

# 임상병리정보시스템에서 소견 추론 자동화를 위한

## Induct RDR 기반 경험지식베이스 구축

현종환<sup>○</sup> 오교중\* 김유진\* 정현석\*\* 강병호\*\* 최호진\*

한국과학기술원 전산학부\*

School of Engineering and ICT, University of Tasmania\*\*

{hyeon0145, aomaru, 117kyjin, hojinc}@kaist.ac.kr\*,

{David.Chung, Byeong.Kang}@utas.edu.au\*\*

## Building an Experiential Knowledge Base using Induct RDR to Inference Comments in Laboratory Information System

Jonghwan Hyeon<sup>○</sup> Kyo-Joong Oh\* You Jin Kim\* Hyunsuk Chung\*\*

Byeong Ho Kang\*\* Ho-Jin Choi\*

School of Computing, KAIST\*

School of Engineering and ICT, University of Tasmania\*\*

### 요 약

본 논문은 임상병리정보시스템의 소견 추론 자동화를 위해 전문가의 경험지식 추출과 RDR 기반 경험 지식 베이스를 구축하는 방법에 대해 기술한다. 임상병리정보시스템에서 소견과 진단들은 의사와 임상병리사와 같은 도메인 전문가에 의해 판단된다. 최근 다양한 증상과 더불어 질병의 복잡도가 증가하는 상황에서, 의료 도메인에 전문가 시스템을 도입하여 소견과 진단의 효율성을 증진시키려는 시도가 이루어지고 있다. 전문가 시스템에서 흔히 발생하는 다수 분류 문제를 단일 분류가 가능한 임상병리검사 항목으로 계층적으로 구분하여 해결함으로써, 기존 방법에 비해 소견 추론 손실률을 감소시켰다. 또한 경험 지식베이스 구축에 도메인 전문가의 지식 수정이 용이한 RDR 기술을 도입함으로써 체계적인 지식 베이스를 구축하였다.

### 1. 서론

임상병리검사는 의사의 진단, 예후, 치료방법을 결정하는데 중요한 판단 근거이다. 따라서 환자의 질병치료에 있어 그 중요성이 날로 증가하고 있다. 최근 복잡해지는 질환의 종류와 원인으로 인해 보다 정밀하고 다양한 임상병리검사 요구되고 있다. 이처럼 늘어나는 임상병리검사의 종류와 양에 비해 의료 전문가 인력과 산출량은 정해져 있다. 따라서 모든 환자 사례에 대해 다양한 검사 결과를 꼼꼼하고 종합적으로 관찰하고 질병을 진단하는 것이 어려워지고 있다. 이러한 문제점을 극복하기 위해 최근에는 전문가 시스템을 도입하여 검사 소견을 내리는데 효율성을 증대 하려는 노력이 시도되고 있다.

본 논문에서는 임상병리정보시스템에서 소견 추론의 자동화를 위해 의사와 임상병리사의 소견으로부터 해당 의료 전문가의 경험 지식을 추출하는 방법에 대해 기술한다. 의료서비스에서 진단과 치료방법 같은 중요한 결정은 환자의 생명과 직접적으로 연관되어 있다. 따라서 이와 같은 중요한 결정들은 주로 의사와 임상병리사 등의 도메인 전문가에 의해 이루어진다. 도메인 전문가들은 많은 임상학적 증상과 검사 결과로부터 복합적인 판단을 거쳐 소견을 내린다. 이 연구에서는 도메인 전문가들의 복합적인 판단의 근거들을 Induct RDR 기술을 통해 학습하고, 해당 소견 판단 지식을

규칙으로 변환하여 경험지식베이스로 구축하는 것을 목적으로 한다.

이 연구에서는 실제 혈액종합검사(이하, 혈중검사) 사례에 제안된방법을 적용하여, 전문가 시스템에서 흔히 발생하는 다수 분류 문제(multiple classification problem)를 단일 검사가 가능한 임상병리 검사 항목으로 계층적으로 구분하여 해결함으로써, 소견 추론의 손실률을 감소시킬 수 있음을 보이려 한다. 또한 다른 산업 현장에서 효과적인 경험지식 표현 방법으로 입증된 RDR기술을 임상병리정보시스템에 도입하여 사례 학습과 전문가의 지식 수정이 용이한 도메인 전문가 경험지식베이스를 구축하려 한다.

본 논문의 2장에서는 관련 연구들과 이해를 위한 배경 지식을 설명하고, 3장에서는 우리가 제안하는 방법과 접근법에 대해 자세히 살펴본다. 4장에서는 초기 지식 베이스 구축의 실험과 결과를 살펴보고, 마지막으로 5장에서는 결론과 후속 연구를 논한다.

### 2. Ripple-down Rules & Induct RDR

전문가 시스템을 구축하기 위해선 전문가의 지식을 시스템이 이해할 수 있는 형식으로 추출하는 과정이 선행되어야 한다. 이 과정에서, 지식의 관리 용이성은 매우 중요한 척도이다.

이전의 연구들에서는 지식 베이스를 구축한 후 새로운

지식을 반영하기 위해 지속적인 지식 공학자의 개입이 필요했다. 이를 개선하기 위해 Ripple-down rules (RDR) 이 제시되었는데, 이 방법은 체계적인 접근 방법을 제공해 지식 공학자의 개입 없이 도메인 전문가가 직접 지식 베이스를 수정할 수 있도록 했다 [1]. RDR에서 우리는 N항 트리 구조인 RDR규칙 베이스를 사용해 결론을 추론한다. 최상위 노드에서 시작해서, 만약 현재 노드에 정의된 조건을 만족한다면 다음 노드로 추론을 계속 진행한다. 만약 만족하지 않을 경우, 추론을 중단하고 마지막으로 만족했던 노드의 결론을 결과물로 반환한다. RDR에서 지식 베이스의 모든 수정은 전문가에 의해 수행된다. 입력에 대한 추론을 모두 완료한 뒤, 전문가는 추론된 결론을 검증해야 한다. 만약 결론에 오류가 있다면, 전문가는 쉽게 추론에 사용된 규칙을 수정할 수 있다.

앞에서 설명했다시피 RDR은 도메인 전문가가 비교적 접근하기 쉬운 형태의 규칙베이스를 구축하는데 도움을 준다. 하지만 규칙베이스를 도메인 전문가가 처음부터 만들기 시작하는 것은 매우 어려운 일이다. 따라서 대부분의 전문가 시스템을 구축할 때에는, 전문가의 지식을 처음부터 추가하기보다는, 통계적인 방법을 사용해 기존의 데이터로부터 초기 지식베이스를 생성하고, 이를 도메인 전문가로부터 수정 받아 정제하는 접근 방법을 취한다. 우리가 이 연구에 도입한 Induct RDR 기술은 수많은 기존의 사례 데이터로부터 기본적인 기계학습 기술을 적용해 RDR 형태의 규칙으로 추출하여, 초기 지식 베이스를 구축하는데 도움을 준다 [2].

### 3. 방법 및 접근법

우리는 검사 결과로부터 소견을 생성하는 전문가시스템을 구축하려 한다. 임상병리검사에서 모든 검사 결과들은 수치로 표현되어 있고, 모든 소견들이 참고 문헌에 정리된 내용을 따르기 때문에 소견을 추론하는 과정이 전문가 시스템을 적용하기에 아주 적합하다고 생각한다.

#### 3.1 RDR 기반 경험지식 베이스 구축

전문가 시스템에서 어떤 의사 결정 시스템을 사용할지 결정하는 것이 매우 중요하다. 왜냐하면 선택한 의사 결정 시스템이 초기 전문가 시스템을 구축하는 과정부터 지식 베이스를 관리하는 방법까지 모든 부분에 영향을 끼치기 때문이다. 우리는 의사 결정 시스템으로 RDR을 사용하기로 결정했다. 왜냐하면 RDR은 초기 지식 베이스를 구축한 이후에도 지식 공학자의 개입을 최소화 할 수 있기 때문이다. 이전의 연구들은 새로운 지식을 반영하기 위해선 지속적인 지식 공학자의 개입을 필요로 했다. 하지만 RDR은 지식 베이스를 수정할 수 있는 체계적인 접근 방법을 제공하기 때문에, 전문가가 직접 새로운 지식을 쉽게 지식 베이스에 반영할 수 있다. 따라서, 지식 공학자의 개입이 더 이상 필요 없고, 지식 베이스를 점진적으로 구축할 수 있다.

우리는 또한 기존의 사례 데이터로부터 지식베이스를 생성하는 Induct RDR 기술을 사용해 초기 규칙 베이스를 구축한다. 우리는 이미 전문가에 의해 생성된 풍부한 데이터를 가지고 있다. 만약 우리가 초기 지식 베이스를 생성할 때 이 데이터를 활용할 수 있다면, 전문가가 처음부터 지식 베이스에 자신의 지식을 추가하는 과정을 최소한으로 줄일 수 있다.

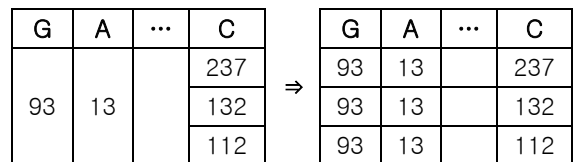
#### 3.2 다수 분류 문제(multiple classification problem)

소견을 추론하는 전문가 시스템은 하나의 검사 결과로부터 여러 개의 소견을 생성해야 한다. 다시 말하자면, 이러한 전문가 시스템은 하나의 입력을 받아 다수의 결론을 만드는 다수 분류 문제라고 할 수 있다. 하지만 Induct RDR을 포함한 이전의 연구에서는 단일 입력을 받아 단일 결론을 만드는 단일 분류 문제(single classification problem) 만을 다루었다. 이 문제를 해결하기 위해서, 우리는 혈중 검사 항목을 표 1과 같이 18개의 집합으로 계층 분류했다.

표 1 혈중검사 항목의 기능 별 18분류

분류	분류	분류
빈혈	간	혈액
체장	혈당	류마티스
혈액형	분변	전해질
매독	간염 바이러스	갑상선
감염증	종양	신장
소변	지질	기타

이 분류 체계에선, 대부분 단일 분류 문제를 만족하기 때문에 기존의 연구 방법들을 적용할 수 있다. 하지만 간염 바이러스와 같은 분류는 단일 분류 문제를 만족할 수 없다. 예를 들어 간염 바이러스는 상황에 따라 A형 간염 바이러스 음성, B형 간염 바이러스 양성과 같은 다수의 결론이 필요하다. 이 문제를 해결하기 위해 우리는 그림1과 같이 데이터를 생성할 때 하나의 검사 결과가 하나의 결론만을 가질 수 있도록 검사 결과를 복제했다.



<sup>a</sup> G: Glucose, A: AST, C: 결론

그림 1 다수 분류 문제를 다루기 위한 방법

이러한 방법으로 데이터를 생성한 뒤, 우리는 각 분류에 독립적으로 Induct RDR을 적용했다.

### 4. 실험 및 결과

우리는 씨젠의료재단 (seegene.co.kr)으로부터 익명화된 혈중검사 결과 데이터를 받았다. 각 검사 결과는 약 500여 종의 다수의 검사 항목을 포함하고 있다. 각 검사는 검사 코드, 수치 값, 최소값, 최대값으로 구성되어 있다. 또한 제공받은 모든 데이터는 전문가로부터 생성된 소견을 사례로써 포함하고 있다. 우리는 이 소견 사례를 학습하여 전문가의 경험지식을 추출하고, 새로운 검사 결과로부터 소견을 추론하는 전문가 시스템을 구축하는 것을 목표로 한다.

우리는 전문가 시스템의 복잡도를 낮추기 위해 검사 결과를 전처리 했다. 검사 결과에는 같은 검사를 가리키는 다수의 검사 코드가 존재했다. 예를 들어 검사 코드 00011과 00530은 모두 Glucose를 가리키는 검사 코드였다. 따라서, 우리는 다양한 검사 코드를 하나의 검사 항목으로 대응했다. 또한 수치 값을 직접 다루기 보다는, 제공된 최소값 및 최대값을 활용해 수치 값을 낮음, 정상, 높음의 세 단계로 양자화 했다.

```

Root THEN 187
[1] IF (GTP == hc) THEN 182
[2] IF (AST == hc) & (ALT == hc) THEN 69
[3] IF (LDH == hc) & (ALP == nc) THEN 65
[4] IF (Cholinesterase == nc) THEN 63
[5] IF (BilirubinTotal == hc) & (LDH == nc) THEN 68
[6] IF (LDH == hc) & (BilirubinTotal == hc) THEN 60
[7] IF (LDH == hc) & (BilirubinIndirect == NA) THEN 61
...
    
```

그림 2 간기능 검사 관련 지식 베이스 예시

앞에서 언급했듯이, 다수 분류 문제를 단일 분류 문제로 다루기 위해 검사 결과를 18개의 그룹으로 분리하고 Induct RDR을 독립적으로 적용했다. 대부분의 분류가 단일 분류를 만족하기 때문에, Induct RDR을 적용하기 매우 적합했다. 그림 2와 같이 초기 지식 베이스 구축을 완료한 뒤, 우리는 각 지식 베이스를 독립적으로 사용해 검사 결과로부터 소견을 추론했다. 그 후, 추론된 소견을 전문가가 작성한 소견과 비교했다.

우리는 7610건의 검사 결과를 사용해 초기 지식 베이스를 구축했고, 1000건의 검사 결과를 사용해 구축된 지식 베이스를 평가했다. 평가 결과는 표 2에 요약되어 있다. 우리는 전문가 시스템에 의해 추론된 소견에서 얼마나 많은 소견이 추가/손실 되었는가를 판단하는 추가율/손실률을 평가 기준으로 삼았다. 결과적으로 우리는 46.91%의 손실률을 확인할 수 있었다. 이 수치는 검사 결과를 18개 계층 분류로 나누는 방법을 사용하기 이전과 비교해 약 70% 향상된 결과이다. 그러나, 우리는 96.01%의 추가율 또한 확인할 수 있었다. 이는 제안한 방법이 18개의 독립적인 지식 베이스를 생성해, 매 추론 마다 최소 18개의 소견을 생성하기 때문인 것으로 보인다.

표 2 제안 방법의 소견 추론 성능 비교

	이전	제안
손실률	66.22%	46.91%

추가율	21.61%	96.01%
-----	--------	--------

### 5. 결론

본 연구에서는 의료 도메인에서 Ripple-down rules (RDR) 기반의 초기 지식 베이스를 어떻게 구축하는가에 대해 살펴보았다. 전문가 시스템을 구축하기 위해선 전문가의 지식을 추출하는 과정이 필요했으며, 이 과정을 위해 전문가가 직접 지식 베이스를 수정할 수 있도록 체계적인 접근법을 제공하는 RDR을 사용했다. 또한 전문가가 자신들의 지식을 처음부터 추가하는 노력을 줄이기 위해 기존의 데이터로부터 RDR 기반 지식 베이스를 구축해주는 Induct RDR을 사용했다.

전문가 시스템은 하나의 검사 결과로부터 여러 개의 소견을 생성하는 다수 분류 문제(multiple classification problem)가 발생한다. 하지만 Induct RDR은 단일 분류 문제(single classification problem)만을 다룰 수 있다. 따라서 이 문제를 해결하기 위해, 검사 항목을 단일 분류가 가능한 18개의 그룹으로 계층 분류한 뒤, Induct RDR을 각 그룹에 독립적으로 적용하였다. 그 결과, 소견 추론 시 손실률을 기존 방법에 비해 약 70% 향상할 수 있었다.

여전히 혈중검사에서 소견 추론 성능 향상을 위해 세부적으로 개선해야 하는 점이 존재하며, 추후 연구를 통해 검사항목 추가 시 규칙 생성 방법, 도메인 전문가의 규칙 수정 시 반영 방법, 유사 사례 검색과 같은 문제들을 추가적으로 개선 할 예정이다.

### 감사의 글

본 연구는 산업통상자원부 및 한국산업기술평가위원회의 산업핵심기술개발사업(지식서비스)의 일환으로 수행하였음. [10052955, 현장 전문가의 경험지식 획득 및 활용을 위한 경험지식플랫폼 개발 연구]

### 참고 문헌

[1] P. Compton, G. Edwards, B. Kang, L. Lazarus, R. Malor, T. Menzies, C. Sammut, "Ripple down rules: possibilities and limitations", In Proc. of the 6th AAAI Knowledge Acquisition for Knowledge-Based Systems Workshop, University of Calgary, Calgary, Canada, pp. 6-1, 1991.

[2] Gaines, R. Brian, and P. Compton. "Induction of ripple-down rules applied to modeling large databases." Journal of Intelligent Information Systems Vol. 5, No. 3: pp.211-228, 1995