

기계학습에 의한 Self-Organizing Network 특허 동향

권 동 승*, 나 지 현^o

Patent Trends on Machine Learning for Self-Organizing Network

Dong-Seung Kwon*, Jee-Hyeon Na^o

요 약

5G와 B5G(Beyond 5G)가 버티컬 산업의 인프라가 되기 위해서는 궁극적으로 사람의 개입을 최소화하면서 인프라 스스로 최적의 성능을 제공해야 하므로 기계학습 (Machine learning) 기술을 Self-Organizing Network(SON)에 적용하는 것이 필요하다. 따라서 본 논문에서는 기계학습에 의한 SON 기술의 특허 정보를 거시적·심층적 동향 분석 결과를 제시하였다. SON 특허 정보의 정량적 분석 결과에 따르면 기계학습을 적용한 SON 특허는 전체 SON 특허의 27%를 차지하며 기계학습을 적용한 자체 최적화 중 자원 할당과 로드 밸런싱 (Load Balancing)에 편중되어 있다. 특허 경쟁력 지수 측면에서 기계학습 적용 특허는 기계학습 미적용 특허의 약 1/2 정도로 작았다. 따라서 기계학습이 적용된 SON 특허는 초기 연구개발 단계에 있으므로 기계학습을 적용한 SON 프레임 워크와 자기 구성·최적화·치유 기술에 대한 연구 개발이 필요하다.

키워드 : 자가 조직화 네트워크, 자가 구성, 자가 최적화, 자가 치유, 기계학습

Key Words : Self-Organizing Network, Self-Configuration, Self-Optimization, Self-Healing, Machine Learning

ABSTRACT

In order for 5G and B5G to become an infrastructure for the vertical industry, it is ultimately necessary to provide the optimal performance by the infrastructure itself while minimizing human intervention, so the application of Machine Learning (ML) technology to Self-Organizing Network(SON) is essential. Therefore, in this paper, the results of macroscopic and in-depth analysis of patent information of SON technology by ML are presented. According to the results of quantitative analysis of SON patent information, ML-applied SON patents account for 27% of all SON patents, and ML applications are biased in resource allocation and load balancing for self-optimization. In terms of patent competitiveness index, ML applied patents were about 1/2 of ML non-applied patents. Therefore, as the ML-applied SON patent is in its early stages globally, it is necessary to research and develop the ML-applied SON framework and self-optimization, composition, and healing technology.

* 본 연구는 2021년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임[No. 2018-0-01659, 5G NR기반 지능형 오픈 스톱셀 기술 개발]

• First Author : ETRI, dskwon@etri.re.kr, 종신회원

° Corresponding Author : ETRI, jhna@etri.re.kr, 정회원

논문번호 : 202107-159-D-RN, Received July 9, 2021; Revised September 10, 2021; Accepted September 27, 2021

I. 서 론

이동통신은 세대 진화에 따라 새로운 기술이 도입되어 왔으며, 5G에서는 세 가지 무선액세스 기술(enhanced Mobile Broadband, ultra-Reliable and Low-Latency Communication, massive Machine Type Communication), 다양한 셀룰라 형태(매크로·마이크로·피코·펩토 셀, 클라우드 기지국, 개방형 무선액세스 네트워크)가 공존하는 이기종 망(HetNets: Heterogeneous Networks) 구조, 제어와 데이터 평면 분리, 그리고, 망 가상화·슬라이싱 기술 등이 도입되었다. 이 상황에서 이동통신사업자는 투자 및 운용 비용을 줄이면서 고품질 서비스 제공을 위해서는 자가 구성, 자가 최적화와 자가 치유의 자가 구성 네트워크(SON: Self-Organizing Network) 기술에서도 혁신적 해결책이 필요하다.

한편, 전 세계적으로 설치·운용되고 있는 4G LTE에 적용된 SON 기술에 인간의 개입을 최소화하면서 이동통신망 설치·운영·관리를 자동화시키기 위해 기술적으로 성숙된 기계학습(ML: Machine Learning)을 적용한 학술적 연구가 있었다^{1,2,9)}. 그리고, 5G와 B5G(Beyond 5G)에서 다양한 버티컬 서비스 실현, 현실화되는 복잡한 셀룰라 구조에서 발생하는 문제 등에 대처하기 위해 기계학습 기술을 SON에 적용하는 것이 필요하다³⁻⁵⁾.

따라서 본 고에서는 기계학습 적용 SON 특허정보

의 정량적·정성적 조사·분석과 관련 특허의 경쟁력 평가를 위해 LexisNexis의 Patent Asset Index™(PAI, 특허자산지수)으로 측정된 Competitive Impact™(경쟁력 지수) 결과를 서술하고, 향후 연구방향을 제시하였다.

II. 기술 분류 및 특허 정보 검색

2.1 기술 개요 및 분류

표 1에 본 논문에서 사용한 자가 구성 기술, 자가 최적화 기술, 자가 치유 기술의 정의 및 요소기술을 서술하였다.

자가 구성 기술은 이동통신망의 초기 설치 시 동작 파라미터를 자동 구성하는 기술이다. 요소 기술로는 초기 셀 배치와 플래닝 기술, 초기 형상 구성, 이웃 셀 목록(NCL: Neighbor Cell List) 구성, 물리 셀 아이디(PCI: Physical Cell ID) 중복 혹은 충돌 감지와 회피 기술, 망 모니터링, 스니핑(Sniffing), 플러그-앤드-플레이(Plug-and-Play), 주행 시험 최소화(Mini miation of Driving Test) 등이 있다.

자가 최적화 기술은 이동통신망의 여러 성능이 최적으로 동작되도록 파라미터와 환경을 지속적으로 모니터링한 후, 간섭 제어와 회피, 그리고, 로드-핸드오버·커버리지 관련 세부 파라미터를 최적화하는 기술이다. 요소기술로는 셀간 간섭 제어/회피/조정, 셀 커버리지 확대(Coverage Range Expansion), 그리고 다

표 1. SON 기술 분류, 정의 및 요소기술
Table 1. Taxonomy, definition of SON technology

대분류	중분류	소분류	정의 및 요소기술
자가 조직화 네트워크	자가 구성 기술	자가 구성 기술	이동통신 망 초기 설치 시 동작 파라미터 자동 구성 기술 - 초기 셀 배치/플래닝 기술, 초기 형상 구성, 이웃 셀 목록 구성, 물리 셀 아이디 중복 혹은 충돌 감지/회피 기술, 네트워크 모니터링, 스니핑, 플러그-앤드-플레이, 주행 시험 최소화 등
	자가 최적화 기술	간섭 제어/회피 최적화 기술	이동통신망의 성능이 최적으로 동작되도록 파라미터와 환경을 지속적으로 모니터링한 후, 간섭 제어/회피 파라미터를 최적화하는 기술 - 셀간 간섭 제어/회피/조정, 셀 커버리지 확대, 다중점 송신 등
		부하-핸드오버·커버리지 최적화 기술	이동통신망의 성능이 최적으로 동작되도록 파라미터와 지속적으로 모니터링한 후, 부하-핸드오버·커버리지 파라미터를 최적화하는 기술 - 로드 밸런싱, 핸드오버 최적화(빈번한 핸드오버, 잘못된 셀로 핸드오버, 빠릿늦은 핸드오버), 커버리지와 용량 최적화, 호 수락제어, SON 기능간 조정 등
자가 치유 기술	자가 치유 기술	이동통신 망에서 발생하는 각종 결함을 검출·진단하고 해당 결함에 대한 보상 매커니즘을 자동 동작시키는 기술 - 모니터링, 셀 결함(fault, outage, degradation, anomaly, malfunction 등) 검출 그리고/혹은 진단 그리고/혹은 보상/복구, 셀 Breathing, 커버리지 홀 검출, 수면 셀 검출 그리고/혹은 진단 그리고/혹은 보상/복구 등	

중점 송신, 로드 밸런싱 (Load Balancing), 핸드오버 최적화(Mobility Robust Optimization), 커버리지와 용량 최적화(Coverage and Capacity optimization), 호 수락제어, 그리고 SON 기능간 조정 등이 있다. 여기서 핸드오버 최적화는 빈번한 핸드오버, 잘못된 셀로 핸드오버, 빠른 혹은 늦은 핸드오버 등 단말 이동성으로 발생하는 문제를 해결하는 것이다.

자가 치유 기술은 이동통신망에서 발생하는 결함 (fault, outage, degradation, anomaly, malfunction 등)을 검출·진단하고 해당 결함에 대한 보상 매커니즘을 자동 동작시키는 기술이다. 요소기술은 모니터링, 셀 결함 검출 그리고/혹은 진단 그리고/혹은 보상, 셀 자가/자동 복구 혹은 보상, 셀 Breathing, 셀 커버리지를 검출, 수면 셀 검출 그리고/혹은 진단 등이다.

2.2 특허 정보 검색

표 1에 나타난 자가 구성·최적화·치유 기술의 요소 기술을 다음의 검색식에 적용하고, WIPS DB를 이용하여 이동통신시스템의 SON 관련 특허정보를 검색하였다. 검색식은 [(이동/무선 통신) AND (HetNets, 초고밀도 밀집셀, 스몰셀) AND (기계학습 요소기술) AND (자가 구성 혹은 자가 최적화 혹은 자가 치유 관련 요소기술)]이다. 기계학습 요소기술로는 자가/자동/자율, Zero touch, 인공지능, 기계학습 (ML), 강화 학습(RL: Reinforcement Learning), 심화 학습(DL: Deep Learning), Q-Learning, 학습과 훈련, Bayesian, K-Nearest Neighbor(K-NN), Neural Network (NN), Support Vector Machine, Decision Tree, Collaborative Filtering, K-means, Self-Organizing Map, Fuzzy Logic, Markov Chain, Principal Component Analysis, Diffusion Map을 사용하였다²⁾.

WIPS DB에 검색식을 적용하여 검색된 205건의 특허정보에 대해 특허명세서의 요약, 청구항 등 분석으로 관련 없는 특허를 제거한 결과 총 168건(PCT, 미국, 유럽, 중국, 한국 DB에 중복 출원/등록된 특허 모두 포함)의 유효특허를 선별하였다. 유효특허는 검색된 특허의 요약, 청구항 등을 검토하여 분석 대상 기술과 관련성이 없는 특허(노이즈)가 제거된 특허를 의미한다. 그리고 이 유효특허의 요약, 청구항 등을 구체적으로 분석하여 해당 특허가 해결하고자 하는 문제와 그로 인한 효과를 분석하여 어떤 SON의 어떤 세부 기술에 속하는 지, 그리고 어떤 기계학습을 사용하였는지를 분석하였다.

III. 거시 동향 분석

여기서는 소단원에 관한 내용을 간단히 살펴본다. 여기서는 소단원에 관한 내용을 간단히 살펴본다.

3.1 기술 분류별 특허 동향

표 2는 중분류 기술에 따른 특허정보의 정량분석 결과를 나타낸 것이다. 자가 최적화 136건(81%)으로 가장 많고, 자가 구성 20건(12%), 자가 치유 12건(7%) 순이었다. 기계학습 적용 특허는 전체 유효특허 중 46건(27%)이고, 이 중에서 자가 최적화 41건(24%), 자기 치유가 5건(3%)이었다. 중분류 기술관점에서 특허정보의 정량분석 시사점은 다음과 같다.

- 첫째, 자가 최적화 특허가 81%를 차지하지만, 이동통신망의 실 운용시 필요한 자가 치유 기술 특허가 매우 미흡하다.
- 둘째, 기계학습 적용 특허는 전체 특허의 27%로 기계학습 미적용 특허 대비 정량적 측면에서 초기 단계이다.

표 3은 중분류 기술의 세부 기술에 대한 정량분석 결과를 나타낸 것이다. 자가 구성 특허 총 20건이지만, 기계학습 적용 특허가 없는 점을 보면, 정량적 측면에서 초기 연구개발 단계라 할 수 있지만, 이웃 셀 목록 구성 7건, 스몰셀 발견과 활성화 6건, 프레임워크 4건으로 분포됨을 알 수 있다.

자가 최적화 특허는 총 136건으로, 이 중 로드 밸런싱 35건, 간섭제어 32건, 자원할당 31건, 핸드오버 최적화 23건, 프레임워크 6건으로 식별되었다. 그리고 기계학습 미적용 특허는 95건으로, 간섭제어 31건, 로드 밸런싱 20건, 핸드오버 최적화 17건, 자원할당 14건이었다. 그러나 기계학습 적용 특허는 기계학습 미적용 특허의 43%인 41건이었고, 자원할당 17건, 로드 밸런싱 15건, 핸드오버 최적화 6건, 간섭제어 1건이었다. 즉, 기계학습 적용 자가 최적화 기술에서 자원할당과 로드 밸런싱이 총 32건으로 78%를 차지했고,

표 2. SON 기술 분류별 특허 현황
Table 2. Patent trend of SON technology

기술 분류	기계학습 미적용	기계학습 적용	합계
자가 구성 기술	20	-	20
자가 최적화 기술	95	41	136
자가 치유 기술	7	5	12
합계	122	46	168

표 3. SON 세부 기술 분류별 특허 현황
Table 3. Patent trend of SON sub-technology

기술 분류	개수
자가 구성 기술	20
이웃 셀 목록 구성	7
스몰셀 발견과 활성화	6
프레임워크	4
전력제어 파라미터 구성	2
릴레이 할당	1
자가 최적화 기술	95
간섭제어	31
로드 밸런싱	20
핸드오버 최적화	17
자원할당	14
프레임워크	5
셀 커버리지 확대	3
커버리지와 용량 최적화	2
전력제어	2
에너지 절약	1
기계학습에 의한 자가 최적화 기술	41
자원할당	17
로드 밸런싱	15
핸드오버 최적화	6
간섭제어	1
프레임워크	1
커버리지와 용량 최적화	1
자가 치유 기술	7
결함 진단과 복구	2
결함 검출과 진단	1
비정상 (Anomaly) 진단	1
커버리지 홀	1
모니터링 망 분석	1
파라미터 재구성	1
기계학습에 의한 자가 치유 기술	5
결함 검출과 진단	5

간섭제어, 핸드오버 최적화, 프레임워크에 적용된 특허는 매우 미흡했다. 자가 최적화 기술의 프레임워크(기계학습 미적용 5건, 기계학습 적용 1건) 특허는 전체의 4.4%로 매우 미흡했으며, 특히 자가 최적화의 여러 세부 기술의 제어 대상인 무선 파라미터가 여러 세부 기술에 중복되는 문제 해결을 위한 SON 기능 간 조정에 대한 특허가 없음이 확인되었다. 따라서 기계학습 적용 자가 최적화에 대한 하향식접근의 연구

개발이 필요함을 알 수 있다.

자가 치유 분야에서 총 12건 중 결함 검출과 진단 관련 특허가 7건으로 가장 많으며, 특히 기계학습 적용 결함 검출과 진단 특허가 5건 이었다. 자가 치유 기술 프레임워크에 대한 학술적 연구⁵⁾는 있었으나, 기계학습 적용 자가 치유 프레임워크 관련 특허는 없었다. 따라서 자가 치유 기술도 기계학습 기술 적용은 아직 초기 단계이므로 하향식 접근의 연구개발이 필요하다.

3.2 연도별/국가별 특허 동향

그림 1에 자가 구성·최적화·치유 기술 특허에 대한 연도별 동향을 나타내었다. SON 관련 세부 기술에 대한 연도별 정량분석은 표 3에서 의미 있는 모집단 수를 갖는 자가 최적화 기술에 대해서만 분석하였다.

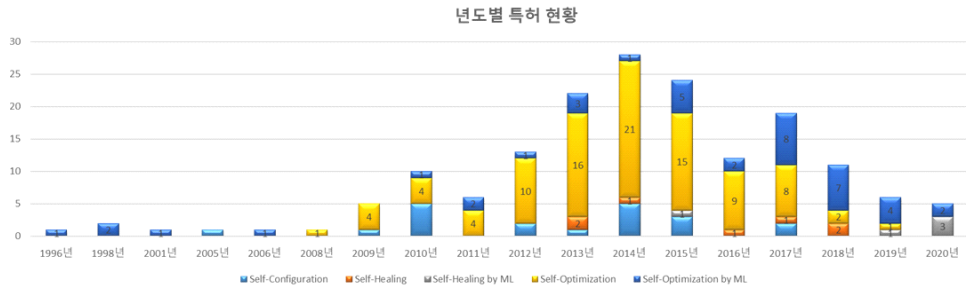
그림 1-(a)를 보면 SON 관련 특허는 4G 상용화와 더불어 2012년을 시작으로 2017년까지 출원되었고, 특히 2013-2015년 동안 가장 많았다. 그러나 5G 기술이 본격 논의되는 2018년도부터 감소됨을 알 수 있다. 2013-2015년 동안 출원된 특허를 보면 기계학습 미적용 자가 최적화 특허가 압도적이었으며, 기계학습 적용 자가 최적화 특허는 2015년부터 증가하였다. 자가 치유 특허는 2013년에 첫 출원되었고, 기계학습 적용 특허는 2015년 첫 출원된 후 2019-2020년에 특허가 출원됨을 알 수 있다.

그림 1-(b)는 기계학습 미적용 자가 최적화 특허이고, 그림 1-(c)는 기계학습 적용 자가 최적화 특허를 나타낸 것으로, 정량분석 결과는 다음과 같다.

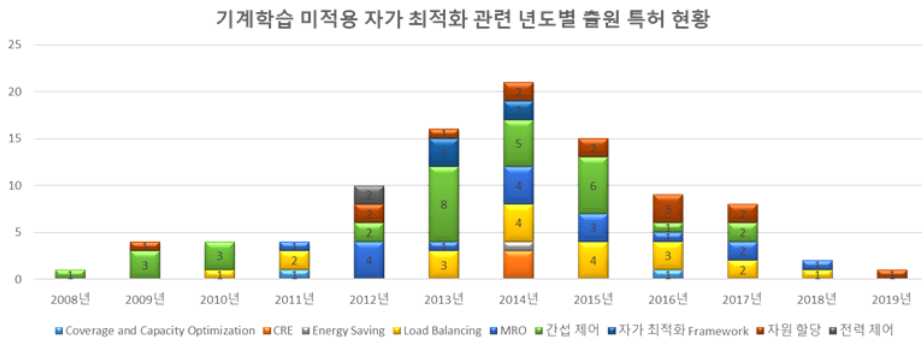
- 기계학습 미적용 자가 최적화 특허는 2014년을 중심으로 가우시안 분포이며, 2018년부터 급격히 감소했다. 간섭 제어와 로드 밸런싱 특허는 다수가 2013~2015년에 출원되었지만, 핸드오버 최적화와 자원할당은 전 기간에 걸쳐서 출원되었다.
- 기계학습 적용 특허는 기계학습 미적용 특허보다 3년 뒤인 2017년을 중심으로 가우시안 분포를 보였다. 자원할당과 로드 밸런싱 특허는 2013-2019년에 출원되었다.

3.3 출원인별 특허 동향

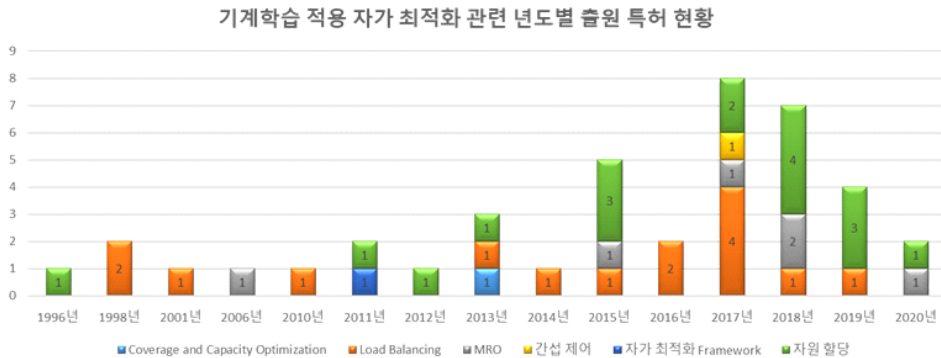
표 4는 SON 특허의 출원인 국적별 정량적 결과를 나타낸 것으로 중국 77건(44%), 미국 44건(26%), 한국은 18건(11%), 일본 14건(8%)으로 총 168건 중 153건(91%) 확보하고 있었다. 자가 구성 기술에서는 미국이 총 20건 중 10건(50%), 중국 4건, 일본 3건을 확보하고 있다.



(a) 년도별 SON 특허 현황



(b) ML 미적용 자가 최적화 요소기술별 특허 년도별 동향



(c) ML 적용 자가 최적화 요소기술별 특허 년도별 동향

그림 1. 년도별 특허 현황과 자가 최적화 요소 기술별 특허 현황

Fig. 1. Annual Patent trend of SON technology and Annual Patent trend of Self-optimization technology

기계학습 미적용 자가 최적화 특허 총 95건 중에서 중국 32건(34%), 미국 28건(29%), 한국 15건(16%), 일본 9건(9%)이지만, 기계학습 적용 자가 최적화 특허 총 41건 중에서는 중국 33건(81%), 미국 5건(12%)으로 총 93%를 차지하고 있다.

기계학습 미적용 자가 치유 특허 총 12건 중에서 중국 8건, 한국 2건, 미국 1건, 일본 1건이지만, 기계학습 적용 자가 치유 특허 총 5건 중에서 중국 4건, 미

국 1건을 확보하고 있다.

표 5에는 출원된 국가별 특허의 정량분석 결과를 나타낸 것이다. 전체 대상 특허 기준으로 보면 중국 66건, PCT (Patent Cooperation Treaty, 특허협력조약)65건, 미국 19건, 일본 9건, 한국 7건, 유럽 2건 순이다. 소분류 기술별 분석 결과는 다음과 같다.

- 자가 구성 특허는 PCT 7건, 미국 5건, 중국 4건, 일본 2건, 한국 1건

표 4. 출원인 국적별 특허 동향
Table 4. Patent trend of Applicant's nationality

	자가 구성	자가 최적화	기계학습에 의한 자가 최적화	자가 치유	기계학습에 의한 자가 치유	합계
중국	4	32	33	4	4	77
미국	10	28	5		1	44
한국	1	15		2		18
일본	3	9	1	1		14
프랑스		5				5
대만	1	1	2			4
핀란드		2				2
캐나다	1	1				2
싱가포르		1				1
스웨덴		1				1
합계	20	95	41	7	5	168

표 5. 출원된 국가별 특허 동향
Table 5. Patent trend of Applied nation

	자가 구성	자가 최적화	기계학습에 의한 자가 최적화	자가 치유	기계학습에 의한 자가 치유	합계
중국	4	22	33	3	4	66
PCT	7	55		3		65
미국	5	8	5		1	19
일본	2	6	1			9
한국	1	4	1	1		7
유럽	1		1			2
합계	20	95	41	7	5	168

- 기계학습 미적용 자가 최적화 특허는 PCT 55건, 중국 22건, 미국 8건, 일본 6건, 한국 4건이지만, 기계학습 적용 자가 최적화 특허는 중국 33건, 미국 5건, 일본 1건, 한국 1건이다. 그러나 PCT 특허가 없는 점에서 초기 단계로 추정된다.
- 기계학습 미적용 자가 치유 특허는 PCT 3건, 중국 3건, 한국 1건이고, 기계학습 적용 자가 치유 특허는 중국 4건, 미국 1건으로 정량적인 수치가 미흡하므로 초기 단계라 할 수 있다.

3.4 기계학습 세부 기술별 특허 동향

표 6에 SON에 적용된 기계학습 세부 기술별 정량 분석 결과를 나타내었다.

- 강화학습 관련 총 15건: 강화학습 6건, 심화강화 학습 4건, Q-Learning 4건, 심화 학습 1건
- 기계학습 관련 총 9건

- 퍼지 로직 (Fuzzy Logic) 7건
- 마르코프 체인(Markov Chain) 관련 총 6건: 마르코프 모델(Markov Model) 5건, 은닉 마르코프 모델 1건
- 유전자 알고리즘(Genetic Algorithm) 3건
- 콘볼루션 신경망 (CNN: Convolutional Neural Network) 2건
- 생성적 대립 망(GAN:Generative Adversary Network) 2건
- K-means Clustering 2건

SON에 적용된 기계학습 세부 기술별 정량분석 결과를 보면 강화학습, 기계학습, 퍼지 로직, 마르코프 체인 순으로 사용되고 있음을 알 수 있다.

표 6. SON 특허에 적용된 기계학습 기술 현황
Table 6. Machine Learning technologies used in SON patent

기계학습 기술	개수
기계학습	9
퍼지 로직	7
강화학습	6
Q-Learning	4
심화강화학습	2
심화학습	1
심화강화학습+마르코프 모델	1
심화강화학습+전이 학습	1
마르코프 모델	4
은닉 마르코프 모델	1
K-means clustering	2
유전자 알고리즘	3
차동 진화 알고리즘	1
생성적 대립 망+콘볼루션 신경망	1
생성적 대립 망+extreme gradient promotion model	1
결정 트리((Decision Tree)	1
콘볼루션 신경망	1

IV. 심층 분석

본 논문에서 심층분석은 특허맵 작성시 정성분석과 특허경쟁력지수를 분석하는 것으로 하였다. 각각 특허가 갖고 있는 기술적 특징과 특허간 상호 연관관계 등을 정성적으로 분석하는 특허맵에서의 정성분석을 본 논문에서는 유효특허에 대해 SON에서 해결해야할 문제·이슈, 그에 대한 해결 기술, 그리고 그 해결 기술에 기계학습 적용여부를 분석하였다.

4.1 자가 구성 특허 정성분석

자가 구성에서는 기계학습 적용 특허가 없어서 기계학습 미적용 특허 중 다수를 차지하는 이웃 셀 목록 구성, 스몰셀 발견과 활성화, 프레임워크에서 제기된 문제의 분석결과는 다음과 같다.

- 이웃 셀 목록 구성 관련 7개 특허에서 제기한 문제는 셀의 밀집화 과정에서 이웃 셀 목록 식별과 정보 전달 방법 그리고 이웃 셀 목록 과정의 자동화 방법
- 스몰셀 발견과 활성화 관련 6개 특허에서 제기한 문제는 시스템 관점에서 부하, 스몰셀간 간섭과 개별 상황 등을 고려하여 스몰셀 발견과 최적 활성화

화와 비활성화 방법

- 프레임워크 관련 4개 특허에서 제기한 문제는 무선망 전개, 구성 등의 자동화 방법, 외판 셀 (isolated cell)에 사용될 상하향 링크의 구성 결정과 간섭 제어 방법, 그리고 단말 간 간섭을 회피하는 스몰셀의 유연한 무선 자원 구성 방법

4.2 자가 최적화 특허 정성분석

자가 최적화의 세부 기술 중 로드 밸런싱, 간섭 제어, 자원 할당, 핸드오버 최적화는 이기종 망 환경에서 발생하는 최적화 문제를, 프레임워크에서는 이기종 망 환경에서 이동성, 자원할당 등 통합 최적화를 위한 프레임워크와 스몰셀 SON 구조 문제를, 커버리지와 용량 최적화에서는 제어채널 실패로 인한 결함(여기서는 Outage), 초 고밀도 망 (UDN: Ultra-Dense Network, 초고밀도 네트워크)에서 전력제어, 커버리지 최적화 문제를 제기하였다.

표 7에는 자가 최적화 기술에 사용된 기계학습 기

표 7 자가 최적화-치유 기술에 사용된 기계학습 기술
Table 7. Machine Learning technologies used in Self-optimization and Self-Healing

자가 최적화 세부 기술	기계학습 기술
자원할당 (17건)	심화학습 1건, 강화학습 3건, 심화강화학습 3건, Q-Learning 1건, 기계학습 3건, 유전자 알고리즘 2건, 퍼지 로직, 전이학습, K-means, 마르코프 모델, 은닉 마르코프 모델 각 1건
로드 밸런싱 (15건)	퍼지 로직 6건, Q-Learning, 기계학습, 마르코프 모델 각 2건, 유전자 알고리즘, 결정 트리 각 1건
핸드오버 최적화 (6건)	강화학습 2건, 심화강화학습 1건, 기계학습 2건, 마르코프 모델 1건
간섭제어 (1건)	강화학습 1건
Framework (1건)	기계학습 1건
커버리지와 용량 최적화 (1건)	차동 진화 알고리즘 1건
자가 치유 세부 기술	기계학습 기술
결함 검출 및 진단 (5건)	생성적 대립 망 2건, 콘볼루션 신경망 2건, Q-Learning 1건

술 현황을 나타내었다. 세부 기술별 사용된 기계학습 기술을 정리하면 다음과 같다.

- 자원할당 특허 17건 중에서는 심화 또는 강화 학습 계열 11건, 기계학습 3건, 유전자 알고리즘과 마르코프 모델 각 2건씩
- 로드 밸런싱 특허 15건 중에서는 퍼지 로직 6건, Q-Learning·기계학습·마르코프 모델 각 2건씩
- 핸드오버 최적화 특허 6건 중에서는 심화 또는 강화 학습 계열 3건, 기계학습 2건, 마르코프 모델 1건
- 간섭 제어 특허로는 강화 학습 1건

자원할당에서 문제와 문제 해결을 위해 사용한 기계학습 기술은 다음과 같다.

- 이기종 망·초 고밀도 망 환경에서 자원할당, 다운 링크 이기종 망 환경에서 사용자 연관·자원할당·전력 제어의 공동 최적화. 다중 시간 협력 최적화를 위한 자원할당과 5G NR-U(New Radio-Unlicensed) 자원할당 문제 해결을 위해 심화 혹은 강화학습 기술 사용
- 이기종 망 환경에서 에너지 효율을 높이는 자원할당과 스펙트럼 최적 분배, 간섭환경에서 자원할당 문제 해결을 위해 기계학습 기술 사용
- 이기종 망 환경에서 다중접속 다중유닛 분산 자원 분배와 MIMO(Multiple Input Multiple Output) 이기종 망 환경에서 사용자 공정성과 품질의 동시 최적화 문제 해결을 위해 유전자 알고리즘 사용
- 이기종 망 환경에서 단말에게 최적의 자원할당 문제 해결을 위해 마르코프 모델 사용

로드 밸런싱에서 문제와 문제 해결을 위해 사용한 기계학습 기술은 다음과 같다.

- 이기종 망 환경에서 호 진입 허용 임계값의 적응적 조정, 부하 증가가 예상되는 망의 자동 검출과 감소 방안, 호 블로킹을 감소 방법, 끊임없는 스위칭 문제 해결을 위해 퍼지 로직 사용
- 이기종 망 환경에서 스물셀에서 사용자 액세스 균형화 문제, 망 부하를 고려하지 않는 문제 해결을 위해 Q-Learning 기술 사용
- 로드 밸런싱 사전 예방 문제, 이기종 망 환경에서 세션 허락 제어 문제 해결을 위해 기계학습 사용
- 초 고밀도 망에서 부하 불균형 문제, 미래 부하 예측 문제를 해결하기 위한 마르코프 모델 사용

핸드오버 최적화에서 문제와 문제 해결을 위해 사

용한 기계학습 기술은 다음과 같다.

- 이기종 망 혹은 초 고밀도 망 시나리오에서 간섭과 단말의 이동성 관리 문제 해결을 위해 강화학습, 심화 강화학습과 마르코프 모델 사용
- 핸드오버 문제 해결을 위해 기계학습으로 학습한 모델을 적용

자원할당, 로드 밸런싱, 핸드오버 최적화 등의 자가 최적화 기술에서 이동통신사업자는 랜덤한 이동통신 환경(예를 들면, 무선채널의 전파전파 특성, 사용자 수와 이동성, 다양한 서비스 요구 등)과 다중 대역·다중 액세스 기술을 갖는 이기종 망 혹은 초 고밀도 망 구조에서 사용자 요구 서비스를 만족시키기 위해 지속적으로 이동통신 환경과 상호 작용하면서 글로벌 혹은 국부 최적 해를 찾는 것이 매우 중요하다. 이 관점에서 기계학습 기술 중 외부 환경과 지속적인 상호 작용을 통해 최적 해를 찾는 심화 혹은 강화 학습, 퍼지 로직, 마르코프 모델 기술 사용이 적절한 것으로 판단된다.

4.3 자가 치유 특허 정성분석

자가 치유 특허 중에서 결합 검출과 진단과 결합 진단과 복구에서 제기된 문제는 다음과 같다.

- 결합 검출과 진단 관련 6개 특허가 제기한 문제는 적은 샘플에서도 결합 검출과 진단 방법과 이기종 망 환경에서 결합 식별·대응·관리 방법
- 결합 진단과 복구 관련 2개 특허가 제기한 문제는 초 고밀도 망 환경에서 저복잡도의 결합 검출 방법과 스마트 에지망에서 연결 중단 검출 방법

기계학습 적용 자가 치유 특허는 총 5건으로 태동기이며, 문제와 문제해결을 위해 사용한 기계학습 기술은 다음과 같다.

- 적은 샘플에서도 결합 검출과 진단의 정확성을 높이기 위해서 생성적 대립 망 기술 사용
- 결합 검출과 진단을 위해 콘볼루션 신경망 기술 사용
- 이기종 망 환경에서 운용 유지(O&M: Operation & Maintenance)에서 망 결합 진단 및 복구의 결합 관리를 위해 Q-Learning 사용

자가 치유 기술도 우선 랜덤한 이동통신 환경에서도 다중 대역·다중 액세스 기술의 이기종 망 혹은 초 고밀도 망 구조에서 발생하는 결합을 실시간으로 검출·진단·복구해야 하고, 다음 단계에서는 이런 결합이

발생하지 않도록 사전 예방하는 기술이 필요하다. 이를 실현하기 위해서 적은 샘플에서도 결합 검출 정확도를 높이고, 검출된 결합 원인을 진단하는 기계학습 기술, 그리고 그 진단을 실행하는 복구 기술이 필요하다. 그런데 현재 검색된 특허로는 어떤 기계학습 기술이 유망한지 예측하기 어렵다.

4.4 특허 경쟁력 분석

기계학습 적용 자가 최적화·치유 특허의 경쟁력 분석을 위해 전 세계 특허정보를 기반으로 LexisNexis의 특허분석툴인 PatentSight®를 사용하여 각 특허의 Competitive Impact™(경쟁력 지수)를 분석하였다.

특히 경쟁력 지수는 기술 영향력과 시장 지수로 산정되며, 이 점수는 동일 분야의 다른 특허를 고려하여 책정되는 데, 평균값 1을 기준으로 결정된다. 여기서, 기술 영향력은 해당 특허의 피인용 현황을 기반으로 특허의 잔존 기간과 어느 특허청에서 인용되었는지와 그 인용된 기술 분야를 반영하여 산정된다. 그리고 시장성 지수는 특허 보호가 존재하는 전 세계 시장의 총 규모를 측정할 것으로, 얼마나 많은 시장에서 보호되고 있는 특허인지, 유효특허 보호 시장의 규모 및 특정 발명에 대한 출원 현황과 국민 총 소득을 기반으로 그 나라의 점수와 해당 특허의 법적 상태도 반영시켜 산정된다.

표 8 기계학습 적용 자가 최적화·치유 기술 특허의 경쟁력 지수
Table 8. Competitive Impact™ used in machine learning based self-optimization and self-Healing patent

세부 기술	특허 번호	발명 명칭	기계학습 세부 기술	출원인 국적	출원 년도	경쟁력 지수
핸드오버 최적화	US9622133.B1	Interference and mobility management in UAV-assisted wireless networks	강화 학습	미국	2015	15.882
	US7697479.B2	핸드오프를 지리적으로 인식하는 자기 습득 방법 및 시스템	Machine Learning	미국	2006	6.769
자원 할당	CN108521673.A	Resource allocation and power control combined optimization method based on reinforcement learning in heterogeneous network	강화 학습	중국	2018	3.222
	CN107172682.A	Allocation method for wireless resources of ultra dense network based on dynamic clustering	K-means Clustering	중국	2017	2.660
	CN108848561.A	Deep reinforcement learning-based heterogeneous cellular network joint optimization method	심화 강화학습	중국	2018	2.490
	CN106358308.A	Resource allocation method for reinforcement learning in ultra-dense network	강화 학습	중국	2015	2.367
로드 밸런싱	CN105188091.A	Load balancing method based on forced switching in heterogeneous wireless network system	Fuzzy Logic	중국	2015	1.774
	CN103889001.A	Method for self-adaptive load balancing based on future load prediction	Markov Model	중국	2014	1.727
	CN106658572.A	Dense network load balancing method based on load aware	Markov Model	중국	2017	1.614
	US9680766.B2	Predictive network system and method	Machine Learning	미국	2017	1.539
	CN107105455.A	User access load balancing method based on self-backhaul perception	Q-Learning	중국	2017	1.282
	CN105704771.A	Modularization switching method base on load balancing and QoS in heterogeneous network	Fuzzy Logic	중국	2016	1.223
	CN110798851.A	Combined optimization method for energy efficiency and load balance of wireless heterogeneous network	K-means Clustering	중국	2019	1.018
결합 검출과 진단	CN104469833.A	Heterogeneous network operation and maintenance management method based on user perception	Q-Learning	중국	2015	1.516

SON 관련 특허에서 경쟁력지수의 상위 10위 분석한 결과는 자가 최적화 기술 8건(기계학습 적용 2건 포함), 자가 구성 1건이었다. 이 특허의 출원인을 보면 퀄컴 4건, 삼성전자 2건, 노텔·모토로라·MediaTek·플로리다대학이 각 1건씩이었다. 퀄컴의 자원할당 최적화 특허인 ‘Allocation of Control Resources of A Femto cell to Avoid Interference with A Macro cell’[6]가 30.956으로 가장 높은 점수였고, 그 다음이 플로리다 대학의 기계학습 적용 핸드오버 최적화 특허인 ‘Interference and mobility management in UAV-assisted wireless networks’[7]가 15.882이었다.

표 8에는 특허 경쟁력 지수가 평균값이 1 이상인 기계학습 적용 특허만 나타내었다. 평균값 1 이상 특허는 기계학습 적용 특허 총 46건 중 14건(로드 밸런싱 7건, 자원 할당 5건, 핸드오버 최적화 2건)이었고, 중국이 11건, 미국이 3건이었다. 그러나 경쟁력 지수 측면에서는 핸드오버 최적화 기술에서 플로리다 대학 특허(US9622133.B1)가 15.882, 모토로라 특허(US7697479.B2)가 6.769이고, 자원할당에서 중국 특허인 ‘Resource allocation and power control combined optimization method based on reinforcement learning in heterogeneous network’(CN108521673.A)가 최고 점수인 3.222이었다.

V. 결 론

5G와 B5G가 버티컬 산업의 인프라가 되기 위해서 궁극적으로는 사람의 개입을 최소화하면서 인프라 스스로 최적의 성능 제공하는 것이 필요하므로 SON에 기계학습 기술을 적용하는 것은 필수라고 판단된다. 따라서 본 고에서 기계학습에 의한 SON 기술의 특허 정보에 대한 거시적 분석과 심층분석 결과를 제시했다.

SON 특허정보의 정량분석 결과 기계학습 적용 기술이 전체 특허의 27%(46건)로서, 아직은 초기 단계로 파악되었다. 그리고 기계학습 적용 SON 특허 중 자가 최적화 기술이 24%(41건), 자가 치유 기술이 3%(5건)로 분석되었다. 기계학습 적용 자가 최적화·치유 특허의 출원인 국적별 분석 결과는 중국 37건, 미국 6건으로 총 46건 중 43건을 차지했다.

자가 최적화·치유 기술에 적용된 기계학습 기술은 강화학습 계열이 15건, 기계학습이 9건, 퍼지 로직이 7건, 마르코프 모델 계열이 6건으로 분석되었다. 기계학습 적용 자가 최적화 특허는 이기종 망 환경에서 자

원할당, 로드 밸런싱과 핸드오버 최적화 세부기술에서 강화학습, 퍼지 로직과 마르코프 모델 순으로 사용되었다. 그리고 기계학습 적용 자가 치유 특허는 결합 검출 및 진단에서 생성적 대립 망과 콘볼루션 신경망 기술을 사용했다.

SON에 적용된 기계학습 기술관련 서베이 논문 [2]를 보면 SON의 거의 모든 분야에 기계학습 기술을 적용되었음을 알 수 있으며, 특히 7장에서 SON의 세부 기술 분야별로 향후 연구 주제도 제시되었다. 그런데, SON 특허정보의 정량분석 결과, 현재 기계학습 적용 SON 특허는 SON 유효특허의 27%이고, 그 특허 중 70%정도가 기계학습 적용 자원할당과 로드 밸런싱이었다. 그리고, 기계학습 적용 SON 특허정보의 정성분석 결과를 보면 요소기술에 국한된 문제 해결을 위한 특허들이었고, SON 특허의 특허경쟁력지수 최고점을 비교해 보아도 기계학습 적용 특허가 기계학습 미적용 특허의 1/2정도로 작았다. 따라서 기계학습 적용 SON 특허는 아직 초기 연구개발 단계라 할 수 있으므로, SON 프레임워크와 자가 구성·최적화·치유 기술의 세부 분야에 Big Data를 활용한 기계학습 적용하는 연구개발이 필요하다.

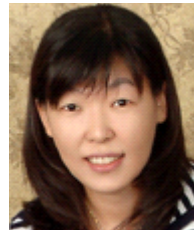
References

- [1] O. G. Aliu, et al., “A survey of self-organisation in future cellular networks,” *IEEE Commun. Surv. Tuts.*, vol. 15, no. 1, pp. 336-361, 2013.
- [2] P. V. Klaine, et al., “A survey of machine learning techniques applied to self-organizing cellular networks,” *IEEE Commun. Surv. Tuts.*, vol. 19, no. 4, pp. 2392-2431, Jul. 2017.
- [3] D.-S. Kwon and J.-H. Na, “Research status of machine learning for self-organizing network - I” *Electron. and Telecommun. Trends*, vol. 35, no. 4, pp. 103-114, Aug. 2020.
- [4] D.-S. Kwon and J.-H. Na, “Research status on machine learning for self-organizing network-II” *Electron. and Telecommun. Trends*, vol. 35, no. 4, pp. 115-134, Aug. 2020.
- [5] D.-S. Kwon and J.-H. Na, “Research status on machine learning for self-healing of mobile communication Network” *Electron. and Telecommun. Trends*, vol. 35, no. 5, pp. 30-

42, Oct. 2020.

- [6] US Patent US8442069.B2, *Allocation of Control Resources of a Femto cell to Avoid Interference with A Macro cell*, 2009
- [7] US Patent US9622133.B1, *Interference and mobility management in UAV-assisted wireless networks*, 2015.
- [8] CN108521673.A, *Resource allocation and power control combined optimization method based on reinforcement learning in heterogeneous network*, 2018.
- [9] Y. Dou, et al., "Design and simulation of self-organizing network routing algorithm based on Q-learning," *APNOMS*, pp. 357-360, Daegu, Korea, Sep. 2020.

나 지 현 (Jee-Hyeon Na)



1989년 2월 : 전남대학교 전산통계학과 졸업
2000년 8월 : 충남대학교 컴퓨터공학 석사
2008년 8월 : 충남대학교 컴퓨터공학 석사박사
1989년 5월~현재 : 한국전자통신연구원 근무

<관심분야> 이동통신, 5G 스몰셀, 자율구성네트워크

권 동 승 (Dong-Seung Kwon)



1985년 2월 : 연세대학교 전자공학과 졸업
1987년 2월 : 연세대학교 전자공학과 석사
2004년 8월 : 연세대학교 전기전자공학과 박사
1988년 5월~현재 : 한국전자통신연구원 근무

<관심분야> 이동통신