

# 퍼지 인지 맵과 퍼지 연상 메모리를 이용한 오인진단 모델

## A Model for diagnosing Students' Misconception using Fuzzy Cognitive Maps and Fuzzy Associative Memory

신 영 숙\*  
(Young-Suk Shin)

**요약** 본 논문은 퍼지 인지 맵과 퍼지 연상 메모리를 사용하여 열과 온도에 관한 학생들의 과학 개념 이해에서 발생하는 오인을 진단할 수 있는 오인 진단 모델을 제시한다. 오인 진단 모델에서 퍼지 인지 맵은 과학현상에 대한 학생들이 가지는 선입개념들과 오인들을 인과관계로 표현할 수 있다. 또한 개념간의 인과관계를 기억할 수 있는 퍼지 연상 메모리를 통하여 오인의 원인들을 진단한다. 본 연구는 기존의 학습 오인을 진단하는 규칙기반 전문가 시스템의 한계성을 극복할 수 있는 새로운 방법을 제공하며, 교육분야의 다양한 영역에서 학습자들의 학습 진단을 위한 지능형 개인교수 시스템으로 적용될 수 있을 것이다.

**주제어** 퍼지 인지 맵(FCM), 퍼지 연상 메모리(FAM), 오인 진단 모델, 오인(misconception)

**Abstract** This paper presents a model for diagnosing students' learning misconceptions in the domain of heat and temperature using fuzzy cognitive maps(FCM) and fuzzy associative memory(FAM). In a model for diagnosing learning misconceptions, an FCM can represent with cause and effect between preconceptions and misconceptions that students have about scientific phenomenon. An FAM which represents a neurallike memory for memorizing causal relationships is used to diagnose causes of misconceptions in learning. This study will present a new method for more autonomous and intelligent system than a model to diagnose misconceptions that was being done with classical methods in learning and may contribute as an intelligent tutoring system for learning diagnosis within various educational contexts.

### 1. 서론

1970년대 후반부터 과학교육 학자들은 수업에 임하는 학생들이 학습해야 할 내용과 관련하여 무엇을 알고 있으며, 학습한 과학개념을 올바르게 이해하고 있는지에 관심을 갖고 꾸준히 연구하여 왔다. 그들의 연구결과에 따르면 학생들은 수업을 통하여 과학개념

을 학습하기 이전에 이미 경험적으로 자연 현상에 대한 자신의 생각을 갖게 된다는 것이다. 그들은 이를 '선입개념' 혹은 '직관적 관념' 등으로 불렀다. 과학현상에 대하여 학생들이 가지고 있는 선입개념이 과학적 개념과 다를 때 일반적으로 오인(misconception)이라고 한다[1]. 이러한 오인은 안정성을 띠고 있어 쉽게 바뀌지 않는다고 한다[2]. 이는 선입개념이 학습에 중대한 영향을 미칠 수 있음을 알 수 있다.

과학교육에서 최근의 연구들은 학생들이 학습해야 할 내용과 관련하여 선입개념에 대한 역할을 강조한다 [3][4][5]. 따라서 효과적인 학습이 이루어지기 위해서는 본 학습에 앞서 학생들의 학습주제와 관련된 학습개념에 대하여 개개인의 지식상태에 대한 적절한 진단은 중요하다고 할 수 있다.

지난 10여년 간의 연구결과에 따르면 오인은 학생

\* 공주대학교 과학교육연구소  
Institute of Science Education,  
Kongju National University  
연구세부분야: 인공지능, 컴퓨터 비전, 패턴인식  
주 소: 충남 공주시 신관동 182  
사범대학 과학교육연구소 (314-701)  
전 화: 연구실: (041)850-8663  
Cellular: 019-654-8473  
FAX : (041)850-8751  
E-mail : ysshin@kongju.ac.kr

들이 현상을 관찰하거나 그 결과를 해석하는 과정에서 자신의 경험에 의하여 영향을 받아 자신의 방식대로 의미를 구성하게 되는 개인적 개념이며, 동일한 성격이나 내용에 대해 학생들의 반응은 각각 다르게 나타날 수 있는 상황의존성을 띠고 있다고 한다(6). 이는 학습자들의 특정개념에 관한 오인을 진단하기 위해서 교사(전문가)는 학습자와 학습자들이 갖고있는 복잡한 지식구조를 잘 파악하고 있어야 함을 의미한다.

최근의 대부분의 진단 방법들은 지능적 개인 교수(intelligent tutoring systems) 체제를 지향하는 규칙기반 전문가 시스템 특성을 갖는다(7)(8)(9)(10)(11). 그들은 IF-THEN 생성규칙을 기반으로 지식을 표상한다. 가장 지능적인 오인 진단 시스템은 학습자의 지식을 잘 모델링 할 수 있어야 할 것이다.

퍼지 인지 맵(FCM)은 규칙기반 전문가 시스템의 한계성을 극복할 수 있다. FCM은 정치과학에서 정치 발달과 사회 시스템을 모델링하거나 국제관계 분야에서 의사결정을 지원하는데 적용되어왔다(13,14). 또한 복잡한 시스템의 작동과 행위를 모델링하기도 한다(15). 최근에 FCM은 교육분야에서 학습자들의 개념 변화에 대한 이해를 돕기위한 방법으로 응용되어졌다(16). FCM은 규칙기반 대신 퍼지개념을 사용하므로써 학습자의 지식구조를 더 효율적으로 표상가능하며, 여러 학습자들의 지식을 결합할 수 있는 특징을 갖고 있어 학습자의 지식을 공유할 수 있게 한다. 이러한 퍼지한 인과관계를 갖는 FCM은 퍼지 연상 메모리(FAM)(12)를 이용하여 시스템의 오류를 진단할 수 있다(17).

본 연구에서는 기존의 학습 오인을 진단하는 규칙기반 진단 모델의 한계성을 개선할 수 있는 FCM과 FAM을 적용한 새로운 오인 진단 모델을 제안한다. FCM을 이용하여 과학현상에 대해 학생들이 갖는 선입개념들과 오인들을 퍼지한 인과관계로 표현하며, FAM을 적용하여 오인의 원인들을 진단한다. 이 학습 오인 진단 모델은 중등학교 과학교육과정에서 학습하게 되는 열과 온도에 대한 개념 학습에서 발생하는 오인을 진단하기 위해 설계되었다.

## 2. Fuzzy Cognitive Map과 Fuzzy Associative Memory

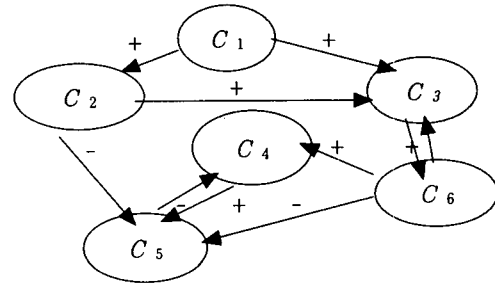
### 2.1 퍼지 인지 맵(Fuzzy Cognitive Map)

FCM은 특정 문제를 해결하기 위하여 지식들을 수집한 다음, 수집된 지식들간의 인과관계(causal

relation)를 이용하여 그래프(graph)로 표현하는 방법으로 지식들간의 인과관계는 퍼지한 인과관계를 갖는다(12). 이와같이 FCM은 특정문제를 해결하기 위해 수집된 지식들간의 인과관계를 이용하여 현실 세계를 모델링할 수 있다(13)(14)(15)(16).

FCM은 수집된 지식들을 개념(concept)들과 각각의 개념( $C_i$ )과 개념( $C_j$ )사이의 관계를 방향성을 갖는 화살표( $w_{ij}$ )로 표현한다.  $w_{ij}$ 는 이들 개념들간의 인과관계를 퍼지한 값으로 나타내는데,  $[-1, 1]$ 의 연속된 값들로 표현한다. 이때 개념( $C_i$ )와 개념( $C_j$ )사이에는 일반적으로 다음과 같은 인과관계가 존재한다. 그림1은 FCM의 한 예를 보인다.

- (1)  $w_{ij}=0$  :  $C_i$ 와  $C_j$ 사이에는 관계성이 존재하지 않는다.
- (2)  $w_{ij}>0$  :  $C_i$ 와  $C_j$ 사이에는 긍정적인 인과관계가 존재한다. 즉,  $C_i$  값의 증가는  $C_j$ 값을 증가시키며, 반대로  $C_i$  값의 감소는  $C_j$ 값 역시 감소된다.
- (3)  $w_{ij}<0$  :  $C_i$ 와  $C_j$  사이에는 부정적인 인과관계가 존재한다. 즉,  $C_i$  값의 증가는  $C_j$ 값을 감소시키며,  $C_i$ 값의 감소는  $C_j$  값을 증가시킨다.

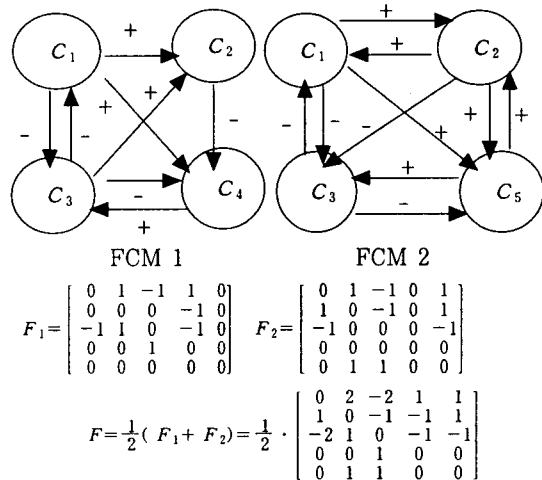


〈그림 1〉 FCM의 예

FCM의 인과관계는 학습자들의 지식구조를 획득할 수 있는 방법을 제공한다. 이는 기존의 전문가 시스템과는 다른 구조를 보인다. 일반적으로 전문가 시스템은 지식베이스(Knowledge base)와 추론기관(inference engine)으로 구성되어진다. FCM은 문제를 이해하고 해결하는 데 필요한 지식들을 노드( $C_i$ )와 링크( $w_{ij}$ )구조로 전문가 시스템의 지식베이스(Knowledge base)를 표현할 수 있다. 그러나 규칙기반 전문가 시스템과 같은 추론방법을 사용하는 것

은 불가능하다. FCM의 피드백 루프(loop)구조는 추론 알고리즘으로 사용하는 데는 무한 루프에 빠질 수 있는데, 이는 시간의 변화에 따라 각 노드의 활동값이 임계치(threshold value)를 넘지 않도록 하며 역동적으로 변화하는 순간연상메모리(Temporal Associative Memory)와 같은 기능을 제공하기 때문이다[12].

그러나 이러한 결점에도 불구하고 FCM은 기존의 규칙기반 전문가 시스템의 한계성을 개선할 수 있는 장점을 갖는다. 다수의 학습자들의 지식구조를 통합하므로써[18], 좀 더 유연성 있는 지식구조를 생성할 수 있으며 새로운 개념을 융통성있게 수용하면서 확장이 가능하다. FCM의 구조는 그래프로 표현되기도 하지만 수학적으로 벡터와 행렬로써 표현될 수 있다. 한 FCM에  $n$ 개의 개념들이 존재한다면  $n \times n$  행렬로 표현되며, 각 개념(  $C_i$  )과 개념(  $C_j$  )사이의  $W_{ij}$ 은  $n \times n$ 행렬의 각 원소의 값들로 표상된다. 그림2는 두 명의 학습자들을 같은 수준으로 인정할 때 각 학습자들의 FCM을 결합하여 새로운 FCM이 생성된 결과를 FCM 행렬로 제시한 것이다.



〈그림 2〉 FCM의 결합

본 연구에서는 학습자들의 오인 진단 모델을 개발하는 데 있어서 지식베이스를 구성하는 방법으로 FCM을 적용하되 학습오인을 진단하는 추론방법으로 FAM을 적용하였다. FAM은 기존의 FCM에 의하여 각 노드의 활성화된 값을 임계치로 조정하면서 발생하는 정보의 손실을 극복할 수 있는 퍼지이론을 응용한 퍼지 추론 방법이다.

## 2.2 퍼지 연상 메모리 (Fuzzy Associative Memory)

지금까지의 규칙기반 전문가 시스템에 의한 추론 방법은 질문한 것에 대해서 자신이 갖고 있는 지식을 바탕으로 답을 찾는 기법이라고 할 수 있다. 따라서 복잡한 문제가 주어지면 규칙과 지식베이스가 폭발적으로 증가하고 개발, 보수, 컴퓨터 능력 등 여러면에서 실용화하기 어려운 측면이 많다.

퍼지이론을 응용한 퍼지 추론은 종래의 규칙기반 전문가 시스템의 문제점을 극복할 수 있는 발상의 전환을 제공한다. 즉, 기존의 전문가 시스템과 같이 전체적인 답을 준비하는 것이 아니라, 요소 요소에 기본적인 지식과 답을 배치하여 맞는 답이 준비되어 있지 않는 문제에 대해서는 갖고있는 지식 베이스의 유사도에서 연상(association) 작용을 통해 추론해 낼 수 있는 것이다. 이와같은 퍼지 추론은 연상메모리(associative memory) 같이 작동된다고 볼 수 있다.

FAM[19]은 퍼지 헵 행렬(fuzzy Hebb matrix)을 사용하여 연상기능을 수행한다. 퍼지 헵 행렬(  $m_{ij}$  )은 각각의 퍼지집합  $a_i$  와  $b_j$ 에서  $m_{ij} = \min(a_i, b_j)$  와 같이 최소값에 의해 생성되는데, 식(1)과 같이 표현될 수 있다[17].

$$M = A^T \cdot B. \tag{1}$$

식(1)을 이용한 FAM의 추론의 결과가 올바르기 위해서는 식(2)와 같은 Kosko의 필요충분 조건을 갖는다[12]. H(A)는 퍼지 벡터 A의 최대값  $H(A) = \max a_i$ 을 나타내며, H(B)는 퍼지 벡터 B의 최대값  $H(B) = \max b_i$ 을 나타낸다.

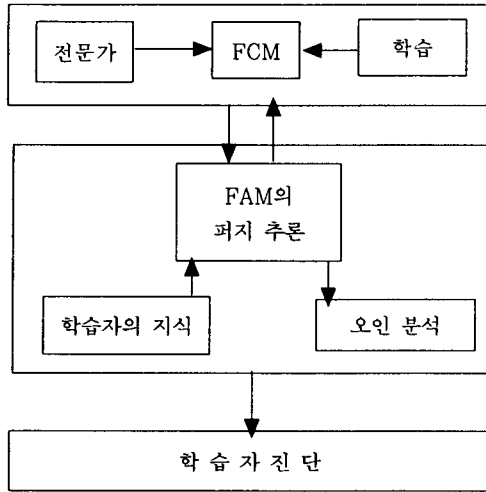
만약  $M = A^T \cdot B$  이면

- (1)  $A \cdot M = B$ , 필요충분조건:  $H(A) \geq H(B)$
- (2)  $B \cdot M^T = A$ , 필요충분조건:  $H(B) \geq H(A)$  (2)
- (3)  $A' \cdot M \subset B$  :  $A'$ 를 위한 필요충분조건
- (4)  $B' \cdot M^T \subset A$  :  $B'$ 를 위한 필요충분조건

## 3. 오인 진단 모델

### 3.1 제안된 오인 진단 모델의 구조

본 연구에서 제안하는 오인 진단 모델의 전체적인 구조는 그림3과 같다. 제안된 모델은 3단계로 구성된다.



(그림 3) 제안된 오인진단 모델의 구조

1단계- 열과 온도에 대한 과학개념 학습에서 학습자들의 지식상태에 관한 충분한 지식을 갖고 있는 교사(전문가)는 열과 온도에 관한 학습자들의 지식구조를 FCM으로 작성한다. FCM은 학습자들이 학습하기 어려운 과학개념과 과학개념을 학습하면서 갖게되는 선입개념들에 대한 학습자의 지식구조를 표상하게 된다. 이때 FCM은 비교사학습(unsupervised learning)에 기반하여 훈련된다.

2단계- 학습자가 자신의 현재의 지식상태를 제공한다.

3단계- 학습자의 지식상태가 투입되면 FCM은 퍼지연상 메모리(FAM)를 이용하여 학습자의 오인의 원인을 분석하여 학습자에게 제공한다.

### 3.2 구현 및 결과

제안된 진단 모델은 중등학교 화학영역의 열과 온도에 대한 과학개념 학습에서 학생들의 지식상태를 진단하기 위해 설계되었다. 진단 모델을 만들기 위한 알고리즘은 다음과 같다.

#### ① 개념노드의 정의

열과 온도에 대한 학생들의 지식베이스는 2단계를 거쳐서 수집되었다. 1단계는 Rafi 등(10)의 규칙기반 진단시스템 연구에서 사용되었던 열과 온도에 대한 학생들의 선입개념 데이터들을 기반으로 이루어졌다. 2단계에서 3명의 전문가에 의해 19개의 개념노드가 최종적으로 선정되었다. 3명의 전문가의 의한 FCM의 결합은 앞2.1에서 소개한 절차에 의하여 이루어졌다.

이 데이터들은 실험조건이 제시되고 그에 대한 반응결과를 학생들에게 예측하도록 요구하였다. 학생들은

열과 온도에 대한 반응결과를 그래프로 그리고 자신이 그린 그래프를 설명하게 된다. 학생들은 시간의 흐름에 따라 6단계에서 물의 온도변화에 대한 자신의 선입개념을 기록하게 된다.

실험조건 ▶ 20도 실온에서 200ml 물이 있다. 실험이 시작된 후 2분 경과 후 물에 열이 가해졌다. 물이 끓을 때까지 4분동안 가열되었다. 끓기 시작한 후 3분간 열이 계속 가해졌다. 그리고 난 후 실험이 종결되었다.

- 1단계: 실험이 시작될 때 물의 온도와 실내온도
- 2단계: 2분 경과 후 물의 온도와 실내온도
- 3단계: 열이 가해지기 시작할 때 물의 온도와 실내온도
- 4단계: 열을 가하는 동안 물의 온도
- 5단계: 물이 끓기 시작할 때 물의 온도
- 6단계: 물이 끓고 있는 동안의 물의 온도

다음 표1은 제안된 진단 모델에서 사용한 FCM의 개념노드들이다.

(표 1) FCM의 개념 노드들

C1	온도평형(Thermal equilibrium)
C2	끓는 점(Boiling point)
C3	잠열(Latent heat)
D1	실험 시작 후 물의 온도는 실내온도와 같지 않다
D2	열을 가하기 전의 물의 온도는 일정하지 않다.
D3	열을 가하기 시작할 때 물의 온도는 실내온도와 같지 않다.
D4	끓기 시작할 때 물의 온도는 100도가 아니다.
D5	물의 온도는 끓는 동안 일정하게 유지되지 않는다.
P1	실험을 시작할 때 물의 온도는 실내온도보다 높다.
P2	실험을 시작할 때 물의 온도는 실내온도보다 낮다.
P3	물의 온도는 열을 가하지 않는 2분 동안 증가한다.
P4	물의 온도는 열을 가하지 않는 2분 동안 감소한다.
P5	열을 가하기 시작할 때 물의 온도는 실내온도보다 낮다.
P6	열을 가하기 시작할 때 물의 온도는 실내온도보다 높다.
P7	열을 가하기 시작할 때 물의 온도는 0도이다.
P8	끓기 시작할 때 물의 온도는 100도 보다 낮다.
P9	끓기 시작할 때 물의 온도는 100도 보다 높다.
P10	끓는 동안에 열을 가하면 물의 온도는 항상 높아진다.
P11	끓은 후에는 물의 온도는 낮아진다.

② 퍼지인지도 행렬 생성

각 노드들간의 인과관계를 퍼지한 값으로 정의하는 단계이다.

(표 2) 퍼지인지도(FCM) 행렬

	C1	C2	D1	D2	D3	D4	D5	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10	P11
C1	0.0	0.0	0.0	0.7	1.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
C2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	0.2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
C3	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.8	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
D1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.47	0.39	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
D2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.53	0.49	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
D3	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.51	0.51	0.37	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
D4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.53	0.47	0.0	0.0	0.0
D5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.53	0.47	0.0
P1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
P2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
P3	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
P4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
P5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
P6	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
P7	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
P8	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
P9	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
P10	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
P11	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

관계를 형성함을 알 수 있다. 즉, A 벡터는 원인을 제공하며, B 벡터는 A 벡터로부터 영향을 받아 그로 인해 발생하는 결과 정보를 말한다.

다음의 3개의 A의 벡터를 고려한다면,

$$A_{11} = (10\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0)$$

$$A_{21} = (01\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0)$$

$$A_{31} = (00\ 1\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0)$$

$A_{11}$ 은  $C_1$ 을 의미하며,  $A_{21}$ 은  $C_2$ 를,  $A_{31}$ 은  $C_3$ 를 각각 의미한다. 각각의 A는 퍼지인지도 행렬 F와 곱해져 각각의 과학개념들이 선입개념에 영향을 미치는 지를 제공한다. 다음은 3개의 벡터 행렬의 곱을 나타낸 것이다.

$$A_{11}F = (0000.71.01.00000000000000) = B_{11}$$

$$A_{12} = B_{11} \text{로 놓으면}$$

$$A_{12}F = (0000000000.330.410.530.490.510.510.37000) = B_{12}$$

$$A_{13} = B_{12} \text{로 놓으면}$$

$$A_{13}F = (0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0) = B_{13}$$

이때 생성된  $(A_{11}, B_{11}), (A_{12}, B_{12}), (A_{13}, B_{13})$ 은 3개의 원인에 대해 그 결과들을 찾을 수 있게 한다.  $(A_{11}, B_{11})$ 에서  $D_1, D_2, D_3$ 은  $C_1$ 에 의해 0.7, 1, 1 정도의 영향을 제공함을 의미한다. 위의 3개의 A 벡터들은 9개의 원인과 결과(A, B)관계를 생성한다. 이것을 이용하여 9개 M FAM 행렬을 생성할 수 있다.

$$M_1 = A_{11}^T \cdot B_{11}, \quad M_2 = A_{12}^T \cdot B_{12}, \dots, \quad M_9 = A_{33}^T \cdot B_{33}$$

③ 퍼지 연상 메모리 생성

위의 퍼지인지도 행렬로부터 이해하기 어려운 과학적 개념과 이에 따라 파생되는 학생들의 선입개념들간의 관계는  $(A_1, B_1), (A_2, B_2), \dots, (A_n, B_n)$ 의 인과

④ 오인 진단

생성된 FAM 시스템은 아래의 식(3)을 이용하여 학습자들의 선입개념으로 인한 오인을 진단할 수 있다.

(표 3) 선입개념으로부터 진단된 과학개념

학습자의 선입개념	오인 진단
$(0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 1\ 0\ 1\ 0)$ :P8, P10이 활성화 P8 :끓기 시작할 때 물의 온도는 100도 보다 낮다. P10:끓는 동안에 열을 가하면 물의 온도는 항상 높아진다.	$(0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0.53\ 0.42\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0)$ :D4와 D5는 P8과 P10의 원인 D4:끓기 시작할 때 물의 온도는 100도가 아니다. D5:물의 온도는 끓는 동안 일정하게 유지되지 않는다.
$(0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 1\ 1\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0)$ :D4, D5가 활성화 D4:끓기 시작할 때 물의 온도는 100도가 아니다. D5:물의 온도는 끓는 동안 일정하게 유지되지 않는다.	$(0\ 1\ 0.8\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0)$ :C2, C3가 D4와 D5의 원인 C2:끓는 점(Boiling point) C3:잠열(Latent heat)

이때 A, B 벡터는 2.2의 식(2)의 필요충분 조건을 만족하여야 한다.

$$A = \sum_{i=1}^n B \cdot M^T \quad (3)$$

(표 3)은 식(3)을 이용하여 선입개념을 통해 진단된 오인을 갖고있는 학습자가 해당 학습을 이해하는 데 어려움을 갖는 과학개념에 대한 분석 결과이다. (표 3)의 결과로부터 P8과P10의 선입개념을 갖고있는 학습자는 D4와 D5 같은 오인을 갖게 된다는 것을 알 수 있다. 또한 그러한 오인은 C2와 C3의 과학개념의 이해 부족으로 생성될 수 있음을 제시한다.

#### 4. 결론

본 연구는 FCM과 FAM을 이용하여 학습자들의 학습 오인을 진단할 수 있는 새로운 방법론을 제시하였다. 본 논문에서 FCM은 학습자들의 학습이 이루어지기 전에 갖게되는 다양하고 복잡한 지식상태를 잘 표상할 수 있음을 제시하며, FAM은 학습자의 지식상태로부터 오인을 진단할 수 있음을 확인하였다. 또한 여러개의 FCM을 결합할 수 있는 확장성을 통해 유연성 있는 오인진단 모델을 구축할 수 있음을 제시하였다.

수업현장에서 학습자들의 학습오인을 진단한다는 것은 쉽지 않다. 그 이유는 학습오인은 학습자들의 개인적인 경험을 통한 개인개념으로 복잡하고 다양하기 때문이다. 지능적인 오인 진단 모델을 구축하는데 정확하고 수확적인 모델을 만들기는 쉽지 않으며, 불가능할 수도 있다. 그것은 퍼지 이론과 같은 상징적인 방법과의 결합을 통해 좀 더 능률적이고 지능화된 시스템으로 발전될 것이다.

교육현장에서 FCM과 FAM의 응용은 효율적인 학습을 지원할 수 있는 인지적인 도구로 무한한 잠재성을 가질 것으로 사료된다.

#### 사 사

본 연구는 1999년도 한국학술진흥재단의 연구비 지원(과제번호:KRF-99-005-D00076)에 의한 결과이며 이에 감사드린다.

#### 참고문헌

- [1] 조희형(1984). 선입관의 철학적 배경 및 오인과 과학학습의 관계. 한국과학교육 학회지, 4(1), 34-41.
- [2] Ausubel, D.P., Novak, J.D., & Hanesian, H.(1978). Educational psychology: A Cognitive View. 2nd. ed. Holt, Rinehart, 372-373.
- [3] Gonzalez, F. M.(1993). Diagnosis of alternative conceptions in science in spanish primary school students. The proceedings of the third international seminar on misconceptions and educational strategies in science and mathematics.
- [4] Sharp, J. G.(1996). Children's astronomical beliefs: a preliminary study of year 6 children in south-west England. International Journal of Science Education, 18, 685-712.
- [5] Schmidt, H. J.(1997). Student's Misconceptions-looking for a pattern. Science education, 80(2), 55-66.
- [6] 한국교원대학교 화학교육연구실(1998). 화학교사를 위한 화학오인 모음집.
- [7] Sleeman, D. 1982. Assessing aspects of competence in basic algebra. In D. Sleeman and J. S. Brown(eds), Intelligent Tutoring Systems(Academic Press, London).
- [8] Brown, J. S. and Burton, R. R. (1984). Diagnostic models for procedural bugs in basic mathematical skills. Cognitive Science, 2, 155-192.
- [9] Anderson, J. R. and Reiser, B. (1985). The lisp Tutor. Byte, 10, 159-175.
- [10] Rafi N., Ruth S., & Ronit A. (1990). A microcomputer-based diagnostic system for identifying students' conception of heat and temperature. Int. J. Science education, 12(2), 123-132.
- [11] Anderson, J. R., Corbett, A.T., Fincham, J.M., Hoffman, D., & Pelletier, R.(1992). General principles for an intelligent tutoring architecture. In: Regian, J. W. and Shute V., editors. Cognitive approaches to automated instruction. Hillsdale, N. J.:Earlbaum.
- [12] Kosko, B.(1992). Neural networks and fuzzy systems, a dynamical systems approach to machine intelligence. Prentice Hall.
- [13] Taber, R.(1991). Knowledge processing with fuzzy cognitive maps. Expert systems with

- applications, 2(1), 83-87.
- [14] Taber, R.(1994). Fuzzy cognitive maps model social systems. *Artificial Intelligence Expert*, 9, 18-23.
- [15] Chrysostomos D. Stylios and Peter P. Groumpos.(1998). The challenge of modelling supervisory systems using fuzzy cognitive maps. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 9, 339-345.
- [16] Jason R. Cole and Kay A. Persichitte.(2000). Fuzzy Cognitive mapping: Applications in education. *International Journal of Intelligent Systems*, 15, 1-25.
- [17] Togai, M., and Watanabe, H.(1986). Expert system on a chip: An engine for realtime approximate reasoning. *IEEE Expert*, 1(3).
- [18] Kosko, B.(1986). Fuzzy Cognitive Maps. *International Journal Man-Machine Studies*, 24, 65-75.
- [19] Kosko, B.(1986). Fuzzy Entropy and Conditioning. *Information Sciences*, 40, 165-174.