

에듀테인먼트를 위한 학습자 모델링

주문원*, 최영미*, 강희중**
*성결대학교 멀티미디어학부
**한성대학교 컴퓨터공학과
e-mail : mchoo@sungkyul.edu

Adaptive Support Modeling for Edutainment

MoonWon Choo*, YoungMee Choi*, HeeJung Kang**
*Dept. of Multimedia, Sungkyul University
**Dept. of Computer Engineering, Hansung University

요 약

상호작용적으로 학습의 도움을 주는 교육용 게임에서 변화하는 학습자의 지식과 학습목표를 파악하여 처리해줄 필요가 있다. 이러한 과정은 분석적 평가와 학습계획이라는 절차를 요구하게 되는데 본질적으로 불확실성이 내포되어 있다. 이 논문에서는 교육용 게임에서 학습자와 상호작용을 통하여 수집되는 정보를 적응적으로 분석하여 학습계획을 실시간으로 수립할 수 있는 베이지안 학습자 모델을 제시하고자 한다.

1. 서론

컴퓨터와 인터넷관련 기술이 발전하고 보편화되면서 전자게임은 사회의 모든 분야에서 심대한 영향을 미칠 정도로 그 다양한 장르와 분배형식으로 파급되어, 누구나 소유하고 즐길 수 있게 되었다. 특히 교육용 게임은 단순히 즐기는 것을 넘어 교육적인 효과를 기대하며 개발되고 있다. 그러나 이 게임장르에서 교육적 가치를 평가할 수 있는 방법론이 제대로 제시되지 못하고 있다[2][3]. 이러한 배경에는 학습자 개개인의 학습행동 차이를 게임환경에 반영시키는 못한다는 사실에 있다[4]. 학습자의 소유지식상태, 학습능력차이에 따라 게임에 임하는 행동패턴도 다르게 나타나며, 학습자는 게임이 의도하는 교육 도메인의 습득에 상관없이 게임을 즐길 수 있는 방도를 찾아낼 수도 있고, 게임과정에 생기는 문제점을 학습적 관점에서 해결하려고 하지 않는 경향도 보인다는 점에 있다[2]. 그러나 게임속에 교육용 소프트웨어 개발에 필요한 핵심적 요소가 있다는 점은 충분히 인지되고 있어 학습자 개개인의 특별한 요구를 교육용 소프트웨어에 반영하고자 노력은 지속되고 있다.

이 논문에서는 교육용 게임에서 적용할 수 있는 학습자모델의 프로토타입을 기술하고자 한다. 이 모델은 간단한 휴리스틱스와 확률적 인과관계를 기반으로 한

Bayesian 모델로 게임세션중에 발생하는 학습자 행동을 추적하고 상호작용이 진행되는 동안 학습자 지식의 진화과정을 인지하는 처리에 있어 활용된다. 이 논문에서 제시되는 모델은 다른 관련 모델들[1][7]과는 달리 게임전략과 학습문제해결 행위를 하나의 학습자 모델에 결합하는 것을 시도하고 있다. 이 논문은 다음과 같이 구성되는데, 먼저 게임과 학습 환경을 기술하고, 이를 기초로 한 학습자 모델과 구성 변수를 제시하며, 앞으로의 과제를 정리하고자 한다.

2. 게임 환경

여기서는 윗놀이를 수학의 사칙연산 학습에 적용하는 학습적 게임환경을 기술하고자 한다. 우선, 사칙연산의 난이도는 피연산자의 개수로 게임의 난이도는 윗판에서 사용할 수 있는 말의 수로 정하고자 한다. 실제 상황과는 달리 윗을 던져 나오는 결과를, 주어진 숫자로 표현식을 만든 후, 그 결과값으로 대신하여 플레이어로 하여금 자연스럽게 사칙연산을 학습하게 한다. 또한 말의 개수와 피연산자의 개수를 조정하여 전체적인 게임의 레벨을 수정할 수 있다. 이 논문에서는 표현식의 경우 임의적으로 주어지는 3 개의 피연산자를 반드시 한번만 사용해야 하며, 그

결과값은 1 에서 5 의 범위안에 있어야 한다. 또한 학습의 난이도에 따라 피연산자의 수를 4 개 이상으로 변경할 수 있다.

게임전략은 말의 수에 따라 달라진다. 예를 들어, 1 개의 말만 주어지는 경우, 상대방의 말을 죽이는 전략(bump), 지름길을 택하는 전략(shortcut), 그리고 홈을 향하여 적과 최대한의 거리를 확보하는 전략(max_distance) 등이 있을 수 있다. 가용한 말이 2 개 이상인 경우는 좀더 복잡하여, 우군의 말에 업히는 전략(riding)과 목적지에서 빠져나가는 전략(clearing), 후퇴하는 전략(retreat)등이 첨가될 수 있다. 또한 윗판과 윗의 구조를 변경하여 더욱 복잡한 전략을 설정할 수도 있다.

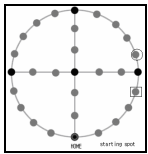


그림 1. 게임보드. 원과 사각형으로 표식된 곳은 우군과 적군의 말 위치를 나타낸다.

그림 1 에서 사각형으로 표식된 위치가 학습자의 위치이며, 원으로 표식된 곳이 적군으로 가정하고, 임의적으로 주어진 수를 (2,2,2)라고 하자. 만약 2+2/2 라는 표현식을 선택하면, 결과치가 3 이 되어 학습자의 위치는 적군의 바로 앞에 위치하게 되어 최적의 전략을 선택한 것이 아닐 수 있다. 상대방의 말을 잡고자 한다면 2-(2/2)라는 표현식을 써서 1 이 나오게 하면 적의 말을 잡을 수 있어, 이 상황에서는 적절한 전략을 선택한 것이라고 볼 수 있다. 이러한 게임과정을 통하여 학습자는 게임과 수치연산 학습을 동시에 진행할 수 있는 효과를 얻어낼 수 있다. 이 논문에서 가장 단순한 상황을 고려하여 말의 개수는 1 개로 하고 피연산자는 3 개로 제한한다. 사용할 수 있는 연산자는 기본적인 사칙연산자와 괄호로 제한한다.

3. 학습자 모델

학습자 모델은 학습자가 게임을 진행하는 동안 학습자의 도메인 지식과 게임전략의 숙지 등을 분석하기 위해 사용된다. 이러한 분석과정은 학습자에게 직접 질문하는 형태로 이루어질 수 있으나 그 질문의 양이 많아질 수 있으며, 학습자의 행동이 특정 지식이나 게임전략의 부족에서 비롯된 것이라고 단정지을 수 없다. 학습자의 상태를 분석하는 작업은 고도의 불확실성을 내포하고 있으므로[1][7], 직접적인 상호작용의 현상보다는 학습자 모델을 통하여 간접적으로 유추하는 것이 더욱 효과적일 때가 있다.

여기서 학습자모델은 Bayesian Network(BN)를 기반으로 하여 학습자의 행동과 지식을 표현한다. BN 은 directed acyclic graphs(dag)로 각 노드는 랜덤변수를, arcs 는 이 변수간의 확률적 의존도를 나타낸다

[4]. 이 모델에서 다음과 같은 유형의 노드가 존재한다.

표현노드 E_x : 이 노드는 수치적 표현식의 습득 정도를 검색하기 위한 것으로 사칙연산의 조합으로 이루어져 있다. 각 노드는 두 상태 states(Mastered 와 Unmastered)로 규정된다. 여기에 괄호 연산자를 포함한다. 즉, $E_x \in [MM, MD, MA, MS, DD, DA, DS, AA, AS, SS]$ 로, where M, D, A, S 는 곱셈, 나눗셈, 덧셈, 뺄셈을 각각 나타낸다. 예를 들면, MM 노드는 수치표현식을 구성함에 있어 두 개의 곱셈 연산자만을 사용하여 얻어진 학습자의 숙지정도를 확률값으로 표현하게 된다.

괄호 노드 *Paren*: 이 노드는 학습자들의 괄호숙지 정도를 분석하는데 사용하는 변수로 Mastered 와 Unmastered, 두 상태를 갖는다.

최적 움직임 노드 *OptMove*: 이 노드는 게임에 있어 최적의 말위치를 선택한 경우 활성화되는 노드로서 이 모델에서 최상위 노드가 된다.

전략노드 *Bump, Shortcut, MaxDist*: 이 노드는 게임을 이기기 위한 전략의 숙지정도를 나타내는 노드로서 표현노드의 상위노드가 된다.

클릭노드 *Click*: 이 노드는 Correct 와 Wrong 상태를 가지며, 학습자가 선택한 말의 위치 혹은 표현식 결과값의 움직임을 나타낸다.

지원노드 *Hint, Help* : 이 노드는 학습자의 자발적인 도움요청이나 시스템의 선행동적 힌트와 관련되는 변수로서, Yes 와 No 의 변수값을 갖는다. 일반적으로 도움을 받은 학습자는 관련 수식표현식에 지식이 증가한 것으로 판단되어 해당 노드의 조건확률값이 변경된다.

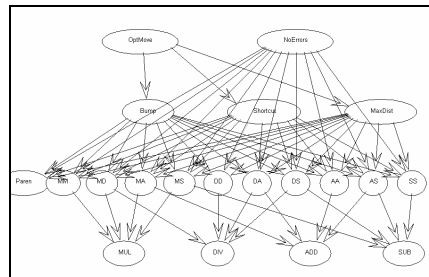


그림 2. 학습자 모델

이러한 노드를 가진 학습자모델은 그림 2 에서 보이는 그래프 구조를 갖게 된다. 이 그래프에서 보여지는 노드간의 아크는 확률적 의존성을 표시하고 있다. 주어진 피연산자로 표현식을 만들어 최적의 게임상황을 이끌어간다면, 특정 표현식에 대한 숙련정도가 게임의 전략적 측면에도 영향을 준다고 할 수 있다. 또한 게임전략을 선택함에 있어서 숙달함 정도는 표현식의 이해정도를 간접적으로 추론할 수도 있다.

이 모델에서 게임 규칙의 숙지정도가 수치표현식의 숙지정도를 야기한다고 가정한다.

각 노드의 조건확률테이블 Conditional Probability Table(CPT)은 위와 같은 가정을 기초로 하여 설정되었다. 한 노드가 여러 부모 노드를 가지는 경우는 다음과 같은 식에 의해 자식노드의 테이블 엔티티를 정의한다[7].

$$P(X=Mastered) = p - \{(p - (1-p)/n) * m$$

여기서 n 은 부모노드의 개수이며, m 은 부모노드가 Unmastered 상태인 부모노드의 개수가 된다. 이 식에서 p 값은 노드가 Mastered 상태에서의 최고 확률값으로 결정하면 된다.

이 학습자 모델은 게임의 진행에 따라 변화하는 학습자의 지식구조의 변화, 게임과 표현식의 난이도가 높짐에 따라 전체적이 구조가 동적으로 변하게 된다. 이는 Dynamic Bayesian Networks (DBN)으로 구현될 수 있다. 이 모델의 장점은 간접적 추론의 대상이 변수의 범위를 확장할 수 있고, 선행적 지식을 반영하기 용이하며, 다차원의 입출력데이터를 처리할 수 있다는 점에 있다[5]. DBN 은 변수들을 시간축으로 추적함으로써 각 시간조각별로 변수를 복사하여 저장한다[6]. 그러나 모든 시간대별로 관련 변수를 dag 로 유지하는 것은 게임과 같은 실시간 환경하에서는 실용적이지 못하기 때문에 현재와 과거를 표상하는 두 개의 시간조각에 속한 변수만을 저장하여 활용하게 된다.

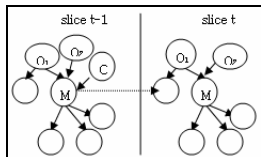


그림 3: DBN 의 사례.

다시 말하면, 시간 t 에서 각 루트 노드의 prior probability 는 t+1 에서 posterior probability 로 설정된다. 학습자의 지식을 나타내는 일반노드 C 와 관련된 true 상태의 행위가 발생하고, 이 행위가 노드 M 에 영향을 준다고 가정하면, 노드 M 의 CBT 는 다음과 같은 규칙에 의해 업데이트 된다.

$$\begin{aligned} P(M=T|C=T, O_1=F, O_2=F) &= P(O_1=F, O_2=F| M=T) + d, \\ P(M=T|C=T, O_1=F, O_2=T) &= P(O_1=F, O_2=T| M=T) + d, \\ P(M=T|C=T, O_1=T, O_2=F) &= P(O_1=T, O_2=F| M=T) + d, \\ P(M=T|C=T, O_1=T, O_2=T) &= P(O_1=T, O_2=T| M=T) + d \end{aligned}$$

여기서 d 는 C 행위의 중요도에 따른 가중치로 행위 상태에 따라 양수 혹은 음수값이 될 수 있다. M 이 수치표현식에 대한 지식을 나타내는 노드 E_x 라면 증가가중치 d_m 은 다음과 같이 결정된다.

$$d_m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N p_i - p_m,$$

여기서 p_m 은 노드 M 의 확률값이고, p_i 는 i 는 표현식에 사용된 연산자 조합 M 을 적용하여 얻어진 결과치로의 발생확률값이 된다. 다른 노드의 가중치는 주관적 판단에 의해 임의적으로 결정되었다. 앞으로 이 가중치는 실험적 결과에 의해 결정되는 것이 바람직할 것이다. 또한 지식노드 M 은 활성화되지 않는다면 서서히 망각되는 현상이 발생하게 된다. 여기서는 S-shaped membership 함수를 활용하여 망각가중치를 결정한다. 이 함수는 다음과 같이 표현되며, 여기서 α 는 이 함수의 기울기 정도를 결정하며, x 값의 범위는 0 에서 s 까지 스케일된다.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha x}}$$

스케일링 가중치는 다음과 같이 계산될 수 있다.

$$\beta = f(P(\cdot | M = F) / s),$$

여기서 s 는 scale factor 가 된다. 결과적으로 노드 M 은 다음과 같이 망각된다고 볼 수 있다.

$$\begin{aligned} \text{If } P(M=F|O=M=T) > \theta, \\ \text{then } P(\cdot | M=F) &= P(\cdot | M=F) + \beta d, \end{aligned}$$

θ 는 주어진 임계치로 망각이 일어나는 시점을 결정하며, 또한 도움말을 제공하는 시점으로도 활용될 수 있다.

4. 지원노드

힌트와 도움과 같은 지원노드가 활성화되었다면, 관련 노드의 CBT 는 적절하게 업데이트되어야 한다. 도움의 경우 학습자가 특정 전략이나 연산지식을 활용하는데 문제가 생긴 경우로써, 도움을 받은 후 적절한 테스트 과정을 통하여 학습자 지식의 변화를 인식할 수 있다. 이 경우 노드 M 의 CBT 는 다음과 같이 변경된다.

$$P(M|Mastered=T, Help) = P(M|Mastered=T) + e,$$

여기서 e 는 도움말 학습가중치로 Help 의 결과에 따라 양수나 음수가 될 수 있다.

힌트는 시스템에서 선행동적으로 발생시키는 도움창으로 학습자의 학습패턴에 직접적으로 간섭해야 하는 경우에 발생하게 된다. 문제는 힌트 이벤트를 활성화시켜야 하는 시점을 결정하는 것으로, 최적의 말음직임에 대한 지식을 나타내는 루트노드와의 조건확률의 변화를 추적하여 결정한다.

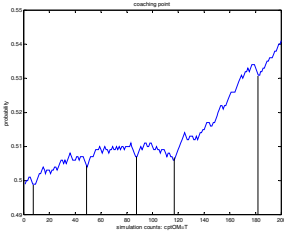


그림 4. 힌트 제시를 위한 잠재적 위치

그림 4 는 아래에서 언급할 시뮬레이션 동안 $P(\text{OptimalMove}=T)$ 값의 변화를 보여주는데, 힌트 노드가 활성화될 수 있는 위치를 간접적으로 표시한다. 다양한 변이가 가능하나 여기서는 힌트발생 시점을 다음과 같이 결정한다.

게임세션 t 동안에 $P(\text{OptimalMove}=T) < g$ 가 될 때, 가장 최근에 활성화된 빈도수가 가장 크고, posterior 확률값이 가장 낮은 노드와 관련된 지식이 힌트의 내용이 된다. 여기서 임계치 g 는 t 동안에 발생한 $P(\text{OptimalMove}=T)$ 의 평균값을 기준으로 정할 수 있다. 불필요한 간섭이 학습자의 학습동기에 부정적 영향을 줄 수 있기 때문에 발생확률값을 낮게 조정하는 것이 바람직하다.

4. 시뮬레이션

이 학습자모델의 효용성을 확인하기 위해 몇가지 시뮬레이션을 실시하였다. 이 실험의 목적은 이 모델이 변수의 확률값이 변화함에 따라 전체적 추론값이 일관성있게 유지되느냐를 목표로 하였다. 시뮬레이션은 200 세션을 실시하여 게임환경을 임의적으로 설정하였다. 게임과 관련된 랜덤변수값은 학습자가 점진적으로 학습이 향상된다는 방향으로 고정하였다. 그 외에 변수 업데이트와 관련된 파라미터는 $d=0.01$, $\theta=0.05$, $\alpha=1.0$, $s=20$ 으로 설정한 결과 그림 5 와 그림 6 의 결과를 보였다.

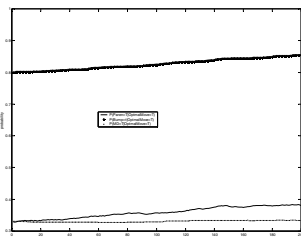


그림 5. CPTs, $P(\text{Paren}=T|\text{OM}=T)$, $P(\text{Bump}=T|\text{OM}=T)$, $P(\text{MD}=T|\text{OM}=T)$ 의 변화

이 결과는 여러 시뮬레이션 결과 중의 하나이므로 전체적인 실험결과를 보여주지는 않으나 변수와 파라미터의 설정에 따라 학습자모델이 논리성을 갖고 작동함을 부분적으로 보여준다. 다시 말하면, 학습자가

최적의 말의 움직임을 숙지한다면, 그에 따라 관련 연산자를 활용하는 지식도 점진적으로 증가한다는 것을 보여준다.

5. 앞으로의 과제

이 논문에서 보여준 학습자모델은 프로토타입에 불과하며 보완할 내용이 많다. 먼저, DBN 에 있어 게임의 난이도와 학습내용의 난이도에 따른 모델의 변화에 대해 기술하지 않았다. 또한 시뮬레이션을 위한 랜덤변수의 설정도 대단히 인위적이어서 전반적인 모델의 성능을 파악하는데 문제가 있을 수 있다. 또한 망각모델에 있어, 활성화된 노드만을 고려한 것은 제한적 상황만을 고려한 것이다. 무엇보다도 실제적으로 구현하여 실제 플레이어를 통한 시스템의 성능분석이 빠져있다. 이러한 내용은 다음 연구논문에서 언급될 예정이다.

Reference

- [1] A.S. Gertner, C. Conati, K. VanLehn, "Procedural help in Andes: Generating hints using a Bayesian network student model," <http://www.cs.ubc.ca/~conati/my-papers/Gertner-AAAI98.pdf>
- [2] C. Conati, and J. F. Lehman, (1993). "EFH-Soar: Modeling Education in Highly Interactive Microworlds". In *Lecture Notes in Artificial Intelligence. Advances in Artificial intelligence*, AI-IA '93 Springer Verlag, Berlin.
- [3] J. M. Randel, B.A. Morris, C.D. Wetzel, and B. V. Whitehill, (1992). "The effectiveness of games for educational purposes: A review of recent research." *Simulation & Gaming* 23, 3, 261-276.
- [4] R. Burton & J.S. Brown, "An Investigation of computer coaching for informal learning activities," *Intelligent Tutoring Systems, Academic Press. INC.*, 1982
- [5] S. Russell, and P. Norvig, *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, by Prentice-Hall, Inc. 1995.
- [6] T. Dean, and K. Kanazawa, "A model for reasoning about persistence and causation", *Journal of Computational Intelligence*, Vol.5, 142-150, 1989.
- [7] Xiaohong Zhao, "Adaptive Support for Student Learning in Educational Games," *Thesis for the master degree*, The Univ. of British Columbia