

논문 2010-47CI-4-2

프로그래밍 언어 학습지원 추천시스템

(The Recommendation System for Programming Language Learning Support)

김 경 아*, 문 남 미**

(Kyung-Ah Kim and Nammee Moon)

요 약

본 논문에서는 프로그래밍 언어 교육을 위한 자기주도 학습지원 추천시스템을 제안한다. 이 시스템은 학습자의 수준별·단계별 프로그래밍 학습을 지원하기 위해 협업필터링을 이용한 추천시스템이다. 본 연구에서는 이러닝 환경에서 학습자가 자신의 학습단계에 필요한 학습과정을 계획하고 학습하는 과정에서 자기주도적 학습효과를 높일 수 있도록 학습주제별 학습수준 기반 학습자 프로파일과 학습주제사이의 연관성 프로파일을 이용한 협업 필터링을 사용하여 프로그래밍 언어 학습지원 추천시스템을 설계하였다. 이 시스템은 이러닝 환경에서 제공되는 프로그래밍 언어 학습 시스템이 자기주도적 학습을 지원하는데 발생하는 가장 큰 어려움인 문제 해결 능력 향상에 기반한 프로그래밍 문제 제공의 어려움을 해결할 수 있는 방법을 제시하여 기존 시스템들이 가지고 있는 문제점을 해결하고자 하였다. 그 결과 프로그래밍 언어 교육 과정에서 발생하는 수준별·단계별 학습에 맞는 프로그래밍 문제 제공의 어려움을 해결하고, 학습자의 자기주도적 학습을 유도하는 학습자 중심의 교수 학습 방법에 기반을 둔 이러닝 학습 환경을 제공함으로써 학습의 질을 높일 수 있는 방안을 제시할 수 있다는 데에 본 연구의 의의가 있다고 할 수 있다.

Abstract

In this paper, we propose a recommendation system for supporting self-directed programming language education. The system is a recommendation system using collaborative filtering based on learners' level and stage. In this study, we design a recommendation system which uses collaborative filtering based on learners' profile of their level and correlation profile between learning topics in order to increase self-directed learning effects when students plan their learning process in e-learning environment. This system provides a way for solving a difficult problem, that is providing programming problems based on problem solving ability, in the programming language education system. As a result, it will contribute to improve the quality of education by providing appropriate programming problems in learner's level and e-learning environment based on teaching and learning method to encourage self-directed learning.

Keywords: 개인화(personalization), 클러스터링(clustering), 자기주도학습(self-directed learning), 추천시스템(recommendation system), 협업필터링(collaborative filtering)

* 정희원, 명지전문대학 컴퓨터정보과
(Dept. of Computer Science and Info. Myongji College)

** 정희원(교신저자), 호서대학교 벤처전문대학원 IT응용기술학과
(Dept. of IT Application Tech, Hoseo Graduate School of Venture)

※ 이 논문은 2010 정부(교육과학기술부)의 지원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임.
(No.2010-0000487)

접수일자: 2010년6월1일, 수정완료일: 2010년7월7일

I. 서 론

최근 인터넷의 사용이 보편화되고 사용자가 이용할 수 있는 정보의 양이 기하급수적으로 증가하면서 서비스 제공자들이 고객에게 고객의 정보 요구에 적합한 정보를 제공하는 다양한 개인화 서비스를 실시하고 있다. 교육 패러다임으로서 이러닝은 다양한 교육내용을

제공하고, 다양한 교육공학적 방법을 사용할 수 있다는 측면에서 학습자 중심의 교육을 촉진할 수 있을 뿐만 아니라 학습자 개인의 맞춤형 교육이 가능하다는 장점을 가진다. 그러나 웹 기반으로 진행되는 대부분의 콘텐츠들은 교수자의 자료게시와 학습자의 게시된 자료들에 대한 선택으로 학습이 진행되는 경우가 대부분이다. 그러나 학습 콘텐츠를 이용하여 학습하는 과정에서 다양한 학습내용들 중 자신이 필요한 사항들을 학습자 스스로 계획하고 선택하여, 학습하는 과정을 결정하는 것은 매우 힘든 과정이다. 특히 물품 구매를 하는 인터넷 쇼핑몰에서 구매자에게 맞춤 정보를 제공하기 위한 서비스와는 달리 학습이라는 특성상 잘못된 선택은 학습 효과를 감소시키는 결과를 초래한다. 따라서 학습자가 자신에게 맞는 학습과정을 진행하고, 학습에서 필요한 학습 콘텐츠를 구성할 수 있도록 지원하는 시스템이 필요하다.

프로그래밍 교육은 특성상 학습자 개인의 학습수준에 따른 맞춤형 교육이 많이 요구되는 경우로, 프로그래밍 교육을 이러닝 환경에서 하고자 하면 학습단계 및 학습수준에 적합한 프로그래밍 문제 선택의 문제가 대두되는데, 이는 학습자 스스로 자기주도적 학습 형태로 진행하는데 있어 가장 어려운 문제이다. 이러한 문제를 해결하기 위해서는 이러닝 학습 시스템에서 학습자의 학습단계와 학습수준에 적합한 학습아이템인 프로그래밍 문제를 추천해 주는 서비스가 필요하다.

본 연구에서는 프로그래밍 교육에서 학습자의 학습단계 및 학습수준에 따라 맞춤형 콘텐츠의 제공이 가장 필요한 프로그래밍 학습아이템을 중심으로 추천시스템 방법을 활용한 추천 서비스를 제시하고자 한다.

추천시스템은 특정 사용자에게 사용자가 선호할 것이라 예상되는 아이템들을 사용자에게 제공하는 시스템으로 대표적인 기법이 바로 협업필터링(collaborative filtering)이다.

기존의 음악, 영화 등의 디지털 콘텐츠는 협업필터링을 사용하여 추천시스템의 목적을 달성하였다. 하지만 프로그래밍 교육을 위한 이러닝 콘텐츠와 같이 학습자의 학습단계, 선수지식상태, 학습수준별로 적합한 교육을 유도하기 위한 학습아이템을 추천하기 위해서는 기존 협업필터링 방법만으로는 맞춤형 학습을 위한 개인화 추천서비스에 한계가 발생한다. 교육적 측면의 추천시스템 구축을 위해서는 학습자가 선호하는 아이템의 추천보다 학습자의 학습단계에서 적합한 추천이 보다

의미 있는 추천이기 때문이다.

따라서 기존 추천시스템이 많이 사용되는 구매 사이트와 같은 경우와는 달리 고객들이 선호하는 콘텐츠를 추천하는 방법을 그대로 적용하는 데는 문제가 있다. 학습은 학습자가 선호하는 콘텐츠보다는 학습수준 및 학습단계에 맞는 콘텐츠의 추천이 필요하다.

본 연구에서는 방대한 양의 학습 콘텐츠로부터 학습자에게 학습에 필요한 학습 콘텐츠를 추천하기 위해 학습주제간의 연관성 정보를 활용하여 학습아이템을 추출하고, 학습자와 유사한 학습 이해 수준을 나타내는 학습자 그룹의 정보를 활용하여 학습자에게 추천하는 시스템을 제시한다.

이 시스템을 통해 학습에서 사용가능한 방대한 콘텐츠로부터 학습자가 자신의 이해수준을 고려하여 자기주도적으로 자신의 학습에 필요한 학습내용을 선택하여 구성, 진행할 수 있도록 지원한다.

II. 관련 연구

1. 협업필터링

협업필터링(collaborative filtering)을 이용한 추천시스템은 현재 활성화되어 있는 온라인 교육 사이트에서 사용되어지는 방법으로, 학습자가 과거에 수강한 강좌를 토대로 비슷한 주제의 강좌를 추천해 주는 방법이다.

이러한 그룹 형성의 과정과 교차추천의 과정이 자동으로 이루어지게 되고 사용자가 처음 사용하는 경우라 하더라도 충분한 자료가 축적되어 있을 경우, 사용자에게 즉시 서비스가 가능하기 때문에 사용자들의 즉각적인 성향을 만족시켜줄 수 있는 방법이다. 또한 본질적으로 사용자의 개인정보를 공개하지 않아도 서비스 제공이 가능하기 때문에 최근의 개인정보 보호를 우선시하는 익명 개인화(anonymous personalization) 추세에도 잘 맞는 방법이다.

협업필터링은 내용기반 필터링의 문제점을 해결할 수 있으며, 항목에 대한 사용자들의 평가를 기반으로 하기 때문에 자동으로 내용을 파악하기 힘든 항목에 대해서도 잘 동작하며 프로파일 구성에 신경을 쓸 필요가 없이 항목에 대해 사용자의 평가를 기술하면 된다. 이러한 특성으로 협업필터링은 학문적으로나 상업적으로 널리 사용되고 있다.

추천시스템 연구의 주된 관심사는 고객과 아이템에 대한 이용 가능한 정보를 분석하여 고객들이 관심을 가

질 아이템이 무엇인지를 파악하는 것이다. 추천시스템은 보통 아이템의 속성들을 기반으로 목표고객이 관심을 가진 아이템과 비슷한 속성의 아이템을 추천하거나, 고객들이 아이템들을 경험하고 부여한 평가치들을 기반으로 목표고객이 평가하지 않은 아이템들 중에서 높게 평가할 것이라고 예상되는 아이템을 추천한다. 평가치는 고객들의 행동들을 주시하거나, 고객들에게 경험한 아이템에 대한 평가치를 묻는 방법을 통해서 얻어진다.

협업필터링은 아이템에 대한 목표고객의 평가치와 다른 고객의 평가치를 이용하여 목표고객이 선호할 만한 아이템을 추천하는 기법이다.^[1]

2. 웹기반 프로그래밍 교육 방법

프로그래밍 언어 교육은 일반적인 방법과 비교하여 차별되는 특성을 가지고 있다. 프로그래밍 언어를 교육하는 부분은 일반적으로 학습단계별로 필요한 학습내용을 학습하는 것 이외에 더 중요한 부분은 이들 지식을 활용하여 실제 프로그램 개발에 활용할 수 있는 능력을 배양하는 학습과정이다. 프로그래밍 능력을 배양하기 위한 학습과정에서 가장 필요한 교육은 다양한 프로그램을 작성하는 실습과정이고, 학습효과를 극대화하기 위해서는 개인의 이해 수준에 따른 적절한 프로그래밍 문제를 통한 교육을 실시하는 것이 필요하다.

기존의 웹 기반 교육 및 평가시스템들이 학습 및 평가에 필요한 문제 제공 방식으로 가장 많이 사용하는 방법은 문제은행 방식이다. 즉 문제들을 데이터베이스에 저장하고 학습자의 학습단계에서 학습자에게 문제를 제시하는 방법이다. [8, 12]에서는 문제의 난이도를 고려하지 않고 무작위로 출제함으로써 학습자의 학습효과는 고려되지 않고 있다. [3]에서는 학습자가 난이도와 문제의 수를 입력하여 학습자의 학습수준을 고려하나 학습자의 학습난이도가 정확하다고 판단하는 데는 문제가 있다. [10]에서는 보다 개선된 방법으로 학습자의 단원별 학습결과를 활용하여 문제를 제공함으로써 학습자의 이전 학습결과를 활용한다. 그러나 이들 방법은 학습자의 학습단계에서 준비된 정보를 모든 학습자에게 동일하게 제공하거나, 학습자가 원하는 난이도의 문제를 제공하거나, 학습자에게 문제를 제공하는 과정에 다른 사용자의 추천여부와 같은 정보를 통해 선택 환경을 개선하는 방법^[5]을 사용하고 있다.

이러한 방법은 단순한 프로그래밍 언어의 주제별 내용의 이해도를 알기 위한 문제들을 제공하는 방법으로

는 의미 있을 수 있으나 프로그래밍 문제와 같은 학습 아이템에 대한 적용 방법으로는 다음과 같은 문제점이 있다.

- 학습아이템인 프로그래밍 문제는 여러 가지 학습주제들에 대한 학습 정도가 관련되어 있어 적절한 프로그래밍 문제를 선택하기 위해서는 관련 학습주제들에 대한 이해도를 고려한 문제의 선택이 필요하다.
- 학습자에 의한 프로그래밍 문제 난이도의 선택 방식이나 학습단원별 평가 정보를 활용한 방법으로는 학습주제들이 복합적으로 활용된 프로그래밍 부분에 대한 정확한 수준 평가가 이루어지지 못하는 한계가 있다.

본 연구에서는 학습주제별 학습수준 우선순위를 이용한 학습수준 기반 학습자 프로파일과 학습주제사이의 연관성 프로파일을 이용한 협업 필터링을 사용하여 학습주제별 학습수준을 고려한 프로그래밍 언어 학습지원 추천시스템을 제안한다.

III. 학습자 유사도와 학습주제 연관성을 이용한 프로그래밍 언어 학습지원 추천시스템 설계

일반적으로 협업필터링은 메모리기반 필터링에 해당하는 사용자기반 필터링 방식과 모델기반 필터링에 해당하는 아이템기반 필터링 방식으로 구분된다. 사용자기반 협업필터링에 사용되는 방식은 피어슨상관계수 등이 있으며, 아이템기반 협업필터링 방식으로는 클러스터링, 베이지안 네트워크, 의사결정트리, KNN 등이 있다.^[6] 본 연구에서는 사용자기반 협업필터링을 보완하여 아이템 간의 연관성을 고려하여 아이템들을 클러스터링하고, 사용자들 간의 아이템에 대한 이해도를 이용하여 사용자별로 최근접 이웃법에 의해 유사그룹을 구성하고 소속 그룹에 따라 사용자가 학습정보를 이용하여 아이템을 추천하는 방법인 혼합형 협업필터링 방식을 제안한다.

제안하고자 하는 프로그래밍 언어 학습지원 추천시스템의 모델은 그림 1과 같다.

본 연구에서는 학습자의 과거 프로그램 문제들에 학습 결과치 기록을 바탕으로 학습한 학습주제별 우선순위를 도출하여 학습자의 프로그래밍 부분의 학습수준을 정의한다. 또한 학습주제들 사이의 상관관계를 바탕으로 학습주제별 연관 정도를 정의한다.

학습아이템의 추천과정은 크게 3단계로 구성된다. 먼저, 학습아이템 생성단계에서는 학습자와 프로그래밍 문

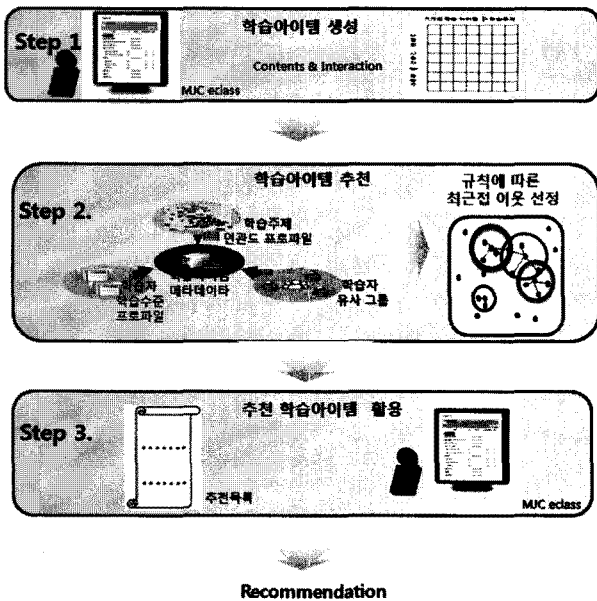


그림 1. 학습주제 유사도와 학습자 학습수준을 이용한 추천시스템 개요도
 Fig. 1. Overview of recommendation system using similarity of learning topics and learner's learning level.

제 학습 결과치 데이터 세트를 준비하고, 학습아이템 추천단계에서는 학습자 학습수준 정보와 학습주제별 연관 정도를 바탕으로 최근접 유사그룹을 도출하여 목표학습자와 유사도를 계산하여 추천목록을 도출하고, 추천 학습아이템 활용 단계에서는 추천된 프로그래밍 문제 목록을 학습자에게 전달한다.

본 제안 모델은 학습아이템들 간의 연관성과 학습단계와의 연관성을 고려한 추천을 함으로써 학습자의 학습단계와 학습수준에서 필요한 학습아이템 추천을 통해 학습효과를 높일 수 있을 것을 예상한다.

① 학습자가 평가한 학습아이템을 바탕으로 학습아이템별 학습주제를 도출한 후 각 학습주제별 평균에 따른 학습정도로 학습주제별 학습수준 기반 학습자 프로파일을 $\langle Student, Item, Rating, stu_eval1, stu_eval2, stu_eval3 \rangle$ 과 같은 튜플 형태로 생성한다.

② 초기 데이터에 대한 아이템 속성(학습주제) 데이터를 수집 분석한다. 학습주제간의 연관도 프로파일은 학습주제들에 대해 전문가들로부터 연관성 정도값을 입력 받아 평균값을 구한다. 프로파일은 $\langle Item Title, Topic, Similarity_Topic \rangle$ 과 같은 튜플 형태로 생성한다.

③ 목표학습자(u_a)의 학습주제와 학습주제간 연관 정도를 바탕으로 학습 필요 주제를 도출한 후, 이를 이용

하여 대상 아이টে을 생성한다.

④ 목표학습자와 학습자들간의 유사도를 ③에서 생성된 아이টে에 결과치를 이용하여 피어슨상관계수를 계산하여 구한다.

$$P(u_a, u_i) = \frac{\sum_{j=1}^m (r_{a,j} - \bar{r}_a)(r_{i,j} - \bar{r}_i)}{\sqrt{\sum_{j=1}^m (r_{a,j} - \bar{r}_a)^2} \sqrt{\sum_{j=1}^m (r_{i,j} - \bar{r}_i)^2}} \quad (1)$$

r_{aj} : evaluated value of u_a for learning item j

\bar{r}_a : average of evaluated values of u_a

\bar{r}_j : average of evaluated values of u_j

⑤ 다음, 최근접 유사그룹내의 유사도와 평가치를 이용하여 목표학습자가 학습하지 않은 아이টে의 평가치를 예측한 후, 각 학습자의 학습결과치들의 평균값과 유사도를 가중치로 적용하여 목표학습자(u_a)의 아이টে에 대한 평가 예측치($P_{a,i}$)를 구한다.^[14]

$$P_{a,i} = \bar{r}_a + \frac{\sum_{u=1}^n (r_{u,i} - \bar{r}_a) \times P(u_a, u_u)}{\sum_{u=1}^n P(u_a, u_u)} \quad (2)$$

⑥ Top-N 기법으로 상위 N개의 추천 목록을 생성하여 제공한다.

⑦ 학습자는 최소 1개 이상의 학습아이টে을 학습한다. 학습한 평균학습결과가 기준 학습결과 점수를 통과하지 못하면 학습주제간 프로파일 정보를 활용하여 연관학습주제를 구한다.

⑧ 연관학습주제에 대한 학습자 프로파일을 활용하여 ⑦에서 도출된 연관학습주제와의 학습수준을 고려하여 연관학습주제의 비중이 최우선인 학습아이টে을 구한다.

IV. 실험

1. 시험 데이터 구성

본 연구에서 활용한 데이터의 집합은 본 연구자의 프로그래밍 수업을 수강한 431명의 학습자 중 온라인 학습에 참여한 168명의 학습자가 25개의 학습주제, 895개의 프로그래밍 문제에 대해 8,521건의 점수를 매긴 자료를 바탕으로 한다. 하나의 프로그래밍 문제는 최소 1개에서 최대 5개까지의 학습주제와 관련되어 있다.

2. 실험

가. 학습주제별 학습자 학습수준 프로파일 생성

학습자가 학습한 아이템을 바탕으로 각 학습아이템에 포함되어 있는 학습주제를 도출한 후 각 학습주제별 평균에 따른 학습정도로 학습주제별 학습수준 기반 학습자 프로파일을 생성한다.

학습자 u_i 의 각 학습주제 T_j 에 대한 학습수준($A_{i,j}$)은 학습주제 T_j 를 포함하는 학습아이템의 학습결과 평점의 평균으로 구한다. <표1>

$$A_{i,j} = \frac{\sum_{k=1}^m S_k}{m} \quad (3)$$

$S = \{ S_k : a \text{ score of } P_k \text{ which is chosen learning item in } L, 1 \leq k \leq m \}$

$L = \{ L_j : W_{T_i} \geq 0.5 \text{ items}, 1 \leq j \leq n, n : \text{number of items} \}$

표 1. 학습자 학습수준 프로파일

Table 1. Learner's learning level profile.

	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8	T9	T10	...	T24	T25
U1	92.86	90.52	88.57	86.67	81.18	85.71	63.33	73.33	77.78	83.64	...	68.06	61.24
U2	92.86	90.59	87.14	85.00	82.35	84.29	63.33	73.33	78.89	83.64	...	0.00	0.00
U3	80.00	78.43	77.14	70.00	73.24	70.00	46.67	56.67	74.44	72.73	...	61.00	55.52
U4	65.71	64.41	68.57	58.33	54.71	58.57	33.33	43.33	55.56	60.91	...	53.35	49.33
U5	78.57	77.37	77.14	75.00	74.71	74.29	60.00	66.67	72.22	76.36	...	0.00	0.00
U6	61.43	60.63	65.71	53.33	50.59	54.29	33.33	40.00	51.11	56.36	...	0.00	0.00
U7	74.29	73.28	74.29	65.00	66.18	65.71	46.67	53.33	64.44	69.09	...	58.65	53.62
U8	80.00	78.33	78.57	68.33	72.35	68.57	50.00	56.67	0.00	0.00	...	0.00	0.00
U9	74.29	71.78	74.29	65.00	61.76	64.29	43.33	50.00	62.22	65.45	...	56.29	51.71
U10	70.00	68.30	70.00	63.33	61.76	62.86	46.67	53.33	60.00	63.64	...	55.12	50.76
...
U167	94.29	91.89	90.00	85.00	84.12	84.29	66.67	76.67	81.11	85.45	...	69.24	62.19
U168	75.71	73.22	72.86	63.33	67.06	62.86	46.67	0.00	0.00	0.00	...	0.00	0.00

표 3. 학습자 이해도 사이의 피어슨상관계수

Table 3. Pearson Correlation Coefficient between learner's understanding.

구분	U1	U2	U3	U4	U5	U6	U7	U8	U9	U10	U11	U12	U13	U14	U15	U16	...	U167	U168
U1	1.00000	0.91023	0.90310	0.92026	0.75231	0.93405	0.71609	0.86619	0.93405	0.74712	0.78457	0.82828	0.51581	0.86804	0.88045	0.90617	...	0.81282	0.81211
U2	0.91023	1.00000	0.95017	0.91925	0.90685	0.96675	0.88045	0.94012	0.96875	0.88337	0.93541	0.94359	0.76376	0.94668	0.95624	0.93983	...	0.93275	0.93633
U3	0.90310	0.95017	1.00000	0.98102	0.85926	0.97227	0.79057	0.91281	0.97227	0.81241	0.85042	0.89505	0.69437	0.95033	0.91856	0.94324	...	0.94222	0.95175
U4	0.92026	0.91925	0.98102	1.00000	0.81224	0.97989	0.74194	0.90262	0.97989	0.73526	0.78307	0.85383	0.61397	0.92040	0.87942	0.93651	...	0.87702	0.88116
U5	0.75231	0.90685	0.85926	0.81224	1.00000	0.88871	0.97333	0.96507	0.88871	0.96562	0.95007	0.96839	0.94196	0.92913	0.96336	0.91496	...	0.93577	0.92553
U6	0.93405	0.96675	0.97227	0.97989	0.88871	1.00000	0.83853	0.95415	1.00000	0.82375	0.86860	0.92057	0.70921	0.94868	0.93819	0.97014	...	0.90610	0.90707
U7	0.71609	0.88045	0.79057	0.74194	0.97333	0.83853	1.00000	0.94880	0.83853	0.95876	0.95618	0.95719	0.95150	0.91924	0.93597	0.84061	...	0.90579	0.86365
U8	0.86619	0.94012	0.91281	0.90262	0.95607	0.95415	0.94880	1.00000	0.95415	0.91301	0.93003	0.97137	0.84755	0.97973	0.96566	0.94200	...	0.93815	0.90391
U9	0.93405	0.96875	0.97227	0.97989	0.88871	1.00000	0.83853	0.95415	1.00000	0.82375	0.86860	0.92057	0.70921	0.94868	0.93819	0.97014	...	0.90610	0.90707
U10	0.74712	0.88337	0.81241	0.73526	0.96562	0.82375	0.95876	0.91301	0.82375	1.00000	0.95015	0.93793	0.91771	0.90487	0.95119	0.86225	...	0.93359	0.91846
U11	0.78457	0.93541	0.85042	0.76307	0.95007	0.86860	0.95618	0.93003	0.86860	0.95015	1.00000	0.98414	0.90398	0.92967	0.96440	0.87508	...	0.94017	0.92278
U12	0.82828	0.94359	0.89505	0.85383	0.96839	0.92057	0.95719	0.97137	0.92057	0.93793	0.98414	1.00000	0.89394	0.96067	0.98326	0.92658	...	0.95190	0.93200
U13	0.51581	0.76376	0.69437	0.61397	0.94196	0.70921	0.95150	0.84755	0.70921	0.91771	0.90398	0.89394	1.00000	0.82808	0.85042	0.74096	...	0.86070	0.83007
U14	0.86804	0.94668	0.95033	0.92040	0.92913	0.94868	0.91924	0.94868	0.90487	0.92967	0.90398	0.92967	0.82808	1.00000	0.95851	0.92036	...	0.97759	0.94380
U15	0.88045	0.95624	0.91856	0.87942	0.96336	0.93819	0.93597	0.96566	0.93819	0.95119	0.96440	0.98326	0.85042	0.95851	1.00000	0.94519	...	0.95396	0.94603
U16	0.90617	0.93983	0.94324	0.93651	0.91496	0.97014	0.84061	0.94200	0.97014	0.86225	0.87508	0.92658	0.74096	0.92036	0.94519	1.00000	...	0.90490	0.92257
...
U167	0.81282	0.93275	0.94222	0.87702	0.93577	0.90610	0.90579	0.93815	0.90610	0.93359	0.94017	0.95190	0.86070	0.97759	0.95396	0.90490	...	1.00000	0.98565
U168	0.81211	0.93633	0.95175	0.88116	0.92553	0.90707	0.86365	0.90391	0.90707	0.91846	0.92278	0.93200	0.83007	0.94380	0.94603	0.92257	...	0.98565	1.00000

, W_{T_i} : weight of T_i , $T_i : i^{th}$ learning topic, $L_j \in I$
 I : a set of learning items

나. 학습주제간 연관도 프로파일 생성

하나의 프로그래밍 문제는 동시에 여러 가지 학습주제와 관련되어 있다. 예를 들어 “임의의 수의 약수를 구하라”라는 프로그램은 “반복문, 선택문, 대입문, 조건식”이라는 학습주제와 관련된 특성을 가지고 있다. 따라서 하나의 학습아이템을 학습하고 이해하는 데는 현재 학습하고자 하는 학습주제에 대한 학습정도만 영향을 미치는 것이 아니다. 학습아이템의 학습 결과에 따른 단계별 추천을 위해 학습주제간 연관성을 분석한다.

학습주제 간의 연관 정도는 델파이 방법을 적용하여 프로그래밍 언어 교육 경력이 15년 이상인 전문가 집단에서 제시한 학습주제 간의 연관성 정도를 이용하여 유사 학습주제로 선정한다.

표 2. 학습주제 사이의 연관성 정도

Table 2. Correlation between learning topics.

구분	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8	T9	T10	...	T24	T25
T1	1.000	0.250	0.000	0.125	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	...	0.000	0.000
T2	0.250	1.000	0.290	0.170	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	...	0.000	0.000
T3	0.000	0.290	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	...	0.000	0.000
T4	0.125	0.170	0.000	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	...	0.000	0.000
T5	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000	0.830	0.790	0.790	0.380	0.210	...	0.280	0.320
T6	0.000	0.000	0.000	0.000	0.830	1.000	0.830	0.750	0.420	0.040	...	0.275	0.295
T7	0.000	0.000	0.000	0.000	0.790	0.830	1.000	0.880	0.420	0.040	...	0.420	0.420
T8	0.000	0.000	0.000	0.000	0.380	0.750	0.880	1.000	0.460	0.700	...	0.420	0.420
T9	0.000	0.000	0.000	0.000	0.210	0.420	0.420	0.460	1.000	0.880	...	0.380	0.380
T10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.210	0.040	0.040	0.700	0.880	1.000	...	0.380	0.380
...
T24	0.000	0.000	0.000	0.000	0.280	0.275	0.420	0.420	0.380	0.380	...	1.000	0.830
T25	0.000	0.000	0.000	0.000	0.320	0.295	0.420	0.420	0.380	0.380	...	0.830	1.000

학습주제 간의 연관성을 R 이라할 때 i 번째 학습주제와 j 번째 학습주제 간의 연관성을 $R_{i,j}$ 라 한다. 각 $R_{i,j}$ 의 연관성이 매우 높은 경우 1, 높은 경우 0.75, 보통인 경우 0.5 낮은 경우 0.25, 매우 낮은 경우 0으로 부여한다.

$R_{i,j}$ 는 각 전문가가 i 번째 학습주제와 j 번째 학습주제에 부여한 연관성 정도값의 평균값으로 구한다.<표 2>

$$R_{i,j} = \frac{\sum_{k=1}^m R_{i,j,k}}{m} \quad (4)$$

$R_{i,j,k}$: correlation value by k^{th} expert for similarity between i^{th} topic and j^{th} topic
 m : number of experts

다. 학습자 유사 그룹 선정

학습주제간 연관도 프로파일 정보를 기반으로 학습아이템 중 학습단계의 학습주제와 연관된 프로그래밍 문제를 선정한다. 학습자들의 각 선정된 학습아이템에 대한 학습결과를 사용해 목표학습자의 학습수준이 반영된 유사그룹을 도출한다. 목표학습자와 유사그룹 내 학습자의 유사도를 피어슨상관계수를 이용하여 계산한 후 이를 기준으로 유사그룹 학습자들을 구성한다. <표 3>

라. 추천 학습 아이템 선정

선정된 유사학습자 그룹을 구하고 유사그룹 학습자들의 학습 평가치를 이용하여 목표학습자가 학습하지 않은 아이템의 학습 결과를 예측한다. 목표학습자의 학습 결과 예측값 순위에 따라 Top-N 기법으로 상위 5개의 추천 목록을 생성하여 제공한다. <표 4>

표 4. 학습지원 추천시스템을 통한 추천결과
 Table 4. Recommendation results using learning support recommendation system.

Student	Pearson	Score Mean	Each Programming Score				
			5	61	89	102	137
21	0.9102	90.0000	-9.1020	0.0000	0.0000	9.1020	9.1020
35	0.9031	90.0000	0.0000	-9.0310	0.0000	9.0310	9.0310
49	0.9203	80.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	9.2030
65	0.9341	81.6667	-1.5568	-1.5568	7.7842	-1.5568	7.7842
93	0.9341	80.0000	0.0000	-9.3410	9.3410	9.3410	0.0000
104	0.8680	90.0000	-17.3600	8.6800	0.0000	8.6800	8.6800
116	0.8805	68.3333	-7.3375	1.4675	1.4675	1.4675	10.2725
121	0.9062	78.3333	-7.5517	1.5103	1.5103	10.5723	1.5103
133	0.9210	68.3333	-7.6750	1.5350	1.5350	1.5350	10.7450
152	0.8746	60.0000	-8.7460	0.0000	8.7460	8.7460	8.7460
Rating Sum			-59.3290	-8.7360	30.3840	56.9180	75.0740
Rating Sum/Pearson Sum			-6.5542	-0.7441	3.3566	6.2378	8.2335
Prediction Rate			63.4458	69.2559	73.3566	76.2878	78.2935
Rank			5	4	3	2	1

마. 추천 학습 아이템의 적용

목표학습자는 추천 학습아이템을 통해 프로그래밍 학습을 한다. 추천 학습아이템의 적용 단계에서 학습효과를 높이기 위해서는 학습 결과에 따른 2차 학습 추천이 중요하다. 본 연구에서는 학습자의 현 학습주제와 관련성이 높은 문제를 1차적으로 추천한 다음, 학습결과가 일정 수준 이상 도출되지 않으면 현 학습단계 중심의 학습아이템이 아닌 이전 단계의 연관성이 높은 학습주제 중심의 문제를 추천한다.

이는 프로그래밍 교육의 특성인 하나의 프로그래밍 문제에 포함된 여러 가지 학습주제 중 다른 학습주제에 대한 학습내용이 먼저 이해되어야 할 필요성이 있기 때문이다. 이를 위해 프로그래밍 문제 사이의 학습주제간 유사도 프로파일의 정보를 활용하여 이전 단계의 학습주제와 연관성이 높은 문제를 2차 추천한다.

그 결과 기존 프로그래밍 교육에서 동일한 학습주제의 문제만을 계속 학습하는 것이 문제 해결 능력 향상을 이끌지 못하는 문제를 해결하는 추천방법을 제공하고 프로그래밍 교육에서 필요로 하는 단계별 학습과 연관된 문제의 해결 방법을 제시한다.

V. 결 론

이러닝이 보편화되고 이러닝 콘텐츠를 통한 학습의 비중이 교육 현장에서 높아지고 있는 요즘 단순한 양적인 성장이 아닌 이러닝 학습을 통한 교육의 질 또한 중요한 부분이라 생각한다.

본 연구에서는 학습자들이 자기주도적 학습을 진행하는 과정에서 학습단계에 필요한 학습아이템 선택 시에 겪는 어려움을 해소할 수 있도록 학습아이템을 추천하는 학습지원 추천시스템을 제안하였다.

이 시스템은 프로그래밍 언어 교육을 위한 이러닝 학습 콘텐츠에서 제공하는 프로그래밍 실습 교육을 위한 문제 추천을 하기 위해, 문제은행 방식의 많은 문제로 부터 학습주제별 연관성 정보를 통한 클러스터링을 통해 분석 아이템 수를 감소시켜 분석 시간의 감소를 유도한다. 또한 학습자의 학습수준을 고려한 유사도 계산을 바탕으로 최근접 이웃학습자를 선정하고 유사그룹간의 정보를 통해 추천 성능을 높였다.

이러한 연구결과를 통해 프로그래밍 언어 교육 과정에서 발생하는 수준별·단계별 학습에 맞는 프로그래밍 문제 제공의 어려움을 해결하면서, 학습자의 자기주도

적 학습을 유도하는 학습자 중심의 교수 학습 방법에 기반을 둔 이러닝 학습 환경을 제공함으로써 학습의 질을 높일 수 있는 방안을 제시할 수 있다는 데에 본 연구의 의의가 있다고 할 수 있다.

참 고 문 헌

[1] 권병일, 문남미, “이러닝 마켓플레이스에서 자기주도 학습지원을 위한 추천시스템,” 한국컴퓨터정보학회논문지, 제15권, 제2호, pp.135-146, 2010년 2월

[2] 김경록, 이주호, 변재희, 문남미, “모바일 환경에서 장르 속성을 이용한 추천 연구,” 한국멀티미디어학회, 춘계학술발표대회논문집, 제13권, 제1호, 2010년

[3] 김경아, 최은만, “웹기반 교육에서의 자동 문제 출제시스템,” 정보처리학회논문지A, 제9-A권, 제3호, pp.301-310, 2002년

[4] 김재경, 조윤희, 김승태, 김혜경, “모바일 전자상거래 환경에 적합한 개인화된 추천시스템,” 경영정보학연구, 제15권, 제3호, pp.223-241, 2005년 9월

[5] 김홍환, “C_PBS:C프로그램 문제은행 시스템,” 컴퓨터교육학회논문지, 제13권, 제2호, pp.45-57, 2010년

[6] 신태수, 장근녕, 박유진, “선호도 추정모형과 협업 필터링을 이용한 고객추천시스템,” 한국지능정보시스템학회, 춘계학술대회논문집, pp.407-417, 2006년

[7] 이민경, 강수용, “웹 기반 수준별 학습을 고려한 문제은행 시스템의 설계 및 구현,” 한국정보과학회 가을학술발표논문집, 제33권, 제2호(A), pp.103-107, 2006년

[8] 이석호, 김창수, 황현숙, “인터넷환경에서 가상 학습평가 시스템 설계 및 구현,” 멀티미디어학회논문지, 제1권, 제2호, pp.204-213, 1998년

[9] 이재식, 박석두, “장르별 협업필터링을 이용한 영화 추천시스템의 성능향상,” 한국지능정보시스템논문지, 제13권, 제4호, pp.65-78, 2007년 12월

[10] 이현주, 이미숙, 홍승미, 이찬희, 정순호, “학습자의 수준평가를 이용한 웹 기반 자동 문제 출제 시스템,” 정보처리학회논문지A, 제10권, 제5호, pp.579-588, 2003년

[11] 정화영, 홍봉화, “자기주도적 학습을 위한 학습자 수준별 콘텐츠 구성,” 한국콘텐츠학회논문지, 제9권, 제7호, pp.402-410, 2009년 7월

[12] 홍종기, 전우천, “수준별 평가를 위한 문제은행 시스템의 설계 및 구현,” 한국정보교육학회 하계학술발표논문집, 제6권, 제2호, pp.291-303, 2001년

[13] 홍태호, 이희정, 서보밀, “클러스터링 기반 사례기반추론을 이용한 웹 개인화 추천시스템,” 한국지능정보시스템학회논문지, 제11권, 제1호, pp.107-121, 2005년 6월

[14] Badrul Sarwar, Geoge Karypis, Joseph Konstan and John Riedl, “Item-based Collaborative Filtering Recommendation Algorithm”, WWW10, pp.285-295

저 자 소 개



김 경 아(정회원)
 1990년 이화여자대학교 컴퓨터학과 학사 졸업.
 1992년 이화여자대학교대학원 컴퓨터학과 석사 졸업
 2001년 이화여자대학교대학원 컴퓨터학과 박사 졸업
 2001년~2002년 이화여자대학교 대우전임강사
 2002년~현재 명지전문대학 부교수
 <주관심분야 : 프로그래밍 언어, 이러닝, 추천시스템, HCI 등>



문 남 미(정회원)
 1985년 이화여자대학교 컴퓨터학과 학사 졸업.
 1987년 이화여자대학교 컴퓨터학과 석사 졸업
 1998년 이화여자대학교 컴퓨터학과 박사 졸업.
 1999년~2003년 이화여자대학교 조교수
 2003년~2008년 서울벤처정보대학원대학교 디지털미디어학과 교수
 2008년~현재 호서대학교 벤처전문대학원 IT응용기술학과 교수
 <주관심분야 : 디지털데이터방송비즈니스 모델, HCI, T-Commerce, 메타데이터 등>