

당뇨병 분야의 Big Data와 인공지능

김광준

연세대학교 의과대학 내과학교실 노년내과

Real World Data and Artificial Intelligence in Diabetology

Kwang Joon Kim

Division of Geriatrics, Department of Internal Medicine, Yonsei University College of Medicine, Seoul, Korea

Abstract

In the modern society in which we live, digitalization, big data and artificial intelligence (AI) are widely used in finance, e-commerce, manufacturing, and logistics. This trend is no exception in healthcare, and many healthcare professionals have the expectation that digital healthcare, including AI, which produce and utilize medical big data, can help doctors to improve the quality of healthcare services. In particular, in the endocrine area to which we belong, it can be seen that it is relatively easy to conduct AI research using medical big data, i.e., real world data, which is relatively well organized compared to other diseases. Already, AI technologies for diagnosing diabetic complication or vision recognition technologies for determining diabetic retinopathy have been studied for quite a long time and are also used in clinical practice. Hence, there is no doubt that medical big data will play an essential role in healthcare, especially in endocrinology and diabetology. However, there is a need to review the clinical implications of AI research results utilizing medical big data. Medical staff should clarify the purpose of AI to leverage medical big data. In addition, healthcare professionals must understand the precautions and benefits required to use medical big data when perform AI research. Therefore, in this manuscript, some studies are being conducted using real world data in the field of diabetology, and I would like to discuss the implications of these studies and future development directions.

Keywords: Artificial intelligence; Endocrinology; Real world data

Corresponding author: Kwang Joon Kim

Department of Internal Medicine, Yonsei University College of Medicine, 50-1 Yonsei-ro, Seodaemun-gu, Seoul 03722, Korea, E-mail: preppie@yuhs.ac

Received: Sep. 10, 2020; Accepted: Sep. 11, 2020

This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Copyright © 2020 Korean Diabetes Association

서론

우리가 살고 있는 현대 사회에서 디지털화, 빅데이터와 인공지능(artificial intelligence, AI)은 금융, 전자 상거래, 제조 및 물류 분야에서 점점 더 널리 사용되고 있다[1,2]. 이러한 추세는 의료 분야에서도 예외가 아니며, 많은 의료 전문가들은 디지털 헬스케어라고 불리는 의료기술, 의료 빅데이터(real world data, RWD)를 이용한 AI를 활용하여 의료 서비스의 품질을 향상시킬 수 있을 것으로 기대하고 있다(Fig. 1) [3]. 특히 우리가 속한 내분비 분야에서는 다른 질병에 비해 비교적 잘 정리된 RWD를 활용하여 AI 연구를 수행하는 것이 상대적으로 용이하다[4]. 이미 당뇨병성 망막병증을 진단하기 위한 AI 기술, 특히 vision recognition 이라고 불리는 시각 인식 기술은 오랫동안 연구되어 왔으며 실제 임상에서도 사용되고 있다[5,6]. 앞으로는 RWD와 이를 통해 개발된 AI 기술이 의료, 특히 내분비학에서 필수적인 역할을 할 것이라는 데는 의심의 여지가 없다[7]. 따라

서 본 원고에서는 내분비 의학 분야, 특히 당뇨병 분야에서 RWD를 활용하여 진행되고 있는 연구 결과를 소개하고 이러한 연구의 시사점과 향후 내분비 분야, 특히 당뇨병 분야에서의 AI 발전 방향에 대해 논의하고자 한다.

의료의 디지털화와 인공지능

2000년대 후반 이후 우리의 일상 활동의 많은 부분이 디지털화되어가고 있다. 의학, 특히 내분비 분야에서 기존과 다른 혁신적 기술이 나타나는 것 역시 이러한 사회적인 일련의 변화와 밀접한 관련이 있다[8]. 최근 쉽게 들을 수 있는 “디지털 건강(digital healthcare)”이라는 용어는 질병의 진단, 치료 또는 모니터링 및 웰빙, 건강한 생활습관 관리라는 공통적인 가치를 위해 필요한 여러 기술들, 특히 의료정보 및 신의료기술들을 그룹화한 개념이다. 실제로 최근 미국식품의약국(U.S. Food and Drug Administration)은 의료기기로서의 소프트웨어(software as a medical device,

Transform healthcare through safe and reliable AI

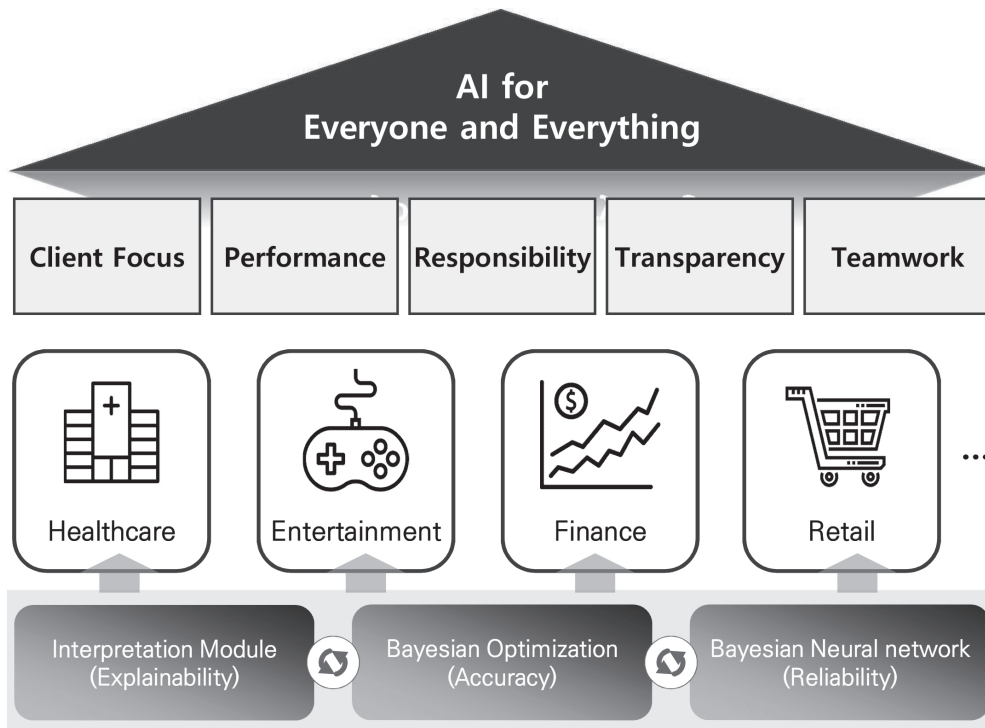


Fig. 1. Artificial intelligence (AI) for everything.

SaMD)라는 개념을 설명하면서, 환자 상태의 지속적인 모니터링 또는 환자 치료 목적이 있는 스마트폰 및 개인용 컴퓨터용 앱, 기계 학습을 이용한 새로운 개념의 환자 건강 데이터 분석 도구, AI, 클라우드 등이 이러한 SaMD에 속한다고 정의했다[9]. 실제로 이러한 디지털화된 의료기기들과 SaMD가 우리 내분비내과 의료진의 입장에서 어떠한 변화를 불러오는지에 대해 생각해보자. 현재 의료진의 일반적인 진료행위들은 이미 electronic medical record (EMR)라고 불리는 전자 의료 기록에서 영상 진단에 이르기까지 전부 디지털화된 프로그램을 사용하고 있다. 더 이상 X-ray 필름을 직접 들고 다니지 않고 전부 컴퓨터에 저장된 디지털 필름으로 사진을 본다[10]. 내분비 영역, 특히 당뇨병 진료 영역을 생각해 보면, 당뇨병 환자가 자가 혈당 측정기로 측정한 혈당 수치부터 연속혈당측정기(continuous glucose monitoring system, CGMS) 센서에서 나오는 데이터들 역시 전부 디지털화되어 있으며 이러한 데이터들은 당뇨병 환자를 진료할 때 중요한 자료로 활용되고 있다[11].

이러한 환자 데이터(patient generated health data, PGHD)는 의료기기의 디지털화가 이루어지면서 점점 그 양이 늘어나고 있으며 우리는 이러한 광범위한 데이터의 분석을 통해 도출된 지식을 활용하여 치료 방침을 정하고 있다[12]. 여기서 고려할 점은 데이터가 더 많아질수록 이러한 데이터를 분석해서 환자의 이상 혹은 변화를 감지하기 위한 특정 패턴을 식별하고 그 변화를 유발한 원인을 파악하는 데 도움이 되는 기술적인 도움 혹은 도구가 더 많이 필요하다는 점이다[13]. 단순한 평균 비교, logistic regression, linear regression 등 우리가 전통적으로 활용하던 통계 분석 방식을 이용해 의료 데이터를 분석하는 것에 국한하지 않고 AI의 일부인 기계 학습, 심층 학습 등을 이용해 그동안 파악하지 못했던 패턴을 식별하고 예측하여 더 많은 지식을 얻을 수 있게 되었다. 이를 통해서 내분비내과 의사가 직면한 여러 문제들, 다시 말해 계속 바뀌는 의학 정보, 의사 1인당 진료해야 하는 환자 수의 증가, 환자 1명당 진료 시간의 부족, 당뇨병 합병증 등으로 인한 질환 자체의 복잡성 증가 등으로 인해 발생할 수 있는 여러 가지 이슈

들을 해결해 나갈 수 있으리라 생각된다[14]. 이러한 맥락에서 우리가 속한 의료 분야에서 디지털 기술과 AI를 사용할 수 있다는 것은 확실히 좋은 기회이다. 대규모의 데이터와 AI를 통해 우리가 미처 파악하지 못했던 데이터의 숨은 의미를 알게 되고 환자를 진료하는 데 필요한 새로운 지식을 얻을 수 있게 되면서 AI는 내분비내과 전문의가 개별 환자에게 맞춤형 진료를 할 수 있도록 도움을 주는 훌륭한 지원 도구가 되어 환자 맞춤형 정밀 의료를 실현 가능하게 해 줄 것이다. 결론적으로 의료의 디지털화, 그리고 이 과정에서 우리가 활용하게 되는 AI는 의료진의 환자 진료 수준을 높이고 통합적 관리가 가능하게 해주는 훌륭한 도구라고 할 수 있다[15].

디지털화된 의료 환경에서 의료 빅데이터

우리가 진료를 볼 때 활용하는 환자 데이터 수집 및 관리는 불과 10년 전만 하더라도 유선 장치를 사용하거나 일부 무선 장치를 로컬 소프트웨어 혹은 네트워크에 물리적으로 연결하는 아날로그식 수작업으로 이루어졌다. 그러나 이제는 기술의 발전 덕분에 이러한 데이터는 "클라우드"를 통해 기기에서 자동으로 전송되기도 하고, 각 정보를 수집하고 분석한 뒤 의료진에게 표준화된 보고서를 제공하는 데이터 통합 플랫폼에서 전송될 수도 있다. 제대로 관리되지 않으면 이 방대한 양의 데이터가 환자와 의료 전문가 모두에게 큰 부담이 될 수 있는데 반해, 이러한 데이터들이 잘 정리되고 분석이 이루어진 다음, 의료진이 원하는 요점을 정리해 놓은 보고서를 받을 수만 있다면 의료진은 환자 진료에 있어 큰 도움을 받을 수 있을 것이다[16]. 이러한 분석 도구는 의료 데이터의 활용을 용이하게 하고 의사가 내려야 하는 각 상황에서의 임상 결정을 도와줄 있다. 즉, 의료진의 경험과 데이터, 그리고 데이터를 분석하는 기술이 합쳐지면 분석 시간이 점점 줄어들고 보다 적절하고 정확한 데이터 기반 치료 결정을 내릴 수 있게 된다[17].

당뇨병 분야에서 의료 빅데이터와 인공지능의 활용

이러한 맥락에서 빅데이터와 AI의 사용, 특히 기계 학습의 사용은 기존 데이터 분석 방식과 비교할 때 우리에게 새로운 방식으로 도움을 주고 있다[18]. 그동안 우리가 흔하게 사용한 통계 분석 방식을 통해서는 미처 파악하지 못했던 데이터 내의 특정 패턴을 식별할 수 있을 뿐 아니라 우리가 몰랐던 미래 상황에 대한 “예측”을 가능하게 해준다[19]. 또한 중재적 연구를 시행하지 못하더라도 매우 큰 규모의 RWD 관찰 연구를 통해 우리가 이제까지 알지 못했던 정보를 제공해준다. 즉, 빅데이터를 이용한 관찰 연구는 자체 임상 가설을 테스트할 수도 있으며 실험 연구의 일반화 가능성을 알릴 수도 있다[20].

1. Observational Health Data Sciences and Informatics (OHDSI) 네트워크

한 개의 의료기관이 아닌 여러 개의 의료기관에서 축적된 데이터를 활용하여 의료진이 궁금해할 수 있는 정보를 제공해 줄 수 있다[21]. 물론 의료계에서 가장 신뢰도가 높다고 이야기하는 randomized clinical trial 결과를 대체할 수는 없겠지만 적어도 당뇨병 환자의 치료와 관련되어 그동안 알지 못했던 새로운 지식을 습득할 수 있는 기회를 준다. Observational Health Data Sciences and Informatics (OHDSI) 네트워크가 그 대표적인 사례인데 이를 통해 전 세계 의료기관에서 당뇨병 치료를 받은 제2형 당뇨병 환자의 데이터를 분석하여 우리가 알지 못했던 다양한 임상 정보를 얻을 수 있는 것이다[22]. 우리가 실제로 당뇨병 환자 치료 시 1차 약제로 사용하는 메트포르민을 어느 정도 사용하는지, 메트포르민을 사용하고 나서는 2차 약제로 어떤 약을 사용하는지 등을 내가 속해있는 병원, 국가 차원을 넘어서 전세계 병원의 데이터를 분석해서 일반화된 결과값을 얻을 수 있는 것이다. 총 246,558,805명(126,977,785명의 여성[51.5%])의 전세계 2형 당뇨병 환자의 EMR 및 행정 청

구 데이터를 분석한 결과 진료지침에서 권고하는 1차 약제로 메트포르민을 사용한 환자가 75% 정도였다. 이들 중 1차 약제인 메트포르민을 사용한 후에도 당화혈색소 목표치를 달성하지 못한 환자들에게서 dipeptidyl peptidase 4 (DPP-4) 억제제와 피오글리타존을 2차 치료제로 사용했을 때 초기 당화혈색소가 8% 이상인 경우 DPP-4 억제제가 피오글리타존에 비해 치료효과가 조금 더 우월한 것으로 나타났다[23,24]. 또한 2차 약제로 설폰닐우레아와 DPP-4 억제제 사용이 심근경색 및 당뇨병성 망막병증의 발생에 차이가 있는지를 분석해 본 연구도 있다. 이 데이터를 분석하여 DPP-4 억제제와 비교하여 설폰닐우레아로 치료받은 환자의 경우 심근 경색(hazard ratio [HR], 1.12; 95% confidence interval [CI], 1.02~1.24) 및 당뇨병성 망막병증(HR, 1.15; 95% CI, 1.11~1.19)의 위험 비율이 약간 증가한 것을 확인할 수 있었다[22]. 즉 소규모 임상시험이나 개별 병원 차원에서 알기 어려운 지식을, 공통 데이터 모델과 오픈 소스 분석 도구를 채택한 개방형 공동 연구 네트워크에서 (OHDSI)의 대규모 연구를 통해 얻을 수 있게 된다. 나아가서 한 국가에 국한되지 않고 여러 국가의 제2형 당뇨병 환자 데이터를 표준화할 수 있는 재사용 가능한 개방형 분석이 가능해진다고 볼 수 있다.

2. 의사 결정 지원 도구(Clinical Decision Support System, CDSS)

제2형 당뇨병의 치료는 매우 복잡하다. 우리가 제2형 당뇨병을 치료할 때 직면하는 가장 큰 문제는 의료진이 알아야 하는 정보가 계속 늘어나고 한 명의 의료진이 봐야 하는 환자 수가 증가하고 있기 때문에 의사는 이 모든 데이터를 연구할 시간이 없다는 점이다[25]. 즉, 모든 환자의 임상 특성, 치료 선호도 및 진료 시점의 여러 데이터를 고려하는 자동화된 의사 결정 지원 도구(clinical decision support system, CDSS)를 사용하여 의료 결정의 정확성을 높일 수 있도록 해야 한다[26]. 앞에서 설명한 여러 방대하고 분산된 EMR 데이터를 기반으로 한 임상 의사 결정 지원 시스템

템 (CDSS)은 이 프로세스의 자동화를 촉진하고 정확도를 향상시킬 수 있다. 당뇨병 분야에서의 CDSS는 진단/치료/예방 3가지 분야로 나눌 수 있으며 각각은 3단계로 구성된다. 진단 분야 CDSS 개발 1단계에서는 임상적인 데이터 취합이 이뤄지고 2단계에서는 최근 각광받는 CGMS와 같은 wearable device를 이용해서 축적되는 데이터가 융합되며 3단계에서 이를 분석하는 방식을 통해 진단 분야의 CDSS를 만들게 된다. 치료 분야에서는 1단계에서 임상치의 지식, 2단계에서 진료지침, 3단계에서는 이러한 두 가지를 융합하여 지식 표현을 하게 된다. 예방 분야에서는 1단계에서 기본 역학자료를 참고한 뒤, 2단계에서는 기존에 나와 있는 여러 예측 모델들을 만든 방법을 써서 모델을 구성하고 마지막으로 AI를 이용한 예측 모델을 개발하게 된다(Fig. 2). 특히 최근 들어 개인화된 약물 및 치료의 중요성이 계속 강조되고 있는데 이는 질병 치료를 위한 새로운 개념으로, 환자의 데이터를 체계적으로 축적/분석/활용하여 개별 환자의 당뇨병을 예방, 감지, 치료 또는 모니터링하는 전략을 조정할 수 있는 능력을 포함한다[27]. 이 접근법은 비 효과적

인 치료에 시간을 낭비하지 않고 더 나은 결과를 가져올 것으로 기대된다. 그리고 단순히 약을 처방하는 것으로 끝나지 않고 적절한 식이 요법, 신체 운동, 교육 및 약물을 포함한 당뇨병 관리 권장 사항에 대한 임상 의사 결정 지원 시스템(CDSS)으로 발전해 나갈 것으로 기대된다[28].

3. 패턴 분석을 이용한 예측 모델

또 다른 예는 예측 모델이다[29]. CGMS를 통해 축적된 환자의 실시간 혈당 데이터를 분석하는 AI 기술은 환자의 혈당 변화 패턴을 분석하여 환자가 언제 저혈당이 발생할지를 알려주고 이에 선제적으로 대처할 수 있도록 해준다[30]. 나아가서 국내, 국외에서 진행되고 있는 여러 대규모 임상 연구 데이터를 모아 당뇨병 발병에 대한 새로운 위험 요소를 식별하거나(Fig. 3), 일반 인구와 관련된 대규모 데이터 베이스 평가를 통해 그동안 의료진의 지식으로는 그다지 큰 문제가 되지 않았던 대상자들 중에서 당뇨병이 걸릴 수 있는 환자를 선별하는 등의 역할을 할 수 있다[31]. 또한 당뇨

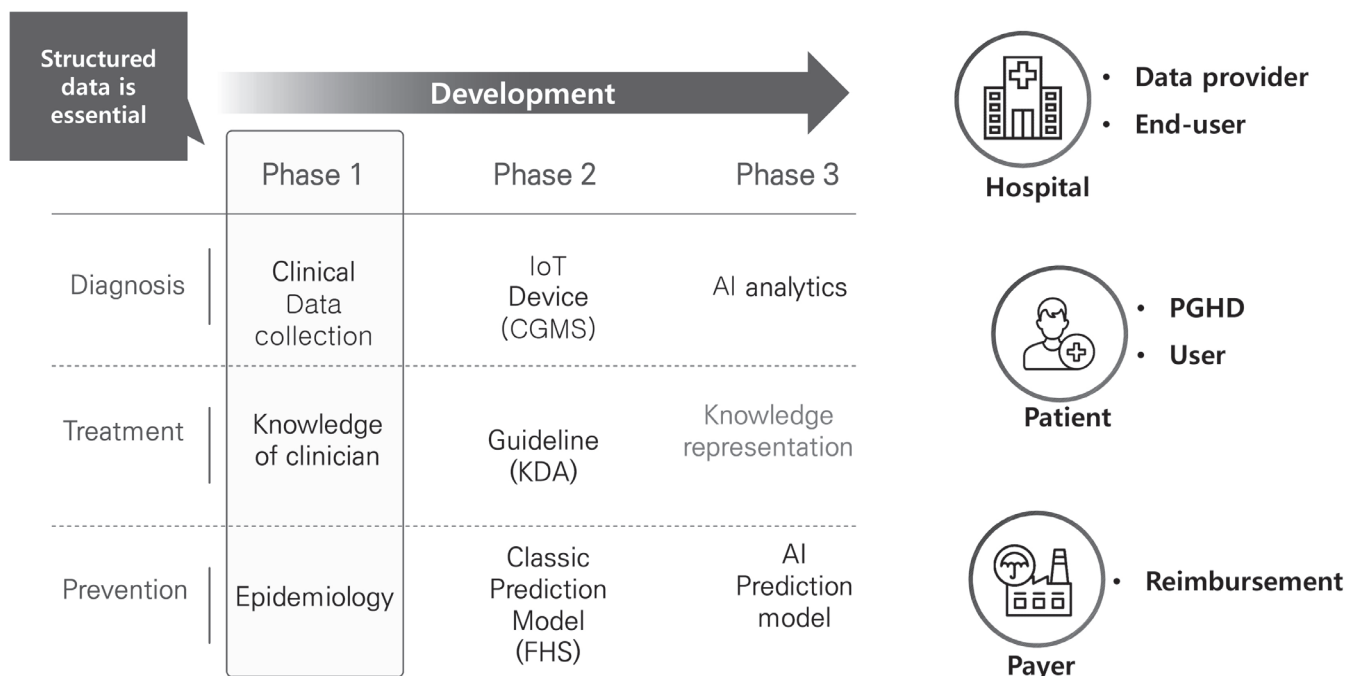


Fig. 2. Clinical decision support system (CDSS) in diabetes.

CGMS, Continuous glucose monitoring system; KDA, Korean Diabetes Association; FHS, Framingham Heart study, PGHD (patient-generated health data).

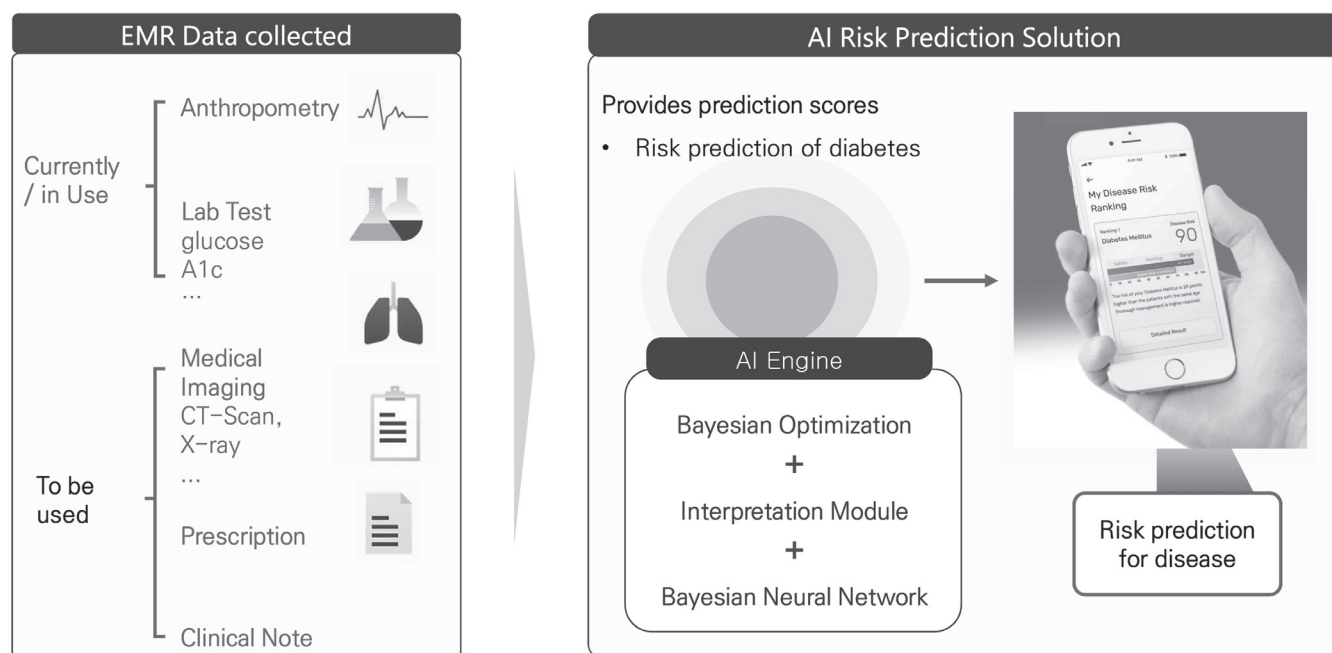


Fig. 3. Concept of Prediction Model.

EMR, electronic medical record; AI, artificial intelligence; CT, computed tomography.

병 환자가 병원에서 시행한 혈액검사뿐 아니라 개인이 자체적으로 시행한 혈당 관리 기록을 전부 분석하여 당뇨병성 합병증의 진행과 밀접하게 관련된 환자의 생활습관 및 의학적 지표가 무엇인지를 식별해 낼 수 있다. 이러한 빅데이터 분석은 이미 당뇨병 영역에서 새로운 사업 분야를 창출해 내기도 하는데 제2형 당뇨병 치료제를 사용할 때 어느 정도의 효과가 있을지를 미리 예측함으로써 신약 개발이나 임상 시험 시에 참고자료로 활용하는 것도 이미 시행되고 있다.

빅데이터와 인공지능을 활용할 때 유의할 점

우리가 당뇨병을 진단/치료하는 과정에서 빅데이터와 AI를 활용할 때 유의해야 할 점들이 있다[32]. 이는 크게 5가지로 나눌 수 있는데 1) 인적요소, 2) 기술요소, 3) 데이터 자체의 한계, 4) 디자인의 한계, 5) 설명가능성으로 나눌 수 있다.

첫 번째는 인적요소이다. 인적요소는 다시 사용자요소와 환자요소로 나눌 수 있다. 우선 이러한 기술의 주된 사용

자인 의료진이 AI 기술이나 빅데이터를 활용할 준비가 되어 있어야 한다. AI 기술이 가지는 문제점을 충분히 인식하고 어떻게 활용할 때 가장 환자 진료에 도움을 줄 수 있을지에 대한 스스로의 기준을 마련해야 한다. 두 번째는 환자요소이다. 연령대, 성별, 질환의 중등도 등에 따라 AI 기술을 적용할 때 받을 수 있는 혜택이 달라지게 된다. 아무리 좋은 기술이라도 환자 순응도가 떨어지는 경우에는 당연히 우리가 생각한 만큼의 효과를 얻기가 어렵다. 예를 들어 CGMS를 이용한 저혈당 예측 AI 기술을 탑재한 기기를 사용할 때 환자 자신이 기기가 알려주는 경고 신호를 인식하지 못한다면 제대로 된 관리가 이루어지지 않기 때문에 기술을 제대로 활용할 수 있도록 충분한 교육과 순응도를 높이기 위한 지속적인 노력이 필요하다[33].

두 번째는 기술적 요인이다[34]. 당뇨병 치료에서 AI가 광범위하게 사용되기 위해서는 이 기술에 대한 적절한 비용을 지불해야 하고, 누구나 언제 어디서나 쉽게 사용할 수 있도록 보안성과 범용성을 가져야 한다. 그러나 국내에서는 아직 이러한 기술을 안전하게 사용할 수 있는 보안 시스템

템이 구축되어 있지 않다. 비용문제는 국내의 보험시스템과 맞물려 기술에 대한 적절한 보상을 받기 어려운 상황으로 기업들과 의료진, 그리고 연구자들이 AI 기술을 개발하고 환자에게 적용하는 데 중요한 장벽이 되고 있다. 나아가서 범용성 문제도 큰데 각 병원별로 사용하고 있는 병원정보시스템의 차이, 병원별로 가용한 전산 자원의 차이 등으로 인해 특정 의료 AI 기술을 모든 병원에서 동시에 사용하기는 어려운 것이 사실이다. 나아가서 최근 들어 기기의 종류와 각종 앱이 증가함에 따라 상호 운용성이라 불리는 호환성 문제가 계속 대두되고 있다. 이러한 문제는 결국 기술 사용에 대한 대가, 즉 '보상'과 연결된 것으로 앞으로도 쉽게 풀리지 않을 것으로 보인다[35].

세 번째는 데이터의 한계이다[31]. 논리적이고 정확한 알고리즘을 구축하기 위한 데이터의 부족은 당뇨병뿐 아니라 모든 의료 AI 분야에서 공통적으로 볼 수 있는 문제이다. 실제 진료에서 활용할 수 있는 의미 있는 기술을 만들기 위해서는 분석 및 AI 학습에 사용되는 데이터가 더욱 잘 구조화되어야 한다. 구조화되어 있지 않은 데이터를 학습한 AI는 우리가 원하는 성능을 보여주지 어렵다. Garbage in, garbage out이라는 말이 있듯 결국 양질의 데이터가 확보되어야 우리가 원하는 수준의 AI 기술을 만들어 낼 수 있다[36]. 나아가서 국내에서도 계속 이슈가 되고 있는 개인정보보안 및 규제 문제에 대한 우려로 인해 데이터를 활용하여 AI 의료기기를 개발하는 것이 제한되고 있는 것이 사실이다. 이 문제는 사회적인 합의가 필요한 것으로 의료진과 환자, 연구자, 기업을 비롯한 모든 사회 구성원이 지속적으로 논의해 나가야 한다.

네 번째는 연구 디자인의 한계이다. 사실 현재 우리가 활용 가능한 대부분의 AI 기술은 이미 구축되어 있는 데이터를 후향적으로 분석하여 도출된 결과물이다. 따라서 전향적인 검증 과정이 필수적으로 요구되고 있다. 그러나 미래를 예측하는 AI 기술의 경우 어떠한 방식으로 전향적 검증을 할지에 대한 합의가 이루어지지 않고 있는 상태로 추후 지속적인 논의를 통해 의료기기로서 인정을 받기 위한 의료 AI의 기본적인 성능을 어디까지, 어떠한 방법을 통해 검증

해야 할지에 대한 가이드라인이 도출되어야 한다[37].

마지막은 설명가능성이다[38]. 우리가 환자를 진료하는 과정에서 환자에게 특정한 약을 사용하기로 결정했다면 그에 합당한 이유를 설명할 수 있어야 한다. 즉 다른 의료진 혹은 환자에게 '나는 이러한 이유로 이 약을 썼다'라고 설명할 수 있다. 그러나 AI는 이러한 '설명'을 해주지 않는다. AI는 기본적으로 결과값을 줄 때 그 결과가 왜 나왔는지는 알려주지 않기 때문이다. 이는 AI가 기본적으로 black box이기 때문인데 현대의학의 기본이 되는 '근거 중심' 개념에서는 왜 이러한 결과가 나왔는지에 대한 설명이 필요하고 따라서 AI의 설명가능성에 대한 요구는 지속적으로 증가할 것으로 생각된다. 다행스럽게도 설명 가능 AI, 해석 가능 AI 기술이 계속 발전해 가고 있어서 이 문제는 시간이 흐름에 따라서 해결될 수 있을 것으로 생각된다[39].

결론

내분비 분야, 나아가서 당뇨병 관리 및 치료에 빅데이터와 AI 기술은 점점 더 주목받고 있다. 빅데이터 분석 및 AI 기술을 통해 당뇨병 예방 및 관리 전략을 재정의할 수 있다. 우선 빅데이터 분석은 잘 디자인된 전향적 임상시험을 수행하기 어려운 경우 부족한 지식을 제공하는 대체재 역할을 할 수 있다. 또한 데이터 분석을 통해 패턴을 인식하고 의료진의 환자 진료와 관련된 지식, 가이드라인을 학습하여 당뇨병 진료 시 의사 결정 과정을 보조해 주는 도구(CDSS)를 만들어 낼 수 있다. AI는 당뇨병 및 관련 합병증의 위험을 추정하기 위한 예측 모델을 만들어 낼 수 있다. 그리고 이러한 기술들을 결국 당뇨병 관리의 효율성을 높이고 질적 수준을 높여 당뇨병 관리에 개인화된 맞춤형 치료를 가능하게 할 것이다. 나아가서 의료진뿐 아니라 환자가 스스로 자신의 건강을 관리할 수 있는 권한을 부여받게 될 것이다. 물론 이를 사용하는 의료진의 경험 미숙이나, 불완전한 기술, 데이터의 불완전성, 완벽하지 않은 검증 과정, 설명가능성 부재 등의 이슈들이 있지만 빅데이터의 활용과 AI 기술은 당뇨병 치료에 있어 새로운 시대를 열고 있다는 것은 부정할 수 없다. 그리

고 이러한 기술을 계속해서 발전해 나가면서 결국 환자 치료에 있어 의료진의 역할을 재정립하게 될 것이다.

REFERENCES

1. Ilcus MA. Impact of digitalization in business world. *Rev Int Comp Manag* 2018;19:350-8.
2. Gokul B. Artificial intelligence in financial services. *Sansmaran Manag Res J* 2018;8:3-5.
3. Hong N, Park H, Rhee Y. Machine learning applications in endocrinology and metabolism research: an overview. *Endocrinol Metab (Seoul)* 2020;35:71-84.
4. Gubbi S, Hamet P, Tremblay J, Koch CA, Hannah-Shmouni F. Artificial intelligence and machine learning in endocrinology and metabolism: the dawn of a new era. *Front Endocrinol (Lausanne)* 2019;10:185.
5. Abràmoff MD, Lavin PT, Birch M, Shah N, Folk JC. Pivotal trial of an autonomous AI-based diagnostic system for detection of diabetic retinopathy in primary care offices. *NPJ Digit Med* 2018;1:39.
6. Natarajan S, Jain A, Krishnan R, Rogye A, Sivaprasad S. Diagnostic accuracy of community-based diabetic retinopathy screening with an offline artificial intelligence system on a smartphone. *JAMA Ophthalmol* 2019;137:1182-8.
7. Kim HS, Kim DJ, Yoon KH. Medical big data is not yet available: why we need realism rather than exaggeration. *Endocrinol Metab (Seoul)* 2019;34:349-54.
8. Seyhan AA, Carini C. Are innovation and new technologies in precision medicine paving a new era in patients centric care? *J Transl Med* 2019;17:114.
9. Allen B. The role of the FDA in ensuring the safety and efficacy of artificial intelligence software and devices. *J Am Coll Radiol* 2019;16:208-10.
10. Arenson RL, Andriole KP, Avrin DE, Gould RG. Computers in imaging and health care: now and in the future. *J Digit Imaging* 2000;13:145-56.
11. Mian Z, Hermayer KL, Jenkins A. Continuous glucose monitoring: review of an innovation in diabetes management. *Am J Med Sci* 2019;358:332-9.
12. Sheth A, Jaimini U, Yip HY. How will the internet of things enable augmented personalized health? *IEEE Intell Syst* 2018;33:89-97.
13. Raghupathi W, Raghupathi V. Big data analytics in healthcare: promise and potential. *Health Inf Sci Syst* 2014;2:3.
14. Wroclawski M, Heldwein FL. Digital physician burnout in the "new normal" workplace. *J Endourol* 2020. doi: 10.1089/end.2020.0631. [Epub ahead of print]
15. Awwalu J, Garba AG, Ghazvini A, Atuah R. Artificial intelligence in personalized medicine application of AI algorithms in solving personalized medicine problems. *IJCTE* 2015;7:439-443.
16. Olaronke I, Oluwaseun O. Big data in healthcare: prospects, challenges and resolutions. Paper presented at: 2016 Future Technologies Conference (FTC); 2016 Dec 6-7; San Francisco (CA), USA. p1152-7.
17. Beam AL, Kohane IS. Translating artificial intelligence into clinical care. *JAMA* 2016;316:2368-9.
18. Musacchio N, Giancaterini A, Guaita G, Ozzello A, Pellegrini MA, Ponzani P, et al. Artificial intelligence and big data in diabetes care: a position statement of the Italian Association of Medical Diabetologists. *J Med Internet Res* 2020;22:e16922.
19. Sahoo PK, Mohapatra SK, Wu SL. Analyzing healthcare big data with prediction for future health condition. *IEEE Access* 2016;4:9789-99.
20. Hripcsak G, Duke JD, Shah NH, Reich CG, Huser V, Schuemie MJ, et al. Observational health data sciences and informatics (OHDSI): opportunities for

- observational researchers. *Stud Health Technol Inform* 2015;216:574-8.
21. Bartlett VL, Dhruva SS, Shah ND, Ryan P, Ross JS. Feasibility of using real-world data to replicate clinical trial evidence. *JAMA Netw Open* 2019;2:e1912869.
22. Vashisht R, Jung K, Schuler A, Banda JM, Park RW, Jin S, et al. Association of hemoglobin A1c levels with use of sulfonylureas, dipeptidyl peptidase 4 inhibitors, and thiazolidinediones in patients with type 2 diabetes treated with metformin: analysis from the observational health data sciences and informatics initiative. *JAMA Netw Open* 2018;1:e181755.
23. Hripcsak G, Ryan PB, Duke JD, Shah NH, Park RW, Huser V, et al. Characterizing treatment pathways at scale using the OHDSI network. *Proc Natl Acad Sci U S A* 2016;113:7329-36.
24. Callahan A, Shah NH. A second opinion from observational data on second-line diabetes drugs. *JAMA Netw Open* 2018;1:e186119.
25. Klerings I, Weinhandl AS, Thaler KJ. Information overload in healthcare: too much of a good thing? *Z Evid Fortbild Qual Gesundheitswes* 2015;109:285-90.
26. Jeffery R, Iserman E, Haynes RB; CDSS Systematic Review Team. Can computerized clinical decision support systems improve diabetes management? A systematic review and meta-analysis. *Diabet Med* 2013;30:739-45.
27. El-Sappagh S, Kwak D, Ali F, Kwak KS. DMTO: a realistic ontology for standard diabetes mellitus treatment. *J Biomed Semantics* 2018;9:8.
28. Jia P, Zhao P, Chen J, Zhang M. Evaluation of clinical decision support systems for diabetes care: an overview of current evidence. *J Eval Clin Pract* 2019;25:66-77.
29. Chen M, Hao Y, Hwang K, Wang L, Wang L. Disease prediction by machine learning over big data from healthcare communities. *IEEE Access* 2017;5:8869-79.
30. Elhadd T, Mall R, Bashir M, Palotti J, Fernandez-Luque L, Farooq F, et al.; for PROFAST-Ramadan Study Group. Artificial intelligence (AI) based machine learning models predict glucose variability and hypoglycaemia risk in patients with type 2 diabetes on a multiple drug regimen who fast during ramadan (The PROFAST - IT Ramadan study). *Diabetes Res Clin Pract* 2020;169:108388.
31. Fagherazzi G, Ravaud P. Digital diabetes: perspectives for diabetes prevention, management and research. *Diabetes Metab* 2019;45:322-9.
32. Ellahham S. Artificial intelligence: the future for diabetes care. *Am J Med* 2020;133:895-900.
33. Davenport T, Kalakota R. The potential for artificial intelligence in healthcare. *Future Healthc J* 2019;6:94-8.
34. Drygin DS, Pronkin NN. Application of artificial intelligence in medicine. *Int J Prof Sci* 2020;1:35-8.
35. Macrae C. Governing the safety of artificial intelligence in healthcare. *BMJ Qual Saf* 2019;28:495-8.
36. Aceto G, Persico V, Pescapé A. Industry 4.0 and health: internet of things, big data, and cloud computing for Healthcare 4.0. *J Ind Inf Integr* 2020;18:100129.
37. Chen D, Liu S, Kingsbury P, Sohn S, Storlie CB, Habermann EB, et al. Deep learning and alternative learning strategies for retrospective real-world clinical data. *NPJ Digit Med* 2019;2:43.
38. Gade K, Geyik SC, Kenthapadi K, Mithal V, Taly A. Explainable AI in industry. Paper presented at: KDD '19: Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining; 2019 Aug 4-8; Anchorage (AK), USA. p3203-4.
39. Adadi A, Berrada M. Explainable AI for healthcare: from black box to interpretable models. In: Bhateja V, Satapathy SC, Satori H, eds. *Embedded systems and artificial intelligence*. Singapore: Springer; 2020. p327-37.