

재귀 신경망에 기반을 둔 트래픽 부하 예측을 이용한 적응적 안테나 뮤팅

Adaptive Antenna Muting using RNN-based Traffic Load Prediction

Fazel Haq Ahmadzai¹ · Woongsup Lee^{2*}

¹Graduate Student, Department of Information and Communication Engineering, Institute of Marine Industry, Gyeongsang National University, Jinju, 53064 Korea

^{2*}Associate Professor, Department of Information and Communication Engineering, Institute of Marine Industry, Gyeongsang National University, Jinju, 53064 Korea

ABSTRACT

The reduction of energy consumption at the base station (BS) has become more important recently. In this paper, we consider the adaptive muting of the antennas based on the predicted future traffic load to reduce the energy consumption where the number of active antennas is adaptively adjusted according to the predicted future traffic load. Given that traffic load is sequential data, three different RNN structures, namely long-short term memory (LSTM), gated recurrent unit (GRU), and bidirectional LSTM (Bi-LSTM) are considered for the future traffic load prediction. Through the performance evaluation based on the actual traffic load collected from the Afghanistan telecom company, we confirm that the traffic load can be estimated accurately and the overall power consumption can also be reduced significantly using the antenna muting.

Keywords : Power consumption, traffic load, prediction, recurrent neural network, antenna muting

I. 서 론

최근 기후변화에 대한 관심이 높아지면서 탄소 발자국(Carbon footprint)을 비롯해 환경오염을 줄이기 위한

다양한 노력들이 진행되고 있다. 이러한 노력에 발맞추어 통신 시스템에서도 전력소모를 줄이는 그린 통신기술(Green communication)이 활발하게 연구되고 있다 [1]. 특히 5G와 같은 차세대 통신망에서는 초고밀도 네트워크 등의 사용으로 인해 기지국(Base station, BS)의 수가 늘어나는데, 이렇게 증가된 기지국 수에 따라서 소모되는 전력 또한 크게 증가하므로 기지국에서의 전력소모를 줄이기 위한 다양한 기술들이 개발되었다.

통신망에서는 트래픽 부하(Traffic load)가 시간에 따라서 변화하므로 트래픽 부하가 적은 시간에 일부 기지국들을 수면모드(Sleep mode)로 변경하여 전력소모를 줄이는 방식이 [1]과 [2]에서 제안되었다. 하지만 이 때 일부 기지국들이 동작을 하지 않으므로 커버리지 문제가 발생할 수 있다. 이를 해결하기 위해서 특정 기지국을 수면모드로 변경하는 대신 트래픽 부하가 낮은 시간에 활성화된 안테나수를 줄임으로써 기지국의 전반적인 전력소모를 줄이는 안테나 뮤팅(Antenna muting) 방식이 최근 제안되었다 [3], [4]. 안테나 뮤팅에서는 트래픽 부하에 맞추어 활성화된 안테나 수를 조절하게 되므로 정확한 트래픽 부하예측이 중요하다.

기존의 트래픽 부하 예측방안에서는 ARIMA(Autoregressive integrated moving average)와 같이 시계열모델을 주로 사용하여 이루어졌다. 하지만 최근 심층신경망(Deep neural network, DNN) 기술이 발전하면서 다양한 심층신경망을 이용하여 기지국의 트래픽 부하를 예측하는 방안들이 제안되었다. 다양한 심층 신경망 구조들 중 특히 연속한 데이터를 처리하는데 효율적인 재귀 신경망(Recurrent neural network, RNN)에 기반을 둔 다양한 트래픽 부하 예측방안들이 제안되었고 [5], [6], 해당 기술들이 기존의 시계열분석 모형 기반방안들에 비해서 높은 정확도로 트래픽 부하를 예측할 수 있음을 보였다.

본 연구에서는 트래픽 부하에 따라서 기지국에서 사용되는 안테나 수를 적응적으로 조절함으로써 기지국의 전력소모를 줄이는 방안을 고려하였다. 이를 위해서

Received 16 February 2022, Revised 22 February 2022, Accepted 1 March 2022

* Corresponding Author Woongsup Lee(E-mail:wslee@gnu.ac.kr, Tel:+82-55-772-9171)

Associate Professor, Department of Information and Communication Engineering, Institute of Marine Industry, Gyeongsang National University, Jinju, 53064 Korea

Open Access <http://doi.org/10.6109/jkiice.2022.26.4.633>

print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

재귀 신경망을 이용하여 기지국의 미래 트래픽 부하를 예측하는 방안도 함께 고려하였다. 고려된 방안들은 아프가니스탄의 수도인 카불 시내에 설치된 기지국에서 실제 수집된 트래픽 부하 데이터를 이용하여 성능분석이 이루어졌다. 이를 통해서 재귀 신경망 기반 방안이 기지국의 트래픽 부하를 정확하게 예측할 수 있음을 확인하였고, 또한 안테나 무팅을 통해 전력 소모를 줄일 수 있음을 확인하였다.

II. 시스템 모델 및 제안 방안

2.1. 시스템 모델

본 연구에서 고려한 시스템모델이 그림 1에 나와 있다. 본 연구에서는 기지국이 사용자 트래픽 부하를 재귀 신경망을 이용하여 예측하고, 이를 기반으로 활성화된 안테나 수를 조절하는 방안을 고려하였다. 제안 방안에서는 기지국이 과거 10개의 트래픽 부하 정보, 즉 $r_{t-1}, r_{t-2}, \dots, r_{t-10}$ 을 기반으로 시간 t 에서의 트래픽 부하인 r_t 를 예측하고, 해당 예측 트래픽 부하를 지원해 줄 수 있는 최적의 활성 안테나 수를 결정하게 하였다. 또한 각 안테나가 독립된 파워앰프(Power amplifier, PA)에 연결되어있어서 활성화된 안테나 수에 비례하여 기지국의 전력 소모가 증가한다고 가정하였다.

2.2. 고려한 재귀신경망 구조

본 논문에서는 기지국에서의 트래픽 부하를 예측하기 위해서 LSTM (Long-short term memory), GRU (Gated recurrent unit) 및 Bi-LSTM (Bidirectional LSTM)의 3가지 다른 재귀신경망 구조를 고려하였다. 예측해야 하는 미래 트래픽 부하가 순차데이터(Sequential data)이기 때문에 여러 심층신경망 구조 중 재귀신경망 구조를 고려하였다.

우선 LSTM의 경우 기본 RNN 구조에서 앞부분 데이터의 영향력이 점차 줄어드는 장기 의존성 (Long-term dependency) 문제를 해결하기 위해서 제안된 방식이다. LSTM 구조는 망각게이트 (Forget gate), 입력 게이트 (Input gate) 및 출력게이트 (Output gate)로 이루어진다. 이를 통해 입력 데이터 값에 따라서 과거의 셀 상태 (Cell state)값과 입력 값이 현재의 셀 상태 값을 어떻게 변화시키는 지 결정하고 이를 통해서 현재 출력 값을 결정한다.

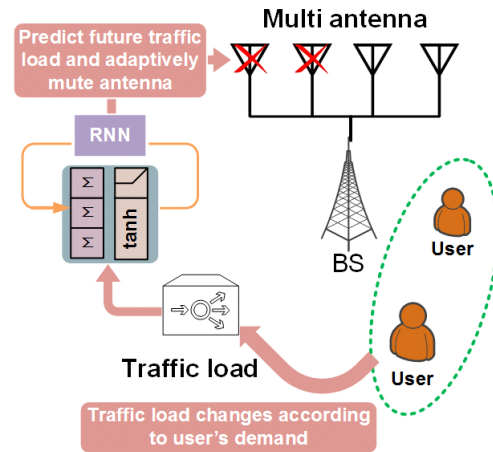


Fig. 1 Considered system model and RNN structure.

다음으로 Bi-LSTM의 경우 양방향성을 지닌 LSTM으로써 2개의 LSTM 구조를 연결하여 시계열 데이터의 앞과 뒤의 상태정보를 모두 활용하여 결과를 도출하는 방식으로, 기존 LSTM 모델의 단방향성 특성을 해결할 수 있다. 마지막으로 GRU는 간략화된 LSTM 구조로써 리셋게이트 (Reset gate)와 업데이트 게이트 (Update gate)의 2개 게이트로 심층 신경망을 구성함으로써 3개의 게이트를 지닌 LSTM에 비해서 더 낮은 복잡도로 비슷한 성능을 구현할 수 있다. 시스템 모델에서 설명하였듯이 본 연구에서 고려한 3가지 재귀신경망 구조에서는 모두 10개의 과거 트래픽 부하 데이터를 기반으로 미래 트래픽 부하를 예측한다.

2.3. 제안방안

제안 방안에서는 예측된 미래 트래픽 부하 r_t 에 따라서 활성화된 안테나수를 변화시킨다. $C(K)$ 가 안테나 수가 K 일 때 달성 가능한 기지국의 전송용량 (Capacity)을 나타내는 함수라고 할 때, 최적의 안테나 수 K^* 는 다음의 수식을 이용하여 계산하였다.

$$K^* = \arg \max \frac{1}{K} \cdot I(P[C(K) > r_t] < P_{thr}) \quad (1)$$

(1)의 수식에서 $P(\cdot)$ 는 확률을 나타내고 $I(\cdot)$ 는 지시 함수 (Indicator function)로 해당 조건이 만족하였을 때 1의 값을 갖고 나머지 경우에는 0의 값을 갖는 함수를 의미한다. 마지막으로 P_{thr} 은 허용 가능한 outage 확

를 의미하는데 본 연구에서는 이 값을 2%로 설정하였다. 수식 (1)의 경우 해당 안테나 수가 허용 outage 확률을 만족할 때만 0이 아닌 값을 갖고, K 의 값이 작을수록 큰 값을 갖기 때문에 해당 수식을 이용하여 단말들에게 서비스를 해줄 수 있는 최소한의 활성 안테나 수를 구할 수 있다. 안테나 뮤팅에서는 더 적은 수의 활성안테나를 사용함으로써 사용전력을 줄일 수 있다.

III. 결과분석

본 논문의 성능분석에서는 기지국의 안테나 개수가 4이고 전송 전력은 43 dBm이며, 셀 반경이 300m인 환경을 고려하였다. 또한 경로손실모델로써 손실계수와 지수가 각각 $10^{3.453}$ 및 3.8인 모델을 사용하였으며, 다중경로 페이딩 모델로 레일리 모델을 사용하였다.

더불어 각 재귀 신경망 구조에서의 히든노드의 수를 100으로 설정하였다. 전체 데이터를 8대2로 나누어 각각 학습과 성능검증에 사용하였고 확률적 경사 하강법 (Stochastic gradient descent) 기반 학습방안을 사용하였으며 학습률은 0.0001로 설정하였다. 고려된 재귀 신경망의 학습 및 성능분석을 위해서 아프가니스탄의 가장 대표적인 통신사업자 중 하나인 SALAAM Network에서 수집된 트래픽 부하 데이터를 이용하였다. 구체적으로 아프가니스탄의 수도인 카불의 도심에 설치되어 있는 기지국에서 2020년 12월부터 2021년 1월까지 2달 동안 15분 간격으로 수집된 2976개의 트래픽 부하 데이터를 사용하였다. 현재 아프가니스탄의 마지막으로 재귀 신경망의 학습과 성능검증에 각각 80% 및 20%의 데이터를 사용하였다.

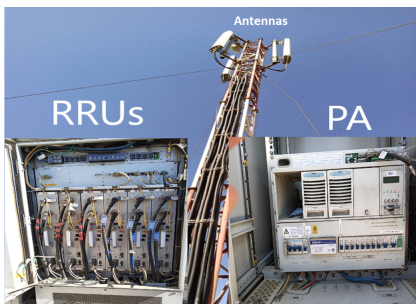


Fig. 2 Illustration of BS located in Kabul, Afghanistan which is used for collection of traffic load.

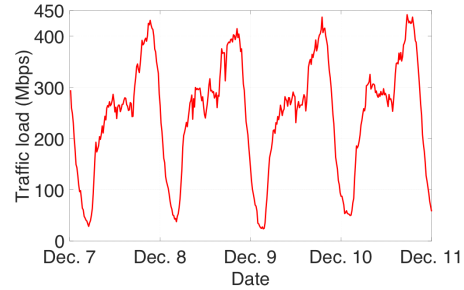


Fig. 3 Sample of collected traffic load data.

그림 2와 3에는 트래픽 부하 데이터를 수집하는데 사용된 기지국의 실제 모습과 수집된 트래픽 일부를 나타내었다. 그림 3에서 확인할 수 있듯이 기지국의 트래픽은 1일을 주기로, 심야에는 트래픽이 크게 감소하였다가 오후에 최대로 높아지는 모습을 보이는 것을 확인할 수 있었다. 특히 하루 동안 트래픽 부하가 크게 변하는 것을 확인할 수 있고 이를 통해 적응적 안테나 뮤팅 방안이 기지국의 사용전력을 크게 줄일 수 있음을 유추할 수 있다.

다음으로 표 1에는 본 연구에서 고려한 3가지 재귀 신경망인 LSTM, GRU, 및 Bi-LSTM의 트래픽 부하 예측 정확도를 나타내었다. 성능분석 지표로는 Mean squared error (MSE)와 R2-score를 고려하였다 [7]. 표1의 결과에서 확인할 수 있듯이 제안 방안의 사용을 통해 기지국의 트래픽 부하를 매우 정확하게 예측할 수 있음을 확인할 수 있고, 특히 R2-score의 값이 1에 근접하는 매우 높은 정확도를 보이는 것을 확인할 수 있다. 더불어 GRU 기반의 방식이 제일 정확하게 트래픽 부하를 예측할 수 있음을 확인할 수 있다.

Table. 1 MSE and R2 score of considered scheme.

Algorithm	MSE	R2-score
LSTM	145.92	0.9877
GRU	120.56	0.9899
Bi-LSTM	130.42	0.9882

다음으로 그림 4에는 실제 측정된 트래픽 부하와 제안방안을 통해서 예측된 트래픽 부하를 비교하였다. 표 1에서의 결과와 마찬가지로 고려한 3가지 방안 모두 정확하게 트래픽 부하를 예측할 수 있음을 확인할 수 있다.

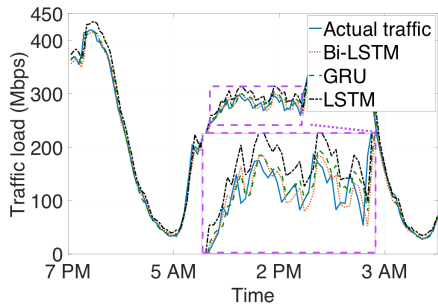


Fig. 4 Predicted traffic load vs. actual traffic load.

마지막으로 표2에는 제안방안과 안테나 뮤팅을 사용하지 않은 기존 방안의 전력 소모를 나타내었다. 앞의 결과에서 GRU기반 방식이 가장 정확하게 부하를 예측하는 것을 확인하였으므로, 표 2에서는 GRU 기반 트래픽 부하 예측을 이용하여 제안방안의 성능을 도출하였다. 결과에서 확인할 수 있듯이 제안방안의 사용을 통해 기지국의 전력소모를 54.8% 줄일 수 있음을 확인할 수 있다.

Table. 2 Power consumption of proposed scheme.

	Conventional scheme	Proposed scheme	Power reduction
Power consumption	80 W	36.16 W	54.8 %

IV. 결 론

본 연구에서는 LSTM, GRU 및 Bi-LSTM과 같은 다양한 재귀 신경망을 이용하여 기지국의 미래 트래픽 부하를 예측하고 이를 기반으로 사용되는 기지국의 안테나 수를 적응적으로 조절하여 기지국의 전력소모를 줄이는 방안을 고려하였다. 아프가니스탄의 통신사업자인 SALAAM Network에서 수집된 실제 트래픽 데이터를 기반으로 한 성능분석을 통해 제안한 방안이 기지국의 미래 트래픽 부하를 매우 정확하게 예측할 수 있음을 확인하였고, 안테나 뮤팅을 통해서 기지국의 전력 소모를 크게 줄일 수 있음을 확인하였다.

ACKNOWLEDGEMENT

This work was supported by the National Research Foundation of Korea (NRF) grant funded by the Korea government (MSIT) (No. 2021R1F1 A1046932).

REFERENCES

- [1] K. C. Chang, K. C. Chu, H. C. Wang, Y. C. Lin, and J. S. Pan, "Energy Saving Technology of 5G Base Station Based on Internet of Things Collaborative Control," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 32935-32946, Feb. 2020.
- [2] W. Lee and B. C. Jung, "Improving Energy Efficiency of Cooperative Femtocell Networks via Base Station Switching Off," *Mobile Information Systems*, vol. 2016, no. 3073184, pp.1-6, Nov. 2016.
- [3] P. Skillermark and P. Frenger, "Enhancing Energy Efficiency in LTE with Antenna Muting," in *Proceedings of the 2012 IEEE 75th Vehicular Technology Conference*, Yokohama: Japan, pp. 1-5, 2012.
- [4] P. Frenger and K. W. Helmersson, "Massive MIMO Muting using Dual-polarized and Array-size Invariant Beamforming," in *Proceedings of the 2021 IEEE 93rd Vehicular Technology Conference*, Helsinki:Finland, pp. 1-6, 2021.
- [5] J. Feng, X. Chen, R. Gao, M. Zeng, and Y. Li, "DeepTP: An End-to-End Neural Network for Mobile Cellular Traffic Prediction," *IEEE Network*, vol. 32, no. 6, pp. 108-115, Nov. 2018.
- [6] F. Zhao, G. -Q. Zeng, and K. -D. Lu, "EnLSTM-WPEO: Short-Term Traffic Flow Prediction by Ensemble LSTM, NNCT Weight Integration, and Population Extremal Optimization," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 69, no. 1, pp. 101-113, Jan. 2020.
- [7] W. Lee, J. Ryu, T. W. Ban, S. H. Kim, S. K. Kang, Y. H. Ham, and H. J. Lee, "Estimation of Body Core Temperature of Cow using Neck Sensor based on Machine Learning," *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, vol. 22, no. 12, pp. 1611-1617, Dec. 2018.