

지능형 교육 시스템을 위한 적응적 지식베이스 객체 모형 개발

김 용 범* · 김 영 식**

요 약

Intelligent Tutoring System(ITS)이 다양한 학습자 변인을 고려한 개별화된 학습 환경을 제공하여 영역 전문가를 대신할 효율적인 대안으로 인식되어짐에 따라, Learning Companion System(LCS)에 대한 연구도 긍정적으로 검토되어지고 있다. 하지만 LCS에서의 원활한 상호작용을 위해서는 동일한 역할을 하는 복수 LC의 결합이 필요하고, 이는 개별적 지식베이스의 확보를 선행 조건으로 요구한다. 따라서 본 연구에서는 인지기구조의 연결주의적 관점을 근거로, 지식베이스 자체의 자기 학습(self learning)이 가능하고, 지식베이스 객체의 소유자에 의해 적응적으로 성장 가능한 지식베이스 객체 모형을 설계하고, 이를 검증하였다. 이 지식베이스 객체 모형은 개별적 지식베이스의 구축을 가능하게 하여, 지식베이스 객체를 이용한 적응적 ITS 개발의 기회를 제공한다.

키워드 : 지능형교수시스템, 신경논리망, 지식베이스 객체

Development of a Adaptive Knowledge Base Object Model for Intelligent Tutoring System

Yongbeom Kim* · Yungsik Kim**

ABSTRACT

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, research on Learning Companion System(LCS) is currently noticing. However, to develop LCS which applies effective interaction, it is necessary to combine several LCs, and personalized knowledge base have to be made first. Therefore, in this paper, we propose the 'Knowledge Base Object Model', which is based on connectionist in cognition structure, represents learner's knowledge to self-learnig object, and grows adaptive object by proprietor, verify the validity. This model lays the groundwork for design of personalized knowledge base, offers clue to development of adaptive ITS using knowledge base object.

Key Words : Intelligent Tutoring System, Neuronet, Knowledge Base Object

1. 서 론

다양한 학습자들의 변인들을 고려한 개별화된 학습 환경을 제공하여 영역 전문가를 대신할 효율적인 대안으로 인식되고 있는 Intelligent Tutoring System(ITS)에서의 연구 방향은 적응적 학습, 협력 학습, 그리고 원격 교육의 결합으로 집약될 수 있다.

이는 학습 과정에서의 협력과 경쟁 원리의 정당성에 근거하며, 교수-학습 환경의 시간적, 공간적 확대와도 맥락을 같이 하고 있다.

따라서 ITS가 가상 교사에 의한 개별학습의 한 형태라는 점을 고려할 때, ITS와 협동학습의 공통요소를 포함하는

Learning Companion System(LCS)에 대한 연구는 긍정적으로 평가되고 있다. LCS는 Learning Companion(LC)이라는 학습 에이전트가 추가된 ITS의 변형으로, 최근에는 LeCo-EAD[5]와 같이 복수 LC를 결합하여 지능형 원격학습을 위한 개념으로 발전하고 있다.

하지만, 결합되는 LC들은 동일한 지식베이스를 공유하기 때문에, 복수 LC의 구현은 개별화 전략에 의존해야 하는데, 이 전략 구성의 어려움이 결국, 동일 기능하는 LC 구축의 방해 요인으로 작용한다. 이러한 문제점 해결을 위해 LC에 대한 개념 전환이 필요하다. 즉, LC를 개별적인 복수의 지식베이스를 관리하는 동일한 인터페이스로 정의하고, 이에 의해 전략의 표현을 단일화하는 것이다. 이러한 개념의 전환은 개별화된 지식베이스의 용이한 확보를 전제한다.

한편, 교육에서의 지식은 '교수내용지식(pedagogical content knowledge)'이라고 정의하며, 일반적인 의미의 지식과는 달리,

* 준 회원 : 한국교원대학교 컴퓨터교육과 박사과정

** 정 회원 : 한국교원대학교 컴퓨터교육과 교수

논문접수 : 2006년 1월 18일, 심사완료 : 2006년 6월 20일

학습 환경 및 학습자 심리 등 여러 지식 외적 요인에 의존하여 지식의 표현 상태가 변형되어 학습자에게 전달되어야 한다는 것을 전제로 한다. 이 교수내용지식은 고정된 요소와 가변적 요소의 공존, 지식 신뢰도의 변화의 개념을 포함하여 지식의 표현을 위한 신경논리망의 도입에 타당성을 부여한다. 기존의 신경논리망은 지식을 유한 방향성 그래프 형식으로 표상하여 논리 추론과 불확실한 지식의 표현은 가능하나, '학습에서의 맥락'과 추론 과정 설명을 위한 다양한 경로의 제공에는 한계가 있다. 이에 학습 내용의 위계성과 흐름의 구조화를 위해, 학습요소와 그 요소들 사이의 방향성 결합을 표현하는 절차적 네트워크는 유의미한 기법을 제공한다.

본 연구는 지식베이스 개발의 편리성을 위한 객체 지향 개념, 학습 내용의 구조화를 위한 유한 절차적 네트워크, 교수내용지식의 가변성을 포함하는 신경논리망에 관심을 둔다.

따라서 본 연구에서는 인지구조의 연결주의적 관점을 근거로, 지식베이스 자체의 자기 학습(self learning)이 가능하여 소유자에게 적응적으로 성장 가능한 지식베이스 객체 모형을 설계하고, 이를 검증한다.

적응적 지식베이스 객체는 실제의 교수-학습 활동과 인간의 인지 형성 과정에서의 특징적 요소를 추출하여 ITS에서 적용 가능한 형태로 표상한 것이다. Neural Logic Network를 기반으로 지식베이스의 클래스와 객체를 생성하고, 학습자에게 할당된 객체는 학습자의 지식 구조를 표상한다. 생성된 객체는 해당 객체를 소유하는 학습자, 또는 다른 지식베이스 객체와의 대화를 통하여 객체 소유자와 동일한 지식 체계로 성장한다. 즉, 적응적 지식베이스 객체는 객체의 할당과 개별 학습자에 의한 학습을 통하여 용이한 지식베이스 구축의 기회를 제공한다.

2. 관련 연구

2.1 Intelligent Tutoring System(ITS) & Learning Companion System(LCS)

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. 이러한 ITS의 특징은 학습 내용의 생식적 기능, 혼합된 학습 주도의 기능, 학생 모델링의 기능, 교수 전략의 절적 기능, 추론의 기능, 자체 개선의 기능을 가지고 있다는 것이다. ITS는 시스템이 가지고 있는 지식을 근거로 하여 학습자의 학습 능력에 따라 적응성있는 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.

하지만, ITS 시스템은 그 효율성에 비추어, 학교 현장에

서 개발되어 사용되어지는 구현물은 전무하다. 이는 지식베이스의 구축, 즉 지식 표현의 어려움에서 기인함에 따라 지식 표현에 대한 연구의 필요를 요구한다.

ITS의 최근 동향은 적응적 원격교육과 협동학습의 개념을 포함하는 Learning Companion System(LCS)에 대한 연구이다. LCS는 교수 모듈과 학습자 모듈 이외에 LC라는 새로운 에이전트가 가미된 ITS의 변형이다. LC는 학습자의 학습 과정에 관여하여 학습자와 상호 대화하며, 협력과 경쟁의 위치에 설 수 있는 하나의 가상적인 동료를 의미한다. 따라서 LCS는 협력과 경쟁이 학습에 긍정적인 효과를 미친다는 교육적 명제를 근거로 한 ITS의 협력적 동반 학습을 위한 변형이라 할 수 있다.

Chan에 'Integration-Kid'에 의하여 최초 구현되어 개념이 정립되기 시작한 LCSs는 이후 꾸준히 연구 발전되었고, 최근 LCSs의 연구 주제는 LC가 소유하는 전문지식, 기계학습과 시뮬레이션의 관계, LC의 역할에 대한 명확한 정의, 학습자와 LC와의 대화방식, ITS의 교수모듈과 LC사이의 역할 관계 등으로 요약될 수 있다. 연구 초기의 LCS는 ITS에 하나의 LC가 추가하는 형태였으나, 최근에는 LeCo-EAD에서와 같이 다양한 기능을 갖는 복수 개의 LC를 포함하는 형태로 변화하고 있다. 이렇게 구성된 복수 개의 LC는 해당 LCS의 구성 및 지식공학자의 의도, 학습자의 학습 과정 등에 따라 Collaborator, Learner, Trouble maker 등의 역할을 선택적으로 수행한다. 또한, 각각의 LC는 자신의 역할에 따라 상이한 교수 전략, 표현들을 소유한다.

기존의 LC 개념에 의해, 동일한 역할의 복수 LC 결합은, 각 LC마다 다른 전략이 요구되어 개발에 상당한 부담으로 작용한다. 이에 LC를 전략적 구조체보다는 일정한 위상과 계열을 소유하는 지식의 구조체로 정의하면, 지식 표현 기법의 연구 성과에 따라, LC의 구축을 용이하게 할 수 있다는 결론을 얻을 수 있다.

이에 따라, 구축된 지식베이스의 재사용과 교수내용지식의 가변성의 개념을 포함하는 지식표현에 관한 연구는 충분한 가치를 갖는다.

2.2 객체지향 지식베이스

객체지향기법(Object Oriented Technology)이란 공통된 속성과 형태를 가진 데이터와 프로그램을 결합하여 모듈화한 뒤 이를 다시 결합하여 소프트웨어를 개발하는 방법을 말한다. 객체지향은 실제계에 존재하는 개념적 개체들을 객체들로 모델링하는 방식으로 객체는 데이터와 연산 집합이 하나로 묶여 구성된다.

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, Xu는 지식베이스의 구축을 위한 객체지향 논리체계를 제시하였다.

이러한 연구에서 제시하는 개념적 방향을 근거로 실질적인 구현에 대한 연구가 상당부분 진척되었으며, 본 연구에서도 이러한 지식베이스 구축에 객체의 개념을 도입하여 구축의 용이성을 확보한다. 하지만 현재의 객체 지향 지식베이스에 대한 연구는 지식베이스의 재사용에 관심을 두고 있고 있으며, ITS의 기본 개념인 학습의 개별화를 위한 개별적, 적응적 지식베이스에 대한 연구 성과는 전무하다. 따라서 본 연구에서는 객체 자체의 자기 학습(self learning)이 가능한 가변 성향의 객체 지향 지식베이스를 '적응적 지식베이스'로 정의한다.

2.3 Neural Logic Network

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. 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 전과규칙을 요구한다.

Q와 연결된 모든 노드들의 집합을 $\{P_1, P_2, \dots, P_n\}$, P_i 의 노드값은 (a, b) , 노드 Q와 노드 P_i 를 연결하는 링크의 가중치를 (x, y) , $\alpha = \sum a \cdot x$, $\beta = \sum b \cdot y$ 라 하면,

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

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.

이러한 신경논리망에서의 각 노드와 가중치의 가변성과 방향성에 의한 과정의 설명은 교수내용지식의 표현과 실제적 학습 과정에서 유용성을 확보한다.

3. 적응적 지식베이스 객체

3.1 적응적 지식베이스 객체의 설계

객체지향 지식베이스의 주요 관심은 구축된 데이터의 재사용에 있다. 지식베이스 내에 캡슐화가 가능한 속성 및 기능을 추출하여 클래스를 추상하고 이 클래스들에 의해 생성된 객체들의 결합체(union)를 지식베이스로 정의하는 것이 기존의 객체지향 지식베이스의 관점이다. 따라서 대상 지식

영역의 분할과 구조화가 용이한 경우로 제한된다.

본 연구에서의 지식베이스 객체는 인지의 연결주의와 객체지향의 관점을 근거로 다음을 전제한다. 첫째, 인간의 지식은 동일한 위상 구조로 존재하고, 각 개인의 개별화된 지식구조는 학습 내용의 결합 방향과 결합력에 의존한다. 즉, 분리되는 학습 내용은 절차적 네트워크 구성을 위한 기술적 자를, 그리고 결합 방향은 학습 내용의 구조 및 위계를 표상한다. 둘째, 지식베이스 자체는 하나의 클래스로 표현 가능하다. 사용자에게 할당된 객체는 학습에 의해 속성이 변경되어 개별화된 하나의 객체로 성장한다. 즉, 할당의 대상에 따라 다른 객체로 성장한다는 것을 전제로 한다. 셋째, 할당된 객체는 해당 객체의 소유자와 one-to-one matching을 하여 소유자의 지식 상태를 표상한다. 즉, 학습자는 할당된 지식베이스 객체와의 대화, 그리고 객체 자체의 자기 학습에 의해 자신의 지식상태를 객체로 표현 가능하다는 것이다. 넷째, 신경논리망은 지식의 표현에 있어서 인간의 사고와 유사한 방식을 사용하는 유연함을 가지고 있다는 장점과 실제적 교수-학습과정에 투입되는 지식인 '교수내용지식'을 표현하기에 적합한 표상의 불확실과 논리적 엄정을 동시에 포함하는 기법을 제공한다.

본 지식베이스 객체는 기존의 객체지향 지식베이스에서의 객체 개념을 포함한다. 그러나 지식베이스의 분할된 형태의 객체, 즉 객체들의 결합체(union)로서의 지식베이스가 아니라, 지식베이스 전체를 하나의 객체로 취급한다. 이에 따라 지식베이스 객체의 구축에 있어서의 수월성을 제공하며, 객체의 사용자에게 할당된 지식베이스 객체는, 대화와 객체 자체의 자기 학습에 의해 상이(相異)한 속성을 갖는 객체로 개별화된다.

객체의 초기 지식은, 대상 주제에 대한 절차적 네트워크를 근거하여 영역전문가에 의해 표현된다. 객체를 위한 절차적 네트워크는 노드의 위상, 노드값, 그리고 연결가중치를 갖는 유한 방향성 그래프이다. 표현된 지식으로부터 노드, 연결된 노드 쌍(pair), 할당을 위한 소유자 Identification을 속성으로 가지는 지식베이스 클래스를 구성하고, 이 지식베이스 클래스의 속성값을 무의미값(meaningless value)으로 초기화하여 지식베이스 객체를 생성한다. 생성된 지식베이스 객체는 필요에 의해 소유자 ID가 부여되어 복제 할당되며, 소유자는 교수자 또는 학습자에 무관하다. 할당된 지식베이스 객체는 학습자 학습 및 객체의 학습 규칙에 의해 노드값과 연결가중치를 보정하여 각각 개별적인 지식베이스 객체로 성장한다. 따라서 지식베이스 객체가 교수자에게 할당된 경우, 지식베이스 객체는 ITS의 전문가 모듈의 지식베이스 개념으로, 학습자에게 할당된 경우에는 학습자 모델의 일부분(subset)으로 성장 가능하다.

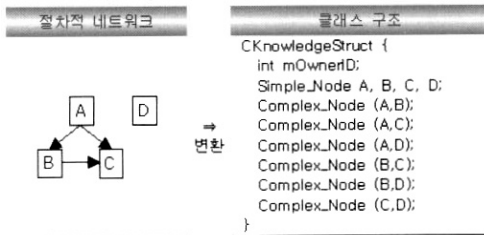
지식베이스를 구성하고 있는 노드는 단순노드(simple node)와 복합노드(complex node; linked node)로 구분한다.

단순노드와 복합노드를 위한 클래스는 영역전문가에 의해 임의로 표현된 지식을 기반으로 기술하고, 구축된 클래스에서의 노드값(v)와 연결가중치(w)는 0.5으로 초기화한다.

<표 1> 노드의 구조

<pre> < Structure of Simple Node > struct Simple_Node{ int idx_node; // 노드번호 char* element; // 기본요소 int node_value; // 노드값 }; </pre>	<pre> < Structure of Linked Node > struct Complex_Node{ int idx_node; // 노드번호 int idx_src_node; // 출발노드 int idx_dest_node; // 목적노드 int linked_weight; // 연결가중치 }; </pre>
--	--

<표 2> 표현된 지식의 클래스화



여기에서 v 와 ω 의 범위는 $0 \leq v \leq 1, 0 \leq \omega \leq 1$ 이며, 0.5는 확률적 무의미값을 의미한다.

3.2 지식베이스 객체의 규칙

일반적으로 신경논리망에서의 노드값과 연결가중치는 모두 확률적 의미의 수치로 표현하므로 각각의 값들을 이산확률변수로 취급하여 신경논리망을 간소화한다. 노드값을 산출하기 위한 산출 규칙은 다음이 정의한다.

val_{goal} 을 목표값, x_i 는 val_{goal} 을 구성하는 노드값이나 연결가중치라고 하고, 모든 x_i 가 동일한 비중으로 val_{goal} 에 영향을 미친다고 가정하자.

목표값을 $val_{goal} = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 라 하고, 주어진 노드값과 연결가중치를 x_i 로 갖는 이산확률변수 X (단, $\sum_i f(x_i) = 1, f(x_i) = \frac{1}{n}$) 로 정의하면, val_{goal} 의 경향은 1차 적률(μ)에 비해, 2차 중심적률(σ)에 반비례, 3차 중심적률(γ)의 부호에 영향을 받는다는 것을 알 수 있다.

즉, 주어진 $\{x_i\}_{i=1, \dots, n}$ 에 의해 결정된 μ 와 그에 대한 가중비율 w_{tend} 에 따라 val_{goal} 가 결정된다.

따라서

$$w_{tend} = \frac{1}{\mu} \exp(\gamma) \sqrt{\sum_i (x_i - \mu)^2 f(x_i)}$$

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

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

이다.

할당된 지식베이스 객체의 학습자 적응을 위하여 지식베이스 객체에 대한 자기 학습(self learning)이 이루어져야 한다. 본 연구에서는 가중치 보정을 위한 근거로서 학습자와의 대화, 다른 학습자 객체와의 비교 및 교수자 지식베이스와의 대화를 사용한다. 학습 과정은 역전파 학습 알고리즘과 관성 모멘트를 변형하여 적용한다[25]. 객체의 학습과정

에서 목표값(val_{goal})과 실제 출력값(val_{est})사이에는 오차(err)가 발생하며, 이 때 발생하는 오차가 한계 범위(δ) 안에 존재할 때까지 각각의 노드값과 연결 가중치를 보정한다. 값의 보정은 출력 노드와 직접적으로 연결되는 1차적 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.

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

$$\frac{\sum_i x_i - err \cdot n}{\sum_i x_i} = r$$

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

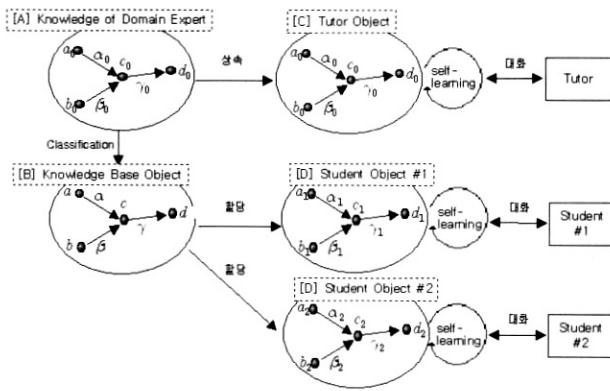
$$x_i^{**} = r^* x_i$$

3.3 적응적 지식베이스 객체 모형

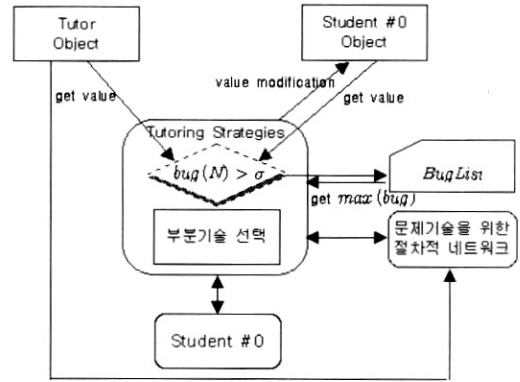
기존의 객체지향 지식베이스에서는, 지식 객체의 결합체(union)가 지식베이스를 형성한다. 즉, 학습에 필요한 지식을 객체 단위로 분할하여 필요한 객체의 결합체를 지식베이스로 취급한다. 따라서 지식이 애매한 경계를 가지는 지식 분야에서는 지식의 객체화에 한계가 있다. 본 모형은 학습객체와 기존의 객체지향 지식베이스의 혼합된 개념으로 실제의 교수-학습 과정을 모델링하여 지식베이스 객체를 생성한다.

본 모형에서는 지식베이스 클래스를 이용하여 개인에게 하나의 지식베이스 객체가 할당된다. 이에 교수자, 또는 학습자 모두가 자신의 하나의 지식베이스 객체를 소유한다. 임의의 학습자가 소유하는 지식베이스 객체는 영역전문가에 의해 구축된 교수자 지식베이스 객체와 지속적으로 대화를 하고, 자신의 지식베이스 객체를 교수자 지식베이스 객체와의 가중치 모방을 위해 학습자와도 대화를 시도한다. 이 대화의 결과를 기초로 학습자 지식베이스 객체의 가중치를 갱신한다. 학습자는 자신의 지식 체계에 대한 하나의 구조체인 자신 ID의 학습자 지식베이스 객체와 대화를 하는 과정에 교수자 지식베이스 객체에 영향을 받으므로써 자신의 지식베이스 객체의 학습과 동일하게 자신도 학습이 이루어진다. 학습이 진행됨에 따라 각각의 지식베이스 객체는 가지고 있는 위상적 구조-노드와 연결구조-는 동일하나, 각 노드가 가지는 노드값과 연결 가중치는 서로 다른 값을 가진다. 즉, 각각의 지식베이스 객체는 객체 소유자에 의존하여 노드값과 연결가중치의 유의미한 차이가 존재하여, 지식베이스 객체의 개별성을 보장받는다.

(그림 1)과 같이 영역전문가에 의해 자신의 지식 상태에 의존하여 임의적으로 표현된 지식을 기반으로 생성된 객체는 교수자 및 학습자에게 할당 가능하다. 교수자 지식베이스 객체는 객체를 복제하여 교수자에게 상속된 지식베이스



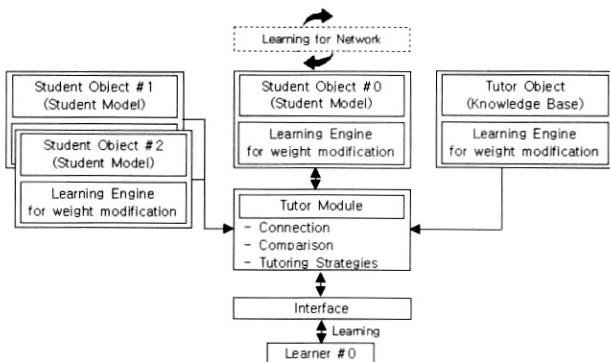
(그림 1) 지식베이스 객체의 생성과 성장



(그림 3) 문제해결을 위한 전략

<표 3> 지식베이스 객체를 이용한 학습 사례

Tutor Object	Student Object	Student Object #1
parallelogram angle: 95, side: 95	parallelogram angle: 60, side: 48	parallelogram angle: 70, side: 75
ITS(ref_tutor object) : 두 대변이 같으면 평행사변형입니까? Student #0 : 예 - ①		
ITS(ref_tutor object) : 두 대각이 같으면 평행사변형입니까? Student #0 : 아니오 - ②		
ITS(ref_object #1) : 두 대변이 같으면 평행사변형입니까? Student #0 : 예 - ③		



(그림 2) 적응적 지식베이스 객체를 이용한 학습자 학습

객체를 의미하며, 속성값은 초기 표현값을 기본값(default)으로 사용한다. 이 교수자 객체는 교수자에 의해 지속적으로 학습되며, 교수자와 대화하여 얻어진 결과를 근거로, 객체의 가중치를 보정한다. 학습자 지식베이스 객체는 객체를 복제하여 학습자에게 할당된 지식베이스 객체를 의미하며, 학습자에 의해 지속적으로 학습되고, 학습자와의 대화나, 객체간 비교에서 얻어진 가중치를 객체 가중치 보정의 근거로 채택한다. 학습자와의 대화시 가져 지식으로서 교수자 지식베이스 객체를 사용한다.

기존 LCS에서의 복수 LC는 동일한 지식베이스를 공유하는 다른 인터페이스, 즉 전략을 사용한다. 하지만 동일한 역할을 하는 개별화된 일관성있는 전략 개발의 어려움 때문에 동일 기능의 복수 LC의 구현에 한계점이 있다. 본 모형은 '각각의 LC가 개별적으로 소유하는 복수의 지식베이스를 이용하는 동일한 인터페이스'의 관점에서 적용 가능하다.

3.4 지식베이스 객체의 적용 가능성 탐색

(그림 2)는 본 연구에 의해 설계된 적응적 지식베이스 객체를 이용한 ITS의 전체적 구조이다.

학습자는 기본적으로 자신의 지식베이스 객체를 학습자 모델로, 교수자 지식베이스 객체를 지식베이스로 사용하여 학습을 한다. 교수모델은 학습자의 상태를 파악하기 위하여 접근 가능한 모든 지식베이스 객체와 지속적으로 비교하여 차이점(bug)을 생성하고, 그 차이점을 근거로 학습 경로를 선택($bug(N) > \sigma$)한다. 또한 학습자와의 대화 과정에서 잘못된

개념과 실수를 인식하고, 적절한 피드백을 제공하며, 학습자 객체를 수정한다. 이 교수-학습 과정은 학습자 객체와 교수자 지식베이스 사이에 불일치가 제거될 때까지 반복된다(그림 3).

실제적인 학습에서의 사용은 <표 3>과 같다. 임의의 학습에 투입된 지식베이스 객체와 인터페이스 모듈을 통한 상호작용이 다음과 같다고 가정하면,

학습자 반응 ①에 의해서 Student Object #0의 변량(48, 50, 80)은 Tutor Object의 변량(95,95,95)를, 학습자 반응 ②에 의해서는 확률적 무의미값(50,50,50)을, 학습자 반응 ③에 의해서는 Student Object #1의 변량(75,60,70)을 모방하여 보정된다. 지식베이스 객체 모형의 보정 규칙과 지식의 관성에 의해 보정된 동일 위상의 두 객체는 등가의 변량을 가지는 것이 아니라, 근사적으로 참고하는 지식베이스에 가까워짐을 의미한다.

4. 실험 및 검증

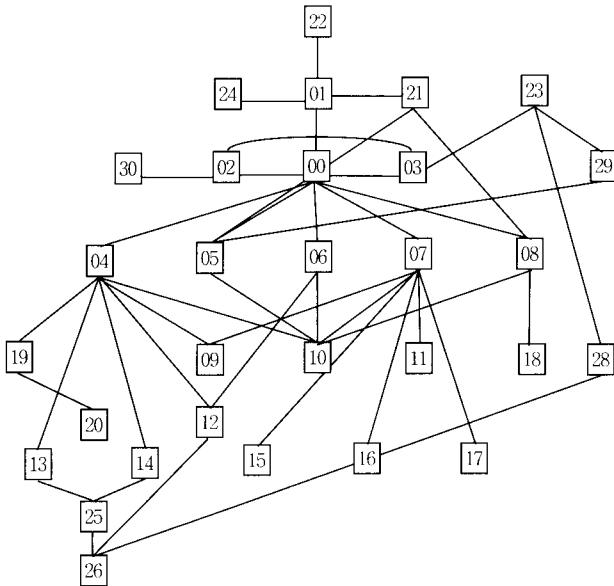
본 모형의 타당성을 살펴보기 위하여 다음과 같은 항목에 대하여 검증이 필요하다.

첫째, 구축된 지식베이스 객체의 학습이 가능한가이며, 둘째, 학습된 객체는 특정 학습자 개인에게 적응되도록 개별화(personalize)되는가이다.

이에 본 연구에서는 이들 항목에 대한 검증을 위해 Visual C++6.0으로 객체 생성 및 학습 모듈을 구현하여 실험을 실시하였다. 본 검증에서의 지식베이스 객체는 중학교

2학년 수학교과와 '도형의 성질'단원에서 '평행사변형'을 대상 지식으로 절차적 네트워크를 구성하였고(그림 4), 40명의 학습자에게 각각 200회의 학습을 실시하였다.

구축된 절차적 네트워크는 학습 내용의 구성 및 위계적 흐름을 표현한다. 절차적 네트워크에 의해 생성된 지식베이스 객체는 학습 모듈(그림 5)을 사용하는 학습자의 반응을 정량화하여 자신의 변량을 보정한다.



(그림 4) 절차적 네트워크

<표 4> 절차적 네트워크의 기술 격자

[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 길이 같다.
[09]	두 변이 만나지 않는다.
[10]	마주 본다.
[11]	이등분한다.
[12]	이웃하는 각과의 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.
[21]	한 쌍의 대변이 평행하다.
[22]	한 쌍의 대변이 평행하고, 다른 두변의 길이가 다르다.
[23]	마름모이다.
[24]	등변사다리꼴이다.
[25]	교차하는 세 직선이 있다.
[26]	두 직선이 교차한다.
[27]	대각선이 직교한다.
[28]	90°로 만난다.
[29]	네변의 길이가 같다.
[30]	모든 내각이 직각이다.

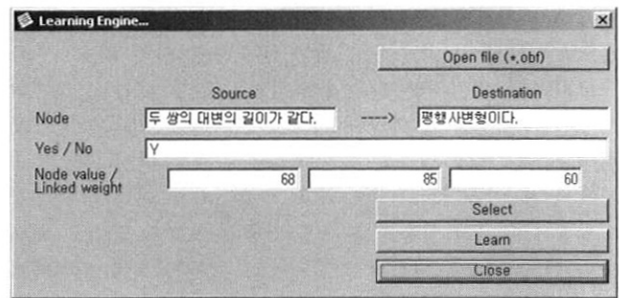
지식베이스 객체는 개별 학습자에게 할당되어 지능형 학습 모듈(그림 5)에 의해 학습이 진행되며, 학습 모듈은 학습자 반응을 정량화하여 객체내의 변량을 보정한다.

얻어진 실험 자료에서 비교 대상인 두 객체 사이에 위상적으로 동일하게 대응되는 노드값 및 연결가중치를 변량(pair)으로 취급하여 두 객체의 차별성을 검증하였다. 이 때, X와 Y는 비교를 위한 두 지식베이스 객체이며, x_i 와 y_i 는 각 객체의 짝(pair)이 되는 변량이라 할 때,

$$r = \frac{n\sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i}{\sqrt{[n\sum x_i^2 - (\sum x_i)^2][n\sum y_i^2 - (\sum y_i)^2]}} \quad t = \frac{r\sqrt{df}}{\sqrt{1-r^2}}$$

의 계산에 의해 얻어진 상관계수(r)와 결정계수(r^2), t 비(t)를 객체 학습 가능성과 개별성의 근거로 사용하였다.

<표 5-1>은 초기화 변량을 갖는 지식베이스 객체와 그 객체의 학습횟수별 객체 변량간의 r 값의 변화를 나타낸 것이다. 학습의 초기에는 무의미값을 갖는 초기 객체와 유사한 변량을 가지나($t_{crit} < t_n | n < 60$), 학습의 횟수가 증가함에 따라 초기 객체와 무관하게 성장한다는 것을 알 수 있다. 이는 객체의 학습이 가능하다는 것을 의미한다. <표 5-2>는 학습자에 의해서 표현된 객체의 변량과 해당 학습자에 의해 학습한 객체의 변량을 비교한 결과값이다. 임의의 학습자에게 할당되어(표 5-1)과 같이 학습된 객체는 해당 학습자의 지식 상태와 강한 상관관계를 유지한다.



(그림 5) 지능형 학습 모듈

<표 5> 학습횟수별 객체 변량

n	<표 5-1>		<표 5-2>	
	r	t	r	t
20	0.446	4.922	0.432	4.756
40	0.201	2.175	0.511	5.726
60	0.182	1.969	0.589	6.792
80	0.131	1.417	0.825	12.180
100	0.089	0.962	0.917	18.327
120	0.081	0.876	0.936	20.999
140	0.073	0.789	0.942	22.099
160	0.067	0.724	0.967	29.512
180	0.052	0.562	0.981	39.043
200	0.045	0.486	0.999	170.983

$t_{crit}(n = 0.05, df = 120) = 1.98$

<표 6> 객체간 상관관계 비교

객체	r	t	객체	r	t
#1-#2	-0.054	-0.584	#2-#7	-0.035	-0.378
#1-#3	0.086	0.930	#3-#4	-0.199	-2.154
#1-#4	-0.065	-0.703	#3-#5	0.129	1.395
#1-#5	-0.055	-0.594	#3-#6	0.202	2.186
#1-#6	-0.076	-0.822	#3-#7	-0.019	-0.205
#1-#7	0.172	1.861	#4-#5	-0.202	-2.186
#2-#3	0.062	0.670	#4-#6	0.193	2.089
#2-#4	-0.049	-0.530	#4-#7	0.069	0.746
#2-#5	-0.005	0.054	#5-#6	-0.029	-0.313
#2-#6	0.033	0.356	#5-#7	-0.026	-0.281

t_(n-2) = 1.98

산출된 t비에 의해, 각 객체는 유의미하게(α=0.05) 학습되어 객체의 소유자에게 개별적으로 적용된다는 것을 알 수 있다. 또한, n과 r을 지수함수로 curve fitting하는 경우, 각각 $r = e^{a \cdot n + b}$ (n > 20), $r = 1 - e^{-a \cdot n}$ (n > 20)에 근사하여, 객체의 학습과 개별화는 n값에 의해 일정한 방향성을 가진다는 것도 파악 가능하다. <표 6>는 다른 학습자에 의해 학습된 객체간의 상호 비교한 것으로, 객체의 개별화에 대한 결론을 뒷받침해 준다. 모든 비교 객체의 결정계수 0.04이하 수준으로 서로 관계가 있어, 실제적으로 개별 학습자에 의해 학습된 객체는 개별적이라는 결론을 얻을 수 있다.

5. 결론 및 제언

본 연구에서는 적응형 ITS의 지식 표현을 위한 적응형 지식베이스 객체 모형을 설계하고, 모형의 적용을 통하여 제안된 기법에 의해 생성된 지식베이스 객체는 학습이 가능하며, 임의의 개별 학습자에 의해 학습된 지식베이스 객체는 충분히 개별적임을 검증하였다.

영역전문가에 의해 구축된 절차적 네트워크를 이용하여 클래스를 형성하고, 학습자에게 지식베이스 객체로 할당하여 이 객체를 학습시킴으로써, 학습자 적응적인 지식베이스 객체를 생성한다. 생성된 지식베이스 객체는 개별성을 보장받음으로써, 학습자에게 적응하는 지식베이스 구축의 기회를 제공한다. 또한, 객체의 복제와 할당에 의해 형성된 복수개의 지식베이스는, 객체간의 통신을 통한 가상의 협동학습 상황을 보장할 수 있으며, 이 때 이미 구축된 지식베이스를 재사용함으로써 개발의 효율성을 제고할 수 있다. 이 지식베이스의 객체화는 ITS의 대상 지식인 교수내용지식과 같이 주제별, 또는 단원별로 지식 경계를 분리할 수 있는 지식 영역에서 적용성을 보장한다.

차후, 지식베이스 객체에서의 추론 및 교수전략에 대한 연구와 이를 이용한 개별적 학습 기회를 제공하는 지식베이

스 객체를 적용한 협응적 ITS에 대한 연구, 절차적 네트워크의 확장이 필요하다.

참고 문헌

[1] 강남형, “개인의식 창출 과정과 이에 영향을 주는 요인”, 이화여자대학교 대학원, p.22, 2001.
 [2] 강창동, 채선희, 학교교육 지원을 위한 사이버 교육 방안에 관한 연구 I, 한국교육과정평가원, 2001.
 [3] 김대현, 김석우, 교육과정 및 교육평가, 학지사, p.151, 2003.
 [4] 김성식, 인공지능 기법, 홍릉과학출판사, pp.457-474, 1996.
 [5] 김용범, 오필우, 김영식, “교수내용지식을 위한 하이브리드 지식 표현 기법”, 인지과학, 제16권 제4호, pp.369-386, 2005.
 [6] 김정환, 교육연구 및 통계방법, 원미사, pp.437-456, 2003.
 [7] 박한식, 이강섭, 수리통계학, 교육연구사, pp.90-95, 1984.
 [8] 이기호, 최영미, 지능형 교육 시스템 개론, 교학사, pp.211-220, 1992.
 [9] 이정모, 연결주의: 이론적 특성과 문제점, 성원사, p.117, 1996.
 [10] 이현주, 김재호, “신경논리망 기반의 퍼지추론 네트워크와 탐색전략”, 한국정보처리학회 논문지 Vol.3, No.5, pp.1138-1146, 1996.
 [11] Chan T. W., “Integration-Kid: A Learning Companion System”, Proceedings of the 12th International Conference on Artificial Intelligence, Vol.2, pp.1094-1099, 1991.
 [12] Chia H. W., Tan C. L., ‘Association based evolution of comprehensive neural logic networks’, GECCO 2004, pp.26-30, 2004.
 [13] Chow D. Y., Chan T. W., Lin C. W., “Redefining the Learning Companion: The Past, Present, and Future of Educational Agents”, Computers & Education Vol.40, No.3, pp.255-269, 2003.
 [14] Cochran K. F., “Pedagogical content Knowing: An Integrative Model for Teacher Preparation”, Journal of Teacher Education, Vol.44, No.4, p.265, 1993.
 [15] Gudmundsdottir S., “Pedagogical Content Knowledge: Expert/Novice Companion in social Studies”, Annul Meeting of American Educational Association, 1988.
 [16] Higa K., “Object-Oriented Methodology for Knowledge Base/Database Coupling” Communications of the ACM 35, pp.99-113, 1992.
 [17] Henry W. C., Chew L. T., “Neural Logic Network Learning using Genetic Programming”, International Journal of Computational Intelligence and Applications, Vol.1, No.4, pp.357-368, 2001.
 [18] Hyman R., Approaches in Curriculum, New Jersey: Prentice-Hall, 1973.
 [19] James R., Michael B., Object Oriented Modeling and Design, Prentice Hall, 1991.

[20] Livingston C., Borko H., "Expert Novice Difference in Teaching: A Cognitive Analysis and Implications for Teacher Education", Journal of Teacher Education, p.37. 1989.

[21] Malrey Lee, "Fuzzy Inference Network and Search Strategy using Neural Logic Network", 멀티미디어학회 논문지 제4권 제2호, pp.189-196, 2001.

[22] Quinlan P., Connectionism and psychology: A psychological perspective on new connectionist research, Chicago University Press, 1991.

[23] Shulman. L. S., "Those Who Understand : Knowledge Growth in Teaching", Educational Researcher. Vol.15, No.2, p.8, 1986.

[24] R. A. Faraco, M. C. Rosatelli, A. O. Gauthier, "Adaptivity in a Learning Companion System", Forth IEEE International Conference on advanced Learning Technologies, pp.151-155, 2004.

[25] W. Kim, Introduction to Object-Oriented Database, MIT Press, 1990.

[26] Xu D., "Towards an Object-Oriented Logic Framework for Knowledge Based Systems", Knowledge-Based Systems, Vol.10, pp.351-357, 1998.

[27] <http://aied.inf.ed.ac.uk/>

김 용 범



e-mail : kybhj@hanmail.net
 1989년 한국교원대학교 수학교육과 (교육학사)
 2001년 한국교원대학교 컴퓨터교육과(교육학석사)
 2004년~현재 한국교원대학교 컴퓨터교육과 박사과정

관심분야: 컴퓨터 교육, ITS, 원격교육

김 영 식



e-mail : kimys@mail.knue.ac.kr
 1982년 서울대학교 전기공학과(공학사)
 1987년 노스캐롤라이나주립대학교 전기 및 컴퓨터공학과(공학석사)
 1993년 노스캐롤라이나주립대학교 전기 및 컴퓨터공학과(공학박사)

1993년~1994년 한국전자통신연구소 선임연구원
 1995년~1996년 한국전자통신연구소 위촉연구원
 1996년~1998년 한국전자통신연구원 초빙연구원
 1994년~현재 한국교원대학교 컴퓨터교육과 교수
 관심분야: ITS, e-learning, 디지털 영상처리, 컴퓨터 구조