

## 적응적 지식 구조체를 이용한 학업 성취도 측정

김 용 범(한국교원대학교 박사과정)

김 영 식(한국교원대학교 교수)

---

### 《요약》

---

Intelligent Tutoring System(ITS)는 다양한 학습자들의 변인들을 고려한 개별화된 학습 환경을 제공하여 영역 전문가를 대신할 효과적인 대안으로 인식되고 있다. 이에 따라 효율적인 ITS의 개발을 위한 학습자의 학업 성취도 측정 방법은 연구의 가치로써 충분한 의미를 갖는다. 하지만 가변적 성향을 가지는 학습자의 지식 상태에서, 필요한 시점에 즉각적으로, 학습자 성취도를 확보하는 것은 용이치 않다.

따라서 본 연구에서는 인지구조의 연결주의적 관점을 근거로, 학습자의 지식 구조를 표현하고, 절차적 네트워크의 자기 학습(self-learning)이 가능하며, 형성된 구조체의 소유자에 의해 적응적으로 성장 가능한 지식 구조체 모델을 설계한다. 또한 이 구조체를 이용한 효율적인 학업 성취도 측정 방법을 개발하고, 그 타당성을 검증한다. 본 연구는 개별적 지식 구조체의 구축을 가능하게 하여, 용이한 학업 성취도 측정과 적응적 ITS 개발의 기회를 제공한다.

주제어 : 지능형 교수 시스템, 지식 구조체, 학업 성취도 측정

---

## I. 서론

학습자 변인을 고려한 개별화된 학습 환경을 제공하여(김성식, 1996, pp. 457~474) 영역 전문가를 대신할 효율적인 대안으로 인식되고 있는 Intelligent Tutoring System(ITS)는, 최근 적응적 원격교육과 협동학습으로 연구 영역을 점차 확대하고 있다(Jorge A. R. et al., 2004, pp. 193~210; Rafael A. F. et al., 2004, pp. 891~900; Chow, D. Y. et al., 2003, pp. 255~269). 효과적인 ITS는 개별 학습자에 대한 성취도 평가와 획득된 평가 결과의 동기적인 재투입을 요구하고, 이에 따라 학습에 의해 매 순간 변화하는 학습자의 학업 성취를 필요 시점에서 용이하고도 즉각적으로 획득할 수 있는 평가 기법은 충분한 연구 가치를 갖는다. 게다가, 평

가 결과에 의존한 교수·학습 과정을 위한 적절한 교수법의 선택, 선택된 교수·학습 진행의 적절성 판정 및 교수법 개선의 방향성 제시 등 교육에서의 평가의 확고한 위상은, 이러한 연구의 논의에 대한 가치를 뒷받침해 준다(성태제, 2003, pp. 25~27)

한편, 인간 행동의 관찰과 이에 대한 모방의 결과에 의해 학습이 이루어진다는 관점(김남순, 1999, pp. 316~329)과 관찰 가능한 외현적 결과를 내적 과정으로 확대한 학습의 인지주의적 방법(<http://preview.britannica.co.kr/bol/>)은, 학습을 영역전문가 지식의 모방 과정으로 정의하기에 충분하며, 이에 따라 학습 평가의 대상을 학습자의 인지구조로 제한할 수 있다.

ITS에서의 학습자 평가는, 교수자나 학습자의 필요에 의해, 임의 평가 시점에서 대상 학습자의 평가 자료를 용이하게 추출할 수 있는 전략과 구조를 갖추어야 한다. 이는 학습자 지식의 표현 상태가 지속적으로 관찰 가능해야 하고, 개별 학습자의 지식 상태를 상이(相異)하게 표상할 수 있는 방법이 전제되어야 한다는 것을 의미한다.

따라서 본 연구에서는 인지구조의 연결주의적 관점과 지식의 위상적 동질성을 근거(이정모, 1996, p. 117; 김용범 외, 2005, pp. 369~386)로, 절차적 네트워크의 자기 학습(self learning)과 학습자에 의존한 적응적 성장이 가능한 '적응적 지식 구조체'를 모델링하고, 이 구조체를 이용하여 해당 학습자의 학업 성취도를 측정하는 기법을 개발하며, 실험을 통해 이에 대한 타당성을 검증한다.

본 연구에서의 개별화된 학습자 지식 구조체를 매개로 하는 학습자 평가는, 교수자 지식의 모방 정도와 학습자의 학업 성취도 간에는 유의미한 수준의 상관관계가 존재한다는 것을 전제한다.

적응적 지식 구조체는, 학습 대상 영역에서의 지식 위계를 구조화한 절차적 네트워크(이기호·최영미, 1992, pp. 211~217)를 구성하고, 이를 ITS에서 적용 가능한 형태로 표상한 것이다. Neural Logic Network(이현주·김재호, 1996, 1138~1146; 이말레, 2001, pp. 189~196)을 기반으로 절차적 네트워크를 표현하는 템플리트를 생성하고, 이를 임의의 학습자에게 할당하여 해당 학습자의 지식을 표상하며, 소유하는 학습자와의 지속적인 대화를 통하여 객체 소유자에 근사한 지식 구조체로 성장한다. 학습자에 적응되어 형성된 구조체는 평가의 근거를 제공한다.

## Ⅱ . 이론적 기초

### 1. Intelligent Tutoring System(ITS)

ITS는 기존의 Computer Assisted Instruction(CAI)의 제한적 기능을 극복하고, 내장한 지식베이스에 의해 다양한 학습자들의 변인들을 고려한 개별화된 학습 환경을 제공할 수 있으며, 지식베이스와 추론규칙에 의해 개별 학습 성취도에 의존하여 전통적 교육의 획일성을 지양하는 컴퓨터 보조학습 프로그램이다(김성식, 1996, pp. 457~474). ITS는 공학적 측면에서는 인공지능의 응용 분야인 전문가 시스템의 부류로, 교육학에서는 교육 공학 및 교육 방법론에 의한 완전 학습의 형태로, 심리학에서는 주어진 정보로부터 새로운 의미를 끌어내어, 이를 개인의 기존 인지 구조에 통합시키는 활동으로 바라본다. 따라서 보다 효과적인 ITS는 인공지능뿐 아니라 인지 심리학, 교육학의 상호 결합이 요구된다.

이러한 ITS의 특징은 학습 내용의 생식적 기능, 혼합된 학습 주도의 기능, 학생 모델링의 기능, 교수 전략의 질적 기능, 추론의 기능, 자체 개선의 기능을 가지고 있다는 것이다. ITS는 시스템이 가지고 있는 지식을 근거로 하여 학습자의 학습 능력에 따라 적응성 있는 학습을 유도한다. 이에 ITS가 효율적인 교사가 되기 위해서는 가르치는 주제에 관한 지식, 학습자에 관한 지식, 교수법에 관한 지식, 인터페이스에 관한 지식을 공통적으로 가져야 하며, 이것이 시스템 내에 모듈의 형태로 존재한다.

이 ITS의 최근 동향은 적응적 원격교육과 협동학습(Jorge A. R. et al., 2004, pp. 193~210; Rafael A. F. et al., 2004, pp. 891~900; Chow, D. Y. et al., 2003, pp. 255~269)의 개념을 포함하는 Learning Companion System(LCS)(Chan, 1991, pp. 26~30; Burns, 1991, pp. 1094~1099)에 대한 연구이다.

이러한 LCS의 연구는 지식의 개별적 표상을 요구한다.

### 2. 객체지향 지식베이스

객체지향기법(Object Oriented Technology)이란 공통된 속성과 형태를 가진 데이터와 프로그램을 결합하여 모듈화한 뒤 이를 다시 결합하여 소프트웨어를 개발하는 방법을 말한다. 객체지향은 실세계에 존재하는 개념적 개체들을 객체들로 모델링하는 방식으로 객체는 데이터와 연산 집합이 하나로 묶여 구성된다(김창완, 1998, pp. 21~120). ITS를 포함하는 전문가시스템에서 다루는 지식을 데이터베이스 내에 저장, 관리하기 위해서는 지식베이스 구축에 대한 개발이 필수적이며, 이를 위한 하나의 기법으로 객체지향 지식베이스에 대한 관심은 그

장점으로 인해 끊임없이 모색되어 왔다. Higa는 지식베이스와 데이터베이스의 통합을 위한 객체지향 모델링 방법론을 제시하였고(Higa, 1992, pp. 99~113), Xu는 지식베이스의 구축을 위한 객체지향 논리체계를 제시하였다(Xu, 1998, pp. 351~357).

이러한 연구에서 제시하는 개념적 방향을 근거로 실질적인 구현에 대한 연구가 상당부분 진척되었으며, 본 연구에서도 이러한 지식베이스 구축에 객체의 개념을 도입하여 학습자에 의존하여 개별적으로 성장 가능한 지식베이스를 모델링한다.

### 3. Neural Logic Network(Neuronet)

신경논리망은 기존의 신경망을 이용하여 삼진 부울 논리(three-valued boolean logic)를 효과적으로 모델링할 수 있는 토대를 제공해주며 나아가서 확률 논리나 퍼지 논리를 수행하도록 확장할 수 있다(이헌주·김재호, 1996, 1138~1146; 이말레, 2001, pp. 189~196). 기존의 부울 논리의 진리값인 “TRUE”와 “FALSE”를 기반으로, 삼진 부울 논리에서는 “UNKNOWN”이라는 진리값이 하나 더 포함한다. 신경논리망은 노드와 링크를 이용한 유한 방향성 그래프로 나타낼 수 있으며, 모든 링크에는 가중치에 해당하는 순서쌍  $(x, y)$ 가 할당된다. 이에 신경논리망에서는 임의의 노드 Q의 활성값을 결정하기 위한 다음과 같은 전파규칙을 요구한다.

Q와 연결된 모든 노드들의 집합을  $\{P_1, P_2, \dots, P_n\}$ ,  $P_i$ 의 노드값은  $(a_i, b_i)$ , 노드 Q와 노드  $P_i$ 를 연결하는 링크의 가중치를  $(x_i, y_i)$ ,  $\alpha = \sum a_i x_i$ ,  $\beta = \sum b_i y_i$ 라 하면,

$$\text{Act}(Q) = \begin{cases} \text{"True"} & \text{if } \sum (\alpha - \beta) \geq 1 \\ \text{"False"} & \text{if } \sum (\alpha - \beta) \leq -1 \\ \text{"Unknown"} & \text{otherwise} \end{cases}$$

이다.

신경논리망은 논리 연산을 제공하며, 논리 연산에 대한 정의를 이용하면 임의의 논리 연산자들을 포함하고 있는 규칙들을 신경논리망을 이용하여 쉽게 표현할 수 있다. 네트워크 상에서의 각 노드는 규칙에서의 하나의 명제 또는 논리 연산자에 대응하며 이와 같은 노드와 링크로 구성되는 신경논리망을 이용하여 추론이 이루어지는 과정을 표현할 수 있다.

본 연구에서는 논리 추론의 설명과 가변성의 내포가 용이하다는 관점에서 신경논리망을 지식 표현을 위한 근거 구조로 사용한다.

### 4. 학습 평가

교육을 주어지는 일련의 학습과제를 학습자와 교수자가 성취해 나아가야 되는 것으로 규정할 수 있다. 학습과제(learning tasks)의 단위는 교수자가 의도하는 교육목표를 의미하며, 학습자가 이와 같은 학습과제에서 성공하는 확률은 어려운 것으로 상승하면서 감소하고, 이

감소현상을 기초로 교사는 학생의 성적에 어떤 판정, 점수화, 평가를 피한다(김정휘, 1998, pp. 834~853). 이러한 교육 활동 속에서 평가는, 성취도를 표기하여 학습자의 성패를 유목화 하여, 교수 및 학습을 개선하고 학생의 학습에 도움을 주는 과정을 밟는다. 즉, 교육평가의 역할은 교수 및 학습과정에 최대한의 도움을 주고, 그렇게 함으로써 학생의 학습을 극대화 시키고 결과적으로 성적에서의 개인차를 극소화시키려는 것이 목적이다.

이와 같은 관점에서 보면 교육평가는 ‘교수계획에 관한 의사결정을 하기 위해서 학습자의 행동변화 및 학습과정에 관한 정보를 수집하고 그것으로 학습을 극대화시키기 위해 이용하는 과정’이라고 정의할 수 있다. ‘평가’라는 용어가 Tyler에 의해 시작된 이래, 일반적으로 학습자의 성장과 행동 변화에 중점을 두며, 다음과 같은 하위 개념을 포함하여 설명되어지고 있다(김인식·최호성, 1997, pp. 359~374). 측정은 일정한 법칙에 의거하여 어떤 사물이나 그 속성에 수치를 부가하는 것이며, 사정은 인간의 심리적 또는 행동적 특성의 크기나 수준을 감정 혹은 추정하는 것이다. 또한 검사는 개인차를 밝힐 목적으로 표준화된 조건하에서 개인의 심리적 특성을 재기 위한 객관적이고 조직적인 절차 또는 그 도구라고 할 수 있다.

교육평가에 관한 정의는 다음과 같이 분류할 수 있다(백순근, 1999, pp. 19~39; 이준옥, 1999, pp. 272~337). 첫째, 가치 판단론적 입장으로, 교육을 통해 추구하려고 하는 가치 혹은 목표가 달성된 정도를 확인, 판단하는 과정을 교육평가라고 기술한 정의이다. 둘째, 정보 처리론적 입장으로, 평가를 의사 결정 과정에 필요한 정보를 설정, 획득, 제공하는 과정으로 정의한다.

한편, 인간 행동의 관찰과 이에 대한 모방의 결과에 의해 학습이 이루어진다는 관점(김남순, 1999, pp. 316~329)과 관찰 가능한 외현적 결과를 내적 과정으로 확대한 학습의 인지주의적 방법(<http://preview.britannica.co.kr/bol/>)은, 학습을 영역전문가 지식의 모방 과정으로 정의 하기에 충분하며, 이에 따라 학습 평가의 대상을 학습자의 인지구조로 제한할 수 있다.

이상의 평가에 대한 개념을 근거로, 본 연구에서는 교수자 지식의 모방 정도를 학습의 성취도로 취급하고, 이를 대상으로 학습의 평가 방법을 구안한다.

### Ⅲ. 학습자 지식의 개별화된 표상

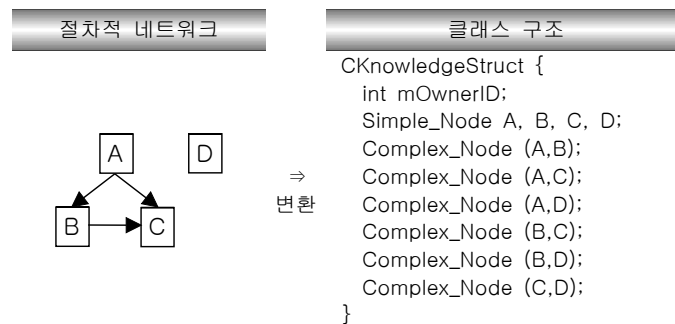
#### 1. 적응적 지식 구조체의 설계

‘학습의 개별화’라는 ITS의 기본 개념은 개별 학습자의 표현된 지식이 상이(相異)하다는 것을 전제한다. 따라서 본 연구에서는 다음과 같은 명제를 근거로, 인지의 연결주의

(connectionism)(이정모, 1996, p. 117)와 객체지향의 관점(Babiker, 1997, pp. 363~371)에서 ‘적응적 지식 구조체’를 설계하고, 이를 학습자 평가를 위한 대상으로 삼는다.

첫째, 인간의 지식은 동일한 위상 구조로 존재하고 각 개인의 개별화된 지식구조는 노드의 결합방향과 강도, 노드에 대한 인지도에 의존한다(김용범 · 오필우 · 김영식, 2005, pp. 369~386; 김대수, 1992, pp. 91~142). 즉, 교수 지식은 방향성을 갖는 절차적 네트워크로 표현함으로써, 학습의 위계 및 흐름을 포함할 수 있다(이기호 · 최영미, 1992, pp. 211~217). 둘째, 지식 구조체는 하나의 클래스로 표현 가능하다. 구현된 클래스는 개별 사용자에게 할당이 되어 자기 학습(self-learning)(김대수, 1992, pp. 91~142)에 의해 속성값이 변경되어 개별화가 가능하다. 셋째, 신경논리망은 지식의 표현에 있어서 인간의 사고와 유사한 방식을 사용하는 유연함을 가지고 있다(이말레, 2001, pp. 189~196)는 장점과 실제적 교수·학습 과정에 투입되는 지식인 ‘교수내용지식(민윤, 1999, pp. 90~95)’을 표현하기에 적합한 표상의 불확실과 논리적 엄정을 동시에 포함하는 기법을 제공한다.

이에 따라 적응적 지식 구조체는 개별적 지식 구조의 구축에 있어서 수월성을 제공하며, 임의의 사용자에게 할당되어 사용자와의 대화나 구조체 자체의 자기 학습에 의해 상이(相異)한 속성을 갖는 개체로 개별화된다. 지식 구조체의 초기 지식은 영역전문가에 의해 학습의 위계를 고려한 절차적 네트워크로 표현된다. 따라서 유한 방향성 그래프의 신경논리망에 근거하여 노드 및 노드값, 그리고 연결가중치를 구성요소로 갖는다.



[그림 1] 표현된 지식의 클래스화

표현된 지식에서 단위노드와 노드 쌍(pair)을 추출하여, 단위노드, 연결된 단위노드 쌍, 할당을 위한 소유자 Identification을 속성으로 가지는 지식 구조체를 구성하며, 이 구조체의 속성값을 무의미값(meaningless value)으로 초기화한다. 생성된 구조체는 필요에 의해 소유자 ID가 부여되어 할당된다. 할당된 구조체는 학습자 학습과 구조체의 학습 규칙에 의해 노드값과 연결가중치를 보정하여 각각 개별적으로 성장한다.

## 2. 적응적 지식 구조체의 규칙

구조체를 구성하고 있는 노드는 단순노드(simple node)와 복합노드(complex node; linked node)로 구분하고, 단순노드와 복합노드를 위한 클래스는 영역전문가에 의해 임의로 표현된 절차적 네트워크를 기반으로 기술한다. 기술된 지식을 근거로 하여 클래스를 구축하고, 클래스의 노드값( $v$ )와 연결가중치( $w$ )는 0.5로 초기화한다. 여기에서  $v$ 와  $w$ 의 범위는  $0 \leq v, w \leq 1$ 이며, 0.5는 확률적 무의미값을 의미한다.

일반적으로 신경논리망에서의 노드값과 연결가중치는 모두 확률적 의미의 수치로 표현되므로 각각의 값들을 이산확률변수로 취급하여 신경논리망을 간소화한다. 노드값을 산출하기 위한 산출 규칙은 다음과 같이 정의한다(김용범 · 오필우 · 김영식, 2005, pp. 369-386).

$val_{goal}$ 을 목표값,  $x_i$ 는  $val_{goal}$ 에 직접적 영향을 미치는 노드값이나 연결가중치,  $w_{tend}$ 는 평균  $\mu$ 에 대한 가중비율이라 할 때,

$$\mu = \sum_i^n x_i f(x_i), \gamma = \frac{E([X - \mu]^3)}{\sigma^3}, w_{tend} = \frac{1}{\mu} \exp(\gamma) \sqrt{\sum_i^n (x_i - \mu)^2 f(x_i)}$$

$$f^*(w_{tend}) = \frac{3}{2} - f_{sigmoid}(w_{tend})$$

$$val_{goal} = f^*(w_{tend})\mu$$

이다.

할당된 구조체의 학습자 적응을 위하여 구조체에 대한 자기 학습이 이루어져야 한다. 가중치 보정을 위한 근거로써 학습자와의 대화를 사용한다. 학습 과정은 역전파 학습 알고리즘과 관성 모멘트를 변형하여 적용한다. 구조체의 학습과정에서 목표값과 실제 출력값 사이에는 오차( $err$ )가 발생하며, 이 때 발생하는 오차가 한계 범위 안에 존재할 때까지 각각의 노드값과 연결 가중치를 보정한다. 값의 보정은 출력 노드와 직접적으로 연결되는 근접 연결노드로부터 원거리 노드로 확대하여 역보정한다. 이 때, 노드값과 연결 가중치  $x_i^{**}$ 을 위한 보정 관성율은  $|x_i - \frac{sup(X)}{2}|$  와  $err$ 에 비례한다.

따라서

$$x_i^* = x_i - \frac{err \cdot n}{\sum_i^n x_i} x_i = \left( \frac{\sum_i^n x_i - err \cdot n}{\sum_i^n x_i} \right) x_i, \frac{\sum_i^n x_i - err \cdot n}{\sum_i^n x_i} = r$$

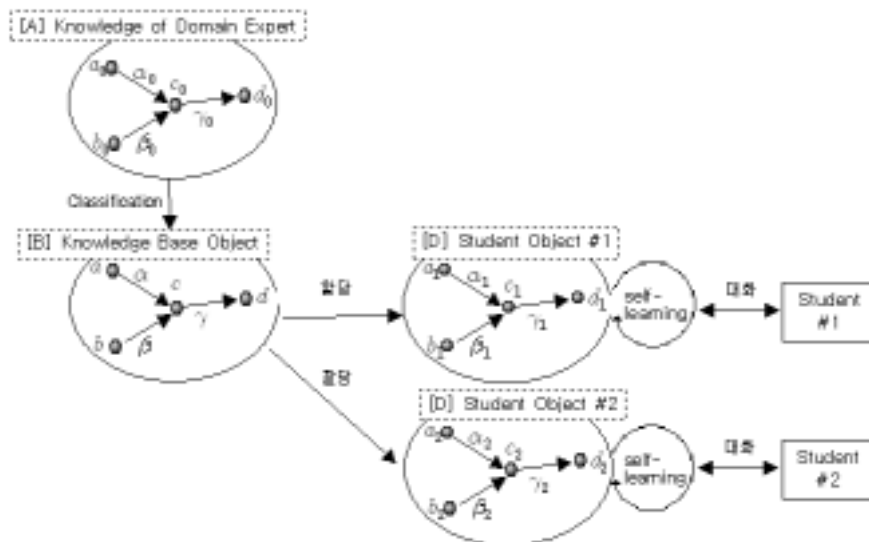
$$r^* = 1 + \frac{r-1}{|x_i - \frac{\sup(X)}{2}| + n}$$

$$x_i^{**} = r^* x_i$$

이다.

### 3. 적응적 지식 구조체의 자기 학습(self-learning)

개별 학습자가 소유하는 지식 구조체는 영역전문가에 의존하여 형성된 지식베이스, 즉, 절차적 네트워크의 모방을 위하여 지식베이스와 지속적으로 대화를 한다. 학습자 구조체는 대화의 결과를 근거로 가중치 갱신을 위해 자기 학습(self-learning)을 한다. 학습자는 자신의 구조체와 대화를 하는 과정에서 지식베이스의 영향을 받아, 자신의 구조체의 자기 학습과 동일하게 학습자 학습이 이루어진다.



[그림 2] 지식 구조체의 생성과 성장

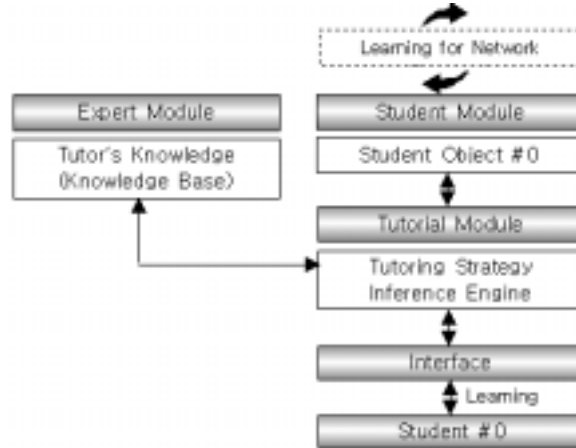
성장한 구조체는 노드와 연결구조, 즉 위상은 서로 동일하나, 각 노드가 가지는 노드값과 연결 가중치는 학습에 따라 상이한 값을 가진다. 즉, 각각의 구조체는 소유자에 의존하여 노드값과 연결가중치의 유의미한 차이가 존재하여, 구조체의 개별성을 보장한다. 이에 구조체는 노드의 의미와 가중치의 가변성을 고려할 때, 일반적인 지식 표현보다는 영역별 군집화가 용이한 교수·학습 상황에서의 지식 표현에 적합하다.



#### IV. 지식 구조체를 이용한 학습자 지식의 개별화

본 연구의 학습 모듈은 일반적인 ITS가 가지는 공통 요소를 포함하고, 학습자 적응을 위한 구조체의 자기 학습(self learning)을 추가한다.

다음의 [그림 3]은 적응적 지식 구조체를 이용한 학습 모듈의 전체적인 구조이다.

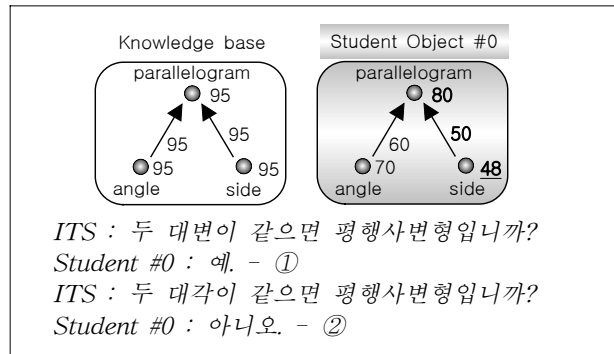


[그림 3] 적응적 지식 구조체를 이용한 ITS의 구조

본 지식 구조체를 이용한 학습의 최종 목적은 지식베이스의 노드값과 연결가중치에 대한 효과적인 모방이다. 따라서 학습자는 자신의 지식 구조체를 학습자 모듈로, 지식베이스를 전문가 모듈로 사용하여 학습을 진행한다.

지식 구조체를 이용한 학습 과정은 다음과 같다.

비교 가능한 두 구조체를 대상으로 변량 차이를 ‘학습자 오류(bug)’라 하자. 학습은 *bug*가 존재한다는 것은 전제로 한다. 선택된 *bug*는 학습모듈에 의해 학습자의 지식 중 문제 해결을 위한 대상, 즉 부분 문제로서 인식되고, 이의 해결을 위해 추론 엔진은 해당 학습자에게 필요한 학습 요소를 추출한다. 획득된 추론 결과는 학습자의 학습에 투입되게 되며, 투입 결과를 정량화한다. 학습모듈에 의한 학습 요소의 투입은 발문에 의해 이루어지며, 그에 대한 학습자 반응에 의해 새로운 학습 이벤트를 발생한다. 이 때, 학습자 반응은 지식베이스의 변량을 모방하여 정량화한다. 학습모듈은 지식베이스를 근거로 학습자 반응을 예측하며, 그 예측값과 실제의 학습자 반응이 동일하면, 지식베이스의 변량을 모방하고, 서로 상이(相異)하면 확률적 무의미값을 모방한다. 예를 들어, 임의의 학습에 투입된 지식베이스와 인터페이스 모듈을 통한 상호작용이 다음과 같다고 가정하면,



[그림 4] 지식 구조체를 이용한 학습의 실제

학습자 반응 ①에 의해서 student object #0의 변량 (48, 50, 80)은 지식베이스의 변량 (95, 95, 95)를, 학습자 반응 ②에 의해서는 확률적 무의미값 (50, 50, 50)을 모방하여 보정된다. 지식 구조체의 보정 규칙에 의해 보정된 동일 위상의 두 구조체는 등가의 변량을 가지는 것이 아니라, 근사적으로 지식베이스에 가까워짐을 의미한다.

## V. 지식 구조체와 성취도의 관계

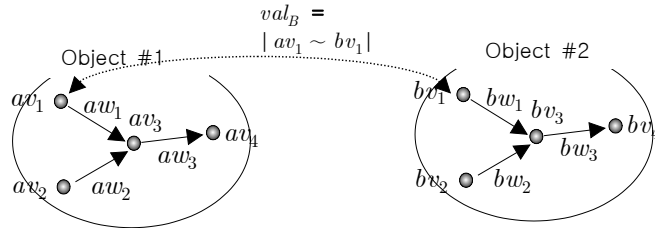
임의의 학습자에게 할당된 구조체는, 발문에 의한 학습자 반응을 근거로, 소유자의 학습과 동시에 구조체의 학습이 이루어진다. 반복 학습에 의해 구조체의 변화량이 임의 수준 이하로 수렴하면, 학습자 구조체는 안정화된다.

여기에서 구조체의 안정화는, 임의의 지식 구조체가 다른 학습자의 구조체와 판별이 가능한 정도의 유의미한 차이가 존재하는 것과 학습자의 지식구조가 유의미하게 일관성이 있다는 것을 의미한다.

두 지식 구조체 Object #1, Object #2가 있다고 하면,

학습자에 의해, 임의 수준 상태로 학습된 서로 다른 두 지식 구조체 Object #1, Object #2에서, 비교를 통한 해석 및 수치화가 가능한 요소, 즉 가변적 성향을 갖는 구조체 요소는 간 변량( $val_B$ )이다([그림 5]).  $val_B$ 는 소유자가 다른 두 구조체를 대상으로 삼으며, 비교를 위한 두 구조체 사이에 대응되는(mapping) 변량의 차이를 의미하며,

$val_B = f_{between}(|av_i \sim bv_i|, |aw_i \sim bw_i| \mid 0 \leq i \leq n, n: \#(\forall node))$ 로 표현 가능하다.



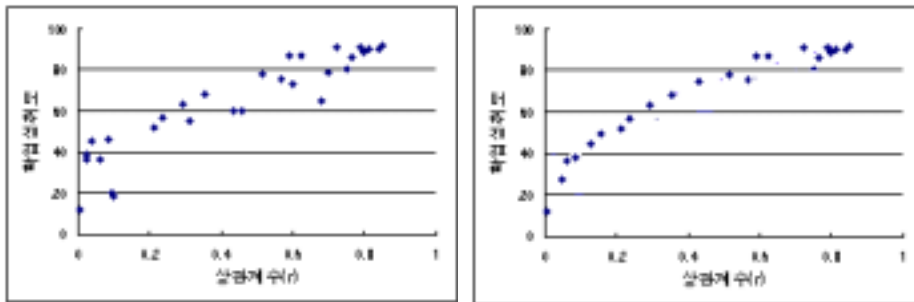
[그림 5] 표상된 지식 구조체에서의 변량

그리고 이  $val_B$ 는 각 구조체를 소유하는 학습자의 학업 성취 격차로 해석 가능하다.

따라서 학습자 개인에 의해 학습되어진 지식 구조체를 근거로 변량을 추출하면, 원하는 시점에, 대상 학습자의 성취도 측정이 가능하다.

구조체를 이용한 성취도의 측정은, 지식베이스에 대한 모방 정도가 높은, 즉 지식베이스와의 상관계수가 높은 구조체의 소유자가 학습 성취도가 높다는 가정을 전제로 한다.

지식베이스와 학습자 구조체 사이의 상관계수와 학업 성취도 사이의 관계를 도식화하고, 여기에서 특이점을 제거하면, 임의의 규칙성이 표상된다. 표상된 규칙에 의해 근사 함수를 추정(curve fitting)하여 상관계수와 성취도 간의 관계를 정형화한다.



[그림 6] 자료의 표현 및 특이점 제거

개념적으로

$$\text{if}(r = 1.00) \text{ then } score_{student} = 100$$

$$\text{if}(r = 0.00) \text{ then } score_{student} = 0$$

에 의존하는 정형식  $score_{student} = f(r)$ 를 추정할 수 있다.

따라서 학습된 구조체의 변량 계산에 의해, 구조체를 소유하고 있는 학습자의 학업 성취도를 즉각적으로 파악할 수 있으며, 이 구조체가 다수의 학습자에게 할당되어 학습되어진 경우, 실시간적으로 복수 학습자의 학업 성취도 역시 용이하게 파악할 수 있다.

## VI. 실험 및 검증

본 연구의 타당성 확보를 위하여 다음 항목에 대한 검증이 필요하다.

첫째, 임의의 학습자에 의해 학습된 절차적 네트워크, 즉 지식 구조체가 학습자에 의존하여 개별화되는가이며,

둘째, 학습자의 표상된 지식 구조와 학업 성취도 사이에 상관관계가 존재하는가이다.

따라서 본 연구에서는 검증을 위해 Visual C++6.0으로 필요한 학습 모듈을 구현하였고, 학습에 의해 형성된 구조체의 횡수별 변량 변화, 지식베이스와 학습자 구조체 사이의 변량 차이, 그리고 상관계수와 성취도간의 관계에 대한 자료를 분석·평가하였다.

### 1. 실험 과정

본 실험에서의 구조체간 비교 및 결과 처리는 임의 수준까지 개별적으로 학습된 동일 위상의 지식 구조체를 대상으로 한다. 상이한 두 구조체에서 위상적으로 동일하게 대응(mapping)되는 노드값 및 연결가중치를 변량(pair)으로 취급하여 두 구조체의 차별성을 검증한다. 두 구조체 사이의 유의미한 차이를 검증하기 위해 원점수에 의한 상관계수( $r$ )와 결정계수( $r^2$ ), 그리고  $t$ 비를 사용한다. 비교를 위한 두 구조체를  $X$ ,  $Y$ 라고 할 때,  $x_i$ 와  $y_i$ 는 객체의 짝(pair)이 되는 변량이다.

$$\text{즉, } r = \frac{n\sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i}{\sqrt{[n\sum x_i^2 - (\sum x_i)^2][n\sum y_i^2 - (\sum y_i)^2]}}, \quad t = \frac{r\sqrt{df}}{\sqrt{1-r^2}} \text{의 계산에 의해 얻어진}$$

$r$ ,  $r^2$ ,  $t$ 를 객체 개별성과 학업 성취도의 추정 근거로 사용한다(김정환, 2003, pp. 399-416).

[단계 1] 학습 대상 영역을 절차적 네트워크로 표상한다([그림 7]).

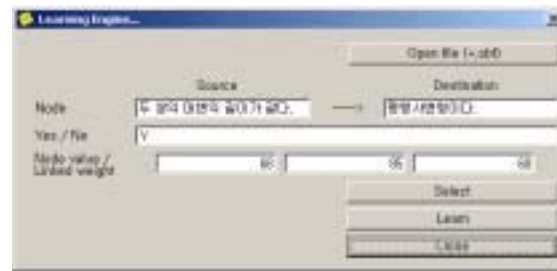


- [00] 평행사변형이다.
- [01] 사다리꼴이다.
- [02] 정사각형이다.
- [03] 직사각형이다.
- [04] 두 쌍의 대변이 평행하다.
- [05] 두 쌍의 대변의 길이가 같다.
- [06] 두 쌍의 대각의 크기가 같다.
- [07] 두 대각선이 서로 다른 대각선을 이등분한다.
- [08] 한 쌍의 대변이 평행, 다른 두 대변의 길이가 같다.
- [09] 두 변이 만나지 않는다.
- [10] 마주 본다.
- [11] 이등분한다.
- [12] 이웃하는 각의 합이 180°이다.
- [13] 각각의 동위각이 같다.
- [14] 각각의 엇각이 같다.
- [15] 대칭인 두 삼각형이 합동이다.
- [16] 두 점이 이웃하지 않는다.
- [17] 맞꼭지각의 크기가 서로 같다.
- [18] 동일한 비교 대상이다.
- [19] 사각형이다.
- [20] 변의 개수가 4개이다.

[그림 7] '평행사변형'을 위한 절차적 네트워크

절차적 네트워크는 객체화되어 개별 학습자에게 지식 구조체의 형식으로 할당되어 학습이 이루어진다. 다음의 [그림 8]은 구현된 학습 모듈로서 표현되는 지식에 대한 학습자 반응을 정량화하여 구조체의 자기 학습이 이루어지고, 학습 결과가 구조체의 변량으로 제시된다.

[단계 2] 구현된 학습 모듈을 이용하여 구조체와 학습자에 대한 학습을 실시한다. 학습은 중학교 2학년 30명을 대상으로 각각 200회의 학습을 실시한다([그림 8]).



[그림 8] 학습 모듈

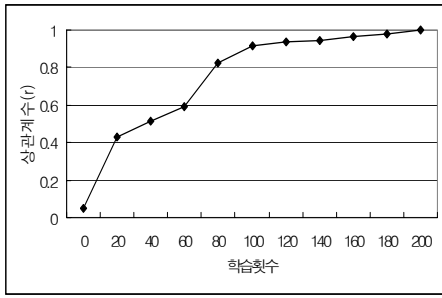
[단계 3] 학습 결과를 수집한다.

[단계 4] 대상 학생에 대하여, 동일 영역에 지필 평가를 실시한다.

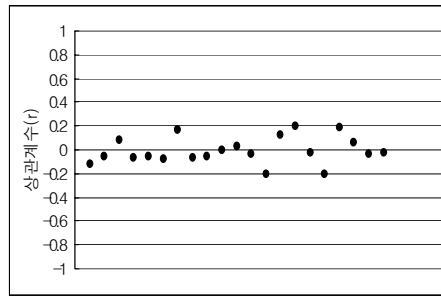
[단계 5], [단계 3]과 [단계 4]의 결과 자료를 획득하여, 결과를 분석한다.

## 2. 검증 결과

다음의 [그림 9]는 초기화 변량을 갖는 구조체와 그 구조체의 학습횟수별 구조체 변량간의  $r$ 값의 변화를 도식화한 것이다. 학습횟수( $n$ )와 상관계수( $r$ )을 지수함수로 curve fitting하는 경우,  $r = e^{0.001 - 0.03n}$  ( $n > 20$ )에 근사하며, 이는 구조체는 학습에 의해서 임계치를 넘어서는 범위에서 충분히 커진다는 것을 알 수 있다. 즉, 본 연구에 의해 구축된 구조체는 학습이 가능하다. [그림 10]은 다른 학습자에 의해 학습된 구조체간의 상호 비교를 도식화한 것이다. 모든 비교 대상의 결정계수가 0.04, 즉, 4%이하 수준에서 서로 관계가 있어, 실제로 개별 학습자에 의해 학습된 구조체는 개별적이라는 결론을 얻을 수 있다.



[그림 9] 모방 없는 최종 구조체와의 학습횟수별 변량 비교



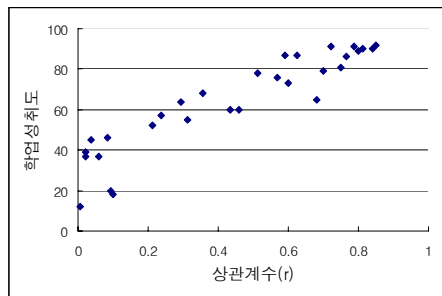
[그림 10] 모방 구조체가 없는 경우의 상관계수 비교

<표 1>은 200회 학습 후의 개별 학습자 지식 구조체의 변량과 지식베이스를 비교한 것이다. 여기에서  $r_T$ 는 학습자 구조체와 지식베이스와의 상관계수,  $s$ 는 지필평가에 의한 학업 성취도를 의미하며, 이 상관계수를 변량으로 성취도와와의 관련성을 검증한 결과, 유의미한 수준 ( $\alpha = .05$ )에서 양의 상관관계가 있다는 것을 알 수 있다.

<표 1> 지식 구조체의 상관계수와 성취도의 관계

$r_T$	$s$	$r_T$	$s$	$r_T$	$s$	$r_{r_T s}$	$t$
0.851	92	0.512	78	0.601	73	0.948	16.144
0.789	91	0.458	60	0.592	87		
0.765	86	0.295	64	0.459	77		
0.799	89	0.236	57	0.435	60		
0.812	90	0.039	45	0.311	55		
0.701	79	0.213	52	0.085	46		
0.842	90	0.059	37	0.625	87		
0.798	94	0.023	39	0.023	37		
0.751	81	0.568	76	0.102	42		
0.682	65	0.584	68	0.721	91		

$$t_{crit}(\alpha = 0.05, df = 29) = 2.045$$



[그림 11] 상관계수와 성취도의 관계

또한, [그림 11]은 자료를 도식화한 것으로, 상관도에서 특이점을 제거하고, 유효 범위에서 curve fitting하는 경우, 상관계수  $r$ 과 학업 성취도  $s$ 는  $s = 33k\sqrt{10r}$  ( $k \geq 1$ )에 근사하다는 것을 알 수 있다. 여기에서  $k$ 는 학습의 난이도에 의존하는 비례 상수이다.

## VII. 결론 및 제언

본 연구에서는 개별 학습자에 적응하여 성장 가능한 지식 구조체를 설계하고, 이를 이용하여 학습자 학습을 실시하며, 적응된 구조체를 대상으로 학습자의 학업 성취도를 측정하는 기법을 제안하고, 이를 검증하였다.

적응적 지식 구조체는, 영역전문가에 의해 구축된 절차적 네트워크를 이용하여 클래스를 생성하고, 이 클래스를 객체로써 학습자에게 할당하여 학습자 학습과 동일하게 구조체가 자기 학습(self-learning)함으로써, 학습자의 지식을 표상한다. 이에 적응된 지식 구조체는 학습자의 지식 상태로 인정할 수 있어, 이 구조체를 이용하여 학습자의 학업 성취도를 용이하게 파악할 수 있다. 이 지식 구조체는 교수내용지식과 같이 주제별로 지식 경계를 분리할 수 있는 지식 영역에서 적용성을 보장한다.

본 연구에 의해 추정된 평가함수는 개념과 실험치에 의존하는 근사함수으로써 유의미한 수준의 수치적 경향성을 표현할 수 있다. 또한 본 구조체가 다수의 학습자에게 할당이 되어 개별 학습이 이루어지는 경우, 학습자 군(群)에 대한 성취도 평가에도 유용성을 제공한다.

하지만, 차후 이 평가함수에 대한 심층적인 보완을 위해 표집의 확대, 문항 난이도와와의 관계에 대한 지속적인 연구가 이루어져야 한다. 또한, ITS에서의 발문과 학습자 반응의 정량화, 학업 성취도에 작용하는 개별 구조체의 외부변인, 학습횟수에 의한 변량 변화율에 의한 학습자 특성 파악 등에 대한 연구가 추가적으로 필요하다.

## 참 고 문 헌

- 김남순(1999). **교육심리학**. 교육과학사, 316-329.
- 김대수(1992). **신경망 이론과 응용(1)**. 하이테크 정보, 91-142.
- 김성식(1996). **인공지능 기법**. 홍릉과학출판사, 457-474.
- 김용범 · 오필우 · 김영식(2005). 교수내용지식을 위한 하이브리드 지식 표현 기법. **인지과학**, 16(4), 369-386.
- 김인식 · 최호성(1997). **최신 교육과정 및 평가**. 교육과학사, 359-374.
- 김정환(2003). **교육연구 및 통계방법**. 원미사, 399-416.
- 김정휘 · 주영숙(1998). **교육심리학 탐구**. 형설출판사, 834-853.
- 김창완(1998). **객체지향 모델링과 구현**. 도서출판대림, 21-120.
- 민 윤(1999). 사회과에서 교수내용지식의 가능성과 한계. **사회과교육** 32, 413-414.
- 박한식 · 이강섭 역(1984). **수리통계학**. 교육연구사, 90-95.
- 백순근(1999). **수행평가의 이론과 실제**. 원미사, 19-39.
- 성태제(2003). **현대교육평가**. 학지사. 25-27.
- 이기호 · 최영미(1992). **지능형 교수 시스템 개론**. 교학사, 211-217.
- 이말레(2001). Fuzzy Inference Network and Search Strategy using Neural Logic Network. **멀디미 디어학회지 논문지** 4(2), 189-196.
- 이정모(1996). **연결주의: 이론적 특성과 문제점**. 성원사, 117.
- 이준옥(1999). **교육 심리검사의 원리**. 원미사, 272-337.
- 이현주 · 김재호(1996). 신경논리망 기반의 퍼지추론 네트워크와 탐색전략. **한국정보처리학회 논문지** 3(5), 1138-1146.
- Babiker E. (1997). A Model for Reengineering Legacy Expert Systems to Object-Oriented Architecture. *Expert Systems With Applications*, 12, 363-371.
- Burns H. & Parlette J. W. (1991). *Intelligence Tutoring Systems; Evolutions in Design*. Hillsdale, N J Laurence Erlbaum Associates, Inc, Publishers, 1-11.
- Chan T. W. (1991). Integration-Kid: A Learning Companion System. *Proceedings of the Twelfth International Conference on Artificial Intelligence*, 2, 1094-1099.
- Chia H. W-K. & C-L Tan. (2004). Association-based evolution of comprehensive neural logic networks. *GECCO 2004*, 26-30.
- Chow D. Y., Chan T. W., & Lin C. W. (2003). *Redefining the Learning Companion: The Past, Present, and Future of Educational Agents*, *Computers & Education* 40(3), 255-269.



- Higa, K. (1992). Object-Oriented Methodology for Knowledge Base / Database Coupling. *Communications of the ACM* 35, 99-113.
- Jorge A.R. & Benedict de Boulay. (2004). Expertise, Motivation and Teaching in Learning Companion Systems. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 14, 193-210.
- Nonaka I. (1994), The Knowledge-Creating Company. *Harvard Business Review*, 11, 96-104.
- Parkhurst, P. E. (1975). Generating meaningful hypotheses with aptitude-treatment interactions. *AV Communication Review*, 23(2), 40-51.
- Rafael A. Faraco, Marta C. Rosatelli, & Fernando O. Gauthier (2004). An Approach of Student Modelling in a Learning Companion System. *IBERAMIA 2004*, 891-900.
- Rafael A. Faraco, Marta C. Rosatelli, & Fernando O. Gauthier (2004). Adaptivity in a Learning Companion System. *Forth IEEE International Conference on advanced Learning Technologies(ICALT'04)*, 151-155.
- XU, D. (1998). Towards an Object-Oriented Logic Framework for Knowledge Based Systems. *Knowledge-Based Systems*, 10, 351-357.
- [http://preview.britannica.co.kr/bol/topic.asp?article\\_id=b24h2521a](http://preview.britannica.co.kr/bol/topic.asp?article_id=b24h2521a)

• 논문접수 : 2006년 4월 13일 / 수정본 접수 : 2006년 5월 15일 / 게재 승인 : 2006년 5월 24일

## ABSTRACT

### Measure of Learner's Achievement using Adaptive Knowledge Union

Yong-Bum Kim(Ph. D. Candidate, Korea National University of Education)

Young-Sik Kim(Professor, Korea National University of Education)

Intelligent Tutoring System(ITS), which offers individualized learning environment that consider many learners' variable, is realized by the effective alternative to take the place of domain expert. Accordingly, in order to develop a effective ITS, it well be helpful to study a measure of learner's achievement. However, because a learner's knowledge state has characteristic of variability, it is difficult to acquire learner's achievements in case of need.

Therefore, in this paper, we propose the "Knowledge Union Medel", which is based on connectionist in cognition structure, represents learner's knowledge to self-learnig union, and grows adaptive union by proprietor. Additionally, we measure learner's achievement, which relies upon knowledge union, and verify the validity. This method lays the groundwork for design of personalized knowledge union, offers clue to measure of learner's achievement and development of adaptive ITS.

Key Words : intelligent tutoring system, knowledge union, measure of learner's achievement