

공학석사학위논문

다중 CCTV 카메라를 이용한 동적 객체 연속적 탐지  
및 추적

Continuous Detection and Tracking of Dynamic Objects  
Using Multiple CCTV Cameras

충 북 대 학 교 대 학 원

산업인공지능학과

안 성 인

2024년 2월

공학석사학위논문

다중 CCTV 카메라를 이용한 동적 객체 연속적 탐지  
및 추적

Continuous Detection and Tracking of Dynamic Objects  
Using Multiple CCTV Cameras

지도교수 김 곤 우

산업인공지능학과

안 성 인

이 논문을 공학석사 학위논문으로 제출함.

2024년 2월

본 논문을 김철수의 공학석사학위 논문으로 인정함.

심 사 위 원 장      김 철 수 ①

심 사 위 원      김 철 수 ①

심 사 위 원      김 철 수 ①

충 북 대 학 교 대 학 원

2024년 2월

## 차 례

Abstract .....	ii
표 차례 .....	iii
그림 차례 .....	iv
I. 서 론 .....	1
1. 연구의 배경 .....	1
2. 프로젝트의 목적 .....	2
3. 프로젝트의 기대효과 .....	3
II. 이론적 배경 .....	1
1. 시장 동향 .....	3
2. 현장 적용 근거 .....	3
참 고 문 헌 .....	6

# Continuous Detection and Tracking of Dynamic Objects Using Multiple CCTV Cameras

*Ahn, Sung Inn*

*Department of Industrial AI  
Graduate School, Chungbuk National University  
Cheongju, Korea  
Supervised by Professor Kim, Chul Soo*

## Abstract

Camera Modules

OOOOO

the method proposed previously.

---

\* A thesis for the degree of Master in February 2023.

표 차례

그림 차례

# I. 서 론

## 1. 연구의 배경

현대 도시 환경에서 CCTV 카메라는 보안과 안전에 필수적인 요소로 자리 잡고 있다. 이러한 카메라 시스템들은 일상 생활에서 다양한 상황을 모니터링 하며, 특히 비상 사태나 범죄 예방, 교통 관리 등의 여러 분야에서 중요한 역할을 수행하고 있다.

하지만, 개별 카메라 단위로 작동하는 전통적 CCTV 시스템은 한계를 가지고 있다. 먼저, 한정된 시야만을 제공하여, 카메라의 시야 밖에서 일어나는 활동에 대한 정보를 얻기 어렵다. 둘째, 개별적으로 작동하는 카메라들 사이에 데이터가 연동되지 않으면, 객체가 한 카메라의 시야에서 다른 카메라의 시야로 이동할 때, 해당 객체의 추적이 어려워진다. 이로 인해 연속적이고 통합적인 모니터링 환경을 구축하는 것이 어렵다.

이에 대응하기 위해 최근에는 다중 카메라를 활용한 통합 모니터링 시스템의 필요성이 대두되고 있다. 특히 동적 객체인 사람의 연속적인 탐지와 추적은 공공 안전과 보안, 교통 관리 등 다양한 분야에서 활용될 수 있으며, 이를 위한 효율적인 기술 개발이 요구된다. 여러 카메라로부터 얻은 데이터를 효과적으로 통합하고 분석하여, 동적 객체의 연속적인 움직임과 행동 패턴을 정확하게 이해하는 것은 현대 도시 환경에서 더욱 안전하고 효율적인 관리를 위한 기초를 마련한다.

본 연구의 배경에는 이러한 현실적 요구와 기술적 도전이 복합적으로 작용하고 있다. 본 프로젝트는 위에 언급된 문제점을 개선하고, 다중 CCTV 카메



라를 통한 효율적인 동적 객체 탐지 및 추적 시스템을 개발하는 것을 목표로 한다. 이를 통해 본 연구는 현대 보안 시스템의 효율성과 정확도를 높이는 데 기여하며, 또한 스마트 시티 구축에 있어 중요한 발판을 제공할 것으로 기대된다.

## 2. 프로젝트의 목적

본 프로젝트의 주요 목적은 여러 CCTV 카메라로부터 수집된 이미지 데이터를 활용하여 동적 객체(사람)를 연속적으로 탐지하고 추적하는 모델을 개발하는 것에 집중한다. 이러한 목적 하에 세부적인 연구의 목표는 아래와 같다.

### 1) 객체 추적 모델 구현:

여러 지점에서의 CCTV 카메라를 통해 획득된 동적 객체의 이미지 데이터를 기반으로 YOLO 알고리즘을 적용한다. YOLO는 실시간 객체 탐지의 효율성과 정확도가 뛰어난 알고리즘이며, 본 프로젝트에서는 이를 활용하여 사람과 같은 동적 객체를 정확하게 탐지한다.

동적 객체의 연속적인 움직임을 추적하기 위해서는 신속하고 안정적인 객체 추적 알고리즘이 필요하다. 본 프로젝트에서는 SORT 및 DeepSORT와 같은 고급 추적 알고리즘을 활용, 개별 객체의 움직임을 실시간으로 연속적으로 추적하고 분석한다.

### 3) 카메라 간 데이터 통합:

각 카메라에서 수집된 데이터를 효과적으로 통합하여 동적 객체의 전반적인 움직임 패턴과 특성을 파악한다. 이를 위해 본 프로젝트는 카메라 간의 추적 ID 연계 기능을 개발하여, 다양한 카메라의 데이터를 통합하여 분석한다.

#### 4) 연속적 움직임 분석 및 기록:

동적 객체의 연속적인 움직임과 위치 정보는 큰 데이터 집합으로 관리되며, 이러한 정보를 실시간으로 분석하고 기록하여 객체의 행동 패턴과 움직임에 대한 깊은 이해를 돕는다.

이러한 세부 목표를 통해 본 프로젝트는 동적 객체의 연속적 탐지 및 추적 기술의 개발을 추진하여, 이를 통한 실시간 보안 모니터링 시스템의 효율성과 정확도를 크게 향상시킬 것으로 기대된다. 이는 더욱 정확하고 신속한 보안 대응을 가능케 하며, 또한 스마트 시티 구축의 일환으로서 도시의 안전성과 효율성을 높이는 데 기여할 것으로 예상된다.

### 3. 프로젝트의 기대효과

본 프로젝트의 성공적인 구현과 실행을 통해 얻을 수 있는 기대효과는 다음과 같다.

#### 1) 통합적 객체 탐지 및 추적:

다중 CCTV 카메라를 통해 얻은 데이터를 통합, 분석함으로써 동적 객체의 연속적 탐지 및 추적이 가능해진다. 이는 개별 카메라의 시야에 제한되지 않는, 보다 넓고 통합적인 모니터링 환경을 제공하여 보안과 관리의 효율성을 크게 향상시킬 것으로 예상된다.

#### 2) 실시간 정보 획득:

본 시스템은 동적 객체의 움직임과 행동을 실시간으로 탐지하고 분석한다. 실시간 데이터 처리와 분석 기능은 긴급 상황 발생 시 즉각적인 대응을 가능케 하며, 이를 통해 안전 사고나 범죄를 예방하고 대응의 효율성을 높인다.

### 3) 위험 상황 신속 대응:

특정 위험 상황이나 비상 사태가 발생했을 때, 시스템은 동적 객체의 이동 경로와 시간 정보를 제공한다. 이 정보를 활용하여 사건의 원인과 경과를 빠르게 파악하고, 효과적인 대응 전략을 수립할 수 있다.

### 4) 스마트 시티 구축 기여:

본 프로젝트의 기술은 스마트 시티 구축의 기반 기술로 활용될 수 있다. 특히 도시 곳곳에 설치된 CCTV를 통합 관리하고 분석함으로써 도시의 안전과 효율성을 높이며, 스마트 트래픽 시스템, 비상 사태 대응 시스템 등 다양한 스마트 시티 서비스의 기반이 될 것으로 예상된다.

### 5) 보안 시스템 개선:

본 시스템은 기존 CCTV 기반의 보안 시스템의 성능을 개선하며, 보다 정확한 객체 탐지와 추적 기능을 통해 보안 인프라의 신뢰성과 안전성을 강화한다. 이로 인해 공공 장소 및 사적 공간에서의 안전이 증대될 것으로 예상된다.

본 프로젝트의 구현을 통해 얻어진 기술은 이러한 다양한 분야에서 활용되며, 그 적용 분야는 더욱 확장될 것으로 예상된다. 통합적이고 실시간으로 동적 객체를 탐지하고 추적하는 기술은 미래 도시의 안전과 효율성을 높이는 데 결정적인 역할을 수행할 것으로 기대된다.

## II. 이론적 배경

### 1. 시장 동향

#### (1) YOLO(You Only Look Once)

YOLO는 실시간 객체 탐지를 위해 설계된 고유한 컴퓨터 비전 알고리즘이다. 이름에서 알 수 있듯이, YOLO는 이미지를 한 번만 보고 객체를 탐지하며 그 위치를 파악한다. 이는 전통적인 객체 탐지 시스템과는 대조적으로, 먼저 이미지에서 잠재적인 객체 위치를 찾고, 그 다음 객체의 종류를 분류하는 방식을 사용한다. YOLO는 이 두 단계를 하나의 단일 단계로 통합하여 처리 속도를 크게 향상시켰다.

이 알고리즘은 전체 이미지를 단일 그리드로 나누고, 각 그리드 셀마다 객체의 존재와 그 객체의 바운딩 박스를 예측한다. 각 그리드 셀은 여러 개의 바운딩 박스와 그 박스에 객체가 포함될 확률을 예측한다. 또한 각 바운딩 박스는 객체의 클래스를 예측하는 데 사용되는 클래스 확률을 포함한다.

YOLO의 성능은 매우 인상적이며, 특히 실시간 비디오 분석과 같은 응용 프로그램에서 그 장점이 두드러진다. 알고리즘은 초당 수십 프레임을 처리할 수 있으며, 이는 다른 많은 객체 탐지 시스템과 비교했을 때 매우 빠른 속도다.

하지만 YOLO가 빠르다는 것이 반드시 모든 상황에서 더 낫다는 의미는 아니다. 예를 들어, YOLO는 작은 객체나 객체 간의 겹침에서 어려움을 겪을 수 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 개발자 커뮤니티는 여러 버전의 YOLO를 개발했다. YOLOv1부터 YOLOv4까지, 각 버전은 성능 향상을 위해 특정 영역에 중점을 두었다.

YOLOv1은 이 알고리즘의 초기 버전으로, 이미지를 단일 그리드로 나누고 그리드 셀마다 여러 개의 바운딩 박스와 객체 클래스 확률을 예측한다. 이 버전은 당시로서는 매우 빠르고 효율적이었지만, 작은 객체나 겹치는 객체 탐지에는 어려움을 겪었다.

YOLOv2는 이러한 문제를 해결하기 위해 여러 가지 개선 사항을 도입했다. 이 버전에서는 '앵커 박스'라는 개념을 소개하여 다양한 형태와 크기의 객체를 더 잘 탐지할 수 있게 되었다. 또한, 이미지 해상도에 대한 다중 스케일 훈련을 도입하여 작은 객체 탐지 성능을 향상시켰다.

YOLOv3는 성능과 정확도의 균형을 더 잘 맞추기 위해 설계되었다. 이 버전은 '다중 레이블 분류'와 '다중 스케일 탐지'를 도입하여 작은 객체와 겹치는 객체의 탐지 성능을 더욱 향상시켰다. 또한, YOLOv3는 COCO 데이터셋에서 높은 mAP (Mean Average Precision) 점수를 달성했다.

YOLOv4는 속도와 정확도를 동시에 향상시키기 위해 설계되었다. 이 버전은 'CSPDarknet53'이라는 새로운 백본 네트워크와 'PANet', 'SAM'과 같은 여러 가지 새로운 기술을 도입했다. 결과적으로 YOLOv4는 이전 버전보다 빠르면서도 더 정확하게 객체를 탐지할 수 있다.

YOLO의 한계에도 불구하고, 이 알고리즘은 계속해서 인기 있는 선택으로 남아 있다. 커뮤니티의 지속적인 지원과 연구를 통해 YOLO는 계속해서 발전하고 있으며, 컴퓨터 비전과 객체 탐지 분야에서 중요한 역할을 하고 있다.

YOLO 알고리즘의 핵심은 신속성과 효율성이다. 이를 위해 전체 이미지를 단일 단계에서 처리하여 바운딩 박스와 클래스 확률을 동시에 예측한다. 이 과정은 컴퓨터 비전 분야에서 혁신적인 접근 방식을 제시하였고, 실시간 객체

탐지에 있어서 중요한 진전을 이루었다.

그러나 이러한 속도의 이점에도 불구하고, YOLO는 정확도 면에서 다른 객체 탐지 시스템에 비해 뒤떨어질 수 있다. 특히 작은 객체들이 그룹으로 모여 있거나 객체들이 서로 겹쳐 있는 경우, YOLO의 성능은 감소할 수 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 YOLO 알고리즘은 지속적으로 개선되고 있으며, 이러한 개선된 버전들은 특정 유형의 객체 탐지 문제를 해결하기 위해 설계되었다.

또한 YOLO는 빠른 속도 때문에 자원이 제한된 환경에서 매우 유용하다. 예를 들어, 드론이나 모바일 장치와 같이 계산 능력이 제한된 환경에서 실시간 객체 탐지가 필요할 때 YOLO는 이상적인 선택이 될 수 있다. 이는 YOLO가 빠르게 객체를 탐지하고 분류할 수 있어, 사용자에게 즉각적인 피드백을 제공할 수 있기 때문이다.

YOLO의 아키텍처는 CNN (Convolutional Neural Network)을 기반으로 한다. 이는 이미지에서 특징을 추출하고 객체를 탐지하는 데 매우 효과적이다. YOLO 네트워크는 여러 계층으로 구성되어 있으며, 각 계층은 특정 유형의 특징을 추출한다. 예를 들어, 초기 계층은 이미지의 가장자리나 질감과 같은 기본적인 특징을 추출하고, 더 깊은 계층으로 갈수록 더 복잡한 특징을 추출한다.

YOLO는 또한 전이 학습을 사용하여 성능을 향상시킨다. 이는 이미 대량의 데이터로 사전 훈련된 모델을 사용하여, 새로운 작업에 대한 훈련 시간을 단축하고, 데이터가 부족한 환경에서도 좋은 성능을 달성할 수 있게 해준다.

전반적으로, YOLO는 실시간 객체 탐지 분야에서 중요한 역할을 하고 있으

며, 그 빠른 속도와 효율성 때문에 많은 응용 분야에서 널리 사용되고 있다. 지속적인 개발과 연구를 통해 YOLO는 계속해서 발전하고 있으며, 컴퓨터 비전 분야에서 더 나은 성능과 정확도를 제공하고 있다.

YOLO의 훈련 과정은 강력하며, 많은 데이터와 컴퓨팅 리소스를 필요로 한다. 대규모 이미지 데이터셋을 사용하여 네트워크를 훈련시키고, 각 이미지에 대한 바운딩 박스와 클래스 레이블 정보를 사용하여 네트워크의 가중치를 조정한다. 이 훈련 과정을 통해 YOLO는 다양한 크기와 형태의 객체를 정확하게 탐지하고 분류할 수 있게 된다.

손실 함수(Loss function)는 YOLO 훈련 과정에서 중요한 역할을 한다. 이 함수는 예측된 바운딩 박스의 위치, 크기, 그리고 클래스 확률이 실제 값과 얼마나 차이가 나는지 계산한다. YOLO의 손실 함수는 여러 부분으로 구성되어 있으며, 각 부분은 바운딩 박스의 중심 위치, 크기, 객체가 존재할 확률, 그리고 클래스 예측에 대한 오차를 측정한다.

YOLO는 멀티스케일 특징을 사용하여 다양한 크기의 객체를 탐지할 수 있다. 네트워크는 이미지의 여러 부분을 동시에 살펴보고, 각 부분에 대해 바운딩 박스와 클래스 확률을 예측한다. 이렇게 함으로써, YOLO는 이미지 전체에 걸쳐 다양한 크기와 형태의 객체를 효과적으로 탐지할 수 있다.

YOLO의 성능은 그것이 훈련된 데이터와 매우 밀접한 관련이 있다. 데이터셋이 다양하고 풍부할수록, YOLO는 더 많은 유형의 객체와 시나리오를 처리할 수 있게 된다. 그러나 특정 유형의 객체 또는 특정 조건에서만 작동해야 하는 경우, 특수한 데이터셋으로 YOLO를 훈련시켜야 할 수도 있다.

YOLO의 빠른 속도와 효율성은 실시간 비디오 분석과 같은 응용 분야에서

그 가치를 발휘한다. 이를 통해 보안 카메라의 영상을 분석하여 특정 활동이나 이상 행동을 식별하거나, 자율 주행 차량이 주변 환경을 인식하고 안전하게 운전할 수 있게 한다.

최근에는 YOLO 알고리즘을 기반으로 한 다양한 변형과 확장이 개발되었다. 이러한 버전들은 YOLO의 기본 아이디어를 기반으로 하면서도, 특정 시나리오나 요구 사항에 더 적합하도록 설계되었다. 예를 들어, YOLOv3는 더 큰 네트워크와 새로운 레이어를 추가하여 성능을 향상시켰고, YOLOv4는 속도와 정확도의 균형을 더 잘 맞추기 위해 여러 가지 기술적 개선을 도입하였다.

YOLO 알고리즘은 계속해서 발전하고 있으며, 그 성능과 효율성 덕분에 컴퓨터 비전 분야에서 중요한 위치를 차지하고 있다. 이러한 발전에도 불구하고, 연구자들과 개발자들은 여전히 YOLO의 한계를 극복하고 더 나은 객체 탐지 솔루션을 만들기 위해 노력하고 있다. 이러한 노력의 결과로, 앞으로 YOLO는 더 많은 분야에서 더 다양한 응용을 찾을 것으로 기대된다.

YOLO의 성공에도 불구하고, 몇 가지 한계점과 도전 과제가 있다. 먼저, YOLO는 작은 객체들이 군집해 있는 경우나 객체들이 서로 겹쳐 있을 때 정확도가 떨어질 수 있다. 이는 YOLO가 하나의 그리드 셀에서 하나의 객체만을 예측하도록 설계되었기 때문이다. 그리드 셀이 작은 객체들을 포함하거나 여러 객체가 겹쳐 있는 경우, 이러한 객체들은 무시되거나 잘못 탐지될 수 있다.

또한, YOLO는 특정 종류의 변형에 취약할 수 있다. 예를 들어, 객체가 회전하거나 일정한 패턴을 따르지 않는 방식으로 움직일 때 YOLO의 성능이 저하될 수 있다. 이는 YOLO가 훈련 데이터에서 학습한 특징과 패턴에 매우 의존



하기 때문이다. 객체의 형태나 위치가 훈련 데이터에서 본 것과 크게 다르다면, YOLO는 이를 정확히 탐지하고 분류하는 데 어려움을 겪을 수 있다.

YOLO의 또 다른 단점은 특정 상황에서 높은 수준의 가짜 긍정(false positive)을 생성할 수 있다는 것이다. YOLO는 전체 이미지를 빠르게 분석하고 객체를 탐지하기 때문에, 때때로 배경의 일부를 객체로 잘못 인식할 수 있다. 이러한 가짜 긍정은 실제 객체가 존재하지 않는데도 불구하고, 객체가 있다고 잘못 판단하는 결과를 초래할 수 있다.

그럼에도 불구하고, YOLO의 빠른 속도와 높은 성능은 여전히 많은 응용 분야에서 매력적인 선택지로 만든다. 특히 실시간 비디오 분석이나 자율 주행 차량과 같이 빠른 응답 시간이 필요한 분야에서 YOLO는 뛰어난 성능을 발휘한다.

향후 YOLO의 발전은 주로 성능 향상, 속도 최적화, 그리고 새로운 유형의 객체와 시나리오에 대한 탐지 능력 개선에 초점을 맞출 것이다. 이러한 발전은 더 정확하고 신뢰할 수 있는 객체 탐지 솔루션을 제공할 것이며, 컴퓨터 비전 분야의 발전을 계속해서 이끌어 나갈 것이다.

## (2) SORT(Simple Online and Realtime Tracking)

SORT(Simple Online and Realtime Tracking)는 실시간 객체 추적을 위해 설계된 효율적이고 간단한 알고리즘이다. 이 알고리즘은 다중 객체 추적(MOT) 문제에 접근할 때 객체 탐지와 추적 두 부분을 나누어 처리한다. 객체 탐지 단계에서는 이미지 내에 존재하는 객체들을 찾아내고, 각 객체에 대한 바운딩 박스와 클래스 정보를 제공한다. 이때 SORT는 YOLO와 같은 실시간

객체 탐지 알고리즘과 결합하여 사용될 수 있다.

객체 추적 단계에서는 연속된 프레임들 간에 객체의 아이덴티티를 유지하면서, 그들의 움직임을 추적한다. 이 과정에서 SORT는 칼만 필터(Kalman Filter)와 헝가리안 알고리즘(Hungarian Algorithm)을 사용한다. 칼만 필터를 사용하여 객체의 위치와 속도를 추정하고, 다음 프레임에서 객체가 어디에 있을지 예측한다. 헝가리안 알고리즘은 할당 문제를 해결하는데 사용되며, SORT에서는 각 탐지된 객체와 예측된 객체 상태 간의 최적의 매칭을 찾아내는데 사용된다. 이러한 과정을 통해 SORT는 객체가 일시적으로 가려지거나 화면 밖으로 나갔다가 다시 들어올 때도 객체의 아이덴티티를 유지할 수 있다.

SORT의 실시간 성능은 매우 인상적이며, 특히 실시간 비디오 분석과 같은 응용 프로그램에서 그 장점이 두드러진다. 그러나 간단한 모델을 사용하기 때문에 복잡한 상황이나 가려짐, 객체 간의 겹침 등에서 성능이 저하될 수 있으며, 장기적인 객체 추적 성능이 떨어질 수 있는 한계를 가지고 있다.

이러한 한계를 극복하기 위해 개발자 커뮤니티에서는 SORT의 다양한 개선 버전을 개발하여 성능을 향상시키고 있다. 복잡한 모델과 알고리즘을 도입하거나 추가적인 정보를 활용하는 등의 방법을 통해 SORT는 계속해서 발전하고 있으며, 이는 객체 추적 기술의 전반적인 발전에 기여하고 있다.

### (3) 칼만 필터(Kalman Filter)

칼만 필터는 동적 시스템에서 상태 추정 문제를 해결하기 위해 개발된 효율적인 알고리즘이다. 이 필터는 루돌프 E. 칼만(Rudolf E. Kalman)에 의해

1960년대 초에 소개되었으며, 이후 다양한 분야에서 광범위하게 사용되고 있다. 칼만 필터의 주요 장점은 노이즈가 포함된 측정값을 효과적으로 처리하고, 시스템의 상태를 연속적으로 추정할 수 있다는 것이다.

칼만 필터는 시스템의 현재 상태에 대한 추정치와 이 추정치의 불확실성을 동시에 관리한다. 알고리즘은 예측과 업데이트라는 두 개의 주요 단계로 구성된다. 예측 단계에서는 현재의 상태 추정치를 기반으로 다음 상태를 예측하고, 이 예측의 불확실성을 계산한다. 이때, 시스템의 동적 모델을 사용하여 상태 전이를 모델링한다. 상태 전이 모델은 시스템이 시간에 따라 어떻게 변화하는지를 설명한다.

업데이트 단계에서는 새로운 측정 데이터를 사용하여 예측된 상태를 조정하고, 상태 추정의 불확실성을 감소시킨다. 이때 사용되는 것이 측정 모델로, 이는 측정값과 시스템 상태 사이의 관계를 정의한다. 칼만 필터는 측정 노이즈와 과정 노이즈를 모두 고려하며, 이를 통해 정확한 상태 추정을 제공한다.

칼만 필터의 계산 과정은 수학적으로 정형화되어 있다. 상태 예측은 현재 상태 추정과 입력값, 그리고 시스템의 동적 모델을 사용하여 이루어진다. 예측된 상태의 공분산, 즉 예측의 불확실성은 현재 상태의 공분산과 과정 노이즈의 공분산을 사용하여 계산된다.

업데이트 단계에서는 새로운 측정값을 사용하여 상태 추정을 조정하고, 추정의 불확실성을 줄인다. 이때 칼만 이득이라는 개념이 도입되며, 이는 측정값을 얼마나 신뢰할 것인지를 결정하는 역할을 한다. 칼만 이득은 예측된 상태의 불확실성과 측정 노이즈의 불확실성을 고려하여 계산된다.

상태 추정의 업데이트는 칼만 이득, 새로운 측정값, 그리고 예측된 상태를

사용하여 이루어진다. 이 과정에서 상태 추정의 불확실성은 감소하게 된다. 결과적으로, 칼만 필터는 노이즈가 있는 측정값을 효과적으로 처리하면서도 시스템의 상태를 정확하게 추정할 수 있는 강력한 도구를 제공한다.

칼만 필터는 선형 시스템과 가우시안 노이즈를 가정할 때 최적의 성능을 발휘한다. 그러나 비선형 시스템이나 비가우시안 노이즈를 다루기 위해 확장 칼만 필터(Extended Kalman Filter)나 무향 칼만 필터(Unscented Kalman Filter)와 같은 변종들이 개발되었다. 이러한 변종들은 비선형성을 다룰 수 있도록 칼만 필터를 확장하며, 실제 세계의 복잡한 시스템을 모델링하기 위해 널리 사용된다.

칼만 필터와 그 변종들은 항공우주, 자동차, 로봇틱스, 금융, 그리고 많은 다른 분야에서 광범위하게 사용되고 있다. 이러한 알고리즘들은 정확하고 신뢰할 수 있는 상태 추정을 제공하며, 불확실성과 노이즈가 존재하는 복잡한 시스템을 이해하고 제어하는데 필수적인 도구로 자리 잡았다.

칼만 필터의 또 다른 중요한 특징은 그것의 재귀적인 성격이다. 이는 상태 추정을 위해 전체 데이터 세트를 저장할 필요가 없다는 것을 의미한다. 대신, 알고리즘은 현재 상태 추정과 새로운 측정값만 사용하여 업데이트를 수행한다. 이는 계산 효율성을 크게 향상시키며, 실시간 시스템에서 특히 유용하다.

칼만 필터의 성능은 시스템과 측정 모델의 정확도, 그리고 노이즈 공분산 행렬의 정확한 설정에 크게 의존한다. 노이즈 공분산 행렬은 시스템과 측정 노이즈의 특성을 나타내며, 이는 필터의 성능에 직접적인 영향을 미친다. 너무 작은 노이즈 공분산 값을 설정하면 필터가 측정값을 지나치게 신뢰하게 되어 잘못된 추정을 할 수 있다. 반면에 너무 큰 노이즈 공분산 값을 설정하면 필

터가 측정값을 무시하게 되어 추정이 불안정해질 수 있다.

칼만 필터는 또한 초기 상태 추정과 초기 상태 공분산 행렬의 영향을 받는다. 좋은 초기 추정값을 설정하는 것은 필터의 수렴 속도와 정확도에 영향을 미칠 수 있다. 그러나 칼만 필터는 시간이 지남에 따라 오류를 보정할 수 있는 능력이 있으며, 이로 인해 초기 조건의 영향은 시간이 지남에 따라 감소한다.

실제 응용에서는 칼만 필터의 성능을 최적화하기 위해 많은 조정이 필요할 수 있다. 이에는 모델 파라미터의 조정, 노이즈 공분산 행렬의 설정, 그리고 필요한 경우 비선형 시스템을 위한 필터의 확장 등이 포함된다. 이러한 조정 과정은 종종 경험과 실험을 통해 수행된다.

불구하고 칼만 필터의 탁월한 성능과 유연성 때문에 그것은 여전히 많은 분야에서 기본적인 상태 추정 도구로 사용된다. 그것은 특히 동적 시스템에서 성능이 중요한 응용 분야에서 선호된다. 예를 들어, 항공기 및 로켓의 탐색 및 제어, 자율 주행 차량의 위치 추정, 모바일 로봇의 맵핑 및 탐색, 금융 시장의 추세 추정 등 다양한 분야에서 그 가치가 입증되었다.

결론적으로, 칼만 필터는 노이즈가 있는 데이터로부터 시스템의 상태를 추정하는 강력한 방법을 제공한다. 그것의 재귀적인 성격, 효율적인 계산 방법, 그리고 뛰어난 성능은 그것을 동적 시스템 분석을 위한 중요한 도구로 만들었다. 그러나 그것의 최적의 성능을 발휘하기 위해서는 모델의 정확도와 파라미터 설정에 주의가 필요하다.

#### (4) 헝가리안 알고리즘

헝가리안 알고리즘은 할당 문제를 효율적으로 해결하기 위해 고안된 알고리즘이다. 할당 문제란 예를 들어 일련의 작업을 기계에 할당하거나 학생들을 프로젝트에 배치하는 것과 같이, 한 집합의 항목들을 다른 집합의 항목들과 일대일로 연결시키는 최적의 방법을 찾는 문제를 의미한다. 이 알고리즘은 1955년 Harold Kuhn에 의해 발표되었으며, 그는 이 방법을 고안한 헝가리 수학자 Konig과 Egervary의 이름을 따서 이 알고리즘에 이름을 붙였다.

헝가리안 알고리즘은 비용 행렬을 기반으로 작동한다. 이 행렬의 각 성분은 한 집합의 특정 항목이 다른 집합의 특정 항목과 연결되었을 때 발생하는 비용을 나타낸다. 알고리즘의 목표는 전체 비용을 최소화하는 방식으로 항목들을 서로 연결하는 것이다.

헝가리안 알고리즘은 다음과 같은 단계로 이루어져 있다:

- 각 행에서 최소값을 찾아 모든 행의 모든 원소에서 빼준다.
- 변형된 비용 행렬에서 각 열의 최소값을 찾아 모든 열의 모든 원소에서 빼준다.
- 0의 값이 포함된 행과 열에 선을 그어서 모든 0을 커버한다. 이때 사용하는 선의 최소 개수를 찾아야 한다.
- 만약 선의 개수가 행렬의 크기와 같다면, 최적의 할당이 발견된 것이다. 각 0의 위치가 할당을 나타낸다.
- 그렇지 않다면, 행렬에서 커버되지 않은 위치 중 최소값을 찾아서 커버되지 않은 모든 위치에서 빼고, 선으로 두 번 커버된 위치에 더해준다. 그 후, 3번으로 돌아가 반복한다.

이 알고리즘은 무엇보다도 그것의 효율성에서 두드러진다. 특히 큰 할당 문제에서도 빠르게 최적 해를 찾을 수 있으며, 그 결과 많은 실제 응용 분야에서 사용된다. 예를 들어, 작업 스케줄링, 자원 할당, 네트워크 흐름 문제 등 다양한 문제에 적용되어 탁월한 성능을 발휘한다.

헝가리안 알고리즘의 또 다른 장점은 그것의 구현이 비교적 간단하다는 것이다. 기본적인 선형 대수학과 알고리즘의 개념만 이해하고 있다면, 누구나 이 알고리즘을 구현하고 응용할 수 있다. 이것은 알고리즘의 접근성을 높이고, 많은 연구자와 엔지니어가 이 도구를 사용할 수 있게 만든다.

그러나 헝가리안 알고리즘은 특정 유형의 할당 문제에 가장 적합하다. 특히 비용이 할당에 따라 선형적으로 변하는 경우에 가장 잘 작동한다. 비용이 비선형적으로 변하거나 추가적인 제약 조건이 있는 복잡한 문제에서는 다른 최적화 알고리즘을 고려해야 할 수 있다.

끝내면서, 헝가리안 알고리즘은 할당 문제를 효율적으로 해결하기 위한 강력한 도구다. 그것의 효율성, 간단한 구현, 그리고 넓은 응용 범위는 이 알고리즘을 많은 분야에서 유용하게 만든다. 그럼에도 불구하고, 특정 문제의 특성에 따라 적절한 알고리즘을 선택하는 것이 중요하며, 이는 실제 응용에서 최적의 결과를 얻기 위해 고려해야 할 중요한 요소이다.

## (5) Deep SORT

(Simple Online and Realtime Tracking with a Deep Association Metric)

Deep SORT는 실시간 객체 추적을 위한 알고리즘으로, 다양한 컴퓨터 비전과 비디오 분석 응용 프로그램에서 사용된다. 이 알고리즘은 객체의 위치와

함께 그들의 아이덴티티(정체성)도 추적할 수 있어, 동일한 객체가 시간이 지남에 따라 여러 프레임에 걸쳐 추적되도록 한다.

Deep SORT는 SORT(Simple Online and Realtime Tracking) 알고리즘의 확장판이다. SORT는 빠른 속도와 높은 성능으로 인해 많은 주목을 받았지만, 아이덴티티 스위칭(identity switches, 즉, 추적 중인 객체의 아이덴티티가 바뀌는 현상)에 취약하다는 단점이 있었다. Deep SORT는 이 문제를 해결하기 위해 딥러닝 기반의 객체 특징 추출 방법을 도입하였다.

Deep SORT의 작동 원리는 다음과 같다. 먼저, 딥러닝 모델을 사용하여 감지된 객체의 특징을 추출한다. 이 특징은 객체의 외형적인 정보를 담고 있어, 시간이 지나도 동일 객체를 식별하는 데 도움이 된다. 객체의 위치 정보와 함께 이 특징 정보를 사용하여, 프레임 간 객체의 아이덴티티를 유지할 수 있다.

그 다음으로, 추적 알고리즘은 현재 프레임에서 감지된 객체와 이전 프레임에서 추적된 객체 간의 관계를 파악한다. 이를 위해 켈만 필터(Kalman Filter)와 같은 예측 모델을 사용하여 객체의 이동 경로를 예측하고, 현재 프레임에서 감지된 객체의 위치와 예측된 위치를 비교한다.

객체 간의 매칭은 헝가리안 알고리즘(Hungarian Algorithm)이나 다른 최적화 알고리즘을 사용하여 수행된다. 이 과정에서 객체의 위치 정보와 특징 정보를 모두 사용하여, 매칭의 정확도를 높인다. 만약 현재 프레임에서 새로운 객체가 감지되거나, 추적 중이던 객체가 사라지는 경우, 추적 목록을 갱신한다.

Deep SORT는 다양한 종류의 비디오 분석 응용 프로그램에 사용될 수 있다. 예를 들어, 교통 모니터링, 보안 카메라 시스템, 스포츠 경기 분석 등에서



효과적으로 사용될 수 있다. 이 알고리즘은 빠른 속도와 높은 추적 정확도를 제공하여, 실시간으로 대규모 객체를 추적하는 데 매우 유용하다.

Deep SORT는 컴퓨터 비전 커뮤니티에서 꾸준히 발전하고 있으며, 새로운 딥러닝 모델과 알고리즘의 도입으로 성능이 지속적으로 향상되고 있다. 이러한 발전은 객체 추적의 정확도와 신뢰성을 높여, 다양한 산업 분야와 응용 프로그램에서 더욱 폭넓게 활용될 수 있도록 한다.

Deep SORT의 성공은 딥러닝과 컴퓨터 비전 기술의 결합에서 비롯된다. 이 알고리즘은 객체의 외형적인 특징을 정확하게 추출하고, 이를 바탕으로 객체의 아이덴티티를 유지하며 추적하는 능력을 갖추고 있다. 이는 전통적인 추적 알고리즘과 비교했을 때 매우 중요한 진전이며, 실시간 객체 추적의 새로운 가능성을 열어주었다.

딥러닝과 컴퓨터 비전 기술의 발전은 계속해서 객체 추적의 정확도와 속도를 향상시키며, 이는 다양한 산업 분야에서 새로운 응용 프로그램과 서비스를 창출하는 데 기여하고 있다. Deep SORT와 같은 알고리즘은 이러한 발전의 선두에 서 있으며, 앞으로도 계속해서 중요한 역할을 할 것으로 예상된다.

Deep SORT는 그 성능과 효율성 덕분에 실시간 객체 추적 분야에서 중요한 위치를 차지하고 있다. 이 알고리즘은 높은 추적 정확도와 속도를 제공하며, 동시에 아이덴티티 스위칭을 최소화하는 능력을 갖추고 있다. 이러한 특징은 Deep SORT를 다양한 실시간 비디오 분석 응용 프로그램에서 선호되는 선택으로 만들었다.

마지막으로, Deep SORT는 실시간 객체 추적 분야에서 지속적인 발전과 혁신을 이끌고 있다. 이 알고리즘은 딥러닝과 컴퓨터 비전 기술의 결합을 통해

높은 성능과 신뢰성을 제공하며, 이는 매우 동적이고 복잡한 환경에서도 객체를 정확하게 추적할 수 있는 능력을 의미한다.

Deep SORT의 주요 강점 중 하나는 그것의 유연성이다. 다양한 종류의 객체와 환경에서 효과적으로 작동할 수 있으며, 이는 알고리즘을 다양한 응용 프로그램과 산업에 적용할 수 있게 해준다. 예를 들어, 교통 모니터링에서는 차량과 보행자를 추적하여 교통 흐름을 분석하고, 보안 카메라 시스템에서는 사람이나 다른 중요한 객체를 모니터링하며, 스포츠 경기 분석에서는 선수들의 움직임을 추적하여 경기 전략을 개선할 수 있다.

이러한 유연성은 Deep SORT가 다양한 환경과 조건에서 안정적으로 작동할 수 있도록 해주며, 이는 알고리즘의 실용성을 크게 높인다. 예를 들어, 낮은 해상도의 비디오나 까다로운 조명 조건에서도 Deep SORT는 높은 성능을 유지할 수 있다.

Deep SORT는 또한 높은 속도로 작동할 수 있어 실시간 응용 프로그램에서 특히 유용하다. 이는 알고리즘이 복잡한 계산을 효율적으로 처리할 수 있도록 설계되었기 때문이다. 딥러닝 모델과 알고리즘의 최적화를 통해, Deep SORT는 초당 수십 프레임을 처리하면서도 높은 추적 정확도를 유지할 수 있다.

이러한 속도와 정확도의 조합은 Deep SORT를 실시간 비디오 분석의 요구 사항을 충족시키는 강력한 도구로 만든다. 뿐만 아니라, Deep SORT는 다양한 크기와 형태의 객체를 추적할 수 있어, 작은 객체나 복잡한 형태를 가진 객체도 효과적으로 처리할 수 있다.

알고리즘의 또 다른 중요한 특징은 그것의 견고성이다. Deep SORT는 객체의 일부가 가려지거나 일시적으로 사라지는 상황에서도 추적을 유지할 수 있

다. 이는 알고리즘의 강력한 특징 추출 능력과 예측 모델 덕분에, 객체의 전체적인 외형과 동작 패턴을 이해하고 이를 바탕으로 추적을 지속할 수 있다.

이러한 모든 특성들은 Deep SORT를 실시간 객체 추적의 뛰어난 솔루션으로 만들며, 알고리즘은 지속적으로 발전하고 있어 앞으로도 그 역할이 커질 것으로 예상된다. Deep SORT의 발전은 컴퓨터 비전 커뮤니티의 협력과 혁신을 통해 이루어지며, 이를 통해 우리는 더욱 정확하고 신뢰할 수 있는 객체 추적 솔루션을 개발할 수 있다.

결론적으로, Deep SORT는 강력하고 유연한 실시간 객체 추적 알고리즘이다. 그것은 높은 추적 정확도와 속도, 견고성을 제공하며, 다양한 응용 프로그램과 산업에서 사용될 수 있다. 이러한 특성들은 Deep SORT를 객체 추적 분야에서 중요한 위치에 놓이게 하며, 이는 앞으로도 계속될 것으로 보인다. Deep SORT는 실시간 객체 추적의 미래를 밝게 만들며, 이 분야에서 중요한 역할을 하게 될 것이다.

Deep SORT 알고리즘은 실시간 객체 추적에 있어서 뛰어난 성능을 제공하지만, 그것이 완벽하다는 의미는 아니다. 어떤 알고리즘과 마찬가지로, Deep SORT 역시 특정 상황과 조건에서는 제한점과 도전과제를 가지고 있다.

먼저, Deep SORT는 매우 높은 정확도와 속도를 제공하지만, 그러기 위해서는 충분한 컴퓨팅 자원이 필요하다. 복잡한 딥러닝 모델과 알고리즘을 사용하기 때문에, 특히 대용량의 비디오 데이터를 처리할 때는 상당한 양의 메모리와 연산 능력이 필요할 수 있다. 따라서, 모든 환경에서 Deep SORT를 효과적으로 사용하기 위해서는 강력한 하드웨어 지원이 필요하다.

또한, Deep SORT는 특정 객체의 외형이나 동작 패턴이 급격하게 변할 때

추적 정확도가 저하될 수 있다. 예를 들어, 객체가 빠르게 움직이거나, 카메라 앵글이 급격하게 변하는 경우, 추적이 끊어질 가능성이 있다. 이러한 상황을 효과적으로 처리하기 위해서는 알고리즘의 더욱 세밀한 조정이나 추가적인 센서 데이터의 통합이 필요할 수 있다.

게다가, Deep SORT는 다수의 객체가 밀집되어 있거나 서로 겹치는 경우에도 어려움을 겪을 수 있다. 이러한 상황에서는 개별 객체를 정확하게 식별하고 추적하는 것이 어려울 수 있으며, 이로 인해 추적 정확도가 저하될 수 있다. 이 문제를 해결하기 위해서는 알고리즘의 추가적인 최적화나, 다른 종류의 객체 탐지 및 추적 알고리즘과의 통합이 고려될 수 있다.

이러한 제한점에도 불구하고, Deep SORT는 여전히 실시간 객체 추적 분야에서 뛰어난 성능을 제공하며, 많은 실용적인 응용 프로그램에서 사용될 수 있다. 지속적인 연구와 개발을 통해, 이러한 제한점들은 극복될 수 있으며, Deep SORT의 성능과 신뢰성은 더욱 향상될 것이다.

결론적으로, Deep SORT는 다양한 환경에서 실시간 객체 추적을 위한 강력한 솔루션을 제공한다. 그것은 높은 정확도, 속도 및 견고성을 가지며, 이를 통해 복잡한 객체 추적 문제를 효과적으로 해결할 수 있다. 비록 특정 상황에서는 제한점과 도전과제가 존재하지만, 지속적인 연구와 개발을 통해 이러한 문제들은 해결될 것이며, Deep SORT는 계속해서 객체 추적 분야에서 중요한 역할을 하게 될 것이다.

## 2. 현장 적용 근거

## 참 고 문 헌

- [1] 다중 카메라 객체 추적을 위한 안정적인 매칭 방식 구현,  
<https://www.dbpia.co.kr/journal/articleDetail?nodeId=NODE11027588>