

재구성 가능한 지능형 반사 표면 및 대규모 다중안테나 시스템을 위한 채널 추정 기법연구

김현찬, 채대명, 김도은, 정수현, 정수민*

금오공과대학교 전자공학부/IT융복합공학과

tbrae12345@gmail.com, *sumin.jeong@kumoh.ac.kr

Survey of Channel Estimation methods for RIS-aided Communications and Massive MIMO Systems

Hyunchan Kim, Daemyeong Chae, Doeun Kim, Suhyeon Jeong, Sumin Jeong*

Kumoh National Institute of Technology

요약

본 논문은 6G 시대의 요구 사항인 초저지연/초연결/초고속 서비스를 보장하기 위한 핵심 기술인 대규모 다중안테나(Massive MIMO) 및 재구성 가능한 지능형 반사 표면(RIS) 환경에서의 채널 추정 기법을 체계적으로 분석한다. 각 기법의 핵심 아이디어와 성능 특성을 정리하고, 한계점을 비판적으로 논의한 뒤, 이를 바탕으로 향후 연구 방향을 제시한다.

I. 서 론

5G를 넘어 6G로 진화함에 따라, 네트워크 아키텍처와 무선 접속 기술의 근본적 전환이 요구된다. 6G는 단순 성능 지표의 개선을 넘어 전파환경 제어와 채널(Channel)/시스템(System) 수준의 재설계를 요구한다. 이를 달성하기 위한 대표 기술로 대규모 다중안테나(Massive Multi-Input Multi-Output, Massive MIMO)와 재구성 가능한 지능형 반사 표면(Reconfigurable Intelligent Surface, RIS)이 주목된다. Massive MIMO는 스펙트럼/에너지 효율 향상 및 높은 범 이득과 간섭 억제 효과를 제공한다. 하지만, 다수의 능동 안테나와 무선 주파수(Radio Frequency, RF) 체인 운용이 요구됨에 따라 전력/열/계산복잡도 등 공학적 과제가 수반된다 [1]. 반면 RIS는 저전력/저비용 수동 소자 기반 표면으로 링크 품질 개선, 커버리지(Coverage) 확장, 상호운용성 향상을 제공한다. 그러나 수동 이득의 한계와 재방사 손실, 소자 간 상호 결합과 위상 양자화/잡음, 환경 의존적 성능 등 현실적 제약이 존재한다 [2]. 따라서 Massive MIMO의 능동 범 포밍과 RIS의 전파환경제어를 상호보완적으로 결합하는 통합 설계에 대한 접근이 요구된다.

Massive MIMO와 RIS 기반 통신의 성능을 실현화 하려면 정확한 채널 상태 정보(Channel State Information, CSI)의 추정이 선행되어야 한다. 그러나 채널의 연쇄(cascaded) 구조와 다수의 안테나/소자 수로 인해 추정 대상의 차원이 상승하고, 파일럿 오버헤드(Pilot Overhead)와 연산 복잡도가 급증한다. 본 논문은 이러한 제약을 완화하기 위한 채널 추정 기법의 최근 동향을 정리한다.

II. 본론

본 세션에서 Massive MIMO와 RIS 기반 무선 통신용 채널 추정 기법의 최근 동향을 정리한다. 구체적으로, (i) 파일럿 기반 추정, (ii) 압축 센싱(Compressed Sensing, CS) 기반 추정, (iii) 인공지능 기반 추정, 그리고 (iv) 텐서(Tensor) 분해 및 저랭크(Low-Rank) 행렬 기반 추정의 네 축을 비교하고, 시스템 규모/채널 조건별 적용 범위와 한계를 논의한다. 마지막으로 다중 사용자/광대역/근거리(near-field) 등 최신 시나리오에서의 오버헤드 정확도-복잡도 절충 설계 원칙을 제시한다.

A. 파일럿 기반 채널 추정 기법

1) Least Square (LS) 기반 채널 추정: 파일럿과 관측치 사이의 선형관계를 직접 역산하여 채널을 추정하는 방법으로 사전 통계 정보는 필요하지 않다. Massive MIMO 시스템에서는 구조가 단순하고 병렬화가 용이해 Massive MIMO에서 초기 추정치로 유용하지만, 안테나 수 M 과 사용자 수 K 가 커질수록 잡음 증폭과 파일럿 길이 증가로 인한 오버헤드가 증가하므로 섹터/사용자 그룹별 파일럿 재사용과 시간 분할 이중화(Time Division Duplex, TDD) 상/하향 상호성 활용으로 오버헤드를 줄이는 운용이 필요하다 [3]; RIS 환경에서는 반사 패턴(Pattern)의 순차 활성(예

on/off 방법)과 결합해 구현 난이도가 낮다는 장점이 있으나, RIS 소자 수 R 에 비례해 필요한 패턴 수/파일럿 길이가 늘어 연쇄 채널 차원 증가 시 추정오차가 증가한다. 따라서 소자 그룹화, 부분 활성, 패턴 최적화를 통해 패턴 수를 압축하는 전략이 요구된다 [4].

2) Minimum Mean Square Error (MMSE) 기반 채널 추정: 채널/잡음의 통계(공분산)를 활용해 평균제곱오차를 최소화하는 방식으로, Massive MIMO에서는 LS 기반 채널 추정 대비 간섭/파일럿 오염 환경에서 강건하지만 공분산 추정/저장과 역행렬 연산으로 인한 복잡도가 $O(M^3)$ 까지 상승하므로 공분산 행렬의 크로네커(Kronecker) 분리, 블록(Block) 대각 근사, 저랭크 근사로 연산을 줄이는 설계가 요구된다 [5]; RIS 환경에서는 연쇄 채널이 갖는 각도/거리/패턴 기반의 구조적 상관을 공분산에 반영해 오버헤드 대비 정확도를 높일 수 있으나, $M \times R \times K$ 차원의 공분산으로 인해 차원 폭증 문제가 발생하므로 패턴-도메인(Domain) 분리, 근거리 링(Ring)-도메인 표본화(Sampling) 등을 통해 차원을 축소한 후 MMSE를 적용하는 절충이 요구된다 [6].

3) Linear MMSE (LMMSE) 기반 채널 추정: MMSE의 통계 정보(공분산)를 활용하되 선형 근사로 연산을 줄이는 방식으로, 대규모 배열에서 성능-복잡도 절충에 적합하다. Massive MIMO에서는 공분산을 크로네커 분리하거나 대각/순환 구조 가정을 적용해 역행렬 연산을 고속 푸리에 연산(Fast Fourier Transform, FFT)로 대체하고, 슬라이딩 윈도우(Sliding Window) 기반 공분산 업데이트로 시간 변화를 추적한다 [7]. RIS 환경에서는 연쇄 채널의 차원 폭증을 고려해 패턴 축 분리와 타일(Tile)/클러스터(Cluster) 단위 LMMSE로 계산량을 제어하고, 소자 그룹화/부분 활성과 저분해능 패턴을 병행해 파일럿 길이를 단축한다 [8].

결과적으로 LMMSE 기반의 채널 추정은 LS 기반 채널 추정 대비 잡음/간섭에 강건하면서 MMSE 대비 복잡도를 크게 낮추며, 분리/저랭크/블록화 같은 구조적 근사와 결합할 때 Massive MIMO 및 RIS에서 실용적인 추정 성능을 제공한다.

B. 압축 센싱 기반 채널 추정: 채널의 각도/경로 도메인 회소성을 활용해 필요한 측정(파일럿) 수를 줄이는 접근으로, Massive MIMO/RIS의 고차원 연쇄 채널을 적은 오버헤드로 복원한다 [9, 10]; 일반적으로 직교 정합 추적(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)/동시 직교 정합 추정(Simultaneous Orthogonal Matching Pursuit, SOMP)/기저 탐색(Basis Pursuit, BP)/근사 메시지 전달(Approximate Message Passing, AMP)류 복원기를 사용하며, RIS에서는 반사 패턴을 무작위/직교/이산 푸리에 변환(Discrete Fourier Transform, DFT) 기반으로 설계해 측정 행렬의 상호상관을 낮추고 조건 수를 개선한다. 초고주파수나 좁은 각도 확산 환경에서 효과가 크지만, 산란이 풍부해 회소성이 약할 때 MSE가 악화될 수 있으므로 그리드 불일치(off-grid) 보정, 혼합 정규화, 사전 통계 결합(공분산 기반

가중치) 등으로 민감도를 완화한다. 스케일(Scale) 측면에서는 소자 그룹화/부분 활성으로 측정 차원을 축소하고, 블록 회소성(사용자/반송파(Subcarrier) 공동지지)과 구조적 사전 행렬(근거리 링-도메인, 스퀀트(Squint) 보정)을 이용해 대규모 배열/광대역에서도 연산을 억제한다.

C. 인공지능 기반 채널 추정: 데이터로부터 공간/주파수/시간 상관을 학습해 적은 오버헤드 입력으로 고차원 채널을 복원하는 방식으로, 합성곱 신경망 (Convolutional Neural Network, CNN)/순환 신경망 (Recurrent Neural Network, RNN)/트랜스포머(Transformer) 및 확산모델 등을 사용하며 전통 기법의 초기화/정규화/하이퍼-파라미터(Hyper-Parameter) 선택을 자동화한다. Massive MIMO에서는 사용자/반송파 간 공유 구조를 활용한다. 중 업무 처리/메타 터닝(Few Shot Task)이 유효하고 [11], RIS에서는 패턴-채널의 비선형 대응(Mapping)과 하드웨어 불완전성(위상 양자화/상호 결합)을 암묵적으로 흡수해 추정 강건성을 높인다 [12]. 다만 일반화와 데이터 의존성이 한계이므로 물리 지식 주입, 소량 라벨(Label)/자기 지도 학습, 경량화(프루닝(Pruning)/지연 양자화), 표본(Sample) 효율적 파일럿 설계를 결합해 실시간성/복잡도를 만족시킨다. 또한 융합 접근법(예시 LS/MMSE + 딥러닝(Deep Learning, DL))으로 초깃값 안정성과 수렴성을 확보하고, 분산/연합학습으로 다중 셀(Cell)/벤더(Vendor) 환경에서 프라이버시와 호환성을 확보한다.

D. 텐서 분해 및 저랭크 행렬 기반 채널 추정: 채널의 다차원 구조(안테나 수 × 반송파 수 × 시간 블록 수 × RIS 패턴)를 Canonical Polyadic(CP)/PARAFAC(PARAllel FACTors)/터커(Tucker) 분해나 행렬 완성(핵 노름(Nuclear norm) 최소화)으로 모델링(Modeling)해 차원을 축소하고 파일럿 수를 절감한다; Massive MIMO에서는 크로네커/토플리츠(Toeplitz)/한켈(Hankel) 행렬 구조를 이용해 공분산을 저랭크로 근사하고 [13], RIS에서는 패턴 축을 포함한 3-4차 텐서 모델(Model)을 사용해 연쇄 채널을 분리 복원한다 [14]. 장점은 고차원에서의 스케일링과 잡음 평균화 효율이 높다는 점이며, 랭크 선택/정규화/수렴 보장이 핵심 이슈이므로 랭크 추정(정보준칙/스펙트럼 갭(Spectral Gap)), 혼합 정규화(회소성(Sparse)-저랭크), 블록 좌표 강하/교대 최소 제곱(Alternating Least Squares, ALS) 가속, 소자 그룹화와 결합한 블록-텐서 분해로 실용 복잡도를 맞춘다. 근거리/광대역에서는 스퀀트와 편향을 줄이기 위해 주파수별 공통/특이 성분을 분리하는 공통-개별 텐서 모델이나 링-도메인 사전 변환을 적용한다.

종합하면, 다중 사용자/광대역/근거리와 같은 최신 시나리오에서는 (1) 파일럿/패턴의 계층적 설계와 소자/사용자 그룹화로 측정 차원을 압축하고, (2) 공분산의 분리/저랭크/회소성(또는 텐서 구조)을 결합한 하이브리드 추정으로 정확도를 확보하며, (3) 시간 변화율에 맞춘 적응적 업데이트와 경량 인공지능 보조로 연산 예산 내에서 오버헤드-정확도-복잡도의 균형을 맞추는 것이 핵심 설계 원칙이다.

III. 결론

본 논문은 Massive MIMO/RIS 기반 무선에서 채널 추정의 최신 흐름을 파일럿(LS/MMSE/LMMSE), 압축 션싱, 인공지능, 텐서/저랭크의 네 축으로 간결히 정리하고, 연쇄 구조와 대규모 소자 수로 인한 차원 폭증/파일럿 오버헤드/복잡도 문제를 중심으로 비교/분석하였다. 핵심은 대규모화에 대응해 계층적 파일럿/패턴 설계와 소자/사용자 그룹화, 공분산 분리/저랭크/회소성/텐서 구조를 결합한 하이브리드 추정, 시간 적응 업데이트와 경량 인공지능 보조를 통해 오버헤드-정확도-복잡도의 균형을 맞추는 것이다. 향후 연구는 다중 사용자/광대역/근거리 시나리오에서의 공통 설계 원칙을 정교화하고, 파일럿/패턴-추정기 공동 최적화와 실험적 검증을 통해 실용성을 입증하는 방향으로 나아가야 한다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신 기획평가원-지역지능화혁신인재양성사업의 지원을 받아 수행된 연구임 (IITP-2025-RS-2020-II201612).

참 고 문 현

- [1] E. G. Larsson et al., "Massive MIMO for next generation wireless systems," in IEEE Communications Magazine, vol. 52, no. 2, pp. 186-195, February 2014, doi: 10.1109/MCOM.2014.6736761.
- [2] E. Basar et. al., "Wireless Communications Through Reconfigurable Intelligent Surfaces," in IEEE Access, vol. 7, pp. 116753-116773, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2935192..
- [3] A. Khansefid and H. Minn, "On Channel Estimation for Massive MIMO With Pilot Contamination," in IEEE Communications Letters, vol. 19, no. 9, pp. 1660-1663, Sept. 2015, doi: 10.1109/LCOMM.2015.2452912.
- [4] Ö. T. Demir et al., "Exploiting Array Geometry for Reduced-Subspace Channel Estimation in RIS-Aided Communications," in 2022 IEEE 12th Sensor Array and Multichannel Signal Processing Workshop (SAM), Trondheim, Norway, 2022, pp. 455-459, doi: 10.1109/SAM53842.2022.9827790.
- [5] Jorge F. Arellano et al., "On the Performance of MMSE Channel Estimation in Massive MIMO Systems over Spatially Correlated Rician Fading Channels," in Wireless Communications and Mobile Computing, vol. 5445725, pp.1-12, 2024, doi.org/10.1155/2024/5445725.
- [6] W. -X. Long et al., "MMSE Design of RIS-Aided Communications With Spatially-Correlated Channels and Electromagnetic Interference," in IEEE Transactions on Wireless Communications, vol. 23, no. 11, pp. 16992-17006, Nov. 2024, doi: 10.1109/TWC.2024.3449074.
- [7] X. Pu et al., "Low-complex channel estimation in extra-large scale MIMO with the spherical wave properties," in Physical Communication, vol. 61, pp. 1-7, 2023, doi.org/10.1016/j.phycom.2023.102208.
- [8] Q. Li, M. El-Hajjar, et al, "Low-Complexity Channel Estimation for RIS-Assisted Multi-User Wireless Communications," in 2025 IEEE International Conference on Communications (ICC), Montreal, QC, Canada, 2025, pp. 6179-6184, doi: 10.1109/ICC52391.2025.11160898.
- [9] A. Pramanik et al., "Compressed sensing channel estimation in massive MIMO," in IET Communications, vol. 13, pp. 3145-3152, 2019, doi.org/10.1049/iet-com.2019.0126
- [10] N. Nouri et al., "Compressed channel estimation for RIS-assisted wireless systems: An efficient sparse recovery algorithm," in Physical Communication, vol. 60, pp. 1-12, 2023, /doi.org/10.1016/j.phycom.2023.102153
- [11] P. Dong et al., "Deep CNN-Based Channel Estimation for mmWave Massive MIMO Systems," in IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, vol. 13, no. 5, pp. 989-1000, Sept. 2019, doi: 10.1109/JSTSP.2019.2925975.
- [12] B. A. Tesfaw et al., "Deep learning-based channel estimation for RIS-assisted UAV-enabled wireless communications system," in 2023 International Conference on Innovation, Communication and Engineering (ICICE), Bangkok, Thailand issue 45, pp. 120-121, 2024, 10.1049/icp.2024.0298
- [13] L. Chen et al., "Structured Tensor Decomposition for FDD Massive MIMO Downlink Channel Reconstruction," in IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 73, pp. 887-902, 2025, doi: 10.1109/TSP.2025.3529657.
- [14] S. Ghorekhloo et al., "Tensor-Based Channel Estimation and Reflection Design for RIS-Aided Millimeter-Wave MIMO Communication Systems," 2021 55th Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers, Pacific Grove, CA, USA, 2021, pp. 1683-1689, doi: 10.1109/IEEECONF53345.2021.9723362.