



J. Korean Soc. Aeronaut. Space Sci. 49(1), 63-73(2021)

DOI:https://doi.org/10.5139/JKSAS.2021.49.1.63

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

## 적외선 영상을 이용한 Gradient Vector Field 기반의 표적 및 화염 자동인식 연구

김춘호<sup>1</sup>, 이주영<sup>2</sup>

### A Study of Automatic Recognition on Target and Flame Based Gradient Vector Field Using Infrared Image

Chun-Ho Kim<sup>1</sup> and Ju-Young Lee<sup>2</sup>

Agency for Defense Development

#### ABSTRACT

This paper presents a algorithm for automatic target recognition robust to the influence of the flame in order to track the target by EOTS(Electro-Optical Targeting System) equipped on UAV(Unmanned Aerial Vehicle) when there is aerial target or marine target with flame at the same time. The proposed method converts infrared images of targets and flames into a gradient vector field, and applies each gradient magnitude to a polynomial curve fitting technique to extract polynomial coefficients, and learns them in a shallow neural network model to automatically recognize targets and flames. The performance of the proposed technique was confirmed by utilizing the various infrared image database of the target and flame. Using this algorithm, it can be applied to areas where collision avoidance, forest fire detection, automatic detection and recognition of targets in the air and sea during automatic flight of unmanned aircraft.

#### 초 록

본 논문은 공중 혹은 해상배경에 표적과 화염이 동시에 존재할 때, 무인항공기에 장착된 EOTS(Electro-Optical Targeting System; 전자광학 추적장비)가 표적을 추적하기 위해 화염의 영향에 강건하도록 표적을 자동 인식하는 기법을 제안한다. 제안한 기법은 표적과 화염의 적외선 영상을 Gradient Vector Field로 변환하고, 각 Gradient magnitude를 Polynomial Curve Fitting 도구에 적용하여 다항식 계수를 추출 및 얇은 신경망 모델에 학습함으로써, 표적과 화염을 자동으로 인식한다. 확보한 표적 및 화염의 다양한 적외선 영상 DB를 학습데이터, 검증데이터, 시험데이터로 분류하여 제안한 기법의 표적 및 화염 자동 인식 성능을 확인하였다. 본 알고리즘을 활용하여 무인항공기의 자동비행 중 충돌회피, 산불탐지, 공중 및 해상의 목표물을 자동탐지 및 인식하는 분야에 적용될 수 있다.

**Key Words** : Infrared Image(적외선 영상), Gradient Vector Field(그라디언트 벡터장), Automatic Target Recognition(자동표적인식), Electro-Optical Targeting System(전자광학 추적장비), Unmanned Aerial Vehicle(무인 항공기), Flame(화염), Neural Network(신경망), Polynomial Curve Fitting(다항식 곡선피팅)

† Received : June 26, 2020    Revised : November 2, 2020    Accepted : December 7, 2020

<sup>1,2</sup> Researcher

<sup>1</sup> Corresponding author, E-mail : sung081k@hanmail.net, ORCID 0000-0003-2106-1235

© 2021 The Korean Society for Aeronautical and Space Sciences

## 1. 서 론

무인항공기(UAV: Unmanned Aerial Vehicle)는 실제 조종사가 직접 탑승하지 않고, 지상에서 사전 프로그래밍된 경로에 따라 자동 또는 반자동으로 비행하는 비행체이다. UAV는 사전에 입력된 비행경로프로파일을 따라 비행하거나, 지상통제장비로부터 목표지점의 위치를 수신 받아서 자신의 위치를 위성항법장치(GPS), 관성항법장치(IMU), 지상의 3차원 Map 정보를 활용하여 저장된 데이터와 실시간 비교 및 계산함으로써 자세제어를 통해 목표지점까지 유도 비행하게 된다[1-3]. 응용분야로서 최근에는 레저, 해양수색 및 등산 조난 사고, 산불탐지, 농약살포 등 민간시장[4]으로 수요가 늘어나고 있으며, 레이저센서, EOTS(Electro-Optical Targeting System; 전자광학 추적장비)와 레이더 센서를 탑재하여 감시·정찰, 통신·정보중계, 지상목표물 인식[5-7] 및 충돌회피[8] 등의 표적정보 획득 및 추적 장비로써 활용가치가 높아지고 있다. 특히, EOTS[9]는 전자광학시스템, 적외선 영상센서, 레이저시스템, 항법시스템으로 구성되며 비행체, 자동차 등 이동표적 및 특정 시설을 탐지 및 추적하고 레이저 조사로 거리를 측정하여 표적정보(위치/속도/영상)를 획득할 수 있다. 뿐만 아니라, 무인항공기가 자율비행으로 최종 목표지점까지 도달 가능하도록 유도하는 장비이다. 이처럼 EOTS는 공중 및 해상에 존재하는 표적을 탐지 및 인지하고, 추적함으로써 정확한 표적정보를 획득하는 기능이 중요시된다.

무인항공기에서 영상기반 표적정보를 획득하기 위한 연구 중, Hough Transform을 적용한 활주로 인식[5], 색공간의 유사성비교[7]방식의 지상목표물을 탐지 및 추적하는 연구가 수행되었고, Template matching을 적용한 착륙점인식[10], CNN을 이용한 영상 기반 다수 대상체 인식 및 위치 식별[11], Optical Flow를 이용한 충돌회피 기법연구[8]가 수행되었다. 특히, 적외선 영상 센서를 활용하여 해상 및 공중에 존재하는 표적을 인식하는 연구가 활발히 진행되고 있다. 한 개의 표적이 존재하는 해상 및 하늘 배경에서 온도차가 가장 크거나 표적과 배경 분리를 위한 Segmentation 기법[12]을 활용하여 표적을 탐지 및 추적한다. 그러나 다수 표적이 존재하는 환경에서 충돌 또는 고장에 의한 화염, 연기 및 파편 등을 오인표적으로 인식하고, 잘못된 표적정보를 획득하여 추적성능이 낮아질 수 있다. 이와 같이, 복잡한 배경의 적외선 영상 환경에서 표적인식성능을 개선하기 위해 신호세기가 큰 클러터를 제거하고 표적만 식별해 내기 위한 방법으로 intensity와 gradient를 이용한 연구[13]가 수행되었다. 이 알고리즘은 원본 이미지로부터 local intensity and gradient (LIG) map을 만들어 내서 표적을 증강하고 클러터를 감쇠시킨 후, 표적 Segmentation을 수행한다. 이외에도 Top-hat transform과 mean filter를

이용해서 신호세기가 큰 클러터를 제거하는 알고리즘[14], 두 개의 서로 다른 CNN 학습모델을 이용해서 해상환경의 클러터를 제거하는 알고리즘[15], 딥러닝 기반의 SSD(Single shot multibox detector) 구조를 이용해서 클러터를 제거하는 알고리즘[16] 등 다양한 연구가 진행되고 있다. 이러한 연구들은 한 개의 표적이 해상 및 하늘 배경에 존재하고, 배경이 복잡하지 않고 단순한 환경에서는 잘 동작하지만, 화염 및 연기가 존재하는 특수한 환경에서는 성능이 떨어질 수 있다.

화염 및 연기를 자동으로 탐지 및 인식하여 산불이나 화재 감지 등에 활용하는 다양한 연구가 활발히 진행되고 있다. 관련 연구로는 가시광 영상을 RGB [17-20], YCvCr[21], HSI[22]와 같은 컬러 모델로 변환하여 색의 혼합, 채도, 명도, 밝기 특징 등을 분석함으로써 화염을 인식하는 기법이 있다. 이 기법은 화염과 화염이 아닌 주변의 색 공간 차이가 분별 가능할 때 화염영역을 쉽게 구분할 수 있으나, 배경에 화염뿐만 아니라 비슷한 색 공간을 지니거나, 밝기가 비슷한 다양한 물체가 존재할 때, 색 분별력이 떨어지기 때문에 화염인식률이 떨어질 수 있다. 배경제거 (Background subtraction)[23,24]에 사용되는 가우시안 혼합 모델(Gaussian mixture model)[25,26]과 광학 흐름(Optical flow)기법[27,28]은 영상 프레임 간의 차이를 계산하는 방법으로, 이동하는 표적을 탐지하는데 효과적이지만 배경의 작은 변화에 민감하여 배경 의존성이 높기 때문에 카메라가 움직임 없이 고정되어 있어야 하는 단점이 있다. 또한, 저속으로 이동하거나 간단한 texture 및 색을 가진 특징을 검출하는데 주로 사용되며, 알고리즘이 복잡하기 때문에 실시간으로 화염을 인식하는데 많은 양의 리소스가 필요하다. 영역 형태 규칙성(Region shape regularity)을 활용한 화염 인식 연구[29]도 수행되었다. 이 연구는 적외선 영상 센서로 화염과 배경에서 방사되는 열을 감지하여 온도가 가장 큰 영역을 중심으로 화염 후보 영역을 설정하고, 웨이블릿 변환(Wavelet transform)과 영역 밝기 포화(Region intensity saturation) 분석을 통해 화염의 형태 규칙성을 산출한 후, 선형 분류기 (Linear Classifier)로 화염을 인식하였다. 이 방법은 건물, 나무, 창문 등 특정 물체에서 발생한 화염 형태에 대한 사전지식이 있거나, 형태가 지속적으로 유지되는 동안에는 형태 추정을 통해 화염 인식이 가능하지만, 폭발성 화염, 공중폭발, 연기 등 짧은 시간에 사라지거나 불규칙적으로 형태가 변하는 화염과 연기를 검출하는 데 한계가 있다. G.McNeil et al.[30]은 고정된 위치에 적외선 카메라를 설치한 후, 적외선 영상 안에서 발생한 화염을 자동으로 감지하기 위해 적외선 영상 기반의 화염탐지 알고리즘을 사용한다. 탐지한 표적의 화염유무는 픽셀의 Intensity 평균과 분산의 문턱치를 통해서 분류된다. 이 연구는 적외선

영상 센서와 화염간의 거리가 약 4~7m인 짧은 거리에서 센서, 표적 또는 화염이 고정된 상태에서 화염 유무를 판단하는 데 적절하지만, 표적이 이동하거나 적외선 영상 센서가 움직이는 환경에서는 평균과 분산이 주어진 영역 내의 잡음과 같은 데이터의 작은 변화에 민감하여 값이 달라지며, 편차가 클수록 변화 폭이 가중되는 효과 때문에 실제 측정값의 변화 폭에 대한 해석이 어려운 단점이 있다[31]. 딥러닝을 이용한 화염분류 알고리즘 연구도 진행되고 있으며, 특히 고화질의 가시광 영상카메라를 이용한 화재감시에 GoogleNet, AlexNet과 같은 Deep CNN 구조를 이용해서 표적과 화염을 분류하는 연구논문이 대표적이다[32,33]. 이 연구들은 기존의 많은 가시광 이미지들로부터 사전 학습된 가중치에 화염이미지를 추가해서 fine-tuning으로 성능을 높이기 위해 적절한 구조이지만, 적외선 영상에 적용하기에는 네트워크 구조가 너무 깊고 학습데이터가 부족하다.

본 논문에서는 탐지거리 및 시간에 따라 객체의 모양, 크기, 온도분포가 변하는 복잡한 환경에서 적외선 영상센서를 활용하여 화염의 영향에 강건한 표적 인식 알고리즘을 제안한다. 본 알고리즘을 활용하여 무인항공기의 자동비행 중 충돌회피, 산불탐지, 공중 및 해상의 목표물을 자동탐지 및 인식하는 분야에 적용될 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2.1절에서는 표적 및 화염 자동인식기술 구조에 대해 설명하고, 2.2절에는 표적과 화염의 특징점을 추출하기 위해 Gradient Vector Field 정의, 계산법과 시간 경과에 따른 표적과 화염의 Gradient magnitude 특성을 비교한다. 2.3절에서는 표적 및 화염 후보영역을 설정하는 방법을 설명하고, 2.4절에서는 표적 및 화염 후보영역에 대해 Gradient magnitude를 Polynomial Curve Fitting 도구에 적용하여 계수를 추출하는 방법을 설명한다. 2.5절에서는 표적과 화염을 인식하기 위한 분류기로서, 설계한 신경망 학습모델에 대해 설명하고, 2.6절에서는 본 연구에서 사용한 적외선 영상 센서로 획득한 표적과 화염의 적외선 영상DB를 활용하여 학습결과와 인식결과를 기술하고, 결론을 맺는다.

## II. 본 론

### 2.1 표적 및 화염 자동인식기술 구조

표적과 화염의 적외선 영상은 Fig. 1과 같다. 표적은 엔진이 있거나, 태양열에 의해 가열되거나, 비행 중 공력가열에 의해 배경과 온도차가 발생하여 적외선 영상 센서에서 하늘보다 신호세기가 크다. 표적은 중심으로 갈수록 온도가 높아지는 특성이 있고, 시간의 변화에 따라 형태와 크기가 일정한 특징이 있다. 반면에 충돌로 인해 화염이 발생할 경우, 폭발압력으로 인해 화염의 형태가 급격하게 커지고, 온도가 높

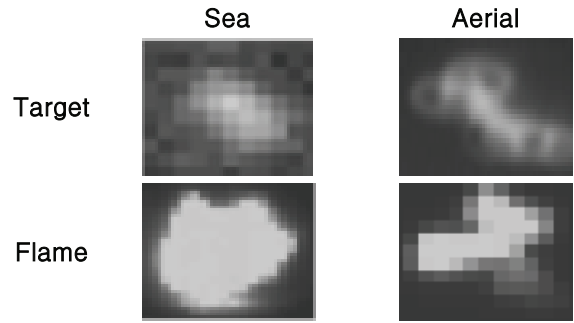


Fig. 1. Infrared images for Target and Flame

게 올라가기 때문에 배경과 온도차가 커진다. 또한 시간에 따라 온도차가 낮아지고, 연기로 변하여 사라지는 특성이 있다. 이러한 특성 때문에, 충돌에 의한 화염 또는 산불이 발생했을 경우 표적을 인식하기 위해 원시데이터를 직접 신경망의 학습데이터로 사용할 경우, 거리 및 시간에 따라 모양, 크기, 온도분포가 변하고 표적, 화염, 연기가 함께 존재하기 때문에 표적 및 화염간의 분별 가능한 Feature가 생성되지 않아 인식 정확도가 떨어질 수 있다. 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하고, 표적과 화염의 인식 정확도를 향상시키기 위해, 표적과 화염의 원시데이터를 Gradient Vector Field로 변환하여 학습하는 방법을 제안하였다. 시간 경과에 따른 표적과 화염의 Gradient Vector Field 비교결과, 표적은 중심으로 갈수록 온도가 높아져 온도차가 존재하고, 중심 쪽의 magnitude가 큰 반면에, 화염은 발생 직후 열이 높은 온도로 중심에서 바깥쪽으로 뻗어나가기 때문에 바깥쪽 magnitude가 중심부보다 큰 특성이 있다. 제안한 표적 및 화염 자동인식기술의 전체 구조는 Fig. 2와 같다. 표적과 화염의 적외선 영상이 입력되면 Gradient Vector Field로 변환하고 표적후보영역을 설정한다. 그리고 무게중심을 계산한 후 각 Gradient magnitude를 Polynomial Curve Fitting 도구에 적용하여 다항식 계수를 추출 및 신경망 모델에 학습함으로써 표적과 화염의 자동인식을 수행한다.

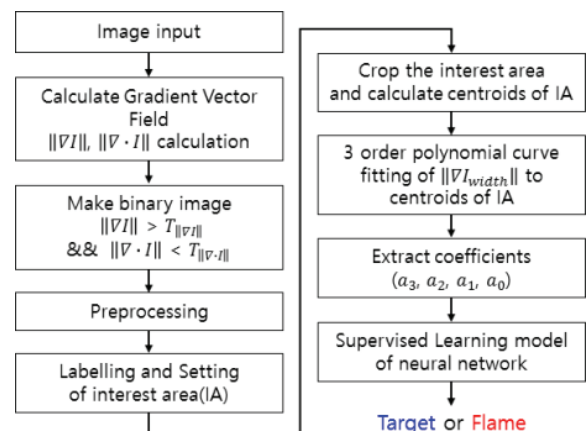


Fig. 2. Structure of automatic recognition

## 2.2 특징점 추출

### 2.2.1 Gradient Vector Field (GVF)

본 연구에서는 화염과 표적을 자동 인식하기 위한 특징을 추출하기 위해, 적외선 영상을 Fig. 3과 같이 Gradient Vector Field(GVF)로 변환하여 입력변수로 신경망 모델을 학습하였다.

Gradient Vector Field(GVF)는 Fig. 3과 같이 영상에서 X축 방향 픽셀들의 밝기 차이와 Y축 방향 픽셀들의 밝기 차이를 나타낸 벡터장이다. 즉, 적외선 영상의 각 픽셀위치는 너비(width)방향으로 x축, 길이(Height)방향으로 y축 방향벡터로 표현될 수 있으며, 각 픽셀의 크기는 x축, y축 방향으로 변화하는 픽셀 값의 차이로 표현될 수 있다.

x축, y축 방향으로 Gradient는 Fig. 4와 같이 표현되며,  $(\frac{\delta I}{\delta x}, 0)$ 는 X축 방향으로 픽셀 차이를 나타내며,  $(0, \frac{\delta I}{\delta y})$ 는 Y축 방향으로 픽셀 차이를 나타낸다.

$$\frac{\delta I}{\delta x} = I(x+1, y) - I(x-1, y) \quad (1)$$

$$\frac{\delta I}{\delta y} = I(x, y-1) - I(x, y+1) \quad (2)$$

$$\theta = \tan^{-1} \left[ \frac{\delta I / \delta y}{\delta I / \delta x} \right], \quad \|\nabla I\| = \sqrt{\left( \frac{\delta I}{\delta x} \right)^2 + \left( \frac{\delta I}{\delta y} \right)^2} \quad (3)$$

GVF는 벡터크기(Gradient magnitudes)와 벡터방향(Gradient Orientations)으로 표현되며, Gradient 계산은 식 (1), (2)에 의해 계산되고, 식 (3)에 의해 Gradient magnitude( $\|\nabla I\|$ )와 orientation( $\theta$ )이 계산된다.

### 2.2.2 표적과 화염의 Gradient Vector Field

표적과 화염의 적외선 영상의 GVF와 Gradient magnitude는 Fig. 5와 같다. 표적은 중심으로 갈수록 온도가 높아져 온도차가 존재하고, 중심 쪽의 magnitude가 큰 반면에, 화염은 발생 직후 열이 높은 온도로 중심에서 바깥쪽으로 뻗어나가기 때문에 바깥쪽 magnitude가 중심부보다 큰 특성이 있다.

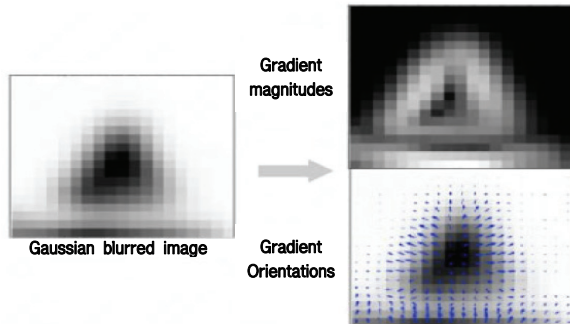


Fig. 3. Definition of Gradient

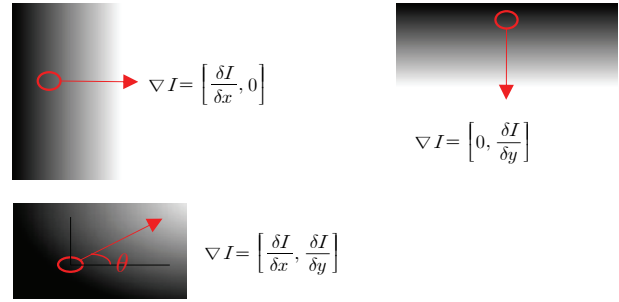


Fig. 4. Definition of Gradient

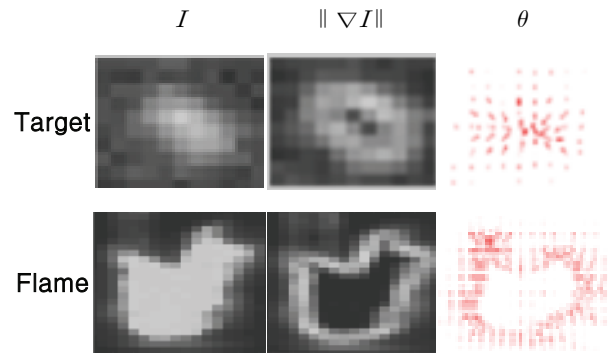


Fig. 5. GVF of Target and Flame

### 2.2.3 Gradient magnitude 비교

표적과 화염의 적외선 영상에 대한 Gradient magnitude 비교를 위해 정량적인 분석이 필요하다.

전체 픽셀의 Gradient magnitude를 비교할 경우, 실제 표적 및 화염의 열 특성이 포함되지 않은 픽셀도 존재하기 때문에, 본 연구에서는 영상기반 기하학적 모멘트(Geometric moment)를 통해 무게중심점을 계산하여 그 점의 width 방향으로 Gradient magnitude를 비교하였다. 모멘트 기술자는 객체의 모든 픽셀 좌표의 정보를 이용하여 객체의 모양을 기술하는 방법으로, 2차원 영상을 함수  $I(x, y)$ 의 형태로 나타낼 경우, 기하학적 모멘트는 식 (4)와 같이 정의된다.

$$m_{p,q} = \sum_{y=1}^{Height} \sum_{x=1}^{Width} x^p y^q I(x, y), \quad (p, q \geq 0) \quad (4)$$

p와 q는 0보다 같거나 큰 정수이며 (p+q)를 모멘트의 차수(order)라고 부른다.  $I(x, y)$ 는 표적과 화염의 적외선 영상을 나타내고, Height와 Width는 각각 영상의 가로와 세로 픽셀의 크기이다.

$m_{0,0}$ ,  $m_{1,0}$ ,  $m_{0,1}$ 는 위치모멘트로서,  $m_{0,0}$ 는 영상 내 각 픽셀들의 합(질량)을 나타내고,  $m_{1,0}$ ,  $m_{0,1}$ 는 무게중심( $C_x, C_y$ )을 계산하는데 활용된다.

$$C_x = \frac{m_{1,0}}{m_{0,0}}, \quad C_y = \frac{m_{0,1}}{m_{0,0}} \quad (5)$$

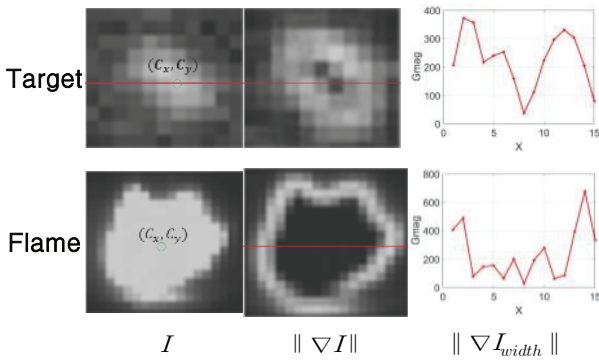


Fig. 6. Graph of  $\|\nabla I_{width}\|$  with Centroid

적외선 영상에서 무게중심( $C_x, C_y$ )을 계산한 후 GVF에서 무게중심의 width방향성분의 Gradient magnitude의 크기를 추출하여 Fig. 6과 같이 표적과 화염의 특성을 비교하였다.

### 2.2.4 시간 경과에 따른 표적과 화염의 GVF 비교

Table 1과 같이, 표적은 중심으로 갈수록 온도가 높아지는 특성이 있고, 중심 쪽의 Gradient magnitude가 큰 특성이 있으며, 시간의 변화에 따라 형태와 크기가 일정한 특징이 있다. 반면에 화염은 Table 2와 같이, 발생 직후 열이 높은 온도로 중심에서 바깥쪽으로 뻗어나가기 때문에 바깥쪽 magnitude가 중심보다 큰 특성이 있다. 또한 시간에 따라 온도차가 낮아지고, 연기로 변하여 사라지는 특성이 있다.

### 2.3 자동탐지 알고리즘

표적과 화염의 인식률을 높이기 위해서는 관심영역(Interested Area)에서 표적과 화염으로 추정되는 영역을 정확하게 추출해야 한다. 추출된 영역의 Class 정보와 특징벡터를 활용하여 신경망 학습을 수행하기 때문에 높은 인식률을 위해서는 자동탐지 알고리즘이

Table 1. GVF of target over frames

	Number of frames			
	n+1	n+10	n+20	n+30
$I$				
$\ \nabla I\ $				
$\ \nabla I_{width}\ $				

Table 2. GVF of flame over frames

	Number of frames			
	n+1	n+10	n+20	n+30
$I$				
$\ \nabla I\ $				
$\ \nabla I_{width}\ $				

중요하다. 본 논문에서는 식 (6)~(12)을 통해 표적 및 화염 추정영역을 배경으로부터 분리하였다.

$$\text{Div}(\nabla I) = \nabla \cdot (\nabla I) = \lim_{\Delta\nu \rightarrow 0} \frac{\oint (\nabla I) \cdot dS}{\frac{\partial(\nabla I_x)}{\partial x} + \frac{\partial(\nabla I_y)}{\partial y}} \quad (6)$$

Divergence[34]는 식 (6)과 같이, volume  $v$ 가 아주 작은 값으로 수렴할 때, closed surface( $S$ )에서 나오는 flux값들의 적분이다. 스칼라 값을 지니며, 어떤 매우 작은 부피에서 바깥으로 나가는 flux양을 스칼라 값에 담아내기 위한 수학적 도구이다.

$$G = \|\nabla I\| \cdot \text{Div}(\nabla I) \quad (7)$$

$$\text{Min} = \text{minimum}(G) \quad (8)$$

$$B = \text{imbinary}(G, \text{Min} - \text{Min} * \text{weight}) \quad (9)$$

$$X = \text{XOR}(B) \quad (10)$$

$$D = \text{imdilation}(X) \quad (11)$$

$$F = \text{imfill}(D) \quad (12)$$

식 (7)과 같이 관심영역의 gradient 크기( $\|\nabla I\|$ )와 divergence( $\nabla \cdot (\nabla I)$ )를 곱한 결과를  $G$ 에 저장한다.  $G$ 값의 최소값과 가중치를 문턱값으로 설정하여 이진화 영상( $B$ )을 획득하고, XOR 연산( $X$ ), 모폴로지 팽창연산( $D$ ) 및 채우기 연산( $F$ )을 수행한다. 이후 처리된 결과  $F$ 를 Labeling 후, 표적후보영역을 배경과 분리한다. 분리된 영역에 대해 무게중심을 계산하고 그 점의 width 방향으로 Gradient magnitude( $\|\nabla I_{width}\|$ )를  $n$ 'th Polynomial Curve Fitting 도구를 수행하여 다항식 계수를 산출한다. 산출된 다항식 계수는 학습된

신경망 모델의 Input layer에 입력되어 표적 혹은 화염영역인지 분류된다.

## 2.4 Polynomial Curve Fitting 의한 계수 추출

표적과 화염에 대한  $\|\nabla I_{width}\|$ 의 정량적인 비교를 위해서, 본 논문에서는 Polynomial Curve Fitting 도구[35]를 적용하여 계수를 추출하였다. Fig. 7과 같이 n개의 데이터가 주어졌을 때, 이 주어진 n개의 데이터를 가장 잘 표현하는 다항식의 계수를 구하는 것이 목적이다. 다항식의 계수를 구하기 위해 식 (13)과 같이, 오차를 제공해서 그 합이 최소화되는 다항식의 계수를 산출하였다. 아래와 같이 Polynomial Curve Fitting의 개념설명을 위해 차수를 3차로 설정하였다.

i 번째 데이터와 다항식 사이에는 오차가 존재하는 데 식 (14), (15)와 같이 오차의 제곱의 합이 최소화 되기 위해서  $S_r$ 을 미분하여 0이 되어야 한다.

$$\sum_{i=1}^n E_i^2 \Rightarrow \text{Minimize} \quad (13)$$

$$S_r = \sum_{i=1}^n E_i^2 = (Y_i - a_0 - a_1 X_i - a_2 X_i^2 - a_3 X_i^3)^2 \quad (14)$$

$$\frac{\partial S_r}{\partial a_0} = 0, \quad \frac{\partial S_r}{\partial a_1} = 0, \quad \frac{\partial S_r}{\partial a_2} = 0, \quad \frac{\partial S_r}{\partial a_3} = 0 \quad (15)$$

$$n a_0 + a_1 \sum_{i=1}^n X_i + a_2 \sum_{i=1}^n X_i^2 + a_3 \sum_{i=1}^n X_i^3 = \sum_{i=1}^n Y_i \quad (16)$$

$$a_0 \sum_{i=1}^n X_i + a_1 \sum_{i=1}^n X_i^2 + a_2 \sum_{i=1}^n X_i^3 + a_3 \sum_{i=1}^n X_i^4 = \sum_{i=1}^n X_i Y_i \quad (17)$$

$$a_0 \sum_{i=1}^n X_i^2 + a_1 \sum_{i=1}^n X_i^3 + a_2 \sum_{i=1}^n X_i^4 + a_3 \sum_{i=1}^n X_i^5 = \sum_{i=1}^n X_i^2 Y_i \quad (18)$$

$$a_0 \sum_{i=1}^n X_i^3 + a_1 \sum_{i=1}^n X_i^4 + a_2 \sum_{i=1}^n X_i^5 + a_3 \sum_{i=1}^n X_i^6 = \sum_{i=1}^n X_i^3 Y_i \quad (19)$$

식 (16)~(19)과 같이 4개의 방정식과 4개의 미지수가 되므로 유일한 해를 갖게 된다.

$$\begin{bmatrix} n & \sum_{i=1}^n X_i & \sum_{i=1}^n X_i^2 & \sum_{i=1}^n X_i^3 \\ \sum_{i=1}^n X_i & \sum_{i=1}^n X_i^2 & \sum_{i=1}^n X_i^3 & \sum_{i=1}^n X_i^4 \\ \sum_{i=1}^n X_i^2 & \sum_{i=1}^n X_i^3 & \sum_{i=1}^n X_i^4 & \sum_{i=1}^n X_i^5 \\ \sum_{i=1}^n X_i^3 & \sum_{i=1}^n X_i^4 & \sum_{i=1}^n X_i^5 & \sum_{i=1}^n X_i^6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n Y_i \\ \sum_{i=1}^n X_i Y_i \\ \sum_{i=1}^n X_i^2 Y_i \\ \sum_{i=1}^n X_i^3 Y_i \end{bmatrix} \quad (20)$$

$$\text{Target vector} = [a_{3,T} \ a_{2,T} \ a_{1,T} \ a_{0,T}] \quad (21)$$

$$\text{Flame vector} = [a_{3,F} \ a_{2,F} \ a_{1,F} \ a_{0,F}] \quad (22)$$

식 (20)과 같이 행렬식으로 변환하여  $a_0, a_1, a_2, a_3$

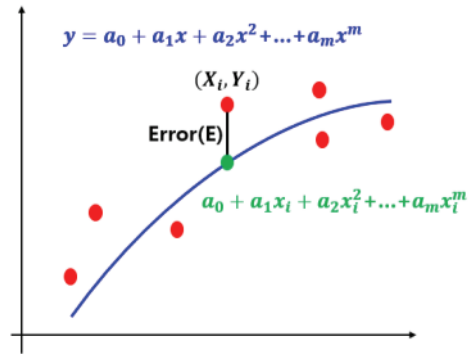


Fig. 7. Polynomial Curve Fitting

Table 3. Polynomial Curve Fitting by order

Detected image	Gradient magnitude	Polynomial Curve Fitting by order

를 계산하고, 식 (21), (22)는 표적과 화염에 대한  $\|\nabla I_{width}\|$ 을 표현하는 다항식 계수를 나타낸 표적특징벡터이다. 2.3절에서 자동탐지영역의 크기에 대해 표적과 화염의 특징벡터를 분별할 수 있는 최적의 Polynomial Curve Fitting의 order(차수)를 찾는 것이 중요하다. 본 연구에서는 Table 3과 같이, 표적과 화염의 특성 분류를 위한 적정 차수를 비교하였다.

## 2.5 신경망 학습

본 논문에서는 표적과 화염의 적외선 영상으로부터 추출된 각 다항식계수를 활용하여 표적 및 화염을 인식하기 위해, Fig. 8과 같이 신경망을 설계하여 데이터를 학습하였다. 입력계층(Input layer)의 차원은 Table 4와 같이 Polynomial Curve Fitting 도구의 차수에 따라 다르게 설계하였고, 표적과 화염영상으로부터 추출된 다항식 계수를 입력벡터로 사용하였다.

은닉계층(Hidden layer)의 수는 10으로 설정하고, 학습률은 0.01로 설정하였다. 출력계층(Output layer)의 차원은 2차원이며, 표적 혹은 화염으로 분류된다. Iteration 수는 600으로 설정하고, 활성화함수는 Sigmoid, 에러율은 평균제곱오차(MSE; Mean Square Error)로 표기하였다.

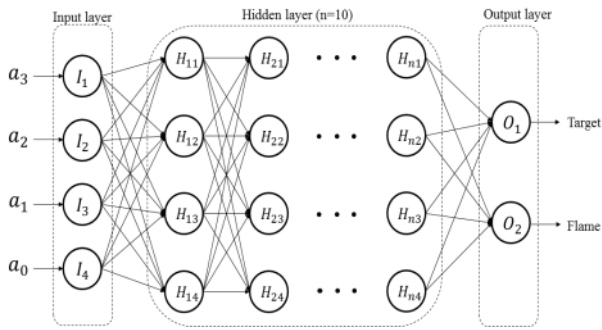


Fig. 8. Design of Neural Network

Table 4. Number of Input layer by order

Order	9	7	5	3
Input layer	10	8	6	4

2.6 시험결과

본 연구에서는 서로 다른 환경에서 획득한 표적과 화염의 적외선 영상을 활용하여 제안한 알고리즘의 성능을 검증하였다. 사용된 적외선 영상 센서의 과장 대역은 LWIR(Long wave infrared), Raw데이터 크기는 16bit LVDS 영상이다. 본 연구에서 적외선 영상 센서는 지상계측장비 또는 항공탐재용 POD에 장착되어 공중과 해상에 존재하는 표적 및 화염의 적외선 영상을 획득하여 Database를 구축하였다. Database는 Fig. 1, Table 1, Table 2와 같이 Scene1은 해상에 존재하는 선박표적과 폭발화염을, Scene2는 공중에 존재하는 비행체와 폭발화염 영상으로 구성된다. 각 영상은 연속된 데이터에서 샘플링 하여 추출되었다. 각 Database의 Train, Validation, Test의 비율은 70%, 15%, 15%로 설정하여 무작위로 샘플링 하였다. 또한, 제안한 알고리즘의 인식성능을 확인하기 위해 각 Database에서 표적특징벡터를 추출하여 4가지 형태로 재조합하여 시험을 수행하였다. Database에 대한 세부 구성은 Table 5와 같다.

2.6.1 탐지영역크기 별 다항식 곡선피팅 차수 관계에 따른 네트워크 성능 비교

본 절에서는 각 Database에서 데이터 분할 비율을 Train set, Validation set, Test sett 순으로 70%, 15%, 15%로 설정하여 무작위로 샘플링 후, Fig. 9와 같이 자동 탐지된 표적후보영역의 크기를 임의로 가변하여 크기와 다항식 곡선피팅의 4가지 차수 관계에 대한 네트워크 성능을 분석하였다. 본 시험을 통해, 인식성능을 비교함으로써 탐지영역의 적절한 Resizing 크기와 그에 따른 차수를 최적화 할 수 있다. 자동탐지영역의 임의 크기에 대한 각 차수 별 표적 및 화염의 특징벡터의 수는 Table 5와 같다.

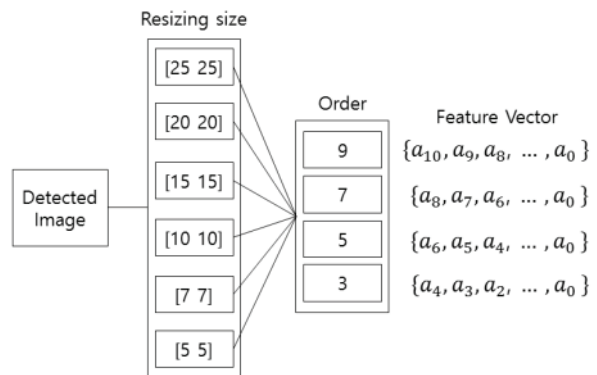


Fig. 9. Design of feature vector for train and test

Table 5. Number of feature vector, Data Ratio

Database	Resize [n,n]	Number of data		Ratio(%)		
		Target	Flame	Train	Validation	Test
scene 1	25	100	100	70	15	15
	20	100	100			
	15	100	100			
	10	100	100			
	7	100	100			
scene 2	25	48	200	70	15	15
	20	48	200			
	15	48	200			
	10	48	200			
	7	48	200			
	5	48	200			

(1) scene 1

scene 1에 대해 Fig. 10과 같이 자동탐지영역의 크기가 25-by-25이고 다항식 곡선피팅 차수가 5일 때

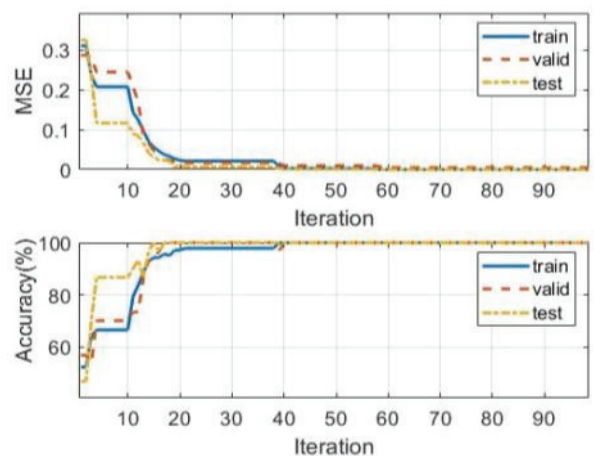


Fig. 10. MSE, Accuracy (size : 25-by-25, order : 5)

**Table 6. Accuracy on size and order(Scene 1)**  
(Accuracy unit : %)

Order	9		7		5		3	
	V	T	V	T	V	T	V	T
25	96	93	93	100	100	100	100	93
20	93	96	83	96	76	90	90	90
15	93	93	100	86	76	76	90	90
10	93	93	96	96	93	100	96	100
7	-	-	96	100	96	100	96	100
5	-	-	-	-	83	90	96	96

학습 및 시험결과를 나타내었다. 위 경우, 다양한 탐지영역 중 Iteration 40 이상에서 MSE가 9.694e-05로 수렴하였고 Validation set, Test set의 Accuracy가 각각 100%로 표적 및 화염 인식률이 가장 높음을 확인하였다. 이외의 탐지영역과 차수 관계에 대한 네트워크 성능결과는 Table 6에 나타내었다.

**(2) scene 2**

scene 2에 대해 학습 및 시험 결과, Fig. 11과 같이 자동탐지영역의 크기가 25-by-25이고 다항식 곡선피

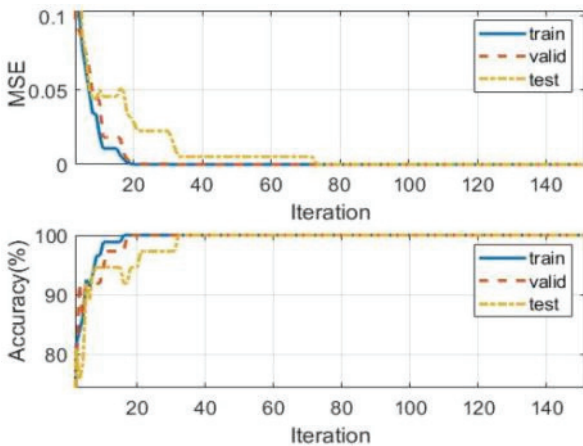


Fig. 11. MSE, Accuracy(size : 25-by-25, order : 9)

**Table 7. Accuracy on size and order(Scene 2)**  
(Accuracy unit : %)

Order	9		7		5		3	
	V	T	V	T	V	T	V	T
25	100	100	97	97	100	94	94	100
20	97	91	100	97	97	100	100	97
15	97	97	100	100	100	97	97	100
10	94	97	94	100	97	100	97	100
7	-	-	97	94	97	97	97	97
5	-	-	-	-	97	100	97	97

팅 차수가 9일 때 학습 및 시험결과를 나타내었다. 위 경우, 다양한 탐지영역 중 Iteration 74 이상에서 MSE가 1.5005e-05로 수렴하였고 Validation set, Test set의 Accuracy가 각각 100%로 표적 및 화염 인식률이 가장 높음을 확인하였다. 이외의 탐지영역과 차수 관계에 대한 네트워크 성능결과는 Table 7에 나타내었다.

**2.6.2 탐지영역크기 통합과 곡선피팅 차수에 대한 네트워크 성능 비교**

본 절에서는 앞선 Fig. 9에서 임의로 설정된 자동 탐지영역의 크기에서 각각 획득한 표적특징벡터를 Fig. 12와 같이 곡선피팅 차수 별로 모두 통합하고 각 차수에 따른 Train, Validation, Test 비율을 각각 70%, 15%, 15%로 설정하여 무작위로 샘플링 후, 차수에 대한 네트워크 성능을 분석하였다. 이 시험을 통해, 다양한 크기의 탐지영역에서 획득한 표적특징 벡터를 학습시킴으로써 제안한 알고리즘이 탐지영역의 크기가 가변 하는 조건에서도 강인하게 동작하는 것을 확인하였다. 각 Database에서 차수 별로 표적 및 화염의 특징벡터의 수는 Table 8과 같다.

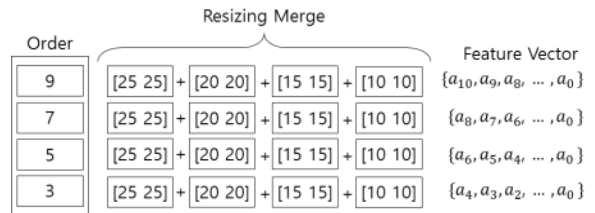


Fig. 12. Design of feature vector for train and test

**Table 8. Number of feature vector, Data Ratio**

Database	Number of data		Ratio(%)		
	Target	Flame	Train	Validation	Test
scene 1	400	400	70	15	15
scene 2	192	800	70	15	15

**(1) scene 1**

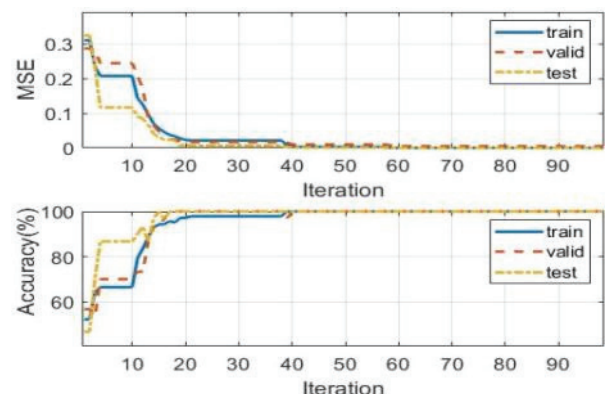


Fig. 13. MSE, Accuracy(order : 7)



(2) scene 2

Scene 1에 대해 Fig. 13과 같이, 곡선평팅 차수가 7일 때 학습 및 시험결과를 나타내었다. 위 경우, Iteration 67 이상에서 MSE가 3.3086e-02로 수렴하였고 Validation set, Test set의 Accuracy가 각각 90%, 93%로 인식률이 가장 높음을 확인하였다. scene 2에 대해서는 Fig. 14와 같이 곡선평팅 차수가 5일 때 학습 및 시험결과를 나타내었다. 위 경우, Iteration 416 이상에서 MSE가 1.4409e-03로 수렴하였고 Validation, Test set의 Accuracy가 각각 99%, 98%로 인식률이 가장 높음을 확인하였다. 이외의 차수에 대한 네트워크 성능은 Table 9에 나타내었다. 또한, Fig. 15와 같이, McNeil[21]의 알고리즘을 적용한 성능보다 본 논문에서 제안한 알고리즘의 성능이 높은 것을 확인하였다.

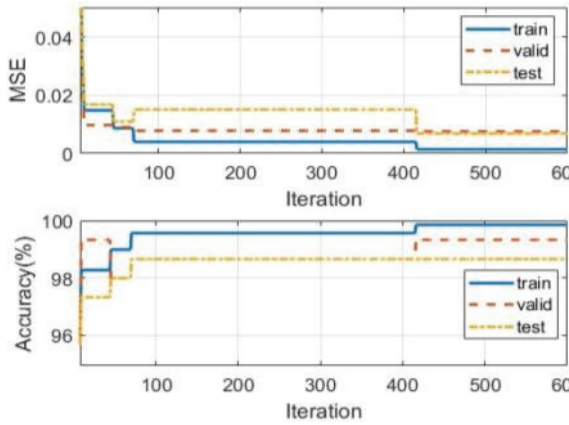


Fig. 14. MSE, Accuracy(order : 5)

Table 9. Accuracy on order (Accuracy unit : %)

Method	Proposed								McNeil [21]	
	9		7		5		3		-	
Order	9	7	5	3	-	-	-	-	-	-
Database	V	T	V	T	V	T	V	T	V	T
scene 1	87	86	90	93	89	91	90	88	93	86
scene 2	99	94	98	98	99	98	99	97	86	88

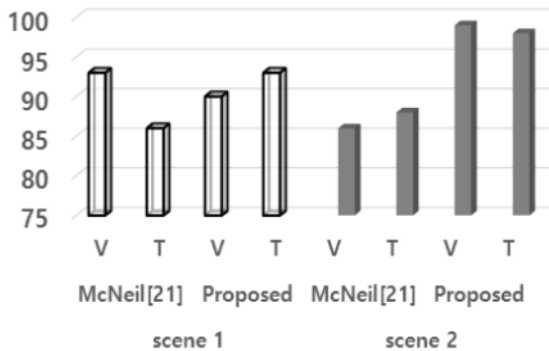


Fig. 15. Comparing accuracy

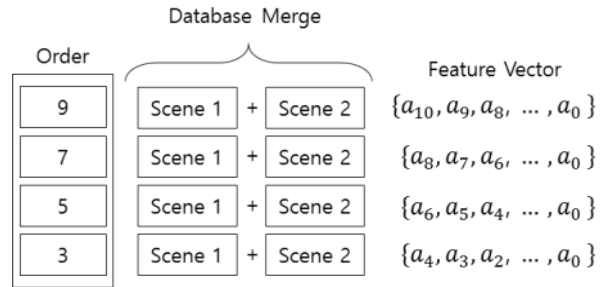


Fig. 16. Design of feature vector for train and test

Table 10. Database of infrared images

Database	Number of data		Ratio(%)		
	Target	Flame	Train	Validation	Test
scene 1+ scene 2	592	1200	70	15	15

2.6.3 Database 통합 후, 곡선평팅 차수에 대한 네트워크 성능 비교

본 절에서는 앞선 Fig. 12와 같이 2가지 유형의 Database 별로 통합한 표적 및 화염의 특징벡터를, Fig. 16과 같이 차수별로 1개의 표적 및 화염의 특징벡터 파일로 통합하였다. 이후, 각 차수에 따른 Train, Validation, Test 비율을 각각 70%, 15%, 15%로 설정 및 무작위로 샘플링하여 네트워크 성능을 분석하였다. 이 시험을 통해, 서로 다른 환경에서 획득한 표적 및 화염의 특징벡터를 Train, Validation, Test 함으로써 다양한 환경에서도 본 논문에서 제안한 알고리즘의 성능이 잘 동작하고 있음을 확인하였다. 차수 별 통합된 표적 및 화염의 특징벡터의 수는 Table 10과 같다. 시험 결과, Fig. 17과 같이 다항식 곡선평팅 차수가 5일 때 학습 및 시험결과를 나타내었다. 위 경우, Iteration 258 이상에서 MSE가 3.829e-02로 수렴하였고 Validation set, Test set의 Accuracy가 각각 89%, 87%로 표적 및 화염 인식률이 가장 높음을 확인하였다.

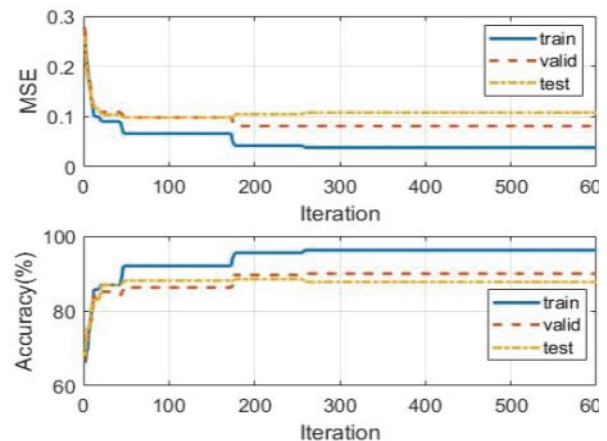


Fig. 17. MSE, Accuracy(order : 5)

Table 11. Accuracy on order

Method	Proposed								McNeil [21]	
	9		7		5		3		-	
Database	V	T	V	T	V	T	V	T	V	T
scene 1 +scene 2	85	85	89	86	89	87	86	84	80	78

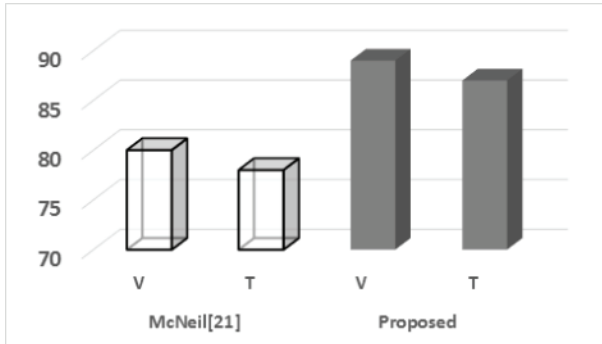


Fig. 18. Comparing accuracy

또한, Table 11과 Fig. 18과 같이, McNeil[21]의 알고리즘을 적용한 성능보다 본 논문에서 제안한 알고리즘의 성능이 높은 것을 확인하였다.

### III. 결 론

본 논문에서는 EOTS가 공중 및 해상에 존재하는 표적을 정확하게 추적하기 위해서, 적외선 영상센서를 활용하여 표적과 화염을 자동 탐지 및 인식함으로써, 화염의 영향에 강건한 표적 인식 알고리즘을 제안한다. 제안한 알고리즘은 표적과 화염의 적외선 영상을 Gradient Vector Field로 변환하고 Gradient magnitude를 Polynomial Curve Fitting 도구에 적용하여 다항식 계수를 추출 및 신경망 모델에 학습함으로써 표적과 화염의 자동인식 성능을 확인하였다. 성능시험 결과, 표적과 화염의 영역을 자동탐지 했을 때 다양한 자동탐지영역 크기에도 강인한 표적 및 화염 인식률을 확인하였다. 또한, 서로 다른 표적과 배경 등 다양한 환경에서도 높은 인식률을 확인하였다. 본 알고리즘을 활용하여 무인항공기의 자동비행 중 충돌회피, 산불탐지, 공중 및 해상의 목표물을 자동탐지 및 인식하는 분야에 적용될 수 있다.

### References

1) Wee, J. H. and Hong, S. K., "Design of the Autopilot Algorithm for Unmanned Aerial Vehicle (UAV) & its Flight Test," *Proceedings of the International Conference on Control, Automation and Systems*, October 2001, pp. 2395~2399.

2) Shakhathreh, H., Sawalmeh, A. H., Al-Fuqaha, A., Dou, Z., Almaita, E., Khalil, I., Othman, N. S., Khreishah, A. and Guizani, M., "Unmanned Aerial Vehicles: A Survey on Civil Applications and Key Research Challenges," *IEEE Access*, Vol. 7, 2019, pp. 48572~48634.

3) Stojcsics, D., Somlyai, L. and Molnár, A., "Unmanned aerial vehicle guidance methods for 3D aerial image reconstruction," *ICCC 2013·IEEE 9<sup>th</sup> International Conference on Computational Cybernetics*, 2013, pp. 321~326.

4) Lee, S. H. and Bang, H. C., "Research on the Vision-Based Landing Guidance of Rotorcraft Unmanned Aerial Vehicle using Deep Deterministic Policy Gradient," *Proceeding of The Korean Society for Aeronautical and Space Sciences Spring Conference*, April 2018, pp. 202~203.

5) Hong, K. W. and Park, J. W., "Vision-based Recognition and Navigation for UAVs," *Proceeding of The Korean Society for Aeronautical and Space Sciences Fall Conference*, November 2013, pp. 1191~1194.

6) Kim, C. H. and Bang, H. C., "Object Recognition using Information from an Aerial Image," *Proceeding of The Korean Society for Aeronautical and Space Sciences Spring Conference*, April 2014, pp. 623~626.

7) Jeon, B. Y., Baek, K. Y. and Bang, H. C., "Target Detection and Tracking on Aerial Images from an UAV," *Proceeding of The Korean Society for Aeronautical and Space Sciences Spring Conference*, April 2013, pp. 425~428.

8) Yu, D. Y., Won, D. Y. and Tahk, M. J., "Vision Based Collision Avoidance of Multi-Rotor UAVs using Optical Flow," *Proceeding of The Korean Society for Aeronautical and Space Sciences Fall Conference*, November 2010, pp. 494~497.

9) Kang, M. H., Kim, M. J. and Kim, B. H., "Operational Concept and System Control Design of Electro-Optical Payload for UAV," *Proceeding of The Korean Society for Aeronautical and Space Sciences Fall Conference*, November 2014, pp. 1229~1232.

10) Jeong, Y. Y. and Bang, H. C., "Onboard Target Recognition and Tracking Algorithm for UAV based Template Matching," *Proceeding of The Korean Society for Aeronautical and Space Sciences Fall Conference*, November 2012, pp. 582~588.

11) Lee, S. H., Kim, S. H. and Choi, H. L., "Vision-Based Multi-Object Detection and Localization Using CNN," *Proceeding of The Korean Society for Aeronautical and Space Sciences Fall*

Conference, November 2017, pp. 326~327.

12) Gao, J. Y., Lin, Z. P. and An, A. W., "Infrared Small Target Detection Using a Temporal Variance and Spatial Patch Contrast Filter," *IEEE Access*, Vol. 7, 2019, pp. 32217~32226.

13) Zhanga, X., Dingf, Q., Luo, H., Huia, B., Changa, Z. and Zhanga, J., "Infrared small target detection based on local intensity and gradient properties," *Elsevier*, Vol. 99, 2019, pp. 55~63.

14) Ozbay, M. and Sahingil, M., "A Fast and Robust Automatic Object Detection Algorithm to Detect Small Objects in Infrared Images," *IEEE, 25th ISU*, 2017, pp. 1~4.

15) Lee, J., Lim, J., Baek, H., Kim, C., Park, J. and Koh, E., "A Design of Du-CNN based on the Hybrid Machine Characters to Classify Target and Clutter in The IR Image," *Journal of the Korea Institute of Military Science and Technology*, Vol. 20, No. 6, 2017, pp. 758~766.

16) Ryu, J. and Kim, S., "Heterogeneous Gray-Temperature Fusion-Based Deep Learning Architecture for Far Infrared Small Target Detection," *Hindawi Journal of Sensors*, 2019, pp. 1~15.

17) Phillips, W., Shan, M. and Lobo, N. V., "Flame recognition in video," *Pattern Recognition Letters*, Vol. 23, No. 1-3, 2002, pp. 319~327.

18) Chen, T. H., Kao, C. L. and Chang, S. M., "An intelligent real-time fire-detection method based on video processing," *Proceeding of the IEEE 37th Annual International Carnahan Conference on Security Technology*, 2003, pp. 104~111.

19) Töreyn, B. U., Dedeoglu, Y., Güdükbay, U. and E.Çetin, A., "Computer vision based method for real-time fire and flame detection," *Pattern Recognition Letters*, Vol. 27, No. 1, 2006, pp. 49~58.

20) Chen, J., He, Y. and Wang, J., "Multi-feature fusionbased fast video flame detection," *Building and Environment*, Vol. 45, No. 5, 2010, pp. 1113~1122.

21) Celik, T. and Demirel, H., "Fire detection in video sequences using a generic color model," *Fire Safety Journal*, Vol. 44, No. 2, 2009, pp. 147~158.

22) Horng, W. B., Peng, J. W. and Chen, C. Y., "A new image-based real-time flame detection method using color analysis," *Proceeding of the IEEE Networking, Sensing and Control*, 2005, pp. 100~105.

23) Verstockt, S., Vanoosthuysse, A., Hoecke, S. V., Lambert, P. and Van de Walle, R., "Multi-sensor fire detection by fusing visual and non-visual flame features," *Proceedings of the 4th International Conference on Image and Signal Processing (ICISP 10)*, 2010, pp. 333~341.

24) Toreyn, B. U., Cinbis, R. G., Dedeoglu, Y.,

Cetin, A. E., "Fire detection in infrared video using wavelet analysis," *Optical Engineering*, Vol. 46, No. 6, 067204, 2007, pp. 1~9.

25) Grimson, W., Stauffer, C., Romano, R. and Lee, L., "Using adaptive tracking to classify and monitor activities in a site," *Computer Vision and Pattern Recognition*, 1998, pp. 22~29.

26) Yuan, F., GuangXuan, L., WeiCheng, F. and Heqin, Z., "Vision based fire detection using mixture Gaussian model," *Proceedings of the 8th International Symposium on Fire Safety Science*, 2005, pp. 1575~1583.

27) Yu, C., Zhang, Y., Fang, J. and Wang, J., "Video smoke recognition based on optical flow," *Proceedings of the 2nd IEEE International Conference on Advanced Computer Control (ICACC)*, 2010, pp. 16~21.

28) Kolesov, I., Karasev, P., Tannenbaum, A. and Haber, H., "Fire and smoke detection in video with optimal mass transport based optical flow and neural networks," *Proceedings of IEEE 17th International Conference on Image Processing*, 2010, pp. 761~764.

29) Chacon-Murguia, M. I. and Perez-Vargas, F. J., "Thermal Video Analysis for Fire Detection Using Shape Regularity and Intensity Saturation Features," *Mexican Conference on Pattern Recognition (MCPR)*, 2011, pp. 118~126.

30) McNeil, J. G., Lattimer, B. Y. and Hughes, J., "Robotic Fire Suppression Through Autonomous Feedback Control," *Fire Technology*, Vol. 53, 2017, pp. 1171~1199.

31) Shin, M. C., *Basic Statistics for Business and Economics*, Changmin Publisher, 2010, pp. 174~176.

32) Muhammad, K., Ahmad, J., Mehmood, I., Rho, S. and Baik, S. W., "Convolutional neural networks based fire detection in surveillance videos," *IEEE Access*, Vol. 6, 2018, pp. 18174~18183.

33) Muhammad, K., Ahmad, J., Lv, Z., Bellavista, P., Yang, P. and Baik, S. W., "Efficient deep CNN-based fire detection and localization in video surveillance applications," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics : Systems*, Vol. 49, 2019, pp. 1419~1434.

34) Liu, D., Cao, L., Li, Z., Liu, T. and Che, P., "Infrared Small Target Detection Based on Flux Density and Direction Diversity in Gradient Vector Field," *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, Vol. 11, No. 7, 2018, pp. 2528~2554.

35) Ostertagová, E., "Modelling using Polynomial Regression," *Procedia Engineering*, Vol. 48, 2012, pp. 500~506.