

셀룰러 V2X 통신에서 차량역학 기반 비주기적 메시지 발생시점 예측

선현지, 이호정, 김효곤
고려대학교 컴퓨터학과

hyeonjiseon@korea.ac.kr, hojeong0507@korea.ac.kr, hyogon@gmail.com

Prediction of vehicle dynamics-based aperiodic message generation times in cellular V2X communication

Hyeon-Ji Seon, Ho-Jeong Lee, Hyogon Kim

Dept. of Computer Science and Engineering, Korea University

요 약

좁은 ITS(Intelligent Transportation Systems) 대역에서는 채널 혼잡을 피하는 것이 필수적이다. 눈에 띄는 변화가 있을 때만 차량 운동을 보고하는 것은 대역폭 사용을 줄이기 위한 표준화된 접근 방식이다. 그러나 셀룰러 V2X(Vehicle-to-Everything) 통신에서 주기적인 비콘의 빈번한 누락으로 인한 비주기성은 자원 낭비와 자원 스케줄링의 안정성 문제를 제기한다. 이에 대해 이 논문에서는 자동차의 운동이 물리적 특성에 의해 제약을 받기 때문에 딥러닝 기반 체계로 대부분의 메시지 생성 시간을 정확하게 예측할 수 있다는 것을 보여준다. 제안된 예측 방법은 통상적인 도로주행 시 94.9%의 정확도를 달성한다.

1. 서론

셀룰러 V2X(Vehicle-to-Everything) 통신에서 근접한 차량 간의 빈번한 비콘 교환은 안전한 운전의 기반이 된다. 차량은 이를 위해 직접 통신 인터페이스, 즉 “사이드링크(sidelink)”를 사용한다. 사이드링크 통신에서 무선 자원은 모드 1 에서 기지국이 중앙 집중식으로, 모드 2 에서는 각 차량이 분산 알고리즘을 사용하여 자원을 자율적으로 할당한다. 모드 2 가 기본 모드로 간주되며, 분산 자원 할당 알고리즘을 SB-SPS(Sensing-Based Semi-Persistent Scheduling)[1] (이하 “SPS”)라고 한다.

SPS 알고리즘은 원래 3GPP 릴리스 14 에서 주기적 트래픽에 대처하도록 설계되었다. 그러나 릴리스 16 에서는 SPS 에 비주기적 트래픽이 새로 허용되었다. 이로 인하여 SPS 와 비주기적 트래픽 간의 불합치로 인한 비효율성 문제가 제기되었다[2], [3], [4]. 비주기적 트래픽의 대표적인 예는 유럽 표준 CAM(Cooperative Awareness Message) 생성 규칙[5]에 의한 것이다. 이 규칙은 차량이 눈에 띄는 움직임을 하지 않는 한 주기적 전송을 억제하여 채널 혼잡을 크게 완화한다[2].

CAM 생성 규칙에서는 패킷이 RRP(Resource Reservation Period) 만큼 떨어진 자원 R 을 예약하고도

R 에서 패킷 생성이 억제되어 차량이 패킷을 전송하지 않는 경우 다른 차량이 이 자원을 사용할 수 없어 자원이 낭비된다. 한편, 전송이 일어나지 않으면 데이터 체인 방식 자원 예약을 할 수 없어 다른 차량이 가용한 자원으로 오해할 수 있다. 다른 차량이 이 자원을 동일한 RRP 로 반지속적(semi-persistent)으로 예약하는 경우, 원래 이 자원을 사용하던 자동차와 이후 몇 패킷에 걸쳐 연속적으로 패킷 충돌이 발생된다. 이와 같은 SPS 의 문제 때문에, 정확한 전송 순간에 맞춰 비주기적 자원을 예약하는 새로운 방법이 있어야 한다. 예측된 시간에 자원을 예약하면 표준 SPS 보다 PRR(Packet Reception Ratio)이 눈에 띄게 향상될 수 있다. 하지만 CAM 생성 규칙과 관련된 차량의 움직임은 주행 환경과 도로의 이벤트에 의해 외부적으로 영향을 받기 때문에 이러한 순간을 본질적으로 예측하기 어렵다. 이 논문에서는 딥러닝을 통해 CAM 전송 간격을 예측하는 방법을 제안한다. 또한 이 방법을 실제 주행케트에 적용하여 94.9%의 정확도를 달성할 수 있음을 보인다. 또한 예측 오류의 대부분이 차량의 속도 변화의 영향인 것을 관찰하였으며, 향후 속도 변화에 의한 CAM 생성 시간에 대해 추가 연구가 필요하다는 것을 발견하였다.

2. 관련 연구

3GPP 릴리스 16 에서 새로 허용된 비주기적 트래픽으로 인한 비효율성은 셀룰러 V2X 통신의 주요 관심사이다. McCarthy 등[2]은 SPS 에서 비주기적 트래픽이 자원 낭비와 패킷 충돌 가능성을 야기하기 때문에 오히려 랜덤 스케줄링이 SPS 를 능가할 수 있다고 주장했다. 또한, 비주기적 트래픽에서 강화학습 방식을 활용한 연구[3]가 있다. 차량 트래픽 밀도, 차량의 속도, 최근 20 번의 CAM 생성 간격을 기반으로 자원 재선택 과정에서 센싱 윈도우의 크기를 조절하고 자원을 재평가(re-evaluation)하는 방식을 도입하였다. 이에 따라 SPS 보다 PDR(Packet Delivery Ratio)이 향상될 수 있음을 보였다. 또 다른 연구[4]에서는 kNN(k-Nearest Neighbor)에 자차와 바로 앞 차량의 상태를 이용하여 다음 CAM 생성 시점에 대해 90% 이상의 예측 정확도를 달성할 수 있음을 보여주었다. 위 연구와 비교할 때, 이 논문의 접근 방식은 차이점이 있다. 첫째, 다른 차량 상태 정보에 의존하지 않는다. 차량 근처에 선행차량이 없을 수 있기 때문에 다른 차량 상태에 의존하는 것은 실제적이지 않다. 둘째, kNN 에 비해 적은 계산으로 다음 CAM 순간을 예측할 수 있다. 셋째, 실제 차량 궤적을 사용하여 성능을 평가한다.

3. CAM 생성 시점 예측

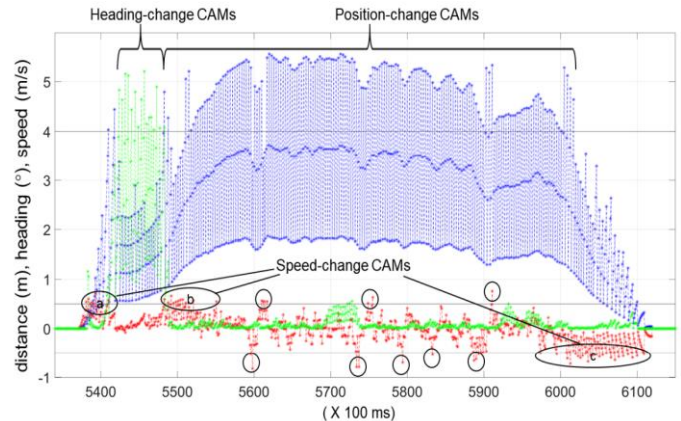
3.1 CAM 생성 규칙

상위 계층(facilities layer)에서 메시지 생성 자체를 억제하지 않는 경우, 주기적으로 CAM 이 생산되며, 높은 차량 트래픽 밀도 하에서는 채널에 혼잡이 일어날 수 있다. 사이드링크 모드 2 에서 채널 혼잡은 패킷 충돌의 주요 원인이며 통신 신뢰성을 떨어뜨린다. 이러한 문제를 방지하기 위해 ETSI 표준에서는 facilities 계층이 차량 운동의 변화가 작은 경우 CAM 메시지 생성을 억제한다[5]. 즉 이웃 차량의 움직임 추적을 크게 저해할 수 있는 조건에서만 CAM 이 전송된다. 구체적으로, 주어진 차량 V 는 마지막으로 전송한 CAM 발생 시점보다 방위가 4° 이상, 거리가 4m 이상, 속도가 0.5m/s 이상 변화한 경우, 그렇지 않으면 CAM 생성 없이 경과된 시간이 1 초 이상인 경우에만 생성된다. CAM 은 최대 10Hz 로 전송될 수 있기 때문에 최소 매 100ms 마다 위 조건들을 확인해야 한다.

실주행 데이터에서 확인할 수 있듯이 대부분의 CAM 은 위치 변경에 의해 생성된다. 차량 교통 공학은 교통 밀도가 증가할수록 평균 차량 속도가 감소함을 보여준다[5]. CAM 생성 규칙이 없으면 차량 트래픽 밀도 증가는 채널 활용도를 증가시킨다. 그러나

CAM 생성 규칙 하에서는 도로 위의 차량 정체로 인해 차량의 이동이 제한되기 때문에 위치 변경 규칙에 의한 CAM 생성이 감소한다. 예를 들어 McCarthy 등 [2]은 모든 차량 트래픽 밀도에 대해 CAM 생성 규칙에 따른 채널 활용도가 채널 용량의 20% 미만으로 유지된다는 것을 보였다.

3.2 CAM 생성 규칙의 역학



(그림 1) 정지, 가속, 좌회전, 가속, 정속 주행, 감속, 정지 순으로 주행하는 동안 CAM 생성 역학

그림 1 은 실주행 시 시간에 따른 차량 상태와 그에 따른 CAM 생성 역학을 예시한다. 이 실주행 데이터는 대전 시내 고정밀 주행 궤적에서 얻은 것이다[7]. 각 데이터 포인트는 100ms 마다 있는 CAM 생성 체크 순간의 자동차 상태를 나타낸다. 이 궤적에서 차량은 처음에 좌회전을 하기 위해 신호등에서 멈춰 있다. 회전 직후 차량은 직선 경로에서 가속하고 체크 포인트 5,600 에서 6,000 까지 순항하다가 감속 후 다시 정차한다. 눈에 띄는 위치 및 방향 변경 외에도 세 가지 주요 속도 변경 이벤트와 산발적인 이벤트가 있다. 그림에서 'a'는 신호등에 정지한 후 차량이 움직이기 시작할 때다. 'b'는 회전 후 가속이다. 'c'는 정지를 위한 감속이다. 그림 1 의 시퀀스를 통해 CAM 생성 역학의 다음 특성들을 관찰할 수 있다.

첫째, CAM 은 대부분 위치 변화에 의해 생성된다. 그 이유는 차량 주행의 대부분이 비교적 유사한 속도의 '순항'(cruising)이기 때문이다. 둘째, 가장 가변적인 간격의 CAM 생성은 그림 1 에서 'Speed-change CAMs'로 알 수 있듯이 속도 변화에 의한 것이다. 이는 순항 중에 적용되는 빈번한 가벼운 감속 및 가속의 결과다. 속도 변화 CAM 은 또한 운행 시작 및 정지 시에 생성될 수 있다. 셋째, 방향 변화 CAM 은 안전한 회전에 필요한 낮은 속도 때문에 작은 위치 변경 및 감속과 높은 관련이 있음을 관찰할 수 있다. 넷째, CAM 생성 시퀀스에는 한 규칙이 생성 활동을 지배하는 반면 다른 규칙은 대부분 휴면 상태인 단계가

있다. 예를 들어 그림 1 에서 회전하는 동안에는 속도 변화 및 위치 변화에 의한 CAM 생성은 거의 없다.

3.3 딥러닝을 통한 CAM 생성 시점 예측

이 논문이 제안하는 CAM 생성 시점 예측 방법은 차량 운동이 무작위가 아니라 물리적 특성에 의해 제한된다는 것에 기반한다. CAM 생성 규칙은 차량의 움직임을 통해 CAM 을 생성한다. 따라서 딥러닝을 통해 차량의 운동에서 시작하여 CAM 생성 시점을 결정하는 함수를 찾는 것을 목표로 한다. 이 논문에서는 딥러닝 기법 중 MLP(Multi-layer Perceptron)를 적용하고 다음 CAM 생성까지의 시간 간격을 예측한다. MLP의 훈련 및 테스트를 위해 그림 2 와 같이 2 개의 서로 다른 주행 경로에서 얻은 10 개의 ETRI 고정밀 궤적 데이터 셋[7]을 사용한다. 10 개중 3 개의 주행 기록은 다중 회전과 신호등이 있는 도시 도로 순환로에서 수집되었다 (그림 2(a)). 다른 7 개의 주행 기록은 그림 2(b)와 같이 교외 지역을 가로지르는 비교적 방향 전환이 크지 않은 경로에서 수집되었다. 궤적 수집을 위해 현대자동차 G80 에 뒤 차축 중앙에 장착된 GPS/IMU 장치(Spatial FOG Dual)가 사용되었다[7]. GPS 오차를 보정하기 위해 수평 및 수직 위치 정확도가 각각 0.008m 및 0.015m 인 RTK(Real-Time Kinematic)를 사용되었으며, 데이터 포인트는 100ms 마다 기록되었다.



(그림 2) 데이터 셋에 포함된 대전시의 두 주행 경로:
(a) 도시 순환로 (b) 교외 도로

MLP 를 위해 상태(state)를 각 체크포인트에서의 차량 주행 데이터 벡터 $[\Delta t, \Delta p, \Delta s, \Delta h, \gamma_1, \gamma_2, \gamma_3, \gamma_4, \gamma_5]$ 로 정의한다. 여기서 Δt 는 마지막 CAM 생성 이후 경과된 시간, Δp 는 위치 변화, Δs 는 속도 변화, Δh 는 방향 변화이다. $\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3, \gamma_4, \gamma_5$ 는 해당 CAM 의 생성 원인을 나타낸다. CAM 생성에 대해 둘 이상의 원인이 동시에 작용한 CAM 도 있다. γ 외의 데이터 값은 ETRI 데이터에서 직접 계산할 수 있으나 γ 는 그 계산 값에 대해 CAM 생성 규칙을 적용하여 얻는다.

훈련과 테스트를 위해 ETRI 차량 궤적에 대하여 시간순으로 CAM 생성 규칙을 적용, CAM 생성 조건이 충족되면 레이블(label)을 할당한다. 레이블은 현재 CAM 과 다음 CAM 의 시간 간격이다. 시간 간격은

100ms 부터 1000ms 까지 100ms 간격으로 총 10 개의 클래스로 분류된다.

MLP 의 네트워크에는 크기가 [9, 100, 300, 100, 10]인 5 개의 레이어를 사용하였다. 활성화 함수로는 ReLU (Rectified Linear Unit)를 사용했다.

3.4 CAM 생성 시점 예측의 활용 방법 예

제안된 방식을 활용하는 경우 SPS 알고리즘에 큰 변화가 필요하지 않다. SPS 는 여전히 데이터 체인 방식으로 예측된 다음 CAM 전송까지의 시간 간격을 CAM 을 운반하는 전송 블록과 관련된 SCI(Sidelink Control Information)에 RRP 값으로 설정하면 된다. 이로써 예측된 슬롯에서 다음 CAM 을 위한 자원이 예약되게 하는 방식으로 예측값을 사용할 수 있다. 다만 자원 스케줄링은 MAC 계층 동작인 반면 CAM 억제는 facilities 계층의 혼잡 제어 동작이기 때문에 [5], 이 논문에서 제안된 예측 방법을 OBU(On-Board Unit)에 구현하기 위해서는 계층 간 신호(cross-layer signaling)가 필요하다. OBU 는 수직으로 통합된 장치이므로 혼잡 제어 관리 개체(CCME, [8]의 그림 1)를 계층 간 신호 통로 용도로 사용할 수 있다고 판단된다.

4. 예측 성능 평가

MLP 기반 예측 성능을 평가하기 위해 전체 데이터 셋을 훈련:검증:시험 데이터 비율이 70:15:15 가 되도록 랜덤하게 분할하였다.

4.1 예측 성능

MLP 로 얻은 시험 세트에 대한 정확도는 94.9%이다. 따라서 예측에 기반한 자원 예약을 SPS 에서 시행하는 경우 CAM 생성 규칙에 의해 발생하는 대부분의 비주기성에 대처할 수 있다. 예측 오류 약 5%에 대해서는 아래에서 자세히 논의한다.

4.2 예측 오류 분석

4.2.1 예측 타이밍

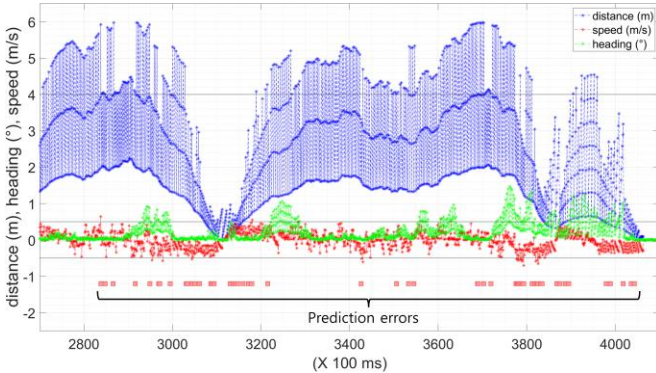
예측된 시간을 t_r , 실제 CAM 생성 시간을 t_g 라고 했을 때, $t_r < t_g$ 이면 실패한 예측에 따른 예약이 낭비된다. 또한 t_g 에서 예약 없는 CAM 에 대해 자원 재선택을 수행해야 한다. $t_r > t_g$ 이면 $t_r - t_g$ 가 PDB(Packet Delay Budget)를 초과하지 않는 경우 예약된 자원을 사용할 수 있다는 점을 제외하면 동일한 문제가 발생한다. 표 1 은 잘못된 예측 시간 차이의 분포를 보여준다. 시간 간격이 실제 CAM 생성 시간의 $\pm 100ms$ 에 대부분 집중되어 있다. 교외의 경우 PDB 가 +100ms 보다 큰 경우 오류의 약 55%는 자원 낭비나

재선택 관련 비용이 발생하지 않을 수 있다.

<표 1. 잘못된 예측 시간 차이 분포 (%)>

Scale of Prediction Error	Urban	Suburban
-300ms or less	2.08	2.38
-200ms	9.37	0
-100ms	29.17	28.57
+100ms	46.88	54.76
+200ms	8.33	4.76
+300ms or more	4.17	9.53

4.2.2 CAM 유형



(그림 3) 예측 오류(하단에 사각형으로 표시) 발생 위치

그림 3 은 도시 순환로(그림 2(a))에서 얻은 궤적의 한 부분이며 하단은 예측 오류를 나타낸다. 순항과 같은 비교적 일관된 운전 상태에서는 예측 정확도가 높다. 예를 들어, 체크포인트 3,215 과 3,425 사이에는 예측 오류가 없는데, 위치 변화 CAM 만 생성되기 때문이다. 한편, 주행 환경에 적응하기 위해 운전자는 순항 중 제동이나 가속을 가할 수 있다. 이때 $\pm 0.5\text{m/s}$ 의 임계값에 미달인 속도 변화도 위치 변화 4m 초과 여부에 영향을 주어 예측 정확도에 영향을 줄 수 있다. 예를 들어, 체크포인트 3,540 부근은 속도 변화 조건을 만족하지 않지만 위치 변화 CAM 에 대한 예측 오류가 발생한다. 또한 임계값을 넘는 속도 변화가 있는 곳에서는 많은 예측 오류들이 발생한다. 예를 들어 체크포인트 3,000~3,200 사이, 그리고 3,800 ~4,000 주변에는 많은 예측 오류가 있다.

<표 2. CAM 유형 별 예측 오류 타입 (%)>

CAM Type on Incorrect Prediction	Urban	Suburban
Position	25	35.72
Speed	56.25	52.38
Heading	3.13	0
Timeout	2.08	7.14
Position+Speed	12.5	4.76
Other	1.04	0

표 2 는 오류 발생 시 CAM 유형의 분류를 보여준다. 실제로, 속도 변화 CAM 은 도시 데이터에서 대부분의 예측 오류를 차지한다. 이때 위치+속도 변경 CAM 까지 포함하면 오류의 약 69%를 차지한다. 교외의 경우 방향 변경이 거의 없고 오류는 위치 및 속도에서 대부분을 차지한다. CAM 을 생성하지 않는 속도

변화가 연속적인 위치 변경 CAM 사이의 시간 간격을 방해할 수 있다는 점을 고려하면 대부분의 예측 오류는 속도와 관련이 있을 것으로 추정된다.

5. 결론

CAM 생성 규칙은 미래의 셀룰러 V2X 통신에서 채널 혼잡에 대처하기 위한 유망한 접근 방식이다. 그러나 SPS 스케줄링과의 부적합으로 인한 문제들을 피하기 위해서는 그 비주기성 측면을 대처해야 한다. 이 논문은 대부분의 차량 움직임에 대해 딥러닝으로 다음 CAM 생성 시간을 높은 정확도로 예측할 수 있음을 보여준다. 다만 예측 오류의 대부분은 차량 속도 변화에서 비롯되고 있으므로 앞으로 속도 변화 CAM 예측과 관찰된 타이밍 오류의 영향을 더 잘 처리하는 방법을 개발할 필요가 있다.

사사

이 논문은 2022 년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 2020R1A2C3011888, 자율주행차의 상황인지 확장을 위한 효율적 통신).

참고문헌

- [1] 3GPP; Technical Specification Group Radio Access Network; NR; Physical layer procedures for data (Release 17), TS 38.214 V17.0.0, Dec.2021.
- [2] B. McCarthy et al., OpenCV2X: Modelling of the V2X Cellular Sidelink and Performance Evaluation for Aperiodic Traffic, arXiv, Mar. 2021.
- [3] M. Muhammad Saad, M. Ashar Tariq, M. Mahmudul Islam, M. Toaha Raza Khan, J. Seo and D. Kim, "Enhanced Semi-persistent scheduling (e-SPS) for Aperiodic Traffic in NR-V2X," 2022 ICAIIC.
- [4] L. Lusvarghi and M. L. Merani, Machine Learning for Disseminating Cooperative Awareness Messages in Cellular V2V Communications, IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022.
- [5] ETSI, Intelligent Transport Systems (ITS); Vehicular Communications; Basic Set of Applications; Part 2: Specification of Cooperative Awareness Basic Service, EN 302 637-2, Apr. 2019.
- [6] M. Treiber and A. Kesting, Traffic Flow Dynamics: Data, Models and Simulation. Berlin, Germany: Springer, 2013.
- [7] ETRI, Vehicle Driving Trajectory Data Set (in Korean). [Online]. Available: <https://nanum.etri.re.kr/share/kimjy/car dataset>.
- [8] ETSI, Intelligent Transport Systems (ITS); Congestion Control Mechanisms for the C-V2X PC5 interface; Access layer part, TS 103 574, Nov.2018.