

기계학습기반 초신뢰·저지연 무선통신기술 연구동향

Research Trends of Ultra-reliable and Low-latency Machine Learning-based Wireless Communication Technology

이현 (H. Lee, hyunlee@etri.re.kr)

초연결기술기획실 책임연구원

권동승 (D.S. Kwon, dskwon@etri.re.kr)

초연결기술기획실 책임연구원/실장

ABSTRACT

This study emphasizes the importance of the newly added Ultra-Reliable and Low-Latency Communications (URLLC) service as an important evolutionary step for 5G mobile communication, and proposes a remedial application. We analyze the requirements for the application of 5G mobile communication technology in high-precision vertical industries and applications, introduce the 5G URLLC design principles and standards of 3GPP, and summarize the current state of applied artificial intelligence technology in wireless communication. Additionally, we summarize the current state of research on ultra-reliable and low-latency machine learning-based wireless communication technology for application in ultra-high-precision vertical industries and applications. Furthermore, we discuss the technological direction of artificial intelligence technology for URLLC wireless communication.

KEYWORDS URLLC, Artificial Intelligence, Machine Learning, 5G

1. 서론

2018년 말부터 상용 서비스를 시작한 5G 이동통신은 기존 세대의 진화 방향인 enhanced Mobile BroadBand(eMBB)의 신규 기능으로 대규모 사물 통신을 위한 massive Machine Type Communication(m-

MTC)과 초저지연 고신뢰 서비스를 위한 Ultra Reliable and Low-Latency Communication(URLLC)을 포함하고 있다. 기존 셀룰러 서비스와 유사하게 eMBB는 멀티미디어 콘텐츠, 서비스와 데이터에 액세스하기 위한 인간중심 사용 사례를 다루며, mMTC는 지연에 민감하지 않은 비교적 적은 양

* DOI: 10.22648/ETRI.2019.J.340310

* 본 연구는 한국전자통신연구원 연구운영비지원사업의 일환으로 수행되었으며[18ZH1100, 초연결 공간의 분산 지능 핵심원천 기술] 해당 과제의 연구결과임.



본 저작물은 공공누리 제4유형

출처표시+상업적이용금지+변경금지 조건에 따라 이용할 수 있습니다.

©2019 한국전자통신연구원

의 데이터를 전송하는 많은 수의 연결된 장치를 수용하기 위한 기술이다. URLLC는 특히 가용성, 지연 시간 및 신뢰성의 측면에서 엄격한 요구 조건을 가진 패킷을 성공적으로 전달하는 무선통신 서비스를 제공하기 위한 기술이다. 특별히 미국의 5G America는 2018년 11월 발간한 '5G URLLC를 이용한 신 서비스와 응용 백서[1]'에서 URLLC의 중요성을 언급하고 있다. 현 4G LTE망은 Multi-Access Edge Computing(MEC)을 이용하여 종단 간 지연을 거의 100ms를 달성할 수 있지만, 많은 미래의 산업 제어, 교통안전, 의학 그리고 인터넷 서비스는 일관성 있게 보장되는 1ms 혹은 그 이하의 지연과 10^{-9} 만큼 낮은 Block Error Rates(BLER)의 매우 엄격한 신뢰성을 갖는 무선 연결성에 의존한다는 것이 일반적인 합의라고 하였다. 구체적인 응용 예는 다음과 같다.

첫 번째로 산업 자동화 영역에서는 생산·설치·유지 비용 감소, 모션 제어에서 일상적인 사용으로 인한 마모 측면에서 더 장기간 신뢰성, 그리고 내재적인 구축 유연성으로 현 유선을 무선으로 변경할 수 있게 하고, 이 응용의 종단 간 지연은 0.5ms 이하이며 10^{-9} BLER을 요구한다고 하였다.

두 번째로 인간이 실제와 가상의 객체를 함께 제어한다는 것은 인간과 시스템 간의 상호작용을 포함하므로 이 상호작용은 음성 혹은 비주얼 피드백의 촉감 제어 신호를 요구한다. 이 촉감 상호작용이라는 것은 수 ms 수준의 실시간 반응을 요구하며, 이 응용의 유즈 케이스는 촉감 인터넷과 극한 실시간 통신이라 하였다.

세 번째로 증강현실, 가상현실, 그리고 혼합현실은 현 URLLC보다 추가로 더 높은 대역폭을 요구한다. 가상현실은 헤드셋에서 저속의 자세 예측이 필요하지만, 증강현실은 사용자가 경험한 시야의 이미지를 요구한다. 이 응용의 유즈 케이스는 데이

터 볼륨에서는 낮은 요구이지만, 굉장히 높은 비즈니스 가치를 갖는 신뢰성, 가용성과 저지연에 매우 높은 요구를 하는 크리티컬 사물인터넷 응용이다. 예를 들면 산업 프로세스의 자동화와 생산, 에너지 분배, 지능 운송 시스템 같은 다양한 분야에서 능동적 프로세스의 실시간 제어와 자동화를 가능하게 할 수 있다.

네 번째로 응급, 재난과 공공안전 응용으로 지진, 쓰나미, 홍수와 허리케인 같은 자연재해 상황에서 강인하고 신뢰하는 통신을 요구한다. 공공안전기관은 고품질 사진을 보내는 능력과 실시간 비디오를 전송할 수 있는 개선되고 안전한 통신을 요구할 수 있다.

다섯 번째로는 긴급 건강 케어 응용으로 원격 진단과 치료를 포함하는 응용으로, 특히 앰블런스, 재난 상황과 원격 지역의 모바일 환경에서 원격 수술 자문과 원격 수술을 생각할 수 있다. 정확한 의사결정을 위해 실시간으로 로봇 팔이 느끼는 것을 외과의사가 느낄 수 있는 원격 수술은 저지연, 고신뢰 그리고 엄격한 정보보호로서 수술을 위한 정확한 제어와 피드백 통신 제공을 요구한다. 따라서 이동통신망은 오디오와 비디오 스트리밍의 적절하고 신뢰하는 전달을 지원해야만 한다. 특히 수술 장치에 위치한 여러 센서에 의해 구동되는 햅틱 피드백은 종단 간 Round Trip Time(RTT)의 가장 엄격한 지연으로 1ms 이하를 요구하고, 신뢰도 측면에서 원격 수술 자문에서 실패가 거의 허용되지 않으며, 원격 수술은 BLER을 10^{-9} 로 가장 안전한 시스템을 요구한다.

마지막으로 지능 운송 응용으로 인간의 간섭이 없는 완전 자율화 주행에서 차량은 도로변 인프라 혹은 다른 차량으로부터 수신한 정보를 이용한다. 이 응용의 유즈 케이스는 자동화된 추월, 협력 충돌 회피와 고밀도 집단 주행으로 더 엄격한 종단

간 지연과 높은 신뢰도를 요구한다.

이 기고에서는 이동통신기술을 고정밀 수직 산업과 응용에 적용하기 위한 요구사항을 분석하고, 3GPP의 5G URLLC 설계 원칙과 표준 현황을 소개하고, 요즘 보편화되고 있는 인공지능 기술을 무선 통신에 적용한 현황을 정리하였다. 마지막으로 초 고정밀 수직 산업과 응용에 적용하기 위해 기계학습기반의 초신뢰·저지연 무선통신기술 연구 현황을 정리하였다.

II. 5G URLLC 기술 현황

이동통신기반으로 더 낮은 지연, 더 좋은 신뢰성, 대규모 연결 밀도와 개선된 에너지 효율을 요구하는 새로운 서비스와 응용은 전례 없는 형태로 발현되고 있다.

3GPP SA1에서는 Rel. 15 TS22.261에 URLLC 서비스 시나리오와 성능요구사항을 정의하였고, Rel. 16에서는 증강현실/가상현실의 사용 사례 개선과 더욱 엄격한 요구사항인 새로운 사용 사례(예, 공장자동화, 물류 산업, 전력분배 등) 지원을 위해 Study Item/Work Item이 진행 중이며, 관련 표준화 일정은 그림 1과 같다. 특히 산업 인터넷, 스

마트 그리드, 원격 수술과 지능 운송 시스템 같은 미션 크리티컬한 응용을 지원하기 위해 설계된 3GPP URLLC은 고신뢰($<10^{-5}$ 패킷 손실율), 저지연($\sim 1\text{ms}$)과 강한 정보보호를 요구한다.

3GPP Rel. 14의 4G LTE에서 지연은 4ms 영역이었으나 Rel. 15의 URLLC에서는 사용자 평면에서 1ms 이하로 줄이는 것을 목표로 한다. RAN WG는 1ms 무선지연(즉, 지연시간은 계층 3과 계층 2 사이에서 측정)과 BLER 10^{-5} 미만으로 소형 데이터 페이로드(예, 32바이트) 서비스 제공을 목표로 한다[2].

또한, URLLC는 종단 간 정보보호와 99.999% 신뢰도를 요구하는 응용을 위해 이상적이며, 패킷 전달에서 in time bound를 결정한다.

신뢰할 수 있는 저지연 서비스는 첫 번째 패킷이 고신뢰로 도착해야만 하는 것을 의미한다. 구체적인 예로 셀 경계에서 상향 링크로 1Mbps를 BLER을 10%가 아닌 0.1%로 전송하기 위해서는 일반적으로 10~2dB의 추가 링크 버짓이 필요하므로 전송 거리를 줄이던가, 송신 전력을 증가시키던가, 데이터 크기를 줄여야 가능하다. 따라서 물리계층에서 URLLC가 저지연과 초신뢰의 두 상충되는 요구사항을 만족하기 때문에 의심의 여지

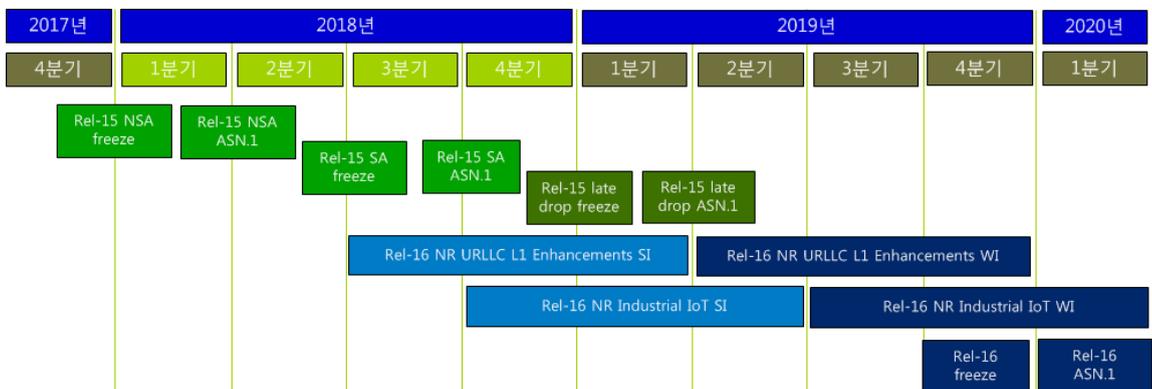


그림 1 3GPP NR URLLC 관련 표준화 일정

없이 가장 도전적이다. 이 저지연과 초신뢰를 달성하기 위한 5G URLLC 물리계층 주요 핵심기술은 다음과 같다.

- 통합된 프레임 구조(예, 자기-포함 슬롯 구조와 저지연, 미니 슬롯 구조)
- 빠른 소요 시간과 유연한 Hybrid Automatic Repeat and request(HARQ) 설계
- 효율적인 제어와 데이터 자원 공유 그리고 다중 링크/다중 반송파 다이버시티 제어/데이터 전송
- 저지연, 다중 액세스 기법과 자동 재전송 없이 승인 없는 상향 링크 전송
- URLLC 지원을 위한 진화된 채널 부호화 기법

그리고 무선 인터페이스 자원의 과도한 사용 없이 엄격한 지연 요구사항을 만족하기 위해서 미션 크리티컬 트래픽을 빠르게 스케줄하는 URLLC를 위한 통합된 무선 인터페이스 프레임워크도 필요하다. 이를 위한 주요 핵심기술은 다음과 같다.

- 실내, 소형 셀, 도심 매크로/마이크로 그리고 고속 열차를 포함 다양한 시나리오에 적용하기 위해 eMBB와 URLLC 확장 가능하고 통합된 설계 프레임워크
- 효율적인 스펙트럼 활용을 위해 eMBB와 URLLC의 능동적 다중화
- 강건한 성능 보증을 위한 선점(Preemption) 표시
- 개선된 HARQ 설계를 위해 Code-Block-Group(CBG) 기반 재전송

또한, 셀룰러 망으로 전송된 정보의 비밀성과 무결성 보호에 추가로 망 액세스를 방해하는 Denial of Service(DoS) 공격이 있어도 서비스 가용성을 보장하는 것도 중요하다.

III. 인공지능기반 무선통신기술 연구 동향

1. 인공지능기반 무선 네트워크 개요

무선통신분야는 과거의 스마트폰-중심 망은 스마트폰, 드론, 연결된 차량, 웨어러블, 센서와 가상현실 장치에 이르는 무선 지원 장치들을 이종 통합하는 Internet of Things(IoT) 생태계로 점차 바뀌는 중대한 변혁을 겪고 있다. 이 전례 없는 전환은 가까운 미래에 무선 트래픽의 기하급수적인 증가를 부추길 뿐만 아니라 기존 멀티미디어 또는 음성 기반 서비스와 근본적으로 다른 새롭고 테스트되지 않은 무선 서비스 유즈 케이스의 출현으로 이어질 것이다.

예를 들어, 지난 10년 동안 무선통신 진화의 주 동인이었던 더 높은 데이터 전송속도의 필요성을 넘어 5G를 시작으로 차세대 무선통신은 풍부하고, 동적인 IoT 환경에 실시간으로 적응할 수 있는 URLLC를 제공할 수 있어야 한다. 즉, 미래의 자율 시스템에 대해 실시간 저지연 제어를 제공할 수 있는 초신뢰 무선 링크를 구축해야 한다. 한편, 미래의 무선통신은 대량의 데이터를 정기적이고 실시간적으로 엄청난 수의 센싱 장치와 웨어러블 장치로부터 수집해야 한다. 그러한 대규모 짧은 패킷 전송은 전통적으로 무선통신이 하향 링크보다 훨씬 덜 혼잡했던 무선 상향 링크에서 중요한 트래픽으로 이어질 것이다.

이 예들은 결국 근본적으로 다른 무선통신 환경을 조성하고, 여기서 새로운 애플리케이션, 다양한 Quality of Service(QoS)와 신뢰 요구사항은 무선통신 모델링, 분석, 설계 및 최적화 방식에 근본적인 변화를 요구한다. 이러한 지속적인 빠른 무선통신 서비스의 진화에 대처해야 하는 필요성은 새로운 5G 무선통신의 맥락에서 최적의 셀룰러 망 구조가 어떤 것이 될 것인지에 대해 많은 연

구를 초래했다. 고밀도 소형 셀 배치, 밀리미터파 통신, 단말 간 직접 통신 등 5G 주요 요소가 파악되었지만, 무선통신 자원과 생성된 데이터를 적극적으로 활용하여 네트워크 운영을 최적화하고 새로운 무선통신과 IoT 서비스의 QoS 요구사항을 실시간으로 보장할 수 있어야 한다. 이러한 모바일 에지와 코어 지능은 무선 인프라와 종단 사용자 기기에 걸쳐 인공지능의 기본 개념이 통합되어야만 실현될 수 있다[3].

인공지능기반 무선통신 네트워크를 만드는 것은 IoT의 진정한 잠재력을 발휘하는 미래 무선 네트워크에 필요한 수많은 인공지능 기능을 제공할 수 있는 적절한 기계학습과 신경망 도구 개발에 달려 있다. 이 도구는 무선통신 환경의 고유한 특성에 맞추어 제작되어야 하며, 이는 로봇 공학이나 컴퓨터 비전에서 인공지능의 기존 애플리케이션과는 매우 다르다. 인공지능은 차세대 무선통신에서 다음 네 가지 역할을 할 것으로 예상된다.

첫째, 인공지능과 기계학습의 가장 자연스러운 적용은 상황인식과 전반적인 망 운영을 향상시키기 위하여 빅데이터 분석을 이용하는 것이다.

둘째, 강력한 예측과 데이터 분석 기능을 넘어 인공지능은 지능적, 데이터-기반 무선통신시스템 최적화의 주요 동인이 될 것이다.

셋째, 시스템 레벨 기능 외에도 인공지능은 무선 통신 물리계층에서 핵심 역할을 수행할 수 있다. 일반적인 통신시스템 내에 송신기와 수신기 양쪽 레벨에서 코딩과 변조와 같은 물리계층 기능을 설계하고 동작하는 방식을 재정의하는 데 신경망과 기계학습 도구를 사용할 수 있다. 최근 연구에서 볼 수 있듯이, 신경망과 기계학습 도구는 일반 무선통신시스템에서 송신기와 수신기 모두에서 물리계층 기능을 설계하고 운영하는 방식을 재정의하는 데 사용할 수 있다. 이런 인공지능기반 접근은

무선채널에서 더 낮은 비트 오류율과 더 강인함을 제공하는 데 있어서 많은 가능성을 가지고 있는 것으로 나타났다.

마지막으로 중요한 것은 최종 사용자와 망 기능 사이의 차이가 거의 없는 가상현실과 같은 사용자 중심 무선통신 서비스의 신속한 개발이 인간 사용자 행동을 추적하고 적용할 수 있는 무선통신의 필요성에 강한 동기를 부여한다는 점이다.

인공지능기반 무선통신시스템 운영은 더는 특권이 아니라 미래 무선통신의 필수품이 될 것이고, 인공지능 주도 무선통신 설계는 상상할 수 없을 정도로 풍부한 새로운 무선통신 기능과 서비스를 향한 길을 닦을 것이다. 문제는 “기계학습 도구가 무선 네트워크에 통합될 것인가”가 아니라 “언제 그러한 통합이 일어날 것인가”인 것이다. 실제로, 인공지능이 지원하는 무선 네트워크의 중요성은 모바일 에지 캐싱, 컨텍스트-인식 네트워킹, 빅데이터 분석, 위치기반 서비스와 모바일 에지 컴퓨팅과 같은 다수의 최신 무선 네트워킹 패러다임에 의해 이미 동기가 부여되었으며, 그것들의 대부분은 기계학습이나 인공지능의 영향을 받은 도구에 의존한다.

2. 인공지능의 무선통신 응용 예

인공지능은 복잡한 비선형 관계 혹은 매우 역동적인 관계인 다양한 시변 입력과 출력 간의 많은 종류의 관계를 포획하는 것이므로 매우 다양한 분야에 잘 적용된다.

우선은 인공지능의 응용으로 콘텐츠 예측, 패턴 인식, 분류, 회귀, 클러스터링, 장애 검출, 금융서비스, 정부, 건강 케어, 운송, 마케팅 및 세일즈와 최근에는 무선통신과 네트워킹 상황에서 큰 관심을 끌고 있다. 특히, 컴퓨팅과 캐싱 기술의 발달로

기지국이 무선통신을 위한 인간 행동을 저장하고 해석하는 것을 가능하게 하고 있다. 무선통신에서 인공지능의 두 가지 주요 응용은 다음과 같다.

첫 번째는 예측, 추론과 빅데이터 해석 목적으로 사용자, 환경과 네트워크 디바이스가 생산한 데이터 집합으로부터 학습하는 무선통신시스템의 능력이다.

두 번째는 인공지능은 네트워크 에지, 기지국, 디바이스에 심어서 자기조직화 망 운영을 가능하게 하는 것으로 에지 지능은 자원관리, 사용자 연계, 데이터 오프로딩을 위한 자기조직 솔루션의 핵심 인에이블러로 동작한다.

인공지능은 예측과 지능·자기 조직 동작을 모두 동시에 적용할 수 있다. 두 기능이 크게 상호 의존하므로 데이터는 의사결정을 돕고 의사결정은 새로운 데이터를 생산한다. 다음은 인공지능을 무선통신에 적용한 다양한 응용 연구이다.

가. UAV 기반 무선통신에 인공지능 적용

하늘에서 땅의 사용자에게 연결성을 제공하는 Unmanned Aerial Vehicle(UAV) 무선통신은 빠른 이동성과 에너지 제약으로 네트워크 모델링, 통신 표준, UAV의 최적 배치, 하늘-땅으로 채널 모델링, 에너지 효율, 경로 계획, 정보보호와 프라이버시 등의 새로운 도전 이슈가 있다. 데이터 수집, 전달, 텔레매틱스 송신을 위한 UAV는 UAV의 비행 경로를 최적화하기 위한 지능적 자기조직 제어 알고리즘의 개발이 필요하다. 그리고 전송 지연을 줄이고 커버리지를 개선하기 위해서 사용자에게 셀룰러와 비면허 대역을 어떻게 공동으로 할당할 것인가도 연구되어야 한다.

UAV 기반 무선통신을 위한 인공지능에서 무선통신의 QoS와 서비스 받는 사용자의 Quality of Experience(QoE) 개선을 위해 UAV 기반 무선통신

의 유즈 케이스는 다음과 같다.

- 인공지능 중심 강화학습을 사용하여 UAV가 그들의 위치, 비행 방향, 자원 할당 결정과 경로 계획을 능동적으로 조절하는 자기조직화와 지능적 방법으로 운행
- UAV가 이동성 패턴과 트래픽 데이터 요구와 같은 사용자 행동을 예측하기 위해 수집된 사용자 데이터를 이용하는 인공지능 알고리즘에 영향을 줌. 사용자는 이 행동 패턴에 기반하여 배터리가 제한되는 UAV는 최적 위치를 결정하고 지상 사용자에게 서비스를 제공하기 위해 최적의 비행 경로를 설계
- UAV를 이용하여 환경 식별, 360° 가상현실 이미지 발생과 콘텐츠 캐싱 같은 더 진화된 UAV 응용을 가능하게 함

나. 무선 가상현실에 인공지능 적용

가상현실은 당사자 시야를 통해 가상 몰입 환경을 체험하고 상호작용하는 것을 가능하게 하는 기술로써 현재는 유선 연결에 의한 가상현실로서 전반적으로 사용자 경험을 감소시키므로 무선 연결이 필요하다. 무선통신으로 가상현실 디바이스를 동작시키기 위한 도전은 추적 정확도, 저지연, 고속 데이터 전송, 그리고 효과적인 이미지 압축이고, 사용자의 위치와 회전(머리 이동 혹은 눈 이동 포함), 상·하향 링크의 비대칭 속도를 함께 고려해야 한다. 무선통신 가상현실을 위한 인공지능의 응용은 다음과 같다.

- 360° 비디오의 경우 인공지능으로 머리 움직임과 눈의 시선 움직임 같은 사용자 움직임을 예측
- 인공지능으로 능동 자원관리 같은 문제를 해소하여 가상현실 망을 능동적으로 제어하고 관리하는 자기 조직화 알고리즘을 개발

인공지능기반의 무선통신 가상현실에서 도전 이슈는 다음과 같다.

첫째, 무선통신 가상현실 망에서 사용자로부터 수집된 데이터는 기지국에는 알려지지 않은 얼마간의 에러를 포함할 수 있다. 이는 인공지능 훈련에 영향을 주어 예측에 영향을 준다.

둘째, 각 360° 가상현실 이미지의 큰 데이터 크기로 기지국은 가상현실 이미지를 처리하기 위해서 많은 계산 자원을 사용해야 한다. 가상현실 이미지 처리와 신경망 훈련을 위한 계산 자원을 어떻게 효과적으로 할당할 것인지 고려해야 한다.

셋째, 인공지능 훈련에 시간을 소비하면서, 가상현실 응용은 초저지연(ultra-low latency)을 요구한다. 오프라인 훈련을 하거나 빠른 수렴을 하는 인공지능이 필요하다.

인공지능을 무선통신 가상현실 응용에 적용을 고려할 경우 인공지능으로 사용자 동작(머리 움직임과 콘텐츠 요구)을 예측하고, 이 예측은 인공지능기반 강화학습을 도와서 사용자에게 계산 자원과 스펙트럼 자원을 할당하여 결국 QoS를 개선할 수 있다.

IV. 기계학습기반 URLLC 연구 현황

1. 중요성 및 동기

지금까지 이동통신기술은 세대를 거듭하면서 주요 혁신을 겪어왔으며, 특히 5G에서는 공중의 드론과 지상의 자동차 등 연결된 이동체, 웨어러블, 센서 그리고 가상현실 장치에까지 무선으로 이용할 수 있는 모든 기기의 이중 혼합으로 통합된 사물인터넷 생태계로 점진적으로 확산되고 있다. 특히, 이동통신기반의 고신뢰·저지연 기술인 URLLC는 그동안 이동통신 진화의 주요 추진력이었던 고속 데이터 전송을 넘어서, 전통적인 멀티미

디어 혹은 음성기반의 스마트폰 중심의 소비자 시장에서 타 수직 산업으로 실제적인 응용을 촉발시키는 첫걸음이라 할 수 있다.

NTT DoCoMo도 URLLC 용도를 고신뢰와 저지연을 동시에 요구하는 자율자동차의 제어와 교통 흐름 제어, 스마트 팩토리 및 물류 센터에서 로봇 제어, 드론의 원격 제어, 재난 지역 혹은 다른 위험한 상황에서 원격 의료 등을 고려하고 있다[4]. 이 전례 없는 이동통신의 전환은 현 best-effort 기반 멀티미디어와 음성 서비스와는 근본적으로 다른 고정밀 통신이 필요한 여러 산업에 적용될 수 있는 혁신적인 무선통신 서비스를 위해 중요한 인에이블러 역할을 기대하고 있음을 의미한다.

IEEE P1918.1 표준에서도 제어, 접촉, 센싱과 구동을 실시간으로 전달하는 무선통신인 Tactile Internet을 개발하고 있다[5]. 이와 연계되어 영국 Kings college London[6]에서는 진정한 인터넷 경험, 신뢰할 수 있는 햅틱 경험을 실현하기 위하여 극도로 신뢰하고 강건하면서 가장 적은 지연을 갖는 네트워킹과 통신 프로토콜, 네트워크와 더불어 인공지능 지능을 이용하여 zero 지연을 실현하는 Internet of Skills에 대한 연구개발을 하고 있다. 인공지능이 내재된 망 에지가 원격지에서 이동을 예측하는 Model-Mediated Teleoperation 시스템을 사용해서 그 제어 신호가 지구 다른 쪽에 도달하기 위한 충분한 시간을 제공할 필요성을 제기하고 연구개발을 진행하고 있다.

또한, Tactile Internet을 연구하는 독일 드레스덴 공과대학[7]은 연결 신뢰성(Connectivity Reliability) 향상이 미래 무선통신 설계에서 가장 도전적인 요구사항이라 생각하고, 1960년부터 시작된 신뢰성 이론을 무선통신에 적합한 메트릭에 대한 연구를 진행하였다. 2008년 ITU-T E.800[8]에

서 신뢰성을 아이템이 주어진 시간 구간 동안 상태 조건하에서 요구되는 기능을 수행할 수 있는 확률로 정의하고, 즉 특정 시간에서 시작된 구간 동안 아이템이 고장나지 않고 동작하는 것을 의미한다. 무선통신에서 신뢰성은 목표 서비스가 요구하는 시간 제약하에 주어진 노드에 성공적으로 전달되는 송신한 네트워크 계층 패킷의 양을 송신한 네트워크 계층 패킷의 전체 수로 나누는 것으로 정의하였다.

University of Oulu에서는 기계학습을 URLLC에 적용한 차세대 URLLC에 대한 연구를 진행 중이다 [9]. 그 연구 방향은 본질적으로 URLLC는 평균 기반의 시스템 설계로부터 벗어나 꼬리, 위험, 규모에 중심을 둔 새로운 혁신적인 설계가 필요하다는 것이다. 여기서 위험은 불확실 상황에서 의사결정을 다루는 것을 의미하고, 규모는 망 설계, 최적화 그리고 확장성에서 경험하지 못한 도전적인 급격한 수의 디바이스, 안테나, 센서, 구동기(Actuator)라는 것이다.

최근 기계학습과 심화학습이 다양한 응용에 적용되고 있지만, 전통적인 기계학습의 전제는 글로벌 데이터에 완전 액세스하고, 대규모의 저장과 계산 능력으로 추론을 위해 이 데이터를 통해 면밀히 조사하는 중앙의 원격 데이터 센터 단 하나의 노드에 기반하는 것이다. 그러나 드론, 증강현실/가상현실, 자율주행차와 같은 지능 디바이스와 고위험 응용에 적용하기 위해서는 지연을 허용하지 않는 실시간이어야 하고, 망 연결이 안 될 경우에도 높은 신뢰성으로 동작하여야 하기 때문에 클라우드 기반의 기계학습으로는 부족하다는 것이다. 그 구체적인 예는 다음과 같다.

- 브레이크를 동작시키는 자율주행차는 안전 동작을 위해 몇 분의 1초도 틀리지 않는 결정을 위해 클라우드 처리로 야기되는 1ms의

지연도 허용하지 않아야 한다.

- 시각-촉각 지각을 즐기는 사용자는 멀미를 피하기 위해 최소의 개별 지각 지연뿐만 아니라 최소의 지연 분산을 요구한다.
- 원격으로 제어되는 드론 혹은 스마트 공장에서 로봇 조립기는 국소의 위험한 환경에서도 빠르게 센싱하고 반응함으로써 망 연결이 일시적으로 가용하지 않을 때도 항상 동작해야 한다.

이 새로운 응용은 클라우드에 기반한 중앙화된 훈련과 추론으로부터 벗어나 에지단에서 기계학습이라는 새로운 시스템 설계를 위해 URLLC 응용에서 요구되는 분산된 저지연 그리고 신뢰할 수 있는 기계학습을 필요로 한다. 이 에지 기계학습이 기존 기계학습과 다른 점은 다음과 같다.

- 훈련 데이터는 많은 수의 에지 디바이스 (eNodeB, mobile device[phone, camera, vehicle, drone])에 비균일하게 분산되어 있다.
- 모든 에지 디바이스는 프라이버시 보호를 위해 데이터의 일부분에 액세스하지만 훈련과 추론은 총체적으로 수행되어야 한다.

그리고 상기의 제약 사항을 극복한 에지단 기계학습의 확보 시 제공하는 장점은 다음과 같다.

연결된 디바이스에서 직접 추론하므로 예측을 위해 디바이스가 발생시킨 데이터를 클라우드에 보내는 지연과 비용을 줄인다. 따라서 매우 낮은 지연으로 추론 결과를 얻는 것은 미션 크리티컬 사물인터넷 응용이 국소 사건에 빠르게 대응하는 데 중요하다.

클라우드기반 기계학습과 달리, 에지 기계학습은 훈련 데이터가 클라우드에 로그되지 않고 모든 디바이스에서 국소에 유지되므로 프라이버시가 보

호된다.

높은 추론 정확도는 풍부한 사용자가 발생한 데이터, 심지어 프라이버시 정보가 포함된 샘플로 훈련되어 달성할 수 있다.

그러나 에지 기계학습은 통신과 온-디바이스 자원 제약(에너지, 메모리, 계산 능력)이 얽힌 시스템 설계를 해야 하는 새로운 연구 분야이다.

- 전통적인 신경망의 크기와 에너지 소모는 디바이스의 메모리 크기와 디바이스의 배터리 레벨을 초과할 수 있으므로 분산 추론을 방해한다.
- 분산 훈련과정에서 무선 링크로 연결된 수많은 디바이스가 포함되고, 열악한 무선 채널 조건으로 야기되는 진부한 정보 교환은 훈련 수렴을 저해한다.
- 에지 기계학습을 가능하게 하기 위해서는 종단 간 지연, 신뢰성, 프라이버시 그리고 디바이스 하드웨어 요구사항 조건에서 훈련, 통신과 제어를 종합적으로 최적화하는 새로운 기본적인 연구 문제들이 있다.

결론적으로 미래에는 지능을 기본적으로 가진 지능 사물(드론, 자동차, 로봇 등)의 제어, 원격 의료를 위한 제어 등을 전 세계 어디에서나 언제든지 실시간으로 정확한 시각에 저지연·고정밀 제어하기 위해서는 기계학습기반의 초신뢰 무선통신이 필요하다.

University of Oulu은 이 기계학습기반 URLLC 연구 방향성으로 그림 2와 같이 무선통신을 위한 기계학습과 기계학습을 위한 무선통신 두 가지를 제안하였다[9].

무선통신을 위한 기계학습은 통신 성능 개선을 위해 에지 기계학습을 이용하는 것으로, 기계학습의 도움으로(데이터 주도로) 무선통신을 설계한다

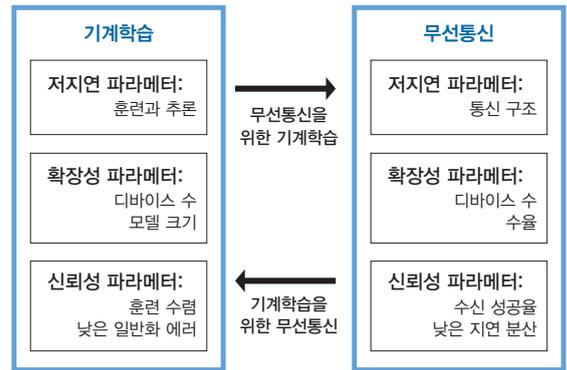


그림 2 기계학습과 URLLC 간 개념도

는 것이다. 에지 기계학습의 지연과 신뢰성은 단지 통신뿐만 아니라 꼬리 분포, 새로운 무선통신과 기계학습의 공동 설계, 불확실성과 위험 평가의 연구에 기반을 둔 새로운 해석적 분석 방법을 요구하는 분산 기계학습 훈련과 추론 프로세스 관점에서 검토되어야 한다. 여기서 신뢰는 성공적인 수신과 저지연 편차의 신뢰를 의미한다.

기계학습을 위한 무선통신은 무선망 에지에서 기계학습을 훈련시키는 것으로 지연과 신뢰를 고려하여 에지 기계학습의 구조와 동작들은 통신 오버헤드와 채널 역동성을 처리함으로써 최적화하는 것이다. 각 에지의 제한된 국소 훈련 데이터 조건에서 모델링되지 않는 현상에 대한 훈련 프로세스와 일반화에서 진부한 디바이스와 같은 몇 가지 문제들에 대처가 필요하다. 에지 기계학습 훈련 구조의 흥미로운 예인 연합 학습(FL: Federated Learning, 모바일 디바이스들이 주기적으로 국소 훈련 동안 그들의 신경망 가중치와 gradients를 교환하는 것), 모델 상태정보 양자화, 모델 상태정보 갱신 주기 조절과 디바이스 스케줄링 정책 최적화로 통신 효율 개선 등 방법들은 아직 초기 단계로서 수많은 기본적 도전을 해소할 필요가 있다.

이의 두 가지 기계학습을 위한 무선통신과 무선

통신을 위한 기계학습의 구체적인 연구방향에 대한 질문은 훈련과 추론하는 동안 에지 기계학습의 이론적·기술적인 에이블러가 종단 간 지연, 신뢰, 확장성에 어떻게 영향을 줄 것인가이다. 무선통신을 위한 기계학습 관점에서 긴박한 URLLC 응용은 에지 기계학습의 사용으로 자율권을 받았지만, 기계학습을 위한 무선통신에서 에지 기계학습은 온디바이스의 제약 조건에서 무선통신 연결성을 통해 향상된다. 이 관점에서 에지 기계학습의 설계는 기계학습을 위한 무선통신뿐만 아니라 종단 간 지연, 신뢰, 확장성을 요구하는 무선통신을 위한 기계학습을 향상시킬 수 있다.

기준 디바이스의 최악의 지연은 훈련·추론·응용 지연이고, 기준 디바이스의 종단 간 신뢰성은 종단 간 지연이 목표 지연 마감시간을 넘지 않을 확률이며, 훈련과 추론의 신뢰성에 의해서 결정된다. 훈련 신뢰성에서는 교환된 모델 상태 정보의 진부가 훈련 수렴을 방해하고, 무한한 훈련 지연을 야기할 수 있으므로 핵심 장애물이다. 추론 신뢰성에서 높은 추론 정확도는 응용 지연을 축소하는 데 필수적이다.

기계학습을 위한 무선통신을 위해 훈련 동안 통신 지연 신뢰성이 높아질수록, 즉 낮은 통신 지연 분산을 가지면, 더 높은 훈련 수렴은 낙오된 훈련 디바이스를 피하는 것을 보장한다. 따라서 더 낮은 지연 분산은 추론 손실을 감소시켜 응용(통신) 지연을 줄이고 종단 간 신뢰성을 증가시킨다.

무선통신을 위한 기계학습을 위해 더 낮은 일반화 에러는 응용 지연의 더 낮은 변동을 초래하여 더 높은 종단 간 신뢰를 얻는다.

2. 현황과 문제점

5G URLLC는 이동통신에서 신뢰성과 지연을 보

장하자는 것이다. 최근 현장시험 보고(NTT DoCoMo, 2018)에 따르면 최대 200바이트의 패킷이 1km 내에서 이동하는 하나의 디바이스에 제공되었다. 즉, 1ms 지연과 99.999%의 복호 성공률이라는 현 5G URLLC 요구사항을 현장시험으로 보여주었다[4].

그러나 더 나아가서 다른 여러 산업에 적용하기 위해 슬라이싱 기술 기반으로 URLLC와 eMBB의 동시 전송, URLLC와 mMTC의 동시 전송, URLLC와 eMBB 그리고 mMTC의 동시 전송을 고려하고 있다. 그러나 이 슬라이싱 기술만으로 단일 디바이스가 여러 서비스를 동시에 요구하는 경우에서 다가올 다음과 같은 고위험의 새로운 URLLC 응용에는 부적합할 수 있다.

- 다중 플레이어 모바일 증강현실/가상현실 게임에서 360° 비디오 프레임의 렌더링을 위해 낮은 Motion-to-Photon Latency(MTP)와 eMBB를 달성
- 자율 자동차는 고해상도의 실시간 지도를 저지연 공유에 의존하므로 ultra-high speed low-latency communications(uHSLC)을 요구
- 미션 크리티컬 공장 자동화 응용은 분류 업무를 넘어서 센싱, 추리, 통찰력 기반의 방식(햅틱)을 요구하므로 eMBB와 URLLC을 동시에 필요

따라서 무선통신을 넘어 자동화되거나 원격 제어되는 이동체 드론 및 공장은 새로운 혁신적인 URLLC 제어를 요구한다. 이 제어 시스템의 제어 피드백 루프의 신뢰성은 바로 직접적으로 시스템 성능에 영향을 주는데 잃어버리거나 오래된 정보와 명령은 바람직하지 않으며, 시스템 동작의 혼란을 초래하는데 제어기와 디바이스 간의 무선통신 링크가 중심역할을 한다. 이 관점에서 URLLC와

제어에 대한 연구는 조화, 강건성, 센싱을 중심으로 최근에 떠오르고 있다.

기계학습의 고전적 개념은 주로 오프라인과 중앙화 기계학습에 초점을 두는 것으로 모든 데이터 집합은 사전에 주어지고 훈련 프로세스에 사용된다. 중앙제어기는 훈련 손실이 수렴할 때까지 훈련하는데, 이 훈련 프로세스는 추론과 분리되므로 훈련 비용과 지연은 보통 무시된다. 중앙화 기계학습을 사용하여 훈련된 모델은 초기에 고정된 훈련 데이터 집합으로 바이어스되므로 사용자가 발생하고 시변 특징의 데이터를 포획하는 것에 실패해서 신뢰성이 낮은 추론 결과를 초래한다. 더군다나 사용자가 발생한 데이터 집합은 프라이버시에 민감하므로 소유자가 중앙 제어기가 데이터에 직접 액세스하는 것을 허락하지 않을 수 있다.

반면에 온라인과 에지 기계학습은 이러한 문제들을 다룰 수 있다. 온라인 분산 훈련은 데이터 집합이 아니라 모델 파라미터를 교환함으로써 프라이버시를 보호할 수 있으므로 엄청난 크기의 사용자 발생 데이터 샘플을 실시간으로 반영할 수 있다. 이를 통해 훈련된 모델은 저지연 추론이 가능하도록 국소 모바일 디바이스에서 즉각 얻을 수 있다. 그러나 기계학습에 대한 풍부한 문헌에도 불구하고, 무선에서 많은 모바일 디바이스를 가진 에지 기계학습은 초기단계의 연구 분야이다. 즉, 처음 보는 샘플에서도 높은 정확도를 달성하기 위해 기계학습을 어떻게 훈련시킬 것인가가 완전히 명확하지 않다.

에지 기계학습에서 풀어야 할 이슈는 온 디바이스 제약과 통신 자체의 장애물이다. 온 디바이스 제약으로는 에너지 한계, 메모리 한계, 프라이버시 보장이다.

- 에너지: 용량이 제한적인 모바일 디바이스는 통신 처리와 더불어 훈련과 추론 동작을 위

한 계산처리를 위해 제한된 에너지를 효율적으로 사용해야 한다.

- 메모리: 추론을 위한 최적의 신경망 모델 크기는 디바이스 메모리 크기에 의해 결정되므로, 모델 상태 정보 교환으로 야기되는 통신 오버헤드에 의해 주로 결정되는 훈련 동작을 위한 최적의 모델 크기와 충돌되므로 훈련과 추론 동작은 다양한 형태의 디바이스 메모리와 통신 링크의 제약하에 동시에 최적화될 필요가 있다.
- 프라이버시: 데이터 샘플 대신에 모델 상태 정보 교환은 프라이버시를 보장하지만, 도청자의 역 추적에는 여전히 취약하다.

통신 장애물은 무선통신 용량의 변동성과 상·하향 링크의 비대칭성이다. 중앙화 ML에서는 통신 링크가 암시적으로 유선을 가정한다. 그러나 에지 ML에서 통신 링크는 대부분이 용량이 제한된 무선 채널로, 무선 채널 용량은 간헐적인 채널 조건과 망 부하로 매우 자주 변한다. 따라서 모델 상태 정보는 적절히 압축되고, 누구와 얼마나 자주 모델 상태 정보를 교환할지가 최적화되어야 한다. 연합훈련 모드 적용 시 디바이스의 전력 제한으로 상향 링크의 통신 용량이 하향 링크보다 적는데, 이 사항이 Model State Information(MSI) 교환 방법에는 고려되지 않는다.

여기서 연합훈련이라는 것은 중앙에 데이터를 저장할 필요 없이 이 풍부한 데이터로부터 훈련된 공유 모델의 이득을 총체적으로 수확하게 하는 학습 기술이다. 이 학습은 중앙 서버에 의해서 조정되는 참여 디바이스(클라이언트)의 느슨한 연합에 의해 해결된다. 즉 각 클라이언트는 서버에 업로드되지 않은 국소 훈련 데이터 집합을 가지고, 대신에 각 클라이언트는 서버가 유지하는 현 글로벌 모델에

갱신을 계산하고, 이 갱신을 통신한다. 이는 소비자 데이터의 프라이버시에 관하여 '2012 white house report'에 의해 제안된 focused collection 혹은 data minimization의 원칙에 직접 응용이다. 이 갱신은 현 모델을 갱신하는 것에 특정되므로 일단 적용된다면 그들을 저장할 이유는 없다. 이 접근의 주요 장점은 모델 훈련을 원시 훈련 데이터에 직접 액세스할 필요로부터 분리하는 것이다. 그러나 훈련을 조절하는 서버의 신뢰는 여전히 필요하다[9,10].

기계학습을 통신에 적용 시 신뢰성 보장에 대해 소개한다. 전통적인 기계학습은 평균 손실과 평균 훈련 지연을 최소화하는 것에 큰 중점을 두기 때문에 이 접근은 계산의 신뢰 구간을 생략해서 URLLC 응용을 지원하기에 부족하므로 대신에 목표 신뢰성을 보장하기 위한 손실과 지연을 평가하는 것이 필수적이다. 따라서 우선 추론 신뢰성과 훈련 지연 간의 연결에 중점을 두고, 이어서 주어진 중단 응용을 위한 훈련 처리 동안 통신 지연과 신뢰성 간의 관계에 중점을 두어야 한다. 훈련 지연은 목표 추론 신뢰성을 가진 목표 추론 정확도를 달성할 때까지 샘플 복잡도라 불리는 요구되는 훈련 데이터 샘플 수에 의해 주로 결정된다. 그러나 불운하게도 전통적인 기계학습은 목표 추론 신뢰성이 아닌 목표 추론 정확도를 출력한다.

기계학습을 통신에 적용 시 지연 감소와 확장성 증가에 대해 소개한다. 데이터 주도의 기계학습 접근의 성능은 얼마나 많은 데이터 샘플을 사용하는가에 달려 있다. 따라서 데이터 샘플이 디바이스에 의해 발생하는 에지 기계학습에서 문제는 많은 디바이스가 어떻게 연합하는가로 압축할 수 있다. 연합하는 동안에 프라이버시 보호 메커니즘을 제공하는 것이 연합 영역을 증가시키는 핵심이다.

University of Oulu[11]은 통신과 온 디바이스 제약 조건에서 저지연 분산 훈련과 신뢰할 수 있고 정확

한 분산 추론을 가능하게 하는 기술적 솔루션을 다음과 같이 제안하였다. 우선은 기계학습 신뢰성 개선을 위해서 일반화 에러는 Energy Landscape(EL)에서 평평한 최솟값을 찾기 위한 신경망 훈련 알고리즘을 설계하면 감소할 수 있다고 하였다. 그리고 분산 훈련 동안 통신 지연을 감소하기 위해 MSI 교환 기법으로 주기적으로 모델의 MSI를 교환하는 것, 출력 MSI를 교환하는 것, 무선통신의 상·하향 링크의 비대칭을 고려한 MSI 교환 등에 대한 연구를 진행 중이다.

V. 결론

이 기고에서는 5G 이동통신의 중요한 진화 방향으로 새로 추가된 URLLC 서비스의 중요성을 강조하였고 구체적인 응용을 제시하였다. 5G 이동통신기술을 고정밀 수직 산업과 응용에 적용하기 위한 요구사항을 분석하였고, 3GPP의 5G URLLC 설계 원칙과 표준 현황을 소개하였고, 요즘 보편화되고 있는 인공지능 기술을 무선통신에 적용한 현황을 정리하였다. 마지막으로 초고정밀 수직 산업과 응용에 적용하기 위해 기계학습기반의 초신뢰·저지연 무선통신기술 연구 현황을 정리하였다. 본 기고를 통하여 URLLC 무선통신분야에 인공지능 기술이 접목되어가는 기술적 방향에 대하여 소개하였다.

약어 정리

CBG	Code-Block-Group
DoS	Denial of Service
eMBB	enhanced Mobile BroadBand
FL	Federated Learning
HARQ	Hybrid Automatic Repeat and re-quest

IoT	Internet of Things
MEC	Multi-Access Edge Computing
MSI	Model State Information
mMTC	massive Machine Type Communi- cation
MTP	Motion-to-Photon Latency
QoE	Quality of Experience
QoS	Quality of Service
RTT	Round Trip Time
UAV	Unmanned Aerial Vehicle
uHSLLC	ultra-High Speed Low Latency Communications
URLLC	Ultra-Reliable and Low Latency Communications

참고문헌

- ligence: A Tutorial on Neural Networks,” ArXiv preprint, Oct. 2017, arXiv: 1710.02913.
- [4] M. Iwabuchi, A. Benjebbour, Y. Kishiyama, Y. Okumura, “Field Experiments on 5G Ultra-Reliable Low Latency Communication(URLLC),” *NTT DoCoMo Technical Journal*, vol. 20, no. 1, July 2019, pp. 14-23.
- [5] IEEE Standards, “P1918.1 - Tactile Internet: Applications Scenarios, Definitions and Terminology, Architecture, Functions, and Technical Assumptions.” <https://standards.ieee.org/develop/project/1918.1.html>
- [6] M. Dohler et al., “Internet of Skills, Where Robotics Meets AI, 5G and the Tactile Internet,” in *Eur. Conf. UNetw. Commun.*, Oulu, Finland, June 12-15, 2017, pp. 1-5.
- [7] T. Hößler, L. Scheuven, N. Franchi, M. Simsek, G. P. Fettweis, “Applying Reliability Theory for Future Wireless Communication Networks,” in *IEEE Annu. Int. Symp. Personal, Indoor, Mobild Radio Commun.*, Montreal, Canada, Oct. 8-13, 2017, pp. 1-7.
- [8] ITU-T E.800, *Definitions of Terms Related to Quality of Service*, Sept. 2008.
- [9] H.B. McMahan, E. Moore, D. Ramage, S. Hampson, B.A. Arcas, “Communication Efficient LEARNING of Deep Networks from Decentralized Data,” in *Proc. Int. Artificial Intell. Statistics(AISTATS)*, Fort Lauderdale, FL, USA, Apr. 2017, pp. 1-10.
- [10] J. Konečný, H.B. McMahan, F.X. Yu, P. Richtárik, A.T. Suresh, D. Bacon, “Federated Learning: strategies for improving communication efficiency,” in *Proc. Neural Inform. Process. Syst.*, Barcelona, Spain, Dec. 2016.
- [11] J. Park, S. Samarakoon, M. Bennis, M. Debbah, “Wireless Network Intelligence at the Edge,” ArXiv preprint, Dec. 2018, arXiv: 1812.02858.
- [1] 5G America Whitepaper, *New Services and Applications with 5G Ultra-Reliable Low Latency Communications*, Nov. 2018.
- [2] 3GPP TR 38.913, *Study on Scenarios and Requirements for Next Generation Access Technologies*, 2018.
- [3] M. Chen, U. Challita, W. Saad, C. Yin, M. Debbah “Machine Learning for Wireless Networks with ARTIFICIAL Intel-