

의료 도메인을 위한 점진적 지식획득방법

김도형, 강병호*, 이승룡

경희대학교, 호주 University of Tasmania*

요 약

인공지능 기술의 발달과 함께 최근 의료분야에서 IBM ‘왓슨 포 온콜로지’가 국내 병원에 실전 배치됨에 따라서 AI 기반 임상 의사결정지원 시스템(Clinical Decision Support System: CDSS)에 대한 관심이 의료계에서 커지고 있다.

CDSS시스템에서 가장 핵심적인 요소인 지식베이스는 의료분야의 특성상 고 신뢰성, 정확성, 무결성이 담보되어야 한다. 이러한 특성은 시스템의 개발 단계에서의 학습과정 뿐만 아니라, 시간이 지남에 따라 진화하는 지식의 유지보수 단계에서도 유지될 수 있어야 한다. 그러나, 대부분의 의료 전문가시스템들은 이러한 시스템의 사용중에 발견되는 새로운 지식의 변화를 잘 수용하지 못하였기 때문에 실제 병원 현장에서 활용이 활성화 되지 못하였다.

따라서, 본 고에서는 의료분야에서 CDSS 지식의 진화에 따른 역동성에 잘 대응할 수 있는 효과적인 방법인 MCRDR (Multiple Classification Ripple Down Rules)을 소개하며, 주요 특징인 지식유지관리 및 다중 분류에 대해서 살펴본 다음, MCRDR이 적용된 응용 사례에 대해서 소개한다.

I. 서 론

현재 IoT, 빅데이터, 클라우드 기술의 발전과 함께 인공지능 기술이 전 산업분야에 활용됨에 따라 의료계에서도 CDSS개발에 대한 관심이 커져가고 있다. CDSS는 높은 신뢰도와 고품질의 의료 지식베이스를 기반으로 하여 추론을 통해 의료진에게 임상 의사결정을 지원함으로써 의료행위의 오류를 감소시키고, 의료 서비스의 품질과 효율성을 증대시킬 수 있는 전문가 시스템을 말한다.

최근, 눈부신 인공지능 기술의 발전에 따라 의료진의 새로운 지식이나 경험뿐만 아니라, 환자의 몸이나 생활 환경으로부터 수집되는 방대한 양의 빅 데이터로부터 CDSS에서 필요로 하는

의료지식을 획득하여 CDSS를 활성화하기 위한 시도가 이루어지고 있다.

CDSS에서 요구되는 지식베이스는 새로운 지식을 융통성있게 지속적으로 수용해야만 될 뿐만 아니라 변화되는 지식에 대한 무결성, 신뢰성, 정확성을 동시에 보장해야만 된다. 이처럼, 기존 지식에 새로운 지식을 점진적으로 (Incremental) 학습시키는 방식을 점진적 학습방식이라고 한다.

의료 전문가시스템에 대한 연구는 대략 1950년대 후반에 시작되었다. 1959년에 Ledley와 Lusted [1]는 진단과 환자 관리와 같은 임상 의사결정 과정에 컴퓨터를 사용하는 것이 타당하다고 제안했다. 과거부터 연구 개발에 대한 좋은 예시는 Shortliffe et al. [2]가 컴퓨터 기반 임상 의사결정을 다루는 800개의 연구 논문 리뷰이다. 이 논문에서 다양한 의료 전문가시스템 개발 방법을 소개하였고, 이러한 방법들이 공통적으로 갖는 지식 수정의 어려움을 언급하고 있다. [3]은 과거부터 CDSS 개발과정 및 주요 기술의 동향을 소개하고, 미래 발전 방향을 제시하고 있다. 이 논문에서는 진단 추론의 신뢰성이 필요하며, 지속적으로 질병을 다룰 수 있도록 시스템을 고도화 해야 할 것을 강조하고 있다.

CDSS는 룰 기반 전문가시스템 방법론 외에도 확률론적 추론 (Probabilistic reasoning), 패턴인식기술을 포함한 많은 기계 학습 접근법 [2]에 의거해서 개발되고 있다. [4]에서는 여러 기계 학습 기법을 혼합한 단일 분류 방법이 제안되었고, [5]는 복수 분류를 위한 방법을 제안하였으나, 개발에 시간과 자원이 많이 소요되어 복수 분류인 경우 정확도를 담보하지 못하는 문제가 있다. 그밖에 CDSS 연구에 대한 자세한 정보는 본 특집호의 ‘Contemporary CDSS frameworks and A Case Study of Smart CDSS’에서 다룬다.

CDSS를 위한 점진적 지식획득 방법을 논하기에 앞서, 기존 지식획득의 문제 [6]와 지식 유지보수의 필요성에 대해서 살펴 볼 필요가 있다.

첫째, 전문가 시스템 개발 시 일반적으로 도메인 지식을 정확히 이해하지 못하는 지식 엔지니어 또는 소프트웨어 엔지니어에게 지식베이스 구축을 너무 의존한다. 예를 들어 도메인 지식은 전문가의 지식이나 경험을 기반으로 하지만 전문가시스템의 지

식베이스에는 지식 엔지니어가 직접 지식을 저장한다. 이 과정에서 전문가와 지식 엔지니어 간 미스 커뮤니케이션에 의해 지식 오류가 발생할 수 있는데, 이를 지식 병목현상이라 한다. 따라서, 의료분야 전문가시스템의 지식획득은 지식의 오류를 방지하고 신뢰도와 정확성을 유지하기 위하여 도메인 전문가인 의사가 가급적 지식 엔지니어의 도움을 최소로 받으면서 직접 지식을 구축할 수 있는 환경이 지원되어야 한다.

둘째, 의료분야의 지식획득은 특정 영역에 대한 지식의 깊이 뿐만 아니라 시스템 운영 과정에서 발생하는 지식의 폭을 시간이 지남에 따라 점진적 확대할 수 있어야 한다. 도메인 전문가는 자신의 전문분야에 깊은 지식을 가지고 있지만 지식의 폭은 제한적이다. 개발 단계에서는 특정 전문가가 주로 지식을 만들어 가기 때문에 지식의 깊이만을 고려하여 지식베이스를 구축한다. 고품질과 신뢰도를 위하여 지식의 깊이를 확보하는 것이 중요하지만, 실제 개발 및 운영 단계에서는 알려지지 않은 지식에 노출되는 경우가 빈번히 발생한다. 즉, 새로운 지식에 대한 확장을 위해서는 지식의 폭도 같이 고려되어야 한다. 일반적으로 전문가 시스템을 개발할 때, 지식의 깊이와 폭의 변화에 적응적으로 대응할 수 있는 방법이 매우 중요한 요소이지만, 기존의 전문가 시스템들은 이같은 변화에 대한 적절한 대응 수단이 결여되어있다 [7]. 또한, 대표적인 지식획득 기법인 규칙 기반 방법은 지식베이스가 커짐에 따라서 지식 정합성을 유지하기 위한 비용도 크게 증가한다. 그리고, 기계학습에 의한 지식획득 기법은 지식베이스를 업데이트 하기 위해서 항상 지식베이스를 새로 모델링을 해야하기 때문에 기존 지식과의 일관성이나 성능향상을 보장하기 어렵다. 이 같은 관점으로 보았을 때 기존의 지식획득 방법들은 대부분 점진적 지식획득에는 한계가 있다.

셋째, 지식베이스를 점진적으로 키워나가기 위해서는 지식 유지보수가 필연적으로 수반되어야 한다. 전문가 시스템 개발의 핵심 요구 사항은 지식 정합성 평가(Verification & Validation: V&V)이며, 이는 새로운 지식이 지식베이스에 추가 될 때, 지식의 무결성 뿐만 아니라 성능을 저하시키지 말아야 한다. 또한, V&V 절차가 쉽고 편리하지 않으면 지식 유지보수 비용이 기하급수적으로 증가할 수 있으며, 이는 시스템 운용 실패로 이어질 수 있다. 따라서, 전문가시스템 개발에서 손쉽게 지식을 검증할 수 있는 저비용, 고효율의 지식획득 방법을 사용하는 것이 중요하다. 따라서 본 고에서는 이와 같은 문제점을 해결할 수 있는 RDR과 이를 확장한 MCRCR 방법론에 대해서 소개한다. 본고의 구성은 다음과 같다. II장에서 는 RDR을 소개하고, III장에서 MCRCR의 특징 및 기능을 기술하고, IV 장에서 MCRCR응용 사례를 소개한 다음, V장에서 결론을 맺는다.

II. RDR 소개

점진적 지식획득과 지식관리의 문제점을 해결하기 위해 Compton과 Jansen이 RDR(Ripple Down Rule)[9]을 제안 하였다. RDR은 지식베이스 구조가 트리 형태로 표현되며, 트리의 노드는 하나의 룰이 된다. 트리에 노드가 추가되는 형태로 지식이 점진적으로 학습되며, 이 과정에서 생성되는 Cornerstone case라는 메타정보를 이용하여 V&V가 자동적으로 이루어진다. 이를 통해 전문가는 룰 구조를 명확히 이해할 수 있으며, 지식획득 시 오류 없이 쉽게 지식을 학습시킬 수 있다. RDR과 이를 확장한 MCRCR의 기본적인 원리는 같기 때문에 RDR의 자세한 설명은 MCRCR을 다루는 본 고의 III장을 참조 바란다.

한편, 앞서 언급한 지식획득과 지식 유지보수에 대한 세가지 문제를 해결할 수 있는 RDR의 특징은 다음과 같다. 첫째, 기존 지식획득 방법들과 달리 RDR은 지식베이스를 학습시킬 필요가 있을 때, 지식 엔지니어의 개입이 거의 없이 도메인 전문가가 직접 새로운 지식을 지식베이스에 실시간으로 학습시킬 수 있는 환경을 제공하므로 지식 변화에 빠르게 대응할 수 있다. RDR에서는 학습되어야 하는 지식과 연관이 되는 사례들을 전문가에게 제시하여 그 사례에 대한 전문가의 판단을 활용하여 시스템이 지식을 직접 생성한다 (III장, <그림 1> 설명 참조).

둘째, RDR에서의 지식확장은 기존 지식베이스 구조를 해치지 않고 점진적으로 룰을 추가하는 점진적 지식학습방식을 적용한다. 이 방식은 실제로 사람의 지식학습과정과 동일한 방식을 컴퓨터로 구현하여 기존의 지식병목현상을 해결하였다 (3.2절 참조).

셋째, RDR은 새로 추가될 지식이 기존 지식과 충돌할지 여부를 사례를 통하여 전문가의 지식을 직접 획득하고, 지식베이스를 스스로 변화시킨다 (3.2절 참조). 그리고 이 과정에서 지식 유지를 위한 핵심 요소인 V&V가 동시에 이루어진다.

하지만, RDR은 한계도 가지고 있다. RDR의 한계는 오직 하나의 문제에 대해서 단일 결론만을 도출할 수 있다[10]. 예를 들면, 환자의 경우 여러 개의 독립적인 병을 가지는 경우가 많다. 현재 RDR로 구현된 PEIRS [11] 시스템은 이러한 경우에 여러가지 질병을 통합하여 하나의 질병으로 분류한다. 그러나 이는 지식획득 작업량을 기하급수적으로 증가시킬 수 있고, 지식베이스에 상당한 양의 지식이 중복 저장 된다. 이러한 문제는 도메인을 서브도메인으로 정확히 구분하고 각 도메인에서 도출된 결론을 복수결론으로 사용하여 해결할 수도 있다. 그러나 RDR만으로 해결해야 할 경우 독립적인 KBS(Knowledge-Based System)을 구축하여 서브 도메인마다 지식베이스를 구축하여야 한다. 그러나 도메인을 다수의 하위도메인으로 정확히 나누기는 쉽지 않을 뿐만 아니라, 지식획득 및 관리 전반에 걸쳐 많은 문제를 야기시

킬 수도 있다.

따라서, RDR에서 단일 결론의 단점을 보완한 MCRDR (Multiple-Classification Ripple Down Rules)이 개발되었고, 다음 장에서 MCRDR의 특징 및 기능에 대해서 살펴보도록 한다.

III. MCRDR 특징 및 기능

Kang [12]은 RDR의 한계를 극복하기 위해 기존 RDR을 확장하여 MCRDR을 개발하였다. 즉, MCRDR은 RDR 기본 전략과 장점을 계승하지만 복수결론을 다룬다는 점에서 RDR과 차별성을 가진다. MCRDR은 RDR의 기본 형식을 가지며 복수의 분류를 제공한다. 결과적으로 MCRDR은 의료 전문가 시스템에서 진단과정에 적용하기에 적합한 몇 가지 특성을 가지고 있다.

첫째, 다른 전문가시스템에서의 유지 관리 기술과 달리, MCRDR은 추론 결론이 옳은 이유에 대한 정당성을 제공할 뿐만 아니라 시스템이 특정 결론에 도달하는 과정에 대한 합리적인 설명을 제공한다.

둘째, MCRDR은 복수의 결론(예: 진단 또는 치료)을 도출한다.

셋째, MCRDR을 통해 전문가의 지식 엔지니어링 기술이나 지식 엔지니어의 지원 없이 스스로 지식을 획득 할 수 있다.

마지막으로, MCRDR은 지식베이스 구조를 유지한 채 효과적인 방식으로 지식을 업데이트 한다.

다른 전문가 시스템의 지식관리기술과 달리 RDR이 오류를 감지하면 RDR은 사용자에게 지식베이스의 전체 부분을 수정하지 않고 해당 문제를 해결하기 위한 새로운 규칙을 추가하기 만하면 된다.

다시말해, MCRDR이 지식관리에 우수한 성능을 보이는 이유는 MCRDR은 RDR과 같이 입력된 테스트케이스에 대한 결론이 잘못된 경우, 이전에 올바른 결론을 유도한 다른 기초케이스 (Cornerstone case)와 차이를 이용하여 잘못된 결론을 수정할 수 있기 때문이다. 즉, 시스템의 도움으로 새로운 룰의 구성요소를 만들 수 있으므로 지식 유지보수가 한결 수월해지게 된다.

〈그림 1〉은 MCRDR 전문가시스템의 기본적인 구조 및 동작과정을 나타낸다. 시스템은 크게 추론 엔진, 지식획득 엔진, Cornerstone case, knowledge base로 구성된다.

- 추론엔진: 추론엔진은 입력된 사례로부터 적합한 해답을 얻기 위해 지식베이스를 조사한다.
- 지식획득엔진: UI 기반으로 도메인 전문가가 직접 룰을 정의하고 자동화된 V&V 기능을 통해 지식 정합성을 판단하여 즉각적으로 지식획득을 수행할 수 있다. 룰 정의는 사례가 포함하는 데이터 Attribute를 이용하여 조건을 정의하고, 정의하고자 하는 지식을 표현하기 위해 결론(Conclusion)을 정의하여 이루어진다.
- Cornerstone case: 룰을 정의하거나 Case로 인해 해당 룰이 발현될 때, 룰에 연관관계를 갖는 Case를 의미한다. 이것은 V&V를 수행할 때, 지식 정합성을 검사하기 위해서 이용되며, 이를 통해 전체 지식베이스를 수정하지 않고 특정 지식만을 수정할 수 있다.
- Knowledge base: 지식획득과정을 통해 구축된 룰의 집합이며, RDR 및 MCRDR은 트리 구조로 지식을 표현한다.

다음으로 MCRDR의 주요 기능인 추론과 지식획득에 대해서 살펴보도록 한다.

1. MCRDR의 추론

RDR 지식베이스 구조는 이진트리로 구성되지만 MCRDR은 n-ary 트리로 구성된다. 〈그림 2〉에서 보는 것과 같이 새로운 케이스가 입력된 경우 최상단에서 모든 룰을 평가 하고 다음 레벨에서 룰 평가가 이루어지는 형태로 추론이 이루어진다. 추론 프로세스에서 모든 룰을 평가하면서, 결론을 유도해 나가고 더 이상 평가할 룰이 없거나 테스트 케이스에 만족하는 룰이 없는 경우에는 추론 동작을 멈춘다. 이렇게 하여 최종적으로 여러 경로를 통해 복수결론을 도출할 수 있다. 〈그림 2〉를 보면 최종 결론은 Rule 6과 Rule 9에서 도출됐으며, 각각의 경로는 Rule 0→1→2→6과 0→1→2→9임을 알 수 있다. RDR과 MCRDR의 공통적인 장점은 지식 추론과정을 쉽고 분명하게 도메인 전문가 및 서비스 사용자에게 제공할 수 있다는 것이다. 의료 분야와 같이 민감하고 정확한 결과가 요구되는 경우는 지식추론 과정을

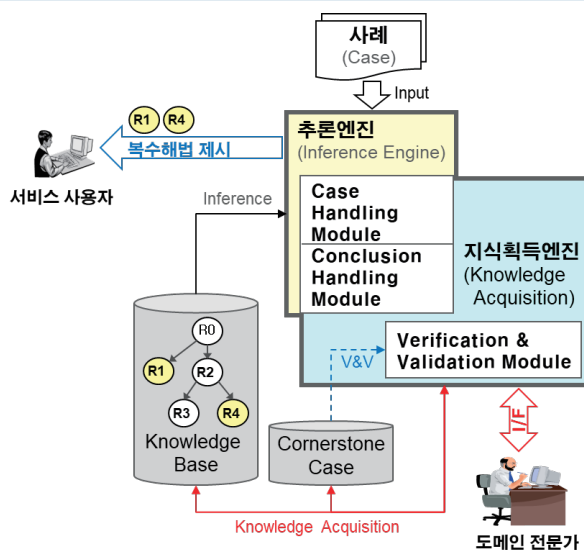


그림 1. MCRDR 전문가시스템 개념

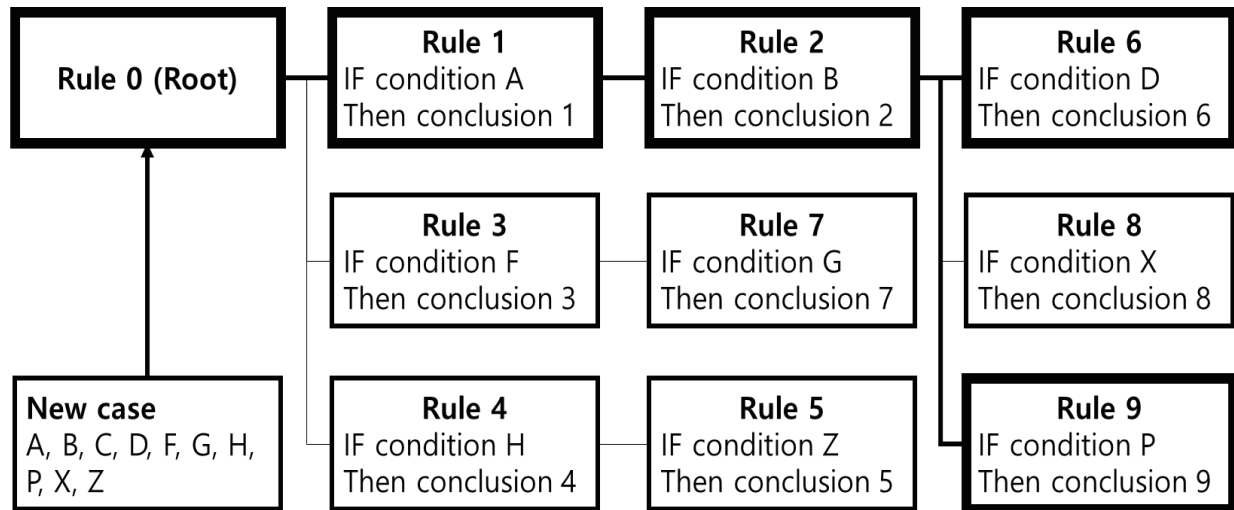


그림 2. MCRDR 추론 예시

분명히 제시하여, 잘못된 처방을 하는 경우를 피해야 한다. 이러한 메커니즘이 MCRDR이 의료분야에 적합한 방법임을 입증해주는 하나의 주요 요소이다.

이렇게 추론 결과가 도출 되었지만, 전문가가 평가할 때, 결론을 바꾸어야 할 필요성이 있을 경우 지식획득과정이 발생한다.

2. MCRDR의 지식획득

테스트케이스로부터 결론이 잘못 됐거나 혹은 존재하지 않을 경우 지식획득이 요구된다. 지식획득은 세 가지 프로세스로 이루어진다. 첫번째, 시스템은 전문가에게 올바른 결론을 요구한다. 두번째, 시스템은 새로운 룰의 위치를 결정한다. 마지막으로, 시스템은 전문가에게 새로운 룰의 조건을 요구한다.

① **새로운 결론 요구** : 새로운 결론을 얻기 위해서 전문가는 새로운 결론을 결정할 필요가 있다. 예를 들면, 테스트케이스로부터 도출된 결론이 결론1, 결론 3, 결론 5라고 가정할 때, 전문가는 결론 1은 고칠 필요가 없고, 결론 3은 제거하고 결론 6, 결론 8이 추가되어야 한다고 결정할 수 있다.

② **룰 위치 결정** : 시스템이 지식베이스 오류를 수정하기 위해서 새로운 룰을 추가해야 한다면, 표 1에서 보는 것과 같이 시스템은 룰의 위치를 자동적으로 결정하게 된다. MCRDR은 지식베이스 오류를 수정할 때, 기존 지식을 제거하거나 구조를 변경하지 않는다. 다만 새로운 룰을 기존 지식베이스에 추가하는 형태로 지식 추가, 수정, 삭제가 이루어 진다. 지식 추가, 수정과 다르게 삭제의 경우는 동일하게 룰이 지식베이스에 추가 되지만, 조건은 있고 결론이 없는 형태의 룰이다. 이를 Stopping rule이라고 한다. 이 방식을 통해서 지식베이스의 다른 룰에 영향을 주지

않고 지식을 제거하는 효과를 준다. 지식베이스는 트리형태로 계층적으로 이루어지기 때문에, 룰을 상위에 추가하는 경우는 룰 사용 빈도를 높혀 빠른 지식 확장이 가능하지만, 그 만큼 오류율도 높아진다. 반대로, 하위에 추가하는 경우는 룰의 사용빈도를 제한하는 것이므로 도메인 지식의 빠른 확장은 기대할 수 없으나, 룰 적용의 오류율은 낮아진다. 즉, 룰이 하위로 갈수록 더 정교해짐을 의미한다.

③ **룰 조건 결정** : 룰 위치가 결정되면 룰 조건을 정의하여야 한다. 조건은 전문가가 직접 결정할 수도 있으나 시스템의 도움을 받아 중복된 조건을 피할 수도 있다. 최적의 조건을 결정하기 위해서 MCRDR은 DL(Difference list)와 기초케이스 개념을 제안한다. DL의 식은 $(\text{case A} - \text{case B}) \cup (\text{Case B} - \text{Case A})$ 로 표현되고, 기초케이스는 한 개의 룰만을 볼 때, 룰을 만들기 위해서 사용된 케이스 즉, 지식획득이 발생하도록 한 원인이 된 케이스로 정의할 수 있다. 조건을 구하는 프로세스는 다음과 같다.

첫번째, ②에 의해 지정된 위치에 존재하는 룰의 기초케이스 중 하나를 선택 한다.

두번째, 선택된 기초케이스를 테스트케이스와 비교하여 DL을 만든다.

세번째, 생성된 DL을 이용하여 나머지 기초케이스를 만족하는 조건이 만들어지는 테스트하여 만족하는 기초 케이스만 분류한다.

마지막으로 기초케이스가 없을 때까지 첫번째부터 세번째를 반복 실행한다.

이렇게 만들어진 최종 DL 중에 전문가가 적당한 조건을 선택 하면 최종적인 새로운 룰의 조건이 된다. 이 테스트케이스는 새로운 룰의 기초케이스로 기억된다. 이러한 작업을 반복하여 새

로운 룰이 만들어진다. MCRDR은 하나의 룰에 대하여 여러 개의 기초 케이스를 가지지만 RDR은 한 룰에 하나의 기초 케이스만을 가진다.

임의로 전문가가 DL을 이용하지 않고, 직접 룰 조건을 정의하여 룰을 추가하려고 시도하는 경우, MCRDR은 새로운 룰 조건과 새로운 룰이 지정된 위치의 상위 룰의 기초케이스를 평가하여 새로운 룰 조건에 만족하는지를 평가한다 (V&V). 만일, 만족한다면 새로운 룰이 기존 룰과 충돌한다는 의미이며, 이렇게 룰이 그대로 지식베이스에 추가되면, 기존 룰에서 결론을 도출해야 할 케이스가 의도치 않게 새로운 룰에서 결론이 나올 수 있다. 시스템은 새로운 룰을 지식베이스에 추가 하기 이전에 충돌 여부를 전문가에게 알려주고, 전문가를 이를 반영하여 새로운 룰을 정의한다.

위의 세 프로세스를 거치면 지식획득 작업은 끝이 난다. 결론적으로 MCRDR은 기초케이스 개념을 이용하여, 지식의 정합성을 룰의 조건부 생성과정에서 실시간으로 자동 평가하여 시스템이 전문가로부터 쉽게 지식획득을 할 수 있도록 도우며, 내부적으로 룰을 추가하는 방식을 통해 지식베이스의 성능을 유지한 채 점진적 지식획득이 가능하다.

CDSS에서의 해결과제 및 MCRDR 기능 요약은 <표 2>에 정

표 1. MCRDR지식베이스 수정 전략

분류 오류	지식베이스 수정방법
잘못된 분류를 중지시킴	룰 패스의 하위에 새로운 중단 룰을 추가함
잘못된 분류를 수정함	룰 패스의 하위에 새로운 룰을 추가함
새로운 독립적인 분류를 추가함	루트 노드 하위에 새로운 룰을 추가함

표 2. CDSS에서의 문제와 MCRDR을 이용한 해결 방법

번호	문제: CDSS에서의 이슈	해결방법: MCRDR 특징
1	의사는 CDSS의 진단 이유를 알 수 없고, 시스템만을 이용하는 환자는 대개 결과 (예: 진단 또는 치료)만 받고 전문가의 조언을 직접 받지 못한다.	MCRDR은 결론이 옳은 이유 뿐만 아니라 전문가시스템이 실제로 결론을 도출하는 방법에 대한 합리적인 설명을 제공한다.
2	환자는 여러 가지 독립적인 질병을 가질 수 있다.	MCRDR은 여러 개의 독립적인 클래스를 만든다. 단일 결론을 제공하기보다는 사례에 대해 여러 결론을 제공함으로써 복합 질병을 처리 할 수 있다.
3	도메인 전문가(예: 의사)는 전문가 시스템을 관리하기 위해 지식 엔지니어의 도움을 받아야 한다.	MCRDR을 사용하면 도메인 전문가가 지식 엔지니어링 기술 없이도 스스로 지식베이스를 유지 관리할 수 있다. 따라서, 비용이 많이 들고 시간이 많이 걸리는 작업을 줄일 수 있다.
4	지식베이스에서 룰에 오류가 발생하면 전문가는 지식 엔지니어에게 리엔지니어링을 요청해야 한다.	MCRDR은 매번 지식베이스 전체 구조를 리엔지니어링 할 필요가 없다. 도메인 전문가는 지식베이스에 오류를 발견한 경우에만(예: 결론이 없거나 잘못된 경우) 새 룰을 추가하여 수정할 수 있다.

리하였다. CDSS환경에서 발생할 수 있는 잠재적 문제가 있을 수 있으며 MCRDR 기능은 이러한 문제를 효과적으로 해결할 수 있는 능력을 갖추고 있다.

따라서 CDSS가 MCRDR 기반 전문가시스템과 통합되면 환자와 의사(의료종사자 포함) 모두에게 우수한 서비스를 효과적으로 제공 할 수 있다.

IV. 응용사례

RDR (또는 MCRDR)은 전문가시스템 영역에서 가장 상업적으로 성공한 접근 방식이다. 이 장에서 도메인 적합성에 따라서 RDR과 MCRDR이 적용된 사례를 소개한다.

MCRDR을 도입한 조직 중 하나인 호주의 Pacific Knowledge Systems (PKS)는 병리학 분야의 선도적인 업체이며 14개 화학 병리학 연구소에서 약 100개의 지식 베이스를 구축했다. PKS는 병리학 보고 툴킷인 LabWizard를 개발했다. 이 도구는 포도당, 갑상선 항체 및 바이러스성 패널과 같은 다양한 도메인의 보고서에 대한 해석을 구축하는데 사용된다. 실제 활용에 [13]에 따르면 LabWizard는 고객으로써 임상의를 만족시키는 중요한 결과를 제공한다. LabWizard는 전 세계의 병리학 실험실에서 채택되어 한 달에 백만 건의 해석을 수행한다.

의료분야에서 약물 복용에 관련된 문제는 매우 중대한 사항이며 특히, 여러 약물을 동시에 복용하는 노인의 경우는 문제의 심각성이 커진다. 이러한 문제를 해결하기 위해 [14]에서 환자와 관련된 약물을 간과하는 일이 없도록 약물 검토 보고서의 일관성과 품질을 향상시키고자 RDR 기반 지능형 의사결정지원시스템을 개발하였다. 시스템 평가 결과, 약물 관련된 문제 감소 및

의료 비용 절감 효과가 있음을 증명하였다.

[15]는 의료분야에서 환자의 각종 증상에 따른 복잡한 진단과정을 다루기 위해서 점진적인 지식획득과 복수의 진단 결과 추론을 위해 RDR 기반의 의료 전문가시스템 프레임워크를 제안하였다. 확장된 연구로써 [16]은 임상병리정보시스템에서 혈액종합검사에 대한 소견 추론 자동화를 위해 RDR을 적용하였으며, 의사 또는 임상병리사가 지식을 쉽게 획득하고 관리할 수 있도록 하였다. 기존 규칙 기반 방법 대비 제안한 시스템이 가진 지식관리 능력을 통해 추론 결과의 정확도 저하율이 낮아짐을 보였다.

세계에서 가장 큰 온라인 식료품 업체 인 Tesco는 제품 정보 관리를 위해 RDR을 기반으로 한 Sonetto를 사용한다. Tesco 비즈니스 분석가는 수많은 RDR 규칙을 개발하여 주로 제품에 대한 적절한 정보가 제휴사 사이트에 표시되고 유사한 제품을 고객에게 제안하는 데 사용한다. Sonetto는 easyJet 및 Best Buy Europe과 같은 다양한 상업 조직에도 적용된다.

kmAgent는 분류 엔진으로써 MCRDR을 사용하는 자동화된 사이트 모니터링 시스템이다. MCRDR을 통해 분류 시스템을 사용자가 쉽게 학습시킬 수 있으며, 오늘날의 검색 엔진에 의해 생성된 오버 플로우로부터 효율적으로 정보를 제공한다.

Park et al. [17]은 웹 문서 관리에 MCRDR을 적용했다. 문서의 도메인이 다양하기 때문에 웹에서 문서 분류에 대한 지식은 끊임없이 새로운 도메인에 적응해야 한다. 실험 결과는 MCRDR이 지속적인 사용을 위해 점진적 지식획득을 달성할 수 있음을 나타냈다. 점진적 지식획득 기능은 규칙 적용 범위를 개량할 뿐만 아니라 새로운 주제를 추가한다. 이러한 이유로 MCRDR은 다중 도메인 이슈로 인한 문제를 쉽게 해결할 수 있다. 이 실험은 MCRDR에 기반한 지식베이스가 전문가 교체에도 불구하고 견고함을 나타내는 것을 보였다.

Bindofi et al. [18]은 MCRDR이 여러분야에 실증적으로 적용됐을 때 MCRDR의 효율성을 보여준다. 실험 결과를 통해 MCRDR에는 몇 가지 한계점이 있지만 80%의 분류 정확도를 보임으로써 약물 관련 문제를 분류하는 데에 MCRDR 방법이 적합하다는 것이 충분히 입증됐다.

Miranda-Mena et al. [19]은 유방암 치료 시스템을 도입하고 점진적 지식획득을 위해 MCRDR을 채택했다. 이 논문에 따르면 MCRDR에 기반한 지식획득 모듈은 도메인 전문가인 종양 전문의에 의해 유지 될 수 있다. 오류 수정은 지식베이스의 구조를 이해하는 것이 필요하지 않지만 새로운 정확한 규칙만 추가하면 되므로 지식베이스 유지보수는 매우 쉽다. 따라서 전문가는 지식 엔지니어의 도움 없이 스스로 지식 베이스를 유지 관리할 수 있다. 사용성 테스트 분석에 따르면, 종양 전문의는 프로토콜과 종양 전문의 경험에 모두 호환되는 시스템의 동작에 만족했다.

헬프 데스크 도메인은 사전 구조화된 지식을 사용하는 실생활 애플리케이션 중 하나이다. 사전 구조화된 지식을 검색하여 문제를 자동으로 해결하는데 도움이 되며 <http://www.helpdesk.com>, CRM 및 콜 센터를 비롯한 많은 실제 응용 프로그램이 있다. Vazey [20]는 보다 효율적인 방법으로 지식을 구성하는 MCRDR 기반 시스템을 제안했다. 일반적으로 인공지능 도메인의 대부분의 방법론은 도메인이 모든 지식을 유지하거나 도메인이 정적인 분야에서 기능을 잘 발휘했다. 그러나 콜 센터와 같이 역동적이고 불완전한 도메인에서는 제대로 작동하지 않았다. MCRDR은 불완전한 영역에서 지식을 얻는 데 적합하다.

또한 MCRDR은 사용자와 밀접한 관계가 있는 다양한 사용자 친화적인 응용 프로그램에 사용된다. 전형적인 예는 모바일 장치이다. 최근에는 사람들이 다양한 유형의 모바일 장비를 사용하여 언제 어디서나 쉽게 연락할 수 있다. 그러나 모든 곳에서 같은 품질의 콜 핸들링 기능을 제공하는 것은 어렵다. 이것은 통화 처리 기능의 품질이 환경에 의존하기 때문이다. 이러한 이유로 Wobcke [21]는 모바일 장비의 통화 처리를 지원하기 위해 MCRDR 기반 우선 순위 Ripple-Down Rules을 제안했다. 이 논문에서는 발신자, 발신자 그룹, 현재 날짜 및 시간, 사용자 활동과 같은 사용자 세부 정보를 기반으로 맞춤 규칙을 적용하는 방법을 소개했다.

Burman, Kim et al. [22] 게임 캐릭터의 지능을 향상을 위해서 인공지능을 배우고 유지하기 위한 방법으로 MCRDR을 적용했다. 일반적으로, 게임 캐릭터의 유형은 게임이 처음 개발될 때 결정되므로, 사용자의 필요와 관심을 반영하는 개인화된 캐릭터를 제공하기가 어렵다. 이 문제를 해결하기 위해 Burman은 사용자가 MCRDR을 기반으로 규칙을 추가하여 개인화된 게임 캐릭터를 만들 수 있는 방법을 제안했다.

MCRDR을 이용하여 룰 기반 및 사례 중심의 지식획득 방법을 통합하여 제어 지식을 손쉽게 획득 할 수 있다.

MCRDR은 다른 영역에서 프레임 워크를 적용하는 것뿐만 아니라 개발 된 지식 기반을 기반으로 다양한 문제를 해결하는 데에도 사용된다. Kim and Kang [23]은 적절한 검색 쿼리를 생성하기 위해 MCRDR Document Classification Knowledge를 사용하는 방법을 제안했다. MCRDR에 의해 만들어진 지식베이스는 도메인 지식을 적절하게 나타내기 때문에 관련 영역의 문서를 검색하기 위해 검색 쿼리를 생성할 때 사용될 수 있다.

산업시설에서 고장진단을 위해 MCRDR이 활용되었다. 실제 국내 주요 제철소에 설비 알람 데이터를 기반으로 설비의 문제와 해결 방법을 제시하는 고장진단 시스템을 개발하여 배치하였으며, 현장 전문가의 설비에 대한 지식을 시스템화 하기 위해서 MCRDR이 적용되었다[24]. 이를 통해 발생한 문제에 대해서 복

수의 결론을 현장 전문가에게 제공하여, 다방면으로 문제 해결할 수 있는 근거를 제시한다.

이 장에서 MCRDR이 다양한 분야에서 전문가 시스템 개발을 위한 최적의 솔루션임을 입증할 수 있는 다양한 사례를 소개하였다. 지식획득과 지식관리를 위한 비용을 낮추며, 지식 품질 제고는 물론, 복수의 결론을 추론하여 실제 문제에 대한 다양한 해결 접근이 가능하도록 한다. 이는 특히, 의료분야에서 환자의 병증에 대한 다양한 소견 제공 및 높은 지식베이스 정확도 유지라는 측면에서 MCRDR 방법이 적절할 수 있으며, 이미 의료분야에서 성공적으로 활용되고 있다.

V. 결론

본 고에서는 의료분야와 같이 고수준 지식 품질이 요구되는 도메인에서 점진적이며, 지식의 정합성을 유지한 채 지식획득이 가능하고 유지보수가 용이한 MCRDR의 특징과 동작 과정에 대해서 소개하였다. 특히, 지식 엔지니어가 아닌 도메인 전문가가 직접 지식을 시스템에 학습 시킬 수 있을 뿐만 아니라, 환자가 다양한 병증을 동반할 수 있는 경우 복수의 결론을 제시하는 특징에 대하여 설명 하였다. 그리고 응용사례로 알 수 있듯이 MCRDR을 기반으로 다양한 분야에서 지식 기반 시스템의 구현 가능성을 보여주었다.

향후에는 지능형의료플랫폼에 적용하여 의료진과의 협업을 통하여 지식산업에서의 편의성과 경제성의 효과를 극대화하기 위한 연구를 진행할 예정이다.

Acknowledgement

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신 기술진흥센터의 대학ICT연구센터육성지원 사업의 연구결과로 수행되었음 (IITP-2017-01629)

참고 문헌

- [1] Ledley, R. S., & Lusted, L. B. (1959). Reasoning foundations of medical diagnosis. *Science*, 130(3366), 9-21.
- [2] Shortliffe, E. H., Buchanan, B. G., & Feigenbaum, E. A. (1979). Knowledge engineering for medical decision making: A review of computer-based clinical decision aids. *Proceedings of the IEEE*, 67(9), 1207-1224.
- [3] Middleton, B., Sittig, D. F., & Wright, A. (2016). Clinical decision support: a 25 year retrospective and a 25 year vision. *Yearbook of medical informatics*, (Suppl 1), S103-16.
- [4] Eom, J. H., Kim, S. C., & Zhang, B. T. (2008). AptaCDSS-E: A classifier ensemble-based clinical decision support system for cardiovascular disease level prediction. *Expert Systems with Applications*, 34(4), 2465-2479.
- [5] Woźniak, M., Graña, M., & Corchado, E. (2014). A survey of multiple classifier systems as hybrid systems. *Information Fusion*, 16, 3-17.
- [6] Piaget, J. (1951). The child's conception of the world (No. 213). Rowman & Littlefield.
- [7] Kajko-Mattsson, M. (2008, October). Problems in agile trenches. In *Proceedings of the Second ACM-IEEE international symposium on Empirical software engineering and measurement* (pp. 111-119). ACM.
- [8] Grossner, C., Preece, A. D., Chander, P. G., Radhakrishnan, T., & Suen, C. Y. (1993, July). Exploring the structure of rule based systems. In *AAAI* (pp. 704-709).
- [9] Compton, P. (1989). Maintaining an expert system. *Application of expert systems*, 366-385.
- [10] Chandrasekaran, B. (1990). Design problem solving: A task analysis. *AI magazine*, 11(4), 59.
- [11] Edwards, G., Compton, P., Malor, R., Srinivasan, A., & Lazarus, L. (1993). PEIRS: a pathologist-maintained expert system for the interpretation of chemical pathology reports. *Pathology*, 25(1), 27-34.
- [12] Kang, B., Compton, P., & Preston, P. (1995, February). Multiple classification ripple down rules: evaluation and possibilities. In *Proceedings 9th Banff knowledge acquisition for knowledge based systems workshop* (Vol. 1, pp. 17-1).
- [13] Compton, P., Peters, L., Edwards, G., & Lavers, T. G. (2006). Experience with ripple-down rules. *Knowledge-Based Systems*, 19(5), 356-362.
- [14] Bindoff, I., Stafford, A., Peterson, G., Kang, B. H.,

- & Tenni, P. (2012). The potential for intelligent decision support systems to improve the quality and consistency of medication reviews. *Journal of clinical pharmacy and therapeutics*, 37(4), 452-458.
- [15] 현중환, 오교중, 김유진, 정현석, 강병호, & 최호진. (2016). 임상병리정보시스템에서 소견 추론 자동화를 위한 Induct RDR 기반 경험지식베이스 구축. *한국정보과학회 학술발표논문집*, 1030-1032.
- [16] Hyeon, J., Oh, K. J., Kim, Y. J., Chung, H., Kang, B. H., & Choi, H. J. (2016, January). Constructing an initial knowledge base for medical domain expert system using induct RDR. In *Big Data and Smart Computing (BigComp), 2016 International Conference on* (pp. 408-410). IEEE.
- [17] Park, S. S., Kim, Y. S., & Kang, B. H. (2004). Web Document Classification: Managing Context Change. In *ICWI* (pp. 143-151).
- [18] Bindoff, I., Kang, B. H., Ling, T., Tenni, P., & Peterson, G. (2007, December). Applying MCRDR to a multidisciplinary domain. In *Australasian Joint Conference on Artificial Intelligence* (pp. 519-528). Springer, Berlin, Heidelberg.
- [19] Miranda-Mena, T. G., Ochoa, J. L., Martínez-Béjar, R., Fernández-Breis, J. T., & Salinas, J. (2006). A knowledge-based approach to assign breast cancer treatments in oncology units. *Expert systems with applications*, 31(3), 451-457.
- [20] Vazey, M., & Richards, D. (2005). Troubleshooting at the Call Centre: A Knowledge-based Approach. In *Artificial Intelligence and Applications* (pp. 721-726).
- [21] Wobcke, W., Chan, R., & Limaru, A. (2006, December). A call handling assistant for mobile devices. In *Intelligent Agent Technology, 2006. IAT'06. IEEE/WIC/ACM International Conference on* (pp. 717-722). IEEE.
- [22] Burman, S., Kim, Y. S., Kang, B. H., & Park, G. C. (2006). Maintenance of game character's ai by players. *International Journal of Multimedia and Ubiquitous Engineering*, 1(1), 39-46.
- [23] Kim, Y. S., & Kang, B. H. (2008, September). Search query generation with mcrdr document classification knowledge. In *EKAW* (pp. 292-301).
- [24] 김도형, 강병호, & 이승룡. (2017). 대규모 산업시설을 위한 전문가 지식 기반 예방정비시스템. *정보과학회 컴퓨팅의 실제 논문지*, 23(1), 1-12.

약 력



김도형

2009년 광운대학교 컴퓨터공학과 학사
 2011년 광운대학교 컴퓨터공학과 석사
 2012년~현재 경희대학교 컴퓨터공학과 박사과정.
 관심분야: 유비쿼터스 컴퓨팅, 인공지능, 지식관리,
 전문가시스템



강병호

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



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