

일반논문 (Regular Paper)

방송공학회논문지 제24권 제5호, 2019년 9월 (JBE Vol. 24, No. 5, September 2019)

<https://doi.org/10.5909/JBE.2019.24.5.802>

ISSN 2287-9137 (Online) ISSN 1226-7953 (Print)

## 동적 카메라 환경에서의 소형 드론 추적 방법

손 소 희<sup>a)</sup>, 전 진 우<sup>b)</sup>, 이 인 재<sup>b)</sup>, 차 지 훈<sup>b)</sup>, 최 해 철<sup>a)\*</sup>

## Tiny Drone Tracking with a Moving Camera

Sohee Son<sup>a)</sup>, Jinwoo Jeon<sup>b)</sup>, Injae Lee<sup>b)</sup>, Jihun Cha<sup>b)</sup>, and Haechul Choi<sup>a)\*</sup>

### 요 약

최근 무인 비행체의 활용이 증가하면서 소형 드론의 활용 역시 크게 증가하고 있다. 이러한 시장의 성장으로 드론의 악용 가능성이 높아짐에 따라 드론을 적절히 통제하기 위한 감시 시스템의 필요성이 제기되고 있다. 또한 고정 카메라를 사용한 감시 시스템은 범위가 제한적이기 때문에 PTZ(Pan-Tilt-Zoom) 카메라 등에 적용 가능한 동적 카메라 환경에서의 객체 추적 연구가 필요하며, 실시간 추적을 위해 최적화된 객체 추적 연구가 필요하다. 효과적인 추적을 위해 대상 객체의 특징을 배경 환경에 맞추어 정의하거나 객체의 특징 정보를 효과적으로 추출해야 한다. 본 논문에서는 소형 드론 추적을 위해 옵티컬 플로우를 사용한 객체 추적 방법과 추적 실패로부터 재추적을 수행하기 위한 옵티컬 플로우와 칼만 필터를 결합한 방법을 소개한다. 본 논문에서는 추적 결과 비교를 위해 최소 12pixels에서 최대 56337pixels의 표적 크기에 대한 실험 결과를 보인다. 제안 방법은 기존 추적 방법과 비교하여 평균 175%의 정밀도 향상과 평균 143%의 검출률 향상 결과를 보였으며, 최소 12pixels의 표적에 대해서도 추적하는 결과를 보였다.

### Abstract

With the rapid development in the field of unmanned aerial vehicles(UAVs) and drones, higher request to development of a surveillance system for a drone is putting forward. Since surveillance systems with fixed cameras have a limited range, a development of surveillance systems with a moving camera applicable to PTZ(Pan-Tilt-Zoom) cameras is required. Selecting the features for object plays a critical role in tracking, and the object has to be represented by their shapes or appearances. Considering these conditions, in this paper, an object tracking method with optical flow is introduced to track a tiny drone with a moving camera. In addition, a tracking method combined with kalman filter is proposed to track continuously even when tracking is failed. Experiments are tested on sequences which have a target from the minimal 12 pixels to the maximal 56337 pixels, the proposed method achieves average precision of 175% improvement. Also, experimental results show the proposed method tracks a target which has a size of 12pixels.

Keyword : Object tracking, Optical flow, Kalman filter, UAV

## 1. 서론

국방 분야를 중심으로 발전한 무인 비행체(Unmanned Aerial Vehicles, UAVs)의 상업적 활용이 증가하면서 무인 비행체는 다양한 형태의 수용에 맞게 민간 분야로 확대 발전되고 있으며, 특히 항공 촬영과 관련된 소형 드론(Drone)의 활용 역시 크게 증가하고 있다<sup>[1,2]</sup>. 이러한 시장의 성장으로 드론이 도심에서 운행될 경우 발생할 수 있는 인적, 물적 손실의 문제가 있으며, 드론을 테러 또는 군사적 목적으로 악용하려는 치안 문제 발생 가능성 또한 높아지고 있다. 따라서 이러한 환경에서 드론을 적절히 통제하기 위한 감시 시스템의 필요성이 제기되고 있다.

최근 컴퓨터 비전 및 영상처리 분야에서 동영상으로부터 움직이는 객체를 추적하는 보안 감시 시스템에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 고정 카메라를 사용한 감시 시스템은 감시 감독의 범위가 제한적이기 때문에 광범위한 지역의 감시를 위해서는 PTZ (Pan-Tilt-Zoom) 카메라 등에 적용 가능한 동적 카메라 환경에서의 객체 추적 연구가 필요하다<sup>[3]</sup>. 하지만 동적 카메라에서의 추적은 배경 변화 및 조명 변화 등으로 인해 정확한 추적이 어려운 문제점을 갖고 있으며, 실시간 추적을 위해 최적화된 객체 추적 연구가 필요하다.

효과적인 추적을 위해서는 대상 객체의 특징을 배경 환경에 맞추어 정의하거나 객체의 특징 정보를 효과적으로 추출해야 하며, 객체 추적을 위해서는 주로 색상, 에지(Edge), 옵티컬 플로우(Optical Flow), 텍스처(Texture) 정

보가 사용된다<sup>[4,5,6]</sup>. [4]는 객체 추적 연구에 대한 발전 현황을 분석 발표하였으며, [4]에 의하면 객체 추적은 크게 포인트 기반, 커널 기반, 그리고 실루엣 기반 추적 방법의 세 가지 방향으로 연구가 진행되고 있다. 포인트 기반 추적 방법은 이미지에서 움직이는 객체를 특징점에 의해 나타내고 추적한다. 대표적인 방법으로는 칼만 필터(Kalman Filter)<sup>[7]</sup>와 파티클 필터(Particle Filter)를 이용한 방법<sup>[8]</sup>이 있다. 두 번째로 커널 기반 추적 방법은 일반적으로 객체의 움직임을 변환, 어파인 등의 파라미터 움직임 형식으로 나타내고, 표현될 수 있는 움직임들에 대한 각각의 요소들을 계산하며 수행하는 방식으로 객체를 추적한다. 대표적인 방법으로는 색상 히스토그램을 사용한 Meanshift 추적 방법<sup>[9]</sup>이며, 이는 추적하고자 하는 객체의 히스토그램 값으로 현재 영상에 대해 히스토그램 역투영을 적용하여 픽셀값들을 확률값으로 변경시키고 확률값 분포에 대해 Meanshift를 적용하여 객체의 위치를 찾는 방법이다. 마지막으로 실루엣 기반 추적 방법은 객체를 윤곽선 또는 실루엣으로 표현하고, 주로 사람과 같은 복잡한 객체를 추적할 때 사용된다.

소형 드론 추적의 경우 드론의 빠른 움직임으로 인해 정확한 추적이 어려운 문제점이 있으며, 동적 카메라에서의 객체 추적을 위해서는 배경 변화 또는 조명 변화에 강인한 객체 추적 시스템이 필요하다. 또한 감시 시스템은 실시간 시스템을 필요로 함으로써 최적화된 객체 추적 연구가 필요하다. 이와 같은 문제를 고려하였을 때 객체 추적에 자주 사용되는 색상 특징 정보는 동적 카메라로 인한 조명 변화로 적합하지 않으며, 소형 드론의 경우 특징적인 에지 혹은 실루엣 정보를 갖지 않기 때문에 에지 특징 정보 및 실루엣 기반 추적 방법은 동적 카메라 환경에서의 소형 드론 추적에 적합하지 않다. 따라서 본 논문에서는 빠른 움직임을 갖는 소형 드론 추적을 위해 포인트 기반 추적 방법의 옵티컬 플로우를 사용한 방법을 소개하며, 조명 변화와 동적 카메라로 인한 추적 실패를 탐지하고 추적 실패로부터 재추적을 수행하기 위해 칼만 필터를 결합한 방법을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 옵티컬 플로우 및 칼만 필터를 이용한 객체 추적 방법에 대해 설명한다. 3장에서는 제안 방법에 대해 설명하고, 4장에서는 제안 방법과 기존 방법의 성능을 비교 분석한다. 마지막으로 5장에서는 본 논문에 대한 결론을 서술한다.

a) 한밭대학교 정보통신전문대학원 멀티미디어공학과(Information of Departments, Hanbat National University)

b) 한국전자통신연구원(ETRI)

‡ Corresponding Author : 최해철(Haechul Choi)

E-mail: choihc@hanbat.ac.kr

Tel: +82-42-821-1149

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7594-0828>

※ 본고는 2019년도 정부(경찰청)의 재원으로 국토교통과학기술진흥원의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 19PCRD-C139687-03, 무인비행장치의 불법 비행 감지를 위한 EO/IR 연동 레이더 개발 및 실증시험).

※ This research was supported by a grant from Police Science and Technology R&D Program funded by Korean National Police Agency. [No.19PCRD-C139687-03, Development and Field Demonstration Test of Surveillance System using radar and EO/IR for detecting illegal Flight of UAVs]

· Manuscript received May 22, 2019; Revised July 25, 2019; Accepted July 25, 2019.

## II. 옵티컬 플로우 및 칼만 필터를 이용한 객체 추적 방법

### 1. 옵티컬 플로우를 이용한 객체 추적 방법

옵티컬 플로우란 이미지 밝기 패턴의 외관상의 움직임을 말하며, 연속되는 두 프레임 사이의 이미지 밝기 변화에서 각 픽셀의 이미지 움직임을 복구하기 위해 사용된다. 즉, 옵티컬 플로우는 이전 프레임과 현재 프레임 사이에서의 관심점이 움직인 거리 벡터를 나타낸다. 옵티컬 플로우를 구하는 대표적인 방법으로는 Gunnar Farneback<sup>[10]</sup>, Horn Schunck<sup>[11]</sup>, Lucas Kanade(LK)<sup>[12]</sup> 등이 있다<sup>[13]</sup>.

Gunnar Farneback은 연속되는 두 프레임간의 움직임을 확장 다항식 기반으로 계산하는 밀도 기반 옵티컬 플로우 방법으로, 모든 픽셀에 대한 옵티컬 플로우를 계산하므로 정확도가 높은 반면 계산 시간 비용이 높은 단점이 있다. LK 방법은 밝기 향상성, 시간 지속성, 공간 일관성의 3가지 가정을 기반으로 두고 있다. 밝기 향상성은 추적하는 특정 윈도우 안의 픽셀들의 밝기 값은 일정하다는 것을 나타내며, 시간 지속성은 객체의 움직임이 매우 빠르더라도 프레임 안에서의 객체의 이동량은 크지 않다는 것을 의미한다. 마지막으로 공간 일관성은 공간적으로 서로 인접하고 있는 점들은 동일한 객체에 속할 가능성이 높고 동일한 움직임을 갖는다는 전제 조건을 말한다. LK 방법은 한 프레임에서 추적하고자 하는 객체의 윈도우를 설정하고 다음 프레

임에서 가장 잘 매칭되는 윈도우를 찾음으로써 수행된다. 즉, 이미지  $I$ 에서의 포인트  $u = [u_x, u_y]^T$ 가 주어졌을 때  $I(u)$ 와 매우 유사한 값을 갖는 이미지  $J$ 에서의 포인트  $v = [v_x, v_y]^T$ 를 찾는 문제에 대해, LK 방법은 식 1을 최소화시키는 벡터  $d$ 를 찾음으로써  $J(v)$ 를 구한다.

$$\begin{aligned} \epsilon(d) &= \epsilon(d_x, d_y) \\ &= \sum_{x=u_x-w_x}^{u_x+w_x} \sum_{y=u_y-w_y}^{u_y+w_y} (I(x, y) - J(x+d_x, y+d_y))^2 \end{aligned} \quad (1)$$

따라서 LK 방법은 윈도우의 크기를 설정하는 작업이 매우 중요하다. 하지만 큰 윈도우의 사용은 스무딩 효과로 움직임 벡터의 정확성이 낮아지는 문제를 일으키고, 작은 윈도우를 사용할 경우에는 윈도우보다 큰 움직임을 계산하지 못하는 단점을 보인다. 이를 개선하기 위해 Iterative Lucas Kanade(LK)<sup>[14]</sup>이 고안되었으며, Iterative LK 방법은 현재 프레임으로부터 영상 스케일에 따른 영상 피라미드를 구성하여 가장 작은 피라미드 이미지로부터 LK 방법을 반복적으로 적용하여 움직임이 클 경우에도 정확한 옵티컬 플로우를 구한다. 즉, 그림 1과 같이 가장 작은 피라미드 이미지  $I^{Lm}$ 과  $J^{Lm}$ 에서 옵티컬 플로우를 추정하고, 계산 결과를 하위 레벨  $I^{Lm-1}$ 와  $J^{Lm-1}$ 으로 전달한다. 재정의된 옵티컬 플로우는  $I^{Lm-1}$ 에서의 가우시안 피라미드 이미지에서 다시 계산되고, 그 결과를 다시 하위 레벨로 전달하면서 계산이 이루어진다. 따라서 윈도우는 작게 유지하면서 큰 움직임

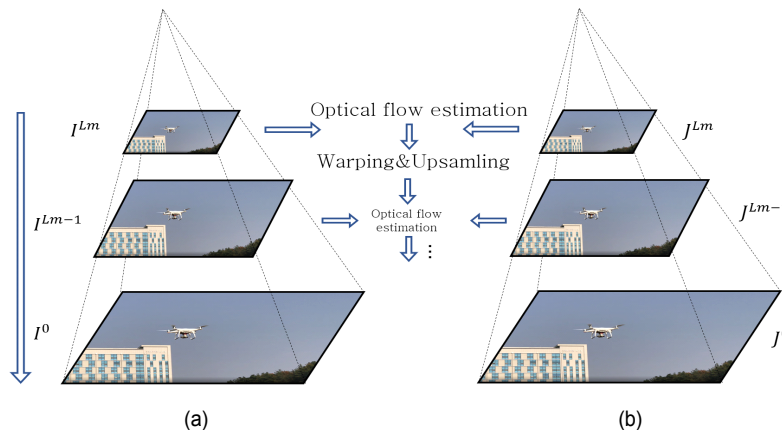


그림 1. Iterative LK 옵티컬 플로우의 수행 과정 (a) 이미지 I에서의 가우시안 피라미드, (b) 이미지 J에서의 가우시안 피라미드  
Fig. 1. Process of Iterative LK optical flow (a) Gaussian pyramid on image I, (b) Gaussian pyramid on image J

계산이 가능하다.

Iterative LK 방법은 외형 변화 및 빠른 움직임을 갖는 객체를 추적하기에 용이하고 실시간 추적이 가능하기 때문에 객체 추적 시스템에서 자주 사용되고 있다. Kalal는 Iterative LK 방법을 사용한 FB(Forward Backward) 오류와, 이를 활용한 Medianflow 추적 방법을 제안했다<sup>[15]</sup>. FB 오류는 t-1 프레임으로부터의 t프레임 옵티컬 플로우와 t프레임으로부터의 t-1 프레임 옵티컬 플로우 간의 차이를 말한다. Medianflow는 FB 오류가 큰 50%의 포인트들을 제거하고, 나머지 포인트들 중에서 중간값을 찾아 객체의 움직임을 결정한다. Medianflow는 조명 변화에 민감한 LK 방법의 단점을 보완하며, 배경이 복잡한 경우에도 객체를 계속해서 추적하는 결과를 보인다.

## 2. 칼만 필터를 이용한 객체 추적 방법

칼만 필터는 가우스 잡음을 갖는 선형 시스템의 상태를 추정하는 데 사용되는 알고리즘이다<sup>[16]</sup>. 현재 칼만 필터는 영상처리 분야에서 자주 사용되고 있으며, 계산 시간 비용이 적기 때문에 실시간 객체 추적에 적합하다<sup>[17,18]</sup>. 객체 추적에서의 칼만 필터는 피드백 형태의 제어를 사용하여 상태 예측과 측정 업데이트를 반복적으로 수행함으로써 객체의 상태를 추정한다<sup>[16]</sup>. 칼만 필터의 수행 과정은 그림 2와 같다. 상태 예측은 이전 프레임에서의 객체 파라미터를 이용하여 현재 프레임에서의 객체 파라미터를 예측하는 단계이며, 상태 예측의 과정은 식 2와 3으로 이루어진다.

$$\hat{x}_k = A\hat{x}_{k-1} + Bu_k \quad (2)$$

$$P_k = AP_{k-1}P^T + Q \quad (3)$$

식 2는 k-1시간에서의 객체 파라미터를 이용해 k시간에서의 객체 파라미터 상태를 예측하는 것을 나타내며, 이때  $\hat{x}_k$ 은 k시간에서 예측된 객체 파라미터 상태를 나타내는 상태 벡터이다.  $u_k$ 는 제어 벡터, A는 상태 변화 행렬, 그리고 B는 선택적 제어 벡터를 상태 공간에 연관시키는 제어 행렬로써  $\hat{x}_k$ 를 얻기 위해 상태 벡터와 제어 벡터에 각각 곱해지는 행렬이다. 식 3의  $P_k$ 는 시간 k에서의 예측 오차 공분산 행렬이며, Q는 잡음 공분산 행렬로써 잡음을 추정 오차에 적용하는 과정을 나타낸다. 상태 예측 과정이 끝나면 예측된 현재의 객체 파라미터 값과 현재 객체 정보를 이용해 현재의 객체 파라미터 값을 보정하는 측정 업데이트 과정이 수행되며, 식 4,5,6과 같다.

$$K_k = P_k H^T (H P_k H^T + R)^{-1} \quad (4)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k + K_k (z_k - H\hat{x}_k) \quad (5)$$

$$P_k = (1 - K_k H_k) P_k \quad (6)$$

식 4는 예측 잡음과 측정 잡음을 이용하여 칼만 게인  $K_k$ 를 구하는 것을 나타낸다. 이때 H는 상태 공간을 측정 공간으로 변환하는 행렬이고 R은 측정 잡음 공분산이다. 식 5에

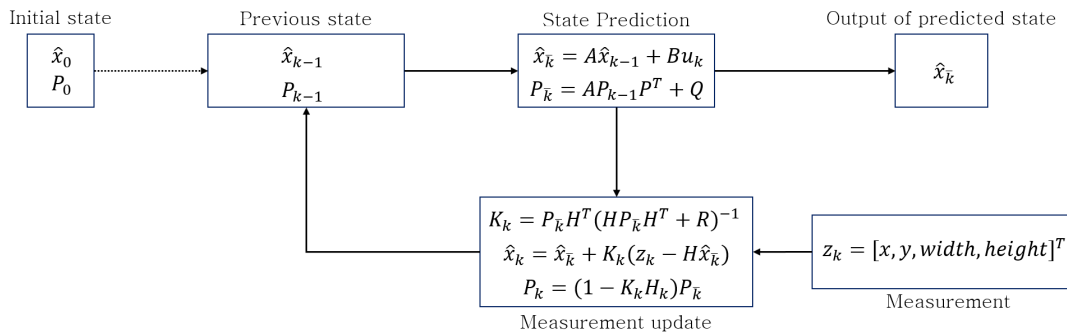


그림 2. 칼만 필터 수행 과정  
Fig. 2. Process of Kalman filter

서는 앞에서 계산된 칼만 게인  $K_k$ 와 측정  $z_k$ 를 사용하여 프로세스 상태  $\hat{x}_k$ 를 업데이트 한다. 마지막으로 식 6은 예측 오차 공분산  $P_k$ 를  $P_k$ 로 갱신하는 것을 나타낸다.

### III. 제안 방법

앞서 기술한 것과 같이 효과적인 추적을 위해서는 대상 객체의 특징을 배경 환경에 맞추어 정의하거나 객체의 특징 정보를 효과적으로 추출해야 한다. 소형 드론의 경우 움직임이 매우 빠른 특징을 갖고 있다. 또한 본 논문에서는 PTZ 카메라 등에 적용 가능한 동적 카메라 환경에서의 객체 추적 연구를 위해 배경 변화 및 조명 변화가 급격한 환경도 고려되어야 하며, 실시간 추적을 위해서는 최적화된 객체 추적 연구가 필요하다. 따라서 이와 같은 특징과 환경을 고려하여 Iterative LK 방법을 이용한 객체 추적 방법을 소개하며, 추적 실패로부터 재추적을 수행하기 위해 칼만 필터와 결합한 추적 방법을 제안한다.

그림 3은 Iterative LK 방법을 이용한 객체 추적 방법의 순서도를 나타낸다. 그림은 움직임 계산, 표적 움직임 추정, 신뢰도가 낮은 관심점 제거, 경계 상자 추정, 그리고 관심점 갱신 과정으로 이루어진다. 이때 사용되는 관심점은 초기 탐색 윈도우를 입력받고, 탐색 윈도우 안의 코너점을 탐지함으로써 얻어진다. 본 논문에서는 코너점을 탐색하기 위해 Shi-Tomasi가 제안한 코너점 탐지 방법<sup>[9]</sup>을 이용한다. 탐지된 코너점들이 객체의 관심점으로 등록되면, 매 프레임마다 추적이 수행된다. 추적을 위해서는 첫 번째로 Iterative LK 방법을 사용하여 현재 프레임에서의 관심점의 움직임을 구한다. 이때 현재 프레임에서의 객체 경계 상자

를 추정하기 위해서는 관심점이 실제 객체인지 추정하는 작업이 필요하다. 관심점을 구분하기 위해서는 NCC (Normalized Cross Correlation), SSD (Sum of Squared Difference) 등 다양한 방법이 적용 가능하지만 본 논문에서는 앞서 기술된 공간적으로 서로 인접하는 점들은 동일한 객체에 속할 가능성이 높고 동일한 움직임을 갖는다는 LK 방법의 공간 일관성 가정을 이용하며, 이를 위해 이동 방향과 움직임 벡터 크기의 두 가지 정보를 활용한다. 먼저 각 관심점의 이동 방향을 8사분면으로 나누어 라벨링하고, 가장 많이 발생된 이동 방향을 현재 객체의 이동 방향으로 추정한다. 또한 관심점들의 움직임 벡터 크기에 대한 평균 및 표준편차를 계산하여 움직임 벡터 크기가 평균 및 표준편차 범위를 벗어나고, 추정된 객체의 이동 방향과 90도 이상 다른 방향을 갖는 관심점들을 배경으로 간주하고 제거한다. 신뢰도가 높은 나머지 관심점들은 표적의 경계 상자를 추정하는데 사용되며, 다음 프레임에서의 추적을 위해 갱신된다. 이때 관심점 제거 과정으로 인해 발생하는 관심점의 수가 매우 적어지는 문제를 방지하기 위해 일정 주기마다 제거된 관심점 근처에서 코너점을 탐지하여 새로운 관심점으로 등록한다. 그림 3의 추적 방법은 빠른 움직임을 갖는 소형 드론 추적에서 높은 추적 결과를 보인다. 하지만 급격한 조명 변화에 민감하며, 추적 실패를 탐지하지 못하는 문제점이 있다.

따라서 본 논문에서는 조명 변화로 인한 추적 실패를 탐지하고 추적 실패로부터 재추적을 수행하기 위해 칼만 필터를 결합한 방법을 제안하며, 칼만 필터의 객체 예측 값을 활용하기 위해 그림 2에서의 측정값은  $z_k = [x, y, width, height]^T$ 으로 정의한다. 즉,  $\hat{x}_k = [x, y, v_x, v_y, width, height]^T$ 이며, 제안 방법의 순서도는 그림 4와 같다. 초기 탐색 윈도우를 입

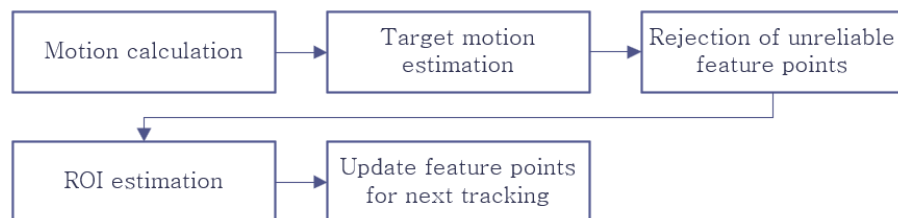


그림 3. 옵티컬 플로우 추적 방법의 순서도

Fig. 3. Flow chart of optical flow based tracking method

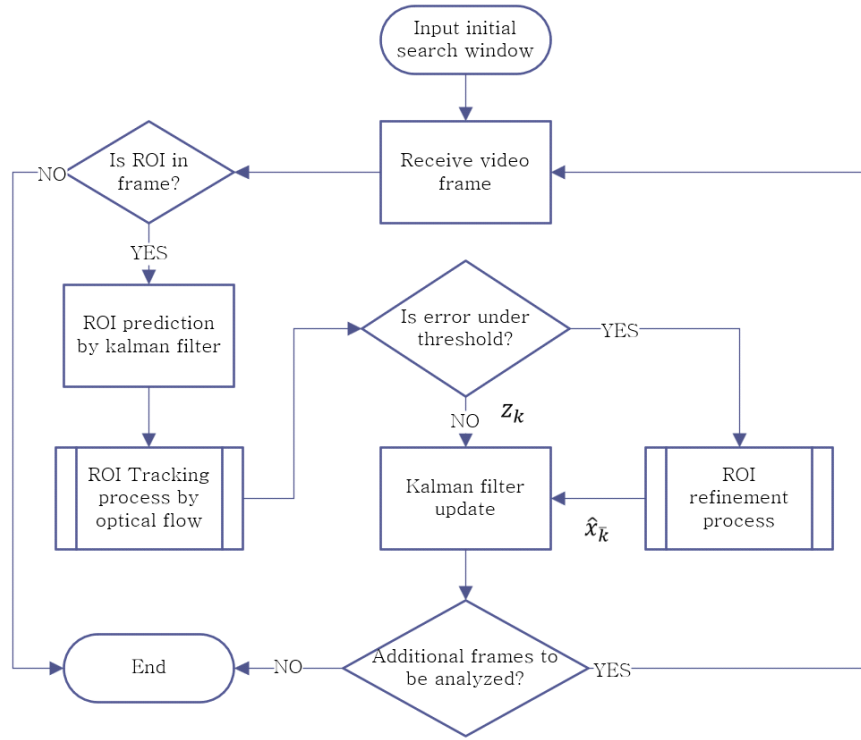


그림 4. 제안 방법의 순서도  
Fig. 4. Flow chart of proposed method

력받으면, 칼만 필터를 초기화하고 Shi-Tomasi의 방법을 사용하여 탐색 윈도우 안의 코너점을 탐색하여 관심점으로 초기화한다. 초깃값 설정이 끝나면 모든 프레임에서 추적이 수행된다. 먼저 칼만 필터로부터 현재 프레임에서의 객체의 위치와 경계 상자를 예측하며, 움직임 계산, 표적 움직임 추정, 신뢰도가 낮은 관심점 제거, 경계 상자 추정, 그리고 관심점 갱신 과정을 수행한다. 그 다음 추적 결과의 성공 여부를 판단하기 위해 추정된 추적 결과와 예측된 추적 결과  $\hat{x}_k$ 를 이용하여 추정 결과의 신뢰도를 판단한다. 신뢰도를 판단하기 위한 방법으로는 유클리디안 거리 측정 방법의 식 7을 사용하며, 임계값은 식 8과 같이 정의된다.

식 7로부터 얻어진 에러 값이 식 8의 임계값보다 작은 경우에는 추정된 추적 결과가 성공이라고 판단하고 칼만 필터 측정 업데이트를 수행한다. 추정된 추적 결과가 실패할 경우에는 추적기의 모든 관심점을 제거하고 예측된 경계 상자로부터 다시 코너점을 탐색하고 다음 프레임에서 추적을 시도하며, 예측된 경계 상자를 출력 값으로 판단하고 칼만 필터 측정 업데이트를 수행한다. 만약 추적 실패가 일정 횟수 이상으로 연속해서 일어날 경우에는 추적 최종 실패로 판단하여 모든 정보를 초기화하고 종료한다.

#### IV. 실험 및 성능 분석

본 논문에서는 기존 방법과 제안 방법의 성능을 비교 분석하기 위해 OpenCV 3.3 버전을 사용하여 구현하였고, 다양한 환경에서의 객체 추적 실험을 위해 인스파이어와 팬텀 4 Advanced 드론을 사용하여 최소 12pixels에서 최대

$$error(P, E) = \sqrt{(P_x - E_x)^2 + (P_y - E_y)^2} \quad (7)$$

$$threshold = \sqrt{(P_{width})^2 + (P_{height})^2} \times \alpha \quad (8)$$

표 1. 실험 영상

Table 1. Test sequences

Drone	Resolution	Sequences	Target minimum size (pixels)	Target maximum size (pixels)
Inspire	QHD	Inspire1	45	2080
		Inspire2	56	182
		Inspire3	99	918
		Inspire4	408	6035
		Inspire5	1334	24738
		Inspire6	1782	14994
Phantom 4 Advanced	FHD	Phantom1	12	20
		Phantom2	154	1316
		Phantom3	176	221
		Phantom4	9797	56337

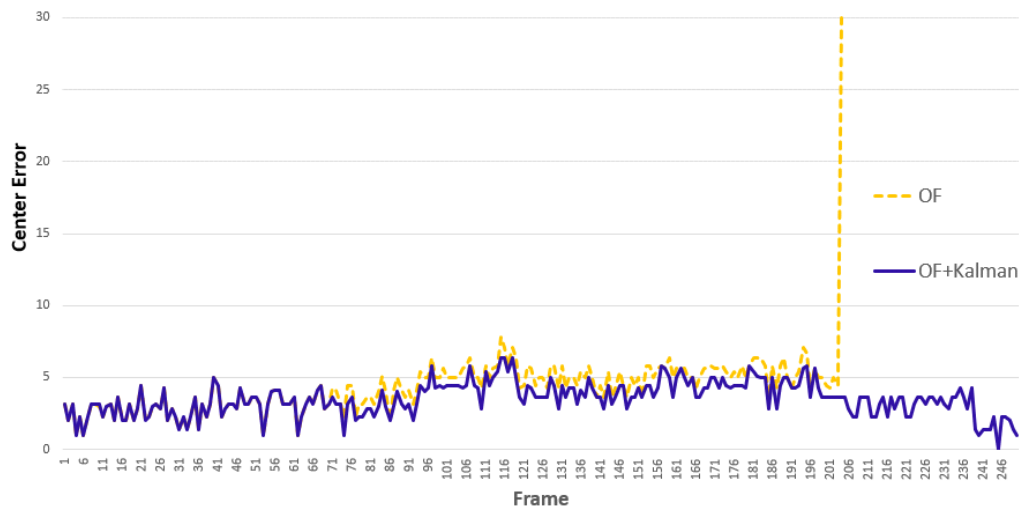


그림 5. 그림 3의 방법과 제안 방법의 Center error 실험 결과 (Inspire1 영상)

Fig. 5. Comparison with optical flow based tracking method in Fig. 3 in terms of center error (Inspire1 sequence)

56337pixels의 객체 크기를 갖는 실험 영상을 구성하였다. 실험 영상은 표 1과 같다.

그림 5는 그림 3의 옵티컬 플로우를 사용한 추적 방법과 그림 4의 칼만 필터를 결합한 추적 방법의 성능 비교를 위해 센터 에러(Center error)<sup>[20]</sup> 실험 결과를 보인다. 센터 에러는 추적 결과와 실제 객체(Ground truth)의 중심점의 차이를 나타내며, 식 9와 같이 계산된다.

$$\delta_t = \|X_t^G - X_t^T\| \quad (9)$$

그림 5의 가로축과 세로축은 각 프레임 번호와 센터 에러 값을 나타낸다. 그림 4의 칼만 필터를 결합한 제안 방

법은 모든 프레임에서 기존 방법에 비해 같거나 낮은 센터 에러 결과를 보인다. 그림 3의 기존 방법은 203번째 프레임에서 추적 실패를 보이는 반면, 제안 방법은 추적 실패가 발생하더라도 칼만 필터로부터 예측된 결과를 사용해서 재추적을 수행하기 때문에 계속해서 추적을 수행하는 결과를 보인다.

표 1의 실험 영상에 대한 전체적인 추적 결과를 비교하기 위해 Medianflow<sup>[15]</sup>, Boosting<sup>[21]</sup>, MIL<sup>[22]</sup>, 그림 3의 추적 방법, 그리고 그림 4의 제안 방법에 대한 정밀도(Precision), 검출률(Recall), 그리고 중첩 영역(Region overlap)<sup>[23]</sup>의 성능을 측정하였으며, 실험 결과는 표 2와 같다. 정밀도는 식 10과 같이 객체라고 추정한 모든 추적 결과 중 실제 객체인



표 2. 기존 추적 방법과의 정밀도, 검출률 및 중첩 영역 성능 비교

Table 2. Comparison with previous tracking methods in terms of precision, recall, and region overlap

Sequences	Tracking method of fig. 3			[15]			[21]			[22]			Proposed method		
	Precision	Recall	Region overlap	Precision	Recall	Region Overlap	Precision	Recall	Region overlap	Precision	Recall	Region overlap	Precision	Recall	Region overlap
In.1	0.15	0.25	0.02	0.09	0.01	0.04	0.03	0.03	0.02	0.77	0.76	0.43	0.76	0.76	0.24
In.2	0.06	0.19	0.04	0.67	0.19	0.39	0.05	0.05	0.03	0.06	0.06	0.04	0.06	0.06	0.03
In.3	0.15	0.86	0.03	0.09	0.09	0.04	1.00	1.00	0.55	0.99	0.99	0.52	1.00	0.99	0.47
In.4	0.21	0.21	0.08	0.88	0.87	0.47	1.00	1.00	0.61	1.00	1.00	0.59	1.00	1.00	0.20
In.5	1.00	1.00	0.41	0.98	0.06	0.51	0.02	0.02	0.01	1.00	1.00	0.46	1.00	1.00	0.36
In.6	0.88	0.88	0.27	1.00	1.00	0.64	0.12	0.12	0.09	1.00	1.00	0.33	1.00	1.00	0.21
P.1	0.23	0.23	0.05	0.43	0.43	0.20	1.00	1.00	0.67	0.20	0.20	0.13	0.23	0.23	0.10
P.2	0.64	0.63	0.28	0.08	0.05	0.04	0.63	0.62	0.27	0.63	0.63	0.30	0.64	0.63	0.29
P.3	1.00	1.00	0.33	0.32	0.32	0.10	1.00	1.00	0.52	1.00	1.00	0.54	1.00	1.00	0.63
P.4	0.04	0.05	0.01	0.05	0.03	0.02	0.97	0.97	0.63	1.00	1.00	0.63	0.96	0.96	0.19
Avg.	0.44	0.53	0.15	0.46	0.31	0.25	0.58	0.58	0.34	0.76	0.76	0.40	0.76	0.76	0.27

경우를 말하며, 식 11의 검출률은 실제 객체 중 객체라고 맞게 추정한 경우에 대한 비율을 나타낸다.

$$Precision = \frac{TruePositive}{TruePositive + FalsePositive} \quad (10)$$

$$Recall = \frac{TruePositive}{TruePositive + FalseNegative} \quad (11)$$

중첩 영역은 식 12와 같이 추적 결과와 실제 객체 사이의 중첩된 영역 결과를 나타내고, 전체 프레임에 대한 평균 중첩 영역은 식 13과 같이 정의된다.

$$\phi_t = \frac{R_t^G \cap R_t^T}{R_t^G \cup R_t^T} \quad (12)$$

$$\bar{\phi} = \sum_t \frac{\phi_t}{N} \quad (13)$$

제안 방법은 그림 3의 추적 방법에 비해 평균 175%의 정밀도 향상과 143%의 검출률 향상 결과를 보이며, 중첩 영역 결과 또한 높은 성능을 보인다. [15]는 제안 방법보다 전체적인 평균 성능은 낮지만 Inspire2 영상과 객체 가려짐 현상이 일어나는 Phantom1 영상에서 제안 방법보다 높은 추적 결과를 보인다. [21]은 제안 방법에 비해 낮은 평균 정밀도와 검출률 결과를 보이지만, 평균 중첩 영역에서는 더 높은 성능을 나타내고 Phantom1 영상에서는 다른 추적 방법과 비교하여 가장 높은 성능을 보인다. [22]는 제안 방법과 일치하는 정밀도 및 검출률 결과를 갖지만, 제안 방법에

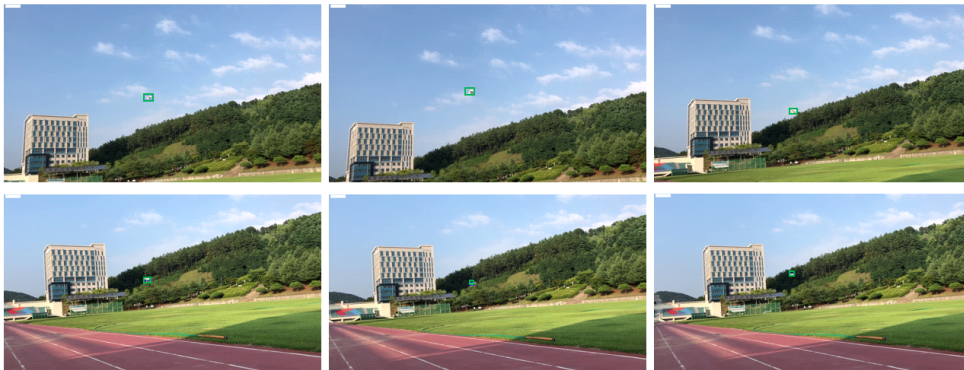


그림 6. 팬텀2 영상에서의 연속 추적 결과 (추적 결과 : 초록색 경계 상자)

Fig. 6. Continuous tracking results at Phantom2 sequence (Green rectangles are indicating tracking result)





그림 7. 인스파이어6 영상에서의 연속 추적 결과 (추적 결과 : 초록색 경계 상자)

Fig. 7. Continuous tracking results at Inspire6 sequence (Green rectangles are indicating tracking result)

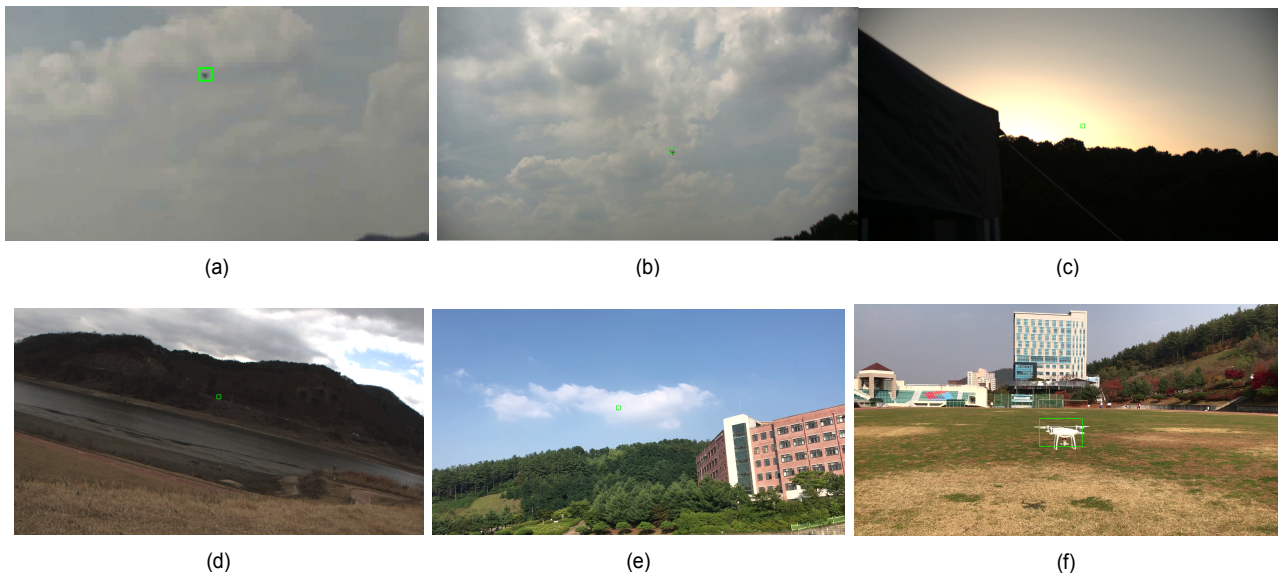


그림 8. 제안 방법의 추적 결과 예 (a) 인스파이어1, (b) 인스파이어2, (c) 인스파이어3, (d) 팬텀1, (e) 팬텀3, (f) 팬텀4

Fig. 8. Examples of tracking result of proposed method (a) Inspire1, (b) Inspire2, (c) Inspire3, (d) Phantom1, (e) Phantom3, (f) Phantom4

비해 더 높은 중첩 영역 성능을 나타낸다. 제안 방법은 기존의 다른 추적 방법에 비해 동적 카메라 환경에서의 소형 드론 추적에서 갖거나 비교적 높은 성능을 보이지만, QHD 영상에서 초당 평균 19 프레임의 처리 속도를 갖는 단점이 있다.

그림 6과 7은 제안 방법의 연속된 추적 결과 보이며, 배

경이 변화하거나 객체의 크기가 커지는 환경에서도 계속해서 추적에 성공하는 결과를 보인다. 또한 제안 방법은 최소 12pixels의 표적을 갖는 영상에서도 추적을 잘 수행하며, 그림 8은 실험 영상에 대한 제안 방법의 대표적인 추적 장면의 예를 나타낸다.

## V. 결 론

본 논문에서는 동적 카메라 환경에서의 소형 드론 추적을 위해 옵티컬 플로우를 사용한 추적 방법을 소개하고, 추적 실패를 탐지하고 추적 실패로부터 재추적을 수행하기 위한 옵티컬 플로우와 칼만 필터를 결합한 추적 방법을 제안하였다. 성능 분석을 위해 최소 12pixels에서 최대 56337pixels의 객체 크기를 갖는 영상에서의 실험 결과를 보였으며, 제안 방법은 기존의 옵티컬 플로우 추적 방법과 비교하여 평균 175%의 정밀도 향상과 평균 143%의 검출률 향상 결과를 보였다. 제안 방법은 최소 12pixels의 표적에 대해서도 추적하는 결과를 보였으나, 객체 가려짐으로 인한 추적 실패 결과를 보였다. 따라서 이를 개선하기 위해서는 탐지 알고리즘 적용 등의 추가 연구가 필요하다.

## 참 고 문 헌 (References)

- [1] Y.-C. Choi and H.-S. Ahn, "Development Trends and Expectations of Drone Technology," *The Korean Institute of Electrical Engineers*, Vol.64(12), pp.20-25, December 2015.
- [2] Y.-S. Lee, J.-M. Kim, Eun Kim, and M.-S. Jung "A Study on Flight Authentication of Small Unmanned Autonomous Vehicles for Safety in the Urban," *Information and Control Symposium*, pp.156-158, 2014.
- [3] M. Valera and S.A. Velastin, "Intelligent distributed surveillance systems: a review," *IEEE Proc.- Image and Signal Processing*, Vol.152, Issue.2, pp.192-204, 2005.
- [4] A. Yilmaz, O. Javed and M. Shah, "Object tracking: A survey," *ACM Computing Surveys*, Vol.38, No.13, 2006.
- [5] H. S. Parekh, D. G. Thakore, and U. K. Jaliya, "A Survey on Object Detection and Tracking Methods," *International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering*, Vol.2, Issue.2, pp.2970-2978, 2014.
- [6] D. Prajapati and H. J. Galiyawala, "A Review on Moving Object Detection and Tracking," *International Journal of Computer Application*, 5(3):168-175, 2015.
- [7] Ted J. Broida and Rama Chellappa, "Estimation of object motion parameters from noisy images," *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, Vol.8, pp.90-99, January 1986.
- [8] Genshiro Kitagawa, "Non-Gaussian State-Space Modeling of Nonstationary Time Series," *Journal of the American Statistical Association*, Vol.82, No.400, pp. 1032-1041, December 1987.
- [9] D. Comaniciu, V. Ramesh, and P. Meer, "Real-time Tracking of Non-Rigid Objects Using Mean Shift," *Proceedings IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol.2, pp.142-149, 2000.
- [10] Gunnar Farneback, "Two-Frame Motion Estimation Based on Polynomial Expansion," *Scandinavian conference on Image analysis*, pp.363-370, Springer, Berlin, Heidelberg, 2003
- [11] B. K. P. Horn and B. Schunck, "Determining Optical Flow," *Artificial intelligence*, Vol.17, pp.185-203, 1981.
- [12] B. D. Lucas and T. Kanade, "An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision", *International Joint Conference on Artificial Intelligence*, Vol.81, pp.674-679, 1981.
- [13] J. L. Barron, D. J. Fleet, and S. S. Beauchemin, "Performance of Optical Flow Techniques," *International Journal of Computer Vision*, Vol.12, pp.43-77, 1994.
- [14] J. Y. Bouguet, "Pyramidal Implementation of the Lucas Kanade Feature Tracker Description of the algorithm," *Technical Report, Intel Microprocessor Research Labs*, 1999.
- [15] Z. Kalal, K. Mikolajczyk, and J. Matas, "Forward-Backward Error: Automatic Detection of Tracking Failures," *20th International Conference on Pattern Recognition*, pp.23-26, 2010.
- [16] G. Welch and G. Bishop, "An Introduction to the Kalman filter," *Technical report*, UNC-CH Computer Science Technical Report 95041, 1995.
- [17] M.-H. Lee and C.-S. Hwang, "Mathematical Modeling of Moving Target and Development of Real-Time Tracking Method Using Kalman Filter," *The Korean Institute of Electrical Engineers*, pp.100-106, 1986.
- [18] Q. Li, R. Li, K. Ji, and W. Dai, "Kalman Filter and Its Application," *International Conference on Intelligent Networks and Intelligent Systems*, pp.74-77, 2015.
- [19] J. Shi and C. Tomasi, "Good features to track," *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1994.
- [20] L. Cehovin, A. Leonardis, and M. Kristan, "Visual Object Tracking Performance Measures Revisited," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol.25, pp.1261-1274, 2016.
- [21] H. Grabner, M. Grabner, and H. Bischof, "Real-Time Tracking via On-line Boosting," *In BMVC*, Vol.1, No.5, 2006.
- [22] B. Babenko, M.-H. Yang, and S. Belongie, "Visual Tracing with Online Multiple Instance Learning," *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.983-990, 2009.
- [23] J. Davis and M. Goadrich, "The Relationship between Precision-Recall and ROC Curves," *Proceedings of the 23rd International conference on Machine Learning*. ACM, pp.233-240, 2006.

---

저 자 소 개

---



손 소 희

- 2015년 : 한밭대학교 멀티미디어공학과 학사
- 2017년 : 한밭대학교 멀티미디어공학과 석사
- 2017년 ~ 현재 : 한밭대학교 정보통신전문대학원 멀티미디어공학과 박사과정
- ORCID : <https://orcid.org/0000-0003-2499-492X>
- 주관심분야 : 비디오 부호화, 영상처리, 패턴인식, 기계학습



전 진 우

- 2015년 : 한국과학기술원 전기및전자공학과 학사
- 2017년 : 한국과학기술원 전기및전자공학과 석사
- 2017년 ~ 현재 : 한국전자통신연구원 연구원
- ORCID : <https://orcid.org/0000-0001-9934-1187>
- 주관심분야 : 영상처리, 기계학습, 패턴인식, 안티드론



이 인 재

- 1997년 : 성균관대학교 전자공학과 학사
- 2001년 : 성균관대학교 전기전자및컴퓨터공학과 석사
- 2001년 ~ 현재 : 한국전자통신연구원 책임연구원
- ORCID : <https://orcid.org/0000-0002-1975-1838>
- 주관심분야 : 안티드론, 영상처리, 기계학습, 멀티미디어



차 지 훈

- 1993년 : 명지대학교 전자계산학과 학사
- 1996년 : 플로리다공과대학교 전자계산학과 석사
- 2002년 : 플로리다공과대학교 전자계산학과 박사
- 2003년 ~ 현재 : 한국전자통신연구원 무인자율운행연구그룹 책임연구원/그룹장
- ORCID : <https://orcid.org/0000-0002-5257-014X>
- 주관심분야 : 드론 자율비행, 안티드론, 영상처리, 패턴인식



최 해 철

- 1997년 : 경북대학교 전자공학과 학사
- 1999년 : 한국과학기술원 전기및전자공학과 석사
- 2004년 : 한국과학기술원 전기및전자공학과 박사
- 2004년 9월 ~ 2010년 2월 : 한국전자통신연구원(ETRI) 방송미디어연구부 선임연구원
- 2010년 3월 ~ 현재 : 한밭대학교 정보통신공학과 교수
- ORCID : <https://orcid.org/0000-0002-7594-0828>
- 주관심분야 : 영상처리, 비디오 부호화, 패턴인식, 기계학습