

Learner Activity Modeling Based on Teaching and Learning Activities Data

Kyungrog Kim[†]

ABSTRACT

Learning analytic has been utilized to help us to successfully complete the course by using the interaction of the teacher and the learner data generated from the teaching and learning support system. In other words, Learning analytic is a method in order to understand the activities of learners. In the learning analytic, the data model is needed in order to utilize the more useful for teaching and learning activities data. Therefore, in this study, we propose a user centric data model of learning styles and learning objects. This model is expressed by aggregating of user learning style, learning objects, and learning activities. The proposed model is significant that laid the foundation for analyzing the activities of the learners in course units.

Keywords : Data Mining, Learning Analytics, Learning Style, Data Model, Learner Model

교수-학습 활동 데이터기반 학습자 활동 모델링

김 경 록[†]

요 약

교수-학습 지원 시스템에서 교수자와 학습자의 참여 활동 데이터를 활용하여 성공적으로 과정을 이수할 수 있도록 지원하기 위해 학습 분석이 활용되고 있다. 즉, 학습 분석은 학습자의 학습활동을 이해하기 위한 방법이다. 교수-학습 활동 데이터를 보다 유용하게 활용하기 위해서는 데이터 모델이 필요하다. 이에 본 연구에서는 사용자 중심의 학습양식과 학습객체 데이터모델(LSLODM)을 제안한다. 이는 사용자, 학습양식, 학습객체, 학습활동을 결합하여 표현한 것이다. LSLODM은 이를 기반으로 교수-학습 데이터를 수집하고, 교수-학습 활동 요소의 속성들을 최근성, 빈도성, 지속성을 정량적으로 파악할 수 있도록 한 것이다. 즉, 단위 과목에서 학습자의 교수-학습 활동을 분석할 수 있는 토대를 마련한 것이다.

키워드 : 데이터분석, 학습 분석, 학습양식, 데이터모델, 학습자모델

1. 서 론

웹 분석(web analytics), 비즈니스 인텔리전스(business intelligence), 행동 분석(action analytics) 등은 방대한 양의 데이터를 활용하여 고객을 더 잘 이해하고 보다 향상된 서비스를 제공하기 위한 기술이다[1]. 교육 분야에서도 최근에 이러한 기술들의 활용이 증가하고 있다. 이를 학습 분석(Learning Analytics)이라고 한다[2]. 교수자와 대학 의사결정권자 등에게 많은 관심을 불러일으키고 있다. 이는 교수(Teaching)과 학습(Learning)을 보다 잘 이해할 수 있도록

지원하기 때문이다. 즉 학습과정에서 패턴을 찾고, 학습 활동을 파악하고, 부진한 학습자 찾기 등에 활용할 수 있기 때문이다.

학습 분석은 학습자와 교수자 모두에게 성공적인 교수-학습 활동을 이루기 위해 중요한 요소이다. 학습자의 입장에서는 자신의 학습을 성공적으로 이루기 위해 어떻게 참여해야 할지를 파악할 수 있으며, 교수자의 입장에서는 학생들이 성공적으로 과정을 이수할 수 있도록 어떻게 도와주어야 할지를 파악할 수 있기 때문이다[1, 3].

그럼 어떤 데이터가 어떻게 도움을 줄 수 있다는 것인가? 모바일, PC 등의 발달에 따라 교수-학습 지원 시스템(LMS, LCSM), 소셜 미디어 등이 교수-학습 활동에 다양하게 활용되면서, 로그인 정보, 네비게이션 정보, 읽기 정보, 글 작성 정보 등 다양한 데이터가 생성되고 축적된다. 학습 분석은 이러한 데이터를 기반으로 한다.

* 이 논문은 2014년도 호서대학교의 재원으로 학술연구비 지원을 받아 수행된 연구임(2014-0426).

† 정 회 원 : 호서대학교 전자디스플레이공학부 조교수
Manuscript Received : November 10, 2015
First Revision : May 3, 2016
Accepted : May 9, 2016

* Corresponding Author : Kyungrog Kim(it4all@hoseo.edu)

학습 분석은 기관, 과정, 교과목 단위에서 활용될 수 있지만, 본 연구에서는 과목 단위 활용에 초점을 두고자 한다. 즉, 교수-학습 활동의 여러 요소를 바탕으로 과목 단위 학습 분석을 위한 데이터모델을 제안하고자 한다. 이를 통해 교수자와 학습자에게 적절한 피드백 정보를 제공할 수 있기 때문이다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 서론을 바탕으로, 2장에서는 본 논문에서 해결하고자 하는 문제와 관련된 학습 분석, 학습양식, 기존 데이터모델에 대한 관련 연구들을 살펴본다. 3장에서는 교수-학습 활동 데이터 모델을 표현하기 위한 데이터 모델링 과정을 설명한다. 4장에서는 제안 모델에 대한 적용 실험과 결과를 도출하고, 5장에서는 결론 및 향후 방향에 대해 제시한다.

2. 관련 연구

2.1 학습 분석

ICT를 활용한 교육에서 개인화는 가장 중요한 이슈중의 하나이다. 개인화 학습을 위해서는 학습자 중심의 제어가 이루어질 때, 효과적이며 효율적이라고 널리 인식되고 있다 [4]. 즉, 학습자 중심의 학습을 통해 보다 더 자율적으로 제어하는 학습 경험을 하게 된다. 이러한 자기주도 학습을 어떻게 지원하고 어떤 요소를 제공해야 하는가에 대한 문제는 지속적으로 연구되어 왔다. 이는 어떻게 교수-학습 활동을 개선할 것인지 등을 규명하기 위한 것이다[2].

- 학습자가 흥미로워하는 요소는 무엇인가?
- 교수-학습활동 개체, 교수-학습 활동, 교수-학습 활동 시간 등은 어떻게 되는가?
- 어떤 상호작용이 효과적인가?
- 우수한 학습자와 부진한 학습자의 차이는 무엇인가?

전통적인 접근에서는 이러한 것들은 학습자 평가 혹은 설문문을 통해 답을 얻을 수 있었다. 그러나 방대한 양의 교육자원이 온라인화 되면서 이러한 학습 자원을 기반으로 다양한 상호작용이 일어나고, 그 활동 데이터는 교수-학습 지원 시스템(LMS, LCMS)에 로그로 기록된다. 이러한 데이터를 이용하여 교수-학습 활동을 개선하고자 하는 것이 학습 분석이다.

학습 분석에 대한 정의는 다양하다. Siemens (2010)는 학습 분석을 지능형 데이터, 학습자 생성 데이터를 이용하여 예측과 학습에 알리고 정보 및 사회적 연결을 발견하기 위해서 분석 모델을 사용한다고 정의한다. Long and Siemens (2011)는 학습 분석은 학습자와 학습 맥락에 대한 데이터를 수집, 측정, 분석, 보고를 통해, 학습이 일어난 환경, 최적화 학습 및 학습자를 이해하기 위한 것이라고 정의한다[3]. 즉, 학습 분석은 데이터 기반 의사결정 과정으로, 보다 더 효과적인 경험을 할 수 있는 개인화된 학습경험을 제공하기 위한 것이다.

학습 분석의 목적은 주관자(기관, 교수자, 학습자 등)에 따라 조금씩 차이가 있다. 먼저, 교육기관 측면에서는, 과정 운

영 및 재무적인 의사결정을 지원하기 위해 필요한 데이터를 분석 활용하는 것이다. 교수자 측면에서는, 교수-학습에 맞춤 제공, 튜터링, 학습상황에 개입을 지원하기 위한 것이다. 학습자 측면에서는, 학습자 발전과 성과를 예측하기 위해 이용하는 것이다[5]. 즉, 학습 분석은 기관 관계자, 교수자, 학습자 등에 의해 활용되어 학습자의 학습 활동 개선을 위해 사용되는 것이다. 나아가 학습활동에 적합한 콘텐츠를 개발하고, 지원 수준을 결정하고 다양한 개인화 활동을 지원하기 위한 것이다.

학습 분석 영역은, 크게 기본 분야와 응용 분야로 나눌 수 있다. 기본 분야는 예측(Prediction), 집단화(Clustering), 관계도출(Relationship mining), 데이터 분류(Distillation of data), 모델 탐색(Discovery with models)영역으로 나눌 수 있다[6-7]. 그리고 응용 분야는 사용자 지식·행동·경험에 대한 모델링, 사용자 프로파일 작성, 지식영역 모델링, 추세 분석, 개인화와 맞춤 영역으로 나눌 수 있다[6, 8].

학습 분석 관련 연구는 초기단계로, 많은 연구들이 학습 분석 절차에 대한 연구와 학습자의 학습 성공을 위한 원인 분석을 위해 데이터마이닝 기법 적용에 치중하고 있다. 학습자와 학습자원 혹은 학습활동 상호작용에 대한 일반적인 데이터 통합 모델은 없으며, 학습 활동 요소와 학습자 모델링에 대한 연구도 미진하다.

2.2 학습양식

교수-학습 과정에서 학습자의 동기와 학습 경험을 향상시키기 위해서는 개인의 특성을 고려해야 한다. 이를 위한 사용자 모델에서는 기본 지식, 배경, 흥미, 목표, 학습양식, 인지양식, 학습전략 등을 이용한다. 특히, 학습양식은 학습자의 개인차를 파악하고, 학습자의 태도와 선호에 대한 예측을 나타내기 위해서 널리 활용된다. 이는 교수-학습 활동전략과 잘 일치하기 때문이다[9-10].

학습양식은 정보처리 과정의 각 단계에서 나타나는 학습 선호 유형으로 교수-학습 방법에 대한 학습자의 일정한 경향성이며 개인이 지식을 다루는 방식이다. 이는 교수-학습 활동이 보고, 듣고, 말하고, 느끼는 다양한 요소들을 기반으로 하고 있기 때문이다[11]. 이러한 학습양식은 학습절차에 영향을 주는 중요한 요소이다[12]. 즉, 학습양식은 기하급수적으로 늘어나는 정보 속에서 개인이 정보를 인지하고 활용하는 방법에 대한 차이를 의미한다.

학습양식은 인지성향, 정보 처리 활동 성향, 교수-학습 환경 선호 성향 등을 기준으로 구분할 수 있다. 정보처리 활동 성향은 개인이 정보를 인지하고 습득하는 과정을 기반으로 특성 요소를 도출하여 성향을 구분하는 것이다. 대표적인 학자로는 Kolb와 Felder & Silverman이 있다[13]. Kolb는 학습양식을 개인이 경험을 어떻게 인식하고 처리하는가에 따라 정의한다. 즉, 개인이 경험을 지각하는 방식은 구체적-추상적인 양식으로 나누고 경험을 처리하는 방식은 적극적-사려깊은 양식으로 나누어 접근한다[14]. Felder and Silverman은 학습양식을 학습자가 정보를 얻는 절차와 참여하는 방법에 대

해 갖는 강점과 선호하는 방법이라고 정의하고, 정보 처리를 4가지로 분류한다. 정보지각 측면에서는 감각적-직관적 요소로 사용자 유형을 구분한다. 정보인식 측면에서는 시각적-언어적 요소로 사용자 유형을 구분한다. 정보활용 측면에서는 활동적-반성적 요소로 사용자 유형을 구분한다. 정보이해 측면에서는 순차적-전체적 요소로 사용자 유형을 구분한다[11].

학습양식 모델은 크게 협업접근방식과 행동패턴방식으로 구분되며, 행동패턴방식은 데이터기반 접근 방식과 문헌기반 접근방식으로 구성된다. 이는 궁극적으로 학습양식 추론을 위한 것이다[15].

본 연구에서는 학습양식을 바탕으로 학습자 개인의 학습 활동 모델링을 통해 학습자 중심 모델을 도출하고자 한다. 또한, 이를 바탕으로 학습자의 데이터를 필터링하여 학습자 모델을 확인하고자 한다.

2.3 기존 데이터모델

ICT 기반의 교수-학습 활동에서는 각 활동마다 하나 혹은 그 이상의 데이터를 발생시키고, 이러한 데이터는 시스템에 자동으로 축적된다. 그리고 특정 어플리케이션에서 사용자의 활동 및 그들의 활동 데이터들은 메타데이터로 표현할 수 있다. 이를 바탕으로 학습 분석에서는 교수-학습 객체, 학습자의 학습활동 불규칙성 등을 식별하게 된다. 또한 교사의 참여 활동 결과도 모니터링 할 수 있다[16].

교육 분야에서 사용되는 대표적인 기존 데이터 모델을 살펴보면, 상황 집중 메타데이터 모델, 활동 흐름모델, 학습 등록 파라데이터 모델, NSDL 파라데이터 모델, 경험API (Experience API) 모델, IMS 교육그래프 데이터 모델 등이 있다. 이들 모델들의 데이터 형식은 시스템 관점이 아닌 사용자 활동 관점에 초점을 두고 있다[16-17].

먼저, 상황 집중 메타데이터(Contextualized Attention Metadata) 모델이다. 이 모델은 주의·관심요소를 확장한 것이다. 최근에는 사용자와 데이터 객체에 대한 관심에서 이벤트 자체를 표현할 수 있도록 버전이 갱신되었다. 이는 모든 이벤트가 고정된 속성을 가지는 것은 아니기 때문이다. 이벤트의 기본 정보만을 저장하는 모델이다[16-17].

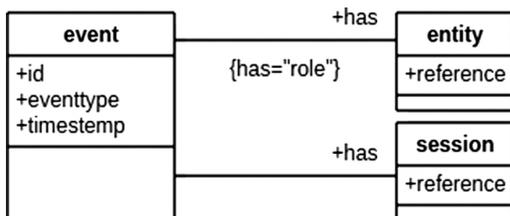


Fig. 1. CAM Model

다음으로, 활동 흐름(Activity Streams) 데이터 모델이다. 사용자가 수행한 하나의 활동을 정의한다. 즉, 이 모델은 하나 혹은 그 이상의 개별 활동의 집합이다. 객체를 6가지(오디오/비디오 객체, 바이너리 객체, 이벤트, 이슈, 장소, 태스크)로 분류하고 이에 대한 활동을 표현하는 것이다[16-17].

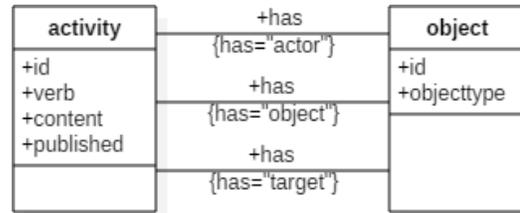


Fig. 2. Activity Streams

다음으로, 학습 등록 파라데이터(Learning Registry Paradata) 모델이다. 이 모델은 활동 흐름 모델을 확장한 것으로, 자원에 대한 통합 활용 정보를 저장하기 위한 것이다. 이 모델의 핵심요소는 Actor, Verb, Object 이다. Actor는 개인 혹은 그룹을 나타낸다. Verb는 발생한 행위를 나타낸다. 간단히 행위(가르친 것, 본 것 등)를 이름으로 표현한다. Object는 행한 것을 참조한다. 객체 유형(object type)은 참여자, 참여 그룹, 학습자원 등을 의미한다[16-17].

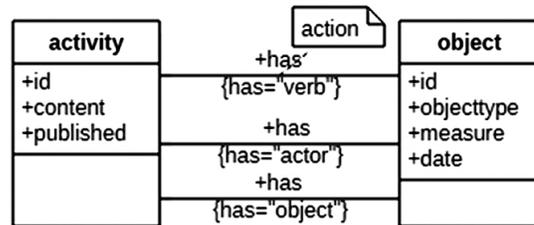


Fig. 3. Learning Registry Paradata

다음으로, NSDL 파라데이터(NSDL Paradata) 모델이다. 이 데이터 모델은 학습자원(resource)을 활용한 데이터를 캡처하기 위한 것이다. 학습자원 활용을 다섯 가지 유형의 값으로 수집한다. 즉, 수(Integer/Float)는 읽은 수, 다운로드 수 등의 참여회수 표현, 문자(String)는 코멘트 표현, 등급유형(Ratingtype)은 5점 척도 표현, 투표유형(Votetype)은 좋다/나쁘다 선택 표현, 등위유형(RankType)은 등위 표현을 나타낸다[16-17].

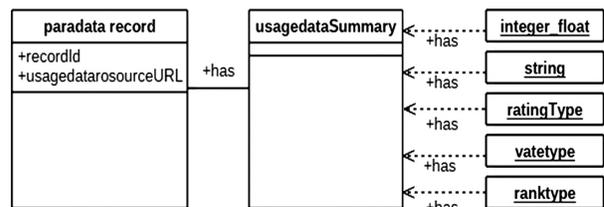


Fig. 4. NSDL Paradata

다음으로, 경험API(Experience API) 모델이다. 이는 콘텐츠 상호호환성을 확보하기 위한 데이터 모델로 학습자의 학습 경험에 대한 데이터를 저장하기 위한 것이다. 활동 흐름 개념을 시작점으로 하고 있으며, 학습자의 활동이 문장 형식으로 저장된다. 즉, <actor><verb><object>,with<result>,in<context>구조를 가진다. 이는 유연하게 적용할 수 있다[1].

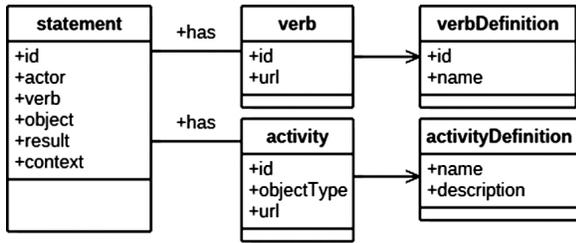


Fig. 5. Experience API

다음으로, IMS 모델은 현재 추적 가능한 데이터 유형을 대부분 포함한 모델이다. 데이터 유형을 크게 다섯 그룹으로 분류한다. 즉, 디지털 콘텐츠가 발생하는 데이터(Learning Content Data), 학습 플랫폼을 통해 발생하는 학습 활동 데이터(Learning Activity Data), 교육기관에서 교육 프로그램 운영 중에 발생하는 데이터(Operational Data), 학습 경력과 인맥에 대한 데이터(Career Data), 학습자 또는 교수자의 프로파일에서 발생하는 데이터(Profile Data)로 구분하고 있다[18].

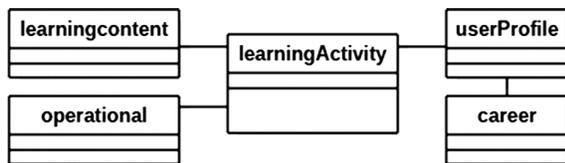


Fig. 6. IMS edu graph data model

마지막으로, 학습맥락 온톨로지 개념모델(Learning Context ontology concepts and properties used to model)은 학습자 로그 모델링과 연계된 데이터 및 구조를 제안한 모델이다. 학습 맥락을 중심으로, 단위 콘텐츠, 이벤트, 활동, 학습 환경, 사용자 사이에 발생하는 로그 데이터를 표현한 모델이다[16-17].

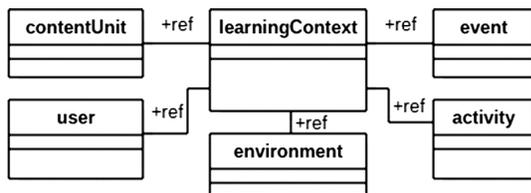


Fig. 7. Learning Context ontology concepts and properties used to model

지금까지 제안된 데이터 모델들은 크게, 이벤트 중심(상황 집중 메타데이터 모델), 활동중심(활동 흐름 모델, 학습 레지스트리 파라미터 모델), 객체중심(NSDL Paradata 모델), 사용자 중심(경험API, IMS교육 그래프 데이터 모델, 학습맥락온톨로지개념모델)으로 구분할 수 있다[17].

여러 데이터 모델이 존재하지만, 학습자의 특성을 반영하여 표현한 모델은 없다. 본 연구에서 제안하는 데이터 모델은, 학습자 특성과 교수학습 활동 데이터를 결합하여 학습 활동 성향을 파악할 수 있도록 지원하기 위한 모델이다.

3. 교수-학습 활동 데이터 모델 설계

교수-학습 활동에서는 다양한 데이터가 생성된다. 이러한 데이터를 보다 유용하게 활용하기 위해서는 데이터 모델이 필요하다. 즉, 교수-학습 활동에서 학습자의 활동 패턴과 선호 활동 요소를 파악하고, 교수자가 적극적으로 참여해야 하는 시점을 예측하기 위해서는 데이터 모델이 필요하다. 이를 위해, 학습양식과 학습객체 데이터모델(LSLODM: Learning Style and Learning Object Data Model)을 제안한다. LSLODM은 학습자의 특성과 학습활동의 특성을 모두 표현하기 위한 것이다. 모델링 원칙을 바탕으로 대상 도메인을 결정한 후 세부 요소를 도출하고자 한다.

3.1 모델링 원칙

모델링은 관련 도메인 실세계의 복잡한 것을 추상적인 개념으로 표현하는 것으로, 학습 분석을 위한 모델링은 학습 활동에 대한 개념을 실체화하여 표현하는 과정이다[19].

이를 위한 모델링 원칙 요소를 살펴보면 다음과 같다.

- 기존 데이터 모델에 기반 해야 한다.
- 데이터 표현 모델(Data Representation Model)은 시각적 표현 방법에 기반 해야 한다.
- 데이터 표현 모델은 교수학습지원시스템에 독립적이어야 하며, 시스템과 관계를 유지할 수 있어야 한다.

LSLODM은 이러한 원칙을 바탕으로 기존 데이터 모델을 참조 모델로 하여 모델링 도메인을 결정한 후, 교수-학습 활동 구성 요소를 도출한다.

3.2 모델링 도메인

본 연구에서는 학습양식과 학습활동을 데이터 모델 도메인으로 하고 모델 구성 요소를 도출한다. 교수-학습 지원 시스템에서 발생하는 교수자와 학습자 사이의 활동 데이터를 대상으로 한다[1, 3, 10].

대표적인 교수-학습 활동 요소를 살펴보면 아래 Table 1과 같다.

Table 1. Teaching and Learning Activity Elements

Division	Activity Types
Teaching and Learning Support Systems Access	Login/Logout
Learning Object	Read/Download
Discussion	Read/Create/Modify/Comments
Blog	Read/Create/Modify/Comments
Report	Read/Create/Modify
Quiz	Attempt
Notice	Read
Group	Read/Create/Modify

교수-학습 활동 요소는 크게 학습자원과 학습활동으로 구성된다. 학습자원은 미디어, 텍스트 등이며, 학습활동은 포럼, 블로그, 과제, 퀴즈, 공지사항, 그룹 활동 등이다.

3.3 교수-학습 활동 데이터 모델링

LSLODM은 학습 분석에 활용하기 위해 참여자의 특성과 교수-학습 활동 요소를 정의하고 표현하는 것이다. 이는 행동이론(Activity Theory)에 기반하여, 데이터 분석 목적(학습자 성취 예측, 학습자 모델 도출 등)을 설정하고, 데이터의 특성(Action type, Resource 등)을 고려한 데이터 집합체계를 구성하고, 이를 축적할 수 있도록 한 것이다[10]. 즉, 교수-학습 활동 요소를 바탕으로 교수-학습 활동의 최근성, 빈도성, 지속성, 주기성 등을 파악할 수 있도록 한 것이다.

1) NMF기반의 LSLODM

모델 도출은 비음수 행렬 인수분해(Nonnegative Matrix Factorization) 기법을 바탕으로 한다. NMF기법은 두 작은 행렬의 곱으로써 양수 행렬을 구성한다[20].

본 연구에서 제안하는 LSLODM은 학습양식과 학습활동을 각각 행렬로 표현하고 이를 결합하여 하나의 행렬로 아래 Fig. 8과 같이 구성한다.

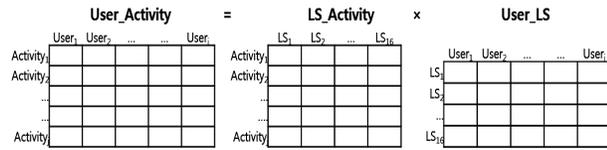


Fig. 8. LSLODM Matrix Factorization

이를 식으로 표현하면, 아래 식(1)과 같다.

$$User_Activity = LS_Activity \times User_LS \quad (1)$$

(LS_Activity = 학습양식 × 교수-학습 활동)

(User_LS = 사용자 × 학습양식)

(User_Activity = 사용자 × 교수-학습 활동)

여기서, 먼저 학습양식은 Felder & Silverman 모델 정의를 이용한다. 이는 정보처리 활동 방법에 따라 사용자의 특성을 파악하기 위한 것이다. 다음으로, 교수-학습 활동은 학습자원과 학습활동을 바탕으로 구성한다. 제안하는 LSLODM은 사용자와 교수-학습 활동 행렬 결합으로, 사용자에 따라 교수-학습 활동 요소에 대한 활동을 표현한 것이다.

2) LSLODM 세부 요소

사용자와 교수-학습 활동 행렬 결합을 바탕으로, LSLODM의 세부 요소는 크게, 학습양식, 사용자, 학습객체, 학습활동으로 아래 Fig. 9와 같이 구성된다.

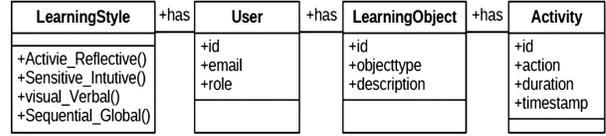


Fig. 9. LSLO Data Model

먼저 학습양식은 4가지 구성 요소의 결합에 따라 16가지 유형으로 아래 Equation (2) 및 Equation (3)과 같이 정의된다.

$$Learning\ Style\ Type = \{Active(A)/Reflective(R), Sensitive(S)/Intuitive(I), Visual(Vi)/Verbal(Ve), Sequential(Se)/Global(Gl)\} \quad (2)$$

$$Learning\ Style\ Combinations = \{(A,S,Vi,Se), (A,S,Vi,Gl), (A,S,Ve,Se), (A,S,Ve,Gl), (A,I,Vi,Se), (A,I,Vi,Gl), (A,I,Ve,Se), (A,I,Ve,Gl), (R,S,Vi,Se), (R,S,Vi,Gl), (R,S,Ve,Se), (R,S,Ve,Gl), (R,I,Vi,Se), (R,I,Vi,Gl), (R,I,Ve,Se), (R,I,Ve,Gl)\} \quad (3)$$

다음으로, 사용자는 교수자와 학습자를 Equation (4)와 같이 구분한다.

$$User = \{Teacher, Student\} \quad (4)$$

다음으로, 학습객체의 유형은 Equation (5)와 같이 학습자원과 학습활동으로 구성된다.

$$Learning\ Object = \{LearningResource, LearningActivity\} \quad (5)$$

$$LearningResource = \{Media(Video/Audio)Object, TextObject\}$$

$$LearningActivity = \{Discussion, Blog, Report, Quiz, Notice, Group\}$$

끝으로, 교수-학습 활동은 Equation (6)처럼 활동유형과 시간으로 표현한다.

$$Action\ Type = \{attempt, Create/Delete, Write/Edit, Tag/Annotate, Read/Download, Login/Logout\} \quad (6)$$

4. 교수-학습 활동 데이터 모델 적용

교수-학습 지원 시스템(LMS, LCMS)을 이용하는 경우 교수-학습 활동에서 방대한 양의 데이터가 생성되고 축적되지만, 데이터의 다양성으로 이를 바로 목적에 맞게 이용하

기는 쉽지 않다[6, 10].

따라서 제안 모델을 학습 분석에 적용하기 위해서 데이터 수집단계에서는 LSLODM을 기반으로 교수-학습 데이터를 수집한다. 데이터 분석 단계에서는 학습양식에 따른 교수-학습 활동 요소의 속성들을 정량적으로 파악하기 위한 방법인 LS-RFD(Learning Style Recency Frequency Durability)을 이용한다[13]. 이를 통해 학습자의 특성과 교수-학습 활동의 특성을 이해할 수 있다.

4.1 실험 구성

본 연구를 위한 실험은 H대학 3학년 47명을 대상으로 공학교과목 수업에서 교수학습지원시스템을 보조적으로 활용하여 교수-학습 활동 데이터를 수집 분석한 것이다. 교수학습지원시스템에서는 동영상 및 텍스트 콘텐츠를 기반으로 퀴즈 등 교수-학습 활동이 추가적으로 이루어졌다. 이에 대한 세부사항은 아래 Table 2와 같다.

Table 2. Experimental configuration

Division	Configuration Experiment
Purpose	Understanding learner
Scope	Teaching-learning activity data
Period	9/01~12/22
Teaching-Learning Object	Learning Object(Video, Text)
Teaching-Learning Activity	Discussion, Blog, Report, Quiz, Notice, Group
Participants	47

4.2 데이터모델 적용 데이터 수집

LSLODM에서 제안한 데이터 모델을 바탕으로 교수-학습 활동 참여 일시, 참여 회수 등에 대한 기초 데이터를 수집하고 이를 전처리 과정을 거쳐 정제한다. 실험에 참여한 47명의 활동 데이터를 정리하면 아래 Table 3과 같다.

Table 3. Teaching and learning activity data

Division	Number of Activity			Day Of Activity		
	Min	Max	Avg	Min	Max	Avg
Activity	172	1854	495.25	12	52	35.15

4.3 데이터모델 적용 분석

데이터 분석을 위한 LS-RFD 모델은 교수-학습 활동 요소와 각 요소의 속성을 바탕으로, 교수-학습 활동 최근성(Recency), 교수-학습 활동 빈도성(Frequency), 교수-학습 활동 지속성(Durability)을 점수화 한다. 이를 식으로 표현하면, 아래 Equation (7)과 같이 같다[13].

$$LSRFD_{Si} = W_1 MR_{Si} + W_2 MF_{Si} + W_3 MD_{Si} \quad (7)$$

$$MR_{Si} = \frac{1}{n} \sum \left| \frac{1}{D-Rd} \right|,$$

$$MF_{Si} = \frac{1}{n} \sum \frac{NA}{TD},$$

$$MD_{Si} = \frac{DA}{l} \frac{NDA}{|d_i - d_{i+1}|}$$

여기서, MR_{Si} 는 교수-학습 활동 최근 정도 평균을 의미하며, MF_{Si} 는 교수-학습 활동 빈도 평균을 의미하며, MD_{Si} 는 교수-학습 활동 지속 정도 평균을 의미한다. 또한, W_1, W_2, W_3 는 가중치를 의미하며 RFD에 대한 중요도를 반영한다.

먼저, 교수-학습 활동 전체에 대한 활동회수 및 학습 참여 일수 데이터를 바탕으로 RFD 값을 구하면 아래 Table 4와 같다.

Table 4. Teaching and learning activities and RFD value

Division	No. Activity	No. Day	R (Recency)	F (Frequency)	D (Durability)
AVG	447.13	32.36	0.37	3.99	69.01
MIN	166	12	0.11	1.48	5.95
MAX	783	46	0.59	6.99	216.15

다음으로, R, F, D 값을 상호 비교할 수 있도록 일반적으로 사용하는 Max-Min 표준화 방식을 이용하여 표준화 한다[13]. 교수-학습 활동에 대한 표준화 값을 구하면 아래 Fig. 10과 같다.

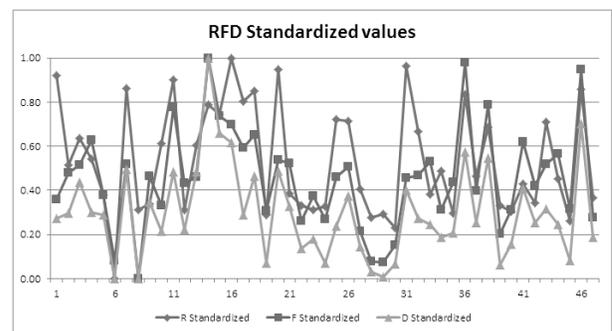


Fig. 10. RFD Standardized values

다음으로, 교수-학습 활동 RFD 표준화 값을 바탕으로 군집화를 실시하여 사용자 특성별 그룹을 구한다. 군집화 결과는 Table 5와 같다.

교수-학습 활동 데이터를 바탕으로 최근성, 빈도성, 지속성을 도출하여, 이를 바탕으로 유사 특성을 가진 그룹을 도출하였다. 그룹2의 경우는 최근성, 빈도성, 지속성 모두 가장 낮은 군집이다. 즉, 학습활동에 정기적으로 이루어지지 못하며, 참여 빈도도 빈약하다는 의미이며, 주기적인 학습도 이루어지지 않는다는 의미이다.

Table 5. Teaching and learning activities RFD clustering

Division	Group1	Group2	Group3	Group4	Group5
R	0.37	0.24	0.84	0.79	0.75
F	0.40	0.10	0.80	1.00	0.49
D	0.22	0.03	0.58	1.00	0.35
RFD (average)	0.33	0.12	0.74	0.93	0.53
Member	20	6	7	1	13
Activity	Low	VeryLow	High	VeryHigh	Mid

5. 결 론

ICT를 이용한 교수-학습 활동에서는 다양한 상호작용 데이터가 생성된다. 그러나 이러한 데이터로부터 교수자가 학습자의 학습 활동을 파악하기는 쉽지 않다. 나아가 적절한 피드백을 주기도 쉽지 않다. 이에 본 연구에서는 교수-학습 활동에서 나타나는 학습자의 특성과 교수-학습 활동의 특성을 모두 표현하기 위한 데이터 모델로 LSLODM을 제안하였다. 이는 단위 과목에서 학습자의 교수-학습 활동을 분석하기 위한 것으로 NMF기법을 바탕으로 학습양식, 사용자, 학습객체, 학습활동을 결합하여 표현한 것이다. 즉, 학습자 속성 중심으로 교수-학습 활동에 대한 데이터를 표현한 것이다.

LSLODM을 적용한 실험은 오프라인수업에서 교수학습지원시스템을 보조적으로 활용하여 교수-학습 활동 데이터를 수집하고 분석한 것이다. 이를 통해, 교수-학습 활동의 최근성, 빈도성, 지속성을 파악할 수 있었다. 즉, 학습 빈도, 반복 정도, 더 자주 참여하는 정도 등을 파악하고 이를 그룹화할 수 있었다. 이를 바탕으로 위험 수준에 있는 학습자를 식별하고, 동기를 부여하여 성공적으로 학습 과정을 마무리할 수 있도록 지원할 수 있었다.

본 연구의 의의는 첫째, 학습자 속성을 반영한 데이터 모델을 제안한 것이다. 기존 모델들이 이벤트, 활동, 객체, 학습 경험 등 교수-학습 활동 데이터 중심이었다면 LSLODM은 학습자 속성 기반에서 교수-학습 활동을 파악할 수 있도록 한 것이다. 둘째, LSLODM을 기반으로 교수-학습 데이터를 수집하고, LS-RFD를 이용하여 교수-학습 활동 요소의 속성들을 최근성, 빈도성, 지속성을 정량적으로 파악할 수 있도록 한 것이다. 셋째, 교수-학습 활동 데이터 수집 및 분석을 바탕으로, 학습자를 이해하고 개인 맞춤형 서비스를 제공할 수 있는 기반을 마련한 것에 있다.

본 연구를 바탕으로 온라인중심수업, 오프라인보조수업, 온-오프라인결합수업 등 다양한 교수-학습 활동에서 일어나는 차이점을 파악하고, 학습 분석의 목적과 범위를 확장할 수 있도록 데이터 모델을 고도화 하고자 한다. 또한, 이를 바탕으로 강의 중심, 활동 중심, 참여 중심 등 다양한 유형의 학습 요소를 결합하여 제공함으로써 보다 적극적으로 교수-학습 활동에 참여할 수 있도록 유도하는 방법도 연구하고자 한다.

References

- [1] A. Del Blanco et al., "E-Learning standards and learning analytics. Can data collection be improved by using standard data models?" *Global Engineering Education Conference (EDUCON), 2013 IEEE*, pp.1255-1261, 2013.
- [2] Tanya Elias, "Learning Analytics: The Definitions, the Processes, and the Potential," pp.1-22, 2011.
- [3] Dietz-Uhler, Beth and Janet E. Hurn, "Using learning analytics to predict (and improve) student success: A faculty perspective," *Journal of Interactive Online Learning*, Vol.12, No.1 pp.17-26, 2013.
- [4] Mohamed Amine Chatti, "The LaaN Theory," Personal learning environments, networks, and knowledge, 2013 [Internet], www.elearn.rwth-aachen.de/dl1151Mohamed_Chatti_LaaN_preprint.pdf.
- [5] Van Barneveld, Angela, Kimberly E. Arnold, and John P. Campbell, "Analytics in higher education: Establishing a common language," *EDUCAUSE Learning Initiative*, pp.1-11, 2012.
- [6] Siemens, George, "Learning Analytics The Emergence of a Discipline," *American Behavioral Scientist*, Vol.57, No.10, pp.1380-1400, 2013.
- [7] Baker, Ryan S. J. D, and Kalina Yacef, "The state of educational data mining in 2009: A review and future visions," *Journal of Educational Data Mining*, Vol.1, No.1, pp.3-17, 2009.
- [8] U.S. Department of Education, "Enhancing Teaching and Learning Through Educational Data Mining and Learning Analytics: An Issue Brief," 2012.
- [9] Al-Azawei Ahmed and Atta Badii, "State of The Art of Learning Styles-Based Adaptive Educational Hypermedia Systems (LS-BAEHSs)," *International Journal of Computer Science and Information Technology*, Vol.6, No.3, pp.1-19, 2014.
- [10] Verbert Katrien et al., "Dataset-driven research to support learning and knowledge analytics," *Journal of Educational Technology & Society*, Vol.15, No.3, pp.133-148, 2012.
- [11] Jin-Hee Park, "The Relationship between Individual Difference and Science Academic Achievement of High School Students," Ph.D. dissertation, Gyeongsang National University, Jinju, Gyeongnam, Korea, pp.19-31, 2010.
- [12] P. Q. Dung and A. M. Florea, "An approach for detecting learning styles in learning management systems based on learners' behaviours," in *Proceedings of the 2012 International Conference on Education and Management Innovation, Kuala Lumpur, Malaysia*, Vol.30, pp.171-177, 5-6 May, 2012.
- [13] Kyungrog Kim et al., "Teaching-Learning Activity Modeling Based on Data Analysis," *Symmetry*, Vol.7, No.1, pp.206-219, 2015.

[14] Alice Y. Kolb and David A. Kolb, "Learning styles and learning spaces: Enhancing experiential learning in higher education," *Academy of Management Learning & Education*, Vol.4, No.2, pp.193-212, 2005.

[15] Fabiano A. Dorça et al., "A new approach to discover students learning styles in adaptive educational systems," *Revista Brasileira de Informática na Educação*, Vol.21, No.1, pp.76-90, 2013.

[16] Niemann, Katja, Maren Scheffel, and Martin Wolpers, "An overview of usage data formats for recommendations in TEL," *Proceedings of the 2nd Workshop on Recommender Systems for Technology Enhanced Learning (RecSys TEL-2012)*, Vol.896, pp.95-100, 2012.

[17] Vlatko Lukarov et al., "Data Models in Learning Analytics," *Proceedings of DeLFI Workshops 2014*, 15-17 September 2014 Freiburg Seiten_Artikel-Nr. pp.88-95, 2014.

[18] IMS Global, "Learning Measurement for Analytics Whitepaper," 2013 IMS Global Learning Consortium, Inc. pp 1-12.

[19] Kyung-Rog Kim and N. M. Moon, "Content modeling based on social network community activity," *Journal of Information Processing System*, Vol.10, No.2, pp.271-282, 2014.

[20] Cristobal Romero and Sebastian Ventura, "Data mining in education," *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, Vol.3, No.1, pp.12-27, 2013.



김 경 록

e-mail : it4all@hoseo.edu

1998년 아주대학교 정보및컴퓨터공학부
(학사)

2007년 서울벤처정보대학원대학교
디지털미디어학과(공학석사)

2012년 호서대학교벤처전문대학원
IT응용기술학과(공학박사)

2002년~2009년 차세대학습산업기반센터 사무국장

2014년~현재 호서대학교 전자디스플레이공학부 조교수

관심분야 : 메타데이터, 데이터처리, 이러닝, LMS, IoT,
양방향 서비스