

## IRS 이용한 C-V2X 채널 용량 향상을 위한 자원 할당 기법

지윤성, 심병호

서울대학교 뉴미디어통신공동연구소

[ysji@islab.snu.ac.kr](mailto:ysji@islab.snu.ac.kr), [bshim@islab.snu.ac.kr](mailto:bshim@islab.snu.ac.kr)

## Resource Allocation for IRS Aided C-V2X Communication

Yoon Sung Ji, Byong Hyo Shim

Institute of New Media and Communications and School of Electrical and Computer Engineering,

Seoul National University

## 요약

군집주행 및 자율 주행과 같은 미래 자동차 산업 기술을 위해서는 차량 간 통신에서의 높은 데이터 전송률 기준이 요구된다. 본 논문은 도심 환경에서의 C-V2X (Cellular Vehicle-to-Everything) 통신 채널 용량을 향상 시키기 위한 기법을 제안한다. DNN을 이용하여 Intelligent Reflecting Surface (IRS) 반사 소자의 위상 및 무선 자원 할당을 결정하는 딥러닝 알고리즘을 제안한다. 간단한 시나리오에서의 시뮬레이션을 통해 IRS 사용으로 Blockage가 심한 도심 환경에서도 차량 유저들의 서비스 요구량을 만족시키는 동시에 셀룰러 유저들의 채널 용량을 향상 시킬 수 있음을 보인다.

## I. 서론

미래 자동차 산업에서 주행안전, 주행편의 기술들이 지속적으로 개발되고 있다. 기존에는 센서 기반의 서비스들이었다면, 이제는 차량에 통신을 접목한 서비스들이 주목받고 있다. V2X (Vehicle-to-Everything) 기술은 자동차와 기반시설 V2I, 차량 V2V, 보행자 V2P, 네트워크 V2N 와의 통신을 모두 포함하는 개념이다. 3GPP Release 16에서 표준화하고 있는 내용에 따르면 NR V2X를 접목한 서비스는 자율주행, 군집주행, 원격주행 등 까지도 지원할 예정이라고 한다. 하지만 현재 V2X 기술의 한계는 서비스에서 필요로 하는 엄격한 latency 기준과, reliability 기준을 만족하기 어렵다는 점이 있다. 또한 인포테인먼트 같은 일부 기술의 경우 높은 data rate 기준을 요구하기에 채널용량 확보가 필수적이다 [1],

본 논문에서는 Intelligent Reflecting Surface (IRS) 를 이용하여 기지국으로부터의 LOS가 확보되지 못한 차량 유저의 채널 용량을 향상시킬 수 있는 방법을 제안한다. IRS를 이용하여 채널 용량을 향상시키기 위해서는 IRS의 반사 소자가 최적의 Phase shift를 가져야한다 [2]. 본 논문에서 제안하는 기법은 Deep Neural Network를 이용하여 최적의 IRS의 Phase Shift Matrix와 기지국의 Power Allocation을 결정한다.

## II. 본론

## 1) 시스템 모델

본 논문에서는 한 개의 기지국이 있고, M명의 V2I(Cellular) 유저, L명의 V2V 유저가 혼재한 환경을 고려한다. V2I 유저는 기지국으로부터 serve를 받고 있고, V2V 유저는 기지국의 serve 없이 차량 대 차량으로 D2D 통신을 한다. IRS는 N개의 반사소자를 가지고 있고 기지국과 V2V 유저들은 K개의 주파수 자원을 나눠서 할당받는 상황을 고려한다.

채널 모델은 V2I 링크 채널과 유저들과 IRS 사이의 채널은 LOS가 확보된 상황을 가정하여 라이선 채널 모델을 사용하였고, V2V 링크 채널은

NLOS 상황을 가정하여 레일리 채널 모델을 사용하였다.

V2I와 V2V 유저들의 SINR은 아래와 같은 식을 통해 정의하였다.

$$\gamma_{m,k} = \frac{P_{m,k} |h_{r,m}^H \Theta h_{b,r} + h_{b,m}|^2}{\sum_{l \in L} x_{l,k} P_{l,k} |h_{r,m}^H \Theta h_{l,r} + h_{l,m}|^2 + \sigma^2} \quad (1)$$

$$\gamma_{l,k} = \frac{P_{l,k} |h_{r,l}^H \Theta h_{l,r} + h_l|^2}{\sum_{m \in M} x_{m,k} P_{m,k} |h_{r,l}^H \Theta h_{b,r} + h_{b,l}|^2 + \sigma^2} \quad (2)$$

또한 각 차량들의 수신 데이터 전송률은 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$R_m = \sum_{k \in K} x_{m,k} \log_2(1 + \gamma_{m,k}) \quad (3)$$

$$R_l = \sum_{k \in K} x_{l,k} \log_2(1 + \gamma_{l,k})$$

차량들의 분포 상태에 따라 V2V 유저들의 QoS를 만족하면서 V2I 유저들의 채널 용량  $\sum_{m \in M} R_m$ 을 최대화 할 수 있는 최적의 Phase shift Matrix  $\Theta$ 와 Power Allocation  $P_{m,k}$ ,  $P_{l,k}$ 을 구하기 위해 DNN 학습을 통해 찾아내고자 한다.

본 문제를 해결하기 위해서 두 개의 DNN 네트워크가 사용된다. 두 네트워크의 input data는 차량 유저들의 채널 정보로 동일하고, output data는 각각 Phase shift Matrix  $\Theta$ 와 Power Allocation 정보이다. 네트워크를 unsupervised learning을 통해 학습시키기 위한 loss function은 모든 V2I 유저들의 Sum rate로 구성된 term과 V2V 유저들의 QoS가 만족되지 못했을 경우 부여되는 penalty term의 합으로 구성된다.

## 2) 시나리오 및 시뮬레이션 셋업

앞서 제시한 문제를 해결하기 위한 기법을 검증하기 위해 시뮬레이션을 진행하였다. 하나의 BS가 3대의 V2I 차량 유저를 serve하고 있으며 2쌍

의 V2V 차량 pair가 통신하고 있는 상황을 가정하였다. 각 차량들은 60 km/s 속력으로 이동하고 있으며, 차선의 폭은 4m 이다. DNN 네트워크의 하이퍼 파라미터는 Optuna를 통해 결정된 값을 사용하였다 [3]. 아래 그림 1. 에서 시뮬레이션 토폴로지를 나타내었다. 도로 위의 빨간색 사각형은 V2I 차량 유저를 나타내며, 파란색 사각형은 V2V 차량 유저를 나타낸다. 도로 하단 연두색 블록이 IRS를 나타내고, 녹색 삼각형은 기지국을 나타낸다. 도로 밖의 회색 영역은 건물을 나타낸다.

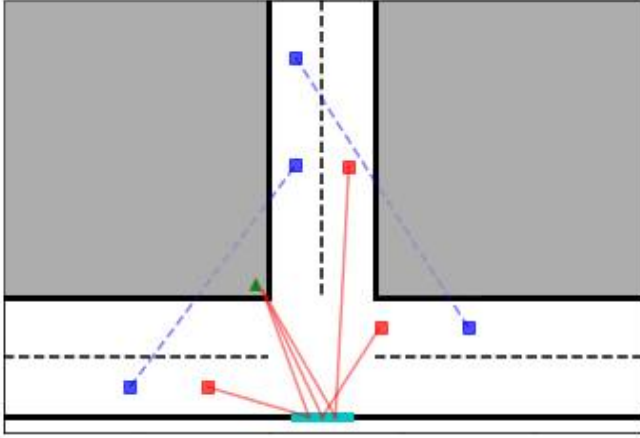


그림 1. 시뮬레이션 토폴로지

### 3) 시뮬레이션 결과

앞에서 언급한 시뮬레이션 셋업을 가지고 차량 유저들의 채널 모델을 결정하는 Rician factor  $K$ 를 변화시키며 시뮬레이션을 진행하였다. 본 논문에서 제안한 기법과 IRS가 없는 상황에서의 성능을 비교하여 시뮬레이션을 진행한 결과, 본 논문에서 제시한 기법을 사용하면 IRS가 없는 상황에 비해 채널 용량을 향상시킬 수 있음을 확인하였다.

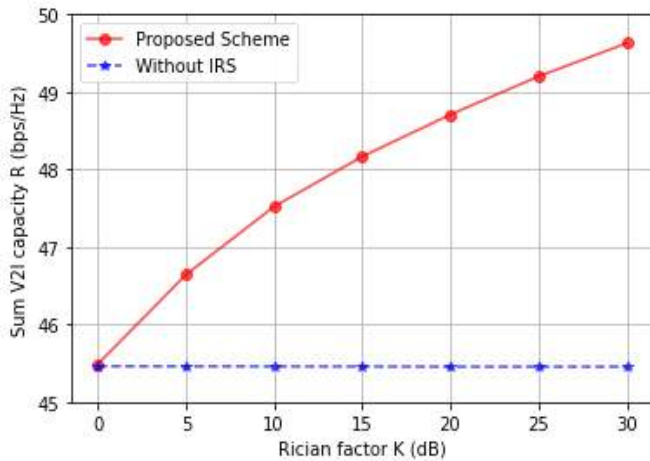


그림 2. Rician factor에 따른 총 데이터 전송률 그래프

### III. 결론

본 논문에서는 IRS를 이용하여 채널 용량을 향상시킬 수 있는 딥러닝 알고리즘을 제시하였다. 알고리즘을 통해 결정된 IRS 반사 소자의 위상 및 무선 자원 할당 정보를 이용하면 Blockage가 심한 도심 환경에서도 V2V 차량 유저들의 서비스 요구량을 만족시키는 동시에 V2I 차량 유저들의 채널 용량을 향상시킬 수 있음을 시뮬레이션을 통해 보였다.

### ACKNOWLEDGMENT

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (2020R1A2C2102198)

### 참 고 문 헌

- [1] Naik, Gaurang, Biplav Choudhury, and Jung-Min Park. "IEEE 802.11 bd & 5G NR V2X: Evolution of radio access technologies for V2X communications." *IEEE Access* 7 (2019): 70169-70184
- [2] Wu, Qingqing, and Rui Zhang. "Towards smart and reconfigurable environment: Intelligent reflecting surface aided wireless network." *IEEE Communications Magazine* 58.1 (2019): 106-112.
- [3] Akiba, Takuya, et al. "Optuna: A next-generation hyperparameter optimization framework." *Proceedings of the 25th ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery & data mining*. 2019.