

학습분석학 관점의 대학 이러닝 학습자 군집화와 학업성취도 관계 분석: 이러닝 학습 시·공간 데이터를 기반으로*

이 해 듬 (목원대학교)

〈요약〉

본 연구는 대학 이러닝 학습관리시스템(LMS)에 축적된 다양한 학습데이터를 학습분석학 관점에서 접근하기 위해 이러닝 강좌를 수강하고 있는 학습자의 학습 시·공간 데이터를 기반으로 학습패턴을 군집화하여 학업성취도 간에 의미 있는 차이를 규명하였다. 이를 위해 3년간(6학기) 68개 이러닝 강좌의 수강생 1만 3,611명의 이러닝 학습데이터를 표집하였고, 자료분석은 학습 시·공간 데이터에 의한 군집분석과 군집 간 출석률, 학업성취도 차이 분석의 F 검증을 수행하였다. 본 연구의 주요 연구 결과를 요약하면 다음과 같다. 첫째, 이러닝 학습자의 학습공간(교내, 교외)과 학습시간대(오전-오후-야간, 평일-주말)의 ‘학습환경 데이터’에 기초한 7개 변인을 투입하여 학습패턴의 군집분석을 수행한 결과 군집의 수는 4개(군집 1~군집 4)로 추출되었다. 군집별 특성을 요약하면 [군집 1] 교외-평일-오후시간대 주학습자, [군집 2] 교내-평일-오후시간대 주학습자, [군집 3] 교외-주말-오후시간대 주학습자, [군집 4] 교외-평일-야간시간대 주학습자로 나타났다. 이러닝 학습자의 학습패턴 군집에 따른 학업성과 차이를 분석한 결과 출석률에서는 [군집 1] 학습자와 [군집 2] 학습자($M=92.01$)가 더 높게 나타났으며, 차이검증에서도 통계적으로 유의미($F=68.34$, $p<.01$)하게 분석되었다. 학업성취도에서는 [군집 2] 학습자($M=74.29$)와 [군집 1] 학습자가 다른 군집보다 더 높은 학업성취도를 보여 주었고, 통계적으로도 유의미한 차이가 있는 것($F=39.60$, $p<.001$)으로 분석되었다. 전반적으로 평일-오후시간대에 주로 학습하는 [군집 2]와 [군집 1]의 이러닝 학습자는 매주 규칙적인 학습패턴으로 이러닝을 학습하고, 이는 출석률과 학업성취도에 유의한 영향을 주는 것으로 추론할 수 있다.

- 주요어: 학습분석학, 대학 이러닝 학습자, 군집화, 이러닝 학습 시·공간 데이터, 출석률, 학업성취도

* 이 논문은 이해듬(2016)의 박사학위 논문의 일부를 요약하여 투고한 것임.

I. 서론

1. 연구 필요성

최근 들어 조직 내·외부에 축적되는 디지털 데이터가 폭발적으로 증가함에 따라 이른바 ‘빅데이터’를 활용하여 새로운 가치를 창출할 수 있는 능력이 국가 경쟁력의 중요한 요소이며, 미래 경쟁력의 핵심 수단으로 인식되어 많은 분야에서 다양한 노력을 기울이고 있다(장상현, 2012, pp. 59-64). 빅데이터의 활용은 이미 공공, 행정, 비즈니스뿐만 아니라 교육 분야에서도 정부, 관련 연구소, 학계, 기업을 중심으로 활발하게 연구되고 있다. 교육 분야에서는 특히 디지털 학습환경 기반의 교육이 증가되면서 온라인 교육환경에서 발생하는 다양한 데이터가 수천만 건 이상 자동으로 축적되어 데이터는 또 다른 차원의 정보로서 가치를 지닌다. 따라서 이를 분석하여 데이터 안에 숨겨진 의미 있는 패턴을 찾아내고 이를 기반으로 교육 개선을 위한 대안을 제시하려는 다양한 시도가 활발히 이루어지고 있다. 고등교육에서는 학습이 일어나는 환경이나 학생들을 보다 심층적으로 이해하고 접근하기 위해 온라인 교육환경인 이러닝 학습환경에서 발생하는 다양한 데이터에 주목하고 있다. 이 데이터를 통해 학습자에게 적합한 자료와 기회 제공, 학업성취도 예측을 통한 대처, 실패나 낙오자를 최소화해 학습 유지(retention) 등을 도울 수 있게 되어(안미리 외, 2015, pp. 107-120), 이를 분석하고 의미 있는 패턴을 찾아내어 적절한 대안을 제시하는 학습분석학이 지속적으로 확산되고 있다. 학습분석학은 학습과정에 대한 이해와 최적화된 학습환경을 제공하기 위하여 학습자를 비롯한 학습환경에 대한 자료를 측정, 수집, 분석하는 것으로(조용상, 2013), 더 나아가 교수-학습적 처방을 가함으로 학습성과를 통제하는 단계까지를 포함하는 학문적 접근 방법이다. 학습분석학 접근은 기존의 자기보고식 설문데이터 방식에 의존한 연구 방법에서 자기 개입이 없는 학습자들이 실제적 행동으로 나타난 데이터를 활용한 연구로 더욱 더 주목받고 있으며 활발히 연구되고 있다.

국내에서 진행된 학습분석학 관련 연구를 살펴보면, 학습분석학 방법의 적용 방안 모색과 온라인 교육환경에서 발생하는 모든 웹 로그 데이터를 기반으로 학습효과의 영향요인을 분석한 연구(강민석·김진일·박인우, 2009, pp. 135-143; 권성연, 2009, pp. 61-86; 성치경, 2011, pp. 90-98; 안미리 외, 2015, pp. 107-120; 우종정·김보나·부기동, 2012, pp. 97-103; 이해윤, 2015; 조일현·김윤미, 2013, pp. 83-107; 조일현·김정현, 2013, pp. 285-306; 한재훈·권숙진·박종선, 2015, pp. 309-332)가 주를 이룬다. 지금까지 선행된 대학 온라인 교육환경에서 발생하는 웹 로그 데이터를 기반으로 학습효과 및 영향요인을 분석한 연구는 대부분 일반 이러닝 특성에 근거할 때 다소 차별화된 방식으로 운영되는 대학 이러닝의 특성

이 고려되지 못하고, 온라인 교육환경에서 발생하는 모든 웹 로그 데이터를 기반으로 학습 효과에 미치는 영향요인 분석 연구가 주를 이룬다.

대학 이러닝은 일반적 이러닝 특성과 비교하여 다소 차별화된 방식으로 학사일정에 준하여 주 차시별로 학습기간(월~일)이 정해지고, 학습자가 수강해야 할 콘텐츠가 제공되며, 매 차시에 출석을 확인하는 방식으로 운영된다. 대학 이러닝은 학습공간에 대한 자율성 범위는 비교적 넓은 반면에 학습시간 관련 자율성은 어느 정도 제한적으로 운영되고 있는 특성과 학습자에게 자율성이 부여됨에 따라 학습과정에 차이가 발생하여 학습자별로 상이한 패턴을 나타낼 수 있음에도 불구하고, 대부분의 연구는 이를 고려하지 못한 채 학습자를 단일집단으로 간주하고 분석해 왔다. 본 연구에서는 대학 이러닝의 차별화된 특성을 고려하여 이러닝 학습 시·공간 데이터에 주목하고자 한다. 대학 이러닝의 차별화된 특성에 따라 이러닝 학습자의 학습공간이 다양하게 활용될 수 있음을 보고한 연구(안치현 외, 2016, pp. 187-194; Park, Nam, & Cha, 2012, pp. 592-605)와 학습시각별 요일별 이러닝 학습자의 학습패턴, 학습량이 상이함을 보고하는 연구(문봉희, 2007, pp. 171-177; 박소연·송영수, 2008, pp. 53-67)에서는 이러닝의 시·공간 데이터가 중요한 변인이 될 수 있음에 기초하였다. 또한 권성연(2009, pp. 61-86)은 학습시간 중 주당 학습일수가, 성치경(2011, pp. 90-98)은 이러닝 학습시스템 접속시간, 출석기간 내 접속시간, 출석기간 외 접속시간이 학업성취도에 영향이 있음을 연구 보고하였고, 학습시점 간격의 규칙성, 학습요일, 학습시간, 학습지속비율 등의 이러닝 학습 시·공간 데이터가 학업성취도에 영향을 미치고 있음을 검증한 선행연구(조일현·김윤미, 2013, pp. 83-107; 조일현·김정현, 2013, pp. 285-306)에 기초하여 본 연구에서는 학습 시·공간 데이터를 학업성취도의 주요 영향변인으로 상정하였다.

특히 대학의 이러닝은 주 차시별 학사일정이 반영된 형태로 출석이 인정되는 방식으로 언제, 어디서나 학습이 가능한 일반적 이러닝의 완전 오픈된 방식이 아니기 때문에 이러닝 학습자의 이러닝 학습 시·공간 데이터를 중요한 연구변인으로 추출하였다. 이를 기반으로 이러닝 학습공간과 학습시간에 따라 나타나는 이러닝 학습자의 학습패턴을 살펴보고, 학습자별로 상이한 패턴을 보일 수 있음을 고려하여 유형에 따른 군집화를 통해 학업성취도에 미치는 영향을 구체적으로 분석하고자 한다.

교육환경에서 발생한 대량의 데이터 속에서 유의미한 가치를 이끌어 내는 학습분석학적 접근이 확산되고 있는 시점에서 대학 이러닝 교육에서 매 학기 축적되는 방대한 학습데이터를 분석하여 이러닝 강좌의 교수-학습 설계와 처방을 위한 근거를 도출하는 연구는 의미 있는 일이다. 특히 대학 이러닝 특성이 고려되지 못한 기존의 연구를 보완하여 학습공간과 학습시간에 따라 나타나는 학습자의 학습패턴을 기반으로 이러닝 학습자의 유형을 군집화하고, 군집에 따라 학업성취도의 차이를 구체적으로 분석한 연구는 시의성이 높다. 또한 기

존의 자기보고식에 의한 설문데이터에 의존하는 방식이 아닌 이러닝 학습자가 실제 이러닝에서 외현적·행동적으로 보인 학습데이터를 수집하여 변인 간 관계성을 규명하는 연구는 매우 가치가 있다.

2. 연구 목적과 문제

본 연구는 대학 이러닝 학습관리시스템(LMS)에 축적된 다양한 학습데이터를 학습분석학 관점에서 접근하기 위해 이러닝 강좌를 수강하고 있는 이러닝 학습자의 학습 시·공간 데이터를 기반으로 학습패턴을 군집화하고, 분류된 군집의 특성을 분석하였다. 또한 이러닝 학습 시·공간 데이터에 기초한 이러닝 학습자 군집에 따라 출석률과 학업성취도 간 차이를 규명하고자 한다. 구체적인 연구문제는 다음과 같다.

- 연구문제 1. 대학 이러닝 학습자는 학습공간과 학습시간대의 학습환경 데이터에 의해 학습패턴의 군집 유형은 몇 개로 분류되며, 그 군집별 특성은 어떠한가?
- 연구문제 2. 대학 이러닝 학습자의 학습 시·공간 데이터에 기초한 학습패턴 군집에 따라 출석률, 학업성취도는 차이가 있는가?

II. 이론적 배경

1. 대학 이러닝 학습데이터

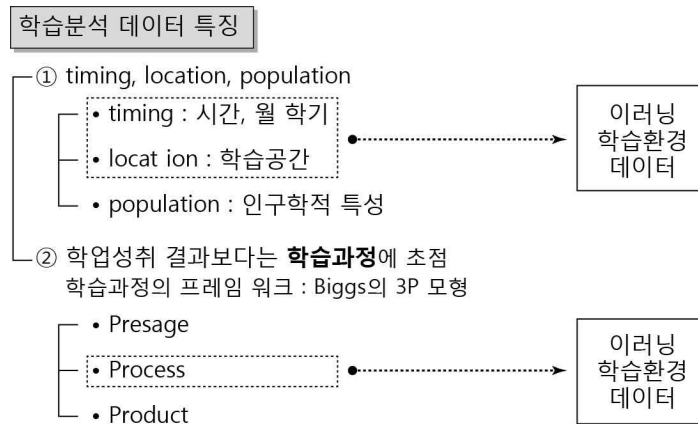
대학에서 이러닝은 시간과 공간의 제약을 받지 않고 언제, 어디서나 학습할 수 있으며 학습자 스스로 학습환경을 구성하고 참여할 수 있는 학습자 중심의 교육이 가능함에 따라 학습의 효율성을 높일 수 있다는 장점이 있는 교육으로 주목받으면서 급속도로 발전하였고, 전통적인 면대면 교육을 보완하는 새로운 교육방법으로 자리 잡았다. 이에 대학마다 이러닝이 도입·활용되면서 이러닝의 성공적인 수행을 위한 학습관리시스템(Learning Management System, 이하 LMS)은 이러닝을 운영하기 위한 필수 불가결한 요소로서 학습자의 학습활동 전 과정을 관리할 수 있도록 돕고 있다. LMS는 기존의 전통적인 면대면 교육환경에서 나타나는 출석, 과제, 성적 등 수업 운영에 관한 정보 이외에 가상의 공간에서 이루어지는 학습자의 모든 활동을 로그데이터로 기록하기 때문에, 기존에 교육환경에서 확보할 수 없었던 정보를 추가로 얻을 수 있다.

LMS에는 웹에서 일어나는 학습자의 모든 행동이 저장되는데, 접속 IP, 접속시간대 및 요일, 접속횟수, 접속시간, 학습시간 등을 비롯하여 학습자가 읽거나 작성한 글 조회 및 학습자 테스트에 관한 정보는 물론 수행한 과제나 다른 동료와의 의사소통에 관한 내용까지도 기록된다. 따라서 LMS에 축적된 학습자와 교수자의 모든 교육활동을 면밀히 관찰하고 분석하기에 충분한 가치가 있는 정보의 보고라고 할 수 있다(조일현·김정현, 2013).

LMS에 축적된 학습데이터를 살펴보면, 권숙진·한재훈(2015)이 제시한 학습분석 데이터 특징에 기초하여 시간(timing), 장소(location), 인구학적 특성(population)과 학습과정에서 나올 수 있는 다양한 데이터로 분류할 수 있다. 시간(timing)은 한 학기 동안 학습자가 학습한 시간으로서 평일 학습률, 주말 학습률, 오전 학습률, 오후 학습률, 야간 학습률로 구분할 수 있으며, 장소(location)에 해당하는 데이터는 IP 데이터를 활용하여 교내 접속률, 교외 접속률을, 인구학적 특성(population)으로는 성별, 나이에 대한 데이터를 확보할 수 있다. 또한 학습과정에서의 데이터는 권숙진·한재훈(2015)가 제시한 학습데이터 구조 예시 3P(Presage-Process-Product)에 따라 Presage(전조)에서는 학습자의 인구통계학적 특성, 배경 관련 정보와 과목 특성상의 과목 관련 요소, 학습환경 맥락적 요소, 과목 평가 요소를, Process(학습과정)에서는 토론 게시판 수, 전체 토론 게시물 수, 게시물 참여 수, 접속 비율, 출석시간을, Product(학습결과)에서는 최종 점수, 강의평가 등의 학습데이터를 도출할 수 있다.

대학 이러닝의 다양한 데이터가 장기간 LMS에 축적되어 왔지만, 그간 대학 이러닝 학습 환경에서 축적된 학습데이터를 활용한 연구는 대부분 데이터의 특징이나 대학 이러닝의 특성이 고려되지 못한 채 축적된 모든 데이터를 활용하여 학습효과에 영향을 미치는 요인을 도출하는 방식 중심으로 이루어져 왔다. 대학 이러닝의 경우, 학점을 얻기 위해 성적을 받고, 그 결과가 졸업과 연결되기 때문에, 일반적인 초·중등, 기업 등의 이러닝이 가지고 있는 언제 어디서나 학습할 수 있는 특성과는 다소 차별화된 방식으로 학사일정에 준하여 주차시별로 학습기간(월~일)이 정해지고, 수강해야 할 강의 콘텐츠가 제공되며, 매 차시에 출석을 확인하는 방식으로 운영된다. 즉, 대학 이러닝 학습환경은 언제, 어디서 학습할 수 있는 일반적 이러닝의 완전 오픈된 방식과는 달리 대학 오프라인 강의의 주차시별 일정과 패턴이 반영된 대학 이러닝 특성과 운영 방식에 근거하여 학습데이터에 접근할 필요가 있다. 따라서 기존 선행연구(권숙진·한재훈, 2015)에서 제시된 학습데이터의 특징에 근거하고, 대학 이러닝 특성과 운영 방식에 기초하여 이러닝 학습데이터는 ‘이러닝 학습환경 데이터’와 ‘이러닝 학습활동 데이터’로 구분하여 접근해 볼 수 있다.

‘이러닝 학습환경 데이터’는 시간(timing)과 장소(location)에 해당하는 데이터로 한 학기 동안 학습자가 학습한 시간을 평일 학습률, 주말 학습률, 오전 학습률, 오후 학습률, 야간 학습률로 구분하고, IP 데이터를 활용하여 교내 접속률, 교외 접속률의 데이터로 분류하며,



[그림 1] 대학 이러닝 학습데이터 특징

‘이러닝 학습활동 데이터’는 학습과정에 초점을 두어 Process(학습과정)에서 나타난 데이터인 토론 게시판 수, 전체 토론 게시물 수, 게시물 참여 수, 접속 비율, 출석시간 등으로 분류할 수 있다. 이렇게 대학 이러닝 특성과 운영방식에 근거한 데이터 분류는 그간 대학 이러닝 특성이 고려되지 못한 채 진행되어 온 연구들을 보완하는 것으로 대학 이러닝 학습자를 심층적으로 분석하고 접근해 볼 수 있다.

2. 선행연구 분석

이러닝 학습효과와 관련된 학습자요인에 관한 연구를 살펴보면, 기존에는 자기보고식 설문데이터를 활용한 연구가 주축을 이루다가 최근에는 이러닝 학습효과를 증진하기 위해 학습자 특성을 실증적으로 연구하여 이를 이러닝에 적용해야 한다는 견해가 많은 선행연구에서 보고되면서(김보나, 2010; 박형준, 2015; 이혜윤, 2015; 조일현·김윤미, 2013, pp. 83-107), 자기보고식 설문데이터에 의존한 연구 중심에서 최근 학습자가 온라인상에서 활동한 실증적 데이터인 학습데이터를 활용한 연구가 두각을 나타내고 있다.

학습데이터를 주요 연구변인으로 활용한 선행연구를 살펴보면, 그간 이러닝 학습환경에서 축적된 모든 데이터를 활용하여 학업성취도에 미치는 영향요인을 살펴보는 연구가 주를 이루며, 일부 연구에서나마 학습데이터의 특성을 고려하여 학습환경 데이터를 활용한 연구를 찾아볼 수 있다. 다음은 학습환경 데이터를 활용한 연구이다. 문봉희(2007, pp. 171-177)는 6학기 동안 운영된 이러닝 강좌 수강생 5,000명을 대상으로 로그인 시간과 로그아웃 시간을 이용하여 로그인 시간대별, 요일별 학기 중 주 차시별로 학습시간과의 관계 빈도를 파악한 후 전체에 대한 비율로 유형을 분석하는 연구를 하였다. 조일현·김정현(2013, pp. 285-306)

〈표 1〉 이러닝 학습 시·공간 데이터 관련 선행연구 분석 결과

연구자	연구대상	독립변인		종속변인
문봉희 (2007)	일반대학	학습시간 유형	학습시간별 요일 유형, 요일별 학습시간 유형, 학습 시간별 시간대 유형, 시간대별 학습시간 유형, 학습 시간별 주차 유형, 주 차시별 학습시간 유형	학습시간 유형분석
조일현·김정현 (2013)	일반대학	학습시간	학습시점 간격의 규칙성,* 총 학습시간, 학습 접속 횟수	학업 성취도
박형준 (2015)	일반대학	출석 관련 로그	학습요일,* 학습시간,* 학습 지속 비율*	학업 성취도

주: * 종속변인에 유의한 변인을 표기함.

은 학습자 시간관리 전략(학습시점 간격의 규칙성, 총 학습시간, 학습 접속횟수)과 학업성취도 간 관계를 분석한 연구를 하였다. 박형준(2015)은 수강생 2,554명을 대상으로 이러닝에 참여하는 학습자의 출석요인인 강의를 수강한 요일, 강의를 수강한 시간대, 강의를 수강한 지속 비율을 통해 학습유형을 분류하여 유형별 학업성취도 차이검증을 하였다. Zariskid & Styles(2000)의 연구에서는 학습시간을 규칙적으로 활용한 경우 더 높은 학업성취를 나타냈으며, Rau & Durand(2000, pp. 19-38)은 학습에 투입한 시간과 학습 접속횟수가 학업성취도에 영향을 미치는 것으로 보고하였다. 선행연구 중에서 본 연구에서 상정된 변인과 유사한 연구 결과만을 요약, 정리하여 제시하면 〈표 1〉과 같다.

Ⅲ. 연구 방법

1. 연구 대상

본 연구에서는 대학 이러닝 학습환경에서 생성되는 학습데이터 중 이러닝 학습자의 학습공간(어디서)과 학습시간대(언제)를 나타내는 학습 시·공간 데이터에 기초한 변인들을 투입하여 학습패턴에 따른 이러닝 학습자를 유형화하는 군집분석을 통해 군집별로 출석률과 학업성취도 차이를 검증하고자 한다.

이를 위해 이러닝 학습관리시스템(LMS)을 활용하고 있는 지방 소재의 A 대학에서 최근 3년간(6학기) 한 학기 정규과정으로 개설되어 100% 이러닝 강의와 다양한 방식의 온라인 학습활동(공지, 질의응답, 과제, 토론, 퀴즈, 시험 등)으로 운영한 총 68개의 이러닝 강좌를 표집하였다. A 대학에서 3년간 개설·운영된 68개 이러닝 강좌의 수강생 1만 3,611명을 대

상으로 LMS에서 추출 가능한 이러닝 학습데이터를 수집하였다.

연구 대상으로 선정된 강좌는 모두 교양과목이며, 실제로 이러닝 강의가 제공된 주차수는 13~14주로 구성되었고, 매 학기 온라인 강의, 토론, 과제, 퀴즈, 시험, 질의응답 등 다양한 온라인 학습활동이 하나 이상 선택적으로 수행된 100% 이러닝 강좌이다. 매 차시의 학습기간은 월요일에 시작하여 일요일에 종료되는 형태로 운영되었으며, 첫 주 차를 제외하고 모든 차시에 일주일의 학습기간이 설정되었다. 따라서 본 연구에서는 3년간(6학기)의 정규학기에 13~14주 차시의 이러닝 강의와 하나 이상의 온라인 학습활동이 수행된 총 68개 이러닝 강좌의 수강생 1만 3,611명의 이러닝 학습데이터를 연구 대상으로 선정하였다. 수집된 학습데이터 중 연구 자료로 활용이 불가능한 학습자 데이터(로그인 횟수 0, 출석률 0%, 학업성취도 0점 등)나 정상적인 자료에 영향을 줄 수 있는 데이터분포에서의 이상치(outlier)로 판단되는 데이터(로그인 횟수 10회 미만, 주 차시별 평균 학습시간 10분 미만, 출석률 10% 미만, 학업성취도 10점 미만 등) 526개를 삭제하였다. 최종적으로 본 연구의 자료로 활용된 학생 수는 1만 3,085명이며, 대상 학생들의 이러닝 학습데이터를 수집, 분석하였다.

2. 연구 도구

본 연구에서는 이러닝 학습자의 LMS에 기록된 이러닝 시·공간 데이터와 출석률, 학업성취도 데이터를 수집하였다. LMS의 웹 로그 데이터 중에서 학습공간, 학습시간대와 관련하여 다양하게 추출된 원(raw) 데이터(예: 접속 IP, 접속횟수, 시간대별 학습시간 등)를 연구 목적에 부합하도록 재가공하여 학습공간 데이터로서 교내 접속률, 교외 접속률과 학습시간대 데이터로서 평일 학습률, 주말 학습률, 오전 학습률, 오후 학습률, 야간 학습률을 이러닝 학습 시·공간 데이터로 구성하였다. 이러닝 학습자의 주요 학업수행 결과로는 해당 이러닝 강좌에서 한 학기 동안 학업수행을 통해 획득한 출석률, 학업성취도 데이터를 추출하여 연구변인으로 활용하였다. 출석률은 연구 대상 대학의 사이버강좌 운영 규정에서 명시한 출석원칙을 기준으로 산출하였다. 이 대학의 경우 출석 인정은 차시별로 학습기간 내에 강의 콘텐츠의 출석인정 기준시간 이상 학습한 경우이며, 사이버강좌의 특성상 매 차시 학습기간 이외 기간에 출석인정 기준시간을 학습한 것은 1/2만 출석으로 인정된다. 출석률은 100% 만점 기준이며, 이러닝 강좌 출석원칙에 근거하여 한 학기 동안 제공된 강의 콘텐츠 총 개수 대비 출석 인정된 강의 콘텐츠 수의 비율로 산출하였다. 학업성취도는 별도의 조사도구를 제작하지 않고 이러닝 학습자가 해당 이러닝 강좌에서 한 학기 동안 학업 수행과 평가를 통해 획득한 성적 총점이며, 100점 만점 기준으로 환산되었다. 학업성취도는 학기 종강 후, 학습자가 취득한 이러닝 강좌의 총합 점수이며, 성적 등급에 의해 조정되지 않

〈표 2〉 주요 연구변인 및 개념 설명

(단위: %, 점)

구분	연구변인		세부설명
이러닝 학습 시·공간 데이터	학습 공간	교내 접속률	한 학기 동안 교내의 IP 주소로 접속한 횟수를 총 접속횟수로 나눈 백분율
		교외 접속률	한 학기 동안 교내의 IP 주소 외에 다른 IP 주소로 접속한 횟수를 총 접속횟수로 나눈 백분율
	학습 시간 (주 단위)	평일 학습률	주(week) 단위로서 한 학기 동안 학습자가 평일시간대(월~금)에 학습한 시간을 모두 합산한 값을 총 학습시간으로 나눈 백분율
		주말 학습률	주(week) 단위로서 한 학기 동안 학습자가 주말시간대(토~일)에 학습한 시간을 모두 합산한 값을 총 학습시간으로 나눈 백분율
	학습 시간 (일 단위)	오전 학습률	일(day) 단위로서 한 학기 동안 학습자가 오전시간대(05:01~12:00)에 학습한 시간을 모두 합산한 값을 총 학습시간으로 나눈 백분율
		오후 학습률	일(day) 단위로서 한 학기 동안 학습자가 오후시간대(12:01~21:00)에 학습한 시간을 모두 합산한 값을 총 학습시간으로 나눈 백분율
		야간 학습률	일(day) 단위로서 한 학기 동안 학습자가 야간시간대(21:01~05:00)에 학습한 시간을 모두 합산한 값을 총 학습시간으로 나눈 백분율
이러닝 학업수행 결과 데이터	출석률		한 학기 기준 전체 강의 콘텐츠의 정상 출석 인정 비율
	학업성취도		이러닝 강좌별 성적 평가 기준에 의하여 산출된 성적 총점을 의미하며, 성적 등급에 의해 조정되지 않은 원점수

은 원(raw)점수를 그대로 활용하였다.

본 연구의 자료로 활용된 68개 이러닝 강좌에서 1만 3,085명의 이러닝 학습자가 생성한 LMS 웹 로그 데이터에서 추출된 교내 접속률, 교외 접속률, 평일 학습률, 주말 학습률, 오전 학습률, 오후 학습률, 야간 학습률의 이러닝 학습 시·공간 데이터와 출석률, 학업성취도의 이러닝 학업성과 데이터의 기술통계량은 〈표 3〉과 같다.

〈표 3〉에 따르면 대학 이러닝 학습자의 학습공간은 교외 접속률($M=88.97\%$)이 더 높았으며, 학습시간은 평일 학습률($M=68.40\%$)과 오후 학습률($M=53.10\%$)이 높은 것으로 분석되었다. 이러닝 학업수행 결과 데이터로서 이러닝 학습자의 출석률은 91.06%, 학업성취도는 71.51점으로 나타났다.

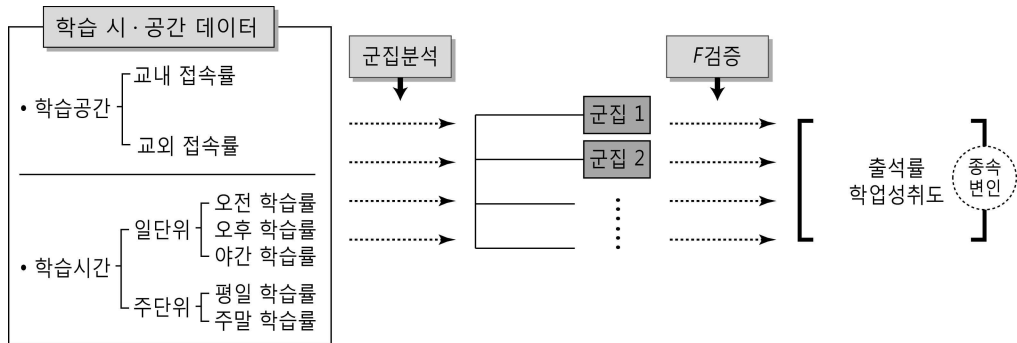
〈표 3〉 연구변인의 기술통계량

구분	연구변인		<i>N</i>	<i>M</i>	<i>SD</i>
이러닝 학습 시·공간 데이터	학습공간	교내 접속률	13,084	17.04	21.73
		교외 접속률	13,084	82.97	21.73
	학습시간 (주 단위)	평일 학습률	13,085	68.40	26.74
		주말 학습률	13,085	31.59	26.73
	학습시간 (일 단위)	오전 학습률	13,085	12.30	15.74
		오후 학습률	13,085	53.10	22.24
		야간 학습률	13,085	34.59	23.11
이러닝 학업수행 결과 데이터	출석률		13,033	91.06	13.42
	학업성취도		13,033	71.51	19.96

3. 자료 처리 및 분석

본 연구에서는 A 대학의 LMS에 축적된 웹 로그 데이터를 추출하여 자료를 수집하였다. 자료 수집은 MS-Excel 형식으로 추출하였으며, 연구변인과 관련하여 추출된 원자료에서 본 연구의 목적과 변인에 부합되도록 데이터를 재가공하고, 이를 SAS version 9.2 프로그램에서 자료처리를 위한 통계분석을 수행하였다.

SAS에서 수행한 통계방법은 기본적으로 연구 대상 이러닝 강좌와 학습자, 이러닝 학습 시·공간 데이터 변인의 평균, 표준편차, 빈도, 백분율 등의 기술통계 분석을 선행하였다. 이러닝 학습자의 학습공간(교내, 교외)과 학습시간대(주 단위, 일 단위)의 학습환경 데이터에 기초한 이러닝 학습패턴에 따라 출석률과 학업성취도 차이검증을 위해서는 *F*검증을 수행하였다. 대학 이러닝 학습자의 학습공간과 학습시간대의 학습 시·공간 데이터에 기초한 학습패턴의 군집 유형은 몇 개로 분류되며, 그 군집별 특성은 어떠한가를 분석하기 위해서 군집분석을 수행하였다. 본 연구에서의 군집분석은 다수표본(관찰치 100개 이상)에 대한 군집분석이므로 SAS 9.0 프로그램에서 PROC FASTCLUS 프로시저를 수행하여 분석하였다. 군집분석 과정은 변수의 선정, 유사성 측정, 군집화를 통한 군집 추출의 순으로 진행하였다. 변수 선정 시 중요한 변수가 빠지지 않도록 하여 학습장소, 학습시간과 관련된 학습환경 데이터를 변수로 선정하였다. 유사성 측정은 각 대상이 지니고 있는 특성에 대한 측정치를 거리로 환산하는 방법으로서 거리 측정 방법은 유클리디안 거리(Euclidean distance) 방법을 활용하였다. 군집화를 통한 군집 추출은 많은 양의 관찰치를 갖는 데이터세트에 대한



[그림 2] 연구변인 간 자료처리 및 분석 방법(요약)

비연결 군집분석(disjoint clusters analysis)을 적용하였다. PROC FASTCLUS 프로시저에서 유클리디안 거리에 근거한 비연결 군집분석을 수행하여 군집에 대한 간단한 요약을 출력하여 군집을 추출하고 투입된 변인 중심으로 군집별 특성을 분석하였다.

IV. 연구 결과

1. 대학 이러닝 학습자의 학습공간과 학습시간대의 학습 시·공간 데이터에 기초한 학습패턴 군집분석

이러닝 학습자의 학습공간(교내, 교외)과 학습시간대(평일-주말, 오전-오후-야간)의 학습 환경 데이터에 기초한 7개의 변인을 투입하여 학습패턴의 군집분석을 수행한 결과는 <표 3>과 같다. 이때의 군집분석은 다수표본을 대상으로 하는 PROC FASTCLUS 프로시저에서 최대 추정반복횟수는 10회 이내로 설정하였다. 본 연구에서의 군집분석은 PROC FASTCLUS 프로시저에서 반복추정(iteration) 5회 만에 최적 해를 찾은 것으로 분석되었고, 구체적으로 각 군집의 빈도수와 군집 안의 표준편차의 제곱근, 군집의 시드와 관찰치 간의 최대거리, 가까운 군집의 번호 및 거리, 투입변인별 통계치와 설명 정도, 수도(pseudo) F 통계량 등은 <표 4>와 같다.

<표 4>에 따르면, 군집의 수는 4개(군집 1~군집 4)로 추출되었으며, 군집별 사례 수와 비율은 [군집 1] 4,486명(34.28%), [군집 2] 1,970명(15.06%), [군집 3] 3,663명(27.99%), [군집 4] 2,966명(22.67%)으로 나타났다. [군집 1]과 [군집 3]의 비율이 높게 나타났으며, [군집 2]의 비율이 가장 낮은 것으로 분석되었다. 가까운 군집번호는 [군집 1]은 [군집 4], [군집 2]

〈표 4〉 군집분석 요약 결과

군집		빈도	표준편차의 제곱근	군집의 시드와 관찰치 간 최대거리	가까운 군집 번호	가까운 군집 거리
1 (교외-평일-오후)		4486	13.48	111.0	4	54.94
2 (교내-평일-오후)		1970	18.27	126.5	1	71.05
3 (교외-주말-오후)		3663	15.90	134.3	4	72.19
4 (교외-평일-야간)		2966	13.16	108.2	1	54.94
변인		Total STD	Within STD	R-Square	RSQ/(1-RSQ)	
학습 공간	교내 접속률	21.73	12.30	0.68	2.12	
	교외 접속률	21.73	12.30	0.68	2.12	
학습 시간대 (주 단위)	평일 학습률	26.74	14.72	0.70	2.30	
	주말 학습률	26.73	14.70	0.70	2.31	
학습 시간대 (일 단위)	오전 학습률	15.74	15.19	0.07	0.07	
	오후 학습률	22.24	18.00	0.34	0.53	
	야간 학습률	23.11	16.38	0.50	0.99	
전체		22.83	14.92	0.57	1.34	
Pseudo $F=5853.94$						

는 [군집 1], [군집 3]은 [군집 4], [군집 4]는 [군집 1]인 것으로 나타났다. 투입변인의 설명 정도를 나타내는 R^2 를 분석한 결과 학습공간의 교내 접속률, 교외 접속률과 일 단위 학습 시간대에서 야간 학습률이, 주 단위 학습시간대에서는 평일과 주말 학습률이 높게 나타남을 알 수 있으며, 수도(pseudo) F 통계량은 672.91로 분석되었다.

대학 이러닝 학습자의 학습공간(교내 접속률, 교외 접속률)과 학습시간대(주 단위: 평일 학습률, 주말 학습률 / 일 단위: 오전 학습률, 오후 학습률, 야간 학습률)의 학습 시·공간 데이터에 기초한 학습패턴의 군집 수는 4개(군집 1~군집 4)로 추출되었고, 군집별로 투입변인에 대한 군집평균과 표준편차를 산출하여 비교·분석한 결과는 〈표 5〉와 같다.

〈표 5〉 군집별 기술통계 분석 결과

군집 (<i>N</i> =13,085)	학습공간		학습시간대(주 단위)		학습시간대(일 단위)		
	교내 접속률 <i>M</i> (<i>SD</i>)	교외 접속률 <i>M</i> (<i>SD</i>)	평일 학습률 <i>M</i> (<i>SD</i>)	주말 학습률 <i>M</i> (<i>SD</i>)	오전 학습률 <i>M</i> (<i>SD</i>)	오후 학습률 <i>M</i> (<i>SD</i>)	야간 학습률 <i>M</i> (<i>SD</i>)
1 (<i>N</i> =4,486)	9.57(10.11)	90.43(10.11)	84.70(12.78)	15.28(12.73)	14.45(16.91)	64.15(17.10)	21.40(12.80)
2 (<i>N</i> =1,970)	59.57(17.57)	40.43(17.57)	84.29(16.08)	15.70(16.08)	19.65(20.07)	59.86(21.92)	20.48(17.86)
3 (<i>N</i> =3,663)	9.86(12.27)	90.14(12.27)	32.93(15.53)	67.07(15.53)	9.56(13.23)	54.65(19.94)	35.79(20.33)
4 (<i>N</i> =2,966)	8.95(11.03)	91.05(11.03)	76.99(15.47)	22.98(15.43)	7.56(10.10)	29.98(13.29)	62.45(14.62)

〈표 5〉에 의해 투입변인들의 평균 중심으로 군집별 특성을 비교해 보면, [군집 1]은 학습공간에서 교외 접속률($M=90.43$)이 가장 높고, 학습시간대에서 주 단위는 평일 학습률($M=84.70$)이, 일 단위에서는 오후 학습률($M=64.15$)이 높은 군집으로 분석되었다. 본 연구에서는 오후시간대를 12:01~21:00로 정의한 것에 비추어 볼 때 [군집 1]은 이러닝 학습자들이 평일에 수업을 모두 마치고 집(교외)에 돌아가 오후시간대에 이러닝 강좌를 수강하는 형태이며, 가장 많은 분포를 가진 일반적인 성향의 유형으로 볼 수 있다. [군집 2]는 학습공간의 교내 접속률($M=59.57$)이 가장 높고, 학습시간대의 주 단위는 평일학습률($M=84.29$)이 높고, 일 단위는 오후 학습률($M=59.86$)이 높은 특성을 보여 주었으며, 오전 학습률의 평균($M=19.65$)이 높지는 않지만 네 개 군집 중에서 가장 높은 것으로 나타났다. 이 군집의 이러닝 학습자는 평일에 주로 공장 시간을 활용하여 일반 오프라인 수업처럼 학교(교내)에서 이러닝을 수강하는 유형으로 전체 군집 중에서 가장 낮은 비율임을 알 수 있다. 일반적으로 학생들은 오후시간대에 공강이 많기 때문에 오후 학습률이 높게 나타났으며, 교내에서 공강을 활용하여 이러닝을 수강하기 때문에 다른 군집에 비해 오전 학습률도 높은 것으로 유추할 수 있다.

[군집 3]은 학습공간의 교외 접속률($M=90.14$)이 높고, 학습시간대의 주 단위는 주말 학습률($M=67.07$)이, 일 단위는 오후 학습률($M=54.65$)이 높은 군집으로 분석되었다. 이 군집에 해당하는 이러닝 학습자는 수업이 있는 평일보다 시간적 여유가 있는 주말의 오후 시간에 집(교외)에서 이러닝을 수강하는 유형으로 볼 수 있다. 전체 군집 중에서 두 번째로 많은 비율을 가진 유형이며, 야간 학습률도 [군집 4]를 제외하고 가장 높은 비율을 보이는 특성이 있다. 매 차시의 학습기간이 일요일에 종료되는 점을 감안할 때 [군집 3]은 학습 마감시점에 임박하여 수강하는 성향이 있음을 유추·해석할 수 있다. 마지막으로, [군집 4]는

학습공간의 교외 접속률($M=91.05$)이 높고, 학습시간대의 주 단위는 평일 학습률($M=76.99$)이, 일 단위는 야간 학습률($M=62.45$)이 높은 군집으로 분석되었다. 이 군집의 이러닝 학습자는 평일에 하루 일과를 모두 마치고 집(교외)에서 취침하기 전 늦은 시간대인 야간 시간대(21:01~05:00)에 이러닝 강좌를 수강하는 유형이다. 평일임에도 야간 시간대의 학습률이 매우 높은 점을 고려할 때 주로 밤에 학습 활동하는 것을 좋아하는 유형으로 볼 수 있다.

대학 이러닝 강좌를 수강한 이러닝 학습자의 학습공간과 학습시간대의 이러닝 학습환경 데이터에 기초한 학습패턴의 군집별 특성을 요약하면 [군집 1] 교외-평일-오후시간대 주학습자, [군집 2] 교내-평일-오후시간대 주학습자, [군집 3] 교외-주말-오후시간대 주학습자, [군집 4] 교외-평일-야간시간대 주학습자로 분류된다. 이는 대학의 이러닝은 학사일정에 준하여 주 차시별로 학습기간(월~일)이 정해지고, 수강해야 할 강의 콘텐츠가 제공되며, 매 차시에 출석을 확인하는 방식으로 대학의 오프라인 수업 특성이 이러닝에도 반영된 결과로 볼 수 있으며, 일반적인 초·중등, 기업의 이러닝과 차별화된 군집 특성이 나타난 의미 있는 결과로 해석할 수 있다.

2. 이러닝 학습자의 학습패턴 군집에 따른 출석률, 학업성취도 차이 분석

본 연구에서 추출한 이러닝 학습자의 학습패턴 군집에 따라 학업수행 결과의 변인으로 출석률 차이를 분석한 결과는 <표 6>과 같다.

<표 6> 이러닝 학습자의 학습패턴 군집에 따른 출석률 차이 분석

변인 구분		출석률		F	사후검증 (Scheffe's test)				
		N	$M(SD)$			(a)	(b)	(c)	(d)
학습패턴 군집	교외-평일-오후시간대 주학습자 [군집 1](a)	4,471	93.03(12.19)	68.34***	(a)				
	교내-평일-오후시간대 주학습자 [군집 2](b)	1,961	92.01(12.76)		(b)	*			
	교외-주말-오후시간대 주학습자 [군집 3](c)	3,648	89.36(13.81)		(c)	*	*		
	교외-평일-야간시간대 주학습자 [군집 4]	2,953	89.55(14.63)		(d)	*	*		

*** $p < .001$

〈표 6〉과 같이 이러닝 학습자의 학습패턴 군집에 따라 출석률을 분석한 결과, [군집 1] 교외-평일-오후시간대 주학습자 그룹($M=93.03$)과 [군집 2] 교내-평일-오후시간대 주학습자 그룹($M=92.01$)이 가장 높게 나타났으며, 차이검증에서도 통계적으로 유의미($F=68.34$, $p<.001$)하게 분석되었다. 유의한 F 검증 결과를 바탕으로 군집 간 비교분석을 위해 사후검증을 실시한 결과 비교적 낮은 출석률을 보여 준 [군집 3] 교외-주말-오후시간대 주학습자 그룹($M=89.36$)과 [군집 4] 교외-평일-야간시간대 주학습자 그룹($M=89.55$) 간을 제외하고, 모든 그룹 간에 실질적인 차이가 있는 것으로 분석되었다. 이는 학습시간대에 따른 출석률 차이검증에서 평일이 주말보다 더 높고, 오후시간대 주학습자가 야간시간대 주학습자보다 출석률이 높을 수 있음을 보여 주는 결과이다. 또한 평일, 오후시간대에 규칙적으로 이러닝을 학습하는 것은 출석률에 긍정적 영향을 주지만, 학습시점 간격이 규칙적이더라도 한 주의 학습마감 시점에 임박하여 주말에 학습하거나, 야간시간대에 학습하는 것은 출석률에 긍정적 영향을 주지 못함을 유추, 해석할 수 있다.

이러닝 학업수행 결과 변인으로 출석률과 연계하여 학업성취도를 비교, 분석하기 위해 이러닝 학습자들의 학습패턴 군집에 따른 학업성취도 차이검증을 실시한 결과는 〈표 7〉과 같다.

〈표 7〉에 따르면, 이러닝 학습자의 학습패턴 군집에 따라 학업성취도를 분석한 결과, [군집 2] 교내-평일-오후시간대 주학습자 그룹($M=74.29$)과 [군집 1] 교외-평일-오후시간대 주학습자 그룹($M=72.84$)이 높은 학업성취도를 보였다. 상대적으로 [군집 3] 교외-주말-오후시간대 주학습자 그룹($M=70.49$)과 [군집 4] 교외-평일-오후시간대 주학습자 그룹($M=68.90$)이 낮은 학업성취도를 나타냈으며, 통계적으로도 유의미한 차이가 있는 것($F=39.60$,

〈표 7〉 이러닝 학습자의 학습패턴 군집에 따른 학업성취도 차이 분석

변인 구분		학업성취도		F	사후검증 (Scheffe's test)				
		N	$M(SD)$			(a)	(b)	(c)	(d)
학습패턴 군집	교외-평일-오후시간대 주학습자 [군집 1](a)	4,471	72.84(19.54)	39.60***	(a)				
	교내-평일-오후시간대 주학습자 [군집 2](b)	1,961	74.29(18.59)		(b)				
	교외-주말-오후시간대 주학습자 [군집 3]	3,648	70.49(19.95)		(c)	*	*		
	교외-평일-야간시간대 주학습자 [군집 4]	2,953	68.90(21.07)		(d)	*	*	*	

*** $p<.001$

$p<.001$)으로 분석되었다. 유의한 F 검증 결과를 바탕으로 군집 간 비교분석을 위해 사후검증을 실시한 결과, 높은 학업성취도를 보여 준 [군집 1]과 [군집 2]를 제외한 모든 그룹 간에 실질적인 학업성취도 차이가 있는 것으로 분석되었다. 전반적으로 평일-오후시간대에 주로 학습하는 [군집 2] 교내-평일-오후, [군집 1] 교외-평일-오후시간대 이러닝 학습자는 매우 규칙적인 학습패턴으로 이러닝을 학습하고, 이는 출석률과 학업성취도에 유의한 영향을 주는 것으로 해석할 수 있다. 이는 대학 이러닝의 독특한 특성이 반영되어 주말보다는 평일에, 야간시간대보다는 오후시간대에 주로 학습하는 것이 출석률, 학업성취도 측면에서 효율적임을 시사하는 결과이다.

V. 결론 및 제언

본 연구는 학습분석학 관점에서 대학 이러닝 LMS에 축적된 다양한 학습데이터를 대학 이러닝 운영 특성에 기초하여 이러닝 학습 시·공간 데이터에 해당하는 학습공간(교내, 교외)과 학습시간대(평일-주말, 오전-오후-야간)의 데이터로 추출하여 이러닝 학습패턴을 군집화하고, 이러닝 학습수행 결과로서 출석률과 학업성취도 차이검증을 수행하였다. 본 연구의 결과를 통한 결론과 논의를 제시하면 다음과 같다.

첫째, 대학 이러닝 학습자들의 학습공간(교내 접속률, 교외 접속률)과 학습시간대(주 단위: 평일 학습률, 주말 학습률 / 일 단위: 오전 학습률, 오후 학습률, 야간 학습률)의 학습 시·공간 데이터에 기초한 7개의 변인을 투입하여 군집분석을 수행한 결과, 학습패턴의 군집 수는 4개(군집 1~군집 4)로 추출되었다. 이는 대학 학습자가 이러닝을 학습할 때 시각별, 요인별로 학습량에 차이가 있으며, 학습요일의 경우 평일과 주말에 차이가 있음을 보고한 박소연·송영수(2008)의 연구 결과와 맥을 같이한다. 반면 이혜운(2016)은 선행연구에서 LMS에 축적된 학습자 온라인 행동 로그데이터(접속횟수, 접속시수, 게시판 활용, 동영상 재생 등)를 바탕으로 학습자 유형을 3개 그룹으로 군집화하였는데, 본 연구는 이러닝 학습 시·공간 데이터를 활용하여 이러닝 학습자를 군집화한 차별화된 연구 결과이다. 본 연구에서 도출된 학습자의 군집별 특성을 요약하면 [군집 1] 교외-평일-오후시간대 주학습자, [군집 2] 교내-평일-오후시간대 주학습자, [군집 3] 교외-주말-오후시간대 주학습자, [군집 4] 교외-평일-야간시간대 주학습자로 분류되었다. [군집 1]은 평일에 수업을 모두 마치고 집(교외)에 돌아가 오후시간대에 이러닝 강좌를 수강하는 형태이며, 가장 많은 분포를 가진 일반적인 성향의 유형으로 볼 수 있다. [군집 2]는 평일에 주로 공장 시간을 활용하여 일반 오프라인 수업처럼 학교에서 이러닝을 수강하는 유형으로 대학 이러닝의 운영 특성이 반영

된 유형이다. [군집 3]의 이러닝 학습자는 수업이 있는 평일보다 시간적 여유가 있는 주말의 오후 시간대에 집(교외)에서 이러닝을 수강하는 유형으로 볼 수 있으며, [군집 4]는 평일에 하루 일과를 모두 마치고 집(교외)에서 취침하기 전의 늦은 시간대인 야간 시간대(21:01~05:00)에 이러닝 강좌를 수강하여 흔히 올빼미형처럼 주로 밤에 학습활동하는 것을 선호하는 유형으로 볼 수 있다. 전반적으로 4개의 군집별 특성을 도출한 결과는 대학의 이러닝이 학사일정에 준하여 주 차시별로 학습기간(월~일)이 정해지고, 수강해야 할 강의 콘텐츠가 제공되며, 매 차시에 출석을 확인하는 방식으로 대학의 오프라인 수업 특성이 반영된 결과로 볼 수 있으며, 일반적인 초·중등, 기업의 이러닝과 차별화된 군집 특성이 나타난 의미 있는 결과로 해석할 수 있다.

둘째, 이러닝 학습자의 학습패턴 군집에 따라 출석률, 학업성취도에 대한 차이검증을 분석하였다. 이러닝 학습자의 군집에 따른 출석률 차이는 [군집 1] 교외-평일-오후시간대 주 학습자와 [군집 2] 교내-평일-오후시간대 주 학습자가 높게 나타났으며, 차이검증에서도 통계적으로 유의미($F=68.34$, $p<.001$)하게 분석되었다. 평일, 오후시간대에 규칙적으로 이러닝을 학습하는 것은 출석률에 긍정적 영향을 주지만, 한 주의 학습마감 시점에 임박하여 주말에 학습하거나, 야간시간대에 학습하는 것은 출석률에 직접적 영향을 주지 못하는 것으로 나타났다. 이러닝 학습자의 학습패턴 군집에 따라 학업성취도를 분석한 결과는 [군집 2] 교내-평일-오후시간대 주 학습자와 [군집 1] 교외-평일-오후시간대 주 학습자 그룹이 다른 군집에 비해 높은 학업성취도를 보였고, 통계적으로도 군집 간 유의한 차이가 있는 것($F=39.60$, $p<.001$)으로 분석되었다. 전반적으로 평일-오후시간대에 주로 학습하는 [군집 2]와 [군집 1]의 이러닝 학습자는 매주 규칙적인 학습패턴으로 이러닝을 학습하고, 이는 출석률과 학업성취도에 유의한 영향을 주는 것으로 나타났다. 이는 학습요일, 학습시간, 학습시점 간격에 따라 이러닝 학업성취도에 유의한 영향을 준다는 선행연구(박형준, 2015; 조일현·김정현, 2013)과 학습시간을 규칙적으로 수행했을 때 더 높은 학업성취가 나타났음을 보고한 Zariski & Styles(2000)의 연구들과 맥을 같이하는 결과이다. 다만 박형준(2015)의 연구에서는 대학 이러닝 학습자가 월요일, 화요일, 일요일에 집중적으로 학습한 경우 학업성취도가 높았으나 본 연구에서는 주말보다는 평일에 학습하는 것이 학업성취도가 더 높은 것으로 나타나 다소간 연구 결과의 차이를 보였다. 본 연구에서는 결국 평일시간대 오전이나 오후시간대에 주로 학습하는 것이 다른 시간대에 학습하는 것보다 출석률, 학업성취도 측면에서 더 효과적임을 유추·해석할 수 있다. 언제 어디서나 자유로운 학습이 가능한 일반 이러닝의 특성이 대학 이러닝에는 적용되지 않으므로 변형된 결과가 도출된 것으로, 대학 이러닝은 기업 이러닝과 다소 차별화된 방식에서 운영된다는 점에서 본 연구의 필요성과 접근 방식이 의의가 있다고 하겠다. 대학 이러닝의 특정한 특성이 반영되어 주말보다는 평일에, 야간시간대 보다는 오후시간대에 주로 학습하는 것이 출석률, 학업성취도 측면에서

효율적임을 시사하는 결과이다. 결국 대학 이러닝은 이러닝 학습자의 학습공간과 시간대에 대한 학습환경 변인들을 효과적인 이러닝 수업 운영 설계를 위해 고려할 필요가 있음을 보여 주는 의미 있는 결과이다.

본 연구의 결론과 논의를 바탕으로 다음과 같이 제언하고자 한다.

첫째, 교육환경에서 발생한 대량의 데이터를 분석하여 유의미한 정보와 가치를 분석하는 학습분석학적 접근이 확산되고 있는 시점에서 대학 이러닝 LMS에 매우 유용한 학습데이터가 매 학기 축적되고 있다. 이러닝 강좌의 학업성취도를 높이기 위한 교수-학습 설계와 처방을 위해서는, 매우 유용한 학습데이터가 무관심 속에서 방치되는 일이 없도록 매 학기 축적되고 방대해지는 학습데이터를 체계적으로 관리하고, 교육적으로 의미 있게 활용하려는 노력이 지속적으로 필요하다. 둘째, 기존 선행연구에서는 전체 이러닝 학습자를 대상으로 이러닝 교육환경에서 발생하는 다양한 웹 로그 데이터, 학습데이터를 기반으로 학업성과 영향요인을 분석하였으나, 향후에는 대학 이러닝의 특성을 반영하여 본 연구에서 제시한 이러닝 학습자의 군집별로 이러닝 학업성과 영향요인을 실증적으로 분석해 보는 후속 연구를 제안한다. 마지막으로, 대학 이러닝 환경이 서로 다른 다수의 대학을 대상으로 이러닝 강좌들을 확률적으로 표집하여 연구 결과를 일반화할 수 있는 후속연구가 필요하다. 여러 대학의 이러닝 학습데이터를 수집·통합하는 것이 쉽지 않은 일이나, 본 연구의 방법론과 결과를 토대로 학술적 가치와 일반화를 이끌어 내기 위해 다수의 대학과 이러닝 교양·전공강좌를 확률적으로 표집하고, 그 결과를 심도 있게 논의·검증하는 후속연구를 제안한다.

참고문헌

- 강민석·김진일·박인우(2009). 사이버대학 e-러닝 환경에서 학업성취도에 영향을 미치는 학습 참여 변인 규명. **인터넷정보연구**, 10(5), 135-143.
- 권성연(2009). e-Learning 환경에서 성인학습자의 학습시간 계획 실천 수준에 따른 학습참여, 학습지연, 학습시간, 학업 성취 차이 분석. **학습자중심교과교육연구**, 9(3), 61-86.
- 권숙진·한재훈(2015). 교육용 데이터에 기반한 학습 프로그램 개발 전략: 학습분석 방법. 대학교육개발협의회 하계워크숍 발표자료.
- 김보나(2010). **대학 이러닝에서 학습자 특성이 학습효과에 미치는 영향**. 박사학위 논문. 성신여자대학교 대학원.
- 문봉희(2007). 학부 사이버강의 수강생들의 로그인과 학습 시간 분석. **한국컴퓨터정보학회**, 12(5), 171-177.
- 박소연·송영수(2008). 오프라인 중심 대학 학습자들의 이러닝 학습 시간 로그 분석: H 대학 사례를 중심으로. **한국산업교육학회**, 16, 53-67.
- 박형준(2015). **대학 이러닝 수강생의 출석요인에 따른 학습경향성과 학업성취도 차이 분석**. 석사학위 논문. 계명대학교 대학원.
- 성치경(2011). 혼합학습 환경에서 이러닝 학습참여와 이러닝학습시스템 접속이 학업성취도에 미치는 영향. **커뮤니케이션디자인학연구**, 1(35), 90-98.
- 안미리·최윤영·고윤미·배윤희(2015). 해외 학습분석학(Learning Analytics) 연구에 대한 동향 분석: 실증 연구 중심으로. **교육정보미디어연구**, 21(4), 107-120.
- 안치현·정수경·김상원·최인호(2016). 온라인 교수학습 향상을 위한 이러닝 학습자의 특성분석. **한국정보기술학회**, 14(4), pp. 187-194.
- 우종정·김보나·부기동(2012). 학습참여활동이 학습효과에 미치는 영향력 검증에 대한 연구. **한국정보기술학회논문지**, 10(4), 97-103.
- 이해듬(2016). **대학 이러닝 학습데이터 기반의 사이버학습자 유형분류와 학업성취도 분석**. 박사학위 논문. 건국대학교 대학원.
- 이혜운(2016). **대학 이러닝 환경에서 학습자 행동 로그에 기반한 군집 별 학업성취 예측모형 비교**. 석사학위 논문. 이화여자대학교 대학원.
- 장상현(2012). 빅데이터와 스마트교육. **정보과학회지**, 30(6), 59-64.
- 조용상(2013). **표준화 이슈리포트: 학습 분석 기술 활용 가능성 및 전망**. 한국교육학술정보원.
- 조일현·김윤미(2013). 이러닝에서 학습자의 시간관리 전략이 학업성취도에 미치는 영향: 학습분석학적 접근. **교육정보미디어연구**, 19(1), 83-107.
- 조일현·김정현(2013). 학습분석학을 활용한 이러닝 학업성과 추정 모형의 통계적 유의성 확보 시점 규명. **교육공학연구**, 29(2), 285-306.
- 한재훈·권숙진·박종선 (2015). 사이버 대학에서 학습자 특성 및 학습 활동이 학업성취도에 미치는 영

- 향: 3P 모형을 활용한 학습분석적 접근. *교육정보미디어연구*, 21(2), 309-332.
- Park, S. Y., Nam, M. W., & Cha, S., B., (2012). University students, behavioral intention to use mobile learning: Evaluating the technology acceptance model. *British journal of Education Technology*, 43(4), 592-605.
- Rau, W., & Durand, A. (2000). The academic ethic and college grades: Does hard work help students to make the grade? *Sociology of Education*, 73(1), 19-38.
- Zariski, A., & Styles, I. (2000). Enhancing student strategies for online learning. In A. Herrmann and M. M. Kulski (Eds.), *Flexible futures in tertiary teaching*. Proceedings of the 9th Annual Teaching Learning Forum 2000. <http://lsn.curtin.edu.au/tlf/tlf2000/zariski.html>

저 자 정 보



성 명 : 이해듬 (Lee, Haedeum)
 소 속 : 목원대학교 대학교육개발원 책임연구원
 연 락 처 : deumdeum@mokwon.ac.kr
 연구분야 : 교육공학, 이러닝, 빅데이터

<Abstract>

Clustering University e-Learning learners in the Perspective of Learning Analytics and Analyzing the Differences in Academic Achievement among Clusters: Focused on Spatio-Temporal Data Relate to e-Learning

Haedeum Lee (Mokwon University)

This study was designed to approach various e-Learning data accumulated in Learning Management System (LMS) for university e-Learning from the perspective of learning analytics. This study used cluster analysis method with observation variables being e-Learning spatio-temporal data and analyzed the differences in academic achievement among clusters. For this study researcher collected e-Learning data from 68 e-Learning classes, 13,611 learners, during 3 years (6 semesters). This study used cluster analysis from spatio-temporal data, found out differences between attendance rate and used F-test to find out different academy achievement. Major study findings were as follow: Firstly, the number of clusters of university e-Learning learners emerged four (Cluster 1-4). Characteristics of each cluster were classified as [Cluster 1] of learners mainly outside school-weekdays-in the afternoon, [Cluster 2] those in school-weekdays-in the afternoon, [Cluster 3] outside school-weekends-in the afternoon and [Cluster 4] outside school-weekdays-at night. Secondly, Cluster 1 and Cluster 2 showed higher attendance than Cluster 3, Cluster 4 with both having statistical significance ($F=68.34$, $p<.001$). Also Cluster 2 and Cluster 1 received higher academic achievement than Cluster 3, Cluster 4 with both having statistical significance ($F=39.60$, $p<.001$).

- **Key words:** learning analytics, e-Learning learners, clustering, e-Learning spatio-temporal data, attendance, academic achievement

접 수 일: 2018. 6. 24

심 사 일: 2018. 7. 25

게재확정일: 2018. 8. 20