

# D2D 통신을 위한 심층신경망 기반 분산적 자원할당 기법

이 옹 섭<sup>°</sup>

## Distributed Resource Allocation for D2D Communication based on Deep Neural Network

Woongsup Lee<sup>°</sup>

요 약

본 논문에서는 언더레이 단말간통신 (device-to-device, D2D)을 사용하는 셀룰러 네트워크에서 단말 별로 독립된 심층신경망(deep neural network, DNN)을 이용하여 완전분산방식으로 무선자원을 할당하는 방안을 고려했다. 시뮬레이션을 통해서 고려한 방안이 최적에 근접한 성능을 보임을 확인하였고, 단말 간 공정한 무선자원사용이 가능함을 보였다.

**Key Words** : Resource allocation, Deep learning, Distributed operation, D2D communication

### ABSTRACT

In this paper, we investigate the deep neural network (DNN) based resource allocation scheme for cellular network with underlaid device-to-device (D2D) communication which can be executed in a fully distributed manner. Through simulation, we confirm that the considered scheme can achieve near optimal performance and the fair usage of radio resource among users is also validated.

### I. 서 론

언더레이 기반의 단말간 직접통신

(device-to-device, D2D)에서는 근접한 단말끼리 직접 통신을 수행하게 함으로써 전체 시스템 수율을 향상시킬 수 있다<sup>1)</sup>. D2D 통신에서 높은 성능을 얻기 위해서는 단말 쌍(transmit pair, TP)간의 간섭을 고려하여 무선자원을 할당하는 것이 필수적인데 간섭환경에서의 무선자원할당 문제는 non-convex 문제로 주로 표현되므로 이를 해결하기 위한 다양한 방안들이 제안되었다<sup>2)</sup>.

최근 무선통신망에서의 자원할당문제를 해결하기 위해 심층신경망(deep neural network, DNN)에 기반을 둔 자원할당방안이 제안되었다<sup>2-5)</sup>. 본 방안에서는 universal approximation theorem을 기반으로 최적의 자원할당방안을 DNN을 이용하여 모사함으로써 낮은 계산복잡도로 최적에 근접한 자원할당방안을 구현할 수 있다<sup>5)</sup>. [2]에서는 지도학습을 이용하여 WMMSE 기반의 자원할당을 DNN으로 모사하였고, [3-5]의 연구에서는 비지도학습을 이용한 간섭환경에서의 자원할당을 제안하였다. 하지만 기존의 연구에서는 주로 중앙 집중식 (centralized) 자원할당에 대해서 연구되었고 D2D 통신이 이루어지는 분산 환경에 대한 고려가 많이 이루어지지 않았다.

본 논문에서는 [5]에서 제안된 전역채널을 기반으로 한 중앙 집중적 자원할당과 달리 각 단말들이 지역 채널만을 기반으로 각 채널의 전송전력을 결정하는 DNN 기반 분산적 전력할당 기법을 고려했다. 또한 시뮬레이션을 통해 고려한 자원할당방안이 최적에 근접한 성능을 보임을 확인할 수 있었다. 더불어 기존 연구인 [5]에서의 결과와 달리 각 단말들이 공평하게 무선자원을 사용할 수 있음 또한 확인하였다.

### II. 시스템 모델 및 심층신경망 구조

그림 1은 본 논문에서 고려하고 있는 시스템모델 및 DNN구조를 보여준다. 우선 본 논문에서 고려한 시스템에서는  $N$ 개의 D2D TP가  $K$ 개의 채널을 이용하여 데이터를 전송하는 D2D 시스템을 고려했고 각 채널에는 셀룰러 사용자 (cellular user equipment, CUE)가 D2D TP들과 무선자원을 공유하여 업링크로 기지국(base station, BS)에게 데이터를 전송한다고 가정하였다. D2D TP  $j$ 의 송신기(transmitter, Tx)와 D2D TP  $i$ 의 수신기(receiver, Rx)사이의 채널  $k$ 에서

\* 이 성과는 2021년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. NRF-2021R1F1A1046932).

<sup>°</sup> First and Corresponding Author : (ORCID:0000-0002-9431-7804)Gyeongsang National University, Department of Information and Communication Engineering, Institute of Marine Industry, wslee@gnu.ac.kr, 부교수, 정회원

논문번호 : 202108-213-A-LU, Received August 23, 2021; Revised September 16, 2021; Accepted September 16, 2021

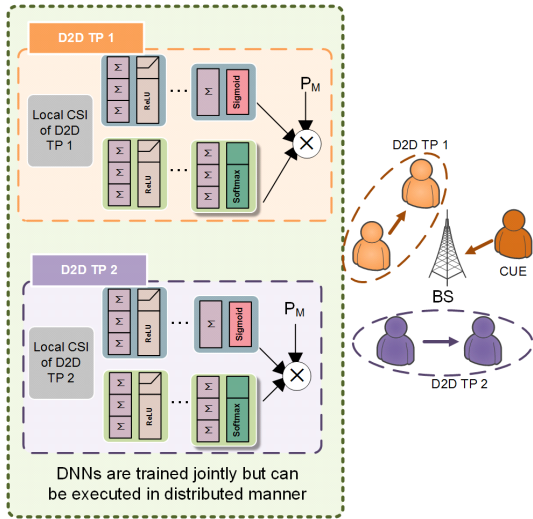


그림 1. 고려한 시스템 모델 및 심층신경망 구조.  
Fig. 1. Considered system model and DNN structure.

의 채널게인(channel gain)을  $h_{i,j}^k$ 로 정의하였고 여기서  $i, j = 0$ 은 각각 BS와 CUE에 할당하였다. 또한  $p_i^k$ 는 D2D TP  $i$ 의 송신기가 채널  $k$ 에 할당된 송신전력을 의미한다. 더불어 각 단말의 최대전력을 설정하여  $\sum_k p_i^k \leq P_M$ 가 모든 D2D TP  $i$ 에 대해서 만족할 수 있게 하였다. 이 때 D2D TP  $i$ 의 수율 (spectral efficiency)  $R_i$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$R_i = \sum_k \log_2 \left( 1 + \frac{h_{i,i}^k p_i^k}{N_0 W + \sum_{j \neq i} h_{i,j}^k p_j^k + h_{i,0}^k P_M} \right) \quad (1)$$

본 연구에서는 전체 D2D 통신의 수율을 최대화 하면서 동시에 CUE 통신에 미치는 간섭을  $I_M$ 이하로 만족시켜주는 quality-of-service (QoS) 조건을 고려한 자원할당방안을 제안하였다. 최적의 자원할당을 찾기 위한 문제는 수식 (2)와 같이 공식화 할 수 있다.

$$\begin{aligned} \max. & \sum_i R_i \\ \text{st.} & \sum_k p_i^k \leq P_M, \forall i \\ & \sum_i h_{0,i}^k p_i^k \leq I_M, \forall k \end{aligned} \quad (2)$$

수식 (2)의 최적화문제는 non-convex이므로 닫힌 형태(closed-form)의 해를 얻기 어렵다<sup>3-5</sup>. 따라서 본 논문에서는 DNN을 이용하여 최적 해를 모사하는 방

안을 적용하였다. 이를 위해 그림 1에 나온 것과 같은 완전연결계층 (fully connected neural network, FNN)을 기반으로 한 DNN을 고려하였다.

구체적으로 각 D2D TP들은 지역채널정보(local CSI,  $h_{i,j}^k, \forall j \neq i$ )를 입력으로 하고 각 채널에 대한 D2D TP의 전송전력 할당량( $p_i^k$ )을 출력으로 지닌 독립된 DNN 구조를 이용한다. 이를 통해 기존에 제안된 방안들과<sup>3-5</sup> 달리 각 D2D TP가 다른 TP와의 채널정보교환 없이 지역채널정보만을 이용하여 자원할당을 수행할 수 있게 하였다. 고려한 DNN 구조에서는 ReLU를 활성화함수로 사용하였고 과적합을 방지하기 위해서 dropout을 사용하였다<sup>5</sup>. 또한 각 DNN 구조에서는 2개의 분리된 FNN을 사용하였고, 각 FNN에서는 최종 출력단에 sigmoid와 softmax를 각각 사용하여 단말이 사용하는 총 송신전력과 각 채널에 할당되는 전력비율을 따로 결정할 수 있도록 구성하였다<sup>5</sup>. 최종적으로 두 FNN의 출력과 최대전력  $P_M$ 을 곱하여 송신전력  $p_i^k$ 를 결정하였다.

제안한 방안에서는 단말별로 독립된 DNN 구조를 가지고 있으므로 기존 방안들과<sup>3-5</sup> 달리 분산 동작이 가능하다. 또한 공동의 손실함수를 이용하여 학습을 함으로써 전체 네트워크의 수율을 고려한 DNN 학습을 가능케 하였다. 제안방안에서는 [3-5]에서와 같이 비지도학습을 고려하였고 수식 (3)과 같은 손실함수를 사용하였다.

$$-\sum_i R_i + \gamma \sum_k \frac{\left[ \sum_i h_{0,i}^k p_i^k - I_M \right]^+}{I_M} \quad (3)$$

수식 (3)에서  $\gamma$ 는 하이퍼파라미터로써 DNN 학습시 수율최대화와 CUE로의 간섭조절 중 어느 요소를 중요시 할 지 결정한다. DNN 학습에는 긴 계산시간이 필요하나 학습된 DNN에서의 inference는 다항함수의 계산 복잡도(computational complexity)를 지니므로<sup>5</sup> 짧은 시간 안에 전송전력을 결정할 수 있다.

### III. 시뮬레이션 결과

본 논문에서는 시뮬레이션을 통해서 제안방안의 성능을 검증하였다. 성능분석에서는  $N = 2, K = 2, P_M = 20\text{dBm}, I_M = -50\text{dBm}, W = 10\text{MHz}$  및  $N_0 = -174\text{dBm/Hz}$ 로 설정하였다. 각 단말들은  $D \times D$ 의 면적에 분포시켰고, 경로손실계수와 지수가 각각  $10^{3.453}$

및 3.8인 경로손실모델을 사용하였다<sup>3)</sup>. 또한 다중경로 페이딩으로 레일리모델을 고려하였다. 더불어 DNN에서의 은닉층과 히든노드의 수를 각각 5, 100으로 설정하였고, 학습을 위해서  $10^{-5}$ 의 학습속도로 Adam 경사하강법을 적용하였다<sup>3)</sup>. 학습 및 검증을 위해서  $10^6$ 개의 채널을 임의로 생성하였고 이중 90%는 학습에 사용하였고 10%는 검증에 사용하였다. 비교방안으로 최적방안, 중앙집중식 DNN 방안<sup>5)</sup>, equally reduced power (ERP) 및 랜덤 방식을 고려하였다. ERP 방안에서는 각 D2D TP들이 동일한 전송전력인  $p_{ERP}$ 를 각 채널에 할당하고 이 값을 조절하면서 전체 수율을 최대화하고 랜덤 방식에서는 각 채널에 할당되는 전송전력을 임의로 설정한다.

그림 2와 3은 네트워크 사이즈 (D)에 따른 전체 D2D 통신의 수율과 CUE에 대한 QoS 간섭조건 위반

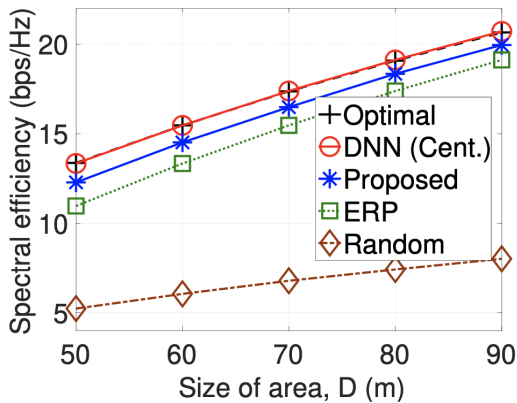


그림 2. 시스템 수율 vs. 네트워크 사이즈.  
Fig. 2. Spectral efficiency vs. size of area.

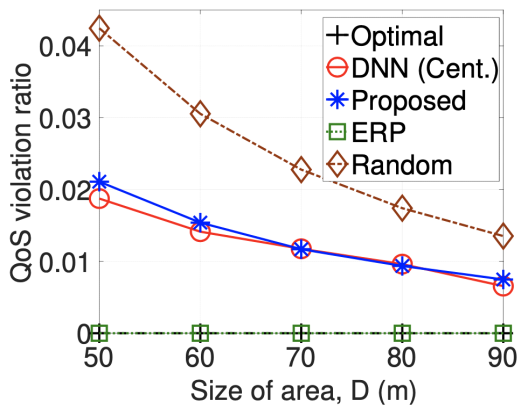


그림 3. QoS 위반확률 vs. 네트워크 사이즈.  
Fig. 3. QoS violation probability vs. size of area.

확률을 각각 보여준다. 결과에서 확인할 수 있듯이 제안방안이 최적방안 및 기존 중앙집중식 DNN 방식에 근접한 성능을 보이는 것을 확인할 수 있다. 특히 제안방안의 경우 D2D TP간 채널정보 교환 없이 완전분산방식으로 자원할당을 수행하기 때문에 최적방안에 비해서 6%정도 낮은 수율을 보여주지만 ERP 및 랜덤 방식에 비해서 높은 성능을 보이는 것을 확인할 수 있다. 또한 네트워크 사이즈가 커짐에 따라 고려한 모든 방식에 대해 시스템 수율은 커지고, QoS 간섭조건 위반확률은 감소하는 것을 확인할 수 있는데, 이는 D2D TP 및 CUE간의 거리가 증가함에 따라서 단말들 간의 간섭 량이 줄어들어서 나타나는 현상이다.

다음으로 각 채널상태에 따른 제안 방안의 송신전력을 그림 4에 나타냈다. 본 결과에서는 실제 채널 값을 정규화(normalize)한 값인  $\hat{h}_{0,1}^1, \hat{h}_{1,1}^1, \hat{h}_{0,2}^1, \hat{h}_{2,2}^1$ 을 변화시켜가면서, 1번 채널에 할당되는 송신전력인  $p_1^1, p_2^1$ 의 값을 나타내었다. 결과에서 확인할 수 있듯이  $\hat{h}_{1,1}^1$ 과  $\hat{h}_{2,2}^1$ 의 값이 증가하면 D2D TP의 신호채널 (signal channel)값이 증가하기 때문에 송신전력의 값이 증가하고,  $\hat{h}_{0,1}^1$  및  $\hat{h}_{0,2}^1$ 의 값이 증가하면 D2D TP가 CUE에 미치는 간섭이 증가하기 때문에 송신전력이 줄어드는 것을 확인할 수 있다. 마지막으로 D2D TP 1과 2에 대한 송신전력의 그래프가 거의 동일한 것을 통해서 두 D2D TP가 비슷한 방식으로 송신전력을 할당하는 것을 확인할 수 있고 이를 통해 D2D TP간 공정한 무선자원사용이 가능함을 알 수 있다.

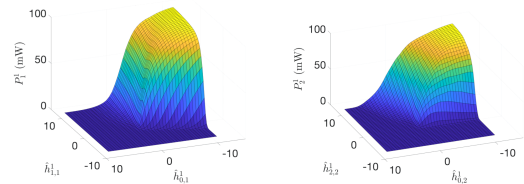


그림 4. 채널상태에 따른 D2D TP의 송신전력.  
Fig. 4. Transmit power of D2D TPs according to the channel condition.

#### IV. 결론

본 논문에서는 단말별로 독립된 DNN구조를 이용하여 지역채널정보를 기반으로 D2D 통신에서 분산방식으로 무선자원을 할당하는 방안을 고려하였다. 시뮬레이션을 이용하여 고려한 방안이 최적에 근접한 성능을 보이는 것을 확인하였고, 각 단말들이 공정하게

무선자원을 사용할 수 있음을 확인하였다.

## References

- [1] J. Park, "Static power control for D2D communication underlaid cellular downlink networks," *J. KICS*, vol. 45, no. 5, pp. 794-797, May 2020.
- [2] H. Sun, X. Chen, Q. Shi, M. Hong, X. Fu, and N. D. Sidiropoulos, "Learning to optimize: Training deep neural networks for interference management," *IEEE J. Sel. Topics Signal Process.*, vol. 66, no. 20, pp. 5438-5453, Oct. 2018.
- [3] W. Lee, M. Kim, and D. H. Cho, "Deep power control: Transmit power control scheme based on convolutional neural network," *IEEE Commun. Lett.*, vol. 22, no. 6, pp. 1276-1279, Jun. 2018.
- [4] K. Lee, J.-P. Hong, H. Seo, and W. Choi, "Learning-based resource management in device-to-device communications with energy harvesting requirements," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 68, no. 1, pp. 402-413, Jan. 2020.
- [5] W. Lee, O. Jo, and M. Kim, "Intelligent resource allocation in wireless communications systems," *IEEE Commun. Mag.*, vol. 58, no. 1, pp. 100-105, Jan. 2020.