

Self-Organizing Network에서 기계학습 연구동향-II

Research Status on Machine Learning for Self-Organizing Network-II

권동승 (D.S. Kwon, dskwon@etri.re.kr)

지능형고밀집스물셀연구실 책임연구원

나지현 (J.H. Na, jhna@etri.re.kr)

지능형고밀집스물셀연구실 책임연구원/실장

ABSTRACT

Several studies on machine learning (ML) based self-organizing networks (SONs) have been conducted, specifically for LTE, since studies to apply ML to optimize mobile communication systems started with 2G. However, they are still in the infancy stage. Owing to the complicated KPIs and stringent user requirements of 5G, it is necessary to design the 5G SON engine with intelligence to enable users to seamlessly and unlimitedly achieve connectivity regardless of the state of the mobile communication network. Therefore, in this study, we analyze and summarize the current state of machine learning studies applied to SONs as solutions to the complicated optimization problems that are caused by the unpredictable context of mobile communication scenarios.

KEYWORDS SON, Self-Configuration Network, Self-Optimization Network, Self-Healing Network, Machine Learning

1. 서론

2G부터 세대를 거듭하면서 이동통신망의 복잡성 증가로 망 구성, 최적화 및 문제 해결의 망 관리가 더욱 어려워져서 자본 투자 및 운영 지출 모두에 더 높은 비용을 초래하고 있다. 이 복잡한 문제 해결을 위해 초기에는 전통적 분석과 시뮬레이션 모델 기반의 자가 조직화 네트워크(SON: Self-Organizing Network) 연구에 많은 노력을 기

울였으나, 최근에는 이동통신망에서 수집되는 빅 데이터 기반으로 자원 할당, 공유, 활용 등 기존 트레이드 오프 문제 등 해결을 위해 기계학습(ML: Machine Learning)이 적용 연구되고 있다. 즉, 망의 노드가 장애를 자동 검출·진단·복구를 네트워크 정책에 따라 자율적으로 안정된 동작을 하도록 조정하는 데 ML을 적용하는 것이다. 그리고 5G와 Beyond 5G에서는 사용자의 행동을 추적하고 고객 위치, 이동성(움직임 속도) 및 데이터

* DOI: <https://doi.org/10.22648/ETRI.2020.J.350411>

* 이 논문은 2020년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임[No. 2020-0-009454, 5G 스물셀을 위한 인공지능 기반 자율구성 네트워크(SON 기술 개발)].



본 저작물은 공공누리 제4유형

출처표시+상업적이용금지+변경금지 조건에 따라 이용할 수 있습니다.

©2020 한국전자통신연구원

요구 사항에 따라 제공할 수 있는 최상의 리소스를 제공할 수 있도록 더욱더 지능화 될 것으로 전망한다. 이를 위해서 이동통신망은 최종 사용자와 관련된 많은 파라미터를 추적·예측할 수 있어야 한다.

특히 전 세계적으로 대규모로 설치·운영 서비스되는 LTE 망에 SON(자가 구성, 자가 최적화, 자가 치유)에 다양한 ML 알고리즘 적용 연구가 진행되어 왔다. 본 고의 II~IV장에서는 2G부터 5G 표준에서 자가 구성, 자가 최적화와 자가 치유에 적용된 ML 기술 연구 동향을 간략하게 분석 정리하였고, V장에서는 2019년 말부터 상용화되는 5G와 Beyond 5G를 위한 ML 기반 SON 기술 전망을 하였다.

II. 자가 구성에서 기계학습

자가 구성은 BS, 중계기, 펌토셀의 초기 설치 시 동작 파라미터를 자동 구성하는 프로세스로서 동작 파라미터 구성, 이웃 셀 리스트(NCL: Neighbor Cell List) 생성, 나머지 무선 관련 파라미터 구성과 토폴로지 조정으로 구성된다.

Binzer 등은 특정 지역에 설치할 CDMA BS 수와 위치 등 파라미터뿐만 아니라 안테나의 최대 송신 전력, 빔 패턴 등 무선 파라미터를 최적화시키는 Self-Organizing Map(SOM) 솔루션을 개발했다[1].

Peng 등은 LTE-A HetNet 환경에서 Physical Cell Identifier(PCI)와 커버리지 관련 파라미터 자가 구성을 위해 Grouping 기반 알고리즘을 제안했다[5]. PCI 구성 시, PCI 자원과 BS를 클러스터로 나누고, 그들을 다시 서브그룹으로 세그먼트화한 후, 각 BS는 특정 서브그룹에 할당되는데, 도메인 BS는 첫 번째 PCI로 할당되고 다른 BS는 동일한 하

위 그룹의 임의 PCI로 할당한다. 이 알고리즘은 다른 BS가 사용하는 PCI를 모니터링해서 망이 PCI 재사용 거리를 최대화하여 다중화 간섭을 효과적으로 피할 수 있게 했다.

새로운 BS가 시스템에 추가될 때마다 Hand-Over(HO)와 같은 기본 기능이 활성화되도록 가장 가까운 이웃을 감지하고 연결해야 한다. 이 자율 NCL 알고리즘은 우선 새로 배치된 이웃 BS를 발견하고, 다음에는 새로운 BS를 자신의 목록에 추가할 수 있도록 이웃에게 알려야 한다. 이러한 솔루션의 대부분은 NCL 구성 수행을 위해 피드백 컨트롤러를 사용했다.

무선 파라미터 구성은 송신 전력, 안테나 방위각과 down-tilt 각도, 파일럿 송신 전력, HO 파라미터[히스테리시스, TTT(Time To Trigger) 같은]와 토폴로지 재구성 조정이 포함될 수 있다. 일반적으로 인접 셀로부터 수집한 측정값과 데이터를 기반으로 무선 파라미터를 조정하는 연구들이 있었으나, 피드백 컨트롤러, 강화학습, Heuristic의 기계학습 적용 연구도 있다.

Mwanje 등은 LTE에서 최상의 HO 파라미터 결정을 위해 Radio Link Failure(RLF) 비율, HO 비율과 Ping-Pong 비율에 의존하는 HOAP(Hand Over Aggregate Performance) 메트릭을 정의하고, 이 HOAP를 측정 피드백에 따라 조정하는 피드백 컨트롤러 기반 자가 구성 알고리즘을 제안했다[2]. Claussen 등은 HetNets에서 펌토셀의 파일럿 전력의 자동 조절을 위해 매크로셀의 전력 측정값 혹은 추정값 기반 피드백 루프 알고리즘을 제안했다[3].

Razavi 등은 LTE에서 커버리지와 용량 조절을 위해 분산 Fuzzy Q-Learning(FQL) 알고리즘 기반으로 down-tilt 구성을 위해 학습 속도와 수렴 속도를 검토하였고, 스펙트럼 효율 성능을 평가하였

다[4].

자가 설치와 자가 구성망 솔루션으로 Mullany 등은 BS가 망에 추가되거나 제거될 때마다 그들의 송신 전력을 재구성하면서 BS 파일럿 송신 전력을 자동 재구성하는 Genetic Algorithm(GA)을 제안했다[5]. 설치 시, BS는 그 전력을 조정함으로써 이웃 BS를 찾고 그들의 거리를 근사화하는 단계에 진입한 후 BS는 셀 크기 미세 조정과 망에 존재할 수 있는 간격을 메우기 위해 사용자로부터의 피드백 측정을 사용하여 자신들을 계속 업데이트하게 했다.

III. 자가 최적화에서 기계학습

자가 최적화는 망이 효율적으로 작동하도록 망 파라미터와 환경을 지속적으로 모니터링하고 그에 따라 파라미터를 업데이트하는 기능이다. 망 동작 환경은 사용자 이동 패턴의 변화에 기인한 트래픽 변동이 동적이므로, 자가 구성 단계에서 구성된 일부 초기 파라미터는 더 이상 적합하지 않을 수 있으므로 망 성능 최적화를 위해 변경이 필요하다. 그러나 최적화 대상 파라미터가 많고, 또한 망 운영 중에도 많은 데이터를 수집하므로 망 최적화에 지능형 솔루션을 적용할 수 있으나, 수집된 엄청난 데이터 양에도 불구하고 많은 파라미터가 서로 의존적이라서 그들 중 하나를 변경하면 망 동작이 전체적으로 변경될 수 있으므로 자가 최적화는 여전히 어려운 작업이다.

1. 커버리지와 용량

커버리지와 용량 간 최상의 균형 달성은 망 스스로 최적화할 대상 파라미터가 많고, 서로 상호 종속적 특징 등으로 매우 어려운 문제다. 더 나은

커버리지 확보를 위해 클러스터 내의 셀 수와 안테나 파라미터 최적화에 SOM 알고리즘을, 망 커버리지와 용량 최적화를 위해 피드백 컨트롤러를, LTE에서 공정성과 수율(Throughput) 측면에서 주어진 셀의 사용자 성능 최대화를 위해 새로운 다중 목표 최적화(Multi-Objective Optimization) 모델을, 커버리지 최적화 수행을 위해 메타 Heuristic 알고리즘을 적용한 연구가 있다. 여기서는 커버리지와 용량 최적화 파라미터 중 특히 안테나 파라미터와 간섭 제어가 두 가지 연구 동향을 정리하였다.

안테나 down-tilt 각도, 방위각, 송신 전력의 안테나 파라미터는 최적화 수행을 위해 전문가뿐만 아니라 높은 정밀도를 필요로 해서 여러 논문에서 이 파라미터 자동 최적화 연구를 했다. Joyce 등은 HetNets 환경에서 매크로셀에서 용량 오프로드 최대화 혹은 마이크로셀의 커버리지 최대화를 위해 피드백 루프 메커니즘으로 수집된 측정에 따라 안테나 down-tilt 각도와 송신 전력을 변경하였다[6]. Gerdenitsch 등은 BS 안테나 down-tilt 각도와 공통 파일럿 채널 전력에 대한 최상의 설정값을 찾기 위해 망 평가로 얻은 결과를 분석 후, 허용 레벨에 도달할 때까지 특정 규칙에 따라 파라미터를 변경하는 제어 루프에 의해 형성된 반복 프로세스를 제안했다[7]. LTE에서 더 좋은 커버리지 달성을 위해 안테나 down-tilt 각도 최적화에 FQL을 적용한 연구도 있다[4]. Eckhardt 등은 LTE에서 사용자 스펙트럼 효율 최적화를 위해 안테나 down-tilt 각도 최적화에 Heuristic 기반 알고리즘을 적용했다[8].

간섭은 항상 통신 성능에 영향을 미치는 문제로서 이를 제어하기 위한 ML 기법들이 연구되었다. Yun 등은 HetNets에서 펌토셀과 매크로셀 간 상호 링크 간섭 완화를 위해 다중 피드백 컨트롤러 기

반의 분산 Self-Organizing(SO) 펌토셀 관리 구조를 연구했다[9]. 인접셀 간섭 조정(ICIC: Inter-Cell Interference Coordination) 수행을 위해 LTE에 적용된 분산 알고리즘으로 피드백 컨트롤러를 적용한 연구도 있다[10]. Mehta 등은 HetNets에서 펌토셀 사용자들에게 최소 데이터 속도와 형평성을 보장하도록 인접 이웃 간 동일 계층 간섭 문제 해결을 위해 자원 할당과 간섭 관리를 피드백 컨트롤러 기반의 SO 자원 할당 솔루션을 제안했다[11]. Zhao 등은 HetNets에서 펌토셀 망에 대한 자가 구성과 최적화 체계를 제안했다[12]. 이 알고리즘은 펌토셀 송신 전력을 자동 구성하고, 매크로셀과 펌토셀 간 간섭을 줄이기 위해 펌토셀을 언제 켜고 끌지를 자동 제어하는 피드백 컨트롤러 기반 자가 최적화이다. M. Bennis 등은 HetNets에서 펌토셀이 매크로셀에 주는 간섭 완화를 위해 반송파 할당 문제는 QL(Q-Learning)을, 전력 할당은 Gradient 방법의 분산 알고리즘을 제안 연구하였다[13]. Dirani 등은 OFDMA 시스템 하향링크에서 ICIC 문제 해결 솔루션으로 적응형 소프트 주파수 재사용 기반으로 대상 문제를 협력적 다중 에이전트 제어로 설정하고, QL을 사용하여 최적화되는 퍼지 추론 시스템(FIS: Fuzzy Inference System)을 제안했다[14]. ICIC 개념이 강화 학습(RL: Reinforcement Learning) 시스템으로 모델링되도록 시스템 상태는 송신 전력, 평균 스펙트럼 효율과 수집된 스펙트럼 효율로, 제어 동작은 송신 전력의 일정량 감소로 하고, 보상은 수율의 조화로운 평균으로 했다.

2. 이동성 관리

이동성 관리란 망이 사용자가 현재 어느 셀에서 있는지 식별하는 프로세스로서, 이동통신시스템

에서 자원을 보다 잘 관리하고 HO와 같은 망 기능의 비용을 줄이기 위해 사용자의 움직임 예측 능력이 중요하다. 현 위치 기술로 사용자의 위치를 Data Base(DB)에 저장하고 위치 변경 시 업데이트하는 방법은 비효율적이므로 망이 사용자의 다음 셀 또는 이동 경로를 예측하는 어려운 문제에 ML 솔루션이 적용되고 있다.

사용자가 다음에 어느 셀에 있을지를 예측하기 위해 Back Propagation(BP) Neural Network(NN)을 사용한 연구들이 있다. 기본 아이디어는 NN을 사용하여 망의 모든 사용자에 대한 이동성 기반 모델을 학습한 후, 사용자가 다음에 어느 셀로 이동 가능성이 가장 높은지를 예측하는 것이다. 그런데, 분류 업무 수행과 사용자의 다음 셀 예측을 위해 Bayesian 학습과 NN을 결합한 연구도 있다.

Chen 등은 Support Vector Machine(SVM)으로 채널 상태 정보(CSI: Channel State Information)와 HO 기록만 사용하여 통과한 이전 셀과 다음 셀을 기반으로 사용자 궤적, 즉 사용자 이동 패턴 모델을 만들면, 주어진 입력 데이터(이전 셀과 CSI 시퀀스)로부터 다음 셀을 예측하는 연구를 했다[15].

이동성 예측과 자원 예약 알고리즘에 Markov Model을 적용한 연구로 Mohamed 등은 셀 이동과 사용자의 경로 결정을 위해 훈련이 필요 없으며, 온라인 최적화되는 이산 시간 Markov Chain(MC)을 사용하여 발생한 각 HO에 대해 천이 행렬이 업데이트되고 다음 예측을 했다[16]. Si 등은 망을 상태 천이 그래프로 모델링하고, 그 문제를 확률론적 문제로 변환한 다음 이동성 파라미터를 학습하고 나중에 예측하도록 Hidden Markov Model(HMM)을 적용했다[17]. Fazio 등은 이동성 예측은 분산 MC로, 자원 예약은 통계적인 방식 알고

리즘을 적용했다[18].

Sas 등은 높은 이동성으로 빈번한 HO를 경험하는 사용자 문제 해결을 위해 궤적 분류기, 궤적 식별자와 트래픽 조정기로 구성된 알고리즘을 제안했다[19]. 알고리즘 목표는 사용자의 현 궤적을 DB에 저장된 이전 궤적과 분류하고 일치시키고, 조정기에서 사용자를 현 셀에 유지하는 것이 더 나은지 또는 HO를 수행하는 것이 더 나은지를 결정하는 것이다.

Yu 등은 사용자의 다음 위치를 직접 예측하는 대신 먼저 사용자의 다음 활동이 무엇인지 추론하고 나중에 위치를 예측하는 활동 패턴에 기초한 새로운 위치 예측 솔루션을 제안했다[20]. 첫 번째 단계는 사용자가 수행 중인 현재 활동을 추론하려고 시도하고, 두 번째 단계는 다음 활동을 추론하려고 시도한 후 세 번째 단계에서 위치를 예측한다. 제안 알고리즘은 지도 모델을 사용하여 활동 천이 확률 그래프를 만들고, 하루 중 다른 시간에 모델이 예측한 활동이 원래와 다를 수 있으므로 시간 변화를 고려했다. 사용자의 다음 활동과 위치 예측을 위해 지도에 활동에 매핑하는 Google Places Application Programming Interface(API)를 사용하여 위치 후보 집합을 결정했고, 모델 결과 기반으로 확률이 가장 높은 위치가 가장 가능성이 높은 위치로 선택했다.

Chakraborty 등은 위치 예측을 위해 레이블 데이터 수집 노력을 줄이고자 세미-지도 혹은 비지도 학습을 적용했다[21]. 우선 이산 모델을 구축하고 모든 위치마다 사용자의 수신 신호 강도를 모델링하기 위해 가우시안 분포를 할당하고, 데이터의 일부에만 레이블을 지정하여 세미-지도 모델을 만들거나, 레이블이 없는 데이터 세트를 고려했다. 그 후, 모델을 학습하고 이를 사용하여 각 테스트 샘플의 위치 추정치를 계산했다.

3. 핸드오버 파라미터 최적화

HO 파라미터 최적화는 이동성뿐만 아니라 커버리지, 용량, 부하 밸런싱, 간섭 관리와 에너지 소비에도 영향을 줄 수 있다. 그리고 HO 파라미터 튜닝은 망이 잘 작동하고 있는지 결정에 중요한 ping-pong 속도, 호 dropping 확률, 호 차단 확률과 조기 혹은 지연 HO 같은 메트릭에 영향을 준다. 따라서 이 HO 파라미터 최적화 분야에 다양한 ML이 적용 연구되었다.

Peng 등은 HO 절차에서 A3 오프셋과 TTT 파라미터 변경 또는 허가된 라이선스 이동성 추정 또는 Cell Range Extension(CRE) 등 기술이 미치는 영향을 설명하고, Mobility Robustness Optimization(MRO) 케이스에서 솔루션을 제안하고 Het-Nets에서 CRE 성능 향상을 보여주었다[5].

HO 파라미터 최적화에 NN 적용 연구로 Narasimhan 등은 확률적 NN 기반의 새로운 HO 알고리즘을 개발했고[22], Bhattacharya 등은 HO 절차를 최적화하고 사용자에게 HO가 필요한 시점을 보다 잘 결정하게 하는 알고리즘을 제안했다[23]. Ali 등은 HO 관리에서 성공적 다운로드와 평균 다운로드 시간 관점에서 사용자가 인지한 QoE 기반으로 사용자가 어느 셀로 HO 해야 하는지 결정을 위해 2개 NN을 사용했다[24].

Sinclair 등은 두 개의 HO 파라미터 히스테리시스와 TTT 최적화에 SOM을 적용하여 불필요한 HO와 호 drop rate 간 균형을 달성했다고 했다[25]. 제안 알고리즘은 파라미터 조정이 아니라 어느 셀 파라미터를 조정하는가에 중점을 두었다.

Stoyanova 등은 Vertical Handover 최적화를 위해 각 단말의 HO에 대한 찬성 혹은 반대 투표를 하기 위해서 신호 강도, BER, 지연과 전송속도와 같은 특정 메트릭을 측정하고 이를 기반으로 한

Fuzzy Logic Controller(FLC) 알고리즘을 제안했다[26]. 그리고 HO 최적화에 적용된 FLC 알고리즘은 망이 더 나은 HO 결정을 내릴 수 있도록 HO 마진, 임계값, 히스테리시스, TTT 또는 기타 속성 최적화를 위해 특정 망 관련 메트릭을 수집하고 이들을 Fuzzifying한 후 결정한 연구들이 많다. 한편, Bouali 등은 5G 다중 RAT 환경에서 사용자의 응용 프로그램과 요구사항에 따라 사용자가 어떤 망에 연결해야 하는지 선택하기 위해 퍼지 다중 속성 의사결정 방법론과 결합된 FLC 기반 알고리즘을 제안했다[27].

HO 최적화에 적용된 피드백 컨트롤러는 성능 메트릭 측정값과 그것이 최적으로부터 얼마나 다른가를 기반으로 히스테리시스, TTT, A3-오프셋, HO 마진, 셀 오프셋 또는 안정성 기간과 같은 HO 파라미터 변경을 목표로 한 연구들이 많다.

RL 기반 HO 파라미터 최적화 연구는 다음과 같다. Mwanje 등은 MRO 유스 케이스를 적용한 분산 QL 솔루션으로 망에서 이동성 변화에 따라 HO 설정(히스테리시스와 TTT)을 조정했는데, 각 셀에서 관찰되는 이동성에 따라 알고리즘은 특정 동작을 적용하고 페널티 또는 보상을 받게 했다. 그리고 MRO와 Mobility Load Balancing(MLB) 유스 케이스에 QL을 적용하여 MRO 솔루션에서 기본 목표는 최적의 HO 설정을 결정하고, MLB 목표는 셀 간 부하를 재분배하는 것이다[28].

HO 최적화 문제에 GA 적용 연구로 Capdevielle 등은 호 drop과 불필요한 HO 최소화를 위해 LTE의 모든 셀에서 HO 파라미터(HO 마진, A3-오프셋, TTT)를 조정할 수 있는 GA 솔루션을 제안했다[29].

Dhahri 등은 펌토셀 망 내 모든 사용자에게 대한 용량을 최대화하고 HO 수가 최소화되도록 사용자가 어떤 셀 연결해야 하는지 결정하는 셀 선택

방법으로 분산 솔루션, 통계적 솔루션, 게임 이론, QL과 FQL을 적용했다[30]. QL과 FQL은 이전 데이터 기반으로 시스템의 각 사용자에게 대해 미래에 가장 성능이 우수한 셀을 최적화하려고 했다.

4. 부하 밸런싱

트래픽 수요의 비균일 분포에 대처하고 비용 효율적이고 유연한 망 구축을 위해 이동통신시스템은 지능적으로 부하 밸런싱을 유지해야 할 것으로 예상된다. 이를 위해 ML을 적용한 연구 사례는 다음과 같다.

LTE HetNets에서 매크로셀과 펌토셀 간 부하 밸런싱을 위해 회귀 분석법 기반으로 파라미터를 학습시킨 모델로 트래픽 조건에 따라 소형셀의 CRE 오프셋을 동적으로 조정했다[31].

부하 밸런싱을 위해 피드백 컨트롤러를 사용한 HO 파라미터 조정 연구는 다음과 같다. Viering 등은 망 파라미터 분석을 하고 부하 밸런싱 유스 케이스에서 예시하는 수학적 프레임워크를 만들고, 피드백 컨트롤러 알고리즘으로 과부하 셀의 서비스 영역을 줄이고 저부하 셀 영역을 증가시켜서 부하 밸런싱을 달성하고자 HO 임계값을 수정했다[32].

Munoz 등은 2G에서 부하 밸런싱을 달성하기 위해 FLC와 QL 개념을 결합해서 HO 파라미터 최적화했다[33]. Rodriguez 등은 LTE에서 부하 밸런싱 달성을 위해 Fuzzy Controller를, 또한 트래픽 밸런싱을 잡고 차단 호 수를 줄이기 위해 HO 마진을 자동 조정하기 위해서 FLC를 적용했다[34]. Munoz 등은 LTE 펌토셀의 지속적인 혼잡 문제를 해결하고자 FLC와 QL을 결합한 FLC 기반 솔루션으로 송신 전력 또는 HO 마진을 조정했다[35].

Mwanje 등은 소스 셀과 모든 인접 셀 간 셀 개별 오프셋을 고정 조정값으로 설정한 후 QL을 적용하여 모든 상황에서 최적 조정값을 결정하는 알고리즘을 연구했다[28]. Kudo 등은 outage 횟수를 줄이고 부하 밸런싱 달성을 위해 모든 사용자가 서비스 요청을 어느 셀로 보내야 하는지 학습에 QL을 적용했다[36].

Hu 등은 LTE 시스템 성능을 개선하고 HO 수를 최소화하면서 비균일 트래픽 부하 밸런싱을 맞추는 알고리즘으로 Greedy 분산 솔루션을 제안했다[37]. Zimmermann 등은 부하 밸런싱을 위해 중앙형과 분산형 Heuristic 두 방법으로 클러스터를 동적 생성 방법을 제안했다[38]. Rawi는 사용자의 수신 신호값에 CRE 오프셋을 추가해서 펌토셀이 매크로셀로부터 사용자를 가져오게 하는 알고리즘을 연구했다[39]. Du 등은 시스템 용량 최대화하면서 부하 밸런싱 달성을 위해 GA를 사용하여 셀 크기와 모양 모두를 변경하도록 섹터 안테나 down-tilting 최적화하는 동적 섹터 down-tilting 제어 방식을 제안했다[40]. Tomforde 등은 어느 BS가 처리할 트래픽을 가질 필요가 있는지 분석하고 결정한 후 어느 인접 BS로 그 트래픽을 전환해야 하는지 결정하는 알고리즘으로 인접 셀들 간 부하 밸런싱을 달성하고자 했다[41]. 그 알고리즘은 수집된 지난 데이터(사용 가능한 경우)를 분석하고 어느 이웃 BS의 안테나 down-tilt 각도를 변경해야 하는지와 얼마나 변경해야 하는지를 예측하고, 사용 가능한 데이터가 없으면 최상의 이웃을 찾는 Heuristic 검색을 수행했다.

최근 Basso 등은 제어와 데이터 평면 분리 상황에서 비지도 클러스터링 알고리즘으로 고부하 셀로부터 인접 셀로 트래픽을 오프로드할 수 있고, 고밀도 셀 시나리오에서 잘 동작된다는 것으로 보여주었다[42].

5. 자원 최적화

망 자원 최적화를 위해 NN 적용 연구는 다음과 같다. Sandhir 등은 시스템이 매 10회 측정 후 셀 수요 예측 방법으로 각각의 예측 간격에서 각 셀에서 예측된 자원 사용량을 이용 가능한 채널 수와 비교하여, 더 많은 채널을 갖는 셀은 더 적은 채널을 갖는 셀에 채널을 주는 식으로 셀 간 채널을 재할당했다[43]. P. Fazio 등은 사전 자원 예약을 위해 두 개의 NN 모델로 사용자 이동성을 예측했다[44]. Adeel 등은 사용자의 수율 분석으로 최상의 무선 파라미터를 제시하는 랜덤 NN 기반 인지 엔진을 제시했다[45]. Zang 등은 셀당 트래픽 크기를 예측하고 그에 상응하는 무선자원 할당을 위해 K-means 클러스터링, NN과 wavelet 분해를 사용한 트래픽 플로우의 시공간 정보에 기반한 방법을 제안했다[46]. Binzer 등은 BS 위치와 안테나 파라미터 최적화를 위한 자가 최적화 기술로 BS를 적절하게 이동시키고 망에서 공급 부족과 공급 과잉 지점의 총 수를 최소화하는 방법으로 SOM을 제안했다[1]. 이 프레임워크에서 SOM은 BS 송신 전력, 안테나 down-tilt 각도와 이득을 최적화했다.

Kumar 등은 LTE에서 무선자원 블록의 사용 최적화를 위해 harmonized QL 개념을 사용하여 BS 간 무선자원 블록을 공유하는 게임 이론적 방법을 제안했다[47]. Savazzi 등은 K-means 클러스터링 알고리즘 기반으로 하향링크 공간 필터링 방법을 제안했다[48]. Galindo-Serrano 등은 특정 한계 내에서 간섭 수준을 유지하면서 용량 최대화를 위해 펌토셀 전력 조절에 QL을 적용하였고, 매크로셀과 펌토셀 간에 Transfer Learning(TL)으로 매크로셀은 향후 예정된 스케줄링 정책을 펌토셀에 전달하면, 펌토셀은 특정 작업에 대해 이 지식을 재사용

하여 향후 작업에 적용했다[49].

Fan 등은 전체 수율 증대를 위한 대역폭 할당에 사용자와 망 데이터를 탐색하는 클러스터와 피드백 루프 알고리즘을 적용했다[50]. Kiran 등은 LTE-A와 5G RAN에서 대역폭 할당 솔루션을 찾기 위해 빅 데이터와 결합된 퍼지 컨트롤러를 개발했다[51].

Liakopoulos 등은 망 성능 향상을 위해 셀 간 서로 상호작용하는 셀들의 특정 파라미터를 분산 모니터링하고 피드백 컨트롤러 기반의 자가 최적화 작업 수행을 제안했다[52].

Dirani 등은 LTE 상향 링크에서 Fractional Power Control에서 블로킹률과 파일 전송 시간을 줄이기 위해 QL과 결합한 FLC를 사용했다[53].

Alexandri 등은 호 dropping과 호 블로킹률을 제한하는 동시에 무선자원 활용 최대화 방법으로 QL을 개발했는데, 이 방법은 Markov 솔루션처럼 상태 천이 확률에 대한 명시적 지식이 필요하지 않다는 점이다[54].

호 수락 제어(CAC: Call Admission Control)는 특정 시간에 얼마나 많은 호를 관리하는가를 의미한다. 기본적으로, 새로운 호가 망에 들어오면 이 기능은 현재 가용한 자원이 얼마인가에 따라 시스템으로 해당 호의 수락 여부를 결정한다. 즉 CAC는 망에 대한 액세스를 통제하고, drop된 호와 블로킹된 호를 최소화하면서 통화 수와 제공되는 전체 QoS 간 밸런싱을 찾으려고 한다. 따라서 이 과정에 ML을 적용할 수 있다. Lee 등은 시스템 자원에 대한 정보뿐만 아니라 시스템 활용도와 호 드롭 확률에 관한 예측에 의존하는 이 파라미터를 지속적으로 모니터링하고 피드백 컨트롤러를 사용하여 호 수락 여부를 예측하는 CAC 기능을 제안했다[55]. CAC 알고리즘에 FLC 적용 연구들은 대부분이 유효 대역폭과 이동성 정보, CPU 부하, 큐

부하 같은 파라미터 집합을 추정하는 것이다. Santamaria 등은 능동과 수동 요청에 대해 CAC 수행을 위해 임계값 기반 통계적 대역폭 다중화 방식과 결합된 Markov 기반 generic 예측기를 제안했다[56]. Liu 등은 CDMA망에서 CAC 문제 해결로 RL 솔루션을 개발했는데, 우선은 사용 가능한 CAC 기반으로 호 수락되거나 거부되며, 데이터를 만들고, RL 망을 훈련시키고, 훈련된 망을 시뮬레이션된 시나리오에 적용한 후 페널티와 보상 메커니즘으로 망을 업데이트한다[57].

6. SON 기능 조정

SON 출현으로 제기된 중요한 문제는 두 개 이상의 고유 기능이 서로 간섭하지 않고 동일 파라미터를 동시에 최적화 또는 조정하려는 시도를 어떻게 조정하고 보장하는가이다. 간단한 예로 망은 간섭 수준을 최소화하려고 하지만 동시에 커버리지를 최대화하려는 시나리오이다. 이 유형의 상황을 피하려면 망의 충돌 없는 동작과 안정성 보장을 위해 SON 기능을 조정해야 한다.

Lateef 등은 가능한 SON 충돌을 Key Performance Indicator(KPI) 충돌, 파라미터 충돌, 망 토폴로지 변이, 논리적 종속성 충돌과 측정 충돌의 5가지 주요 범주로 분류하고, MLB와 MRO의 이동성 기능과 관련 충돌을 피하기 위해 Decision Trees(DT)와 정책에 기반 프레임워크를 개발했다[58].

Tall 등은 SON 충돌 관리 해결을 위해 LTE에서 SON 기능 간 분산 조정 시나리오로 각 SON 기능을 피드백 루프로 보고 확률적 프로세스로 모델링했다[59].

피드백 컨트롤러 적용 연구는 다음과 같다. Lateef 등은 LTE-A에서 많은 SON 충돌이 하나 이상의 범주에 속할 수 있으므로 하이브리드 방식

이 더 우수하다. 이를 위해 Fuzzy 분류를 제안했고, SON 충돌의 일부 유스 케이스를 평가하고 측정값을 수집하고 평가하며 그에 따라 파라미터를 변경하는 피드백 컨트롤러를 기반으로 분산 솔루션을 제시했다[60]. Karla 등은 이동통신에 미치는 영향 기반으로 SON 파라미터를 분류했고, 개념 검증 시나리오로 간소화된 LTE-A에서 먼저 시스템에서 좋은 구성 파라미터를 찾기 위해 오프라인 계산을 수행한 다음 온라인으로 파라미터를 업데이트하기 위해 피드백 컨트롤러를 사용했다[61].

IV. 자가 치유에서 기계학습

자가 치유 기능은 발생할 수 있는 장애 해결뿐만 아니라 결함 검출, 진단과 해당 보상 메커니즘을 자동 작동시키는 것이다. 미래 이동통신은 결함과 비정상 예측할 수 있어서 실제 상황이 발생하기 전에 필요한 조치를 취하는 사전 대응 시나리오로 전환될 것으로 예상된다. 그러나 현 이동통신에서 이 패러다임 변화에 대한 자가 치유 솔루션은 매우 도전적이며, 모델을 만들고 망에서 결함 발생 예측을 시도하기 위해서는 이전에 수집된 데이터에 크게 의존해야 한다. 학습 관점에서 보면 운영자가 보유한 데이터와 특성에 따라 여러 ML 알고리즘을 적용할 수 있다는 것이다.

일부 시나리오에서는 결함 분류와 같은 특정 유형의 데이터에 레이블을 붙이기 쉽지만, outage 측정은 정상으로 보이거나 정상에서 약간만 벗어난 케이스에서는 데이터에 레이블을 지정하지 않는 것이 적합하고, 비지도 알고리즘으로 작업할 수 있다.

Barco 등은 자가 치유 기술에 대한 통합 프레임워크로 정보 수집, 결함 검출, 진단, 결함 복구와 결함 보상의 5가지 핵심 기능으로 구성된 자가 치

유 참조 모델을 제시했다[62].

1. 결함 검출

자가 치유 기능에서 가장 먼저 할 일은 망에서 결함 발생 시점과 위치를 자동 검출하는 것으로 특정 KPI를 측정하거나 향후 값을 추정해서 망 결함이 발생할 시기를 예측한다.

Coluccia 등은 3G에서 장애 발생 시기를 예측하기 위해 특정 KPI 값을 추정하고, Bayes 추정기 기반 솔루션을 제안했다[63]. Ciocarlie 등은 망에서 셀 성능 상태를 모델링하고 결정하는 적응형 앙상블 방법을 개발했는데, 프레임워크로는 특정 KPI를 사용하여 셀 상태를 결정하고, 새로운 관측된 데이터 포인트 분류를 위해 다른 SVM 분류기들의 조합을 사용했다[64].

이동통신 데이터의 클러스터화와 분석을 위해 SOM 알고리즘 적용 연구는 다음과 같다. Raivio 등은 3G에서 셀 상태와 성능 모니터링을 위해 SOM 기술을 사용했는데, 우선 셀들을 성능 레벨에 따라 클러스터링한 후, 각 셀은 특정 범주에 따라 분류되고, 성능이 수용 가능한지 혹은 일부 결함으로 인해 성능이 저하되는지를 결정했다[65]. Sukhawatchani 등은 이동통신 코어망에서 비정상 검출 메커니즘으로 SOM 알고리즘을 적용했는데, 먼저 모니터링할 특정 KPI를 선택하고, SOM을 적용하고 기지국의 가중치 벡터와 새로운 상태 벡터 간 거리 관점에서 비정상을 검출했다[66].

망에서 비정상 검출을 위해 통계적 분석과 유사성 기반 방법을 사용한 연구는 다음과 같다. Szilágyi 등은 이동통신망에서 비정상 검출과 진단 통합 프레임워크로서 검출은 무선 측정과 기타 KPI를 모니터링한 것들을 통상 동작값과 비교하는 반면, 진단은 이전 결함 사례에 대한 보고를 기

반으로 하며, 다른 KPI로의 영향을 학습했다[67]. Nováczi 등은 [67] 모델을 개선한 새 프레임워크로 동일 목적의 비정상 검출과 진단 수행을 위해 비정상 분류의 새로운 프로파일 학습 기술을 연구했다[68]. D'Alconzo 등은 3G에서 통계 기반 비정상 검출 알고리즘으로 트래픽 데이터를 수집하고 그 분포에서 편차를 식별하고, 측정된 분포와 저장된 값의 유사성을 측정해서 결함이 망에서 발생할 때 검출하고 인지하는 것을 제안했다[69].

Tcholtchev 등은 사업자 관점에서 검출 문제 접근으로 운영 요원이 망 결함을 운영자에게 보고 여부 추정 시 사용되는 자동 결함 관리 피드백 루프와 기준을 어떻게 제어할 수 있는지 고려 사항을 분석했다[70].

Liao 등은 망 비정상 판단을 위해 차원 축소와 Fuzzy 분류 기반의 새로운 프레임워크로 Principal Component Analysis(PCA)로 입력 차원을 줄이고 커널 기반의 세미-지도 Fuzzy 클러스터링을 사용하여 분류했다[71]. 다른 클래스에 샘플을 할당하고 샘플 시퀀스의 궤적을 분석해서 비정상을 예측했다. 실험 결과 제안 솔루션이 LTE에서 잘 작동하고 다양한 결함 클래스와 관련된 비정상을 사전에 검출할 수 있었다.

Farooq 등은 망 결함이 언제 발생할지 예측하기 위해 이동통신에서 BS 신뢰성 행동 모델링에 지수 분포와 함께 연속 시간 MC를 사용했다[72]. MC 모델은 건강, 준 최적과 outage 셀의 세 가지 상태를 고려했고, 장애는 사소한 것과 심각한 것으로 분류했다.

Hashmi 등은 망 결함 검출을 위해 다섯 가지 비지도 학습 알고리즘(K-means, Fuzzy C-means, SOM, local outlier factor, local outlier probabilities)의 성능 비교를 통해 SOM이 K-means과 Fuzzy C-means을 능가한다는 것을 보여주었다[73].

Gómez-Andrades 등은 망 결함이 발생할 때마다 검출하기 위해 Minimization of Drive Test(MDT) 측정을 SOM과 결합한 솔루션을 제안했는데, 두 개의 다른 LTE 망에서 평가한 결과 망 내 결함을 어느 정도까지 진단하고 찾을 수 있음을 입증했다[74].

2. 결함 분류

결함 분류는 올바른 솔루션이 적용되도록 문제 원인을 판별하는 것으로 현재 대부분의 문제 진단과 분류는 전문가의 수행 수작업에 의존한다. 그러나 이것은 최적이지 아니며 분류가 잘못되어 잘못된 솔루션이 적용되어 운영자에게 시간과 비용 낭비를 초래한다.

Barco 등은 결함 분류를 위해 간단한 naive Bayesian 분류기 기반의 시스템을 제안했는데, 그 프레임워크는 2G RAN 문제 해결에 중점을 두지만 문제를 어떻게 풀어야 하는지의 문제도 해결했다. 구체적으로 첫 단계로 알람과 KPI 기반으로 성능이 저하된 셀을 식별하고, 둘째 단계에서 문제 원인을 찾고, 마지막 단계는 특정 조치를 실행하여 문제 해결을 시도한다.

Khanafar 등은 3G에서 모델과 추론 방법으로 구성된 자동 진단 메커니즘을 제안했는데, 모델은 naive Bayesian 분류기를, 추론 방법으로는 Percentile-Based Discretization(PBD)과 Entropy Minimization Discretization(EMD)의 성능평가를 하는 EMD를 제안했다[75].

Puttonen 등은 커버리지, HO 또는 간섭 관련 문제 식별을 위해 이전에 수집된 정보 기반으로 RLF 보고를 DT를 사용하여 분류했다[76]. 그 분류 과정에서 중간 부하와 높은 부하의 망 두 가지 유스 케이스에 대해 각 셀이 가질 수 있는 문제 유형을

밝혀서, 운영자가 개별 셀 문제 검출에 효율적으로 도움을 준다고 했다.

망 결합 진단을 위해 통계적 분석 기반의 비정상 검출 연구가 있다. Szilágyi 등은 측정된 KPI 값을 이전 결합 케이스의 보고와 비교하여 분류했다[67]. Nováczki는 과거에 기록된 KPI 데이터를 검사하고 정상 작동 상태를 식별한 후 현재 KPI 값에 대해 증상 패턴을 분석하고, 저장된 데이터와 가장 유사한 패턴을 찾으면 결합을 분류하는 새로운 프로파일 학습 기법을 제안했다[68].

Wang 등은 펌토셀 문제 진단을 위해 TL에 의존하는 프레임워크를 제안했다[77]. 전통적 진단 방법은 데이터 부족 문제로 펌토셀 망에는 적용할 수 없으므로 TL을 사용하여 다른 펌토셀의 과거 데이터를 활용하여 문제를 해결하는 것이다. 또한 일반적인 TL 기술이 정확하지 않으므로 새로운 모델인 CAT(Cell-Aware Transfer)을 제안했다. 이 기법은 두 개의 분류기가 훈련된 후, 각 분류기를 진단 모델에서 유권자로 취급하고, 최종 진단은 가장 많은 표를 얻은 분류기로 한다. SVM과 TL-SVM과 제안 기법을 비교하고 CAT이 다른 방법보다 높은 정확도를 달성함을 보여주었다.

3. 셀 Outage 관리

최근 많은 관심을 끄는 SON 유스 케이스 중 하나는 outage 상태에 있는 셀 자동 검출이다. 자가 치유 솔루션은 outage 시나리오를 극복하고, 망에서 발생하는 disruption 최소화를 위해 보상 메커니즘을 수행해야 한다. 그러나 현 방법은 셀 outage의 수동 검출이므로 검출에 수 일 또는 수 주일이 걸린다. 향후 이동통신의 규모와 복잡성 증가에 따라 수동 절차는 충분하지 않으며 검출과 보상을 포함한 자율 관리에 SON을 적용해야 한다. 이

outage 문제 해결을 위한 지능형 솔루션이 연구되어 왔다.

Mueller 등은 단말기의 NCL 보고에 기초한 셀 outage 검출 알고리즘을 제안했다. 셀 간 visibility 관계 그래프를 만들기 위해 NCL 보고를 사용했고, 이 visibility 그래프 변화를 모니터링하여 outage 검출을 수행했다. 또한 수동 설계된 시스템, DT와 선형 판별 분석의 분류 기술을 적용하여 비교 분석한 결과 outage 검출 품질이 분류 알고리즘 성능에 크게 좌우됨을 보여주었다[78].

Feng 등은 셀 성능 저하 수준에 따라 셀을 건강, 열화, 손상과 outage 4가지 상태로 분류하고, 3개 레이어의 BP NN을 설계하고 모델 훈련을 위해 차동 GA를 사용한 결과 개선된 NN이 표준 BP NN보다 우수함을 보여주었다[79].

Onireti 등은 제어와 데이터 평면을 가진 망에서 두 개 평면에서 셀 outage 검출 프레임워크로 제어 셀에서는 k-Nearest Neighbor(k-NN)을, 데이터 셀에서는 Heuristic 방식을 적용했다[80]. 또한 입력 데이터 크기에 대처하기 위해 Multi-Dimensional Scaling(MDS)을 사용하여 차원 축소를 했다. outage 셀로 인한 커버리지와 용량 열화 보상을 위해 안테나 이득과 송신 전력을 조정하기 위해 RL을 사용했다. Xue 등은 HetNets에서 k-NN 기반의 검출 메커니즘으로 outage 셀(성능이 저하되거나, 서비스 불가 셀)과 인접 셀 간 협력으로 outage 검출 방법을 제안했다[81].

Zoha 등은 MDT 보고에 기초한 outage 검출 프레임워크로 우선 프로파일링 단계에서 MDT 측정값 수집과 데이터 차원 축소 후 MDS를 적용하여 정상적인 무결함 망 시나리오에서 참조 DB를 구축하고, 두 번째 검출 단계에서는 망 측정값을 분류하고, 셀 outage 결정을 위해 Local Outlier Factor based Anomaly Detector(LOFAD)와 One Class

Support Vector Machine based Detector(OCSVMD)의 두 가지 알고리즘을 적용 평가했다[82].

펌토셀 망에서 outage 관리 솔루션 연구로 Wang 등은 트리거링 단계와 협력 단계라는 두 단계로 구성된 검출 메커니즘을 개발했는데, 트리거링 단계는 Collaborative Filtering을 적용하고, 협력 단계는 최종 결정을 위해 모든 펌토셀 BS가 매크로셀 BS에 보고하는 것을 포함했다[83].

통계 분석에 의한 outage 관리 연구는 다음과 같다. Bandera 등은 HO 통계 분석에 의한 outage 검출을 제안했다[84]. Muñoz 등은 시간 진화 매트릭 분석으로 열화된 셀 검출 솔루션을 제안했는데, 측정된 매트릭을 생성된 가상의 저하된 패턴과 비교하여 충분히 상관되어 있으면 outage를 검출하는 것이다[85]. Liao 등은 outage 검출 수행을 위한 3가지 가설 시험의 가중치 조합에 기반한 알고리즘을 제안했다[86].

Outage 관리에서 매우 인기 있는 알고리즘으로 피드백 컨트롤러가 있다. 대부분 제안 방법은 인접 셀의 커버리지를 조정하고 시스템 내 outage 셀의 영향을 최소화하는 특정 메커니즘을 트리거하여 outage 보상 문제를 해결하는 것을 목표로 송신 전력과 안테나 down-tilt 각도 조정에 의존한다.

FQL을 적용하여 안테나의 down-tilt 각도를 변경하는 솔루션은 주로 자가 구성과 자가 최적화에 중점을 두었지만, outage 셀의 영향을 완화하기 위해 안테나 파라미터 변경 프로세스에 사용할 수 있으므로 자가 치유에서도 작동할 수 있다고 주장했다[4, 87].

Zoha 등은 MDT 측정 보고를 사용하여 셀 outage 검출과 보상 해결 프레임워크로 먼저 MDT 측정값을 수집하고 MDS를 사용하여 차원을 줄이고, LOFAD와 OCSVMD를 적용하여 outage 검

출 후, 보상 메커니즘으로 안테나 down-tilt와 송신 전력을 조정하고 outage 셀의 영향을 최소화하기 위해 RL과 결합된 Fuzzy 컨트롤러를 제안했다[88]. Saeed 등도 셀 outage 보상 수행을 위해 RL과 결합된 Fuzzy 컨트롤러로 안테나 down-tilt만 혹은 송신 전력만 조정하거나 또는 둘 다 조정하는 방법을 연구했다[89].

Moysen 등은 LTE에서 커버리지와 용량 제공을 위해 셀 outage 보상에 RL 접근법 기반으로 송신 전력과 안테나 down-tilt 각도를 자동 조정했다[90].

Alias 등은 BS를 건강, 열화, 절름발이 또는 긴장의 4가지 상태로 분류하기 위해 HMM 기반 솔루션을 개발했다[91]. 시스템이 BS 상태 추정을 위해 사용자가 보고한 일련의 측정값을 수집해서 상태 확률을 생성했다. 제안 솔루션은 약 80% 정확도로 BS 상태를 예측할 수 있음을 보여주었다.

Outage 관리를 위해 GA를 사용한 연구는 다음과 같다. Jiang 등은 전체 망 커버리지와 품질 유지를 위해 인접 셀에서 상향링크 목표 수신 전력을 조정하기 위해 면역 알고리즘 기반의 방법을 제안했다[92]. Li 등은 LTE 망에서 중단으로 인한 품질과 커버리지 문제 해결을 위해 셀 outage 관리로 5단계 분산 구조를 제안했고, outage 보상을 위해 커버리지 중첩을 최소화하면서 커버리지 최대화를 위해 기준 신호 전력을 증가시키는 최상의 파라미터 결정을 위해 GA 유형인 particle swarm을 구현했다[93].

Bandera 등은 상관 혹은 델타 검출(임계 값 기반)에 기초하여 데이터를 분석하고 outage 보상을 수행하는 방법을 제안했다[94].

Sleeping 셀은 사용자에게 모바일 서비스를 제공할 수 없는 특수한 outage 케이스이지만 운영자 관점에서는 셀이 여전히 완벽하게 작동하는 것으로

보이는 문제를 유발한다. 즉 sleeping 셀은 여전히 트래픽을 전달할 수 있지만, 특정 성능 메트릭은 예상보다 약간 낮은 손상된 셀, 셀 용량에서 심각한 열화가 보이는 절름발이 셀과 셀이 완전히 작동하지 않는 카타토닉 셀로 분류할 수 있다[95].

Imran 등은 망 모니터링과 관찰을 통해 k-NN 기반 비정상 검출을 기반으로 하고 차원 감소를 수행하기 위해 MDS를 사용한 모델을 생성하고, 이를 사용하여 sleeping 셀 행동을 예측으로 sleeping 셀 검출 연구를 했다[96].

Turkka 등은 sleeping 셀, 네트워크 outage와 서비스 영역 변화를 검출할 수 있는 데이터 마이닝 프레임워크로 주기적 네트워크 측정과 이전에 알려진 outage 데이터 간 유사점 찾는 것을 제안했다[97]. 먼저 MDT 데이터 세트를 수집하고 참조 DB를 만든 다음, 새로 얻은 샘플 분류를 위해 새 테스트 DB를 만든다. 그리고 두 세트 모두 비선형 DM 프로세스를 거쳐 차원을 줄이고 k-NN과 유사한 지도 학습인 Nearest Neighbor Search(NNS)로 데이터 분류했다.

Chernov 등도 Random Access Channel 실패로 인한 sleeping 셀 탐지에 중점을 둔 데이터 마이닝 프레임워크를 제시했다[95]. 사용자 데이터를 수집하고 처리하며, PCA와 Minor Component Analysis(MCA)로 차원 축소를 한다. 그리고 우선 k-NN 비정상 검출 알고리즘을 적용하여 데이터 세트에서 outlier sub-call을 추출하고, 알고리즘으로 각 셀에 sleeping 셀 점수를 할당한다. 점수가 높을수록 셀이 sleeping 상태에 있을 가능성이 높다.

Chernov 등은 sleeping 셀 검출을 위해 MDT 보고와 데이터 마이닝 기술을 기반으로 솔루션을 제시했다. 먼저 일반적인 망 시나리오 기반으로 모델을 구축한 다음 특정 비정상 검출 알고리즘을 적용하여 샘플을 비정상적이거나 아닌 것으로 분

류했다[98]. 우선 MCA를 적용하여 데이터 차원을 줄이고, K-means 비지도 기술을 적용하여 분류한다.

Zoha 등은 sleeping 셀 자동 검출을 위해 일반적인 망 시나리오에서 MDT 측정값을 수집하고 MDS로 데이터 차원을 줄인 후 기본 프로파일을 학습했다[99]. 그리고 sleeping 셀 검출로 k-NN 비정상 검출과 LOFAD 두 가지 솔루션을 제안했다. 모델 예측 후, 어느 셀이 sleeping 셀 시나리오를 트리거했는지 분류를 위해 sleeping 셀 위치 파악한 결과 셀이 정확하게 국소화했고 k-NN이 LOFAD를 능가함을 보여주었다.

Chernogorov 등은 DM을 차원 축소 기술이 아니라 비정상 검출을 위한 분류 도구로 사용했다[100]. DM이 새로운 임베디드 공간에서 비선형 데이터 세트를 선형으로 변환할 수 있으므로 분류 도구로도 사용될 수 있다고 주장했다. 비정상 검출 후, 모든 셀의 서비스 지도를 결정함으로써 그들의 위치를 결정하는 방법을 개발했다. 그리고 생성된 서비스 맵에 따라 비정상이 매핑되고 문제가 있는 셀이 식별됨을 보여주었다.

V. 기계학습 기반 SON 기술 전망

SON에서 성숙도와 견고성이 향상된 더 많은 다양한 ML 알고리즘이 여러 상황에서 연구 적용됨에도 불구하고 가까운 미래에 완전한 지능 망 실현을 위해 해결해야 할 오픈 이슈와 도전 과제는 다음과 같다.

1. 자가 구성

자가 구성에 ML 적용은 지금까지 연구가 상대적으로 가장 적은 영역이다. 그런데 BS 밀집화가

미래 이동통신망의 중요한 요소이므로 ML 알고리즘으로 매우 조밀하고 복잡한 망을 구성할 수 있는 모델을 만들고 그 기반의 지능형 BS를 확보해야 한다. 그리고 현재 덜 연구된 시나리오로 시골 또는 노매딕 환경에서 망 자가 구성이 있다. BS가 고밀도로 배치될 필요가 없고 용량과 커버리지 요구사항이 덜 엄격한 농촌과 뺏뺏하지 않은 환경에서 셀 배치는 전혀 다른 자가 구성 솔루션이 필요하다.

NCL 관련 대부분 연구는 새로 배치된 BS가 이웃을 발견하는 솔루션 개발에 중점을 두었으나, 연구가 필요한 사항은 새로운 BS가 망의 다른 BS들에게 알려서, 그들의 NCL도 업데이트된다는 사실이다. 따라서 망 운영자 제어가 없는 시나리오에서 새로운 BS가 시스템에 추가될 때 플러그 앤 플레이 기능뿐만 아니라 망 토폴로지의 자율 재구성이 가능한 지능형 솔루션이 필요하다.

현재 연구가 필요한 영역으로 자연 재해 발생으로 망이 심각하게 중단된 상황, 즉 비정상 상황에서 망 자동 구성이다. 이미 망 구성이 되었으므로 각 BS의 동작 파라미터 구성은 필요하지 않지만, NCL과 무선 파라미터 재구성을 위해 새로운 환경 조건을 자동 학습하고 새로운 모델을 즉시 생성함으로써 나머지 BS가 스스로 재구성하게 하는 ML 솔루션 연구가 필요하다.

2. 자가 최적화

자가 치유와 더불어 자가 최적화는 많은 연구자가 큰 관심을 가진 영역이다. 이동성 관리, HO 최적화, 부하 밸런싱과 자원 최적화 등에 유망한 솔루션이 제안되었지만, 여전히 해결해야 할 오픈 이슈가 있다.

BS와 코어망 간 백홀 연결 최적화는 향후 망에

서 필수적이지만, 백홀 최적화 프로세스를 다룬 연구는 많지 않다. 향후 엄청난 수의 사용자가 서로 다른 유형의 응용으로 이동통신망에 동시에 액세스할 것이므로 이에 최적 대응하는 백홀 자원 관리 연구가 필요하다.

매우 흥미로운 연구 분야는 여러 SON 솔루션의 관리 및 상호 운용을 위한 SON 기능 간 조정이다. SON은 최적 성능을 얻기 위해 파라미터 값을 자율 변경하는 것인데, 하나의 SON 기능의 파라미터 변경이 다른 SON 기능에 영향을 주는 파라미터를 변경하여 망 전체 구성에 영향을 주므로 이러한 기능 간 조정은 매우 중요하다. ML 알고리즘은 각 기능이 어떤 파라미터를 변경하고 얼마만큼 변경하는지 학습하기 위해 각 SON 기능에 개별적으로 적용되므로, 적용 전에 서로 영향을 주는 파라미터 변경을 초래하는 서로 다른 모델들을 통합하여 조정할 수 있어야 한다.

3. 자가 치유

자가 치유는 망 결함이 미칠 수 있는 영향을 감지하고 완화하는 중요한 역할을 담당해서 자가 최적화와 함께 가장 많이 연구된 분야 중 하나임에도 불구하고 여전히 개선의 여지가 있다.

한 가지 뜨거운 주제는 자가 치유의 패러다임을 반응형에서 능동형으로 바꾸는 것이다. 능동적 자가 치유 솔루션은 과거 데이터를 분석하고 미래에 망 동작을 예측할 수 있는 지능형 솔루션이므로 ML은 자가 치유에 큰 역할을 할 수 있다. 과거 동작과 정상적인 망 시나리오에서 만들어진 모델에서 ML 솔루션은 일반적인 망 동작과 각 BS의 파라미터를 학습한다. 그런 후에 현재와 이전 데이터를 기반으로 망에서 오류가 발생할 가능성이 가장 높은 시기와 위치를 정확하게 예측해야 한다.

4. 데이터 분석

미래 이동통신의 SON을 촉진시키는 것은 데이터 분석이다. 대부분의 이동통신 운영자가 매일 가입자로부터 대량의 데이터를 수집함에도 불구하고 대부분의 데이터는 여전히 사용되지 않는 Dark 데이터이다. 미래 SON 솔루션의 잠재력을 완전하게 활용하려면 이 Dark 데이터를 활용하여 보다 강력한 SON 모델을 만들고, 이를 기반으로 이동통신시스템에 지능을 완전히 실현해야 한다.

미래 이동통신망 구성, 최적화와 치유를 완전히 자율적으로 하기 위해서 수집된 데이터 내에서 모델을 만들고, 패턴을 탐색·결정하는 것이 매우 중요하다. 사람의 행동은 무작위가 아니며, 이동성 또는 일일 교통 수요와 같은 패턴은 이미 사용자 데이터에서 식별될 수 있으므로, 더 나은 QoS와 QoE 제공과 동시에 비용 최소화를 위해 사용자와 망 동작 모두를 학습에 데이터 분석 기술과 함께 ML 알고리즘이 활용될 수 있다.

SON 솔루션에 고려해야 할 다른 중요한 주제는 망 동작에서 발생하는 변경사항이다. 대부분 연구는 ML 알고리즘에 대해 하나의 데이터셋을 고려하고 그 데이터가 정적인 것으로 가정한다. 그러나 이미 알려진 바와 같이, 망에서 관찰된 데이터셋은 몇 가지 패턴이 있으며 앞으로 SON을 완전히 활성화하기 위해서 입력 데이터셋의 변경 사항을 고려하여 특정 상황을 잘못 분류하거나 잘못 해석하지 않아야 한다. 예를 들어, 망 트래픽 수준은 밤 시간보다 낮 시간에 훨씬 더 높은 것으로 알려져 있으므로, 이 변화에 대처할 수 있는 ML 알고리즘을 연구 개발하여 망 모델을 만들어야 한다.

5. 5G와 Beyond 5G에서 기계학습

5G는 무엇이든 연결함으로써 세상을 변화시키는 것을 목표로 하여 이전 세대와 달리 모든 응용 프로그램의 이해 관계자가 관심을 가지고 있다. 운영자 관점에서 KPI는 용량, QoS, CAPEX와 OPEX, 사용자 관점에서 KPI는 완벽한 연결성, 시공간적 서비스 균일성, 거의 무한한 용량에 대한 인식 또는 대기 시간 제로, 마지막으로 서비스 비용이다. 따라서 이 모든 것을 실현하기 위해 보다 논리적 접근으로 5G SON 엔진을 중단 간 망 동작을 시키는 인텔리전스로 완전히 자체 구성되도록 설계하기 위해 응용 프로그램 상황 인식을 활용하는 것이 필요하다. 이동통신망 상태뿐만 아니라 필요할 때 언제 어디서나 적절한 양의 망 자원을 전환·집중하여 사용자가 원활하고 무제한 연결을 할 수 있게 해야 한다. 또한 5G 용량 증가는 대부분 즉흥적 밀집화와 네트워크 레벨의 효율 향상에 의존하므로 5G의 기술적 실행 가능성에 5G SON이 중요한 역할을 담당하므로 5G에서 SON은 인텔리전스 패러다임으로 진화해야 한다[93].

그동안 SON의 여러 기능에 ML 적용 연구가 진행되었지만, 아직도 특정 SON 기능에 적용되지 않은 ML 기술이 많다. 모든 SON 기능에 모든 알고리즘을 적용하는 연구가 필요한 것은 아니지만, ML의 실제 동작 여부 판단을 위해서 다양한 ML에 대한 추가 연구는 여전히 필요하다. 5G에서 물리계층 관리, 자동 RAT 선택, 중단 간 연결성, 하이브리드 망 구조, 연결된 머신으로부터 학습, 제어와 데이터 평면 분리, 네트워크 기능 가상화에 적용되는 기계학습 전망은 다음과 같다.

우선 ML 알고리즘은 네트워크와 사용자 행동

뿐만 아니라 무선채널의 보다 일반적 특징을 학습하고, 특정 응용과 환경에 더 적합한 변조 방식과 부호화 방법의 자동 선택 모델 생성에 사용할 수 있으므로 체계적 연구가 필요하다.

5G는 다양한 요구와 요구사항을 가진 최종 사용자에게 가장 적합한 RAT를 제공하기 위해 ML 솔루션은 개별 사용자 행동과 요구사항을 학습해서 각 사용자에게 최적의 RAT를 결정해야 한다.

현 이동통신 연결은 BS의 연결 파라미터 기반으로 연결할 셀을 결정하는 RAN 측면에서 연결이지만, 미래의 이동통신에서 버티컬 서비스 실현을 위해 RAN 관점에서 최적 연결만으로는 부족하므로 종단 간 연결 관점에서 연결 최적화를 위한 ML 알고리즘 연구가 필요하다.

미래 이동통신은 중앙집중식 구조와 분산 구조가 결합되는 하이브리드 구조로 된다는 전제하에 SON에 적용할 ML 연구가 필요하다. 한 예로는 하이브리드 네트워크 파라미터 최적화를 위해 ML 알고리즘을 현 중앙집중식 네트워크에서 모델 학습하고 구축한 다음, 이 모델을 하이브리드 네트워크로 전송하여 사용케 하는 TL을 적용하는 것이다.

점점 더 복잡하고 밀도가 높아질 것으로 예상되는 미래 네트워크에서 제어와 데이터 평면의 분리는 추가적인 복잡성에도 불구하고 가속화되고 있다. 한편, 이 분리에도 불구하고 ML 솔루션은 여전히 두 평면에 독립적으로 적용되고 있지만, 제어와 데이터 평면에 독립적으로 학습함으로써 망에 대한 보다 일반적인 특징을 얻기 위해 각각의 평면에서 더욱 강력한 모델 연구가 필요하다. 특정 하드웨어 구성 요소에서 망 기능을 분리하여 훨씬 유연한 망을 구현하는 망 기능 가상화에서 ML 모델은 하드웨어에서 기능을 분리함으로써 하드웨어와 독립적으로 망 파라미터를 직접 학습

하고 훨씬 더 일반적이고 강력한 솔루션을 제공할 수 있어야 한다.

약어 정리

BP	Back-Propagation
BS	Base Station
CAC	Call Admission Control
CRE	Cell Range Extension
CSI	Channel State Information
DB	Data Base
DT	Decision Trees
FLC	Fuzzy Logic Controller
GA	Genetic Algorithm
HetNets	Heterogeneous Networks
HMM	Hidden Markov Model
HO	Hand-Over
ICIC	Inter-Cell Interference Coordination
k-NN	k-Nearest Neighbor
KPI	Key Performance Indicator
LOFAD	Local Outlier Factor based Anomaly Detector
MC	Markov Chain
MCA	Minor Component Analysis
MDS	Multi-Dimensional Scaling
MDT	Minimization of Drive Test
ML	Machine Learning
MLB	Mobility Load Balancing
MRO	Mobility Robustness Optimization
NCL	Neighbor Cell List
NN	Neural Network
OCSVMD	One Class Support Vector Machine based Detector
PCA	Principal Component Analysis
PCI	Physical Cell Identifier

QL	Q-Learning
RL	Reinforcement Learning
RLF	Radio Link Failure
SO	Self-Organizing
SOM	Self-Organizing Map
SON	Self-Organizing Network
SVM	Support Vector Machine
TL	Transfer Learning
TTT	Time-To-Trigger

참고문헌

- [1] T. Binzer and F. M. Landstorfer, "Radio Network Planning with Neural Networks," in Proc. IEEE-VTC Fall, Boston, MA, USA, Sept. 2000, pp. 811-817.
- [2] S. S. Mwanje, N. Zia, and A. Mitschele-Thiel, "Self-Organized Handover Parameter Configuration for LTE," in Proc. Int. Symp. Wireless Commun. Syst., Paris, France, Aug. 2012, pp. 26-30.
- [3] H. Claussen et al., "Self-Optimization of Coverage for Femtocell Deployments," in Proc. Wireless Telecommun. Symp, Pomona, CA, USA, Apr. 2008, pp. 278-285.
- [4] R. Razavi et al., "A Fuzzy Reinforcement Learning Approach for Self-Optimization of Coverage in LTE Networks," Bell Labs Tech. J., vol. 15, no. 3, Dec. 2010, pp. 153-175.
- [5] F. J. Mullany et al., "Self-Deployment, Self-Configuration: Critical Future Paradigms for Wireless Access Networks," in Proc. Workshop Auton. Commun., Berlin, Germany, Oct. 2004, pp. 58-68.
- [6] R. Joyce et al., "Self Organising Network Techniques to Maximize Traffic Offload Onto a 3G/WCDMA Small Cell Network Using MDT UE Measurement Reports," in Proc. IEEE Glob. Commun. Conf., Austin, TX, USA, Dec. 2014, pp. 2212-2217.
- [7] A. Gerdenitsch et al., "A Rule-Based Algorithm for Common Pilot Channel and Antenna Tilt Optimization in UMTS FDD Networks," ETRI J., vol. 26, no. 5, 2004, pp. 437-442.
- [8] H. Eckhardt et al., "Vertical Antenna Tilt Optimization for LTE Base Stations," in Proc. IEEE 73rd VTC, Yokohama, Japan, May. 2011, pp. 1-5.
- [9] J.-H. Yun et al., "CTRL: A Self-Organizing Femtocell Management Architecture for Co-channel Deployment," in Proc. 16th Annu. Int. Conf. Mobile Comput. Netw., Chicago, IL, USA, 2010, pp. 61-72.
- [10] I. Karla, "Distributed Algorithm for Self Organizing LTE Interference Coordination," in Proc. Int. Conf. Mobile Netw. Manag., Athens, Greece, 2009, pp. 119-128.
- [11] M. Mehta et al., "A Self-Organized Resource Allocation Scheme for Heterogeneous Macro-Femto Networks," Wireless Commun. Mobile Comput., vol. 16, no. 3, 2016, pp. 330-342.
- [12] X. Zhao et al., "Improving UE SINR and Networks Energy Efficiency Based on Femtocell Self-Optimization Capability," in Proc. WCNC Workshop, Istanbul, Turkey, 2014, pp. 155-160.
- [13] M. Bennis et al., "A Q-Learning Based Approach to Interference Avoidance in Self-Organized Femtocell Networks," in Proc. IEEE Globecom Workshops, Miami, FL, USA, Dec. 2010, pp. 706-710.
- [14] M. Dirani et al., "A Cooperative Reinforcement Learning Approach for Inter-Cell Interference Coordination in OFDMA Cellular Networks," in Proc. Int. Symp. Model. Opt. Mobile Ad Hoc Wireless Netw., Avignon, France, May. 2010, pp. 170-176.
- [15] X. Chen et al., "Predicting a User's Next Cell with Supervised Learning Based on Channel States," in Proc. IEEE Workshop SPAWC, Darmstadt, Germany, Jun. 2013, pp. 36-40.
- [16] A. Mohamed et al., "Mobility Prediction for Handover Management in Cellular Networks with Control/Data Separation," in Proc. IEEE ICC, London, UK, June. 2015, pp. 3939-3944.
- [17] H. Si et al., "Mobility Prediction in Cellular Network Using Hidden Markov Model," in Proc. IEEE Consum. Commun. Netw. Conf., Las Vegas, NV, USA, Jan. 2010, pp. 1-5.
- [18] P. Fazio et al., "A Distributed Hand-Over Management and Pattern Prediction Algorithm for Wireless Networks with Mobile Hosts," in Proc. IWCMC, July. 2013, pp. 294-298.
- [19] B. Sas et al., "A SON Function for Steering Users in Multi-Layer LTE Networks Based on Their Mobility Behaviour," in Proc. IEEE VTC, Glasgow, UK, May. 2015, pp. 1-7.
- [20] C. Yu et al., "Modeling User Activity Patterns for Next-Place Prediction," IEEE Syst. J., vol. 11, no. 2, June. 2017, pp. 1060-1071.
- [21] A. Chakraborty et al., "Network-Side Positioning of Cellular-Band Devices with Minimal Effort," in Proc. INFOCOM, Hong Kong, Apr. 2015, pp. 2767-2775.
- [22] R. Narasimhan et al., "A Handoff Algorithm for Wireless Systems Using Pattern Recognition," in Proc. IEEE Int. Symp. Pers. Indoor Mobile Radio Commun., Boston, MA, USA, Sept. 1998, pp. 335-339.
- [23] P. P. Bhattacharya et al., "An ANN Based Call Handoff Management Scheme for Mobile Cellular Network," Int. J. Wireless Mobile Netw. vol. 5, no. 6, Dec. 2013, pp. 125-135.
- [24] Z. Ali et al., "Machine Learning Based Handover Management for Improved QoE in LTE," in Proc. IEEE/IFIP NOMS, Istanbul, Turkey, Apr. 2016, pp. 794-798.

- [25] N. Sinclair et al., "An Advanced SOM Algorithm Applied to Handover Management Within LTE" *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 62, no. 5, June. 2013, pp. 1883-1894.
- [26] M. Stoyanova and P. Mahonen, "Algorithmic Approaches for Vertical Handoff in Heterogeneous Wireless Environment" in *Proc. IEEE Wireless Commun. Netw. Conf.*, Hong Kong, Mar. 2007, pp. 3780-3785.
- [27] F. Bouali, K. Moessner, and M. Fitch, "A Context-Aware User-Driven Framework for Network Selection in 5G Multi-RAT Environments," in *Proc. IEEE VTC*, Montreal, Canada, Sept. 2016, pp. 1-7.
- [28] S. S. Mwanje et al., "Cognitive Cellular Networks: A Q-Learning Framework for Self-Organizing Networks," *IEEE Trans. Netw. Service Manag.*, vol. 13, no. 1, Mar. 2016, pp. 85-98.
- [29] V. Capdevielle, A. Feki, and A. Fakhreddine, "Self-Optimization of Handover Parameters in LTE Networks," in *Proc. Int. Symp. Model. Opt. Mobile Ad Hoc Wireless Netw.*, Tsukuba, Japan, May. 2013, pp. 133-139.
- [30] C. Dhahri and T. Ohtsuki, "Adaptive Q-Learning Cell Selection Method for Open-Access Femtocell Networks: Multi-User Case," *IEICE Trans. Commun.*, vol. 97, no. 8, 2014, pp. 1679-1688.
- [31] C. A. S. Franco and J. R. B. de Marca, "Load Balancing in Self-Organized Heterogeneous LTE Networks: A Statistical Learning Approach," in *Proc. IEEE LATINCOM*, Arequipa, Peru, 2015, pp. 1-5.
- [32] I. Viering, M. Döttling, and A. Lobinger, "A Mathematical Perspective of Self-Optimizing Wireless Networks," in *Proc. IEEE Int. Conf. Commun.*, Dresden, Germany, June. 2009, pp. 1-6.
- [33] P. Munoz et al., "Optimization of a Fuzzy Logic Controller for Handover-Based Load Balancing," in *Proc. IEEE VTC*, Yokohama, Japan, 2011, pp. 1-5.
- [34] J. Rodriguez et al., "Load Balancing in a Realistic Urban Scenario for LTE Networks," in *Proc. IEEE VTC*, Yokohama, Japan, 2011, pp. 1-5.
- [35] P. Muñoz et al., "Fuzzy Rule-Based Reinforcement Learning for Load Balancing Techniques in Enterprise LTE Femtocells," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 62, no. 5, June. 2013, pp. 1962-1973.
- [36] T. Kudo and T. Ohtsuki, "Q-Learning Based Cell Selection for UE Outage Reduction in Heterogeneous Networks," in *Proc. IEEE VTC*, Vancouver, Canada, 2014, pp. 1-5.
- [37] H. Hu et al., "Self-Configuration and Self-Optimization for LTE Networks," *IEEE Commun. Mag.*, vol. 48, no. 2, Feb. 2010, pp. 94-100.
- [38] H.-M. Zimmermann, A. Seitz, and R. Halfmann, "Dynamic Cell Clustering in Cellular Multi-Hop Networks," in *Proc. IEEE Singapore Int. Conf. Commun. Syst.*, 2006, pp. 1-5.
- [39] M. Al-Rawi, "A Dynamic Approach for Cell Range Expansion in Interference Coordinated LTE-Advanced Heterogeneous Networks," in *Proc. IEEE ICCS*, Singapore, 2012, pp. 533-537.
- [40] L. Du et al., "Using Dynamic Sector Antenna Tilting Control for Load Balancing in Cellular Mobile Communications," in *Proc. ICT*, vol. 2. 2002, pp. 344-348.
- [41] S. Tomforde, A. Ostrovsky, and J. Hahner, "Load-Aware Reconfiguration of LTE-Antennas Dynamic Cell-Phone Network Adaptation Using Organic Network Control," in *Proc. Int. Conf. Inform. Contr. Autom. Robot.*, Vienna, Austria, Sept. 2014.
- [42] S. Basso et al., "Load Aware Self-Organising User-Centric Dynamic CoMP Clustering for 5G Networks," *IEEE Access*, vol. 4, 2016, pp. 2895-2906.
- [43] P. Sandhir and K Mitchell, "A Neural Network Demand Prediction Scheme for Resource Allocation in Cellular Wireless Systems," in *Proc. IEEE Reg. 5 Conf.*, Kansas City, MO, USA, Apr. 2008, pp. 1-6.
- [44] P. Fazio et al., "A Novel Passive Bandwidth Reservation Algorithm Based on Neural Networks Path Prediction in Wireless Environments," in *Proc. Int. SPECTS*, Ottawa, Canada, July. 2010, pp. 38-43.
- [45] A. Adeel et al., "Critical Analysis of Learning Algorithms in Random Neural Network Based Cognitive Engine for LTE Systems," in *Proc. IEEE VTC Spring*, Glasgow, UK, 2015, pp. 1-5.
- [46] Y. Zang et al., "Wavelet Transform Processing for Cellular Traffic Prediction in Machine Learning Networks," in *Proc. IEEE China Summit Int. Conf. ChinaSIP*, Chengdu, China, July. 2015, pp. 458-462.
- [47] D. Kumar, N. kanagaraj, and R. Srilakshmi, "Harmonized Q-Learning for Radio Resource Management in LTE Based Networks," in *Proc. ITU Kaleidoscope Build. Sustain. Communities (K)*, Kyoto, Japan, 2013, pp. 1-8.
- [48] P. Savazzi and L. Facali, "Dynamic Cell Sectorization Using Clustering Algorithms," in *Proc. IEEE VTC*, Dublin, Ireland, Apr. 2007, pp. 604-608.
- [49] A. Galindo-Serrano et al., "Distributed Learning in Multiuser OFDMA Femtocell Networks," in *Proc. IEEE VTC*, Yokohama, Japan, May. 2011, pp. 1-6.
- [50] B. Fan, S. leng, and K. Yang, "A Dynamic Bandwidth Allocation Algorithm in Mobile Networks with Big Data of Users and Networks," *IEEE Netw.*, vol. 30, no. 1, Jan./Feb. 2016, pp. 6-10.
- [51] P. Kiran, M. G. Jibukumar, and C. V. Premkumar, "Resource Allocation Optimization in LTE-A/5G Networks Using Big Data Analytics," in *Proc. ICOIN*, Kota Kinabalu, Malaysia, 2016, pp. 254-259.
- [52] A. Liakopoulos et al., "Applying Distributed Monitoring Techniques in Autonomic Networks," in *Proc. IEEE Globecom Workshops*, Miami, FL, USA, 2010, pp. 498-502.

- [53] M. Dirani et al., "Self-Organizing Networks in Next Generation Radio Access Networks: Application to Fractional Power Control," *Comput. Netw.*, vol. 55, no. 2, 2011, pp. 431-438.
- [54] E. Alexandri and Z. Altman, "A distributed reinforcement learning approach to maximize resource utilization and control handover dropping in multimedia wireless networks," in *Proc. 13th IEEE Int. Symp. PIMRC*, vol. 5, 2002, pp. 2249-2253.
- [55] L.-T. Lee et al., "A Cell-based Call Admission Control Policy with Time Series Prediction and Throttling Mechanism for Supporting QoS in Wireless Cellular Networks," in *Proc. Int. Symp. Commun. Inf. Technol.*, Bangkok, Thailand, Oct. 2006, pp. 88-93.
- [56] A. F. Santamaria and A. Lupia, "A New Call Admission Control Scheme Based on Pattern Prediction for Mobile Wireless Cellular Networks," in *Proc. WTS*, New York, NY, USA, Apr. 2015, pp. 1-6.
- [57] D. Liu and Y. Zhang, "A Self-Learning Adaptive Critic Approach for Call Admission Control in Wireless Cellular Networks," in *Proc. IEEE ICC*, Anchorage, AK, USA, May. 2003, pp. 1853-1857.
- [58] H. Y. Lateef, A. Imran, and A. Abu-dayya, "A Framework for Classification of Self-Organising Network Conflicts and Coordination Algorithms," in *Proc. IEEE Annu. Int. Symp. PIMRC*, London, UK, Sept. 2013, pp. 2898-2903.
- [59] A. Tall et al., "Distributed Coordination of Self-Organizing Mechanisms in Communication Networks," *IEEE Trans. Contr. Netw. Syst.*, vol. 1, no. 4, Dec. 2014, pp. 328-337.
- [60] H. Y. Lateef et al., "LTE-Advanced Self-Organizing Network Conflicts and Coordination Algorithms," *IEEE Wireless Commun.*, vol. 22, no. 3, June. 2015, pp. 108-117.
- [61] I. Karla, "Resolving SON Interactions via Self-Learning Prediction in Cellular Wireless Networks," in *Proc. Int. Conf. WiCOM*, Shanghai, China, Sept. 2012, pp. 1-6.
- [62] R. Barco, P. Lazaro, and P. Munoz, "A Unified Framework for Self-Healing in Wireless Networks," *IEEE Commun. Mag.*, Dec. 2012, pp. 134-142.
- [63] A. Coluccia, F. Ricciato, and P. Romirer-Maierhofer, "Bayesian Estimation of Network-Wide Mean Failure Probability in 3G Cellular Networks," in *Performance Evaluation Comput. Commun. Syst. Milestones Future Challenges*, Vienna, Austria, Oct. 2011, pp. 167-178.
- [64] G. F. Ciocarlie et al., "Detecting Anomalies in Cellular Networks Using an Ensemble Method," in *Proc. Int. CNSM*, Zürich, Switzerland, Oct. 2013, pp. 171-174.
- [65] K. Raivio et al., "Analysis of Mobile Radio Access Network Using the Self-Organizing Map," in *Proc. IFIP/IEEE Int. Symp. Integr. Netw. Manag.*, Colorado Springs, CO, USA, Mar. 2003, pp. 439-451.
- [66] P. Sukhawatchani and W. Usaha, "Performance Evaluation of Anomaly Detection in Cellular Core Networks Using Self-Organizing Map," in *Proc. Int. Conf. ECTI-CON*, Krabi, Thailand, 2008, pp. 361-364.
- [67] P. Szilágyi and S. Novaczki, "An Automatic Detection and Diagnosis Framework for Mobile Communication Systems," *IEEE Trans. Netw. Service Manag.*, vol. 9, no. 2, June. 2012, pp. 184-197.
- [68] S. Novaczki, "An Improved Anomaly Detection and Diagnosis Framework for Mobile Network Operators," in *Proc. Int. Conf. DRCN*, Budapest, Hungary, 2013, pp. 234-241.
- [69] A. D'Alconzo et al., "A Distribution-Based Approach to Anomaly Detection and Application to 3G Mobile Traffic," in *Proc. GLOBECOM*, Honolulu, HI, USA, 2009, pp. 1-8.
- [70] N. Tcholtchev and R. Chaparadza, "Autonomic Fault-Management and Resilience from the Perspective of the Network Operation Personnel," in *Proc. IEEE Globecom Workshops*, Miami, FL, USA, 2010, pp. 469-474.
- [71] Q. Liao and S. Stanczak, "Network State Awareness and Proactive Anomaly Detection in Self-Organizing Networks," in *Proc. IEEE Globecom Workshops*, San Diego, CA, USA, Dec. 2015, pp. 1-6.
- [72] H. Farooq, Md. S. Parwez, and A. Imran, "Continuous Time Markov Chain Based Reliability Analysis for Future Cellular Networks," in *Proc. IEEE GLOBECOM*, San Diego, CA, USA, Dec. 2015, pp. 1-6.
- [73] U. S. Hashmi et al., "Enabling Proactive Self Healing by Data Mining Network Failure Logs," in *Proc. Int. ICNC*, Santa Clara, CA, USA, Jan. 2017, pp. 511-517.
- [74] A. Gómez-Andrades et al., "Data Analytics for Diagnosing the RF Condition in Self-Organizing Networks," *IEEE Trans. Mobile Comput.*, vol. 16, no. 6, June. 2017, pp. 1587-1600.
- [75] R. M. Khanafer et al., "Automated Diagnosis for UMTS Networks Using Bayesian Network Approach," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 57, no. 4, July. 2008, pp. 2451-2461.
- [76] J. Puttonen et al., "Coverage Optimization for Minimization of Drive Tests in LTE with Extended RLF Reporting," in *Proc. Annu. IEEE Int. Symp. PIMRC*, Istanbul, Turkey, 2010, pp. 1764-1768.
- [77] W. Wang, J. Zhang, and Q. Zhang, "Transfer Learning Based Diagnosis for Configuration Troubleshooting in Self-Organizing Femtocell Networks," in *Proc. IEEE GLOBECOM*, Houston, TX, USA, 2011, pp. 1-5.
- [78] C. M. Mueller et al., "A Cell Outage Detection Algorithm Using Neighbor Cell List Reports," in *Proc. Int. Workshop Self Org. Syst.*, Vienna, Austria, 2008, pp. 218-229.
- [79] W. Feng et al., "Cell Outage Detection Based on Improved BP Neural Network in LTE System," in *Proc. Int. Conf. WiCOM*, Shanghai, China, Sept. 2015, pp. 1-5.
- [80] O. Onireti et al., "A Cell Outage Management Framework for Dense Heterogeneous Networks," *IEEE Trans. Veh. Technol.*,

- vol. 65, no. 4, Apr. 2016, pp. 2097-2113.
- [81] W. Xue et al., "Classification-Based Approach for Cell Outage Detection in Self-Healing Heterogeneous Networks," in Proc. IEEE WCNC, Istanbul, Turkey, Apr. 2014, pp. 2822-2826.
- [82] A. Zoha et al., "Data-Driven Analytics for Automated Cell Outage Detection in Self Organizing Networks," in Proc. Int. Conf. DRCN, Kansas City, MO, USA, Mar. 2015, pp. 203-210.
- [83] W. Wang, Q. Liao, and Q. Zhangm "COD: A Cooperative Cell Outage Detection Architecture for Self-Organizing Femtocell Networks," IEEE Trans. Wireless Commun., vol. 13, no. 11, Nov. 2014, pp. 6007-6014.
- [84] I. de-la Bandera et al., "Cell outage detection based on handover statistics," IEEE Commun. Lett., vol. 19, no. 7, Jul. 2015, pp. 1189-1192.
- [85] P. Muñoz et al., "Correlation-Based Time-Series Analysis for Cell Degradation Detection in SON," IEEE Commun. Lett., vol. 20, no. 2, Feb. 2016, pp. 396-399.
- [86] Q. Liao, M. Wiczowski, and S. Stańczak, "Toward Cell Outage Detection with Composite Hypothesis Testing," in Proc. IEEE ICC, Ottawa, Canada, 2012, pp. 4883-4887.
- [87] M. N. U. Islam and A. Mitschele-Thiel, "Reinforcement Learning Strategies for Self-Organized Coverage and Capacity Optimization," in Proc. IEEE WCNC, Shanghai, China, Apr. 2012, pp. 2818-2823.
- [88] A. Zoha et al., "A Learning-Based Approach for Autonomous Outage Detection and Coverage Optimization," Trans. Emerg. Telecom. Technol., vol. 27, no. 3, 2016, pp. 439-450.
- [89] A. Saeed et al., "Controlling Self Healing Cellular Networks Using Fuzzy Logic," in Proc. IEEE WCNC, Shanghai, China, Apr. 2012, pp. 3080-3084.
- [90] J. Moysen et al., "A Reinforcement Learning Based Solution for Self-Healing in LTE Networks," in Proc. IEEE 80th Veh. Technol. Conf. (VTC Fall), Vancouver, Canada, Sept. 2014, pp. 1-6.
- [91] M. Alias et al., "Efficient Cell Outage Detection in 5g Hetnets Using Hidden Markov Model," IEEE Commun. Lett., vol. 20, no. 3, 2016, pp. 562-565.
- [92] Z. Jiang et al., "A Cell Outage Compensation Scheme Based on Immune Algorithm in LTE Networks," in Proc. APNOMS, Hiroshima, Japan, Sept. 2013, pp. 1-6.
- [93] W. Li et al., "A Distributed Cell Outage Compensation Mechanism Based on RS Power Adjustment in LTE Networks," China Commun., vol. 11, no. 13, 2014, pp. 40-47.
- [94] I. de-la Bandera et al., "Improving Cell Outage Management Through Data Analysis," IEEE Wireless Commun., vol. 24, Aug. 2017, pp. 115-119.
- [95] S. Chernov et al., "Data Mining Framework for Random Access Failure Detection in LTE Networks," in Proc. IEEE Annu. Int. Symp. PIMRC, Washington, DC, USA, 2014, pp. 1321-1326.
- [96] A. Imran et al., "Challenges in 5G: How to Empower SON with BIG DATA for Enabling 5G," IEEE Netw., vol. 28, no. 6, Nov./Dec. 2014, pp. 27-33.
- [97] J. Turkka et al., "An Approach for Network Outage Detection From Drive Testing Databases," J. Comput. Netw. Commun., vol. 2012, 2012, pp. 1-13.
- [98] S. Chernov et al., "Location Accuracy Impact on Cell Outage Detection in LTE-A Networks," in Proc. IWCMC, Dubrovnik, Croatia, Aug. 2015, pp. 1162-1167.
- [99] A. Zoha et al., "A SON Solution for Sleeping Cell Detection Using Low-Dimensional Embedding of MDT Measurements," in Proc. IEEE Annu. Int. Symp. PIMRC, Washington, DC, USA, 2014, pp. 1626-1630.
- [100] F. Chernogorov et al., "Detection of Sleeping Cells in LTE Networks Using Diffusion Maps," in Proc. IEEE VTC Spring, Yokohama, Japan, 2011, pp. 1-5.