Journal of Statistical
Theory & Methods
1997, Vol. 8, No. 1, pp. 1~7

한의 진단 모델의 추론 과정에서 발생하는 불확실한 진단 지식의 처리

신 양 규[1]

요약 전문가 시스템에서의 추론은 주로 IF-THEN 형태의 규칙을 기반으로 하는 지식 베이스에 기초한다. 그러나, 한의 전문가 시스템의 지식은 불확실한 지식 특히 애매한 개념의 지식을 많이 포함하고 있으므로 이에 대한 처리가 요구된다. 본 논문에서는 한의 진단 과정을 추론에 기준하여 분석하고 한의 진단 과정에서 발생하는 불확실한 진단 지식을 제약 조건 논리 프로그래밍언어의 일종인 CLP(R) 언어를 이용하여 표현하고 처리하는 방법을 제안하였다.

주제어: 한의 진단 모델, 불확실한 진단 지식, CLP(R)언어

1. 서 론

환자의 병적 상태를 정확히 분석하여 증형을 파악하고 그에 적합한 처방을 결정할 수 있는 한의 전문가 시스템을 구축하기 위하여서는 진단 과정에서 환자로부터 받아들인 정보를 진단의 진행 순서가 아니라 정보의 처리 과정에 따라 순서적으로 분석하고 또한 입력된 정보의 결과 즉 지식이 어떻게 이용되며 어디에 영향을 미치는가를 표현하여야 한다.

본 연구에서는 생성된 가설이 새로운 가설을 생성하는 것을 기준으로 하여 한의 진단 과정을 네 가지 단계로 나누어 표현하였다. 이때 각 단계를 진행시키는 지식에는 불확실한 지식이 포함되어 있다.

한의 진단 모델에서 발생하는 지식은 크게 두 종류로 구분할 수 있다. 한 종류는 지식 중 특정 부분 혹은 관련된 부분이 결여된 형태이고 다른 한 종류는 제공된 지식의 개념이 불명확한 경우 즉 설명되는 지식의 정확한 의미를 파악하기 어려운 경우이다. 한의의 특성상 후자쪽의 비중이 아주 크다고 할 수 있다. 예를 들면 "현운이 심하다"고 할 때 "현운"이나 "심하다"의 용어 의미는 정확히 정의되기가 힘들고 또 환자의 진단 과정에서 정확히 진단하기가 어렵기 때문에 이것을 애매함으로 인한 불확실성이라 한다. 애매한 개념의 처리를 위하여 퍼지 집합을 사용할 수 있다. 불확실한 지식을 표현하기 위하여 확률과 퍼지 논리를 이용한 연구는 많은 사람에 의해 이루어져 왔다. 의료용 전문가 시스템인 MYCIN에서는 조건문에 부여된 certainty factor

[1] 신 양 규는 경산대학교 자연과학대학 통계학과의 교수다. 본 연구는 1996년도 보건의료기술 연구개발사업의 지원에 의하여 이루어진 것이다.

(-1과 1사이의 실수 값)를 조건문의 전체에 곱하여 결론의 certainty factor를 계산하였고 지리 정보 전문가 시스템인 PROSPECTOR(1992)에서는 베이즈 결정 이론과 베이즈 규칙을 이용하여 조건문의 결론에 관한 확률을 계산하였으며, Kimbrough와 Roehrig(1994)는 상관계수를 이용하여 조건문의 확률을 계산하였고, Shin(1996)은 제약 조건 만족의 관점에서 불확실한 지식을 표현하고 처리하는 방법을 제안하였다.

본 논문에서는 한의 진단 과정을 입력된 정보의 처리 순서에 따라 구조적으로 표현하였고 각 과정에서 발생하는 불확실한 지식을 제약조건 논리 프로그래밍 언어의 일종인 CLP(R)언어를 이용하여 표현하고 처리하였다.

제 2절에서는 한의 진단 과정을 구조적으로 설명하였고 제 3절에서는 퍼지 논리를 이용한 불확실한 한의 지식의 표현 방법을 제안하였으며 제 4절에서는 이를 CLP(R)언어로 표현하여 처리하였고 끝으로 결론을 맺었다.

2. 한의 진단 모델

본 절에서는 한의 진단 과정에 이용되는 단계별 진단 지식의 구조적 분석을 위하여 환자로부터 받아들인 정보의 처리 과정을 단계적으로 표현해 보고자 한다. 즉 환자로부터 받아들인 정보의 처리 과정을 순서적으로 분석하여 전 단계의 결과가 어디에 이용되며 어디에 영향을 미치게 되는지를 구조적으로 설명하고자 한다.

한의 진단 지식의 진행과정은 통계학적 추론을 기준으로 하여 다음 4단계로 나누어 설명할 수 있다.

한의 진단 과정은 환자의 일반적인 상태를 파악하는 팔강 변증을 1단계로 두면 이 팔강의 결과에 따라 2단계 기혈 변증, 병사 변증의 가설이 생성되며 이들의 결과와 장부 변증의 가설의 결과에 의해 어떤 기준에 따라 정형화 될 수 있는 진단 결과의 최소 단위인 3단계의 증형의 가설을 세울 수 있다. 이렇게 세워진 증형의 가설에 대한 검정 결과에 따라 마지막 4단계 처방이 제시되는 순서로 한의 진단 과정에 대한 구조적 분석이 가능하다 (그림 1).

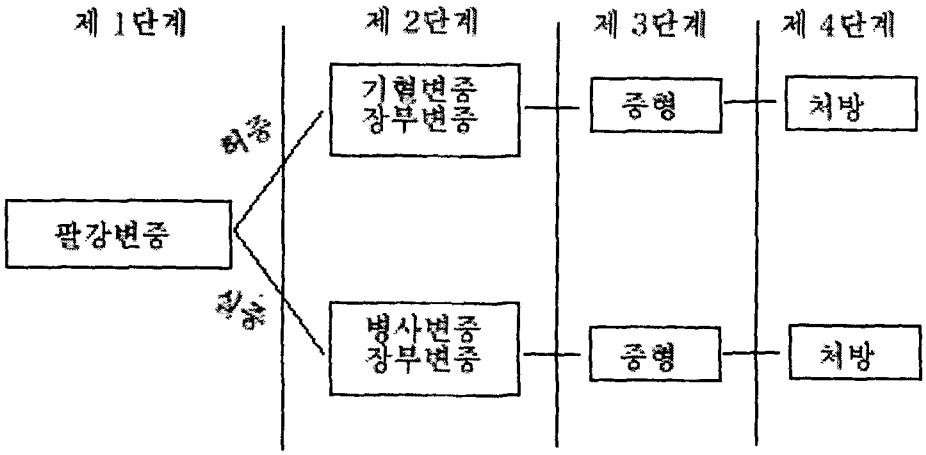

그림 1. 한의 진단 과정의 구조적 분석

팔강 변증에 영향을 미치는 정보는 (진단 참고용 자료, 주소증을 제외한 현 병력 자료, 팔강 변증용 자료)이고, 기혈 변증에 영향을 미치는 정보는(주소증 및 차소증, 팔강의 결과, 기혈의 확인용 증상)이며 병사 변증에 영향을 미치는 정보는 (주소증 및 차소증, 팔강의 결과)이다. 3단계 증형에 영향을 미치는 정보는 (기혈의 결과, 병사의 결과, 장부의 결과, 주소증 및 차소증, 증형의 확인용 증상) 이다. 처리된 증형의 결과가 마지막 단계인 처방에 영향을 미친다.

한의학의 진단에 이용되는 각 변증 결과의 표현은 다음과 같다(김완희(1982)). 팔강 변증의 결과는 (한, 열, 허, 실)로 표현되고, 장부 변증의 결과는 (간, 심, 비, 폐, 신, 담, 소장, 위, 대장, 방광, 간담, 비위, 경락)으로 표현된다. 기혈 변증의 결과는 (기허, 혈허, 양허, 음허)로 병사 변증의 결과는 (풍, 화, 조, 열, 한, 한습, 습열, 수음, 식적, 기체, 어혈, 한담, 열담) 으로 표현된다.

위의 그림 1로 표현된 진단 모델의 진행과정에서 수행된 추론은 IF-THEN 형태의 규칙을 기반으로 하는 지식베이스에 기초한 순방향 추론(forward reasoning)이다. 그러나 한의 진단 과정에서 사용되는 지식은 불확실성을 내포하고 있으므로 IF-THEN 형태의 규칙에다 불확실성을 표현하고 계산하는 방법을 포함시켜야 한다.

3. 불확실한 한의 진단 지식의 표현

한의 진단 모델의 각 단계에서 제공된 지식 중에는 개념이 불명확한 경우가 많다. 예를 들어 " 환자 홍길동은 현운이 심하다." " 환자 홍길동은 고열이다."고 했을 때 "현운" 이나 "고열" 그리고 "심하다"의 의미가 정확히 정의되기 어렵다.

이런 애매한 개념의 처리를 위해 보편적으로 사용하는 기법은 퍼지 논리이다. 퍼지 논리는 퍼지 집합론에 근거를 두고 있으며, 여기서는 어떤 개체가 주어진 집합의 원소인가를 결정하는 함수가 일반 집합의 특성 함수를 일반화한 형태로 주어진다. 즉 일반 집합의 특성 함수가 정의역에서{ 0(거짓), 1(참) }으로의 함수인데, 퍼지 함수의 경우는 [0, 1]로의 함수 μ이다.

예를 들어 설명하면 "고열"에 관한 퍼지 집합은 체온을 기준으로 할 때 37도이면 고열이 아니고 40도 일 때 고열이라는 상태를 가정한다면 고열([37:0, 40:1])로 나타난다. 일반적으로 연속인 곡선으로 나타나지만 계산상의 효율성을 위해 μ를 일차 함수의 결합으로 가정하기로 하자.

위의 퍼지 집합 "고열"을 이용하면 체온이 x 인 사람의 고열의 정도는 다음과 같이 나타난다.

$$\mu(x) = \begin{cases} 0 & x < 37 \\ \frac{1}{3}(x-37) & 37 \le x < 40 \\ 1 & 40 \le x \end{cases}$$

따라서 체온이 39도인 환자의 고열인 정도는 (39 - 37)/3 = 0.67 이다.
그러나 " 현운이 심하다"의 경우에는 두 가지 퍼지 집합 계산이 함께 필요하다.
"현운"과 "심하다"에 관한 각각의 퍼지 집합을

현운([0:0, 5:1]), 심하다([3:0, 4:1])

로 가정한다면 두 용어 사이에는 의미상의 일치에 관한 해석과 계산이 이루어져야 한다. 즉 어떤 환자가 현운이 있다는 사실이 인정되는 경우 그 환자가 현운 정도가 심하다는 것을 조건부로 계산할 수 있어야 한다. 이것은 퍼지 집합 "현운"이 확률 밀도 함수들의 집합 F에 대해 p가 원소라는 제약조건을 가한다고 보아야 한다. 주어진 F에 대해 "현운이 심하다"의 확률은 그것의 소속 함수 μ 의 기대값으로 계산한다.

P("심하다" | "현운") = $\int \mu p$

4. CLP (R)을 이용한 표현 및 처리

본 절에서는 제약 프로그램 언어인 CLP(R)언어를 이용해 불확실한 한의 지식을 표현하고 처리하는 방법을 설명하고자 한다. CLP(R)언어는 Jaffar (1992)와 Lassez가 정의한 제약 조건 논리 프로그래밍 기법의 한 형태로 설계되었다.

퍼지 집합의 처리를 위해 집합의 이름을 술어로 그리고 특성 함수는 list로 나타내었다. 퍼지 집합을 처리하기 위하여 다음 프로그램이 필요하다(Shin(1996)).

```
(A1) pr(S, 0) :  S = .. Arg_list, member(Fuzzy, Arg_list),
                 solve(Fuzzy(List)), solve(Point),
                 Point_1:Val_1 = first(List),
                 Point_n:Val_n = last(List),
                 (Point < Point_1; Point > Point_n).

(A2) pr(S, P) :  S = ..Arg_list, member(Fuzzy, Arg_list),
                 solve(Fuzzy(List)), solve(Point),
                 Area = integral(List),
                 Point_1:Val_1 = first(List),
                 P = (Point-Point1)/Area
```

위의 프로그램은 점 확률을 계산한 것이고 구간 확률의 계산은 Shin(1996)에 의한 확장에 의해 가능하다. 그리고 위의 조건부 술어에 사용된 solve는 메타 인터프리터이다. 이 프로그램을 사용하여 한의 진단의 애매한 지식을 처리하는 간단한 예제를 소개한다.

(예1) 앞의 설명에서 사용한 "고열"에 대하여 생각해보자.

(1) 고열([37:0, 40:1])

(2) 체온(환자, 고열)

(3) 체온(홍길동, 39)

지금 홍길동의 체온이 고열인 정도를 확률로 계산하고자 할 때 질의문은 다음과 같다.

? - pr(체온, 고열), P).

위의 프로그램을 이용하여 이를 계산하면 퍼지 집합 "고열"의 면적은 3이고

이 질의문에 대한 결과는

P = (39 - 37)/3 = 0.67

이다.

위의 예제에서 볼 수 있듯이 주어진 가정하에서 한의 진단에서 사용되는 용어들을 수치화 할 수 있고 또 빠른 시간에 계산이 가능하다.

5. 결 론

한의 진단 과정은 한의의 특성상 여러 개념이 복합적으로 합쳐져 있고 또 진단 과정으로부터 얻어지는 진단 지식은 근거의 불충분함이나 의미의 모호성 등으로 인하여 '불확실한 지식'이라 할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 한의 진단 과정의 구조적 분석을 하였고 개념이 불명확한 한의 지식을 표현하고 처리하는 방법을 제시하였다.

한의 진단 과정은 생성된 가설이 새로운 가설을 생성하는 것을 기준으로 4단계로 분류되어 진단의 진행 순서가 아닌 진단된 환자에 관한 정보의 처리 과정을 순차적으로 분석하고 전 단계의 결과가 어떻게 이용되며 다음 단계에 어떻게 영향을 미치는가를 설명하였다. 불확실한 지식은 CLP(R)언어에 의하여 '불확실성'을 표현하고 처리할 수 있었다. 본 연구에서는 불확실한 지식을 애매한 개념을 가진 지식으로 제한하였으므로 특정 부분 혹은 부분이 성립하는 지가 불확실한 지식에 대한 연구는 앞으로 계속 연구되어야 할 부분이다.

본 연구의 결과로 한의 진료에 있어서 진단 과정에 대한 객관적이고 논리적인 연구가 가능하고 또 변증 논치의 수리적 측정화가 가능하여졌으며 한의 전문가 시스템을 구성할 때 정교한 확률 추론의 이용이 가능하다.

참 고 문 헌

1. J. Jaffar (1992). The CLP (R) Language and System, *IBM T. J. Watson Research Center*, 1- 60.

2. Kimbrough and S. Roehrig (1994). *On the Path to Practical Probabilistic Reasoning*, AI and Computer Power, Chapman & Hall, 189 - 212.

3. N. Nilsson (1993). Probabilistic Logic Revisited, *Artificial Intelligence*, 59, 39- 42.

4. X. Luo (1992). A study of Probability-based Uncertain Reasoning Models in Rule-based Expert Systems: Prospector-type Schemes, Automated Reasoning, *IFIP Transactions*, Elsevier Science Pub. 123-135.

5. Y. Shin (1996). 제약 조건 만족과 불확실한 지식의 처리, *Journal of Statistical Theory & Methods*, 6, 17-27.

6. 김완희외 (1982). *한의학 원론*, 성보사, 서울.

7. 서산영웅 (1980). *한방의학의 기초와 진료*, 창원사, 동경.

Uncertain Knowledge Processing for Oriental Medicine Diagnostic Model

Yang-kyu Shin

Abstract. The inference process for medical expert system is mostly formed by diagnostic knowledge on the *if-then* rule base. Oriental medicine diagnostic knowledge, however, may involve uncertain knowledge caused by ambiguous concept. In this paper, we analyze an oriental medicine diagnostic process by a rule-based inference system, and propose a method for representing and processing uncertain oriental medicine diagnostic knowledge using CLP(R) which is a kind of constraint satisfaction program.

Keywords : Oriental medicine diagnostic model, Uncertain knowledge, CLP(R) language.