



지능형 의료플랫폼 (Intelligent Medical Platform: IMP)

저자 (Authors)	Musarrat Hussain, Taqdir Ali, Jamil Hussain, Fahad Ahmed Satti, Usman Akhtar, 방재훈, 허태호, 강선무, 강병호, 이승룡
출처 (Source)	한국통신학회지(정보와통신) 37(9) , 2020.8, 3-17 (15 pages) The Journal of The Korean Institute of Communication Sciences 37(9) , 2020.8, 3-17 (15 pages)
발행처 (Publisher)	한국통신학회 Korea Institute Of Communication Sciences
URL	http://www.dbpia.co.kr/journal/articleDetail?nodeId=NODE09873405
APA Style	Musarrat Hussain, Taqdir Ali, Jamil Hussain, Fahad Ahmed Satti, Usman Akhtar, 방재훈, 허태호, 강선무, 강병호, 이승룡 (2020). 지능형 의료플랫폼 (Intelligent Medical Platform: IMP). 한국통신학회지(정보와통신), 37(9), 3-17.
이용정보 (Accessed)	경희대학교 국제캠퍼스 163.***.116.140 2020/09/14 17:32 (KST)

저작권 안내

DBpia에서 제공되는 모든 저작물의 저작권은 원저작자에게 있으며, 누리미디어는 각 저작물의 내용을 보증하거나 책임을 지지 않습니다. 그리고 DBpia에서 제공되는 저작물은 DBpia와 구독 계약을 체결한 기관소속 이용자 혹은 해당 저작물의 개별 구매자가 비영리적으로만 이용할 수 있습니다. 그러므로 이에 위반하여 DBpia에서 제공되는 저작물을 복제, 전송 등의 방법으로 무단 이용하는 경우 관련 법령에 따라 민, 형사상의 책임을 질 수 있습니다.

Copyright Information

Copyright of all literary works provided by DBpia belongs to the copyright holder(s) and Nurimedia does not guarantee contents of the literary work or assume responsibility for the same. In addition, the literary works provided by DBpia may only be used by the users affiliated to the institutions which executed a subscription agreement with DBpia or the individual purchasers of the literary work(s) for non-commercial purposes. Therefore, any person who illegally uses the literary works provided by DBpia by means of reproduction or transmission shall assume civil and criminal responsibility according to applicable laws and regulations.

지능형 의료플랫폼 (Intelligent Medical Platform: IMP)

Musarrat Hussain, Taqdir Ali, Jamil Hussain, Fahad Ahmed Satti, Usman Akhtar,
방재훈, 허태호, 강선무, 강병호*, 이승룡
경희대학교, University of Tasmania*

요약

임상의사결정지원시스템 (Clinical Decision Support Systems: CDSS)은 일반적으로 지식기반(Knowledge Based: KB) CDSS와 Non-KB CDSS로 구분된다. KB CDSS는 의료전문가들의 경험을 기반으로 주로 룰 형태의 지식베이스를 구축하여 작동되며, Non-KB CDSS는 다양한 의료 빅데이터에 인공지능 기술을 활용하여 직관, 분석, 판단 및 지식을 제공한다. 본고에서는 KB CDSS와 Non-KB CDSS의 특성을 결합한 Hybrid CDSS 형태의 Intelligent Medical Platform (IMP)과 그 응용 서비스인 Silo를 소개한다. Silo란 IMP가 제공하는 특정 질환에 대한 지능형 의료 추천 서비스를 일컫는다. CDSS의 핵심은 신뢰도 있는 고품질의 지식베이스 구축 및 관리인데, 전문가 지식에 기반하는 기존의 KB CDSS의 지식베이스 구축은 지식공학자에 의존적이며 지식이 증가하는 경우 유지보수가 어렵다. 반면, 다양한 의료 빅 데이터로부터 주로 딥러닝을 사용하여 지식을 획득하는 Non-KB CDSS는 의사결정과정을 알 수 없어 투명성 부족으로 사용이 제한적이다. 따라서, 양쪽의 장점을 결합한 하이브리드형 CDSS의 일종인 제안하는 IMP 플랫폼은 고품질의 지식을 보장하고 유지보수가 용이하다. 신뢰도가 높은 고품질 지식을 보장하기 위해 의료 전문가로부터 도출된 룰 형태의 (화이트박스형) 지식을 기반으로 하고 정형, 비정형, 영상 등 다양한 형태의 의료 빅 데이터로부터 머신러닝 (화이트박스형) 또는 딥러닝 알고리즘 (블랙박스형)을 사용하여 획득된 직관이나 지식을 병합한다. 한편, 진화하는 대용량 지식베이스 구축을 손쉽게 하기위하여 점증된 점진적 지식모델(Incremental Knowledge Model)인 화이트박스형 Ripple Down Rules (RDR)을 사용한다. 따라서, 최종적으로 구축되는 하이브리드형 지식베이스는 화이트박스형 RDR 지식 모델을 기반으로 하기때문에 의사결정의 투명성을 보장하고 방대한 지식베이스 구축이 용이하다. 동시에, IMP가 제공하는 엔지니어링 지원도구를 사용하여 의료인들은 지식공학자들의 도움을 최소화하면서 손쉽게 지식을 획득, 병합, 검증 및 유지보수를 할 수 있다. 본고에서는 저자가 개발하고 있는 IMP의 각 구성 컴포넌트를 소개하고, 이에 기반한 지

능형 의료 서비스 사례로, 전문가 기반의 갑상선 암 치료 silo, 데이터 기반의 당뇨병합병증 진단 silo, 하이브리드 기반의 심부전 진단 silo를 소개한다.

I. 서론

초고령화 시대에 의료 비용의 폭증으로 스마트 의료 서비스의 중요성이 부각되고 있다. 스마트 의료서비스는 의료, 빅데이터, AI, ICT 기술을 융합하여 전문가 지식뿐만 아니라, 데이터로부터 획득된 지식으로 정확한 진단과 예측, 최적의 의사결정 지원을 통해 의사들의 문제해결 능력을 향상시키고 오진을 감소시켜 높은 신뢰도를 가진 고품질 의료서비스가 가능하다. 경제적으로는 의료 비용을 감소시키고, 서비스의 효율화를 이룰 수 있으며, 바이오헬스 글로벌 시장이 급성장함에 따라 시장 확대가 가능하다. 또한, 사회적으로 질 높은 의료 서비스 수혜 확대 등 국민 건강증진에 크게 기여할 수 있어 의미있는 미래 의료 서비스 진화 방향으로 인식되며, 4차산업혁명 기술을 이용한 중요한 사회문제 해결형 산업으로 부각되고 있다.

그러나, 국내의 스마트 의료서비스 산업은 법령, 제도 및 개인정보 활용의 장벽으로 인하여 개발 경쟁은 치열하나 아직 이렇다 할 성과가 부재한 실정이다. 의료서비스의 사업화 성공을 위해서는 법제도 개선 이외에도 의료 지식의 집대성과 체계화가 선행되어야 하며, 이를 위해 지능형 의료플랫폼 개발, 지식베이스의 완성도 및 무결성 확보와 더불어 국내외 유사 서비스 시스템들과의 통합성 및 확장성 확보가 중요하다. 따라서, 의료 서비스에 앞서 지속적인 양질의 빅데이터 확보, 사용 목적에 따른 데이터의 정제 및 분석, AI 기술기반 지식도출, 공유를 위한 표준화된 지식베이스 구조 제시가 시급하다.

의료 서비스 시스템은 일련의 의료 워크플로우를 자동화하고 복잡한 의사결정을 지원함으로써 환자의 안전 향상, 의료 비용의 절감, 그리고 의료 서비스 제공자의 부담을 크게 줄여주었다[1]. 이러한 장점을 가진 지능형 의료 기술의 사용에도 불구하고, 기존의 의료 서비스 시스템들은 여전히 실제 병원 환경에서 널리 사용되지 못하고 있

며, 의료 오류는 여전히 존재하고 있다. 의료 오류의 주요한 원인은 환자의 진단 및 치료 과정에서의 제한된 시간, 환자 병력 정보의 누락, 지식베이스의 미성숙성, 복잡한 시스템 인터페이스, 일상적 임상 실습에서의 의사배제, 증거 기반 지침의 비신뢰성 등이 있다[2][3].

이러한 한계를 극복하기 위해 다양한 종류의 CDSS가 개발되었다[3]. CDSS와 의료 플랫폼의 주요 목표는 의료서비스 품질 향상, 환자의 안전 향상, 그리고 표준화된 진단과 치료를 제공함에 있다[4][5]. CDSS의 품질은 내장된 지식베이스의 성능에 의해 좌우된다. 의료지식베이스는 특성상 무결성, 고신뢰성, 정확성을 유지해야 할 뿐만 아니라 의사결정 과정이 투명해야 하고[6], 새로운 의학 지식을 끊임없이 반영할 수 있도록 진화해야 하며, 대규모 지식의 유지보수 및 관리가 용이해야 한다[7].

연구 [7]에서는 모르핀 정밀 투여를 위한 EHR 내장 CDSS를 제안하였고, 연구 [8]에서는 가족 암에 대한 유전적 평가를 위해 표준 기반의 CDSS를 제안하였다. 연구 [9]에서는 CDSS가 주요 목표를 달성할 수 있도록 독립적으로 서비스를 개발할 수 있는 서비스 기반 구조를 제안하였고, 연구 [10]에서는 시스템 개발 비용을 줄이고 성능은 향상시킬 수 있도록 공유 가능한 CDSS를 설계하였다. 이외의 다른 연구 [6][10][11][12]에서는 환자에게 영향을 미치는 CDSS의 전반적인 효과와 이점을 요약했다.

가장 널리 사용되는 의료 시스템 중 IBM Watson은 의료 전문가, 보험기관, 의료정책 수립자 및 사용자를 지원함으로써 괄목할 만한 성과 달성, 빠른 검색 수행, 필수적인 연결 구축, 그리고 가장 큰 의료 당면 과제들을 해결하는데 도움을 줄 수 있는 선도적

인 시스템이다[13]. Medexter Healthcare 기업에서는 의료 영역을 위한 고품질 소프트웨어 솔루션을 제공하기 위해 CDSS를 설계하고 개발하였으며 이는 점차 증가하는 방대한 용량의 의료 데이터를 처리할 수 있는 능력을 가졌다[14]. McKesson[15] 기업에서는 증거 기반의 임상사결정을 제공하며, ReedGroup[16] 기업에서는 지능형 CDSS를 설계 및 개발하여 다양한 의료 전문가들에게 의료 솔루션을 제공한다. Oracle Healthcare Precision Medicine(OHPM)[17]은 게놈(정밀의학) 기반 테스트, 개인 맞춤형의 효율적인 의사 결정, 올바른 보고서 생성 등을 수행하여 의료 서비스를 제공하도록 개발된 웹 기반 애플리케이션이다.

한편, CDSS는 일반적으로 KB CDSS와 Non-KB CDSS로 구분된다. KB CDSS는 의료전문가들의 경험을 기반으로 주로 룰 형태의 지식베이스를 구축하여 작동되며, Non-KB CDSS는 다양한 의료빅데이터에 인공지능 기술을 활용하여 직관, 분석, 판단 및 지식을 제공한다[18].

KB CDSS는 지식베이스와 추론 엔진, 통신 메커니즘을 지닌다. 지식베이스는 룰 및 룰과 연결된 컴파일된 데이터를 가지며, 주로 IF-THEN 형식으로 구성된다. 예를 들어 투약 처방 시스템이라면, “IF (약 X && 약 Y) THEN 사용자에게 경고 보냄” 형식이 된다. 다양한 인터페이스를 사용하여 사용자는 새로운 약물 정보를 지식베이스에 업데이트할 수 있다. 현재 지식베이스 기반 방법은 지식공학자에 의존적이며 지식이 증가하는 경우 유지보수가 어렵다는 한계점을 가지고 있다.

표 1. 국내 KB CDSS

제품 또는 연구	활용 형태	투명성	지식 관리	지식 상호운용성	표준 준수	지식 재사용성	지식 공유성
Trends & Future Dir. Korean CDSS [19]	진단	O	O	×	O	O	O
Korean Clinical Imaging Guidelines [20]	진단	O	O	×	×	O	×
Cancer Studies Korean CDSS [21]	진단/치료	O	O	O	×	O	×
Korean Digital Health [22]	AI 기반 진단	O	×	×	O	O	×
Clinical Genome Model [23]	지침	×	×	×	×	O	O

표 2. 국외 KB CDSS

제품 또는 연구	활용 형태	투명성	지식 관리	지식 상호운용성	표준 준수	지식 재사용성	지식 공유성
RAMPmedical (GER) [24]	치료 지침	×	O	×	×	×	O
Med Algo Company (UK) [25]	진단	O	O	×	×	×	O
Tapa Healthcare (IRE) [26]	환자 간병	O	×	O	×	×	O
EBMPracticeNet (BEL) [27]	치료 지침	×	O	O	×	×	×
OpenCDS (US) [28]	의료 교육	O	O	×	O	×	O
EBMeDS (FIN) [29]	의료 교육	O	O	×	×	O	×
GOMMA [30]	온톨로지 모델	O	O	×	O	×	O
HCI-KDD (AUS) [31]	AI 해석	O	O	×	O	×	O
ArdenSuite [32]	지식 표현	O	O	×	×	×	O

Non-KB CDSS는 기계학습 방법을 이용하여 임상 데이터로부터 특정 패턴을 찾아 학습하는 [33], 방식으로 전문가가 직접 물을 입력할 필요가 없다. 그러나 이러한 방법은 블랙박스 방식으로[34] 어떻게 결론이 도출되었는지 알 수 없기 때문에 의사들은 신뢰성과 책임 문제로 인하여 의료기기로서의 사용에 어려움이 있다. 특히, 연구 [6]에서는 블랙박스 기반 CDSS는 의사결정 과정을 알 수 없기 때문에 의료현장에서 사용할 수 없다고 하였다.

하고, 이를 전문가 기반인 화이트박스 형태의 지식모델에 지식을 병합하여 고품질을 유지하며, 지식베이스 구축 시 RDR과 같은 점진적 지식모델을 사용한다. RDR은 지식의 확인과 검증이 용이하며, 적은 노력으로도 쉽게 진화가 가능하다. 또한, IMP는 엔지니어링 지원도구를 활용함으로써 유지보수가 용이하다[49]. RDR은 내용 분류[50], 수감 신청 전문가 시스템[51], CDSS[52][53] 등 다양한 분야에서 널리 사용되어 왔다. IMP는 임상 센서

표 3. 국내 Non-KB CDSS

제품 또는 연구	활용 형태	투명성	지식 관리	지식 상호운용성	표준 준수	지식 재사용성	지식 공유성
Lunit [35]	진단	△	×	O	×	O	×
Vuno [36]	진단	×	×	O	×	×	×
Aitrics [37]	예후 (scoring)	△	O	O	×	O	×
Selvy Speech [38]	진단	×	O	O	O	×	×
ClariCT [39]	진단	△	O	×	×	O	O

표 4. 국외 Non-KB CDSS

제품 또는 연구	활용 형태	투명성	지식 관리	지식 상호운용성	표준 준수	지식 재사용성	지식 공유성
Breast Health Sol (USA) [40]	진단	△	×	×	×	×	×
Transpara (NL) [41]	진단 치료	×	×	×	×	×	×
skinScan (DEN) [42]	진단	×	×	×	×	×	×
Veye Chest (NL) [43]	치료	△	×	×	×	×	×
IDx-DR (USA) [44]	진단	×	×	×	×	×	×
IRIS(USA) [45]	진단	△	×	×	×	×	×
Viz-ICH (USA) [46]	진단	×	×	×	×	×	×
AI Stroke (ISR) [47]	진단	△	×	×	×	×	×
e-Stroke (UK) [48]	진단	△	×	O	O	×	O

※ △는 덤러닝 블랙박스 모델을 사용하는 경우 투명성이 없으나, 기계학습 화이트박스 모델을 사용하는 경우 투명성이 있음.

그러나, 오랜 개발 역사에도 불구하고 대부분의 CDSS 및 상용 의료 플랫폼들은 아직도 실제 의료 현장에서는 보편적으로 활용되고 있지 못하다. 이러한 현실의 주요 원인 중 하나는 제한되고 만족스럽지 못한 지식의 품질, 시간의 경과에 따라 점차 낡아지는 지식 그리고 유지보수 및 관리의 어려움 때문이다. 따라서 의료 현장에서 보편적으로 사용 가능한 CDSS는 KB CDSS와 Non-KB CDSS의 장점을 결합한 Hybrid 형태의 CDSS가 될 것이다. 따라서 본고에서는 저자들이 지난 15여년간 개발해온 Hybrid CDSS인 Intelligent Medical Platform (IMP) 및 엔지니어링 지원 도구, 그리고 IMP를 기반으로한 지능형 의료서비스인 Silo를 소개한다. <그림 1>은 IMP가 구현되는 환경을 개념적으로 보여준다.

IMP는 정형 및 비정형 데이터, 의료 영상 데이터, 의사-환자간의 대화 내용 등의 멀티모달 데이터를 활용하여 지식을 추출

데이터, 연구 실험 결과, 환자 증상 데이터 등을 수집하여 포괄적인 환자 프로필을 생성하고 개인화된 서비스를 환자와 의료 서비스 제공자에게 제공한다. IMP는 또한 지식 저작 도구, 데이터 분석 도구, 사용자 경험 및 피드백 수집 도구 등을 제공하여 지식 생성, 유지보수 및 서비스를 제공한다. IMP는 표준 규약을 사용하여 환자 데이터와 추출된 지식을 저장하고 관리한다. 이에 따라 데이터와 지식이 공유성과 상호운용성을 가지게 되며, 어떠한 종류의 병원 관리 정보 시스템(HMIS)과도 호환되어 사용 가능하다. IMP는 직관적인 대화형 인터페이스를 제공하여 사용자가 플랫폼과 쉽게 의사소통할 수 있다. IMP의 장점은 저자의 기존 연구인 심혈관 진단 연구에서 증명되었다[54].

본고의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 IMP의 각 컴포넌트들을 소개하고, IMP를 이용한 지능형 의료서비스인 silo의 요약을 3장에서 보여준다. 마지막으로 4장에서 결론을 내린다.

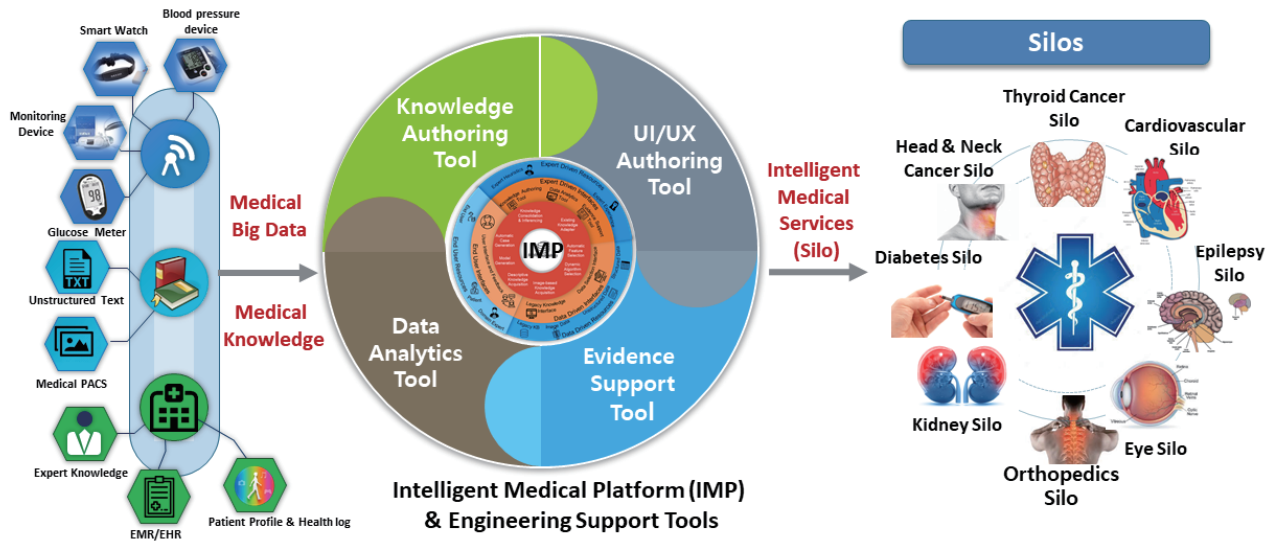


그림 1. IMP 구현 환경 개념도

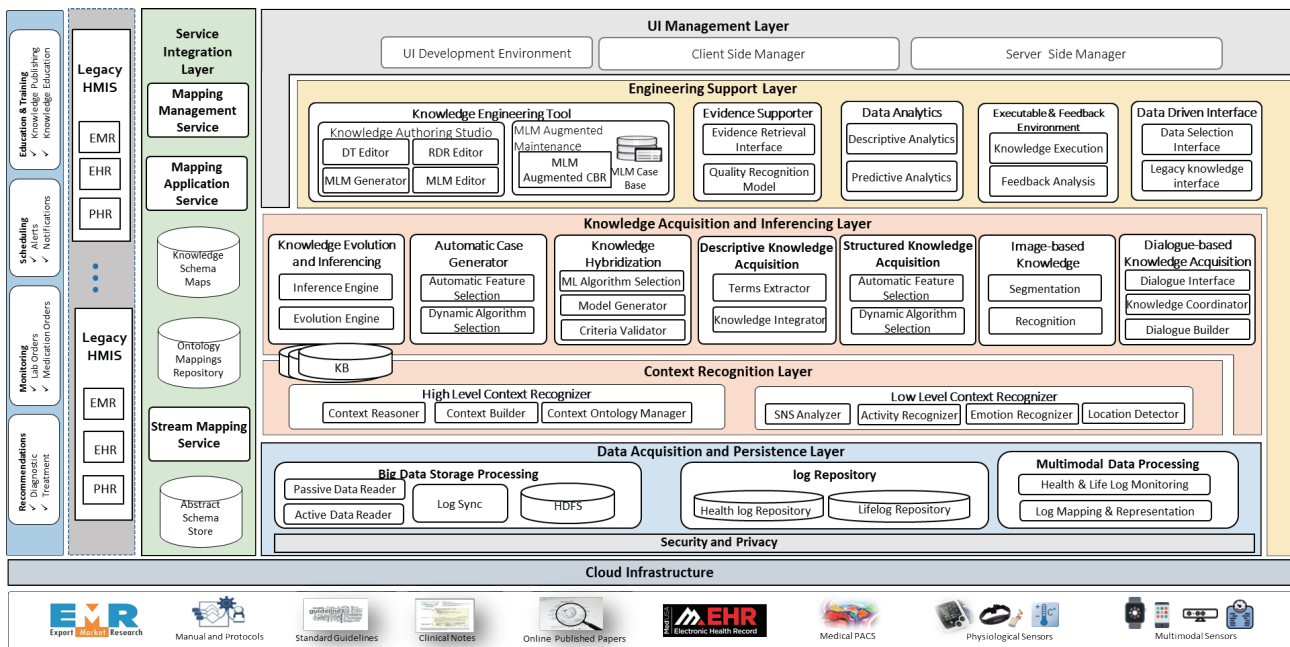


그림 2. IMP 구조도

II. 지능형 의료 플랫폼

현대 의료 기술은 인간의 일상생활을 크게 개선시켰지만 질병의 진화, 새로운 과학적 발명 및 발견, 변화하는 정세에 대응하여 지속적인 진화가 이루어져야 한다. 이를 위하여 수많은 의료 데이터, 정보 및 지식 원천을 다양하게 활용할 필요가 있다. 본 절에서는 EMR/EHR 데이터, 임상 기록, 임상 진료 지침, 연구 실험 결과, 의료 영상 등의 다양한 임상 데이터들을 처리하고, 이로부터

지식을 추출하여 지능형 의료 의사결정을 내릴 수 있는 지능형 의료 플랫폼 (IMP)을 기술한다. IMP는 <그림 2>과 같이 5개의 계층- ① 의료 빅 데이터 수집, 저장 및 처리기술, ② 다양한 정형/비정형 빅 데이터와 의료진의 경험 지식으로부터 지식베이스를 생성 및 추론하는 기술, ③ 지식 엔지니어링 지원 기술, ④ 의료진들의 지식 저작 시 편의성을 제공하기 위한 적응형 UI 기술, ⑤ 플랫폼을 기존 병원정보시스템들과 연동할 수 있는 통합/인터페이스 컴포넌트-을 갖는 계층적 소프트웨어 구조를 가지고 있다.

1계층은 “데이터 획득 및 보존 계층(Data Acquisition and Persistence Layer)”으로 의료 센서, 연구 실험 결과 등의 멀티모달 데이터 원천으로부터 환자 데이터를 획득하여 포괄적인 환자 프로필을 생성하고 보관한다. 2계층은 “지식 획득 및 추론 계층(Knowledge Acquisition and Inferencing Layer)”으로 정형 데이터(EMR/EHR), 비정형 데이터(임상 지침, 환자 임상 기록, 온라인 임상 문헌), 의료 영상(ECG, X-ray), 대화, 기존 시스템의 지식 등 다양한 데이터로부터 지식을 추출하며, 지식 표현, 유지보수 및 진화 기능을 수행한다. 3계층은 “엔지니어링 지원 계층(Engineering Support Layer)”으로 도메인 전문가에게 사용자 친화적인 도구를 제공하여 지식의 생성, 유지보수, 검증 수행과, 공유 가능하고 상호운용적인 지식 생성, 그리고 최신의 신뢰성 있는 증거를 제공하여 의사들의 의사결정 능력을 보조한다. 4계층은 “UI 관리 계층(UI Management Layer)”으로 사용자 상호작용과 선호도를 모니터링하여 인터페이스를 변화시킴으로써 플랫폼의 사용을 더 용이하게 만든다. 마지막으로 5계층은 “서비스 통합 계층(Service Integration Layer)”으로 데이터와 지식을 상호운용적이게 만들어 IMP가 만든 데이터와 지식이 다른 HMIS 시스템에서도 동작할 수 있도록 연동 한다. 각 계층 별 상세 내용은 다음과 같다.

1. 데이터 획득 및 보존 계층 (Data Acquisition and Persistence Layer: DAPL)

의료 기기의 급속한 발전은 다양한 형태로 이루어진 방대한 양의 데이터 생성을 촉진시켰다. 이에 따라 의료 플랫폼은 환자 프

로필 데이터, 건강 데이터, EMR/EHR, 개인 선호도, 생체 센서 데이터, 인간 관계 데이터 등의 방대한 이종 데이터를 획득, 동기화 및 관리할 수 있어야 한다[5]. DAPL은 멀티모달 센서 및 구형 시스템 데이터를 수집하고 저장하며 이를 사용자 헬스 로그 상태로 표현한다. DAPL은 <그림 3>과 같이 이를 외부의 웰니스 서비스와 함께 멀티모달 데이터 처리(Multimodal Data Processing, MDP), 빅 데이터 저장 및 보존(Big Data Storage and Persistence, BDSP), 보안 및 개인정보 보호(Security and Privacy, SP)의 3가지 하위 컴포넌트를 통해 수행한다.

DAPL에서는 정형/비정형 형태의 멀티모달 이종 데이터를 수집하여 헬스 로그 저장소와 하둡 분산 파일시스템(HDFS)에 저장한다. MDP에서는 실시간으로 사용자로부터 데이터를 수집하고 이를 헬스 로그 온톨로지 인스턴스에 매핑시킨다. 매핑된 헬스 데이터와 상황 간의 관계는 응급 상황에 대한 추론 및 식별 표현에 사용된다. BDSP에서는 온라인 및 오프라인의 데이터 요청을 처리하여 데이터를 리턴한다. 실행 시간 동안의 요청, 응답, 대화 등의 온라인 작업은 Active Data Reader에서, 데이터 시각화, 예측 분석, 지식 추출 등의 오프라인 작업은 Passive Data Reader에서 처리한다.

IMP에서는 민감한 개인 정보를 다루는 만큼 SP에서 저장 단계부터 처리, 결과 제공 단계까지 모든 단계에서 보안성을 제공하며, 이를 위해 최신의 암호법과 규약을 사용하여 데이터를 보다 효과적으로 제어한다. 저장소의 보안을 위해 고급 암호화 표준(Advanced Encryption Standard, AES)을 사용하고, 최종 사용자 애플리케이션과 시스템 및 이해관계자 간의 집중적인 데이

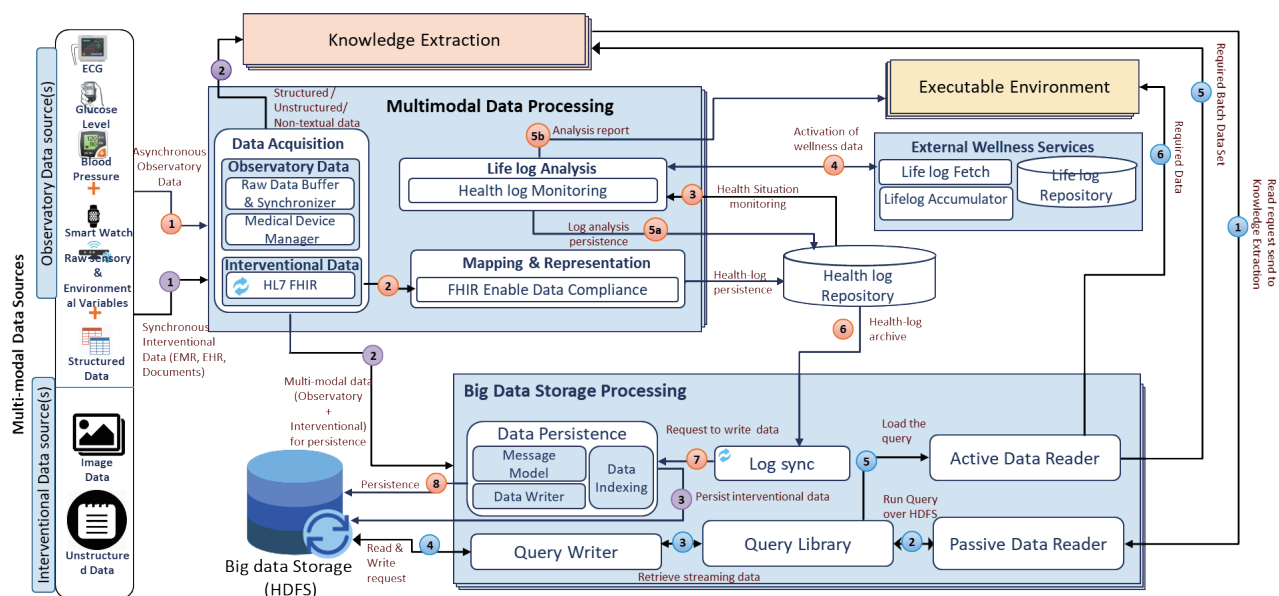


그림 3. 데이터 획득 및 보존 계층 (DAPL)

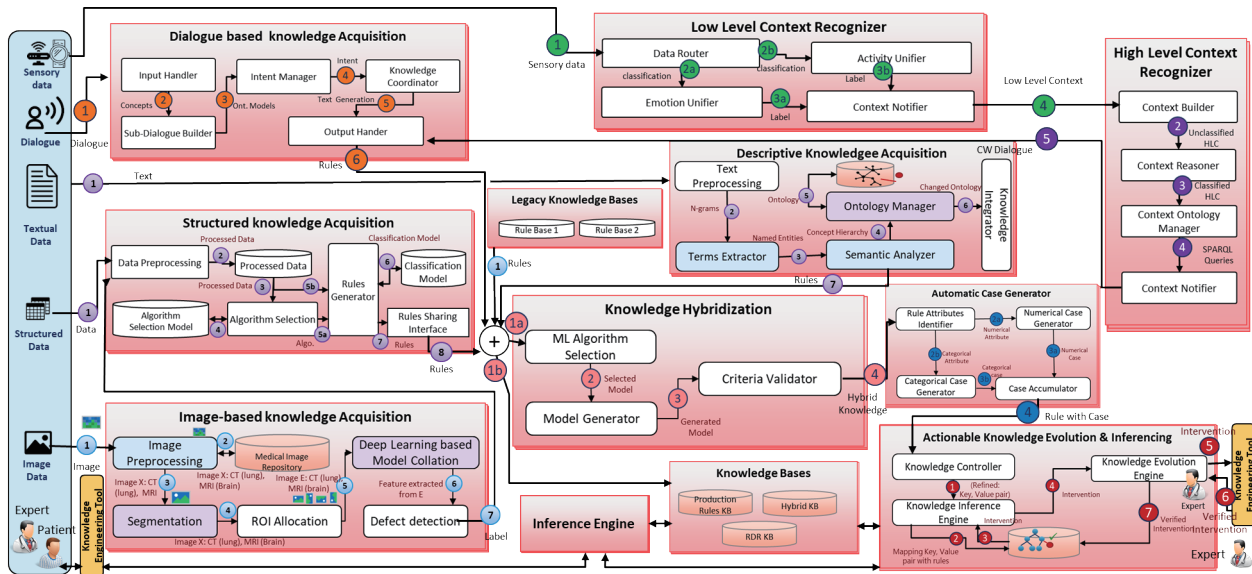


그림 4. 지식 획득 및 추론 계층 (KAIL)

터 흐름을 고려하여 데이터 난수화 기법을 사용한다. 이러한 방법들은 높은 엔트로피를 보장하여 정보의 누설을 최소화한다. 개인화된 정보와 추천 내용은 인증된 사용자에게만 공개된다.

2. 지식 획득 및 추론 계층 (Knowledge Acquisition and Inference Layer: KAIL)

의료 영역의 데이터에는 EMR/EHR, 출판 문헌, 지침, 환자 보고서, 연구 실험 결과, 의료 영상 등이 있으며, 이러한 다양한 이종 데이터는 정형, 비정형 및 영상 데이터로 구분될 수 있다. KAIL에서는 대화 기반의 상호작용 지원을 통해 데이터로부터 지식을 추출해 낼 수 있는 기반을 제공한다. KAIL은 <그림 4>에 나타난 바와 같이 실행 가능한 지식 진화 및 추론(Actionable Knowledge Evolution and Inferencing, AKEI), 자동 케이스 생성(Automatic Case Generator, ACG), 정형 지식 획득(Structured Knowledge Acquisition, SKA), 서술적 지식 획득(Descriptive Knowledge Acquisition, DKA), 영상 기반 지식 획득(Image-based Knowledge Acquisition, IKA), 대화 기반 지식 획득(Dialogue-based Knowledge Acquisition, DBKA)의 6개 하위 컴포넌트를 가진다.

대부분의 병원에서는 그들의 HUIS 시스템에 환자 정보를 EMR/EHR 정형 데이터, 환자 기록 비정형 데이터, 그리고 영상 형태로 저장한다. 이러한 데이터에는 환자의 질병 진단에서부터 치료와 후속 조치까지 다양한 패턴 정보를 내포하고 있다. 정형 데이터로부터의 지식 추출은 SKA가 담당하며, 데이터 내의 속성의 중요도가 다르기 때문에 SKA에서는 처음에 지식 생성에

중요한 특징만을 선택하여 추출하고, 선택된 특징 집합에는 다양한 기계학습 알고리즘이 적용되어 지식 추출을 수행한다.

비정형 데이터로부터의 지식 추출은 DKA가 담당하며, 여기에는 자연 언어 처리 기술을 사용한다. 의료 영상 역시 진단과 치료에 중요한 역할을 수행하며, IKA에서 의료 영상에 대한 통찰력을 제공하여 의료 지식 생성을 보조한다. IKA에서는 이미지 전처리, 데이터 분할, 관심 영역(ROI) 설정, 결점 탐지, 딥러닝 기반 모델 대조를 수행한다. 플랫폼 접근과 사용이 용이하고 지식 획득을 쉽게 하기 위해 IMP는 대화 기반 인터페이스를 제공하며, 대화 내용은 DBKA에 의해 지식 추출이 수행된다. DBKA에서는 대화 내용을 텍스트로 변환한 후 DKA에서 대화의 주요 개념과 관계를 추출한다. DBKA에서는 대화의 의도를 파악하고 적절한 맥락에서 지식을 추출하기 위해 대화에 의미론적 정보를 포함시킨다. 설명한 4개의 컴포넌트는 추출한 지식을 IF-THEN 규칙 형태로 표현한다. IMP는 생성된 IF-THEN 규칙과 병원의 기존 시스템 지식을 함께 통합시킬 수 있으며, 하나의 모델로 통합시키기 위해 계층적 지식 표현 모델인 RDR을 사용한다. RDR은 각각의 규칙이 중심이 되는 케이스와 묶여 있으며, 이렇게 묶인 케이스를 코너스톤 케이스라 한다[56]. 따라서 케이스가 존재하지 않는 규칙을 위한 케이스 생성을 위해 ACG가 활용된다. ACG는 규칙의 속성 유형과 값을 분석하여 케이스를 자동으로 생성하며, 이 케이스가 해당 규칙의 코너스톤 케이스가 된다. 모든 규칙은 케이스와 함께 AKEI에 의해 RDR 모델로 통합되며, RDR의 지식은 도메인 전문가에 의해 관리된다. 지식 모델링과 표현을 위해 RDR을 선택한 이유는 새로운 지식의 추가, 진화, 검증이 용이하여 의사가 최소한의 조건만 고려하면 되기 때문이다.

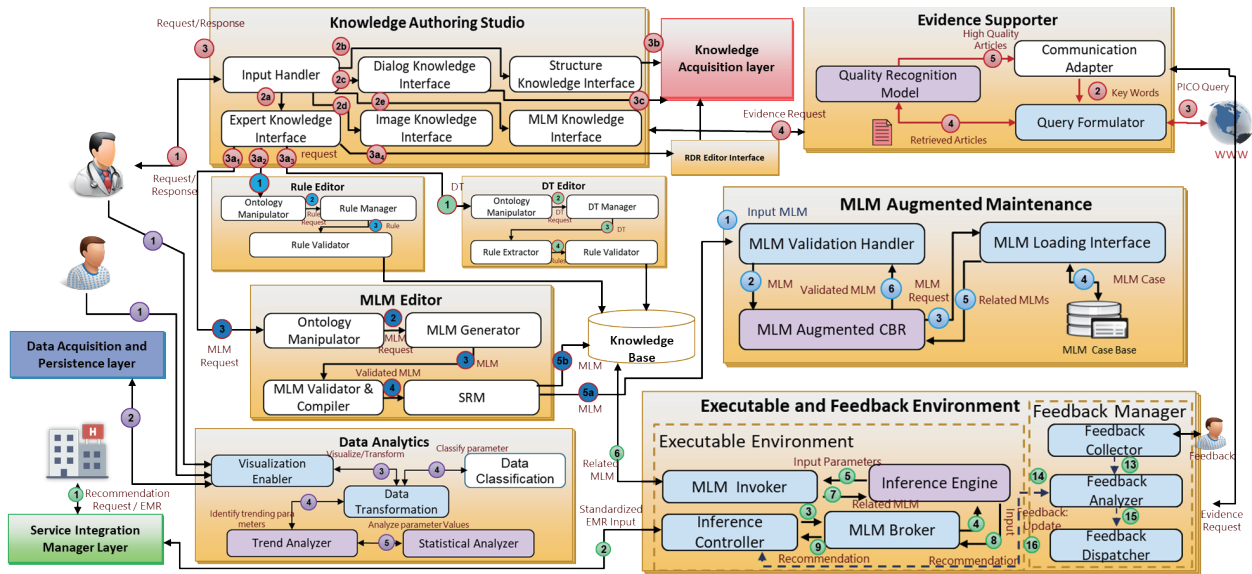


그림 5. 엔지니어링 지원 계층 (ESL)

3. 엔지니어링 지원 계층(Engineering Support Layer: ESL)

전문가의 지식은 어느 특정 영역에서의 문제를 해결하는데 가장 신뢰할 수 있는 정보 중 하나이다. 컴퓨터 시스템이 인간과 같이 지능적인 의사결정을 내릴 수 있도록 하려면 전문가의 지식을 시스템이 보유하고 있어야 한다. 그러나 의료 전문가들은 전문적인 컴퓨터 지식이 없어 그들의 경험 정보를 컴퓨터에 직접 입력하는데 어려움을 겪는다. 따라서 이들이 손쉽게 입력이 가능하도록 보조할 수 있는 특정 도구가 요구된다[57]. 이를 해결하기 위해 IMP는 지식 공학 도구(Knowledge Engineering Tool, KET), 증거 지원(Evidence Support, ES), 데이터 분석(Data Analytics, DA), 실행 및 피드백 환경(Executable and Feedback Environment, EFE), 데이터 기반 인터페이스(Data Driven Interface, DDI)의 5개 세부 컴포넌트를 가진 ESL을 제공한다(그림 5). 이를 이용하여 의료진들은 그들의 지식과 경험을 공유 가능한 지식으로 변환시킬 수 있다.

KET는 이해와 사용이 쉬운 인터페이스를 제공하여 도메인 전문가의 경험과 지식을 플랫폼에 제공한다. KET는 결정 트리(Decision Tree, DT) 편집기, RDR 편집기, 의료논리모듈(Medical Knowledge Module, MLM) 편집기 등의 다양한 지식 저작 편집기를 포함한다. DT 편집기는 진단, 치료, 후속 조치의 논리 흐름 생성을 위해 드래그 앤 드롭 기능을 지원하며, 이러한 논리 흐름은 생산 규칙으로 변환되어 RDR 지식 저장소에 통합된다. RDR 편집기는 전문가들이 추천 생성을 위해 사용되는 통합 지식을 검증하고 관리할 수 있도록 한다. MLM 편집

기는 다른 의료 플랫폼이나 CDSS 시스템과 지식 교환이 가능하도록 기존 지식을 공유 및 상호운용이 가능한 지식으로 변환한다. IMP는 지식을 Health Level 7(HL7)의 표준 지식 표현인 Arden Syntax MLM으로 생성함으로써 지식의 공유성을 실현한다[58]. 또한 표준 데이터 모델 Virtual Medical Record(vMR)와 표준 용어 SNOMED CT를 Semantic Reconciliation Model(SRM)을 통해 병합시킴으로써 지식의 공유와 상호운용성을 향상시킨다[58]. 결론적으로, KET는 의사가 생성한 일반 규칙을 이용하여 공유 및 상호운용이 가능한 MLM을 생성하는 역할을 수행한다. IMP는 MLM Validator and MLM Augmented Maintenance를 이용하여 완전성과 정밀성(무오류) 특징을 바탕으로 일반 규칙에서 MLM으로의 변환을 보장한다. 일반 규칙이 생성되는 동안에는 검증 과정에서 기존 규칙과의 중복성을 검사하며, 일반 규칙과 MLM 변환 시에도 규칙의 중복과 충돌을 검사한다.

의료 영역은 인간의 생명과 직결되기 때문에, 정확한 지식은 의료 시스템의 필수적인 요구 사항이다. IMP는 ES를 이용하여 규칙의 결론 도출을 위해 신뢰할 수 있는 온라인 자료로부터 가장 적절한 증거를 찾아내어 지식을 입증함으로써 제안하는 의사결정의 신뢰성을 지원한다[59]. EFE에서는 사용자의 선호도와 사용성에 대한 피드백을 받아 플랫폼이 제공하는 서비스의 품질 향상에 기여한다. 마지막으로 DDI에서는 사용자들이 데이터 원천으로부터 지식을 추출할 수 있게 한다.

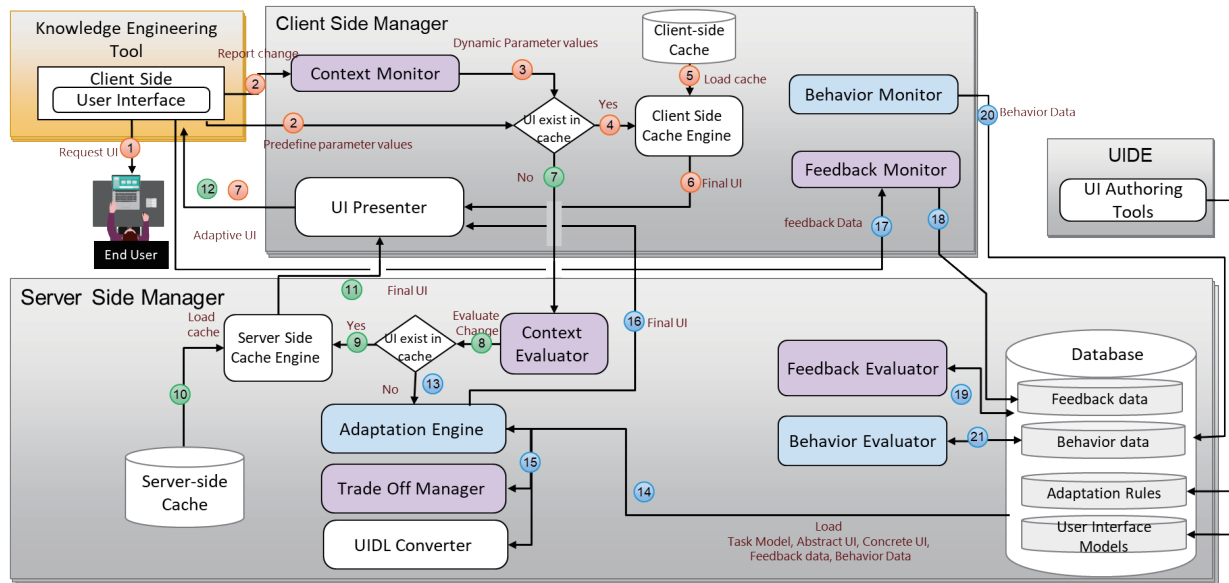


그림 6. UI 관리 계층 (UIML)

4. UI 관리 계층(User Interface Management Layer: UIML)

다양한 유형의 이해 관계자와 의료 영역의 시스템을 성공적으로 통합하려면 사용자들이 이를 수용하고 적용해야만 한다. 우수한 사용자 경험이란 시스템의 사용이 쉽고 직관적인 것을 말한다. UIML은 사용자와 시스템 간의 상호작용을 사용자 친화적인 방법으로 처리한다. UIML은 I-KAT를 사용하는 동안에 사용자 경험(User Experience, UX)을 평가하고, 그 결과를 토대로 사용자 인터페이스(User Interface, UI)를 조정한다. UIML은 적응(Adaptation), 결정(Decision), 클라이언트(Client Side), 데이터베이스(Database)의 4개 하위 컴포넌트로 구성된다(그림 6). UI는 인간 행동 연구를 통합하여 암묵적 방법과 명시적 방법 모두를 사용하여 사용 행동과 감정 반응을 측정하고 학습함으로써 평가된다.

UIML은 음성, 영상, 생체, 신경, 사용자 상호작용, 자가보고 설문 등의 데이터를 수집하여 사용자의 생각, 느낌, 행동, 통찰을 추론한다. 결정 컴포넌트에서는 UX 평가를 위한 추론과 모델링을 수행되며, 상호작용 지표, 감정 및 스트레스 지표, 자가보고 지표가 처리된다. 상호작용 지표에서는 사용자와 플랫폼 간의 상호작용을 수집하고 시스템의 성능을 측정한다. 감정 및 스트레스 지표에서는 음성, 영상, 시선 추적 등의 다양한 감정 측정 값들을 혼합 방법을 사용하여 결합함으로써 전체적인 사용자 경험을 얻는다. 멀티모달 데이터를 사용하면 공포, 기쁨, 슬픔, 놀람, 화남, 혐오, 보통, 몰입, 산만, 부하, 좌절, 흥분 등 사람의 깊은 통찰력과 동기부여 반응을 얻을 수 있는 장점이 있다. 명시적

피드백은 자가보고 지표에서 담당한다. 여기에서는 사용자가 시스템을 사용하고 난 후의 통찰과 상호작용에 대한 내용을 전체적인 상호작용, 사용의 편의성, 만족감, 효과성 등의 정보를 얻기 위해 사후 작업 질의 생성을 수행한다. 사용 상황에 따른 인터페이스의 정렬은 적응 컴포넌트에서 처리한다. 사용자, 플랫폼, 환경의 3가지 측면을 기준으로 사용 상황을 고려하여 UI를 조정한다. 사용자 측면에서는 사용자 프로필, 인구 통계, 인지, 신체적 특징, 감각, 활동, 작업 등이 포함된다. 플랫폼 측면에는 물리적 기기(데스크탑, 노트북, 태블릿, 핸드폰 등)와 소프트웨어(운영체제, 응용 소프트웨어 등)가 포함되며, 환경 측면에는 공간 속성, 작업, 상황, 조명, 소음도, 위치, 시간 등이 포함된다.

5. 서비스 통합 계층 (Service Integration Layer: SIL)

상호운용성은 서로 다른 시스템이나 소프트웨어 간의 통신과 데이터 교환을 가능하게 하여 상호 정보 이용이 가능해진다. 의료 정보 시스템에서의 데이터 교환 스키마와 표준은 어떠한 환경에서도 데이터가 의사, 병원, 환자 간에 공유가 가능하도록 보장해야 한다. 그렇게되면 의료 정보 시스템들이 조직 내 및 조직의 경계를 넘어 모두 함께 협력하여 개인과 지역사회를 위한 효과적인 의료 정보를 전달할 수 있게 된다. SIL은 데이터 상호운용성 및 IMP와 구 HMLS 시스템과의 통합을 담당하며 2단계로 동작한다. 오프라인 단계에서는 IMP 호환 표준 형식으로 기존 시스템의 데이터 정렬을 정의하고, 온라인 단계에서는 IMP 서비스를 활용하기 위해 기존 시스템에 대해 생성된 정렬에서 작동하는 인터페이스를 사용자에게 나타낸다. SIL은 매핑 관리 서비

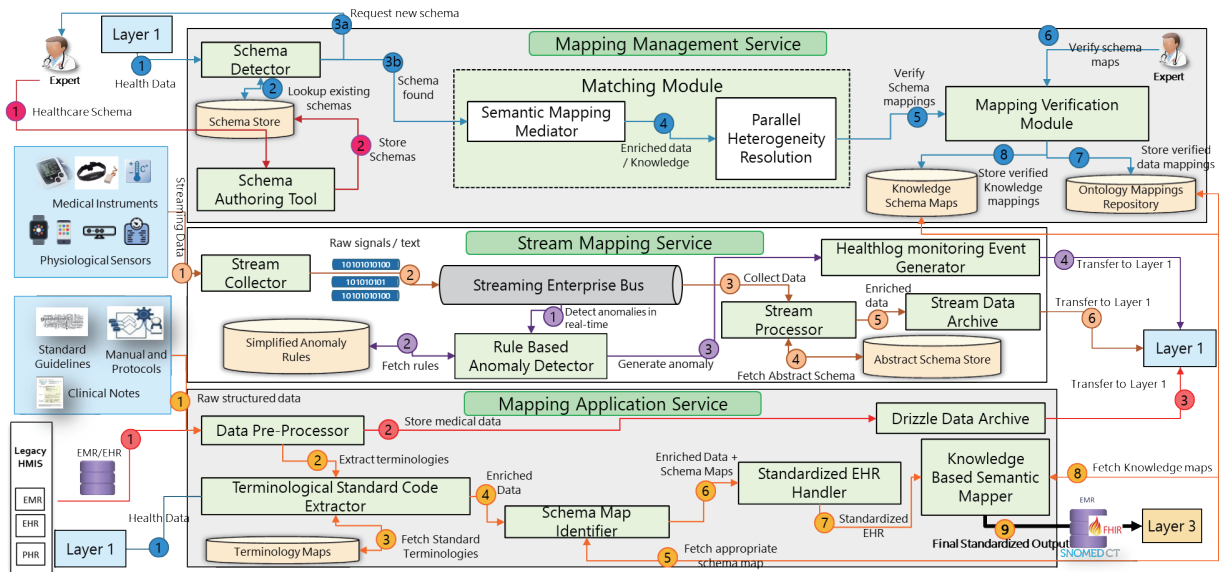


그림 7. 서비스 통합 계층 (SIL)

스(Mapping Management Service, MMS), 매핑 애플리케이션 서비스(Mapping Application Service, MAS), 스트림 매핑 서비스(Stream Mapping Service, SMS)의 3개 하위 컴포넌트로 이루어졌다(그림 7).

MMS는 매핑의 생성과 진화를 위해 시멘틱 중재를 활용함으로써 데이터와 지식의 상호운용을 달성한다. 스키마 저작 도구에서 스키마의 생성을 수행하고, 매칭 모듈은 스키마 간의 매핑을 생성한다. EMR 모델 또는 의료 표준 모델에서 발생하는 작은 변화라도 매핑의 정렬에 영향을 끼치게 된다. 따라서 스키마 탐지 모듈에서는 지속적으로 모델의 변화를 모니터링하고, 변화 사항을 변화 탐지, 변화 수집, 변화 공식화 모듈에 반영한다. 매핑 검증 모듈은 전문가의 입력 정보를 토대로 매핑을 검증한다. 또한 로컬 저장소를 갖고 있어 스키마, 온톨로지 매핑, 매칭 알고리즘 정보를 저장한다.

MAS는 읽기 작업에 중재를 사용하여 EMR 중재, 데이터 보존, 지식 상호운용의 3개 워크플로우를 제공한다. EMR 중재와 데이터 보존을 위한 워크플로우의 경우 데이터 전처리에서 의료 데이터를 준비한다. MAS는 용어 표준 코드 추출 모듈을 갖고 있어 형식-비형식적 표준 의료 용어들 간의 매핑을 수행한다. EMR과 지식 표현을 위한 표준 핸들러는 EMR과 지식 표현을 표준 형태로 변환한다. 매핑 검증 모듈에서는 전문가의 입력 정보를 토대로 변환을 검증한다. 또한 로컬 저장소를 갖고 있어 지식 표현 스키마, 온톨로지 매핑, 용어 매핑 정보를 저장한다.

SMS에서는 워크플로우에서 이상 탐지와 일관성 검사를 토대로 스트리밍 데이터의 시멘틱 상호운용성을 처리한다. SMS는 스

트리밍 엔터프라이즈 버스를 통해 개인 의료 기기나 의료 IoT 기기의 스트림 데이터를 공유한다. 규칙 기반 이상 탐지 모듈에서는 기 정의된 규칙을 기반으로 스트림 데이터의 이상을 탐지하고, 헬스로그 모니터링 이벤트 생성기에서 이벤트 발생 사실을 3계층에 통지한다. 이 때 최소한의 스키마 내용 전달을 위해 스키마의 추상만을 전달한다.

III. Silo 사례

본 장에서는 IMP를 기반으로 한 3개의 지능형 의료서비스인 silo를 간단히 소개한다. Silo 개발은 IMP의 유효성을 증명할 수 있는 중요한 수단이기도 하다. <그림 8>은 Silo 추천 서비스를 위한 지식획득 및 구현 절차와 이를 지원하기 위해 수행되는 IMP 각 컴포넌트들간의 관계를 개략적으로 보여준다.

참고로, 본고에서 소개하는 silo들은 이미 해외저널에 출간되었고 이를 튜토리얼 형태로 재편집하여 소개하기 때문에 자세한 내용은 생략한다. 본 절에서 다루는 첫 번째 silo인 갑상선 암 치료는 전문가기반 지식획득 사례로, IMP에서 지원하는 저작도구를 활용하여 의료전문가의 경험지식을 어떻게 지식베이스로 구축할 수 있는지를 보여주며, 두 번째 silo인 당뇨병망막병증 진단은 데이터기반 지식획득 사례로 딥러닝 알고리즘을 활용하여 안저 영상으로부터 어떻게 지식을 추출했는지를 보여준다. 세 번째 silo인 심부전 진단은 본고에서 제시하는 hybrid 지식 구축 사례를 보여준다.

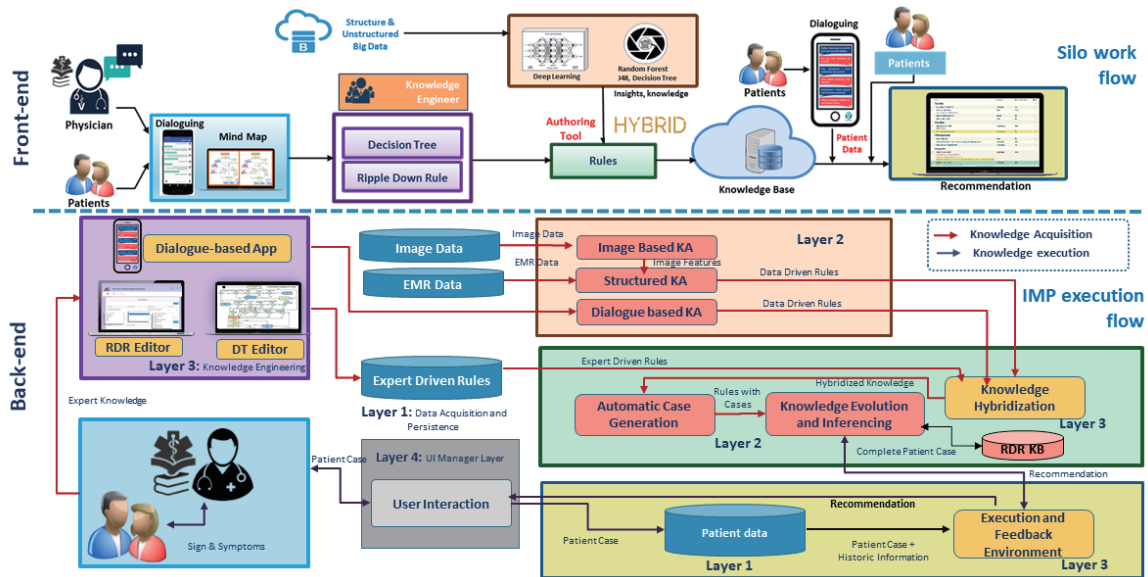


그림 8. Silo 서비스와 이를 지원하는 IMP 컴포넌트들과의 수행 관계

1. 갑상선 암 (Thyroid Cancer) 진단 및 치료

갑상선 암 치료 silo에서는 마인드 맵과 반복 결정 트리 (Iterative Decision Tree, IDT)를 사용하여 임상 진료 지침 (Clinical Practice Guidelines, CPG)과 의사로부터 지식을 획득한 갑상선 결절 치료를 위한 silo를 개발하였다[60]. 마인드 맵은 CPG에서 추출한 임상 모델을 표현하기 위해 사용되었고, 의사와 지식 공학자가 마인드 맵을 분석하고 이를 IDT로 변환하였으며, IDT로부터 추출한 최종 지식 모델은 일련의 규칙으로 표현되었다. 2015년 한 해 동안의 분당서울대병원 환자의 데이터를 바탕으로 CDSS가 제안하는 추천과 실제 의료진에 의한 추천을 비교한 결과 78.9%의 일치율을 보였다. 불일치한 21.1%의 경우는 환자가 추천 치료를 받아들이지 않거나 수술이 변경된 경우이다. 본 연구를 통해 마인드맵과 IDT를 사용하는 지식 획득 방법의 우수성을 입증하였다.

2. 당뇨병망막증 (Diabetic Retinopathy) 진단

당뇨병성 망막증(Diabetic Retinopathy, DR)은 시력 장애와 실명의 주요한 원인으로, 진행 상황을 정확하게 파악하고 있다면 안과 방문 일정과 후속 치료 계획을 효과적으로 수립하여 비용 절약이 가능하다. 기존 연구들은 전자 의무 기록(EMR)의 속성값만을 참조하여 전통적인 기계학습 방법을 사용해 DR을 위한 지식을 획득하며, 이러한 방법은 DR에 중요한 영향을 끼치는 위험 인자를 식별하는데 있어 많은 노력이 필요하다. 이를 줄이고자 저자는 안저 사진을 이용하여 DR 위험 진행 상태를 식별하는 심층 바이모달 학습 기반의 Tri-SDN (Trilogy of Skip-

connection Deep Networks)을 제안하였다[61]. Tri-SDN은 안저 사진과 EMR 속성의 기준 및 경과 데이터 간의 관계를 철저하게 파악할 수 있다. 96명의 당뇨병 환자를 대상으로 실험을 진행한 결과 기존의 방법보다 노력과 시간이 감소하면서도 탐지 능력은 향상되어 정확도 90.6%, 민감도 96.5%, 정밀도 88.7%, 특이도 82.1%, 그리고 수신자 조작 특성 아래 영역(Area Under Receiver Operating Characteristics, AUROC)에서 88.8%를 나타내었다.

3. 심부전 (Heart Failure) 진단

심부전의 경우 전문의도 정확한 진단을 내리지 못하는 경우가 발생하지만, EMR과 CDSS 등을 사용하여 진단 정확도를 높일 수 있다. 본 실험에서는 다양한 증상을 가진 울혈성 심부전 (Congestive Heart Failure, CHF) 환자를 진단할 수 있는 심혈관 CDSS를 개발하고 테스트한 이력을 갖고 있으며, 이를 바탕으로 본고에서는 IMP에서의 심혈관 사일로 구축 과정을 제안한다. 사일로 구축의 핵심은 지식 획득 방법으로, 심혈관 사일로에서는 전문가 기반 지식 획득과 기계학습 기반 지식 획득 방법, 그리고 이 두 가지 방법을 병합한 혼합 기반 지식 획득 방법을 사용한다. 구축한 사일로에 대해 1,198명의 실제 환자 데이터를 이용해 실험을 진행한 결과 전문가 기반 방법은 90%의 정확도를, 데이터 기반 방법은 88.5%의 정확도를 도출하였으며, 혼합 기반 방법은 98.3%로 가장 높은 정확도를 기록하였다[56].

IV. 결론

본 고에서는 AI에 기반한 Hybrid형 CDSS인 IMP를 소개하고 그에 기반한 지능형 의료 서비스인 silo에 대하여 설명하였다.

제안하는 IMP의 차별성은 첫째, 고품질의 신뢰성 있는 지능형 의료서비스를 제공하기 위하여 다양한 의료 빅데이터로부터 화이트박스형 및 블랙박스형 기계학습 기술을 사용하여 지식을 획득한 뒤, 의료진의 의사결정 과정을 투명하게 알 수 있는 화이트박스형 지식모델에 접목하여 (하이브리드 알고리즘 개발) 지식베이스를 구축하였다. 둘째, 시간이 지남에 따라 점점 진화하고 증가하는 지식을 쉽게 표현하고, 유지보수와 검증이 용이한 점진적 지식모델인 RDR을 사용하였다. 그리고, 지식의 크기가 증가함에 따라 유지보수가 어려워지는 지식베이스들을 관리가 용이한 점진적 지식모델인 RDR의 형태로 변환하기 위한 자동케이스 생성기를 가지고 있다. 셋째, 지식 공학자에 대한 의존도를 줄이고 의사가 직접 지능형지식저작도구를 사용하여 손쉽게 지식을 생성하고 관리할 수 있으며, 적응형 UI/UX 기능을 제공함으로써 직관적이고 사용이 매우 편리하다. 또한, 지식의 공유와 호환성을 위해 Semantic Reconciliation Model 기능을 지니고 있다.

Silo는 IMP의 기능을 충분히 의료현장에서 활용할 수 있는지를 검증하기 위하여 각기 다른 질환들에 대한 지능형 의료서비스를 구현한 것이다. Silo는 다양한 의료진들의 경험지식과 가이드라인, 최신 의학논문, EMR/EHR 빅데이터 분석 결과가 총 망라된 의료 지식은행이 구축되는 것을 의미한다. 따라서, 방대한 의료 지식자원의 가치와 더불어 의료시장이 개방될 시 커다란 경제적 활용 가치를 가지게 될 것이다. 더욱이, 지속적으로 Silo 및 이 종간 연동 silo (cross silo) 구축이 활성화되면 현장에서 보다 용이하게 사용할 수 있는 고품질 의료지식의 공유와 거래가 가능한 환경이 조성되어 의료시장이 더욱 활성화 될 것이다. 특히, 신종 바이러스가 예측할 수 없이 발생하는 상황에서 플랫폼에 기반한

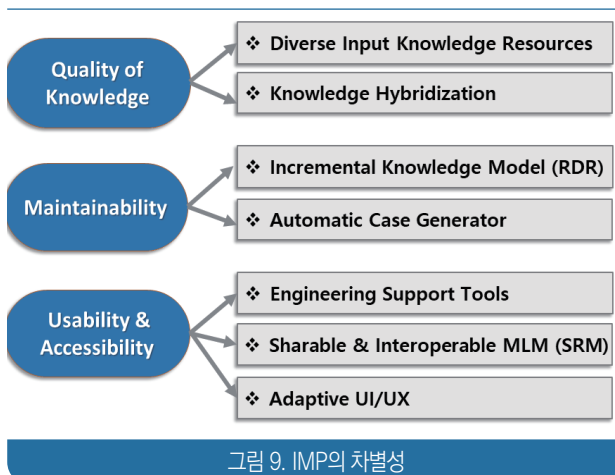
의료 집단지성 지식베이스 구축은 예측 가능하며, 체계적이고 신속하게 질병의 선제적 대처에 도움을 줄 수 있을 것으로 보인다. 또한, 개발된 IMP 플랫폼은 의료분야뿐만 아니라 다양한 산업 분야에 확장이 용이하도록 설계되어 있어 스마트 에너지, 스마트 제조, 스마트 농업 등과 같은 스마트-X 서비스 지원이 가능하여 산업 융합 촉진에 기여할 것으로 예측된다.

Acknowledgement

이 논문은 2020년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기술진흥센터의 지원(IITP-2017-0-01629, IITP-2017-0-00655, IITP-2020-0-01489)과 한국연구재단의 지원(NRF-2016K1A3A7A03951968, NRF-2019R1A2C2090504)을 받아 수행된 연구임.

참고 문헌

- [1] SSanchez, Eider, et al. "An architecture for the semantic enhancement of clinical decision support systems." International Conference on Knowledge-Based and Intelligent Information and Engineering Systems. Springer, Berlin, Heidelberg, 2011.
- [2] SMoja, Lorenzo, et al. "Implementing an evidence-based computerized decision support system linked to electronic health records to improve care for cancer patients: the ONCO-CODES study protocol for a randomized controlled trial." Implementation Science 11.1 (2016): 153.
- [3] SMusen, Mark A., Blackford Middleton, and Robert A. Greenes. "Clinical decision-support systems." Biomedical informatics. Springer, London, 2014. 643-674.
- [4] SCheerkoot-Jalim, Sudha, Kavi Kumar Khedo, and Abha Jodheea-Jutton. "An Exploratory Study of Evidence-Based Clinical Decision Support Systems." Information Systems Design and Intelligent Applications. Springer, Singapore, 2019. 207-218.
- [5] SVarghese, Julian, et al. "Effects of computerized decision support system implementations on patient outcomes in inpatient care: a systematic review." Journal of the American Medical Informatics Association 25.5 (2018): 593-602.
- [6] SShortliffe, Edward H., and Martin J. Sepúlveda. "Clinical



- decision support in the era of artificial intelligence.” *Jama* 320.21 (2018): 2199-2200.
- [7] SVinks, Alexander A., et al. “Electronic Health Record - Embedded Decision Support Platform for Morphine Precision Dosing in Neonates.” *Clinical Pharmacology & Therapeutics* 107.1 (2020): 186-194.
- [8] S Del Fioli, Guilherme, et al. “Standards-Based Clinical Decision Support Platform to Manage Patients Who Meet Guideline-Based Criteria for Genetic Evaluation of Familial Cancer.” *JCO Clinical Cancer Informatics* 4 (2020): 1-9.
- [9] SRodriguez-Loya, Salvador, and Kensaku Kawamoto. “Newer architectures for clinical decision support.” *Clinical Decision Support Systems*. Springer, Cham, 2016. 87-97.
- [10] SZhang, Yi-Fan, et al. “Design and development of a sharable clinical decision support system based on a semantic web service framework.” *Journal of medical systems* 40.5 (2016): 118.
- [11] SMarco-Ruiz, Luis, et al. “Publication, discovery and interoperability of clinical decision support systems: a linked data approach.” *Journal of biomedical informatics* 62 (2016): 243-264.
- [12] SKumar, E. Sandeep, and Pappu Satya Jayadev. “Deep Learning for Clinical Decision Support Systems: A Review from the Panorama of Smart Healthcare.” *Deep Learning Techniques for Biomedical and Health Informatics*. Springer, Cham, 2020. 79-99.
- [13] S Kalyanpur, Aditya, et al. “Structured data and inference in DeepQA.” *IBM Journal of Research and Development* 56.3.4 (2012): 10-1.
- [14] SSamwald, Matthias, et al. “The Arden Syntax standard for clinical decision support: Experiences and directions.” *Journal of biomedical informatics* 45.4 (2012): 711-718.
- [15] S“Mckesson,” <https://www.mckesson.com>, accessed: 2020-05-22.
- [16] S“Reedgroup,” <https://www.mdguidelines.com>, accessed: 2020-05-23.
- [17] S“Ohpm,” <https://www.oracle.com/industries/life-sciences>, accessed: 2020-05-26.
- [18] SSyeda-Mahmood, Tanveer. “Role of big data and machine learning in diagnostic decision support in radiology.” *Journal of the American College of Radiology* 15.3 (2018): 569-576.
- [19] SSung, Hyun-Kyung, et al. “Trends and future direction of the clinical decision support system in traditional Korean Medicine.” *Journal of Pharmacopuncture* 22.4 (2019): 260.
- [20] S Lee, Jeong Hoon, et al. “Implementation of Korean clinical imaging guidelines: a mobile app-based decision support system.” *Korean Journal of Radiology* 20.2 (2019): 182-189.
- [21] SArriaga, Yull Edwin, et al. “Systematic review of gastrointestinal cancer studies of concordance with expert opinion for a clinical decision support system (CDSS).” (2020): 250-250.
- [22] SSHin, Soo-Yong. “Current status and future direction of digital health in Korea.” *The Korean Journal of Physiology & Pharmacology* 23.5 (2019): 311-315.
- [23] SKim, Hyo Jung, et al. “clinical Genome Data Model (cGDM) provides interactive clinical Decision Support for precision Medicine.” *Scientific reports* 10.1 (2020): 1-13.
- [24] S <https://www.rampmedical.com/product>, (Accessed on: 20200627)
- [25] S <https://www.medicalalgorithms.com/>, (Accessed on: 20200627)
- [26] S <https://www.tapahealthcare.com/>, (Accessed on: 20200627)
- [27] S <https://www.ebmpracticenet.be/>, (Accessed on: 20200627)
- [28] S <http://medicine.utah.edu/>, (Accessed on: 20200627)
- [29] S <http://www.duodecim.fi/english/>, (Accessed on: 20200627)
- [30] SHartung, Michael, et al. “Optimizing similarity computations for ontology matching-experiences from gamma.” *International Conference on Data Integration in the Life Sciences*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2013.
- [31] SHolzing, A., 2018, August. From machine learning to explainable AI. In 2018 World Symposium on Digital Intelligence for Systems and Machines (DISA) (pp. 55-66). IEEE.
- [32] SSamwald, Matthias, et al. “The Arden Syntax standard for clinical decision support: Experiences and directions.” *Journal of biomedical informatics* 45.4 (2012): 711-718.
- [33] SSyeda-Mahmood, Tanveer. “Plenary talk: the role of machine learning in clinical decision support.” *SPIE Newsroom* (2015).

- [34] STwain, Jack (14 April 2014). "Meaning of a neural network as a black-box?". Cross Validated. Stack Exchange, Inc. Retrieved 20 June 2015.
- [35] S<https://www.lunit.io/en/>, (Accessed on: 20200627)
- [36] S<https://www.vuno.co/>, (Accessed on: 20200627)
- [37] S<https://www.aitrics.com/>, (Accessed on: 20200627)
- [38] S<https://speech.selvasai.com/>, (Accessed on: 20200627)
- [39] S<http://www.claripi.com/eng/main/main.php>, (Accessed on: 20200627)
- [40] SShortliffe, Edward H., and Martin J. Sepúlveda. "Clinical decision support in the era of artificial intelligence." *Jama* 320.21 (2018): 2199-2200.
- [41] S<https://screenpoint-medical.com/transpara-for-patients/>, (Accessed on: 20200627)
- [42] S<http://teleskin.com/skinscan-app/>, (Accessed on: 20200627)
- [43] S<https://www.aidence.com/>, (Accessed on: 20200627)
- [44] S<https://www.eyediagnosis.net/> (Accessed on: 20200627)
- [45] S<http://retinalscreenings.com/> (Accessed on: 20200627)
- [46] S<https://www.viz.ai/> (Accessed on: 20200627)
- [47] S<https://www.aidoc.com/blog/stroke-ai-package/> (Accessed on: 20200627)
- [48] S<https://www.brainomix.com/e-stroke-suite> (Accessed on: 20200627)
- [49] SRichards, Debbie. "Two decades of ripple down rules research." *The Knowledge Engineering Review* 24.2 (2009): 159-184.
- [50] SKrzywicki, Alfred, and Wayne Wobcke. "Incremental e-mail classification and rule suggestion using simple term statistics." *Australasian Joint Conference on Artificial Intelligence*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2009.
- [51] SNugroho, Agus Cahyo. "Expert System Development for Course Enrollment Process Using Ripple Down Rules in a University in Surabaya." *ComTech: Computer, Mathematics and Engineering Applications* 10.1 (2019): 1-7.
- [52] SPark, Mira, et al. "Multiple classification ripple down rule and fuzzy sets in computer aided diagnosis." *IFAC Proceedings Volumes* 36.15 (2003): 433-438.
- [53] SPark, Mira, et al. "Computer aided diagnosis system of medical images using incremental learning method." *Expert Systems with Applications* 36.3 (2009): 7242-7251.
- [54] SChoi, Dong-Ju, et al. "Artificial intelligence for the diagnosis of heart failure." *NPJ Digital Medicine* 3.1 (2020): 1-6.
- [55] SJayaratne, Madhura, et al. "A data integration platform for patient-centered e-healthcare and clinical decision support." *Future Generation Computer Systems* 92 (2019): 996-1008.
- [56] SGaines, Brian R., and Paul Compton. "Induction of ripple-down rules applied to modeling large databases." *Journal of Intelligent Information Systems* 5.3 (1995): 211-228.
- [57] SWickramasinghe, Nilmini, and Jonathan L. Schaffer. "Using Intelligent Tools to Support Clinical Decision Making: The Case of Hip and Knee Arthroplasty." *Handbook of Research on Optimizing Healthcare Management Techniques*. IGI Global, 2020. 311-323.
- [58] SAli, Taqdir, et al. "Multi-model-based interactive authoring environment for creating shareable medical knowledge." *Computer Methods and Programs in Biomedicine* 150 (2017): 41-72.
- [59] Safzal, Muhammad, et al. "KnowledgeButton: An evidence adaptive tool for CDSS and clinical research." *2014 IEEE International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications (INISTA) Proceedings*. IEEE, 2014.
- [60] SHyungWon Yu, et al., "Use of mind maps and iterative decision trees to develop a guideline-based clinical decision support system for routine surgical practice: Case study in thyroid nodules", *Journal of the American Medical Informatics Association* Volume 26, Issue 6, EISSN: 1527-974X, pp.524 - 536, 2019
- [61] SCam-Hao Hua, et al., "Bimodal Learning via Trilogy of Skip-connection Deep Networks for Diabetic Retinopathy Risk Progression Identification", *International Journal of Medical Informatics*, Vol. 132, 2019

약 력



Musarrat
Hussain

2010년 파키스탄 University of Peshawar 컴퓨터공학 학사
2015년 파키스탄 National University of Science and Technology 소프트웨어공학 석사
2016년~현재 경희대학교 컴퓨터공학 박사과정
2008년~2016년 소프트웨어 엔지니어
관심 분야: 임상 텍스트 마이닝, 자연 언어 처리, 인공지능



Taqdir Ali

2006년 Kohat University of Science and Technology 학사
2019년 경희대학교 컴퓨터공학 박사
2019년~현재 경희대학교 박사 후 연구원
관심 분야: 임상 의사결정 지원 시스템



Jamil Hussain

2003년 파키스탄 Kohat University of Sciences & Technology (KUST) 학사
2014년 파키스탄 National University of Science and Technology (NUST) 석사
2019년 경희대학교 컴퓨터공학 박사
2019년~현재 경희대학교 지능형의료플랫폼 연구센터 연구박사
관심 분야: 사용자 경험, HCI, 기계학습, 자연 언어 처리, 데이터 사이언스



Fahad Ahmed
Satti

2008년 파키스탄 NUST-SEECs 정보통신과 학사
2011년~2014년 이탈리아 University of Trento 컴퓨터공학 석사
2018년~현재 경희대학교 컴퓨터공학 박사과정
2008년~2009년 파키스탄 NUST-SEECs 연구원
2009년~2010년 미국 Stanford Linear Accelerator Center(SLAC) 연구원
2010년~2011년 파키스탄 NUST-SEECs, LMS 시스템 분석가 및 엔지니어
2014년 이탈리아 Memetic 소프트웨어 개발자
2015년~2017년 파키스탄 NUST-SEECs 강사
2017년~2018년 파키스탄 NUST-SEECs 조교수
관심 분야: 반정형 빅데이터의 동적 데이터 상호운용성

약 력



Usman Akhtar

2011년 파키스탄 Bachelor of Information Technology 학사
2015년 파키스탄 Air University 컴퓨터공학 석사
2015년~현재 경희대학교 컴퓨터공학 박사과정
관심 분야: 멀티모달 데이터 획득, 동기화 및 큐레이션



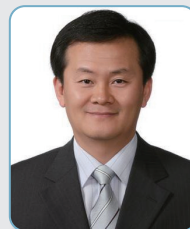
방재훈

2011년 평택대학교 디지털응용정보학과 이학사
2013년 경희대학교 컴퓨터공학과 공학석사
2019년 경희대학교 컴퓨터공학과 공학박사
2019년~현재 경희대학교 지능형의료플랫폼 연구센터 연구박사
관심 분야: 인공지능, 패턴인식, 유비쿼터스 컴퓨팅



허태호

2010년 경희대학교 컴퓨터공학 학사
2020년 경희대학교 컴퓨터공학과 박사
2020년~현재 경희대학교 지능형의료플랫폼 연구센터 연구박사
관심 분야: 인공지능, 패턴인식, 상황인지



강선무

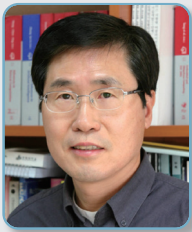
1983년 충남대학교 전자공학 학사
1987년 스웨덴 왕립공대 통신이론 석사
1998년 충남대학교 전자공학 박사
現 경희대학교 컴퓨터공학과 교수
現 경희대학교 LINC+ 사업단 기업혁신지원센터장
現 KOREN Forum 의장
한국정보화진흥원 연구위원,
경기도 정부 3.0/ICT 자문관
(주)네오텔레콤 부사장
한국전자통신연구원 책임연구원
스웨덴 엘엠에릭슨 연구원

약 력



강 병 호

1988년 부산대학교 수학과 학사
 1990년 University of Tasmania, 전산학 석사
 1995년 University of New South Wales, 전산학 박사
 1996년~1999년 호서대학교 조교수
 2008년~현재 University of Tasmania, School of Information and Communication Technology, 교수
 2016년~현재 University of Tasmania, School of Information and Communication Technology, Head of ICT Discipline.
 관심분야: 인공지능, 전문가시스템, 지식관리, 웹기반서비스, 지능형 시스템, 지식기반시스템 등



이 승 룡

1978년 고려대학교 학사
 1987년 Illinois Institute of Technology 전산학 석사
 1991년 Illinois Institute of Technology 전산학 박사
 1993년~현재 경희대학교 컴퓨터공학과 교수
 관심분야: 유비쿼터스컴퓨팅, 상황인지 미들웨어, 지능형 컴퓨팅, 디지털 헬스케어