전자통신동향분석, 41권 6호 2026, 116-128

DT-RAN을 위한 전파전파 모델링 기술 연구 동향

Technical Trends of Radiowave Propagation Modeling in DT-RAN

권동승 (D.S. Kwon, dskwon@etri.re.kr) 지능형기지국SW연구실 연구전문위원
나지현 (J.H. Na, jhna@etri.re.kr) 지능형기지국SW연구실 책임연구원/실장

ABSTRACT

A DT-RAN, a virtual replica of a real RAN, relies on high-fidelity radio propagation models as a fundamental component to faithfully simulate wireless signals. Therefore, this study analyzes and summarizes the research trends regarding wave propagation models, which are essential for DT-RAN. Radio propagation modeling involves the analysis of physical propagation mechanisms to elucidate the relationship between the physical environment and channel attributes. Recent research has been conducted on channel characterization and modeling using ML has been conducted. Specifically, this study summarizes the research trends regarding ML-based wave propagation models, input and output specifications, and model architectures. It also outlines the prospects and unresolved challenges in this promising and rapidly developing research field. Furthermore, it presents research trends in RT-based simulators developed for wireless communication systems, as well as the characteristics and future research topics of WiThRay, which can be utilized to evaluate the performance of various wireless communication technologies, such as channel estimation and tracking, beamforming, and localization, under realistic wave propagation conditions.

KEYWORDS Digital Twin RAN, Machine Learning, Propagation Model, Ray Tracing

I. 서론

미래 통신 네트워크는 물리적 네트워크 경계 내에만 존재할 수도 있고, 물리적 네트워크 경계를 넘어 가상 세계인 DT(Digital Twin) 공간으로 확장될 수도 있다. 따라서 이동통신시스템에서 AI의 잠재력 발휘를 위한 AI-native 아키텍처는 도메인 경계를 넘어 확장되어, 가상 공간에서 DTN(Digital Twin Network)을 실현할 수 있다. DTN은 통신 네트워크의 디지털 복제본 또는 통신 네트워크의 일부로서, 물리적 네트워크 구성 요소, VNF(Virtual Network Functions) · CNF(Cloud-native Network Functions), VNF · CNF에 대한 물리적 호스트 등의 조합을 포함한다. 기존 네트워크 시뮬레이터와 달리 DTN은

* DOI: https://doi.org/10.22648/ETRI.2026.J.410610
* 이 논문은 2026년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임(No. RS-2024-00395824, (총괄1-세부2) Upper-mid Band를 지원하는 Cloud virtualized RAN (vRAN) 시스템 기술 개발).

본 저작물은 공공누리 제4유형
출처표시+상업적이용금지+변경금지 조건에 따라 이용할 수 있습니다.
©2026 한국전자통신연구원

물리적 네트워크와 가상 TN(Twin Network) 간 통신을 지원하는 실시간 대화형 매핑을 제공한다. 여기서, 물리 및 가상 공간의 두 네트워크의 여러 도메인(예: RAN(Radio Access Network), CN(Core Network), TN(Transport Network), 네트워크 애플리케이션, 그리고 DTN)에 걸쳐 AI 기반의 기능 협업 및 통합을 위해 Cross-Domain AI가 필요하다[1,2]. DTN은 네트워크 설계자, 개발자와 운영자가 실제 네트워크에 변경 사항을 적용하기 전 위험 없는 환경에서 다양한 네트워크 구성과 토폴로지를 사용할 수 있는 실험 샌드박스로 활용된다. 이 DTN 잠재력 때문에 표준화 기관 등에서 DTN 개발을 위해 제시된 이니셔티브는 다음과 같다.

2022년에 ITU-R은 2030년 이후의 IMT 시스템 기술 동향 보고서(ITU-R M.2516-0)에서 DTN을 중요한 후보 중 하나로 제시하였다. 특히 ITU-R은 RAN 경계를 넘어 확장하기 전에 먼저 DT-RAN 최상위 설계 고려를 권고하였다. 즉, 다양한 물리적 RAN을 수용하는 DT-RAN은 ITU-R 권고에 따라 DTN의 첫 번째 후보로 설계될 수 있다. 한편, 개방적 · 지능적 · 가상화 · 단순화 · 완전히 상호 운용 가능한 RAN으로의 지속적 전환을 위해 2023년 O-RAN 얼라이언스의 6G 작업반 nGRG(next Generation Research Group)는 6G RAN 아키텍처의 관심 영역 중 하나로 DT-RAN을 제시하였다[2].

실제 RAN의 가상 복제본인 DT-RAN의 주 목적은 무선 신호를 충실하게 시뮬레이션하는 것이므로, 고충실도 전파전파 모델은 DT-RAN 모델링에서 기본 구성 요소다[3,4]. 전파전파 모델링은 무선 신호가 통신 환경을 전파하는 방식(주파수별 경로 손실, 섀도잉, 페이딩 등)과 지형과 환경 조건에 따라 장애물과 상호작용을 하는 방식(장애물 침투 등)으로 RAN의 커버리지와 성능에 결정적으로 영향을 미치는 요소다. 전파전파 모델링은 물리적 전파전파 메커니즘을 분석하여 물리적 환경과 채널 속성 간 관계를 밝히는 것이다. 즉, 무선 채널은 시간 지연, 거리에 따른 수신 전력, 각 MPC(MultiPath Component)의 각도 등 채널 파라미터로 특성화할 수 있으며, 다양한 채널 파라미터와 물리적 환경(예: 전파 거리) 간 상관관계를 찾아 모델링할 수 있다. 그리고 이 채널 모델을 사용하여 측정되지 않은 다른 위치 · 주파수 · 방향의 채널 속성을 예측할 수 있다. 연구자들은 20년 이상 ML(Machine Learning)을 사용하여 채널 특성화 및 모델링할 가능성을 탐구해 왔다. 여기서는 ML 기반 전파전파 모델이 무엇이고 어떻게 생성할 수 있는지와 전파전파 시나리오가 ML 전파전파 모델과 관련된 결정들에 어떤 영향을 미칠 수 있는지를 정리하였다. ML 기반 전파전파 모델과 관련된 주요 과제로 입력 및 출력 사양과 모델 아키텍처를 정의하였다. 또한, 이 분야의 전망과 미해결 과제도 정리하였다[5].

마지막으로 스마트 무선 환경을 위한 RT(Ray Tracing) 기반 시뮬레이터 연구 동향을 분석 정리하였다[6]. RT 알고리즘은 Fermat 원리에 따라 채널 경로를 찾는 것으로, 알고리즘 구현 방법은 직접 알고리즘과 역 알고리즘 두 유형이 있다. RL(Ray Launching) 또는 SBR(Shooting and Bouncing Ray)이라 불리는 직접 알고리즘은 모든 방향으로 전파되는 모든 Ray를 추적하는데, 각 Ray는 장애물을 만나면 반사 또는 회절로 전파 방향이 변경된다. 역 알고리즘은 Fermat 원리를 만족하는 모든 채널 경로를 찾는 방법으로, 송신기에서 수신기까지 정확한 채널 경로 궤적 결정을 목표로 한다. 이 알고리즘은 가능한 모든 연결성을 고려하므로 직접 알고리즘보다 더 정확한 시뮬레이션 결과를 제공하지만, 시뮬레이션에 포함되는 객체 수 증가에 따라 알고리즘 복잡성이 증가한다. 이 복잡성 완화를 위해 VT(Visible-Tree), BSP(Binary Space Partitioning), VSP(Space

Volumetric Partitioning), AZB(Angular Z-Buffer) 등이 있다. 그리고, 3D RT 시뮬레이터의 예로 WiThRay (Wireless Three-dimensional Ray-tracing simulator)도 소개한다.

본고에서는 Ⅱ장에서 DT-RAN이 무엇인지를, 전파전파 모델링이 왜 중요한지를 설명한다. Ⅲ장은 ML 기반 전파전파 모델링 연구 동향을, Ⅳ장은 RT 기반 전파전파 모델링 연구 동향을 정리하였다.

II. Digital Twin RAN

1. DT-RAN

DT 기술은 복잡한 네트워크 계획 지원, 다양한 네트워크 구성, 가상 예측 분석 실행, 알고리즘, 프로토콜, 토폴로지 등 새로운 네트워크 기능을 매우 정확하고 실시간으로 실행 가능한 샌드박스로서 위험 없는 환경을 제공하는 것으로 6G에서 핵심적인 역할을 할 것이다[3]. 그런데 RAN은 무선 인프라에서 가장 복잡하고 컴퓨팅 집약적인 부분이며, 시간이 지남에 따라 복잡한 동작을 일관되고 지속적으로 반영되는 RAN에 대해 충실도 높은 디지털 복제본(DT-RAN)을 만드는 것은 매우 어렵다. 즉, RAN이 heterogeneity, 역동성과 복잡성이 증가하는 방향으로 발전함에 따라 DT-RAN이 가상 도메인에서 물리적 네트워크 특성을 충실하게 복제하기 위해 고급 기술이 필요한 것은 당연하다. DT-RAN 기반은 DT의 세 가지 핵심 기둥은 데이터, 모델, 인터페이스다.

데이터는 DT-RAN의 연료이며 복잡한 RAN 동작의 충실한 디지털 복제본을 만들기 위해 축적해야 하는 다양한 유형의 데이터가 있다. 현장에서 수집한 데이터(예: 네트워크 요소 및 물리적 환경)는 가치가 있지만, DT 모델의 효과적 훈련에 필요한 대규모의 데이터는 수집된 데이터만으로는 부족하다. 다양한 AI · ML 기술로 합성 생성된 데이터 또는 실제 데이터로 합성 데이터를 증강하는 것과 같은 다른 데이터 소스는 DT-RAN 데이터의 품질, 양과 다양성 요구사항 충족에 중요하다. 데이터 수명 주기 관리도 DT-RAN 데이터의 또 다른 중요한 측면이다. 특히 DT-RAN 데이터 드리프트에 대한 정보, 즉 실제 시스템 데이터와 비교한 데이터 분포(DT-RAN의 입력 또는 출력)의 변화를 유지하는 것이 중요하며 정기적으로 수집 및 모니터링해야 한다. 수집된 데이터 드리프트 정보를 기반으로 실제 시스템에서 수집된 새 데이터로 DT-RAN을 적시에 업데이트하면 시간이 지남에 따라 DT-RAN의 고충실도와 신뢰성이 보장된다.

DT-RAN 모델링에는 네트워크 요소, 주변 물리적 환경, 네트워크 가입자와 종단 간 시스템 동작을 포함한 물리적 RAN의 다양한 측면과 이 모델링 측면을 각각 가능하게 하는 다양한 기술이 포함된다. DT-RAN 모델링에서 핵심 기술 인에이블러는 분석 · 확률적 모델링, 시뮬레이터 · 에뮬레이터 기반 모델링, AI · ML 기반 모델링, RT(차등 RT 포함)와 그래프 신경망이 있다. 계산 복잡도는 모델링 방식에 따라 다르지만, 효율적인 DT-RAN 모델링을 가능하게 하는 공통적인 기본 원리는 가속 컴퓨팅 기술의 도움을 받을 수 있는 빠른 컴퓨팅 능력이다. DT-RAN에서 가속 컴퓨팅을 위한 핵심 기술 인에이블러는 가속 HW(예: GPU, NPU, FPGA, ASIC 등) 및 관련 가속 SW(예: 수학적 계산의 가속화 SW 라이브러리), 다중 GPU 스케일링과 HPC, 클라우드 컴퓨팅 및 분산 · 에지 컴퓨팅 등이 있다. 고급 그래픽(3D 모델, AR · VR), 지리공간 시각화, RF 히트맵 등 도구를 통한 DT-RAN의 시뮬레이션과 데이터 분석의 시각화는 네트워크의 예측 동작, what-if 분석과 구성 테스트에 대한 새로운 설명 가능한 통찰력 도출에 매우 중요하다. 실제 네트워크의 동작에 대한

귀중한 통찰력을 DT로부터 도출하는 동안 DT가 실제 네트워크와 동기화되어 네트워크의 현재 동작을 정확히 반영하는지 확인하는 것이 중요하다. 이는 신뢰 평가를 통해 가능한 DT-RAN 성능 모니터링도 중요하다.

DT-RAN의 다양한 구성 요소를 연결하는 인터페이스와 DT-RAN과 물리적 대응물 간 인터페이스는 O-RAN 아키텍처의 기존 인터페이스(예: O1)를 개선하여 활성화할 수 있으며, 이 인터페이스의 세부적인 요구사항(예: 교환할 데이터의 유형 · 볼륨, 데이터 전달 빈도, 대상 Latency · 대역폭, 보안 측면 등)을 탐색하고 기존 인터페이스가 개선 또는 도입될 새 인터페이스를 통해 목적에 부합할 수 있는지를 알아보기 위한 추가 연구가 필요하다.

무선통신네트워크의 물리적 현실 포착을 위한 포괄적인 DT 모델 구축은 DT-RAN 구축에서 가장 중요하다. 따라서 주변 물리적 환경의 충실한 3D 모델과 그 환경 내의 무선통신시스템을 표현하는 모델을 개발해야 한다. 3D 모델은 무선통신시스템이 동작하는 전파채널 모델 구축에 사용되는 물리적 세계의 뉘앙스를 포착하며, 일반적으로 무선통신시스템은 사용자 디바이스, 네트워크 요소, 트래픽 패턴, 애플리케이션 등 일련의 모델로 표현된다. 이 모델은 독립적으로 구축할 수 있으며 추후 연구 · 시뮬레이션 목적에 따라 Plug-and-Play 방식으로 통합할 수 있다. DT-RAN 모델링은 다차원이다. DT-RAN이 충실하게 표현해야 하는 물리적 대응물의 다양한 측면으로 구성되는데, 종종 실시간으로 물리적 RAN 구성 요소의 상태, 구성, 통계적 분포, 성능을 정확하게 반영하는 하나 이상의 동적이면서 자세한 가상 모델을 만드는 것이 포함된다. 이 가상 표현은 실제 네트워크 내의 센서, 모니터링 장치와 기타 소스에서 수집된 데이터로 지속적으로 업데이트된다.

DT-RAN이 물리적 대응물을 높은 충실도로 표현할 수 있는 능력은 모델 구성에 사용된 데이터의 다양한 특성과 물리적 네트워크의 동작을 에뮬레이션하고 예측하는 데 사용된 모델의 정밀도와 정확성에 달려 있다. 한편, DT-RAN을 둘러싼 인터페이스는 기본 물리적 네트워크와 관련 네트워크 애플리케이션, 그리고 DT-RAN 자체의 다양한 모듈 간의 원활한 상호 작용을 용이하게 한다. DT-RAN의 시작은 이 세 가지 기둥의 다양한 측면을 활성화하는 것으로 시작된다. 이와 함께 DT-RAN을 효율적이고 안정적이며 추적 가능하게 만드는 것도 중요하므로, 고성능 컴퓨팅 기능과 시간 경과에 따른 DT-RAN의 신뢰성을 모니터링하고 DT-RAN의 복잡한 동작과 운영의 시각화 기능이 필요하다. 즉, 고충실도 DT-RAN을 구축하려면 데이터, 모델링, 컴퓨팅, 시각화, 신뢰성 관리와 DT를 중심으로 한 인터페이스라는 핵심 인에이블링 요소가 결합되어야 한다. 이 핵심 인에이블링 요소가 어떻게 결합되어 특정 시나리오에서 DT-RAN을 실현할 수 있는지 보여주는 구체적인 사용 사례가 참고문헌 [4]에 있다(AI · ML 교육, 테스트 및 성능 보증, 네트워크 계획, 네트워크 에너지 절약, 사이트별 네트워크 최적화 및 네트워크 자동화를 위한 DT-RAN).

2. DT-RAN을 위한 전파전파 모델링

전파전파 모델링은 무선통신망 내 무선 신호의 적용 범위를 예측하는 DT-RAN에서 필수적이다. 무선통신망 운영자는 무선 신호가 다양한 환경과 장애물을 통과하면서 전파되는 방식을 이해함으로써 최적 안테나 구축을 함으로써 DT-RAN을 사용하여 충분한 커버리지를 계획할 수 있다. 특히, 고충실도 전파전파 모델을 가진 DT-RAN을 사용하면 무선통신망 엔지니어가 실제 망을 변경하기 전에

새로운 기지국 구축이나 새로운 주파수 대역 도입 등 다양한 시나리오를 시뮬레이션할 수 있다. 이는 효율적인 자원 할당과 망 확장에 도움이 된다. 또한, 고충실도 전파전파 모델을 가진 DT-RAN은 무선통신망 내 간섭 문제의 분석과 완화에도 도움이 된다. 무선통신망 운영자는 인접 셀이나 인접 주파수 대역에서 무선 신호를 시뮬레이션하여 DT-RAN을 활용하여 잠재적인 간섭 소스를 식별하고 예방 조치를 취하여 최적의 무선통신망 성능을 보장할 수 있다.

전파전파 물리학은 맥스웰 방정식으로 특징지어진다. 맥스웰 방정식을 풀려면 서로 다른 재료 간 경계면에서의 경계 조건과 이 재료의 전자기 특성에 대한 정확한 지식이 필요한데, 이를 정확하게 특성화하기 어려울 수 있다. 맥스웰 방정식의 전체 세트를 풀지 않고도 전파전파의 특정 측면을 다루기 위해 확률적 채널 모델과 RT는 무선통신시스템에서 전파의 동작 모델링과 시뮬레이션에 사용되는 기술이다.

확률적 채널 모델은 통계적 및 확률적 방식으로 통계적 프로세스를 사용하여 무선 채널의 랜덤성과 불확실성을 모델링한다. 통계적 채널 모델은 통계적 속성을 포착할 수 있지만, 환경이나 특정 신호 경로의 정확한 기하학적 세부 사항을 표현하지 않아 물리적 일관성과 사이트 특이성이 부족하다. 대표적인 3GPP 통계적 채널 모델의 단점은 다음과 같다. ISAC(Integrated Sensing and Communication)에서 3GPP 통계적 채널 모델은 대상 모델링과 센싱, 배경 환경 모델링과 대상과의 차별화를 다루지 않는다. 그런데, ISAC을 지원하려면 RADAR 단면, 이동성, 클러터와 산란 패턴을 포함하여 센싱 대상과 배경 환경 모델링이 중요하고, 또한 모델링은 공간적 일관성이 필요한데, 통계적 채널 모델로는 부족하다. 또 다른 예로 RIS(Reconfigurable Intelligent Surface)는 반사된 무선 신호 특성을 변경하기 위해 전파전파 모델을 통해 효과를 포착해야 하지만, 3GPP 통계적 채널 모델은 이런 효과의 모델링을 지원하지 않는다. 또 다른 예로, 7~24GHz와 sub-THz 대역에서는 더 큰 안테나 어레이가 사용될 것으로 예상되며, 이는 채널의 근거리 효과, 디바이스와 다른 무선 유닛 간 공간적 일관성, 다른 채널 차단기(예: 문, 벽, 창, 잎, 콘크리트, 자동차), 구면파 전파 및 채널의 공간적 non-stationary 효과 등 추가 고려 사항을 요구한다. 그러나 통계적 채널 모델은 종종 공간적 stationarity를 가정한다. 또한, 7~24GHz 대역을 사용하려면 다양한 주파수에서 채널 모델링 일관성이 필요하지만, 현재 3GPP 통계적 채널 모델에서 아직 검증되지 않았다. 마지막으로 AI · ML은 5G-Advanced과 6G에서 필수 기능이 되고 있다. 통계적 채널 모델에서 생성된 데이터를 사용하여 AI · ML 모델을 훈련하고 테스트하면 모델에 대해 지나치게 낙관적인 평가가 이루어지고, 실제 네트워크에 구축될 때 AI · ML 모델은 실패하게 된다. 즉, 무선 네트워크는 점점 더 이질화되고 있으며, 몇 가지를 들면 서로 다른 사이트 간 거리, 안테나 어레이 차원과 구성, 방사 전력, 주파수 대역을 포함한다. 따라서 전파전파 모델은 일관성을 제공해야 하며, 무엇보다도 기지국과 디바이스 간 주파수, 공간과 시간 상관관계를 정확하게 표현해야 한다. 산란 현상의 기본 물리에 기반한 전파전파 모델 없이 이를 달성하는 것은 단순히 부자연스럽고, 모델링 오류가 발생하기 쉽고, 업계에 엄청난 노력 낭비일 수 있다. 이 고려 사항은 전파전파 모델링, 특히 RT에 대한 결정론적이고 물리 기반 모델링을 요구한다.

RT 기반 전파전파 모델에서 RT는 컴퓨터 그래픽, 광학, 기타 분야에서 가상 환경을 통과하는 광선 등의 이동 방식 시뮬레이션에 사용되는 렌더링과 시뮬레이션 기술이다. 무선통신에서 RT는 종종 전

파가 다양한 재료를 통과하고 표면과 장애물과 상호작용을 할 때 취하는 경로를 모델링하고 시뮬레이션하는 데 사용된다. 반사, 굴절, 회절, 객체와 표면과의 기타 상호작용을 고려하여 개별 Ray의 경로를 시뮬레이션하는 결정론적이고 물리적 기반의 모델링이다. 고해상도 시뮬레이션을 제공하여 Ray의 특정 경로와 주변 환경의 영향을 포착하여 무선통신에서 사이트별 계획, 안테나 설계와 네트워크 최적화에 유용하다. 무선 RT가 DT-RAN에 통합되면 네트워크 계획, 설계와 최적화의 정확성과 효과를 향상시킨다. 이를 통해 운영자는 무선통신 환경에 대한 자세한 통찰력을 기반으로 정보에 입각한 결정을 내릴 수 있어 RAN의 전반적인 성능과 효율성에 기여할 수 있다.

그리고 3D 맵 기반 채널 모델에서 3D 맵은 DT-RAN에서 전파전파 모델링을 위한 기본 요소다. 정확한 시뮬레이션을 위해 필요한 공간을 제공하여 DT-RAN이 전파와 물리적 환경 간 복잡한 상호작용을 포착할 수 있도록 한다. 3D 맵에는 자세한 지형 정보가 포함되어 있어 신호 전파에 상당한 영향을 미치는 지형(언덕, 계곡, 해상 상태 및 고르지 않은 표면 등)의 정확한 모델링을 할 수 있어 DT-RAN은 커버리지 예측의 정확도를 높일 수 있다. 3D 맵에는 무선통신 영역 내 건물의 높이, 위치와 재료에 대한 정보도 포함되어, 반사, 회절과 섀도잉 효과를 고려하여 전파와 건물의 상호작용을 시뮬레이션할 수 있다. RT 기술과 함께 3D 맵을 사용하면 전파가 환경과 상호작용 방식에 대한 자세한 시뮬레이션이 가능하다. 특히 재료 속성은 전파 환경 내의 다양한 재료 및 구조물과 상호작용을 하는 방식에 영향을 미친다. DT-RAN에서 무선 신호 동작을 예측하려면 재료 속성을 이해하고 정확하게 모델링하는 것이 필수다. 실제 레이아웃 · 시나리오의 3D 맵은 최첨단 컴퓨터 비전 및 컴퓨터 그래픽 기술로 생성된 디지털 3D 모델을 사용하여 만들 수 있다. 3D 모델 구축을 위한 일반적인 입력 소스는 LiDAR 스캔, 카메라 이미지 · 비디오(2D, 3D, 360°), IMU(Inertial Measurement Unit) 데이터, 위치 데이터, CAD 모델, 평면도, Topological · Topographical 지도 및 위성 · 항공 이미지다. 생성된 3D 모델은 표면 · 객체 식별 및 재료 태그를 위해 추가로 처리해야 하며, 할당된 재료가 해당 실제 객체와 전자기적 속성이 동일하거나 유사하도록 해야 한다. 이 모델에서 RT 알고리즘을 실행하는 계산 복잡도는 모델의 폴리곤(면) 수에 따라 달라진다. 폴리곤 수가 많을수록 컴퓨팅 자원과 시간 요구 사항이 높아진다. 고전적인 RT 기술은 반사, 굴절, 회절, 산란과 통과의 실제 세계 현상을 시뮬레이션하는 것을 포함한다. 송신기와 수신기 사이를 통과하는 Ray 경로는 이 현상 중 하나 이상을 경험할 수 있다. 회절과 산란 현상은 단일로 들어오는 Ray에서 많은 새로운 Ray 경로를 생성한다. 3D 모델 크기를 적절한 수의 폴리곤(면)으로 제한하려면 실제 레이아웃 · 시나리오의 크기, 모델의 필요한 충실도, 결과의 필요한 정확도, 사용 가능한 컴퓨팅 자원 및 실제 무선통신시스템과 DTN 간 상호작용 유형(실시간, 가상 실시간, 오프라인) 등을 고려하여 모델을 단순화해야 한다. 예를 들어, 소규모 실내 공장 · 창고의 3D 모델은 RT에서 다중경로의 전체 목록을 캡처할 것으로 예상되는 경우 많은 수의 폴리곤(고충실도)이 필요할 수 있다. 이와 대조적으로 도시 도시지역(대규모 실외)의 3D 모델은 결과가 거친 수준의 다중경로, 차단과 섀도윙을 포착할 것으로 예상되는 경우 비교적 적은 수의 폴리곤이 필요할 수 있다. 생성된 3D 모델에서 전파전파를 시뮬레이션하려면 RT에서 생성된 다중경로에 대한 전자기 특성을 평가해야 한다. 또는 RF 채널 동작 예측을 위해 AI · ML 기반 모델을 구축하여 사용할 수 있다. 객체, 기하학 및 재료를 기반으로 RF 채널

동작 예측을 위한 AI · ML 모델 구축은 추가 연구가 필요한 분야다. 한 예로, 회의실 레이아웃에 대한 3D 모델은 상용 LiDAR와 카메라 센서와 3D 모델 재구성 SW를 사용하여 생성되었고, 무선채널 시뮬레이션은 전파전파 모델링 SW를 사용한다.

GenAI 모델은 명시적으로 정의된 통계적 채널 모델과 RT 모델 외에도 비교적 가벼운 방식으로 무선통신 채널의 통계적 측면 모델링에 사용할 수도 있다. GenAI 모델은 종종 통계적 채널 모델에 대한 대안(또는 보완)이다. 본질적으로 통계적 채널 모델이지만, 일반적으로 명시적으로 정의된 통계적 채널 모델(예: TR 38.901 채널 등)이 아니라 다양한 데이터 분포에서 채널 동작을 에뮬레이트하는 학습된 신경망이다. 이 모델은 무선 성능에 영향을 미치는 주요 측면을 나타내는 DT-RAN 구축에 도움이 될 수 있다. GAN, 자동 인코더, VAE, 기타 신경망을 포함하는 GenAI 모델은 전력 지연 프로화일과 환경에 대한 다중경로 페이딩 통계와 같은 신호 전파 측면을 모델링하고 높은 정확도로 로컬 환경의 관련 확률 분포를 모델링하고 재생성에 사용할 수 있다. 이 모델은 비교적 적은 양의 채널 상태 데이터 측정으로 훈련할 수 있고, 실제 기본 분포에 매우 잘 일반화할 수 있으며, 영역에 대한 완전히 자세한 공간 모델이 필요하지 않을 수 있는 다양한 DT-RAN 애플리케이션에 사용할 수 있다. 다른 예에서, 유사한 종류의 파라미터 학습을 RT와 함께 사용하여 수많은 로컬 객체, 속성 및 효과를 표현하는 데 도움이 될 수도 있다.

III. ML 기반 전파전파 모델링

수년에 걸쳐 Okumura-Hata 및 WB(Walfish-Bertoni) 등 다양한 경험적 전파전파 모델이 도입되었고, 이 모델들은 측정 중심적이며 특정 사이트에서 수행된 측정에 파라미터를 맞춘 후 공식화됐다[5]. 이 모델들은 계산적으로 효율적이지만 무선 링크 성능을 결정하는 복잡한 파동 효과 전체를 포착하지 못한다. 한편, 결정론적 모델은 지난 몇 년 동안 점점 더 많이 사용되고 있고, 이 모델에는 적분 방정식 및 유한 차분 방법과 같은 맥스웰 방정식을 푸는 방법이 포함된다. 또한, 실내 및 도시 시나리오를 위한 RT 및 지상 전파전파 및 터널 내 전파전파를 위한 VPE(Vector Parabolic Equation) 등 근사적 방법도 결정론적 기법이다. 결정론적 모델은 사이트 특정적이어서, 주어진 환경에 대해 신뢰할 수 있는 예측을 제공할 수 있으나, 최근 처리 능력의 발전에도 불구하고, 이 모델의 계산 요구사항은 여전히 높다. 여기서 ML 기반 전파전파 모델은 모델의 정확도와 효율성 간 표준적 이분법을 해결하는 유망한 도구라 할 수 있다. 측정 데이터 또는 합성(시뮬레이션) 데이터를 통해 오프라인으로 훈련할 수 있고, 또한 높은 비선형성 때문에 다중경로 페이딩 등 전파 파라미터 예측에 유망한 후보이며, 매우 유연하여 특정 사이트 또는 범용으로도 사용할 수 있다. ML 기반 전파 전파전파 모델링의 최근 동향은 다음과 같다.

AI · ML이 안테나와 전파전파 연구를 어떻게 지원할 수 있는가는 AI · ML 기술이 Solver 역할을 할 수 있도록 실제 문제들을 먼저 특정한 수학적 방식으로 공식화하는 것이다. AI · ML이 이 문제를 해결하는 유일한 방법은 아니지만, 연구 결과들은 적어도 특정 상황에서는 기존 방법에 비해 명확한 장점을 보여준다. 전파전파 연구는 무선통신시스템 설계, 최적화 및 성능 평가의 기본적 사항이므로, 이 요구사항을 충족하는 6G를 구현하려면 해당 무선 채널을 연구해야 한다. 그러나 디바이스 수, 안테나 수, 대역폭 등에서 방대한 시나리오는 전용 측정 캠페인 수행에 어려움을 초래할 뿐만 아니라 처리 및 분석해야 하는 엄청난 양의 데이터로 이어진다. 그

런데, 이 분석에 기존 기술(예: 파라미터 추정, 추적, 클러스터링, 특성화)은 일반적으로 오버헤드가 발생하거나 데이터 내의 중요한 관계를 놓칠 수 있으므로 이 많은 양의 데이터에 적합하지 않다.

채널 특징 추출은 채널 분석 및 모델링에 필수적 단계다. 채널 이득 및 도플러 전력 스펙트럼 등 일부 기본 채널 파라미터는 채널 전달 함수에서 직접 계산할 수 있지만, PAS(Power Angular Spectrum) 및 MPC 파라미터 등 일부 복잡한 채널 특성에서는 특정 채널 파라미터 추정 알고리즘이 필요하다. TDL(Tapped Delay Line), WINNER II 및 클러스터 기반 모델과 같은 다중경로 채널 모델에서는 MPC 전력, 지연 및 각도와 같은 공동 파라미터를 얻어야 한다. 기존 파라미터 추정은 복잡성과 다양한 시나리오 적용 가능성이 주요 과제다. IoT에서 저전력 및 저컴퓨팅 디바이스는 더 복잡한 기존 방법을 수행하기 어려워질 가능성이 높으므로, ML 기반 방법은 예상치 못한 통찰력 있는 새로운 솔루션을 제공할 수 있다. 수많은 측정 캠페인 분석을 기반으로 얻어진 MPC는 일반적으로 클러스터라고 알려진 그룹으로 구분된다. 1972년 초의 MPC 클러스터 구조는 지연 도메인으로 특성화되었다. Saleh-Valenzuela 모델은 클러스터 간 및 클러스터 내 특성을 모두 설명하는 일반적이고 매우 널리 사용되는 클러스터 기반 채널 모델을 제공한다. 이 모델은 지연 및 각도 도메인을 모두 포함하도록 일반화되었지만, 물리적 환경을 기반으로 하는 기하학적 맵의 MPC 클러스터 구조는 추후 밝혀져서 지연 · 각도 설명에도 매핑할 수 있다. 그 이후로 점점 더 많은 채널 모델과 표준이 클러스터 구조를 기반으로 개발되었다(예: COST 259, COST 2100, 3GPP Spatial Model, WINNER).

무선채널은 안테나와 독립적으로 특성화 및 모델링할 수 있지만, 방사 패턴, 편파, 임피던스 정합 등 안테나 속성을 디임베딩하면, 통신시스템 성능이 안테나 효과를 포함하는 전체 물리적 채널에 따라 달라진다. 즉, 안테나와 무선 채널 간 상호작용은 송수신 안테나 포트에서 보이는 채널을 결정한다. 또한, 무선채널 속성은 주변 환경에 따라 결정되므로 안테나는 통신, 위치 측정 등 응용 분야의 성능 관점에서 안테나-채널 상호작용을 최적화할 수 있는 기회(공간 필터로서)를 제공한다. 실제로 크기, 위상, 편파, 지연, AoA(Angle of Arrival) · AoD(Angle of Departure) 등 특성이 서로 다른 다중경로 채널이 변화하고, 어레이 · MIMO 동작에 여러 소자를 사용함으로써 수신 안테나 설계의 자유도가 증가함에 따라 최적화는 복잡해진다. 따라서 안테나-채널 상호작용 최적화는 무선통신시스템 성능 최적화에서 또 다른 중요한 과제다. ML은 수많은 안테나 및 채널 파라미터를 포함하는 복잡한 문제에 대한 수학적 모델을 생성할 수 있으므로 이 최적화 문제 해결에 유용하다. 중요한 것은 제한된 훈련 데이터만으로도 유용한 모델을 얻을 수 있다는 것이다. 기존 안테나 설계에서 ML을 사용하여 상세한 안테나 특성을 얻기 위해 필요한 Full-Wave 시뮬레이션 수를 줄임으로써 파라미터 최적화 속도를 높이는 것과 달리, 무선통신 채널과 상호작용을 개선하고 결과적으로 시스템 성능 향상을 위해 안테나의 Far-Field 특성을 최적화하는 것이다. 특히, 기존 안테나 최적화 알고리즘은 일반적으로 계산 비용이 많이 들고 채널 정보의 품질과 완전성에 크게 의존한다. 반대로, ML 기반 안테나 최적화는 일반적으로 오프라인 훈련 프로세스를 사용하며, 이 프로세스는 낮은 계산 복잡도로 온라인으로 구현될 수 있으며, 네트워크 Latency를 크게 줄일 수 있다.

무선통신 채널은 물리적 전파 환경과 그 환경 내의 상호작용 객체에 의해 자연스럽게 결정되므로 전파 환경이 다르면 채널 특성도 달라진다. 시나리

오 식별에는 LoS(Line of Sight) 또는 nLoS 시나리오 구별과 도시, 고속도로 또는 교외와 같은 특정 시나리오 식별이 있다. 전자는 위치 추정 및 전파전파 모델링에 중요하며, 대부분의 기존 위치 추정 방법에는 LoS 신호가 필요하고 대부분의 전파전파 모델은 LoS 및 nLoS 시나리오에 대해 별도로 파라미터화 된다. 후자는 용량 분석, 물리 계층 스케줄링 등의 기본 전제 조건이다. 한편, ML 방법은 데이터 분류에서 좋은 성능을 제공하므로, ML 기반 시나리오 식별이 중요하다.

전반적으로, 새로운 ML 기반 채널 파라미터 추출 솔루션은 광범위한 적용 가능성을 가지고 있는 동시에, 새로운 무선통신시스템의 무선통신채널은 더 높은 주파수, 더 다양하고 복잡한 시나리오, 그리고 더 풍부한 디바이스로 진화하는 추세에 직면해 있다. 이 상황에서 파라미터 추출 알고리즘은 다음 세 가지 과제에 직면한다.

1. **Non-Stationary 환경에서 성능:** 차량, 고속철도, 위성통신이 점차 이동통신 서비스 범위에 포함되고 있으며, 이 고속 이동 디바이스는 빠른 시변 채널과 강한 Non-Stationary 채널(즉, 채널 구현뿐만 아니라 채널 통계도 단시간에 변경됨)을 초래한다. 따라서 Non-Stationary 채널에서 ML 기반 파라미터 추출 알고리즘의 실시간 성능과 정확성을 검증해야 한다.
2. **입출력 파라미터 선택:** ML 기반 파라미터 추정 알고리즘은 기본적으로 입력 데이터와 목표 출력 간 관계를 설정하므로 입력 선택이 매우 중요하다. 기존 입력 기능에는 주로 환경 정보, 신호 강도 및 CIR이 포함된다. 또한 시스템 설계 및 전파전파 모델링 요구사항이 점점 더 다양화되어 다중경로 정보의 초고해상도 추정, 시나리오 범주의 실시간 추정 및 각도 정보 등 파라미터 추정에 대한 수요가 증가하고 있다. 따라서 다양한 요구사항에 맞는 합리적인 파라미터 선택을 조사하고 최적화할 필요가 있다.
3. **측정 데이터의 빅 데이터 획득:** ML 기반 파라미터 추출 알고리즘은 방대한 양의 실제 채널 측정 데이터가 필요하다. 따라서 채널 사운더 설계와 채널 측정 캠페인은 향후 ML 기반 알고리즘에서 중요한 역할을 할 것이지만, 다양한 환경에서 채널 측정은 비용과 시간이 많이 소요되며, 이는 새로운 알고리즘의 병목 현상이 될 것이다. 이는 특히 mmWave · THz 대역과 기차 및 항공기 등 높은 이동성 시나리오에서 더 그렇다. 따라서 채널 측정 방법을 발전시키면서 AI 기반 잡음 제거 알고리즘을 사용하여 데이터의 SNR을 개선하고 측정과 시뮬레이션을 결합하여 방대한 데이터를 얻는 것과 같은 효율적인 데이터 활용 방법을 모색할 필요가 있다.

ML의 중요한 응용 분야 중 하나인 클러스터링 기법은 추가 모델링을 위해 유사한 채널 특성을 가진 MPC 그룹화 요구사항을 충족한다. 한편, ML 기반 전파전파 모델링에서 MPC 클러스터 식별은 ML 방법이 데이터 패턴을 보다 효율적 학습에 도움이 되는 전처리로서 중요한 절차이기도 하다. 클러스터링 방법론에 따라 기존 클러스터 식별 알고리즘은 Shape 기반 클러스터 식별, 최적화 기반 클러스터 식별, 거리 기반 클러스터 식별, 밀도 기반 클러스터 식별, 컴퓨터 비전 기반 클러스터 식별, 진화 기반 클러스터 식별 등이 있다. ML 기반 클러스터 식별 솔루션은 추가 분석 및 모델링을 위해 MPC 클러스터 식별에서 상당한 역량을 보여주었지만, 각 식별 솔루션은 고유한 장단점을 가지고 있다. 측정 데이터의 식별 기준 진실이 없다는 점을 고려할 때, 식별 방법에 대한 성능의 적절한 정량화 방법은 여전

히 어려운 문제다.

기존 전파전파 모델링의 핵심 아이디어는 통계 과정 또는 결정론적 도출을 기반으로 MPC · 클러스터 특성을 수학 함수로 표현하는 것이지만, 채널 측정 캠페인 한계로 인해 모든 시나리오에서 채널을 측정할 수는 없다. 그런데 알려지지 않은 환경에서 채널 예측은 필수적이므로, ML 기반 예측 방법의 뛰어난 정확성과 유연성은 ML 기반 전파전파 모델링 · 예측 솔루션 연구가 필요하다. 또한, ML 방법은 기존 모델링 방법으로는 추출 및 설명할 수 없는 측정 데이터의 기본 속성을 학습하고 추출할 수 있다. 이는 복잡한 환경에서 채널의 정확한 모델링 · 예측에도 중요한 요소다. 기존 ML 기반 채널 연구로는 다음 두 가지가 있다.

첫 번째, ML 기반 채널 특성화 및 모델링으로, 핵심 아이디어는 ML을 사용하여 경로 손실, 지연 확산 등 채널 특성을 직접 포착하는 것이다. ML 알고리즘은 채널 특성화에 있어 우수한 정확도와 효율성을 보여주므로, 모델을 직접 제공하거나 합성 채널 데이터를 생성할 것으로 예상된다. 기존 연구에 따르면, 기존 모델에 비해 ML 기반 전파전파 모델의 가장 큰 장점은 더 유연한 환경을 지원한다는 점이며, 이로 인해 기존 모델보다 채널 설명에 더 높은 정확도를 제공한다. 그럼에도 불구하고, 많은 논문에서 훈련된 모델의 정확도가 훈련 데이터, 즉 측정 데이터가 부족하여 제한된다는 사실이 밝혀졌다.

두 번째, ML 기반 채널 예측으로, ML로 획득한 채널 정보를 학습하여 다양한 위치, 다양한 주파수 대역 또는 다양한 시간의 채널 특성을 예측하는 것이다. ML 알고리즘 발전으로 ML 기반 모델링 정확도가 지속적으로 향상되어 전파전파 모델링이 채널 예측으로 진화하고 있다. 일반적으로 채널 예측은 더욱 상세한 환경 정보 또는 채널 이력 정보가 필요하며, 주어진 조건에서 더욱 정확한 채널 특성을 제공할 수 있다. 따라서 ML 기반 채널 예측에는 입력 훈련 벡터 집합이 매우 중요하다.

참고문헌 [5]는 ML 전파 모델이 무엇이며 어떻게 구축할 수 있는지 설명하였고, 입력, 사용된 ML 모델, 출력 세 가지 구성 요소를 분석하였다. 또한, 각 구성 요소와 관련된 문제점을 제시하고, 관련 문헌에서 이 문제점을 어떻게 해결했는지도 제시하였다. 각 문헌의 방법론, 결론, 그리고 주요 결정 사항에 초점을 맞추어 체계적으로 분석을 통하여 다음 결론을 도출할 수 있다.

- 입력 특징은 당면한 전파 문제에 대한 유용한 정보를 전달해야 하며, 특징 간 상관관계는 낮아야 한다.
- 차원 축소 기법은 중복되는 특징을 제거하여 전파와 관련된 주요 입력 특징 식별에 도움이 될 수 있다.
- ML 모델에 더 많은 전파 시나리오를 제시하여 훈련 데이터 양을 늘리면 정확도가 향상된다.
- RT 또는 VPE와 같은 고정밀 Solver 또는 경험적 전파전파 모델로 생성된 합성 데이터를 사용하여 훈련 세트 크기를 늘리고 ML 기반 모델 정확도를 향상시킬 수 있다. 데이터 증강 기법 또한 이 목적으로 사용할 수 있다.
- ML 모델 정확도와 관련하여 여러 문헌에서 Random Forest가 가장 정확한 것으로 나타났다. 그러나 일반적으로 다양한 ML 모델 간 정확도 차이는 구현 방식에 따라 다르며, 검토한 ML 모델의 경우 큰 차이가 없었다.
- 광범위한 주파수와 전파전파 환경을 포괄하는 더 일반적인 ML 기반 전파전파 모델은 단순한 모델보다 더 많은 훈련 데이터가 필요하다. 도시 환경과 같은 더 복잡한 전파 시나리오에 해당하는 모델에도 동일하게 적용된다.
- ML 모델들을 연결하여 더 복잡한 전파 문제

에 사용할 수 있는 하이브리드 모델을 만들 수 있다.

- 특정 전파 문제에 대한 ML 모델 평가는 존재하는 모든 전파 메커니즘을 모델링하는 테스트 세트가 필요하다. 테스트 세트의 샘플은 훈련 샘플과 동일한 분포에서 추출되어야 한다.

그리고, 아직 해결되지 않은 문제나 추가 연구가 필요한 예를 다음과 같이 제시하였다.

- 채널에 존재하는 물리적 전파전파 메커니즘과 ML 기반 전파전파 모델 개발에 필요한 아키텍처 및 훈련 데이터양 간의 연관성
- 복잡한 환경에서 경로 손실 모델 개발에 필요한 입력을 단순화하는 ML 방법의 잠재력(예: 정교한 CAD 모델을 모델이 처리할 환경 이미지 시퀀스로 대체)
- GAN에 관한 추가 연구 및 특히 훈련 데이터양이 적은 환경에서 ML 전파 모델 정확도를 향상시키는 방법

강화학습이 전파전파 모델링에 사용되어 간섭 완화 또는 자원 및 채널 할당과 같은 문제를 해결해 왔다. 전파전파 모델링에 강화학습 적용도 매우 유망해 보인다.

IV. RT 기반 전파전파 모델링

무선통신시스템을 위해 개발된 대부분의 RT 기반 시뮬레이터는 전자기장 분석에 초점을 맞추고 있다. 대부분의 무선통신 연구는 채널 모델을 기반으로 하며, 많은 모델 중 GSCM(Geometry-based Stochastic Channel Model)은 학계와 산업계 모두에서 널리 사용된다. 여러 보고서는 GSCM 설계 지침을 제공하며, 특정 시나리오에 대한 집중적인 측정 캠페인을 통해 채널 파라미터를 결정하였다.

집중적인 측정 없는 RT 알고리즘은 통신 단말기간 상세한 기하학적 관계를 결정론적인 방법으로 제공한다. 이 방법은 기하학적 파라미터가 완전히 주어졌을 때 무작위성이 없는 전자기 방정식을 사용한다. RT 원리를 활용한 채널 시뮬레이터는 무선통신에서 현실적인 채널 데이터 생성에 널리 사용된다. 신호 전파 궤적에 대한 RT 알고리즘과 전자기 방정식을 결합하여 일반화된 CIR(Channel Impulse Response)을 얻을 수 있다. 학계 및 산업계에는 RT 알고리즘을 사용하는 다양한 무선채널 시뮬레이터가 있다. 상용 프로그램은 대규모 시뮬레이션을 수행할 수 있도록 RT 알고리즘 성능 향상을 위한 자체 가속 알고리즘을 가지고 있지만, 시뮬레이터 세부사항은 일반적으로 공개되지 않는다.

반사, 회절 및 산란은 고성능 RT 기반 시뮬레이터 구현의 핵심 요소다. 산란을 고려할 때, 반사 및 회절 경로가 항상 정반사 채널 경로 궤적을 따라 이동하는 것은 아니라는 점에 유의해야 한다. 따라서 산란 환경에서 CIR 평가를 위해서는 산란 채널 경로 및 전자기 응답 모델에 대한 적절한 정의가 제공되어야 하지만, 기존 시뮬레이터 대부분은 이 모든 요소를 동시에 구현하지 않았다.

그러나 참고문헌 [6]의 WiThRay는 현실적인 전파 전파 조건에서 채널 추정 · 추적, 빔포밍, 위치 파악 등 다양한 무선통신 기술 성능 평가에 활용될 수 있다. WiThRay는 도플러 확산이 큰 경우 짧은 코히어런스 시간, 지연 확산이 큰 경우 작은 코히어런스 대역폭 등 기본적인 채널 특성을 가진 채널 데이터를 제공한다. WiThRay 채널 데이터는 시간 영역의 멀티탭 채널과 주파수 영역의 서브캐리어 채널의 두 가지 유형으로 저장되므로 WiThRay는 대부분의 무선통신 기술 평가에 적합하다. WiThRay의 주요 특징은 다음과 같다.

- WiThRay는 자체 RT 알고리즘인 BE(Bypassing on Edge) 알고리즘을 사용하여 역 알고리즘 효율성을 향상시켰다.
- WiThRay는 주요 채널 경로를 포함하도록 산란 영역을 동적으로 조정한다.
- WiThRay는 MIMO 시나리오에 맞춰 산란 그리드를 보정하여 전자기파가 실제 환경과 같이 원래 파형으로 전파되도록 한다.
- WiThRay는 고속 페이딩 시나리오에서 멀티탭 채널을 신중하게 평가하여 고속 이동성 통신 시스템 개발에 활용할 수 있다. WiThRay는 이동 객체로 인한 광대역 효과와 도플러 편이를 모델링하기 때문이다.
- WiThRay는 dyadic 전자기 응답 모델을 사용하여 RIS 시스템을 지원한다.

오픈 소스 RT 기반 다목적 채널 시뮬레이터인 WiThRay로 생성된 채널은 전파전파의 기본 이론과 일치함을 보여주었는데, 이는 산란 경로의 정밀한 보정과 물리적으로 검증된 전자기 응답의 채택 덕분이다. 제시된 시뮬레이터의 BE 알고리즘은 채널 경로를 정확하고 효율적으로 식별하여 실행 시간을 크게 단축한다. WiThRay는 RIS(Reconfigurable Intelligent Surface)을 통합한 현실적인 신호 전파 환경에서 무선통신, 위치 추적 및 센싱 기술을 이용한 다양한 실험을 가능하게 하도록 설계되었다. 이를 위해 WiThRay에서는 RIS 패널의 전자기 응답을 정밀하게 모델링하였다.

WiThRay의 현실적인 성능 평가 기능을 보여주는 대표적인 응용 사례로 OFDM 업링크 채널 추정, 다운링크 MU-MISO 빔포밍 및 RIS 기반 채널 향상을 검증하였다. 이전 시스템의 성능 평가 결과는 단말기 이동성과 서브캐리어 간격이 채널 추정 정확도에 미치는 영향을 보여주었다. 가중 MMSE를 적용한 빔포밍 시뮬레이션도 실제 채널 환경에서 만족스러운 성능을 보였다. 또한, 정합 필터링, ZF, MMSE 및 공간 빔포밍 방식은 단순함에도 불구하고 상당히 우수한 성능을 나타냈다. 마지막으로, RIS에 적용 결과는 6G 무선 네트워크에서 RIS 기반 커버리지 확장을 최대한 활용하기 위해 RIS 소자의 크기와 전체 메타 표면의 위상 제어가 중요하다는 점을 강조하였다.

WiThRay채널 시뮬레이터는 6GHz 이하, mmWave, sub-THz 대역을 비롯하여 TDD · FDD · XDD(시간 · 주파수 · 교차 분할 듀플렉싱) 방식, extremely massive-MIMO 통신시스템 등 다양한 현재 및 6G 애플리케이션에 활용될 수 있다. 또한, 차량 통신과 같은 고속 이동성 시나리오의 무선통신시스템도 지원하며, 차량의 궤적을 자율적으로 생성하는 내비게이션 알고리즘도 포함한다. 향후 WiThRay를 확장하여 THz 대역의 CIR 시뮬레이션을 지원하고, 다기능 RIS의 전자기 응답에 대한 다양한 모델을 포함할 시킬 필요가 있다.

V. 결론

실제 RAN의 가상 복제본인 DT-RAN은 무선 신호를 충실하게 시뮬레이션하기 위해 고충실도 전파전파 모델이 기본 구성 요소다. 따라서 본고에서는 DT-RAN에 필수적인 전파전파 모델 연구 동향을 분석 정리하였다. 전파전파 모델링은 물리적 전파 메커니즘을 분석하여 물리적 환경과 채널 속성 간 관계를 밝히는 것이다. 최근에 ML을 사용한 채널을 특성화 및 모델링 연구를 하였다. 즉, ML 기반 전파전파 모델과 입력 및 출력 사양과 모델 아키텍처 연구 동향을 정리하였다. 또한, 유망하고 빠르게 발전하는 이 분야의 전망과 미해결 과제도 정리하였다. 그리고 무선통신시스템을 위해 개발된 RT 기반 시

뮬레이터 연구 동향과 현실적인 전파전파 조건에서 채널 추정 · 추적, 빔포밍, 위치 파악 등 다양한 무선 통신 기술 성능 평가에 활용될 수 있는 WiThRay의 특징과 향후 연구 주제도 제시하였다.

참고문헌

[1] 권동승, 나지현, "O-RAN에서 6G RAN 연구 방향," 전자통신동향분석, 제40권 제5호, 2025, pp. 101-112.

[2] O-RAN next Generation Research Group(nGRG), "O-RAN Towards 6G," O-RAN ALLIANCE, Research Rep. RR-2023-01, 2023. 10. https://mediastorage.o-ran.org/ngrg-rr/nGRG-RR-2023-01-O-RAN-Towards-6G-v1_3.pdf

[3] O-RAN next Generation Research Group(nGRG), "Digital Twin RAN: Key Enablers," O-RAN ALLIANCE, Research Rep. RR-2024-09, 2024. 10. https://mediastorage.o-ran.org/ngrg-rr/nGRG-RS01-RS03-Digital%20Twin%20Key%20Enabling%20Technologies%20Research%20Report.pdf

[4] O-RAN next Generation Research Group(nGRG), "Research Report on Digital Twin RAN Use Cases," O-RAN ALLIANCE, Research Rep. RR-2024-07, 2024. 5. https://mediastorage.o-ran.org/ngrg-rr/nGRG%20RS01%20Digital%20Twin%20Use%20Case%20Research%20Report%20v1.0.pdf

[5] A. Seretis and C.D. Sarris, "An Overview of Machine Learning Techniques for Radiowave Propagation Modeling," IEEE Trans. Antennas Propag., vol. 70, no. 6, 2022, pp. 3970-3985.

[6] H. Choi et al., "WiThRay: A Versatile Ray-Tracing Simulator for Smart Wireless Environments," IEEE Access, vol. 11, 2023, pp. 56822-56845.