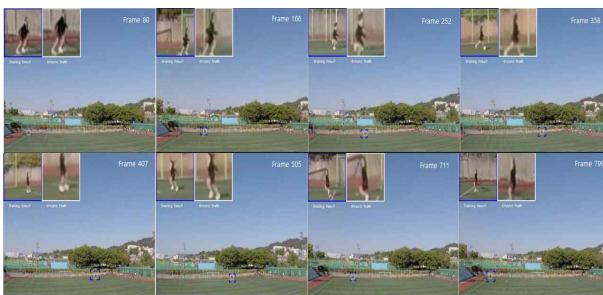


그림 10. 실험 결과 영상 시퀀스

Fig. 10. Experiment result image sequence.

IV. 결 론

본 논문에서는 오폭적 감소를 위한 다중 프레임 특징점 추적 정보 기반 이동 물체 검출 및 추적 알고리즘을 제안하였다. 제안한 알고리즘을 쿼드코터 영상기반으로 추적대상을 촬영하고 탐지 및 추적됨을 실험으로 확인하였다. 실험 결과, 카메라 이동 보상과 물체의 추적을 위해 다중 프레임의 코너 특징점과 옵티컬 플로우를 계산하여 프레임 사이의 이동이 작을 경우에도 추적이 지속적으로 수행되는 결과를 확인하였다. 실험결과 Precision 및 Recall 모두 98 %, 15픽셀 이내 추적 정확도 100 %를 달성하였다. 또한, 기존의 P-N 학습기반 추적, 데이터 상관분석의 속도 문제를 해결하기 위해 라벨 추적기반 데이터 상관분석으로 무인기에서 실시간으로 물체 추적이 수행됨을 확인할 수 있었다. 하지만 영상 내에 배경특징이 관찰되지 않을 정도의 다양한 이동 물체가 존재하거나 단색으로 배경이 이루어진 경우는 배경 특징점 부족에 따른 Inlier와 Outlier의 구분에 문제가 존재하므로 추가적인 연구가 필요하다.

Acknowledgments

본 연구는 국방과학연구소 산하 생존성기술특화 연구센터 사업과 경기도의 경기도 지역협력연구센터사업의 지원을 받았습니다. (No. UD1500113ID, GRRC항공2017-B04:공간/미디어 융합형 인터랙티브 VR 플레이어 및 서비스 개발)

References

- [1] Kamate, Shreyamsh, and N. Yilmazer, "Application of object detection and tracking techniques for unmanned aerial vehicles," *Procedia Computer Science*, Vol. 61, pp. 436-441, 2015.
- [2] Ali, Saad, and M. Shah, "COCOA: tracking in aerial imagery," in *Proceedings of SPIE*, Orlando:FL, Vol. 6209, 2006.
- [3] H. Mao, C. Yang, J. Si and G. P. Abousleman, "Automated multiple target detection and tracking in UAV videos," in *Proc. SPIE*, Orlando:FL, Vol. 7668, 2010.
- [4] Siam, Menna, R. ElSayed, and M. ElHelw, "On-board multiple target detection and tracking on camera-equipped aerial vehicles," in *Robotics and Biomimetics (ROBIO), 2012 IEEE International Conference on IEEE*, Guangzhou:China, 2012.
- [5] Siam, Mennatullah, and M. Elhelw, "Enhanced target tracking in uav imagery with pn learning and structural constraints," in *Proceedings of the IEEE International*

Conference on Computer Vision Workshops, Sydney:Australia, 2013.

[6] R. Canosa, G. R. , et al, "A real-time method to detect and track moving objects(DATMO) from unmanned aerial vehicles(UAVs) using a single camera," *Remote Sensing, Vol. 4*, pp.1090-1111, 2012.

[7] Z. Kalal, J. Matas, and K. Mikolajczyk, "P-N Learning: Bootstrapping Binary Classifiers by Structural Constraints." in *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR)*, San Francisco:CA, 2010.

[8] Teutsch, Michael, and W. Krüger. "Detection, segmentation, and tracking of moving objects in UAV videos," in *Advanced Video and Signal-Based Surveillance (AVSS)*, in

2012 IEEE Ninth International Conference on. IEEE, Beijing:China, 2012.

[9] E. Dubrofsky, "Homography estimation," Master, University of British Columbia, Vancouver, 2009.

[10] M. Ester, et al. "A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise," in *KDD Proceedings of the Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, Portland:OR, pp. 226-231, 1996.

[11] J. H. Baek "A Study on the Obstacle Recognition and Collision Avoidance of the Rotary wing UAVs," in *Korea Aerospace Research Institute, South Korea, Technical Report 2017-025*, pp 19-24, 2017.



황 승 준 (Seung-Jun Hwang)

2012년 2월 : 한국항공대학교 정보통신공학 (공학사)
 2014년 2월 : 한국항공대학교 일반대학원 정보통신공학 (공학석사)
 2014년 3월 ~ 현재 : 한국항공대학교 일반대학원 항공전자정보공학 박사과정
 ※관심분야 : 영상처리, 패턴인식



고 하 윤 (Ha-Yoon Ko)

2017년 2월 : 한국항공대학교 정보통신공학 (공학사)
 2017년 3월 ~ 현재 : 한국항공대학교 일반대학원 항공전자정보공학 (석사과정)
 ※관심분야 : 영상처리, 패턴인식



백 중 환 (Joong-Hwan Baek)

1981년 2월 : 한국항공대학교 항공통신공학 (공학사)
 1987년 7월 : 오클라호마주립대학원 전기 및 컴퓨터공학 (공학석사)
 1991년 7월 : 오클라호마주립대학원 전기 및 컴퓨터공학 (공학박사)
 1992년 ~ 현재 : 한국항공대학교 항공전자정보공학과 교수
 ※관심분야 : 영상처리, 패턴인식, 영상압축, 멀티미디어