

# 다중 객체 추적 알고리즘을 이용한 가공품 흐름 정보 기반 생산 실적 데이터 자동 수집

## Automatic Collection of Production Performance Data Based on Multi-Object Tracking Algorithms

임현아(Hyuna Lim)\*, 오서정(Seojeong Oh)\*\*, 손형준(Hyeongjun Son)\*\*\*  
오요셉(Yosep Oh)\*\*\*\*

### 초 록

최근 제조업에서의 디지털 전환이 가속화되고 있다. 이에 따라 사물인터넷(internet of things: IoT) 기반으로 현장 데이터를 수집하는 기술의 중요성이 증대되고 있다. 이러한 접근법들은 주로 각종 센서와 통신 기술을 활용하여 특정 제조 데이터를 확보하는 것에 초점을 맞춘다. 현장 데이터 수집의 채널을 확장하기 위해 본 연구는 비전(vision) 인공지능 기반으로 제조 데이터를 자동 수집하는 방법을 제안한다. 이는 실시간 영상 정보를 객체 탐지 및 추적 기술로 분석하고, 필요한 제조 데이터를 확보하는 것이다. 연구진은 객체 탐지 및 추적 알고리즘으로 YOLO(You Only Look Once)와 딥소트(DeepSORT)를 적용하여 프레임별 객체의 움직임 정보를 수집한다. 이후, 움직임 정보는 후보정을 통해 두 가지 제조 데이터(생산 실적, 생산 시간)로 변환된다. 딥러닝을 위한 학습 데이터를 확보하기 위해 동적으로 움직이는 공장 모형이 제작되었다. 또한, 실시간 영상 정보가 제조 데이터로 자동 변환되어 데이터베이스에 저장되는 상황을 재현하기 위해 운영 시나리오를 수립하였다. 운영 시나리오는 6개의 설비로 구성된 흐름 생산 공정(flow-shop)을 가정한다. 운영 시나리오에 따른 제조 데이터를 수집한 결과 96.3%의 정확도를 보였다.

### ABSTRACT

Recently, digital transformation in manufacturing has been accelerating. It results in that the data collection technologies from the shop-floor is becoming important. These approaches focus primarily on obtaining specific manufacturing data using various sensors and communication technologies. In order to expand the channel of field data collection,

본 연구는 경기도의 경기도 지역협력연구센터 사업의 일환으로 수행하였음. [GRRCK2020-B01, 지능형 산업 데이터 분석 연구]

\* First Author, Undergraduate Student, Department of Industrial and Systems Engineering, Kyonggi University (haleem04@kyonggi.ac.kr)

\*\* Co-Author, Undergraduate Student, Department of Industrial and Systems Engineering, Kyonggi University (sunnter@kyonggi.ac.kr)

\*\*\* Co-Author, Undergraduate Student, Department of Industrial and Systems Engineering, Kyonggi University (shjmj187@kyonggi.ac.kr)

\*\*\*\* Corresponding Author, Assistant Professor, Department of Industrial and Systems Engineering, Kyonggi University (yosep.oh@kyonggi.ac.kr)

Received: 2022-05-06, Review completed: 2022-05-16, Accepted: 2022-05-19

this study proposes a method to automatically collect manufacturing data based on vision-based artificial intelligence. This is to analyze real-time image information with the object detection and tracking technologies and to obtain manufacturing data. The research team collects object motion information for each frame by applying YOLO (You Only Look Once) and DeepSORT as object detection and tracking algorithms. Thereafter, the motion information is converted into two pieces of manufacturing data (production performance and time) through post-processing. A dynamically moving factory model is created to obtain training data for deep learning. In addition, operating scenarios are proposed to reproduce the shop-floor situation in the real world. The operating scenario assumes a flow-shop consisting of six facilities. As a result of collecting manufacturing data according to the operating scenarios, the accuracy was 96.3%.

**키워드** : 인공지능, 다중 객체 추적, 제조 데이터 수집, 흐름 생산 공정

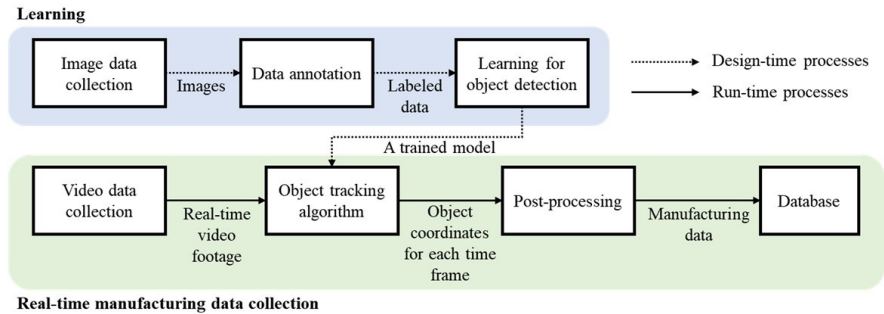
Artificial Intelligence, Multi-Object Tracking, Manufacturing Data Collection, Flow Shop

## 1. 서 론

최근 4차 산업혁명의 핵심 기술로 인공지능(AI: artificial intelligence), 빅데이터(Big Data), 사물인터넷(IoT: Internet of Things), 사이버물리시스템(CPS: Cyber-Physical Systems)이 주목받고 있다. 이 기술들의 공통점은 가상세계와 물리세계의 상호작용이 긴밀하고 신속하게 이루어지도록 지원하는 것이다. 이러한 기술적 흐름은 제조 분야에도 접목되어 스마트 공장(smart factory)이라는 명칭으로 구체화되고 있다. 최근엔 테슬라사(社)의 기가팩토리(Gigafactory)처럼 규모가 커지고 내부 공정 물류 시스템이 복잡한 형태의 공장이 나타나고 있다. 이런 상황에서 제조 생산성을 향상시키기 위해 현장의 실시간 데이터에 기반(data-driven)한 의사결정 방법론에 대한 연구와 기술적 개선이 이루어지고 있다. 이에 따라 제조 현장의 다양한 데이터를 수집하고 가공하는 기술의 중요성이 증대되고 있다[1, 17].

생산 현장에서 다양한 제조 데이터(생산 실적, 생산 시간, 설비 가동 등)를 수집하기 위한 수단으로 각종 센서나 PLC(programmable logic controller)가 사용되고 있다. 특히, 센서는 특정 목적(예: 온도센서, 압력센서, 진동센서 등)을 가진 정보를 수집하는 데에 유리하다. 본 연구는 생산현장에서 데이터를 수집할 수 있는 수단을 확장하기 위해 비전(vision) AI를 적용하는 방법을 제안한다. 이는 실시간 영상 정보를 객체 탐지 및 추적 기술로 분석하고, 필요한 제조 데이터를 확보하는 것이다. 이 방법은 수집할 수 있는 데이터의 범주가 시각 정보에 치중되지만, 하나의 영상 내에서 다양한 정보들을 한 번에 수집할 수 있는 장점이 있다. 비전 AI를 적용하는 접근법은 기존 데이터 수집 방법을 보완하는 역할뿐만 아니라, 각종 센서 및 정보 수집 기기에 투자할 여력이 크지 않은 중소기업에도 도움될 수 있다.

본 논문의 연구 내용은 <그림 1>로 요약된다. <그림 1>은 실시간 영상 정보에서 제조 데



〈그림 1〉 설계 및 운영 시점에 따른 비전 데이터를 이용한 객체 추적 실시간 데이터 수집 시스템

이터를 추출하기 위해 설계 시점(design time)과 운영 시점(run time)에서 필요한 프로세스를 표현한다. 설계 시점 프로세스는 객체 추적 알고리즘을 적용하기 위한 준비 단계로 지도 학습(supervised learning)을 진행하는 과정이다. 이 과정은 학습을 위해 특정 객체를 포함하고 있는 이미지 파일을 먼저 확보한다. 그리고 이미지 파일에서 특정 객체의 범위를 지정하고 그 이름을 부여하는 라벨링 과정(data annotation)을 거친 후 객체 탐지를 위한 데이터 학습을 진행한다. 데이터 학습 결과 객체 추적에 사용하는 가중치 파일이 생성된다. 운영 시점에 실시간으로 영상 데이터를 받고 객체 추적 알고리즘을 이용해 영상에서 프레임별로 객체의 움직임을 추적한다. 시간에 따른 프레임별로 고정된 위치의 좌표를 이용하여 각 객체의 제조 데이터(제품 수량 및 종류, 설비 가동 시간 등)를 산출하고 데이터베이스에 저장한다.

본 논문은 제2장에서 관련 연구 및 기술들을 리뷰한다. 제3장 및 제4장은 각각 설계 시점과 운영 시점 프로세스를 구체적으로 기술한다. 그리고 제5장은 실험 환경을 구축하고 테스트한 결과를 제시한다. 마지막으로 제6장은 본 연구의 결론 및 향후 개선 방향에 대해 논의한다.

## 2. 관련 연구

### 2.1 딥러닝 기반 객체 탐지 및 추적

최근 딥러닝을 기반으로 한 객체 탐지 및 추적 기술에 대한 연구가 활발히 진행되면서 화재탐지[12], 드론[6] 등에서 활용되고 있다. 그중 실시간 및 비디오 영상에서 특정 객체를 추적하는 다중 객체 추적(Multi-Object Tracking: MOT) 기술은 객체 탐지 단계와 객체 추적 단계로 나눌 수 있다[16]. 객체 탐지 모델(Object Detection Model)은 영상의 각 프레임(단일 이미지)에서 각 객체들의 위치를 파악하고 클래스(class)를 분류하는 작업을 진행한다. 다음으로 객체 추적 모델(Object Tracking Model)은 연속된 두 프레임에 존재하는 객체들의 관계를 파악하여 각 객체들의 위치 변화를 추적하는 작업을 진행한다.

딥러닝 기반 객체 탐지 모델 중 YOLO(You Only Look Once)는 Joseph Redmon이 개발한 합성곱 신경망 네트워크이다[14]. YOLO는 객체가 있을 만한 영역들의 후보군들을 여러 개 추출하는 영역 제안(region proposal)과 객체의 클래스를 분류(classification)하는 과정이 동시

에 이루어지는 것으로 1단계 탐지(1-stage detector)라고 부른다. 이는 최근 실시간 객체 탐지를 많이 함에 따라 빠르게 발전하고 있으며 순차적으로 진행되는 2단계 탐지(2-stage detector)보다 속도가 빠르다는 특징이 있다. 특히 YOLO는 단 하나의 신경망에서 객체 탐지가 가능해 실시간 객체 탐지 분야에서 널리 사용되고 있다. 본 연구는 실시간 정보를 수집하기 위해 속도에 초점을 맞춘 1단계 탐지 방식의 YOLO를 적용한다. 특히, 여러 YOLO버전 중 높은 성능과 속도를 보여주는 YOLOv4를 사용하여 실시간으로 제조 데이터를 수집한다.

컴퓨터 비전 분야에서 MOT 기술은 다양하게 적용되고 있다. 비디오 영상에서 다중 객체 추적 기술은 자율주행, 무인 감시 및 범죄 예방 등 다양한 분야에서 활용되고 있으며 더 나아가 스포츠 경기 내 선수 및 공과 같은 객체의 행동을 자동으로 인식 및 분석하는 기술도 스포츠 분야에서 등장하고 있다[10]. 객체 추적 알고리즘 중 딥소트(DeepSORT)[15]는 기존의 소트(Simple Online and Realtime Tracking: SORT)[2]의 성능을 개선했다. 딥소트의 큰 특징 중 하나는 Re-identification(ReID) 모델을 적용해서 객체 추적 과정 중 ID가 변환되는 문제를 해결한 점이다[16]. 구조 또한 단순하여 빠른 속도로 객체 추적이 가능하다. 본 연구는 YOLOv4를 이용해 객체 탐지를 진행한 후, 이를 기반으로 딥소트를 이용하여 영상에서 객체를 추적한다.

## 2.2 제조업에서의 비전 AI 기술

제조업에서 비전 데이터를 활용한 연구가 이루어지고 있다. 그 분야 중 하나는 품질 검사

및 불량 검출 시스템이다. 첫 번째 예는 테프론 튜브 결합 검사이다. 기존에는 육안 검사가 보편적이었지만 객체 검출 알고리즘(object detection)을 통해 자동으로 이를 검사하는 방법이 개발되었다[5]. 두 번째 예는 마스크 불량품 검사 시스템이다. 마스크 제조사의 품질 검수 공정 또한 대부분 육안 검사로 진행된다. 최근엔 머신 비전과 딥러닝 알고리즘을 적용해 실시간으로 불량 검출이 가능한 시스템이 구현되었다[3].

또 다른 분야 중 하나는 영상 분석을 통한 작업 인식 시스템이다. 첫 번째 예는 건설 현장에서 중장비의 단독 작업 자동 인식 모델이다. 수많은 중장비와 작업자가 다양한 작업을 동시에 다발적으로 수행하기 때문에 중장비는 신호수와 상호작용을 통해 주변 상황에 대한 정보를 수집하면서 작업을 수행해야 한다. 이때, 컴퓨터 비전을 기반으로 건설 현장에서의 작업을 탐지하는 인식 모델을 제안되었다[4]. 두 번째 예는 자율이동 모듈을 이용한 스마트 창고 관리이다. 자재를 파악하기 위해 카메라 모듈이 비전 처리 방식을 통해 재고 보관함을 인지하며 이를 통해 데이터를 관리하는 시스템이 제안되었다[7].

## 3. 설계 시점 프로세스

제3장은 설계 시점 프로세스를 두 가지로 구분하여 기술한다. 먼저, 데이터 수집 환경 구축 과정은 제3.1절에서 설명된다. 그리고 이 데이터 수집 환경에서 객체 추적 알고리즘을 적용하기 위해 특정 객체를 지도 학습하는 과정은 제3.2절에 포함되어 있다.

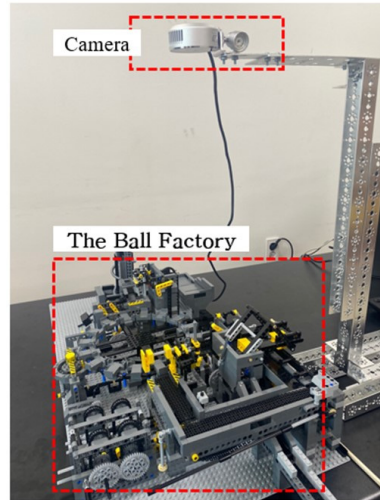
### 3.1 제조 데이터 수집 환경 구축

영상 데이터 수집을 위한 기기로 라이다(LiDAR) 기반의 RealSense L515를 사용한다. 라이다는 깊이 탐지 기법으로 레이저를 통해 거리를 인식한다. 특정 패턴으로 빛을 방출하고 대상물에 반사된 신호를 바탕으로 정보를 추출한다. 이때 직접적인 직사광선은 레이저의 성능을 하락시키며 매우 어두운 물체는 레이저를 흡수할 수 있기 때문에 주로 실내에서 사용된다. 본 연구는 실내에서 실험을 진행하며 영상만으로 데이터를 수집하므로 공간 구현이 가능한 라이다 카메라를 사용한다[11].

데이터 수집 환경을 마련하기 위해 550×400×200mm 크기의 공장 모형이 제작되었다. 이 공장 모형은 레고(Lego) 브릭으로 조립된 공 운반 장치 모듈(Great Ball Contraption: GBC)이다. GBC모듈에 의해 운반되는 여러 종류의 공(ball)은 생산 현장에서의 자재/반제품/생산품을 상징한다. <그림 2>는 본 연구에서 활용되는GBC모듈을 보여준다.

물류 이동 환경으로 볼팩토리(The Ball Factory) 브릭 모형을 변형하여 사용한다. 이 공장 모형은 총 6개의 모듈로 구성되어 있으며, 각 모듈은 하나의 생산 설비 또는 기계를 상징한다. 설비 1은 Ball Lifter and Loader로 공을 집어 다음 공정으로 이동한다. 설비 2는 Wheel로 턴테이블 모양의 장치가 회전한다. 설비 3은 Bucket Unloader로 Wheel 위에 놓여있던 바구니를 설비 4로 옮겨준다. 설비 4는 Load Shifter로 공이 들어있는 바구니를 이동시켜준다. 설비 5는 Ball Dumper로 바구니에 있던 공을 비워준다. 설비 6은 Empty Bucket Mover로 빈 바구니를 다시 Wheel로 옮겨준다. 설비 1부터

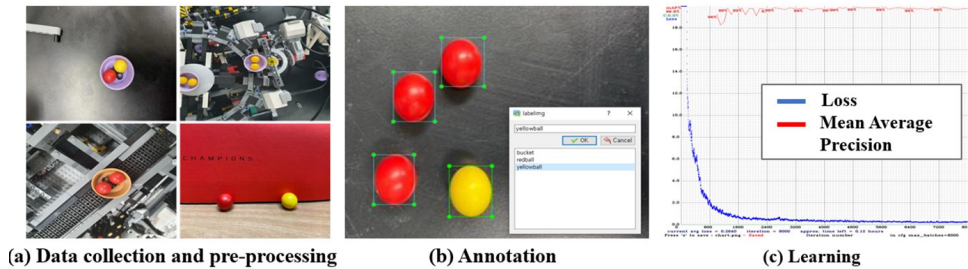
설비 6까지 순환으로 볼팩토리가 구동되며 본 연구에서는 공의 이동 과정을 제품 운반 공정으로 가정한다.



<그림 2> 물류 이동 환경을 모사한 공장 모형

### 3.2 다중 객체 추적을 위한 딥러닝 기반 학습

본 연구는 빨간공과 노란공을 추적해야 할 객체로 고려한다. 영상에서 두 종류의 공을 탐지하고 분류하기 위해 지도학습이 선행되어야 한다. 이를 위해 <그림 3(a)>와 같이 다양한 각도, 위치, 배치로 빨간공과 노란공에 대한 원본 사진을 수집한다. 본 연구는 각각의 공에 대해 1670장의 데이터를 확보했다. 이후, 데이터를 분석에 적합한 형태로 만들기 위해서 데이터를 가공하는 전처리 과정을 진행한다(<그림 3(b)>). 정교한 분석 모델을 얻기 위해서 의미 없는 데이터와 수많은 변수들을 제거한다. 본 연구에서는 사진 크기 조정(Resize)을 진행했다. 이미지 데이터의 크기는 다크넷(Darknet)



〈그림 3〉 다중 객체 추적을 위한 데이터 학습

의 기본 설정값인 416×416(pixels)으로 조정했다. 또한 객체 인식을 위해 데이터 라벨링이 필요하다. 라벨링이란 모델이 학습할 수 있도록 데이터를 원하는 목적에 따라 정보를 입력하는 것이다. 각 객체에 이름을 부여하는 것으로 볼 수 있으며 모든 이미지 데이터에 대해 라벨링 도구(labelimg)를 이용하여 전처리된 데이터에 라벨링 한다. 학습 데이터와 테스트 데이터의 비율은 통상적으로 사용하는 범위 내의 0.16으로 설정했다.

확보한 데이터를 이용하여 가중치 생성을 위한 학습을 진행한다(〈그림 3(c)〉). YOLO와 다크넷을 이용하여 학습을 진행하고 가중치 값을 얻는다. 해당 모델을 학습하기 위해 파라미터 값을 조정한다. 본 연구에서는 클래스를 2(빨간공, 노란공), 컨볼루션 필터 개수를 21로 설정한다. 배치 사이즈와 미니배치 개수는 각 64와 16으로 고정 값을 사용한다. 최대 훈련 배치 개수(max\_batches)는 통상적으로 사용하는 클래스 개수×2000인 4000으로 설정한다. 데이터 학습으로 얻은 가중치 결과 중 최적의 결과를 사전에 정의한 모델에 적용한다. 이 완성된 모델을 이용하여 객체 추적을 진행한다. 다크넷은 YOLO학습을 위해 개발된 프레임워크이다. 다크넷을 이용해 찾은 최적의 가중치로 모델을

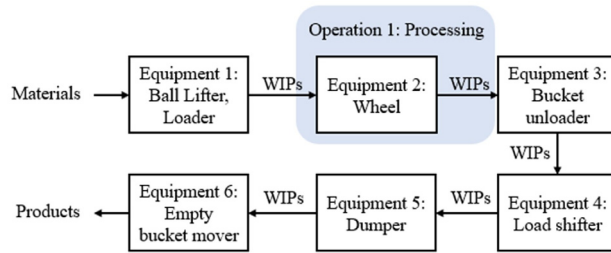
생성한다. 학습한 모델과 카메라를 통한 실시간 영상으로 객체 탐지와 객체 추적을 한다. 객체 탐지 라이브러리 중 하나인 YOLO는 딥러닝 기법을 사용한 사물 탐지 신경망이다. YOLO를 이용해 이미지에서 객체의 분류와 위치 파악이 가능하다. YOLO의 여러 버전 중 다크넷 구현이며 다른 버전에 비해 비교적 성능이 좋은 YOLOv4를 사용한다.

#### 4. 운영 시점 프로세스

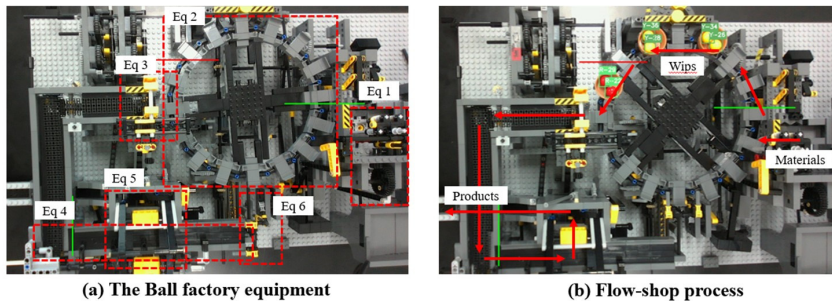
제4장은 데이터 수집을 실제로 진행되는 운영 시점을 다룬다. 제4.1절은 데이터 수집 테스트를 진행하기 위해 공장 모형이 어떻게 동작하는지 운영 시나리오를 기술한다. 그리고 이를 기반으로 어떤 제조 데이터가 어떻게 수집되는지 제4.2절과 제4.3절에서 설명한다. 4.4절은 수집된 제조 데이터가 데이터베이스에 저장되는 방식을 보여준다.

##### 4.1 운영 시나리오

흐름 생산 공정(flow-shop)에서의 제조 데이터 수집 상황을 가정하여 운영 시나리오가



〈그림 4〉 공장 모형의 흐름 생산 공정 순서도



〈그림 5〉 공장 모형의 흐름 생산 순서

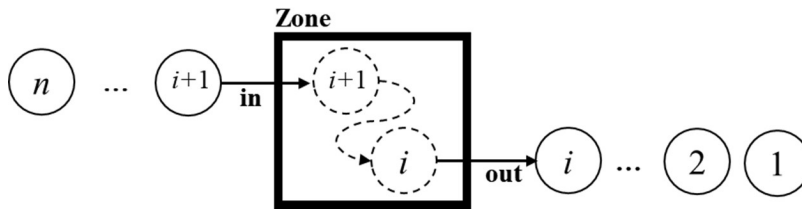
수립되었다. 제3.2절에서 구축한 공장 모형에 10개의 제품 생산량이 할당되었다. <그림 4>와 <그림 5(a)>에서 보여주듯이 자재(materials)로 투입된 공은 6개의 설비를 순차적으로 거쳐서 제품(products)으로 완성된다. 이때, 두 번째 설비(Equipment 2)에서는 가공(processing) 공정이 이루어진다. 첫 번째 설비에서부터 마지막 설비까지 존재하는 공의 상태는 재공품(WIP: work in process)이라 가정한다. 마지막 여섯 번째 설비(Equipment 6)를 거쳐 나온 공을 제품으로 가정한다. 결론적으로 설비 가동, 자재 투입, 가공 공정, 제품 산출에 대한 일련의 과정이 이루어진다(<그림 5(b)> 참조).

#### 4.2 다중 객체 추적 알고리즘

본 연구는 다중 객체 추적을 위해 딥소트를

적용한다. 이를 통해 영상에 포함된 각각의 공에 일련번호를 부여하여 프레임마다 바뀌는 위치를 추적한다. 딥소트의 칼만 필터(Kalman filter)는 바뀐 공의 위치를 예측하여 이전 프레임에서 다른 위치에 있던 공의 일련번호를 계속 가질 수 있도록 지원한다. 영상 프레임에서 공의 위치 정보는 객체를 감싸고 있는 바운딩 박스(bounding box)의 좌표로 표현된다. 영상은 프레임의 집합이므로 프레임이 바뀔 때마다 공의 실제 위치를 측정하고 칼만 필터 기반의 예측값과 비교하여 상태를 계속적으로 업데이트 한다.

객체 추적 알고리즘을 적용함에 있어서 주요 문제 중 하나는 폐색 현상(Occlusion)이다. 컴퓨터 비전 분야에서 폐색 현상은 추적 중인 물체가 다른 물체에 의해 가려져 발생하는 현상이라 정의한다. 객체 추적 내 겹침 문제는 다양



〈그림 6〉 바운딩 박스 좌표(Zone)를 활용한 폐색 현상 객체 추적

한 이유로 발생할 수 있는데 흔히 배경 구조에 의해 두 개 이상의 객체가 서로 가려질 때 발생한다. 이러한 현상으로 추적 대상의 가시성이 제한 또는 상실되어 실제 추적 대상물의 위치를 판단하기가 어렵다. 객체가 다시 프레임에 나타나면 새 객체와 동일 객체의 판단이 혼동되며 이는 유사한 외관을 가진 여러 개체를 추적하는 경우 더욱 복잡해진다[9].

폐색 현상을 해결하기 위한 첫 번째 방법은 다양한 각도에 카메라를 배치하는 것이다. 카메라의 위치를 바꾸거나 추가 설치하여 폐색 현상이 발생하지 않도록 상황을 통제한다. 이 방법의 경우 폐색 현상이 발생하는 상황을 제거하기 때문에 객체 추적에서 문제 발생 가능성을 줄일 수 있다. 그러나 폐색 현상이 발생하는 모든 상황에서 카메라를 모두 배치하기 어려우며 공간적, 시간적 한계가 발생한다. 두 번째 방법은 <그림 6>과 같이 폐색 현상이 발생하는 영역(Zone)을 지정하여 객체에 ID를 부여하는 것이다. 폐색 현상이 발생하는 진후 상황의 영역을 지정하여 영역에 들어오는 객체 순서대로 동일 ID를 부여받을 수 있도록 설정한다. 이때 각 영역에 들어오는 객체의 순서는 동일해야 한다. 특정 영역에서 추적 객체와 다른 물체에 의해 겹침이 발생하는 경우에 적합한 방법으로 사용될 수 있다.

본 연구는 두 번째 방법을 이용하여 폐색 현상

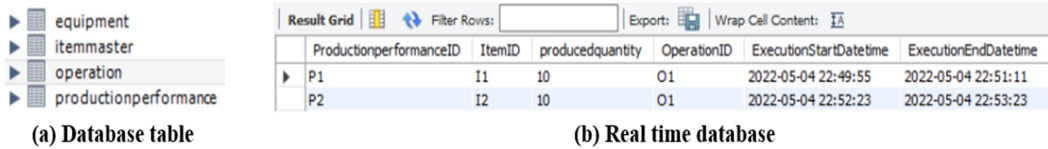
을 해결한다. 고정된 특정 영역에서만 겹침 문제가 발생하기 때문에 두 번째 방법을 선택했다. 연구 환경에서 겹침 문제는 고정된 다른 물체(설비 5)에 의해 추적 객체(빨간공, 노란공)가 가려지면서 발생한다. 설비 5에 의해 공이 가려지기 전 상황과 후 상황의 영역을 지정한다. 전 상황에서 공의 클래스 이름과 ID의 순서를 저장하고 후 상황에서 특정 영역을 지나갈 때 저장한 이름과 ID 순서대로 인식하도록 한다.

#### 4.3 후보정(post-process): 제조 데이터 산출

다중 객체 추적을 통해 도출된 시간대별 객체의 위치 정보(좌표)는 제조 데이터로 변환된다. 본 연구는 두 종류의 제조 데이터에 초점을 맞춘다. 생산 실적 데이터는 생산 실적 데이터 공정 과정에서 만들어지는 반제품과 제품의 정보다. 제품의 종류와 수량, 식별자(ID)가 포함된다. 생산 시작/종료 데이터는 재료의 투입과 제품의 배출될 때의 시각 정보다. 생산 시작 일시와 종료 일시가 포함된다.

반제품(WIP)과 제품(product)의 생산 실적 데이터는 객체 추적 정보를 기반으로 산출될 수 있다. 그림4에서 설비 1에서는 재료의 투입을 의미한다. 설비 2부터 설비 6까지는 제품이 만들어지는 과정으로 반제품의 이동 과정을 설





〈그림 7〉 데이터베이스 구조

명한다. 마지막 설비를 지나면 제품이 완성되는 상황으로 진행된다. 특히 설비 2에서는 제품이 가공되는 공정으로 가정한다. 비전으로 수집 가능한 정보 중 본 연구에서 직접 수집할 수 있는 정보는 반제품과 제품의 종류와 수량이다. 객체 탐지와 객체 추적으로 제품 종류(빨간공, 노란공)와 수량 데이터를 산출할 수 있다. 또한 비전으로 반제품과 제품의 구분이 가능하다. 위치의 좌표값으로 구분하며 해당 위치에서 제품의 존재 여부로 반제품과 제품을 구분한다. 이 정보들을 종합하여 제품의 종류에 따른 반제품과 제품을 구분한 데이터베이스를 구축한다.

생산 시작 시각과 종료 시각 데이터는 반제품과 제품의 객체 추적 정보를 기반으로 산출된다. 생산 시작 데이터는 첫 아이템이 공정에 투입되었을 때 산출되는 데이터다. 생산 시작 일시는 재료에서 반제품, 설비 1에서 설비 2로 공이 넘어갈 때의 시각을 측정한다. 시작 정보를 산출하기 위해 해당 위치에 영역을 지정했다. 그 영역 안에 추적 객체가 들어가는 순간 미리 구축된 데이터베이스에 정보가 저장된다. 생산 종료 데이터는 마지막 아이템이 공정에서 배출되었을 때 산출되는 데이터다. 생산 종료 일시는 반제품에서 제품, 설비 6에서 외부로 공이 넘어갈 때의 시각을 측정한다. 생산 종료 데이터도 생산 시작 데이터와 같은 방법으로 정보를 산출한다.

#### 4.4 데이터베이스 구조

데이터베이스 구조는 제조 데이터 관련한 국가표준문서(“KSX9101-1”)[8]를 참조하여 설계되었다. <그림 7(a)>와 같이 데이터베이스는 크게 품목마스터, 공정, 설비, 생산실적으로 4개의 테이블로 이루어진다. 또한, 표준문서를 기준으로 구축한 항목 외에 비전데이터 수집을 위해 포함되어야 하는 정보가 요구된다. 특히, 공의 위치 정보를 바운딩박스의 좌표로 파악하기 때문에 공정과 설비 테이블에 좌표 항목을 추가했다.

실시간으로 비전 데이터를 받아오기 전 미리 정의해야 하는 기준정보가 존재한다. 미리 정의한 데이터들은 각 테이블에서 참조가 가능하다. 생산 실적 수량, 생산 시작 시각, 생산 종료 시각은 실시간으로 받아오는 비전 데이터를 활용하여 수집되는 정보이다. 비전 데이터를 받아들 때 실시간으로 데이터베이스에 각각의 정보들이 저장되며 각 시간마다 정보들의 파악이 가능하다(<그림 7(b)>).

#### 5. 수집 정보의 정확도 분석

본 연구에서 제안한 시스템을 평가하기 위해 운영 시나리오대로 총 5번의 실험을 진행했다. 제5.1절에서는 빨간공과 노란공의 객체 추적에

대한 정확도를 평가한다. 제5.2절에서는 생산 실적과 생산 시작/종료 시각에 대해 제조 데이터를 데이터베이스에 저장하는 것에 대한 정확도를 평가한다.

### 5.1 객체 추적에 대한 정확도

본 연구에서 제안한 시스템을 평가하기 위해 객체 추적에 대한 정확도를 분석한다. 이에 대

한 평가지표로 MOT Challenge를 활용한다 [13]. 그 중 다중 객체 추적 정확도(MOTA)와 동일한 Track ID로 객체가 올바르게 식별되는 빈도(IDF1), ID 변화가 일어난 횟수(IDsw)를 사용했다. 각각의 값을 구하는 식은 <표 1>, <표 2>와 같다.

총 5번의 실험 결과 각각의 값은 <표 3>과 같다. 다중 객체 추적의 정확도는 최소 33.3%에서 최대 60.0%였으며, 평균 50.46%의 정확도로

<표 1> 객체 추적에 대한 평가지표

평가지표	설명	수식
MOTA	다중 객체 추적 정확도	$MOTA = 1 - \frac{FN + FP + ID_{sw}}{\sum GT_{i,t}}$
IDF1	동일한 Track ID로 객체가 올바르게 식별되는 빈도	$IDF1 = \frac{2 * IDTP}{2 * IDTP + IDFP + IDFN}$
IDsw	ID 변화가 일어난 횟수	$ID_{sw} = \sum ID_{sw,t}$

<표 2> 객체 추적에 대한 평가지표(변수 설명)

변수	설명
FN	Negative로 예측했고 False인 객체들의 수 (객체가 실제로 있는데 모델이 없다고 예측한 횟수)
FP	Positive로 예측했으나 False인 객체들의 수 (객체가 실제로 없는데 모델이 있다고 예측한 횟수)
GT <sub>i,t</sub>	t시간동안 측정된 객체의 수
IDTP	모델이 객체의 ID를 올바르게 판단한 횟수
IDFN	모델이 객체의 ID를 객체에 부여하지 못한 횟수
IDFP	모델이 객체의 ID를 잘못된 객체에 부여한 횟수

<표 3> 객체 추적 정확도

Test Set	MOTA (%)	IDF1 (%)	IDsw
1회차	54.5	70.5	5
2회차	50.0	66.7	6
3회차	60.0	75.0	4
4회차	33.3	60.0	8
5회차	54.5	70.5	5
정확도 평균	50.46	68.54	

객체가 추적되었다. 동일한 Track ID로 객체가 올바르게 식별되는 빈도는 최소 60.0%에서 최대 75.0%로, 평균 68.54%의 정확도로 동일한 Track ID로 식별되었다.

## 5.2 제조 데이터에 대한 정확도

데이터베이스에 자동으로 수집되는 생산 시작/종료 시각의 데이터에 대한 정확도를 평가한다. 정확도는 이론값과 측정값을 이용한 식 (1)을 활용한다. 생산 시작 시각과 생산 종료 시각의 차를 계산한 시간으로 정확도를 계산한다. 이론값은 데이터베이스에 기록된 기간으로 정의하고 측정값은 실험자가 직접 측정된 기간으로 정의한다. 총 5번의 실험 결과 생산 시작/종료 일시의 정확도는 <표 4>와 같고 최소 86.36%에서 최대 100.0%였으며 평균 96.30%의 정확도를 나타냈다.

$$\text{정확도}(\%) = \left(1 - \frac{|\text{이론값} - \text{측정값}|}{\text{이론값}}\right) \times 100 \quad (1)$$

<표 4> 생산 시작/종료 일시 정확도

Test Set	제품	생산실적수량	정확도 (%)
1회차	빨간공	10	86.36
2회차	노란공	10	100.00
3회차	빨간공	10	98.68
4회차	노란공	10	98.46
5회차	빨간공	10	98.02
		정확도 평균	96.30

## 6. 결론 및 향후 과제

본 연구는 다중 객체 추적 알고리즘을 이용해

실시간으로 제조 데이터 수집하는 모델을 제안했다. 이는 흐름 생산 공정에서 제조 데이터 수집 상황을 가정한다. 다중 객체 탐지를 위해 YOLO와 다크넷을 이용한 딥러닝 기반 학습을 진행했으며 다중 객체 추적을 위해서는 딥소프트를 적용했다. 다중 객체 추적 과정에서 폐색 현상에 대한 문제를 특정 영역 지정 방식으로 해결했다. 또한, 수집된 제조 데이터를 자동으로 데이터베이스에 저장할 수 있는 환경을 구축했다. 객체의 위치 정보(좌표)를 활용하여 생산실적에 대한 정보를 수집하였으며 생산 시작/종료 시각 데이터를 96.30%의 정확도로 수집했다.

본 연구에서는 자재의 이동을 중심으로 비전 데이터를 통해 객체를 추적하여 제조 데이터를 수집했다. 더 나아가 다른 객체의 추적을 이용하여 기계 가동 여부 등 수집 가능한 제조 데이터의 타입을 확대할 수 있다. 또한 실제 공장에서 데이터를 수집할 수 없어 공장 모형을 사용했지만 추후 실제 공장에서 데이터를 수집한다면 공장 모형으로 확보하기 어려운 데이터(작업자 관련 정보 등)까지 수집될 수 있을 것이다.

## References

- [1] Bae, G., Bae, S., Jeong, T., Heo, J., Moon, S., Song, S., Lee, S., Lee, J., Bae, Y., Jung, J., Na, H., Park, Y., Shin, G., Wang, J., and Kim, B., "Smart Factory Management & Technology," Dreamdesign, 2019.
- [2] Bewley, A., Ge, Z., Ott, L., Famos, F., and Uproft, B., "Simple Online and Realtime Tracking," arXiv:1602.00763, 2016.

- [3] Choi, W., and Cho, S., "Development of Mask Inspection Systems Based on Deep Learning," *IE Magazine*, Vol. 29, No. 1, pp. 42-44, 2022.
- [4] Jeong, J., Kim, J., Chi, S., Roh, M., and Biggs, H., "Solitary Work Detection of Heavy Equipment Using Computer Vision," *KSCE Journal of Civil and Environmental Engineering Research*, Vol. 41, No. 4, pp. 441-447, 2021.
- [5] Cho, C., Kim, J., Lee, S., Kim, B., Seo, Y., Park, Y., and Kwak, H., "Vision-based Inspection Systems for Defect Detection," *Proceedings of The Korean Society of Manufacturing Technology Engineers Conference*, No. 12, pp 34-34, 2021.
- [6] Jung, B., Seo, S., Park, B., and Bae, S., "Microscopic Traffic Parameters Estimation from UAV Video Using Multiple Object Tracking of Deep Learning-based," *The Journal of The Korea Institute of Intelligent Transportation Systems*, Vol. 20, No. 5, pp. 83-99, 2021.
- [7] Kim, J., and Jeong, J., "Smart Warehouse Management System Utilizing IoT-based Autonomous Mobile Robot for SME Manufacturing Factory," *The Journal of the Institute of Internet, Broadcasting and Communication*, Vol. 18, No. 5, pp. 237-244, 2018.
- [8] KSX9101-1, *Manufacturing Business Data Interchange Between Manufacturing Enterprise Business Systems - Part 1: Data Model*, 2021.
- [9] Lee, B., Liew, L., Cheach, W., and Wang, Y., "Occlusion handling in videos object tracking: A survey," *IOP Conference Series Earth and Environmental Science*, Vol. 18, 2014.
- [10] Moon, S., Lee, J., Nam, D., and Kim, H., "A comparative study on multi object tracking methods for sports video," *Proceedings of the Korea Information Processing Society Conference*, Vol. 23, No. 2, pp. 653-654, 2016.
- [11] Park, J., Hong, J., and Kim, W., "A Study on Intuitive IoT Interface System using 3D Depth Camera," *The Journal of Society for e-Business Studies*, Vol. 22, No. 2, pp. 137-152, 2017.
- [12] Park, J., Park, D., Hyun, D., Na, Y., and Lee, S., "Deep-Learning Based Real-time Fire Detection Using Object Tracking Algorithm," *Journal of the Korea Society of Computer and Information*, Vol. 27, No. 1, pp. 1-8, 2022.
- [13] Park, E., "Multi-Object Tracking Using Joint Detection and Identification Network based MLFPN," *Hanyang University, MS Thesis*, 2021.
- [14] Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., and Farhadi, A., "You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection," *arXiv:1506.02640*, 2016.
- [15] Wojke, N., Bewley, A., and Paulus, D., "Simple Online and Realtime Tracking with a Deep Association Metric," *arXiv:1703.07402*, 2017.

- [16] Yang, S., Jung, I., Kang, D., and Baek, H., "Real-Time Multi-Object Tracking using Mixture of SORT and DeepSORT," The Journal of Korean Institute of Information Technology, Vol. 19, No. 10, pp. 1-9, 2021.
- [17] Yun, J., An, H., and Choi, Y., "A Machine Learning Based Facility Error Pattern Extraction Framework for Smart Manufacturing," The Journal of Society for e-Business Studies, Vol. 23, No. 2, pp. 97-110, 2018.

## 저 자 소 개



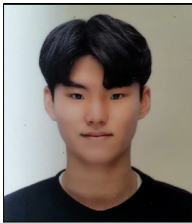
임현아  
2020년~현재  
관심분야

(E-mail: haleem04@kyonggi.ac.kr)  
경기대학교 산업경영공학과 학부과정  
스마트공장, 머신러닝, 시스템분석



오서정  
2020년~현재  
관심분야

(E-mail: sunnter@kyonggi.ac.kr)  
경기대학교 산업경영공학과 학부과정  
빅데이터, 딥러닝, 컴퓨터 비전



손형준  
2020년~현재  
관심분야

(E-mail: shjmj187@kyonggi.ac.kr)  
경기대학교 산업경영공학과 학부과정  
빅데이터, 머신러닝, 앱 개발



오요셉  
2009년  
2011년  
2019년  
2021년~현재  
관심분야

(E-mail: yosep.oh@kyonggi.ac.kr)  
한양대학교(ERICA) 정보경영공학과 (학사)  
한양대학교 산업경영공학과 (석사)  
뉴욕주립대(버펄로) 산업시스템공학과 (박사)  
경기대학교 산업경영공학과 조교수  
스마트공장, 3D프린팅, 비전 AI