

학습자 모델을 이용한 맞춤형 피드백 방법 연구*

안진현† · 선동언† † · 김현철†

† 고려대학교 컴퓨터학과 · † † 고려대학교 컴퓨터교육학과

Research of customized feedback methods using student model

Jin-Hyeon An† · Dong-Eeon Seon† † · Hyeon-Cheol Kim†

† Dept. of Computer Science, Korea University · † † Dept. of Computer Education, Korea University

요 약

학습이 진행될 때 주어지는 학습자 맞춤형 피드백은 학습자의 성취도를 높이는 부분에서 중요한 요소 중 하나이다. 많은 연구가 맞춤형 피드백에 관련되어 진행되었지만, 각 연구 결과는 특정 도메인과 시스템에만 적합하도록 연구되었다. 따라서, 본 논문에서는 프로그래밍 교육을 위한 데이터 기반의 학습자 맞춤형 문제 제공 및 피드백 방법을 연구하고 지능형 코딩 학습 시스템 Everycoding에 적용하였다.

1. 서 론

지능형 학습 시스템은 학습자들의 개별적인 특성을 반영하여 맞춤형 학습을 제공하는 시스템이다. 전통적인 ITS는 주로 도메인 전문가로부터 얻어진 논리적 규칙(Rule)을 적용하여 맞춤형 학습을 지원하는 방식을 사용했지만, 이는 학습자 개개인의 특성을 규칙으로 모두 유형화한다는 것이 불가능한 일이었기 때문에, 학습자의 개별 특성이 크게 차이가 없거나 중요하지 않은 분야에서만 활용되었다. 그러나 최근 들어, 관련 데이터의 누적, 새로운 인공지능 기법 등이 개발됨에 따라 다양한 도메인에서 데이터 기반으로 학습자의 특성을 모델링 하고 그에 맞추어 학습자별 피드백을 제공 하는 등의 다양한 연구가 진행되고 있다. 이러한 연구는 적절한 학습자의 학습 상태 평가와 학습 상태에 맞춘 적합한 교육을 반복적으로 제공하여 학습자의 학습 정도를 증가시키는 것을 목표로 한다. 학습자의 학습 상태 평가와 학습자별 맞춤형 교육은 학습자 모델링 및 피드백 알고리즘을 통하여 학습자에게 제공할 수 있다. 다양한 방식의 학습자 모델링 및 피드백 알고리즘[1][2]이 개발되었지만, 프로그래밍 교육 도메인에서는 관련 연구가 미비한 상황이다. 본 논문에서는 코딩 교육을 위한 데이터 기반 학습자별 피드백 방식을 개발하고, 이러한 방식을 적용한 지능형 코딩 학습 시스템인

Everycoding을 소개한다.

2. 관련 연구

2.1 학습자 모델

학습자 모델이란 학습자에게 적합한 학습을 제공하기 위하여 학습자의 학습 상태를 나타낸 것이다. 이 학습자 모델은 학습자별 맞춤형 교육을 위하여 지능형 학습 시스템에 필수 요소이다. 기존 학습자 모델은 학습자의 학습 숙련도를 Acquisition, Retention 두 가지로 구분하여 평가해 만들어진 학습자 모델[1], 학습자의 학습 상태를 인지 모델 형태로 구축하여 평가해 만들어진 학습자 모델[3], 인지모델, 감성모델, 추론모델 세 부분으로 나누어 학습자를 평가하여 학습자 모델을 구축[4] 하는 등의 학습자 모델이 있다.

2.2 맞춤형 피드백

기존의 지능형 학습 시스템에서 사용한 개인별 피드백 기술은 다음과 같은 형태를 띤다. 학습자 모델을 통하여 학습자가 어려움을 느끼는 개념에 관한 예시와 틀린 부분에 관한 단계별 피드백 메시지를 전달하는 등의 맞춤형 피드백을 제공하는 시스템[4], 학습자 모델을 통해 현재 학습자의 상태를 분석하여 그에 맞춘 형성평가를 학습자에게 반복적으로 제공하는 방식으로 학습자의 학습 상태를 강화하는 피드백을 제공하는 시스템[1], 학습자 모델을 기준으로 학습자에게 문제를 제공하고 그

* 본 연구는 미래창조과학부 및 정보통신기술진흥센터의 SW중심대학지원사업의 연구결과로 수행되었음 (2015-0-00936)

문제에 학습자가 제출한 답안에서 학습자에게 어떤 개념이 부족한가를 분석하여 특정 개념에 관련된 교육을 제공하는 것으로 피드백 하는 시스템[2] 등이다.

3. Everycoding의 학습자 모델 및 맞춤형 피드백

3.1 Everycoding의 학습자 모델

초기 학습자의 상태를 평가하기 위하여 학습자는 기본적인 코딩 개념 평가문제 풀이를 진행한다. 학습자의 문제 풀이 결과에 따라, 코딩 개념 습득 정도와 공유능력 정도가 평가되어 각 학습자는 적절한 학습자 군집에 분류된다. 이 학습자 군집은 기존에 수집되어진 학습자의 데이터를 기반으로 생성된 군집으로, 군집별 학습자 유형의 특성이 정해져 있다. 각 군집에 속한 학습자는 각 군집의 특성에 맞춘 교육을 제공받는다.

3.1.1 Everycoding의 학습자 모델의 구조

학습자에게 교육하는 코딩 개념은 변수, 조건, 반복, 입출력, 자료구조, 함수로 나누어진다. 학습자는 각 개념에 관하여 학습 한 후, 학습자 평가 문항들을 통하여 각 개념의 습득 정도를 평가받는다. 평가 문항의 학습자 제출물은 수집되어, 각 개념 별 학습 정도와 공유능력 정도를 평가하는데 사용되고, 그 결과는 학습자 모델로 나타내어진다. 학습자를 평가하는 두 가지 기준인 개념별 학습 정도와 공유 능력을 측정하는 방법은 3.1.2 절에서 확인할 수 있다. 학습자의 코딩 개념습득 정도는 학습자가 각 개념을 어느 정도 이해하였는가에 관하여 측정하는 척도이고, 공유능력 정도는 학습자가 제출한 평가 문제의 답안 코드를 분석하여 답안 코드의 독창성이나 확장 정도를 측정하는 척도이다.

3.1.2 Everycoding의 학습자 모델의 구현

각 학습자의 문항 풀이 정보는 수집되어 기존의 코딩 학습자들에게 수집된 데이터를 기반으로 만들어진 학습자 모델링 알고리즘을 통하여 학습자 모델이 완성된다. 학습자가 풀이한 문항의 코딩 개념 습득 정도와 공유능력 정도는 분석되어 학습자 정보로 수집되고 학습자 모델링 알고리즘에 입력된다. 학습자의 코딩개념 습득 정도는 풀이한 문제의 개념별 정답률으로 표현하였고, 학습자의 공유능력 정도는 학습자가 제출한 코드에 확장 및 변형이 어느 정도 이루어져 있는지를 분석하여 코드의 공유능력 정도를 다섯 개 단계로 구분하였다. 각 학습자의 정보는 기존에 수집된 학습자의 정보를 군집화 한 KMeans 알고리즘 모델에 따라 학습자 모델 군집으로 분류되고 각 학습자 모델 군집의 개념별 정답률은 <표 1>과 같다. 분류된 결과는 학습자 정보에 포함되어 학습자 모델이 완성된다. 구현된 학습자

모델의 구조는 식 (1)과 같이 표현될 수 있다.

$$Student Model = [A(type_1), \dots, A(type_6), S(q), C] \tag{1}$$

$S()$: Sharing ability / $A()$: Answer rate / q : Question type: Element of question / C : Cluster of student model

군집	변수	조건	반복	입출력	자료구조	내장함수	함수
1	0.68	0.90	0.79	0.68	0.92	0.99	0.78
2	0.85	0.96	0.91	0.85	0.98	0.99	0.91
3	0.67	0.85	0.74	0.61	0.89	0.96	0.70
4	0.79	0.94	0.89	0.79	0.95	0.99	0.85
5	0.92	0.98	0.96	0.92	0.99	0.99	0.95
6	0.87	0.98	0.95	0.97	0.99	0.99	0.90

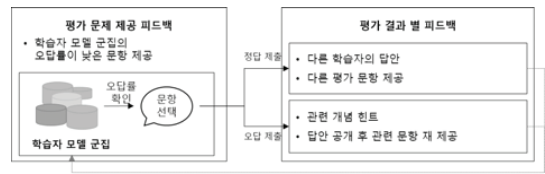
<표 1> 학습자 모델의 군집별 정답률

3.1.3 Everycoding의 학습자 모델 업데이트

학습자가 학습을 계속적으로 진행하면 더 나은 학습 상태로 전이되거나 현재의 상태를 유지할 수 있다. 학습자가 문항을 풀이하여 발생한 데이터는 학습자 정보로 수집되고, 일정 개수의 문항 풀이가 종료되면 학습자의 학습자 모델이 업데이트 된다.

3.2 학습자별 피드백

학습자 모델에 맞춘 적절한 문제 유형 제시 방법과, 학습자 모델 및 학습자의 문제 풀이 결과에 적합한 메시지를 여러 단계의 문제 유형 제시 등의 피드백 방식을 개발하였다. 학습자에게 주어지는 피드백에 관련된 전체 과정을 [그림 1] 으로 표현하였다.



[그림 1] 학습자별 피드백

3.2.1 학습자 모델 군집 별 평가 문항 피드백

각 학습자는 학습자 모델을 기준으로 하여 다양한 피드백을 제공받기 때문에, 학습자 모델이 존재하여야만 피드백이 진행된다. 학습자 모델의 학습자 정보를 군집화한 정보는 비슷한 유형의 학습자가 공통적으로 어려움을 느끼는 개념이 어떤 부분인지, 어느 문항의 오답률이 높은지에 관하여 알 수 있다. 이러한 학습자 모델의 특성은 학습자에게 주어질 문항을 선택하는데 사용된다.

학습자는 학습자 모델 군집의 오답률이 낮은 문항을

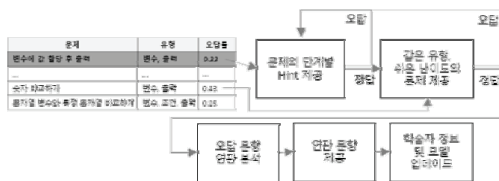
순차적으로 제공받아 풀이한다. 학습자에게 주어진 문항이 학습자 모델 군집에 따라서 제시되었기 때문에 학습자가 각 문항을 어려워하거나 쉽게 느낄 수 있다. 그러나 다른 개념의 문항을 풀이하는 과정에서 학습자의 학습 정도가 증가하거나, 특정 개념을 학습한 후 시간이 경과하여 학습자가 과거 학습한 개념을 망각하는 등의 다양한 경우가 있으므로, 학습자 모델 군집의 성향에 맞추어 학습자에게 평가 문항을 제시하는 방식은 학습자를 더 적절히 평가하고, 그에 맞춘 피드백을 줄 수 있다.

문제	오답률
변수에 값 할당 후 출력	0.22
화면은도입 설계문으로 변환하는 함수 정의	0.51
variable를 함수의 매개변수 속개를 출력하기	0.51
for문은 반복하여 배열의 순차 출력하기	0.72
숫자 비교하기	0.83
문자열 변수에 특정 문자열 비교하기	0.25

[그림 2] 학습자 모델 군집 별 평가 문항 피드백

3.2.2 평가 결과별 피드백

학습자는 제공받은 문제를 풀이하고 풀이한 문제를 제출한 결과에 따라 특정한 피드백을 제공 받게 된다. 학습자가 풀이한 문제가 정답인 경우에는 다른 학습자들이 풀이한 답안을 학습자에게 보여준 후, 3.2.1절의 방법과 동일하게 다른 문제를 제공 한다.



[그림 3] 평가 결과가 오답인 경우의 피드백

학습자가 풀이한 문제의 제출 내용이 오답인 경우에는 [그림 3]과 같은 과정을 거친다. 학습자에게 단계적으로 힌트 메시지를 부여하여 정답을 맞출 수 있도록 한 후, 같은 유형의 문항을 오답을 제출하지 않을 때까지 반복적으로 제시한다. 학습자가 학습에 여전히 어려움을 느끼는 경우, 제공한 문항의 답안을 공개 한 후 학습자에게 다음 문항을 제공한다. 다음 문항은 기존에 수집된 학습자들의 오답 데이터를 이용하여 학습자 오답간의 연관분석을 진행 한 결과를 기반으로, 학습자의 오답 문항과 연관성이 높은 문항을 제시한다. 학습자가 오답으로 제출한 문제는 분석되어 학습자에게 부족한 개념의 정보가 학습자 정보와 학습자 모델에 업데이트

된다.

4. 결론

데이터 기반의 학습자 모델을 기준으로 한 학습자 맞춤형 피드백은 학습자에게 제공되는 학습의 질을 높일 수 있는 방법 중 하나이다. 적합한 맞춤형 피드백이 학습자에게 제공되면 전통적인 교육 방식보다 시간적·인적 자원의 부분 등에서 효과적으로 학습자를 교육하는 것이 가능해진다. 본 논문에서는 데이터 기반의 맞춤형 피드백 방법을 연구하고 개발하여 지능형 코딩 교육 시스템 Everycoding에 적용하였다. 다양한 유형의 문항이 계속적으로 추가됨에 따라 지속적으로 확장 되어야 하며, 개발이 완료됨과 함께 효과성 분석이 필요하다.

참고 문헌

- [1] Beck, J., Stern, M., & Woolf, B. P. (1997). Using the Student Model to Control Problem Difficulty. In User Modeling (pp. 277 - 288). Springer, Vienna.
- [2] Narciss, S., & Huth, K. (2006). Fostering achievement and motivation with bug-related tutoring feedback in a computer-based training for written subtraction. Learning and Instruction, 16(4), 310-322.
- [3] Koedinger, K., McLaughlin, E., & Stamper, J. (2012). Automated Student Model Improvement. Educational Data Mining, Proceedings of the 5th International Conference on, 17 - 24.
- [4] Aimeur, E., Brassard, G., Dufort, H., & Gambs, S. (2002). CLARISSE: A machine learning tool to initialize student models. Intelligent Tutoring Systems, 2363, 718 - 728.
- [5] Bloom, B. S. (1984). The 2 Sigma Problem: The Search for Methods of Group Instruction as Effective as One-to-One Tutoring. Educational Researcher, 13(6), 4 - 16.