

실외 환경에서 측정된 5G NR 신호 품질 데이터의 통계적 특성에 관한 연구

한주성, 위다영, 김태형

국민대학교

gkswn08014@kookmin.ac.kr, windy9161@kookmin.ac.kr, *th.kim@kookmin.ac.kr

A Study on the Statistical Characteristics of 5G NR Signal Quality in a Stadium Environment

Jusung Han, Dayoung Wi, Taehyoung Kim

Kookmin University

요약

본 논문은 DM 장비를 활용해 운동장 환경에서 측정된 5G NR 신호 품질 데이터를 바탕으로, RSRP 예측을 위한 선형 회귀 및 머신러닝 모델(Random Forest, SVM)의 성능을 비교하였다. 또한 NR-SINR, NR-RSRQ, NR-RSRP간의 통계적 특성과 상관관계를 분석하여 주요 변수의 영향력을 정량적으로 평가하였다. 본 연구는 5G 네트워크 품질 향상 및 예측 모델 개발을 위한 기초 자료를 제공한다.

I. 서론

5G 네트워크는 이전 세대 통신 기술에 비해 현저히 향상된 데이터 전송 속도와 초저지연 특성을 제공함으로써, 다양한 산업 분야에서 혁신적 변화를 가능하게 하고 있다. 이러한 5G 네트워크의 성능은 신호 품질에 크게 의존하며, 주요 신호 품질 지표로는 NR-SINR(Signal-to-Interference-plus-NoiseRatio), NR-RSRQ(Reference Signal Received Quality), NR-RSRP(Reference Signal Received Power)가 사용된다. NR-SINR은 신호 대 간섭 및 잡음비를 나타내는 지표로서 수신 신호의 전반적인 품질을 평가하는 데 활용되며, NR-RSRQ는 기지국과의 연결 품질을 나타낸다. NR-RSRP는 기지국에서 수신되는 참조 신호의 절대적인 수신 전력으로, 실제 무선 통신 품질을 결정하는 핵심 변수로 간주된다.

본 논문은 운동장 환경에서 측정된 5G NR 신호 품질 데이터를 기반으로, NR-SINR, NR-RSRQ, NR-RSRP 간의 상관관계를 분석하고, RSRP 값을 예측하기 위한 선형 회귀 분석 및 머신러닝 기반 회귀 모델(랜덤 포레스트, SVM)의 성능을 비교하였다. 또한 NR-SINR과 NR-RSRQ가 RSRP에 미치는 영향을 정량적으로 분석함으로써, 5G 무선 네트워크 품질 향상을 위한 실질적인 통찰을 제공하고자 한다.

II. 본론

2.1 데이터 수집 및 전처리

본 논문에서는 5G 무선 통신 환경에서의 신호 품질을 정량적으로 분석하기 위해 실외 운동장에서 측정된 NR-SINR, NR-RSRQ, NR-RSRP 값을 활용하였으며, 그림 1에 제시된 바와 같이 데이터는 innoWireless사의 XCAL 장비를 통해 수집되었고, 그림 2와 같이 OPTis Analyzer를 이용하여 측정 단말의 GPS 위치 정보와 연동된 형태로 수집된 데이터가 실시간으로 저장되었다. 분석에 사용된 세 가지 주요 파라미터는 5G 신호의 품질을 나타내는 핵심 지표로 간주되며, NR-SINR은 동기화 자원 블록에서의 수신 전력을 간섭과 잡음의 총합으로 나눈 값으로 수신 환경의 상태를 정량적으로 표현할 수 있고, NR-RSRQ는 참조 신호 수신 전력과 전체

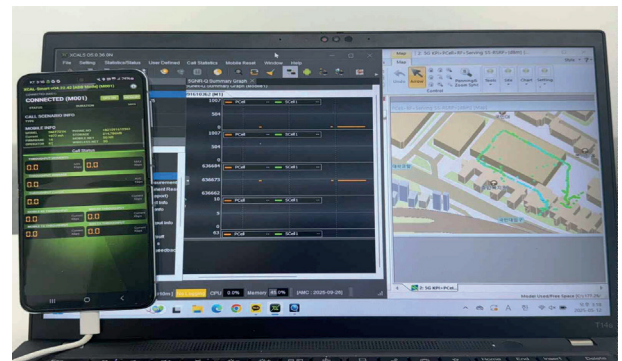


그림 1. 5G 단말, XCAL을 활용한 측정 장면



그림 2. Analyzer를 통한 신호 맵핑

수신 전력 간의 비율을 의미하며 네트워크 연결 안정성과 간섭 영향을 동시에 반영하고, NR-RSRP는 기준 신호의 평균 수신 전력으로 측정되며 단말이 인식하는 절대적인 전파 세기를 나타낸다. 수집된 데이터는 분석 이전에 정제 과정을 거쳤다. 결측 항목은 해당 변수의 평균값으로 보간되었고, 이상값은 표준화된 Z 점수를 기준으로 판단하여 Z 값이 3 이상인 항목은 통계적으로 신뢰도가 낮은 값으로 간주하여 제거하였다. 이러한

표 1. 각 파라미터 통계

변수	평균	표준편차	최소값	최대값
NR-SINR[dB]	10.849	9.355	-10.25	30.64
NR-RSRQ[dB]	-11.724	-11.16	-17.59	-10.25
NR-RSRP[dBm]	-68.086	-69.155	-90.02	-44.86

표 2. 파라미터 상관관계

변수	NR-SINR	NR-RSRQ	NR-RSRP
NR-SINR	1.000	0.7181	0.8038
NR-RSRQ	0.7181	1.000	0.6531
NR-RSRP	0.8038	0.6531	1.000

전처리를 통해 노이즈 영향을 최소화하고 실제 분석에 적합한 수준으로 데이터셋을 구축하였다.

2.2 기술 통계 분석

데이터 전처리 이후 각 항목에 대해 통계 기반의 기초 분석을 진행하였다. 신호 품질의 분포는 평균값과 표준편차, 그리고 최소 및 최대 범위를 기준으로 파악하였으며, 표 1에 정리된 결과와 같이 NR-SINR 값은 대체로 0 dB에서 30 dB 구간에 주로 분포하는 양상을 보였고, NR-RSRP의 경우에는 -90 dBm에서 -50 dBm 사이의 구간에 집중되어 있는 것으로 나타났으며, NR-RSRQ는 -18 dB에서 -10 dB 범위에서 상대적으로 고르게 분포하는 경향이 관찰되었다. 이러한 분포의 특성은 NR-SINR과 NR-RSRP 사이의 관계를 해석하는데 유용하게 활용될 수 있으며 동시에 NR-RSRQ가 전반적인 전파 품질에 어떤 영향을 미치는지를 살펴보는 데 있어 중요한 단서를 제공하였다.

2.3 상관 분석

표 2에 제시된 상관 분석결과를 보면 NR-SINR과 NR-RSRP 사이에는 높은 수준의 상관성이 확인되었고, 이는 NR-SINR 수치가 상승할수록 NR-RSRP 값 또한 함께 증가하는 경향을 보인다는 해석이 가능하다. 반면 NR-RSRQ와 NR-RSRP 간의 상관 정도는 상대적으로 낮은 편으로 나타났으며 이와 같은 분석 결과는 이후 진행되는 회귀 모형 구성에서 입력 변수의 우선순위를 판단하는 기준으로 활용되었고 특히 NR-SINR이 RSRP 값을 예측하는 과정에서 중요한 독립 변수로 기능할 수 있음을 시사 하였다.

2.4 회귀 분석

NR-SINR과 NR-RSRQ가 NR-RSRP에 어떤 영향을 미치는지를 수치적으로 평가하기 위해 그림 3에 나타난 바와 같이 다양한 회귀 분석기법을 적용하였으며, 이를 바탕으로 예측 성능을 비교하고 적합한 모델을 도출하고자 하였다. 우선 선형 회귀 분석을 통해 NR-SINR 및 NR-RSRQ를 입력 변수로 설정하고 RSRP를 종속변수로 하여 예측 가능성을 검토하였으며, 그 결과 결정계수(R^2)는 약 0.65 수준으로 나타나 NR-SINR이 RSRP 추정에 일정 수준 기여함을 확인할 수 있었고 이는 해당 변수가 신호 세기 예측에 있어 핵심적인 역할을 수행함을 의미한다. 이후 보다 복잡한 상호작용 구조를 반영할 수 있는 비선형 회귀 알고리즘인 랜덤 포레스트(Random Forest)와 서포트 벡터 머신(Support Vector Machine, SVM)을 추가적으로 적용하였다. 랜덤 포레스트의 경우 다수의 결정 트리를 조합하여 예측을 수행하는 방식으로 RMSE 약 2.95 dB, R^2 는

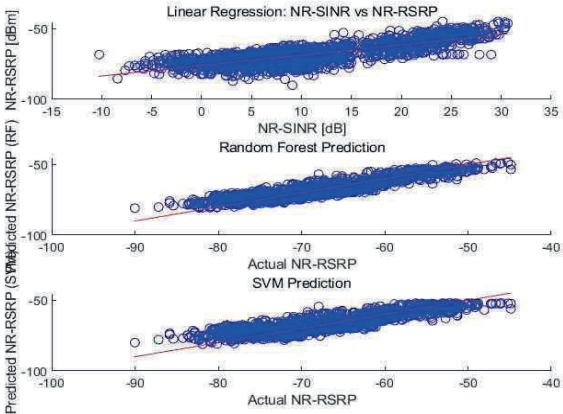


그림 3. NR-SINR과 NR-RSRP 예측 모델 분포 비교

약 0.86의 우수한 결과를 보여주며 선형 회귀보다 더 높은 정확도를 달성하였다. SVM 모델 또한 RMSE는 약 3.85 dB, R^2 는 약 0.76으로 측정되어 전반적으로 만족할 만한 성능을 보였으며, 이와 같은 비선형 회귀 모델들은 입력 변수 간의 복합적인 관계를 효과적으로 반영하여 보다 정밀한 예측 결과를 제공하는 데 유리한 특성을 가진다.

III. 결론

본 연구에서는 실외 운동장 환경에서 측정된 5G NR 신호 데이터를 바탕으로, NR-SINR과 NR-RSRQ가 NR-RSRP 예측에 미치는 영향을 평가하고 다양한 회귀 모델의 성능을 비교하였다. 분석 결과 NR-SINR은 RSRP 예측에 있어 주요한 설명 변수로 작용하였으며, 특히 비선형 모델인 랜덤 포레스트가 가장 높은 예측 정확도를 나타냈다. 이러한 결과는 NR 신호 품질 간의 비선형적 상호관계를 효과적으로 반영하는 모델의 필요성을 시사하며, 향후 보다 정교한 머신러닝 기법의 도입이나 다양한 환경에서의 실측 데이터를 활용한 확장 연구로 이어질 수 있을 것이다.

ACKNOWLEDGMENT

This work was supported by Institute of Information & communications Technology Planning & Evaluation(IITP) grant funded by the Korea government(MSIT) (No. RS-2024-00397789, Development and Standardization of 6G Radio Transmission Standard Technology)

참 고 문 헌

[1] 3GPP TS 38.215, "NR; Physical layer measurements (Release 15)," V15.7.0, June. 2020.
[2] Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, and Aaron Courville, Deep Learning, MIT Press, 2016.
[3] M. F. A. Fauzi et al., "Mobile Network Coverage Prediction Based on Supervised Machine Learning Algorithms," IEEE Access, 2023.
[4] S. Dierks et al., "Machine Learning-Enabled Data Rate Prediction for 5G NSA Networks Using Context Information," arXiv preprint arXiv:2109.04117, 2021.