

미래 네트워크를 위한 머신러닝 기반 핸드오버 최적화 기술 동향 조사

허동현, 이동현, 송치현, 오준석, 원동욱, 홍성훈, 서정택*, 박수현**, 조성래

중앙대학교

{dhur, dhlee, chsong, jsch, dwwon, shhong}@uclab.re.kr, seojt@gachon.ac.kr,
soohyun.park@sookmyung.ac.kr, srcho@cau.ac.kr

Survey of Machine Learning based Handover Optimization Technology Trends for Future Networks

Donghyeon Hur, Donghyun Lee, Chihyun Song, Junsuk Oh, Dongwook Won, Seonghun

Hong, Jungtaek Seo*, Soohyun Park**, and Sungrae Cho

Department of Computer Science and Engineering, Chung-Ang University

*Department of Computer Engineering, Gachon University

**Department of Data Science Engineering, Sookmyung Women's University

요약

핸드오버 최적화 기술은 미래 네트워크에서 필수적이다. 이는 서비스 지역 내에서 하나의 기지국(BS)에서 다른 기지국으로 이동하는 동안 사용자 장비(UE)에 대한 원활한 연결을 보장한다. 핸드오버 최적화는 미래 네트워크에서 지능적이고 자동적인 핸드오버 기술의 채택을 의미한다. 미래 네트워크가 요구하는 목표와 요구사항으로 인해 시스템에서 핸드오버 최적화가 더욱 중요해지고 있다. 미래 네트워크의 요구 사항에는 글로벌 연결성, 초저지연, 빅데이터 분석, 극한의 데이터 전송 속도, 좁은 지역 내 대량의 장치, 그리고 밀리미터파(mmWave)와 같은 미래 네트워크를 지원하는 신기술이 포함된다. 테라헤르츠(THz) 통신 및 초고밀도 네트워크(UDN). 이러한 모든 요인은 새로운 핸드오버 최적화 문제를 일으키며 핸드오버 최적화 기술을 위한 새로운 솔루션이 필요하다. 본 논문에서는 미래 네트워크의 핸드오버 최적화 과제와 솔루션을 포괄적으로 제공한다. 향후 연구 방향을 포함하여 미래 네트워크의 핸드오버 최적화 문제를 조사한다. 그런 다음 이 논문에서는 미래 네트워크에서 핸드오버 최적화 관리를 위한 가장 눈에 띄는 최신 기술과 기술 솔루션에 대해 논의한다. 마지막으로 미래 네트워크에서 핸드오버 최적화를 위한 잠재적인 기술을 강조한다.

I. 서론

모바일 및 셀룰러 시스템에서의 1세대 및 2세대 네트워크는 음성 서비스를 제공하는 반면, 3, 4세대 네트워크는 소비자에게 광대역 인터넷을 제공한다. 최신 5세대 기술은 소비자에게 더 뛰어난 최대 데이터 속도, 극도로 낮은 대기 시간, 향상된 신뢰성, 막대한 네트워크 용량, 향상된 가용성 및 향상된 사용자 경험 일관성을 제공할 것이다[1],[2]. 또한 미래 네트워크에서는 시골, 외딴 지역, 재해가 발생하기 쉬운 지역과 같이 접근할 수 없었던 더 많은 사용자에게 적용 범위를 확장할 예정이다. 그중 이동성이 있는 모바일리티 관리는 무선 네트워크와 모바일 서비스에 대한 원활한 접근 제공한다는 점에서 미래 네트워크의 핵심 기능으로 손꼽힌다. 이는 언제 어디서나 사용자의 연결을 보장한다. 위치 및 핸드오버 관리는 모바일리티 관리의 두 가지 주요 기능이다. 그중 핸드오버 관리는 사용자 장비(UE)가 하나의 액세스 포인트에서 다른 액세스 포인트로 이동할 때 연결을 유지해주는 프로세스이다. 향상된 서비스의 서비스를 제공하는 기지국이 선택되도록 UE와 이동성 관계를 변경하는 과정은 핸드오버라고 한다. 평균 수신 신호 강도(RSS) 척도는 최적의 제공 기지국을 선택하기 위해 일반적으로 쓰이는 기준이다. 즉, 다른 기지국이 제공 기지국 보다 더 큰 RSS를 전달하면 UE는 기지국 소속을 변경하게 되는데, 이는 사용자가 제공 기지국을 떠나 다른 기지국으로 이동할 때 발생한다. 미래 네트워크의 핸드오버 관리는 개선이 필요한 네트워크 중요한 부분이다[3]. 밀리미터파(mmWave), 테라 헤르츠(THz)와 같은 신기술

을 활용하고 작은 면적에 다수의 소형셀을 사용하면 핸드오버 과정이 복잡해지기 때문에 미래 네트워크 기술에 적용할 수 없다. 이와 관련하여 개발자와 연구자들은 미래 네트워크에서 핸드오버 관리 문제를 조사하기 시작했으며 미래 네트워크에서 핸드오버 문제를 해결하는 데 도움이 될 수 있는 솔루션을 연구해왔다. 그러나 블록체인, Cell-Free massive Multiple-Input-Multiple-Output (CF-mMIMO)와 같은 혁신적인 기술과 기술을 고려한 미래 네트워크에서 핸드오버 과제와 가능한 솔루션에 대한 연구는 여전히 부족하다[4]. 본 논문에서는 미래 네트워크에서 구현될 핸드오버 최적화를 위한 머신러닝 기반 핸드오버 최적화 기술들을 조사한다.

II. 본론

기계학습은 명시적으로 프로그래밍하지 않고도 컴퓨터가 스스로 학습하고, 패턴을 찾고, 과거 데이터에서 모델을 생성할 수 있게 해주는 강력한 AI 기술에서 나온 계산 방법의 모음이다[5]. 머신러닝은 입력에 따라 관심 결과에 영향을 미칠 수 있는 데이터 수집 특성을 찾은 다음 이러한 학습된 기능을 활용하여 새로운 상황에서 결과를 예측하는 것을 목표로 한다[6].

지연, 계산 오버헤드 및 빈번한 핸드오버를 최소화 함으로써 머신러닝 기술은 핸드오버 최적화 및 기지국 선택에 크게 기여할 수 있다. 이러한

기술은 목표 기지국을 예측하고 핸드오버 이전에 목표 기지국에서 충분한 리소스에 액세스하여 원활한 핸드오버를 보장하는데 도움이 된다[7].

5G 무선 네트워크에서 핸드오버의 최적 타이밍과 위치를 학습하기 위한 머신러닝 방법과 예측된 무선에 따라 핸드오버를 트리거 하기 위해 학습된 모델을 활용하는 방법을 [8]에서 탐색하였다. 또한, 전체 시스템 중단을 최소화하는 효율성을 평가하기 위해 전체 솔루션을 분석하고 최신 이동성 방법과 비교했다.

머신러닝 중 딥러닝은 사용자 이동성 패턴을 예측하고 그에 따라 네트워크 리소스를 조정할 수 있는 지능형 알고리즘의 개발을 지원한다. [9]는 모바일 네트워크에서 하이브리드 사용자 이동성 예측 방법을 제안했다. 먼저 통계 모델과 딥러닝알고리즘을 갖춘 이동성 모델을 사용하여 사용자 이동성 패턴을 추출했다. 사용자의 미래 궤적은 Vector Autoregression 모델과 Gated Recurrent Unit를 사용하여 예측되었다. 불필요한 핸드오버 시그널링 메시지 수를 완화하고 도출된 예측 결과를 사용하여 핸드오버 절차를 최적화했다.

마지막으로 [10]에서는 LTE용 Q-Learning 기반 기술을 소개했다. 이 방법은 핸드오버 제어 매개 변수의 다양한 값을 테스트하여 최상의 성능에 따라 핸드오버 Margin과 Time-to-Trigge 값을 선택한다. 제안된 방법은 다양한 시나리오 속도에서 성능을 평가하기 위해 문헌의 다른 핸드오버 최적화 알고리즘과 비교되었다. 결과에 따르면 이 방법은 여러 핸드오버 핵심 성과 지표(KPI)에 대한 핸드오버 최적화를 효과적으로 향상시켰다. 또한 이 기술은 핸드오버 수를 줄이고 시스템 처리량을 높이며 대기 시간을 줄였다.

III. 결론

본 논문에서는 미래 네트워크의 늘어난 기술적 요구사항을 충족하기 위해 기존 핸드오버의 최적화를 머신러닝을 사용하여 최적화하는 머신러닝 기반 핸드오버 최적화 기술에 대하여 기술하였다. 향후 연구로는 핸드오버 최적화 기술의 고도화에 대해 다루는 연구가 진행되어야하고, 늘어나는 이동성 단말기의 요구를 수용할수있도록 머신러닝 기반 핸드오버 기술을 최적화하되, 보안 기술도 중요하게 여기는 연구가 추후 필요하다.

ACKNOWLEDGMENT

“본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 대학ICT연구센터사업의 연구결과와 2024년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행되었음”(IITP-2024-RS-2022-00156353, No. 2021-0-00493, 5G Massive 차세대 사이버공격 기반기술 개발)

참 고 문 헌

[1] M. Z. Chowdhury, M. Shahjalal, S. Ahmed and Y. M. Jang, “6G wireless communication systems: Applications requirements technologies challenges and research directions”, *IEEE Open J. Commun. Soc.*, vol. 1, pp. 957-975, 2020.

[2] H. Tataria, M. Shafi, A. F. Molisch, M. Dohler, H. Sjöland and F. Tufvesson, “6G wireless systems: Vision requirements challenges insights and opportunities”, *Proc. IEEE*, vol. 109, no. 7, pp. 1166-1199, Jul. 2021.

[3] S. Alraih, R. Nordin, A. Abu-Samah, I. Shayea and N. F.

Abdullah, “A Survey on Handover Optimization in Beyond 5G Mobile Networks: Challenges and Solutions,” in *IEEE Access*, vol. 11, pp. 59317-59345, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3284905.

[4] S. M. A. Zaidi, M. Manalastas, H. Farooq and A. Imran, “Mobility management in emerging ultra-dense cellular networks: A survey outlook and future research directions”, *IEEE Access*, vol. 8, pp. 183505-183533, 2020.

[5] M. Frank, D. Drikakis and V. Charissis, “Machine-learning methods for computational science and engineering”, *Computation*, vol. 8, no. 1, pp. 15, Mar. 2020.

[6] P. V. Klaine, M. A. Imran, O. Onireti and R. D. Souza, “A survey of machine learning techniques applied to self-organizing cellular networks”, *IEEE Commun. Surveys Tuts.*, vol. 19, no. 4, pp. 2392-2431, 4th Quart. 2017.

[7] M. S. Mollel, A. I. Abubakar, M. Ozturk, S. F. Kaijage, M. Kisangiri, S. Hussain, et al., “A survey of machine learning applications to handover management in 5G and beyond”, *IEEE Access*, vol. 9, pp. 45770-45802, 2021.

[8] A. Masri, T. Vejjalainen, H. Martikainen, S. Mwanje, J. Ali-Tolppa and M. Kajo, “Machine-learning-based predictive handover”, *Proc. IFIP/IEEE Int. Symp. Integr. Netw. Manage. (IM)*, pp. 648-652, May 2021.

[9] N. Bahra and S. Pierre, “A hybrid user mobility prediction approach for handover management in mobile networks” in *Telecom, Basel, Switzerland:Multidisciplinary Digital Publishing Institute*, vol. 2, no. 2, pp. 199-212, 2021.

[10] A. Abdelmohsen, M. Abdelwahab, M. Adel, M. S. Darweesh and H. Mostafa, “LTE handover parameters optimization using Q-learning technique”, *Proc. IEEE 61st Int. Midwest Symp. Circuits Syst. (MWSCAS)*, pp. 194-197, Aug. 2018.