

교통 시스템의 차선 변경 문제 해결을 위한 AI 기술의 적용

2020310083 Hyungjun Shon

Dept. of Systems Management Engineering
Sungkyunkwan University

2024년 10월

차 례

1	교통 시스템 문제 현황	2
2	문제 정의	2
3	AI 기술을 활용한 해결방안	2
3.1	정밀 지도 정보 확보 및 활용	2
3.2	심층 강화학습(DRL)을 활용한 차선 변경 제안 모델	3
3.3	연합 학습 (Federated Learning)을 통한 실시간 데이터 공유	3
4	데이터 확보 방안	4
4.1	차량 센서 데이터 확보	4
4.2	교통 혼잡도 데이터 확보	4
4.3	정밀 지도 정보 확보	4
5	기대효과	4
6	위험성 및 해결 방안	4
6.1	Data Imbalance로 인한 오인식 발생 가능성	5
6.2	고해상도 이미지 및 영상 수집의 어려움	5
7	참고문헌	6

1 교통 시스템 문제 현황

한국의 도로교통 혼잡은 도시 내에서 심각한 문제로 자리 잡고 있다. 대도시의 경우 차량 증가로 인해 도로가 점차 포화 상태에 이르고 있으며, 출퇴근 시간이나 주말에는 외곽 도로까지 교통 체증이 확산되는 상황이다. 서울과 같은 대도시의 경우, 수도권 위성도시들의 인구 증가로 인해 도심을 통과하는 차량 대수가 급증하며, 통행거리가 길어지면서 교통 문제가 더욱 심각해지고 있다.

또한 교통 시스템은 특히 도시와 교차로 구간에서 복잡성을 띠며, 운전자들이 다양한 문제에 직면하고 있다. 그 중 **차선 변경**은 교통 흐름과 안전에 중대한 영향을 미치며, **전체 교통 사고의 25.9%**가 차선 변경으로 인해 발생한다(뉴데일리경제 2022). 특히 차량이 많은 구간에서 사고 위험이 크며, 초보 운전자는 이러한 상황에서 더 많은 어려움을 겪는다. 현재 네비게이션 시스템은 실시간 정보를 제공하지만, 근미래의 **차선 변경에 필요한 세부 정보**가 부족하여 운전자가 적절한 결정을 내리기 어렵다.

급격한 차선 변경은 교통 체증이 심한 상황에서 사고를 유발할 뿐 아니라, 교통 흐름에도 부정적인 영향을 미친다. 이는 **연쇄적인 감속**으로 이어져 교통 체증을 더욱 악화시킨다(경남도민신문 2019; YTN 2017).

2 문제 정의

차선 변경은 교통 안전과 흐름을 저해하는 주요 원인이다. 특히 고속도로와 다차선 도로에서 운전자는 적절한 판단을 하지 못해 사고를 일으킬 가능성이 크다. 이는 **도로 구조의 복잡성**과 **실시간 정보의 부족**에서 기인한다.

현재 네비게이션 시스템은 교차로 진입 후 차선 변경을 안내하여 운전자가 충분히 준비하지 못하게 한다. 또한 **차선 혼잡도나 실시간 점유 상태**가 제공되지 않아 예기치 못한 상황에 직면할 위험이 크다.

복잡한 교차로 및 도로 구조 역시 차선 변경의 어려움을 증가시키며, **급작스러운 차선 변경**이 사고를 초래할 가능성이 높다. 특히 **심리적 요인**도 무시할 수 없으며, 교통 체증 시 운전자들은 판단력이 흐려져 위험한 결정을 내릴 수 있다.

이를 해결하기 위해 **AI 기반의 차선 변경 보조 시스템**이 필요하다.

3 AI 기술을 활용한 해결방안

현대 교통 시스템에서 발생하는 차선 변경 문제를 해결하기 위한 방안으로, 인공지능(AI) 기술의 적용이 중요한 역할을 할 수 있다. 특히, **정밀 지도 정보와 실시간 교통 상황 분석, 차선 변경 예측 모델, 연합 학습** 기술을 통해 운전자가 보다 안전하고 효율적으로 차선을 변경할 수 있도록 지원할 수 있다. 이 섹션에서는 각 기술적 해결방안에 대해 논의하고, 차선 변경 보조 시스템의 설계 방안을 제시한다.

3.1 정밀 지도 정보 확보 및 활용

고정밀 지도(High Definition Maps, HD Maps)와 실시간 교통 정보의 융합은 차선 변경 문제를 해결하기 위한 첫 번째 단계이다. 기존의 네비게이션 시스템은 기본적으로 차선 정보와 이용해야하는 차선을 제시해주는 기능 하나, 현재 위치의 도로 차선 정보나 타야하는 차선만을 알려주게 된다. 근시간 내의 교차로 이후의 상황이나 차선 변경을 최소화하기 위한 경로 등을 제시해주는 데에는 한계점이 있다. 이러한 한계점의 바탕에는 SD(Standard Definition) 맵이라는 도로, 건물, 랜드마크, 산이나 강 등의 지리 정보가 대략적인 형태로 구현된 지도를 기반으로 네비가 작동하기 때문이다.

그렇기에 등장한 것이 HD 맵은 자율주행을 위한 차량용 정밀 지도이다. 도로, 차선, 측위의 3단계 계층 구조로 구성되며, 위상, 진행 방향, 도로 유형, 폭, 속도, 교통 신호, 표지판 등의 폭넓은 정보를 담고 있어, 이를 통해

운전자는 사전에 차선 변경을 계획할 수 있으며, 교차로에 접근하기 전에 올바른 차선에 위치할 수 있다. 그러나 지도 최신화가 까다롭고 비용이 많이 든다는 단점이 있다.

그렇기에 정밀 지도 구축을 deep learning model을 이용하여 자동화 한다면, 정밀 지도 유지 보수 및 제작의 비용 및 시간을 줄일 수 있다.(현대오토에버 2020) 다음과 같은 방법으로 deep learning model을 이용하여 정밀 지도를 구축할 수 있을 것이다.

- MMS(Mobile Mapping System) 카메라 영상, 항공 영상, LiDAR 데이터를 이용하여 적은 오차로 도로 내 객체의 위치 파악을 자동화
- 3D point cloud 렌더링을 영상 기반 딥러닝 모델로 학습하여 정확한 객체의 3차원 좌표 위치 파악

위와 같은 방법을 통해 정밀 지도를 구축하면, 더욱 정밀한 차선 정보를 바탕으로 변경을 예측하고 안내할 수 있는 시스템을 구축할 수 있을 것이다.

실제 현대 자동차의 경우 ‘Solemap’ 이라는 HD+ map 을 자신들의 지도 구축 자동화 시스템을 이용하여 구축한 뒤 도입을 검토하고 있다. (머니투데이 2024)

3.2 심층 강화학습(DRL)을 활용한 차선 변경 제안 모델

위의 방법으로 얻어진 정밀 지도 정보와 더불어 실시간 교통 상황을 반영하여, 운전자의 차선 변경 상황에서의 상황을 단순히 지도에 기반하여 안내하는 것이 아닌 실시간 상황을 반영하고 미래의 경로를 기반으로 차선 변경을 제안하기 위한 방안으로 **심층 강화학습(Deep Reinforcement Learning, DRL)** 모델의 적용이 유망한 해결책으로 제시될 수 있다. (Bharathkumar Hegd 2022)

DRL 모델은 차량의 **센서 데이터**를 입력으로 받아, 실시간으로 교통 상황을 평가하고 최적의 차선 변경 전략을 도출한다. 다음과 같은 요소를 기반으로 DRL 모델을 설계할 수 있다.

- **상태 표현(State Representation):** 차량의 속도, 차선 위치, 주변 차량의 상대적 위치와 속도, 도로 혼잡도 등의 데이터를 종합하여 차량의 상태를 나타낸다.
- **작업 선택(Action Selection):** DRL 모델은 상태를 기반으로 다양한 작업(차선 유지, 왼쪽 차선 변경, 오른쪽 차선 변경 등)을 선택한다. 이때, **PPO(Proximal Policy Optimization)**¹와 같은 알고리즘을 적용하여 급격한 차선 변경을 방지할 수 있다.
- **보상 함수(Reward Function):** 본래의 목적인 최소의 차선 변경 횟수 및 시간, 차선 변경의 성공 여부와 용이성, 사고 회피, 운전자의 편안함 등을 고려한 보상 구조를 설계하여, 보다 안전하고 효율적인 차선 변경을 수행할 수 있도록 학습시킨다.
- **정책 업데이트(Policy Update):** DRL 모델은 반복적인 학습을 통해 정책을 지속적으로 개선하며, 시간 경과에 따라 최적의 차선 변경 결정을 내릴 수 있다.

3.3 연합 학습 (Federated Learning)을 통한 실시간 데이터 공유

데이터 프라이버시 측면에서 유리하면서 차량 간의 의사결정 및 센서 데이터를 실시간으로 공유하기 위한 효과적인 방법으로 **연합 학습(Federated Learning, FL)**이 있다. 연합 학습은 각 차량이 자체적으로 데이터를 학습하고, 이를 중앙 서버와 공유하는 대신, **모델 업데이트**만을 공유하는 방식으로 데이터를 처리한다. 이 방식은 각 차량의 데이터를 외부로 직접적으로 공유하지 않으므로, 개인정보 유출의 위험을 크게 줄일 수 있다.

연합 학습의 작동 방식은 다음과 같다. 각 차량은 로컬 환경에서 교통 상황, 주행 데이터 등을 학습한 후, **모델 가중치(weight)**만을 중앙 서버로 전송한다. 중앙 서버는 여러 차량에서 전송된 모델 가중치를 종합하여 **글로벌 모델(global model)**을 업데이트하고, 다시 각 차량에 배포한다. 이를 통해 각 차량은 지역적 특성을 반영한

¹정책 업데이트 시 변화량을 제한하는 방식으로 정책의 갑작스러운 변화를 방지하여 학습의 안정성을 향상시키는 알고리즘 (Schulman et al. 2017)

모델을 학습할 수 있으며, 동시에 다른 차량의 데이터를 직접적으로 공유하지 않아도 모델 성능을 지속적으로 개선할 수 있다. (OpenAI 2024)

또한, 연합 학습 과정에서 **차량 간의 통신 보안**을 강화하기 위해 **암호화된 통신 프로토콜**을 적용할 수 있다. 이를 통해 데이터 전송 중에 발생할 수 있는 해킹이나 정보 유출의 위험을 방지하며, 전반적인 시스템의 신뢰성을 높일 수 있다.

4 데이터 확보 방안

AI 기반 차선 변경 보조 시스템의 효과적인 구축을 위해서는 다양한 데이터가 필요하다. 차선 변경에 영향을 미치는 주요 데이터는 차량의 **센서 데이터**, 실시간 **교통 혼잡도 데이터**, 그리고 **정밀 지도 정보**로 구성된다.

4.1 차량 센서 데이터 확보

차량의 **LiDAR**, **카메라**, **레이더** 등의 센서를 통해 실시간으로 수집되는 데이터는 AI 모델 학습에 필수적이다. 차량의 속도, 가속도, 차선 위치, 주변 차량과의 거리 등 데이터를 통해 AI 모델이 교통 상황을 정확하게 파악하고 예측할 수 있다. 이를 위해 자율 주행 차량 및 스마트 차량에서 이러한 데이터를 지속적으로 수집하고 처리하는 것이 중요하다.

4.2 교통 혼잡도 데이터 확보

교통 혼잡도 데이터는 특정 도로 구간의 **교통량**, **평균 속도**, **사고 발생 빈도** 등을 포함한다. 이러한 데이터는 **스마트 시티 인프라**에서 제공되며, 교통 센서, CCTV 등의 장비를 통해 실시간으로 수집할 수 있다. 교통 혼잡도가 높은 구간에서는 AI 모델이 이를 반영하여 적절한 차선 변경을 제시할 수 있다.

4.3 정밀 지도 정보 확보

차선 위치, 도로의 폭, 교차로 구조 등 정밀한 지도 정보는 AI 기반 차선 변경 보조 시스템에서 중요한 역할을 한다. 이러한 데이터는 **GIS(Geographic Information System)** 또는 **고정밀 지도 제공 업체**로부터 확보할 수 있다. Google Maps, HERE Maps와 같은 플랫폼에서 제공하는 지도 데이터를 활용하여 보다 세밀한 차선 정보를 반영할 수 있다.

5 기대효과

AI 기반의 차선 변경 보조 시스템 도입으로 교통 안전과 흐름이 크게 개선될 수 있다. 주요 기대효과는 다음과 같다.

- **교통 사고 감소:** 차선 변경의 횟수 및 급격한 차선 변경 방지를 통해 교통 사고의 가장 큰 원인 중 하나인 차선 변경 사고를 줄일 수 있다.
- **교통 흐름 개선:** 최적화된 차선 변경과 더불어 도로의 실시간 교통 상황을 반영하게 되면, 교통 체증을 줄이고 효율적인 교통 흐름을 유지할 수 있다.
- **운전 편의성 향상:** 초보 운전자나 차선 변경에 어려움을 느끼는 운전자가 AI 시스템을 통해 사전에 보다 쉽게 차선 변경을 수행할 수 있다.

6 위험성 및 해결 방안

AI 기반 차선 변경 보조 시스템의 도입은 차선 변경을 보다 효율적이고 안전하게 만드는 데 기여할 수 있지만, 이 과정에서 여러 가지 기술적, 윤리적 문제들이 존재한다. 본 섹션에서는 주요 위험 요소들을 구체적으로 다루고,

그에 대한 해결 방안을 제시하고자 한다.

6.1 Data Imbalance로 인한 오인식 발생 가능성

AI 모델은 학습 데이터의 균형이 매우 중요하다. 특정 객체나 상황에 대한 데이터가 부족할 경우, 모델은 그러한 객체를 제대로 인식하지 못할 수 있으며, 이는 실시간 교통 상황에서 위험한 오인식으로 이어질 가능성이 높다. 특히 정밀 지도 제작 과정에서 자주 등장하지 않는 객체(예: 드문 교통 표지판, 장애물 등)는 데이터 불균형으로 인해 인식률이 낮아질 수 있다. 이러한 문제가 발생할 경우, AI 기반 차선 변경 시스템은 정확하지 않은 정보에 기반한 결정을 내리게 되어 교통 안전에 큰 위험을 초래할 수 있다.

Data imbalance 문제를 해결하기 위해 **영상 합성을 통한 데이터 증강(data augmentation)**이 효과적인 방법으로 제안될 수 있다. 데이터 증강 기법은 기존 데이터를 변형하거나 변조하여 더 다양한 학습 데이터를 생성하는 방법으로, 이를 통해 드문 객체나 상황에 대한 데이터를 인위적으로 확대할 수 있다. 예를 들어, 객체의 위치나 크기를 변화시키거나, 다양한 조명 조건 하에서의 데이터를 생성하여 모델이 다양한 상황에 적응할 수 있도록 한다.

또한, **생성적 적대 신경망(Generative Adversarial Network, GAN)**을 이용한 **가상의 시뮬레이션 데이터** 생성이 가능하다. GAN을 통해 부족한 객체나 상황에 대한 데이터를 시뮬레이션을 통해 보충할 수 함으로써, 자체 학습 데이터 생성을 통해 인식률을 더욱 높일 수 있다. 특히, GAN 기반의 시뮬레이션 데이터는 현실과 유사한 특성을 유지하면서도 다양한 환경에서 발생할 수 있는 교통 상황을 재현할 수 있기 때문에, AI 모델의 인식률을 향상시키는 데 매우 유용하다.

6.2 고해상도 이미지 및 영상 수집의 어려움

차선 변경 보조 시스템이 실시간으로 높은 정확도의 결정을 내리기 위해서는 고해상도의 이미지 및 영상 데이터가 필수적이다. 그러나 모든 교통 환경에서 고해상도 데이터를 실시간으로 수집하기에는 비용적, 기술적 한계가 존재한다. 저해상도 카메라나 센서를 사용하는 경우 (특히 항공 카메라 영상), 교통 상황을 제대로 인식하지 못하거나, 차선, 교통 표지판, 주변 장애물 등을 정확하게 감지하지 못할 수 있다. 이는 특히 차선이 복잡하거나 교차로가 많은 구간에서 심각한 오류를 초래할 수 있다.

이 문제를 해결하기 위한 방법 중 하나는 **AI 기반 업스케일링(upsampling)** 기술을 도입하는 것이다. 저해상도의 이미지를 고해상도로 변환하는 이 기술은 심층 신경망을 통해 저해상도 데이터에서 부족한 세부 정보를 보완하고, 이를 고해상도로 복원할 수 있다. 특히 **초해상도(Super-Resolution)** 기술을 통해 저해상도 데이터를 처리하는 과정에서 상세한 차선 정보, 교통 표지판, 주변 차량 및 장애물 등의 정보를 복원함으로써, 시스템이 더욱 정확한 결정을 내릴 수 있도록 한다.

이를 통해 센서나 카메라에서 수집된 저해상도 데이터를 실시간으로 고해상도로 변환함으로써, 고성능의 하드웨어 없이도 높은 수준의 인식 성능을 유지할 수 있다. 또한, 비용 효율적인 방식으로 교통 환경에서 필요한 고해상도 데이터를 확보할 수 있어, 시스템 전체의 성능을 향상시킬 수 있다.

7 참고문헌

- Bharathkumar Hegd, Melanie Bouroche. 2022. “Design of AI-Based Lane Changing Modules in Connected and Autonomous Vehicles: A Survey.” *CEUR Workshop Proceedings* 2022 (7): 1–16.
- OpenAI. 2024. “GPT-4o.”
- Schulman, John, Filip Wolski, Prafulla Dhariwal, Alec Radford, and Oleg Klimov. 2017. “Proximal Policy Optimization Algorithms.” <https://arxiv.org/abs/1707.06347>.
- YTN. 2017. “무리하게 차선 변경한 당신은 '교통 체증 유발자'.” https://www.ytn.co.kr/_ln/0105_201710020205091226.
- 경남도민신문. 2019. “기고-초보운전 차선변경 유의사항.” <http://www.gndomin.com/news/articleView.html?idxno=201103>.
- 뉴데일리경제. 2022. “교통사고 운전자 83% "내가 피해자다".” <https://biz.newdaily.co.kr/site/data/html/2022/04/20/2022042000043.html>.
- 머니투데이. 2024. “자율주행 3단계 코앞... 현대오토에버, 차세대 통합지도 'SoleMap' 개발 속도.” <https://news.mt.co.kr/mtview.php?no=2024061912592896057>.
- 현대오토에버. 2020. “자율주행차엔 특별한 지도가 필요하다? 현대오토에버 지도 자동 구축 기술.” <https://www.hyundai.co.kr/story/CONT0000000000000864>.