합류부 정체 길이 예측을 위한 예측 지평 적응형 물리-AI 프레임워크

최민준, 김건민, 김경백†
전남대학교 인공지능융합학과
{larrychoi, geonminkim, kyungbaekkim}@jnu.ac.kr
†교신저자(Corresponding Author): 김경백

Horizon-Adaptive Physics-AI Framework for Merge Congestion Length Prediction

Minjun Choi, Geonmin Kim, Kyungbaek Kim†
Chonnam National University, Dept. of Artificial Intelligence Convergence

요 약

고속도로 합류부의 정체에 대응하려면 몇 분 뒤의 정체 길이를 예측해야 한다. AI는 평소 변동에 강하지만 예측 지평이 길수록 학습 범위를 벗어나 오차가 커지고, 물리 모형은 그 반대이다. 본 논문은 물리 예측을 입력으로 쓰는 AI와 물리식으로 정체 길이를 계산하는 AI를 두고, 두 AI의 비중을 관측이 아닌 예측 지평으로 정하는 이중 분기 예측 프레임워크를 제안한다. 합성 도로와 서광주IC 형상의 SUMO(Simulation of Urban MObility) 실험에서 제안 방법은 5분 예측의 정확도를 유지하면서 20~30분 예측의 최악 오차를 순수 AI보다 평균 13~15%, 최대 24.3% 줄였다.

1. 서론

고속도로 합류부에서 합류점부터 상류 정체 끝까지를 정체 길이, 현재로부터 몇 분 뒤 시점의 정체 길이를 맞히는지를 예측 지평이라 한다. 단기(5분) 예측은 정체 경고에, 장기(20~30분) 예측은 가변차로 개방과 우회 안내 준비에 쓰이기 때문에 중요하다. 충격파 모형[1,2]은 긴 정체도 따라가지만 작은 증감에 약하고, AI는 그 반대여서 예측 지평이 길수록 학습 범위를 벗어난 누적에 취약하다. 물리식을 학습 제약으로 쓰거나[3] 관측량으로 물리와 데이터의 비중을 조절한[4] 기존 연구들과 달리, 본 논문은 예측 지평에 따른 이중 분기 예측 프레임워크를 제안한다.

2. 예측 지평에 따른 이중 분기 예측 프레임워크

프레임워크는 그림 1과 같이 물리식, 두 AI, 결합 규칙으로 구성된다.

물리식. 식 (1)은 정체 끝에 도착하는 본선 차량과 합류부를 빠져나가는 본선 차량의 차이로 정체 길이 L의 변화를 계산한다. q 은 정체 끝에 도착하는 초당 본선 유입이고, C는 합류부가 1초에 내보낼 수 있는 최대 차량 수인 방출 용량으로 대형차 비율에 따라 보정한다[6].

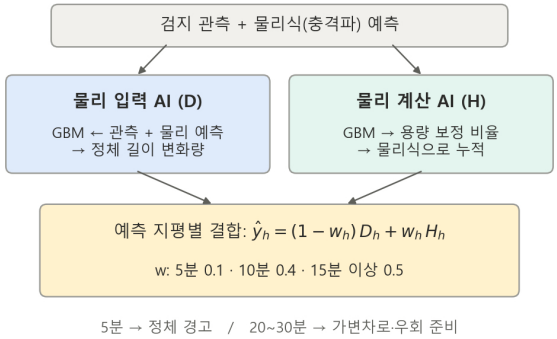


그림 1. 예측 지평에 따라 두 AI를 결합하는 구조

$$\frac{dL}{dt} = \frac{q_m - [C - \min(q_r, \rho C)]}{k_q - q_m / V_f} \qquad (1)$$

합류부는 방출 용량 C를 본선과 진입램프가 나눠 쓰며, 램프 차량은 유입 q_r과 ρC 중 작은 만큼을 가져간다. 따라서 분자는 본선 도착 q_m에서 본선 몫의 방출을 뺀, 1초마다 정체에 더해지는 차량 수이다. 분모는 정체 구간 밀도 k_q와 정체 밖 밀도 q_m/V_f의 차이로 분자를 정체 길이 증가로 바꾸며, V_f는 정체 밖 자유 주행 속도이다. q_m은 상류 검지기에서 센 차량을 정체 끝까지 오는 시간만큼

늦춰 쓰고, 미관측 유입은 최근 값을 쓴다. C, ρ, k_q, V_f는 학습 날짜의 관측 기록으로 맞춘다.

이중 분기. 물리 입력 AI는 GBM[5]이 관측과 물리 예측으로 길이 변화량을 예측해 평소 변동에 강하다. 물리 계산 AI는 GBM이 C의 보정 비율만 예측하고 길이는 식 (1)로 누적하므로 학습 범위 밖의 긴 정체도 따라간다.

$$\hat{y} = (1 - w_h) D_h + w_h H_h \qquad (2)$$

결합 규칙. 예측 지평이 길수록 학습 범위 밖의 누적이 커지므로, D와 H를 결합하는 식 (2)의 비중 w_h는 관측이 아니라 예측 지평으로만 정한다. w_h는 예측 지평마다 개발 자료의 최악 오차를 최소화하도록 골랐으며 세부 수치는 그림 1과 같다.

3. SUMO 기반 실험 설정 및 결과

SUMO 1.28에서 검지기가 합류점 15km 상류에 있는 합성 도로와 4.3km 상류에 있는 서광주IC 형상을 구성했다. 정체는 수요가 짧게 몰리는 집중형과 조금 넘친 상태가 오래 이어지는 지속형으로 나누고, 유형마다 피크가 두 배로 길게 이어지는 장기 정체일을 두었다. AI는 합성 도로의 평소 날로만 학습하고 서광주는 물리 상수만 10일 자료로 다시 맞췄으며, 도로와 유형마다 평소 날과 장기 정체일 각 20일로 평가했다. 비교 대상은 물리식만 쓰는 물리 모형과 관측만 쓰는 순수 GBM이며, 정체 끝은 200m 구간 속도가 12m/초 미만인 가장 상류 지점, 최악 오차는 평소 날과 장기 정체일 RMSE 중 큰 값이다.

결합 규칙의 효과. 제안 결합은 5분에 물리 입력 AI와 같았고 예측 지평이 길수록 앞서, 물리 입력 AI 대비 최악 오차 감소율이 5분 1%, 20분 14%, 30분 12%였다. 20개 조건 중 19개에서 순수 GBM과 물리 모형보다도 작았다.

이식. 재학습하지 않은 서광주 20분 예측도 최악 오차가 순수 GBM보다 20.1%, 물리 모형보다 29.9% 작았다.

표 1. 집중형 정체에서의 최악 오차(RMSE, m)

방법	합성 5분	합성 20분	합성 30분	서광주 5분	서광주 20분	서광주 30분
물리 모형	553	1,041	1,655	464	1,360	1,845
순수 GBM	415	1,194	1,535	392	1,194	1,256
물리 입력 AI(D)	419	1,209	1,520	375	1,148	1,243
물리 계산 AI(H)	528	928	1,408	425	1,222	1,673
제안 결합	**416**	**953**	**1,162**	**372**	**954**	**1,066**

관측 대신 예측 지평을 쓴 이유. 도착 차량이 모두 관측된 5분 예측에서도 물리 계산 AI가 더 부정확했다. 또한 관측으로 비중을 학습하면 비중의 평균이 상황과 관계없이 0.42~0.52에 머물렀다. 즉 관측만으로는 어느 AI가 나을지 구별되지 않았다.

4. 결론

제안 방법은 짧은 예측의 정확도를 유지하면서 20~30분 예측의 최악 오차를 순수 AI보다 평균 13~15% 줄였고, 합성 도로에서 학습한 AI를 실도로 형상에 재학습 없이 적용했다. 실측 자료 검증은 후속 과제이다.

Acknowledgement

이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원-지역지능화혁신인재양성사업의 지원을 받아 수행된 연구임(IITP-2026-RS-2022-00156287)(34%).본 연구는 2026년도 중소벤처기업부의 기술개발사업 지원에 의한 연구임 (S3471392)(33%).본 연구성과는 2025년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(RS-2025-25398164)(33%)

참고 문헌

[1] M. J. Lighthill and G. B. Whitham, “On kinematic waves II. A theory of traffic flow on long crowded roads,” Proc. R. Soc. A, 229, pp.317-345, 1955.

[2] P. I. Richards, “Shock waves on the highway,” Operations Research, 4(1), pp.42-51, 1956.

[3] R. Shi, Z. Mo, and X. Di, “Physics-informed deep learning for traffic state estimation: A hybrid paradigm informed by second-order traffic models,” Proc. AAAI, 35(1), pp.540-547, 2021.

[4] 최민준, 김건민, 김경백, “PIGNN-Event: 이기종 센서 환경에서 물리 기반 GNN을 이용한 교통 혼잡 예측,” 한국통신학회 하계종합학술발표회, 2026.

[5] J. H. Friedman, “Greedy function approximation: A gradient boosting machine,” Ann. Statist., 29(5), pp.1189-1232, 2001.

[6] National Academies of Sciences, Engineering, and Medicine, Highway Capacity Manual, 7th ed., 2022.