

학습자 인지 구조체를 이용한 추론의 개별화 전략

김용범[†] · 김영식^{††}

요 약

지식정보 사회로의 변화는 교육 패러다임의 변화를 요구하고, 이에 따라 지능형 학습과 원격 교육은 지속적인 연구 주제로서 관심을 모으고 있다. 이러한 연구 분야에서의 교수-학습 방법은 학습의 개별성, 즉, 개별 학습자의 특성에 의존하는 학습 요소 및 경로의 추출을 전제로 하며, 이는 ‘개별화된 추론 전략’에 대한 논의로 이어진다. 따라서 본 연구에서는 신경논리망의 확장 개념인 X-Neuronet(eXtended Neuronet)을 근거로, 학습 내용을 위계적 표상과 자체의 자기 학습(self-learning)이 가능한 학습자 인지구조체로 표현하고, 이 구조체를 이용하여 개별 학습자의 지식 상태에 의존하는 추론의 개별화 전략을 설계하고, 이에 대한 타당성을 검증하였다.

키워드 : 지능형 교수 시스템, 학습자 인지 구조체, 추론의 개별화 전략

A Individualized Reasoning Strategy using Learner’s Cognitive Union

Yong-Beom Kim[†] · Yungsik Kim^{††}

ABSTRACT

The change into the knowledge-based information society requires a transformation of educational paradigm. Accordingly, intelligent learning and distance education are attracting a fair amount of attention. To apply the instructional learning method in this field, we need to consider a individualization of learning, as it were, abstraction of fact and path through learning, which is based on learner’s traits, this focus entails a argument for individualized reasoning strategy. Therefore, in this paper, we design a learner’s cognitive union, which is based on X-Neuronet(eXtended Neuronet), represents learner’s hierarchical knowledge, is able to self-learn, and grows adaptive union by proprietor. Additionally, we propose a ‘individualized reasoning strategy’, which relies upon learner’s cognitive union, and verify the validity.

Keywords : Intelligence Tutoring System, Learner’s Cognitive Union, Individualized Reasoning Strategy

1. 서 론¹⁾

네트워크 인프라의 발달로 인한 지식정보 사회로의 변화는 교육을 포함한 사회 전반에 걸친 패러다임의 변화를 요구하고 있으며, 이에 따라 지능형 학습과 원격 교육에 대한 연구도 지속적으

[†] 종신회원: 한국교원대학교 컴퓨터교육과 박사과정
^{††} 종신회원: 한국교원대학교 컴퓨터교육과 교수(교신적자)
 논문집수: 2006년 9월 11일, 심사완료: 2006년 9월 18일

로 관심을 모으고 있다[1][2].

이와 같은 영역에서의 교수-학습 방법은 학습의 개별성, 즉, 개별 학습자의 특성에 의존하는 학습 요소 및 경로의 추출을 전제하며, 이는 교육에서의 지식의 의미인 '교수내용지식[3]'의 개념과도 맥락을 같이 한다. 교육과정에서 다루는 지식영역은 합의와 선별에 의해 고정적인 형태로 존재하지만, 실제의 교수-학습 상황에서는 이 지식영역이 학습자 요인, 교수법적 효율성, 그리고 주어지는 환경요인 등의 조건에 의하여 적절한 형태로 변환되어 사용되기 때문에[4], '개별화된 추론 전략'은 실제적인 교수-학습 과정에서 필수적인 구성 요소이다.

추론은 주어진 문제의 해결을 위한 목표값 획득, 또는 임의의 목표값을 설명하는 탐색 경로의 추출을 의미하며[5][6], 유연성의 확보를 위한 근사적 개념의 도입과 추론 결과의 적절한 설명을 위한 다중 탐색 경로의 확보를 필요조건으로 요구한다.

이에 개별 학습자에 의존하는 '개별화된 추론 전략'은 다음의 사항이 고려되어야 한다.

첫째, 추론 과정에서 발생하는 희소성(sparsity)의 해결을 위해 추론에서의 유연성이 확보되어야 한다[7][8]. 추론의 경직성(brittleness) 문제에서 기인하는 희소성은 지식 기반 시스템이 이미 정확히 알고 있는 지식과 차이를 보이는 새로운 상황에 대해서 시스템이 올바른 수행을 하지 못하는 것으로, 이 문제점의 해결을 위해서 추론 과정에 있어서의 근사적 개념을 허용한다.

둘째, 학습의 개별화는 학습자 특성, 즉 학습자의 능력, 적성, 요구, 흥미에 대한 개인차에서 기인하며[9], 개별화를 위한 학습자 지식 상태에 대한 분석과 적용은 충분히 유의미하다[10][11]. 이에 학습자에 의존하는 추론의 개별화는 주어진 목표값을 설명하는 다중 경로의 획득과 이에 의해 추출된 복수의 일반 경로(general path)로부터 해당 학습자의 인지구조에 부합하는 최적 경로(optimal path)를 추정하는 것이다.

따라서 본 연구에서는 신경논리망의 확장 개념인 X-Neuronet(eXtended Neuronet)을 근거로 [12], 학습 내용을 위계적 표상과 자체의 자기 학습(self-learning)이 가능한 지식 구조체로 표현하

고, 이 지식 구조체를 개별 학습자에게 할당·학습함으로써, 학습자의 인지구조를 표상한다. 또한, 임의 수준으로 학습된 개별 학습자 인지 구조체를 이용하여 학습자 개인에 의존하는 추론의 개별화 전략을 설계하여 실험을 통하여 그 효율성을 검증하였으며, 학습자 인지 구조 기반 지능형 교육 시스템(ITS; Intelligent Tutoring System)에서의 적용 가능성을 모색하였다.

2. 이론적 기초

2.1 신경논리망의 확장

지식의 표현 기법은 지식을 바라보는 관점, 즉 지식의 정의에 의존한다. 교수내용지식의 표현을 목적으로 하는 X-Neuronet[12]은, 지식의 개념을 노드간의 연결망 구조, 수리적 계산에 의한 연결상태의 활성화로 인지상태를 표상하는 연결주의(connectionism)적 관점에서 출발하여[13], 신경논리망의 논리추론과 가중치의 가변성[14], 그리고 인지구조에서 노드의 위상적 불변성[15]을 가져오며, 기본적으로 노드와 연결을 이용한 관성을 가지는 방향성 결합체로 표현하며, 다중 결합에 의한 결합체의 구성을 그 결과로서 산출한다. 이에 X-Neuronet을 '다중 유한 방향성 결합을 허용하는 군집화된 신경논리망'으로 정의할 수 있다.

결합체에 존재하는 가변적 수량은 노드 자체 신뢰도를 의미하는 노드값과 노드 사이의 연결 가중치이다. 이들 변량은 초기에 확률적 수치로 영역전문가에 의해 부여되지만, 학습과 추론, 그리고 노드의 삽입, 삭제 등에 의해서 지속적으로 보정되는 가변적 성질을 가진다[16]. 노드는 서로간의 결합에 의해서 결합체를 확대시켜 나가고, 임의 노드는 다중 결합이 발생한다. 이에 따라 결합체는 이러한 노드를 중심으로 군집화가 되는 경향을 띠게 되며, 이러한 노드는 지식 결합체에서 중심개념의 역할을 수행한다. 노드는 기본적으로 단위노드의 삽입, 또는 노드 사이의 결합에 의해서 더 큰 규모의 복합노드를 형성한다. 노드의 삽입은 영역전문가에 의해 이루어지며, 결합은 삽입, 추론 및

학습의 과정에 형성된다.

X-Neuronet에서의 노드의 동작을 설명하는 다음과 같은 개념의 산출 규칙을 제공한다. val_{goal} 을 목표값, x_i 는 val_{goal} 에 직접적 영향을 미치는 노드값이나 연결가중치라고 하고, 모든 x_i 가 동일한 비중으로 val_{goal} 에 영향을 미친다고 가정하면, $val_{goal} = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 라고 표현 가능하고, 주어진 모든 x_i 로 갖는 이산확률변수 X 로 취급할 수 있다. val_{goal} 은 1차 적률 μ 에 비례하고, 2차 중심적률 σ 에 반비례하며, 3차 중심적률 γ 의 부호에 영향을 받는다[17]는 것을 고려하면, 주어진 $\{x_i\}_{i=1, \dots, n}$ 에 의해 결정된 μ 와 해당 복합노드에서의 μ 의 가중비율 $w_{i, goal}$ 에 따라 val_{goal} 가 결정된다는 것을 알 수 있다.

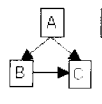
또한 X-Neuronet은 지식에서의 관성율의 적용, 기본 연산자, 전파 규칙, 학습 알고리즘과 목표값에 이르는 다양한 경로의 획득과 노드간 근사적 추론을 위한 근거를 제공한다.

X-Neuronet에 의존하여 형성된 지식 결합체는 교수내용지식의 개념을 포함할 뿐만 아니라, 교과에서의 학습 단위인 주제별, 단원별 지식 표현이 가능하다.

2.2 학습자 인지구조 객체

학습자 인지를 표상하는 ‘지식 구조 객체[18]’는 기존의 객체지향 개념을 포함한다. 구조 객체의 초기 지식은 영역전문가에 의해 표현된 절차적 네트워크에 의존한다. 표현되는 지식의 형식은 유한 방향성 그래프의 신경논리망에 근거하여 단위노드, 각 노드값, 노드들간의 연결가중치로 구성된다.

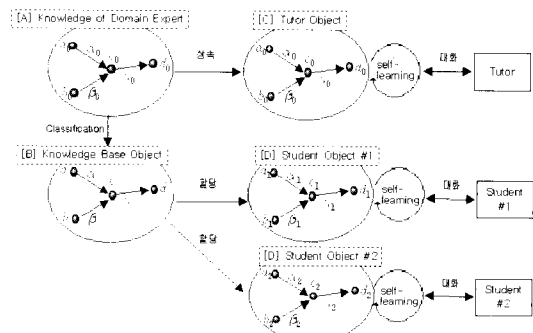
<표 1> 표현된 지식의 클래스화

절차적 네트워크	클래스 구조
	<pre> class KnowledgeStruct { int mOwnerID; Simple_Node A, B, C, D; Complex_Node (A,B); Complex_Node (A,C); Complex_Node (A,D); Complex_Node (B,C); Complex_Node (B,D); Complex_Node (C,D); }; </pre>
= 변환	

표현된 지식에서 각 단위노드와 노드 쌍(pair)을 추출하여, 단위노드, 연결된 단위노드 쌍, 할당을 위한 소유자 Identification을 속성으로 가지는 구조체 클래스를 구성하며 <표 1>, 이 구조체 클래스의 속성값을 무의미값(meaningless value)으로 초기화하여 구조 객체를 생성한다. 생성된 구조 객체는 필요에 의해 소유자 ID가 부여되어 복제 할당되어 학습자 객체를 형성하며, 학습자 학습 및 객체의 학습 규칙에 의해 노드값과 연결가중치를 보정하여 각각 개별적인 구조 객체로 성장한다. 구조 객체의 학습에 의한 변량 보정은 X-Neuronet의 산출 규칙을 적용한다.

구조 객체를 이용한 학습자 및 학습자 객체의 학습은 다음과 같은 과정에 의해 이루어진다. 학습자가 소유하는 학습자 객체는 영역전문가에 의존하여 형성된 교수자 객체의 가중치 모방을 위하여 교수자 객체, 그리고 객체를 소유하는 해당 학습자와 지속적으로 대화를 한다. 학습자 객체는 대화의 결과를 근거로 가중치를 갱신을 위해 자기 학습(self-learning)을 한다. 학습자는 자신의 학습자 객체와 대화를 하는 과정에서 교수자 객체의 영향을 받아, 자신의 지식베이스 객체의 객체 학습과 동일하게 학습자 학습이 이루어진다. 성장한 객체는 노드와 연결구조(위상; topology)는 서로 동일하나, 각 노드가 가지는 노드값과 연결가중치는 학습에 따라 상이한 값을 가진다. 즉, 각각의 객체는 소유자에 의존하여 노드값과 연결가중치의 유의미한 차이가 존재하여, 객체의 개별성을 보장한다.

<그림 1>은 영역전문가에 의한 지식의 표현에서 학습에 이르는 과정을 도식화한 것이다.



<그림 1> 구조 객체의 생성과 성장

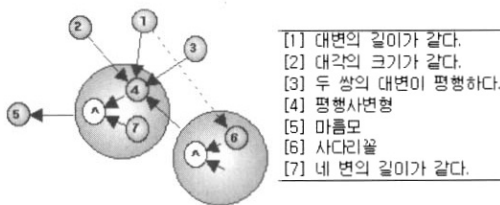
개별 학습자에 의해 임의 수준 이상 학습된 객체는 해당 학습자의 지식 상태를 유의미하게 표상하게 되며, 본 연구에서는 이 학습된 객체를 개별 학습자의 인지 구조체로 사용한다.

3. 학습자 인지 구조체에 기반한 추론의 개별화 전략

추론의 유연성 확보를 위한 연구는, IAC (Inter-active Activation model of Context effects int letter perception), CONSYDRR(CONnectionist S-system with Dual-representation for Evidential Robust Reasoning), CSN(Connectionist Semantic Network) 등과 같이, 도메인의 표현과 신경망적 접근 방법이 하나의 주요 경향을 이루었다 [19][20][7][8]. 이와 같은 맥락에서 본 연구에서의 '추론의 유연성 확보 방안'은 이미 제안된 지식 표현 기법인 X-Neuronet에 기반한다.

원론적으로 X-Neuronet에 의한 지식 표현은 모든 노드간에 방향성 연결을 전제하나, 본 연구에서의 학습자 인지 구조체는 학습의 위계성을 포함하는 특징적인 요소만을 포함하는 것으로 제한한다.

<그림 2>는 중학교 수학의 '평균도형' 단원을 대상으로 X-Neuronet에 의해 학습 내용을 간소화한 표현 사례이다.



<그림 2> 학습내용의 표상

<그림 2>에 표상된 학습내용에 의하여, '평행사변형의 두 대변의 길이는 같다.'라는 명제는 명백하다. 또한 이 명제에 대한 전진 추론[21]의 결론으로 '마름모의 두 대변의 길이는 같다.'를 추정하기에 어렵지 않다.

하지만, '사다리꼴은 두 대변의 길이가 같은가?'에 대해서는 특정한 결론을 유추하기 쉽지

않으며, 일반적으로 이러한 경우에 있어서, 추론의 경직성이 발생한다.

하지만, 복합노드 '①→⑥'의 경우는 지식 구조체 객체의 소유자가 '등변사다리꼴'에 대한 선수 지식이 있는 경우, 즉 등변사다리꼴에 대한 학습자 학습이 이루어진 경우에는 ①과 ⑥사이에는 유의미한 수치의 연결 가중치가 존재하고, 이에 따라 '사다리꼴도 두 대변의 길이가 같을 수 있다($\exists p(w_i)$).'라는 결론을 추정할 수 있다. 즉, 노드 ①을 출발점으로 하고, 노드 ⑥을 도착점으로 하는 유한 길이 경로 결합을 획득할 수 있다.

주어진 문제에 적절한 추론 결과의 획득은 확률적으로 신뢰성있는 목적지 노드의 탐색에 있으나, 임계치 이상의 신뢰성이 확보된 경로가 없는 경우는 근접 노드로의 탐색 경로를 추론 결과로 제시한다. 이러한 근사적 추론을 위해서는 노드 의미의 확대보다는 축소 방향으로의 경로 추적이 신뢰성이 더 높다는 것은 자명하다.

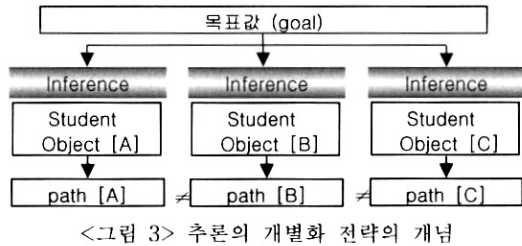
또한, X-Neuronet에 의해 대상 영역의 완전한 지식 표상이 된 상태에서는 결합체의 대부분의 노드들이 서로 연결되어 있기 때문에 신뢰도의 차이는 있지만, 수량적으로 충분한 다중 경로가 제공된다[12].

추론의 기법과 결과 표현에 대한 적합성은 대상 영역의 특성에 의존함으로[5], 교수내용지식의 개념을 고려할 때, 학습자 인지 구조에 기반하는 추론 전략은 다음과 같은 조건을 요구한다.

첫째, 효과적인 교수-학습 과정을 지원하기 위해서 추론의 결과는 하나의 노드나 노드값이 아니라, 목표값을 표현할 수 있는 복수의 노드를 포함하는 경로의 형태로 제공되어야 한다.

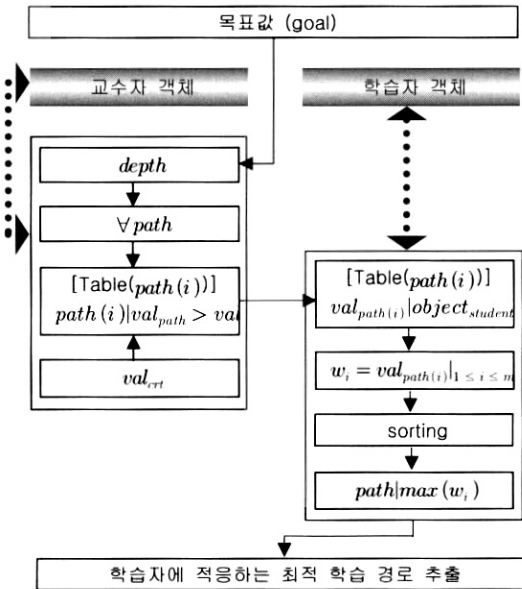
둘째, 교수-학습 과정에서 주어지는 문제에 대한 추론 결과는 학습자에 따라 개별화되어야 하며, 추론의 결과값을 설명하기 위한 추론의 경로도 학습자에 의존하여 개별화되어야 한다. 즉, 주어진 학습 목표에 접근하는 학습경로가 학습자마다 상이하게 표현되어야 한다[10][11].

따라서 학습자 인지 구조 기반 추론은 일반적 의미의 최적 경로 표현이 아닌, 학습자의 학습 상태, 즉 학습자 인지구조 객체에 의존하는 개별 학습자 최적 경로의 탐색으로 규정해야 한다.



<그림 3> 추론의 개별화 전략의 개념

본 추론 전략은 학습자에 의해 개별화된 인지 구조 객체가 존재한다는 것을 전제하며<그림 3>, 학습자의 학습 경로의 다형성을 그 출발점으로 삼는다.



<그림 4> 인지구조 객체를 이용한 추론의 개별화

목표값(goal)은 추론을 통해 획득하고자 하는 목적 노드(destination)로, 그리고 추론의 결과는 목표값에 이르는 설명 가능한 경로(path)로 정의하고, 다음과 같은 전략에 의해 추론을 개별화한다<그림 4>.

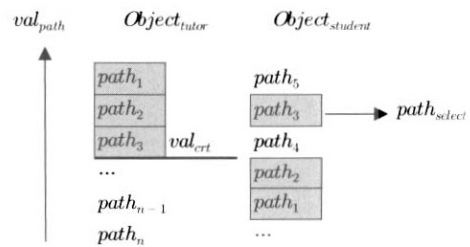
(단계 1) 목표값을 결정한다. 실험을 위해서는 임의로 결정되나, 실제의 적용에 있어서는 학습 과정에서 필요에 의해 추출된다.

(단계 2) 주어진 목표값 설명에 필요한 추론을 위한 깊이(depth)를 결정한다.

(단계 3) 깊이와 목표값을 매개변수로 사용하여, 교수자 객체에서 설명가능한 모든 경로($\forall path$)를 탐색한다. 객체의 구성은 교수-학습 과정에서 단위이나 주제 단위로 적용되는 것을 전제하기 때문에 탐색의 속도와 경우의 수는 충분히 유한하다.

(단계 4) 탐색된 경로의 경로값(val_{path})이 임계치(val_{crit}) 이상인($val_{path} < val_{crit}$) 경로($path(i) | 1 \leq i \leq n$)를 대상으로 검색 트리를 구성하고, 이를 근거로 경로 테이블 $Table(path(i))$ 에 저장한다. 이와 같이 탐색 가능한 모든 경로 중에서 교수자 객체에 준하여 일정 수준(val_{crit}) 이상의 경로값을 가지는 추론 경로만을 추론의 대상 경로로 취급함으로써, 차후 학습자 객체에서의 추론을 위한 방향성을 제시한다. 즉 <표 2>와 같이 학습자 객체에서의 경로값이 높더라도, 교수자 객체에 의해 신뢰성이 확보되지 않는 경로는 학습자에게 제공하는 추론의 결과에서 배제된다는 것을 의미한다.

<표 2> 선택 경로의 신뢰성 확보



(단계 5) $Table(path_i)$ 에 저장된 각각의 경로에 대한 경로값을 해당 학습자의 객체를 기준으로 산출한다.

(단계 6) 산출된 각 경로의 경로값을 정렬(sorting)하여 $max(val_{path})$ 를 갖는 경로를 선택하여 해당 학습자에게 최적 경로로 제공한다.

검색된 경로의 신뢰도를 표현하는 경로값의 산출 규칙은 X-Neuronet의 규칙을 적용하여 다음과 같이 정의한다.

val_{path} 을 경로값, x_i 는 val_{path} 을 구성하는 노드

값이나 연결가중치라고 하고, 모든 x_i 가 동일한 비중으로 val_{path} 에 영향을 준다고 가정하고, val_{path} 의 경향을 고려하면, 주어진 $\{x_i\}_{i=1, \dots, n}$ 에 의해 결정된 μ 와 그에 대한 가중비율 w_{tend} 에 따라 val_{path} 가 결정된다는 것을 알 수 있다.

따라서

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

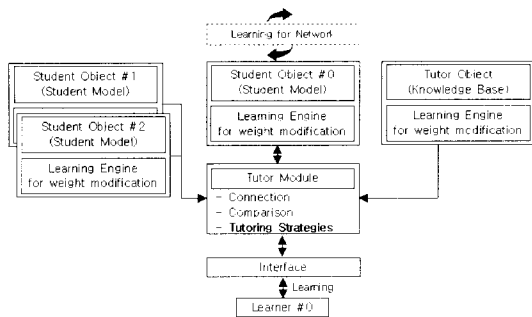
$$f^*(w_{tend}) = \frac{3}{2} - f_{sigmoid}(w_{tend})$$

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

이다.

4. ITS에서의 적용 가능성 탐색

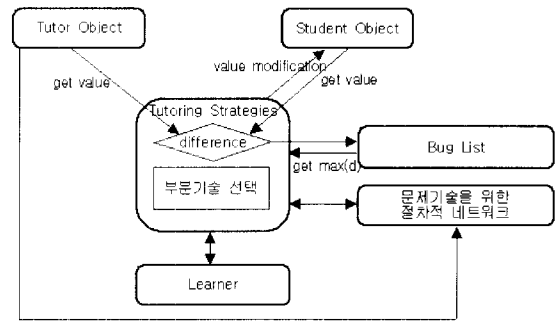
학습자 인지 구조체에 기반한 ITS는 일반적인 수업 현장의 협동학습 모형을 모델링하고, ITS와 협동학습의 결합 개념인 Learning Companion System(LCS)[22]을 변형하여 <그림 5>와 같이 적용 가능하다.



<그림 5> 학습자 인지 구조 기반 ITS 모형

학습의 최종 목표가 전문가 지식이 학습자에게 전달하는 것과 같이, 학습자 인지 구조체 기반의 ITS 모형에서의 학습은 교수자 객체의 노드값과 연결가중치의 모방이다. 학습자는 기본적으로 자신의 인지구조 객체를 학습자 모듈(student module)로, 교수자 객체를 지식베이스로 사용하여 학습을 한다. 또한 다른 학습자의 객체를 학습 진행을 위한 비교 대상으로 사용한다. 교수모

듈은 학습자의 상태를 파악하기 위하여 접근 가능한 모든 학습자 객체와 지속적으로 비교하여 차이점을 생성하고, 그 차이점을 근거로 해당 객체를 소유하는 학습자에게 최적의 학습 경로를 선택한다. 또한 학습자와의 대화 과정에서 잘못된 개념과 실수를 인식하고, 적절한 피드백을 제공하고 학습자 객체를 수정한다. 이 교수-학습 과정은 학습자 객체와 교수자 객체 사이에 불일치가 제거될 때까지 반복된다. 이러한 학습 과정에는 인지구조 객체와 개별화된 추론 전략을 내포하는 교수전략이 필요하다. 다음의 <그림 6>은 학습자 인지구조 기반 ITS를 위한 개략적인 교수 전략이다.



<그림 6> 학습자 인지구조 기반 ITS에서의 교수전략

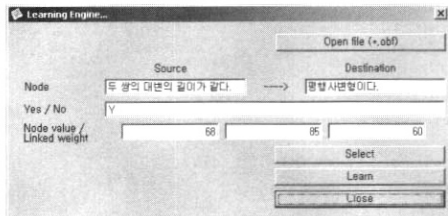
교수자 객체의 임의의 가중치 tw_i 와 동일한 위상을 갖는 학습자 객체의 가중치 sw_i 에 대하여 $|tw_i - sw_i| > 0$ 이면, $|tw_i - sw_i|$ 을 '학습자의 잘못 이해된 지식', 즉, 버그 bug_i 라 정의하고, 해당 노드를 버그목록에 추가한다. 이에 따라 탐색된 버그목록에서 $max(bug_i)$ 가 학습을 위한 문제, 즉 개별적 추론을 위한 목표값으로 제공된다. 문제 해결을 위해 $max(bug_i)$ 를 설명할 수 있는 모든 경로를 탐색하고, 도출되는 추론 결과인 해당 학습자에게 최적화된 추론 경로를 문제의 기술, 또는 문제 해결을 위한 부분 기술로 사용한다. 원하는 학습이 종료된 후, 필요한 학습자 객체를 비교하여 버그목록을 수정하고, 수정된 버그목록에서 동일한 과정에 의한 학습을 반복한다. 이러한 학습은 교수자 객체와의 불일치가 임계치 이하가 될 때까지 반복한다.

5. 실험 및 검증

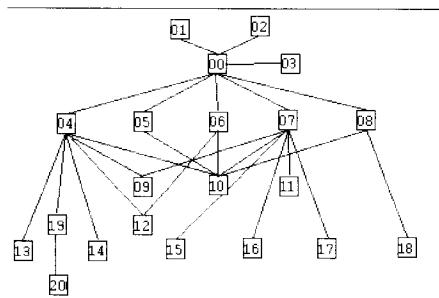
본 연구의 타당성을 살펴보기 위하여, 다음과 같은 사항에 대한 검증이 필요하다.

첫째, 학습자에 적용되어 구축된 인지구조 객체를 이용하여 주어진 문제를 설명할 수 있는 경로가 충분하게 추출되는가이며, 둘째, 임의의 학습자에게 개별화된 최적 경로를 제공하는가이다.

따라서 본 연구에서는 검증을 위해 실험 및 적용에 필요한 학습 모듈<그림 7>, 추론 엔진을 구현하여 검증을 실시하였다.



<그림 7> 학습 모듈

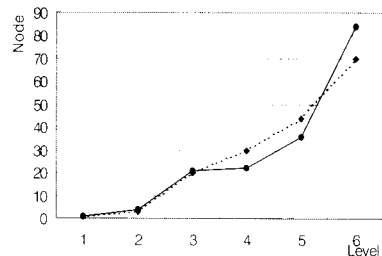


- [00] 평행사변형
- [01] 사다리꼴
- [02] 정사각형
- [03] 직사각형
- [04] 두 쌍의 대변 평행
- [05] 두 쌍의 대변의 길이 같다
- [06] 두 쌍의 대각의 크기 같다
- [07] 서로 다른 대각선을 이등분
- [08] 한 쌍의 대변 평행, 다른 두 대변 길이 같다
- [09] 두 변이 만나지 않는다
- [10] 마주 본다
- [11] 이등분
- [12] 이웃하는 각과의 합이 180°
- [13] 각각의 동위각이 같다
- [14] 각각의 엇각이 같다.
- [15] 대칭인 두 삼각형이 합동이다.
- [16] 두 점이 이웃하지 않는다.
- [17] 맞꼭지각의 크기가 서로 같다.
- [18] 동일한 비교 대상이다.
- [19] 사각형이다.
- [20] 변의 개수가 4개이다.

<그림 8> 절차적 네트워크

본 실험을 위해, 대상 지식을 영역전문가에 의한 표현된 절차적 네트워크<그림 8>에 기반하여 표현하고, 하위노드의 깊이는 Level 6으로 제한하였으며, 119개의 노드로 구성된 인지 구조체를 40명의 학습자와 교수자에게 각각 200회 학습을 반복시켰으며, 이러한 절차에 의해 획득된 인지 구조체를 검증의 대상으로 사용하였다.

<그림 9>는, 실험에 의해 획득된 임의의 특정 노드를 목적노드로 갖는 하위 노드의 수, 즉 검색 경로가 다양함을 표현한다. 입력된 단순노드의 개수를 고려할 때, 각 레벨에서 획득할 수 있는 노드수와 임의 선택된 목적 노드를 설명할 수 있는 경로 수는 충분하며, 이러한 충분한 양의 하위노드의 확보는 필요에 의해 검색 경로의 변환을 용이하게 하여 추론의 희소성 제거를 보장한다.

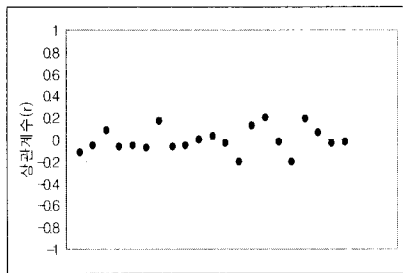


<그림 9> 각 Level에서 획득된 노드수

개별화된 추론 결과의 적합도 검증은 인지 구조체의 개별성과 개별 학습자 지식과의 일치도에 의해 해석 가능하다. 구조체의 개별성 검증은 원 점수에 의한 상관계수(r)와 결정계수(r^2)를 사용하였고, 추론 결과의 적합도 검증을 위해서는 본 전략에 의해 얻어진 최적 경로에 포함된 말단 노드와 해당 학습자에게의 대화에 의해 얻어진 선택된 단위 노드간의 일치도를 비교하였다. <그림 10>은 다른 학습자에 의해 학습된 구조체간의 상호 비교를 도식화한 것이다. 모든 비교 대상의 결정계수(r^2)가 0.04, 즉, 4%이하 수준에서 서로 관계가 있어, 실제적으로 개별 학습자에 의해 학습된 구조체는 개별적임을 알 수 있다.

<표 3>은 목표값 '평행사변형'에 대하여, 추론

의 최적 경로에 포함된 말단 노드와 개별 학습자 선호 노드와의 일치 정도를 표현한 것이다. 여기에서의 학습자 선호 노드는, 대상 학습자에게 본 연구의 절차적 네트워크의 말단 노드(10개)를 제시하고, 제시된 말단 노드에서 학습자 자신의 학습 요소 선호도를 고려하여 순차적으로 선택하게 한 결과이다.



<그림 10> 학습된 구조체간 상관계수

<표 3> 추론 결과와의 일치 정도

선호도	1차 선택	2차 선택	3차 선택	4차 이후
추론과의 정합 (명/%)	18/45.0	11/27.5	6/15.0	5/12.5
	35/87.5			5/12.5

추론 결과와의 정합 정도는 3차까지의 선택 노드가 87.5(%)를 차지하여 본 연구의 전략은 개별 학습자에 의존하여 유의미한 개별화된 추론 결과를 도출한다고 결론지을 수 있다.

6. 결론 및 제언

학습자 인지구조에 기반하는 ITS의 구축은 학습자의 학습 상태에 의존하는 추론 전략의 개별화를 요구한다. 이에 본 연구에서는 적응적 ITS 구축을 위한 추론의 개별화 전략을 설계하고, 효율성을 검증하였다. 또한 적응적 ITS에서의 적용 가능성을 모색하였다.

본 연구에서의 인지 구조체는, 영역전문가에 의해 구축된 대상 지식에 대한 절차적 네트워크를 이용하여 클래스를 형성하고, 이 클래스를 학습자에게 객체로 할당하여 학습자 학습과 동시에 해당 학습자 소유의 인지 구조체에 대한 자기 학

습(self learning)을 시도함으로써, 학습자의 지식 상태를 표상하는 개별적인 인지 구조 객체로 성장한다. 학습자에 적응하여 개별적으로 성장한 인지 구조체는 개별화된 추론 결과를 이끌어 내기에 충분한 구조적 근거를 제공하고, '추론의 개별화 전략'은 형성된 학습자 구조체에 의존하여 개개의 학습자에게 유의미하고 개별적인 학습 경로를 제공한다. 또한 추론의 결과로 제공되어지는 개별화된 추론 경로는 ITS에서의 학습의 개별화 기회를 보장한다.

하지만, 본 추론 전략의 효율성과 적용 가능성이 긍정적이라 하더라도, 인지 구조체와 추론 기법을 이용한 교수전략에 대한 연구, 그리고 이를 이용하여 학습의 개별성과 협력의 개념을 결합한 LCS에 대한 연구도 지속적으로 진행되어야 한다.

참 고 문 헌

[1] Chow, D. Y., Chan, T. W. and Lin, C. W.(2003). "Redefining the Learning Companion: The Past, Present, and Future of Educational Agents", Computers & Education, 40(3), pp255-269.

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

[3] Cochran, Kathryn F.(1993). Pedagogical content Knowing: An Integrative Model for Teacher Preparation. Journal of Teacher Education. September-October 44(4), p265.

[4] Gudmundsdottir, S.(1988). Pedagogical Content Knowledge: Expert/Novice Comparison in social Studies. Annual Meeting of American Educational Association in April.

[5] Elaine Rich(1991). Artificial Intelligence(2nd ed), McGraw-Hill, pp69-123.

[6] 이말레(2001). Fuzzy Inference Network and Search Strategy using Neural Logic Network. 멀티미디어학회 논문지 4(2). pp189-196.

[7] R. Sun(1995). "A Two-Level Hybrid Architecture for Structuring Knowledge for Commonsense Reasoning", Computational

architecture integrating neural and symbolic process: A Perspective on the State of the Art, pp247-281.

[8] 김영분, 민창우, 김명원(1997). “유연한 추론을 위한 연결주의적 지식표현 구조”, 한국정보과학회 논문지, 24(6), pp650-662.

[9] 강이철(2001). 교육공학의 이론과 실제, 학지사,

[10] Jonassen, D. H., & Grobowski, B. L., (1993). Hnadbook of individual Differences, Learning, and Instruction. Hillsdale, New Jersey: Lawrence Erlbaum Associates, Publishers.

[11] Misanchuk, E. R., & Schwier, R.A.(1992). Representing Interactive Multimedia and Hypermedia Audit Trails, Journal of Educational Multimedia and Hypermedia, 1, 355-372.

[12] 김용범, 오필우, 김영식(2005). 교수내용지식을 위한 하이브리드 지식 표현 기법. 인지과학, 16(4), pp369-386.

[13] 이정모(1996). 연결주의: 이론적 특성과 문제점. 서울: 성원사, p117.

[14] Chia, H. W., C. Tan(2004). “Association based evolution of comprehensive neural logic networks”, GECCO 2004, pp26-30.

[15] 강창동, 채선희(2001). “학교교육 지원을 위한 사이버 교육 방안에 관한 연구 I”. 한국교육과정평가원.

[16] http://aistudy.com/fuzzy/fuzzy_set.htm.

[17] 박한식, 이강섭 역(1984). 수리통계학, 교육연구사, pp90-95.

[18] 김용범, 김영식(2006). 지능형 교육 시스템을 위한 적응적 지식베이스 객체 모형 개발. 한국정보처리학회 논문지 13-B(4), pp421-428.

[19] McClelland, J. L., and Rumelhart, D. D.(1981). An interactive activation model of context effects in letter perception: part 1. An account of basic findings. Psychological Review 88, pp375-407.

[20] S. Fallant(1988). Connectionist Expert Systems, communication of ACM, Vol. 31(2),

pp152-169.

[21] http://aistudy.co.kr/ai/method_rich.htm.

[22] Rafael A. F., Marta C. R., Fernando A. O. Gauthier(2004). “Adaptivity in a Learning Companion System”, 4th IEEE International Conference on advanced Learning Technologies(ICALT'04), pp151-155.



김용범

1989 한국교원대학교
수학교육과(교육학사)

2001 한국교원대학교
컴퓨터교육과(교육학석사)

2004~현재 한국교원대학교 컴퓨터교육과
박사과정

관심분야: 컴퓨터교육, ITS, 원격교육
E-Mail: kybhj@hanmail.net



김영식

1982 서울대학교 전기공학과
(공학사)

1987 노스캐롤라이나주립대학교
전기 및 컴퓨터공학과
(공학석사)

1993 노스캐롤라이나주립대학교
전기 및 컴퓨터공학과(공학박사)

1993~1994 한국전자통신연구소 선임연구원
1995~1996 한국전자통신연구소 위촉연구원
1996~1998 한국전자통신연구원 초빙연구원
1994~현재 한국교원대학교 컴퓨터교육과 교수
관심분야: 컴퓨터교육, e-learning, ITS
E-Mail: kimys@cc.knue.ac.kr