

---

저자 (Authors)	최동주, Taqdir Ali, 박진주, Musarrat Hussain, 이승룡
출처 (Source)	<a href="#">한국통신학회지(정보와통신) 37(9)</a> , 2020.8, 53-60 (8 pages) <a href="#">The Journal of The Korean Institute of Communication Sciences 37(9)</a> , 2020.8, 53-60 (8 pages)
발행처 (Publisher)	<a href="#">한국통신학회</a> Korea Institute Of Communication Sciences
URL	<a href="http://www.dbpia.co.kr/journal/articleDetail?nodeId=NODE09873411">http://www.dbpia.co.kr/journal/articleDetail?nodeId=NODE09873411</a>
APA Style	최동주, Taqdir Ali, 박진주, Musarrat Hussain, 이승룡 (2020). 심혈관 사일로: 심부전 진단을 위한 지능형 의사결정시스템. 한국통신학회지(정보와통신), 37(9), 53-60.
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.

# 심혈관 사일로: 심부전 진단을 위한 지능형 의사결정시스템

최동주, Taqdir Ali\*, 박진주, Musarrat Hussain\*, 이승룡\*

분당서울대학교병원, 경희대학교\*

## 요약

진단 오류 및 투약 실수, 환자의 추천 사항 미준수 등은 의료 품질을 저해시키는 주요 요소들이다. 심부전의 경우 전문의도 정확한 진단을 내리지 못하는 경우가 발생할 수 있지만, 전자 의무 기록(Electronic Medical Records, EMR)의 데이터를 임상 의사결정 지원 시스템(Clinical Decision Support System, CDSS) 등을 사용하여 진단 정확도를 높일 수 있다. 저자는 호흡곤란을 비롯한 다양한 증상을 가진 심부전(Heart Failure, HF) 환자를 진단할 수 있는 심혈관 CDSS를 개발하고 테스트한 이력을 갖고 있으며, 이를 바탕으로 본고에서는 지능형 의료 플랫폼(Intelligent Medical Platform, IMP)에서의 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.

## I. 서론

진단 오류와 투약 실수 및 환자의 추천 사항 미준수 등은 의료 품질을 저해시키는 주요 요소들이다[1]. 심부전의 경우 전문의도 정확한 진단을 내리지 못하는 경우가 발생하지만, 전자 의무 기록(Electronic Medical Records, EMR)과 임상 의사결정 지원 시스템(Clinical Decision Support System, CDSS) 등을 사용하면 진단 정확도를 높일 수 있다. CDSS는 진단과 치료의 모든 과정에서 의사를 보조하는 역할을 수행한다[2]. 지식베이스는 CDSS의 중요한 구성요소로 의사의 경험 지식과 임상 실습 정보 등을 통해 진화되어야 한다[3]. 가장 최신의 정보를 담고 있는 지식베이스는 지능적인 의사결정을 내리는데 매우 효과적이다[4]. 지식의 생성, 관리, 보급은 지식베이스의 지

속적인 진화를 통하여 이루어진다[5][6]. 그러나 지식의 생성과 관리의 어려움으로 인해 의료 기관에서는 CDSS의 사용을 기피하고 있다[7]. 특히 심부전 진단과 치료에 대한 의사결정은 지속적으로 공개되는 새로운 연구들로 인하여 판단을 더 어렵게 하고 있다.

최근 사회의 현대화와 인구의 고령화에 따라 심부전의 발생률이나 유병률은 점점 증가하고 있으며, 이에 대한 위험도도 증가하고 있다[8][9]. 심부전은 사망률이 매우 높은 질환으로[10], 그 원인은 매우 다양하고 복잡하며, 심장의 구조적-기능적 이상과 함께 특유의 증상과 징후를 동반하는 복합적인 증후군이므로, 전문의조차 정확한 진단을 내리기가 쉽지 않다. 심부전은 박출률에 따라 분류될 수 있으며, 이는 각각 박출률감소심부전(Heart Failure with reduced Ejection Fraction, HFrEF), 박출률경계심부전(Heart Failure with mid-range Ejection Fraction, HFmrEF), 박출률보존심부전(Heart Failure with preserved Ejection Fraction, HFpEF)인 경우이다[11]. 심부전은 위의 종류에 따라 치료 방법이 판이하므로 치료를 시작하기 전에 먼저 정확한 진단을 내리는 것이 무엇보다 중요하다[11][12]. 심부전 진단 어려움의 다른 이유로는 새롭게 발견되는 과학적 증거, 새롭게 출시되는 약물, 복잡한 심부전 관리 지침이 있으며, 특히 외래 진료 환자의 경우 질병의 특징상 정확한 증상 및 신체검사 파악에 어려움이 따른다. 이러한 문제점의 해결 방안으로 발전된 정보통신 기술을 심장학 분야에 사용하여 도움을 줄 수 있다. 본고의 저자는 이를 활용하여 다양한 증상을 가진 심부전 환자를 진단할 수 있는 심혈관 CDSS를 개발하고 테스트하였으며, 이를 바탕으로 지능형 의료 플랫폼(Intelligent Medical Platform, IMP)에서의 심혈관 사일로 구축 과정을 제안한다.

사일로는 그리스어로써 대량의 자재를 저장하는데 사용되는 구조물이다. 이러한 사일로의 의미를 따라 IMP[13]에서는 방대한 양의 환자 데이터와 지식을 저장하고 있으며, 서로 다른 질병 분야를 위한 사일로들을 개발하여 활용성을 극대화하였다. 현재 IMP는 심혈관, 당뇨, 간질, 신장, 이비인후, 두경부암, 갑상선암, 유방암을 위한 사일로를 갖고 있다. 모든 사일로는 해당하는 질병의 진단과 치료를 위한 추천을 생성한다. 각 사일로의 지식은 적시에 올바른 환자에게 최적의 건강 관련 추천을 제공한다. 지식은 모든 분야에서 중요한 역할을 수행하여, 모든 지능적인 결정은 지식을 기반

으로 이루어진다. 따라서 지식은 정확해야 하고 항상 최신성을 유지해야 한다. 전통적인 추천 시스템은 지식베이스, 추론기, 사용자 인터페이스로 구성된다. 기존 시스템들은 다양한 기계학습 방법을 이용하여 지식을 갱신하지만, 전문가가 직접 지식을 확인하고 검증하는 것이 기계학습 방법보다 명확하다. 인터페이스의 복잡성은 효율적인 시스템 사용을 저해하여 지식의 진화를 어렵게 한다. 추론은 지식과 함께 CDSS에서 가장 중요한 요소로, 지식과 사용자 정보를 토대로 가장 적절한 결론을 추론하여 사용자에게 추천 정보를 제공한다. 제안하는 심혈관 사일로는 나열한 세 가지 컴포넌트 모두를 고려하여 5단계 사일로 구축 과정을 통해 개발되었다. 1단계는 지식 획득으로 전문가의 경험, 임상 진료 지침, 연구 논문, 기존 시스템의 지식 등 다양한 원천으로부터 의료 지식을 획득하며, 이는 마인드 맵을 활용하여 모델링된다. 2단계는 지식 모델링으로 마인드 맵을 결정 트리 형태의 형식적인 지식 표현으로 변환하며, 전문가 기반 지식과 데이터 기반 지식을 병합한다. 변환은 지식 공학자들에 의해 수행되며 정확성을 위해 의사와의 긴밀한 협의가 수행된다. 3단계에서는 규칙을 생성하며, 사용자 친화적인 지능형 지식 저작 도구 I-KAT(Intelligent Knowledge Authoring Tool)을 이용하여 검증된 지식 모델을 컴퓨터가 이해 가능하고 실행 가능한 형태인 생성 규칙으로 변환한다. 4단계는 실행 환경의 구현으로 추론이 가능한 독립적인 애플리케이션을 개발하여 지식 베이스로부터 생성된 실행 지식을 실행한다. 마지막 5단계는 평가로 실제 임상 실습 및 시험 방법을 토대로 진행하였다.

## II. 관련 연구

CDSS는 환자 데이터를 분석하여 의사, 환자, 의료 종사자들에게 임상 의사결정을 제공하는 중요한 역할을 수행한다. 관련 연구는 CDSS의 주요 특징과 사용된 기술 관점에서 조사되었다. IBM Watson은 해결하기 어려운 의료 난제들을 극복하여 의사와 사용자들의 의료 결정에 신뢰성을 가질 수 있게 지원하는 것을 목표로 한다. 일례로 Watson을 유전체학에 이용함으로써 의사들은 확신을 가지고 암 환자들에게 정밀 의학을 제공하였다[14]. Watson은 자연 언어 처리와 기계학습을 이용하여 방대한 비정형 데이터로부터 통찰력을 이끌어 내는 능력을 갖췄다[15].

InterQual은 의료 및 행동 보건, 의료 계획 및 관리를 포함하는 정확한 진료 의사결정 지원 시스템으로 증거 기반의 의사결정을 제공하여 필요한 환자에게 적절한 약물을 처방할 수 있도록 보증한다[16]. 의료 제공자에게는 지능적인 의사결정을, 의료 사업자에게는 현명한 의사결정을, 약사에게는 의료 용품과 서비스를 확장 사용하도록 도우며, 더 나은 연결성, 자동화, 혁신적인 네트워

크 모델을 통해 건강 플랜을 제공한다[17]. Medexter는 진단, 치료, 예후 및 환자 치료에서 품질 보증 및 환자 안전을 보장하기 위한 고품질 소프트웨어 솔루션을 제공하기 위해 임상 의사결정 지원을 위한 지식 기반 시스템을 설계 및 개발한다. Medexter의 시스템은 점차 증대하는 방대한 양의 의료 데이터를 처리하기에 적합하다[18].

AllScript[19]는 환자에게는 자문을, 의사에게는 교육을, 병원에게는 의료 기기를 제공한다. AllScript가 제공하는 제품/서비스 중 하나는 의사와 간호사를 위한 지식 기반 약물 관리가 있으며, 이는 병원이 환자 치료 결과를 개선하는데 도움을 주는 강력한 병상 투약 관리 솔루션이다. KBMA는 간호사들이 약물 투여의 5원칙을 신속하고 확실하게 확인할 수 있도록 한다. ReadGroup에서는 여러 의료 기관들에게 의료 솔루션을 제공하기 위해 지능형 CDSS를 출시하였다. ReadGroup은 미국직업환경의학회(American Occupational and Environmental Medicine)와 협력하여 증거 기반 치료 지침, 정량적 분석, 임상 전문 지식, 생리학적 기간표를 CDSS에 통합하였다. 그 결과 ReadGroup이 제공하는 MDGuidelines[20]은 의사결정, 추천, 사례 관리, 고품질 의료 서비스에 대해 타 서비스보다 더 나은 성능을 제공한다.

지식 획득 도구가 없는 CDSS는 실제 환경에 적응되어 사용될 수 없다. 일반적으로 현재의 시스템들이 지식을 진화시키는 방법은 지식 공학자가 전문가의 도움을 받아 수동이나 반자동으로 지식을 생성하고 입력하는 것이다. 지식을 자동으로 생성하는 시스템이라 하더라도 전문가로부터 지식을 전달받지 않기 때문에 지식의 품질이 떨어지는 문제점이 존재한다. 따라서 고품질의 최신 지식을 유지하기 위해서는 전문가 기반 방법과 기계 학습 기반 방법을 합친 혼합 방법을 사용하면 양쪽이 가진 단점을 해결하고 장점만을 가져올 수 있다.

## III. 제안하는 방법론

본 절에서는 제안하는 사일로 구축 5단계에 대해 설명한다.



## 1. 지식 획득

1단계에서는 전문가의 경험을 지식으로써 획득한다. 전문가의 경험 지식은 시각적 형태인 마인드 맵으로 변환된다. 마인드 맵은 지식을 표현할 수 있는 가장 쉽고 개방된 방법으로, 이를 선택한 이유는 무료 사용이 가능하며, 전문가가 원하는 스타일대로 표현이 가능하여 사용이 편리하기 때문이다. <그림 2>는 심부전 진단 마인드 맵의 초안을 보여준다. 직사각형은 질병의 증상이나 임상 테스트 명칭, 수치 등이 표기되고, 화살표에는 이름이나 수치가 표기된다. 심장 전문의들과의 긴밀한 회의 끝에 마인드 맵의 결론은 HFpEF, HFrEF, HFmrEF, Not HF의 4가지로 도출된다.

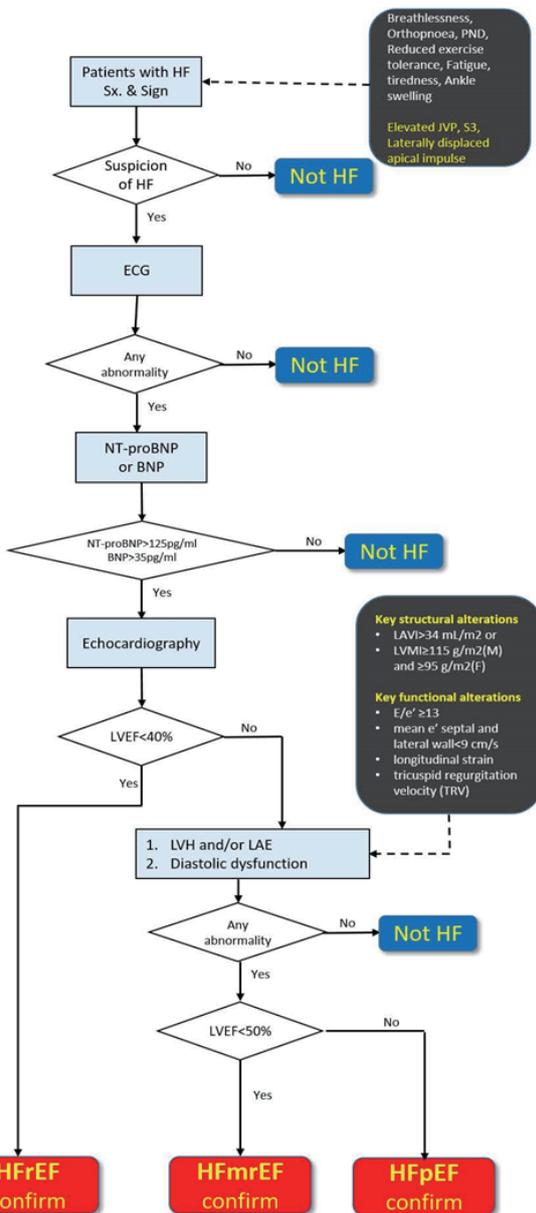


그림 2. 심부전 진단 마인드 맵 초안

## 2. 지식 모델링

기존 CDSS의 경우 지식의 입력과 관리는 지식 공학자가 수행하지만, 사일로는 전문가가 지식 공학자의 도움 없이 직접 수행할 수 있다. 전문가는 임상 진료 지침과 그들만의 경험 지식을 이용하여 임상 지식 모델(Clinical Knowledge Model, CKM)을 생성하며, 이것이 전문가 기반 지식이 된다. 전문가에 의해 작성된 마인드 맵 형태의 지식은 컴퓨터가 이해할 수 있도록 형식적인 표현인 반복 결정 트리(Iterative Decision Tree, IDT)[21]로 변환된다. IDT는 컴퓨터 뿐만 아니라 전문가와 지식 공학자도 이해가 쉬운 장점을 가진다.

사일로는 환자 데이터로부터 기계학습을 통해 추출한 지식을 전문가 기반 지식 다음의 2번째로 중요한 지식 자원으로 사용한다. 기계학습 기반 지식은 기존 시스템의 EMR/PHR 데이터로부터 기계학습을 적용하여 추출한 지식을 바탕으로 생성한 예측 모델(Prediction Model, PM)이다.

마지막 단계는 컴퓨터 과학자들이 애자일 방법론을 준수하여 CKM과 PM을 병합하여 정제된 CKM(Refined-CKM, R-CKM)을 생성한다. R-CKM 지식은 혼합 지식으로 검증은 600명의 환자 데이터를 이용하였다. 마지막으로 R-CKM 지식은 공유 가능하고 상호운용 가능한 형태인 표준 의료 표현인 Health Level-7 (HL7)의 의료 논리 모듈 (Medical Logic Module, MLM)로 변환되며, 이를 위해 I-KAT을 이용한다. 환자의 상태 입력을 바탕으로 MLM을 실행하면 환자를 위한 의사결정이 수행된다. 제안하는 심부전 진단을 위한 심혈관 사일로는 혼합 방식을 사용하여 지식베이스를 진화시킨다. 이 방법은 저자의 기존 연구에서 영감을 얻었다[22][23].

### 2.1 전문가 기반 지식 모델

전문가 기반 지식 모델은 임상 진료 지침, 연구 문헌, 전문가의 경험으로부터 지식을 획득하고 이를 마인드 맵으로 변환한다. 본고에서는 심부전 진단과 치료를 위하여 2016 European Society of Cardiology guidelines와 2017 American Heart Association/American College of Cardiology guidelines를 선택하여 지식으로 변환하였다. 생성된 마인드 맵을 다시 전문가가 검토한 후 지식 공학자가 IDT로 변환한 후에, 최종적으로 의사에게 재검토를 받는다. IDT 초안은 CKM이라 명명하였으며, 전체적인 완성본은 EDK(Expert-Driven Knowledge)라 하며 14개의 기여 요인과 4개의 진단 결과가 포함된다. 14개의 기여 요인에 대한 설명은 <표 1>에 나타난다.

표 1. 심부전 진단의 기여 요인[23]

순번	속성명	속성 설명
1	Signs & Symptoms	호흡 곤란, 운동 내성, 피로, 발목 붓기, 야행성 기침과 같은 징후와 증상을 가짐
2	Clinical History	관상동맥질환(CAD), 동맥고혈압, 심장유독성 약물/방사선 노출, 이뇨제 사용, 기좌 호흡 등의 환자 이력 점검
3	Physical Examination	수포음, 양쪽 발목 부종, 심장 잡음, 경정맥 확장, 측면 변위 심첨 박동 등을 검사
4	ECG Result	심장이 얼마나 빨리 뛰는지 확인하기 위한 비침습성 검사로 결과는 정상 혹은 비정상 이 나옴
5	BNP Result	B형 나트륨 이뇨 펩티드 (BNP) 혈액 검사로 환자의 혈액에서 BNP 호르몬의 수준 측정
6	NT-proBNP Result	뇌 나트륨 이뇨 펩티드(N-terminal pro-B-type natriuretic peptide) 수준 측정
7	Left Ventricular Ejection Fraction (LVEF)	각 심장박동마다 좌심실의 총 혈액량을 얼마나 보내는지 측정
8	Left Atrial Volume Index (LAVI)	좌심방 크기 평가를 위한 측정
9	E/e'	좌심실 이완기능 평가를 위한 측정
10	e' Septal	좌심실 이완기능 평가를 위한 측정
11	Longitudinal strain	심근 수축성 평가를 위한 측정
12	Tricuspid Regurgitation Velocity (TRV)	TRV는 정지 상태의 폐동맥 수축기압(PASP)과 운동(3 - 7)과 상관관계를 가짐
13	Left Ventricular Mass Index (LVMI)	좌심실 크기 평가를 위한 측정
14	Gender	성별

## 2.2 기계학습 기반 지식 모델

기계학습 기반 지식은 MDK(ML-Driven Knowledge)라 하며 화이트박스 개념을 사용하여 데이터 기반 예측 모델을 생성하였다. 가장 적절한 기계학습 알고리즘 선택의 기준에는 조건부 속성이 적고, 최소한의 의사결정 경로를 가진 PM에서 가장 높은 정확도를 가진 것으로 결정했다. 이에 따라 다음 공식을 바탕으로 알고리즘의 순위가 매겨진다.

$$(Ranking)^{WSM-Score} = \alpha \sum_{j=0}^m w_j a_{ij}, \text{ for } i = 1, 2, 3, \dots, m$$

여기서  $\alpha = 0.8$ 은 스케일링 상수이며,  $a_{ij}$ 는 가중치  $w_j$  를 갖는 속성이다.

가장 성능 좋은 기계학습 알고리즘 선택을 위해 600명의 환자 데이터에 대해 Decision Tree, Random Forest, CHAID(Chi-squared Automatic Interaction Detection), J48, CART(Classification and Regression Tree)를 적용하여 실험을 진행하였으며, 그 결과는 <표 2>와 같다.

표 2. 기계학습 알고리즘과 정확도 및 순위

알고리즘	정확도	규칙 개수	속성 개수	순위
CART	88.5%	5	4	0.5736
J48	84.7%	9	7	0.5549
Random Forest	83.63%	7	4	0.5438
Decision Tree	82.94	7	3	0.5388
CHAID	79.8%	7	4	0.5195

결과의 분석과 모델 생성을 위해 Rapid Miner와 SPSS 도구가 사용되었다. 가장 높은 정확도는 CART 알고리즘이 88.5%를 보였으며 순위도 가장 높은 0.5736가 나왔다. 따라서 CART 알고리즘을 이용하여 PM을 생성하였으며, 이는 <그림 3>에 나타나 있다.

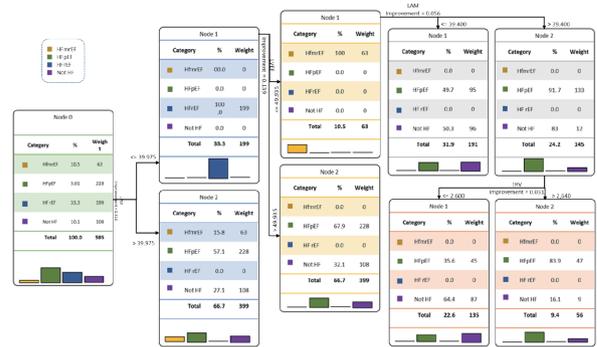


그림 3. CART를 이용해 생성한 최종 예측 모델[23]

## 2.3 Knowledge Hybridization

지식 혼합에서는 전문가 기반 지식의 CKM과 기계학습 기반의 PM을 병합한 지식인 R-CKM[22]을 만드며, 이는 다음의 7단계 과정을 거쳐 수행된다. 병합된 지식은 정확성을 위해 전문가에 의해 검증된다.

- 1단계: 전문가가 검증 및 일치성에 대한 기준  $C_v$  를 설정한다.
- 2단계: PM으로부터 모든 경로를 지나갈 때까지 각각의 경로  $P_i$ 를 선택한다.
- 3단계: 기준  $C_v$  로부터 모든 기준을 확인할 때까지 각각의  $C_i$  를 선택한다.
- 4단계: 선택한 각각의  $P_i$ 에 대해  $C_i$ 를 확인한다.
- 5a 단계:  $P_i$ 가  $C_i$ 를 충족하면 다음 기준을 적용하며, 경로  $P_i$ 를 점검하고 필요한 경우 정제하여 경로  $P_i$ 를 생성한다.
- 5b 단계: 경로  $P_i$ 가 기준  $C_i$ 를 충족시키지 못한다면  $C_i$ 의 우선순위를 확인하여, 1순위일 경우 경로를 건너뛰고, 1순위가 아닐 경우 다음 기준을 적용한다.
- 6 단계: 5단계 작업을 모든 경로와 기준에 대해 반복한다.
- 7 단계:  $P_i$ 를 추가하고 필요하다면 기존 경로를 갱신하여 R-CKM의 진화를 완료한다.

마인드 맵을 결정 트리로 변환할 때 가장 어려웠던 사항은 일관성의 부재이다. 일부 직사각형은 질병/임상 테스트명만 표기하고 수치는 화살표에 표기하였으나, 일부는 질병/의료 테스트명이 화살표에 표기되었다. 또한 노트 사각형의 경우에는 질병/의료 테스트명과 수치가 모두 표기되었다. 마인드 맵을 컴퓨터가 이해 가능한 형태로 변환하기 위해서는 먼저 일관성이 충족되어야 한다. 즉, 사각형은 질병/의료 테스트명만을 포함하고 화살표는 수치만을 표기해야 한다. 따라서 저자가 지난 연구에서 제안한 IDT[21][23]의 형식은 노란 직사각형이 질병/의료 테스트명을, 주황색 둥근 모서리 사각형이 액티비티를, 초록 마름모가 복합 조건을, 파랑 직사각형이 최종 결론을, 화살표는 수치를 표기한다. 기준에 맞춰 수정한 R-CKM IDT는 <그림 4>에 나타난다.

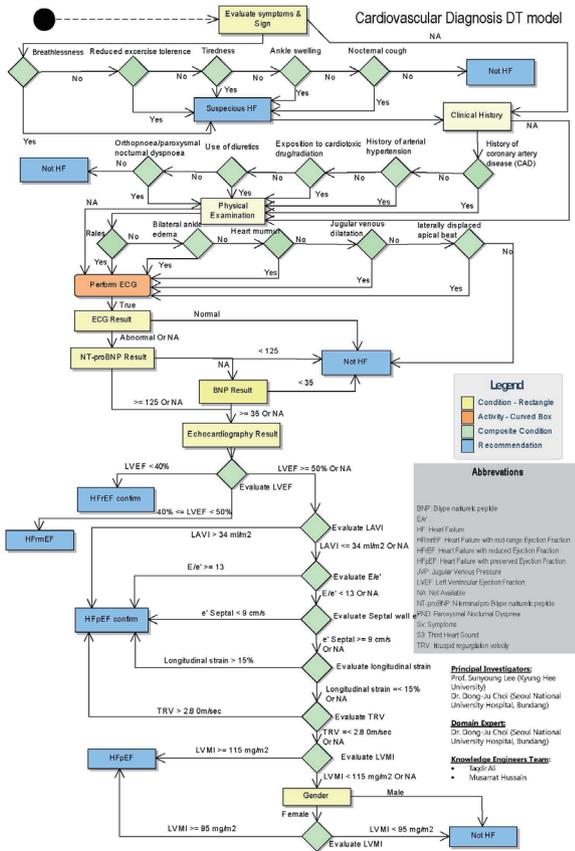


그림 4. 정제된 임상 지식 모델[23]

### 3. 규칙 생성

변환된 IDT에 의사결정 능력을 부여하기 위해 IDT를 if-then 형태의 생성 규칙으로 변환한다. 생성 규칙은 컴퓨터가 이해 가능하고 실행 가능한 형태의 규칙이다. IDT의 루트 노드부터 최종 노드까지의 하나의 경로가 하나의 규칙이 된다. 규칙의 조건은 if 문으로 모든 분기의 화살표에 표기된 값이며 파랑 사각형이 then 문이 된다. 생성된 모든 규칙은 지식베이스에 저장된다.

### 4. 구현

생성된 지식은 실행 가능한 형태여야만 환자를 위한 의사결정 추론이 가능하므로, 이를 위하여 실행 가능한 환경을 구성하였다. 구현 단계에서는 사용자 인터페이스, 백엔드 데이터 처리를 위한 RESTful 서비스, 스키마 설계 및 구현을 수행하였다. 지식의 실행을 위해 애플리케이션에서 3개의 화면을 구현하였지만, 이는 전문가의 요구사항에 따라 달라질 수 있다. 첫 번째 화면은 인증된 의사와 환자가 접속할 수 있는 로그인 화면이고, 두 번째 화면은 환자의 정보를 한눈에 볼 수 있는 대시보드 화면이며, 세 번째 화면은 인구통계 정보, 징후 및 증상, 병력, 신체 검사 내역 등이 표기된 환자 상세 정보 화면이다.

### 5. 평가

개발한 사일로의 평가를 위해서 다음의 5단계 절차를 수행하였다.

- 사일로의 목표인 진단, 치료, 후속 조치 수립
- 실제 환자 진단 환경, 기존 데이터를 이용한 실험, 임상 시험의 실험 계획을 수립
- 평가 계획에 따라 데이터 수집
- 실험을 진행하여 진단, 치료, 후속 조치 결과 수집
- 결과를 정량적/정성적으로 분석
- 시스템의 정확도, 성능, 오류율 등을 계산하고 의사들의 분석 보고서 검토

## IV. 실험 결과

첫 번째 실험은 기존 데이터를 이용한 실험으로, 수집한 600명의 환자 데이터를 사용하여 기계학습 기반 정확도를 측정한 결과 <표 3>과 같이 HFmEF와 HFrEF는 100%, HFpEF는 78.9%, 심부전이 아닌 경우는 80.6%의 정확도가 나왔다.

표 3. CART 알고리즘을 이용한 분류 결과[23]

분류	예측				정확도	민감도	특이도
	HFrEF	HFmEF	HFpEF	심부전 아님			
HFrEF	199	0	0	0	100%	0.74	1
HFmEF	0	63	0	0	100%	0.47	1
HFpEF	0	0	180	48	78.9%	0.89	0.87
심부전 아님	0	21	0	87	80.6%	0.8	0.9

두 번째 실험은 호흡 곤란을 호소하며 실제 병원 외래를 방문

한 환자 집단을 대상으로 데이터를 수집하고, 실제 순환기내과 전임의들과 진단률을 비교 연구하였다. 이 실험에는 외래환자 100명이 참가했으나, 이 중 3명의 환자 데이터가 불완전하게 수집되어 나머지 97명의 환자에 대해서만 실험이 진행되었다. 97명의 환자 중 오직 43명(44%)의 환자만이 심부전을 앓고 있었다. 순환기 전임의가 환자를 진단했을 때 심부전 판정 정확도가 76%로 나타난 반면, 제안하는 사일로를 이용한 판정은 98%의 정확도를 보였다. 비전문가는 HFmrEF와 HFpEF에 대한 판정 정확도는 낮았지만, 심부전이 아니라고 판정한 경우는 높은 정확도를 보였다.

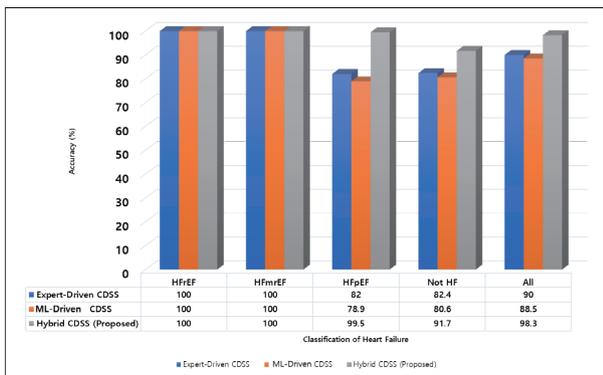


그림 5. 전문가 기반, 기계학습 기반, 혼합 기반 지식획득 방법의 비교 결과[23]

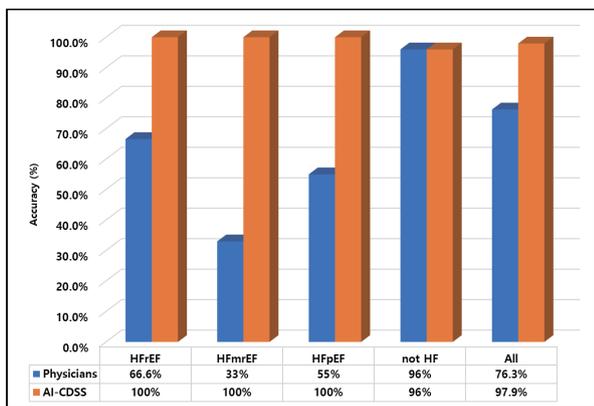


그림 6. 전문의와 심혈관 사일로의 진단 정확도 비교[23]

세 번째 실험은 전문가 기반, 기계학습 기반, 혼합 기반 지식 획득 방법을 바탕으로 시스템 검증 실험을 수행하였다. 총 598명의 환자 데이터를 사용했으며, 이 중 490명은 심부전 환자이고 나머지 108명은 심부전 환자가 아니다. 심부전 환자들은 아닌 환자보다 연령대가 더 높고(73.1 ± 13.8살 대 64.8 ± 13.8 살, P < .001), 남성 비율이 더 높았으며(52% 대 37%, P = .005), 더 높은 뇌 나트륨 이노 펩티드(N-terminal pro-brain natriuretic peptide) (10,075 ± 11,778 pg/L 대 82 ± 68 pg/L, P < .001) 수준을 가졌다. 또한 심장 초음파 검사 결과 심부전

환자들이 아닌 환자들보다 낮은 LVEF(45.5 ± 17.4% 대 64.1 ± 6.5%, P < .001), 높은 LAVI(53.9 ± 21.1 대 31.2 ± 8.5, P < .001), 높은 E/e(18.6 ± 9.8 vs. 9.8 ± 3.5, P < .001)를 가졌다. 심부전 환자 중 199명(40.6%)이 HFrEF를, 63명(12.9%)이 HFmrEF를, 그리고 228명이(46.5%) HFpEF로 진단됐다.

실험 결과 HFrEF와 HFmrEF 진단에 대해서는 전문가, 기계학습, 혼합 방법 모두 100%의 판정 정확도를 보였다. HFpEF의 경우에는 각각 82%, 78.9%, 99.5%가 나왔으며, 심부전 아님 진단도 82.4%, 80.6%, 91.7%가 나와 HFpEF와 비슷한 정확도를 보였다. 전체 진단 정확도는 각각 90%, 88.5%, 98.3%로 나왔으며, 이는 곧 혼합 방법이 다른 방법들보다 8.3% - 9.8%의 높은 성능을 보임을 알 수 있다.

## V. 결론

심부전을 정확히 진단하는 것은 전문의에게도 어려운 판단이다. 따라서 전문의를 보조하기 위해 본고에서는 심혈관 사일로를 개발하였으며, 전문가 기반, 기계학습 기반, 그리고 이 둘을 병합한 혼합 기반 지식 획득 방법을 제시하고 비교실험 하였다. 실험에는 총 1,198명의 심부전 판정 환자와 아닌 환자 데이터를 사용하였으며, 실험 결과 제안하는 심혈관 사일로가 높은 진단 정확도를 보임을 알 수 있다. 또한 호흡 곤란 환자 100명에 대한 진단에서도 순환기 전임의와 비교하여 높은 정확도를 나타냈다. 제안하는 심혈관 사일로는 특히 심부전 전문의가 없는 경우에 그 효용가치가 높을 것으로 예상된다.

## 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.

본고는 저자가 출판한 “Artificial intelligence for the diagnosis of heart failure” (Nature Partner Journal - Digital Medicine, Vol.3, Article No. 54, pp.1-6, 2020) 논문을 한글로 번역 및 요약한 것임.

## 참고 문헌

- [1] Wadhwa, Rajiv, et al. "Analysis of a failed clinical decision support system for management of congestive heart failure." AMIA Annual Symposium Proceedings. Vol. 2008. American Medical Informatics Association, 2008.
- [2] A.Soumeya, D.Michel, R.Claire, B.Philippe and L.Eric. "A UMLS-based knowledge acquisition tool for rule-based clinical decision support system development." Journal of the American Medical Informatics Association, vol 8, no. 4, pp. 351-360, 2012.
- [3] Ali, Taqdir, et al. "Multi-model-based interactive authoring environment for creating shareable medical knowledge." Computer methods and programs in biomedicine 150 (2017): 41-72.
- [4] K. Fehre, K.-P. Adlassnig, "Service-oriented arden-syntax-based clinical decision support", Proceedings of eHealth2011. Vienna: Austrian Computer Society (2011) 123-8.
- [5] D. F. Sittig, A. Wright, J. A. Oshero, B. Middleton, J. M. Teich, J. S. Ash, E. Campbell, D. W. Bates, "Grand challenges in clinical decision support", Journal of biomedical informatics 41 (2) (2008) 387-392
- [6] D. Dustin, D. Jemery, B. Christopher, F. Simon and A. J. Mark. "A Knowledge Authoring Tool for Clinical Decision Support" Journal of Clinical Monitoring and Computing, vol 22, no. 3, pp. 189-198, 2008
- [7] A. Wright, D. F. Sittig, A four-phase model of the evolution of clinical decision support architectures, International journal of medical informatics 77 (10) (2008) 641-649.
- [8] Redfield, M.M., et al. Burden of systolic and diastolic ventricular dysfunction in the community: appreciating the scope of the heart failure epidemic. JAMA 289, 194-202 (2003).
- [9] Choi, D.J., et al. Characteristics, outcomes and predictors of long-term mortality for patients hospitalized for acute heart failure: a report from the korean heart failure registry. Korean Circ J 41, 363-371 (2011).
- [10] Bleumink, G.S., et al. Quantifying the heart failure epidemic: prevalence, incidence rate, lifetime risk and prognosis of heart failure The Rotterdam Study. Eur Heart J 25, 1614-1619 (2004).
- [11] Ponikowski, P., et al. 2016 ESC Guidelines for the diagnosis and treatment of acute and chronic heart failure: The Task Force for the diagnosis and treatment of acute and chronic heart failure of the European Society of Cardiology (ESC). Developed with the special contribution of the Heart Failure Association (HFA) of the ESC. Eur J Heart Fail 18, 891-975 (2016).
- [12] Kim, M.S., et al. Korean Guidelines for Diagnosis and Management of Chronic Heart Failure. Korean Circ J 47, 555-643 (2017).
- [13] Ali, Taqdir, et al. "The Intelligent Medical Platform: A Novel Dialogue-Based Platform for Health-Care Services." Computer 53.2 (2020): 35-45.
- [14] A. Kalyanpur, B. K. Boguraev, S. Patwardhan, J. W. Murdock, A. Lally, C. Welty, J. M. Prager, B. Coppola, A. Fokoue-Nkoutche, L. Zhang, Y. Pan, and Z. M. Qiu, "Structured data and inference in DeepQA," IBM J. Res. & Dev., vol. 56, no. 3, pp. 10:1-10:14, 2012.
- [15] R. K. Ando, M. Dredze, and T. Z. 0001, "TREC 2005 Genomics Track Experiments at IBM Watson.," TREC, 2005.
- [16] A. J. Mitus, "The Birth of InterQual: Evidence-Based Decision Support Criteria That Helped Change Healthcare," Professional Case Management, vol. 13, no. 4, pp. 228-233, 2008.
- [17] M. J. McKendry and J. Van Horn, "Today's Hospital-Based Case Manager," Lippincott's Case Management, vol. 9, no. 2, pp. 61-71, 2004.
- [18] M. Samwald, K. Fehre, J. de Bruin, and K.-P. Adlassnig, "The Arden Syntax standard for clinical decision support: Experiences and directions," Journal of Biomedical Informatics, vol. 45, no. 4, pp. 711-718, Aug. 2012.
- [19] Together we can change what's is possible, The power of AllScripts Solutions, <http://www.ihtsdo.org/snomedct/whysnomedct/benefits/> [Visited on May, 2020]
- [20] The Measure of Health, ReedGroup, MD Guidelines

<https://www.mdguidelines.com/> [Visited on May, 2020]

- [21] Yu, Hyeong Won, 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* 26.6 (2019): 524-536.
- [22] Hussain, M., et al. Data-driven knowledge acquisition, validation, and transformation into HL7 Arden Syntax. *Artif Intell Med* 92, 51-70 (2018).
- [23] Choi, Dong-Ju, et al. "Artificial intelligence for the diagnosis of heart failure." *NPJ Digital Medicine* 3.1 (2020): 1-6.

## 약 력



최 동 주

1981년 서울대학교 자연과학대학 의예과  
 1985년 서울대학교 의과대학 의학사  
 1994년 서울대학교 대학원 의학석사  
 1998년 서울대학교 대학원 의학박사  
 1992년~1994년 국립경상대학교 의과대학, 조교수  
 1995년~1997년 미국 UC San Diego, 교환교수  
 1997년~1998년 미국 Univ. of North Carolina-Chapel Hill, 교환교수  
 1998년~2001년 국립경상대학교 의과대학, 부교수  
 2002년~현재 서울대학교 의과대학, 부교수 ~ 교수  
 2003년~현재 서울대학교 의과대학, 교수  
 2005년~2014년 분당서울대학교병원 심장센터장  
 2013년~2015년 경기도 권역심뇌혈관 심혈관센터장  
 2018년~현재 대한심부전학회 회장

## 약 력



Taqdir Ali

2006년 Kohat University of Science and Technology 학사  
 2019년 경희대학교 컴퓨터공학 박사  
 2019년~현재 경희대학교 박사 후 연구원  
 관심분야: 임상 의사결정지원시스템



박진주

2003년 독일 Heidelberg 의과대학 학사  
 2009년 서울대학교 의과대학 의학과 석사  
 2018년 서울대학교 의과대학 의학과 박사  
 2006년~2013년 서울대학교병원 수련의, 전공의, 전임의  
 2013년~분당서울대학교병원 조교수, 부교수



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



이승룡

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