

# 인지과학으로 시작하는 인공지능(AI)

– 응용 사례 –

2021. 10. 12.

정 준 수 Ph.D.

**Artificial intelligence started as a field whose goal was to replicate human level intelligence in a machine.**

**인공 지능은 인간 수준의 지능을 기계에 복제하는 것을 목표로 시작되었습니다.**

## 마음은 연산자!

연산자란? 산술적 의미의 계산이 아니라,  
그 과정의 세부 단계 절차들을 명확히 규정 할 수 있으며 형식화할 수 있다는 의미

- 컴퓨터와 인간의 지능이 같은 원리가 적용되는 정보처리 시스템이라는 관점을 제시하여  
컴퓨터와 인간의 마음 및 지능을 연결시키고,
- 인공지능이라는 분야가 출발하게 하고,
- 오늘날 정보과학과 IT의 이론적 틀, 개념적 기초 제시
- 최초의 현대적 의미의 인공지능 프로그램을 만듦

**Herbert A. Simon**

# 인공지능의 응용분야 예시 I

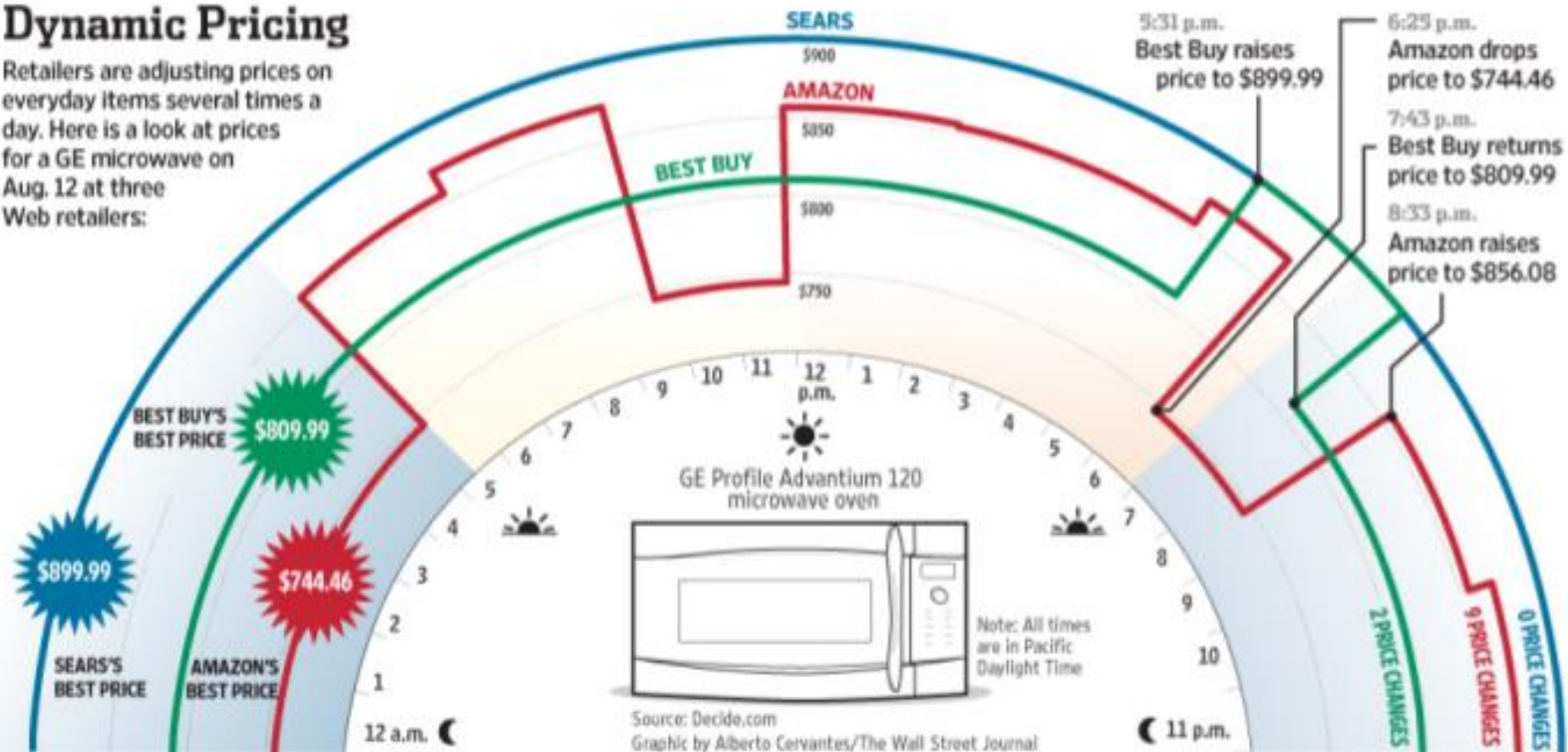
## (Robotics와 Algorithm)

# Dynamic Pricing

Sept. 5, 2012 10:32 am ET

## Dynamic Pricing

Retailers are adjusting prices on everyday items several times a day. Here is a look at prices for a GE microwave on Aug. 12 at three Web retailers:



## 아마존을 겨냥한 가격 변동 전략 테스트 中



유사 책정



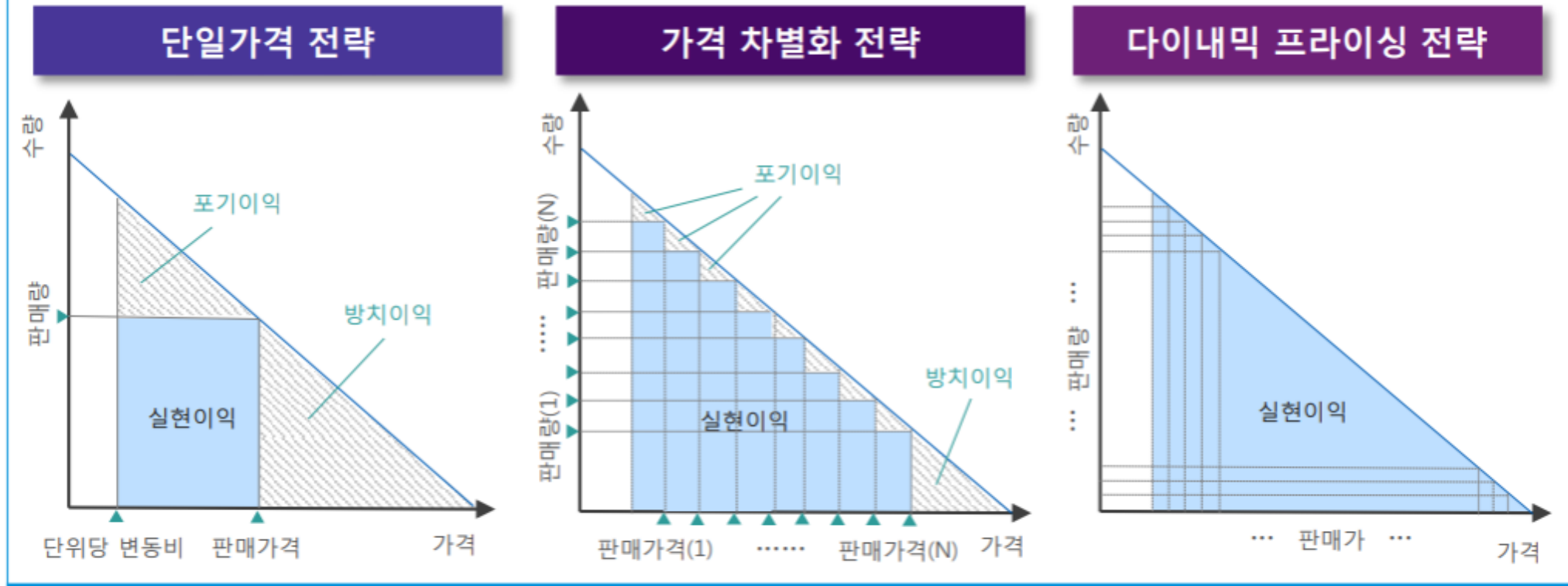
보다  
저렴하게 책정

가격 탄력성, 배송비 여부,  
매장 집객 효과 등 분석 결과 기업 이득

민첩한 의사결정이 요구되는 만큼

전담조직 필요

## 가격 전략별 기업의 실현이익의 변화



Source: 동아비즈니스리뷰(DBR), 삼정KPMG 경제연구원

## AI알고리즘 관련 주요 이슈와 쟁점

1

### 알고리즘 담합(Algorithm Collusion)

전통적인 경제에서는 생소했던 알고리즘이 담합을 촉진시키는 역할을 할 수 있다는 이슈

2

### EU의 GDPR(개인정보보호 규정) 도입

알고리즘을 제한하거나 알고리즘에 대한 완전한 점검을 요구할 수 있음

3

### 알고리즘의 윤리성, 공정성, 편향성 이슈

알고리즘을 설계하는 과정에 인간의 개입에 따른 오류와 편향성의 발생 가능성이 존재

Source: 삼정KPMG 경제연구원

## 국내 담합 성립 요건 (공정거래법 제19조 제1항)



담합이 성립하기 위해서는 다른 사업자 (복수의 사업자)와 공동으로 참여해 행해진 행위



사업자 간 계약, 협정, 결의 등 합의가 있어야 하며 명시적인 합의뿐만 아니라 암묵적 양해와 같은 묵시적 합의도 포함



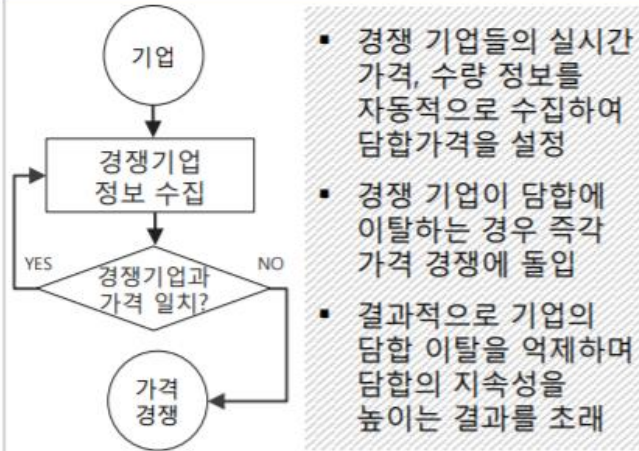
사업자간 공동으로 제품이나 서비스의 가격을 인상하거나 인하 및 유지하는 행위 등이 부당하게 경쟁을 제한하여야 함

Source: 공정거래위원회, 삼정KPMG 경제연구원 재구성

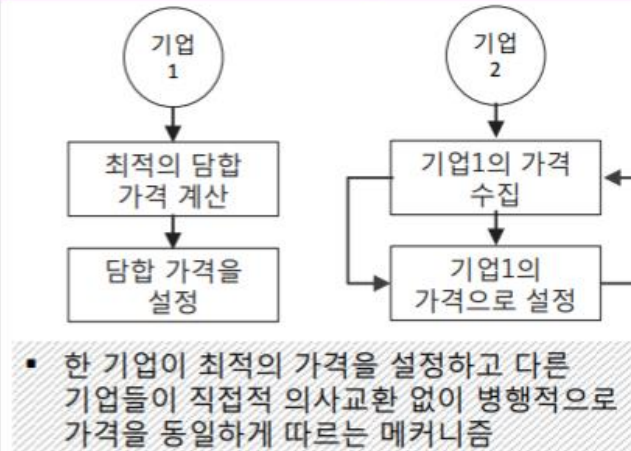


## 가격 담합을 조장하는 4가지 알고리즘 유형

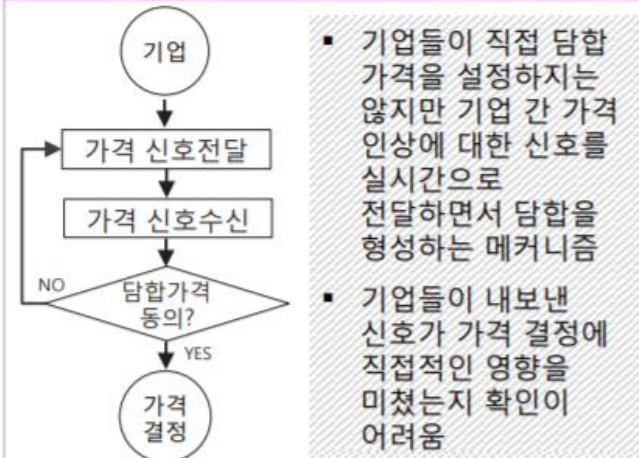
### 모니터링 알고리즘 (Monitoring Algorithms)



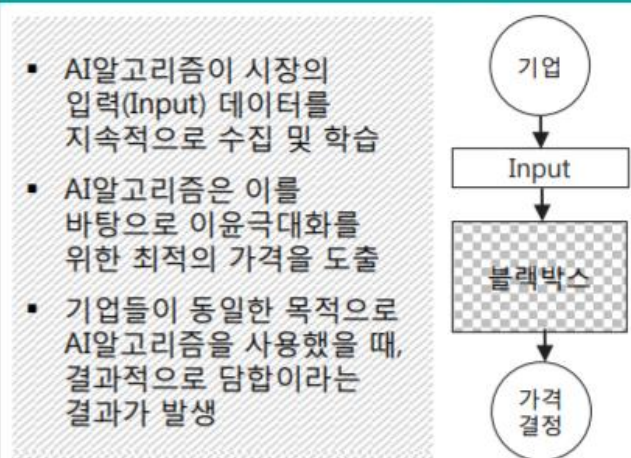
### 병행 알고리즘 (Parallel Algorithms)



### 신호 알고리즘 (Signaling Algorithms)



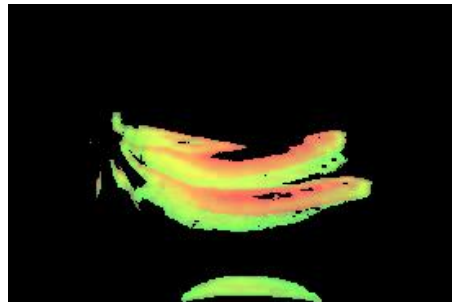
### 자가학습 알고리즘 (Self-learning Algorithms)



## AI알고리즘이 담합에 미치는 영향

담합을 형성하는 주요 변수		AI알고리즘이 변수에 미치는 영향	Implication
구조적 특징	기업의 수	모호함 (±)	 시장의 투명성이 높아지면 타기업들의 행동경로를 예측할 수 있게 되어 과점시장과 유사한 모습을 보일 수 있음
	시장 진입장벽	모호함 (±)	
	시장 투명성	긍정적 (+)	
	거래빈도	긍정적 (+)	
수요 변수	수요 증가	중립적 (0)	 거래빈도가 높아지면 시장에 참여한 기업들이 담합에 참여할지 여부를 선택하는 게임 상황이 지속되어 결국 협조적 전략인 담합이 형성
	수요 변동성	중립적 (0)	
공급 변수	혁신	부정적 (-)	
	원가 비대칭성	부정적 (-)	

Source: OECD, 삼정KPMG 경제연구원 재구성

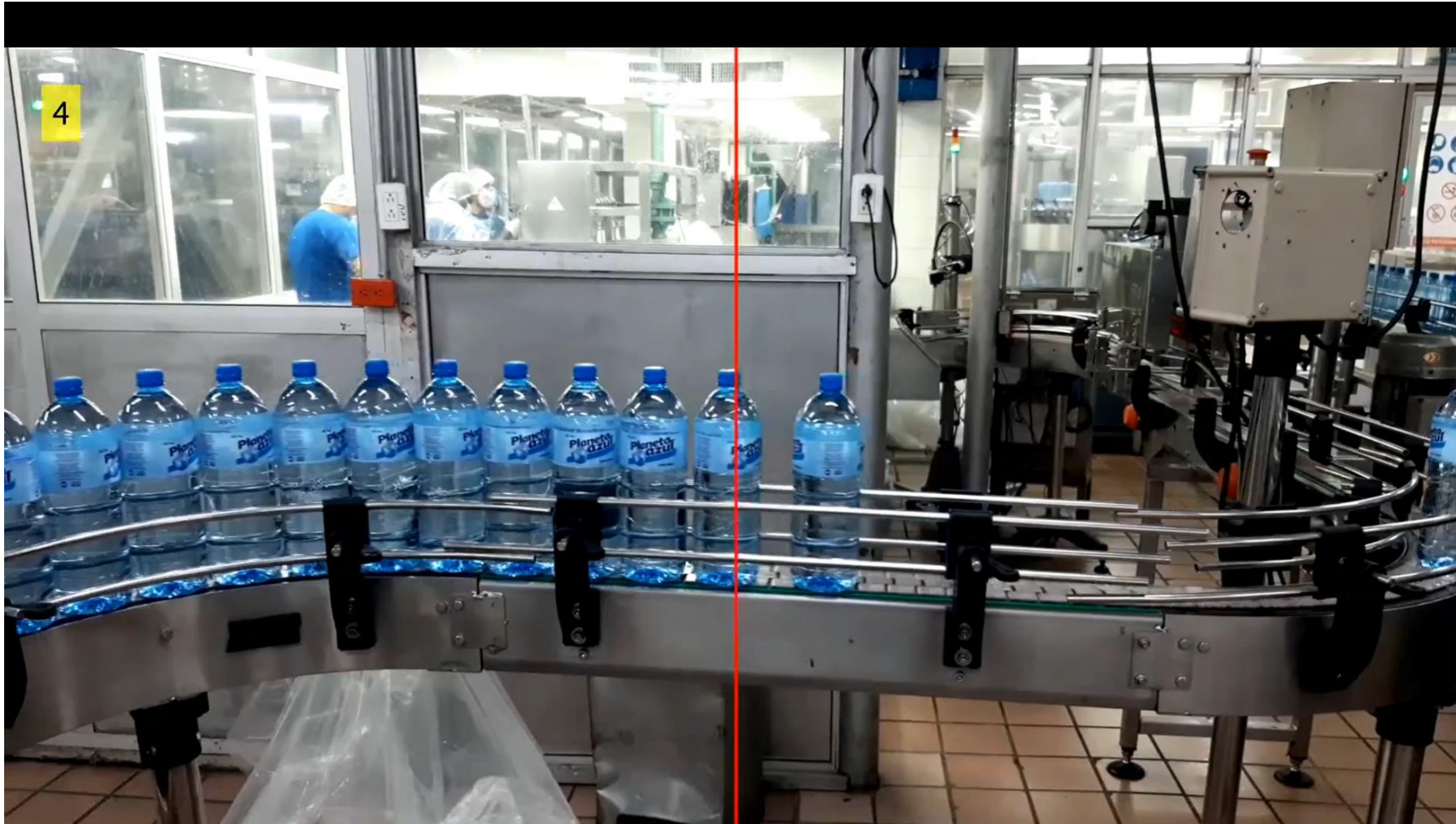


# 인공지능의 응용분야 예시 II

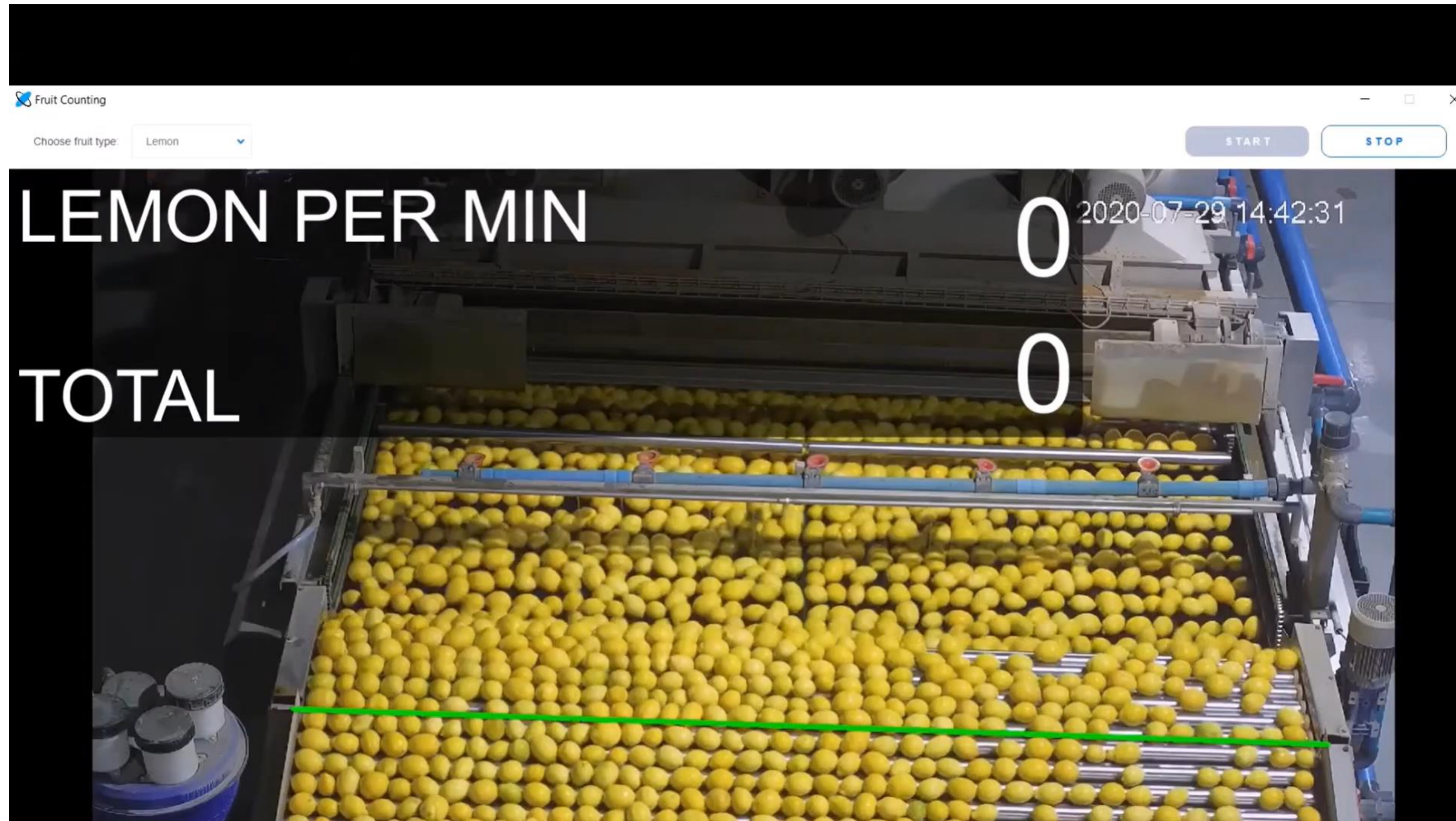
**(Object Counting)**



# Object Counting



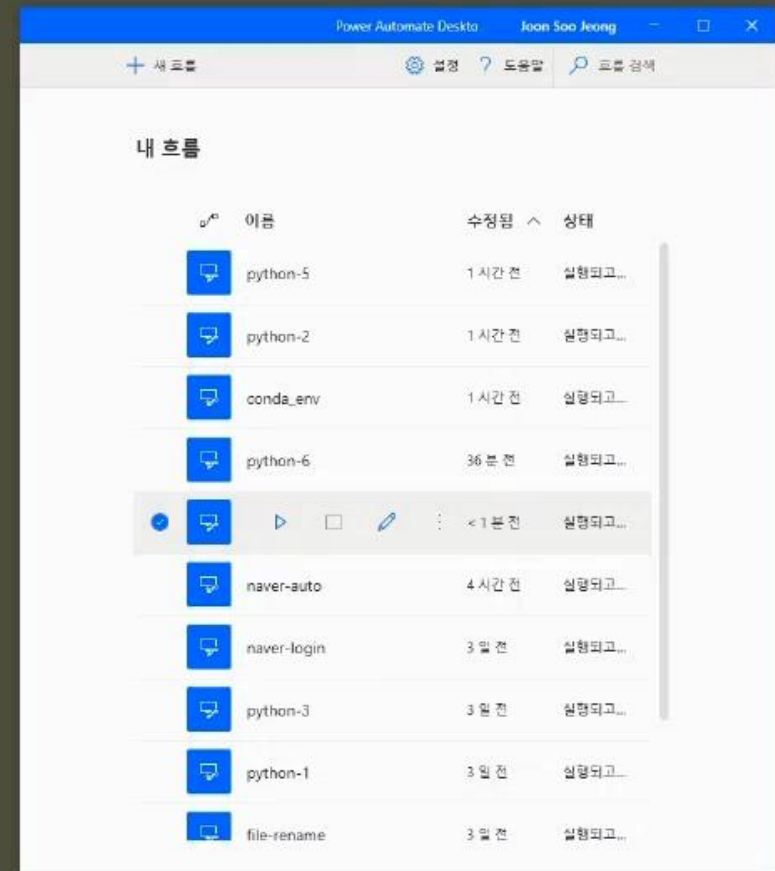
# Object Counting





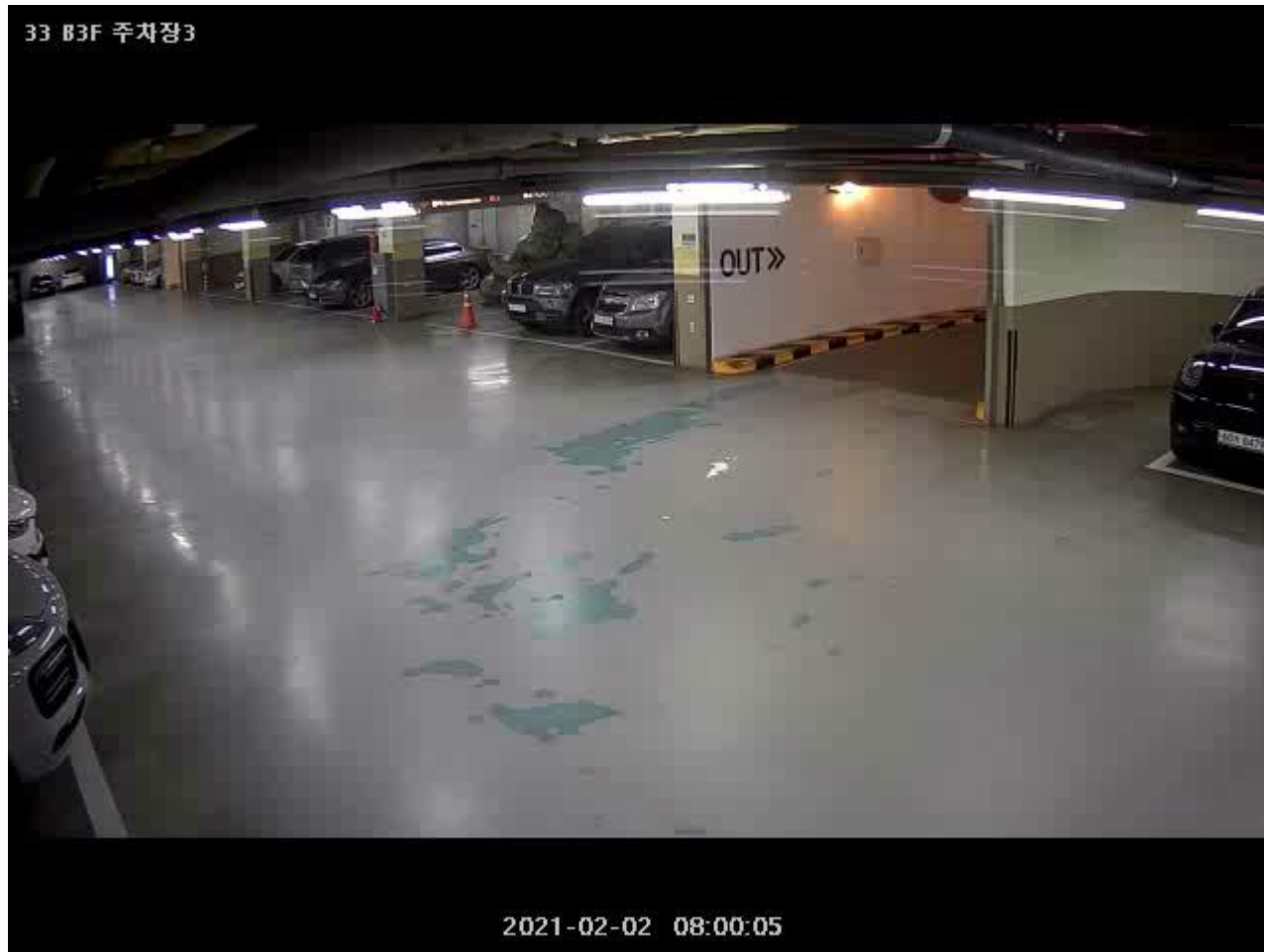
# Counts number of caps in a Box

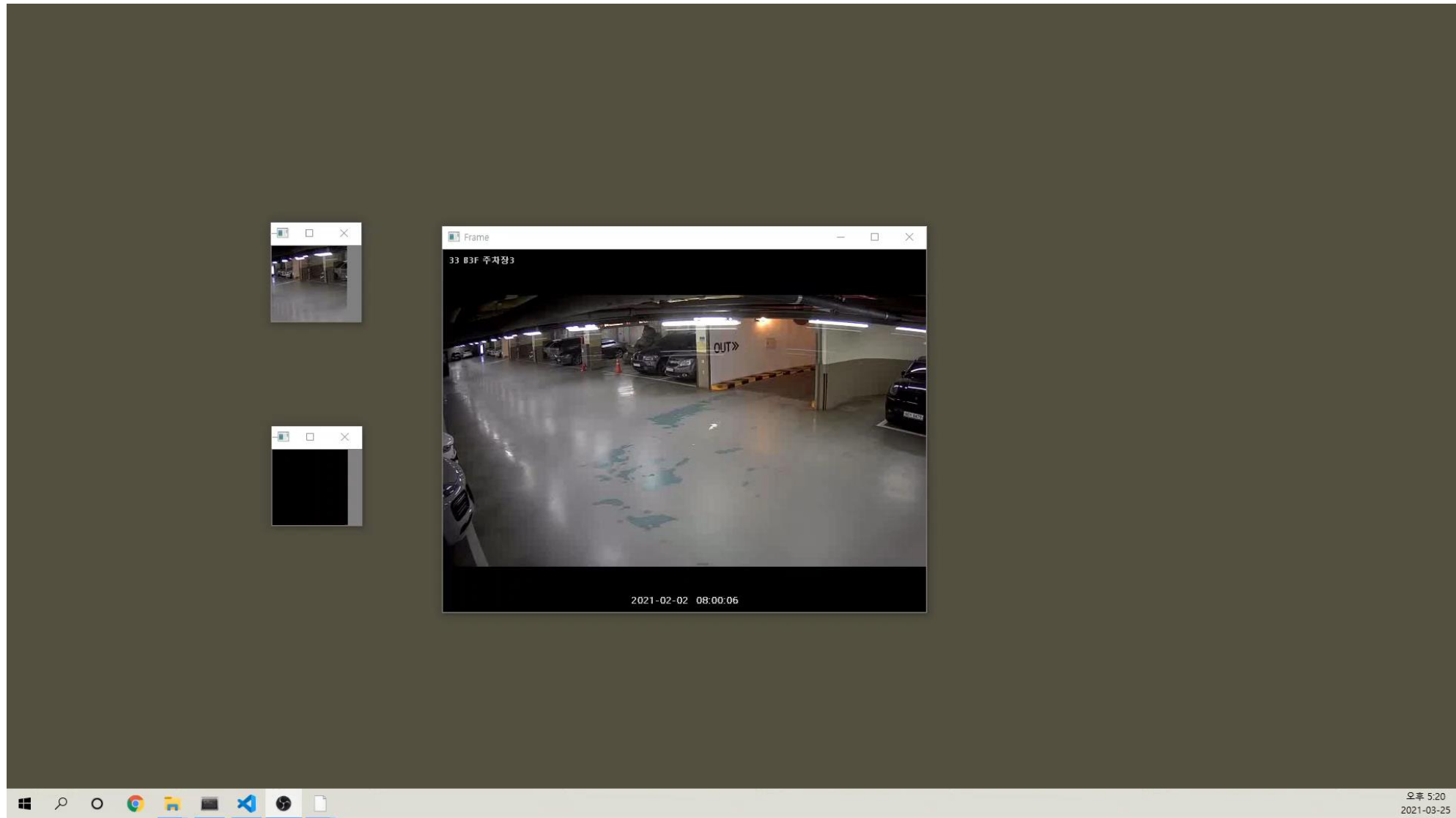


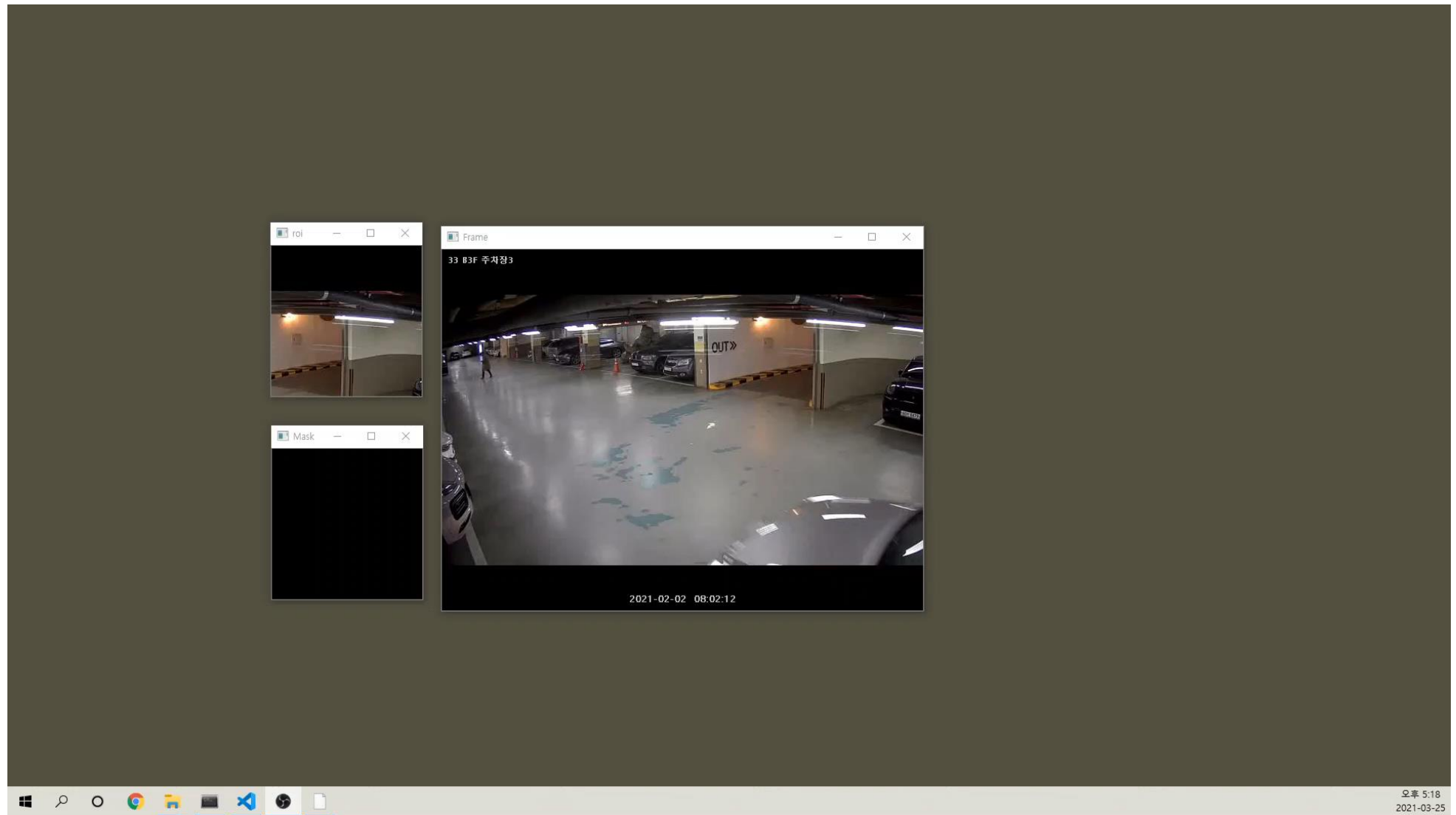


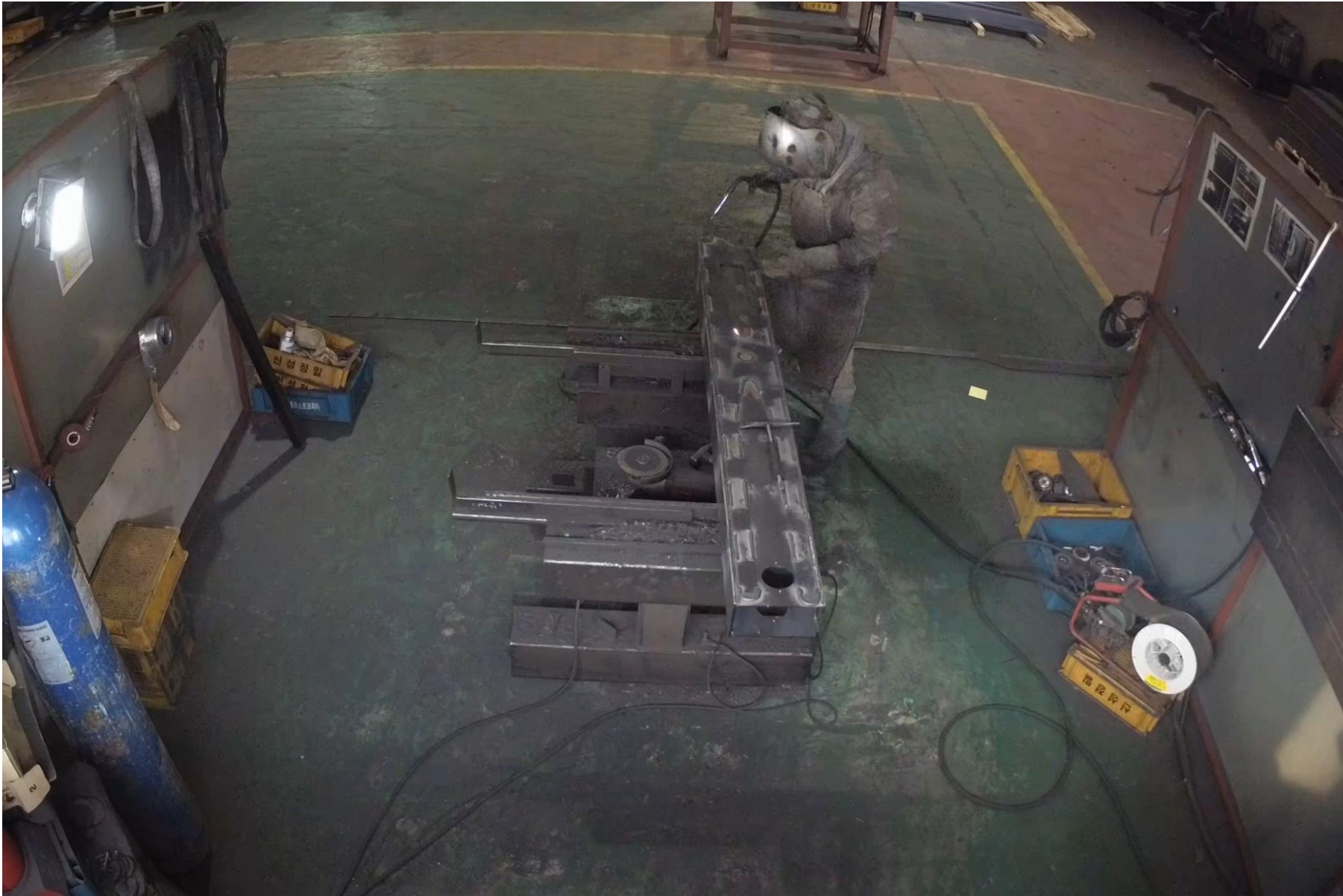


33 B3F 주차장3

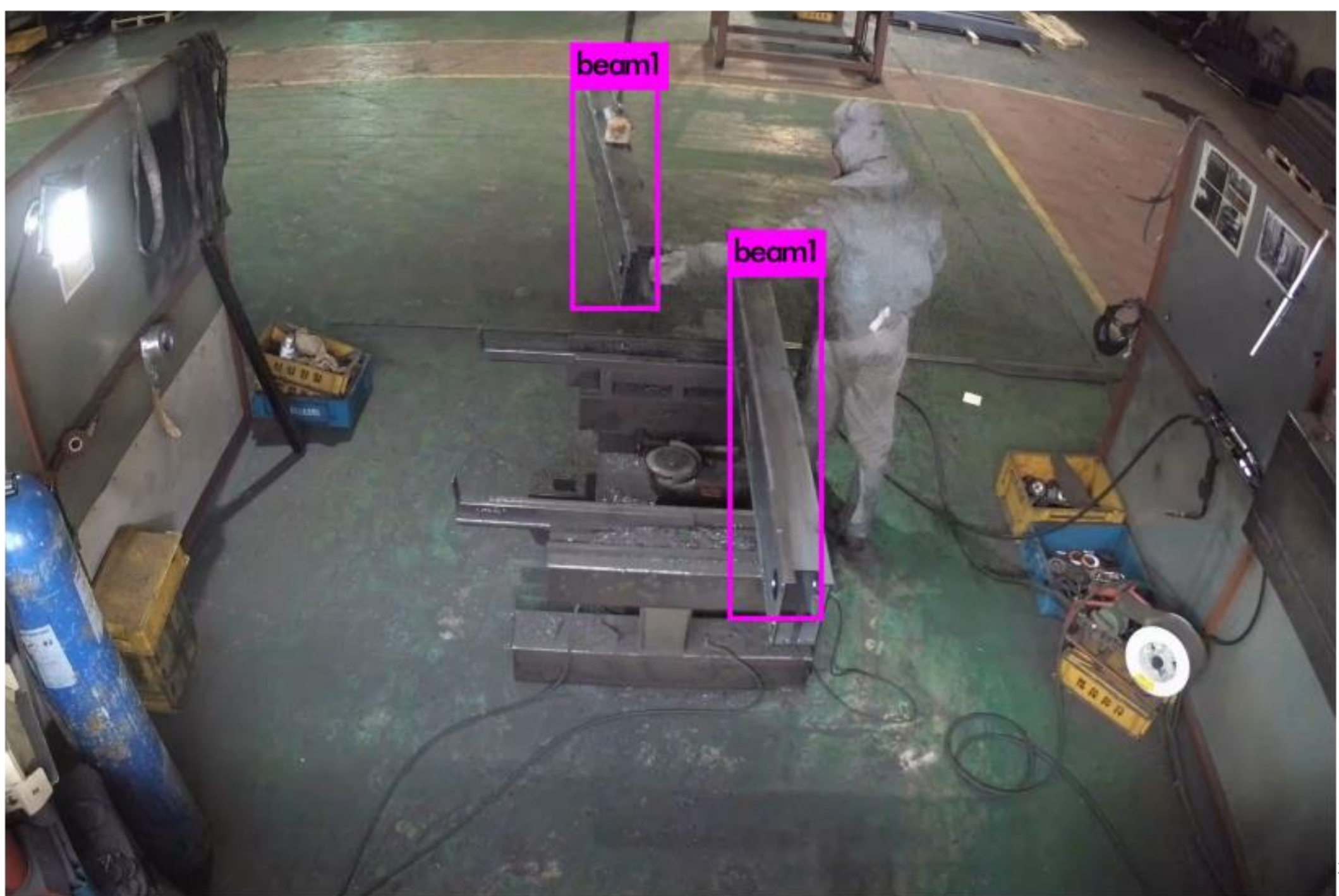


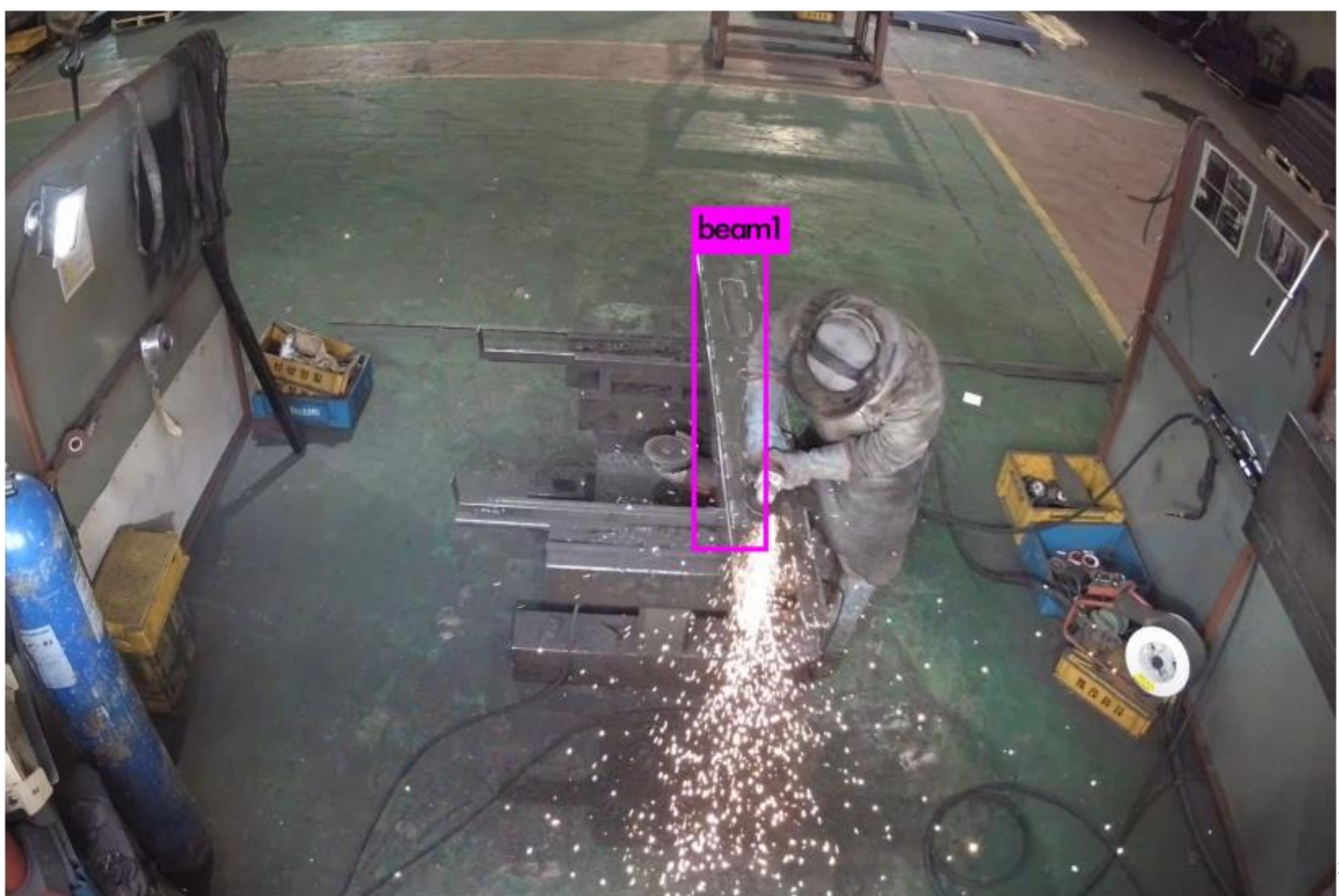




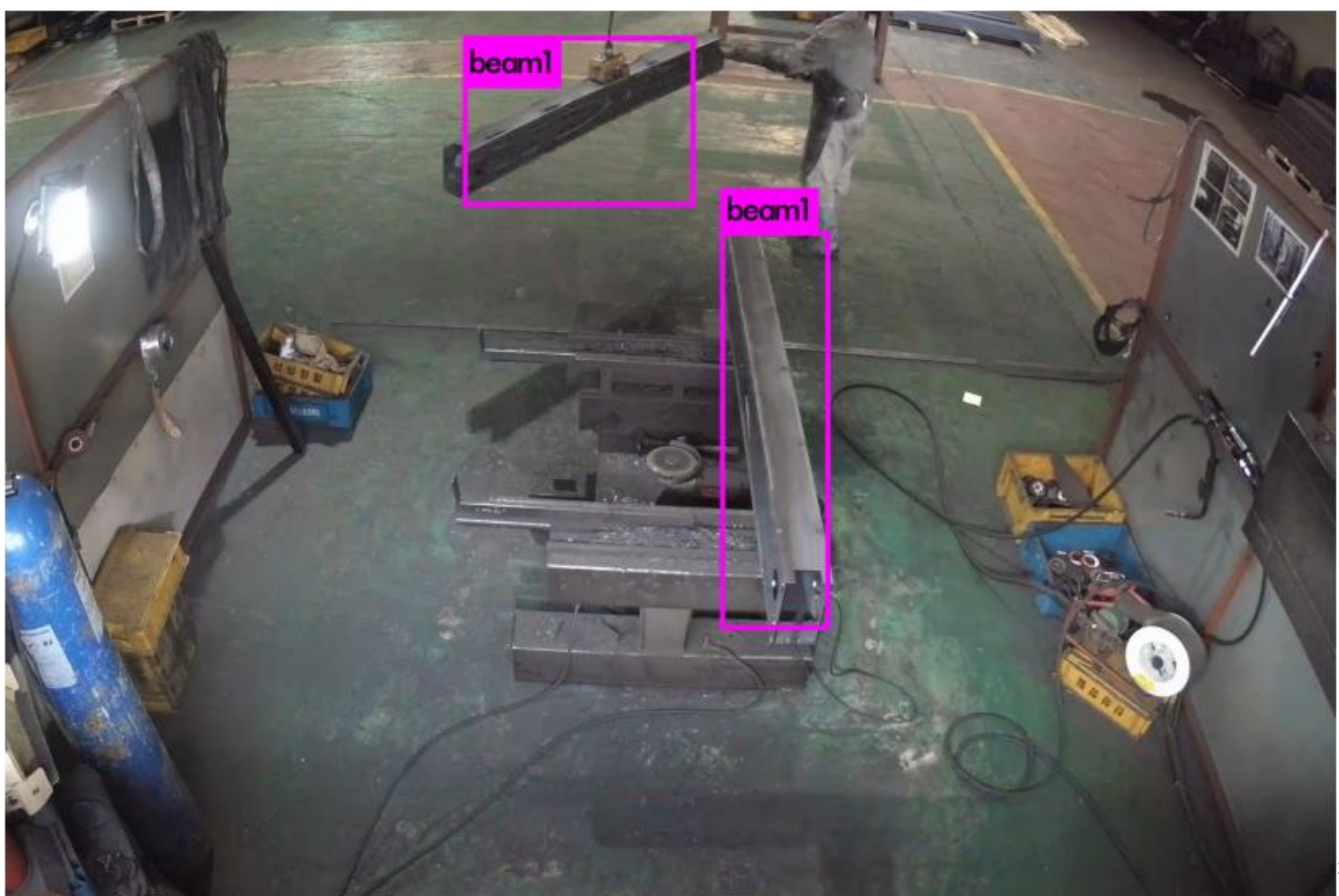


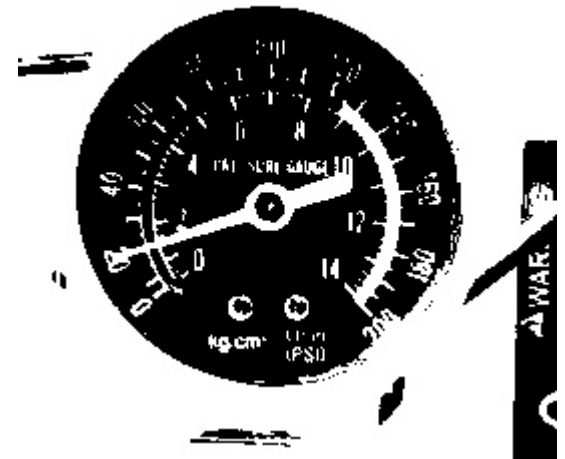














# 인공지능의 응용분야 예시 III

(품질검사 자동화 – Object flaw detection)

Object Number : 2  
Length (mm): 71.17  
Width (mm): 18.26  
Defect: Color

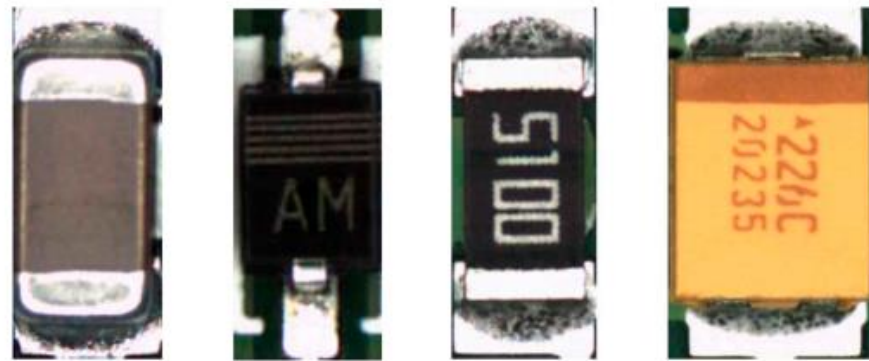




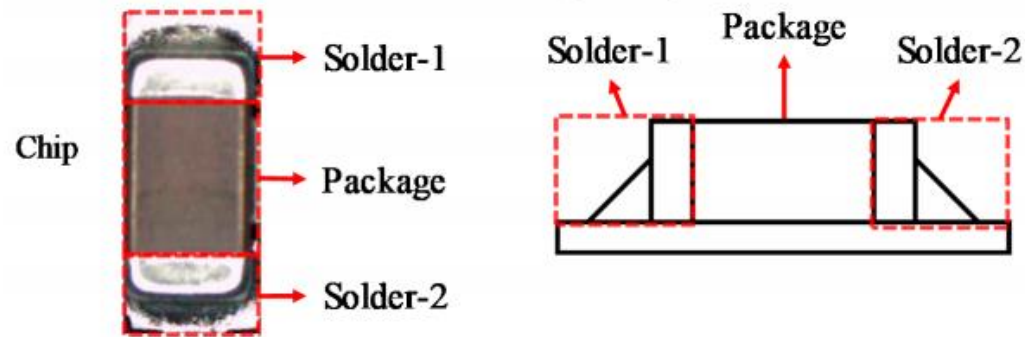
Object Number : 6  
Length (mm): 71.17  
Width (mm): 18.52  
Defect: Crack



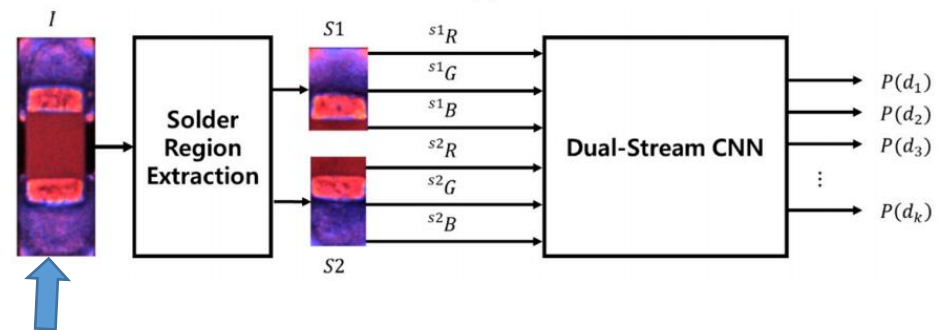
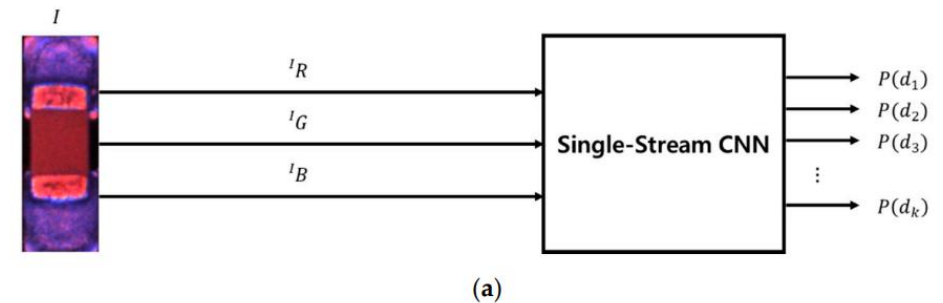
# SMT Assembly Inspection Using Dual-Stream Convolutional Networks and Two Solder Regions



(a) Various Chip Image

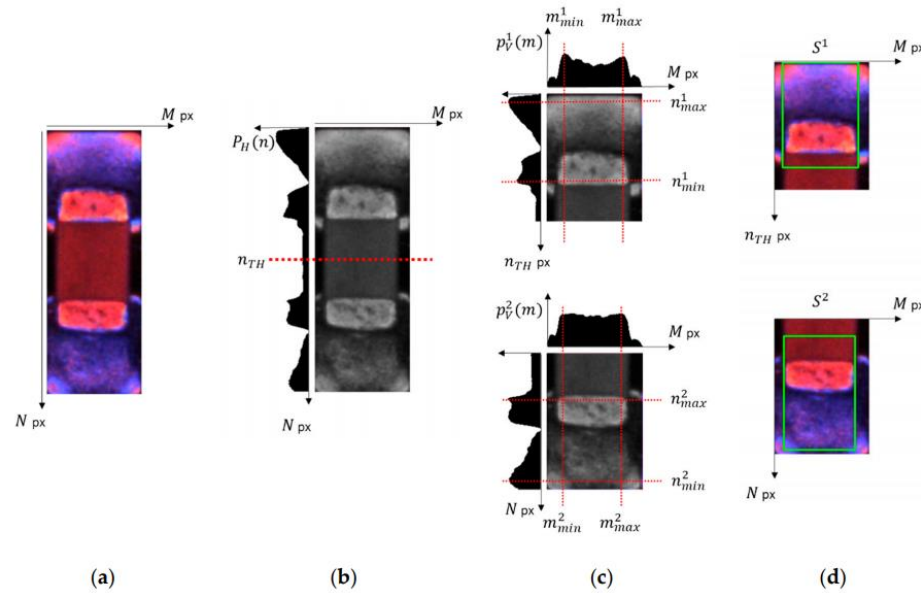


(b) Chip component



Two solder regions S1 and S2 are extract via the vertical and horizontal projection of full chip component images

# Solder region extraction



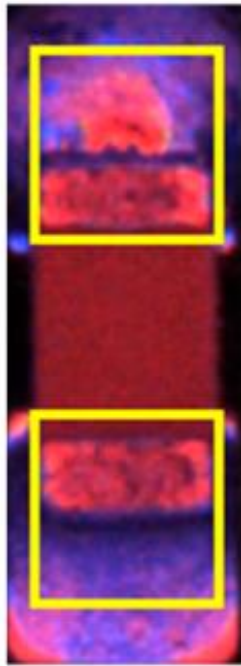
**Figure 8.** Solder region extraction of SMT chip image where 'px' refers to pixels: (a) chip component image, (b) gray scale image showing horizontal split of chip component, (c) vertical and horizontal projections, and (d) result of solder region extraction.

Otsu method 로 horizontal projection threshold value를 찾아 split point를 찾았습니다.

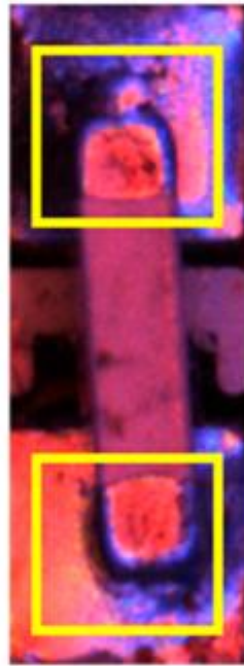


# PCB defect 검사

Over  
soldering



Manhattan



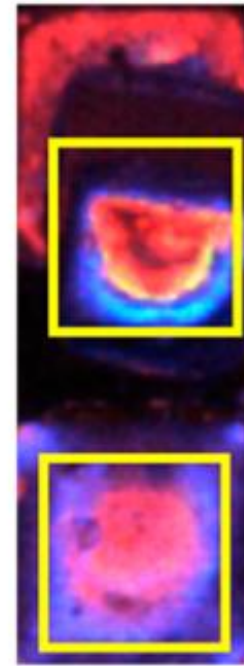
Missing



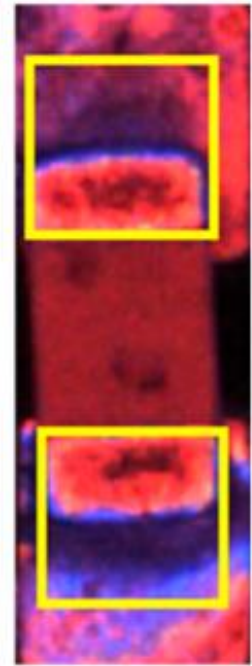
Normal




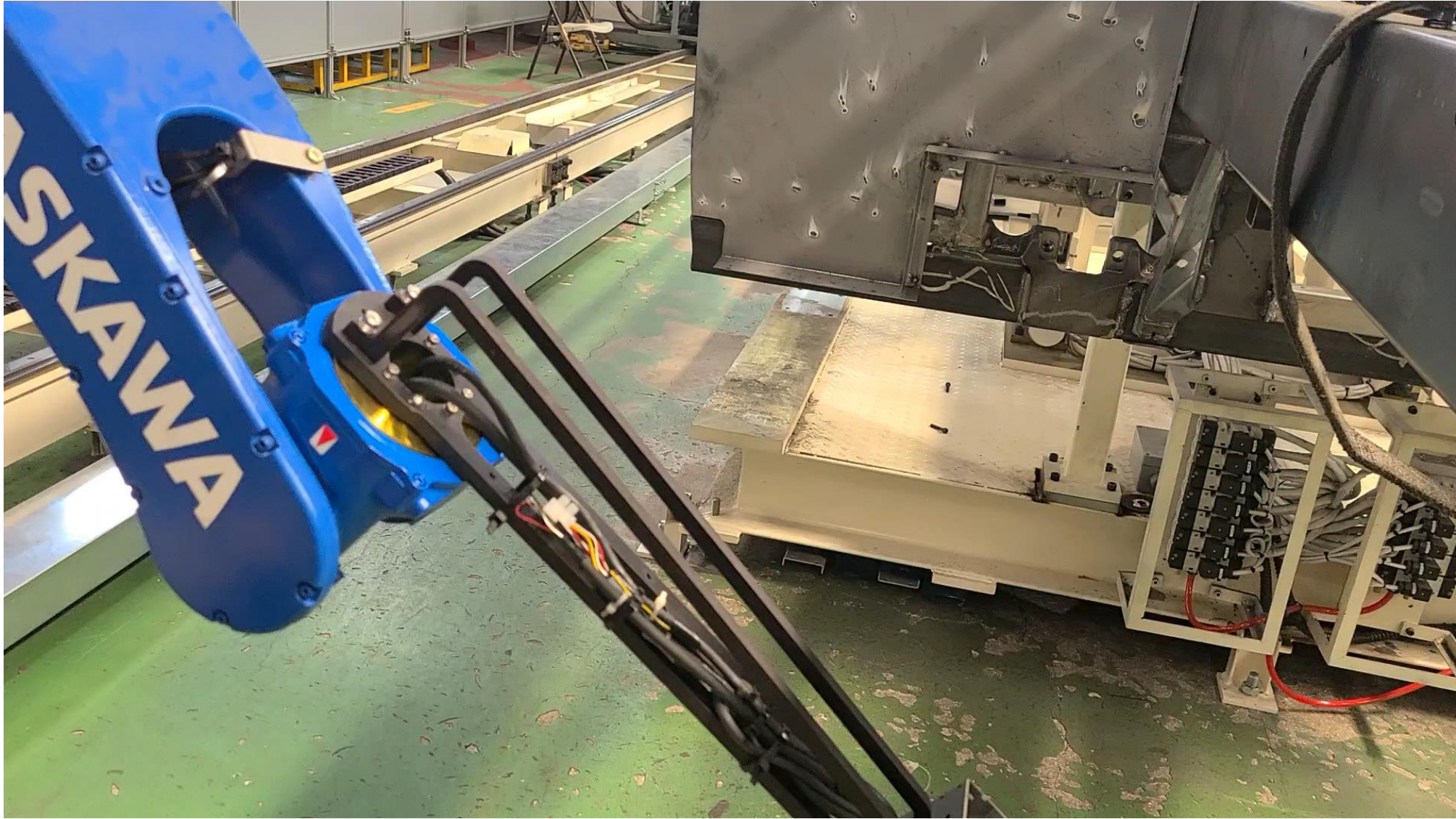
Tombstone



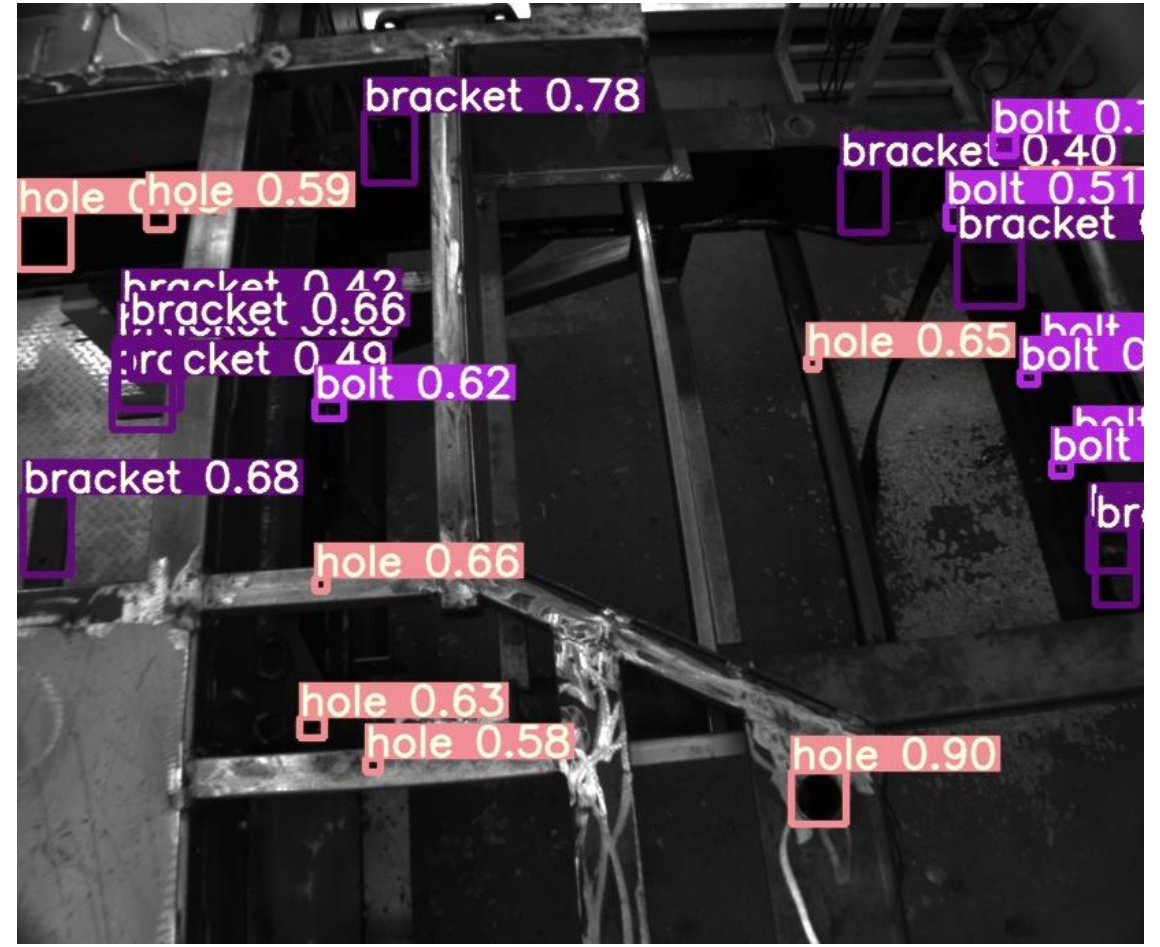
Under  
soldering



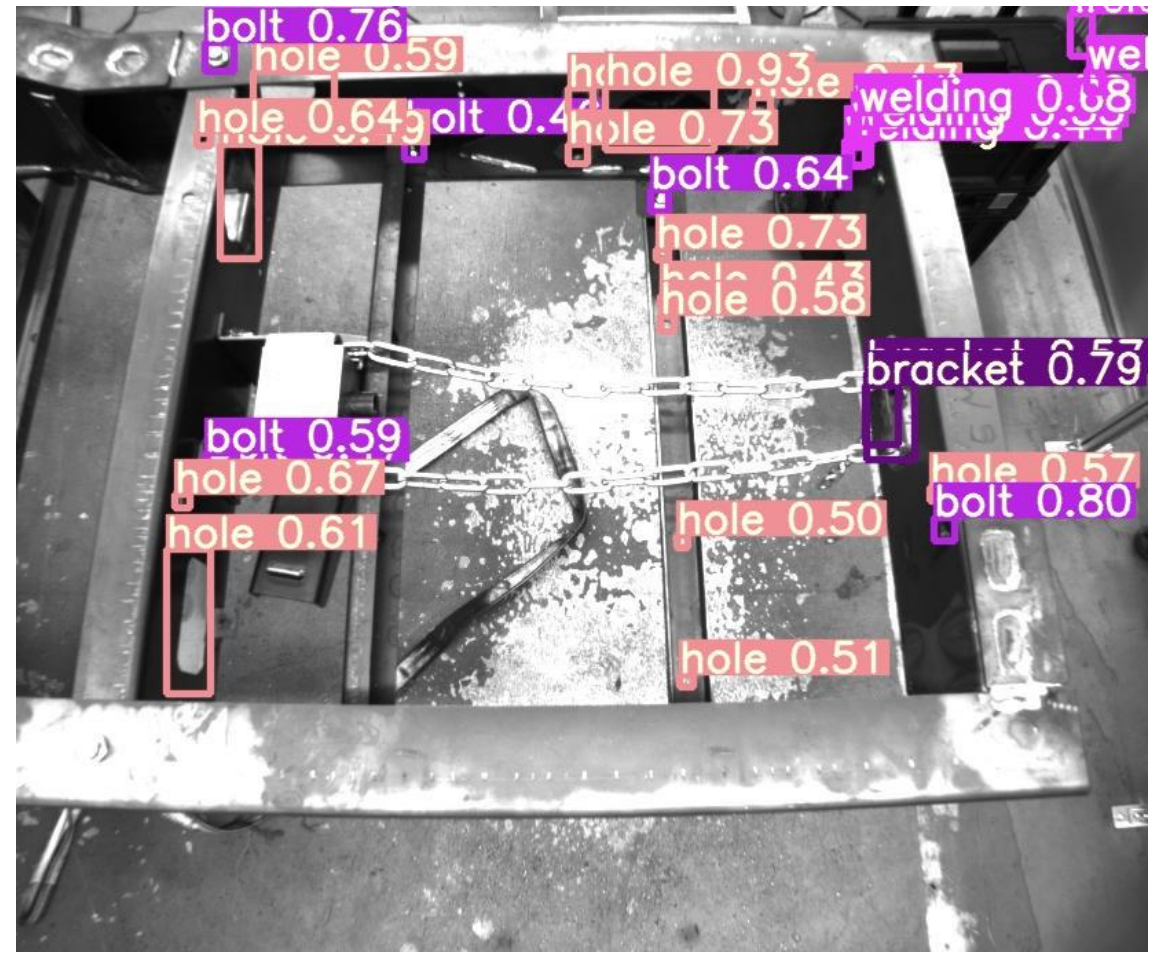
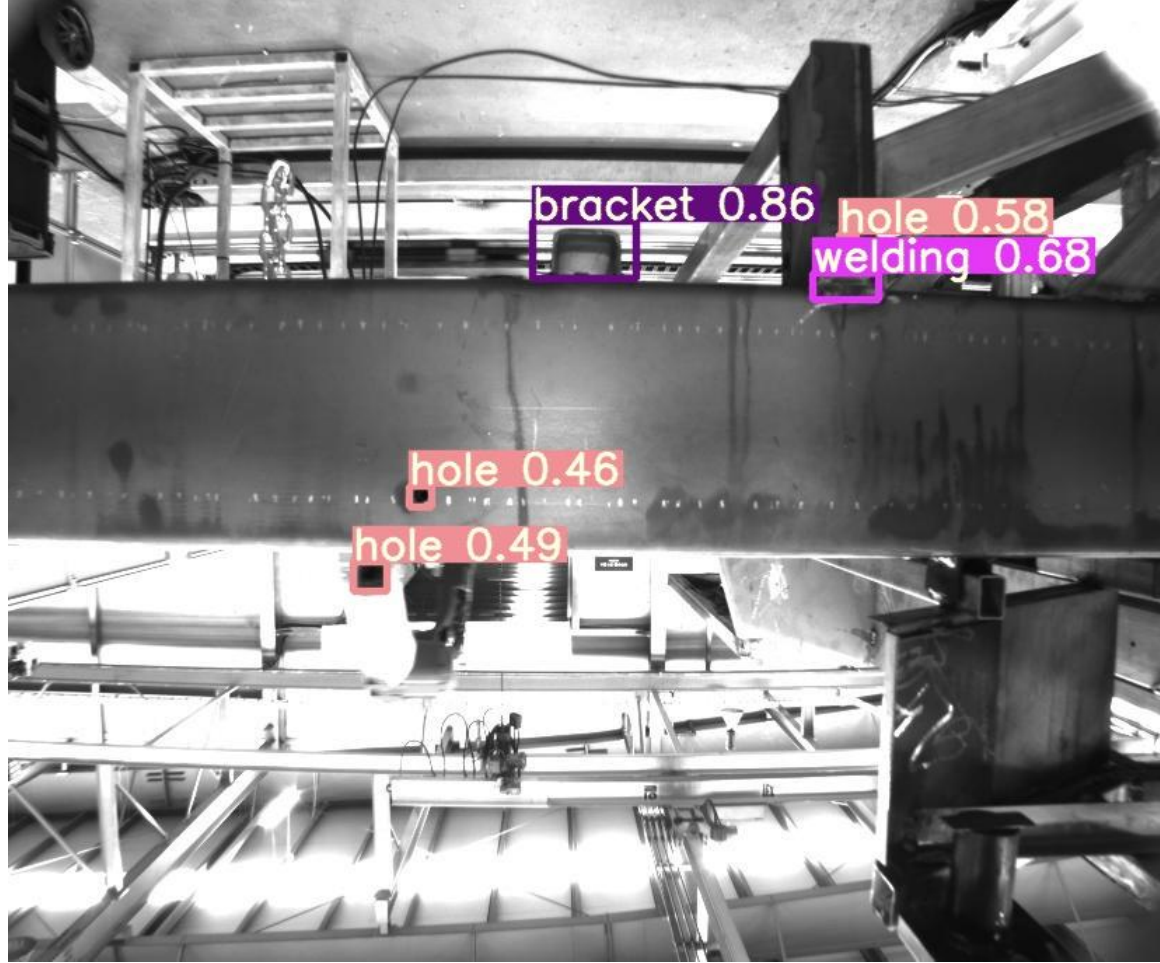
 : Solder region











# 인공지능의 응용분야 예시 IV

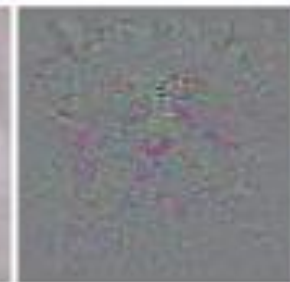
(Tiny ML)

<https://sites.google.com/g.harvard.edu/tinyml/home>

# 인공지능의 응용분야 예시 V

(인공지능을 속이는 방법)





원본

변조







타조

원본

변조

타조



DATASET	IMAGENET RESNET101	CLIP VIT-L
 ImageNet	76.2%	76.2%
 ImageNet V2	64.3%	70.1%
 ImageNet Rendition	37.7%	88.9%
 ObjectNet	32.6%	72.3%
 ImageNet Sketch	25.2%	60.2%
 ImageNet Adversarial	2.7%	77.1%

Although both models have the same accuracy on the ImageNet test set, CLIP's performance is much more representative of how it will fare on datasets that measure accuracy in different, non-ImageNet settings. For instance, ObjectNet checks a model's ability to recognize objects in many different poses and with many different backgrounds inside homes while ImageNet Rendition and ImageNet Sketch check a model's ability to recognize more abstract depictions of objects.

# References



정 준 수 / Ph.D ( heinem@naver.com )

- 前) 삼성전자 연구원
- 前) 삼성의료원 (삼성생명과학연구소)
- 前) 삼성SDS (정보기술연구소)
- 現) (사)한국인공지능협회, AI, 머신러닝 강의
- 現) 한국소프트웨어산업협회, AI, 머신러닝 강의
- 現) 서울디지털재단, AI 자문위원
- 現) 한성대학교 교수(겸)
- 전문분야: Computer Vision, 머신러닝(ML), RPA
- <https://github.com/JSJeong-me/>

