

Deep Neural Network(DNN) 기반 Clinic Decision Support System(CDSS) Framework

유혜린¹, 조인휘¹
¹한양대학교 컴퓨터소프트웨어학과
 lerini98@hanyang.ac.kr, iwjoe@hanyang.ac.kr

Deep Neural Network(DNN) based Clinic Decision Support System(CDSS) Framework

Hyerin Yu¹, Inwhae Joe¹
¹Dept. of Computer Science, Hanyang University

요 약

이 논문은 Deep Learning 을 이용해 의사의 진단의 도움을 줄 수 있는 Clinic Decision Support System(CDSS) Framework 를 제안한다. 당뇨병, 고혈압, 고지혈증 같은 대사질환은 증상이 있는 경우도 있지만 없는 경우가 대부분이다.[1] 그렇기 때문에 원격으로 진료할 경우 대사질환에 대한 부분을 놓칠 수 있다. 이러한 부분을 챗봇이 의사에게 Deep Neural Network(DNN)으로 예측된 정보를 제공해 도움을 준다.

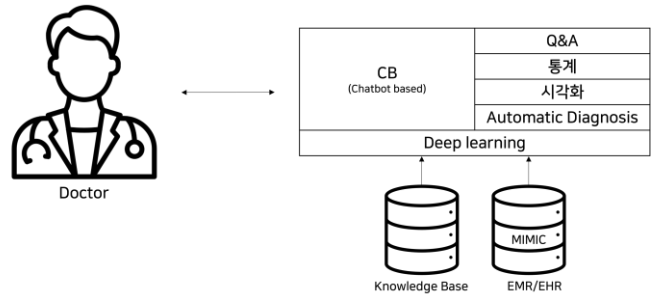
1. 서론

COVID-19 로 병원에 직접 갈 수 없거나, 병원과의 거리가 너무 멀어 병원에 갈 수 없는 사람들에 대한 관심도가 늘어났다. 따라서 직접 대면하지 않고 얼마 정도의 정확도를 낼 수 있느냐가 관건이다. 그렇다면 의사는 원격 진료를 할 때, 증상만을 보고 진단을 내려준다. 하지만 직접 병원을 방문하지 않는 이상 질병에 대해 자세히 알 수 없고, 증상에 대한 질병만을 예측할 뿐이다. 당뇨병, 고혈압, 고지혈증과 같은 대사질환은 합병증을 유발한다. 대사질환은 다른 질병에 영향을 미치기 때문에 확인할 필요가 있지만 원격 진료라면 의사가 일일이 확인하기는 어려움이 있다. 그러므로 본 논문에서는 환자의 정보를 Knowledge Base 와 MIMIC-III(Medical Information Mart for Intensive Care)의 데이터로 통계를 내고 자동적으로 진단을 내린 뒤, 시각화를 통해 진단의 도움을 준다.

2. 본론

의사는 Q&A 를 통해 환자의 대사질환 정보에 접근하여 MIMIC-III 의 데이터 통계 과정을 거쳐 자동 진단을 하고, 시각화를 한다. 통계 과정에서는 Deep Neural Network(DNN)를 이용해 당뇨병, 고혈압, 고지혈증을 예측한다. DNN 은 Hidden Layer 를 2 개 이상

지니고 있어서 Big data 나 반복학습 등에 자주 사용되므로 DNN 을 사용하였다. Clinic Decision Support System(CDSS)의 Framework 는 다음과 같다.



(그림 1) CDSS Framework

A. 통계

당뇨병, 고혈압, 고지혈증에 대한 통계는 MIMIC-III 데이터를 사용하였다. 해당 질병에 해당하면 ICD 코드가 1, 해당하지 않으면 0 이다. 이러한 MIMIC-III 데이터를 DNN 으로 학습하여 당뇨병과 고혈압, 고지혈증을 예측한다. 당뇨병, 고혈압, 고지혈증의 예측에 사용된 데이터는 table 은 다음과 같다.

<표 1> 당뇨병 Attributes Description(MIMIC-III)

No.	Attribute	Explain
1	SBP	수축기 혈압
2	DBP	이완기 혈압
3	Glucose	포도당
4	Smoking	흡연 유무
5	Gender	성별
6	Age	나이
7	Marital_status	결혼 유무
8	ethnicity	인종
9	Icd9_code	당뇨병 진단 유무
10	BMI	체질량지수
11	Creatinine	크레아티닌

<표 2> 고혈압 Attributes Description(MIMIC-III)

No.	Attribute	Explain
1	Gender	성별
2	Date part	나이
3	Ethnicity	인종
4	Diastolic	이완기 혈압
5	Systolic	수축기 혈압
6	Weight	체중
7	Height	신장
8	BMI	체질량지수

<표 3> 고지혈증 Attributes Description(MIMIC-III)

No.	Attribute	Explain
1	HDL	고밀도지단백
2	LDL	저밀도지단백
3	TG	중성지방
4	TC	총 콜레스테롤
5	Gender	성별
6	Data part	나이
7	Ethnicity	인종
8	Weight	체중
9	Height	신장
10	BMI	체질량지수

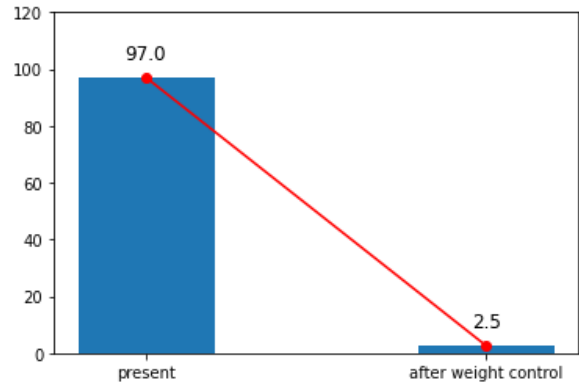
B. 시각화

텍스트는 너무 많게 되면 사용자가 사용할 때, 가독성이 떨어지고 사용감이 떨어지게 된다. 텍스트만 제공하는 것보다 그림과 텍스트를 제공했을 때 사용자는 이용하기 편리하다고 느낀다.[2] 환자의 데이터는 시간이 지나면서 변화한다. 그렇기 때문에 본 논문에서는 환자의 정보를 당뇨병, 고혈압, 고지혈증의 각각 확률 변화에 따라 시각화해서 보여준다. 당뇨병, 고혈압, 고지혈증은 BMI 와 깊은 연관이 있다. 그렇기 때문에 체중 조절을 하면 수치가 정상에 가까워진다. 모델은 환자에게 몇 kg 의 체중 조절이 필요한지 계산해 의사에게 알려주고, 환자가 체중감량 또는 증량을 했을 때 의사에게 변화 과정을 시각화한다면 의사에게 도움이 될 것이다.

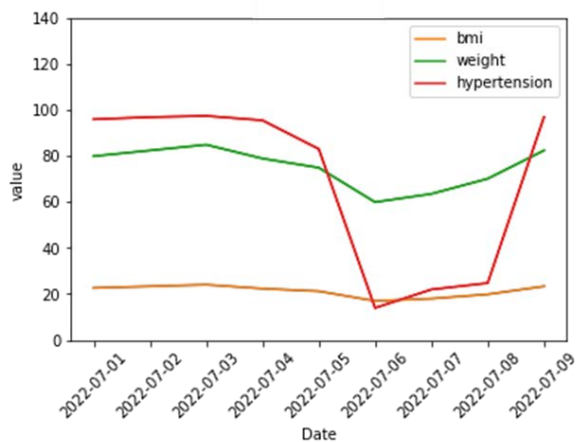
C. 구현 및 테스트

목표한 체중까지 조절했을 때 환자가 고혈압에 걸릴 확률을 나타내었고, 환자의 정보 중에 체중만 조절했을 때, 고혈압에 걸릴 확률을 시계열 형태로 시각화

한다면 다음과 같다.



(그림 2) 목표한 체중까지 조절했을 때에 따른 고혈압 확률 시각화



(그림 3) 고혈압 확률 변화에 따른 시각화

3. 결론

본 논문에서는 의사가 직접적으로 진단하지 못하고 원격으로 진단할 때, 의사가 진단을 내릴 때 도움을 줄 수 있는 CDSS 의 Framework 를 제안하였다. 요즘 스마트 워치나 측정기기 같은 Internet of Things(IoT)가 발달하여 집에서 충분히 측정을 할 수 있어서 의사가 진단할 때 더욱더 정확하게 진단을 할 수 있다면 COVID-19 와 같은 상황에서나 의료 소외계층에게 도움이 될 수 있을 것이다.

참고문헌

[1] Xia, Zuoxun, et al. "Survival Prediction in Patients with Hypertensive Chronic Kidney Disease in Intensive Care Unit: A Retrospective Analysis Based on the MIMIC-III Database." *Journal of Immunology Research* 2022 (2022).
 [2] 류지현, & 정효정. (2013). 그림과 텍스트 자료를 활용한 협력학습이 학습자의 인지부하 및 마인드맵 작성에 미치는 효과. *교육방법연구*, 25(1), 197-218.