

YOLOv7+ByteTrack 을 이용한 차량 궤적 유사도 비교를 통한 교통 상황 파악 연구

장재근, 권영우*
경북대학교, *경북대학교

ascella1234@knu.ac.kr, *ywkwon@knu.ac.kr

Analysis of Traffic Conditions through Vehicle Trajectory Similarity Comparison Using YOLOv7+ ByteTrack

Jae-Geun Jang, Young-Woo Kwon*
Kyung Pook National Univ., * Kyung Pook National Univ.

요약

대부분의 교통사고는 운전자의 부주의에 의해 일어나고 있다. 딥러닝 모델을 사용하여 교통 CCTV 를 분석하면 교통사고를 예방할 수 있을 것이다. 본 논문에서는 YOLOv7 과 ByteTrack 을 결합하여 차량을 탐지 및 추적하고 차량의 이동 궤적의 유사도를 비교 분류하여 교통 상황을 파악해보고자 한다. 유사도 비교에 사용된 유사도 측정 방법은 Cosine Similarity, Jensen-Shannon Divergence 그리고 Euclidean distance similarity 이다. 유사도 값들을 정규화하여 0.85 보다 큰 경우를 한 그룹으로 분류하였고 그 결과 대략적인 차선과 이동 패턴을 찾을 수 있음을 확인하였다.

I. 서론

경찰청 통계연보[1]에 따르면 2021 년 한 해 발생한 교통사고는 203,130 건이고 안전운전불이행으로 인한 사고가 55.0%, 신호위반으로 인한 사고가 12.1% 안전거리 미확보로 인한 사고가 10.4% 이었다. 대부분의 교통사고는 운전자의 부주의에 의해서 일어나고 있다.

현재 한국에는 많은 교통 CCTV 를 운영하고 있다. 교통 CCTV 영상을 딥러닝 모델을 사용하여 실시간으로 차량을 탐지하고 추적하여 차량의 정차, 난폭운전 등을 탐지하고 사고 발생 전에 조치를 취한다면 사고를 예방할 수 있을 것이다.

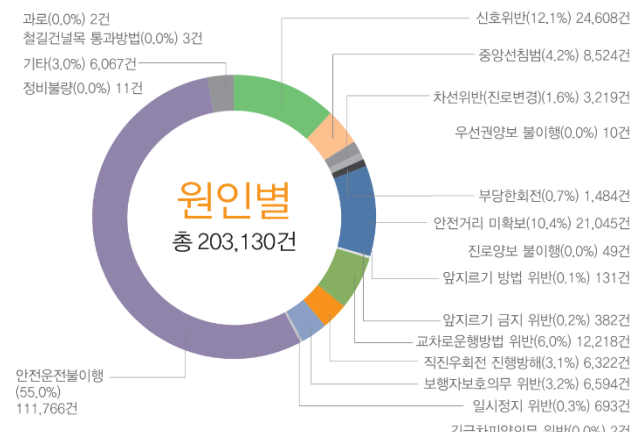


그림 1. 중요 교통지표의 추이[1]

이전 연구에서 교통 CCTV 에서 차량 탐지를 위해 YOLO 모델의 성능을 비교한 결과 YOLOv7[2]이 가장 우수한 성능을 보였다.

표 1. YOLO 모델 성능 비교 결과

Model	YOLOv5s	YOLOv5s8	YOLOv6n	YOLOv6s	YOLOv7	YOLOv8n	YOLOv8s
Precision	0.775	0.814	0.666	0.786	0.831	0.693	0.824
Recall	0.716	0.663	0.653	0.743	0.891	0.470	0.729
F1-Score	0.730	0.702	0.630	0.735	0.861	0.532	0.751
Time(s)	0.09359	0.09580	0.09379	0.09545	0.08976	0.08590	0.09404

교통 CCTV 에서 실시간 다중 객체 추적을 하기 위해서는 적은 자원을 사용하고 추적 속도가 빨라야 한다. ByteTrack[3]은 경량화 된 모델로 적은 자원을 효율적으로 사용하고 빠른 추적속도와 높은 정확도를 제공한다.

본 연구에서는 YOLOv7 과 ByteTrack 을 결합하여 차량을 탐지 및 추적하고 차량 이동 궤적의 유사도를 비교 분류하여 교통 상황을 파악해보고자 한다.

II. 본론

2.1 실험 데이터 수집 및 실험 환경

YOLOv7 과 ByteTrack 을 이용하여 차량을 탐지하고 추적하는데 사용한 데이터는 경찰청 도시교통정보센터 (UTIC)에서 제공하는 실시간 교통 CCTV 영상 데이터[4] 이다. 실험 환경은 표 2 와 같다.

표 2. 실험 환경

HW	CPU	AMD Ryzen 7 7700 8-Core
	RAM	32GB DDR5 5600MHz
SW	GPU	NVIDIA GeForce RTX 4070 TI (12GB VRAM)
	OS	Windows 11
SW	Python	3.8.10
	CUDA	12.1

2.2 실험 방법

먼저 실시간 CCTV 영상을 YOLOv7 모델로 객체를 탐지한다. 탐지된 객체의 클래스가 Bus, Car, Truck 이고 Confidence Score 가 0.5 보다 큰 경우 ByteTrack 으로

추적을 실시한다. 추적 정보는 영상의 Frame 번호, 추적하는 차량의 ID, 추론된 Bounding Box의 중심점 좌표(x, y) 순으로 저장된다.

추적 정보를 전처리하여 각 ID의 유사도를 비교한다. 유사도 측정 방법으로는 Cosine Similarity, Jensen-Shannon Divergence, 그리고 Euclidean Distance Similarity를 사용하였다.

각각의 유사도를 정규화 하고 그 값들이 0.85 보다 큰 경우 유사 그룹으로 분류하고 시각화 한다.

2.3 실험 결과

표 3은 차량 궤적의 Cosine Similarity, Jensen-Shannon Divergence, Euclidean Distance Similarity를 정규화 한 결과 값의 일부분이다. 정규화된 유사도 결과 값으로 유사 그룹 분류한 결과는 그림 4, 5와 같다.

표 3. 정규화된 유사도 결과 값

ID 1	ID 2	Cosine	JSD	Euclidean Distance
27	26	0.6276	0.6107	0.4653
27	27	0.9981	1	1
27	28	0.7211	0.658	0.4636
27	29	0.6202	0.6055	0.4779
27	30	0.8411	0.7247	0.5864
27	31	0.7921	0.6932	0.5276
27	32	0.9927	0.9306	0.9071
			⋮	



그림 2. CCTV 원본 이미지

III. 결론

본 논문에서는 YOLOv7와 ByteTrack을 결합하여 CCTV에서 차량을 탐지 및 추적하고 차량 이동 궤적의 유사도들을 비교하여 유사한 그룹으로 분류하였다. 그 결과 대략적인 차선과 차량의 이동 패턴을 알 수 있었다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문(특허)은 2023년도 정부(과학기술정보통신부) 및 지자체(대구광역시)의 재원으로 (재)대구디지털혁신진흥원에서 주관하는 지역 디지털 혁신거점 조성지원 사업의 지원을 받아 수행된 연구임(No.DBSD1-03).

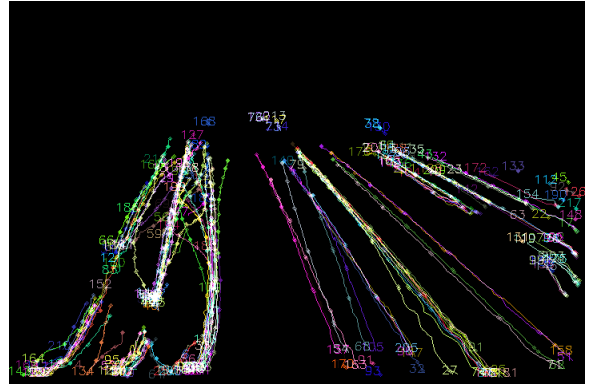


그림 3. 전체 궤적

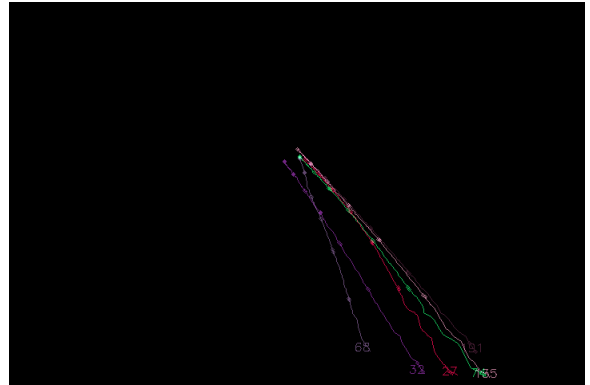


그림 4. Group - 27, 32, 68, 74, 135, 191

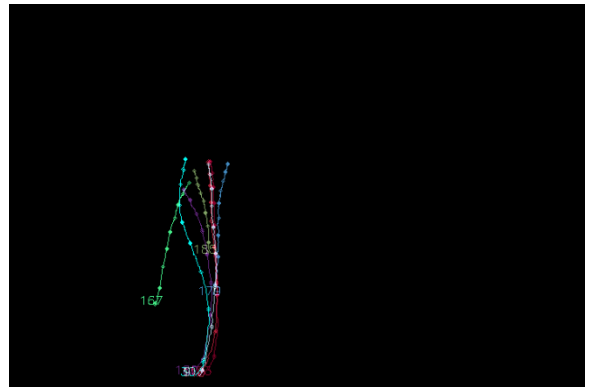


그림 5. Group - 9, 30, 103, 110, 167, 179, 182, 185

참고 문헌

- [1] 경찰청, “경찰청통계연보 제 65호”, 서울: 경찰청, 2021.
- [2] Wang, Chien-Yao, Alexey Bochkovskiy, and Hong-Yuan Mark Liao. “YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors”, Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition, 2023.
- [3] Zhang, Yifu, et al. “Bytetrack: Multi-object tracking by associating every detection box”, European conference on computer vision, Cham: Springer Nature Switzerland, 2022.
- [4] 도시교통정보센터, “개방 데이터 신청”, <https://www.utic.go.kr/guide/newUtisDataWrite.do>, 2016.