

## 인공지능 기반 임상 의사결정지원 시스템 (CDSS)



최 병 관

부산의대 부산대학교병원 신경외과

### AT A GLANCE

CDSS는 의료인들의 업무 혹은 판단을 도와주는 전산 시스템으로, 의료진이 임상지침을 준수하게 하고 의료진의 업무 수행과 치료 결과를 향상시키는데 기여하고 있다. 최근, 의료 인공지능의 발전에 힘입어 더욱 주목받고 있으나 인공지능을 활용한 CDSS의 개발과 확산에는 진료데이터 교류와 데이터 표준화가 필요하며, 이를 위해서 여러 기관들의 협력과 노력이 필요하다.

### | 서론

#### CDSS가 무엇인가?

1975년 Ted Shortliffe가 Stanford에서 감염성 질환 치료지원을 위한 "MYCIN" 시스템을 개발하면서, 의학적 추론이 컴퓨터에 의해 모델링이 되는 CDSS의 역사가 시작되었다. 이 시스템은 약 450개의 규칙을 의료진의 지식을 기반으로 개발자가 전산화하여 적용한 '규칙-기반' 시스템이었으며 몇 가지 감염원에 대한 처방을 보조해주었다.

임상 의사결정지원시스템(Clinical Decision Support System, CDSS)은 환자들에게서 얻어진 임상 정보를 바탕으로 의료인들의 판단을 도와주는 시스템으로 의학적 관찰과 의학적 지식을 연결시키며 의료인의 임상적 판단을 향상시키는 역할을 한다. 전산화된 지식을 기반으로 하고 전자의무기록(EMR)에 통합되어 약물 조정, 용량 확인, 약물 오류 모니터링과 기본 처방 정보 지원으로 약물 관리를 하고, 예방, 진단, 치료, 예후 등 모든 단계에서 적용이 가능하게 되었다. 진료 영역에서 벗어나 통합된 임상의 주문 패턴 개선과 임

상 시간 최적화, 그리고 임상외와 다른 부서 간의 의사소통 프로세스 지원 등 많은 분야에서의 이점이 확인되고 있다.

CDSS는 시스템 기능과 조연의 모델, 의사소통의 스타일과 기본적인 의사결정 과정, 그리고 사용자와 전산 시스템 간의 상호작용의 특징으로 2가지 유형으로 분류될 수 있다. 하나는 "어떤 것이 사실인가?"에 대한 결정, 다른 하나는 "무엇을 할 것인가?"에 대한 결정으로 어떤 검사를 주문할 것인지 또는 환자의 현재 상태에 대해 어떤 처방을 할 것인지를 알려준다.

한편, CDSS가 한 층 더 발전하게 된 계기는 90년대에 전후로 시작된 전자 처방 시스템과 전자의무기록(EMR)의 도입이다. EMR을 사용하게 됨으로써 의료 데이터가 전산시스템에 등록 및 보관되고 활용이 가능하게 되었고 언제나 환자 데이터를 기반으로 CDSS가 작동될 수 있는 기반이 마련되었다.

## | 본론

### CDSS 두뇌가 된 인공지능, 인턴에서 전문의 수준으로

초기의 CDSS는 전문가의 지식을 활용하여 의료분야의 규칙을 일일이 개발자가 컴퓨터 소스에 담아서 개발하는 시스템으로, 의학발전의 속도나 방대한 의료분야를 고려하면 개발에 한계가 있을 수밖에 없었다. 그 이후 연구되기 시작한 것이 머신러닝 기반 CDSS이다. 머신러닝은 전문가의 지식 없이 데이터에서 직접 규칙을 찾아서 프로그램이 작동되도록 할 수 있는 시스템이다. 해석 및 진단의 역할로 Support Vector Machine(SVM), 인공 신경망(Neural Network), 베이저안 모델(Bayesian Model)과 같은 다양한 알고리즘을 기반으로 연구가 되었다.

인턴 선생님 수준이던 과거의 CDSS의 지적능력을 전문의 선생님 수준으로 높여준 것이 바로 딥러닝을 이용한 AI이다. 딥러닝은 기술적으로는 기계학습 알고리즘의 하나인 인공 신경망의 일부분으로 레이어(layer)로 표현되는 신경망 계층 구조를 레고 블록 쌓듯이 복잡하게 쌓아서 만든 머신러닝 기법이다. 딥러닝을 활용하게 되면서 전산 시스템은 사람에게 필적하는 고등적인 지적 능력을 갖추게 됐고, 의료영상을 분석해서 판독을 할 수 있는 능력, 음성을 알아듣고 이해하거나, 의학 서적이거나 저널 등의 문서를 해석하는 능력, 난해한 문제를 풀어가는 능력을 갖춘 CDSS가 등장하게 되었다. 특히, 의료영상을 분석하는 AI는 인간에 필적하는 영상 분석 능력을 선보이면서 2018년에는 안저영상에서 당뇨병성 망막질환을 진단하는 인공지능이 처음으로 FDA의 승인을 받았고, 이후 MRI, 심혈관 영상을 판독하는 AI 시스템 등이 FDA 승인을 받았다. 자연어를 처리하는 인공지능도 발전하면서 전문 서적이거나 환자케이스, 문자로 정리된 의학적 근거 등을 분석하여 직접 학습을 수행하는 능력을 선보이고 있다. 의료분야에서 자연어를 처리하는 능력은 서술형으로 표기된 의무기록을 이해하거나 의료진의 의도를 음성이나 문자로 이해할 수 있어서 특히 많은 활용을 기대할 수 있게 되었다. 이렇게 인간의 뇌를 모방한 듯한 AI의 능력에 인지(cognition)라는 표현까지 쓰기 시작하게 되었다. 이렇게 인지 솔루션(Cognitive

Solution)을 제시하며 구조화된 데이터베이스에서 기술, 산업별 콘텐츠를 사용하고 고급 추론, 예측 모델링 및 기계학습 기술을 활용함으로써 CDSS의 개발이나 실증이 더 빠르게 진행될 수 있게 되었다.

### 진료실의 JARVIS를 기다리며

비록 CDSS가 인공지능의 발전에 힘입어 눈부신 발전을 하고 있으나 진료환경에 도입이 되기 위해 필요한 전제조건 두 가지가 아직 원만하게 충족되지 않고 있다. 첫째는 병원 간 의료정보가 연결이 되어야 한다는 점이고 둘째는 여러 병원의 의료정보가 표준화 되어야 한다는 점이다. 환자가 여러 병원에서 진료를 받는 상황에서 병원간 의료정보가 소통되지 않는다면 CDSS가 환자 상태를 제대로 파악하고 의사지원을 한다고 볼 수 없다. 우리나라도 세계적인 추세에 발맞춰 2017년부터 병원 간 정보를 연결하는 진료 정보 교류 사업을 하고 있다. 2019년 기준으로 전체 의료기관의 약 10% 정도가 진료 정보를 교류할 수 있게 되었으나, 아직 진료 정보 교류의 절대 숫자가 부족한 편이다. 표준화도 중요한 문제인데, 의료데이터가 표준화가 되어 있지 않다면 외부 병원의 데이터를 수신하더라도 CDSS가 읽어서 이해할 수가 없기 때문에 받은 데이터는 무용지물일 수밖에 없게 된다. 특히, 표준화 없이는 A병원에서 개발된 CDSS가 B병원에서는 작동될 수 없는데, 이는 논문에 나왔던 수많은 CDSS가 활용이 잘 되지 않는 이유이기도 하다. 의료정보의 표준화는 CDSS 개발비를 낮출 수 있는 기회도 되는데, 표준화가 되어 있지 않은 데이터는 전처리 과정에서 많은 개발 소요와 비용이 발생하게 되기 때문이다.

모든 인공지능은 데이터의 확보가 선행되어야 하는데 여러 의료 기관의 데이터가 호환되지 못한다면 마치 고성능의 스포츠카를 만들어 놓고 연료가 없어서 사용을 못 하는 상황과 다를 바 없다고 볼 수 있다. 의료정보의 표준은 쉬운 일이 아니며 우리나라의 문제만도 아니다. 앞으로도 장기간의 시간과 투자가 필요하고 데이터 품질을 높이기 위한 의료인들의 노력과 관심도 필요하다.

## | 결론

빅데이터 시대(Big Data Era)에서 CDSS는 결과를 개선하고, 자원을 최적화하고, 의료 비용을 줄이기 위해 현대 의학에서 중요한 구성 요소로 인식되고 있고 의사를 대신해서 의사의 자리를 뺏지 않을까 우려를 안겨주기도 하던 AI는 그보다 먼저 의사를 돕는 비서 역할로서 진료실에 자리를 잡아가고 있다. 데이터 표준화라는 장벽을 넘어서 영화 IRON MAN에 나오는 JARVIS 같은 비서를 두고 진료에 임하는 미래의 의료 환경을 꿈꿔본다. **URworld**

## References

1. Belard A, Buchman T, Forsberg J, Potter BK, Dente CJ, Kirk A, Elster E. Precision diagnosis: a view of the clinical decision support systems (CDSS) landscape through the lens of critical care. *J Clin Monit Comput*. 2017
2. Peiffer-Smadja N, Rawson TM, Ahmad R, Buchard A, Georgiou P, Lescure FX, Birgand G, Holmes AH. Machine learning for clinical decision support in infectious diseases: a narrative review of current applications. *Clin Microbiol Infect*. 2020 May;26(5):584-595. doi: 10.1016/j.cmi.2019.09.009. Epub 2019 Sep 17. Erratum in: *Clin Microbiol Infect*. 2020
3. Chen Y, Elenee Argentinis JD, Weber G. IBM Watson: How Cognitive Computing Can Be Applied to Big Data Challenges in Life Sciences Research. *Clin Ther*. 2016 Apr;38(4):688-701. doi: 10.1016/j.clinthera.2015.12.001. Epub 2016 Apr 21. PMID: 27130797.
4. Jia P, Jia P, Chen J, Zhao P, Zhang M. The effects of clinical decision support systems on insulin use: A systematic review. *J Eval Clin Pract*. 2020 Aug;26(4):1292-1301. doi: 10.1111/jep.13291. Epub 2019 Nov 29. PMID: 31782586.
5. Gurwitz, J. H., T. S. Field, L. R. Harrold, J. Rothschild, K. Debellis, A. C. Seger, C. Cadoret, L. S. Fish, L. Garber, M. Kelleher and D. W. Bates. 2003. "Incidence and Preventability of Adverse Drug Events Among Older Persons in the Ambulatory Setting. *JAMA* 289(9): 1107-1116
6. Elkin PL, Liebow M, Bauer BA, Chaliki S, Wahner-Roedler D, Bundrick J, Lee M, Brown SH, Froehling D, Bailey K, Famiglietti K, Kim R, Hoffer E, Feldman M, Bamett GO. The introduction of a diagnostic decision support system (DXplain™) into the workflow of a teaching hospital service can decrease the cost of service for diagnostically challenging Diagnostic Related Groups (DRGs). *Int J Med Inform*. 2010 Nov;79(11):772-7. doi: 10.1016/j.ijmedinf.2010.09.004. Epub 2010 Oct 14. PMID: 20951080; PMCID: PMC2977948.

7. Al-Hablani B. The Use of Automated SNOMED CT Clinical Coding in Clinical Decision Support Systems for Preventive Care. *Perspect Health Inf Manag.* 2017 Jan 1;14(Winter):1f. PMID: 28566995; PMCID: PMC5430114.