

도심 혼잡 상황에서 자율주행 판단 근거의 시각화를 위한 어텐션 기반 접근 연구

지명인, 노진홍, 민경욱
한국전자통신연구원

{myungin, jinhong.p.noh, kwmin92}@etri.re.kr

Attention-based Approach for Visualizing Autonomous Driving
Decision Rationale in Urban Congested ScenariosMyungin Ji, Jinhong Noh, Kyoung-Wook Min
Electronics and Telecommunications Research Institute (ETRI)

요 약

본 논문에서는 자율주행 차량의 판단 인공지능 기반 의사결정 과정에 대한 해석 가능성 향상을 목적으로 어텐션(attention) 기반 상호작용 정보 처리 방식을 소개한다. 특히, 복잡한 도심 환경에서 ego 차량이 어떤 객체들에 주목하여 의사결정을 수행하는지 시각적으로 표현함으로써 판단 근거를 직관적으로 설명할 수 있는 방법을 제시한다. 실주행 데이터셋인 nuPlan 을 기반으로 다양한 주행 시나리오에서 실험한 결과[1], 제안한 방법이 의사결정 과정을 효과적으로 시각화하여 설명할 수 있음을 확인하였다.

I. 서론

자율주행 차량이 복잡한 도심 환경에서 안전하고 효율적으로 주행하기 위해서는 주변의 다양한 객체(차량, 보행자 등)와의 상호작용을 정확하게 인식하고 적절히 대응하는 능력이 필수적이다. 이러한 상호작용 상황에서는 단순한 객체 탐지나 추적을 넘어서 주변 맥락을 고려한 고차원적인 판단이 요구된다[2]. 특히 상호작용이 밀집하게 얽힌 상황에서는 특정 객체의 행동이 ego 차량의 주행 경로 판단에 영향을 크게 미칠 수 있으므로 판단 근거에 대한 이해가 필요하다.

기존의 딥러닝 기반 시스템은 내부 판단 구조가 블랙박스 형태로 이루어져 있어, 결정 근거를 사용자가 직관적으로 이해하거나 평가하기 어렵다는 한계를 지닌다. 이 같은 불투명성은 예외 상황이나 사고 발생 시 시스템의 신뢰성과 책임 소재 문제로 직결될 수 있다. 이를 해소하기 위해 판단 과정의 내부 메커니즘을 보다 명확히 드러낼 수 있는 정보 처리 구조에 대한 연구가 요구되며, 최근에는 이러한 흐름이 설명가능한 인공지능(Explainable AI) 연구로 확장되고 있다[3].

본 연구에서는 상호작용 판단 과정을 보다 직관적으로 이해할 수 있도록 어텐션(attention) 기반의 정보 처리 구조를 도입하고, 실환경 데이터셋을 활용한 시뮬레이션을 통해 그 효과성을 검증하였다. 특히 복잡한 상호작용 시나리오에서 ego 차량이 어떤 객체에 주목하며 판단을 내리는지를 시각적으로 설명함으로써, 판단의 타당성과 시스템의 신뢰도를 제고시킬 수 있도록 하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2 장에서는 어텐션 기반 상호작용 정보 처리 방법에 대해 설명하고, 3 장에서는 데이터셋과 실험 과정 및 결과에 대해 소개한다. 4 장에서는 본 연구의 결론을 맺는다.

II. 어텐션 기반 상호작용 정보 처리

어텐션 메커니즘은 입력 정보 간의 관련성을 수치화하여 중요도에 따라 가중치를 부여하는 방식으로, 특히 시계열 데이터 처리에 효과적인 것으로 알려져 있다. 자율주행 시나리오를 처리할 때에는 시간에 따라 동적으로 변화하는 다양한 객체들의 상호작용을 모델링해야 하므로 어텐션 기반 구조가 적합하다.

본 연구에서는 각 시점에서 ego 차량의 self-attention 과 주변 객체에 대한 어텐션을 비교하는 방법으로 접근하였다. 어텐션 가중치는 학습 과정에서 자동으로 산출되며, 이는 ego 차량의 현재 상태와 각 객체의 상대적인 움직임 정보를 기반으로 결정된다. 특정 객체가 ego 와 충돌 위험이 높거나, 급격한 속도 변화를 보이는 경우 상대적으로 높은 가중치가 할당되며, 반대의 경우 낮은 가중치를 갖는다.

시간 t 에서 ego 차량과 N 개의 주변 객체들에 대해 어텐션 가중치는 다음과 같이 계산된다.

$$q_t = W_q x_{ego}^t \quad (1)$$

$$k_j^t = W_k x_j^t \quad (2)$$

$$a_j^t = \text{softmax}_j \left(\frac{q_t^T k_j^t}{\sqrt{d}} \right) \quad (3)$$

먼저 ego 차량의 현재 상태 x_{ego}^t 로부터 쿼리 벡터 (1)을 생성하고, 각 객체 j 의 상태 x_j^t 로부터 키 벡터 (2)를 생성한다. 이어서 쿼리와 키 벡터 간의 내적을 기반으로 어텐션을 계산하고, 이를 정규화 하기 위해 키 벡터의 차원 d 에 대해 \sqrt{d} 로 나눈 뒤 softmax 함수를 적용하여 (3)을 도출한다. 이때 softmax 는 모든 객체 j 에 대해 적용하며 $\sum_j a_j^t = 1$ 을 만족한다.

계산된 어텐션 가중치를 바탕으로 각 객체 상태를 선형 변환한 값 벡터들과의 가중합을 통해 컨텍스트 벡터를 구성한다. 구체적으로, 각 객체 j 에 대해 값 벡터 $v_j^t =$

$W_v x_j^t$ 를 생성하고, a_j^t 와 곱한 후 합산하여 $c_t = \sum_j a_j^t v_j^t$ 를 계산한다. Ego 차량의 미래 궤적은 컨텍스트 벡터 c_t 와 ego의 현재 상태 x_{ego}^t 를 함께 입력하여 prediction 네트워크 $f(c_t, x_{ego}^t)$ 를 통해 예측한다.

III. 데이터셋, 실험 과정 및 결과

본 연구에서는 nuPlan 데이터셋 중 다양한 상호작용 상황이 포함된 시나리오를 선정하여 실험을 진행하였다. 특히 ego 차량의 판단에 외부 객체의 움직임이 중요한 영향을 미치는 시나리오를 중심으로 검증하였다.

학습에 사용되는 입력 특성으로는 ego 차량과 주변 객체의 위치, 속도, 방향 등 동적 정보를 비롯하여 HD 지도 정보가 포함되었으며, 모든 입력값은 정규화 과정을 거쳐 모델에 입력되었다. 모델의 성능 평가는 미래 궤적 예측 정확도를 기준으로 Average Displacement Error (ADE) 및 Final Displacement Error (FDE)를 사용하였으며, 실험 결과 관련 연구에서 제시된 SOTA(State-of-the-Art) 성능과 유사한 수준의 예측 정확도를 보였다.

본 연구에서는 모델의 판단 과정을 해석 가능하게 만들기 위한 방안으로 어텐션 맵을 시각화하였고, 다음 그림 1은 각각 교차로 통과, 우회전, 좌회전 등 세 가지 주요 시나리오에 대한 어텐션 분포를 시각화 한 결과이다. 각 그림에서 ego 차량은 (0, 0)에 위치하며 빨간색 박스로 표시하였고, 주변 객체는 파란색으로 표시하였다. 어텐션 가중치가 클수록 색이 진하고 불투명하게 표시하였는데, 이는 해당 객체가 ego 차량의 판단에 더 큰 영향을 미쳤음을 의미한다. 반면 어텐션 값이 낮은 객체는 흐리고 투명하게 나타내어 상대적 중요성을 명확히 드러내도록 하였다.

시각화 결과, ego 차량은 진행 방향에 위치한 객체, 충돌 가능성이 높은 차량, 경로 상 교차 가능성이 있는 객체들에 대해 높은 어텐션을 부여하였다. 특히 복잡한 교차로 상황에서는 상호작용의 양상이 동적으로 변화함에도 불구하고, 모델이 시점마다 주요 위험 요소를 적절히 포착하는 경향을 확인할 수 있었다.

IV. 결론

본 연구에서는 자율주행 차량의 상호작용 판단 과정에 어텐션 기반 정보 처리를 도입하여 복잡한 도심 환경에서의 주행 결정을 효과적으로 설명할 수 있음을 보였다. 제안한 방법은 주행 경로 예측 정확도를 높이는 동시에, 판단 과정의 해석 가능성을 확보함으로써 시스템 신뢰성 향상에 기여함을 실험을 통해 검증하였다.

향후에는 제안한 구조를 기반으로 미래 궤적 도출 과정을 설명하는 방법에 확장하고 판단 방법에 대한 강건성 평가를 추가로 진행할 예정이다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2025년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임 (RS-2024-00341055, 혼합도로 주행 위험상황에 최적 주행행동 결정을 위한 강화학습형 자율주행 AI SW 기술개발)

참 고 문 헌

- [1] nuPlan, <https://www.nuscenes.org/nuplan>.
- [2] Schwarting, W., et al, "Planning and Decision-making for Autonomous Vehicles," Annual Review of Control, Robotics, and Autonomous Systems, Vol 1:187-210, 2018.
- [3] Arrieta, A. B., et al, "Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI," Information Fusion, Vol 58:82-115, 2020.

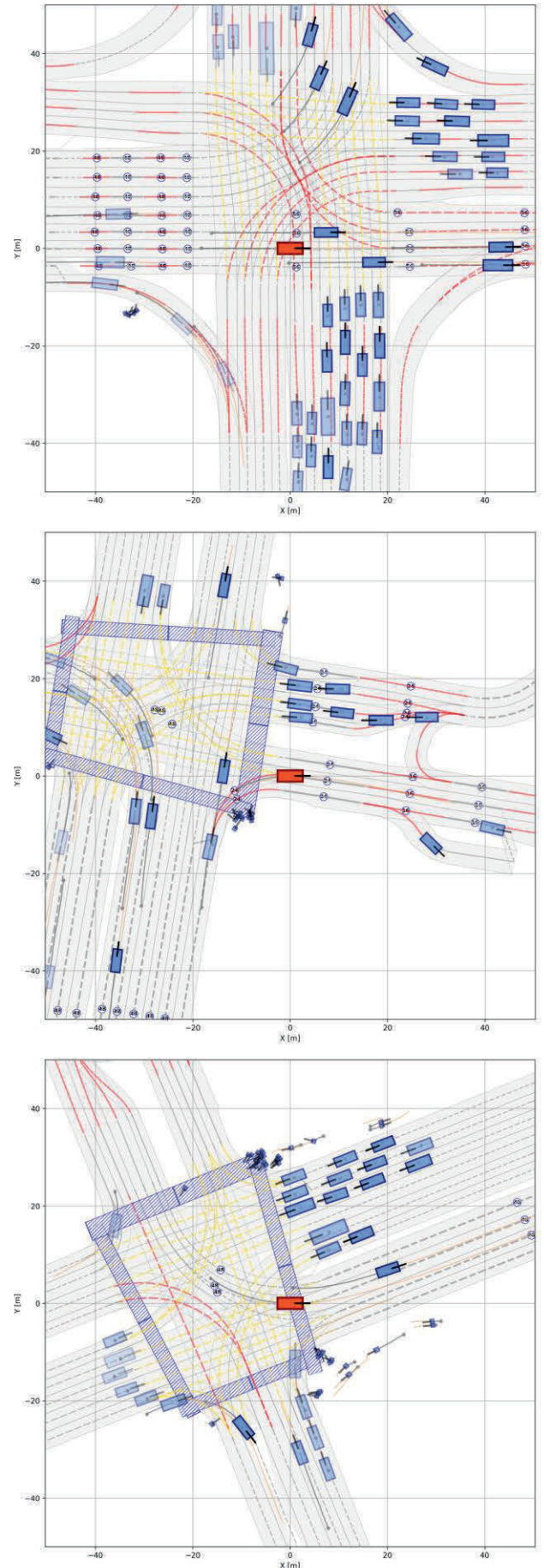


그림 1. 혼잡 상황 시나리오에서 agent 별 어텐션 가중치 도시화 결과