

# 불꽃 화재검출을 위한 이미지 분류기 성능향상 방법

2025/4/2

[nonezero@kumoh.ac.kr](mailto:nonezero@kumoh.ac.kr)

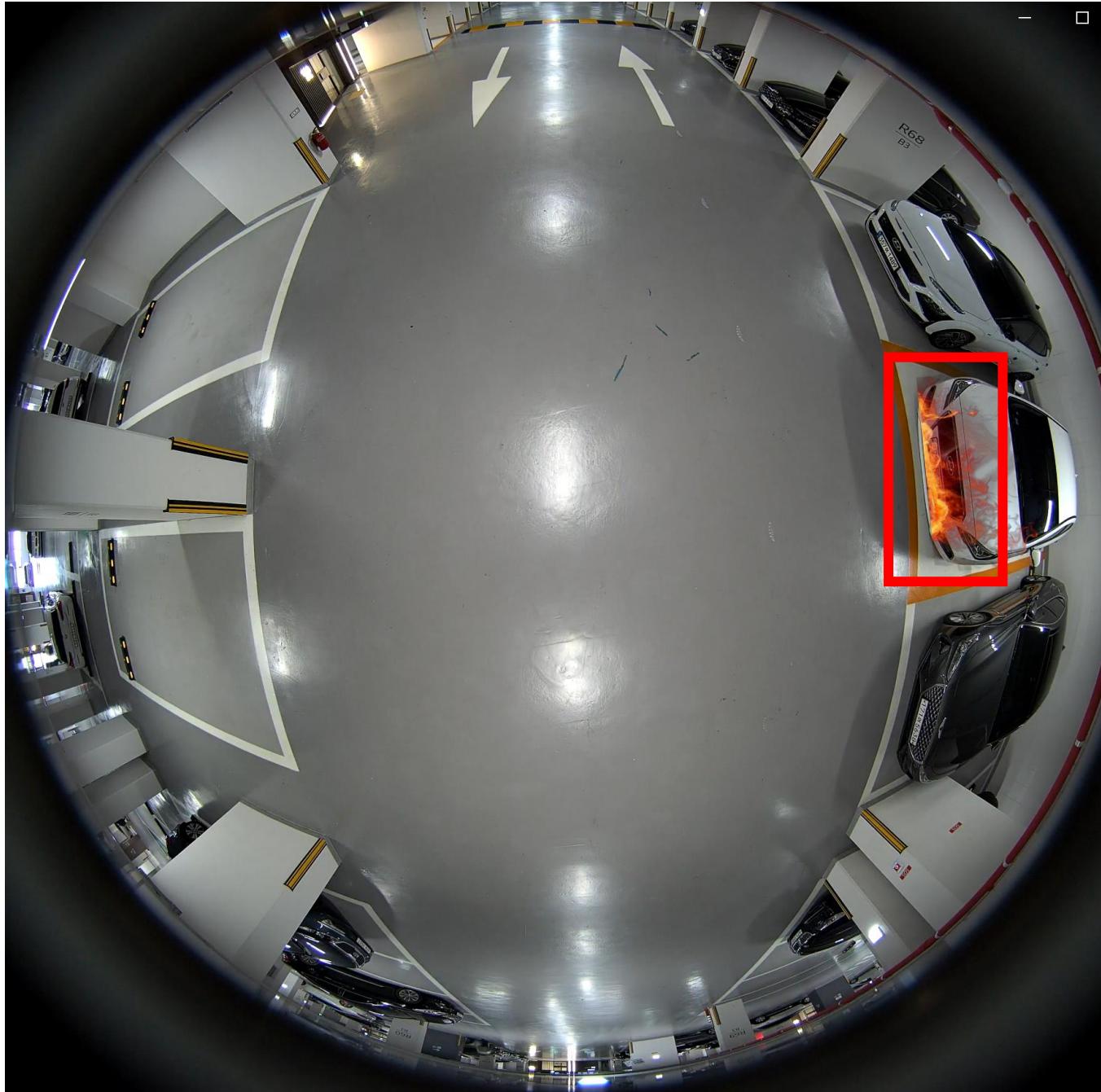
고재필

# 딥러닝 기반 화재검출방법

- 검출(detection) 모델 활용 기술
- 분류(classification) 모델 활용 기술

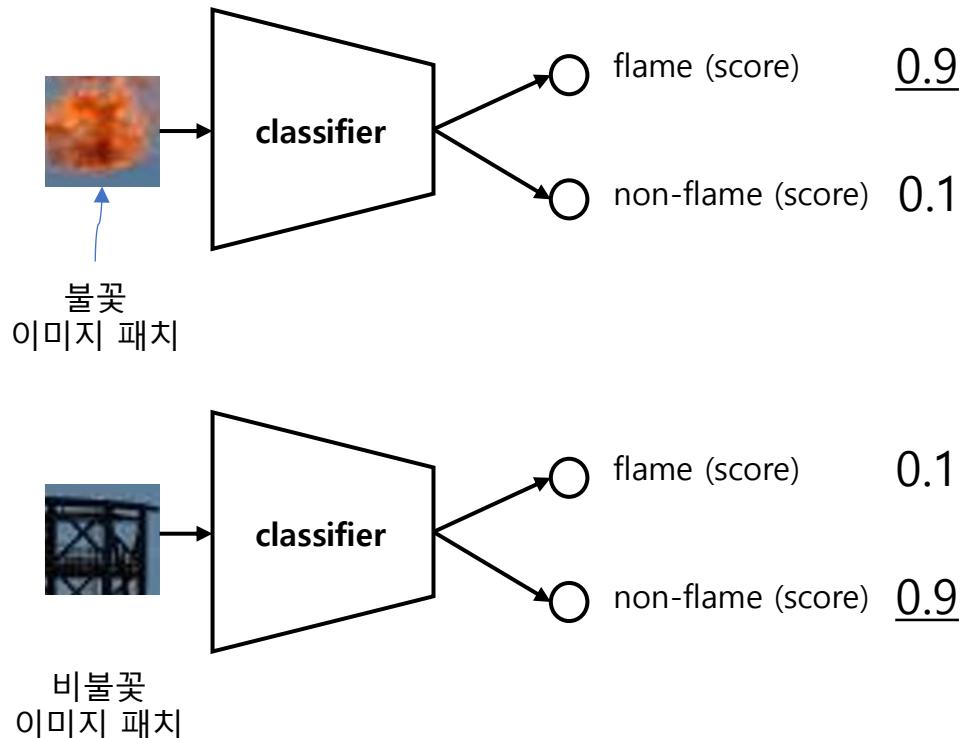
## 검출모델 활용 예시

- 이미지에서 불꽃이 발생한 영역을 박스로 표시
- 검출모델은 용량이 크고 복잡
- 훈련 데이터 수집이 어려움
- 모델 훈련이 어려움
- 모델이 크기 때문에, 에지 단에 탑재가 어려움



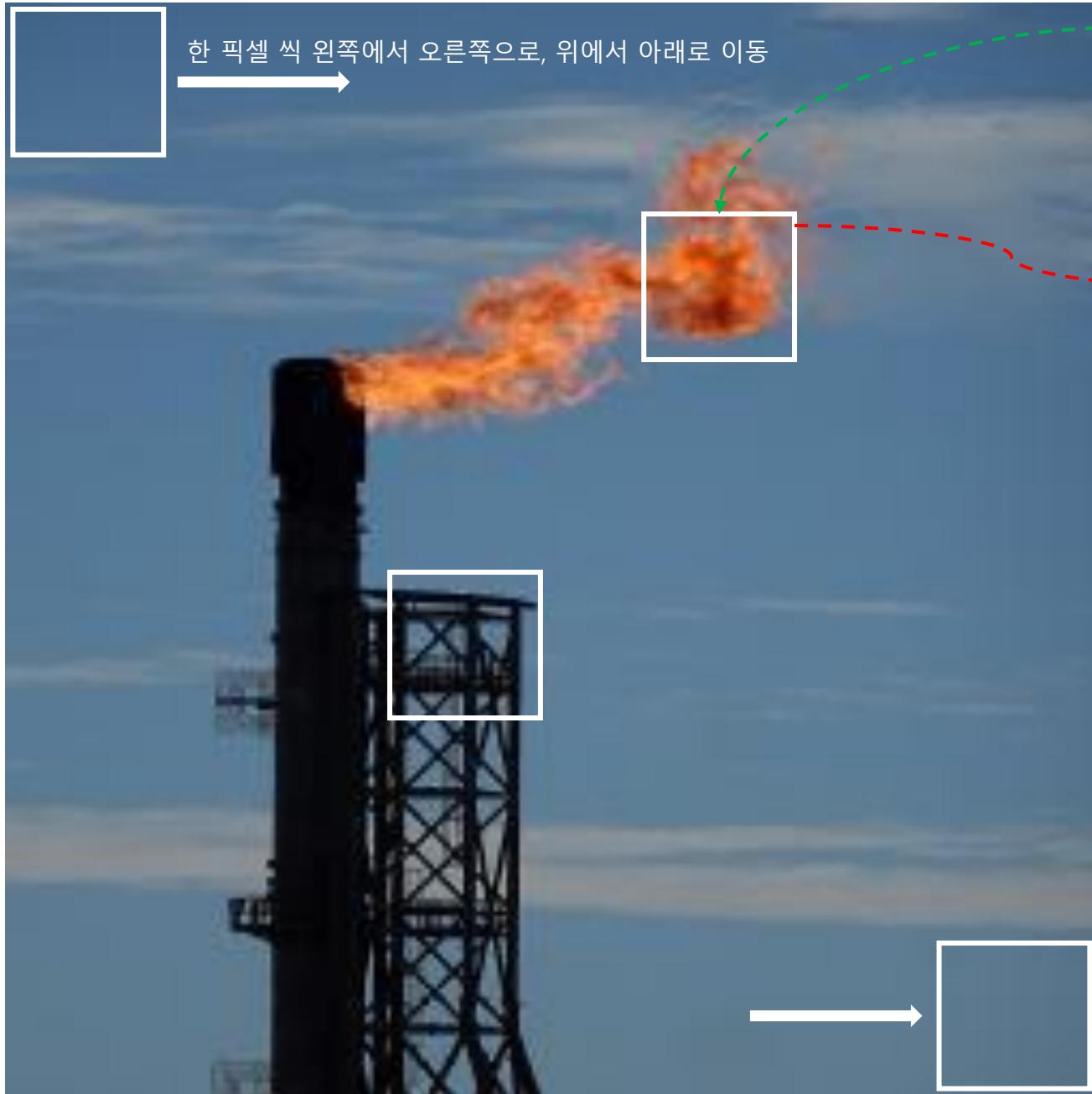
# 분류(classification) 모델

주어진 '이미지 패치'가 불꽃을 포함하고 있는지 여부를 분류/판정



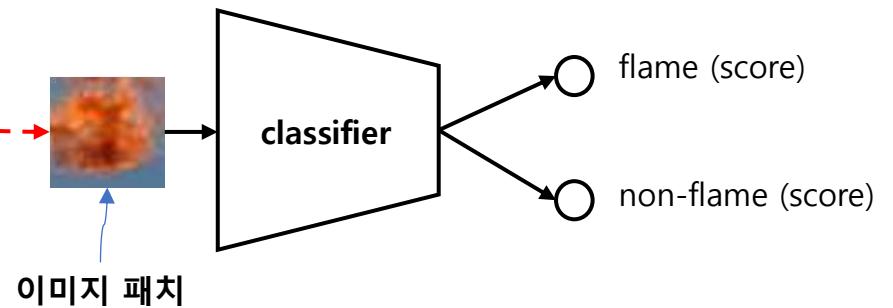
## 분류기 기반 딥러닝 모델의 장점

- 비교적 간단한 구조를 가짐
- 처리속도가 빠름
- 훈련 데이터 수집이 용이
- 훈련이 용이
- 모델의 용량이 작아 화재경보 단말장치에 탑재 용이



슬라이딩 윈도우

## 슬라이딩 윈도우 마다 분류 수행

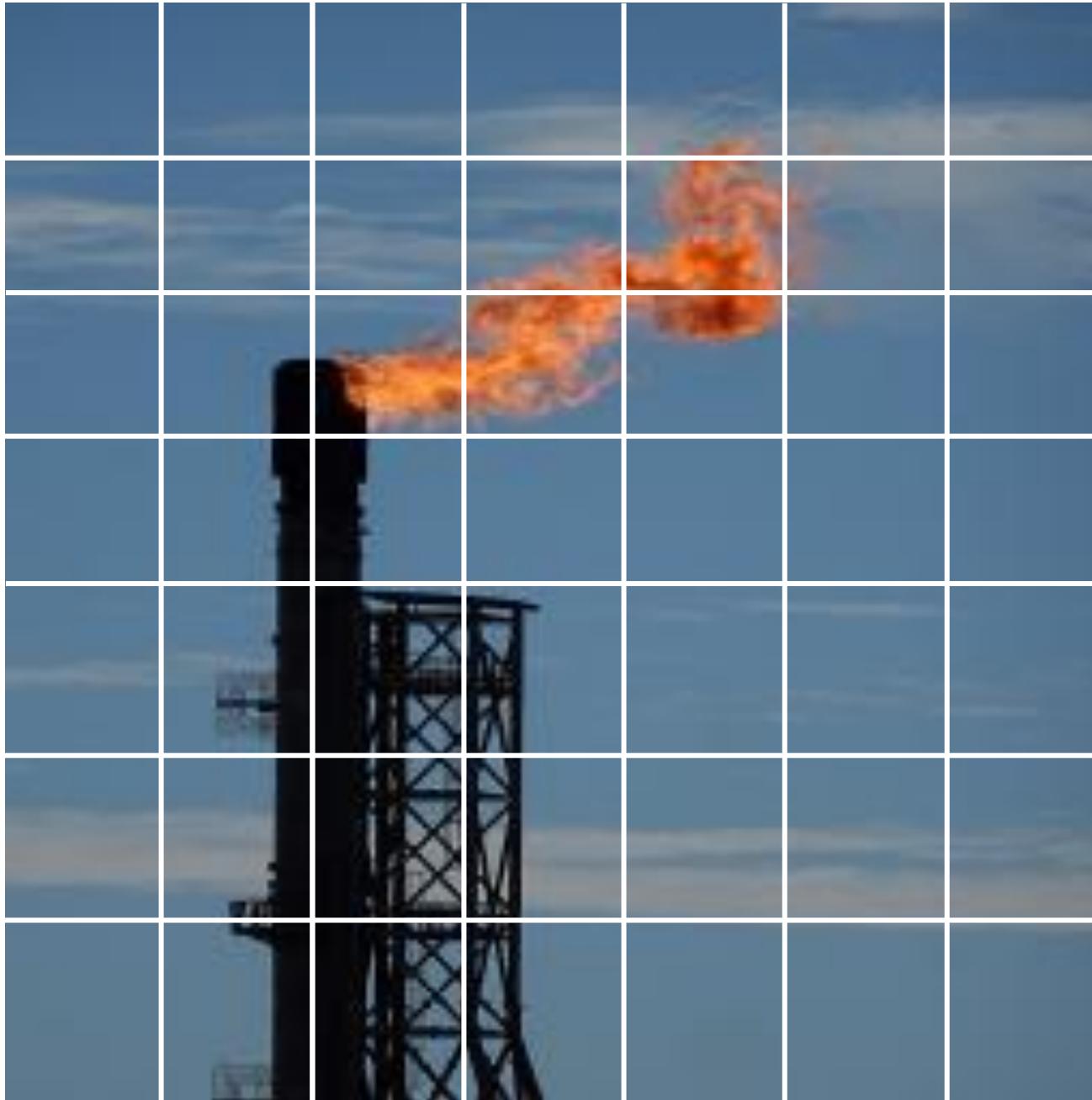


슬라이딩 윈도우  
의 중심 픽셀을  
기준으로 슬라이  
딩 윈도우 크기  
로 잘라낸 일부  
영상

이미지의 크기가  $w \times h$  이고,  
슬라이딩 윈도우 크기가,  $sw, sh$ 이면,  
분류할 이미지 패치의 수는  
 $(w-sw) \times (h-sh)$ 이다.  
이미지 픽셀의 수가  $1000 \times 1000$  이면 약 1,000,000번 분류 수행

(문제점)

분류횟수가 많아서,  
전체 이미지에 대한 처리 시간이 길다.



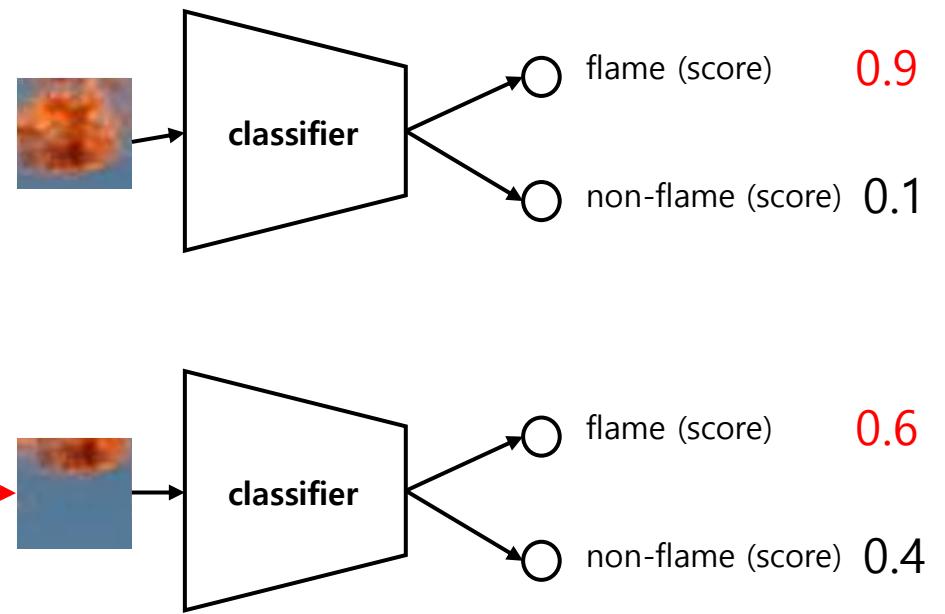
## 일반적 해결방법

미리 고정된 크기로 '이미지 패치'를 나누어 둔다.  
왼쪽 그림의 예에서는 49개

분류를 49번만 수행



## 새로운 문제점



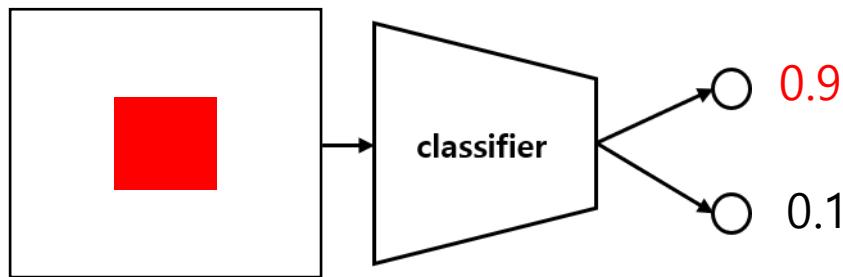
불꽃이 이미지 패치의 중앙에 있지 않으면,  
분류 점수가 낮아진다.  
즉, 분류기 성능 저하!  
-> 오판 가능성 높아짐

분류기를 훈련할 때 가운데 정렬하지 않은 패치를 추가하여 훈련하여 해결 가능. 이 방법은 훈련 데이터의 다양성을 키우기 때문에, 모델의 용량도 함께 키워야 하고, 훈련도 상대적으로 어려워짐

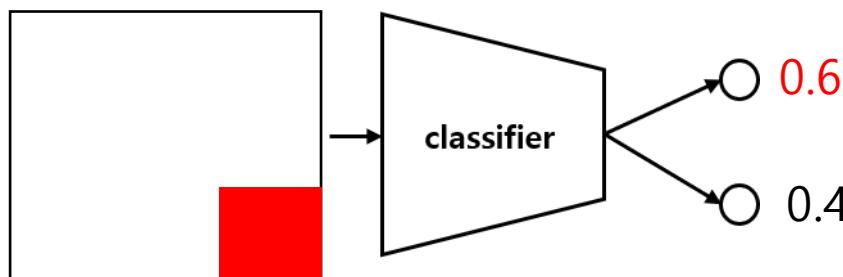
# 해결방안 – 불꽃 중앙화 및 확장

- 불꽃이 이미지 패치의 **중앙에 있지 않은 이미지 패치에 대해**,
- 불꽃이 중앙에 오도록 하면서 불꽃의 크기도 커지도록 한다.

# 중앙에 오지 않는 경우 판정



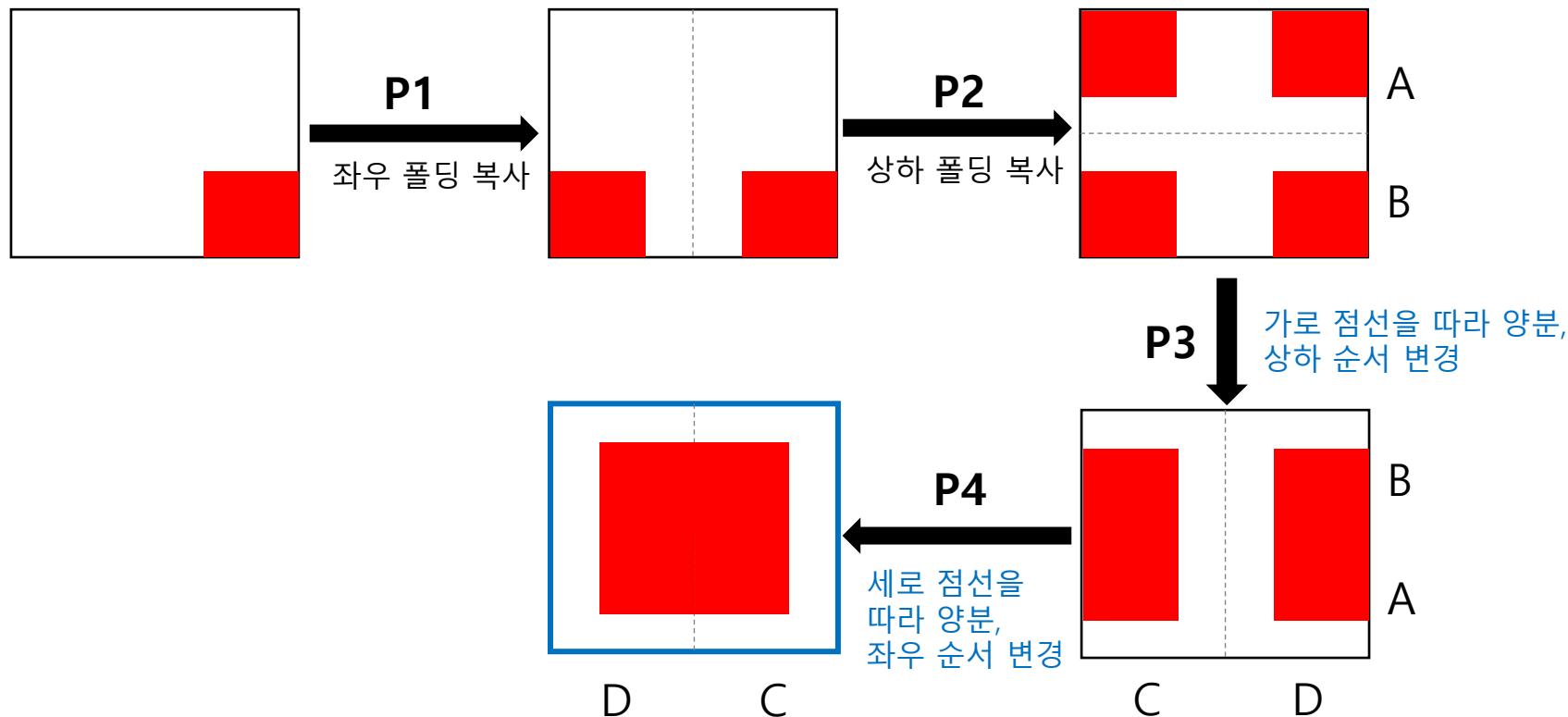
불꽃이 중앙에 오는 경우,  
분류기의 점수가 높다.



불꽃이 중앙에 오지 않는 경우  
분류기의 점수가 높지 않다.

불꽃이 중앙에 오도록 하면서 불꽃의 크기 확장: 불꽃 중앙화 및 확장

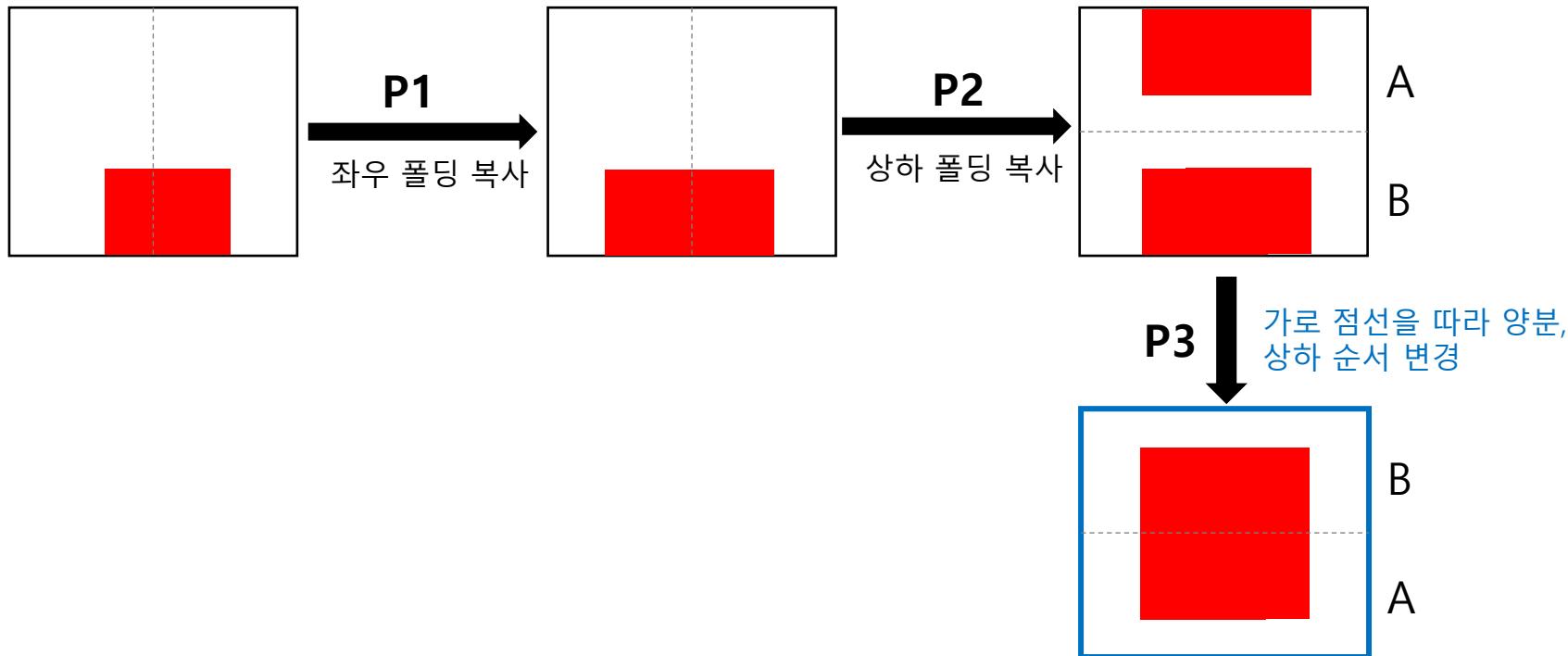
# ① 모서리에 있을 때



불꽃영역이 가운데 오고, 커지는 효과  
-> 분류기 점수가 높아진다!

불꽃이 중앙에 오도록 하면서 불꽃의 크기 확장: 불꽃 중앙화 및 확장

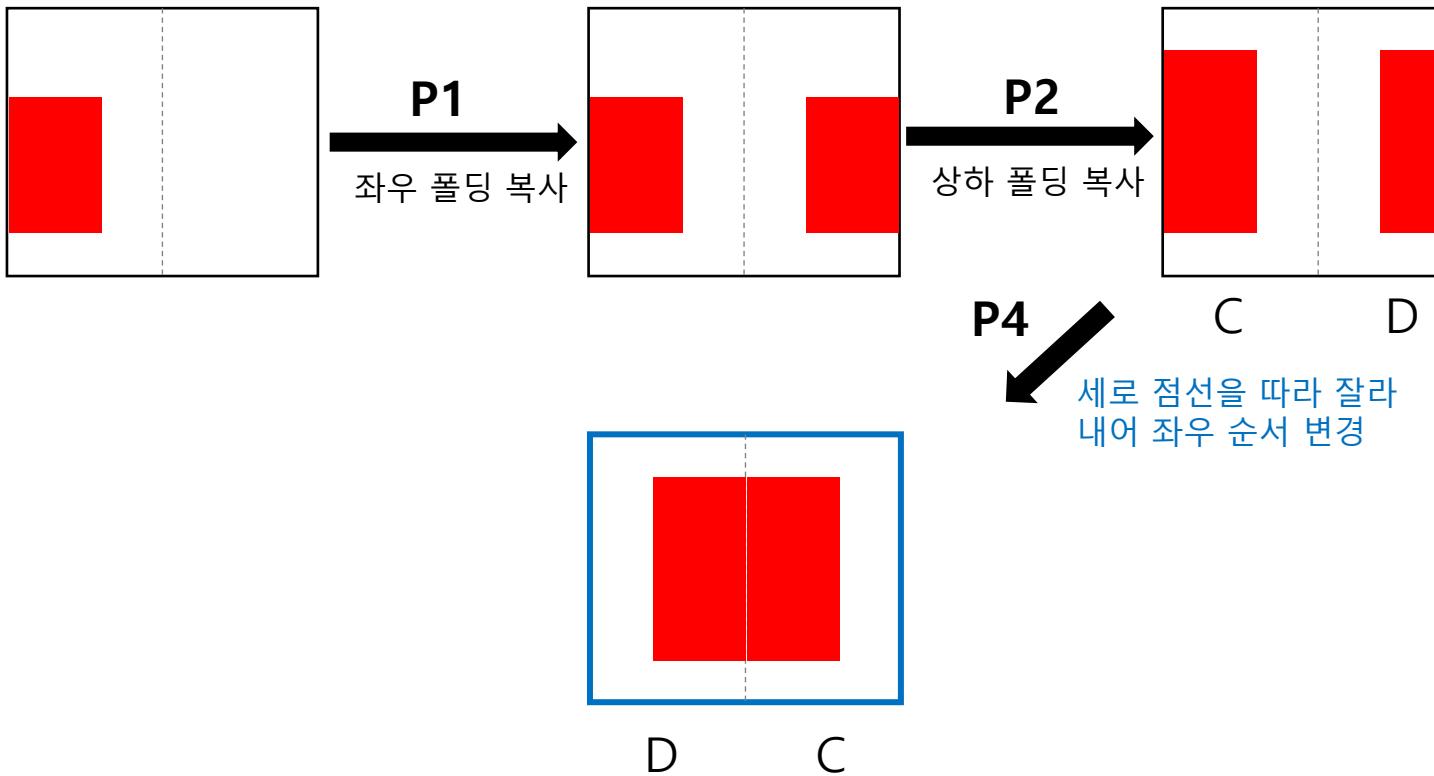
## ② 상/하변 중앙부에 있을 때



불꽃이 중앙에 오도록 하면서 불꽃의 크기 확장: 불꽃 중앙화 및 확장

3

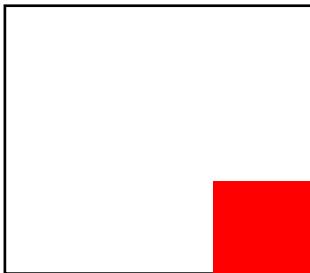
## 좌/우변 중앙부에 있을 때



# 불꽃위치 판별 방법

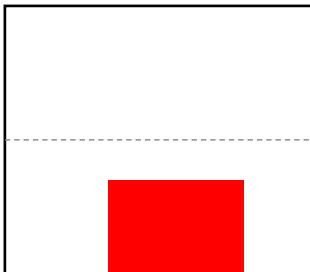
불꽃 픽셀들의 좌표 중앙값을 구한 후, 중앙값의 위치로 3가지 경우를 구분한다.

1



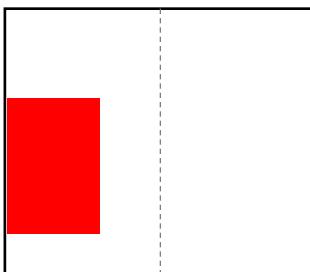
불꽃의 이 4 모서리에서 일정거리 이내에 떨어져 있다.

2



불꽃이 모서리 영역이 아니면서,  
하단 또는 상단 변에서 일정거리 이내에 떨어져 있다.

3



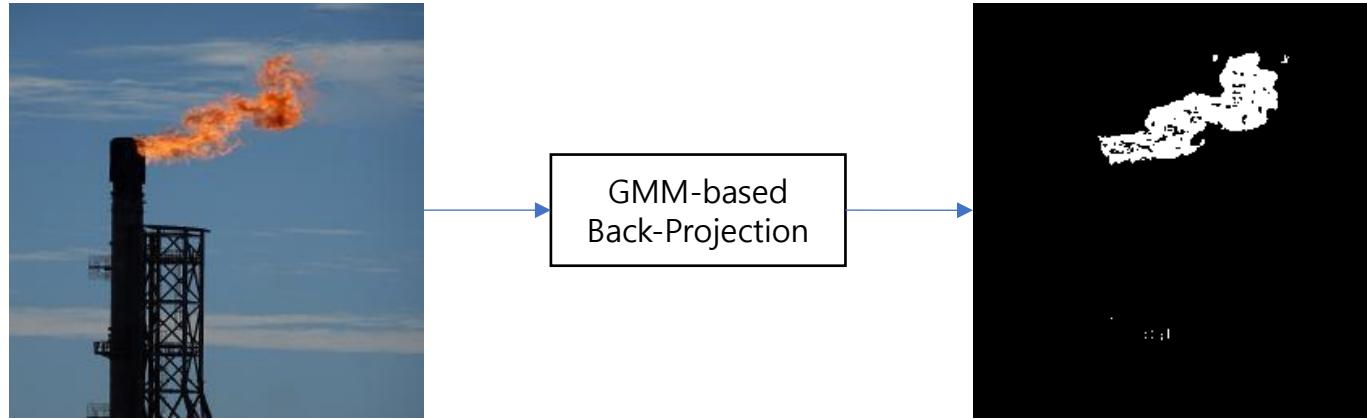
불꽃이 모서리 영역이 아니면서,  
좌측 또는 우측 변에서 일정거리 이내에 떨어져 있다.

# GMM 기반 불꽃영역 검출

- Gaussian Mixture Model
- 불꽃 픽셀로 GMM 모델 학습
- 픽셀의 컬러 값에 대한 불꽃 픽셀 확률분포
- 컬러 값에 기반하여 개별 픽셀의 불꽃 확률 산출
  - Histogram back-projection 기술적용
  - Histogram 대신 GMM 이용

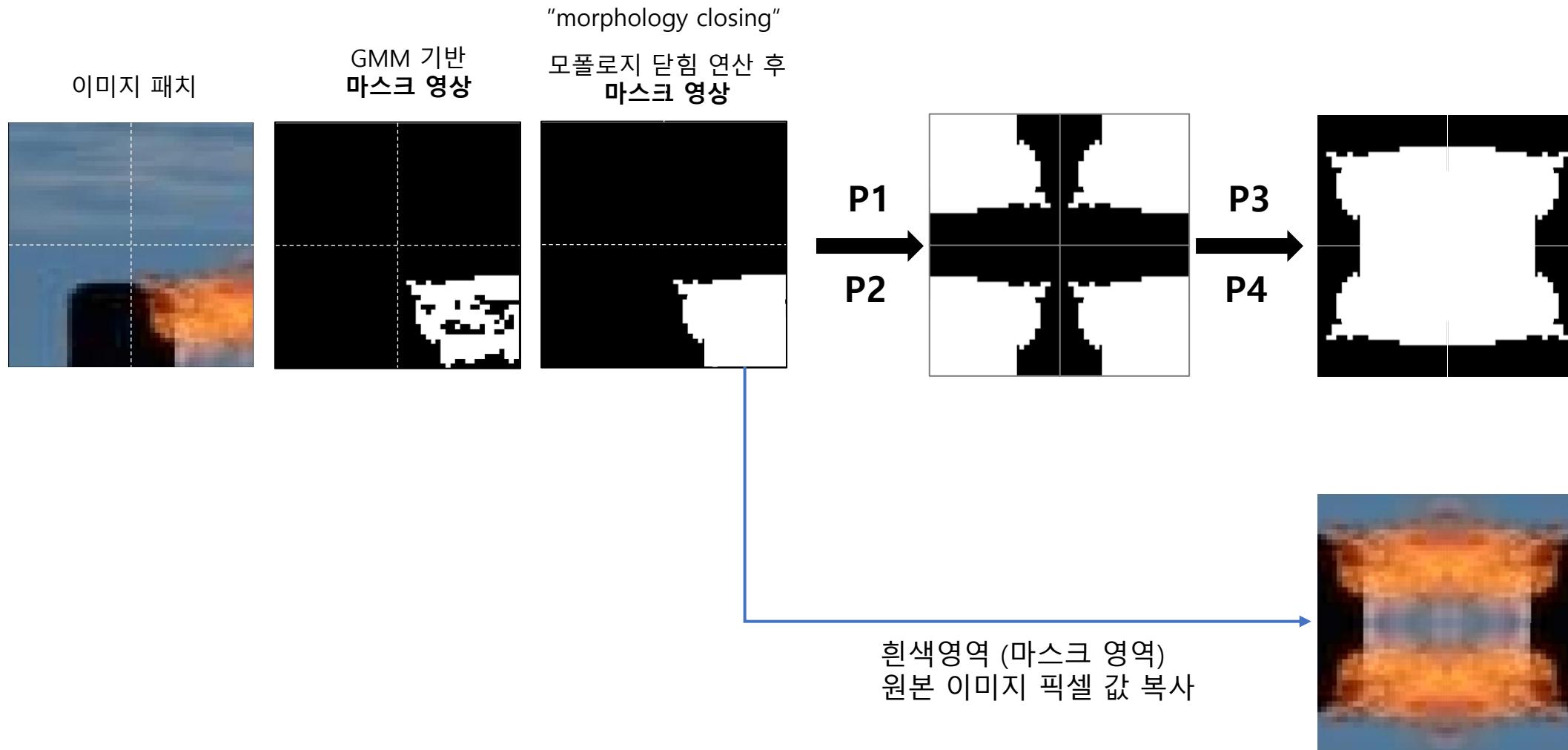
=> 불꽃 마스크 영상 생성
- 불꽃 확률의 값이 기준 값 이상이면 불꽃 픽셀로 분류

# GMM 기반 불꽃 영역 검출 예시

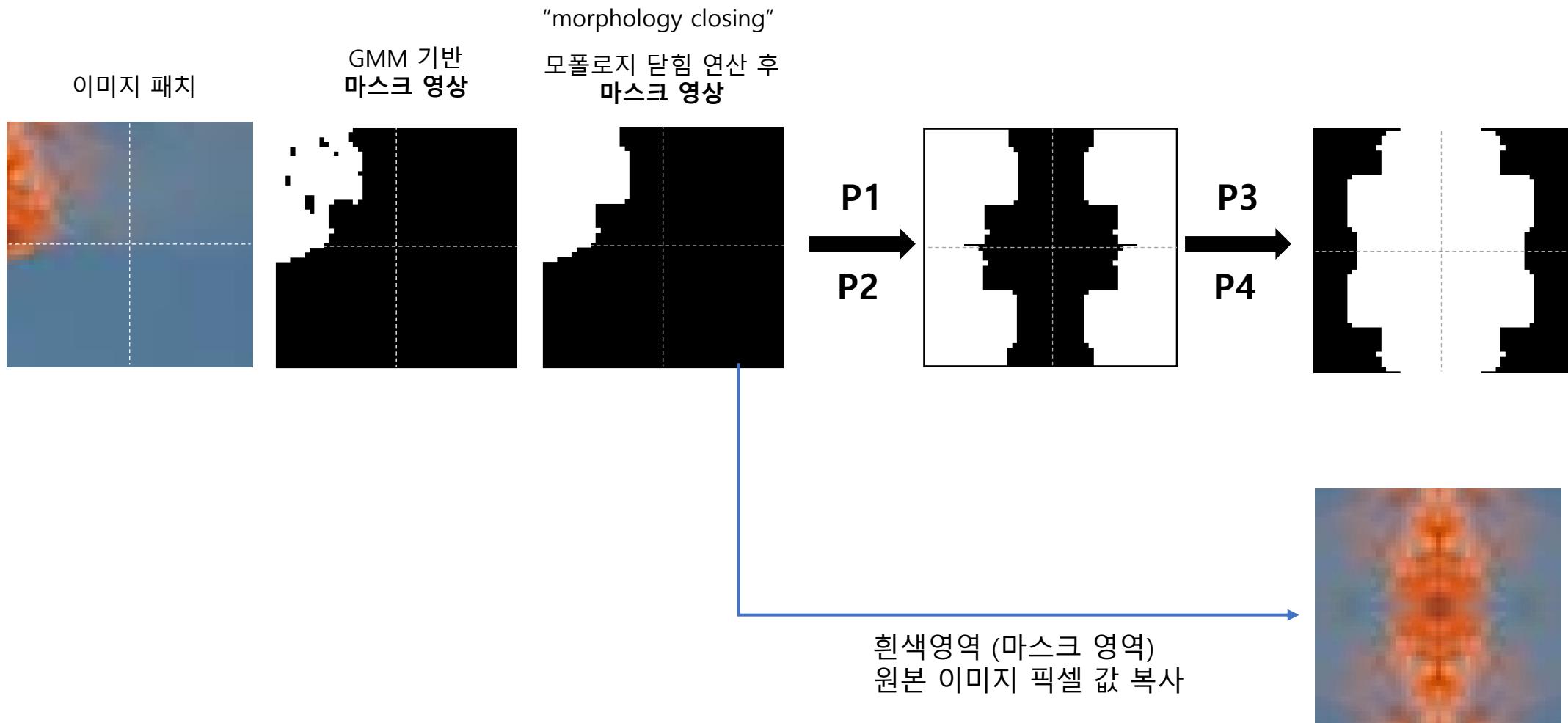


불꽃 마스크 영상

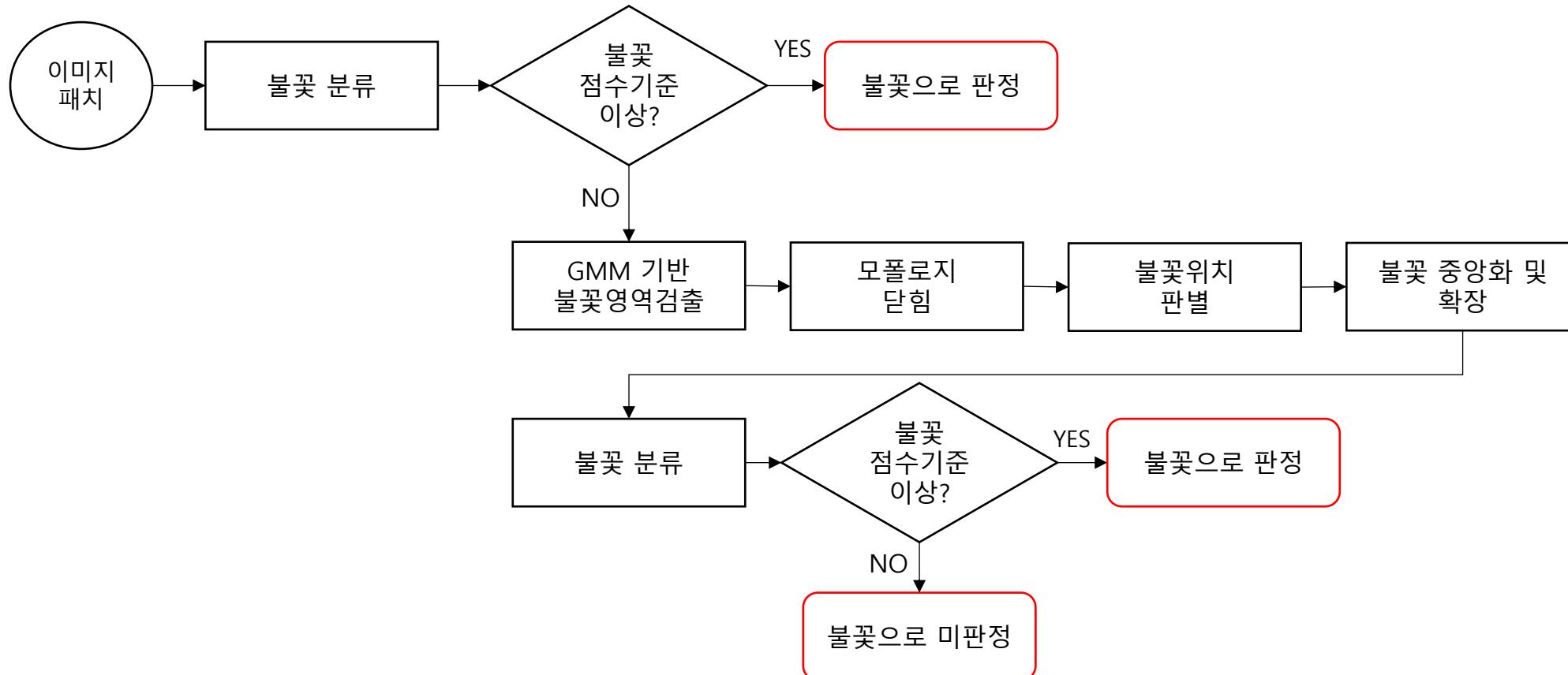
# 불꽃 중앙화 및 확장 처리 단계 예시



# 불꽃 중앙화 및 확장 처리 단계 예시

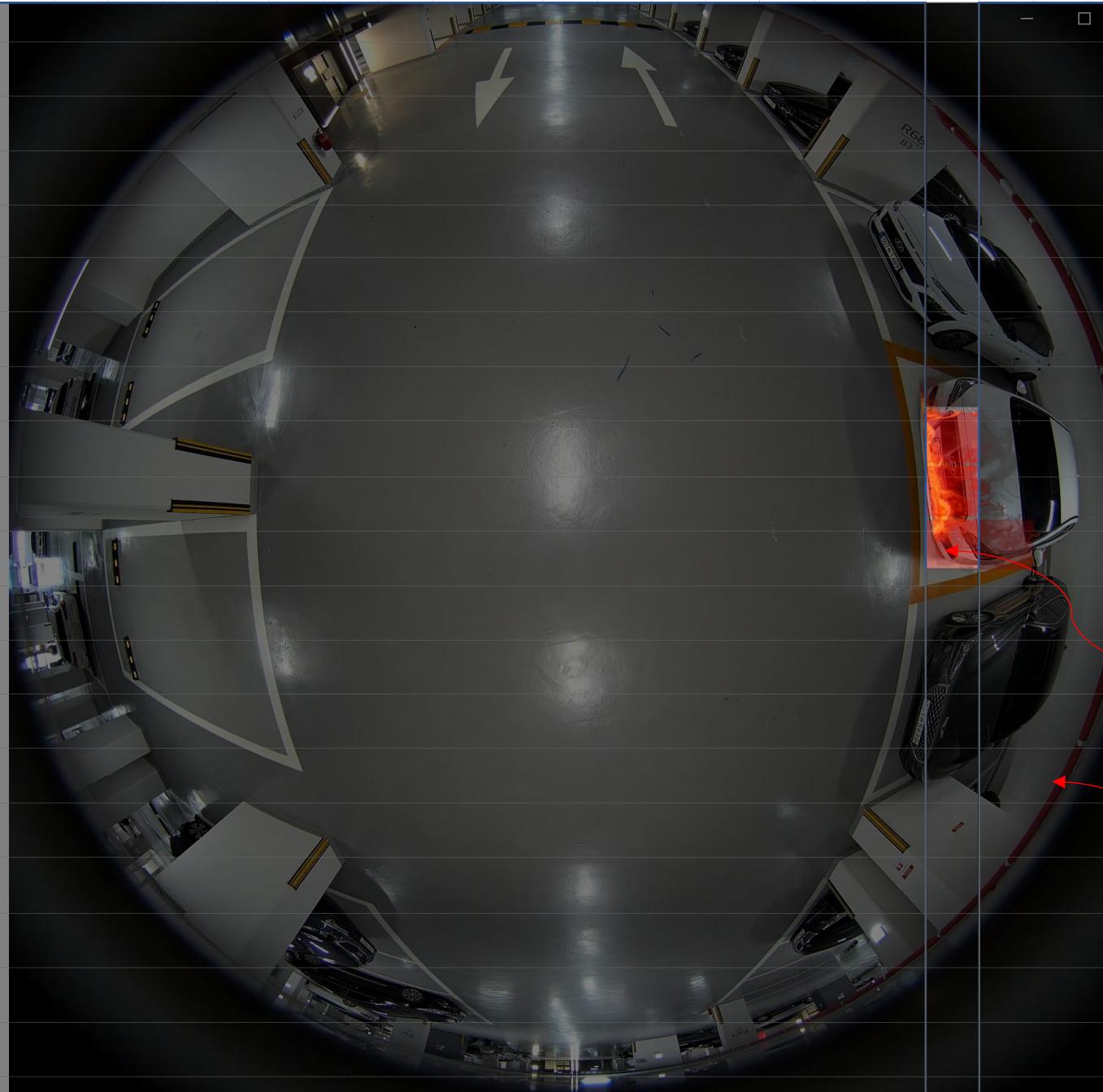


# 처리 흐름도



## 분류모델 활용 예시

- '이미지 패치' 별로 불꽃발생 여부 구분 (분류)
- 불꽃 패치의 수가 기준을 넘고, 일정시간 지속되면 화재경보처리



이미지 패치  
(불꽃으로 분류)

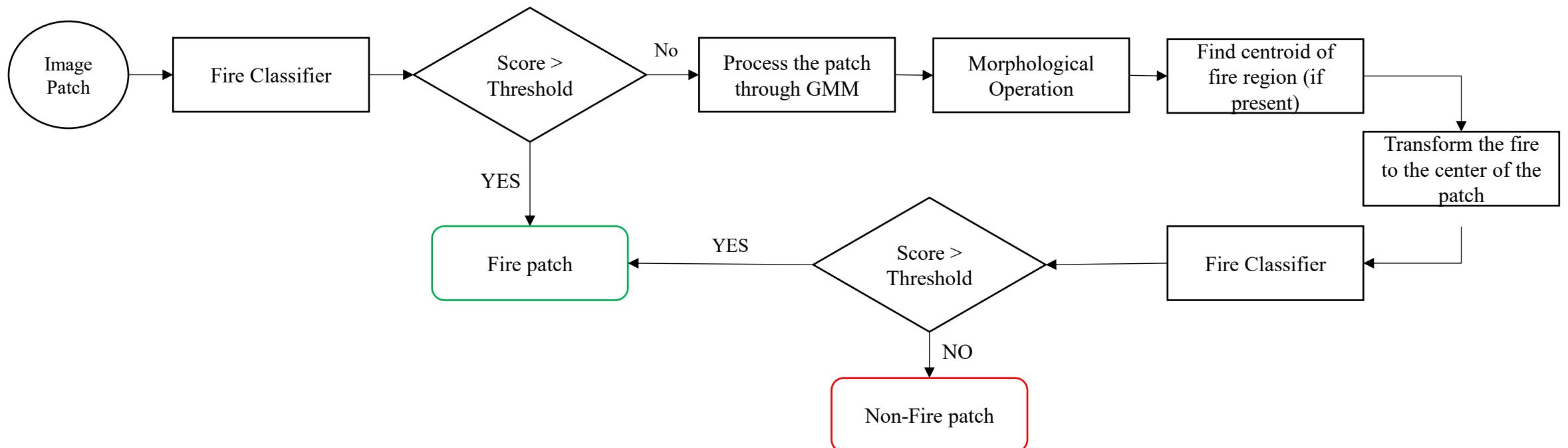
이미지 패치  
(비불꽃으로 분류)

# Performance Comparison 1

Models	Precision	Recall	F-score	Accuracy
Vgg16	74.2	95.4	81.1	79.7
Resnet50	91.6	92.7	91.8	91.3
Googlenet	71.3	93.2	79.5	76.8
InceptionV3	85.7	92.0	92.5	89.2
MobileNetV2	82.1	88.9	86.4	85.8
YOLOv5	83.0	95.6	89.8	88.9
YOLOv8	84.2	97.8	91.0	89.7
YOLOv11	85.8	97.6	91.5	90.2
Ours	<b>96.5</b>	<b>98.3</b>	<b>97.2</b>	<b>97.8</b>

Ours = resnet50+fire centering

# Algorithm



# Performance Comparison 2

Models	Accuracy		Time per frame	
	Base (%)	Our method (%)	Base (ms)	Our method (ms)
Vgg16	79.7	85.2	289	322.6
Resnet50	91.3	97.8	394.4	492.6
Googlenet	76.8	81.9	264.4	302.1
InceptionV3	89.2	93.7	357.1	409.8
MobileNetV2	85.8	91.4	413.2	505.1
YOLOv5	88.9	92.8	408.2	492.6
YOLOv8	89.7	94.6	383.1	444.4
YOLOv11	90.2	96.1	372.1	421.9
<b>Performance Impact (avg)</b>	<b>≈ 6.1% increase in performance</b>		<b>≈ +65ms time per frame</b>	

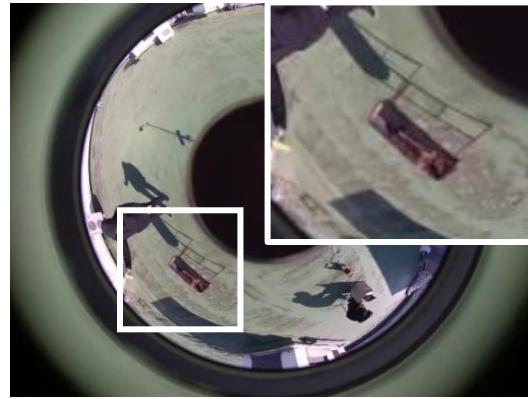
# Performance Comparison 3

Models	Patch size 10x10		Patch size 30x30		Patch size 50x50		Patch size 100x100	
	Acc	fps	Acc	fps	Acc	fps	Acc	fps
Vgg16	70.2	2.13	79.7	3.46	78.3	6.13	72.1	11.58
Resnet50	77.2	1.26	91.3	2.54	90.7	5.15	84.3	7.47
Googlenet	68.3	2.42	76.8	3.79	75.9	6.91	69.5	12.45
InceptionV3	71.7	1.43	89.2	2.8	88.6	3.41	83.1	5.57
MobileNetV2	67.5	1.57	85.8	2.42	84.9	5.83	79.2	10.53
YOLOv5	79.3	1.20	88.9	2.45	88.4	4.72	81.2	7.09
YOLOv8	80.9	1.31	89.7	2.61	89.1	5.05	82.6	7.45
YOLOv11	81.6	1.47	90.2	2.68	89.6	5.21	83.3	7.59
Ours	82.4	1.12	97.8	2.03	97.1	3.83	90.8	5.34

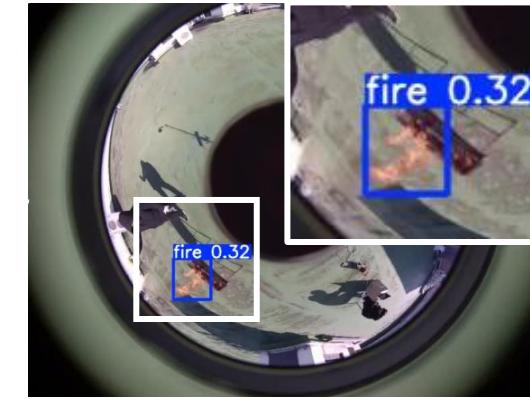
fps = frames per second  
Type e

Ours = resnet50+fire centering

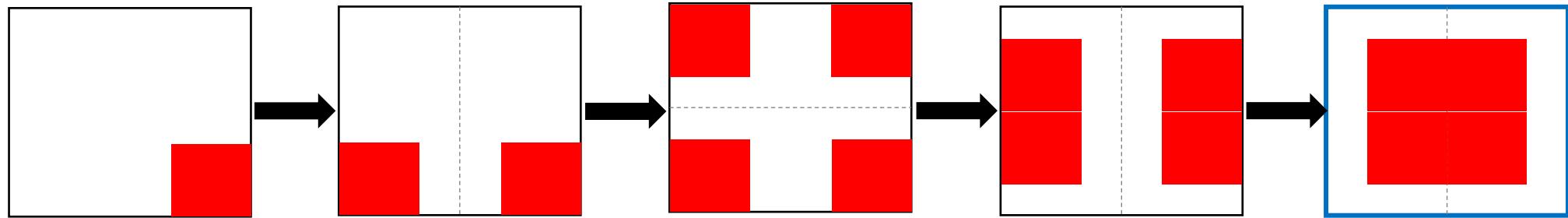
# YOLO LIMITATION



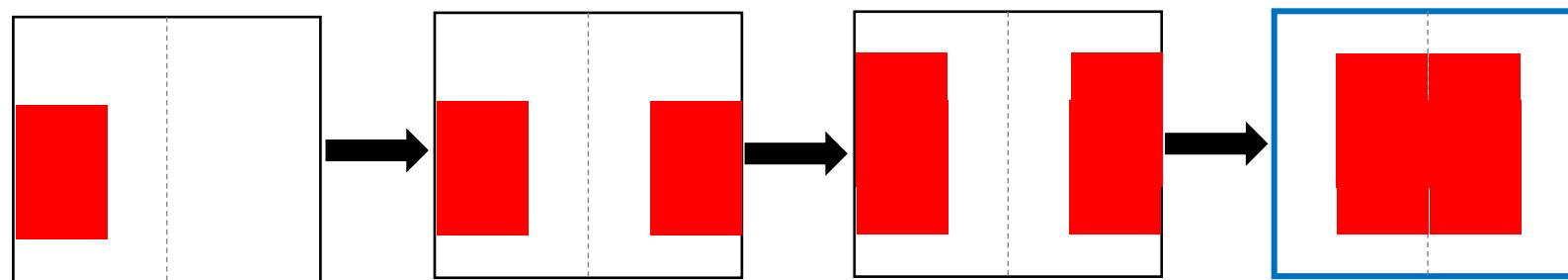
(a)



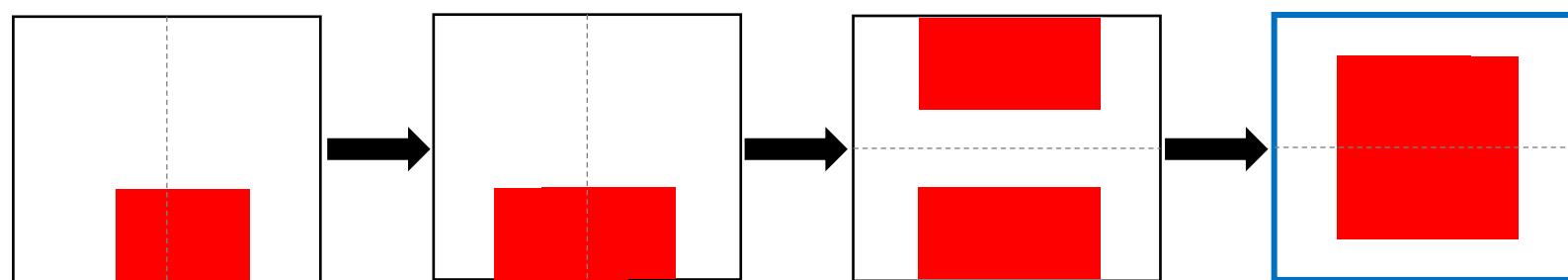
(b)



(a) Corner-positioned flames

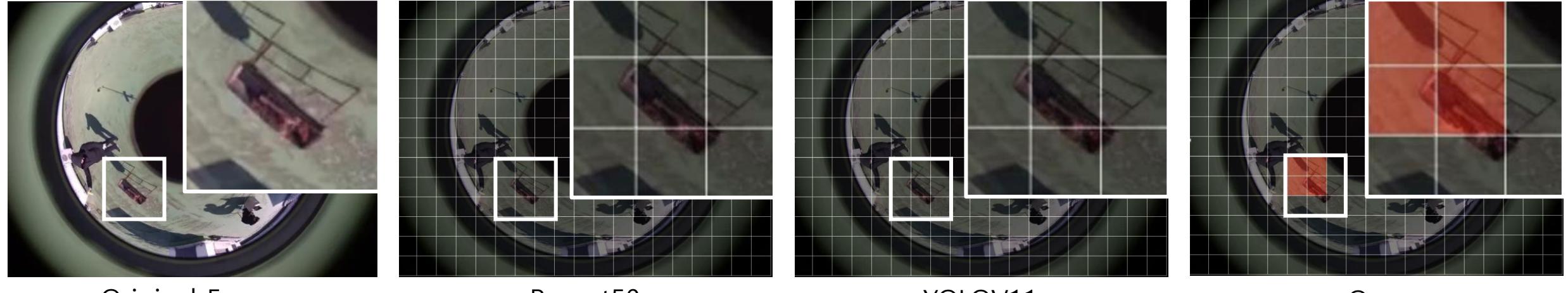


(b) Vertically edge-centered flames

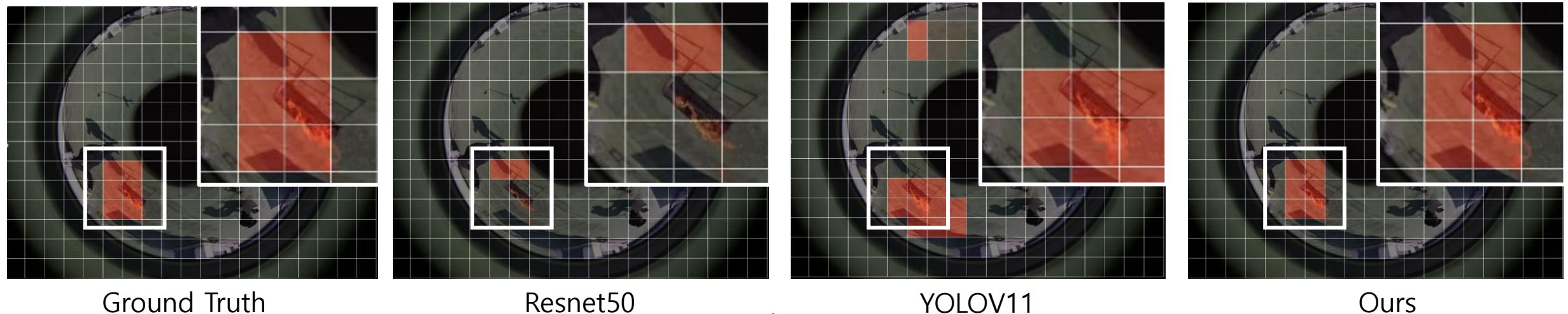


(c) Horizontally edge-centered flames

# Qualitative Result 1

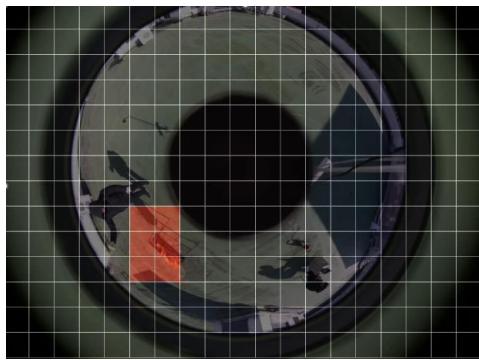


(a)

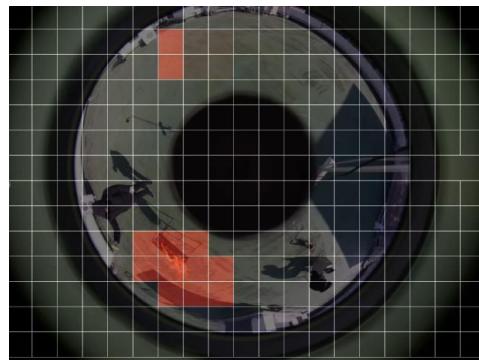


(b)

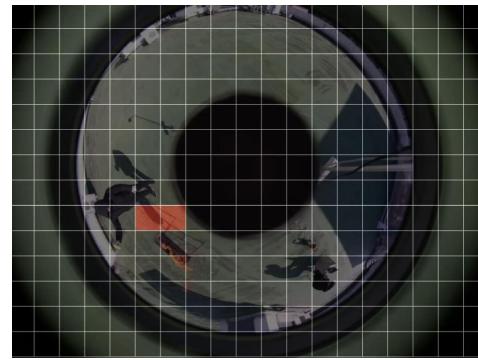
# Qualitative Result 2



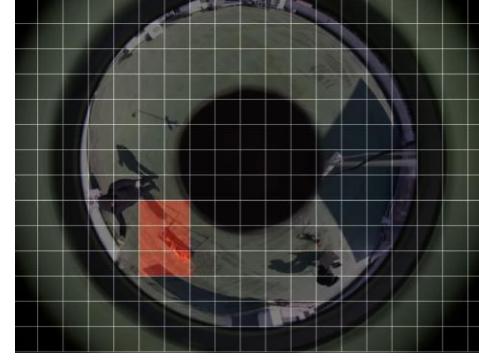
Ground Truth



YOLOV11



Resnet50

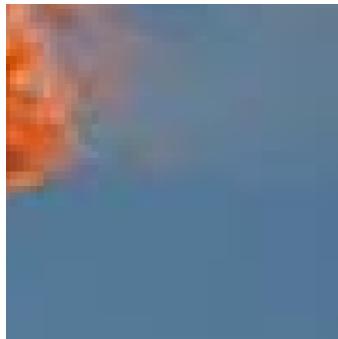


Ours

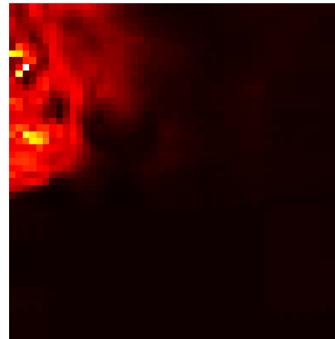
# GMM Processing



Image



Patch



GMM  
Heatmap



GMM  
Threshold



GMM  
Morphed

