

AI 기반 5G 무선망 최적화 기술 연구

배영호, 이경준, 성유석, 김진욱, 곽도영
KT 융합기술원 인프라연구소

{youngho.bae, kyoungjun.lee, yusuk.sung, jinwook.kim, dy.kwak}@kt.com

A Study on AI-Based 5G Wireless Network Optimization Technology

Youngho Bae, Kyoungjun Lee, Yusuk Sung, Jinwook Kim, Doyoung Kwak
KT Institute of Convergence Technology, Infra R&D Lab.

요 약

본 논문은 5G 무선망의 품질 및 운용 효율성을 높이기 위해 KT 에서 연구 중인 AI 기반 5G 무선망 최적화 기술들에 대해서 소개하고 5G 무선망 최적화의 시작점이라고 볼 수 있는 5G 무선 신호 수신 세기(SS-RSRP: Synchronization Signal Reference Signal Received Power) 예측을 AI 를 사용하여 수행하는 방법을 소개한다. 또한, AI 를 사용하여 예측한 신호 세기와 실제 측정치와의 비교를 통해 AI 기반 예측치의 정확도를 검증하였다. 본 논문에서 사용한 AI 기반 수신 신호 세기 예측 방법은 타 전파 모델 대비 정확도가 높고 신속한 연산이 가능하여 향후 5G 안테나 설계 지능화 사업에서 활용될 예정이다.

I. 서 론

2019 년 4 월에 세계 최초로 상용화된 한국의 5G 통신 서비스는 이후로 지속적으로 서비스 커버리지가 확대되었고 이동통신 3 사는 이를 위해 확대된 커버리지 영역에 대한 무선망 설계와 최적화를 진행하였다.

5G 무선망에 대한 설계 및 최적화는 기존 LTE 무선망 운용 외에 5G 무선망에 대한 운용 업무가 추가되어 무선망 운용 인력의 업무 부담을 증가시켰으며 증가된 업무 부하를 경감하기 위해서 KT 에서는 5G 무선망 설계 및 최적화 업무에 AI 를 적용하기 위한 연구와 사업들을 추진하였다.

본 논문에서는 KT 에서 연구 중인 AI 기반 5G 무선망 최적화 기술을 소개하고, 이 중 5G 무선망 최적화의 시작점이라고 볼 수 있는 5G 무선 신호 수신 세기 예측에 AI 를 사용하는 방법에 대해서 소개한다.

또한, AI 를 통해 예측한 예측치를 실제 운용중인 5G 무선망에서 사용자 단말을 통해 측정된 실측치와 비교하여 AI 기반 수신 신호 세기 예측 기술의 정확도와 활용 가능성을 검증하였다.

II. 본론

AI 기반 무선망 최적화를 위해 KT 에서는 그림 1과 같이 Dr. WAIS(Wireless AI Solution) 플랫폼에 대한 연구 및 상용화를 진행하고 있다. Dr. WAIS 는 무선망 최적화를 위한 세 가지 AI 솔루션들을 통합한 플랫폼으로 Antenna Twin, 5G SON(Self Organizing Networks), 5G WACS(Warning and Control System)로 구성된다.

Antenna Twin 은 스마트폰 사진 촬영을 통한 안테나 구축 정보 추출 및 DB 현행화 솔루션이고, 5G SON 은 단말 품질 정보 기반 RU(Radio Unit) 및 안테나 최적

설정값 자동 도출을 위한 솔루션이다. 그리고, 5G WACS 는 AI 를 활용한 망 품질 이상 감시 시스템이다.

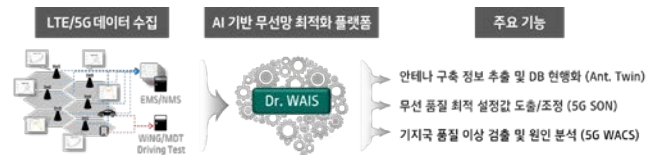


그림 1 Dr. WAIS 구성 및 주요 기능

AI 기반 무선망 최적화를 위해서 우선적으로 수행해야 할 작업은 현재 운용중인 RU 와 안테나의 정보를 현행화 하는 것이다. 안테나 현행화를 위해서 기존에는 현장 엔지니어가 주로 건물 옥상에 설치된 안테나 근처에 가서 안테나의 방위각 및 경사각을 측정해야 했다. 이 경우 사고의 위험도 있을 뿐 아니라 안테나 측정 정보 갱신이 현장에서 바로 이뤄지지 않고, 사무실 복귀 후 수작업으로 이뤄져서 현행화 정보가 누락되는 경우도 발생하였다.

이러한 문제를 해결하기 위해서 KT 에서는 그림 2와 같이 Antenna Twin 솔루션을 개발하여 상용화 하였다. Antenna Twin 솔루션은 스마트폰에서 촬영한 안테나의 사진 정보와 스마트폰 센서 정보를 활용하여 안테나의 방위각 및 경사각을 측정하고, 방위각 및 경사각 정보를 현장에서 NMS(Network Management System)로 바로 전송한다.



그림 2 Antenna Twin 활용 안테나 정보 현행화

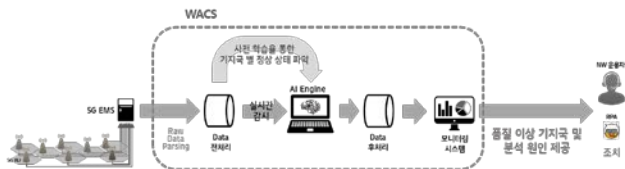


그림 3 5G WACS 품질 이상 감지 과정

5G WACS는 EMS(Element Management System)를 통해서 수집된 기지국의 실시간 품질 정보를 사용하여 장비와 지역 별 상황을 고려한 네트워크 품질 저하 기준 설정을 설정하고 실시간으로 기지국 이상을 검출하고 분석한 원인을 운용자에게 제공하는 시스템이다[1]. 5G WACS의 품질 이상 감지 과정은 그림 3과 같다.

5G SON은 단말로부터 수집된 무선 품질 데이터를 사용하여 커버리지 분석 및 무선 품질 향상을 위해서 최적의 RU, 안테나 파라미터를 도출하는 시스템이다[2]. 이를 통해서 대부분의 최적화는 제어 채널 빔의 유형, 전기적 경사각, 전기적 방위각, 송신 출력 등 전기적 파라미터를 원격에서 변경하여 이뤄질 수 있고, 현장 엔지니어의 출동이 필요한 안테나 방위각, 경사각 등 기계적 파라미터 최적화를 최소화 할 수 있다. 5G SON의 주요 기능은 그림 4와 같다.

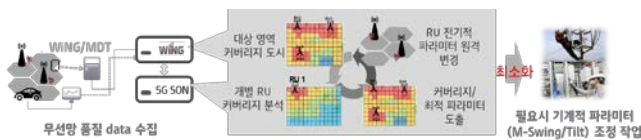


그림 4 5G SON의 주요 기능

5G 커버리지 예측 및 최적 파라미터 도출을 위해서는 각 수신점에서 5G RU가 송출한 신호의 수신 세기를 예측하는 것이 필요하다. 5G RU가 송출한 여러 신호 중에서 SS-RSRP는 셀 선택 및 핸드오버의 기준이 되는 신호로 SS-RSRP의 예측 및 최적화는 무선망 최적화를 위한 가장 기본적인 사항이다.

이러한 수신 신호 세기의 예측은 전파 경로 손실 모델을 사용하여 예측을 하거나, 측정 데이터를 사용하여 기지국 별(site specific) 모델을 사용할 수 있다. 전파 경로 손실 모델은 크게 측정 데이터를 기반으로 만든 실험적(empirical) 모델과 이론적 모델로 나뉜다[3]. 실험적 모델은 하타 계열의 모델이 주요 모델이며 이론적 모델에는 여러 모델이 있으나, 광선 추적법(ray tracing)이 현재까지는 가장 높은 정확도를 보인다.

5G SON에서는 최적화를 위해 최적화 이전의 측정 데이터를 활용한 기지국 별 모델을 사용하였으나, 이 모델은 신설 기지국의 경우에는 기존 측정 데이터가 없어 수신 신호 예측 정확도가 떨어지는 단점이 있다.

광선 추적 모델은 기지국 신설 경우에도 일정 수준의 정확도를 보장하나, 연산량이 많아서 커버리지 예측에 장시간이 소요되고, 이를 신 설을 위한 최적 위치 선정이나 운용 중인 무선망의 최적 파라미터 도출에 사용하기 어렵다[4].

이러한 문제점을 해결하기 위해서 AI를 사용하여 수신 신호 세기를 예측하려는 연구가 시도되었지만, 대부분 측정치와 예측치 간의 RMSE(Root Mean Square Error) 오차가 커서 이를 5G 무선망 설계 및 최적화에 사용하기에는 적합하지 않았다[5-7]. 하지만, 최근 RMSE 4dB 이하의 정확도를 가진 AI 기반 수신 신호 세기 예측 연구가 이뤄졌다[8]. 본 논문에서는 실측 데이터에 [8]에서 제안한 AI 알고리즘을 적용하여 AI를

활용한 무선 품질 예측 결과가 5G 무선망 최적화 및 신설 기지국 설계 시에 적용 가능한지 분석한다.

[8]에서는 gradient boost 모델을 사용하여 수신 신호 예측을 진행하였는데, gradient boost 모델의 입력 피쳐로는 기지국 정보 및 기지국-수신점 간 관계에 관련된 13개 피쳐와 건물 정보, 지형 고도 등 GIS(Geographic Information System) 데이터 관련 3,200개 피쳐를 사용하여, 수신점 당 총 3,213개 피쳐로 학습을 진행하였다. 또한, AI 학습 및 정확도 검증을 위해서 동경만 인근에서 차량을 이용해서 측정한 40,000개의 수신 데이터를 사용하였다.

본 논문에서는 동일한 방법으로 생성한 피쳐로 학습을 진행하였고, AI 모델은 LightGBM 모델을 사용하여 boosting 알고리즘의 속도와 정확도를 개선하였다[9]. [8]은 GIS 데이터 관련 피쳐 생성 방법 4종을 제안하고, 이에 대한 성능을 평가하였는데, 본 논문은 대규모 지역에서의 품질 예측 효율성을 위해 제안한 4가지 방법 중 건물 면적으로 피쳐를 생성하는 방법을 사용하였다.

본 논문에서 사용한 측정 데이터는 차량을 이용하여 측정한 [8]의 방법과는 달리 KT WiNG(Wireless Network Guard) 시스템의 측정 데이터를 사용하였다. WiNG 시스템은 KT에서 자체 개발하여 '15년부터 운용 중인 시스템으로, 사용자 단말에서 측정된 무선 품질을 MDT(Minimization of Drive Test) 표준 등을 사용하여 수집하고 이를 가공 분석하는 기능을 제공한다[10]. WiNG 시스템은 RF 품질과 함께 스마트 분석 기능을 제공하여 품질 불량 구간에 대한 발췌뿐 아니라 무선망 설계/재배치 등에 활용 가능하다.

본 논문에서는 최근 최적화 작업을 진행한 RU 22식의 최적화 이전과 이후에 일정 기간 동안 누적된 총 8,799개 WiNG 측정 데이터를 대상으로 정확도를 검증하였다

수신 세기 예측을 위한 AI를 학습하기 위해서 측정 데이터를 학습 데이터 셋과 평가 데이터 셋으로 분리해야 하고, 분리 방법은 학습의 목적에 따라서 달라져야 한다. 그림 5는 학습 목적에 따른 측정 데이터 분리 방법의 예이다.

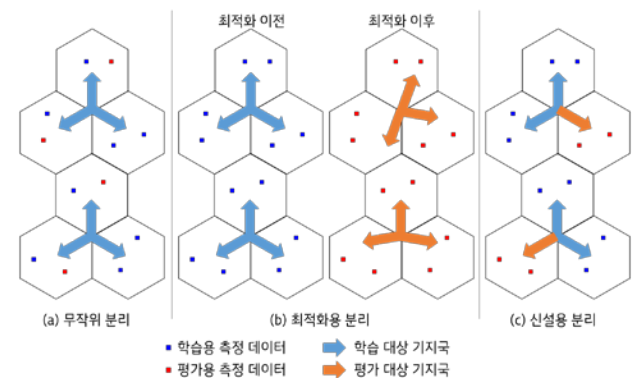


그림 5 측정 데이터 분리 방법

그림 5의 (a)는 측정 데이터를 무작위로 분리한 것으로 [8]에서 사용한 방법이다. 이 방법은 AI 학습 모델의 성능 검증에는 활용 가능하나, 운용 중인 RU/안테나를 대상으로 최적화 이후의 수신 세기 예측 시의 정확도 평가나, 신설 기지국의 수신 세기 예측 정확도 평가에 사용하기 어렵다.

본 논문에서는 [8]에서 사용한 무작위 분리 외에 최적화용, 신설용 분리 방법으로도 측정 데이터를 분리하여 학습시키고 이의 정확도를 검증하였다.

최적화 시의 수신 세기 예측 정확도 평가를 위해서는 그림 5의 (b)처럼 최적화 이전의 측정 데이터로 학습하고 최적화 이후의 측정 데이터로 평가해야 한다.

신설 시의 수신 세기 예측 정확도 평가를 위해서는 그림 5의 (c)처럼 여러 RU 중 일부를 신설 될 RU 로 가정하고 해당 RU 를 서빙셀로 하는 측정 데이터를 평가 데이터로, 나머지 측정 데이터를 학습 데이터로 사용한다.

무작위로 분리하였을 경우, 학습과 평가 데이터의 비율은 8:2 로 나누었고, 최적화 경우는 최적화 이전과 이후로, 신설시는 학습용 RU 17 식, 평가용 RU 5 식으로 분리하였다. 학습 시에는 K=10 인 K-Fold 교차 검증 기법을 사용하였다.

표 1은 측정 데이터 분리 방법에 따른 예측 오차 및 학습 및 평가 수행 시간을 정리한 것이다. 수행 시간은 인텔 i7-10875H CPU 를 사용한 노트북에서 측정하였다.

표 1 데이터 분리 방법 별 예측 오차 및 수행 시간

분리 방법	RMSE(dB)	학습시간(초)	평가시간(초)
무작위	5.32	365.41	0.12
최적화용	6.43	234.40	0.37
신설용	8.55	327.87	0.07

[8]에서 예측 오차는 3.65dB 로 본 논문의 무작위 분리 시 예측 오차 5.32dB 보다 우수하다. 이러한 예측 성능의 차이는 측정 데이터 수량의 차이와 WiNG 데이터가 여러 사용자 단말에서 측정한 데이터여서 같은 위치에서도 사용자 단말의 종류와 단말을 휴대했던 유형에 따라서 다른 수신 세기가 보고되었기 때문으로 추정한다.

최적화용으로 최적화 이전 데이터로 학습하고, 최적화 이후의 데이터로 예측 정확도를 평가했을 때의 오차는 6.42dB 로 상당히 정확한 예측 결과가 도출되었다. 신설 시의 예측 정확도는 8.55dB 로 광선 추적법의 예측 정확도와 유사하다.

AI 기반 수신 신호 세기 예측의 수행 시간은 데이터 분리 방식에 따라 편차가 있지만, 모두 7 분 이내에 수행을 완료하였다. 광선 추적법의 경우 커버리지 예측을 수행하는 수신점 bin 의 크기, 건물의 복잡도, 최대 회절/반사 회수 등에 의해 수행 시간이 달라지지만, 보통 30 분~1 시간 정도의 시간이 소요된다. AI 기반 수신 신호 세기 예측 방법의 실행 시간이 광선 추적법 보다 신속한 것을 알 수 있다.

AI 사용시에는 학습 시간 외에 학습에 필요한 피쳐 생성에 수 시간이 필요하지만, 피쳐 생성은 기 측정된 데이터와 건물 및 지형 고도 데이터를 가지고 야간에 배치 생성이 가능하므로, 사용자는 신속하게 커버리지 예측 결과를 제공 받을 수 있다.

III. 결론

본 논문에서는 KT 에서 연구 중인 AI 기반 5G 무선망 최적화 기술인 Dr. WAIS 플랫폼에 대한 연구 및 상용화 현황을 소개하였다. 그리고, 5G 무선 신호 수신 세기 예측에 AI 를 활용하는 방법에 대해서 소개하였다.

그리고, LightGBM 모델과 WiNG 측정 데이터를 사용하여 최적화 시와 신설시의 수신 신호 세기를 예측하고 측정치와의 오차를 분석하였다.

최적화의 경우에는 6.43dB 의 오차로 상당히 우수한 결과를 보였으며, 신설의 경우도 광선 추적법과 유사한 오차를 보였다. AI 활용시 수신 신호 세기 예측 결과를 얻기 위해 소요된 시간도 광선 추적법 보다 신속한 것을 알 수 있었다.

본 논문에서 사용한 AI 기반 수신 신호 세기 예측 방법은 타 전파 모델 대비 정확도가 높고 신속한 연산이 가능하여 5G 안테나 설계 지능화 사업의 무선망 최적화 및 RU/안테나 신설/이설 시 무선 품질 예측에 활용되어 현장 엔지니어의 업무 부하 경감 및 5G 무선망 품질 향상에 기여할 것이다.

KT 는 본 연구를 바탕으로 AI 기반 수신 신호 세기 예측 방법의 정확도와 속도를 높이기 위한 추가 연구를 지속할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] Yeon-Jea Cho, Young-Seok Kim, Sunghyun Kim, Dongkyu Sim, Doyoung Kwak, Jongsik Lee, "AI-enabled wireless KPI monitoring and diagnosis system for 5G cellular networks," in Proc. International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC), pp. 899-901, Oct. 2019.
- [2] 성유석, 이경준, 광도영, 이종식, "효율적인 5G 망 운용을 위한 커버리지 최적화에 관한 연구," 한국통신학회 추계종합학술발표회, pp. 598-599, 2019
- [3] Kazimierz Siwiak, Yasaman Bahreini, *Radiowave Propagation and Antennas for Personal Communications*, 3rd ed.: Artech House, 2007
- [4] Hayeon Kim, Haeng-Seon Lee, "Accelerated three dimensional ray tracing techniques using ray frustums for wireless propagation models," Progress in electromagnetics research-PIER, vol. 96, pp.21-36, 2009
- [5] D. F. S. Fernandes, A. Raimundo, F. Cercas, P. J. A. Sebastião, R. Dinis and L. S. Ferreira, "Comparison of artificial intelligence and semi-empirical methodologies for estimation of coverage in mobile networks," in IEEE Access, vol. 8, pp. 139803-139812, 2020
- [6] T. Imai, K. Kitao and M. Inomata, "Radio propagation prediction model using Convolutional Neural Networks by deep learning," 2019 13th European Conference on Antennas and Propagation (EuCAP), pp. 1-5, 2019
- [7] Kazuya Inoue, Koichi Ichige, Tatsuya Nagao, Takahiro Hayashi, "Radio propagation prediction using deep neural network and building occupancy estimation," IEICE Comm. Express, vol. 9, no. 10, pp. 506-511, 2020
- [8] Tatsuya Nagao, Takahiro Hayashi, "Study on radio propagation prediction by machine learning using urban structure maps," 14th European Conference on Antennas and Propagation (EuCAP), pp. 1-5, 2020
- [9] Guolin Ke, Qi Meng, Thomas Finley, Taifeng Wang, Wei Chen, Weidong Ma, Qiwei Ye, Tie-Yan Liu. "LightGBM: A Highly Efficient Gradient Boosting Decision Tree," Advances in Neural Information Processing Systems 30 (NIPS), pp. 3149-3157, 2017
- [10] 3GPP TS 37.320, "Radio measurement collection for Minimization of Drive Tests (MDT); Overall description; Stage 2," ver. 16.4.0, 2021