

링크 단절 인지 기반 혼잡 윈도우 제어를 통한 전송 제어 프로토콜 기법

전 용 인*, 이 윤 성*, 조 성 래^o

Transmission Control Protocol Technique through Congestion Window Control Based on Link Disconnection Awareness

Yongin Jeon*, Yunseong Lee*, Sungrae Cho^o

요 약

현재 널리 사용되는 전송 프로토콜은 전송 제어 프로토콜(Transmission control protocol: TCP)로 네트워크의 혼잡을 방지하며 안정적인 패킷 전송 및 전송 속도 제어를 제공하기 위해 설계되었다. TCP 통신에서는 네트워크 혼잡에 따라 송신 측에서 단위 시간 내에 보내는 전송량을 제한하여 혼잡에 대응한다. 이에 다양한 혼잡 제어 알고리즘이 다양한 네트워크의 처리량과 대기 시간을 개선하기 위해 제안되었다. 본 논문에서는 상용화되어 운용되고 있는 5G 밀리미터파 대역의 네트워크에서 TCP 송신 측의 트래픽 전송 비율을 조절할 수 있는 혼잡 윈도우(Congestion window: CWND)를 제어하는 기법을 제안한다. 이를 위하여 밀리미터파 특성에서 발생할 수 있는 network failure를 인지하고 이에 따라 CWND을 적절히 조절할 수 있는 알고리즘을 개발하였다. 최종적으로 개발한 알고리즘 성능 평가 단계에서 데이터 처리량이 향상됨을 확인할 수 있다.

Key Words : Congestion control, congestion window, TCP, mmWave

ABSTRACT

The currently widely used transmission protocol is the Transmission Control Protocol (TCP), which is designed to prevent network congestion and provide stable packet transmission and transmission rate control. In TCP communication, according to network congestion, the sending side responds to congestion by limiting the transmission rate within a unit time. Accordingly, various congestion control algorithms have been proposed to improve the throughput and latency of various networks. In this paper, we propose a method of controlling the congestion window (CWND) that can adjust the traffic transmission rate of the TCP transmitting side in the 5G mmWave band network that has been commercialized and operated. To this end, we developed an algorithm that can recognize network failures that may occur in millimeter wave characteristics and adjust CWND accordingly. In the final algorithm performance evaluation stage, the data throughput are improved.

* 본 연구는 2018년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원 및 중앙대학교의 관리로 수행되었습니다. (No.2018-0-00889, 밀리미터파 대역을 이용한 5G 이동통신 핵심 기술 연구)

• First Author : Chung-Ang University Department of Computer Science and Engineering, yijeon@uclab.re.kr, 학생회원

o Corresponding Author : Chung-Ang University Department of Computer Science and Engineering, srcho@cau.ac.kr, 종신회원

* Chung-Ang University Department of Computer Science and Engineering, yslee@uclab.re.kr, 학생회원

논문번호 : KICS202201-003-A-RN, Received December 31, 2021; Revised February 18, 2022; Accepted February 21, 2022

I. 서 론

사물 인터넷(Internet of Things: IoT)의 시대가 다가오면서 네트워크에 연결된 기기들이 늘어나고, 이에 따라 데이터 사용량 또한 급증하고 있다. 이로 인해 사람 간 또는 다수의 사물 간 모든 사용자에게 저지연의 통신 서비스를 제공하는 5세대(5G) 통신 규격 IMT-2020이 정의되어 상용되었다. 특히 5G 통신의 경우 기존에 사용하지 않았던 고주파수 대역을 사용하기 때문에 기존 통신 환경과는 다른 밀리미터파 대역대(30~300GHz)의 특성을 가지고 있다. 이러한 영역의 전파는 직진성이 강하여 비가시영역(Non-line of sight, NLOS)에서의 통신이 어렵고, 대기 및 강우 등 날씨의 영향으로 인한 전파 경로 손실, 투과 손실이 매우 높다는 등의 특성이 있다^[1]. 실제로 6GHz 이하의 주파수에서는 기존부터 범용적으로 사용하고 있는 LTE 주파수 특성과 거의 같아서 일반 소비자의 모든 서비스가 제공 가능하여 해당 주파수 대역대의 사용 논의가 활발히 이뤄지고 있다. 그러나, 결국 6GHz 이하 대역의 주파수 자원은 이미 포화 상태에 이르렀고, 5G 통신에서 목표로 하는 높은 전송 속도, 다수의 기기 수용, 엄격한 지연 시간을 실현하기 위해 밀리미터파 대역 주파수의 사용이 필수이다.

5G 밀리미터파 대역의 통신은 그 특성상, 높은 대역폭으로 인해서 네트워크의 혼잡이 거의 발생하지 않으나 난청 문제, 장애물로 인한 신호 감쇄, 빔의 정렬이 되지 않는 문제 등으로 링크가 단절되는 경우가 타 주파수 대역보다 빈번히 일어난다. 동시에 송수신의 신뢰성과 전송 지연 측면에서 기존 LTE 보다 훨씬 엄격한 조건으로 대규모 데이터의 처리, 생성, 교환이 요구된다. 따라서 방대하고 연속적인 데이터 전송과 같은 대규모 트래픽에 대한 신뢰적 데이터 전송이 필요하며 전송 제어 프로토콜 (TCP) 계층 기능은 단대단 연결을 통한 신뢰성 있는 데이터 전송을 보장하는 데 중요한 역할을 한다. 그러나 전송 계층의 주요 프로토콜인 TCP는 링크의 단절을 혼잡으로 인지하여 CWND의 크기를 줄이게 되는데, 이는 네트워크 주파수의 활용도를 낮추는 문제를 발생시킨다. 대규모 전송을 빠른 시간 내 보장해야 하는 (Ultra-reliable and Low Latency Communication, URLLC) 환경에서 TCP의 Congestion Window 조정 방식은 링크 대역폭을 효율적으로 활용하지 못하며 더 긴 지연시간을 초래하게 된다. 따라서, 본 논문에서는 밀리미터파 특성에서 발생할 수 있는 링크 단절을 정확하게 인지하여 필요한 CWND 값을 조절하는 TCP 프로토콜을

개발하였다. 또한, 자체 개발한 성능 평가 시뮬레이터를 통하여 Throughput 성능 향상을 측정하여 확인하였다.

II. 본 문

밀리미터파 대역에서 밀리미터파의 특성을 고려한 신뢰성 있는 데이터 통신 기법으로 mmWave Device-to-Device(D2D) 통신을 이용한다^[2]. D2D 기법은 높은 경로 손실을 보상하기 위해 지향성 안테나^[3]를 사용하고 지향성 안테나의 사용은 밀리미터파의 전파 특성으로 인한 장애물로 인한 신호 감쇄, 빔의 정렬이 되지 않는 문제 뿐만 아니라 난청(Deafness problem)문제를 야기한다. 그림 1은 D2D통신의 난청 문제를 보여준다. D2D 통신을 수행하기 위해 송신자는 DRTS(Directional Request to Send) 프레임을 목적지 방향으로 전송하고, 대상 노드는 송신기 방향으로 DCTS(directional clear to send) 프레임을 전송하여 응답한다. DRTS와 DCTS의 교환이 완료되면 두 노드 사이에 빔 쌍이 형성되어 데이터 통신을 수행한다. 이 때 통신 노드는 통신에 사용되는 안테나 이외의 다른 안테나를 차단하므로 다른 노드로부터 DRTS를 수신할 수 없게 되는데 이를 난청(Deafness problem)이라 부른다. 난청의 결과로 다른 노드가 DCTS를 수신하지 않고 DRTS를 계속 재전송하여 전반적인 네트워크 성능이 저하되게 되는 문제가 발생한다^[4].

본 논문은 위와 같은 난청에 따른 네트워크 성능 저하 문제를 해결하기 위해 밀리미터파 통신에서 발생하는 Network failure를 DNN을 이용하여 Deafness

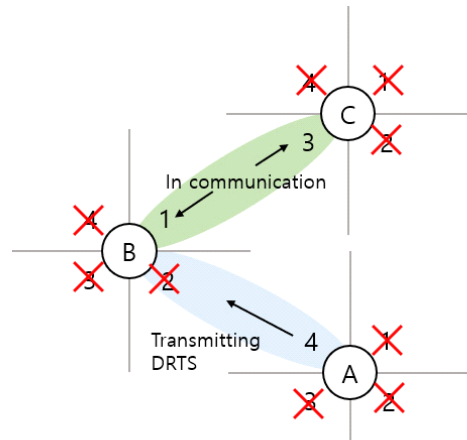


그림 1. 밀리미터파 기반 네트워크 모델
Fig. 1. Network model based on mmWave

problem과 Damaged signal로 구분하고 이에따라 CWND 값을 조절하는 TCP 프로토콜을 제시한다.

2.1 Model Structure

일반적으로, D2D 통신에서 UE가 Signal을 받지 못하는 경우는 크게 Interference로 인한 손실과 Path loss로 인한 경우로 나눌 수 있고, 밀리미터파는 Deafness problem으로 인한 추가적인 Signal 미 수신 상황이 발생한다. Deafness problem을 해결하려면 각 UE간 Beam scheduling이 필요하며, 기존 방식들은 추가적인 Control frame, Dual channel활용 등 부가적인 오버헤드가 발생하게 되는데 이러한 지속적인 오버헤드를 방지하기 위해서 본 논문에서는 기계학습 기반의 Directional Medium Access Control(DMAC) 기법을 이용하였다⁶⁾. 모든 UE Node들과 Directional edge로 구성 Directed graph 모델 $G = (N, E)$ 을 정의하며, Node와 Edge는 $N = \{N_0, N_1, \dots, N_{N-1}\}, E = \{E_0, E_1, \dots, E_{E-1}\}$ 로 정의된다. 또한, 각 Edge의 Weight 값 $W = \{W_0, W_1, \dots, W_{E-1}\}$ 로 정의하였다. Graph모델의 Weight값은 시간 t마다 매번 갱신되며, Weight값은 다음과 같이 정의된다.

$$W_i(T) = B \log_2 \left(1 + \frac{P_T G_T G_R \left(\frac{\lambda}{4\pi d} \right)^2}{n_0 B + I} \right) \quad (1)$$

B는 Channel bandwidth이며, n_0 는 Noise power, I는 Wire-less interference, P_T 는 UE의 Transmitted power, G_T 는 Transmitter UE의 directional beam gain, G_R 은 Receiver UE의directional beam gain, λ 는 Directional beam의 Wave length를 의미한다. Deafness problem을 회피하고 최대의 처리량을 보장하기 위해 목적 함수를 다음과 같이 정의하였다.

$$\max \sum_{e \in E} W_e(t) \cdot I_e(t) \quad (2)$$

이 때 $I_i(t)$ 는 Indicator variable로 아래와 같이 정의하였다.

$$I_i(t) = \begin{cases} 1, & \text{if } E_i \text{ can be scheduled on time slott} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

더불어 모든 UE들은 t시간에는 오직 한 개의 UE와

Beam 통신을 수행하여야 하기 때문에 목적 함수의 해당 제약 조건으로 아래의 수식을 추가하였다.

$$I_i^j(t) + \sum_{i \in N, i \neq j} I_i^j(t) \leq 1 \quad (4)$$

2.2 DNN Architecture

D2D링크에서 발생한 Network failure가 Collision과 Deafness로 명확하게 구분하여 목적함수를 해결하기 위해 Deep Learning 아키텍처를 적용하며 네트워크 학습을 통해 Collision과 Deafness를 구분하였다. 위의 두 상황에 대하여 Collision은 H_j , Deafness는 H_d 로 정의하고 기계학습 기반 DMAC에서 Network failure 상황 발생시 H_j, H_d 중 선택한 하나를 action으로 구분하여 Link Scheduling을 수행하였다.

그림 2는 기계학습 기반 DMAC시스템 아키텍처를 보여준다. Training data collector는 Application layer로부터 D2D 통신에서 발생하는 Communication information을 수집하고, 해당 Information은 패킷, RTS에 전송에 대한 Success/Failure를 가지고 있으며 Deep-neural network(DNN) model은 Training data를 기반으로 학습을 수행한다. 여기서 Predictor는 DNN 모델을 기반으로 수신받은 Damaged signal에 대해 Collision 또는 Deafness인지 결정을 수행한다.

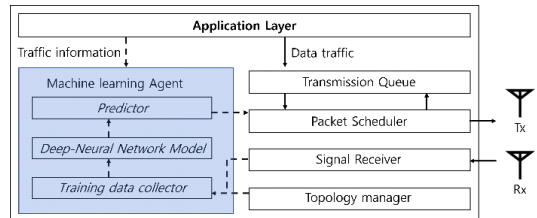


그림 2. 밀리미터파 기반 네트워크 모델
Fig. 2. Network model based on mmWave

2.3 DNN Model

우선 학습을 위하여 사용되는 Training data set은 Sender와 Receiver ID (N_i, N_j), Transmitting beam index ($I_{i,j}$), Packet size ($|P|_i$), Sender와 Receiver의 Distance ($D_{i,j}$), UE 주변 노드 수 ($N_{i,j}$), 최근 ACK timeout (t_i^{ack}), 재전송 횟수 ($|R|_i$), 그리고 Network failure label (y)로 구성된다. 각 송신자는 전송할 데이터가 있을 때 위의 Training data set을 기록한다. 전송에 성공하면 기록된 정보가 삭제된다. 그러나 네트워크 장애가 발생하면 대상 노드가 통신중

인 경우 라벨은 deafness로 기록되고 그렇지 않은 경우 collision으로 기록된다.

그림 3은 DNN 모델의 구조를 나타낸다. 입력 데이터는 최대 8의 깊이를 갖고, 128개의 출력을 갖는 Fully Connected Layer로 이루어졌으며 Xavier initializer^[7]를 이용하여 파라미터의 초기화를 진행하고, 훈련된 데이터셋에 따라 각 레이어의 파라미터는 loss 함수를 최소화하기 위해 Fully Connected Layer의 Weight 값(w_i)이 업데이트된다. Loss 함수로는 cross entropy 함수를 사용하며 다음과 같이 정의한다.

$$C = - \sum_{i \in N; i \neq j} y_i \log \tilde{y}_i + (1 - y_i) \log(1 - \tilde{y}_i) \quad (5)$$

이 때 C, x_i, y_i 는 각각 cross entropy loss, DNN 모델의 입력과 출력을 나타낸다. 각 레이어의 출력은 그 다음 레이어를 거치기 전에 다음과 같은 rectified linear unit (ReLU)^[8]활성화 함수를 거치게 된다.

$$f(x) = \begin{cases} 0, & \text{if } x < 0 \\ x, & x \geq 0 \end{cases} \quad (6)$$

최소값을 찾기 위해 경사 하강법을 이용하였으며 구해진 DNN 모델의 파라미터는 다음과 같이 업데이트된다.

$$w_i' = w_i - \alpha \frac{\partial c}{\partial w_i} \quad (7)$$

이 때, α 는 learning rate를 나타내고 Dropout을 이

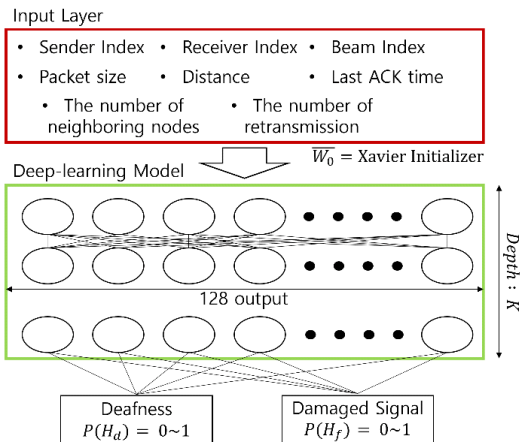


그림 3. DNN 모델의 구조
Fig. 3. Architecture for DNN model

용하여 Overfitting을 방지하였다. 또한 loss 함수를 최소화하기 위해 Adam optimizer^[9]를 사용하였다. DNN 모델은 생성된 데이터를 기반으로 초기화되며, 위 과정을 통해 DNN 모델이 지속적으로 업데이트되며 예측 정확도를 높여 준다. Deafness와 Collision을 구분하기 위하여 각 Node는 특정 토폴로지에 대한 교육이 필요하다, DNN 모델의 학습 데이터를 수집하기 위해 25개의 UE가 있는 환경을 구성하여 NS-3를 통해 시뮬레이션을 진행하였다. Fig.4는 DNN 모델의 Layer에 따른 Deafness 예측 정확도를 나타내며, 시뮬레이션 결과 1024Byte의 데이터를 10초간 전송하였을 때 4개의 Layer로 구성된 경우 95.6%의 예측 정확도를 보였다.

	Layer=1	Layer=2	Layer=4	Layer=8
Accuracy	92.1%	94.3%	95.6%	93.4%

그림 4. DNN 모델의 정확도
Fig. 4. Accuracy of DNN model

2.4 Algorithm

앞서 언급한 것처럼 밀리미터파는 무선 링크의 특성상, 난청 문제, 장애물로 인한 신호 감쇄, 빔의 정렬이 되지 않는 문제 등으로 링크가 단절되는 경우가 타 주파수 대역보다 빈번히 일어난다. 송수신의 신뢰성과 전송 지연 측면에서 기존 LTE보다 훨씬 엄격한 조건으로 대규모 데이터의 처리, 생성, 교환이 요구된다. 따라서 위의 문제를 해결하기 위해 훈련된 DNN 모델을 통해 네트워크 장애 발생 시 원인이 Collision인지 Deafness인지 확인하고 이를 기존 TCP 혼잡제어 알

```

Algorithm 1
1 Initialize the Replay Buffer D
2 Store the state transition profile and  $Q(s, a)$  in D
3 while in TCP Communication do
4 Available Bandwidth Estimation based Congestion Control
5 if duplicated ACK occurs then
6  $cwnd, ssthresh \leftarrow (ABE \cdot RTT_{min}) / segment_{size}$ 
7 endif
8 if timeout occurs then
9  $cwnd \leftarrow 1$ 
10  $ssthresh \leftarrow (ABE \cdot RTT_{min}) / segment_{size}$ 
11 endif
12 if DCTS timeout occurs then
13 begin
14  $g \leftarrow [N_i, N_j, I_{L_j}, |P_i|, D_{L_j}, N_{i_j}, t_i^{ack}, |R_i|]$ 
15  $y \leftarrow predict(g)$ 
16 if  $H_f = 1$  then: /* Damaged signal case */
17  $CW_{max} \leftarrow CW_{cur} * 2$ 
18 Back-off and retransmit DRTS
19 else: /* Deafness case */
20 Delay transmission
21 Queue scheduling
22 end if
23 end if
24 Observe Reward  $r_t$  and Store transition set in D and Update  $Q(s_t, a_t)$  based on  $max_{a'} Q(S_{t+1}, a')$ 
25 End
    
```

고리즘에 적용한 밀리미터 환경 DNN을 이용한 링크 단절 인지 기반 혼잡 제어 알고리즘 개발하였다. 해당 알고리즘은 Directional 빔을 적용한 TCP를 지속적인 가용대역폭 추정을 통한 CWND크기 변경으로 네트워크 Throughput을 조정하는 TCP Westwood^[10]에 적용하여 Deafness problem과 Damaged signal경우의 특수성을 고려하여 혼잡제어를 수행한다.

다음 알고리즘은 제안하는 링크 단절 인지 기반 혼잡 제어 알고리즘의 작동 과정을 보여준다. 우선 DNN 모델의 학습을 위해 버퍼 D를 초기화하고 현재 state와 action을 저장한다. 해당 알고리즘은 TCP기반의 통신을 하는 동안 TCP Westwood의 가용대역폭 추정을 기반으로 동적으로 혼잡제어가 수행된다. 5-11에서 중복 ACK 수신과 Timeout을 통해 혼잡 발생 여부를 판단한다. 이 때 중복 ACK의 경우 CWND와 slow start 임계값인 ssthresh를 현재 추정된 가용대역폭에 근거하여 변경하고, Time out인 경우 CWND를 1로 초기화 한다. Line 12는 밀리미터파 대역의 통신에서 발생하는 혼잡의 주요원인인 Deafness problem과 Damaged signal에 대해 DCTS timeout이 발생 여부를 확인한다. DCTS timeout이 발생하면 line 14-15를 통해 UE는 현재 자신의 통신 정보를 입력으로 하여 DNN 모델을 이용해 DCTS의 원인이 Deafness인지 Damaged signal인지 예측하여 Damaged signal로 예측되는 경우 line 16-18, 일반적인 DMAC과 마찬가지로 Contention window의 사이즈를 2배로 늘린 후, back-off 이후 DRTS를 재전송한다. 만약 Deafness로 예측되는 경우 line 19-21, 현재 보내려는 데이터를 지연시키고, MAC transmission queue에서 다른 Beam 방향의 데이터를 선택하여 먼저 전송한다. Line 24 에서는 위에 결과에 따라 리워드 r_t 를 얻고, 버퍼 D에 파악된 혼잡의 원인을 deafness 또는 collision으로 저장하고, $\max_{a'} Q(S_{t+1}, a')$ 에 따른 $Q(s_t, a_t)$ 를 갱신하며 학습을 진행한다.

III. 실험

400m x 400m의 정사각형 범위에 N 개의 Transmitter UE와 25개의 Sink UE를 배치하며 각 UE는 Uniform Random Distribution에 따라 배치된다. 각 UE는 6개의 안테나를 가지고 있으며, 안테나 하나당 $60^\circ (\frac{\pi}{3})$ 의 범위를 갖는다. Sink UE의 수는 고정된 상태에서 Transmitter UE의 수에 따른 성능을

평가하였다. Transmitter UE는 전송 범위 내에 있는 Sink UE들에게 데이터를 전송한다. 성능 비교를 위해서 본 연구를 통해 개발한 프로토콜을 DRTS/DCTS/RTS/CTS 프로세스를 통해 데이터를 전송하는 DMAC 프로토콜과, DRTS 및 DCTS를 모든 방향으로 순차적으로 전송하는 CRTS 프로토콜과 비교하였다. DMAC 프로토콜의 경우 본 연구에서 제안하는 DNN 모델을 이용한 Deafness 인지 및 MAC 레이어의 Transmission Queue Control을 제외하고는 같은 전송 방식이 사용되며, CRTS의 경우 모든 방향에 대해 DRTS 및 DCTS를 보냄으로써 Deafness 문제를 해결하는 프로토콜이다. 기타 실험에 이용된 파라미터 들은 아래 표 1과 같다.

그림 5와 그림 6은 Training duration 동안 Learning rate에 따른 Validation accuracy 및 Validation loss를 나타낸다. Epoch가 증가함에 따라 정확도는 증가하고, Loss는 내려가는 것을 볼 수 있다. 또한 Learning rate가 0.001일 때 가장 적은 Epoch 만에 수렴한다. Learning rate가 0.00001인 경우, 모델의 파라미터가 업데이트되는 크기가 작아 수렴하기에 더 오랜 시간이 필요하다. Learning rate가 0.001 및 0.0001인 경우 수렴하였을 때 두 경우 모두 95.6%의 Accuracy를 보임을 알 수 있다.

그림 7은 node수에 따른 Throughput을 나타낸다. Throughput은 각 Transmitter UE의 초당 전송 데이터 양을 나타내는데 node가 증가함에 따라 트래픽 밀도가 증가하고 채널 경쟁이 심화 되어 throughput이 감소하는 것을 알 수 있다.

그림 8에서 node가 증가함에 따라 Jain's fairness

표 1. 실험 파라미터
Table 1. Parameter for Simulation

Parameter	Value
Number of Sink UE	25
Directional Transmission Range	150 m
Traffic Load per Data Flow	3 Gbps
Channel Frequency	58.32 GHz
Channel Bandwidth	2.16 GHz
Antenna Beamwidth	$\frac{\pi}{3}$
Number of Antennas	6
Number of Repeated Simulation	50
CWmin	16
CWmax	1024

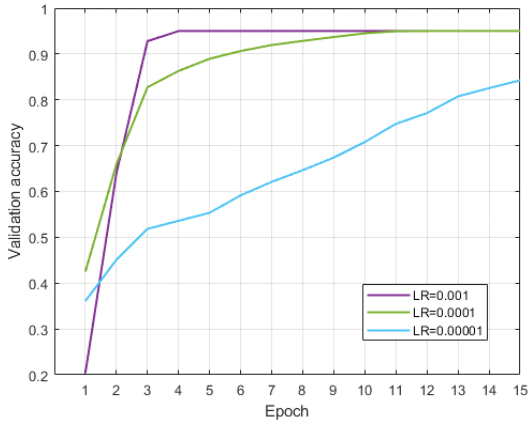


그림 5. Accuracy-Epoch 그래프
Fig. 5. Graph of Accuracy-Epoch

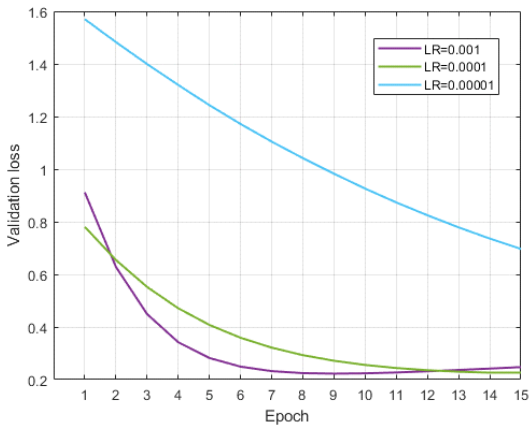


그림 6. Loss-Epoch 그래프
Fig. 6. Graph of Loss-Epoch

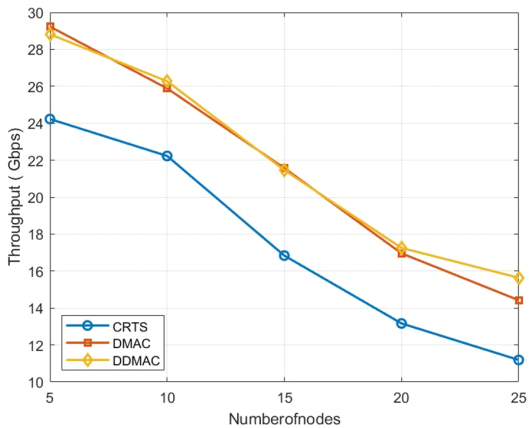


그림 7. Throughput 그래프
Fig. 7. Graph of Throughput

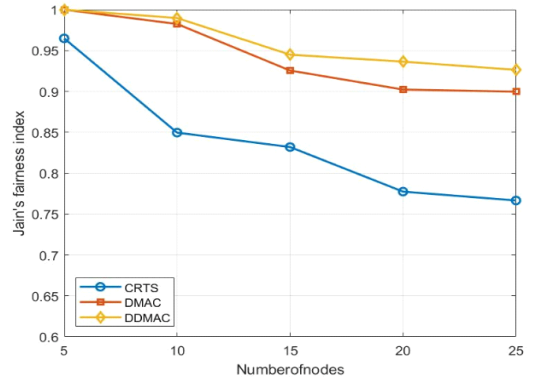


그림 8. Jain's fairness 그래프
Fig. 8. Graph of Jain's fairness

index가 전체적으로 감소하는 것을 볼 수 있다. 그러나, 제안된 기법의 경우 만약 Deafness임을 인지하는 경우 다른 beam 방향으로 전송을 시도하기 때문에 node의 증가에 따라 트래픽 밀도가 증가하는 상황에서 CRTS와 DMAC 프로토콜에 비해 높은 Jain's fairness index를 유지함을 보여줌을 알 수 있다. (Transmitter UE가 25일 때 Jain's fairness index 0.926378).

IV. 결 론

본 논문은 5G 밀리미터파 대역의 네트워크에서 처리량을 높이기 위한 기계학습 기반 링크 단절 인식 TCP 프로토콜을 제안하였다. 링크 단절 시 Deafness problem과 Damaged signal로 나누어 각각 다르게 CWND를 조절함으로써 네트워크의 처리량을 향상시켰고, 시뮬레이션 결과 최대 95%의 예측 정확도로 두 상황을 구분하였다. 이를 TCP westwood에 적용하였을 때 throughput 및 fairness에서 기존의 방식보다 각각 최대 75%, 83% 성능이 향상됨을 보였다.

References

- [1] E. Perahia and M. X. Gong, "Gigabit wireless LANs: An overview of IEEE 802.11ac and 802.11ad," *SIGMOBILE Mob. Comput. Commun. Rev.*, vol. 15, no. 3, pp. 23-33, Jul. 2011.
- [2] H. Park, S. Pack, and C.-H. Kang "Energy efficient hybrid MAC over mmWave ad-hoc networks" in *Proc. Symp. KIPS*, pp. 901-902,

Jun. 2012.

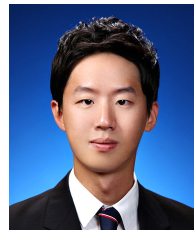
- [3] N. Giatsoglou, K. Ntontin, E. Kartsakli, A. Antonopoulos, and C. Verikoukis, "D2D-Aware device caching in mmWave-Cellular networks," in *IEEE J. Sel. Areas in Commun.*, vol. 35, no. 9, pp. 2025-2037, Sep. 2017.
- [4] G. Jakllari, I. Broustis, T. Korakis, S. V. Krishnamurthy, and L. Tassiulas, "Handling asymmetry in gain in directional antenna equipped ad hoc networks," *2005 IEEE 16th Int. Symp. Pers., Indoor and Mob. Radio Commun.*, vol. 2, pp. 1284-1288, 2005.
- [5] P. Li, H. Zhai, and Y. Fang, "SDMAC: Selectively directional MAC protocol for wireless mobile ad hoc networks," *Wireless Network*, vol. 15, pp. 805-820, 2009.
- [6] W. Na, N.-N. Dao, and S. Cho, "Reinforcement-learning-based spatial resource identification for IoT D2D communications," in *IEEE Systems J.*, vol. 16, no. 1, pp. 1068-1079, Mar. 2021.
- [7] X. Glorot and Y. Bengio, "Understanding the difficulty of training deep feed forward neural networks," in *Proc. Int. Conf. Artificial Intell. and Statistics*, pp. 249-256, 2010.
- [8] V. Nair and G. E. Hinton, "Rectified linear units improve restricted boltzmann machines," in *Proc. 27th ICML'10*, pp. 807-814, Omnipress, Madison, WI, USA, 2010.
- [9] D. P. Kingma and J. Ba, "Adam: A method for stochastic optimization," *arXiv preprint arXiv:1412.6980*, 2014.
- [10] C.-Y. Yoo and D.-H. Kim, "The study on new wireless tcp-westwood algorithm having available bandwidth estimation within allowable range," *J. Digital Contents Soc.*, vol. 15, no. 2, pp. 147-154, Apr. 2014.

전 용 인 (Yongin Jeon)



2016년 1월: 목포 해양 대학교
기관시스템공학부 학사 졸업
2021년 3월~현재: 중앙대학교
컴퓨터공학과 석사과정
<관심분야> IoT, 5G, 무선통
신, 빅데이터, 센서네트워크
[ORCID:0000-0002-1546-6749]

이 윤 성 (Yunseong Lee)



2013년 2월: 중앙대학교 컴퓨
터공학부 학사 졸업
2015년 8월: 중앙대학교 컴퓨
터공학과 석사
2017년 3월~현재: 중앙대학교
컴퓨터공학과 박사과정

<관심분야> Directional routing, Handover control,
Heterogeneous networks
[ORCID:0000-0001-9245-2968]

조 성 래 (Sungrae Cho)



1992년 2월: 고려대학교 전
자전산공학과 학사
1994년 2월: 고려대학교 전
자공학과 석사
2002년 12월: 미국 조지아공
대 전기및컴퓨터공학과 박사
1994년 2월~1996년 8월: 한
국 전자통신연구원 연구원

2003년 8월~2006년 7월: 미국 조지아서던대학교
컴퓨터공학과 조교수
2006년 9월~현재: 중앙대학교 컴퓨터공학부 교수
<관심분야> 무선네트워크, Ubiquitous Computing
[ORCID:0000-0003-1879-688X]