

# 차량네트워크에서 차량의 이동성을 예측하는 방법

강동호, 백호성, 백상현  
고려대학교

{jilkop0703, ghlemd, shpack}@korea.ac.kr

## A Study on How to Predict the Vehicle Mobility in the Vehicular Networks

Dongho Kang, Hosung Baek, and Sangheon Pack  
Korea Univ.

### 요 약

최근 정보통신 기술 및 자동차 기술의 발달로 차량 관련 산업에 많은 변화가 일어나고 있다. 이에 따라, 커넥티드 카 및 자율주행 서비스와 같이 고도화된 새로운 차량 관련 서비스를 운영하고 이러한 차량 어플리케이션의 성능을 더욱 향상시키기 위해서는 차량의 이동성을 예측하고 예측한 미래의 이동성에 따라 V2X 프로토콜 및 차량 어플리케이션을 적응적으로 운용하는 방안이 필요하다. 이러한 요구에 따라, 오래 전부터 차량의 이동성을 예측하기 위한 연구는 활발히 진행되어 왔다. 본 논문에서는 차량네트워크에서 차량의 이동성을 예측하는 방법에 관한 연구에 대해 살펴본다. 구체적으로 V2X 통신을 지원하는 차량 이동성 예측 알고리즘 EVM에 대해 소개하고 자세히 분석한다.

### I. 서론

최근 정보통신 기술 및 자동차 기술의 발달로 인해, 차량은 더 이상 단순히 이동수단으로써의 역할만을 의미하지 않는다. 현대 시대의 차량에는 다양한 종류의 센서와 처리장치, 통신기 등이 갖춰져 있으며, 이를 통해 차량은 하나의 스마트한 생활 플랫폼으로 거듭나고 있다. 더 나아가 미래의 차량에서는 다양한 차량 어플리케이션을 통해 지금과는 사뭇 다른 더욱 발전적인 경험을 제공할 수 있을 것으로 기대한다. 이러한 기대를 실현할 수 있는 여러가지 이유 중 하나에 Vehicle-to-everything (V2X) 통신 기술이 크게 작용한다. V2X 기술은 차량과 해당 차량 주변의 Road-Side Unit (RSU) 및 보행자의 스마트폰 단말기 등이 서로 통신할 수 있도록 한다. 따라서 V2X 통신은 변화하는 시대에 맞춘 향후 지능형 차량 어플리케이션을 지원할 수 있는 큰 잠재력을 가지고 있다고 할 수 있다. 예를 들어, 차량 네트워크 내에서 V2X 통신에 의해 더욱 편리하고 안전한 커넥티드 카 및 자율주행 서비스를 지원하는 등의 새로운 In-Vehicle Infotainment (IVI) 차량 어플리케이션이 등장하고 이를 이용할 수 있을 것이다.

그러나 차량은 빠른 속도로 자유롭게 이동할 수 있기 때문에 차량 네트워크의 토폴로지는 매우 역동적이며, 이는 V2X 통신의 주요한 과제로 떠오르고 있다 [1]. 이러한 차량의 이동성 특징으로 인해 미래의 이동성에 대한 정확한 예측을 하기는 쉽지 않다. 만약 차량의 이동성에 대한 정확한 예측이 이루어질 수 있다면 다양한 측면에서 V2X 통신의 품질을 향상시킬 수 있다.

이러한 흐름에 따라, 차량의 이동성을 예측하기 위한 연구가 활발히 진행되고 있다. 미래의 이동성을 예측하는 일은 꽤 복잡도가 높은 작업이다. 이를 위해서는 오랜 기간 쌓여온 차량의 이동성에 대한 빅데이터와 이 축적된 데이터를 기반으로 학습시킬 수 있는 머신러닝 모델이 필요하다. 특히, 머신러닝 기술은 방대한 양의 데이터를 처리해야 하기 때문에 컴퓨팅 자원이 충분해야 한다. 동시에, 차량이라는 플랫폼 특성상 빠른 처리가

중요하기 때문에, 개별 차량의 제한된 자원을 효율적으로 활용할 수 있는 프레임워크 도입하고 그에 걸맞은 머신러닝 알고리즘을 제시하는 것이 필요하다.

본 논문에서는 차량네트워크에서 차량의 이동성을 예측하는 방법에 관한 연구에 대해 알아본다. II장에서는 차량의 이동성을 예측하기 위한 여러 연구 중 Edge-assisted Vehicle Mobility prediction algorithm (EVM) [2]에 대해 소개하고 자세히 분석한다. 이어 III장에서는 해당 연구의 결론을 도출하고 추후 연구 방향에 대해 기술한다.

### II. Edge-assisted Vehicle Mobility prediction algorithm (EVM) [2]

#### 1) 이동 경로 길이의 긍정적인 효과

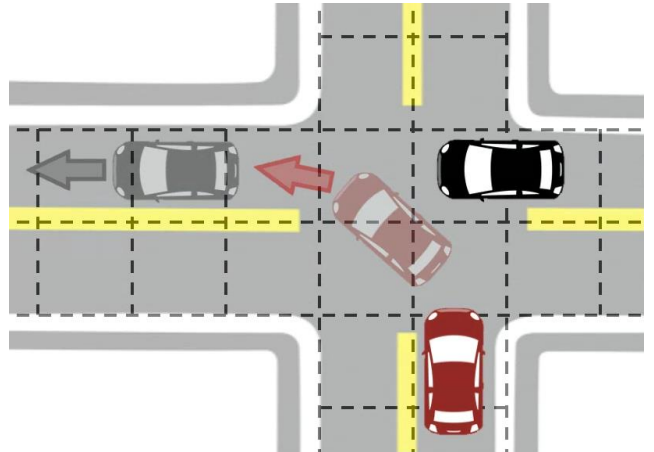


그림 1. 시스템 모델

EVM에서 차량 이동성 예측의 지리적인 공간은 그림 1과 같이 정사각형 그리드의 집합으로 이산화된다. 또한, 시간도 슬롯으로 이산화하여 GPS를 사용한 차량의 위치가 모든 시간 슬롯에서 샘플링되도록 한다. 현재 시간  $t$ 에서  $k$ 개의 시간 슬롯만큼 이전 시간  $t -$

$k+1$  까지의 이전 이동 경로를 고려하여 미래의 시간  $t+1$  의 차량의 위치를 예측한다고 하면, 이는  $k$  차 Markov assumption 으로 공식화할 수 있다. 즉, 차량의 미래 이동성은  $k$  시간 슬롯 동안의 이전 이동 경로 (길이가  $k$  인 직전 이동 경로,  $k$  보다 더 이전 시간의 이동 경로의 효과는 무시)에 의해서만 결정된다. 직관적으로, 긴 이동 경로는 짧은 이동 경로보다 더 많은 정보를 포함하고 있다. 따라서 정확한 예측을 위해 차량 이동성 예측 알고리즘은 긴 차량 이동 경로를 처리할 수 있어야 한다.

## 2) 이동 경로 길이의 부정적인 효과

그러나 경로의 길이  $k$  가 커질수록 차량 이동 경로의 가능한 조합의 수도 기하급수적으로 증가한다. 이처럼 가능한 이동 경로의 조합이 많아질수록 하나의 이동 경로를 택하는 확률은 작아질 수밖에 없다. 또한, 확률 추정을 위해 사용할 수 있는 실측 데이터도 한정되어 있기 때문에 이를 통해 추정된 확률 표는 0 이거나 0 에 가까운 희소 확률로 구성될 것이다. 이러한 희소 확률 표는 차량 이동성 예측의 품질을 크게 떨어뜨릴 수 있다. 따라서 이러한 문제를 피하기 위해서는  $\Pi-1$  절과 반대로 짧은 차량 이동 경로를 채택해야 한다.

위와 같은 두가지 상충되는 조건으로 인해 차량 이동성 예측에 대한 성능이 크게 제한된다. 알고리즘의 성능과 가용한 컴퓨팅 자원 둘 사이의 적절한 합의점을 찾아 이 문제를 해결할 수 있다.

## 3) EVM 알고리즘의 프레임 워크 및 아키텍처

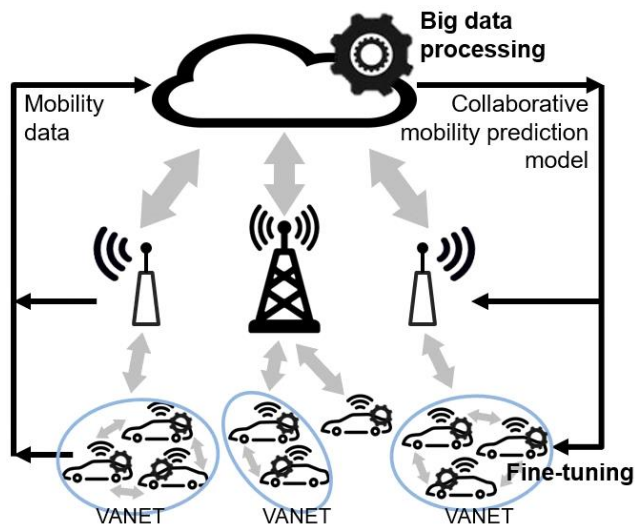


그림 2. EVM 알고리즘의 프레임워크

EVM 은 차량 네트워크의 클라우드 측과 에지 측 둘 모두의 자원을 사용하는 새로운 에지 지원 차량 이동성 예측 알고리즘을 제안한다.

먼저, 그림 2 와 같이 딥러닝 기술을 통해 다양한 차량의 이동성에 대한 빅데이터를 처리하여 예측 모델을 생성하고 해당 모델을 각 차량으로 전달하며, 각 차량에서 자체 이동성 정보와 내장된 처리 시스템만을 사용하여 맞춤형 예측 모델로 Fine-tuning 할 수 있도록 하는 새로운 Deep transfer learning 프레임워크를 도입한다. 전달되는 예측 모델은 비교적 긴 기간 동안 대규모의 차량 이동성 데이터로 훈련되기 때문에, 해당 공간에 있는 대부분의 차량의 일반적인 이동성 패턴을 잘 반영한다. 또한 지리적 공간에 큰 변화가 없는 한, 시간이 지남에 따라 상당히 안정적인 예측 결과를

보여준다. 그러나 협업 예측 모델의 훈련 과정에서는 이동성 데이터를 다른 차량과 별도로 구분하지 않기 때문에 각 차량의 개별 이동성 선호도를 구분하지 못할 수 있다. 그래서 각 차량이 자체 이동성 데이터를 사용하여 수신된 협업 예측 모델을 Fine-tuning 하고, 사용자에게 맞게 예측 모델을 재정의할 수 있도록 한다. 이를 통해 많은 다른 차량의 누적 이동성 정보와 각 차량의 개별 이동성 선호도를 적절히 균형있게 통합한다.

구체적으로는, 예측 모델을 생성할 때, Convolutional Neural Network (CNN)과 Recurrent Neural Network (RNN)의 장점을 모두 통합하는 하이브리드 딥러닝 아키텍처를 제안하여 활용한다. 여기서, 이 신경망 (Neural Network)의 아키텍처를 두 부분으로 분리한다. 공간과 시간에 따른 차량 이동성 패턴을 추출하고 기억하는 데 뛰어난 Convolutional 및 Recurrent layer 는 대규모 이동성 데이터로부터 협업 이동성 패턴을 먼저 학습하고, 이 협업 예측 모델을 각 차량에 배포한다. 그러면 각 차량은 Convolutional 및 Recurrent layer 에 저장된 협업 이동성 패턴을 활용하고 Fully connected layer 만을 Fine-tuning 하여 자신만의 개별 이동성 선호도로 맞춤형 학습을 할 수 있고, 이를 통해 차량의 이동성을 예측한다.

## III. 결론

본 논문에서는 차량네트워크에서 차량의 이동성을 예측하는 방법에 관한 연구의 동향에 대해서 분석하였다. 차량의 이동성을 예측하기 위한 여러 연구 중 본 논문에서 소개한 EVM 의 성능 평가 결과는 특히 강한 개별 이동성 선호도를 가지는 차량에 대해 차량 이동성 예측 품질을 크게 향상시킬 수 있는 것으로 나타난다.

이 이동성 예측 모델을 활용하여, 향후 연구에서 차량 어플리케이션 태스크를 오프로딩하려 할 때, 차량의 미래 이동성을 예측하고 그 시점에 처리 가능하다고 판단되는 적절한 태스크를 오프로딩할 수 있는 방안에 대한 연구를 진행할 계획이다. 이를 통해 하나의 차량에서 처리하기 어렵거나 오랜 시간이 소요되는 작업을 오프로딩하여 다른 곳에서 대신 처리하게 한 후 되돌려 받을 수 있으며, 대부분의 차량 어플리케이션이 요구하는 짧은 지연시간을 만족시킬 수 있을 것으로 기대한다.

## ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 2020 년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단 (중견과제)의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 2020R1A2C3006786).

## 참 고 문 헌

- [1] K. Abboud, H. A. Omar, and W. Zhuang, "Interworking of DSRC and Cellular Network Technologies for V2X Communications: A Survey," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 65, no. 12, pp. 9457-9470, December 2016.
- [2] W. Liu, and Y. Shoji, "Edge-Assisted Vehicle Mobility Prediction to Support V2X Communications," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 68, no. 10, pp. 10227-10238, October 2019.