



## 저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

이화여자대학교 대학원  
2018학년도  
석사학위 청구논문

동영상 기반 학습 환경에서  
지각된 어포던스를 통한  
학업성취 예측모형 개발:  
행동 로그와 안구 운동을 중심으로

교육 공 학 과  
김 다 숨  
2019

동영상 기반 학습 환경에서  
지각된 어포던스를 통한  
학업성취 예측모형 개발:  
행동 로그와 안구 운동을 중심으로

이 논문을 석사학위 논문으로 제출함

2019 년 6 월

이화여자대학교 대학원

교 육 공 학 과 김 다 솜

## 김다솜의 석사학위 논문을 인준함

지도교수    조 일 현    \_\_\_\_\_

심사위원    소 효 정    \_\_\_\_\_

임 소 혜    \_\_\_\_\_

조 일 현    \_\_\_\_\_

이화여자대학교 대학원

# 목 차

I. 서론	1
A. 연구의 필요성 및 목적	1
B. 연구문제	7
C. 용어의 정의	8
1. 학습분석학	8
2. 동영상 기반 학습	8
3. 지각된 어포던스	9
4. 행동 로그	9
5. 안구 운동	10
6. 학업성취	10
7. 과제복합성	11
II. 이론적 배경	12
A. 학습분석학	12
1. 개념과 특성	12
2. 데이터 유형 및 연구방법	17
3. 학습분석학 연구 동향	19
B. 동영상 기반 학습	23
1. 개념과 특성	23

2. 동영상 기반 학습과 학습분석학.....	25
C. 지각된 어포던스.....	27
1. 개념과 특성.....	27
가. 어포던스.....	27
나. 지각된 어포던스.....	28
2. 지각된 어포던스와 학업성취.....	30
D. 행동 로그.....	33
1. 개념과 특성.....	33
2. 행동 로그와 지각된 어포던스.....	35
E. 안구 운동.....	38
1. 개념과 특성.....	38
2. 안구 운동과 지각된 어포던스.....	43
F. 학업성취.....	45
G. 과제복합성.....	47
H. 연구가설.....	48
<b>III. 연구방법.....</b>	<b>50</b>
A. 연구개요.....	50
B. 연구 대상.....	51
C. 연구 환경.....	52
D. 연구 도구.....	53
1. 실험 자극물.....	53

가. 동영상 학습 플레이어.....	54
나. 동영상 학습 내용.....	55
2. 행동 로그.....	60
3. 안구 운동.....	62
4. 학업성취.....	63
E. 연구 절차.....	64
1. 실험 준비.....	64
2. 실험 절차.....	67
F. 데이터 분석.....	70
1. 데이터 추출.....	70
가. 행동 로그 데이터 추출.....	70
나. 안구 운동 데이터 추출.....	71
2. 데이터 전처리.....	72
가. 행동 로그 변수 계산.....	72
나. 안구 운동 변수 계산.....	73
다. 행동 로그 및 안구 운동 최종 변수.....	75
3. 자료 분석.....	77
가. 랜덤 포레스트.....	77
나. 가우시안 혼합 모형.....	79
G. 자료 분석방법.....	80
IV. 연구결과.....	82

A. 기술통계 및 시각화.....	82
1. 기술통계.....	82
2. 시각화.....	87
가. 행동 로그.....	87
나. 안구 운동.....	89
B. 전체 집단 학업성취 예측모형.....	90
C. 과제복합성 수준에 따른 학업성취 예측모형.....	93
1. 과제복합성 수준에 따른 차이 검증.....	94
가. 정규성 및 등분산성 검정.....	94
나. 차이 검정.....	99
2. 과제복합성 하 수준 학업성취 예측모형.....	102
3. 과제복합성 상 수준 학업성취 예측모형.....	104
D. 군집분석.....	107
1. 과제복합성 하 수준 군집분석 결과.....	107
2. 과제복합성 상 수준 군집분석 결과.....	111
E. 과제복합성 수준 내 세부 군집에 따른 학업성취 예측모형.....	114
1. 과제복합성 하 수준.....	114
가. 과제복합성 하 수준 군집1 학업성취 예측모형.....	115
나. 과제복합성 하 수준 군집2 학업성취 예측모형.....	117
2. 과제복합성 상 수준.....	119
가. 과제복합성 상 수준 군집1 학업성취 예측모형.....	119



나. 과제복합성 상 수준 군집2 학업성취 예측모형.....	121
F. 학업성취 예측모형 비교.....	123
V. 결론 및 제언.....	126
A. 논의.....	126
1. 전체 집단 학업성취 예측모형.....	126
2. 과제복합성 수준에 따른 학업성취 예측모형 비교.....	129
3. 과제복합성 수준 별 군집에 따른 학업성취 예측모형 비교.....	135
B. 시사점.....	139
C. 제한점 및 후속연구를 위한 제언.....	142
참고문헌.....	146
부록.....	166
ABSTRACT.....	182

## 표 목 차

<표 1> 학습분석학과 교육관리분석학.....	14
<표 2> 대표적인 학습분석학 연구방법.....	18
<표 3> 2009~2015년 학습분석학 연구 분류.....	20
<표 4> Gibson과 Norman의 어포던스 비교.....	30
<표 5> 세부 안구 운동 종류.....	39
<표 6> 시선추적 측정 2차원 체계.....	41
<표 7> 학습 맥락에서의 안구운동 측정 현황.....	43
<표 8> 연구 별 학업성취의 정의 및 특성.....	46
<표 9> 연구 대상자의 성별 및 전공 계열 분포.....	52
<표 10> 학습 영상 구간 및 장표 별 시간 정보.....	57
<표 11> 과제복합성 수준에 따른 학습내용 사례.....	59
<표 12> 실험 단계 및 소요시간.....	69
<표 13> 행동 로그 액션 및 재범주화.....	71
<표 14> 행동 로그 변수 유형 및 산출방식.....	73
<표 15> 안구 운동 변수 유형 및 산출방식.....	75
<표 16> 활동 범주 별 최종 산출 변수.....	76
<표 17> 전체 집단에 대한 기술통계 결과.....	83

<표 18> 전체 집단 랜덤 포레스트 결과.....	91
<표 19> 과제복합성 수준에 따른 정규성 및 등분산성 검정 결과.....	98
<표 20> 과제복합성 수준에 따른 행동 로그, 안구 운동 및 학업성취의 차이.....	100
<표 21> 과제복합성 하 수준 랜덤 포레스트 결과.....	102
<표 22> 과제복합성 상 수준 랜덤 포레스트 결과.....	104
<표 23> 과제복합성 하 수준 군집분석 결과 .....	107
<표 24> 과제복합성 하 수준 군집별 안구 운동 및 행동 로그 평균 비교...	109
<표 25> 과제복합성 상 수준 군집분석 결과.....	111
<표 26> 과제복합성 상 수준 군집별 안구 운동 및 행동 로그 평균 비교...	113
<표 27> 과제복합성 하 수준 군집1 랜덤 포레스트 결과.....	115
<표 28> 과제복합성 하 수준 군집2 랜덤 포레스트 결과.....	117
<표 29> 과제복합성 상 수준 군집1 랜덤 포레스트 결과.....	119
<표 30> 과제복합성 상 수준 군집2 랜덤 포레스트 결과.....	121
<표 31> 학업성취 예측모형별 중요 변수 비교 · 대조표.....	124

# 그림 목 차

[그림 1] 연도별 학습분석학 관련 연구 수.....	20
[그림 2] 연도별 동영상 기반 학습에 대한 연구 문헌 수.....	24
[그림 3] 시선고정, 시선도약, 시선경로 시각화.....	40
[그림 4] 분야별 시선 추적 활용 연구 수(2000~2012).....	42
[그림 5] 연구 절차.....	50
[그림 6] 실험실 환경.....	53
[그림 7] 동영상 학습 플레이어 인터페이스.....	55
[그림 8] 과제복합성 수준 별 요소 간 상호작용.....	58
[그림 9] 학습 동영상 화면 예시.....	60
[그림 10] 동영상 학습 플레이어의 구동 버튼.....	62
[그림 11] Tobii Pro X2-30.....	63
[그림 12] 자세 고정을 위한 턱받침.....	63
[그림 13] Tobii Pro Studio.....	65
[그림 14] 실험 시퀀스 설정 화면 예시.....	65
[그림 15] 실험 전날 안내 문자 예시.....	66
[그림 16] 캘리브레이션 시작 화면.....	68
[그림 17] 캘리브레이션 결과 화면.....	68

[그림 18] 실험 절차.....	70
[그림 19] AOI 영역1~4 활성화 화면.....	74
[그림 20] AOI 영역5 활성화 화면.....	74
[그림 21] 전체 집단 연구 변수 분포 히스토그램.....	85
[그림 22] 전체 집단 행동 로그 빈도 변수 히트맵.....	88
[그림 23] 전체 집단 행동 로그 지속시간 변수 히트맵.....	88
[그림 24] 영상1 행동 로그 빈도 변수 히트맵.....	88
[그림 25] 영상1행동 로그 지속시간 변수 히트맵 .....	88
[그림 26] 영상2 행동 로그 빈도 변수 히트맵.....	89
[그림 27] 영상2 행동 로그 지속시간 변수 히트맵.....	89
[그림 28] 영상1의 시선 흐름도 예시.....	89
[그림 29] 영상1의 시선 히트맵 예시.....	89
[그림 30] 영상2의 시선 흐름도 예시.....	90
[그림 31] 영상2의 시선 히트맵 예시.....	90
[그림 32] 전체 집단에 대한 설명변수의 상대적 중요도.....	92
[그림 33] 전체 집단 중요 변수의 부분의존성도표.....	92
[그림 34] 과제복합성 하 수준 Q-Q 플롯.....	94
[그림 35] 과제복합성 상 수준 Q-Q 플롯.....	96
[그림 36] 과제복합성 하 수준에 대한 설명변수의 상대적 중요도.....	102
[그림 37] 과제복합성 하 수준 중요 변수의 부분의존성도표.....	103
[그림 38] 과제복합성 상 수준에 대한 설명변수의 상대적 중요도.....	105

[그림 39] 과제복합성 상 수준 중요 변수의 부분의존성도표.....	106
[그림 40] 과제복합성 하 수준 군집별 행동 로그 빈도 변수 분포.....	108
[그림 41] 과제복합성 하 수준 군집별 행동 로그 시간 변수 분포.....	108
[그림 42] 과제복합성 하 수준 군집별 안구 운동 총 지속시간 변수 분포 .....	108
[그림 43] 과제복합성 하 수준 군집별 안구 운동 평균 지속시간 변수 분포 .....	109
[그림 44] 과제복합성 상 수준 군집별 행동 로그 빈도 변수 분포.....	111
[그림 45] 과제복합성 상 수준 군집별 행동 로그 시간 변수 분포.....	112
[그림 46] 과제복합성 상 수준 군집별 안구 운동 총 지속시간 변수 분포 .....	112
[그림 47] 과제복합성 상 수준 군집별 안구 운동 평균 지속시간 변수 분포.....	112
[그림 48] 과제복합성 하 수준 군집1에 대한 설명변수의 상대적 중요도...	115
[그림 49] 과제복합성 하 수준 군집1 중요 변수의 부분의존성도표.....	116
[그림 50] 과제복합성 하 수준 군집2에 대한 설명변수의 상대적 중요도...	117
[그림 51] 과제복합성 하 수준 군집2 중요 변수의 부분의존성도표.....	118
[그림 52] 과제복합성 상 수준 군집1에 대한 설명변수의 상대적 중요도...	120
[그림 53] 과제복합성 상 수준 군집1 중요 변수의 부분의존성도표.....	120
[그림 54] 과제복합성 상 수준 군집2에 대한 설명변수의 상대적 중요도...	122
[그림 55] 과제복합성 상 수준 군집2 중요 변수의 부분의존성 도표.....	122

## 논 문 개 요

동영상 기반 학습은 다양한 학습형태에서 널리 활용되고 있으며(임병노, 이준, 2007), 최근에는 새로운 동영상 기반 학습 환경의 등장으로 더욱 빠르게 확산되고 있다(Giannakos, 2013). 이에 따라 국내외에서는 동영상 기반 학습에 대한 깊이 있는 이해와 함께 보다 개선된 교수·학습 설계를 제시하기 위한 시도가 증가하고 있다(조영환, 2015).

동영상 기반 학습 환경에서의 학습은 학습자와 교수자가 분리되어 있다는 점에서 전통적인 면대면 학습 환경에서의 학습과는 차이가 있다(박진희, 이은하, 배선희, 2010). 동영상 기반 학습은 학습의 전 과정이 학습자의 학습 의지에 따라 좌우된다는 점에서 학습자의 자기조절능력이 강조된다(임철일, 2001). 따라서 동영상 기반 학습 환경에서 성공적인 학습을 위해서는 학습자가 능동적이고 자기주도적으로 학습할 수 있도록 촉진하는 것이 중요하다(He, Holton, Farkas, & Warschauer, 2016; Pintrich & Schunk, 2002).

학습자의 자기주도적 학습 능력이 중요한 동영상 기반 학습 환경에서 학습자의 학습을 지원하기 위해서는 학습내용 뿐만 아니라 학습자와 학습 매체와의 상호작용을 강조할 필요가 있다. 동영상 기반 학습에서 학습 환경은 학습성과에 중요한 영향을 미치는데(김소연, 2000; 임규연, 1999), 학업성취는 학습성과를 측정하는 가장 대표적인 지표이다. 따라서, 동영상 기반 학습 환경에서 학습자의 학업성취 향상을 위해 자기조절 능력을 촉진시키는 전략을 제공하거나 학습 콘텐츠 및 매체를 설계하고 제작하는 데 있어 환경과의 상호작용을 반영하는 것은 중요하다(박철우, 2012). 이를 위해 ‘지각된 어포던스’를 고려할 수 있다.

어포던스는 행위자와 환경이 상호작용할 때, 행위자의 행동에 영향을 주는 환경의 속성을 말하며(Gibson, 1979), 지각된 어포던스는 행위자의 사전지식과 경험을 통한 각기 다른 추론 과정에 의해 변화되는 어포던스를 말한다(Norman, 1988). 동영상 기반 학습 맥락에서 지각된 어포던스는 학습자와 학습 매체 간의 상호작용을 표상한다고 할 수 있는데, 성공적인 학습을 위해서는 학습 목적에 맞게 설계된 학습 매체의 어포던스가 효과적으로 지각되어야 한다.

동영상 기반 학습 환경에서 지각된 어포던스를 이해하기 위해서는 학습 매체와의 상호작용 과정에서 경험하는 학습자의 내적 과정에 대한 이해가 필요하다(Delen, Liew, & Willson, 2014). 지금까지 대부분의 학습 관련 연구에서는 학습자의 내적 과정을 주로 자기보고식 설문을 통해 측정해 왔다. 하지만, 설문으로는 교수자가 학습자를 관찰할 수 없어(이인수, 2011) 설문의 결과 만으로는 심도 있는 해석을 도출하기 어렵다는 점과 구체적인 학습 경험을 파악할 수 없다는 한계가 있다. 이에, 동영상 기반 학습 과정에 따라 변화하는 학습자의 내적 과정을 관찰, 측정할 수 있는 새로운 데이터 활용에 대한 연구의 필요성이 제기되고 있다.

동영상 기반 학습과 같은 웹 기반 학습의 성장은 탐구 가능한 데이터의 형태를 확장하는 결과를 가져왔다. 그 중 교육적 관점의 빅데이터의 활용은 ‘학습분석학’적 접근으로 이어졌다. 학습분석학은 학습자와 학습자의 상황에 대한 데이터를 측정, 수집, 분석 및 보고하여 학습자를 이해하고 적절한 처방을 제공하고자 하는 학문으로(Siemens et al, 2011), 이를 통해 학습 맥락에서 활용 가능한 데이터의 범주가 크게 확장되었다.

동영상 기반 학습의 경우, 모든 학습행동은 로그 데이터의 형태로 학습 콘텐츠



관리 시스템에 저장된다(Greller & Drachsler, 2012). 실시간으로 저장되는 수많은 행동 로그 데이터들은 학습자의 인지·심리적 내적 과정을 알 수 있는 중요 정보를 내포하고 있기 때문에 학습자를 이해하는 데 도움이 될 수 있다(Mostow, Beck, Cen, Cuneo, Gouvea, & Heiner, 2005).

지각된 어포던스의 측면에서 행동 로그는 학습자와 학습 환경 간의 상호작용을 단적으로 나타내는 지표이다. 특정 행동에 대한 로그 데이터는 행위자와 관계된 환경에 대한 행위유발성을 내포하는 것으로, 학습자가 지각한 학습 환경의 어포던스를 암시한다. 따라서 학습자의 행동 로그 데이터를 분석하여 특정 학습 환경의 학습자의 적응적 학습 행동 유형을 규명할 수 있다

로그 데이터 형태의 데이터가 갖는 한계를 보완하기 위해 최근 학습분석학에서는 생리심리 데이터로 그 영역을 확장하고 있다. 대표적으로 활용되는 생리심리 데이터로는 눈의 움직임 기록하는 안구 운동 데이터가 있다. 정보처리이론에 따르면 눈의 움직임은 인간의 선택적 지각과 주의에 따라 반응하게 되며, 교육 분야에서의 초기 안구 운동은 주로 읽기 및 인지 처리 과정과 관련하여 진행되어 왔다(Rayner, 1998). 학습 과정 중의 안구 운동 분석을 통해 학습자의 역동적인 인지적 과정을 가시화할 수 있다.

안구 운동은 행동 로그와 마찬가지로 지각된 어포던스의 또 다른 지표이다. 학습의 전과정이 시청각 매체를 통해 이루어지는 동영상 기반 학습 환경에서는 객체 조작을 위해 안구 운동이 선행된다. 학습자의 다양한 시각적 패턴은 서로 다른 유형으로 나타난 지각된 어포던스의 표현으로, 학습자의 인지적 정보처리 과정을 반영한다. 따라서 시선 추적을 통해 수집된 학습자의 안구 운동을 통해 학습 과정

중의 학습자의 인지과정을 직접적으로 관찰할 수 있다(김태용, 2006).

아직까지 학습 내용이나 학습자 개인에 따라 개별화된 학습 패턴을 고려한 맞춤형 교육적 자원을 확보하기 위한 시도는 충분히 이루어지지 않았다. 따라서 학습자의 인지, 정의, 행동적 차원을 종합하여 학습자 세부 군집을 규명하고 학습자 중심의 맞춤형 교수·학습 설계 자원을 다각적으로 마련하는 것이 요구된다.

한편, 학습 데이터를 활용해 학습활동과 실제적인 학업성취와의 관계를 탐색하려는 시도 또한 아직 미흡한 실정이다. 방대한 다중형식 데이터를 활용한 탐색적인 연구를 통해 전체 및 개별 학습자의 심리 기제를 해석하고 학습행동과 성과를 예측할 수 있으며, 그 결과를 바탕으로 최적의 교수·학습적 처방을 개발할 수 있는 일련의 순환적 매커니즘 개척이 기대된다(이혜윤, 2015).

본 연구에서는 자기주도적 학습을 지원하는 동영상 학습 플레이어를 이용하여 동영상 기반 학습 환경에서 학습자의 지각된 어포던스를 나타내는 행동 로그와 안구 운동 데이터를 수집한 후 학습 내용 및 학습자 집단에 따른 변인 간 차이를 분석하고, 이들이 학업성취에 미치는 영향을 실증적으로 규명하고자 한다. 이에 따른 연구문제는 다음과 같다.

- 연구문제 1. 동영상 기반 학습 환경에서 학습자의 지각된 어포던스를 나타내는 행동 로그, 안구 운동은 학업성취를 예측하는가?
- 연구문제 2. 동영상 기반 학습 환경에서 학습자의 지각된 어포던스를 나타내는 행동 로그, 안구 운동에 기반한 학업성취 예측모형은 과제복합성 수준에 따라 차이가 있는가?

연구문제 3. 동영상 기반 학습 환경에서 학습자의 지각된 어포던스를 나타내는 행동 로그, 안구 운동에 기반한 학업성취 예측모형은 과제복합성 수준 내 세부 군집에 따라 차이가 있는가?

본 연구는 수도권 소재 남녀 대학생 총 77명을 대상으로 진행하였으며, 이상치 제거 후 최종 67명의 데이터를 분석하였다. 연구 대상자는 동영상 학습 플레이어 를 통해 과제복합성에 따라 구분된 2개의 학습 동영상을 시청하였다. 그 후 사후 시험을 통해 학업성취를 측정하였다. 본 연구의 핵심 변인 중 하나인 행동 로그는 동영상 학습 단계에 국한하여 수집되었으며, 안구 운동은 실험 전 과정에서 측정 한 후 수집되었다. 수집된 데이터는 통계 프로그램 R을 사용하여 분석되었는데, 분석 과정에서 기술통계 분석, 시각화, Shapiro-Wilk 검정, F 검정, Wilcoxon 부 호 순위 검정, 랜덤 포레스트 분석 및 GMM 군집분석을 실시하였다.

본 연구의 분석 결과와 논의는 다음과 같다. 첫째, 연구문제1과 관련하여 학습 자의 행동 로그, 안구 운동은 학업성취를 예측하는지 살펴보기 위해 랜덤 포레스 트 기법으로 분석한 결과, 해당 모형에서 중요 변인은 Play.Freq, Bookmark.MTime, MFD.2, TFD.2 4개로 나타났다. 전체 집단 학업성취 예측모형 을 통해 동영상 기반 학습에서 학업성취는 전반적으로 적극적인 학습 활동과 주 석을 탐색하거나 생성하는 활동과 관련되는 것을 확인할 수 있었다.

둘째, 연구문제 2와 관련하여 과제복합성 수준에 따라 학습자의 행동 로그, 안 구 운동을 통한 학업성취 예측모형에 차이가 있는지 확인하기 위해 랜덤 포레스

트 기법으로 분석하였다. 먼저, 과제복합성 하 수준의 경우 중요 변인은 MFD.4, TFD.3, TFD.4, Pause.Freq, TFD.5, Seek.Time, Comment.Time 7 나타났다. 다음으로, 과제복합성 상 수준의 경우 중요 변인은 Seek.Freq, MFD.1, MFD.4, Comment.Freq, Seek.Time, Condition.Freq, MFD.5 7개로 나타났다. 과제복합성 수준에 따른 학업성취 예측모형을 통해, 학습 내용의 과제복합성에 따라 학업성취를 예측하는 구체적인 변인과 그 영향력의 양상이 다르게 나타남을 확인하였다. 과제복합성 하 수준의 경우 학습활동을 지원하는 기능을 얼마나 사용했느냐에 따라 전반적으로 높은 학업성취를 예측할 수 있었다면, 과제복합성 상 수준의 경우 단순히 기능을 어떻게 사용하였는지 뿐만 아니라 학습하는 과정 내에서 학습자의 인지과정이 얼마나 효율적으로 사용하는지를 함께 고려해야함을 알 수 있었다.

셋째, 연구문제 3과 관련하여 GMM 군집분석을 통해 과제복합성 수준 내 세부 군집을 나누고 학습자의 행동 로그, 안구 운동에 기반한 학업성취 예측모형을 도출하였다. 각 모형에 대한 랜덤 포레스트 분석 결과는 다음과 같다. 과제복합성 하 수준 군집 1의 경우 중요변인은 Bookmark.Freq, TFD.2, Filtering.Time 3개로 나타났다. 과제복합성 하 수준 군집 2의 경우 중요 변인은 MFD.4, Filtering.Time, Bookmark.MTime, TFD.4, TFD.3 5개로 나타났다. 과제복합성 상 수준 군집 1의 경우 중요 변인은 Seek.Freq, Seek.Time, MFD.5 3개로 나타났다. 과제복합성 상 수준 군집 2의 경우 중요 변인은 MFD.4, TFD.4, MFD.1 3개로 나타났다. 군집분석을 통해 과제복합성 내 세부 군집을 나누어 예측모형을 도출한 결과 군집에 따라 차별적인 중요 변인이 나타나며 같은 변인인 경우에도 그 영향력이 다르게 나타남을 확인할 수 있었다. 특히 학습 활동을 기준으로 비교

적 소극적으로 참여한 학습자와 적극적으로 참여한 학습자 간의 차이를 확인할 수 있었다. 학습 활동을 기준으로 ‘보고 읽는’ 소극적으로 참여한 학습자와 ‘쓰는’ 적극적으로 참여한 학습자 간의 차이를 확인할 수 있었다. 이를 통해 최적의 학습 효과를 내는 학습 환경은 학습자에 따라 달라질 수 있음을 확인할 수 있었다.

이상의 결과를 바탕으로, 본 연구의 의의와 시사점은 다음과 같다. 첫째, 교육 공학의 연구 영역을 넓혔다. 본 연구는 행동 로그와 안구 운동 데이터를 교육분야에 탐색적으로 적용했을 뿐 아니라, 랜덤 포레스트 기법을 사용해 분석의 데이터 범주와 분석 방법의 영역을 확장했다는 시사점을 지니고 있다. 객관적이고 비간접적인 데이터 측정치를 활용해 데이터 간 복잡한 상호작용에 대한 보다 심층적인 입체적 해석을 가능하게 한 것이다.

둘째, 피험자내설계를 통해 빅데이터 연구에서 적용가능한 질적 규모의 차원을 넓혔다. 본 연구에서 수집된 학습 과정 중 개별 학습자에 대한 데이터는 1인 당 10만 건이 넘는다. 이렇게 수집된 정보는 학습 과정 중에 나타나는 학습자의 내적 과정을 정확하고 심층적으로 드러낼 뿐 아니라, 단순히 연구 대상자 수의 증가만으로는 파악할 수 없는 깊이 있는 통찰을 제공해주었다. 본 연구는 양적 규모 뿐 아니라 학습 과정에 대한 질적 규모를 향상하고 양질의 데이터 수집을 수행하였다는 점에서 의의를 지닌다.

셋째, 지각된 어포던스와 학업성취와의 관계를 실증적으로 규명하였다. 학습의 설계 의도가 개별 학습자에 따라 차별적으로 인지됨에 따라 지각된 어포던스가 학업 성취에 미치는 영향을 실증적으로 규명한 것이다. 본 연구는 실제 학습 환경

과 유사한 실험 환경에서 지각된 어포던스의 구체적인 지표들을 통해 학습자의 지각된 어포던스가 학습의 결과인 학업성취에 미치는 영향을 과학적인 접근 방식을 통해 규명하고자 했다는 것에서 의의를 지닌다.

넷째, 동영상 기반 학습 과정에서 학습자는 학습 내용과 학습 매체가 복합적으로 이루어진 총체적인 학습 환경과 상호작용함을 확인하였다. 본 연구는 학습자의 인지적, 행동적, 생리적 과정의 복합적인 결과로 나타나는 구체적 지표인 행동 로그와 안구 운동을 통해 목적-수단이라는 이원적 구조의 학습 환경과의 상호작용을 관찰하고 그 결과로서 학업성취에 미치는 영향을 탐색했다는 점에서 의미가 있다.

다섯째, 동영상 기반 학습 환경에 사회적 학습 지원 기능을 적용하고 그 효과성을 확인하였다. 본 연구에서 사용된 동영상 학습 플레이어는 소셜 클라우딩을 통한 동영상 기반 학습을 지원하는 학습 매체로 다른 학습자와 상호작용하는 것이 가능하다. 자기주도적 학습을 지원하기 위해 변화하는 학습 환경을 반영한 학습 매체이다. 새로운 동영상 학습 플레이어의 기능을 통해 학습자의 학습 경험을 이해하고 학습 환경에 대한 학습자의 지각된 어포던스와 학업성취와의 관계를 탐색하고자 한 것이다.

여섯째, 복합적 학습자 맞춤형 예측모형의 필요성을 시사하였다. 본 연구는 전체 집단, 과제복합성 수준 및 과제복합성 수준 내 세부 군집에 따라 행동 로그와 안구 운동에 기반한 학업성취 예측모형을 개발하였다. 이를 통해 학습 내용 및 학습자 집단에 따라 변화하는 예측모형을 확인할 수 있었다. 이는 세분화된 예측 모형의 개발과 적용의 필요성을 시사하며, 모형 별 도출된 중요 변인의 다양성 또한

맞춤형 예측모형의 요구를 나타냈다. 특히 본 연구에서는 예측모형에서 변인이 갖는 비선형적 영향력을 확인함으로써, 학습자 집단에 따라 복잡하게 상호작용하는 변인의 영향력을 확인하였다. 본 연구는 맞춤형 학습 모형의 개발을 통해 차별적인 교수·학습 처방 제공을 위한 자원을 개발해야 함을 시사한다.

본 연구의 제한점과 후속연구를 위한 제언은 다음과 같다. 먼저, 본 연구에서 도출된 학업성취 예측모형의 성능은 전반적으로 미흡하였다. 이는 통제된 환경에서 일회적으로 진행된 실험 상황에 의해 학습자의 빈번한 학습 활동 데이터를 수집하는데 어려움이 있었기 때문이다. 따라서 보다 실제적인 환경에서 중·장기적인 학습 기간을 통해 보다 풍부하고 커다란 데이터를 이용하여 정확하고 우수한 예측모형을 도출하는 것이 요구된다.

둘째, 본 연구에서 지각된 어포던스를 나타낸 변인은 행동 로그와 안구 운동에 한정되었다. 행동 로그와 안구 운동은 생리적, 행동적 차원의 일부 지표로 지각된 어포던스 그 자체라고 여길 수 없다는 한계가 있다. 지각된 어포던스의 객관적 측정을 위한 연구와 함께, 다양한 지각된 어포던스 지표 변인을 통한 복합적인 실증 연구가 필요하다.

셋째, 본 연구에서는 1개 설명변인이 학업성취에 미치는 개별적인 영향력에 대해서만 분석하였다. 본 연구에서는 모든 변수가 입력된 상황에서 한 변인의 평균화 값을 통한 영향력을 보여주는 부분의존성도표만을 사용하였다. 하지만 개별 조건부 기대치 도표와 같이, 예측모형 내에서 변수 간 상호작용을 고려한 분석 방법의 적용이 필요하다.

넷째, 본 연구에서 채택한 실험 자극물의 특수성으로 연구 결과의 일반화에 한계가 있다. 본 연구에서 사용한 학습 동영상은 자극 통제를 위해 화면에 교수자가 등장하지 않고, 시간의 흐름에 따라 텍스트 형태의 학습 내용이 제시되는 방식으로 이루어져 있다. 이는 보편적으로 사용되는 실제적인 학습 동영상의 형식과 다소 괴리가 있는 구성이므로, 보다 보편적이고 실용적인 특성을 지닌 학습 동영상을 통해 그 효과성을 검증할 것이 요구된다.

다섯째, 본 연구에서는 학습 내용에 우선적으로 초점을 두었는데, 이어지는 후속연구에서는 구체적인 학습자 개인적 특성이 지각된 어포던스와 학업성취 간의 관계에 직접적으로 미치는 영향력에 대한 분석을 제언한다. 동일한 동영상 기반 학습 환경에서 상이한 특성을 지닌 학습자 집단에 따라 지각된 어포던스가 학업성취에 미치는 영향력의 크기와 양상을 규명할 것이 요구된다.

마지막으로, 본 연구의 결과를 바탕으로 동영상 기반 학습을 설계하여 예측모형의 효과성을 검증하는 연구를 제언한다. 본 연구 결과를 바탕으로, 행동 로그 및 안구 운동과 관련된 학습 활동에 기반한 학습자 중심의 사용성 평가 연구가 요구된다는 것이다. 따라서 본 연구를 바탕으로 한 교수·학습 설계 및 어포던스 기반 설계 연구를 후속연구로 제안하는 바이다.



# I. 서론

## A. 연구의 필요성 및 목적

정보통신기술(Information and Communication Technology: ICT)의 발달은 이러닝(e-Learning), 온라인 학습(online learning) 및 웹 기반 학습(web-based learning) 등 다양한 디지털 기반 학습의 성장을 가져왔다(Garrison, 2011). 그 중에서도 동영상 기반 학습은 역전학습(flipped learning), 혼합형 학습(blended learning)과 같은 학습형태에서 널리 활용되고 있으며, 국내 고등교육 기관에서 활용되는 이러닝 중 82.2%가 동영상 기반 학습을 통해 이루어지고 있다(임병노, 이준, 2007). 최근에는 MOOC(Massive Open Online Courses), 칸 아카데미(Khan Academy), TED 및 유튜브(YouTube) 등과 같은 새로운 동영상 기반 학습 환경의 등장으로 더욱 빠르게 확산되고 있다(Giannakos, 2013). 이에 따라 국내외에서는 동영상 기반 학습에 대한 깊이 있는 이해와 함께 보다 개선된 교수·학습 설계를 제시하기 위한 시도가 증가하고 있다(조영환, 2015).

동영상 기반 학습 환경에서 학습자가 경험하는 학습은 학습자와 교수자가 분리되어 있다는 점에서 전통적인 면대면 학습 환경에서의 학습과는 차이가 있다(박진희, 이은하, 배선행, 2010). 동영상 기반 학습 환경에서는 일방향적인 학습 내용 전달로 수동적인 학습이 이루어지며(이인수, 2011; 이효은, 2014), 교수자와 학습자 간 실시간 상호작용을 통한 적시적인 교수적 처치를 제공하기 어렵다는 단점이 있다(Höfler, Zimmermann & Ebner, 2017). 그러나, 동영상 기반 학습은 문자, 그림, 음성, 영상 등 다양한 표현방법을 통해 정보를 전달할 수 있다는 매체적 속성을 지니고 있으며(이인수, 2011), 언제 어디서든 인터넷에 연결하기만 하면 풍부한 학습 콘텐츠에 접근하여 학습할 수 있다는 장점을 지니고 있다(Jones & Jo, 2004).

동영상 기반 학습은 학습이 이루어지는 공간, 시간 뿐만 아니라 일련의 학습 과정이 학습자의 학습 의지에 따라 좌우된다는 점에서 학습자의 자기조절능력이 강

조된다(임철일, 2001). 동영상 기반 학습 환경에서 성공적인 학습을 위해서는 학습자가 능동적이고 자기주도적으로 학습할 수 있도록 촉진하는 것이 중요하다(He, Holton, Farkas, & Warschauer, 2016; Pintrich & Schunk, 2002). 이에 따라, 동영상 기반 학습 환경에서 효과적인 학습을 수행하기 위해서는 면대면 학습 환경에서와는 다른 교수·학습적 전략 및 모형이 적용되어야 함이 밝혀지고 있다(임철일, 2001; Chang, 2005; Jonassen, 2000).

학습자의 자기주도적 학습 능력이 중요한 동영상 기반 학습 환경에서 학습자의 학습을 지원하기 위해서는 학습내용 뿐만 아니라 학습자와 학습 매체와의 상호작용을 강조할 필요가 있다. 동영상 기반 학습 및 이러닝 학습에서 학습 환경, 기술적 문제해결을 위한 지원환경은 학습성파에 중요한 영향을 미치며(김소연, 2000; 임규연, 1999), 조절학습 능력과 실행은 학습의 성공에 결정적인 요인이 될 수 있기 때문이다(Zimmerman & Pons, 1986). 학업성취는 학습성파를 측정하는 가장 대표적인 지표로서, 학습자는 동영상 기반 학습 환경과의 상호작용에 따라 상이한 학습의 결과를 달성하게 되고, 이는 곧 차별적인 학업성취로 이어진다. 따라서, 동영상 기반 학습 환경에서 학습자의 학업성취 향상을 위해 자기조절 능력을 촉진시키는 전략을 제공하거나 학습 콘텐츠 및 매체를 설계하고 제작하는 데 있어 이를 반영하는 것은 중요하다(박철우, 2012). 즉, 동영상 기반 학습 환경과의 상호작용을 통해 학습자의 자기주도적 학습을 촉진하는 전략을 설계하는 것은 학업성취를 향상하는 데 있어 의미 있다고 할 수 있다. 이를 위해 ‘지각된 어포던스(perceived affordances)’를 고려할 수 있다.

어포던스(affordance)는 행위자와 환경이 상호작용할 때, 행위자의 행동에 영향을 주는 환경의 속성을 말한다(Gibson, 1979). 어포던스가 환경이 지닌 절대적 속성 또는 그 속성과 행위자와의 관계를 말한다면, 지각된 어포던스는 행위자의 사전지식과 경험을 통한 각기 다른 추론 과정에 의해 변화되는 어포던스를 말한다(Norman, 1988). 행위자에 의해 지각되지 않은 어포던스는 행위자의 행동에 영향을 미칠 수 없으며, 지각되었다 하더라도 행위자의 목적에 부합되지 않으면 그 영향은 크지 않다. 즉, 어포던스가 효과적으로 영향을 발휘하기 위해서는 행위자에 의해 지각되어야 하고, 행위자의 목적에 부합되도록 설계되어야 한다.

(Gaver, 1991; Hartson, 2003; McGrenere & Ho, 2000; Norman, 1988). 학습자가 학습 환경을 어떻게 지각하느냐에 따라 학습자-환경 간의 상호작용은 다르게 나타난다. 동영상 기반 학습 맥락에서 지각된 어포던스는 학습자와 학습 매체의 상호작용을 표상한다고 할 수 있는데, 성공적인 학습을 위해서는 학습 목적에 맞게 설계된 학습 매체의 어포던스가 효과적으로 지각되어야 한다. 지각된 어포던스에 대해 이해함으로써 설계된 학습 환경의 의도성 - 학습자의 지각 및 인지 과정 - 실제 발생한 학습 결과라는 일련의 학습 과정과 각 단계 별 괴리(gap)를 관찰하고 분석하는 것이 가능하다.

동영상 기반 학습 환경에서 지각된 어포던스를 이해하기 위해서는 학습 매체와의 상호작용 과정에서 경험하는 학습자의 내적 과정에 대한 이해가 필요하다 (Delen, Liew, & Willson, 2014). 지금까지 대부분의 학습 관련 연구에서는 학습자의 내적 과정을 주로 자기보고식 설문을 통해 측정해 왔다. 교수자가 학습자들의 학습 활동 과정을 직접 관찰할 수 있는 면대면 학습 환경에서는 설문과 함께 학습자에 대해 직관적으로 파악하고 분석한 결과를 연합하여 적절한 처방을 제공할 수 있었다. 하지만, 학습자와 교수자가 완전히 분리된 동영상 기반 학습 환경에서는 교수자가 학습 과정을 관찰할 수 없기 때문에(이인수, 2011) 학습활동 중 발생하는 학습자 행동을 자세히 파악할 수 없다. 또한, 사후 자기보고식 설문을 통해서 학습에 대한 학습자들의 전반적인 주관적 생각과 느낌에 대해서는 알 수 있지만, 구체적으로 학습자들이 어떤 학습 장면에서 어떤 경험을 하였는지에 대한 정보를 얻기 어렵다. 달라진 학습 환경에 적응적으로 대처하기 위해서는 동영상 기반 학습 과정에 따라 변화하는 학습자의 내적 과정을 나타내고 측정할 수 있는 새로운 데이터 활용에 대한 연구의 필요성이 제기되고 있다.

동영상 기반 학습과 같은 웹 기반 학습의 성장은 학습 과정에서 생성되는 다양한 형태의 데이터를 탐구할 수 있는 결과를 가져왔다. 웹 기반 학습 환경에서 시시각각 수집되는 방대한 데이터는 빅데이터 분석을 통해 학습자와 학습 경험에 대해 보다 깊이 있게 이해할 수 있게 해 주었다. 교육적 관점의 빅데이터의 활용은 ‘학습분석학(learning analytics)’적 접근으로 이어졌다. 학습분석학은 학습자와 학습자의 상황에 대한 데이터를 측정, 수집, 분석 및 보고하여 학습자를 이해

하고 적절한 처방을 제공하고자 하는 학문으로 (Siemens et al, 2011), 학습분석학을 통해서 학습 맥락에서 활용할 수 있는 데이터의 범주가 크게 확장되었다.

전통적으로 학습에 대한 평가는 학습자들의 과제, 시험, 출석, 참여 등과 같은 객관적 데이터와 수업에 대한 교수자들의 판단 및 관찰된 학습자들의 반응과 같은 주관적 데이터에 의존해 왔다(안미리, 최윤영, 배윤희, 고윤미, 김민하, 2016). 전자의 경우, 총괄평가적 방식으로 역동적인 학습 과정에 대한 평가가 어렵고, 후자의 경우 교수자 또는 학습자 개인의 주관에 의지하는 한계가 있다. 하지만, 동영상 기반 학습의 경우, 모든 학습행동은 로그 데이터(log data)의 형태로 학습 콘텐츠 관리 시스템(Learning Management System: LMS)에 저장된다(Greller & Drachsler, 2012). 최근에는 행동 로그 데이터를 활용한 실증적이고 탐색적인 연구가 활발히 시도되고 있다(성한울, 조일현, 2018; Giannakos, Chorianopoulos, & Chrisochoides, 2015). 실시간으로 저장되는 수많은 행동 로그 데이터들은 학습자의 인지·심리적 내적 과정을 알 수 있는 중요 정보를 내포하고 있기 때문에 학습자를 이해하는 데 도움이 될 수 있다(Mostow, Beck, Cen, Cuneo, Gouvea, & Heiner, 2005).

지각된 어포던스의 측면에서 행동 로그는 학습자와 학습 환경 간의 상호작용을 단적으로 나타내는 지표이다. 학습자-환경 간의 상호작용은 학습자가 환경이 제공하는 어포던스를 어떻게 지각하느냐에 따라 달라진다. 특정 행동에 대한 로그 데이터는 행위자와 관계된 환경에 대한 행위유발성을 내포하는 것으로, 학습자가 지각한 학습 환경의 어포던스를 암시한다. 따라서 학습 과정 중에 발생한 행동 로그를 통해 학습자의 지각한 어포던스를 파악할 수 있으며 이는 곧 학습자의 학습 경험에 대한 이해로 이어질 수 있다. 학습자의 행동 로그 데이터를 분석하여 특정 학습 환경의 학습자의 적응적 학습 행동 유형을 규명할 수 있다는 것이다. 따라서 학습과정에서 실시간으로 축적되는 행동 로그 데이터를 다각적으로 다룬다면, 단순한 총괄평가나 사후적 자기보고식 설문만으로는 측정할 수 없는 역동적인 학습 경험을 심도 있게 관찰할 수 있을 것이다.

대부분의 학습분석학 연구는 로그 데이터 형태로 수집되는 클릭스트림(clickstream) 데이터를 활용하여 이루어졌는데(Ferguson, 2012), 이는 학습자

의 인지적·정서적인 경험에 대해서는 제한적인 정보만을 제공한다 (Spann, Schaeffer, & Siemens, 2017). 이러한 한계를 보완하기 위해 최근 학습분석학에서는 생리심리 데이터로 그 영역을 확장하고 있다. 학습 과정 중 역동적으로 변화하는 학습자의 신체 반응을 관찰, 수집, 분석하여 학습자의 심리적 현상들을 보다 객관적으로 파악하려는 시도가 활발히 이루어지고 있다(Blikstein & Worsley, 2016). 대표적으로 활용되는 생리심리 데이터로는 눈의 움직임을 기록하는 안구 운동(eye movement) 데이터가 있다. 인간은 눈을 이용하여 능동적으로 환경을 탐색하며, 환경과 상호작용하기 위한 정보를 수집한다. 정보처리이론에 따르면 눈의 움직임은 인간의 선택적 지각과 주의에 따라 반응하게 되며, 교육 분야에서의 초기 안구 운동은 주로 읽기 및 인지 처리 과정과 관련하여 진행되어 왔다(Rayner, 1998). 최근에는 학습과 관련된 멀티미디어를 효과적으로 설계하기 위한 연구에 사용되고 있다(Mayer, 2010). 안구 운동은 시각 정보를 받아들이기 위해 잠시 시선이 머무는 시선고정(fixation)과 고정된 시선이 다른 위치로 빠르게 이동하는 시선도약(saccade)으로 구분된다(Hoffman & Subramaniam, 1995). 안구 운동은 특히 주의집중(attention)과 관련되어 있음이 밝혀졌는데(Moore & Fallah, 2001; Rauthmann, Seubert, Sachse, & Furtner, 2012; Snowden, Snowden, Thompson, & Troscianko, 2012), 학습 과정 중의 안구 운동 분석을 통해 학습자의 역동적인 인지적 과정을 가시화할 수 있다. 이러한 안구 운동 데이터는 원격 시선 추적기(eye tracker)를 통해 학습 활동에 비간섭적으로 수집될 수 있다는 장점이 있다(Morimoto & Mimica, 2005).

학습자의 지각과 인지과정을 암시하는 창(窓)인(McCarley & Kramer, 2006; Moray & Rotenberg, 1989) 안구 운동은 행동 로그와 마찬가지로 지각된 어포던스의 또 다른 지표이다. 학습의 전과정이 시청각 매체를 통해 이루어지는 동영상 기반 학습 환경에서는 객체 조작을 위해 안구 운동이 선행된다. 즉, 학습자의 안구 운동을 통해 학습자가 지각하는 학습 환경의 자극을 파악할 수 있다는 것이다. 학습자의 다양한 시각적 패턴은 서로 다른 유형으로 나타난 지각된 어포던스의 표현으로, 학습자의 인지적 정보처리 과정을 반영한다. 안구의 운동은 외부 환경의 시각적 자극을 단순히 수동적으로 받아들이는 데 그치는 것이 아니라, 눈을 통

해 받아들이는 시각적 장면에 대한 정보를 머리로 인식하기 때문에, 눈과 머리의 총체적인 인지적이며 행동적인 반응이자 운동이라 할 수 있다(Renaud, Décarie, Gourd, Paquin, & Bouchard, 2003). 따라서 시선 추적을 통해 수집된 학습자의 안구 운동을 통해 학습 과정 중의 학습자의 인지과정을 직접적으로 관찰할 수 있으며(김태용, 2006), 학습자의 내적 과정을 객관적이고 효과적으로 파악할 수 있다.

행동 로그와 안구 운동은 각각 학습자의 학습 환경에 대한 지각을 측정가능한 형태로 표상하는 지표이다. 이러한 두 개의 지표는 학습자의 행동적, 생리적 반응을 보다 구체적으로 나타낼 수 있다는 점 뿐 아니라, 서로 상호보완적 역할을 수행한다는 점에서도 주목할 필요가 있다. 예를 들어, 학습 과정 중 발생한 학습환경에 대한 지각은 학습자가 의도적으로 행동을 하지 않는 경우 행동 로그를 통해서 관찰할 수 없지만, 복합적인 생리적, 인지적 반응의 결과인 안구 운동을 통해서 관찰할 수 있다. 즉, 행동 로그와 안구 운동에 대한 데이터는 지각된 어포던스의 개별 지표로서도 의미가 있지만, 두 가지 다른 형식의 데이터를 복합적으로 사용할 때 보다 정밀하고 풍부한 교수·학습적 분석이 가능해짐을 의미한다.

데이터 범주의 확장은 학습분석학 연구의 양적 팽창과 질적 향상을 가져왔다. 하지만, 학습자에 대해 보다 깊이 있는 이해를 바탕으로 개인화된 학습과 수업 설계를 위한 자원을 확보할 수 있게 되었음에도 불구하고, 학습 내용이나 학습자 개인에 따라 개별화된 학습 패턴을 고려한 맞춤형 교육적 자원을 확보하기 위한 시도는 충분히 이루어지지 않았다. 상이한 학습 내용은 서로 다른 학습 경험으로 이어지고, 동일한 학습 내용과 학습 매체로 학습한다고 하더라도 학습자 개인적 속성 및 심리적 요인으로 학습자마다 다양한 학습을 경험하게 된다. 따라서, 교수자가 부재한 동영상 기반 학습 환경에서는 학습자의 개인적 속성 및 심리적 요인을 반영하여 개별 학습자의 특정 요구와 행동에 기반한 최적의 학습환경을 제공할 필요가 있다. 학습자의 인지, 정의, 행동적 차원을 종합하여 학습자 세부 군집을 규명하고 학습자 중심의 맞춤형 교수·학습 설계 자원을 다각적으로 마련하는 것이 요구된다.

한편, 학습자에 대한 데이터를 다면적으로 분석한다면 종전까지 파악할 수 없었

던 교수·학습에 대한 통찰을 얻을 수 있기 때문에 다양한 데이터 자원을 활용하는 것은 필수적임에도(Siemens, 2013), 학습 데이터를 활용해 학습활동과 실제적인 학업성취와의 관계를 탐색하려는 시도 또한 아직 미흡한 실정이다. 방대한 다중형식(multimodal) 데이터를 활용한 탐색적인 연구를 통해 전체 및 개별 학습자의 심리 기제를 해석하고 학습행동과 성과를 예측할 수 있다. 예측에 기반한 학습자 맞춤형 설계를 통해 최적의 교수·학습적 처방을 개발할 수 있는 일련의 순환적 매커니즘을 개척할 수 있을 것으로 기대된다(이혜윤, 2015).

본 연구에서는 자기주도적 학습을 지원하는 동영상 학습 플레이어를 이용하여 동영상 기반 학습 환경에서 학습자의 지각적 어포던스를 나타내는 행동 로그와 안구 운동 데이터를 수집한 후 학습 내용 및 학습자 집단에 따른 변인 간 차이를 분석하고, 이들이 학업성취에 미치는 영향을 실증적으로 규명하고자 한다. 동영상 기반 학습에서 성공적인 학습을 달성하기 위한 다양한 학습자 변인의 영향을 예측하고, 이에 따라 자발적이고 지속적인 학습을 촉진할 수 있는 교수·학습적인 처방을 도출하기 위한 근거와 자원을 마련하고자 하는 것이다. 본 연구의 목적은 학습자의 학습 과정에 대한 행동적인 측면과, 물리적이고 구조적인 학습 환경에 대한 인지적인 측면을 복합적으로 고려하여 학업성취와의 관계를 학습분석학적 관점에서 분석 및 해석하여 교수·학습 개선을 위한 이론적 근거를 도출하는 것이다.

## B. 연구문제

본 연구에서는 실험을 통한 동영상 기반 학습 환경에서 자유롭게 학습하는 과정에서 나타나는 학습자의 행동 로그와 안구 운동을 분석하고 학업성취에 대한 영향력을 탐색하고자 한다. 이를 위한 구체적인 연구문제는 다음과 같다.



- 연구문제 1. 동영상 기반 학습 환경에서 학습자의 지각된 어포던스를 나타내는 행동 로그, 안구 운동은 학업성취를 예측하는가?
- 연구문제 2. 동영상 기반 학습 환경에서 학습자의 지각된 어포던스를 나타내는 행동 로그, 안구 운동에 기반한 학업성취 예측모형은 과제복합성 수준에 따라 차이가 있는가?
- 연구문제 3. 동영상 기반 학습 환경에서 학습자의 지각된 어포던스를 나타내는 행동 로그, 안구 운동에 기반한 학업성취 예측모형은 과제복합성 수준 내 세부 군집에 따라 차이가 있는가?

## C. 용어의 정의

### 1. 학습분석학

학습분석학은 "학습 및 교육을 개선하기 위해 정교한 분석 도구를 사용하는 새로운 분야"(Elias, 2011, p.2)로 정의된다.

본 연구에서의 학습분석학은 학습분석학의 교수·학습적 처방 및 융합학문적 성격, 그리고 교수설계자의 역할을 강조하는 조일현(2015)의 정의인 "테크놀로지가 매개하는 학습 환경에서 일어나는 학습 행동과 맥락에서 발생하는 데이터를 측정, 수집, 분석, 예측하여, 증거(evidence)에 기반한 교수·학습적 의사결정을 지원하는 융합학문(p.423)"을 의미한다.

### 2. 동영상 기반 학습



동영상은 영상, 문자, 그림 또는 음성 등과 같은 다양한 매체를 복합하여 표현하는 멀티미디어의 한 유형으로(Mayer, 2009), 시청각 정보의 결합을 통해 학습자의 집중과 몰입을 향상시킬 수 있는 효과적인 교수·학습 매체이다(Maniar, Bennett, Hand, & Allan, 2008). 동영상을 이용한 학습을 동영상 기반 학습(video-based learning)이라고 한다.

본 연구에서는 특정 내용을 포함하는 학습 목적의 영상 콘텐츠를 학습 동영상으로 정의하고, 자기주도적 학습을 지원하기 위해 설계된 동영상 학습 플레이어를 이용하여 해당 학습 동영상을 학습하는 행위를 동영상 기반 학습으로 정의한다.

### 3. 지각된 어포던스

어포던스는 ‘행동유도성’이라고도 하며 주체인 행위자의 행동에 영향을 주는 객체인 환경의 속성을 의미한다(Gibson, 1979). 지각된 어포던스는 환경이 어떻게 사용될 수 있는지에 대한 가능성을 내포한 실행적인 속성으로, 행위자의 각기 다른 사전지식과 경험을 통한 추론 과정에 의해 변화되는 어포던스를 말한다(박형주, 2012; Norman, 1988).

본 연구에서의 지각된 어포던스는 실험 상황에서 제공되는 동영상 기반 학습 환경과 학습자 간의 상호작용 과정에서 학습자가 지각하는 학습 환경의 어포던스를 의미한다. 또한, 학습자의 행동 로그와 안구 운동을 학습자의 지각된 어포던스를 나타내는 구체적인 지표로 정의하였다.

### 4. 행동 로그

행동 로그는 웹 기반 학습에서 실시간으로 발생하는 학습자의 활동과 관련된 로그 데이터를 의미한다. (Vilalba & Romiszowski, 2001).

본 연구에서 행동 로그는 동영상 학습 플레이어와 상호작용하며 발생하는 재생, 일시정지, 동영상 탐색, 북마크 설정, 코멘트 작성, 주석 필터링, 슬라이드 조정 및 외부 환경 조정과 관련된 학습 활동 로그 데이터를 의미한다.

## 5. 안구 운동

안구 운동은 외부 환경을 자세하고 선명하게 받아들이기 위해 물체의 상을 중심와(fovea)에 안정적으로 유지시키는 것을 의미한다(김지수, 1999). 안구 운동의 종류는 크게 두 가지 기능으로 구분할 수 있다(Hoffman & Subramaniam, 1995). 하나는 대상이 망막의 중심와에 잘 머물러 있도록 주시(注視)를 안정(gaze stabilization)시키는 것으로, 대표적으로 시선고정(fixation)이 있다. 다른 하나는 눈을 움직여 관심 있는 물체가 중심와에 맺히도록 주시를 이동(gaze shift)시키는 것으로, 대표적으로는 시선도약(saccade)이 있다.

본 연구에서는 실험 상황에서 동영상 학습 플레이어를 통해 제공되는 학습 콘텐츠를 학습할 때 발생하는 학습자의 시선도약과 시선고정을 안구 운동으로 정의한다.

## 6. 학업성취

학습의 결과로서 지식, 기술의 획득 정도를 측정하는 학습성과(김해란, 최은영, 강희영, 김성민, 2011; Ary, Jacobs, & Razavieh, 2002) 중 가장 널리 사용되는

변인은 학업성취이다. 학업성취는 학습자들이 일련의 학습 과정을 수행한 이후 습득하게 되는 결과물로서, 대체로 학습자들의 학습목표 도달정도를 측정하는 데에 일반적으로 사용되는 변인이다(박영란, 2014).

본 연구에서는 실험 상황에서의 동영상 기반 학습 환경에서 학습한 내용인 전칭·존재명제와 양항명제에 대한 두 가지 시험 점수를 합한 사후시험 점수를 학업성취의 지표로 삼는다.

## 7. 과제복합성

과제복합성(task complexity)이란 과제 수행에 영향을 미치는 모든 본질적 특성의 총합을 의미한다(Liu & Li, 2012). 과제복합성은 관련된 과제요소 기술(skill)수와 요소들 간의 상호작용 수, 해당 과제요소 기술을 수행하기 위해 필요한 지식의 양에 영향을 받는다고 알려져 있으며(van Merriënboer, Kirschner, & Kester, 2003), 과제를 구성하는 요소가 많을수록 요소들 간의 상호작용이 증가하여 과제복합성이 높아진다. 높은 과제복합성은 내재적 인지부하와 관련되며(Sweller, 2010; Sweller, Ayres, & Kalyuga, 2011), 과제복합성이 높아질수록 더 많은 인지적 노력을 요구하게 된다.

본 연구에서는 동영상 학습 콘텐츠 중 이해해야 할 요소가 적거나 동시에 처리해야 할 정보가 적은 학습 내용(전칭명제/존재명제)을 과제복합성 하 수준으로, 처리해야 할 요소 및 정보가 많은 학습 내용(양항명제)을 과제복합성 상 수준으로 구분하여 규정한다.

## II. 이론적 배경

### A. 학습분석학

#### 1. 개념과 특성

교육분야에서의 신기술 활용과 미래 동향을 예측하는 호라이즌 리포트(Horizon Report)는 2011년 교수·학습의 변화를 가져올 주요 트렌드로 학습분석학을 소개하였다. 그 이후, 학계와 산업계에서는 학습분석학에 대한 관심이 늘어나며 관련 연구와 투자가 활발히 이루어지고 있다(Johnson, Adams, & Cummins, 2012; Johnson, Smith, Willis, Levine, & Haywood, 2011; Siemens, 2013). 학습분석학의 정의는 다양하지만, 가장 널리 인용되는 정의는 “학습 및 교육을 개선하기 위해 정교한 분석 도구를 사용하는 새로운 분야”(Elias, 2011, p.2)로, 학습분석학 분야의 대표적인 학회인 LAK(Learning Analytics and Knowledge)나 학술단체인 SoLAR(Society for Learning Analytics Research)에서도 위의 정의를 따르고 있다. 국내에서는 조일현(2015)이 학습분석학의 교수·학습적 처방 및 융합학문적 성격, 그리고 교수설계자의 역할을 강조하며 “테크놀로지가 매개하는 학습 환경에서 일어나는 학습 행동과 맥락에서 발생하는 데이터를 측정, 수집, 분석, 예측하여, 증거(evidence)에 기반한 교수·학습적 의사결정을 지원하는 융합학문(p.423)”으로 정의하였다. 초기 학습분석학은 학습과정을 이해하기 위해 분석 가능한 데이터의 범위를 확장하고, 데이터 그 자체에 대한 연구와 데이터 마이닝 등의 기법을 적용하는 것에 초점을 맞추었다. 하지만 점차 학습과 교육이라는 본질적 특성을 반영하여 교수·학습적 처방의 측면을 강조하는 경향을 보이고 있다. 예를 들어, 조일현(2015)은 학습분석학의 처방적이고 융합학문적인 성격과 함께 의사결정자로서 교수설계자의 역할을 강조하면서 기존의 정의들에 비해 보다 교수·학습적 측면을 강조한 정의를 제시하기도 하였다.

학습분석학은 교육, 학습 및 지식에 관한 분석 다룬다는 측면에서 교육관리분석학(academic analytics)과 유사하다(유미나, 2017; 정윤희, 2015; Elias, 2011; Siemens, et al., 2011). <표 1>은 두 개념의 특징을 비교한 것이다. 학습분석학과 교육관리분석학은 교육 상황에서의 데이터 탐색을 위한 도구와 방법에 관심을 둔다는 점에서 공통적이거나, 그 목표나 분석수준, 주요사용자, 기술, 분석 및 분석절차 등에서 차이가 있다. 교육관리분석은 학습자와 기관의 데이터를 바탕으로 조직 프로세스, 업무의 흐름, 자원 할당 기관 평가를 개선하기 위한 것이다(Siemens & Long, 2011). 교육관리분석은 대학이나 기관, 지역, 국가 등의 단위에서 거시적인 운영을 위해 사용되기 때문에(Campbell, DeBlois, & Oblinger, 2007; Dyckhoff, Zielke, Bültmann, Chatti, & Schroeder, 2012), 주로 교육기관의 행정가나 의사결정자가 활용한다(유미나, 2017). 여기에는 교육기관이나 제도의 운영을 통해 만들어진 방대한 양의 데이터는 조직이나 제도를 운영함에 있어 가치를 창출할 수 있다는 믿음을 전제한다. 따라서 교육 분야에서의 경영적 정보 수집에 가까운 개념으로 볼 수 있다. 교육관리분석의 적용은 데이터의 추출과 보고, 운영 성과의 분석과 모니터링, 가정적인 결정 지원, 예측 모델링과 시뮬레이션, 그리고 경영 과정에서의 자동적 작동이라는 다섯 단계로 이루어진다(Goldstein & Katz, 2005).

학습분석학과 교육관리분석의 주된 차이점은 분석의 수준과 주요 사용자이다(유미나, 2017). 학습분석학은 학습자의 학습성과 향상을 목적으로, 교수·학습 상황에서의 데이터에 관심을 갖는다. 따라서 학습분석학적 차원의 데이터 수집은 교과목이나 학과 수준에서 이루어지며, 학습 과정 중의 학습자, 교수자, 콘텐츠 간의 관계에 대한 분석에 초점을 맞춘다. 이렇게 수집되고 분석된 데이터는 학습자, 교수자, 그리고 관리자가 주로 사용한다. 학습분석학은 수집된 데이터를 교수·학습적 처방을 위한 자원으로 활용하여 효과적인 학습을 이룰 수 있도록 지원해 준다는 점에서 중요성을 갖는다.

<표 1> 학습분석학과 교육관리분석학

구분	학습분석학	교육관리분석학
목표	<ul style="list-style-type: none"> <li>교수적 시스템에 도구와 기술을 적용하여 학습이 일어나는 환경을 이해하고 최적화</li> <li>지능화된 교육과정을 위해 학습의 성과 예측, 체계적인 개입을 목표로 함</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>정보의 수집, 통합, 분석을 위한 비즈니스 정보 활용으로 의사결정에 도움</li> </ul>
분석 수준	<ul style="list-style-type: none"> <li>미시적 수준                             <ul style="list-style-type: none"> <li>개인 수준</li> <li>교과목 수준</li> <li>학과 수준</li> </ul> </li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>거시적 수준                             <ul style="list-style-type: none"> <li>기관(조직) 수준</li> <li>지역 수준</li> <li>국가 수준</li> </ul> </li> </ul>
주요 사용자	<ul style="list-style-type: none"> <li>학습자</li> <li>교수자</li> <li>관리자</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>행정가</li> <li>재정가</li> <li>마케팅 담당자</li> <li>정부 관계자</li> <li>세계 교육 관련 기구</li> </ul>
주요 기술	<ul style="list-style-type: none"> <li>사회적 연결 분석</li> <li>의미 분석</li> <li>영향 분석</li> <li>담화 분석</li> <li>학습자 성공 예측</li> <li>개념 분석 등</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>사회적 연결 분석</li> <li>집단 분석</li> </ul>
분석 절차	<ul style="list-style-type: none"> <li>로그 데이터 수집</li> <li>학습활동 데이터 변환</li> <li>학습활동 데이터 저장</li> <li>학습활동 데이터 분석</li> <li>데이터 시각화</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>데이터 추출</li> <li>분석 및 운영 성능 모니터링</li> <li>What-if 의사결정</li> <li>예측 모델링 및 시뮬레이션</li> <li>비즈니스 과정에 자동적 작동</li> </ul>

출처: 유미나. (2017). **학습분석학 기반의 온라인 토론활동 시각화 원리 개발 연구**(박사학위 논문). 서울대학교. 서울. pp.48. 일부 수정.

조일현(2015)에 따르면, 여러 정의와 유사 개념과의 비교를 통해 학습분석학의 특징을 세 가지로 정리할 수 있다. 첫째, 학습분석학은 학습자와 학습 맥락에 관한 기록으로서 방대한 빅데이터를 분석의 대상으로 한다. 방대한 양의 데이터를 의미하는 빅데이터에 대한 합의된 정의는 존재하지 않지만, Manyika et al.(2011)은 빅데이터를 “전형적인 데이터베이스 소프트웨어 도구로는 수집, 저장, 관리,

분석을 할 수 없는 규모의 데이터 셋(p.1)”이라고 정의했다. 국내에서는 함유근과 채승병(2012)이 “보통 수집에서 수천 테라바이트 정도의 거대한 크기를 갖고, 여러 가지 다양한 비정형 데이터를 포함하고 있으며, 생성-유통-소비(이용)가 몇 초에서 몇 시간 단위로 일어나 기존의 방식으로는 관리와 분석이 매우 어려운 데이터 집합(p.36)”라고 정의했다. 빅데이터는 데이터의 규모와 함께 종류와 활용 범위가 확장된 개념으로 이해할 수 있다. 기존 데이터와 다른 점은 데이터 수집 단계에서의 비간섭성 및 자동성, 관리 단계에서의 비구조성, 그리고 분석 단계에서의 기계의존성 및 신속성을 가진다는 점이다. 이러한 특성은 빅 데이터의 간섭성, 수동성, 구조성, 노동집약성, 그리고 지연성에 각각 대비된다.

학습분석학은 거대한 크기, 다양한 형태, 빠른 생성, 유통 및 이동 속도와 처리의 복잡성이라는 특징을 지닌 빅데이터를 활용함으로써 이전과는 비교할 수 없이 광범위한 연구 영역을 가지게 된다. 학습분석학적으로 활용할 수 있는 빅데이터의 종류에는 학습자의 온라인 행동 정보(방문 빈도, 시청 시간 등)뿐만 아니라 학습 과정 중 발생하는 학습자의 생리심리 정보(동공반응, 시선추적, 혈압, 체온, 뇌파 등)와 시공간 정보(위치, 속도 등)도 포함된다. 학습분석학은 학습자의 인구통계학적 정보나 개인 성적 이력 등과 같은 전통적인 교수·학습적 데이터와 함께 다각적이고 다층적인 특징을 지닌 빅데이터를 활용하기 때문에 학습에 대해 총체적으로 이해할 수 있고 보다 총체적인 교수·학습적 처방을 도출해 낼 수 있다.

둘째, 학습분석학은 학습환경의 최적화, 즉 교수설계적 처방을 궁극의 목적으로 삼는다. 학습분석학의 정체성은 ‘학습을 위한 교수·학습적 처방 설계’라는 목적에 있다. 이는 학습분석학을 적용하여 학습성과를 향상하고 최적화된 학습환경을 조성하는 것을 의미한다. 조일현(2015)은 처방의 대상이나 학습자의 사회적 관계에 따라 학습분석학을 유형화하였다.

먼저, 처방의 대상에 따른 학습분석학의 유형은 크게 학습자용, 교수(설계)자용, 그리고 교육기관 경영자용 3가지의 유형으로 나눌 수 있다. 학습자용 학습분석학은 학습과 관련된 다양한 데이터를 이용해 학습 목표 달성 정도를 예측하고, 이를 바탕으로 학습자 스스로 자기조절학습의 강화 등 예방적 조치를 취할 수 있도록 다각적인 정보를 제공한다. 예를 들어, K-MOOC와 같이 자기주도적 학습이 강조

되는 온라인 학습 환경에서 학습자 스스로가 학습 행동을 관찰하고 분석할 수 있도록 대시보드 등의 플랫폼을 통해 학습 관련 정보를 가시화하여 처방적보를 제공한다. 교수자 및 설계자용 학습분석학은 학습 참여 집단의 학습 행동을 수집, 요약하고 성과를 예측한 뒤, 이를 다시 서로 다른 군집으로 나누거나 고위험군 학생을 찾아낸다. 교수자와 교수설계자는 이러한 정보를 처방적 결과로써 이용하여 각각의 학습 상황에 맞는 수업 전략을 수립하는데 필요한 의사결정을 실행한다. 예를 들어, 이러닝 환경에서 학습분석학을 적용하여 고위험군 학습자를 발견했을 때, 예방적 차원의 맞춤형 조치를 취하기 위해 이 결과는 교수자에게 제공된다. 교육기관 경영자용 학습분석학은 조직적 차원에서 개별 수업 또는 학습 콘텐츠의 성과를 분석하여 그 개폐를 결정하고, 이들 간의 최적 또는 최단 이수 경로를 예측함으로써, 교육자원을 효율적으로 배분하는데 필요한 의사결정 자료를 제공한다. 이러한 유형의 학습분석학을 따로 구분하여 교육관리분석으로 칭하기도 한다.

다음으로, 학습자의 사회적 관계에 따른 학습분석학의 유형은 개인별 학습분석학(individual learning analytics)과 사회적 학습분석학(social learning analytics)으로 구분된다. 초기 학습분석학은 개인별 학습분석학에서 시작되었다. 이 유형의 학습분석학은 개인과 콘텐츠 간의 상호작용을 분석하여 학습 과정에서 발생하는 학습자의 내적 변화를 추적하는 것이 주된 연구 영역이다. 개인별 학습분석학은 인간-컴퓨터 상호작용(Human-computer interaction: HCI) 과정에서 나타나는 외현적 행동 데이터와 함께 학습자의 생체심리 반응을 수집하고 분석함으로써 이전까지 알 수 없었던 학습자의 인지적, 정서적 상태에 대한 탐구의 영역을 확장하고 있다. 사회적 학습분석학은 개인이 지닌 이질적이며 다양한 지식, 경험, 관점을 공유하고 융합하는 사회적 상호작용에 대해 이해하기 위해 대두되었다. 이러한 사회적 학습분석학은 사회적 구성주의 이론의 확산과 소셜 네트워크 서비스(Social Network Service: SNS)의 확산으로 성장하고 있다.

셋째, 학습분석학이 실제로 이루어지는 것은 학습 시작 전이나 종료 후가 아닌 학습이 실제로 이루어지는 과정 중에서 학습자의 활동 맥락이다(성한울, 2018; 조일현, 2015). 여러 정의에 명시적으로 제시되지는 않았으나, 학습분석학에는 온라인, 웹과 같은 디지털 학습 환경을 기반으로 한다는 특징을 내포하고 있다. 전



통적인 면대면 학습에서도 출석, 성적, 학습 계획 등 제한적이지만 유의미한 데이터를 확보할 수 있었지만, 이러한 데이터들은 주로 사후적으로 수집되어 학습에 대해 총괄적이고 대략적인 정보만을 제공한다는 한계가 있다. 컴퓨터를 이용한 디지털 학습에서는 학습자들의 행동과 상호작용에 대한 정보가 로그 데이터의 형태로 기록되기 때문에, 학습자, 교수자, 설계자 등의 모든 학습 참여자들이 활용할 수 있는 데이터의 종류를 풍부하게 하고 범위를 넓혔다. 학습 환경에서 학습과 관련한 데이터를 실시간으로 수집할 수 있게 됨에 따라, 학습 과정 중에 적절한 교수·학습적 처방을 제공하는 것이 가능해진 것이다. 이에 따라, 전통적인 교수설계 모형인 ADDIE(Analysis-Design-Development-Implement-Evaluation)에서 제안한 바와 같이 분석(Analysis), 설계(Design), 개발(Development), 실행(Implement), 평가(Evaluation)가 분리되는 구조가 아니라, 동시적(simultaneous)이며 순환적인(iterative) 과정으로 이루어져 보다 적응적(adaptive)인 교수설계가 점차 현실화되어 가고 있다.

## 2. 데이터 유형 및 연구방법

학습분석학에서 다루어지는 데이터의 유형은 데이터가 지닌 가변적(variable) 특성에 따라 단기간 내에 잘 변하지 않는 정태적(static) 데이터와 학습 과정 중 역동적으로 변화하는 동태적(dynamic) 데이터로 구분된다(조일현, 2015). 정태적 데이터에는 학습자의 인구통계학적 정보, 사전지식 수준, 자기조절학습 능력 등 주로 학습자 개인 특성과 관련된 정보를 포함하며, 동태적 데이터는 학습 과정에서 나타나는 학습자의 행동 특성, 학습자-학습 매체 간의 상호작용 데이터, 생리심리 데이터 등 학습자가 경험하는 일련의 학습 과정을 설명하는 정보를 포함한다. 학습자의 학습 경험에 대한 입체적인 정보를 담고 있는 동태적 데이터는 적절한 전처리(preprocessing) 과정을 거쳐 파생변수를 도출한 후 적절한 분석을 진행할 수 있으므로, 의미를 찾기 어려운 원시 데이터(raw data)에서 유의미한

패턴과 시사점을 탐색해 내는 데 많은 노력을 기울여야 한다. 동태적 데이터는 인지적, 정의적, 행동적 차원에서 학습자의 상태와 반응을 직접적이고 객관적으로 탐구할 수 있는 데이터라는 점에서 연구가능성이 유망한 데이터 유형이다(김지현, 2019)

<표 2> 대표적인 학습분석학 연구방법

구분	대표적 연구방법
예측 (Prediction)	분류(Classifiers)
	회귀(Regressors)
	잠재 지식 추정(Latent knowledge estimation)
구조 분석 (Structure discovery)	군집(Clustering)
	요인 분석(Factor analysis)
	사회 연결망 분석(Social Network Analysis: SNA)
	도메인 구조 분석(Domain structure analysis)
관계 분석 (Relationship mining)	연관 분석(Association rule mining)
	상관 분석(Correlation mining)
	순차 패턴 분석(Sequential pattern mining)
	인과적 데이터 마이닝(Causal data mining)
지식 증류 (Distillation of data for human judgment)	히트맵(heat map)
	학습 곡선(learning curve)
	리노그램(learnograms)
모형 발견 (Discovery with Models)	예측 모형(prediction model)
	관계 분석(relationship mining analysis)

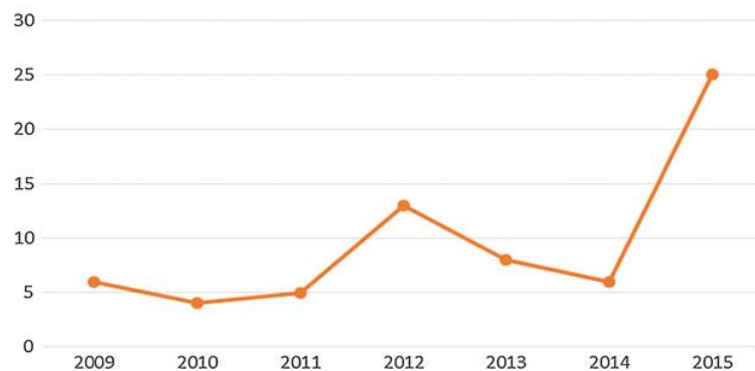
한편, <표 2>는 학습분석학의 대표적인 연구방법을 정리한 것이다. 학습분석학의 연구방법은 크게 예측, 구조 분석, 관계 분석, 지식 증류, 모형 발견 5가지로 나뉜다(Baker & Inventado, 2014). 예측은 가장 널리 사용되는 연구방법으로, 데이터의 한 측면을 예측할 수 있는 모형 개발을 목적으로 한다. 구조 분석은 예측과는 달리 선형적(priori) 전제 없이 데이터의 구조를 탐색한다. 관계 분석은 하나의 데이터 셋 안에서 서로 다른 변인 간의 관계를 탐색하는 것으로, 학습분석학

뿐만 아니라 학습 데이터 마이닝(Educational Data Mining: EDM) 분야에서 널리 사용되는 방법이다. 지식 증류는 학습분석학에서 널리 사용되는 방법으로 학습자의 상호작용을 시각화하여 신속하게 교수·학습적 자료로 활용할 수 있다. 모형 발견은 두 개의 데이터 마이닝 분석방법이 연합하여 작동하는 방법으로, 예측 모형이 가장 일반적으로 적용된다. 이렇듯 학습분석학 범주의 확장으로 학습분석학에서 사용하는 연구방법 또한 점차 다각적으로 변화하며 전문성이 심화되고 있어 보다 풍부한 분석 결과를 기대할 수 있게 되었다.

### 3. 학습분석학 연구 동향

Papamitsiou와 Economides(2016)는 메타분석을 통해 2009년부터 2015년까지의 학습분석학 연구 동향을 분석하였다. [그림 1]은 연도별 학습분석학 관련 연구의 수를 보여주는데, 2011년 호라이즌 리포트에 소개된 이후로 학습분석학과 관련된 연구는 꾸준히 증가해 왔음을 알 수 있다. 한편, <표 3>은 5년 간의 학습분석학 연구에서 채택하고 있는 연구 방법, 학습환경, 연구 목적 및 분석방법의 동향을 분류한 것이다. 먼저, 연구 방법 측면에서는 실험연구가 36.36%로 가장 많은 비중을 차지하였으며, 실증연구(22.73%)와 사례연구가(24.24%)가 뒤따랐다. 이를 통해 학습분석학 영역에서 실험과 실증연구를 통한 탐색적 연구가 활발하게 이루어지고 있음을 확인할 수 있다. 학습 환경 측면에서는 웹 기반 교육(22.73%)과 컴퓨터 기반 교육(24.24%)이 가장 많은 비중을 차지하였다. 게임 기반(6.06%)과 모바일 기반(6.06%) 학습 환경의 경우 아직 그 비중은 적지만 점차 증가하는 추세를 보였다. 연구 목적 측면에서는 성과 예측이 36.36%로 가장 많은 비중을 차지하였으며, 그 다음으로는 학습자/학습자 행동 모델링(27.27%), 평가 개선 및 피드백(22.73%), 중도탈락 예측 및 예방(18.18%)이 많은 비중을 차지하였다. 대체적으로 학업성취와 같은 학습성과 향상과 함께 학습 패턴 개선을 위한 연구가 이루어지고 있음을 알 수 있다. 마지막으로 분석방법 차

원에서는 분류(30.30%) 기법이 가장 많은 비중을 차지했으며, 통계(22.73%) 기법이 뒤따랐다. 그 밖에도 군집화(18.18%)와 텍스트 마이닝(18.18%)이 비교적 높은 비중을 차지했는데, 빅데이터에 기반한 머신러닝 기법을 활용한 분석 기법이 활발하게 이루어지고 있음을 알 수 있다.



[그림 1] 연도별 학습분석학 관련 연구 수

출처: Papamitsiou Z., Economides A. (2016) Learning Analytics for Smart Learning Environments: A Meta-Analysis of Empirical Research Results from 2009 to 2015. In: Spector M., Lockee B., Childress M. (eds) *Learning, Design, and Technology*. Cham: Springer. pp.14.

<표 3> 2009~2015년 학습분석학 연구 분류

연구 방법	연구 수	학습 환경	연구 수	연구 목적	연구 수	분석방법	연구 수
실험연구	24	컴퓨터 기반 교육	16	성과 예측	24	분류	20
사례연구	16	웹 기반 교육	15	학습자/학습자 행동 모델링	18	통계	15
실증연구	15	VLEs/LMSs	12	평가 개선 및 피드백	15	군집화	12
준실험연구	5	MOOC/소셜 러닝/CSCL	10	중도탈락 예측 및 예방	12	텍스트 마이닝	12
설문조사	5	기타	5	참여 및 만족	9	연관 분석	8
종단연구	1	게임 기반 모바일	4	성찰 및 자기 인식 증진	8	회귀분석	7
			4	효과 관찰	5	시각화	7
				사용자 수용	4	사회 연결망 분석	5
				학습 자료 추천	4	모형 발견	3

한편, 모바일 기기 및 웨어러블 기기의 보급과 연구범위의 확장으로 학습분석학의 연구 흐름이 변화하고 있다. 그러나 학습분석학의 정체성과 근본적인 방향성은 학습에 대한 기여로, 교수적 조건, 학습자의 내적 과정 및 학습의 산물과 전략에 유의미한 영향력을 행사할 수 있어야 한다(Gašević, Dawson, & Siemens, 2015). 최근 학습분석학에서는 ‘학습의 최적화’라는 학문의 본질적 목적에 따라 학습자의 심리적 기저 뿐만 아니라 학습 맥락을 보다 잘 표현해줄 수 있는 데이터에 대한 요구가 늘어나고 있다(Spann, Schaeffer, & Siemens, 2017). 이에, 몸짓, 시선 등 행동데이터와 심박변이도(Heart Rate Variability: HRV), 피부전도도(Skin Conductance Response: SCR), 동공반응(pupil reflex) 등과 같은 생리심리(psychophysiology) 데이터를 다각적으로 포괄하는 다중양식 학습분석학(Multimodal Learning Analytics: MMLA)이 대두되고 있다(Blikstein & Worsley, 2016; Ochoa, Worsley, Weibel, & Oviatt, 2016).

생리심리 데이터는 인간의 심리적 상태에 의해 유발되는 생리적 데이터(Turner, 1994)로, 모바일 기기와 웨어러블 디바이스 등의 발달과 보급으로 기존에는 측정할 수 없었던 학습자의 생리적 반응을 보다 자유롭게 측정할 수 있게 되었다(조일현, 2015). 학습자의 인지, 정서, 행동을 비간접적, 연속적, 객관적으로 수집할 수 있다는 점에서 활용의 필요성이 강조되고 있다(Gašević, Dawson, & Siemens, 2015; Ochoa, Worsley, Weibel, & Oviatt, 2016). 학습과정에서 학습자의 역동적인 내적 변화와 반응을 관찰하고 개인별 특성을 이해한다면, 개별화 학습을 위한 교수 전략과 함께 능동적인 자기주도적 학습을 촉진(nudge)할 수 있는 맞춤형 학습 설계가 가능해질 것으로 기대된다(Lee, Kirschner, & Kester, 2016).

학습분석학에서 다루는 데이터의 범위는 점차 넓어지고 있으며, 분석 또한 다각화되고 있다. Guo, Kim 과 Rubin(2014)은 edX MOOCs에서 제공하는 4개 강좌의 690만 건의 동영상 시청 데이터를 사용하였는데, 각 강좌에서 추출한 클릭스트림 데이터를 통해 학습자의 몰입(engagement) 수준을 파악하였다. 몰입은 학생들이 동영상을 시청한 시간과 퀴즈 응시 여부라는 두 가지 변수로 측정하였다. 연구 결과, 동영상 길이가 짧을수록, 슬라이드만 제공하는 것이 아니라 교수자가

직접 등장하는 경우, 스튜디오에서 만들어지기 보다 인간적(personal feel)으로 만들어진 경우, 그리고 교수자가 다소 빠르고 열정적으로 말하는 경우에 학습자들의 몰입 수준이 높은 것으로 나타났다. 이 외에도 판서 유형 사전 제작 여부 등이 몰입 수준에 영향을 미치는 것으로 밝혀졌다. 이를 통해 평면적인 설문조사 데이터나 성과 평가 데이터로는 파악할 수 없는 학습 패턴을 확인할 수 있으며, 교수설계를 위한 구체적인 자원을 확보할 수 있었다.

Gomes, Yassine, Worsley와 Blikstein(2013)은 행동 데이터인 클릭스트림 데이터와 함께 생리심리 데이터인 시선 추적(eye tracking) 데이터를 복합적으로 사용하여 학습자의 과제 수행 패턴에서의 시사점을 도출하고자 하였다. 공간지각 능력, 문제해결능력, 시각적 해석 능력이 요구되는 세 가지의 공학 관련 컴퓨터 게임을 수행하면서 저성과 집단과 고성과 집단의 시선 추적 패턴의 차이를 규명하고자 하였다. 짧은 첫 시선고정(first fixation) 시간은 높은 주의집중 준비도(attentional readiness)와 관련되었으며, 과제 실행 전 마우스를 클릭하는 동안 더 많은 인지 처리 시간을 보내는 것이 밝혀졌다. 이는 학습자에 따라 더 많은 몰입과 사고(reasoning)를 보이는 것으로 나타났다. 한편, 긴 첫 시선고정 시간, 더 많은 마우스 클릭, 그리고 짧은 평균적 시선고정 시간은 “시험과 오류(trial and error)”를 의미하는 것으로 드러났다. 학습자 간 시각처리, 문제 해결 및 주의집중 양상의 차이에 대해 이해할 수 있었으며, 이를 바탕으로 보다 다양한 학습자를 대상으로 한 교육에서 긍정적인 교수설계적 개입이 기대되었다.

학습분석학은 다학제적 성격으로 “중간지대(Middle-Space)”라고 일컬어지기도 하는데(Ochoa, HersHKovitz, Wise, & Knight, 2017), 생리심리 데이터나 데이터 사이언스 기법 등 다양하고 새로운 학문적 접근으로 그 활용 가능성이 매우 유망하다(Blikstein & Worsley, 2016). 확장된 데이터와 다각화된 분석기법은 학습자의 내적 과정과 학습 경험에 대한 심층적인 이해를 가능하게 하며 보다 의미 있는 교수·학습 설계 및 처방을 지원한다. 학습분석학 연구는 아직 탐색적인 단계에 머물러 있지만, 학습과 학습자에 대한 객관적이면서도 심층적인 통찰을 얻을 수 있다는 점에서 매우 중요한 학문이다.

## B. 동영상 기반 학습

### 1. 개념과 특성

동영상은 텍스트, 그림, 또는 소리 등의 시청각 정보를 결합하여 학습자의 집중과 몰입을 향상시킬 수 있는 효과적인 교수·학습 매체이며(Maniar, Bennett, Hand, & Allan, 2008), 동영상 기반 학습(video-based learning: VBL)은 동영상을 활용한 학습을 일컫는다. 동영상 기반 학습이 지닌 효과적인 기술 향상적 특징(Technology-Enhanced Learning: TEL)은 언제 어디서든 학습할 수 있는 학습 환경을 지원하였다(Clark & Mayer, 2016). 이러한 유비쿼터스적(ubiquitous) 특징은 역전학습(Flipped learning), MOOCs, 비형식 학습(informal learning) 등 다양한 학습 환경에서 발휘되고 있으며, 최근 몇 년간 동영상 기반 학습에 대한 관심은 더욱 증가했다. [그림 2]는 2000년부터 2012년까지 이루어진 동영상 기반 학습에 대한 연구의 문헌 수를 나타내는데, 이를 통해 동영상 기반 학습에 대한 관심이 지속적으로, 또 큰 폭으로 증가해 왔음을 알 수 있다(Giannakos, 2013; Veletsianos & Shepherdson, 2016). 교수·학습 설계에서 동영상 기반 학습을 전략적으로 활용한다면 학업성취 뿐 아니라 학습만족, 몰입 등의 다양한 학습성과를 향상시키는 강력하고 풍부한 모형의 설계가 가능할 것이다(Albó, Hernández-Leo, Barcelo, & Sanabria-Russo, 2016).

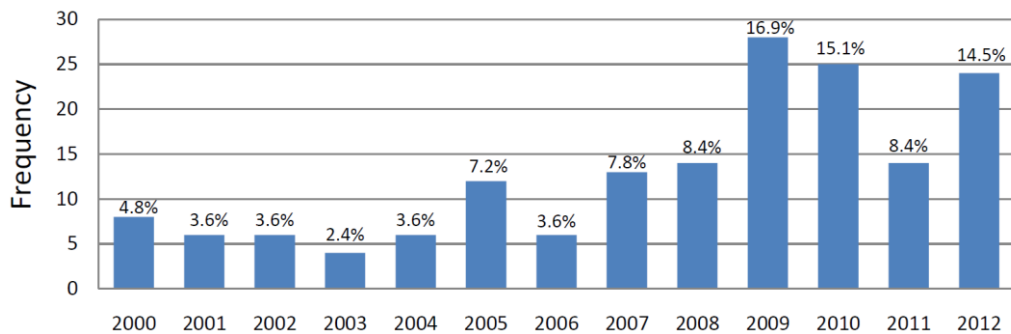


Figure 2: The number of research papers published on video-based learning every year

#### [그림 2] 연도별 동영상 기반 학습에 대한 연구 문헌 수

출처: Giannakos, M. (2013). Exploring the video-based learning research: A review of the literature. *British Journal of Educational Technology*, 44(6), E191–E195. pp. E192.

동영상 기반 학습은 효과적으로 학습자의 주의를 집중시키고, 멀티미디어적 정보 전달이 가능해 의미 전달력이 뛰어나다. 동영상 기반 학습의 콘텐츠적 특징은 다음과 같다(이주현, 2008). 첫째, 수업을 반복하여 볼 수 있으므로 학습자의 개념 이해에 보다 많은 도움을 줄 수 있어 흥미를 높일 수 있다. 둘째, 시각과 청각을 동시에 지닌 시청각 매체이므로 학습자의 주의를 끌기에 다른 매체에 비하여 효과적이다. 셋째, 넓은 교실에서 수업할 경우 뒷자리의 학생들은 칠판이나 화면 등이 멀어 수업의 내용을 자세히 볼 수 없기 때문에 집중력과 이해력이 떨어질 수 있다. 그러나 동영상 기반 학습을 통한 수업은 학습자로 하여금 동영상 플레이어에서 제공하는 멈춤 기능, 반복 기능과 더불어 교사의 시범을 가까이에서 볼 수 있으므로 주의 집중이 잘 될 수 있다. 이에 더해, 동영상 기반 학습은 학습 과정에서 일어나는 모든 활동은 로그 데이터의 형태로 웹 서버에 저장 가능하다는 기술적 특징을 지닌다. 대표적으로 클릭스트림(clickstream) 데이터가 이에 해당하는데, 키보드, 마우스, 터치스크린 등의 입력 도구를 활용하여 학습 과정에 대한 기록을 남길 수 있다. 이렇게 남겨진 로그데이터는 학습자의 행동 뿐 아니라 심리적 기제를 해석하는 자료로 활용될 수 있다.



## 2. 동영상 기반 학습과 학습분석학

기술 상호작용적 특징을 지니는 동영상 기반 학습 환경에서는 전통적인 면대면 학습 환경에 비해 더욱 풍부한 데이터를 얻을 수 있어, 학습분석학적 접근을 통한 연구가 늘어나고 있다. 동영상 기반 학습은 주로 학습관리시스템이나 가상 학습환경(Virtual Learning Environment: VLE)과 같은 온라인 상의 플랫폼에서 이루어지기 때문에 학습자의 학습 흔적(learning traces)을 저장하고 수집하는 것이 비교적 쉽다(Clouw, 2012). 이와 관련한 연구는 MOOCs 등의 온라인 플랫폼에 축적된 클릭스트림(clickstream) 데이터, 토론방 게시글, 로그인 빈도 등을 중심으로 이루어져 왔으며(Guo, Kim, & Rubin, 2014; Kim, Guo, Seaton, Mitros, Gajos, & Miller, 2014), 최근에는 머신러닝(machine learning), 딥러닝(deep learning)과 같은 고도화된 알고리즘을 이용한 분석으로까지 확장되고 있다(Huang, Piech, Nguyen, & Guibas, 2013; Wang, Sy, Liu, & Piech, 2017)

MOOCs는 학습자의 데이터를 수집하고 분석하여 맞춤형 처방을 제공할 수 있는 동영상 기반 학습의 대표적인 형태이다 (Schroeder, 2009; Coffrin, Corrin, Barba, & Kennedy, 2014). Fournier, Kop와 Sitlia(2011)는 MOOCs의 맥락에서 학습분석학이 지닌 교수·학습적 의미에 대해 정의하고, 적용할 수 있는 학습분석학적 연구 방법론을 실증적으로 적용하였다. 1,641명을 대상으로 학습에 대한 참여, 사회적 연결(social connection)에 대한 데이터를 수집하였고, 양적(quantitative) 및 질적(qualitative) 접근의 혼합을 바탕으로 사회 연결망 분석(Social Network Analysis: SNA)과 시각화 기법을 이용해 데이터를 분석하였다. 이때, 수집된 질적 데이터로는 학습 활동을 하거나 강좌에 참여하는 과정을 관찰한 것과 강좌 마지막 주에 실시한 포커스 그룹 인터뷰(focus group interview: FGI) 내용이 있고, 온라인 양적 데이터로는 출석 관련 정보를 포함해, 학습 자료에 대한 사용과 방문 정도, 강좌 활동에 대한 정보 및 토론방에서 일어난 논의 등이 있다. 연구 결과, 양적 데이터는 평가, 학습 활동에 대한 보고 등 기본적인 정보를 제공한다는 것과 질적 데이터는 학습에 대한 기여나 어떤 아이디어, 생각, 정보, 도구, 및 경험이 학습을 촉진하는지에 대해 탐색할 수 있는지를 밝혔다. 이

를 통해 데이터 분석을 보다 심도 있고 넓게 시행하기 위해 혼합적 접근법(mixed method)이 효과적임을 강조하였으며, 동영상 기반 학습이 제공하는 데이터에 대한 다각적인 접근의 필요성을 시사하였다.

성한올과 조일현(2018)은 온라인 동영상 학습 상황에서 학습자의 행동 로그, 생리심리반응 및 실험불안을 통한 다중형식 학업성취 예측모형 개발을 시도하였다. 다각화되는 학습 환경에서 학습이 진행됨에 따라 시시각각 변화하는 학습자의 심리 기제를 이해하고, 학업성취에 따른 적합한 교수·학습적 처방을 제공하기 위해 성질이 다른 여러 데이터를 복합적으로 분석하고자 한 것이다. 이 연구에서는 크게 세 가지 유형의 데이터를 사용하였는데, 첫째, 학습자가 온라인 동영상 학습 콘텐츠와 상호작용하며 남기는 행동 로그 데이터, 둘째, 웨어러블 디바이스를 통해 비간접적으로 수집한 심박변이도 데이터, 셋째, 학습 후 응시하는 시험에서 학습자가 느끼는 시험불안을 측정하기 위한 설문조사 데이터가 그것이다. 분석 결과, 행동 로그 변인과 생리심리반응 변인은 학업성취를 유의하게 예측하였다. 학습 콘텐츠의 재생 반복 시간이 짧을수록, 학습 시 심박이 낮을수록, 시험 시 심박이 높을수록 학업성취 점수는 높게 나타났다. 시험불안 변인은 학업성취를 유의하게 예측하지 못했다. 이 연구에서 시험불안 변인은 유의한 결과를 내지 못했으나, 설문조사 데이터에 보완적으로 활용할 수 있는 행동 로그와 생리심리 반응 데이터에 대한 활용 가능성을 확인할 수 있었다.

온라인, 웹 등을 통한 디지털 환경의 학습이 확산됨에 따라 학습 과정 중에 발생하는 다양한 데이터의 수집 가능성과 기회가 증가하고 있다. 하지만, 동영상 기반 학습 맥락에서 학습분석학을 접목하여 발생가능한 데이터에 대한 다각적인 접근을 시도한 실증 연구는 미흡한 실정이다. 학습자의 행동적, 인지적, 정서적인 영역에 대한 통합적 차원에서의 분석을 제시하기 위해, 동영상 기반 학습에서 발생하는 여러 데이터를 학습분석학적 관점에서 실증적으로 접근할 필요가 있다. 즉, 동영상 기반 학습이라는 맥락 특수적인 학습 환경에서 학업성취 향상을 지원하기 위해 다차원적인 데이터 기반(data driven) 교수·학습적 처방 자원이 요구된다.

## C. 지각된 어포던스

### 1. 개념과 특성

#### 가. 어포던스

어포던스는 ‘부여하다’, ‘제공하다’, ‘~할 여유가 있다’의 의미를 지닌 동사 ‘afford’를 그 어원으로 두고 있다. 인지심리학, 인간 컴퓨터 상호작용, 인터랙션 디자인 및 인공지능학 분야에서는 ‘서로 다른 개념을 연결하는 것’이라는 뜻으로 쓰이기도 한다. 즉 객체와 주체 사이에 관계에 따라 발생 가능한 사용(uses), 동작(actions) 및 기능(functions) 등의 연계적 가능성을 내포한다(강숙정, 2014). Gibson(1979)은 그의 저서 ‘The Ecological Approach to Visual Perception’에서 처음 어포던스라는 용어를 만들어 생태심리학적 관점으로 제시하였다. 어포던스를 환경 안에 내재된 의미를 생명체가 찾아낸다는 개념에 기반하여, 환경과 생명체 사이에서 실행할 수 있는 속성이자 생명체를 둘러싼 환경이 제공하고 자극하는 모든 것을 지칭하는 용어로 사용하였다. 어포던스는 개인(주체, 행위자)이 환경(객체, 세계)으로부터 제공받는 행위유발성(action possibility)를 말하며, 생명체에게 제공되는 좋거나 좋지 않은 모든 것을 포함하는 환경과 생명체 간의 상보적(complementarity) 관계에 대한 설명이다(이나현, 2014; Gibson, 1979).

Gibson(1979)이 제시한 어포던스는 세 가지의 기본 특성을 지닌다. 첫째, 어포던스는 특정 행위자의 행위능력과 관련하여 존재한다. 둘째, 어포던스는 행위자가 어포던스를 지각하는 능력과는 별개로 존재한다. 셋째, 어포던스는 행위자의 요구나 목적이 변해도 바뀌지 않는다(McGrenere & Ho, 2000). 이러한 Gibson(1979)의 어포던스는 환경에 내재한 절대적인 속성으로 나름의 의미를 지닌 정보를 포함한다. 행위자는 환경과 직접적으로 상호작용하면서 환경으로부터

자극을 제공받는데, 이때 발생하는 자극은 행위자의 내적인 과정을 거치지 않고 정보 그 자체를 직접 지각(direct perception)하게 된다. 이는 행위자로서의 생명체는 환경의 자극을 단순히 수용하는 것에 그치는 것이 아니라 환경 안에 존재하는 특성과 정보를 감각기관을 통해 직접 받아드리고 능동적인 행위를 유발하는 중요한 것으로 여긴다. 이는 환경이 행위자로 하여금 어떠한 행동을 유발하게 하는 특정 정보 및 자극이 존재할 때만 가능하며, 행위자는 환경으로부터 행위가능성을 제공받는다(나일주, 2011; McGrenere & Ho, 2000).

특히, 환경에 대한 직접지각이론은 Gibson(1979)의 어포던스를 설명하는 중요한 특성이다. 이에 따르면 행위자-환경 상호작용에서 발생하는 지식은 행위자의 기억, 추론, 재현, 경험 등 내적 조작(internal operation)을 거치지 않고 환경이 내포하는 풍부한 정보를 곧바로 지각한다. 어포던스의 지각은 환경을 구성하는 모든 정보로부터 직접 습득하는 과정에서 발생하게 되는 것이다(Raudaskoski, 2003). Gibson(1979)의 어포던스는 환경이 행위자에게 제공하는 것, 주어지는 것, 갖춰주는 것이라고 할 수 있다. 어포던스는 행위자의 경험, 문화와는 독립적으로 존재하며, 행위자가 환경에 대한 정보를 구별하는 어포던스의 인식은 환경과 사용자 사이의 물리적인 관계이며, 어포던스를 인식하는 능력은 학습자에게 달려 있다(전미경, 2016; McGrenere & Ho, 2000).

## 나. 지각된 어포던스

생태심리학적 관점에서 출발한 Gibson(1979)의 어포던스는 환경에 독립적으로 존재하는 내재적인 특성이라는 개념이었으나, Norman(1988)은 Gibson(1979)의 어포던스 개념을 발전시켜 인지심리학적 관점에서 행위자가 환경을 지각하는 실체의 속성을 의미하는 개념으로 지각된 어포던스를 제시하였다(Park & Song, 2015). 그에 따르면 어포던스는 사물이 제공하는 실제적(물리적) 어포던스와 행위자에 의해 지각된(인지적) 어포던스로 구분된다. 실제적 어포던스는 행위자로

하여금 어떠한 것을 작동시키거나 조절할 수 있게 하는 물리적 특성으로, 그것을 이해하거나 읽을 수 있는 속성을 지니지 않는다. 지각된 어포던스는 도구 및 환경의 외양에 내재한 특성으로 행위자의 시각을 통해 도구를 실행, 작동하거나 정보를 암시, 이해할 수 있도록 하는 특성을 말한다. 어포던스의 존재 그 자체는 의미를 지니지 않으며, 어포던스는 행위자에 의해 지각될 때에만 의미를 갖는다(Park & Song, 2015). 지각된 어포던스는 실제적 어포던스와 달리 행위자가 행동을 할 수 있도록 이끈다는 점에서 더욱 중요하다.

직접지각이론에 기반한 Gibson(1979)의 어포던스와 달리, Norman(1988)의 어포던스는 환경이 제시하는 속성을 행위자의 인지처리 과정을 통해 지각하여 특정한 행동을 하도록 유발하는 것을 의미한다. 예를 들어, 문을 여는 행위를 할 때, 행위자는 문고리로부터 정보를 인식하고, 지각을 통해 문고리를 잡고 돌려 문을 열거나 닫는 행동을 유발한다. 어포던스는 환경이 내포한 정보로서, 행위자는 환경 및 도구를 활용하기 위한 실제적이고 가시적인 단서로서 이 정보를 제공받게 된다. 행동은 행위자의 인지적 지각의 결과로서 나타나게 되므로, 지각된 어포던스는 행위자 개인의 지식, 경험, 문화 및 가치관 등에 따라 다르게 나타난다. 따라서 지각된 어포던스는 환경이나 사물에 내재하여 행위자로 하여금 적절한 행동을 암시하거나 지각시키는 특성을 말한다. 행위자는 환경 및 사물이 제공하는 정보를 통해 행위가능성을 지각할 수 있어야 하기 때문에 만약 행위자가 정보를 지각하지 못하면 어포던스는 존재하지 않는 것과 다름없다(송해덕, 박형주, 2009; 황윤자, 2013).

또한, 어포던스는 행위자에 의해 올바르게 지각될 때에만 의미를 지닌다. 행위자의 의도와 환경 및 사물의 목적성이 부합하는 경우에만 어포던스가 효과적으로 발현되었다고 보는 것이다. 모든 환경은 행위자에게 자극을 제공하지만, 행위자가 기대하는 목적에 부합하지 않아 의도한 행동에 영향을 미치지 못하는 경우, 어포던스는 지각되지 않은 것과 같다. 따라서 환경이 제공하는 정보가 유의미하기 위해서 환경이나 도구는 행위자에게 올바른 행동을 유도할 수 있도록 합목적적으로 설계되어야 한다(박형주, 2012).

이상 살펴본 Gibson(1979)의 어포던스와 Norman(1988)의 어포던스 개념을

정리해보면 <표 4>와 같다.

<표 4> Gibson과 Norman의 어포던스 비교

구분	Gibson(1979)	Norman(1988)
배경	생태심리학	인지심리학
정의	환경에 내재된 행동 가능성	사용 방법을 암시하는 도구의 성질
특징	<ul style="list-style-type: none"> <li>· 행위자의 행동가능성(action capability)과 관련된 환경에 내재한 제안 또는 행위유발성(action possibility)</li> <li>· 행위자의 경험, 지식, 문화 또는 지각 능력과 독립적</li> <li>· 이분법적 존재론 - 어포던스는 존재하거나 존재하지 않음</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>· 실제로 존재하거나 존재하지 않는 지각된 속성</li> <li>· 환경 및 도구의 활용과 관련한 제안 또는 단서</li> <li>· 행위자의 경험, 지식 또는 문화에 의존적</li> <li>· 어포던스는 행위를 어렵거나 쉽게 만들 수 있음</li> <li>· 유형: 실제적 어포던스, 지각된 어포던스</li> </ul>

출처: McGrenere, J., & Ho, W. (2000). Affordances: Clarifying and evolving a concept. *In Proceedings of Graphics Interface 2000*, 179-186. p. 3. 일부 수정.

## 2. 지각된 어포던스와 학업성취

대부분의 교육 맥락 연구에서는 어포던스와 지각된 어포던스의 개념을 구분하지 않고 사용해왔다(김문석, 서영호, 이재경, 엄주희, 2015; 송해덕, 박형주, 2009; Grgic, Still, & Still, 2016; Kirschner, Strijbos, Kreijns, & Beers, 2004; Park & Song, 2015; Robertson, 2011). 학습에 있어서 어포던스 또는 지각된 어포던스는 학습과 관련된 행동을 결정하는 객체의 속성이자 객체의 속성과 학습자와의 관계로 이해된다(김선영, 2016; kischner, 2002). 따라서 두 개념 모두 학습자가 학습 목적에 도달할 수 있도록 학습 행동을 지원하는 중요한 교육적 기능의 특징으로 사용되고 있다(Kischner, Strijbos, Kerijos, & Beers, 2004). 동영상 기반 학습과 같이 교수자와 분리되어 학습자 스스로 학습을 이끌어 나가야 하는 학습

환경에서는 학습자의 자발적이고 적극적인 학습행동을 유발할 수 있도록 지원하는 지각된 어포던스가 더욱 중요하다(김문석, 서영호, 이재경, 엄주희, 2015).

그동안 교육맥락에서 학업성취와 관련된 지각된 어포던스 연구는 자기주도학습, 학습만족도 등 정의적 영역에서의 학습성과 변인 축진을 통한 학습자의 학업성취를 향상을 주로 다루었다. Robertson(2011)은 블로그의 교육적 어포던스를 통해 지원적 사회 환경(supportive social environment)에서 학업성취 증진을 위한 자기주도적 학습을 촉진하고자 하였다. 113명의 학습자가 작성한 활동 기록을 질적으로 분석하여, 어떤 블로그 활동이 인지적, 사회적, 자기주도적 차원에서 학습자와 교수자를 지원할 수 있는지에 대한 교육적 어포던스 프레임워크를 제시하였다. 학습을 지원하는 프레임워크는 학습 커뮤니티를 기반으로 이루어지는데, 한 명의 교사와 한 명 이상의 동료학습자로 구성될 수 있다. 학습자는 블로그의 게시, 읽기, 코멘트 등의 기능을 활용하여 적극적으로 학습에 참여할 수 있으며, 개별학습자의 학습은 인지적 기술, 자기주도적 학습, 사회적 참여 및 사회적 참여를 통한 자기주도적 학습 네 가지 유형의 학습 활동으로 구분된다. 컴퓨터 기반 학습에서의 블로그는 학습자의 학습 계획, 기술 향상, 목표 달성, 과제 난이도 평가, 진행 상황 모니터링 등 전반적인 학습을 지원하는 도구로 사용되었다. 블로그의 어포던스 향상을 위한 프레임 워크 개발을 통해 컴퓨터 기반 학습 맥락에 최적화된 교수설계 방안을 제시하고자 하였다. 황윤자와 성은모(2016)는 성공적인 학업성취를 지원하기 위해 디지털 교과서를 보다 능동적으로 학습하고 학습자가 자기주도적으로 사용할 수 있도록 디지털 교과서의 어포던스 문제점을 파악하고 개선하고자 하였다. 초등학교 4학년 학생 10명을 대상으로 과업 수행과정을 관찰하고 면담을 진행하여 디지털 교과서의 물리적, 감각적, 인지적 차원에서 어포던스 문제점을 분석하였다. 분석 결과, 물리적 어포던스의 경우 첫째, 메뉴 조작의 어려움을 개선하고, 둘째, 메뉴와 이미지를 일관성 있게 배치하고, 셋째, 페이지 터치 시 의도하는 대로 넘어갈 수 있도록 수정하였다. 감각적 어포던스의 경우 도움말 기능을 바로 찾을 수 있도록 배치를 변경하였다. 인지적 어포던스의 경우 첫째, 조작 버튼과 메뉴에 대한 충분한 도움말을 제공하고, 둘째, 버튼의 혼동을 없애고, 셋째, 동영상에 대한 단서를 제공하여 동영상 학습을 지나치지 않도록 수정하였다.



어포던스 유형별 문제점 분석과 수정을 통해 디지털 교과서를 보다 구체적이며 체계적으로 개선하고 효과적인 자기주도적 학습을 촉진하고자 하였다. 적절한 어포던스 설계를 통해 긍정적인 학습 경험으로 연계될 수 있는 학습행동과 상호작용 전략을 도출하고자 했다는 점에서 시사점을 갖는다.

자기주도적 학습이 효과적인 어포던스 지각의 목적적 성격을 지닌 학습성과 변인이라면, 학습만족도는 어포던스 지각의 결과적 성격을 지닌 학습성과 변인이다. Goel, Johnson, Junglas와 Ives(2013)는 가상세계(virtual world)에서 협력적 과제를 수행할 때 성공적인 학업성취에 전제하며 학습에 영향을 미치는 환경적 특성을 규명하고자 하였다. 어포던스는 환경이 학습자의 행동을 유발하는 단서에 대한 인식으로 보고, 가상세계에서 학습에 영향을 미치는 단서들을 설명하기 위한 모형을 개발하였다. 맥락과 사회적 축진을 통해 가상세계가 제공하는 상황성(situativity)에 초점을 두고, 가상세계의 인공물들과 단서들이 어떻게 학습들이 가상세계에서의 조건과 상호작용을 쉽게 만드는지 확인하였다. 이를 바탕으로 학습자의 정신적 상태와, 인지된 학습, 학습만족도 및 과제 참여에 미치는 영향을 예측하였다. 연구는 가상세계 학습 환경의 실험을 통해 이루어졌으며 분석 결과, 측정모형과 구조모형을 통해 변인 간 새로운 관계성을 밝혔다. 가상세계라는 특수하지만 확산되는 학습환경에서 환경의 속성을 단순히 기술적 특징으로 본 것이 아니라, 그것을 인식하는 학습자의 주관성에 초점을 맞추었다. 더욱이 학습자의 상태에 영향을 미칠 수 있는 개인의 인지적 몰입(cognitive absorption)을 통해 학업성취에 선행하는 학습만족도를 예측했다는 점에서 시사점을 갖는다. 국내에서는 김문석, 서영호, 이재경, 엄주희(2015)가 학습자의 학습성과 및 학습만족도를 높이기 위한 방법으로 홀로그램 기반 온라인 학습콘텐츠 인터페이스의 사용용이성과 학습자의 어포던스 구축 방안을 모색하였다. 이를 위해 홀로그램의 실재감, 어포던스, 지각된 사용용이성 간의 관계를 실험과 설문조사의 방법으로 규명하고자 하였다. 학습자의 학습성과 및 학습만족도와 관련된 요인으로 사용용이성을 설정하고, 사용용이성에 영향을 미치는 변인으로서 홀로그램의 실재감과 그에 따른 어포던스의 관계를 실증적으로 확인한 것이다. 연구 결과, 홀로그램의 실재감은 학습자의 인지적, 감각적, 물리적 어포던스에 영향을 미치며, 홀로그램의 실재감



에 따른 어포던스는 학습자의 지각된 사용용이성에 영향을 미치는 것으로 나타났다. 학습자와 이러닝 콘텐츠와의 관계를 일방향적 정보전달 과정으로 여기지 않고, 학습자-인터페이스 간의 적극적인 상호작용 과정으로 보고 학업성취를 포함한 학습성과 향상을 위한 전략을 탐색했다는 점에서 큰 의미를 갖는다.

지각된 어포던스와 학업성취와의 관계에 대한 연구는 주로 학업성취를 포괄하는 학습성과 향상을 위한 학습 콘텐츠 및 매체에 대한 어포던스 설계 개선에 초점을 맞추어 이루어졌다(이나현, 송해덕, 2015; 황윤자, 김성미, 2014; Bower, 2008; Gros & García-Peñalvo, 2016; Kirschner, Strijbos, Kreijns, & Beers, 2004; Park & Song, 2015). 학업성취는 학습의 결과로써(Ary, Jacobs, & Razavieh, 2002), 학습의 효과성과 성공여부를 판단하는 핵심적인 변인이다. 학업성취는 학습자가 학습 경험을 어떻게 지각하느냐에 따라 달라지는데, 학습 경험에 대한 학습자의 지각은 지각된 어포던스로 설명할 수 있다. 즉, 학업성취에 중요한 영향을 미치는 요인으로서 지각된 어포던스를 고려할 필요가 있다는 것이다. 하지만, 학업성취와 지각된 어포던스 간의 직접적인 관계를 실증적으로 탐색하고 규명한 연구는 미미한 실정이다. 학습자 개인에 따라 차별적으로 지각될 수 있는 지각적 어포던스의 속성을 고려할 때, 학업성취 증진을 위해서는 학습 내용 및 학습자 집단 별 경향성과 개인별 특이성을 고려한 지각된 어포던스 설계 전략의 도입이 필요하다. 학습 콘텐츠 및 매체의 구성과 요소에 대한 단편적인 설계 개선에 그치는 것이 아니라, 학습 환경에서 수집 가능한 다양한 데이터를 복합적으로 분석하여 보다 정확하고 맥락적인 차원에의 어포던스 설계 자원 마련이 요구된다.

## D. 행동 로그

### 1. 개념과 특성

활용 가능한 데이터의 유형이 다양해지고, 그 규모가 커지면서 다양한 영역에서 데이터 수집을 통한 연구 방법이 주목받고 있다(Sinickas, 2007; Gofton, 1999). 학습 분야에서는 데이터 마이닝 기법과 통계적 방법의 적용에 대한 논의가 급격하게 늘어나면서, 데이터 분석과 해석에 대한 요구와 관심이 증가하고 있다(Romero & Ventura, 2007). 데이터 수집 및 분석을 통한 학습자 해석은 일반적으로 설문조사 방법에 비해 훨씬 더 많은 처리 과정이 필요하지만 보다 객관적이고 비간접적인 접근법이라는 점에서 각광을 받고 있다(Pahl, 2004).

웹 로그는 가장 대표적으로 다뤄지는 분석 데이터 형태로(Black, Dawson, & Priem, 2008), 웹 기반 환경에서 이루어지는 모든 작업에 대한 기록이다(남궁영, 2005). 그 중에서도 행동 로그는 학습자가 웹 기반 학습 환경에서 학습을 진행하며 남기게 되는 로그 파일 형태의 데이터를 의미한다(성한울, 조일현, 2018). 많은 연구들에서 웹 로그를 이용하여 학습자의 행동을 분석하고 미래의 성취를 예측하는 연구가 수행되고 있으며, 교육적 문제를 해결하기 위해 웹 로그를 활용한 적용방법을 시도하고 있다(Jo, Park, Kim, & Song, 2014). 이렇듯 행동 로그는 교수가 학습자의 학습 상황을 직접 관찰할 수 없는 웹 기반 환경에서 강력한 분석 자료의 역할을 할 수 있다. 예를 들어, 동영상 기반 학습에서 학습자는 학습 동영상 재생/정지, 학습 자료 클릭, 동영상과 관련된 코멘트(댓글) 등록 등의 다양한 행동을 하며, 학습자의 모든 행동은 로그 데이터의 형태로 저장된다. 저장된 행동 로그는 학습자의 학습 활동을 그대로 보여주며 교수·학습적 분석을 위한 풍부한 자원이 된다.

온라인 학습 환경에서 행동 로그가 주로 저장되는 곳은 LMS로, 학습자의 행동 로그에 대한 연구는 LMS 맥락을 중심으로 활발하게 이루어지고 있다(Lonn & Teasley, 2009; Park & Jo, 2017; Park, Yu, & Jo, 2016; You, 2016). LMS는 웹 기반 교육용 플랫폼으로서 ‘온라인 학습 환경에서 학습자의 학습을 지원하고 관리하는 시스템’으로 정의된다(Watson & Watson, 2007). 대다수의 대학에서는 온라인 학습을 지원하기 위하여 기본적인 학습지원 및 관리 기능을 플랫폼 형식으로 지원해주는 LMS를 구축하고 있다(이준, 2004). LMS의 활용은 기존 오프라인 강의에서 사용할 수 없었던 온라인 토론, Wiki, 자료실 등의 다양한 학습 지원 기

능을 수행할 수 있다는 점에서 많은 장점을 가지고 있다. 또한, 온라인 학습 환경 기반의 수업과 관련된 총체적인 지원이 가능한 소프트웨어로서 LMS는 학습자, 교수자, 운영자 모두에게 다양한 기능을 제공할 수 있다.

수집된 행동 로그 데이터는 전처리 과정을 통해 여러 파생변수를 산출해낼 수 있다. 이를 통해 성과 예측, 군집화, 관계 분석 및 상호작용 분석 등 다양한 분석이 가능해진다(이혜윤, 2016). 구체적인 데이터와 연구 맥락은 다르지만, 대부분의 행동로그 연구에서는 주로 빈도(frequency), 지속시간(duration), 규칙성(regularity)의 개념을 적용하여 행동 로그 데이터를 분석하였다(Jo, Kim & yoon, 2014; Romero, Ventura, & Garcia, 2008; Talavera & Gaudioso, 2004). 학습 활동에 대한 빈도는 학습자가 얼마나 자주 학습에 참여하였는지를 나타내는 지표이며, 지속시간은 학습자가 학습에 참여한 시간을 의미한다. 규칙성은 시간 관리 전략 중 ‘규칙적 학습 참여’의 항목에서 파생된 개념으로(조일현, 김정현, 2013), 학습자가 학습에 얼마나 규칙적으로 참여하는지를 나타낸다. 학습에 대한 빈도, 지속시간, 규칙성은 모두 학습성과 변인 중 학업성취에 강한 영향을 미치는 변인으로 알려져 있다(Davies & Graff, 2005; Gettinger, 1984; Rau & Durand, 2000; Thurmond, Wambach, Connor, & Frey, 2002). 이상의 세 가지 파생변수를 복합적으로 분석한다면 학습자의 학습 활동과 과정에 대한 입체적인 분석이 가능할 것으로 기대된다.

## 2. 행동 로그와 지각된 어포던스

어포던스는 행위자의 행동을 유도하는 행위 유발 가능성으로, 행위자의 목적과 과제 달성을 지원하는 기술적(technological) 환경의 기능성 특성이다. 행위자는 그들의 목적이라는 맥락에서만 행동을 취하게 되는데, 행동 자체에는 어떤 특정한 의미가 포함되지 않는다. 하지만, 행위자의 지각과정을 통해 어포던스는 행위자와 환경을 상호작용하게 함으로써 행위자의 목적과 동기를 유의미하게 포괄한다

(Mesgari, Okoli, & Ortiz de Guinea, 2015). 지각된 어포던스를 실증적으로 추출하기 위해서는 기술적 환경의 도메인(domain)과 상호작용하는 행위자의 행동을 고려할 수 있다(Heft, 2003). 환경과의 상호작용 과정에서 발생하는 유의미한 행동을 통해 지각된 어포던스를 관찰할 수 있다는 것이다. 어포던스는 본질적으로 기능적이기 때문에, 환경과의 상호작용 과정에 직접적인 영향을 미치는 지각된 어포던스는 행동이 발생하는 사회적 맥락 뿐 아니라 행위자의 측면에서도 고려되어야 한다.

로그 데이터는 지각된 어포던스를 추출할 수 있는 대표적인 변인이다. 로그 데이터가 가리키는 활동은 모든 행위자들에게 동일한 의미를 전달하는 것으로 전제된다(Mesgari, Okoli, & Ortiz de Guinea, 2015). 특정 로그 데이터가 가리키는 학습자의 행동은 학습환경과의 상호작용에서 발생하는 인지적 정보처리 과정과 의도성을 내포한다. 특정 행동에 대한 로그 데이터는 행위자와 관계된 환경에 대한 행위유발성을 암시한다. 학습의 맥락에서는 학습 환경에서의 학습자 행동 로그 데이터를 수집하고 분석하여 특정 학습 환경에 적응하는 학습 행동 유형을 규명할 수 있다(Mesgari & Okoli, 2015). 즉, 행동의 유형 및 수준을 나타내는 행동로그 데이터를 통해 지각된 어포던스를 구체화할 수 있다는 것이다.

Dodson, Roll, Fong, Yoon, Harandi과 Fels(2018)은 어포던스의 지각을 능동적인 학습을 위한 과정으로 보았다. 능동적인 학습자는 학습 대상과 환경에 내재된 어포던스를 활용하여 자신의 학습을 통제하는데, 학습에 대한 조절은 학습자의 지식이나 목표에 따라 달라진다. 즉, 학습자의 경험과 인지과정에 의해 어포던스의 지각이 이루어지며, 지각된 어포던스가 능동적인 학습에 영향을 미친다는 것이다. 이들은 상호작용을 지원하는 동영상 플레이어를 활용한 학습 상황에서 학습자들이 생성하는 다양한 활동적 시청(active viewing) 활동을 규명하였다. 동영상 기반 학습에서의 활동적 시청의 유형은 상호작용 행동(interactive behaviors), 건설적 행동(constructive behaviors), 활동적 행동(active behavior), 소극적 행동(passive behavior)으로 구분하고, 학습자 행동과 관련된 학습 행동을 행동 로그의 형태로 제시하였다. 건설적 행동과 관련된 행동로그로는 강조(highlighting), 필기(note taking), 활동적 행동과 관련된 행동로그로는 재생 속도 변경

(changing playback speed), 재시청(re-watching), 일시정지(pausing), 소극적 행동과 관련된 행동로그로는 동영상 시청(watching video)으로 나누어 분석하였다. 학습자들은 주기적으로 건설적 행동과 활동적 행동을 하며 동영상 기반 학습에 적극적으로 참여하였는데, 이를 통해 학습자들이 지각된 어포던스를 통해 능동적으로 학습하는 것을 알 수 있었다. 이때, 학습자를 소극적 학습자, 적극적 학습자 등으로 구분하지 않는 것이 중요하였는데, 한 학습자의 학습 과정에는 여러 형태의 학습 행동이 다양하게 이루어지기 때문에, 학습자 행동에 대한 단편적인 판단이 아닌 총체적인 통찰이 필요함을 시사하였다. Mesgari, Okoli와 Ortiz de Guinea(2015)는 학습 맥락에서 환경과 환경을 지각하는 학습자 간의 기술 의미 창출(technology sensemaking) 관계에 초점을 두고 개념적, 분석적 차원에서 접근하였다. 연구는 Moodle 환경에서 양적 방법과 질적 방법을 혼합하여 진행하였는데, 학습자가 지각한 어포던스를 추출하는 수단으로 로그 데이터를 사용하였다. 학습자들의 로그 데이터는 내용 접근(content access), 제출(submission), 의사소통(communication), 연습(practice), 피드백(feedback)이라는 5가지 유형으로 구분되었으며, 군집분석을 통해 군집 별 로그 데이터의 경향성을 시각적으로 확인하였다. 분석 결과, 의사소통을 제외한 4개 유형에서 학습자 군집 간 유의한 차이가 나타났고, 사후 검정을 통해 3개 군집 각각의 차이 검정을 진행하여 유의한 차이가 있던 4개 유형의 모든 로그 데이터에서 군집 간 차이를 확인하였다. 이는 도구가 지닌 기술 의미창출의 역할을 이론화함으로써 사회·인지적 차원에서의 접근을 시도하였으며, 학습 환경 및 도구에 대한 개념적이고 분석적인 연구 도구를 제안하였다는 점에서 시사점을 지닌다.

교육 분야에서의 어포던스 연구는 인터페이스 설계, 매체 설계 등 어포던스 기반 설계(Affordance-Based Design)와 관련된 영역에 초점을 맞추어 이루어졌다(김문석, 서영호, 이재경, 엄주희, 2015; 송해덕, 박형주, 2009; 이나현, 송해덕, 2015; 황윤자, 안미리, 2014). 따라서 학습 맥락에서 지각된 어포던스를 측정하여 실증적으로 접근한 연구는 많지 않지만, 최근 학습자의 행동적 차원에서 지각된 어포던스를 측정하려는 시도가 증가하고 있다(Boy, Eveillard, Detienne, & Fekete, 2015; Dodson, Roll, Fong, Yoon, Harandi, & Fels, 2018; Mesgari, Okoli,

& Ortiz de Guinea, 2015). 모든 학습 과정이 웹 기반 환경에서 이루어지는 동영상 기반 학습 맥락에서 행동 로그는 여러 행동적 지표들 중에서도 보다 직접적으로 학습자의 학습 행동을 보여주는 지표가 될 수 있다.

학습 환경의 모든 설계요소는 평가를 통해 검증, 수정, 보완의 과정을 거쳐 실제 학습자들의 구체적인 학습성과에 어떻게 영향을 미치는지 규명해야 한다. 따라서, 실증적 차원에서 어포던스가 지각되는 양상과 원리를 확인하고, 학업성취에 미치는 영향을 규명할 필요가 있다. 행동 로그가 학습자와 학습 환경과의 상호작용을 직접적으로 반영하는 지표임을 고려할 때, 행동 로그를 통한 지각된 어포던스와 학업성취와의 관계탐색을 통해 교수·학습적 설계 전략을 수립할 것이 요구된다.

## E. 안구 운동

### 1. 개념과 특성

인간의 눈은 동공(pupil)을 통해 빛을 받아드리고, 망막에 이미지를 투사하여 시신경을 통해 시각적 정보를 인지한다(Holmqvist, Nyström, Andersson, Dewhurst, Jarodzka, & Weijer, 2011). 외부에서 유입되는 자극은 감각기인 눈을 통해 수용되어 뇌에 전달되며, 전달된 시각적 자극은 인간의 인지처리 과정에 의해 해석되어 유의미한 시각적 정보로 처리된다(Noton & Stak, 1971). 따라서 눈은 인간의 사고와 매우 밀접하게 관련된 매우 중요한 감각기관이다.

외부 환경에서 주어지는 자극을 자세하고 선명하게 받아들이기 위해서는 보고자 하는 대상의 상(像)이 안구 중심좌에 맺혀야 한다. 중심좌는 망막 뒤쪽에 위치

하며 빛이 들어와 초점을 맺는 얇은 부위로, 선명한 상을 얻기 위해서는 시각상이 중심와의  $0.5^\circ$  이내에 안정되게 머물러야 한다. 안구 운동의 역할은 물체의 상을 중심와에 안정되게 유지하는 것으로, 망막 주변부에 맺힌 상을 중심와로 옮기는 시선 이동(gaze shift)과 중심와에 맺힌 물체의 상이 흔들리지 않도록 하는 시선유지(gaze holding)로 구분된다(김지수, 1999). <표 5>는 안구 운동 구분에 따른 세부 안구 운동의 종류를 정리한 표이다. 구체적인 안구 운동의 종류는 다양하지만, 기능적 차원에서 크게 두 가지의 안구 운동으로 나눌 수 있다(Hoffman & Subramaniam, 1995).

<표 5> 세부 안구 운동 종류

빠른 안구운동(Fast eye movement) : 시선 이동(Gaze shift)	부드러운 안구 운동(Smooth eye movement): 시선 안정(Gaze stabilization)
<ul style="list-style-type: none"> <li>• 시선도약(Saccades)</li> <li>• 안진(Fast phase of physiologic or pathologic nystagmus)</li> <li>• 단속침입 / 진동 (Saccadic intrusion / oscillation)</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 추시(Smooth pursuit)</li> <li>• 전정안 반사(Vestibulo-ocular reflex)</li> <li>• 시운동(Optokinetic response)</li> <li>• 이명운동(Vergence : convergence, divergence)</li> <li>• 시선고정(Fixation)</li> </ul>

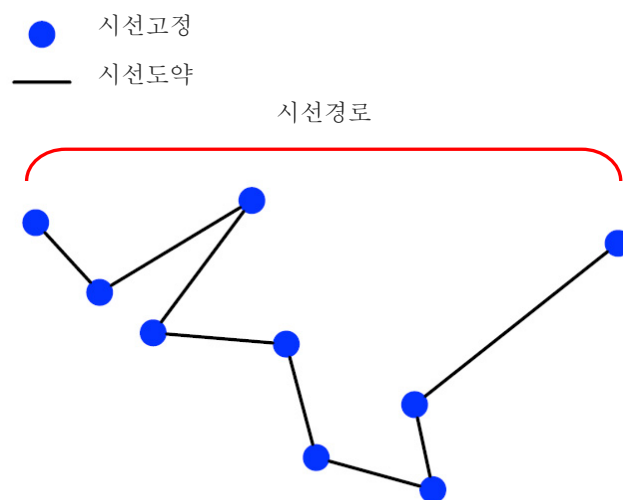
출처: 김지수. (1999). 안구 운동의 생리. **대한임상신경생리학회지**, 1(2), 173-181. pp.174.

먼저, 시선고정(fixation)은 시선 안정을 위한 대표적인 안구 운동으로, 표적 물체의 상이 망막의 중심와에 잘 머물러 있도록 유지하는 것을 의미한다. 이는 외부의 시각정보를 받아들이기 위해 잠시 시선 머무는 것으로, 이때 안구는 쉬고 있는 것이 아니라 응시하는 대상의 자극과 정보를 받아들이기 위해 지속적으로 주의를 기울이게 된다(Kowler, 2011). 시선고정을 오래한다는 것은 응시하는 대상에 대한 인지처리 과정이 길어진다는 것을 의미하므로, 주의집중을 나타내는 지표로 활용되고 있다(Rayner, 1998). 다음으로, 시선도약(saccade)은 흥미로운 대상을 향하여 시선을 움직여 대상이 중심와에 맺히도록 주시를 옮기는 것으로, 시선 이동의 대표적인 안구 운동이다. 시선도약은 표적 대상의 변화에 의해서도 발생하지만, 지속적인 응시로 인해 일정 수준 이상의 정보를 처리하기 어려워질 때에도 발생한다(Ivlev, Martens, & Graeser, 2005). 시선도약은 그 자체로 시각적 정보를



엮는 안구 운동은 아니지만, 정보를 지각하기 위한 시선고정에 선행한다.

시선고정과 시선도약이 혼합되어 연쇄적으로 발생하면 시선경로(scanpath)를 형성한다(Poole & Ball, 2006). 시선경로를 통해 인지 처리 과정, 인지 전략 및 문제 해결 과정을 파악할 수 있다(Tsai, Huang, Hou, Hsu, & Chiou, 2016). 이상의 시선고정, 시선도약, 시선경로를 시각화하면 [그림 3]과 같다.



[그림 3] 시선고정, 시선도약, 시선경로 시각화

출처: Fu, B., Noy, N. F., & Storey, M. A. (2017). Eye tracking the user experience—An evaluation of ontology visualization techniques. *Semantic Web*, 8(1), 23–41. p.7. 일부 수정.

시선 추적(eye tracking)은 안구 운동을 측정하는 수단으로 널리 사용되는 방법이다. 무언가를 읽을 때, 시선고정은 평균적으로 250ms 동안 지속되며, 시선도약은 대체로 30~50ms 동안 이루어진다(Lai et al., 2013). 시선 추적의 측정은 <표 6>과 같이 유형(type)과 척도(scale)라는 두 가지 차원에 따라 구분할 수 있다. 측정의 척도 차원 중 시간적 척도는 안구 운동의 길이와 비율에 관련된 것으로 주로 안구 운동이 ‘얼마나 지속되었는지’에 대한 정보를 나타낸다. 공간적 척도는 안구 운동이 발생하는 위치에 관련된 것으로 ‘어디서’, ‘어떻게’ 안구 운동이 발생하는지에 대한 정보를 나타낸다. 횡수 척도는 안구 운동의 빈도와 관



런된 정보를 나타낸다.

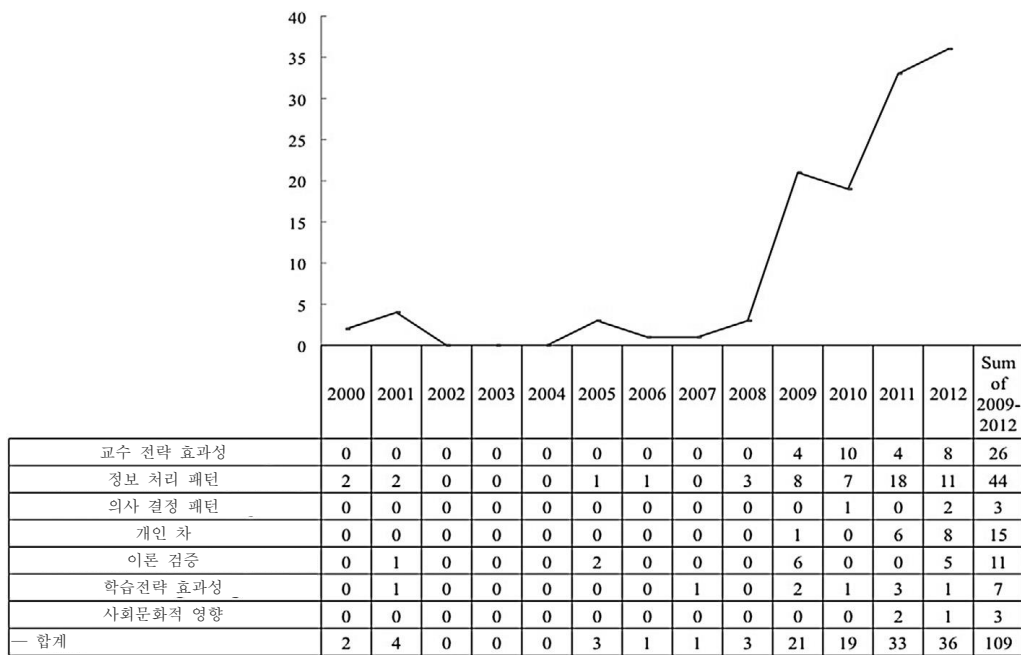
<표 6> 시선추적 측정 2차원 체계

유형 범위	시선고정	시선도약	혼합
시간적 (temporal)	<ul style="list-style-type: none"> <li>총 시선고정 지속시간 (Total fixation duration)</li> <li>응시 지속시간 (Gaze duration)</li> <li>평균 시선고정 지속시간 (Average fixation duration)</li> <li>최초 시선고정지속시간 (First fixation duration)</li> <li>최초 시선고정까지의 시간 (Time to first fixation)</li> <li>재방문된 시선고정 지속시간 (Revisited fixation duration)</li> <li>시선고정 지속시간의 비율 (Proportion of fixation duration)</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>시선도약 지속 시간 (saccade duration)</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>총 읽기 시간 (Total reading time)</li> <li>최초 통과 시간 (First pass time)</li> <li>다시 읽기 시간 (Re-reading time)</li> </ul>
공간적 (Spatial)	<ul style="list-style-type: none"> <li>시선고정 위치 (Fixation position)</li> <li>시선고정 순서 (Fixation sequence)</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>시선도약 길이 (Saccade length)</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>시선경로 패턴 (Scanpath pattern)</li> </ul>
횟수 (Count)	<ul style="list-style-type: none"> <li>시선고정 횟수 (Fixation count)</li> <li>평균 시선고정 횟수 (Average fixation count)</li> <li>재방문된 시선고정 횟수 (Revisited fixation count)</li> <li>시선고정 횟수 확률 (Probability of fixation count)</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>시선도약 횟수 (Saccade count)</li> <li>경로 간 횟수 (Inter-scanning count)</li> </ul>	

출처: Lai, Tsai, Yang, Hsu, Liu, Lee, Lee, Chiou, Liang, Tsai. (2013). A review of using eye-tracking technology in exploring learning from 2000 to 2012. *Educational Research Review*, 10, 90-115. pp. 93.

시선 추적을 활용한 연구는 지속적으로 증가하고 있는데, [그림 4]는 2000년부터 2012년까지 교육 분야에서 꾸준히 증가하는 시선 추적 활용 연구 현황 분야 별로 보여준다. 시선 추적을 활용한 연구는 2009년부터 본격적으로 증가하기 시

작했는데, 40%가 넘는 연구가 정보 처리 패턴(44건)과 관련된 것이었다. 교수 전략 효과성에 관련된 연구 또한 최근 3년 간 상당히 증가하였다. 한편, <표 7>은 학습 맥락의 연구에서 채택한 안구 운동의 현황을 보여준다. 시간적 차원의 안구 운동 데이터(138건)가 가장 널리 사용되었고 전체적인 연구 현황과 마찬가지로 정보처리 패턴과 교수 전략 효과성과 관련된 연구가 가장 많이 이루어졌다.



[그림 4] 분야별 시선 추적 활용 연구 수(2000~2012)

출처: Lai, Tsai, Yang, Hsu, Liu, Lee, Lee, Chiou, Liang, Tsai. (2013). A review of using eye-tracking technology in exploring learning from 2000 to 2012. *Educational Research Review*, 10, 90-115. pp.97.

<표 7> 학습 맥락에서의 안구운동 측정 현황

학습 주제	시간적	공간적	횟수
정보 처리 패턴	47	22	24
교수 전략 효과성	47	7	15
기존 이론 재검증	17	1	5
학습 전략 효과성	12	3	2
개인 차	9	1	7
의사 결정 패턴	3	3	1
사회문화적 영향	3	1	1
합계	138	38	55

## 2. 안구 운동과 지각된 어포던스

학습 과정 중에 발생하는 안구 운동은 학습자의 인지적 정보처리 과정을 반영하는 표상으로, 지각된 어포던스의 지표가 된다. 다양한 형태로 표현되는 서로 다른 유형의 어포던스는 차별적인 시각적 패턴을 형성해 낸다(Lowe, Schnotz, & Rasch, 2011). 시선고정과 시선도약은 학습자의 관심과 흥미의 변화 양상을 보여주며, 시선경로는 주의집중의 양상을 시각적으로 나타낸다. 어포던스의 맥락에서, 안구의 운동은 눈의 독립적인 운동이 아닌 머리와 의 연합에서 일어나는 총체적인 움직임으로 보아야 한다. 시각은 외부의 자극을 수동적으로 받아들이는 것이 아니라, 눈을 통해서 받아들이는 시각적 장면에 대한 정보를 머리로 인식하기 때문이다(Renaud, Décarie, Gourd, Paquin, & Bouchard, 2003). 지각된 어포던스의 맥락에서 볼 때, 본다는 행위에서 행위자, 즉 학습자의 인지처리 과정은 필수적이다. 외부환경으로부터의 시각적 자극 그 자체는 학습자로 하여금 학습과 관련된 유의미한 행동을 유발하게 하지 않으나, 학습자 내부의 인지처리 과정을 통해 행위유발적 특성이 발현되는 것이다.

Vatrapu, Reimann, Bull과 Johnson(2013)은 학습에 활용되는 9가지의 기호체계와 3가지의 정보 상태(낮음, 평균, 높음)에 대한 기호적 측면, 정보적 측면, 감정적 측면에 대한 시선 추적 연구를 진행하였다. 이들은 학습분석학적 맥락에서 지각된 어포던스를 고려하였다. 어포던스의 지각은 주어진 상황에서 일어날 수 있는 학습자의 행동 가능성(action-taking possibilities)과 의미 유발 기회(meaning-making opportunities)를 의미한다. 따라서 어포던스의 수용은 행동가능성의 의도적인 활용이며, 상호작용의 관행(practice)을 제정하는 것을 의미한다. 시선 추적을 통한 안구 운동의 측정은 어포던스의 지각이라는 현상에 집중하고 포착하는 과정을 말한다. 이러한 이론적 체계를 바탕으로, 이 연구에서는 서로 다른 3가지의 정보 상태에 따라 변화하는 학습분석학 시스템을 위한 9가지 표현 기호에 내재된 어포던스의 지각을 시선 추적 방법론을 통해 분석하였다. 연구 결과, 감정적 활성화는 은유적인 기호 표현 및 협력적 표현 등에서 높게 관찰되었고, 콘텐츠에 대한 평균 응시시간(view time)은 평균적인 정보 상태에서 가장 높게 나타났다. 한편, Lowe, Schnotz와 Rasch(2011)는 시선 추적을 이용하여 시각적 학습 자료의 역동성이 학습자의 정보처리 용량에 미치는 영향을 규명하고자 하였다. 묘사된 이미지는 대상 이미지가 지닌 역동성이나 이미지가 학습자에게 제공하는 특정한 어포던스에 의해 구분될 수 있다. 이들은 실험 집단에 역동적으로 움직이는 캥거루의 이미지를 제공하고, 통제 집단에는 이미지를 제공하지 않았다. 이후 두 집단은 캥거루 이미지를 올바르게 배치하는 과제를 수행하였는데, AOI(Area of interest)를 설정하여 안구 운동의 양상을 관찰하였다. 그 결과, 실험집단은 이미지를 올바르게 배치하는 과제를 성공적으로 수행하였으나, 통제집단은 성공적이지 못했다. 일련의 실험을 통해 학습 과제라는 학습 행동을 효과적으로 수행하기 위해서는 학습자의 행동을 유도하기 위해 환경이 지닌 특정한 속성에 영향 받음을 밝혔다. 학습 과제 수행 성과에 미치는 지각된 어포던스의 영향을 실증적으로 탐구했다는 점과, 지각된 어포던스를 객관적, 정량적으로 측정하여 학습 과정 중의 인지 처리 과정을 보다 정확하게 분석했다는 점에서 시사점을 갖는다.

안구 운동은 인간의 지각과 인지과정을 암시하는 창으로(McCarley & Kramer, 2006; Moray & Rotenberg, 1989), 인간 내부의 정보처리 과정에 의해 유발되는

행동을 설명하는 지표가 된다. 따라서, 학습자의 행동을 유발하는 학습 환경의 지각된 어포던스는 학습자의 지각-인지처리-안구 운동이라는 일련의 연쇄 반응에 의해 설명할 수 있다. 특히, 동영상 기반 학습에서의 안구 운동은 학습의 전 과정이 시청각 매체를 통해 이루어진다는 점에서 학습 환경이 제공하는 지각된 어포던스를 보다 잘 드러낼 수 있다. 또한, 동영상 기반 학습 환경이 제공하는 디지털 콘텐츠, 가상 버튼 등은 학습 행동과 직접적인 관련이 있는 도구이기 때문에 (Fathi & Rehg, 2012), 안구 운동은 객체 조작을 위해 선행하게 된다. 하지만, 안구 운동을 이용하여 지각된 어포던스를 측정하는 연구는 매우 부족하며, 동영상 기반 학습 환경에서 이루어진 실증연구는 더욱 미흡한 실정이다.

## F. 학업성취

학습성과란 학습을 통해 최종적으로 도달한 학습과 관련된 성취의 정도로(김희정, 2011), 지식이나 기술의 획득 정도를 통해 측정한다(김해란, 최은영, 강희영, 김성민, 2011; Ary, Jacobs, & Razavieh, 2002). 교육의 맥락에서는 교육 기관의 프로그램이 제공하는 실제 교육 내용에 의해 나타난 학습의 변화와 발달 수준을 의미한다(Astin, 1991a). 학습성과는 학습의 계획과 수행 후에 나타나는 결과이기 때문에, 학습 과정에 대한 학습자의 주관적 평가를 시행하거나 일정기간 동안 수행한 학습 내용에 대한 사후시험 등을 통해 측정하는 것이 일반적이다(서혜전, 2001).

학습성과는 학습만족, 자기효능감, 전이 등 다양한 지표를 통해 측정할 수 있지만(전경수; 김경준, 2006; 정재삼, 임규연, 2000; 유병민, 전종철, 박혜진, 2013; Al-Samarraie, Teng, Alzahrani, & Alalwan, 2018), 그 중에서도 학업성취는 가장 널리 사용되는 학습성과 지표이다(박성익, 김연경, 2006). 학업성취는 학습 과정을 수행한 후 학습자들이 습득하게 되는 결과물로, 학업성취도는 학습자가 습득

한 학업성취의 정도를 말한다. 학업성취는 일반적으로 학습자들이 학습목표에 도달하였는지를 통해 측정한다(박영란, 2014). 학업성취는 다양한 요인에 영향을 받는데, 대표적으로 환경적 요인(가정환경, 학급 및 학교 환경, 사회 및 문화적 환경 등), 학습자 요인(지능, 성격, 동기 등), 학습 요인(선행학습, 학습전략 등), 교수 요인(교수·평가·교재 체제와 방법, 교사 특성 등)등이 있다.

학업성취에 대한 개념은 다양하게 정의되어 왔는데, <표 8>은 그것을 정리한 표이다.

<표 8> 연구 별 학업성취의 정의 및 특성

연구자	정의 및 특성
Hoy & Miskel(1978)	인지적, 정의적, 심동적 발달의 특징을 포함한 광의의 영역에서 규정
Astin(1991b)	교육의 결과로 나타난 학습자의 변화와 발달 수준, 지식과 기능을 습득한 결과
Rouiler & Goldstein(1993)	학습자가 얻은 교육 내용에 대한 사실적 이해 여부와 구체적인 수행 능력
Kirkpatrick(1994)	학습을 계획하고 실행한 후 나타나는 결과적인 측면

이처럼 학업성취를 측정하는 구체적인 방법은 연구에 따라 다양하지만, 인지적, 정의적, 행동적 차원에서 학습자가 학습목표를 달성하였는가를 측정한다는 점은 동일하다(노지예, 2013).

동영상 기반 학습 환경과 같은 이러닝 환경에서 학습성취는 매우 중요한 변인으로 간주된다(Mak & Mak, 2003). 학업성취는 하나의 학습을 완료하고 다른 학습을 계속적으로 수행하는 학습지속의향과 밀접한 관련이 있기 때문에(주영주, 홍유나, 이소영, 2011), 성공적인 학습 경험을 만드는데 큰 영향을 미친다. 또한 이러닝 환경에서는 학습이 독립적으로 이루어지기 때문에, 성격, 흥미, 학습스타일과 같은 학습 개인특성과 사전지식, 가치관 등 학습자의 주관적 인식에 따라 학업성취의 결과가 다르게 나타나기도 한다(서혜전, 서영숙, 2002; Harju & Eppler, 1997).

## G. 과제복합성

과제복합성이란 과제 수행에 영향을 미치는 모든 요소의 총합으로서(Liu & Li, 2012), 관련된 과제요소, 기술의 수, 요소들 간의 상호작용 수, 해당 과제요소 기술을 수행하기 위해 필요한 지식의 양에 영향을 받는다(van Merriënboer, Kirschner, & Kester, 2003). 과제요소란 학습 내용을 구성하고 있는 모든 요소를 의미하고, 과제요소 간 상호작용이란 과제요소들 간에 존재하는 논리적 연관관계의 정도를 의미한다. 과제복합성에 대한 연구는 크게 정보처리 및 의사결정, 과업 및 직무, 목표 설정이라는 3가지 영역에서 이루어져왔다. 이때, 과제에 내재된 복합성은 첫째, 주로 심리적인 경험, 둘째, 과제-인간 특성 간의 상호작용, 셋째, 대상 과제 특성이 지닌 기능의 3가지 차원에서 구분되는데, 많은 연구에서 세 번째, 과제 특성으로서의 복합성의 개념을 채택하고 있다(Campbell, 1988).

과제복합성은 과제의 구조에 의해 학습자에게 부여되는 주의, 기억, 논리 및 정보 처리적 결과물로 정의되는데(Robinson, 2001), 학습 맥락에서는 Ayres(2006)가 과제복합성을 학습요소의 복잡성을 나타내는 지표로 보았다. 과제복합성이 증가하면 개별 학습요소 간의 상호작용이 증가하여 학습자가 처리해야 하는 학습요소의 양이 늘어난다. 따라서, 학습자는 더 높은 복잡성을 지닌 과제를 처리하기 위해 더 많은 인지자원과 노력이 필요하게 된다.

과제 복잡성은 학습 과제에 의해 유발되는 내재적 인지부하<sup>1</sup>와 관련이 깊다(Sweller, Ayre, & Kalyuga, 2011). 복합적인 과제를 해결하기 위한 방법 중 하나는 과제를 수행할 때 동시에 처리해야 하는 요소 간 상호작용을 줄이는 것인데(Van Merriënboer & Sweller, 2005), 이는 곧 내재적 인지부하를 줄이는 것을 의미한다. 구성 요소들 간의 상호작용이 많아 높은 과제복합성을 지닌 과제는 학습자가 그 과제를 이해하고 학습하기 위해 동시적으로 처리해야 하는 정보의 수

---

<sup>1</sup> 내재적 인지부하(intrinsic cognitive load)란 인지부하 유형 중 하나로, 학습 과제를 수행할 때, 정보를 구성하는 요소 수, 요소들 간의 상호작용 정도, 학습자의 선수지식에 의해 결정되는 과제 자체의 구조와 복잡성에 기인한다(Renkl & Atkinson, 2003).

가 많기 때문에 내재적 인지부하가 높아진다(Plass, Moreno, & Brünken, 2010; Sweller, 2010). 학습 내용이나 학습 매체가 지닌 고유한 속성인 과제복합성이 높으면 처리해야 하는 정보의 수가 증가하게 되므로 학습자의 내재적 인지부하 상승에 직접적인 영향을 미친다는 것이다. 높은 인지부하는 학습자의 인지처리 과정에 부담을 높이므로, 학습자는 해당 과제가 어렵다고 느껴지게 된다.

이러한 관점에서 볼 때, 과제복합성은 과제 난이도와 유사한 개념으로 간주할 수 있다. 류지현(2010)은 과제 난이도는 학습할 내용의 복잡성에 의해 결정되기 때문에, 과제난이도와 과제복합성을 동일한 개념으로 보았다. 학습할 내용이 어렵고 복잡해지면 학습을 수행하는 동안 동시적으로 다루어야 할 내용이 많아진다는 것이다. 과제 난이도와 과제복합성은 유사한 개념이지만, 과제 난이도는 학습자의 주관에 의해 결정되는 지표로, 학습 내용의 특성을 설명하는 객관적인 기준이 될 수 없다. 따라서 학습 과정 중 학습자의 인지적 경험에 영향을 미치는 학습 내용 및 매체의 고유한 특성의 측면에서 볼 때, 과제복합성의 개념으로 접근할 필요가 있다. 더 나아가 과제복합성은 학습 과정과 결과에 직접적으로 영향을 미치는 과제의 내적 특성이라는 점에서 학업성취에 대한 효과성 검증이 필요하다.

## H. 연구가설

이상의 선행연구를 바탕으로, 본 연구는 동영상 기반 학습 환경에서 학습자의 지각된 어포던스의 지표인 행동 로그와 안구 운동이 학업성취를 예측하는지 확인하고자 하였다. 우선, 학습자 전체 집단을 대상으로 학업성취 예측모형을 개발하여, 지각된 어포던스를 나타내는 행동 로그와 안구 운동의 파생변인 중 어떤 변인이 어떤 양상으로 학업성취를 예측하는지 확인하고자 하였다. 다음으로, 학습 내용의 과제복합성 수준에 따라 행동 로그와 안구 운동에 대한 학업성취 예측모형을 도출하였다. 학습 내용이 지닌 고유한 특성에 의해 행동 로그와 안구 운동에 대한



학업성취 예측모형이 어떻게 변화하는지를 살펴보고, 과제복합성 상·하 수준에 따른 중요 변인과 그 양상의 차이를 분석하고자 하였다. 마지막으로, 군집분석을 통해 과제복합성 수준 내 세부 군집을 나누어 군집 별 세부 학습자 집단에 따라 변화하는 행동 로그와 안구 운동에 대한 학업성취 예측모형을 분석하고자 하였다. 그 후, 도출된 7개의 예측 모형의 성능, 모형 별 중요 변인 및 중요 변인의 영향력을 양상을 통합적인 관점에서 해석하고자 하였다.

본 연구에서는 학습자 전체 집단, 과제복합성 수준, 과제복합성 수준 내 세부 군집으로 나누어 구체적인 예측 모형을 도출하고 각각의 예측 모형 결과를 비교·분석하여 학습 내용과 학습자 특성에 따라 달라지는 차별적인 학업성취 예측모형을 도출하여 교육공학적 시사점을 도출하고자 하였다. 일련의 연구 과정에 따라 동영상 기반 학습 환경에서 학습자의 행동 로그, 안구운동이 학습자의 학업성취에 미치는 영향을 입체적으로 규명하고자 한 것이다. 이에 본 연구는 학습 과정에서 행동적 측면, 내용적 측면, 환경적인 측면을 총체적으로 분석하여 정확하고 다면적으로 학습자를 이해하여 최적의 교수·학습적 처방의 자원을 마련하는 것을 목적으로 한다. 본 연구의 연구가설은 다음과 같다.

연구가설 1. 동영상 기반 학습 환경에서 학습자의 지각된 어포던스를 나타내는 행동 로그, 안구 운동은 학업성취를 예측할 것이다.

연구가설 2. 동영상 기반 학습 환경에서 학습자의 지각된 어포던스를 나타내는 행동 로그, 안구 운동에 기반한 학업성취 예측모형은 과제복합성 수준에 따라 차이가 있을 것이다.

연구가설 3. 동영상 기반 학습 환경에서 학습자의 지각된 어포던스를 나타내는 행동 로그, 안구 운동에 기반한 학업성취 예측모형은 과제복합성 수준 내 세부 군집에 따라 차이가 있을 것이다.

### III. 연구방법

#### A. 연구개요

본 연구는 동영상 기반 학습환경에서 행동 로그와 안구 운동으로 표상되는 지각적 어포던스가 학업성취에 미치는 영향을 다각적으로 확인하고, 전체 집단, 과제복합성 수준 및 과제복합성 수준 내 세부 군집에 따른 학업성취 예측모형을 비교 분석하여 이후 개인화된 맞춤형 교수·학습적 처방을 위한 자원의 토대를 마련하고자 한다. [그림 5]는 본 연구의 진행 절차를 도식화한 것이다. 연구의 전 과정은 생명윤리위원회(Institutional Review Board: IRB)의 인간대상연구 심의를 받아 진행되었다. 모든 연구참여자는 본 연구의 실험 조건에 부합하는 자를 대상으로 모집하였으며, 연구 참여 전 구두 및 서면을 통해 충분히 안내를 받은 후 자발적으로 실험에 참여하였다. 이후 연구참여자들은 과제복합성의 높고 낮음에 따라 구분된 시험과 학습 내용을 학습하였다. 시험은 학습을 기준으로 사전시험과 사후시험으로 나뉘며, 웹 기반 환경에서 객관식 응답 형태로 진행되었다. 학습은 동영상 기반 학습으로, 연구를 위해 제작된 동영상 학습 플레이어를 통해 학습 내용을 시청하는 것으로 진행되었다. 실험 종료 후, 학습자들은 과제복합성 상·하 정도에 따라 세부 군집으로 나뉘었다. 일련의 연구 과정을 통해 구분된 전체 집단, 과제복합성 수준, 과제복합성 수준 내 세부 군집에 따라 학업성취 예측모형을 도출하고 비교 분석을 진행하였다.



## B. 연구 대상

본 연구의 대상은 수도권 소재 대학교 남녀 학부생으로 본 연구의 실험에서 사용하는 기기에 적합한 자들을 대상으로 모집하였다. 본 연구의 실험에서는 시선 추적기, 뇌파 측정기, 심박 측정기를 통해 안구 운동 및 동공반응, 뇌파, 심박변이도를 측정하였으므로, 1) 안구, 심장, 뇌 기능 손상 관련 과거 병력이 없는 자, 2) 렌즈 미착용자 또는 안경 착용자, 3) 오른손잡이인 자라는 3가지 조건에 부합하는 자를 대상으로 진행하였다. 모집과정은 대학교 커뮤니티와 학과 홈페이지 및 학생회 메신저를 통해 이루어졌다. 실험 참여 희망자는 게시된 공고물에 기재된 이메일로 참가신청서를 송부하였으며, 실험 진행자가 이를 취합하여 가능한 시간대에 실험 참여 지원자를 배정하였다. 배정이 완료된 모든 실험 참여 지원자에게는 최종 확정 안내 문자를 발송하였다. 본 실험을 진행하기 전, 연구 대상 조건에 부합하는 이화여자대학교 학부생 4명을 대상으로 모의실험을 진행하였으며, 그 결과를 실험 진행 과정 및 환경에 반영하여 개선하였다.

실험 참여 지원자 중 실험 당일 실험 장소에 나타나지 않거나, 본 연구에서 사용하는 시선 추적기를 통해 동공의 움직임이 포착되지 않는 자들은 실험 참여에서 제외하였다. 총 77명이 최종 연구대상자로 선정되었으며, <표 9>는 최종 연구대상자의 성별과 전공계열을 정리한 표이다. 모든 연구대상자는 수도권 소재 대학에 재학 중인 대학생으로, 남자 32명(41.56%), 여자 45명(58.44%)으로 구성되었다. 전공계열은 인문계열이 36명(46.75%), 자연계열이 41명(53.25%)로 분포되었다.

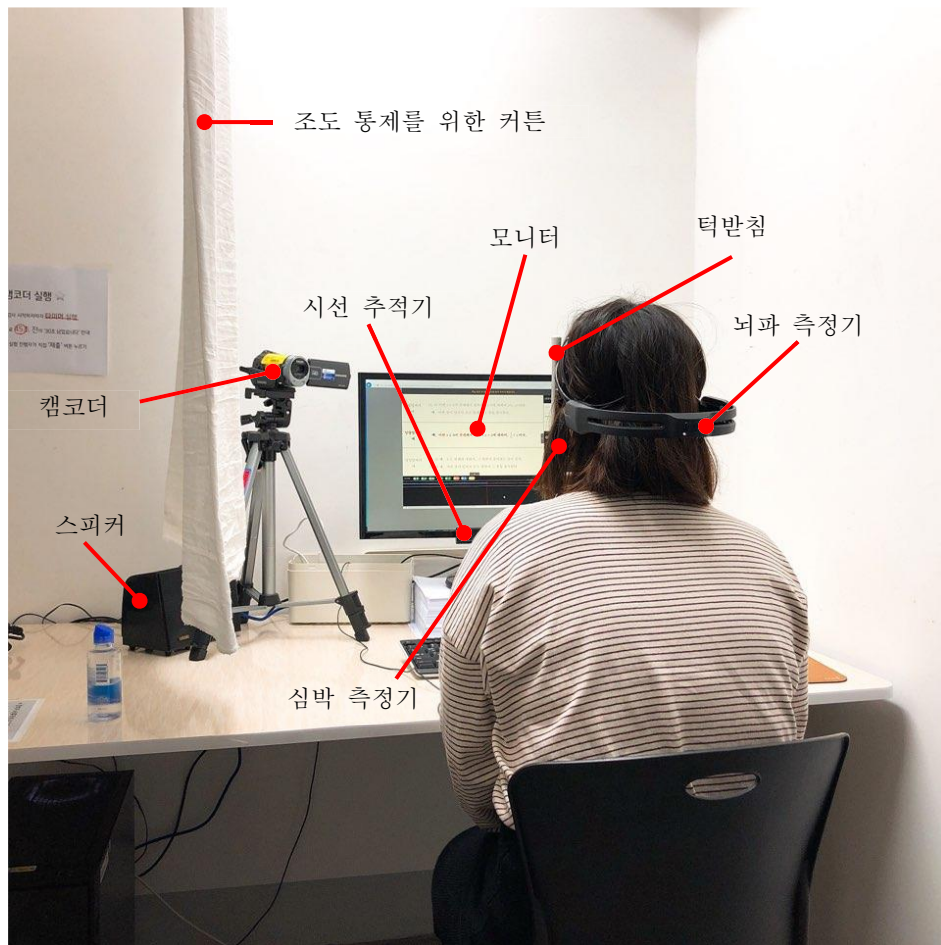
<표 9> 연구 대상자의 성별 및 전공 계열 분포

(n = 77)

성별 \ 전공계열	인문	자연	합계
남자	12	20	32
여자	24	21	45
합계	36	41	77

### C. 연구 환경

본 연구는 안구 운동을 측정하기 때문에, 연구대상자의 생리심리적 반응에 영향을 미칠 수 있는 실험 환경에 대한 엄격한 통제가 요구되었다. 이에 본 연구에서는 발생 가능한 외부 자극에 의해 실험 환경이 변화하는 것을 방지하기 위해 여러 장치로 실험 환경을 조성하였다. [그림 6]은 실험이 진행된 실험실의 모습이다. 동공 반응 및 안구 운동은 조도에 의해 큰 영향을 받기 때문에(고병욱, 류원열, 박우찬, 2011), 모든 실험에서 일관된 조도를 유지하기 위해 외부의 빛을 차단하는 커튼을 설치하였다. 비간접적인 안구 운동 측정을 위해 시선 추적기는 모니터 하단에 배치하였으며, 연구대상자와 시선추적기 간의 거리를 최적의 거리인 65cm를 안정적으로 유지하기 위해 고정된 의자와 턱받침을 이용하였다. 연구대상자는 실험이 진행되는 동안 배치된 모니터, 스피커, 마우스 등을 이용하여 학습하였으며, 모든 과정은 캠코더를 통해 녹화되었다. 한편, 심박 측정기와 뇌파 측정기를 통해 심박변이도와 뇌파에 대한 데이터 또한 함께 수집되었으나, 본 연구에서는 다루지 않았다.



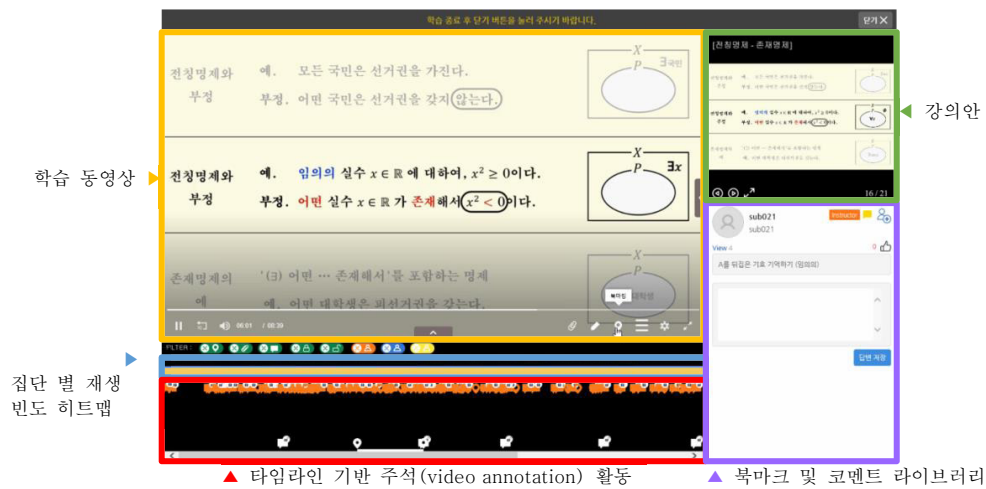
[그림 6] 실험실 환경

## D. 연구 도구

### 1. 실험 자극물

### 가. 동영상 학습 플레이어

본 연구에서 사용된 동영상 학습 플레이어는 본 실험을 위해 개발된 것으로, 최근 확대되는 양방향적 상호작용을 통한 동영상 기반 학습(특허출원 제10-2014-0092554; 특허출원 제10-2017-0039353; Kleftodimos & Evangelidis, 2016; Zhang, Zhou, Briggs, & Nunamaker Jr, 2006)을 기술적으로 지원하기 위해 설계되었다. 본 동영상 학습 플레이어는 소셜 클라우딩을 통한 동영상 기반 학습을 중심으로 설계되었는데, 이러한 기능들을 통해 교수자 또는 다른 동료 학습자들과 분리된 학습 상황에서 자기주도적으로 학습을 이끌어 나갈 수 있도록 지원하는 것을 목적으로 한다. 학습자는 본 동영상 학습 플레이어를 통해 기본적인 영상 제어 뿐 아니라 학습 동영상을 시청하면서 발생하는 질문, 의견, 생각을 공유할 수 있는 코멘트 기능, 중요 학습 구간을 표시할 수 있는 북마크 기능, 학습 관련 외부 자료를 url 형태로 첨부할 수 있는 링크 기능 및 다른 학습자와의 상호작용 기록을 바탕으로 동영상 기반 학습 과정에서 발생하는 학습자의 다양한 행동로그를 수집할 수 있다. 코멘트 작성 및 북마크 등 플레이어 학습 활동은 플레이어 내에서 목록으로 요약하여 열람하는 것 또한 가능해서 학습자는 이 플레이어 내에서 자신이 어떠한 학습활동을 하고 있는지 알 수 있다. 강의안은 강의 내용이 제공되는 학습 동영상 흐름에 따라 제공되며, 학습자의 필요에 따라 학습 동영상과 강의안의 화면을 바꿀 수 있다. 본 동영상 학습 플레이어는 대량의 동영상 기반 학습 활동 데이터를 수집할 수 있으므로, 대규모의 학습자들이 집단적으로 활용하는 경우 더욱 효과적이다. 본 동영상 학습 플레이어를 통해 사회적 학습(social learning)이 가능하지만, 본 연구에서는 학습자의 개별적인 동영상 기반 학습과 플레이어 효과를 집중적으로 관찰하기 위해 외부 링크 등록 등 플레이어의 활용 범위를 일부 제한하였다. 모든 연구대상자들은 이 동영상 학습 플레이어를 이용하여 독립된 실험환경에서 자기주도적으로 학습을 진행하였다. [그림 7]은 동영상 학습 플레이어의 인터페이스 화면이다.



[그림 7] 동영상 학습 플레이어 인터페이스

## 나. 동영상 학습 내용

연구에서는 수리논리학<sup>2</sup>의 기초 증명 중 전칭·존재명제와 양항명제를 주제로 하는 두 개의 동영상을 자극물로 활용하였다. 동영상은 과제복합성에 따라 영상 1(전칭명제/존재명제)과 영상2(양항명제)로 구분되었다. 실험참여자들이 먼저 시청하는 영상1의 내용은 중등 수학과 2007 개정 교육과정 ‘집합과 명제’ 단원에서 다뤄진 것으로, 증명에서 중요한 ‘일반성’에 대한 기본적인 내용에 해당한다. 일반성은 어떤 전체에 속하는 대상 전부를 이야기할 때 그 명제가 지니는 속성을 뜻한다(박정일, 2014). 이러한 일반성은 ‘모든’이나 ‘어떤’이라는 단어를 사용하여 표현될 수 있는데, 전자를 활용한 명제가 보편적인 대상 일반을 언급하는 전칭명제에, 후자를 활용한 명제가 특정한 대상을 진술하는 존재명제에 해당한다. 예컨대 “모든 국민은 선거권을 가진다.”는 주장은 전칭명제인 반면 “어떤 대학생은 피

2 수학의 명제를 표현하고 증명하는데 사용하는 논리체계를 연구하는 학문(정주희, 1999, p.112)

선거권을 갖는다.”는 존재명제이다. 두 번째로 제시되는 영상2의 내용은 중등 수학 교육과정 범위를 벗어나는 것으로, 수학 관련 비전공자인 참여자들의 경우 접하지 못한 내용에 해당한다. 양항명제는 두 개의 항이 논리적인 순서로 연결되어 하나의 사실 관계를 표현하는 명제를 의미한다. 본 영상에서는 ( $\forall, \exists$ <sup>3</sup>) 순서 양항명제와 ( $\exists, \forall$ ) 순서 양항명제를 다루었다. 예를 들어, 전자는 “모든 벌레에 대해서( $\forall$ ), 그 벌레가 좋아하는 꽃이 있다( $\exists$ ).”와 같은 명제가 해당되며, “어떤 꽃이 있어서( $\exists$ ) 모든 벌레가 그 꽃을 좋아한다( $\forall$ ).”는 후자에 해당한다. 영상1의 학습 내용은 영상2의 내용에 선행하는 것으로, 영상2 학습을 위한 전제조건이라고 할 수 있다. 영상2의 경우 영상1에서 제시되는 학습내용에 더하여 심화된 내용이 제시되는 것이다. 따라서 영상1은 영상2에 비해 낮은 과제복합성을 지니며 영상2는 영상1에 비해 높은 과제복합성을 지닌다. 이에 따라 본 연구에서는 영상1을 과제복합성 하 수준, 영상2를 과제복합성 상 수준으로 구분하였다.

두 개의 동영상은 내용에 따라 영상1은 7개 구간(도입, 명제 기본 개념, 전칭명제/존재명제, 전칭명제의 예, 전칭명제와 부정, 존재명제의 예, 존재명제와 부정), 영상2는 4개 구간(도입, 양항명제, 양항명제의 예, 양항명제의 부정)으로 구성되었다. <표 10>은 학습 영상 구간 및 장표 별 시간 정보를 정리한 표이다.

---

3 1) ‘ $\forall$ ’는 ‘임의의’ 또는 ‘모든’을 뜻하는 영어 단어 ‘all’의 첫 글자를 뒤집어 형상화한 기호를 뜻하며, ‘ $\exists$ ’는 ‘어떤 ...이 존재해서’ 또는 ‘어떤 ...이 있어서’를 뜻하는 영어 단어 ‘exist’의 첫 글자를 뒤집어 형상화한 기호에 해당한다(Cunningham, 2016).



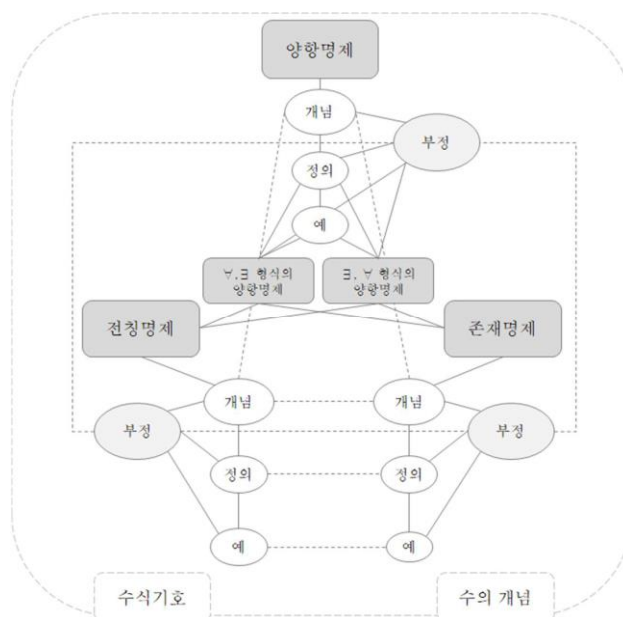
<표 10> 학습 영상 구간 및 장표 별 시간 정보

학습영상 (명제의 이해)						
영상1(전칭 · 존재명제)				영상2(양항명제)		
<div>전칭명제 / 존재명제</div> <div>학습목표1. 전칭명제와 존재명제의 의미를 구분하여 이해할 수 있다. 2. 전칭명제와 존재명제의 부정명제를 구사할 수 있다.</div>				<div>양항명제</div> <div>학습목표1. 가장 자주 활용되는 (<math>\forall</math>, <math>\exists</math>) (<math>\exists</math>, <math>\forall</math>)형식의 양항명제의 의미를 구분하여 이해할 수 있다. 2. 양항명제의 부정 명제를 구사할 수 있다.</div>		
구간		장표	시간	구간		장표      시간
도입	시작 알림	1	00:00~00:02	도입	시작 알림	1      00:00~00:02
	학습 주제	2	00:02~00:09		학습 주제	2      00:02~00:06
	학습 목표	3	00:09~00:19		학습 목표	3      00:06~00:15
명제 기본 개념		4	00:19~00:28	양항명제		4      00:15~00:34
		5	00:28~00:42			5      00:34~00:48
		6	00:42~00:56			6      00:48~01:14
		7	00:56~01:10			7      01:14~01:55
		8	01:10~01:23			8      01:55~02:33
전칭명제/존재명제		9	01:23~02:16	양항명제의 예		9      02:33~03:05
		10	02:16~02:59			10      03:05~03:34
		11	02:59~03:14			11      03:34~04:35
전칭명제의 예		12	03:14~03:42	양항명제의 부정		12      04:35~05:24
		13	03:42~04:13			13      05:24~06:16
		14	04:13~04:52			14      06:16~06:51
전칭명제와 부정		15	04:52~05:26			15      06:51~07:30
		16	05:26~06:05			16      07:30~08:03
		17	06:05~06:27			17      08:03~08:51
존재명제의 예		18	06:27~06:53			18      08:51~09:45
		19	06:53~07:32			19      09:45~10:29
존재명제와 부정		20	07:32~08:03			20      10:29~11:28
		21	08:03~08:39			

출처: 김지현. (2019). 동영상 기반 학습 환경에서 학습자의 시각행동에 의한 입체적 학습과정 분석 및 학습성과 예측모형 개발(석사학위 논문). 이화여자대학교. 서울. pp.35.

영상1과 영상2는 과제복합성 수준의 차이로 구분된다. 일반적인 학습 상황에서

는 높은 과제복합성을 지닌 학습 내용이 후행하고 낮은 과제복합성을 지닌 학습 내용이 선행한다. 본 연구에 사용된 동영상 학습 내용 또한 일반적인 학습 상황을 따라, 학습1(전칭·존재명제)은 학습2(양항명제)의 선수학습 내용으로 학습2에 비해 낮은 과제복합성을 지닌다. 과제 수행에 영향을 미치는 모든 요소의 총합인 과제복합성(Liu & Li, 2012)은, 관련된 과제요소, 기술의 수, 요소들 간의 상호작용 수, 해당 과제요소 기술을 수행하기 위해 필요한 지식의 양에 영향을 받는다(van Merriënboer, Kirschner, & Kester, 2003). 이러한 관점에서 볼 때, 학습1의 전칭·존재명제는 학습2의 하위체계에 해당하는 내용으로서, 요소 상호작용성이 낮은 구간이라고 할 수 있다. 반면 학습 2에서 다루는 양항명제는 그 형태 자체가 전칭명제와 존재명제를 결합한 형태로, 이해해야 할 요소의 수와 요소 간 상호작용이 학습 1에 비해 상당히 복잡하였다. 또한 양항명제는 명제의 구성 순서에 따라 그 의미가 전혀 달라지게 되고, 명제의 부정 역시 여러 단계에 걸친 복잡한 과정으로 이루어져 높은 과제복합성을 지녔다(김정현, 2017). [그림 8]은 본 연구에서 다룬 전칭명제, 존재명제, 양항명제의 요소 간 관계를 도식화한 것이며, <표 11>은 과제복합성 수준에 따른 학습내용(예, 부정)의 사례를 정리하여 비교한 표이다.



[그림 8] 과제복합성 수준 별 요소 간 상호작용

출처: 김정현. (2017). **생리심리 반응을 활용한 학습분석학 탐색: 인지부하 이론을 중심으로** (박사학위 논문). 이화여자대학교. 서울. pp.66.

<표 11> 과제복합성 수준에 따른 학습내용 사례

과제복합성 하 수준 : 학습1	전칭명제	예	임의의 실수 $x \in \mathbb{R}$ 에 대해서 $x^2 \geq 0$ 이다.
		부정	어떤 실수 $x \in \mathbb{R}$ 가 존재해서 $x^2 < 0$ 이다.
	존재명제	예	어떤 실수 $x \in \mathbb{R}$ 가 존재해서 $x^2 < 0$ 이다.
		부정	임의의 실수 $x \in \mathbb{R}$ 에 대해서 $x^2 \geq 0$ 이다.
과제복합성 상 수준 : 학습2	양항명제	예	$(\forall, \exists)$ 임의의 $x > 0$ 에 대해서, 어떤 $n \in \mathbb{N}$ 이 존재해서 $1/n < x$ 이다.
			$(\forall, \exists)$ 임의의 $x > 0$ 에 대해서, 어떤 $n \in \mathbb{N}$ 이 존재해서 $1/n < x$ 이다.
		부정	부정 1 단계: 어떤 $x > 0$ 가 존재해서 $\sim$ (어떤 $n \in \mathbb{N}$ 이 존재해서 $1/n < x$ 이다).
			부정 2 단계: 어떤 $x > 0$ 가 존재해서 모든 $n \in \mathbb{N}$ 에 대해서 $1/n \geq x$ 이다.

출처: 김정현. (2017). **생리심리 반응을 활용한 학습분석학 탐색: 인지부하 이론을 중심으로** (박사학위 논문). 이화여자대학교. 서울. pp.66. 일부 수정.

학습1에서 다루고 있는 전칭·존재명제에 관한 강의는 두 개의 학습목표를 지닌다. 첫째, ‘전칭명제와 존재명제의 의미를 구분하여 이해할 수 있다’, 둘째, ‘전칭명제와 존재명제의 부정명제를 구사할 수 있다’이다. 학습1에서는 전칭명제와 존재명제 각각에 대한 개념과 정의를 이해하고 그에 대한 예와 부정의 예를 활용할 수 있어야 한다. 반면, 학습2에서 다루고 있는 양항명제에 관한 강의는 보다 고차원적인 학습목표를 지닌다. 첫째, ‘가장 자주 활용되는  $(\forall, \exists)$   $(\exists, \forall)$  형식의 양항명제의 의미를 구분하여 이해할 수 있다’, 둘째, ‘양항명제의 부정명제를 구사할 수 있다’이다. 첫 번째 학습목표를 달성하기 위해서는  $(\forall, \exists)$ 와  $(\exists, \forall)$ 라는 두 가지 형식의 양항명제의 개념과 예를 이해해야 하며, 두 번째 학습목표를 달성하기 위해서는 앞서 두 가지 형식의 양항명제에 부정의 개념을 적용할 수 있어야

한다. 이때 사용되는 양항명제의 형식은 전칭명제와 존재명제를 기본가정으로 사용하기 때문에 학습1에 대한 이해가 선행되어야 한다. 학습2의 경우 학습1에 대한 내용 뿐 아니라 대표적으로 두 가지의 형식을 지닌 하나의 명제 개념을 이해하고 그 예와 부정을 활용할 수 있어야 함을 의미한다. 따라서 학습2는 학습1에 비해 더 많은 요소 수와 요소 간 상호작용을 지니므로 더 높은 과제복합성을 지닌다고 할 수 있다.

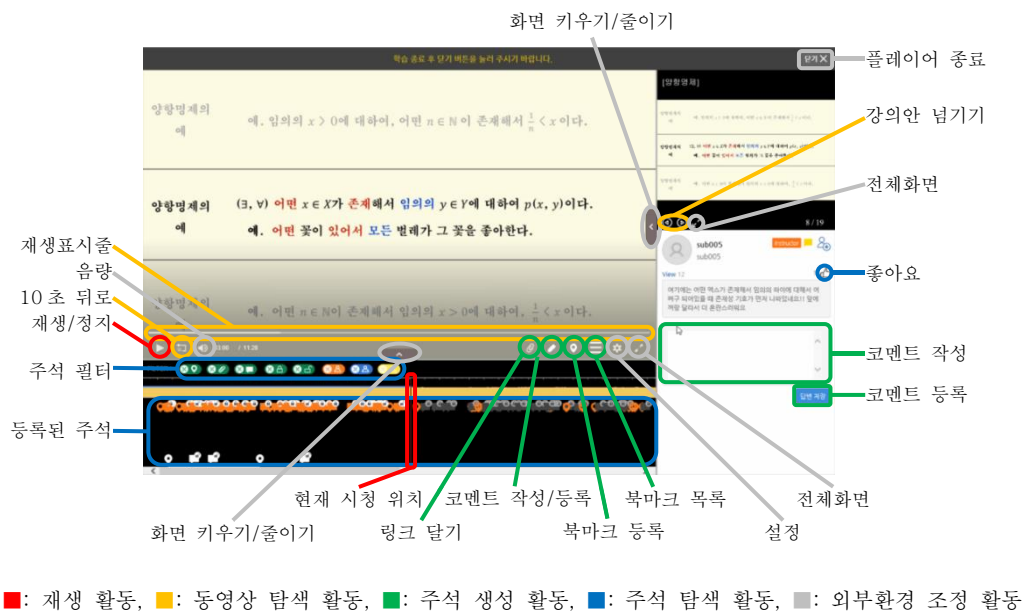
한편, 본 연구에 사용된 학습 동영상은 화면에 교수자가 등장하지 않고 음성만으로 학습 내용을 설명하는 형식이었다. 이는 학습 동영상이 제시하는 내용 이외의 불필요한 자극을 통제하기 위한 설계로, 본 학습 동영상의 화면을 구성하는 모든 요소는 학습 내용과 관련된 정보로 이루어져 있었다. 본 학습 동영상은 수학교육과 교수가 교안을 작성하여 나레이션을 입혀 영상으로 제작하였다. 동영상 기반 학습 과정에서 학습자가 학습의 흐름을 파악할 수 있도록 현재 학습 내용 전후의 학습내용을 화면에 함께 표시하되, 명확하게 구별하여 제시하였다. 안구 운동을 측정하는 본 실험의 연구 맥락에 따라, 안구 운동에 영향을 미칠 수 있는 불필요한 시각적 영향을 최소화하기 위해 학습 내용은 미색을 배경으로 제시되었다. [그림 9]은 학습 동영상의 예시 화면이다.

전칭명제	'(∀) 어떤 ... 존재해서'를 포함하는 명제 어떤 $x \in X$ 가 존재해서, $x \in P$ 이다.	
전칭명제와 존재명제	$X$ 는 해당 명제의 참, 거짓을 판정할 수 있는 <b>대상집합</b> $P$ : 어떤 <b>성질</b> $p$ 를 만족하는 $x \in X$ 들의 집합	
전칭명제의 예	'(∀) 임의의 $x \in X$ 에 대해서, $x \in P$ 이다. 예, 모든 국민은 선거권을 가진다.	
양항명제	(∀, ∃) 임의의 $x \in X$ 에 대하여, 어떤 $y \in Y$ 가 존재해서 $p(x, y)$ 이다.	
양항명제	(∀, ∃) 어떤 $x \in X$ 가 존재해서 임의의 $y \in Y$ 에 대하여 $p(x, y)$ 이다.	
주목.	(∀): '임의의 ... 대해서'를 포함하는 명제; (∃): '어떤 ... 존재해서'를 포함하는 명제; (∀, ∃) 와 (∃, ∀) 명제에서 사용되는 (∀) 과 (∃) 의 순서를 나타냄.	

[그림 9] 학습 동영상 화면 예시(좌: 전칭명제/존재명제, 우: 양항명제)

## 2. 행동 로그

지각된 어포던스의 직접적인 행동 지표 변인으로서 행동 로그는 앞서 언급한 동영상 학습 플레이어를 통해 수집되었다. 동영상 학습 플레이어는 크게 재생 활동, 동영상 탐색 활동, 주석 생성 활동, 주석 탐색 활동, 외부환경 조정 활동이라는 5가지 학습 활동을 지원하는 구동 버튼을 제공한다. [그림 10]은 동영상 학습 플레이어의 구체적인 구동버튼을 정리한 것이다. 재생활동과 관련된 버튼은 동영상을 재생하거나 일시정지 할 수 있는 ‘재생/정지’ 버튼, 현재 시청 위치를 파악하거나 이동할 수 있는 ‘현재 시청 위치’ 버튼 2가지로 구성된다. 동영상 탐색 활동과 관련된 버튼은 동영상이 재생되는 현재 위치를 파악하고 위치를 조정할 수 있는 ‘재생표시줄’ 버튼, 동영상을 10초 뒤로 돌릴 수 있는 ‘10초 뒤로’ 버튼, 강의안을 앞이나 뒤로 넘길 수 있는 ‘강의안 넘기기’ 버튼 3가지로 구성된다. 주석 생성 활동과 관련된 버튼은 외부 링크를 첨부할 수 있는 ‘링크 달기’ 버튼, 현재 동영상의 시청 위치에서 코멘트를 작성하거나 등록할 수 있는 ‘코멘트 작성/등록’ 버튼, 동영상의 특정 구간에 대한 북마크를 등록할 수 있는 ‘북마크 등록’ 버튼, 자신이 등록한 북마크를 한 번에 모아볼 수 있는 ‘북마크 목록’, 추가적으로 플레이어 내 라이브러리를 통해 다른 학습자의 코멘트에 답글을 달 수 있는 ‘코멘트 작성’ 및 ‘코멘트 등록’ 버튼 6가지로 구성된다. 주석 탐색 활동과 관련된 버튼은 등록된 주석을 선택적으로 열람할 수 있는 ‘주석 필터’ 버튼, 본인 또는 다른 학습자에 의해 등록된 주석을 확인할 수 있는 ‘등록된 주석’ 버튼, 다른 학습자의 코멘트에 좋아요를 남길 수 있는 ‘좋아요’ 버튼 3가지로 구성된다. 외부환경 조정 활동과 관련된 버튼은 음량을 조절할 수 있는 ‘음량’ 버튼, 학습 동영상과 강의안의 크기를 키우거나 줄일 수 있는 ‘화면 키우기/줄이기’ 버튼, 학습 동영상의 속도를 변경할 수 있는 ‘설정’ 버튼, 학습 동영상과 강의안의 화면을 전체화면으로 키울 수 있는 ‘전체화면’ 버튼, 동영상 학습 플레이어를 종료할 수 있는 ‘플레이어 종료’ 버튼 7개로 구성된다. 실험 중 외부 웹 페이지에 대한 방문을 제한하였기 때문에, 연구대상자들은 링크 등록 기능을 제외한 모든 동영상 학습 플레이어의 기능을 자유롭게 사용하였다.



[그림 10] 동영상 학습 플레이어의 구동 버튼

### 3. 안구 운동

본 연구는 연구참여자의 지각된 어포던스를 표상하는 안구 운동을 측정하기 위해 시선추적 장비를 사용하였다. 사용한 장비는 Tobbi사(社)의 Tobii Pro X2-30(30Hz)으로 비간섭적인 측정이 가능한 고정형 시선추적기이다([그림 11] 참조). 해당 시선추적기는 길이가 184mm, 무게가 200g정도의 스틱형이며, 타임스탬프, 동공 크기(mm), 안구 운동의 종류(fixation · saccade), 시선 위치 등의 데이터를 추출할 수 있다. 측정 빈도(gaze capturing frequency)는 1초당 30번(30Hz)으로, 최대 25인치 모니터 환경에서 상하 시야 36° 까지 안정적인 데이터를 수집할 수 있다(Tobii, 2016). 해당 시선추적기는 모니터 하단에 부착하는 형태로, 연구참여자와 기기 간 거리가 50~80cm 사이에 위치했을 때 가장 안정적으로 측정 가능하므로, 대략 65cm 간격을 일정하게 유지하는 것이 권장된다.

이에, 본 연구에서는 바닥에 의자의 위치를 표시하고, 움직임으로 인한 데이터 손실을 방지하기 위하여 [그림 12]와 같이 고정형 턱받침을 사용하여 연구참여자들의 머리 위치를 고정하고 움직임을 최소화하였다.



[그림 11] Tobii Pro X2-30

출처: Tobii Pro X2-30, X2-60 [웹사이트].  
(n.d.). URL:  
<https://www.tobii.com/ko/product-listing/tobii-pro-x2-30/>



[그림 12] 자세 고정을 위한 턱받침

출처: 김지현. (2019). 동영상 기반 학습 환경에서 학습자의 시각행동에 의한 입체적 학습과정 분석 및 학습성과 예측모형 개발(석사 학위 논문). 이화여자대학교. 서울. pp.37.

#### 4. 학업성취

연구대상자들의 학업성취를 측정하기 위해 동영상 학습 완료 후 학습내용에 따라 2번의 사후시험을 진행하였다. 동영상 학습 전 동형검사인 사전시험 또한 진행되었으나, 본 연구에서는 다루지 않았다. 시험의 내용은 ‘수리논리학의 기초 증명’에 해당하는 것으로 수학교육과 교수와 교육공학과 전문가가 협력하여 문항을 개발하였다. 시험은 학습내용의 과제복합성에 따라 영상1과 영상2에 대한 시험으로 나뉘어 실시하였다. 낮은 과제복합성의 전칭·존재명제를 다룬 영상1에 대한 시험은 24문항 24점 만점이며 6분의 제한시간을 두었으며, 높은 과제복합성인

양항명제를 다룬 영상2에 대한 시험은 20문항 20점 만점으로 9분의 제한시간을 두었다. 본 연구의 주된 목적은 과제복합성에 따른 교수설계적 처치의 영향을 규명하는 데에 있는 것이 아니라, 특정 학습 환경에서 발생하는 일련의 학습 과정에 대한 지각과 인지적 경험이 학습 결과에 미치는 영향을 분석하고자 한 데에 있다. 본 연구의 목적은 일련의 동영상 기반 학습 과정에서 나타나는 학습자의 지각된 어포던스가 학업성취에 미치는 영향을 규명하는 것으로, 영상1과 영상2의 연속적인 학습 과정을 이어지는 하나의 학습 단위로 볼 수 있다. 따라서, 본 연구에서는 사후시험1(전칭·존재명제)과 사후시험2(양항명제) 2개 시험을 하나의 시험 단위로 보고, 본 연구에서 동영상 기반 학습의 결과로서 학업성취를 측정하는 지표로 삼았다. 모든 연구대상자는 제한시간 내에 시험을 응시해야 했으며, 모르는 문항에 대해서는 임의로 정답을 기입하지 않고 공란으로 남겨두도록 안내하였다.

## E. 연구 절차

### 1. 실험 준비

본 실험은 생명윤리위원회의 심사, 자극물 및 시험 문항 개발, 연구대상자 모집 및 모의실험 진행 등의 절차를 통해 준비되었다. 본 실험 시행 약 한 달 전부터 생명윤리위원회로부터 연구계획을 심의 받기 위해 관련 서류를 준비하였고, 실험 전 승인 결과를 받아 진행하였다.

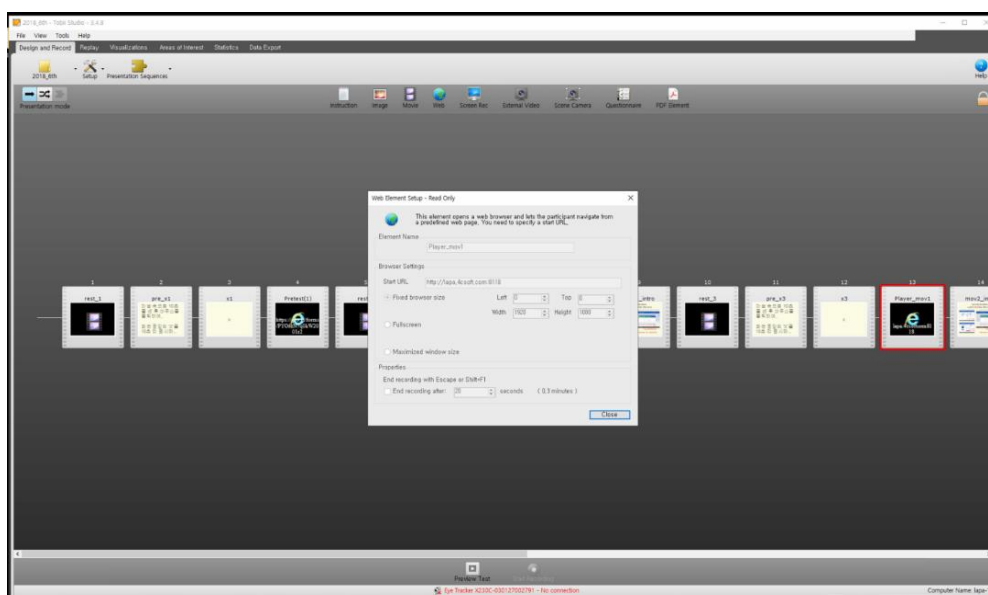
본 실험의 전 과정은 시선추적 소프트웨어인 Tobii Pro Studio를 이용하여 진행하였다([그림 13] 참조). [그림 14]는 Tobii Pro Studio에서 설정한 실험 시퀀스 설정 화면으로, 실험 시 제공되는 모든 자극물은 이 시퀀스 화면을 통해 편집,



삽입되었다. 동영상 학습 전후로 학습 내용에 대한 사전시험과 사후시험이 제공되었으며, 동영상 학습과 시험 각 단계 사이에 생리심리 반응 기저반응을 측정할 수 있도록 휴식과 기저반응 측정 단계를 삽입하였다. 휴식 단계에서는 화면에 눈을 감고 30초 후 ‘뽐’ 소리가 들리면 다시 눈을 뜨라는 안내를 제공하였으며, 기저반응 측정 단계에서는 화면 중앙에 표시된 ‘X’ 표시를 응시하도록 하였다. 휴식은 30초 간, 기저반응 측정 안내와 기저반응 측정은 각각 10초 간 이루어졌으며, 실험 장비 착용 및 자세 정리 단계와 학습 단계에서는 따로 제한시간을 두지 않고 진행하였다.

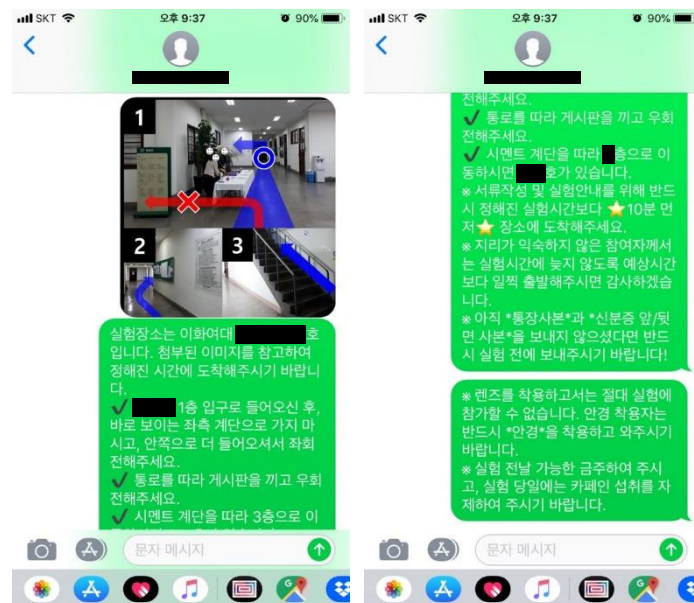


[그림 13] Tobii Pro Studio



[그림 14] 실험 시퀀스 설정 화면 예시

연구대상자의 모집은 수도권 소재 대학교에 재학 중인 학부생을 대상으로 약 2주 간 온라인 공고를 통해 진행하였다. 학교 홈페이지 게시판, 학교 커뮤니티 및 학생회 메신저를 통해 공고물을 배포하였으며, 이메일과 카카오톡 메신저를 통해 참여 신청을 받았다. 모든 연구 참여 희망자들은 실험 참여가 가능한 일시를 제출하였으며, 연구자가 연구 참여 희망자들의 일정을 조율하여 배정하였다. 배정이 완료된 연구 참여자들에게는 문자를 통해 배정 확정 연락을 보냈으며, 연구 참여자들로부터 회신을 확인하면 최종적으로 배정을 확정하였다. 실험 배정이 완료된 연구 참여자들에게는, 실험 참여 전날 실험 참여 시의 주의사항, 실험 장소 안내, 실험 참여 확인 내용이 담긴 문자를 발송하여 실험 참여를 확실히 하였다. [그림 15]는 실험 참여 전날, 해당 실험 참여자에게 발송했던 문자 내용의 예이다.



[그림 15] 실험 전날 안내 문자 예시

모의 실험은 본 실험이 시작되기 전 날 실시하였으며, 모집은 본 실험 연구 참여자 모집과 동일하게 이루어졌다. 본 실험과 동일한 연구 환경에서 실험을 진행

하였다. 모의 실험을 통해 실험 진행 시 연구자의 동선, 연구 참여자에게 제공되는 주의사항 등 실험 진행과 관련된 세부 사항에 대한 보완점을 확인하고 개선하였다.

## 2. 실험 절차

본 실험은 서울 소재 E 대학에 위치한 연구소에서 진행되었으며, 실험은 19일간 9시부터 19시까지 진행되었다. 실험실은 연구소 내 독립적으로 위치한 공간에 따로 마련하였고, 연구참여자가 동영상 기반 학습을 위해 사용할 수 있는 모니터, 키보드, 마우스, 스피커를 준비하였다. 연구참여자 1명당 약 90분의 실험 시간을 할당하였으며, 하루 최대 6명까지 실험을 진행하였다.

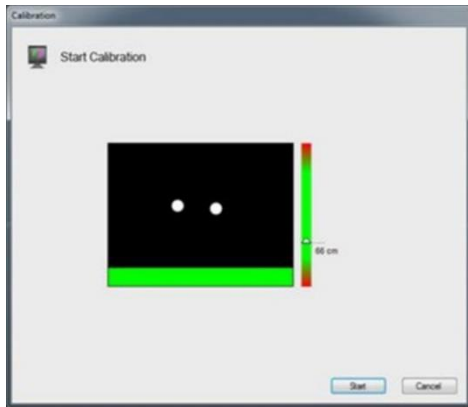
연구참여자가 실험에 참여하기 전, 연구자는 연구참여자에게 본 연구의 목적, 실험의 단계 및 절차, 참가비 지급 절차 등에 대해 안내하였다. 실험참여자는 실험에 대해 충분히 안내를 받은 후 개인정보 제공 및 활용 동의서, 비밀 유지 서약서, 실험 참가 확인서와 실험에 대한 설명을 포함한 동의서에 자필 서명을 받아 자발적인 실험 참여 의사를 최종적으로 확인하였다.

연구참여자가 실험실에 입실하면 등받이가 있는 사무용 의자에 앉아 준비된 컴퓨터를 사용할 수 있는 자세를 취하도록 안내하였다. 이때 머리를 턱받침에 고정하고 필요한 경우 턱받침의 높이를 조정하여 연구참여자가 편안한 자세를 취할 수 있도록 하였다. 그 후 본 연구에서 수집하는 안구 운동 데이터 측정을 위해 시선 추적기 상에서의 캘리브레이션(calibration)<sup>4</sup>작업을 진행하였다. 캘리브레이션은 연구참여자는 머리를 고정한 채 모니터 화면에 나타나는 빨간점을 따라 응시하는 과정을 통해 진행되었으며, 양안에 대한 캘리브레이션 결과가 화면에 출력

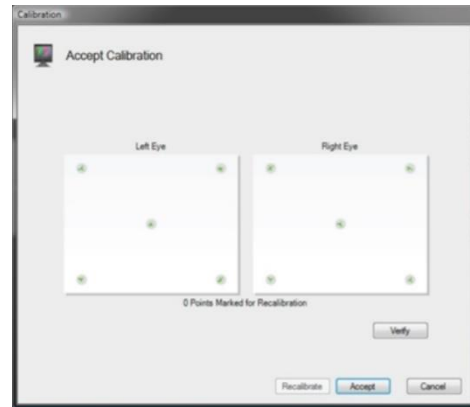
---

<sup>4</sup> 정확하게 시점을 산출하기 위해서 피험자 눈의 기하학적 특징을 취득하는 과정(“캘리브레이션의 원리”, n.d.)

되었다. [그림 16]과 [그림 17]은 캘리브레이션 시작 화면 및 결과 화면이다. 캘리브레이션 과정에서 동공의 움직임이 잡히지 않은 연구 참여자의 경우 사전에 고지한 바와 같이 교통비만을 지급한 후 귀가 조치하였다.



[그림 16] 캘리브레이션 시작 화면



[그림 17] 캘리브레이션 결과 화면

출처: 김지현. (2019). **동영상 기반 학습 환경에서 학습자의 시각행동에 의한 입체적 학습과정 분석 및 학습성과 예측모형 개발**(석사학위 논문). 이화여자대학교. 서울. p.40.

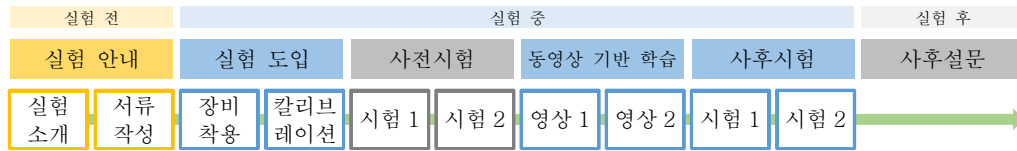
캘리브레이션을 통해 동공의 움직임이 잘 잡힌 연구참여자들은 본격적으로 실험에 참여하게 된다. 연구참여자가 실험에 참여할 준비가 완료되면, 설계된 실험 시퀀스에 따라 사전시험, 플레이어를 활용한 동영상 기반 학습, 사후시험의 순으로 실험이 진행되었다. <표 12>은 본 실험 진행 시퀀스를 단계에 따라 정리한 표이다.

<표 12> 실험 단계 및 소요시간

구분	단계	소요시간
실험 도입	시선 추적 가능 여부 테스트(시선 추적기)	-
	기기 착용(뇌파 측정기, 심박 측정기)	-
	시선 추적 기기 캘리브레이션 및 턱받침 높이 조정	-
사전시험1	휴식	00:30
	기저반응 측정 안내	00:10
	기저반응 측정	00:10
	사전시험1(전칭명제/존재명제)	6:00
사전시험2	휴식	00:30
	기저반응 측정 안내	00:10
	기저반응 측정	00:10
	사전시험2(양항명제)	9:00
학습1	휴식	00:30
	기저반응 측정 안내	00:10
	기저반응 측정	00:10
	학습1(전칭명제/존재명제)	-
학습2	휴식	00:30
	기저반응 측정 안내	00:10
	기저반응 측정	00:10
	학습2(양항명제)	-
사후시험1	휴식	00:30
	기저반응 측정 안내	00:10
	기저반응 측정	00:10
	사후시험1(전칭명제/존재명제)	6:00
사후시험2	휴식	00:30
	기저반응 측정 안내	00:10
	기저반응 측정	00:10
	사후시험2(양항명제)	9:00
사후설문	설문조사	-

본 연구의 실험이 완료된 후 실험실 외부에서 설문조사를 실시하였으나, 본 연

구에서는 다루지 않았다. [그림 18]은 본 연구의 실험 절차를 도식화한 것이다.



[그림 18] 실험 절차

## F. 데이터 분석

### 1. 데이터 추출

#### 가. 행동 로그 데이터 추출

행동 로그 데이터는 동영상 학습 플레이어를 개발한 개발사의 데이터 베이스에 저장되었고, 실험이 종료된 후 한꺼번에 .xlsx 형태의 데이터로 추출되었다. 동영상 학습 플레이어를 통해 발생한 행동 로그 액션은 크게 17가지로, 의미에 따라 8가지로 재범주화 하였다. <표 13>은 행동 로그 액션과 재범주화 구분을 정리한 표이다.

<표 13> 행동 로그 액션 및 재범주화

구분	행동로그 액션	의미
Play	'Play'	재생
Pause	'Pasued'	일시정지
Seek	'Seek. FR', 'Seeking'	영상 시점 탐색/이동
Bookmark	'AddBookmark', 'ClickBookmark'	북마크 등록/확인
Comment	'AddComment', 'ClickAnnotation'	코멘트 등록/확인
Filtering	'Filtering Annotation', 'Filtering Behavior', 'Filtering (un)read'	주석 필터링
Slide	"Next Slide", 'Previous Slide'	슬라이드 이동
Condition	'Playback Rate Changed', 'Muted', 'Slide Fullscreen', 'Video Fullscreen'	재생 환경 조정(음량, 스크린 등)

## 나. 안구 운동 데이터 추출

실험 과정 동안 발생하는 연구대상자의 안구 운동 데이터는 Tobii Pro Studio를 통해 해당 컴퓨터 하드 드라이브에 저장되었다. 본 연구에서는 Tobii Pro Studio에서 제공하는 87개 데이터 유형 중, 본 연구 맥락에 필요하지 않은 데이터를 제외한 후, 38개 유형의 데이터 칼럼(column)만을 남겨 추출하였다. 추출된 데이터 칼럼에는 연구대상자를 구분하기 위한 “ID”, 실험 시간에 대한 정보를 담은 “LocalTime”, 시선고정과 시선도약을 구분하는 정보를 담은 “GType”, 안구 운동 지속시간을 담은 “GDuration”, 설정된 AOI(Area of Interest) 정보를 담은 “AOI.A1”~“AOI.B6” 등이 포함되었다. 안구 운동 데이터의 원자료(raw data)는 .xlsx 형태의 파일로 추출되었다. 이후 추출된 데이터의 칼럼명을 간단히 변경하고 데이터 처리 및 분석의 효율성을 위해 .xlsx와 .csv 형태의 파일로 변환하여 저장하였다.

## 2. 데이터 전처리

### 가. 행동 로그 변수 계산

시간 순에 따라 수집된 행동 로그 데이터를 연구대상자 별로 취합하여, 모든 행이 NA이었던 1명의 데이터를 이상치로 보고 제외하였다. 그 외에는 잘못 기록된 시간 정보와 액션명을 수정하여 변수 계산을 위한 최종 전처리 데이터 셋을 생성하였다.

앞서 기술한 행동 로그 액션 범주를 기준으로 행동 로그 변수가 산출되었다. 행동 로그와 관련한 변수를 산출하는 대표적인 방식으로는 빈도, 지속시간, 규칙성이 있는데(이혜윤, 2016; Jo, Kim & yoon, 2014; Romero, Ventura, & Garcia, 2008; Talavera & Gaudioso, 2004), 본 연구에서는 통제된 환경에서 1회기성 실험을 통해 진행하였으므로, 중장기적 맥락에서 발생 가능한 규칙성에 대한 산출은 제외하였다. 8개 범주에 대해 빈도와 지속시간 변수를 계산하였으며, 최종 16개의 행동 로그 변수가 산출되었다. 빈도 변수의 경우 행동 로그 범주 별로 발생한 행동 로그 액션 빈도의 총합으로 계산되었다. 지속시간의 경우 행동 로그 범주 별로 상이하게 계산되었다. 재생과 일시정지 액션은 학습 동영상 별로 누적된 총 영상 재생시간과 일시정지 시간의 총합으로 계산되었고, 코멘트 등록/확인, 재생 환경 조성, 주석 필터링, 영상 시점 탐색/이동, 슬라이드 이동 액션은 각 액션이 발생한 시점부터 다음 액션이 발생한 시점까지의 누적 소요 시간으로 계산되었다. 북마크 등록/확인 시간은 연구 대상자가 학습 동영상 내에서 실제로 등록한 북마크 구간으로, 등록된 북마크 구간의 동영상 시간을 기준으로 누적 시간을 계산하였다. <표 14>는 최종적으로 산출한 행동 로그 변수 유형 및 산출방식을 정리한 표이다.



<표 14> 행동 로그 변수 유형 및 산출방식

구분	유형	변수명	산출방식
빈도	Play	Play.Freq	총 재생 빈도
	Pause	Pause.Freq	총 일시정지 빈도
	Seek	Seek.Freq	총 동영상 탐색 빈도
	Bookmark	Bookmark.Freq	총 북마크 설정 및 확인 빈도
	Comment	Comment.Freq	총 코멘트 작성 및 확인 빈도
	Filtering	Filtering.Freq	총 주식 필터링 빈도
	Slide	Slide.Freq	총 슬라이드 조정 빈도
	Condition	Condition.Freq	총 외부 환경 조정 빈도
지속시간	Play	Play.TTime	총 재생 시간
	Pause	Pause.TTime	총 일시정지 시간
	Seek	Seek.Time	총 동영상 탐색 시간
	Bookmark	Bookmark.MTime	총 북마크 설정 시간
	Comment	Comment.Time	총 코멘트 작성 시간
	Filtering	Filtering.Time	총 주식 필터링 시간
	Slide	Slide.Time	총 슬라이드 조정 시간
	Condition	Condition.Time	총 외부 환경 조정 시간

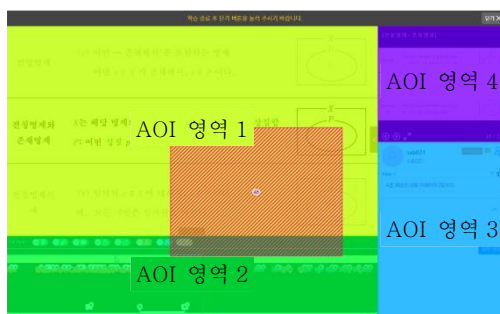
## 나. 안구 운동 변수 계산

Tobii(2014)에 따르면, 시선추적기와 눈 사이의 최적 거리는 65cm로, 안정적인 시선 추적을 위해서는 50~80cm의 거리를 유지하는 것이 권장된다. 이에 따라 본 연구에서는 관측된 안구 운동 중 50% 이상 권장 거리를 벗어나는 연구 대상자 9명의 데이터를 이상치(outlier)로 구분하고 제외하였다. 또한, Tobii Pro Studio를 통해 양안의 유효성 코드(validity code)<sup>5</sup> 값의 합이 4를 초과하는 값을

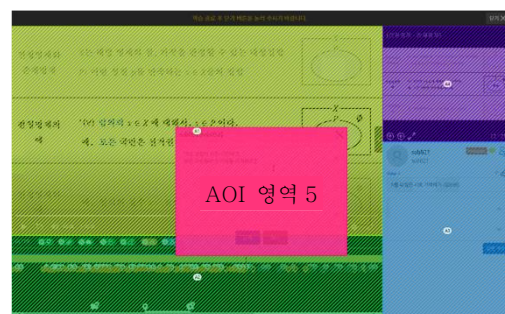
<sup>5</sup> 유효성 코드는 시선 추적기가 제공하는 안구에 대한 데이터가 실제 안구로부터 나왔는지에 대한 확실성을 추정하는 것으로, 0부터 4까지의 값으로 제시된다. 값이 낮을수록 추적 유효성

이상치로 보고 제외하고자 하였다(Tobii, 20160). 그런데, 유효성 코드가 4를 초과하는 경우는 모두 앞서 제거한 권장 거리를 만족하지 못하는 연구 대상자의 데이터에서 발생하였기 때문에 추가적으로 제거한 데이터는 없었다.

본 연구의 주요 연구문제 중 일부인 동영상 기반 학습 환경에서 학습자의 안구 운동을 살펴보기 위해서는, 주어지는 동영상 기반 학습 환경에서의 특정 관심 영역(Area of Interest: AOI)를 설정해야 한다. 이를 위해 본 연구의 동영상 기반 학습 환경이 되는 학습 매체인 동영상 학습 플레이어 상에 학습 동영상 별 6개의 AOI를 지정하였다. AOI 영역1은 학습 동영상이 출력되는 영역이고, AOI 영역2는 등록된 주석을 확인할 수 있는 영역이다. AOI 영역3은 등록된 북마크나 다른 학습자의 코멘트를 열람할 수 있는 라이브러리 영역이다. AOI 영역4는 학습의 강의 안이 제공되는 영역으로, 교수자가 등장하지 않는 본 연구의 학습 동영상 유형에 따라 AOI 영역1과 같은 영상이 출력되었다. AOI 영역5는 코멘트 작성 시 활성화 되는 팝업 영역으로 학습 동영상 시청시에는 활성화되지 않는다. AOI 영역6은 동영상 학습 플레이어 상에서 발생하는 오류에 대한 안내 팝업으로, 본 연구의 맥락과 무관하여 제외하였다. [그림 18, 19]는 AOI 설정 화면으로, [그림 19]는 AOI 영역1~4가 활성화된 화면이고, [그림 20]은 AOI 영역5가 활성화된 화면이다.



[그림 19] AOI 영역1~4 활성화 화면



[그림 20] AOI 영역5 활성화 화면

안구 운동의 변수는 설정된 AOI 영역을 기준으로 산출되었다. 대표적인 안구

이 높으며(0: 양안 추적 성공), 값이 높을수록 추적 유효성이 낮다(4: 양안 추적 실패)(Tobii, 2016).

운동 산출방식인 시선고정과 시선도약에 대한 총 지속시간과 평균 지속시간(Lai, et al., 2013)을 AOI 영역별로 산출하였다. 총 지속시간 변수는 안구 운동 유형별 발생한 회당 지속시간의 합으로 계산하였고, 평균 지속시간 변수는 총 지속시간 변수를 발생 빈도로 나누어 계산하였다. <표 15>는 최종적으로 산출한 안구 운동 변수 유형 및 산출 방식을 정리한 표이다.

<표 15> 안구 운동 변수 유형 및 산출방식

구분	유형	변수명	산출방식
시선 고정	TFD	(Total Fixation Duration)	총 시선고정 지속시간
		TFD.1	AOI 영역1에 대한 TFD
		TFD.2	AOI 영역2에 대한 TFD
		TFD.3	AOI 영역3에 대한 TFD
		TFD.4	AOI 영역4에 대한 TFD
		TFD.5	AOI 영역5에 대한 TFD
	MFD	(Mean Fixation Duration)	평균 시선고정 지속시간
		MFD.1	AOI 영역1에 대한 MFD
		MFD.2	AOI 영역2에 대한 MFD
		MFD.3	AOI 영역3에 대한 MFD
		MFD.4	AOI 영역4에 대한 MFD
		MFD.5	AOI 영역5에 대한 MFD
시선 도약	TSD	(Total Saccadic Duration)	총 시선도약 지속시간
	MSD	(Mean Saccadic Duration)	평균 시선도약 지속시간
	TSA	(Total Saccadic Amplitude)	총 시선도약 진폭
	MSA	(Mean Saccadic Amplitude)	평균 시선도약 진폭

#### 다. 행동 로그 및 안구 운동 최종 변수

최종적으로 산출된 행동 로그 및 안구 운동 변수는 총 30개이다. <표 16>은 최

중 행동 로그, 안구 운동 변수를 동영상 기반 학습 내에서의 7가지 학습 활동을 기준으로 범주화한 표이다. 동영상 재생 활동은 제공되는 학습 동영상 시청 및 조작과 관련된 범주로써, 학습 동영상을 시청하거나 재생 및 일시정지하는 활동과 관련된 변수를 포함한다. 동영상 탐색 활동은 제공되는 학습 동영상의 구간을 탐색하는 것과 관련된 범주로써, 재생표시줄을 통해 동영상 위치를 조정하는 것과 강의안의 장표를 앞뒤로 넘기며 화면을 전환하는 것과 관련된 변수를 포함한다. 주석 탐색 활동은 북마크, 코멘트 등 등록된 주석을 탐색하는 것과 관련된 범주로써, 등록된 주석을 찾아보고 확인하는 것과 관련된 변수를 포함한다. 주석 생성 및 확인 활동은 북마크와 코멘트를 생성하거나 등록된 북마크와 주석의 내용을 열람하는 것과 관련된 범주로써, 북마크와 코멘트와 직접적으로 관련된 변수를 포함한다. 강의안 재생 활동은 플레이어 우측 상단에 나타나는 강의안과 관련된 범주로써, 강의안 시청과 관련된 변수를 포함한다. 화면 탐색 활동은 제시되는 화면을 시각적으로 탐색한 것과 관련된 범주로써, 시선도약과 관련된 변수를 포함한다. 외부 환경 조정 활동은 학습 내용과는 무관하게 동영상 학습 플레이어로 학습 환경을 조정하는 것과 관련된 범주로써, 화면 크기 조정 및 음량 조정 등을 포함한다.

<표 16> 활동 범주 별 최종 산출 변수

활동 범주	변수명
동영상 재생 활동	Play.Freq, Pause.Freq, Play.TTime, Pause.TTime, TFD.1, MFD.1
동영상 탐색 활동	Seek.Freq, Slide.Freq, Seek.Time, Slide.Time
주석 탐색 활동	Filtering.Freq, Filtering.Time, TFD.2, TFD.3, MFD.2, MFD.3
주석 생성 및 확인 활동	Bookmark.Freq, Comment.Freq, Bookmark.MTime, Comment.Time, TFD.5, MFD.5
강의안 재생 활동	TFD.4, MFD.4
화면 탐색 활동	TSD, MSD, TSA, MSA
외부 환경 조정 활동	Condition.Freq, Condition.Time

### 3. 자료 분석

#### 가. 랜덤 포레스트

본 연구에서는 예측 모형 개발을 위해 R 패키지 *randomForest*를 사용하여 랜덤 포레스트(random forest) 분석을 진행하였다. 랜덤 포레스트는 의사결정나무<sup>6</sup> 분석의 CART 알고리즘<sup>7</sup>과 앙상블 모형<sup>8</sup>의 배깅 알고리즘<sup>9</sup>을 적용한 알고리즘이다(조용준, 2018). 쉽게 말해 랜덤 포레스트는 수 많은 (의사결정)나무들이 많이 있는 모형으로, 의사결정나무 모형을 다수 만들어 더 정확한 예측을 하는 것을 목적으로 한다. 분류, 군집분석, 회귀모형, 생존분석 등에 활발하게 사용되는 분석기법이다(유진은, 2015).

랜덤 포레스트는 배깅 방법을 적용하여 여러 개의 샘플 데이터셋을 구성하는데, 이때 생성되는 표본과 각 마디에서의 설명변수는 무작위적으로 선택된다. Breiman(2001)에 따르면, 예측오차는 랜덤 포레스트에서 생성된 의사결정나무 모형 간 상관성이 낮을수록 감소하게 되므로 무작위성이 최대로 될 때 가장 좋은

---

<sup>6</sup> 의사결정나무는 반응변수(response variable)를 가장 잘 설명하는 설명변수(explanatory variable)로 가지(branch)를 뺏어나가는 방법으로, 각 마디(node)에서 가지가 나뉘지며 변수가 분류되는 방법이다(유진은, 2015).

<sup>7</sup> CART(Classification and Regression Tree) 알고리즘은 정보의 불평등도를 수치화한 지니지수(gini index)와 분산의 감소량을 이용하여 부모마디로부터 자식마디가 2개 형성되는 이진분리(binary split)를 수행하는 의사결정나무분석(decision tree analysis)의 하나이다(조용준, 2018).

<sup>8</sup> 앙상블 방법(ensemble methods)은 부트스트랩 표본을 다수 생성하고 의사결정나무 모형을 적용하여 그 결과를 종합하는 방법이다(유진은, 2015).

<sup>9</sup> 배깅(bagging, bootstrap aggregating) 알고리즘에서 부트스트랩(bootstrap)은 하나의 데이터에서 여러 개의 데이터(set)을 추출하는 것을 말하며, 어그리게이팅(aggregating)은 추출된 데이터 셋을 결합하는 것을 말한다. 부트스트랩과 어그리게이팅의 과정을 거쳐서 예측모형을 생성하는 것을 배깅이라고 한다(조용준, 2018).

모형이 도출된다.

랜덤 포레스트에서는 훈련자료(training data)와 시험자료(test data)로 나누어 모형 타당화(model validation)를 시도할 필요 없이 OOB(out-of-bag) 데이터를 생성하여 분석하는 것이 가능하다. 랜덤 포레스트에서 복원 추출(부트스트랩)할 때 표본으로 다시 선택되지 않는 자료를 뜻하며, 이는 시험자료 대신 사용하는 것이 가능하다(유진은, 2015; 조용준, 2018).

랜덤 포레스트는 의사결정나무 모형에서 제시하는 그래프와 같이 직관적인 모형이 도출될 수 없어 해석에 어려움이 따른다. 이에 대한 방안으로 설명변수의 중요도지수(variable of importance index)와 부분의존성도표(partial dependence plots) 등을 통해 설명변수 반응변수에 미치는 상대적 중요도(영향력)을 구체적인 수치나 그래프로 파악하는 것이 가능하다(유진은, 2015). 특히 부분의존성도표는 변수의 개수가 많고 예측방법이 단순하지 않은 분석에서 설명변수의 영향력을 시각화하기 위해 제안된 도표이다. 부분의존성도표에 반영되는 상대적 중요도는 변수의 영향력이 클수록 중요도지수가 커진다. 중요도지수는 점근적으로 표준 정규분포를 따르므로 2또는 3 이상이 기준이 될 수 있다(Strobl, Malley, & Tutz, 2009).

랜덤 포레스트가 지니는 장점은 다음과 같다. 첫째, 예측력이 높다. 특히 설명변수가 다수일 경우 안정적인 모형을 제공하며 높은 예측력을 보이는데, 설명변수 간 상호작용이 복잡한 고차원의 자료에서 예측력이 높다. 둘째, 결측치 자료에 유용하다. 랜덤 포레스트의 기반이 되는 의사결정나무분석은 모형 생성을 위해 변수가 무작위적으로 선택되므로 결측치 자료에 큰 영향을 받지 않는다. 셋째, 이상치 또는 극단치 효과가 낮다. 의사결정나무분석은 연속형 변수의 값을 급간화 또는 구간화하여 적용하기 때문에 모형에서의 영향력이 크지 않다. 넷째, 변수 변환이 필요하지 않다. 분석을 위한 기본 가정이 따로 없기 때문에 정규화나 표준화 등의 변수 변환이 필요하지 않다. 다섯째, 대수의 법칙에 의해 일반화의 오류가 낮아 과대적합하지 않다. 의사결정나무는 규칙을 조금만 바꾸어도 모형이 크게 변화하는 약점을 지니고 있다. 하지만, 랜덤 포레스트에서는 부트스트랩 등을 이용해 수 많은 샘플 데이터셋을 생성하기 때문에 안정적인 예측 결과를 산출할 수 있다.

## 나. 가우시안 혼합 모형

본 연구에서는 과제복합성 수준 내 세부 군집을 도출하기 위하여 R 패키지 *mclust*를 사용하여 가우시안 혼합 모형 (Gaussian Mixture Model: GMM) 군집 분석을 진행하였다. GMM은 분포 기반 군집분석의 대표적인 알고리즘으로(지원철, 2018), 다양한 분포형태의 특징을 고려한 분석결과를 얻을 수 있는 군집분석 방법이다(이혜윤, 2015).

GMM은 군집분석의 대상이 되는 자료가 통계적 과정에 의해 생성되어 서로 다른 다변량 정규분포를 따른다고 가정한다. 가우시안(Gaussian)은 정규 분포의 또 다른 명칭이므로 GMM은 모수로 평균과 분산을 추정해야함을 의미하고, 혼합 모형(Mixture Model)은 형성된 여러 개의 모형의 분포가 다르다는 것을 의미한다. GMM 군집분석을 통해 생성된 k개의 군집은 서로 다른 모수를 갖는 k개의 분포를 따르게 되므로, 각기 다른 분포를 지닌 군집의 특징을 고려한 분석 결과를 얻을 수 있다(오유림, 김재환, 박형민, 백강현, 2015; 이혜윤, 2015; 조현주, 정여진, 김영민, 2018; 지원철, 2018).

군집을 확률분포에 의해 설명한다는 것은 어떤 개체가 특정 군집에 소속될 확률을 계산하여 가장 큰 확률을 갖는 군집으로 할당하는 것을 의미한다. 이러한 할당 방식을 연성 할당(Soft Assignment)라고 한다. 주어진 데이터로부터 단일 분포의 모수를 추정할 때는 최우추정법(Maximum Likelihood Estimation)을 많이 사용한다. 이를 확장하여 혼합모형에 적용 가능하도록 개발된 방법이 EM(Expectation-Maximization) 알고리즘으로, 이를 통해 최적의 평균 및 분산 추정이 가능하다. EM 알고리즘을 통해 개별 관측값에 대해 해당 관측값이 어떤 군집에 속할 확률이 어느 정도인지를 계산하고, 가장 높은 확률을 보인 군집으로 각 관측값을 할당하게 된다(이혜윤, 2015; 지원철, 2018).

GMM 군집분석에서 확률모형에 기초하여 군집 개수를 설정할 때에는 Bayesian information criterion (BIC)<sup>10</sup>을 활용한다. 다양한 군집의 개수와 각 변

---

<sup>10</sup> SBC(Schwarz Bayesian Criterion) 또는 BIC(Bayesian Information Criterion)는 모델의



수들의 분산구조를 고려한 BIC를 계산한 후, 각 모형들의 BIC를 비교하여 가장 작은 값을 갖는 최적의 모형을 참고하여 최적의 군집 개수를 제시한다(송중우, 김보경, 조수진, 김나현, 2019; 이해운, 2015).

## G. 자료 분석방법

본 연구의 데이터 산출 및 전처리 과정은 통계 프로그램 R을 활용하여 이루어졌으며, 전처리 데이터에 대한 자료 분석 또한 동일한 프로그램을 활용하여 진행되었다. 먼저, 행동 로그와 안구 운동에 대해 전반적으로 이해하기 위해 기술통계 분석을 실시하였다. 다음으로, 과제복합성 수준의 높고 낮음에 따른 행동 로그와 안구 운동의 차이를 검증했으며, 과제복합성에 따른 학업성취 예측 모형 개발을 위해 랜덤 포레스트 기법을 사용하였다. 그 후, 과제복합성 수준 별 GMM 군집 분석을 통해 세부 군집을 나누어 비교하고, 랜덤 포레스트 기법을 활용해 예측 모형을 개발하였다. 구체적인 자료 분석방법은 다음과 같다.

첫째, 실험을 통해 수집된 동영상 기반 학습 환경에서 학습자의 행동 로그와 안구 운동, 학업성취에 대한 기술통계 분석을 실시하였으며, 데이터에 오류나 이상치가 없는지 확인하였다. 또한, 행동 로그와 안구 운동에 대한 시각화를 통해 데이터의 경향과 특성을 살펴보았다.

둘째, 전체 집단을 대상으로 랜덤 포레스트 기법을 활용해 행동 로그와 안구 운동을 통한 학업성취 예측 모형을 개발하였다. 모형의 결과와 중요 변인을 확인하고 중요 변인 별 부분의존성도표를 확인하였다.

---

잔차 제곱합과 효과 수를 증가시키는 함수이다. 반응 변수와 효과 수에 대한 설명되지 않은 변동은 BIC 값의 증가로 이어진다. 결과적으로, BIC 값이 낮으면 설명 변수 또는 적합 항목이 적거나, 아니면 둘 다 적다는 것을 의미한다(적합통계량[웹사이트], n.d.).



셋째, 과제복합성 수준에 따라 학습자의 행동 로그와 안구 운동에 차이가 있는지 확인하기 위해 차이 검정을 실시하였다. 차이 검정을 실시하기 전, Q-Q 플롯과 Shapiro-Wilk검정을 통해 정규성을 확인하였으며, F 검정을 통해 등분산성을 확인하였다. 정규성과 등분산성을 모두 만족하는 변수는 대응 표본 T 검정을 수행하였고, 정규성과 등분산성 중 하나라도 만족하지 못하는 변수는 Wilcoxon 부호 순위 검정을 수행하였다.

넷째, 과제복합성 상·하 수준을 기준으로 랜덤 포레스트 기법을 활용해 행동 로그와 안구 운동을 통한 학업성취 예측 모형을 개발하였다. 모형의 결과와 중요변인을 확인하고 중요 변인 별 부분의존성도표를 확인하였다. 그 후 각 수준의 예측 모형을 비교하여 과제복합성에 따라 학업성취 예측 모형이 중요 변인과 양상을 비교하였다.

다섯째, 과제복합성 내 세부 군집을 도출하기 위해 GMM 군집분석을 실시하였다. 도출된 세부 군집 간 비교를 통해 군집 별 특징과 행동 로그, 안구 운동의 양상을 파악하였다.

여섯째, 과제복합성 내 세부 군집을 대상으로 랜덤 포레스트 기법을 활용해 행동 로그와 안구 운동을 통한 학업성취 예측 모형을 개발하였다. 모형의 결과와 중요 변인을 확인하고 중요 변인 별 부분의존성도표를 확인하였다. 그 후 각 군집의 예측 모형을 비교하여 과제복합성에 따라 학업성취 예측 모형이 중요 변인과 양상을 비교하였다.

일곱째, 도출된 7개의 예측 모형의 변화 양상을 살펴보고 중요 변인 별 비교를 진행하였다.

여덟째, 이상의 분석 과정을 통해 동영상 기반 학습 환경에서 학습자의 지각된 어포던스와 학업성취 간의 관계를 규명하고 학업성취 예측 모형의 교육적 적용 가능성 및 교수·학습 설계를 위한 시사점을 확인하였다.

## IV. 연구결과

본 연구에서는 동영상 기반 학습 환경에서 학습자의 지각된 어포던스 지표인 행동 로그와 안구 운동이 학업성취에 미치는 영향을 탐색하기 위해 학습자 집단 세분화와 함께 예측 모형 개발을 시행하였다.

### A. 기술통계 및 시각화

#### 1. 기술통계

앞서 언급한 바와 같이, 실험을 통해 수집한 77명의 데이터 중 행동 로그 이상치 1명의 데이터와 안구 운동 이상치 9명의 데이터를 제외하고 총 67명의 데이터가 분석을 위해 사용되었다. 전체 집단을 대상으로 행동 로그, 안구 운동 및 학업성취 데이터의 일반적인 경향을 파악하기 위해 <표 17>과 같이 기술 통계를 실시하였다. 설명변수인 행동 로그 지표로는 Play.Freq(총 재생 빈도), Pause.Freq(총 일시정지 빈도), Seek.Freq(총 동영상 탐색 빈도), Bookmark.Freq(총 북마크 설정 및 확인 빈도), Comment.Freq(총 코멘트 작성 및 확인 빈도), Filtering.Freq(총 주석 필터링 빈도), Slide.Freq(총 슬라이드 조정 빈도), Condition.Freq(총 외부 환경 조정 빈도), Play.TTime(총 재생 시간), Paused.TTime(총 일시정지 시간), Seek.Time(총 동영상 탐색 시간), Bookmark.MTime(총 북마크 설정 시간), Comment.Time(총 코멘트 작성 시간), Filtering.Time(총 주석 필터링 시간), Slide.Time(총 슬라이드 조정 시간), Condition.Time(총 외부 환경 조정 시간) 16개가 사용되었으며, 안구 운동 지표로는 TFD.1~TFD.5(AOI 영역1~5에 대한 총 시선고정 지속시간), MFD.1~MFD.5(AOI 영역1~5에 대한 평균 시선고정 지속시간), TSD(총 시선도약 지속시간), MSD(평균 시선도약 지속시간), TSA(총 시선도약 진폭), MSA(평

균 시선도약 진폭), 14개가 사용되었다. 반응변수인 학업성취 지표로는 44점 만점인 사후시험 점수 POST가 사용되었다.

<표 17> 전체 집단에 대한 기술통계 결과

(n = 67)

활동 범주	변인	단위	평균	표준편차	최소	최대
1	Play.Freq	count	30.642	22.64	2	145
1	Pause.Freq	count	14.134	12.74	0	77
2	Seek.Freq	count	29.552	37.523	0	220
4	Bookmark.Freq	count	3.194	2.759	0	16
4	Comment.Freq	count	12.687	12.77	0	54
3	Filtering.Freq	count	4.045	6.734	0	35
2	Slide.Freq	count	2.299	6.274	0	37
7	Condition.Freq	count	1.448	2.715	0	15
1	Play.TTime	second	1,237.488	201.016	703	1,902
1	Paused.TTime	second	292.895	251.154	0	1,311.55
2	Seek.Time	second	26.646	27.931	0	102
4	Bookmark.MTime	second	153.864	168.765	0	722.519
4	Comment.Time	second	201.3	174.19	0	723
3	Filtering.Time	second	21.786	34.597	0	158.15
2	Slide.Time	second	0.478	1.307	0	6
7	Condition.Time	second	14.58	55.476	0	434
1	TFD.1	millisecond	457,706.358	251,091.149	61,131	1,095,755
3	TFD.2	millisecond	49,706.672	44,923.928	407	220,534
3	TFD.3	millisecond	16,583.815	27,158.061	86	162,276
5	TFD.4	millisecond	10,703.836	9,962.155	60	45,762
4	TFD.5	millisecond	48,534.762	50,643.957	680	228,467
1	MFD.1	millisecond	182.266	47.149	97.653	298.011
3	MFD.2	millisecond	193.566	64.277	89.059	357.429
3	MFD.3	millisecond	186.585	69.131	79.333	361.416

5	MFD.4	millisecond	183.454	58.593	60	344.906
4	MFD.5	millisecond	281.074	153.52	92.931	970.618
6	TSD	millisecond	550,578.925	289,149.5	129,926	1,498,752
6	MSD	millisecond	90.345	43.53	44.177	313.941
6	TSA	degree(°)	9,074.762	2,267.969	5062.93	14,014.74
6	MSA	degree(°)	1.592	0.551	0.728	3.873
-	POST	score	29.806	6.0308	6	41

활동 범주: (1) 동영상 재생 활동, (2) 동영상 탐색 활동, (3) 주석 탐색 활동, (4) 주석 생성 및 확인 활동, (5) 강의안 재생 활동, (6) 화면 탐색 활동, (7) 외부 환경 조정 활동

행동 로그의 빈도와 관련된 Play.Freq의 평균은 30.642회(SD = 22.640), Pause.Freq의 평균은 14.134회(SD = 12.740), Seek.Freq의 평균은 29.552회(SD = 37.523), Bookmark.Freq의 평균은 3.194회(SD = 2.759), Comment.Freq의 평균은 12.687회(SD = 12.770), Filtering.Freq의 평균은 4.045회(SD = 6.734), Slide.Freq의 평균은 2.299회(SD = 6.274), Condition.Freq의 평균은 1.448회(SD = 2.715)로 나타났다. 총 재생 빈도와 총 탐색 빈도가 가장 높은 평균 빈도를 보였으며, 총 재생 환경 조정 빈도가 가장 낮은 평균 빈도를 보였다.

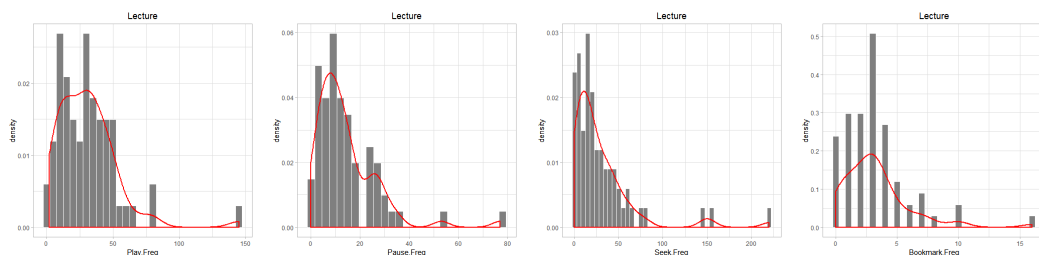
행동 로그의 지속시간과 관련된 Play.TTime의 평균은 1,237.488s(SD = 201.016), Paused.TTime의 평균은 292.895s(SD = 251.154), Seek.Time의 평균은 26.646s(SD = 27.931), Bookmark.MTime의 평균은 153.864s(SD = 168.765), Comment.Time의 평균은 201.300s(SD = 174.190), Filtering.Time의 평균은 21.786s(SD = 34.597), Slide.Time의 평균은 0.478s(SD = 1.307), Condition.Time의 평균은 14.580s(SD = 55.476)로 나타났다. 총 재생 시간이 가장 높은 평균 지속시간을 보였으며, 총 슬라이드 조정 시간이 가장 낮은 평균 지속시간을 보였다.

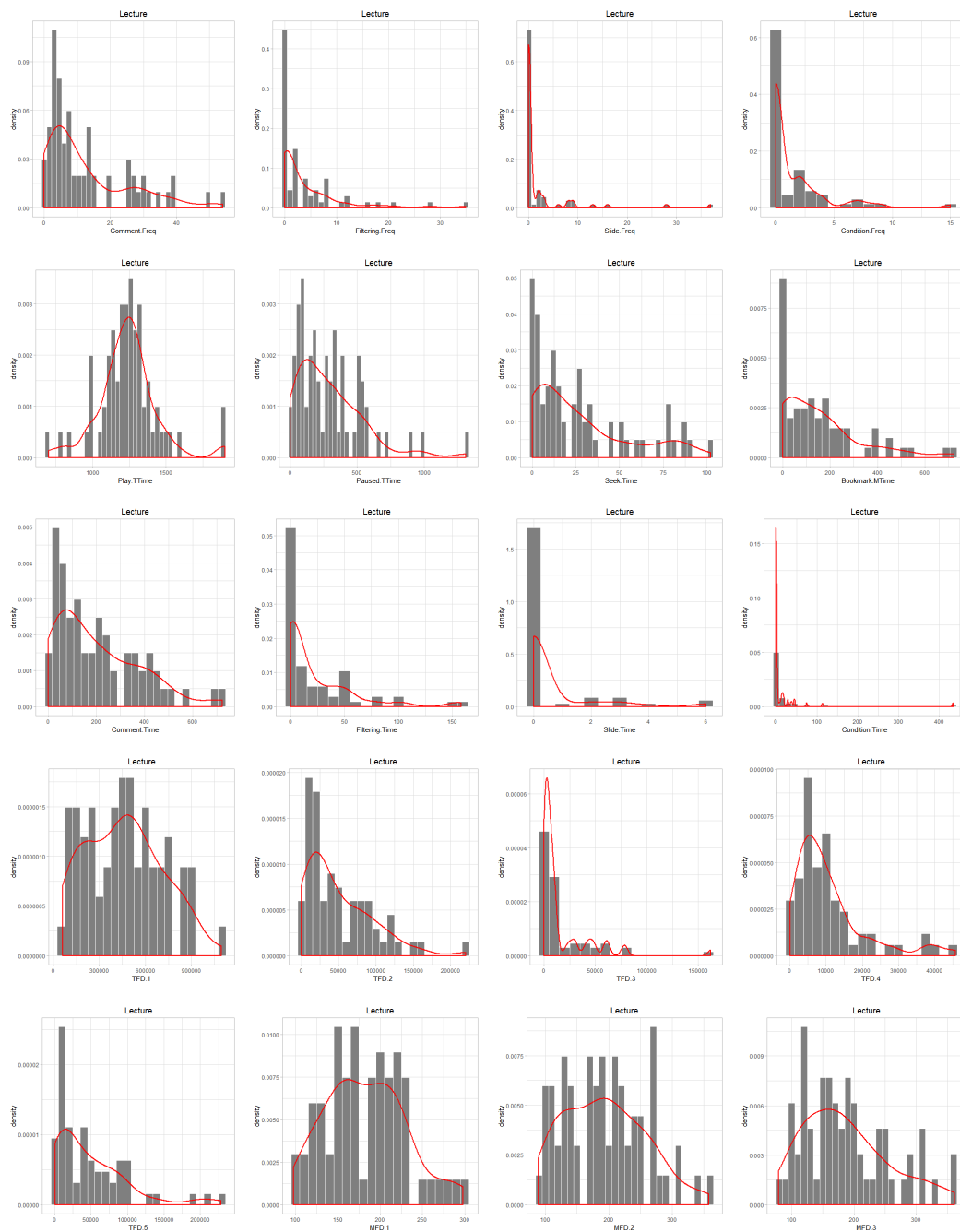
안구 운동 중 시선고정과 관련된 변수로 AOI 영역1에 해당하는 TFD.1의 평균은 457,706.358ms(SD = 251,091.149)이었으며, MFD.1의 평균은 182.266ms(SD = 47.149)이었다. AOI 영역2에 해당하는 TFD.2의 평균은 49,706.672ms(SD = 44,923.928)이었으며, MFD.2의 평균은 193.566ms(SD =

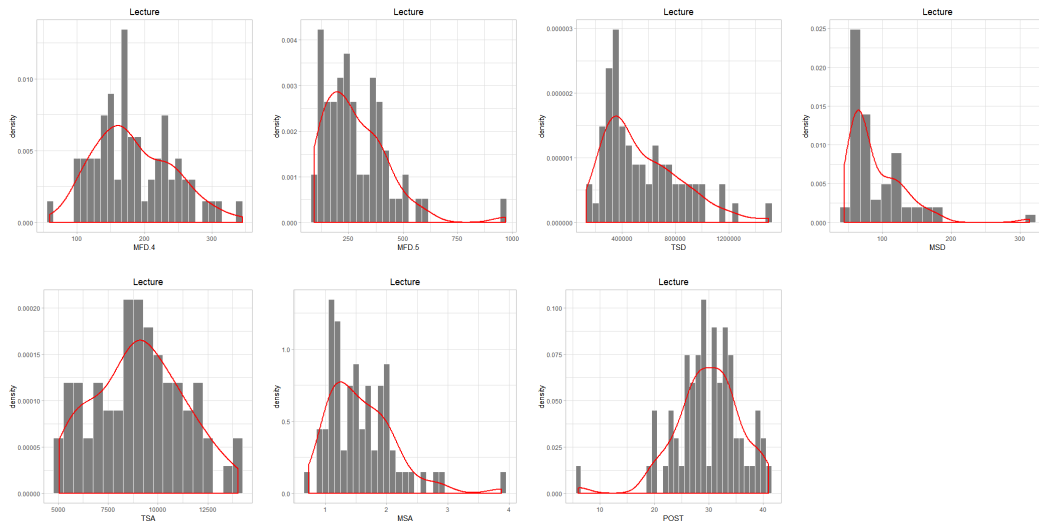
64.277)이었다. AOI 영역3에 해당하는 TFD.3의 평균은 16,583.815ms(SD = 27,158.061)이었으며, MFD.3의 평균은 186.585ms(SD = 69.131)이었다. AOI 영역4에 해당하는 TFD.4의 평균은 10,703.836ms(SD = 9,962.155)이었으며, MFD.4의 평균은 183.454ms(SD = 58.593)이었다. AOI 영역5에 해당하는 TFD.5의 평균은 48,534.762ms(SD = 50,643.957)이었으며, MFD.5의 평균은 281.074ms(SD = 153.520)으로 나타났다. TFD와 MFD 변수는 값이 클수록 연구대상자가 응시한 시선고정 지속시간이 긴 것으로, TFD 변수의 표준편차는 상당히 높게 나타났다. MFD 변수의 표준편차도 높은 편에 속했으나, TFD 변수에 비해서는 낮은 값을 보였다.

안구 운동 중 시선도약과 관련된 변수인 TSD의 평균은 550,578.925ms(SD = 289,149.500), MSD의 평균은 90.345ms(SD = 43.530), TSA의 평균은 9,074.762° (SD = 2,267.969), MSA의 평균은 1.592° (SD = 0.551)으로 나타났다. 시선도약과 관련된 변수들의 값이 클수록 연구대상자의 시선 변동 시간이 길고 그 폭이 큰 것을 의미한다. TSD와 TSA의 표준편차는 상당히 큰 것으로 나타났다는데, 이를 통해 연구 대상자들이 역동적으로 화면을 탐색했음을 확인할 수 있었다.

본 연구에서 학업성취의 지표 변수인 POST는 전칭·존재명제 24점, 양항명제 20점, 총점 44점이었다. POST의 평균은 29.806(SD = 6.0308)점이었다. 이상의 전체 집단에 대한 기본 연구 변수의 분포를 히스토그램을 나타내면 [그림 21]과 같다.







[그림 21] 전체 집단 연구 변수 분포 히스토그램

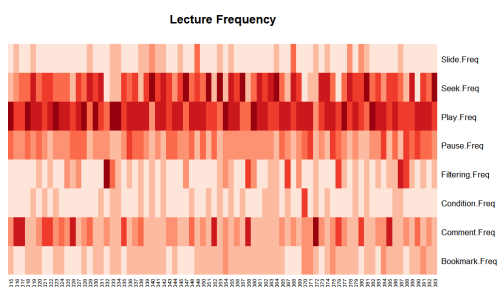
## 2. 시각화

본 관에서는 시각화를 통해 본 연구의 핵심 변인인 행동 로그와 안구 운동의 양상과 특징을 확인하였다.

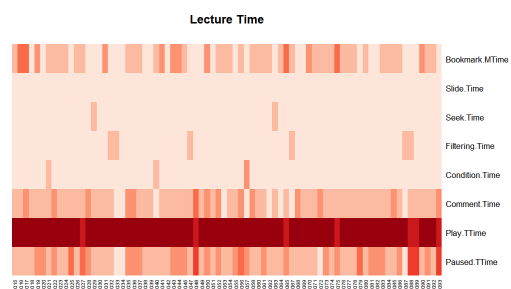
### 가. 행동 로그

연구대상자 별 행동 로그 변수에 대한 시각화를 통해 동영상 기반 학습 환경에서 발생하는 전반적인 행동 로그 발생 양상을 확인하고자 하였다. [그림 22, 23]은 전체 집단에 대한 행동 로그 시선 히트맵을 표현한 것이며, [그림 24, 25, 26, 27]은 학습 동영상에 따른 행동 로그 발생 빈도를 시선 히트맵으로 나타낸 것이다.

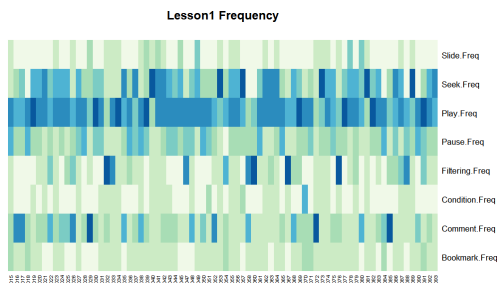
전체 집단과 영상1, 2의 과제복합성 수준 모두 유사한 행동 로그 빈도를 나타냈다. 빈도 변수의 경우 총 재생 빈도, 총 탐색 빈도, 총 일시정지 작성 빈도가 가장 높은 빈도를 보였으며, 총 일시정지 빈도의 경우 전체 집단과 영상2에서 더 집중적으로 나타났다. 지속시간 변수의 경우 총 재생 시간이 압도적으로 높은 집중도를 보였는데, 이는 동영상상을 통해 학습하는 본 실험의 구조상 당연한 결과로 볼 수 있다.



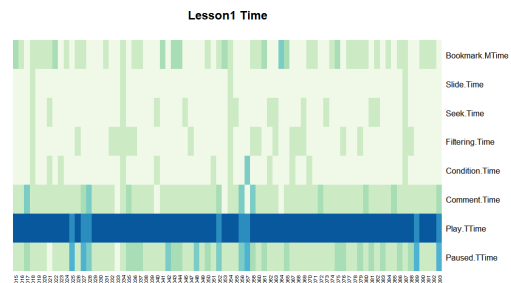
[그림 22] 전체 집단 행동 로그  
빈도 변수 히트맵



[그림 23] 전체 집단 행동 로그  
지속시간 변수 히트맵

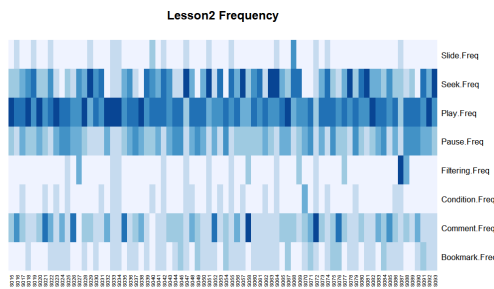


[그림 24] 영상1 행동 로그  
빈도 변수 히트맵

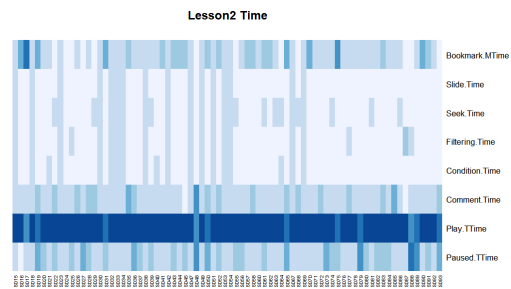


[그림 25] 영상1 행동 로그  
지속시간 변수 히트맵





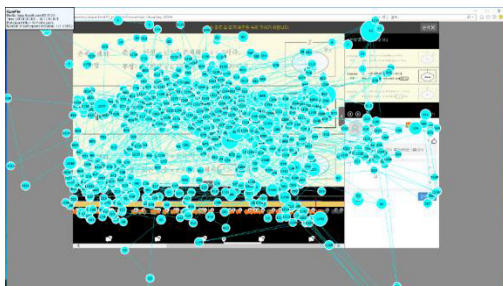
[그림 26] 영상2 행동 로그  
빈도 변수 히트맵



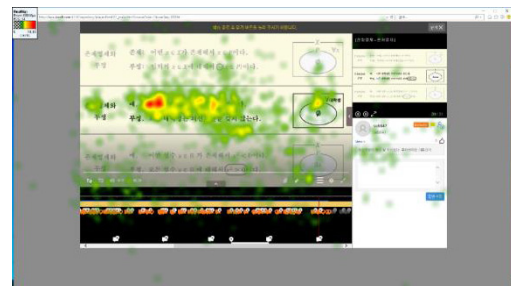
[그림 27] 영상2 행동 로그  
지속시간 변수 히트맵

## 나. 안구 운동

Tobii Pro Studio에서 제공하는 시선 흐름도(gaze plot)<sup>11</sup>와 시선 히트맵(heat map)<sup>12</sup>을 활용하여 동영상 기반 학습 상황에서의 연구대상자의 안구 운동 흐름과 부분 별 집중도를 확인하고자 하였다. [그림 28, 29, 30, 31]은 학습 동영상 별 시선 흐름도와 시선 히트맵의 예이다.



[그림 28] 영상1의 시선 흐름도 예시



[그림 29] 영상1의 시선 히트맵 예시

<sup>11</sup> 정적 매체(예: 이미지, 장면) 또는 동적 매체(예: 동영상, 동적 웹사이트)에 나타나는 시선 고정점의 순서와 위치를 보여준다(Tobii, 2016).

<sup>12</sup> 이미지나 영상의 특정 영역에서 발생한 시선고정의 수와 지속시간을 나타내기 위해 그 정도를 색상으로 구분하여 표현한다(Tobii, 2016).



[그림 30] 영상2의 시선 흐름도 예시



[그림 31] 영상2의 시선 히트맵 예시

시선 흐름도에 나타난 원은 연구대상자의 시선고정을 나타내며, 원 안의 숫자는 시선고정의 순서를 나타낸다. 원의 크기가 클수록 긴 시선고정 지속시간을 의미하며, 원과 원 사이를 연결하는 선은 시선도약의 길이를 나타낸다. 시선 흐름도를 통해 연구대상자들은 주로 AOI 영역1과 AOI 영역2, AOI 영역2와 AOI 영역을 번갈아 가며 학습하는 것으로 보였고, 학습 과정 중 간헐적으로 AOI 영역4를 응시하는 것으로 나타났다.

시선 히트맵의 경우 색으로 연구대상자의 시선고정 집중 정도를 보여준다. 푸른 색에 가까울수록 더 낮은 집중정도를 나타내며 붉은 색에 가까울수록 더 높은 집중 정도를 나타낸다. 본 연구의 시선 히트맵을 통해서 학습자들이 학습 영상이 보여지는 AOI 영역1에 집중하여 응시하였다는 것을 알 수 있었으며, 그 중에서도 현재 학습 내용과 관련된 부분에 가장 집중하는 것으로 나타났다. 그 외에도 이전/이후 학습 내용, 북마크 및 코멘트 라이브러리, 학습 강의안에 해당하는 영역에 집중하는 것으로 나타났다.

## B. 전체 집단 학업성취 예측모형

본 절에서는 연구문제 1과 관련하여 전체 집단을 대상으로 행동 로그와 안구 운동에 대한 학업성취 예측 모형을 개발하였다. 본 연구의 모든 변인은 정규성을 띄지 않았으므로, 비모수적 회귀 분석 방법인 랜덤 포레스트 기법을 적용하였다.

본 연구의 랜덤 포레스트 모형은 나무 수(ntree)<sup>13</sup>는 500, 마디 수(mtry)<sup>14</sup>는 10으로 설정하였다. 전체 집단에 대한 랜덤 포레스트 분석 결과는 <표 18>과 같다. OOB MSE는 45.282, Pseudo R<sup>2</sup> 는 -18.77로 나타났다.

<표 18> 전체 집단 랜덤 포레스트 결과

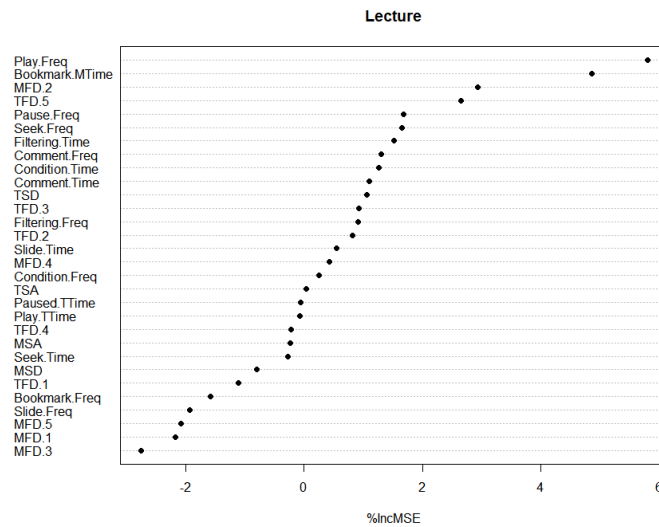
(n = 67)

OOB MSE	Pseudo R <sup>2</sup>
45.282	-18.77

[그림 32]은 전체 집단에 대한 예측모형에서 모든 설명변수의 상대적 중요도를 시각화한 것이다.

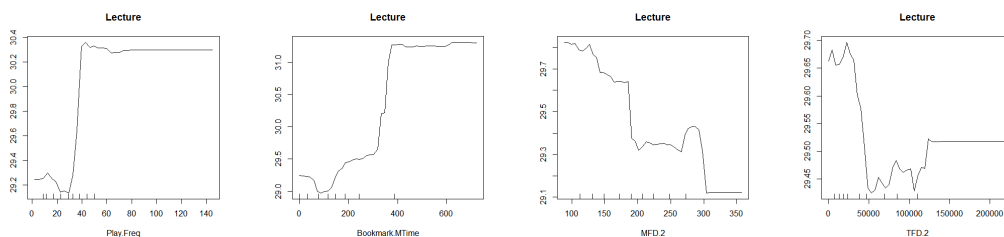
<sup>13</sup> 랜덤 포레스트 방법에서 사용할 트리(bootstrap 샘플)의 수

<sup>14</sup> 각각의 노드를 분할할 때, 각 bootstrap 샘플에서 랜덤으로 선택되는 변수의 개수



[그림 32] 전체 집단에 대한 설명변수의 상대적 중요도

본 모형에서 중요도지수가 2 이상인 변수는 Play.Freq(5.798), Bookmark.MTime(4.861), MFD.2(2.928), TFD.2(0.823) 4개로 제시된 순서대로 높게 나타났다. 모형에 미치는 중요한 변수의 영향력을 확인하기 위하여 중요도지수가 2 이상인 설명변수들을 대상으로 부분의존성도표를 도출하였다. [그림 33]는 전체 집단에 학업성취 예측모형에서 중요한 변인 4개에 대한 부분의존성도표이다. 부분의존성도표의 X축은 변수의 범위를, Y축은 부분의존성을 뜻한다(유진은, 2015).



[그림 33] 전체 집단 중요 변수의 부분의존성도표

먼저, 가장 중요도지수가 높았던 Play.Freq와 Bookmark.MTime 관련하여, 두

변수의 부분의존성도표는 유사한 형태를 보였다. Play.Freq는 약 30회까지 낮은 값을 보이다가 40회부터 급격히 증가하여 지속적으로 높은 값을 보이는 것으로 나타났고, Bookmark.MTime은 약 80s까지는 낮은 값을 보이다가 120s부터 점차 증가해 300s부터 급격히 증가하여 이후로는 지속적으로 높은 값을 보이는 것으로 나타났다. MFD.2의 경우 전반적으로 평균 시선고정 지속시간이 증가함에 따라 값이 감소하는 것으로 나타났으며, 특히 약 200ms과 300ms에서 급격히 감소하는 것으로 나타났다. TFD.2의 경우 약 50000ms까지는 값이 급격하게 감소하는 경향을 보이다가 100000ms까지 오르내리는 모습이었고, 그후 130000ms 정도에는 값이 상승했다가 그 이후로 안정적으로 유지되는 것으로 나타났다.

이를 통해 총 재생 빈도와 총 북마크 설정 시간은 초기에 학업성취를 정적으로 예측하지만, 어느 수준이 지나면 학업성취는 일관되게 유지됨을 확인할 수 있었다. 또한, AOI 영역2에 대한 평균 시선고정 지속시간의 경우 전반적으로 학업성취와 음의 상관관계 양상을 보이며, AOI 영역2에 대한 총 시선고정 지속시간의 경우 학업성취에 대한 예측 구간이 크게 고-저-중 수준으로 나뉘는 것을 확인할 수 있었다.

### C. 과제복합성 수준에 따른 학업성취 예측모형

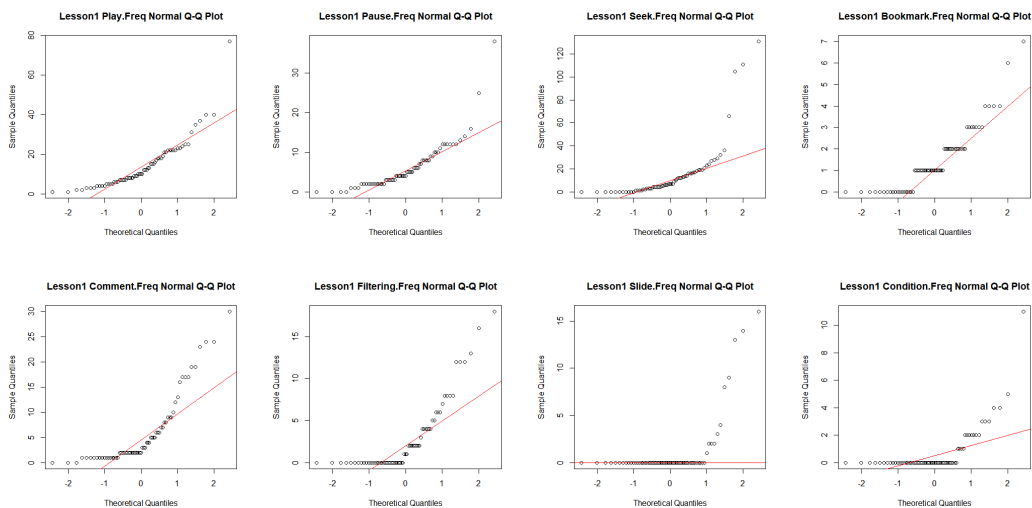
본 절에서는 학습 동영상의 과제복합성 상·하 수준에 따른 행동 로그, 안구 운동 및 학업성취의 차이와 과제복합성 수준 별 학업성취 예측모형에 차이가 있는지 검토하였다. 먼저, 연구문제2와 관련하여, 모든 변수들의 정규성과 등분산성을 확인하였다. 정규성 검정은 Q-Q 플롯과 Shapiro-Wilk검정을 통해 수행하였고, F 검정을 통해 등분산성을 검정하였다. 그 후, 과제복합성의 높고 낮음에 따라 수준을 구분하고 설명변수와 반응변수에 차이가 있는지 확인하기 위해 대응 표본 T 검정과 Wilcoxon 부호 순위 차이 검정을 실시하였다. 연구문제 3과 관련해서는

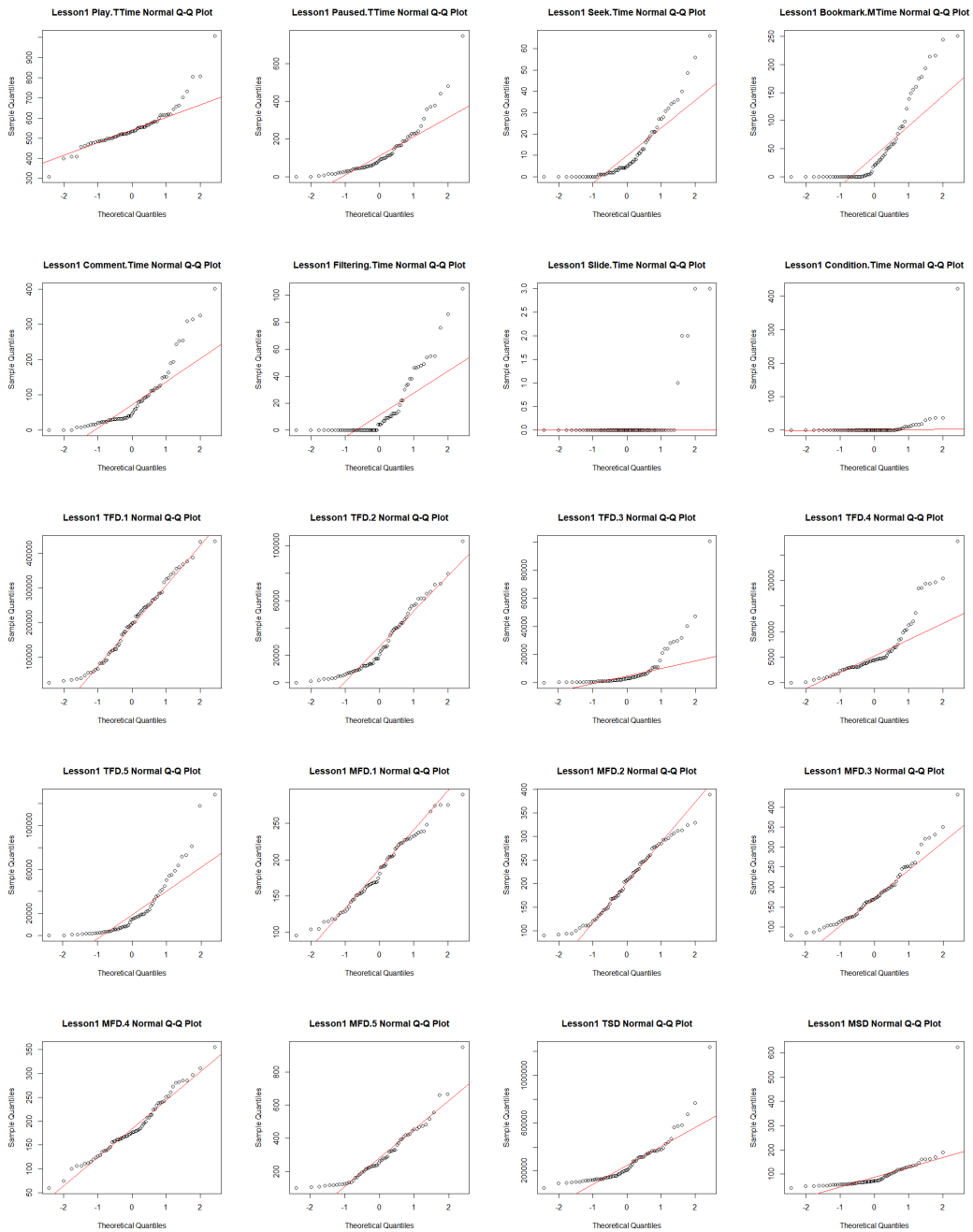
랜덤 포레스트를 이용해 과제복합성 상·하 수준에 대한 학업성취 예측모형을 개발하고 수준 간 예측모형에 차이가 있는지 검토하였다.

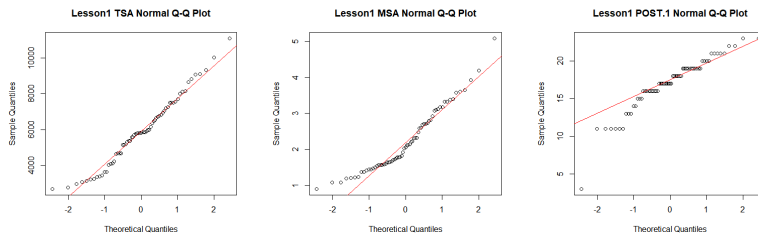
## 1. 과제복합성 수준에 따른 차이 검증

### 가. 정규성 및 등분산성 검정

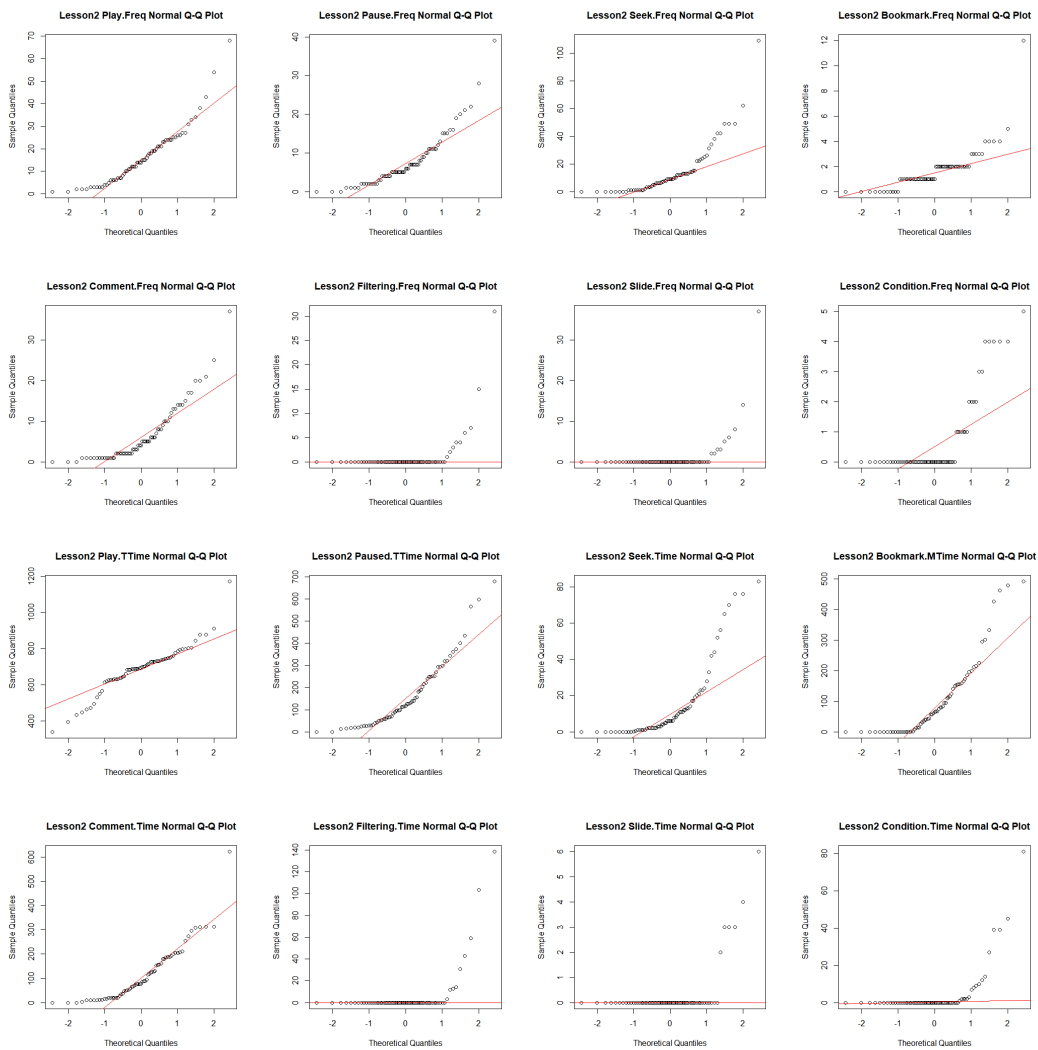
과제복합성 수준에 따른 설명변수의 차이 검정을 진행하기 전, 모든 변수에 대한 정규성 검정 및 등분산성 검정을 진행하였다. [그림 33, 34]은 정규성 검정을 위해 실시한 과제복합성 상·하 수준 별 Q-Q 플롯의 결과이다. 과제복합성 하 수준의 경우 TFD.1, TFD.2, MFD.1, MFD.2, MFD.4, TSA가 정규성을 만족하는 것으로 보였으며, 과제복합성 상 수준의 경우 TFD.1, MFD.1, TSA가 정규성을 만족하는 것으로 나타났다.



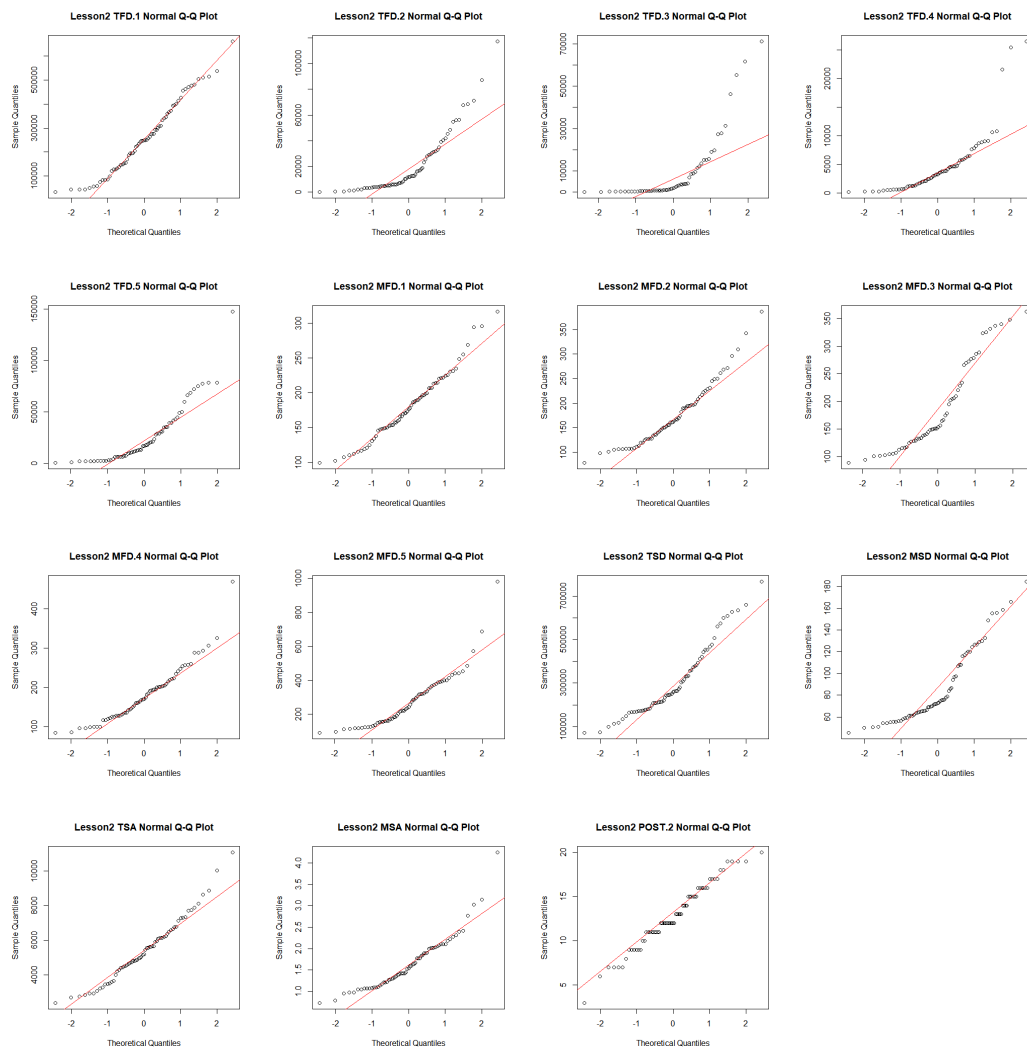




[그림 34] 과제복합성 하 수준 Q-Q 플롯







[그림 35] 과제복합성 상 수준 Q-Q 플롯

보다 정확한 검정을 위하여 Shapiro-Wilk 검정을 추가적으로 진행하였으며, 등분산성 검정을 위해 F검정을 수행하였다. <표 19>는 과제복합성 상·하 수준에 대한 Shapiro-Wilk 검정과 F검정의 결과이다. 과제복합성 상·하 수준 별 정규성과 수준 간 등분산성을 모두 만족하는 변수는 MFD.1과 TSA로 나타났다.

<표 19> 과제복합성 수준에 따른 정규성 및 등분산성 검정 결과

활동 범주	변인	Shapiro-Wilk 검정						F 검정	
		영상1			영상2				
		W	df	p	W	df	p	F	p
1	Play.Freq	.795	67	.000***	.882	67	.000***	0.956	.857
1	Pause.Freq	.757	67	.000***	.828	67	.000***	0.739	.222
2	Seek.Freq	.569	67	.000***	.717	67	.000***	1.788	.02
4	Bookmark.Freq	.841	67	.000***	.680	67	.000***	0.745	.234
4	Comment.Freq	.758	67	.000***	.802	67	.000***	0.975	.918
3	Filtering.Freq	.734	67	.000***	.276	67	.000***	0.972	.909
2	Slide.Freq	.384	67	.000***	.26	67	.000***	0.446	.001
7	Condition.Freq	.501	67	.000***	.586	67	.000***	1.732	.027
1	Play.TTime	.861	67	.000***	.925	67	.001**	0.626	.059
1	Paused.TTime	.789	67	.000***	.864	67	.000***	0.815	.409
2	Seek.Time	.782	67	.000***	.705	67	.000***	0.493	.005
4	Bookmark.MTime	.752	67	.000***	.795	67	.000***	0.315	.000
4	Comment.Time	.802	67	.000***	.841	67	.000***	0.641	.073
3	Filtering.Time	.713	67	.000***	.309	67	.000***	1.081	.754
2	Slide.Time	.288	67	.000***	.328	67	.000***	0.33	.000
7	Condition.Time	.179	67	.000***	.395	67	.000***	15.227	.000
1	TFD.1	.966	67	.067	.965	67	.0546	0.538	.013
3	TFD.2	.903	67	.000***	.787	67	.000***	0.621	.966
3	TFD.3	.555	67	.000***	.623	67	.000***	0.979	.932
5	TFD.4	.794	67	.000***	.7	67	.000***	1.222	.423
4	TFD.5	.77	67	.000***	.805	67	.000***	1.026	.92
1	MFD.1	.974	67	.183	.969	67	.096	1.009	.971
3	MFD.2	.966	67	.064	.928	67	.001**	1.371	.202
3	MFD.3	.928	67	.001**	.884	67	.000***	0.86	.562
5	MFD.4	.977	67	.246	.914	67	.000***	0.76	.272
4	MFD.5	.889	67	.000***	.857	67	.000***	1.121	.655
6	TSD	.779	67	.000***	.919	67	.000***	1.454	.131
6	MSD	.483	67	.000***	.87	67	.000***	4.818	.000
6	TSA	.975	67	.206	.967	67	.076	1.112	.667
6	MSA	.935	67	.002**	.898	67	.000***	0.956	.004
-	POST 1,2	.92	67	.000***	.98	67	.36	0.917	.725

활동 범주: (1) 동영상 재생 활동, (2) 동영상 탐색 활동, (3) 주석 탐색 활동, (4) 주석 생성 및 확인 활동, (5) 강의안 재생 활동, (6) 화면 탐색 활동, (7) 외부 환경 조정 활동

\* $p < .05$     \*\* $p < .01$     \*\*\* $p < .001$

## 나. 차이 검정

과제복합성 상·하 수준 간 행동 로그, 안구 운동 및 학업성취의 차이를 검증하기 위해 차이 검정을 실시하였다. 앞서 진행한 정규성 검정과 등분산성 검정을 바탕으로 정규성과 등분산성을 모두 만족하는 변수는 대응 표본 T 검정을, 하나라도 불만족하는 경우는 Wilcoxon 부호 순위 검정을 통해 차이검정을 진행하였다. <표 20>은 과제복합성에 따른 행동 로그, 안구 운동 및 학업성취의 차이를 정리한 표이다. 이때, 사후시험(POST 1, 2)의 경우 만점이 다르므로 R에서 함수 scale을 사용하여 데이터를 정규화<sup>15</sup>한 후 차이 검정을 진행하였다.

---

<sup>15</sup> 변숫값의 분포를 표준화하는 것

<표 20> 과제복합성 수준에 따른 행동 로그, 안구 운동 및 학업성취의 차이

활동 범주	변인	하 수준(n=67)		상 수준(n=67)		<i>t</i>	<i>p</i>
		평균	표준편차	평균	표준편차		
1	Play.Freq	14.269	12.352	16.373	12.63	—	0.069
1	Pause.Freq	6.269	6.072	7.866	7.062	—	0.000***
2	Seek.Freq	15.075	24.794	14.478	18.542	—	0.696
4	Bookmark.Freq	1.478	1.471	1.716	1.704	—	0.237
4	Comment.Freq	6.03	7	6.657	7.089	—	0.056
3	Filtering.Freq	2.955	4.269	1.09	4.33	—	0.000***
2	Slide.Freq	1.104	3.308	1.194	4.955	—	0.776
7	Condition.Freq	0.761	1.733	0.687	1.317	—	0.865
1	Play.TTime	550.882	100.555	686.606	127.112	—	0.000***
1	Paused.TTime	129.220	134.384	163.675	148.834	—	0.041*
2	Seek.Time	11.761	14.818	14.885	21.099	—	0.340
4	Bookmark.MTime	50.661	69.784	103.203	124.259	—	0.000***
4	Comment.Time	85.933	89.196	115.367	111.424	—	0.012*
3	Filtering.Time	15.567	23.615	6.219	22.717	—	0.000***
2	Slide.Time	0.164	0.618	0.313	1.076	—	0.283
7	Condition.Time	10.062	51.84	4.519	13.285	—	0.679
1	TFD.1	198096.104	108821.854	259610.254	148375.2	—	0.000***
3	TFD.2	28600.433	23741.957	21106.239	23616.43	—	0.000***
3	TFD.3	8797.111	15788.254	9352.321	15956.11	—	0.06925
5	TFD.4	6377.500	5783.359	4557.569	5231.222	—	0.000***
4	TFD.5	23542.667	27954.913	26113.175	27600.62	—	0.111
1	MFD.1	184.474	48.17	180.132	47.95	2.039	0.045*
3	MFD.2	205.019	73.018	175.374	62.354	—	0.000***
3	MFD.3	183.798	73.532	187.24	79.307	—	0.79
5	MFD.4	185.697	60.221	181.419	69.091	—	0.151
4	MFD.5	294.617	166.137	278.772	156.868	—	0.355
6	TSD	271713.851	191818	305534.119	159103.7	—	0.000***
6	MSD	95.743	74.224	86.884	33.816	—	0.792
6	TSA	5903.321	1903.141	5429.436	1804.578	3.778	0.000***
6	MSA	2.245	0.877	1.657	0.614	—	0.000***
—	POST.1, 2	17.015	3.466	12.791	3.62	—	0.580

활동 범주: (1) 동영상 재생 활동, (2) 동영상 탐색 활동, (3) 주석 탐색 활동, (4) 주석 생성 및 확인 활동, (5) 강의안 재생 활동, (6) 화면 탐색 활동, (7) 외부 환경 조정 활동

\* $p < .05$     \*\* $p < .01$     \*\*\* $p < .001$

검정 결과, Pause.Freq, Filtering.Freq, Play.TTime, Bookmark.MTime, Comment.Time, Filtering.Time, TFD.1, TFD.2, TFD.4, MFD.1, MFD.2, TSD, TSA, MSA에서 유의한 차이가 나타났다. Pause.Freq는 하 수준 평균 6.269회 (SD = 6.072), 상 수준 평균 7.866회 (SD = 7.062), 유의확률 값 0.000 ( $p < .001$ )이었다. Filtering.Freq는 하 수준 평균 2.955회 (SD = 4.269), 상 수준 평균 1.09회 (SD = 4.33), 유의확률 값 0.000 ( $p < .001$ )이었다. Play.TTime은 하 수준 평균 550.882s (SD = 100.555), 상 수준 평균 686.606s (SD = 127.112), 유의확률 값 0.000 ( $p < .001$ )이었다. Bookmark.MTime은 하 수준 평균 50.661s (SD = 69.784), 상 수준 평균 103.203s (SD = 124.259), 유의확률 값 0.000 ( $p < .001$ )이었다. Comment.Time은 하 수준 평균 85.933s (SD = 89.196), 상 수준 평균 115.367s (SD = 111.424), 유의확률 값 0.012 ( $p < .05$ )였다. Filtering.Time은 하 수준 평균 15.567s (SD = 23.615), 상 수준 평균 6.219s (SD = 22.717), 유의확률 값 0.000 ( $p < .001$ )이었다. TFD.1은 하 수준 평균 198096.104ms (SD = 108821.854), 상 수준 평균 259610.254ms (SD = 148375.2), 유의확률 값 0.000 ( $p < .001$ )이었다. TFD.2는 하 수준 평균 28600.433ms (SD = 23741.957), 상 수준 평균 21106.239ms (SD = 23616.43), 유의확률 값 0.000 ( $p < .001$ )이었다. TFD.4는 하 수준 평균 6377.500ms (SD = 5783.359), 상 수준 평균 4557.569ms (SD = 5231.222), 유의확률 값 0.000 ( $p < .001$ )이었다. MFD.1은 하 수준 평균 184.474ms (SD = 48.17), 상 수준 평균 180.132ms (SD = 47.95),  $t$ 값 2.039, 유의확률 값 0.045 ( $p < .05$ )였다. MFD.2는 하 수준 평균 205.019ms (SD = 73.018), 상 수준 평균 175.374ms (SD = 62.354), 유의확률 값 0.000 ( $p < .001$ )이었다. TSD는 하 수준 평균 271713.851ms (SD = 191818), 상 수준 평균 305534.119ms (SD = 159103.7), 유의확률 값 0.000 ( $p < .001$ )이었다. TSA는 하 수준 평균 5903.321° (SD = 1903.141) 상 수준 평균 5429.436° (SD = 1804.578),  $t$ 값 3.778, 유의확률 값 0.000 ( $p < .001$ )이었다. MSA 하 수준 평균 2.245° (SD = 0.877), 상 수준 평균 1.657° (SD = 0.614), 유의확률 값 0.000 ( $p < .001$ )이었다.

## 2. 과제복합성 하 수준 학업성취 예측모형

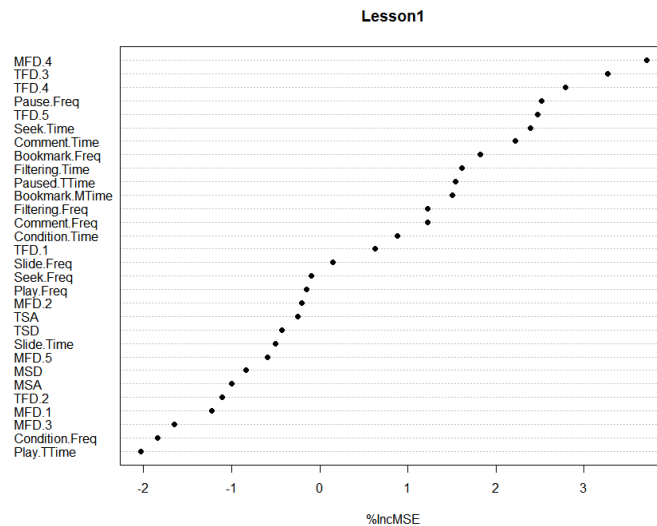
낮은 과제복합성을 지닌 영상1에 대해서 행동 로그와 안구 운동에 기반한 학업 성취 예측모형을 개발하였다. 랜덤 포레스트 기법을 사용해 회귀 분석을 실시하였으며, 나무 수는 500, 마디 수는 10으로 설정하였다. 과제복합성 하 수준에 대한 랜덤 포레스트 분석 결과는 <표 21>과 같다. OOB MSE는 14.654, Pseudo  $R^2$  는 -10.09로 나타났다.

<표 21> 과제복합성 하 수준 랜덤 포레스트 결과

(n = 67)

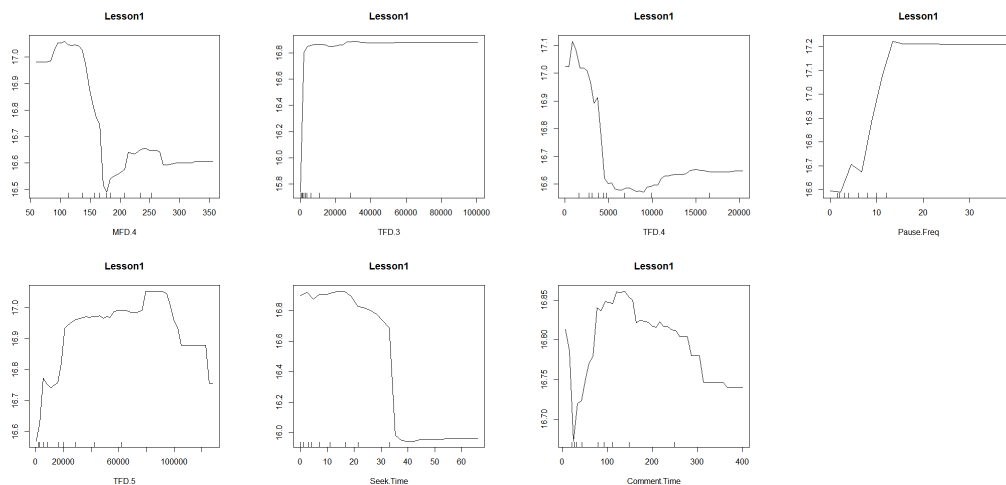
OOB MSE	Pseudo $R^2$
14.654	-10.09

과제복합성 하 수준 예측모형에 대한 설명변수 별 중요도지수는 [그림 36]과 같다.



[그림 36] 과제복합성 하 수준에 대한 설명변수의 상대적 중요도

본 모형에서 중요도지수가 2 이상인 변수는 MFD.4(3.708), TFD.3(3.268), TFD.4(2.792), Pause.Freq(2.515), TFD.5(2.472), Seek.Time(2.387), Comment.Time(2.215) 7개로 제시된 순서대로 높게 나타났다. 이상의 중요 변수들을 대상으로 도출한 부분의존성도표는 [그림 37]과 같다.



[그림 37] 과제복합성 하 수준 중요 변수의 부분의존성도표

가장 높은 중요도지수를 보였던 MFD.4의 경우 약 150ms까지 높은 값을 보이다가 150ms부터 급격히 감소하였다. 이후 일부 상승하여 안정적으로 유지하는 모습을 보였다. TFD.3의 경우 초기에 급격히 상승하여 계속 높은 값을 유지하는 것으로 나타났다. TFD.4의 경우 약 5000ms까지는 감소하는 양상을 보이다가 낮은 값으로 안정되게 유지하였다. Pause.Freq와 Seek.Time은 특정 지점을 기준으로 상이한 양상을 보이는 것으로 나타났는데, Pause.Freq의 경우 약 15회를 기점으로 이전 구간은 지속적으로 증가하는 양상을, 이후 구간은 일정하게 안정된 양상을 보였고, Seek.Time의 경우 약 35s를 기준으로 이전 구간은 안정적으로 높은 값을, 이후 구간은 안정적으로 낮은 값을 보였다. TFD.5와 Comment.Time의 경우 비슷한 양상을 보였는데, 두 변수 모두 값이 증가하다가 특정 지점을 기준으로 감소하는 형태의 그래프를 나타냈다.

AOI 영역4에 대한 평균 시선고정 지속시간의 경우 150ms 무렵까지는 높은

학업성취를 일정하게 예측하다가 이후로는 학업성취 예측값이 급격히 낮아져 일정하게 유지되는 것을 확인하였다. AOI 영역3에 대한 총 시선고정 지속시간의 경우 일정하게 높은 학업성취를 예측함을 알 수 있었다. AOI 영역4에 대한 총 시선고정 지속시간의 경우 5000ms까지는 학업성취와 음의 상관관계를 보이다가 7500ms부터 낮은 값에서 일정하게 유지하는 것을 확인하였다. 총 일시정지 빈도의 경우 약 20회까지는 학업성취를 양의 상관관계로 예측하다가 이후로 학업성취의 변화가 없음을 확인할 수 있었다. 반면, 총 탐색 시간의 경우 약 30s까지는 높은 학업성취를 일정하게 예측하다가 이후로는 낮은 학업성취를 일정하게 예측하는 것으로 나타났다. AOI 영역5에 대한 총 시선고정 지속시간과 총 일시정지 시간의 경우 일정 수준까지는 학업성취와 양의 상관관계를 보이다가 이후로는 음의 상관관계를 보이는 양상을 보였다.

### 3. 과제복합성 상 수준 학업성취 예측모형

높은 과제복합성을 지닌 영상2에 대해서 행동 로그와 안구 운동에 기반한 학업성취 예측모형을 개발하였다. 랜덤 포레스트 기법을 사용해 회귀 분석을 실시하였으며, 나무 수는 500, 마디 수는 10으로 설정하였다. 과제복합성 상 수준에 대한 랜덤 포레스트 분석 결과는 <표 22>와 같다. OOB MSE는 16.625, Pseudo  $R^2$ 는 -9.12로 나타났다.

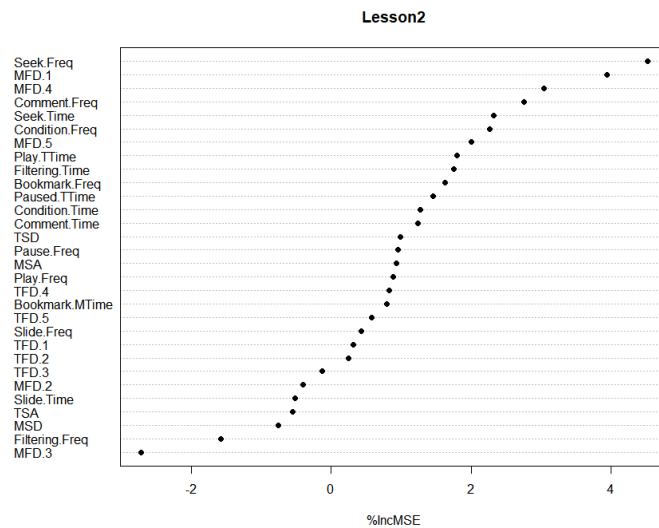
<표 22> 과제복합성 상 수준 랜덤 포레스트 결과

(n = 67)

OOB MSE	Pseudo $R^2$
16.625	-9.12

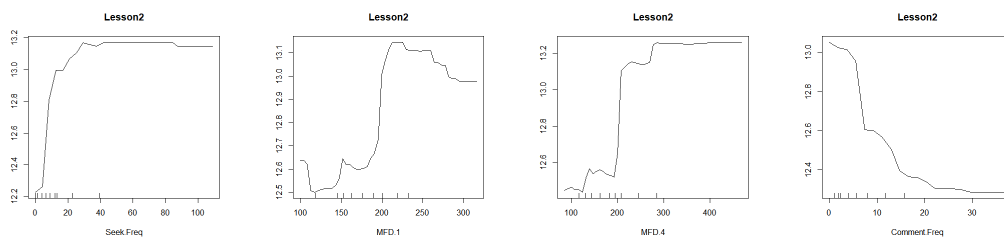


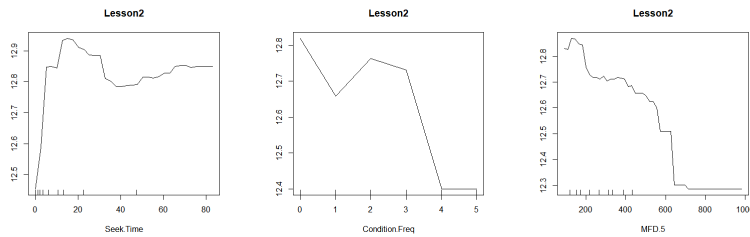
과제복합성 상 수준 예측모형에 대한 설명변수 별 중요도지수는 [그림 38]과 같다.



[그림 38] 과제복합성 상 수준에 대한 설명변수의 상대적 중요도

본 모형에서 중요도지수가 2 이상인 변수는 Seek.Freq(4.522), MFD.1(3.941), MFD.4(3.046), Comment.Freq(2.76), Seek.Time(2.321), Condition.Freq(2.266), MFD.5(2.002) 7개로 제시된 순서대로 높게 나타났다. 이상의 중요 변수들을 대상으로 도출한 부분의존성도표는 [그림 39]와 같다.





[그림 39] 과제복합성 상 수준 중요 변수의 부분의존성도표

가장 높은 중요도지수를 보였던, Seek.Freq의 경우 약 20s까지는 높은 기울기를 보이며 증가했으나 이후로는 안정적으로 유지하는 양상을 보였다. MFD.1의 경우 약 200ms까지는 증가하는 경향을 보이다가 이후로는 완만하게 감소하는 모습을 보였다. MFD.4의 경우는 약 300ms까지는 증가하다가 이후 값을 일정하게 유지하는 것으로 나타났다. Comment.Freq의 경우는 일정하게 감소하는 것으로 나타났다. Seek.Time의 경우 약 20s까지는 증가하다가 이후로 감소 및 유지하는 것으로 나타났다. Condition.Freq의 경우 1, 2, 3를 기준으로 오르내림이 있었으며, 3 이후로는 감소하는 것으로 나타났다. MFD.5의 경우 지속적으로 감소하는 경향을 보였다.

이를 통해 총 동영상 탐색 빈도의 경우 대체적으로 일관되게 높은 학업성취를 예측하는 것을 확인할 수 있었다. AOI 영역1에 대한 평균 시선고정 지속시간의 경우 일정 수준까지는 학업성취를 정적으로 예측하지만 어느 지점을 이후로는 완만한 음의 상관관계를 보였다. AOI 영역4에 대한 평균 시선고정 지속시간의 경우 일정 수준까지는 학업성취를 정적으로 예측하지만 그 이후로는 일정하게 유지되는 것을 확인할 수 있었다. 총 코멘트 작성 및 확인 빈도, 총 외부 환경 조정 빈도와 AOI 영역5에 대한 평균 시선고정 지속시간의 경우 전반적으로 학업성취와 음의 상관관계에 놓여있음을 확인할 수 있었는데, 그중 총 외부 환경 조정 빈도의 경우 횟수에 따라 학업성취의 오르내림이 있었다. 총 동영상 탐색 시간의 경우 20s까지는 학업성취와 양의 상관관계를 보였으나 이후로는 다소 감소하며 일정 수준을 유지하는 것을 확인할 수 있었다.

## D. 군집분석

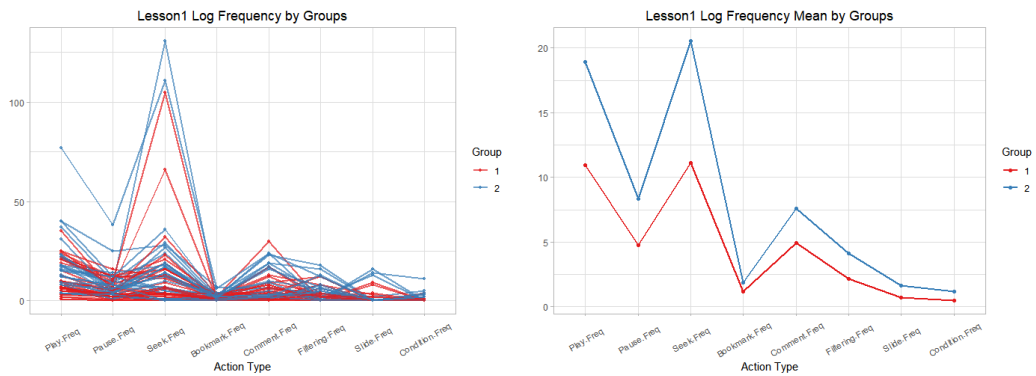
본 연구에서는 과제복합성 내의 세분화를 통해 동영상 기반 학습의 구체적인 양상과 경향성을 도출하고자 하였다. 과제복합성 상·하 수준은 서로 다른 학습 동영상을 시청한 동일한 연구대상자로 구성되어 있었기 때문에, 군집분석에는 모든 설명변수가 포함되었다. GMM 군집분석 통해 3개 이하의 군집을 도출하였고, 과제복합성 수준별로 각각 2개의 군집이 도출되었다.

### 1. 과제복합성 하 수준 군집분석 결과

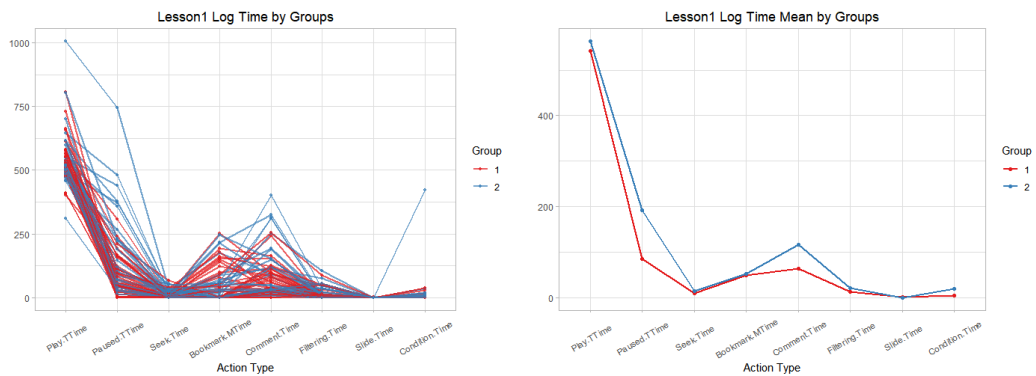
과제복합성 하 수준의 군집분석 결과는 <표 23>과 같다. 군집1 39명 (58.209%), 군집2 28명 (41.791%) 2개 군집으로 나뉘었다. [그림 40, 41, 42, 43]은 과제복합성 하 수준 군집 별 변수의 분포를 나타낸 그림이다. 군집1은 안구 운동 중 평균 시선고정 시간의 분포가 높게 나타났고, 군집2는 행동 로그 빈도, 시간의 분포와 안구 운동 중 시선 도약이 높게 나타났다. 하지만, 행동로그 시간과 총 시선고정 지속시간 변인 간에는 큰 차이를 보이지 않았다.

<표 23> 과제복합성 하 수준 군집분석 결과

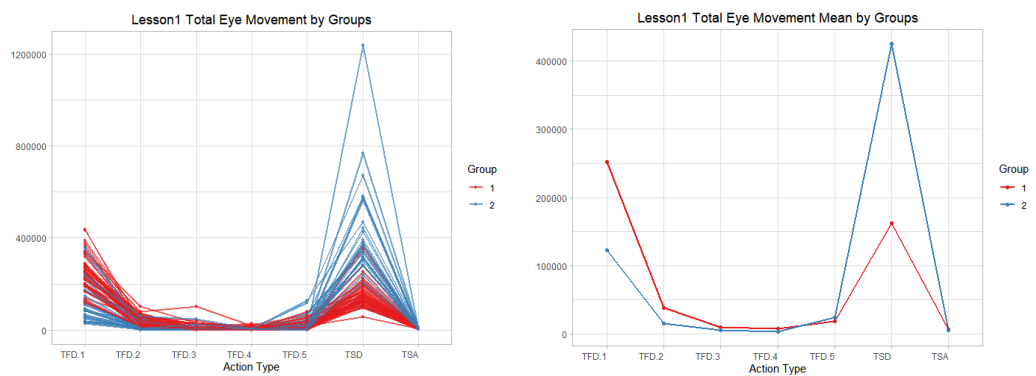
log-likelihood	n	df	BIC
-11592.95	67	121	-23694.66



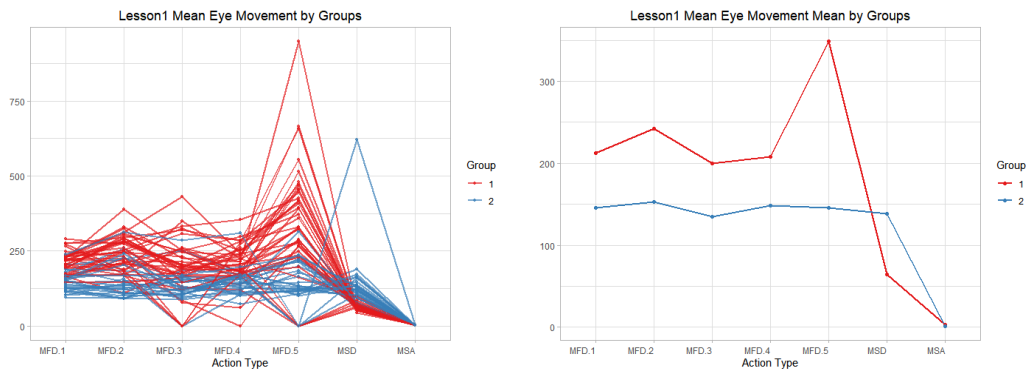
[그림 40] 과제복합성 하 수준 군집 별 행동 로그 빈도 변수 분포  
(좌: 빈도, 우: 평균)



[그림 41] 과제복합성 하 수준 군집 별 행동 로그 시간 변수 분포  
(좌: 빈도, 우: 평균)



[그림 42] 과제복합성 하 수준 군집 별 안구 운동 총 지속시간 변수 분포  
(좌: 빈도, 우: 평균)



[그림 43] 과제복합성 하 수준 군집 별 안구 운동 평균 지속시간 변수 분포  
(좌: 빈도, 우: 평균)

군집분석 결과에 따라 학습자의 행동 로그와 안구 운동 양상을 비교한 결과는 <표 24>와 같다.

<표 24> 과제복합성 하 수준 군집 별 행동 로그 및 안구 운동 평균 비교

(n = 67)

활동 범주	변인	군집1 (n = 39)	군집2 (n = 28)	전체 (n = 67)
1	Play.Freq	10.923	18.929	14.269
1	Pause.Freq	4.769	8.357	6.269
2	Seek.Freq	11.128	20.571	15.075
4	Bookmark.Freq	1.179	1.893	1.478
4	Comment.Freq	4.923	7.571	6.03
3	Filtering.Freq	2.128	4.107	2.955
2	Slide.Freq	0.718	1.643	1.104
7	Condition.Freq	0.462	1.179	0.761
1	Play.TTime	542.126	563.076	550.882
1	Paused.TTime	84.795	191.099	129.220
2	Seek.Time	9.524	14.877	11.761
4	Bookmark.MTime	49.194	52.706	50.661
4	Comment.Time	64.077	116.376	85.933
3	Filtering.Time	12.295	20.124	15.567

2	Slide.Time	0.256	0.036	0.164
7	Condition.Time	3.821	18.755	10.062
1	TFD.1	252286.359	122616.821	198096.104
3	TFD.2	38276.179	15123.500	28600.433
3	TFD.3	10431.462	5263.964	8797.111
5	TFD.4	8152.667	3677.179	6377.500
4	TFD.5	19185.154	23726.393	23542.667
1	MFD.1	212.448	145.511	184.474
3	MFD.2	242.693	152.544	205.019
3	MFD.3	199.759	135.309	183.798
5	MFD.4	207.999	148.001	185.697
4	MFD.5	348.494	145.92	294.617
6	TSD	161762.949	424859.75	271713.851
6	MSD	64.793	138.853	95.743
6	TSA	6383.108	5235.047	5903.321
6	MSA	2.723	1.578	2.245

활동 범주: (1) 동영상 재생 활동, (2) 동영상 탐색 활동, (3) 주석 탐색 활동, (4) 주석 생성 및 확인 활동, (5) 강의안 재생 활동, (6) 화면 탐색 활동, (7) 외부 환경 조정 활동

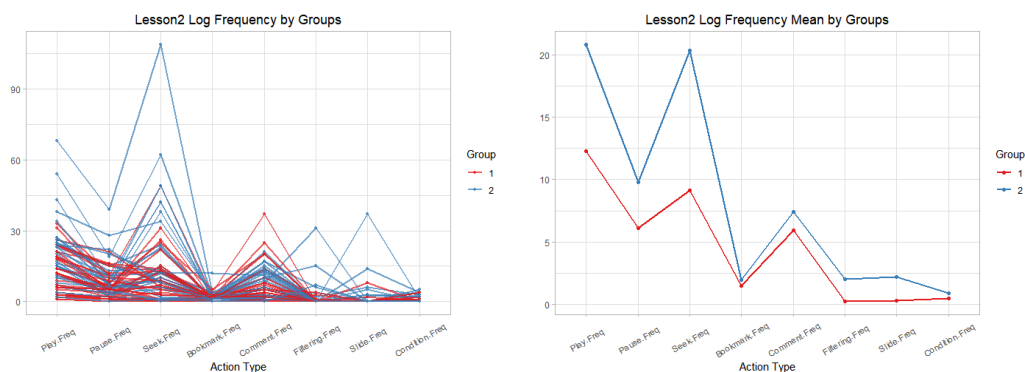
<표 24>를 살펴보면 군집1과 군집2는 대체적으로 전체 과제복합성 하 수준을 기준으로 아래위로 구분되어 나뉘었다. 행동 로그 관련 변인의 경우 군집2에서 높게 나타났으며, 안구 운동관련 변인의 경우 전반적으로 군집1에서 높게 나타났다. 행동 로그 시간 변인의 경우 큰 차이를 보이지 않았다. 그러나 Slide.Time(M = 0.256)의 경우 군집1에서 더 높은 값을 보였으며, TFD.5(M = 23726.393), TSD(M = 424859.75), MSD(M = 138.853)의 경우 군집2에서 더 높은 값을 보였다. 이를 통해, 군집1의 경우 안구 운동이 활발한 집단으로 군집2의 경우 행동 로그가 활발한 집단으로 구분할 수 있었다. 안구 운동에서 높은 반응을 보인 군집1의 경우 TFD.2(M = 38276.179)에서 월등히 높은 평균을 보였고, 행동 로그에서 높은 반응을 보인 군집2의 경우 안구 운동 중 시선도약 변인인 TSD(M = 424859.75)와 MSD(M = 138.853), Comment.Time(M = 116.376)에서 매우 높은 평균을 보였다.

## 2. 과제복합성 상 수준 군집분석 결과

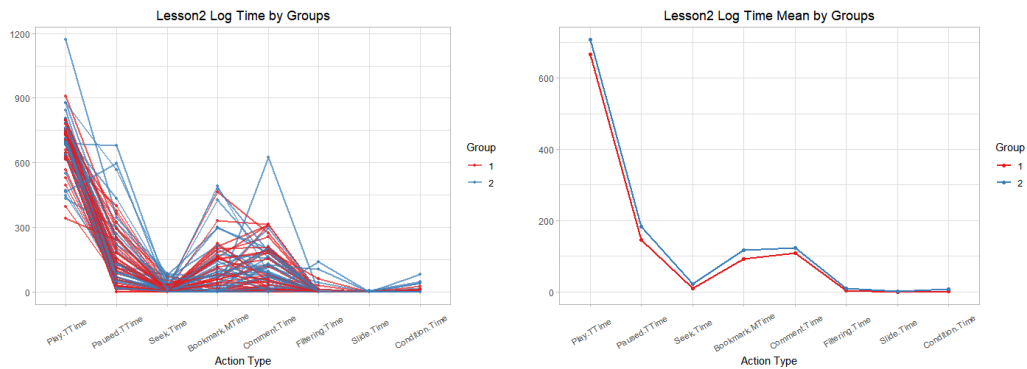
과제복합성 상 수준의 군집분석 결과는 <표 25>와 같다. 군집1 35명 (52.239%), 군집2 32명 (47.761%) 2개 군집으로 나뉘었다. [그림 44, 45, 46, 47]은 과제복합성 상 수준 군집 별 변수의 분포를 나타낸 그림이다. 안구 운동 중 시선도약 변인을 제외한 대부분의 변인에서 군집2가 높게 나타났다. 또한 과제복합성 하 수준의 군집분석 결과와 유사하게 총 시선고정 지속시간과 행동로그 시간 변인 간에는 큰 차이가 없었다.

<표 25> 과제복합성 상 수준 군집분석 결과

log-likelihood	n	df	BIC
-10549.1	67	556	-23436.01



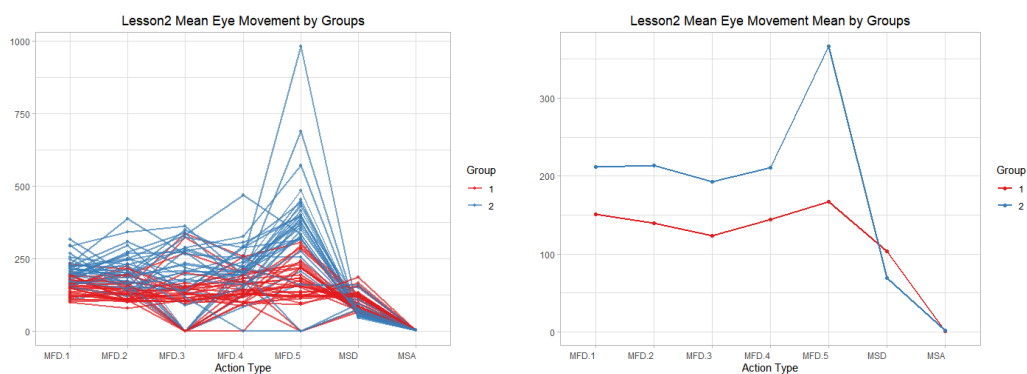
[그림 44] 과제복합성 상 수준 군집 별 행동 로그 빈도 변수 분포  
(좌: 빈도, 우: 평균)



[그림 45] 과제복합성 상 수준 군집 별 행동 로그 시간 변수 분포  
(좌: 빈도, 우: 평균)



[그림 46] 과제복합성 상 수준 군집 별 안구 운동 총 지속시간 변수 분포  
(좌: 빈도, 우: 평균)



[그림 47] 과제복합성 상 수준 군집 별 안구 운동 평균 지속시간 변수 분포  
(좌: 빈도, 우: 평균)



군집분석 결과에 따라 학습자의 행동 로그와 안구 운동 양상을 비교한 결과는 <표 26>과 같다.

<표 26> 과제복합성 상 수준 군집 별 행동 로그 및 안구 운동 평균 비교  
(n = 67)

활동 범주	변인	군집1(n = 35)	군집2(n = 32)	전체(n = 67)
1	Play.Freq	12.286	20.84375	16.373
1	Pause.Freq	6.086	9.8125	7.866
2	Seek.Freq	9.114	20.34375	14.478
4	Bookmark.Freq	1.514	1.9375	1.716
4	Comment.Freq	5.943	7.4375	6.657
3	Filtering.Freq	0.229	2.03125	1.09
2	Slide.Freq	0.286	2.1875	1.194
7	Condition.Freq	0.486	0.90625	0.687
1	Play.TTime	667.246	707.7819	686.606
1	Paused.TTime	145.404	183.6578	163.675
2	Seek.Time	9.313	20.980	14.885
4	Bookmark.MTime	91.201	116.3306	103.203
4	Comment.Time	108.087	123.3294	115.367
3	Filtering.Time	2.969	9.77375	6.219
2	Slide.Time	0.057	0.59375	0.313
7	Condition.Time	1.936	7.34375	4.519
1	TFD.1	173202.314	354118.938	259610.254
3	TFD.2	9151.743	34181.469	21106.239
3	TFD.3	1954.857	14228.438	9352.321
5	TFD.4	3061.057	5909.531	4557.569
4	TFD.5	15541.257	34412.062	26113.175
1	MFD.1	151.436	211.5189	180.132
3	MFD.2	140.039	214.0203	175.374
3	MFD.3	123.547	192.5399	187.24

5	MFD.4	144.139	210.8539	181.419
4	MFD.5	167.075	366.0932	278.772
6	TSD	377205.686	227143.344	305534.119
6	MSD	103.093	69.15632	86.884
6	TSA	4751.485	6170.946	5429.436
6	MSA	1.32	2.025686	1.657

활동 범주: (1) 동영상 재생 활동, (2) 동영상 탐색 활동, (3) 주석 탐색 활동, (4) 주석 생성 및 확인 활동, (5) 강의안 재생 활동, (6) 화면 탐색 활동, (7) 외부 환경 조정 활동

<표 26>을 살펴보면 2개 변인을 제외한 대부분의 변인이 군집1보다 군집2에서 높게 나타났으며, 각 군집은 전체 전체 과제복합성 상 수준의 평균을 기준으로 아래위로 구분되어 나타났다. 안구 운동 중 시선도약 지속시간 관련 변인인 TSD( $M = 377205.686$ )와 MSD( $M = 103.093$ )는 군집1에서 높게 나타났다. 이를 토대로, 과제복합성 상 수준의 경우 동영상 기반 학습 중 적극적인 학습활동을 보인 집단(군집2)과 비교적 소극적인 학습활동을 보인 집단(군집1)으로 구분할 수 있었다. 군집2의 변인 중, TFD.1( $M = 354118.938$ ), TFD.2( $M = 34181.469$ ), TFD.5( $M = 34412.062$ ), Play.Freq( $M = 20.84375$ ), Seek.Freq( $M = 20.34375$ )에서 월등히 높은 평균을 보였다.

## E. 과제복합성 수준 내 세부 군집에 따른 학업성취 예측모형

### 1. 과제복합성 하 수준

군집분석을 통해 과제복합성 하 수준 내 세부 군집을 도출하고, 각 군집 별 행동 로그와 안구 운동에 기반한 학업성취 예측모형을 각각 개발하였다. 랜덤 포레

스트 기법을 사용해 회귀 분석을 실시하였으며, 나무 수는 500, 마디 수는 10으로 설정하였다.

#### 가. 과제복합성 하 수준 군집1 학습성취 예측모형

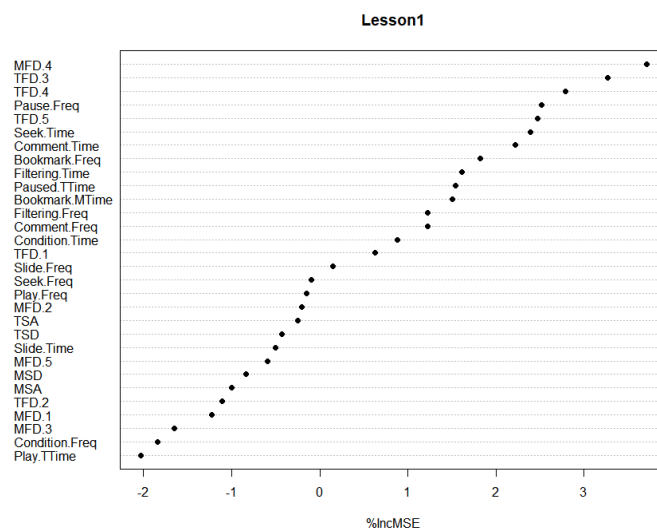
과제복합성 하 수준 군집1에 대한 랜덤 포레스트 분석 결과는 <표 27>과 같다. OOB MSE는 17.133, Pseudo  $R^2$  는 -16.03로 나타났다.

<표 27> 과제복합성 하 수준 군집1 랜덤 포레스트 결과

(n = 39)

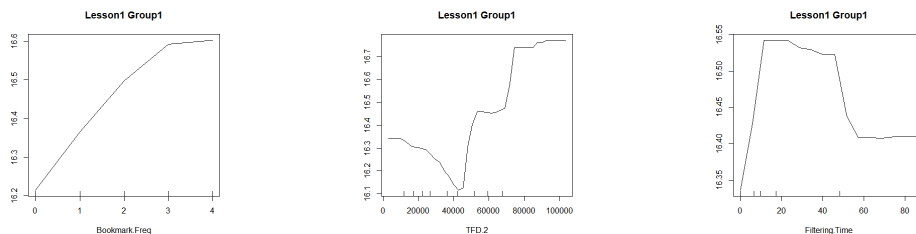
OOB MSE	Pseudo $R^2$
17.133	-16.03

과제복합성 하 수준 군집1 예측모형에 대한 설명변수 별 중요도지수는 [그림 48]과 같다.



[그림 48] 과제복합성 하 수준 군집1에 대한 설명변수의 상대적 중요도

본 모형에서 중요도지수가 2 이상인 변수는 Bookmark.Freq(2.98), TFD.2(2.75), Filtering.Time(2.094) 3개로 제시된 순서대로 높게 나타났다. 이상의 중요 변수들을 대상으로 도출한 부분의존성도표는 [그림 49]와 같다.



[그림 49] 과제복합성 하 수준 군집1 중요 변수의 부분의존성도표

가장 높은 중요도지수를 보였던 Bookmark.Freq의 경우 학업성취와 일관된 양의 상관관계를 나타냈다. TFD.2의 경우 약 4000ms까지는 값이 증가함에 따라 학업성취가 감소하는 경향을 보였으나, 그 이후로는 양의 상관관계를 보이며 증가하다가 안정된 모습을 보였다. Filtering.Time의 경우 구간에 따라 다른 양상을 보였는데, 약 20s까지는 선형적으로 증가하다가 20s를 지나서는 다소 감소하는 경향을 보이며 일관된 값을 보였다. 그 이후 50s 무렵에는 급격히 감소하여 일관되게 안정적인 모습을 보였다.

총 북마크 설정 및 확인 빈도의 경우 학업성취와 선형적인 양의 상관관계에 놓여 있음을 확인할 수 있었다. AOI 영역2에 대한 총 시선고정 지속시간과 총 주석 필터링 시간의 경우 구간에 따라 학업성취에 차별적인 영향을 미치는 것을 확인할 수 있었는데, 전자의 경우 약 40000ms를 기준으로 부정 예측에서 정적 예측으로 전환되는 경향을, 후자의 경우 20s 무렵을 기준으로 양적 예측 양상을 보이다가 약 20s, 50s을 기점으로 단계적으로 낮은 학업성취를 예측하는 것을 확인할 수 있었다.

## 나. 과제복합성 하 수준 군집2 학업성취 예측모형

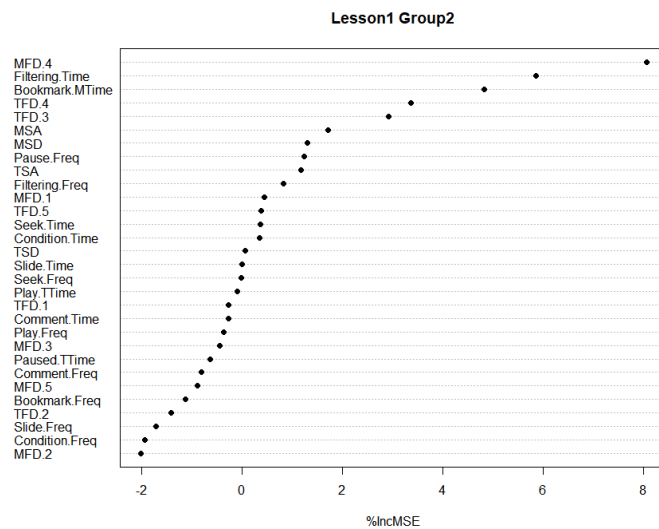
과제복합성 하 수준 군집2에 대한 랜덤 포레스트 분석 결과는 <표 28>과 같다. OOB MSE는 10.178, Pseudo  $R^2$  는 7.34로 나타났다.

<표 28> 과제복합성 하 수준 군집2 랜덤 포레스트 결과

(n = 28)

OOB MSE	Pseudo $R^2$
10.178	7.34

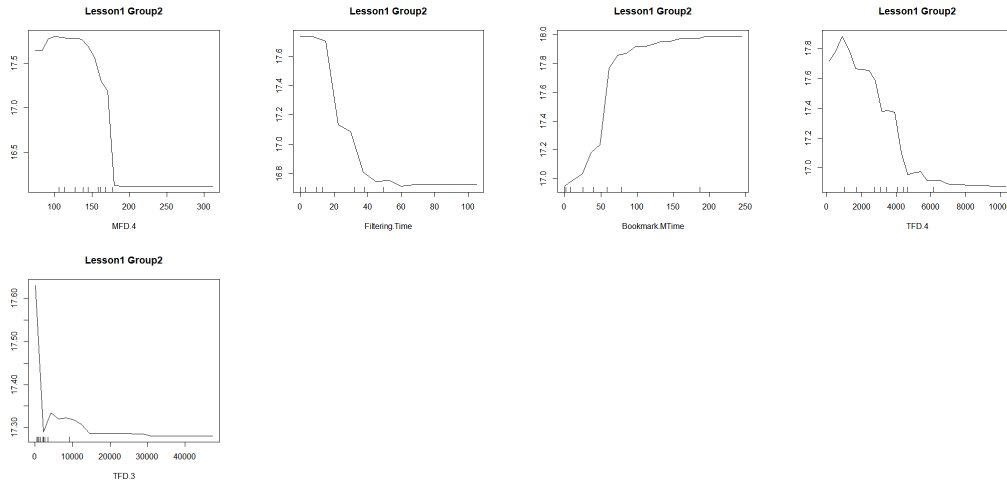
과제복합성 하 수준 군집2 예측모형에 대한 설명변수 별 중요도지수는 [그림 50]과 같다.



[그림 50] 과제복합성 하 수준 군집2에 대한 설명변수의 상대적 중요도

본 모형에서 중요도지수가 2 이상인 변수는 MFD.4(8.065), Filtering.Time(5.857), Bookmark.MTime(4.828), TFD.4(3.361), TFD.3(2.921) 5개로 제시된 순서대로 높게 나타났다. 이상의 중요 변수들을 대

상으로 도출한 부분의존성도표는 [그림 51]과 같다.



[그림 51] 과제복합성 하 수준 군집2 중요 변수의 부분의존성도표

가장 높은 중요도지수를 보였던 MFD.4의 경우 약 170ms를 기준으로 상이한 양상의 그림을 보였다. 170ms이전에는 일관되게 높은 값을 나타냈으나, 그 이후로 학업성취가 급감하여 일관되게 낮은 값을 보였다. Filtering.Time와 TFD.4는 유사한 양상을 보였다. Filtering.Time의 경우 40s까지 음의 상관관계를 보이다가 이후로는 일관되게 낮은 값을 보였다. TFD.4 또한 약 4000ms까지는 감소하는 그래프를 보이다가 이후로 일관되게 낮은 값을 나타냈다. 한편, Bookmark.MTime의 경우 이와 상반된 양상을 보였는데, 100s 무렵까지는 양의 상관관계를 보이다가, 100s을 넘어서는 안정적으로 값을 나타냈다. TFD.3의 경우 초기 구간에 급감하여 이후로는 일관되게 낮은 값을 보였다.

AOI 영역4에 대한 평균 시선고정 지속시간의 경우 낮은 구간은 높은 학업성취를 높은 구간은 낮은 학업성취를 예측하는 것으로 나타났다. 총 주석 필터링 시간과 AOI 영역4에 대한 총 시선고정 지속시간의 경우, 일정 수준을 기준으로 학업성취를 부적적으로 예측하다가 일관되게 낮은 학업성취를 예측하는 것으로 나타났다. 두 변인 중 AOI 영역4에 대한 총 시선고정 지속시간의 음의 상관관계 그래프에서 특정 구간 동안 학업성취 예측값이 변하지 않는 구간이 더 많았다. 총 북마크 설정 시간의 경우 초기에는 학업성취를 정적으로 예측하다가 이후로 일관되

게 높은 예측값을 보이는 것으로 나타났다. AOI 영역3에 대한 총 시선고정 지속 시간 경우 극히 낮은 값에서 높은 학업성취를 보이다가 이후 급격히 감소하여 전체적으로 일관되게 낮은 학업성취 예측 양상을 보였다.

## 2. 과제복합성 상 수준

과제복합성 하 수준과 마찬가지로 군집분석을 통해 과제복합성 상 수준 내 세부 군집을 도출하고, 각 군집 별 행동 로그와 안구 운동에 기반한 학업성취 예측 모형을 각각 개발하였다. 랜덤 포레스트 기법을 사용해 회귀 분석을 실시하였으며, 나무 수는 500, 마디 수는 10으로 설정하였다.

### 가. 과제복합성 상 수준 군집1 학업성취 예측모형

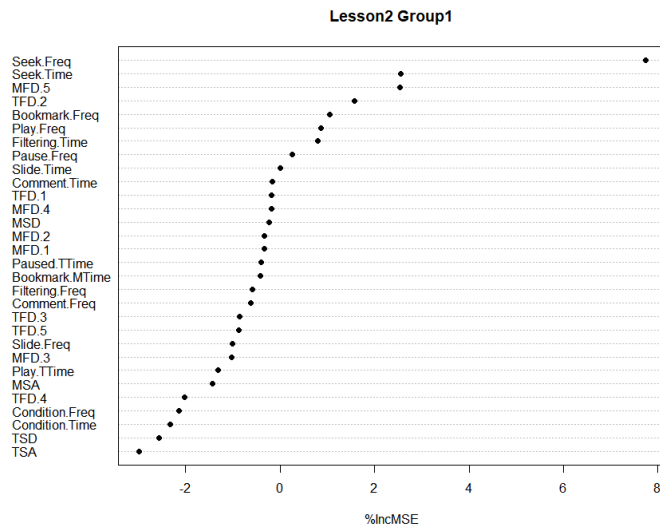
과제복합성 상 수준 군집1에 대한 랜덤 포레스트 분석 결과는 <표 29>와 같다. OOB MSE는 14.769, Pseudo R<sup>2</sup> 는 -11.78로 나타났다.

<표 29> 과제복합성 상 수준 군집1 랜덤 포레스트 결과

(n = 35)

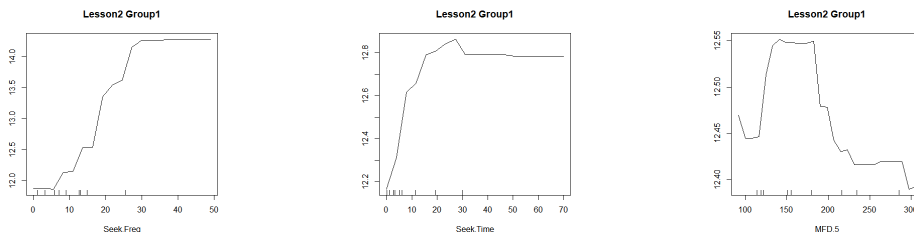
OOB MSE	Pseudo R <sup>2</sup>
14.769	-11.78

과제복합성 상 수준 군집1 예측모형에 대한 설명변수 별 중요도지수는 [그림 52]과 같다.



[그림 52] 과제복합성 상 수준 군집1에 대한 설명변수의 상대적 중요도

본 모형에서 중요도지수가 2 이상인 변수는 Seek.Freq(7.735), Seek.Time(2.554), MFD.5(2.536) 3개로 제시된 순서대로 높게 나타났다. 이상의 중요 변수들을 대상으로 도출한 부분의존성도표는 [그림 53]과 같다.



[그림 53] 과제복합성 상 수준 군집1 중요 변수의 부분의존성도표

가장 높은 중요도지수를 보였던 Seek.Freq의 경우 약 30회까지는 양의 상관관계를 보이다가 이후로 값이 일관되게 유지되는 경향을 보였다. 이는 Seek.Time의 그래프와도 매우 유사했는데, Seek.Time의 경우 약 25s까지는 양의 상관관계를 보이다가 이후 값이 약간 감소하여 일관되게 유지되는 것으로 나타났다. MFD.5의 경우 그래프에서 변동 양상을 보였는데, 약 150ms까지는 증가



하는 추세를 보이다가 200ms까지 높은 값을 유지했다. 200ms이후로는 감소하는 추세를 보였다.

이를 통해 동영상 탐색 빈도와 총 동영상 탐색 시간의 경우 일정 수준까지는 학업성취를 정적으로 예측하다가 이후로는 일관되게 높은 값을 예측함을 확인할 수 있었다. AOI 영역5에 대한 평균 시선고정 지속시간의 경우 저-중-고 구간 별 상이한 학업성취 예측 양상을 보였는데, 저 구간에서는 대체로 정적 예측을, 중 구간에서는 일관된 높은 학업성취를, 고 구간에서는 부적 예측을 하는 것으로 나타났다.

#### 나. 과제복합성 상 수준 군집2 학업성취 예측모형

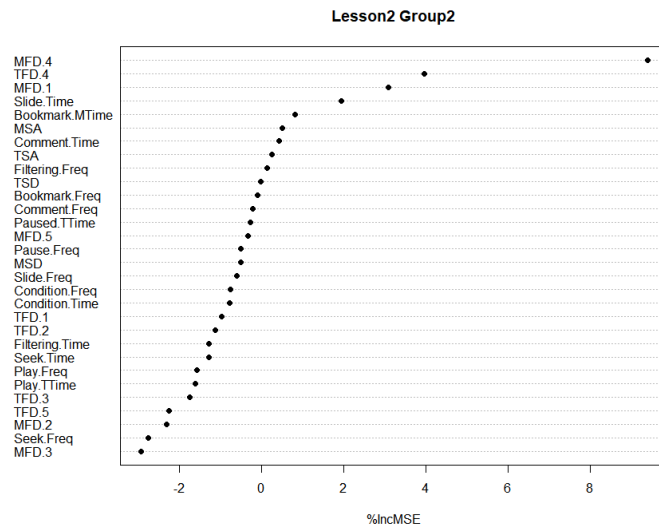
과제복합성 상 수준 군집2에 대한 랜덤 포레스트 분석 결과는 <표 30>과 같다. OOB MSE는 16.952, Pseudo  $R^2$  는 1.9로 나타났다.

<표 30> 과제복합성 상 수준 군집2 랜덤 포레스트 결과

(n = 32)

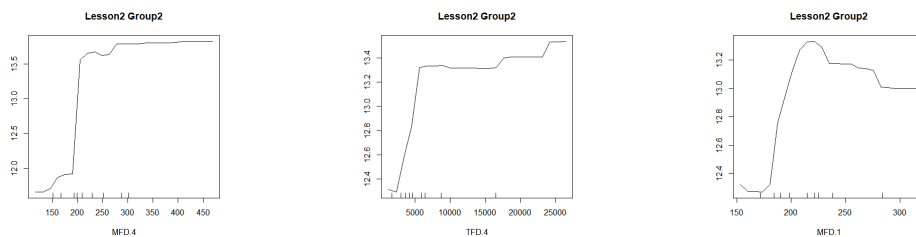
OOB MSE	Pseudo $R^2$
16.952	1.9

과제복합성 상 수준 군집2 예측모형에 대한 설명변수 별 중요도지수는 [그림 54]와 같다.



[그림 54] 과제복합성 상 수준 군집2에 대한 설명변수의 상대적 중요도

본 모형에서 중요도지수가 2 이상인 변수는 MFD.4(9.388), TFD.4(3.946), MFD.1(3.083) 3개로 제시된 순서대로 높게 나타났다. 이상의 중요 변수들을 대상으로 도출한 부분의존성도표는 [그림 55]와 같다.



[그림 55] 과제복합성 상 수준 군집2 중요 변수의 부분의존성도표

MFD.4, TFD.4, MFD.1은 모두 유사한 양상을 보였다. MFD.4의 경우 200ms 무렵에 값이 급속히 증가하여 이후로는 안정적으로 높은 예측값을 유지했으며, TFD.4의 경우 5000ms를 지나서 값이 급속히 증가한 후 지속적으로 높은 값을 예측했다. 이때 TFD.4의 경우 약 13000ms 이후로는 단계적으로 증가하는 모습을 보였다. 한편, MFD.1의 경우 약 200ms까지는 양의 상관관계를 보이다가,

225ms 무렵을 지나서는 단계적으로 감소하는 모습을 보였다.

이를 통해 AOI 영역4에 대한 평균 시선고정 지속시간, AOI 영역4에 대한 총 시선고정 지속시간, AOI 영역1에 대한 평균 시선고정 지속시간 모두 일정 수준까지는 학업성취를 정적으로 예측하다가 해당 지점을 지나면서 변화하는 양상을 보여주었다. AOI 영역4에 대한 평균 시선고정 지속시간의 경우 일정 수준 이후로는 예측된 학업성취의 값이 대체로 일정했으며, AOI 영역4에 대한 총 시선고정 지속시간의 경우 일정 수준 이후로는 구간에 따라 학업성취를 양적으로 예측하는 것으로 나타났다. 반면 AOI 영역1에 대한 평균 시선고정 지속시간의 경우 일정 수준 이후로 구간에 따라 학업성취를 부적 예측하는 것으로 나타났다.

## F. 학업성취 예측모형 비교

본 절에서는 상기 도출한 학업성취 예측모형들을 통합적으로 비교·대조하여 동영상 기반 학습 환경에서의 행동 로그와 안구 운동의 경향성을 파악하고자 하였다. 이를 위해 각 모형의 성능과 함께 모형 별 중요도지수 2 이상인 중요 변인을 취합하고, 활동 범주에 따라 구분하였다. <표 31>은 7개의 학업성취 예측모형을 정리한 표이다.

<표 31> 학업성취 예측모형별 중요 변수 비교 · 대조표

활동 범주	변인	전체	과제 복합성 하 수준	과제 복합성 상 수준	과제 복합성 하 군집1	과제 복합성 하 군집2	과제 복합성 상 군집1	과제 복합성 상 군집2
	Pseudo R <sup>2</sup>	-18.77	-10.09	-9.12	-16.03	7.34	-11.78	1.9
동영상 재생 활동	TFD.1							
	MFD.1			✓				✓
	Pause.Freq		✓					
	Pause.TTime							
	Play.Freq	✓						
	Play.TTime							
동영상 탐색 활동	Seek.Freq			✓			✓	
	Seek.Time		✓	✓			✓	
	Slide.Freq							
	Slide.Time							
주석 탐색 활동	TFD.2	✓			✓			
	MFD.2	✓						
	TFD.3		✓			✓		
	MFD.3							
	Filtering.Freq							
	Filtering.Time				✓	✓		
주석 생성 및 확인 활동	TFD.5		✓					
	MFD.5			✓			✓	
	Bookmark.Freq				✓			
	Bookmark.MTime	✓				✓		
	Comment.Freq			✓				
	Comment.Time		✓					
강의안 재생 활동	TFD.4		✓			✓		✓
	MFD.4		✓	✓		✓		✓
화면 탐색 활동	TSD							
	MSD							
	TSA							
	MSA							
외부 환경 조정 활동	Condition.Freq			✓				
	Condition.Time							

<표 30>을 통해 확인한 결과, 도출한 모형의 성능은 전반적으로 미흡했으나, 모형의 집단을 세분화할수록 성능이 개선되는 경향을 보였다. 화면 탐색 활동과 외부 환경 조정 활동 범주를 제외한 5개 범주의 변인들이 중요하게 나타났는데, 주식 생성 및 확인 활동 범주의 변인(TFD.2, MFD.2, TFD.3)이 가장 많은 모형에서 중요 변인으로 나타났고, 주식 탐색 활동(TFD.2, MFD.2, TFD.3)과 강의안 재생 활동(TFD.4, MFD.4)이 그 뒤를 따랐다. 화면 탐색 활동 범주의 경우 어느 모형에서도 중요한 변인이 도출되지 않았다. MFD.4는 4개 모형의 중요 변인으로 나타나 가장 많은 변인의 중요 변인으로 나타났고, Seek.Time과 TFD.4의 경우 3개 모형에서 중요 변인으로 나타나 그 뒤를 따랐다. 모형 별 중요한 변인의 수는 모형의 집단을 세분화할수록 줄어드는 경향을 보였다. 모형 별 중요한 변인을 포함한 활동 범주의 수는 과제복합성 상·하 수준에서 가장 많았으며(하: 5, 상: 6), 전체 집단과 과제복합성 상·하 수준 내 세부 군집1, 2의 경우 유사한 경향을 보였다(전체: 3, 하 군집1: 2, 하 군집2: 3, 상 군집1: 2, 상 군집2: 2).

## V. 결론 및 제언

본 연구에서는 동영상 기반 학습 환경에서 지각된 어포던스와 학업성취와의 관계를 탐색하고 학습자의 지각된 어포던스의 지표로서 행동 로그와 안구 운동이 학업성취에 미치는 영향을 규명하고자 하였다. 이를 위해 행동 로그와 안구 운동을 산출 및 수집하고, 랜덤 포레스트 기법을 활용하여 행동 로그와 안구 운동 파생변인에 대한 학업성취 예측모형을 개발하였다. 또한 학습 동영상의 과제복합성에 상·하 수준과 GMM 군집분석을 통해 구분한 과제복합성 내 세부 군집에 따라 개발된 학업성취 예측모형에 어떤 차이가 있는지 비교·분석하고자 하였다. 이 과정에서 각 모형이 도출한 행동 로그와 안구 운동의 중요 변인들을 복합적으로 다루어 보다 정밀하고 풍부한 해석을 도출해내고자 하였다. 분석 결과를 바탕으로 한 논의와 시사점, 본 연구의 제한점 및 후속연구에의 제언은 다음과 같다.

### A. 논의

#### 1. 전체 집단 학업성취 예측모형

동영상 기반 학습 환경에서 지각된 어포던스의 지표인 학습자의 행동 로그와 안구 운동이 학업성취를 예측하는지 살펴보기 위해 설정한 연구문제 1의 가설검증 결과, 전체 집단 학업성취 예측모형의 성능은  $-18.77$ 로 미흡했으나, Play.Freq, Bookmark.MTime, MFD.2, TFD.2 3개 활동 범주에서 4개의 변인이 학업성취를 예측하는 것으로 나타났다. 즉, 동영상 재생 활동 범주에서 총 재생 빈도, 주석 생성 및 확인 활동 범주에서 총 북마크 설정 시간, 주석 탐색 활동 범주에서 AOI 영역2에 대한 평균 시선고정 지속시간, AOI 영역2에 대한 총 시선고

정 지속시간이 학업성취를 예측하는 것으로 나타났으나, 4개 변인 모두 학업성취에 대해 비선형적인 영향력을 보였다.

총 재생 빈도의 경우, 학습자가 ‘재생’ 버튼을 눌러 동영상 재생을 시작하는 경우 뿐 아니라 학습하는 동안 발생한 액션이 학습 동영상을 멈추게 한 경우, 해당 액션이 끝나도 다시 학습 동영상이 재생되는 경우를 포함한다. 즉, 총 재생 빈도는 학습자의 다른 학습 활동에 대한 적극성을 함께 반영하는 것으로 볼 수 있다. 이를 고려할 때, 동영상 학습을 진행하면서 어느 정도 활발한 활동을 보인 학습자의 경우 일관되게 높은 학업성취를 보이는 것으로 해석할 수 있다. 총 재생 빈도의 부분의존성도표의 경우 크게 두 구간으로 나뉘는데, 학습자의 학업성취는 학습자가 재생 활동을 여러 번 할수록 지속적으로 증가하는 것이 아니라, 초기 일정 수준을 기준으로 학업성취 저(低)집단과 고(高)집단으로 나뉜다. 동영상 기반 학습환경에서 총 재생 빈도가 학업성취를 비선형적으로 예측하므로, 동영상 학습 플레이어나 학습 동영상을 설계할 때, 학습자가 다양한 학습 활동에 참여하게 하여 일정 수준 이상의 재생 빈도 발생하게 하는 것을 제안할 수 있다.

총 북마크 설정 시간의 경우, 학습자가 설정한 북마크의 길이가 매우 짧은 경우를 제외하고 설정한 북마크 구간의 길이가 길수록 높은 학업성취를 예측하였으나, 북마크로 설정한 구간의 길이가 일정 수준을 넘어설 경우 예측되는 학업성취의 값은 거의 일정했다. 학습자가 북마크를 설정하는 이유는 학습 동영상의 해당 구간에 흥미, 관심이 가거나 인지적으로 중요하다는 주의가 발생했기 때문이라고 해석할 수 있다. 따라서, 학습 동영상에서 제시되는 학습 내용 중 개념 및 용어의 설명과 같이 짧은 구간에 주의를 기울이기 보다 학습 주제의 맥락과 흐름을 반영할 수 있는 긴 구간에 집중한 경우 더 높은 학업성취를 예측하는 것으로 해석할 수 있다. 한편, 설명변수 영향력의 양상으로 보면 2개 구간으로 구분된 비선형 그래프를 보였는데, 이는 학습자의 학업성취를 예측하는 북마크 설정 구간이 존재한다고 볼 수 있다. 즉, 북마크 길이 단(短)구간과 장(長)구간으로 나뉘어 학업성취 저집단과 고집단으로 구분할 수 있다는 것이다.

AOI 영역2에 대한 평균 시선고정 지속시간과 AOI 영역2에 대한 총 시선고정 지속시간의 경우 비선형적인 영향력을 보인다. 전자의 경우 대체적으로 설명변수

의 값이 증가할수록 학업성취가 단계적으로 감소하는 경향을 보이며, 후자의 경우 높은 학업성취를 예측하는 저구간, 낮은 설명 변수를 예측하는 중구간, 중간 정도의 학업성취를 예측하는 고구간으로 나눌 수 있다. 두 변인의 경우 동영상 학습 플레이어 내에서 다른 학습자들의 주석을 탐색하는 활동과 관련된 것으로, 다른 학습자들의 학습 활동 로그를 탐색하며 자신의 학습을 위한 정보를 수집하기 위해 동영상 학습 플레이어를 이용해 적극적으로 학습에 개입하는 활동과 관련된다. AOI 영역2에 대한 평균 시선고정 지속시간이 높다는 것은 학습자가 주석 탐색 구간을 한 번 볼 때 오랜 시간을 보는 것을 의미하며, AOI 영역2에 대한 총 시선고정 지속시간이 높다는 것은 주석 탐색의 총 시간이 높다는 것을 의미한다. 두 변인 또한 구간에 따라 학업성취 예측 경향이 달라지는 것을 확인할 수 있었는데, AOI 영역2를 한 번 볼 때 짧게 보거나, AOI 영역2를 본 총 시간이 짧을수록 높은 학업성취를 예측했다. 이를 통해 다른 학습자의 주석을 탐색할 경우에는 목표한 탐색을 효율적으로 완료할 때 높은 학업성취를 예측하는 것으로 해석할 수 있었다. 다시 말해, 주석을 탐색적으로 훑어보는 것이 아니라, 목표한 학습 구간과 관련된 소수의 주석으로 빠르게 확인하고 다시 학습으로 돌아가는 것이 높은 학업성취와 관련이 있다는 것이다.

이상의 해석을 통해서, 동영상 기반 학습에서 학업성취는 전반적으로 적극적인 학습 활동과 주석을 탐색하거나 생성하는 활동과 관련되는 것으로 나타났다. 동영상 기반 학습에서 학습과 관련된 학습자의 적극적인 활동과 사회적 활동이 학업성취에 영향을 미치는 것으로 볼 수 있다. 지각된 어포던스의 관점에서 볼 때, 지각된 어포던스는 학습자의 행동을 유발하게 하는 매체의 속성이 학습자와의 상호작용을 통해 나타난 결과이다. 학습자의 행동을 유발하는 지각된 어포던스의 증진을 통해 학업성취를 향상시킬 수 있다는 가능성을 의미한다. 특히, 교수자 없이 학습자 혼자 학습의 전과정을 이끌어 나가야 하는 동영상 기반 학습 환경에서는 학습자가 학습에 적극적으로 참여할 수 있는 환경적 장치를 마련하는 것이 중요하다. 본 연구에서는 주석 생성 및 확인 활동을 통해 자기주도적 학습을 위한 기능을 제공했을 뿐 아니라 다른 학습자와의 상호작용을 가능하게 하여 사회적 학습을 위한 기능 또한 제공하였다. 앞으로의 동영상 기반 학습 환경에서는 단순한



재생 제어 활동 뿐 아니라, 학습자가 적극적이고 능동적으로 학습에 참여할 수 있는 매체적 설계전략이 적용될 필요가 있다.

## 2. 과제복합성 수준에 따른 학업성취 예측모형 비교

학습 동영상의 과제복합성에 따라 학습자의 행동 로그와 안구 운동이 학업성취를 예측하는 모형에 차이가 있는지 살펴보기 위해 설정한 연구문제 2의 가설검증 결과, 과제복합성 하 수준의 성능은  $-10.09$ , 상 수준의 성능은  $-9.12$ 로 나타났다. 두 모형의 성능은 미흡했으나, 전체 집단의 예측모형 성능에 비해서는 향상되었다. 각 모형 별로 공통 변인 2개를 제외한 8개 변인이 학업성취를 예측하는 것으로 나타났다. 두 모형에서 공통적으로 나타난 중요 변인은 MFD.4와 Seek.Time이었으며, 과제복합성 하 수준의 경우 TFD.3, TFD.4, Pause.Freq, TFD.5, Comment.Time 4개가, 과제복합성 상 수준의 경우 Seek.Freq, MFD.1, Comment.Freq, Condition.Freq, MFD.5 4개가 추가적인 중요 변인으로 나타났다.

두 모형에서 8개 변인이 일치하지 않는 것으로 나타났으나, 각 변인의 활동 범주를 기준으로 보면 4개의 공통된 활동 범주와 2개의 상이한 활동 범주로 구분할 수 있다. 공통된 활동 범주는 동영상 재생 활동(하 수준: Pause.Freq, 상 수준: MFD.1), 동영상 탐색 활동(하 수준: Seek.Time, 상 수준: Seek.Freq, Seek.Time), 주석 생성 및 확인 활동(하 수준: TFD.5, Comment.Time, 상 수준: MFD.5, Comment.Freq), 강의안 재생 활동(하 수준: TFD.4, MFD.4, 상 수준: MFD.4)이었고, 상이한 활동 범주는 주석 탐색 활동(하 수준: TFD.3), 외부 환경 조정 활동(상 수준: Condition.Freq)으로 나타났다.

과제복합성 하 수준의 총 일시정지 빈도의 경우 대략 15회 정도까지는 학업성취를 정적으로 예측하다가 그 이후로는 일관되게 높은 학업성취를 예측하였다. 과제복합성이 낮은 동영상 기반 학습 과정에서 일시정지는 학습자가 흘러가는 학습 내용을 잠시 멈추고 학습 내용을 소화하기 위한 인지적 처리 과정의 시간이라고

해석할 수 있다. 해당 모형의 결과에 따르면, 학습 동영상 이해하기 위해 화면을 멈추고 생각하는 과정은 어느 정도까지 학업성취를 향상시키는 요인일 수 있다. 이때, 주의를 기울여야 할 부분은 학업성취를 정적으로 예측하는 구체적인 구간의 수치가 아니라 영향력의 모양과 양상이다. 구체적인 수치는 학습 동영상의 길이나 내용에 따라 달라질 수 있으므로, 설명요인의 영향력의 전반적인 경향성을 파악하여 일반화를 위한 근거를 마련하는 것이 중요하다. 따라서 학습자가 필요할 경우 일시정지 기능에 쉽게 접근할 수 있도록 지원하는 것과 함께, 일시정지 기능을 활발하게 활용하지 않는 학습자들로 하여금 해당 기능을 효과적으로 활용할 수 있는 촉진 조건을 설계하는 것이 필요하다.

한편, 과제복합성 상 수준의 경우 AOI 영역1에 대한 평균 시선고정 지속시간이 학업성취를 예측하였다. AOI 영역1은 동영상 기반 학습의 핵심인 학습 동영상을 제공하는 부분으로, 학습자는 해당 영역을 통해 학습 내용과 관련된 정보를 받아들이게 된다. AOI 영역1에 대한 평균 시선고정 지속시간은 학습 동영상을 한 번 볼 때의 시간으로, 학습자가 학습 동영상에 주의 집중하여 시선 고정이 이루어진 1회적 시간을 의미한다. 총 일시정지 빈도와는 달리 실제로 학습 내용을 응시한 시간에 대한 값으로, 과제복합성이 높을 경우 단순히 영상을 멈춘 활동이 아닌 실제로 학습 내용과 관련된 학습 활동이 더 유의미함으로 해석할 수 있다. 총 일시정지 빈도와 마찬가지로 AOI 영역1에 대한 평균 시선고정 지속시간 또한 학습 내용을 이해하기 위한 학습자의 인지적 처리 과정을 표상한 것으로 해석할 수 있다. 학습 동영상이 제공하는 정보를 처리하기 위해서는 해당 자극에 대한 주의집중이 필요하기 때문이다. 하지만, 후자의 경우 과제복합성 상 수준 모형에서 그 값이 증가함에 따라 학업성취가 증가하다가 일정 수준이 지나면 학업성취가 다소 감소하는 경향을 보였다. 이는 인지처리에 필요한 이상의 시간동안 학습 내용을 응시하는 것이 학업성취 향상에 효과적이지 않음을 의미한다. 따라서 학습 콘텐츠를 설계할 때 학습자가 학습 내용에 과도한 주의를 기울여 학습의 효과성 및 효율성을 저해하지 않도록 설계하는 것이 요구된다.

총 동영상 탐색 시간은 과제복합성 하 수준과 상 수준 모두에서 중요한 변수로 나타났다. 총 동영상 탐색 시간의 학습자가 학습 동영상의 구간 중 관심 있는 영

역을 탐색하는 시간의 총합으로, 제공되는 학습 동영상 수동적으로 받아들이는 것이 아니라 학습 내용을 적극적으로 탐색하면서 학습에 참여하는 것을 의미한다고 해석할 수 있다. 그런데 해당 변인은 과제복합성 상·하 수준 간 그래프의 양상에서 차이가 나타났다. 하 수준의 경우 30s까지는 지속적으로 높은 학업성취를 예측하다가 그 이후로 급감하여 지속적으로 낮은 학업성취를 예측하였고, 상 수준의 경우 20s까지는 학업성취를 양적으로 예측하다가 그 이후 다소 부적으로 예측하는 경향을 보이다가 40s 넘어서는 완만한 상승 곡선을 보였다. 과제복합성이 낮아 학습자의 인지부하가 적은 학습 내용에서는 그 난이도가 비교적 낮고 정보가 평면적이므로 높은 학업성취를 보이는 학습들은 학습 동영상을 오랜 시간 탐색할 필요가 없는 것으로 볼 수 있는 반면, 과제복합성이 높아 학습자의 인지부하가 높은 학습 내용에서는 그 난이도가 비교적 높고 정보가 입체적이므로 학업성취 집단에 따라 차별적으로 탐색하는 것으로 해석할 수 있다. 후자의 경우 총 동영상 탐색 시간이 20s 전후와 60s 이후가 가장 높은 학업성취를 예측하였는데, 이는 동영상 탐색 시간을 기준으로 볼 때, 높은 학업성취를 보인 학습자 집단이 2개 집단으로 구분된다고 해석할 수 있다. 한 집단은 일정 부분 동영상 탐색을 필요로 하지만, 본인이 필요한 내용을 동영상에서 빠르게 찾아 활용할 수 있는 집단이고, 다른 한 집단은 본인이 필요한 학습 내용을 끈기 있게 찾아내는 집단이라고 볼 수 있다. 이를 통해 유사한 학업성취를 보이는 학습자라 하여도 서로 다른 학습 양상을 보일 수 있음을 확인하였다.

총 동영상 탐색 빈도의 경우 과제복합성 상 수준에서만 중요 변인으로 나타났는데, 20회를 넘는 경우 지속적으로 높은 학업성취를 예측했다. 이는 상 수준의 총 동영상 탐색 시간과 연결하여 생각할 수 있는데, 높은 학업성취를 예측하기 위해 일정 수준 이상의 동영상 탐색 시간이 요구되었던 것은 일정 수준 이상의 동영상 탐색 빈도에 의해 합쳐진 시간의 결과라고 생각할 수 있다.

과제복합성 하 수준에서 주석 생성 및 확인 활동 범주의 중요 변인은 AOI 영역5에 대한 총 시선고정 지속시간과 총 코멘트 작성 시간으로 나타났는데, 두 변인은 모두 학습자가 동영상 학습 플레이어 내에서 코멘트를 작성하기 위해 학습자가 소비한 총 시간에 대한 것으로, 서로 긴밀하게 관련되어 있다. AOI 영역5에

대한 총 시선고정 지속시간의 경우 학습자가 코멘트를 작성할 때 코멘트 작성 영역인 AOI 영역5에 시선을 고정하여 응시한 시간의 총합이고, 총 코멘트 작성 시간은 학습자가 코멘트 작성을 시작할 때부터 작성을 완료하고 등록할 때까지의 시간을 의미한다. 두 변인이 학업성취를 예측하는 영향력의 양상도 증가했다 감소하는 것으로 대체적으로 유사하게 나타났다. 한편, 과제복합성 상 수준에서는 AOI 영역5에 대한 평균 시선고정 지속시간과 총 코멘트 작성 및 확인 빈도가 중요 변인으로 나타났는데, 두 변인 모두 그래프의 기울기에 차이가 있을 뿐 학업성취와 음의 상관관계를 보이는 것으로 나타났다. 두 변인은 학습자가 코멘트를 작성할 때 1회 응시한 시간과 코멘트를 작성하거나 열람한 횟수를 의미한다. 두 변인은 모두 코멘트와 관련된 작성 및 확인 활동 빈도의 개념을 포함하고 있으며, 단발적 활동에 초점을 맞춘다는 점에서 총 시간 개념과 차이가 있다.

코멘트 작성이라는 동일한 활동에 대해 과제복합성 상·하 수준에 따라 서로 다른 변인이 학업성취를 예측하는 것으로 나왔는데, 과제복합성이 낮은 학습 내용의 경우 코멘트 작성에 너무 짧거나 긴 시간이 아닌 적절한 시간을 소비하는 것이 학업성취와 관련 있는 것으로 나타났다. 이 경우 학습 내용이 학습자에게 심한 인지부하를 유발하지 않으므로, 개별 코멘트에 대한 시간보다 전체적으로 학습 활동에 참여한 정도가 더 큰 영향을 미치는 것으로 해석할 수 있다. 한편, 과제복합성이 높은 학습 내용의 경우 하나의 코멘트를 작성할 때에, 보다 많은 인지부하가 요구된다. 따라서 코멘트를 작성할 때, 작성 내용에 따라 인지 처리 과정이 더 길어질 수 있으며, 평균적으로 더 긴 시선고정 지속시간이 요구된다. 또한, 코멘트 작성과 열람의 횟수 또한 높은 과제복합성을 지닌 학습 내용에서 학업성취에 영향을 미칠 수 있는데, 낮은 과제복합성을 지닌 학습 내용에서는 과제복합성이 낮은 학습 내용에서 보다 더 많은 의문이나 의견이 발생할 수 있기 때문에 코멘트를 작성하거나 학습과 관련된 정보를 담고 있을 것이라 예측되는 다른 학습자들의 코멘트 적극적으로 열람한 것이라고 해석할 수 있다.

AOI 영역4에 대한 총 시선고정 지속시간의 경우 과제복합성 하 수준에서, AOI 영역4에 대한 평균 시선고정 지속시간의 경우 상·하 수준 모두에서 모형의 중요한 변인으로 나타났다. 그런데 강의안 재생 활동 범주의 변인의 경우 해석의 주의

를 요한다. 본 연구의 실험에서 제공된 강의안은 학습 내용이 슬라이드 만으로 제공되는 특성상 학습 동영상과 강의안이 동일한 내용으로, 학습 동영상의 흐름에 맞춰 강의안의 장표가 넘어가며 제시되었다. 학습 동영상과 동일한 내용임에도 불구하고 학업성취를 예측하는 변인으로 나타났는데, 이는 강의안의 존재와 관련하여 생각해 볼 수 있다. 동영상 기반 학습에 참여하는 학습자들은 동영상 학습 플라이어라는 학습 환경이 제공하는 정보를 통해 학습한다. 따라서 학습자들은 학습 환경이 제공하는 모든 자극이 학습의 대상이라고 받아들일 수 있다는 것이다. 이러한 관점에서 학습자들이 AOI 영역4에 주의를 기울인 것은 학습 동영상에서 제공하지 않는 학습 내용을 받아들이기 위해 인지적 노력을 기울인 것으로 해석할 수 있다. 이는 학습자의 직접적인 행동에 의해 발생하는 행동 로그 데이터 만으로는 파악할 수 없는 학습과정으로, 행동 로그와 안구 운동 데이터의 상호보완적 특성을 단적으로 드러내는 분석 결과라고 할 수 있다.

AOI 영역4와 관련된 변인 또한 과제복합성 상·하 수준에 따라 다르게 나타났다. 과제복합성 하 수준의 경우 AOI 영역4에 대한 총 시선고정 지속시간과 AOI 영역4에 대한 평균 시선고정 지속시간 모두 초반 높은 학업성취를 보이다가 이후로 낮은 학업성취를 예측하는 것으로 나타났다. 반면, 과제복합성 상 수준의 경우 AOI 영역4에 대한 평균 시선고정 지속시간이 초반 낮은 학업성취를 보이다가 이후 높은 학업성취를 예측하는 것으로 나타났다. 이는 과제복합성에 따라 학습자의 인지자원 소비 양상을 드러내는 것으로 해석할 수 있다. 낮은 과제복합성을 지닌 학습 내용의 경우 학습 동영상을 통해 제시되는 정보만으로 학습 내용을 이해하기 쉽다. 따라서 추가적인 정보 탐색을 위한 학습자의 추가적인 노력은 불필요한 작업이 될 수 있다. 반면, 높은 과제복합성을 지닌 학습 내용의 경우 학습 동영상을 통해 제시되는 정보만으로는 학습자가 학습 내용을 충분히 이해하기 어려울 수 있다. 따라서 이때, 적극적인 학습자는 학습 환경을 통해 학습을 위한 추가적인 자원을 탐색한다고 볼 수 있으며, 적극적인 학습자가 높은 학업성취를 보인다고 할 수 있다는 것이다. 즉, 동일한 학습 활동이라 할 지라도 학습 내용에 따라 서로 다른 영향력을 지닌 설명변인이 될 수 있음을 확인하였다.

AOI 영역3에 대한 총 시선고정 지속시간과 총 외부 환경 조정 빈도의 경우 과

제복합성 상·하 수준에서 개별적으로 나타난 중요 변인이었다. 그러나, 부분의존성도표를 통해 확인한 결과, AOI 영역3에 대한 총 시선고정 지속시간의 경우 거의 모든 값이 높은 학업성취를 예측하였고, 총 외부 환경 조정 빈도의 경우 모든 학습자의 충분한 활동을 일으키지 않았다. 이 두 변인의 경우 모형에서 학업성취를 예측하기는 했으나 유의미한 해석을 이끌어내지 못하였다. 이를 통해 통계적 측정치 만으로는 학습자의 학습과정 및 학습 경험을 충분히 설명해줄 수 없으며 데이터에 대한 심도 있는 분석과 통찰이 요구됨을 확인할 수 있었다.

학업성취를 예측하는 활동 범주가 유사하게 나타났음에도 불구하고, 학습 내용의 과제복합성에 따라 학업성취를 예측하는 구체적인 변인과 그 영향력의 양상이 다르게 나타났다. 이상의 해석을 종합해볼 때, 과제복합성 하 수준의 경우 학습활동을 지원하는 기능을 얼마나 사용했느냐에 따라 전반적으로 높은 학업성취를 예측할 수 있었다면, 과제복합성 상 수준의 경우 단순히 기능을 어떻게 사용하였는지 뿐만 아니라 학습하는 과정 내에서 학습자의 인지과정이 얼마나 효율적으로 사용하는지를 함께 고려해야함을 알 수 있었다. 따라서, 과제복합성이 낮은 학습내용에서는 학습자가 학습 매체를 활발히 이용하고, 제공되는 기능을 쉽게 활용할 수 있는 촉진적인 환경을 조성해주는 것이 필요한 반면, 과제복합성이 높은 학습내용에서는 학습자가 학습 환경을 전략적으로 사용할 수 있도록 조성하는 것이 필요하다. 학습 내용에 대한 주의집중과 학습 환경에 대한 활용을 효과적으로 아우르는 학습 경험을 지원하는 것이 요구된다는 것이다. 이 경우, 과제복합성 정도에 따라 상이한 지각된 어포던스가 발생할 수 있다. 낮은 과제복합성을 지닌 학습내용의 경우, 학습 환경이 제공하는 기능을 활용하는 것 자체로 학습 참여를 촉진하고 학업성취 향상에 기여가 될 수 있지만, 높은 과제복합성을 지닌 학습내용의 경우 학습자의 지각된 어포던스는 학습자의 자기주도적인 학습 전략에 기반할 수 있기 때문에, 학습 환경은 환경이 제공하는 기능 그 자체보다 학습자의 자기주도적 학습 과정을 지원하는 맥락 안에서 설계되어야 한다.



### 3. 과제복합성 수준 별 군집에 따른 학업성취 예측모형 비교

마지막으로, 연구문제3을 통해 GMM 군집분석을 실시하여 학습 동영상의 과제복합성 내 세부 군집을 도출하고 그에 따라 학습자의 행동 로그와 안구 운동에 기반한 학업성취 예측모형에 차이가 있는지 확인하고자 하였다. 가설검증 결과, 과제복합성 하 수준 군집1은 -16.03, 군집2는 7.34, 과제복합성 상 수준 군집1은 -11.78, 군집2는 1.9의 성능을 보였다. 네 모형의 성능 중 두 모형의 성능은 과제복합성 수준에 따른 모형의 성능보다 향상되었으며, 네 모형 모두 전체 집단의 모형의 성능보다 향상되었다. 먼저, 과제복합성 하 수준 군집1, 2의 경우 공통변인 1개를 제외한 7개 변인이 학업성취를 예측하는 것으로 나타났다. 두 모형에서 공통적으로 나타난 중요 변인은 Filtering.Time이었으며, 군집 1의 경우 TFD.2, Filtering.Time, Bookmark.Freq, 3개가, 군집 2의 경우 TFD.3, Filtering.Time, Bookmark.MTime, TFD.4, MFD.4 5개가 추가적인 중요 변인으로 나타났다. 다음으로, 과제복합성 상 수준 군집 1, 2의 경우 공통변인이 도출되지 않았으며, 군집1의 경우 Seek.Freq, Seek.Time, MFD.5 3개가, 군집 2의 경우 MFD.1, TFD.4, MFD.4 3개가 중요 변인으로 나타났다.

군집분석 결과 과제복합성 하 수준은 크게 안구 운동이 활발한 군집(군집 1)과 행동 로그가 활발한 군집(군집 2)으로 나뉘었다. 도출한 군집 1, 2 예측모형에서 6개 변인이 일치하지 않는 것으로 나타났으나, 각 변인의 활동 범주를 기준으로 보면 2개의 공통 활동 범주와 1개의 상이한 활동 범주로 구분할 수 있다. 공통된 활동 범주는 주석 탐색 활동(군집 1: TFD.2, Filtering.Time, 군집 2: TFD.3, Filtering.Time)과 주석 생성 및 확인 활동(군집 1: Bookmark.Freq, 군집 2: Bookmark.MTime)이었으며, 상이한 활동 범주는 강의안 재생 활동(군집 2: TFD.4, MFD.4)으로 나타났다.

활발한 안구 운동을 보인 군집 1의 경우 안구 운동 변인 중 AOI 영역2에 대한 총 시선고정 지속시간 1개만이 비선형적 영향력을 지닌 중요 변인으로 나타났다. 약 40000ms까지는 감소하는 그래프를 보이다가 이후 단계적으로 상승하는 경향을 보였는데, 이는 단순히 학습환경을 탐색하는 것이 아니라 학습을 위한 정보를

획득한다는 목적을 갖고 시간을 들여 탐색할 때 학업성취에 유의미한 학습 활동의 역할을 할 수 있음을 의미한다. 군집 2의 경우 AOI 영역3에 대한 총 시선고정 지속시간이 중요 변인으로 나타났으나 L자 형의 그래프를 보이며 대부분의 영역에서 매우 낮은 학업성취를 예측하였다. 군집 2에서는 활발한 안구 운동이 나타나지 않은 것을 고려하면, 군집 1의 전체적인 경향성을 반영한 결과를 보여준다고 해석할 수 있다. 한편, 군집1에서 북마크 설정 및 확인 빈도가 증가함에 따라 예측된 학업성취의 값 또한 증가하였는데, 관찰된 빈도의 수가 매우 적어 의미 있는 해석을 도출해내지 못하였다.

군집 1, 2에서 모두 중요 변인으로 나타난 총 주석 필터링 시간 또한 두 군집에서 비선형적인 영향력을 보였다. 군집 1의 경우 20s 무렵까지는 선형적으로 증가하다가 20s~50s 구간에서 높은 학업성취를 예측하였고 이후 약 60s부터는 중간 정도의 학업성취를 예측하였다. 이는 학업성취에 영향을 미치는 특정 구간의 주석 탐색 시간이 있음을 의미한다. 군집 2의 경우는 약 20s까지는 지속적으로 높은 학업성취를 보였으나 이후로 음의 상관관계를 보였으며, 40s 이후로는 매우 낮은 학업성취를 나타냈다. 같은 학습 활동을 나타내는 변인임에도 불구하고 군집에 따라 상이한 영향력을 보였는데, 이는 각 군집의 특성을 반영한 결과이자 학습자의 다양하고 입체적인 학습 과정을 반영한 것으로 해석할 수 있다.

활발한 행동 로그를 보인 군집 2에서는 총 북마크 설정 시간이 중요 변수로 나타났다는데, 약 100s까지는 학업성취가 선형적으로 증가하다가 그 이후로 기울기가 낮아지면서 좀 더 완만한 곡선을 그리며 증가했다. 이는 활발한 행동 로그를 보인 집단의 경우 북마크를 작성한 시간이 증가함에 따라 높은 학업성취를 기대할 수 있음을 의미한다. 이 또한 행동 로그가 활발하다는 군집 2의 특성이 반영된 것으로, 학습 환경과 활발하게 상호작용한 학습자 집단의 경우 코멘트 작성 활동에 오랜 시간 집중한 경우 높은 학업성취를 예측할 수 있을 것으로 기대된다.

과제복합성 하 수준 군집 2 예측모형에서 나타난 AOI 영역4에 대한 총 시선고정 지속시간과 AOI 영역4에 대한 평균 시선고정 지속시간의 영향력은 그 값이 증가함에 따라 예측되는 학업성취가 감소한다는 측면에서 과제복합성 하 수준의 예측모형에서 나타난 변인의 영향력과 유사했다. 하지만 군집 2의 경우 초기에



높은 학업성취를 예측한다는 점에서 차이가 있었다. 이는 군집이 달라짐에 따라 학업성취를 예측하는 변인이 달라질 뿐 아니라 같은 변인임에도 각 예측모형에서 갖는 영향력의 크기와 형태가 다르다는 것을 다시 한 번 보여주는 결과이다.

군집분석 결과 과제복합성 하 수준은 크게 상대적으로 소극적인 활동을 보인 집단(군집 1)과 상대적으로 적극적인 활동을 보인 집단(군집 2)으로 나뉘었다. 도출한 군집 1, 2 예측모형에서 공통적으로 나타난 변인은 없었으며, 활동 범주 또한 일치하는 것이 없었다. 군집 1에서는 동영상 탐색 활동(Seek.Freq, Seek.Time)과 주석 생성 및 확인 활동(MFD.5) 범주에서 중요 변인이 나타났고, 군집 2에서는 동영상 재생 활동(MFD.1), 강의안 재생 활동(TFD.4, MFD.4)이 중요 변인으로 나타났다.

소극적인 활동을 보인 군집 1의 총 동영상 탐색 빈도와 총 동영상 탐색 시간의 경우 일정 수준까지 증가하는 그래프를 보이다 이후로 꾸준히 높은 학업성취를 예측하는 양상을 보였다. 이는 코멘트 작성 및 북마크 설정 등 적극적인 개입이 필요한 활동보다 학습 동영상 내에서 탐색하는 보다 소극적 개입을 통한 활동이 큰 영향력을 지닌 결과라고 해석할 수 있다. AOI 영역5에 대한 평균 시선고정 지속시간은 초기 일정 수준까지는 예측하는 학업성취 값이 증가하다가 이후로 감소하는 경향을 보이는데, 이 또한 같은 맥락에서 해석할 수 있다. AOI 영역5는 코멘트 작성시 나타나는 팝업창으로, 학습자가 코멘트를 작성할 때 한 번 응시하는 시간을 의미한다. 그런데 군집 1의 경우 코멘트 작성과 같이 적극적인 개입이 필요한 활동에는 활발하게 참여하지 않았으므로 학업성취와의 관계가 복잡적으로 나타났을 수 있다. 즉, 소극적인 군집 1의 특성을 지닌 학습자는 코멘트 작성이라는 학습 활동에 오랫동안 집중하기 보다 일정 수준의 시간 동안만 집중하며 활동에의 개입정도를 조절했을 것이라고 해석할 수 있다.

한편, 적극적인 활동을 보인 군집 2의 경우 AOI 영역4에 대한 평균 시선고정 지속시간, AOI 영역4에 대한 총 시선고정 지속시간은 초기 일정 수준까지 학업성취가 급상승하고 이후 높은 학업성취가 유지되는 비슷한 양상의 영향력을 보였다. 이는 적극적인 군집 2의 학습자 특성이 반영된 것으로, 학습 동영상에서 제공되는 정보 외 추가적이 정보를 학습 환경에서 탐색한 결과로 보인다. 즉, 적극적으

로 정보를 탐색하며 학습에 적극적으로 참여한 학습자들의 학업성취를 높게 예측할 수 있다는 것이다. 이러한 관점에서 AOI 영역1에 대한 평균 시선고정 지속시간을 이해할 수 있다. AOI 영역1에 대한 평균 시선고정 지속시간의 경우 일정 수준까지는 학업성취가 정적으로 증가하지만, 이후로 완만하게 단계적으로 감소하는 모습을 보인다. 이는 학습 활동에 필요한 시간 및 인지 자원을 학습자가 어떻게 분배하였는가와 관련된다. 즉, 학습자는 학습과 관련된 정보를 얻기 위해 학습 환경을 탐색하는데, 본 연구 맥락에서는 학습 동영상에 제시되는 AOI 영역1과 AOI 영역4가 우선적으로 고려될 수 있다. 따라서 적극적인 학습자는 두 영역을 탐색하며 정보를 얻는다. 일정 수준까지는 학습 동영상에 집중하는 것이 필요하지만 보다 능동적인 학습을 위해서는 주의를 분산하여 학습 환경을 탐색한다는 것이다. 그 결과 AOI 영역1에 대한 평균 시선고정 지속시간의 경우 일정 수준 이상에서는 다른 학습 영역에 대한 탐색의 기회가 줄어들고, 학습 활동 참여 비중이 낮아진다고 해석할 수 있다.

군집분석을 통해 과제복합성 내 세부 군집을 나누어 예측모형을 도출한 결과 군집에 따라 차별적인 중요변인이 나타나며 같은 변인인 경우에도 그 영향력이 다르게 나타났다. 특히 학습 활동을 기준으로 비교적 소극적으로 참여한 학습자와 적극적으로 참여한 학습자 간의 차이를 확인할 수 있었다. 소극적인 학습자 집단의 경우 주석 필터링 및 학습 동영상 탐색 활동 등 제시되는 학습 정보를 탐색하며 ‘보고 읽는’ 학습 유형을 보였다면 적극적인 학습자 집단의 경우 북마크 설정 등 스스로 지식을 창출하고 학습 과정에 개입하는 ‘쓰는’ 학습 유형을 보였다. 이는 학습에 대한 학습자의 적극성에 따라 학습 콘텐츠와 학습 매체에 대한 어포던스가 다르게 지각된다고 해석할 수 있다. 소극적인 학습자의 경우 학습 환경으로부터 주어지는 정보를 효과적으로 받아들이기 위해 학습 환경을 이용하는 반면, 적극적인 학습자의 경우 학습한 내용을 재구조화하기 위한 학습 활동을 중요하게 활용한다는 것이다. 학습자들은 같은 조건 내에서도 각각의 사전지식, 학습 스타일, 학습 환경에 대한 익숙함 등 다양한 요소에 영향을 받으며 학습 환경을 지각한다. 따라서, 최적의 학습 효과를 내는 학습 환경은 학습자에 따라 달라질 수 있다. 학습자 특성에 따라 최적의 학습을 위한 학습 환경과 기능이 다르므

로, 학습 콘텐츠와 학습 매체를 설계할 때 학습자 특성에 따라 맞춤형 학습 환경을 설계할 필요가 있다.

## B. 시사점

이상의 논의를 토대로, 본 연구는 신뢰할 수 있는 학업성취 예측모형을 개발하고 학습 내용 및 학습자 집단에 따른 예측모형의 비교·분석 결과를 동영상 기반 학습환경에서의 맞춤형 처방 제공에까지 연결하고자 시도하였다는 점에서 의의를 갖는다. 또한, 각광받는 새로운 학습 환경에서의 학습자의 인지적, 행동적 반응을 관찰하여 맥락 특수적인 동영상 기반 학습환경에 맞춘 교수·학습적 처방의 자원을 마련하고자 했다는 점에서 탐색적, 실증적 차원의 학습분석학적 접근의 연구라고 할 수 있다.

본 연구의 구체적인 의의와 시사점은 다음과 같다. 첫째, 교육공학의 연구 영역을 넓혔다. 본 연구는 행동 로그와 안구 운동 데이터를 교육분야에 탐색적으로 적용했을 뿐 아니라, 교육 분야에서 아직 제대로 알려지지 않은 데이터 마이닝 기법인 랜덤 포레스트 기법(유진은, 2015)을 사용해 분석의 데이터 범주와 분석 방법의 영역을 확장했다는 시사점을 지니고 있다. 학습자의 주관적 회상에 의한 자기보고식 설문조사만으로는 얻을 수 없는 객관적이고 비간접적인 데이터 측청치를 활용해 단순한 선형 모형으로는 해석할 수 없는 데이터 간 복잡한 상호작용에 대한 보다 심층적인 입체적 해석을 가능하게 한 것이다. 따라서 본 연구는 교육공학 분야에서 아직 널리 쓰이지 않는 생리심리 반응 데이터와 행동 데이터의 적용을 통해 학습 상황에서의 성과 개선을 목적으로 하여 적응적 처방의 전략과 자원의 탐색하는 실증 연구라는 의미가 있다.

둘째, 피험자내설계(within-subject design)를 통해 빅데이터 연구에서 적용가능한 질적 규모(bigness)의 차원을 넓혔다. 본 연구에서 다룬 연구 대상자의 양

적 규모는 거대하다고 할 수 없다. 하지만 학습 과정 중 개별 학습자에 대한 정보는 1인 당 10만 건이 넘는 데이터가 수집되었다. 이렇게 수집된 정보는 학습 과정 중에 나타나는 학습자의 내적 과정을 정확하고 심층적으로 드러낼 뿐 아니라, 단순히 연구 대상자 수의 증가만으로는 파악할 수 없는 깊이 있는 통찰을 제공해 준다. 이러한 관점에서 본 연구는 연구대상자의 양적 규모에만 초점을 맞춘 것이 아니라 학습 과정에 대한 질적 규모를 향상하고 양질의 데이터 수집을 수행하였다는 점에서 의의를 지닌다. 이를 통해, 교수·학습 처방을 위한 정밀한 분석 자료를 마련할 수 있었으며, 개별 연구대상자에 대한 학습 정보를 깊이 있게 관찰할 수 있었다.

셋째, 지각된 어포던스와 학업성취와의 관계를 실증적으로 규명하였다. 지금까지 어포던스와 지각된 어포던스의 개념은 정확하게 구분되지 않았으며, 학습 상황에서 학업성취와의 관계를 규명하는 실증 연구 또한 충분히 이루어지지 않았다. 본 연구는 지각된 어포던스를 객관적으로 측정하고 수집하기 위해 행동 로그와 안구 운동을 구체적인 변인으로 설정하고 두 개 변인을 통해 지각된 어포던스가 학업성취에 미치는 영향력을 규명하였다. 지각된 어포던스의 지표가 학업성취에 미치는 영향력을 탐색함으로써, 학습 환경의 의도된 설계 - 학습자의 지각·인지 과정 - 실제 학습이라는 일련의 학습 과정과 그 괴리를 파악할 수 있었다. 학습의 설계 의도가 개별 학습자에 따라 차별적으로 인지됨에 따라 지각된 어포던스가 학업 성취에 미치는 영향을 실증적으로 규명한 것이다. 따라서 본 연구는 실제 학습 환경과 유사한 실험 환경에서 지각된 어포던스의 구체적인 지표들을 통해 학습자의 지각된 어포던스가 학습의 결과인 학업성취에 미치는 영향을 과학적인 접근 방식을 통해 규명하고자 했다는 것에서 의의를 지닌다.

넷째, 동영상 기반 학습 과정에서 학습자는 학습 내용과 학습 매체가 복합적으로 이루어진 총체적인 학습 환경과 상호작용함을 확인하였다. 지각된 어포던스의 지표로서 나타나는 학습자의 행동 로그와 안구 운동은 학습 내용(예: 동영상 학습 내용)의 정보로부터 자극을 받을 뿐 아니라 그것을 제시하는 학습 매체(예: 동영상 학습 플레이어)의 자극 또한 함께 받아들이게 된다. 동영상 기반 학습 과정에서 학습의 목적은 학습 내용이며, 학습의 수단은 학습 매체이다. 따라서 학습

자의 지각된 어포던스는 학습자가 학습의 목적과 수단을 내적 과정을 통해 활용한 결과로 나타나는 반응이다. 이에 본 연구는 학습자의 인지적, 행동적, 생리적 과정의 복합적인 결과로 나타나는 구체적 지표인 행동 로그와 안구 운동을 통해 이원적 구조의 학습 환경과의 상호작용을 관찰하고 그 결과로서 학업성취에 미치는 영향을 탐색했다는 점에서 의미가 있다.

다섯째, 동영상 기반 학습 환경에 사회적 학습 지원 기능을 적용하고 그 효과성을 확인하였다. 본 연구에서 사용된 동영상 학습 플레이어는 자기주도적 학습을 위한 소셜 클라우드를 통한 동영상 기반 학습을 지원하는 학습 매체로, 플레이어 내의 북마크 설정이나 코멘트 작성과 같은 기능을 통해 다른 학습자와 상호작용하는 것이 가능하다. 이러한 사회적 상호작용을 통한 동영상 기반 학습의 영역은 최근 YouTube나 TED 등 다양한 동영상 플랫폼에서 확산해 나가고 있다. 불과 몇 년 전까지 동영상 기반 학습이 지닌 일방향적 정보전달과 학습자의 수동적 학습 참여라는 속성은 동영상 학습 매체의 새로운 사회적 기능으로 인해 양방향적 상호작용과 능동적 학습자라는 역동적 속성으로 바뀌고 있다. 학습 환경의 변화는 학습 환경에 대한 학습자의 지각과 인식을 바꾸고, 이는 곧 학습 경험과 학업성취에 영향을 미치게 된다. 학습 환경에 변화를 가져오는 새로운 동영상 학습 플레이어의 기능을 통해 학습자의 학습 경험을 이해하고 학습 환경에 대한 학습자의 지각된 어포던스와 학업성취와의 관계를 탐색하고자 한 것이다.

여섯째, 복합적 학습자 맞춤형 예측모형의 필요성을 시사하였다. 본 연구는 전체 집단, 과제복합성 수준 및 과제복합성 수준 내 세부 군집에 따라 상호보완적 역할을 수행하는 행동 로그와 안구 운동 데이터에 기반한 학업성취 예측모형을 개발하였다. 이를 통해 학습 내용 및 학습자 집단에 따라 변화하는 예측모형을 확인할 수 있었다. 먼저, 학습모형의 성능 측면에서 볼 때, 본 연구에서 도출한 7개의 예측모형 중 5개는 성능이 미흡하였으나, 전체 집단을 특징에 따라 세분화할수록 예측모형의 성능이 향상되는 경향이 있음을 확인할 수 있었다. 이는 학습내용과 학습자의 특성을 고려하지 않고 일반화된 예측모형을 적용하는 것은 모형의 예측력을 저하시킬 수 있음을 의미한다. 특정 학습 내용과 학습자는 그에 적합한 교수·학습 전략을 요구하기 때문에 세분화된 예측모형의 개발과 적용의 필요성

을 시사한다. 또한, 각 모형에서 도출된 중요 변인의 다양성 또한 맞춤형 예측모형의 요구를 나타낸다. 서로 다른 집단의 예측모형에서 같은 변인이 중요 변인으로 나타났다고 하더라도 그 변인이 미치는 영향력의 양상은 매우 달랐다. 특히나 본 연구에서는 예측모형에서 변인이 갖는 비선형적 영향력을 확인함으로써, 학습자 집단에 따라 복잡하게 바뀌며 상호작용하는 변인의 영향력을 확인하였다. 도출된 중요 변인의 다양성에는 학습자의 내적 과정을 상이한 방식으로 다각적으로 표상하는 행동 로그와 안구 운동의 이원화의 영향 또한 무시할 수 없다. 행동 로그는 인지-행동적 차원의 반응으로 학습자의 의도적 직접 행동에 근거한다면, 안구 운동은 인지-생리적 차원의 반응으로 보다 반사적인 직·간접적 대응에 근거한다. 본 연구에서는 학습자의 내적과정을 이상의 두 가지 차원에서 다각적으로 접근하여 모형 별 중요 변인에 대한 복합적인 해석을 이끌어 내었다. 다양한 학습의 조건에 따라 학업성취에 영향을 미치는 요인과 그 양상이 달라지게 된다. 따라서 특정 학습 맥락에 따른 복합적 예측모형의 개발이 필요하다. 이에 본 연구는 맞춤형 학업성취 예측모형의 개발을 통해 학습 내용 및 학습자 집단 별 차별적인 교수·학습 처방을 제공할 수 있는 피드백 자원을 개발해야 함을 시사한다.

본 연구는 동영상 기반 학습 환경에서 학습자의 행동 로그와 안구 운동을 통해 지각된 어포던스의 학업성취 예측모형을 개발하였다. 그 과정에서 학습 내용과 학습자 특성에 따라 집단을 구분하였으며, 이를 통해 집단 간 예측모형의 비교 분석을 진행하였다. 본 연구는 동영상 기반 학습 환경을 설계하고 운영할 때 학습내용과 학습자에 따른 맞춤형 학습 환경을 고려해야 하는지에 대한 교육공학적 이론적 토대를 제공한다.

### C. 제한점 및 후속연구를 위한 제언

본 연구의 제한점과 후속연구를 위한 제언은 다음과 같다. 먼저, 본 연구에서

도출된 학업성취 예측모형의 성능은 전반적으로 미흡하였다. 이는 통제된 환경에서 일회적으로 진행된 실험 상황에 의해 학습자의 빈번한 학습 활동 데이터를 수집하는데 어려움이 있었기 때문이다. 학습자가 동영상 기반 학습 환경에 익숙해지고 자신만의 학습 스타일에 동영상 학습 플레이어를 적용하기 위해서는 동영상 학습 플레이어를 사용하면서 실패와 성공을 경험하며 특정한 경향성을 조성해 나갈 필요가 있다. 또한, 단발적인 동영상 학습을 통해 제한된 학습 주제만 다룰 것이 아니라, 과목을 아우르는 다양한 학습 내용에 대한 학습을 통해 일반화된 경향성을 도출해 낼 필요가 있다. 빅 데이터를 기반으로 하는 데이터 마이닝 기법을 적용하기 위해서는 충분한 수의 데이터를 확보해야 한다. 따라서 보다 실제적인 환경에서 중·장기적인 학습 기간을 통해 보다 풍부하고 커다란 데이터를 이용하여 정확하고 우수한 예측모형을 도출해야 할 것이다.

둘째, 본 연구에서 지각된 어포던스를 나타낸 변인은 행동 로그와 안구 운동에 한정되었다. 지각된 어포던스 그 자체는 추상적인 개념으로 그것을 관찰하기 위해서는 구체적인 지표가 필요하다. 행동 로그와 안구 운동은 생리적, 행동적 차원의 일부 지표로 지각된 어포던스 그 자체라고 여길 수 없다는 한계가 있다. 하지만, 아직까지 지각된 어포던스를 객관적으로 측정하려는 연구는 활발하게 이루어지고 있지 않다. 따라서, 지각된 어포던스의 객관적 측정을 위한 연구와 함께, 다양한 지각된 어포던스 지표 변인을 통한 복합적인 실증 연구가 필요하다. 이를 통해 지각된 어포던스에 대한 이해를 높이는 한편, 실제 학습 상황에서 지각된 어포던스가 학업성취에 미치는 영향을 보다 객관적으로 규명할 수 있을 것으로 기대된다.

셋째, 본 연구에서는 1개 설명변인이 학업성취에 미치는 개별적인 영향력에 대해서만 분석하였다. 본 연구에서는 예측모형의 중요 변인이 학업성취에 미치는 영향력을 시각적으로 확인하기 위해 부분의존성도표를 활용하였다. 하지만 부분의존성도표는 모든 변수가 입력된 상황에서 한 변인의 평균화된 값을 통한 영향력을 보여준다. 해당 설명변수가 다른 설명변수와 강한 상호작용을 한다면 출력되는 영향력은 왜곡될 수 있다는 것이다. 따라서 개별 조건부 기대치 도표(Individual Condition Expectation Plot)와 같이, 예측모형 내에서 변수 간 상호작용을 고려한 분석 방법의 적용이 필요하다. 이러한 복합적인 분석을 통해 학습 과정과 학습



경험을 보다 입체적으로 이해하고 그를 통해 연구의 질적 향상을 도모할 수 있을 것이다.

넷째, 본 연구에서 채택한 실험 자극물의 특수성으로 연구 결과의 일반화에 한계가 있다. 본 연구에서 사용한 학습 동영상은 화면에 교수자가 등장하지 않고, 시간의 흐름에 따라 텍스트 형태의 학습 내용이 제시되는 방식으로 이루어져 있다. 본 연구의 학습 동영상은 실험 조건 통제를 위하여 부차적인 자극을 유발할 수 있는 교수자의 등장, 그림 및 애니메이션의 사용 등을 최소화하였다. 하지만 MOOC, TED, 또는 칸 아카데미 등 대표적인 동영상 기반 학습 플랫폼의 학습 동영상에서는 효과적인 학습을 촉진하기 위해 학습 동영상에 교수자를 등장시키거나 다양한 시청각 자극을 활용하고 있다. 따라서, 학습자의 행동 로그와 안구 운동이 학업성취에 미치는 영향력에 대한 본 연구의 결과를 일반화하고 실제 학습 환경에 적용하기 위해서는 통제된 자극물에 대한 실험에서 나아가 보다 보편적이고 실용적인 특성을 지닌 학습 동영상을 통해 그 효과성을 검증할 것이 요구된다. 실제 학습 상황에서 사용하는 학습 동영상을 이용해 연구를 진행한다면, 보다 실제적인 학습 과정 및 학습자에 대한 이해가 가능할 것이라고 기대한다.

다섯째, 본 연구에서는 학습 내용에 우선적으로 초점을 두고 과제복합성 및 과제복합성 내의 세부 군집에 따라 지각된 어포던스가 학업성취에 미치는 영향을 살펴보았다. 이어지는 후속연구에서는 구체적인 학습자 개인적 특성이 지각된 어포던스와 학업성취 간의 관계에 직접적으로 미치는 영향력에 대한 분석을 제언한다. 사전지식, 학습 스타일 및 성격 등 학습자 개인이 지닌 특성들은 어포던스의 지각 뿐 아니라 학업성취에도 서로 다른 영향을 미쳐 차별적인 학습경험 및 학습의 결과를 초래한다. 학습자 특성에 대한 이해를 통해 학습자 집단에 따른 학습자 중심의 맞춤형 교수·학습 설계가 가능해질 수 있다. 따라서, 동일한 동영상 기반 학습 환경에서 상이한 특성을 지닌 학습자 집단에 따라 지각된 어포던스가 학업성취에 미치는 영향력의 크기와 양상을 규명할 것이 요구된다.

마지막으로, 본 연구의 결과를 바탕으로 동영상 기반 학습을 설계하여 예측모형의 효과성을 검증하는 연구를 제언한다. 본 연구는 지각된 어포던스를 통한 학업성취 예측모형 개발을 목적으로, 학습 내용과 학습자 특성에 따라 세분화하여 총



7개 예측모형을 도출하였다. 이 결과가 실제 학습 환경에서도 일반화될 수 있는 결과인지 확인하기 위해서는 본 연구의 결과를 바탕으로 교수·학습적 처방이 적용된 학습 맥락에서 검증해 보아야한다. 행동 로그 및 안구 운동과 관련된 학습 활동을 기반으로 학습자 중심의 사용성 평가 연구가 요구된다는 것이다. 따라서 본 연구를 바탕으로 한 교수·학습 설계 및 어포던스 기반 설계 연구를 후속연구로 제안하는 바이다.

## 참 고 문 헌

- 강숙정. (2014). 유튜브 환경에서 자기조절학습 증진을 위한 어포던스 설계(석사학위 논문). 중앙대학교. 서울.
- 고병욱, 류원열, 박우찬. (2011). 한국인의 연령 및 조도에 따른 동공 크기에 대한 연구. **대한안과학회지**, 52(4), 401-406.
- 김문석, 서영호, 이재경, 엄주희. (2015). 홀로그램 기반 e-러닝 콘텐츠의 어포던스 구축 방안에 관한 연구. **디자인지식저널**, 34, 255-264.
- 김선영. (2016). 융합 (STEAM) 형 디자인 교육을 위한 행동유도성 학습환경 고찰-노먼의 인지적 어포던스 디자인 이론을 중심으로. **디자인융복합연구**, 15(5), 105-118.
- 김정현. (2017). 생리심리 반응을 활용한 학습분석학 탐색: 인지부하 이론을 중심으로(박사학위 논문). 이화여자대학교. 서울.
- 김지수. (1999). 안구 운동의 생리. **대한임상신경생리학회지**, 1(2), 173-181.
- 김지현. (2019). 동영상 기반 학습 환경에서 학습자의 시각행동에 의한 입체적 학습과정 분석 및 학습성과 예측모형 개발(석사학위 논문). 이화여자대학교. 서울.
- 김태용. (2006). 신문만평 독자의 시선 움직임과 해독에 관한 연구. **한국언론학보**, 50(3), 231-261.
- 김해란, 최은영, 강희영, 김성민. (2011). 시뮬레이션기반 응급간호교육을 받은 간호학생의 학업성취도와 자기효능감, 학습태도 및 수업만족도의 관계. **한국간호교육학회지**, 17(1), 5-13.
- 김희정. (2011). 대학 e-러닝 학습성과와 재이용의도에 영향을 미치는 요인에 관한 연구(박사학위 논문). 건국대학교. 서울.
- 남궁영. (2005). 웹로그분석을 통한 이러닝 효율화 방안에 관한 연구(석사학위 논문). 단국대학교. 서울.
- 노지예. (2013). 모바일러닝 환경에서 모바일러닝 효능감, 편재성, 유용성, 용이성이 학습성과에 미치는 영향(석사학위 논문). 이화여자대학교. 서울.

- 류지현. (2010). 과제유형과 화면설계방식이 인지부하요인의 과제난이도 지각과 정신적 노력에 미치는 영향. **교육공학연구**, 26(2), 1-23.
- 박성익, 김연경. (2006). 온라인 학습에서 학습몰입 요인, 몰입수준, 학업성취도의 관련성 탐구. **열린교육연구**, 14(1), 93-115.
- 박영란. (2014). **사이버대학에서 수업환경과 학습 관련변인이 학업성취도 및 수업만족도에 미치는 영향**(석사학위 논문). 건국대학교. 서울.
- 박정일. (2014). 논리-철학 논고의 일반성 개념에 관하여. **논리연구**, 17(1), 1-32.
- 박진희, 이은하, 배선형(2010). 간호대학생에서 e-러닝의 학업성취도 영향요인-웹기반 건강사정 전자교과서를 중심으로-. **대한간호학회지**, 40(2), 182-190.
- 박창이, 김용대, 김진석, 송종우, 최호식(2013). **R을 이용한 데이터마이닝**(개정판). 서울: 교우사.
- 박철우. (2012). **동영상 강의에서 자기주도학습을 위한 지식구성요소 도입이 학습에 미치는 영향**(석사학위 논문). 고려대학교. 서울.
- 박형주. (2012). **이러닝 콘텐츠 사용자 인터페이스의 교육적 사용성 증진을 위한 어포던스 설계전략 개발**(박사학위 논문). 중앙대학교. 서울.
- 서혜전. (2001). **웹기반 평생교육 프로그램의 학습성과 관련 요인 연구**(박사학위 논문). 숙명여자대학교. 서울.
- 서혜전, 서영숙. (2002). 웹 기반 부모교육 성과의 예측변인에 관한 연구: 유아기 자녀를 둔 부모대상으로. **열린유아교육연구**, 7(2), 129-153.
- 성한울. (2016). **동영상 기반 학습 환경에서 시험불안, 행동 로그 및 생리심리반응을 통한 학업성취 예측모형 개발**(석사학위 논문). 이화여자대학교. 서울.
- 성한울, 조일현. (2018). 온라인 학습 상황에서 행동 로그, 생리심리반응 및 시험불안을 통한 멀티모달 (Multimodal) 학업성취 예측모형 개발. **교육공학연구**, 34(2), 287-308.
- 송종우, 김보경, 조수진, 김나현. (2019). 데이터마이닝 기법을 이용한 서울시

- 지하철역 승차인원 예측. **응용통계연구**, 32(1), 111-128.
- 송해덕, 박형주. (2009). 어포던스 관점에서 디지털 교과서 사용편의성에 영향을 미치는 요인분석연구. **교육공학연구**, 25(3), 135-155.
- 이나현, 송해덕. (2015). 메타인지 활동 촉진을 위한 어포던스 기반 e-포트폴리오 설계 전략 개발. **교육정보미디어연구**, 21(2), 165-184.
- 안미리, 최윤영, 배윤희, 고윤미, 김민하. (2016). 학습분석학 국내 문헌 고찰: 로그 데이터를 이용한 실증연구를 중심으로. **교육공학연구**, 32(2), 253-291.
- 오유림, 김재환, 박형민, & 백강현. (2015). 가우시안 군집분석을 이용한 천리안 위성의대기운동벡터 표적추적 알고리즘 개발 및 분석. **Korean Journal of Remote Sensing**, 31(6), 531-548.
- 유병민, 전종철, 박혜진. (2013). 대학 수업에서 개인적 성찰과 협력적 성찰이 학습동기 및 자기효능감에 미치는 영향. **교육정보미디어연구**, 19(4), 837-859.
- 유미나. (2017). **학습분석학 기반의 온라인 토론활동 시각화 원리 개발 연구**(박사학위 논문). 서울대학교. 서울.
- 유진은. (2015). 랜덤 포레스트: 의사결정나무의 대안으로서의 데이터 마이닝 기법. **교육평가연구**, 28(2), 427-448.
- 이나현. (2014). **메타인지 활동 촉진을 위한 어포던스 기반 e-포트폴리오 설계 전략**(석사학위 논문). 중앙대학교. 서울.
- 이나현, 송해덕. (2015). 메타인지 활동 촉진을 위한 어포던스 기반 e-포트폴리오 설계 전략 개발. **교육정보미디어연구**, 21(2), 165-184.
- 이인수. (2011). 학습자 중심 이러닝 콘텐츠 개발 사례 연구. **독서교육연구**, 8, 125-157.
- 이주현. (2008). **동영상 학습에서 학생의 수업참여 검증 기법**(석사학위 논문). 이화여자대학교. 서울.
- 이준. (2004). LCMS 기반의 이러닝 개발과 적용. **교육정보방송연구**, 8(2), 93-113.

- 이향석. (2018). 빅데이터 분석에 의한 요율산정 방법 비교: 실손의료보험 적용 사례(2018-16). 서울: 보험연구원.
- 이혜윤. (2015). 대학 이러닝 환경에서 학습자 행동 로그에 기반한 군집 별 학업성취 예측모형 비교(석사학위 논문). 이화여자대학교. 서울.
- 이효은. (2014). 동영상 강의에서 대리적 상호작용 촉진 요소에 관한 연구(박사학위 논문). 서울대학교. 서울.
- 임병노, 이준(2007). 고등교육에서의 e-러닝 콘텐츠 실태와 시사점. **교육정보미디어연구**, 13(2), 277-307.
- 임철일. (2001). 웹 기반 자기 조절 학습환경을 위한 설계 전략의 특성과 효과. **교육공학연구**, 17(3), 53-83.
- 적합통계량[웹사이트]. (n.d.). URL: [http://support.sas.com/documentation/cdl\\_alternate/ko/vaug/68027/HTML/default/n1nvr10wrzsp5hnl1i549sro1kiyy.htm](http://support.sas.com/documentation/cdl_alternate/ko/vaug/68027/HTML/default/n1nvr10wrzsp5hnl1i549sro1kiyy.htm)
- 정경수, 김경준. (2006) 기업의 e-Learning에 대한 학습효과 및 전이에 영향을 미치는 요인. **정보시스템연구**, 15(2), 1-29.
- 정윤희. (2015). 빅데이터와 교육분석 (Education Analytics). **미디어와 교육**, 5(1), 44-49.
- 정재삼, 임규연. (2000). 웹 기반 토론에서 학습자의 참여도, 성취도, 만족도 관련 요인의 효과 분석. **교육공학연구**, 16(2), 107-135.
- 조영환, 허선영, 최효선, 김정연, 이현경. (2015). 고등교육 분야 온라인 학습 연구의 동향: 생태계적 접근. **교육공학연구**, 31(4), 725-755.
- 조용준. (2018). 빅데이터 SPSS 최신 분석기법. 서울: 한나래아카데미.
- 조일현. (2015). 학습분석학과 학습설계, 그 융합 지평의 전개. **한국교육공학회 학술대회발표자료집**, 2015(2), 422-434.
- 조현주, 정여진, & 김영민. (2018). 커널 밀도 추정치를 이용한 유한혼합모형의 초기화 방법과 모형기반 군집분석에의 응용. **한국데이터정보과학회지**, 29(2), 327-337.
- 주영주, 홍유나, 이소영. (2011). 사이버대학생의 자기조절학습능력, 지각된

- 유용성, 지각된 용이성, 만족도, 성취도, 학습지속의향 간의 구조적 관계 규명. **한국교육**, 38(2), 55-79.
- 지원철(2018). **빅데이터 시대의 데이터 마이닝**. 서울: 민영사.
- 천미경. (2016). **MOOCs의 교육적 사용성 증진을 위한 UDL기반 어포던스 설계원리**(석사학위 논문). 한양대학교. 서울.
- 캘리브레이션의 원리[웹사이트]. (2019. 4. 17). URL: <https://www.tobiipro.com/ko/learn-and-support/learn/eye-tracking-essentials/what-happens-during-the-eye-tracker-calibration/>
- 함유근, 채승병(2012). **빅데이터, 경영을 바꾼다**. 서울: 삼성경제연구소.
- 황윤자. (2013). **어포던스 이론 기반의 모바일 증강현실 교육시스템 설계 가이드라인 및 프로토타입 개발 연구**(박사학위 논문). 한양대학교. 서울.
- 황윤자, 김성미. (2014). 교육적 어포던스 증진을 위한 사용자 중심 설계 스마트 포트폴리오 프로토타입 개발. **학습과학연구**, 8(3), 87-109.
- 황윤자, 성은모. (2016). HCI 관점에서 어포던스 이론에 근거한 디지털교과서 사용자 인터페이스 개선 연구. **컴퓨터교육학회논문지**, 19(2), 61-71.
- 황윤자, 안미리. (2014). 박물관 교육 모바일 애플리케이션 개선을 위한 어포던스 이론 적용 인터페이스 연구. **컴퓨터교육학회논문지**, 17(5), 25-34.
- Al-Samarraie, H., Teng, B. K., Alzahrani, A. I., & Alalwan, N. (2018). E-learning continuance satisfaction in higher education: a unified perspective from instructors and students. *Studies in Higher Education*, 43(11), 2003-2019. <https://doi.org/10.1080/03075079.2017.1298088>
- Albó, L., Hernández-Leo, D., Barcelo, J., & Sanabria-Russo, L. (2016). Video-Based Learning in Higher Education: The Flipped or the Hands-on Classroom?. *European Journal of Open, Distance and E-learning*, 19(2). Retrieved from <http://www.eurodl.org/index.php?p=special&sp=articles&inum=8&article=730>
- Ary, D., Jacobs, L. C., Irvine, C. K. S., & Walker, D. (2018). *Introduction to*

*research in education*. Boston, MA: Cengage Learning.

- Ayres, P. (2006). Using subjective measures to detect variations of intrinsic cognitive load within problems. *Learning and Instruction*, 16(5), 389–400. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2006.09.001>
- Astin, A. W. (1991a) *Assessment for Excellence: The Philosophy and Practice of Assessment and Evaluation in Higher Education*. New York: NY: Rowman & Littlefield Publishers
- Astin, A. W. (1991b). The changing American college student: implications for educational policy and practice. *Higher education*, 22(2), 129–143. <https://doi.org/10.1007/BF00137472>
- Baker R.S., Inventado P.S. (2014) Educational Data Mining and Learning Analytics. In: Larusson J., White B. (eds) *Learning Analytics* (pp.61–75). New York, NY: Springer
- Black, E. W., Dawson, K., & Priem, J. (2008). Data for free: Using LMS activity logs to measure community in online courses. *The Internet and Higher Education*, 11(2), 65–70. <https://doi.org/10.1016/j.iheduc.2008.030.002>
- Blikstein, P., & Worsley, M. (2016). Multimodal learning analytics and education data mining: Using computational technologies to measure complex learning tasks. *Journal of Learning Analytics*, 3(2), 220–238. <https://doi.org/10.18608/jla.2016.32.11>
- Bower, M. (2008). Affordance analysis–matching learning tasks with learning technologies. *Educational Media International*, 45(1), 3–15. <https://doi.org/10.1080/09523980701847115>
- Boy, J., Eveillard, L., Detienne, F., & Fekete, J. D. (2015). Suggested interactivity: Seeking perceived affordances for information visualization. *IEEE transactions on visualization and computer graphics*, 22(1), 639–648.

- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45, 5–32.
- Campbell, D. J. (1988). Task complexity: A review and analysis. *Academy of management review*, 13(1), 40–52. <https://doi.org/10.5465/amr.1988.4306775>
- Campbell, J., DeBlois, P., & Oblinger, D. (2007). Academic analytics: A new tool for a new era. *EDUCAUSE review*, 42(4), 40–57
- Chang, M. (2005). Applying self-regulated learning strategies in a web-based instruction—an investigation of motivation perception. *Computer Assisted Language Learning*, 18(3), 217–230. <https://doi.org/10.1080/09588220500178939>
- Clark, R. C., & Mayer, R. E. (2016). *E-learning and the science of instruction: Proven guidelines for consumers and designers of multimedia learning*. Hoboken, NJ: Wiley
- Clow, D. (2012). The learning analytics cycle: closing the loop effectively. In *Proceedings of the 2nd international conference on learning analytics and knowledge*, 134–138. <https://doi.org/10.1145/2330601.2330636>
- Coffrin, C., Corrin, L., de Barba, P., & Kennedy, G. (2014). Visualizing patterns of student engagement and performance in MOOCs. In *Proceedings of the 4th international conference on learning analytics and knowledge*, 83–92. <https://doi.org/10.1145/2567574.2567586>
- Davies, J., & Graff, M. (2005). Performance in e-learning: online participation and student grades. *British Journal of Educational Technology*, 36(4), 657–663. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8535.2005.00542.x>
- Delen, E., Liew, J., & Willson, V. (2014). Effects of interactivity and instructional scaffolding on learning: Self-regulation in online video-based environments. *Computers & Education*, 78, 312–320. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2014.06.018>
- Dodson, S., Roll, I., Fong, M., Yoon, D., Harandi, N. M., & Fels, S. (2018). An



- active viewing framework for video-based learning. In *Proceedings of the Fifth Annual ACM Conference on Learning at Scale*, 24, 1–4. <https://doi.org/10.1145/3231644.3231682>
- Dyckhoff, A., Zielke, D., Bültmann, M., Chatti, M., & Schroeder, U. (2012). Design and implementation of a learning analytics toolkit for teachers. *Educational Technology & Society*, 15(3), 58–76.
- Elias, T. (2011). Learning analytics: Definitions, processes and potentials. Retrieved from <https://pdfs.semanticscholar.org/732e/452659685fe3950b0e515a28ce89d9c5592a.pdf>
- Fathi, A., Li, Y., & Rehg, J. M. (2012). Learning to recognize daily actions using gaze. *European Conference on Computer Vision*, 314–327. [https://doi.org/10.1007/978-3-642-33718-5\\_23](https://doi.org/10.1007/978-3-642-33718-5_23)
- Ferguson, R. (2012). Learning Analytics: drivers, developments and challenges. *International Journal of Technology Enhanced Learning*, 4(5/6), 304–317. <https://doi.org/10.1504/IJTEL.2012.051816>
- Fournier, H., Kop, R., & Sitlia, H. (2011). The value of learning analytics to networked learning on a personal learning environment. In *Proceedings of the 1st International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, 104–109. <https://doi.org/10.1145/2090116.2090131>
- Fu, B., Noy, N. F., & Storey, M. A. (2017). Eye tracking the user experience—An evaluation of ontology visualization techniques. *Semantic Web*, 8(1), 23–41. <https://doi.org/10.3233/SW-140163>
- Garrison, D. R. (2011). *E-learning in the 21st century: A framework for research and practice*. Abingdon, Oxfordshire: Routledge.
- Gašević, D., Dawson, S., & Siemens, G. (2015). Let's not forget: Learning Analytics are about learning. *TechTrends*, 59(1), 64–71. <https://doi.org/10.1007/s11528-014-0822-x>

- Gaver, W. W. (1991). Technology affordances. In *Proceedings of CHI '91*. ACM Press, 79–84.
- Giannakos, M. (2013). Exploring the video-based learning research: A review of the literature. *British Journal of Educational Technology*, 44(6), E191–E195. <https://doi.org/10.1111/bjet.12070>
- Giannakos, M., Chorianopoulos, K., & Chrisochoides, N. (2015). Making sense of video analytics: Lessons learned from clickstream interactions, attitudes, and learning outcome in a video-assisted course. *The International Review of Research in Open and Distributed Learning*, 16(1), 260–283. <https://doi.org/10.19173/irrodl.v16i1.1976>
- Gibson, J. J. (1979). *The ecological approach to visual perception*. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associate
- Goel, L., Johnson, N. A., Junglas, I., & Ives, B. (2013). How cues of what can be done in a virtual world influence learning: An affordance perspective. *Information & Management*, 50(5), 197–206. <https://doi.org/10.1016/j.im.2013.01.003>
- Goldstein, P. J., & Katz, R. N. (2005). *Academic analytics: The uses of management information and technology in higher education*. Washington, DC: EDUCAUSE Center for Applied Research.
- Gofton, K. (1999). Data firms react to survey fatigue. *Marketing*, 3, 29–30.
- Greller, W., & Drachsler, H. (2012). Translating learning into numbers: A generic framework for Learning Analytics. *Educational Technology and Society*, 15(3), 42–57.
- Grgic, J. E., Still, M. L., & Still, J. D. (2016). Effects of Cognitive Load on Affordance-based Interactions. *Applied Cognitive Psychology*, 30(6), 1042–1051. <https://doi.org/10.1002/acp.3298>
- Gros, B., & García-Peñalvo, F. J. (2016). Future trends in the design strategies and technological affordances of e-learning. *Learning*,

*Design, and Technology: An International Compendium of Theory, Research, Practice, and Policy*, 1–23.

- Guo, P., Kim, J., & Rubin, R. (2014). How video production affects student engagement: an empirical study of MOOC videos. In *Proceedings of the first ACM Conference on Learning*, 41–50. <https://doi.org/10.1145/2556325.2566239>
- Harju, B. L., & Eppler, M. A. (1997). Achievement of motivation: Flow and irrational beliefs in traditional and nontraditional college students. *Journal of Instructional Psychology*, 24(3), 147–157.
- Hartson, H. R. (2003). Cognitive, physical, sensory, and functional affordances in interaction design. *Behaviour & Information Technology*, 22(5), 315–338. <https://doi.org/10.1080/01449290310001592587>
- He, W., Holton, A., Farkas, G., & Warschauer, M. (2016). The effects of flipped instruction on out-of-class study time, exam performance, and student perceptions. *Learning and Instruction*, 45, 61–71. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2016.07.001>
- Heft, H. (2003). Affordances, Dynamic Experience, and the Challenge of Reification. *Ecological Psychology*, 15(2), 149–180. [https://doi.org/10.1207/S15326969ECO1502\\_4](https://doi.org/10.1207/S15326969ECO1502_4)
- Hoffman, J. E., & Subramaniam, B. (1995). The role of visual attention in saccadic eye movements. *Perception & psychophysics*, 57(6), 787–795. <https://doi.org/10.3758/BF03206794>
- Höfler, E., Zimmermann, C., & Ebner, M. (2017). A case study on narrative structures in instructional MOOC designs. *Journal of Research in Innovative Teaching & Learning*, 10(1), 48–62. <https://doi.org/10.1108/JRIT-09-2016-0005>
- Hoy, K. W., & Miskel, C. G. (1978). *Education: Theory Research and Prattice*.

- New York, NY: Random House.
- Huang, J., Piech, C., Nguyen, A., & Guibas, L. (2013). Syntactic and functional variability of a million code submissions in a machine learning mooc. In *AIED 2013 Workshops Proceedings, 1*, 25–32.
- Ivlev, O., Martens, C., & Graeser, A. (2005). Rehabilitation robots FRIEND–I and FRIEND–II with the dexterous lightweight manipulator. *Technology and Disability, 17*(2), 111–123.
- Jo, I. Park, Y. Kim, J., & Song, J. (2014). Analysis of online behavior and prediction of learning performance in blended learning environments. *Educational Technology International, 15*(2), 71–88.
- Jo, I. H., Kim, D., & Yoon, M. (2014). Analyzing the log patterns of adult learners in LMS using learning analytics. In *Proceedings of the 4th International Conference on Learning Analytics And Knowledge*, 183–187. <https://doi.org/10.1145/2567574.2567616>
- Johnson, L., Adams, S. & Cummins, M. (2012) *The NMC Horizon Report: 2012 Higher Education Edition*, Austin, Texas: The New Media Consortium.
- Johnson, L., Smith, R., Willis, H., Levine, A. & Haywood, K. (2011). *The 2011 Horizon Report*, Austin, TX The New Media Consortium.
- Jonassen, D. (2000). Revisiting activity theory as a framework for designing student–centered learning environments. In D. H. Jonassen & S. M. Land. (Eds.), *Theoretical foundations of learning environments* (pp. 89–121). Mahwah, NJ: LEA.
- Jones, V., & Jo, J. H. (2004). Ubiquitous learning environment: An adaptive teaching system using ubiquitous technology. In *Proceedings of the 21st ASCILITE Conference*, 468–474.
- Holmqvist, K., Nyström, M., Andersson, R., Dewhurst, R., Jarodzka, H., & Van de Weijer, J. (2011). *Eye tracking: A comprehensive guide to methods and measures*. New York, NY: Oxford University Press

- Kim, J., Guo, P., Seaton, D., Mitros, P., Gajos, K., & Miller, R. (2014). Understanding in-video dropouts and interaction peaks in online lecture videos. In *Proceedings of the first ACM conference on Learning @ scale conference*, 31–40. <https://doi.org/10.1145/2556325.256623>
- Kirkpatrick, D. L. (1994). *Evaluating training programs: The four levels*. San Francisco, CA: Berrett-Koehler.
- Kirschner, P., ed. (2002). Can we support CCSL? Educational, social and technological affordances for learning. In P. A., Kirschner, W., Jochems, P., Dillenbourg, & G., Kanselaar. (Eds.), *Three worlds of CSCL: Can we support CSCL?* (pp. 7–47). Heerlen, Limburg: Open Universiteit Nederland.
- Kirschner, P. A., Strijbos, J. W., Kerijns, K. & Beers, P. J. (2004). Designing electronic collaborative learning environments. *Educational Technology Research and Development*, 52(3). 47–66. <https://doi.org/10.1007/BF02504675>
- Kleftodimos, A., & Evangelidis, G. (2016). An interactive video-based learning environment supporting learning analytics: Insights obtained from analyzing learner activity data. In *State-of-the-Art and Future Directions of Smart Learning*, 471–481.
- Kowler, E. (2011). Eye movements: The past 25 years. *Vision Research*, 51(13), 1457–1483. <https://doi.org/10.1016/j.visres.2010.12.014>
- Lai, Tsai, Yang, Hsu, Liu, Lee, Lee, Chiou, Liang, Tsai. (2013). A review of using eye-tracking technology in exploring learning from 2000 to 2012. *Educational research review*, 10, 90–115. <https://doi.org/10.1016/j.edurev.2013.10.001>
- Lee, M., Kirschner, P., & Kester, L. (2016). Learning analytics in massively multiuser virtual environments and courses. *Journal of Computer*

- Assisted Learning*, 32(3), 187–189. <https://doi.org/10.1111/jcal.12139>
- Liu, P. & Li, Z. (2012). Task complexity: A review and conceptualization framework. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 42(6), 553–568. <https://doi.org/10.1016/j.ergon.2012.09.001>
- Lonn, S., & Teasley, S. D. (2009). Saving time or innovating practice: Investigating perceptions and uses of Learning Management Systems. *Computers & Education*, 53(3), 686–694.
- Lowe, R., Schnotz, W., & Rasch, T. (2011). Aligning affordances of graphics with learning task requirements. *Applied Cognitive Psychology*, 25(3), 452–459. <https://doi.org/10.1002/acp.1712>
- Maniar, N., Bennett, E., Hand, S., & Allan, G. (2008). The effect of mobile phone screen size on video based learning. *Journal of software*, 3(4), 51–61.
- Manyika, J., Chui, M., Brown, B., Bughin, J., Dobbs, R., Roxburgh, C., & Byers, A. H. (2011). *Big data: The next frontier for innovation, competition, and productivity*. New York, NY: McKinsey Global Institute
- Mayer, R. E. (2009). *Multimedia learning* (2nd ed.). New York, NY, US: Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511811678>
- Mayer, R. E. (2010). Unique contributions of eye-tracking research to the study of learning with graphics. *Learning and instruction*, 20(2), 167–171. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2009.02.012>
- McCarley, J. S., & Kramer, A. F. (2006). Eye movements as a window on perception and cognition. In Parasuraman, R., & Rizzo, M. (Eds.), *Neuroergonomics: The brain at work* (pp. 95–112). New York, NY: Oxford University Press.
- McGrenere, J., & Ho, W. (2000). Affordances: Clarifying and evolving a

- concept. In *Proceedings of Graphics Interface 2000*, 179–186.
- Mesgari, M., & Okoli, C. (2015). Ecological approach to user sensemaking of technology. In *Proceeding of International Conference on Information Systems*, 1–12.
- Mesgari, M., Okoli, C., & Ortiz de Guinea, A. (2015). Affordance-based User Personas: A mixed-method Approach to Persona Development. In *2015 Americas Conference on Information Systems*.
- Moore, T., & Fallah, M. (2001). Control of eye movements and spatial attention. In *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 98(3), 1273–1276. <https://doi.org/10.1073/pnas.98.3.1273>
- Morimoto, C. H., & Mimica, M. R. (2005). Eye gaze tracking techniques for interactive applications. *Computer vision and image understanding*, 98(1), 4–24. <https://doi.org/10.1016/j.cviu.2004.07.010>
- Mostow, J., Beck, J., Cen, H., Cuneo, A., Gouvea, E., & Heiner, C. (2005). An educational data mining tool to browse tutor–student interactions: Time will tell. In *Proceedings of the Workshop on Educational Data Mining, National Conference on Artificial Intelligence*, 1–8.
- Norman, D. A. (1988). *The psychology of everyday things*. New York, NY: Doubleday.
- Noton, D., & Stark, L. (1971). Eye movements and visual perception. *Scientific American*, 224(6), 34–43.
- Ochoa, X., HersHKovitz, A., Wise, A., & Knight, S. (2017). Towards a convergent development of learning analytics. *Journal of Learning Analytics*, 4(3), 1–6. <https://doi.org/10.18608/jla.2017.43.1>
- Ochoa, X., Worsley, M., Weibel, N., & Oviatt, S. (2016). Multimodal Learning Analytics data challenges. In *Proceedings of the 6th International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, 498–499: <https://doi.org/10.1145/2883851.2883913>

- Pahl, C. (2004). Data mining technology for the evaluation of learning content interaction. *International Journal on Online learning*, 3, 47–55.
- Papamitsiou Z., Economides A. (2016) Learning Analytics for Smart Learning Environments: A Meta–Analysis of Empirical Research Results from 2009 to 2015. In: Spector M., Lockee B., Childress M. (eds) *Learning, Design, and Technology*. Cham: Springer. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-17727-4\\_15-1](https://doi.org/10.1007/978-3-319-17727-4_15-1)
- Park, H., & Song, H. D. (2015). Make E–Learning Effortless! Impact of a Redesigned User Interface on Usability through the Application of an Affordance Design Approach. *Journal of Educational Technology & Society*, 18(3). 185–196.
- Park, Y., & Jo, I. H. (2017). Using log variables in a learning management system to evaluate learning activity using the lens of activity theory. *Assessment & Evaluation in Higher Education*, 42(4), 531–547.
- Park, Y., Yu, J. H., & Jo, I. H. (2016). Clustering blended learning courses by online behavior data: A case study in a Korean higher education institute. *The Internet and Higher Education*, 29, 1–11.
- Pintrich, P., & Schunk, D. (2002). *Motivation in education: Theory, Research, and Applications* (2nd ed.)., Columbus, OH: Merrill Prentice Hall.
- Plass, J. L., Moreno, R., & Brünken, R. (2010). *Cognitive load theory*. New York, NY: Cambridge University Press.
- Poole, A., & Ball, L. J. (2006). *Eye tracking in HCI and usability research*. In Ghaoui, C. (Ed.). *Encyclopedia of human computer interaction* (pp. 211–219). Hershey, PA: Idea Group Reference.
- 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.
- Raudaskoski, S. (2003). The Affordances of Mobile Applications. In *Cost*



*Action* 269, 1–15.

- Rauthmann, J. F., Seubert, C. T., Sachse, P., & Furtner, M. R. (2012). Eyes as windows to the soul: Gazing behavior is related to personality. *Journal of Research in Personality*, 46(2), 147–156. <https://doi.org/10.1016/j.jrp.2011.12.010>
- Rayner, K. (1998). Eye movements in reading and information processing: 20 years of research. *Psychological Bulletin*, 124(3), 371–422. <http://dx.doi.org/10.1037/0033-2909.124.3.372>
- Renaud, P., Décarie, J., Gourd, S. P., Paquin, L. C., & Bouchard, S. (2003). Eye-tracking in immersive environments: A general methodology to analyze affordance-based interactions from oculomotor dynamics. *CyberPsychology & Behavior*, 6(5), 519–526. <https://doi.org/10.1089/109493103769710541>
- Renkl, A., & Atkinson, R. K. (2003). Structuring the transition from example study to problem solving in cognitive skill acquisition: A cognitive load perspective. *Educational psychologist*, 38(1), 15–22. [https://doi.org/10.1207/S15326985EP3801\\_3](https://doi.org/10.1207/S15326985EP3801_3)
- Robertson, J. (2011). The educational affordances of blogs for self-directed learning. *Computers & Education*, 57(2), 1628–1644. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2011.03.003>
- Robinson, P. (2001). Task complexity, task difficulty, and task production: Exploring interactions in a componential framework. *Applied linguistics*, 22(1), 27–57. <https://doi.org/10.1093/applin/22.1.27>
- Romero, C., & Ventura, S. (2007). Educational data mining: A survey from 1995 to 2005. *Expert Systems with Applications*, 33, 135–146. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2006.04.005>
- Romero, C., Ventura, S., & García, E. (2008). Data mining in course management systems: Moodle case study and tutorial. *Computers &*

- Education*, 51(1), 368–384. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2007.05.016>
- Roulier, J. Z. & Goldstein, I. L. (1993). The relationship between organizational transfer climate and positive transfer of training. *Human Resource Development Quarterly*, 4, 377–390. <https://doi.org/10.1002/hrdq.3920040408>
- Schroeder, U. (2009). Web-based learning—yes we can!. *Advances in Web Based Learning – ICWL 2009*, 25–33.
- Siemens, G. (2013). Learning Analytics: The emergence of a discipline. *American Behavioral Scientist*, 57(10), 1380–1400. <https://doi.org/10.1177/0002764213498851>
- Siemens, G., Gasevic, D., Haythornthwaite, C., Dawson, S., Shum, S. B., Ferguson, R., Duval, E., Verbert, K., & Baker, R. (2011). *Open Learning Analytics: an integrated modularized platform*. Edmonton, AB: SOLAR.
- Siemens, G., Long, P. (2011). Penetrating the Fog: Analytics in learning and education. *EDUCAUSE Review*, 46(5), 30–32.
- Sinickas, A. (2007). Keeping score: Making performance data more compelling. *Strategic Communication Management*, 11(4), 32–35.
- Snowden, R., Snowden, R. J., Thompson, P., & Troscianko, T. (2012). *Basic vision: an introduction to visual perception*. New York, NY: Oxford University Press.
- Spann, C. A., Schaeffer, J., & Siemens, G. (2017). Expanding the scope of Learning Analytics data: Preliminary findings on attention and self-regulation using wearable technology. In *Proceedings of the 7th International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, 203–207. <https://doi.org/10.1145/3027385.3027427>
- Siroky, D. S. (2009). Navigating random forests and related advances in

- algorithmic modeling. *Statistics Surveys*, 3, 147–163.
- Strobl, C., Malley, J., & Tutz, G. (2009). An introduction to recursive partitioning: Rationale, application, and characteristics of classification and regression trees, bagging, and random forests. *Psychological Methods*, 14, 323–348. <http://dx.doi.org/10.1037/a0016973>
- Sweller, J. (2010). Element interactivity and intrinsic, extraneous, and germane cognitive load. *Educational Psychology Review*, 22(2), 123–138.
- Sweller, J., Ayres, P., & Kalyuga, S. (2011). *Cognitive load theory*. New York, NY: Springer
- Talavera, L., & Gaudioso, E. (2004). Mining student data to characterize similar behavior groups in unstructured collaboration spaces. In *Proceedings of the 16th European Conference on Artificial Intelligence*, 17–23.
- Thurmond, V. A., Wambach, K., Connors, H. R., & Frey, B. B. (2002). Evaluation of student satisfaction: Determining the impact of a web-based environment by controlling for student characteristics. *The American Journal of Distance Education*, 16(3), 169–190. [https://doi.org/10.1207/S15389286AJDE1603\\_4](https://doi.org/10.1207/S15389286AJDE1603_4)
- Tobii Pro X2-30, X2-60* [웹사이트]. (n.d.). URL: <https://www.tobii.com/ko/product-listing/tobii-pro-x2-30/>
- Tobii Studio User's Manual Version 3.4.5*. (01/2016). Retrieved from <https://www.tobii.com/siteassets/tobii-pro/user-manuals/tobii-pro-studio-user-manual.pdf>
- Tobii X2-30 Eye Tracker User's manual Version 1.0.3*. (06/2014). Retrieved from <https://www.tobii.com/siteassets/tobii-pro/user-manuals/tobii-pro-x2-30-eyetracker-user-manual.pdf>

- Tsai, M.-J., Huang, L.-J., Hou, H.-T., Hsu, C.-Y., & Chiou, G.-L. (2016). Visual behavior, flow and achievement in game-based learning. *Computers & Education*, 98, 115–129. <https://doi.org/10.1016/j.comp.edu.2016.03.011>
- Turner, J. R. (1994). *Cardiovascular reactivity and stress: Patterns of physiological response*. New York, NY: Plenum.
- Van Merriënboer, J. J., Kirschner, P. A., & Kester, L. (2003). Taking the load off a learner's mind: Instructional design for complex learning. *Educational psychologist*, 38(1), 5–13. [https://doi.org/10.1207/S15326985EP3801\\_2](https://doi.org/10.1207/S15326985EP3801_2)
- Van Merriënboer, J. J., & Sweller, J. (2005). Cognitive load theory and complex learning: recent development and future directions. *Education Psychology Review*, 17(2), 147–177.
- Vatrapu, R., Reimann, P., Bull, S., & Johnson, M. (2013). An eye-tracking study of notational, informational, and emotional aspects of learning analytics representations. In *Proceedings of the Third International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, 125–134. <https://doi.org/10.1145/2460296.2460321>
- Veletsianos, G., & Shepherdson, P. (2016). A systematic analysis and synthesis of the empirical MOOC literature published in 2013–2015. *The International Review of Research in Open and Distributed Learning*, 17(2), 198–221. <https://doi.org/10.19173/irrodl.v17i2.2448>
- Vilalba, C., & Romiszowski, A. (2001). Current and ideal practices in designing, developing, and delivering web-based training. In B. H. Khan (Ed.), *Web-based training*. Englewood Cliffs, NJ: Educational Technology Publications.
- Wang, L., Sy, A., Liu, L., & Piech, C. (2017). Learning to represent student

- knowledge on programming exercises using deep learning. In *Proceedings of the 10th International Conference on Educational Data Mining*; 324–329.
- Watson, W., & Watson, S. (2007). What are learning management systems, what are they not, and what should they become? *Tech Trends*, 51(2), 28–34
- You, J. W. (2016). Identifying significant indicators using LMS data to predict course achievement in online learning. *The Internet and Higher Education*, 29, 23–30.
- Zhang, D., Zhou, L., Briggs, R. O., & Nunamaker Jr, J. F. (2006). Instructional video in e-learning: Assessing the impact of interactive video on learning effectiveness. *Information & management*, 43(1), 15–27.
- Zimmerman, B. J., & Pons, M. M. (1986). Development of a structured interview for assessing student use of self-regulated learning strategies. *American educational research journal*, 23(4), 614–628. <https://doi.org/10.3102/00028312023004614>

## <부록> 사전시험 및 사후시험

동영상 학습 전후로 진행된 사전시험과 사후시험은 완전동형검사로, 과제복합성에 따라 각각 2개 시험으로 구성되었다. 전칭·존재명제에 해당하는 시험1은 1~8번 8개 문항으로, 양항명제에 해당하는 시험2는 9~15번 7개 문항으로 구성된다. 본 연구에서는 사후시험 15문항을 활용하였다. \*은 정답인 문항을 표시한 것이다

### 기호설명

†. 아래 문제들에서 사용하는 기호들의 의미는 다음과 같다.

$\mathbb{N}$  (자연수의 집합)

$\mathbb{R}$  (실수의 집합)

$a \in S$  (집합  $S$ 에 속하는 원소  $a$ )

$f: S \rightarrow S'$  (집합  $S$ 에서 집합  $S'$ 로 대응되는 함수  $f$ )

$n! = 1 \cdot 2 \cdot 3 \cdots (n-1) \cdot n$

## 문제 1

다음과 같이 명제  $S$ 가 주어져 있다:

$S$ . 임의의  $n \in \mathbb{N}$ 에 대하여,  $n^2 + n + 1$ 은 홀수이다.

명제  $S$ 에 대한 A의 논증이 아래와 같이 주어져 있다:

A.  $n = 4$ 에 대하여,  $n^2 + n + 1 = 21$ 이다.

0.1.1. 명제  $S$ 에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) 명제  $S$ 는 참이다.\*
- (2) 명제  $S$ 는 거짓이다.
- (3) 명제  $S$ 가 참인지 거짓인지 판정할 수 없다.

0.1.2. A의 논증에서 시도된 것에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) A의 논증은 명제  $S$ 가 참임을 증명하려고 시도하였다.\*
- (2) A의 논증은 명제  $S$ 가 거짓임을 증명하려고 시도하였다.
- (3) A의 논증이 명제  $S$ 가 참임을 증명하려고 했는지 혹은 거짓임을 증명하려고 했는지 알 수 없다.

0.1.3. A의 논증에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) A의 논증은 명제  $S$ 에 대한 증명으로서 타당하다.
- (2) A의 논증은 명제  $S$ 에 대한 증명으로서 타당하지 않다.\*
- (3) A의 논증이 타당한지 타당하지 않은지 판단할 수 없다.

## 문제 2

다음과 같이 명제  $S$ 가 주어져 있다:

$S$ . 임의의  $x \in \mathbb{R}$ 에 대하여,  $|x| < 2|x|$ 이다.

명제  $S$ 에 대한 A의 논증이 아래와 같이 주어져 있다:

A.  $x = 0$ 이면,  $|x| = 0 = 2|x|$ 이다.

0.2.1. 명제  $S$ 에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) 명제  $S$ 는 참이다.
- (2) 명제  $S$ 는 거짓이다.\*
- (3) 명제  $S$ 가 참인지 거짓인지 판정할 수 없다.

0.2.2. A의 논증에서 시도된 것에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) A의 논증은 명제  $S$ 가 참임을 증명하려고 의도하였다.
- (2) A의 논증은 명제  $S$ 가 거짓임을 증명하려고 의도하였다.\*
- (3) A의 논증이 명제  $S$ 가 참임을 증명하려고 했는지 혹은 거짓임을 증명하려고 했는지 알 수 없다.

0.2.3. A의 논증에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) A의 논증은 명제  $S$ 에 대한 증명으로서 타당하다.\*
- (2) A의 논증은 명제  $S$ 에 대한 증명으로서 타당하지 않다.
- (3) A의 논증이 타당한지 타당하지 않은 지 판단할 수 없다.



### 문제 3

다음과 같이 명제  $S$ 가 주어져 있다:

$S$ . 임의의  $n \in \mathbb{N}$ 에 대하여,  $n^2 + n + 1$ 은 홀수이다.

명제  $S$ 에 대한 A의 논증이 아래와 같이 주어져 있다:

A. 임의의  $n \in \mathbb{N}$ 에 대하여,  $n^2 + n = n(n + 1)$ 은 짝수이다.

0.3.1. 명제  $S$ 에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) 명제  $S$ 는 참이다.\*
- (2) 명제  $S$ 는 거짓이다.
- (3) 명제  $S$ 가 참인지 거짓인지 판정할 수 없다.

0.3.2. A의 논증에서 시도된 것에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) A의 논증은 명제  $S$ 가 참임을 증명하려고 의도하였다.\*
- (2) A의 논증은 명제  $S$ 가 거짓임을 증명하려고 의도하였다.
- (3) A의 논증이 명제  $S$ 가 참임을 증명하려고 했는지 혹은 거짓임을 증명하려고 했는지 알 수 없다.

0.3.3. A의 논증에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) A의 논증은 명제  $S$ 에 대한 증명으로서 타당하다.\*
- (2) A의 논증은 명제  $S$ 에 대한 증명으로서 타당하지 않다.
- (3) A의 논증이 타당한지 타당하지 않은 지 판단할 수 없다.

#### 문제 4

다음과 같이 명제  $S$ 가 주어져 있다:

$S$ . 어떤  $n \in \mathbb{N}$ 에 대하여,  $n^2 + n + 1$ 은 홀수이다.

명제  $S$ 에 대한 A의 논증이 아래와 같이 주어져 있다:

A.  $n = 4$ 에 대하여,  $n^2 + n + 1 = 21$ 이다.

0.4.1. 명제  $S$ 에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) 명제  $S$ 는 참이다.\*
- (2) 명제  $S$ 는 거짓이다.
- (3) 명제  $S$ 가 참인지 거짓인지 판정할 수 없다.

0.4.2. A의 논증에서 시도된 것에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) A의 논증은 명제  $S$ 가 참임을 증명하려고 의도하였다.\*
- (2) A의 논증은 명제  $S$ 가 거짓임을 증명하려고 의도하였다.
- (3) A의 논증이 명제  $S$ 가 참임을 증명하려고 했는지 혹은 거짓임을 증명하려고 했는지 알 수 없다.

0.4.3. A의 논증에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) A의 논증은 명제  $S$ 에 대한 증명으로서 타당하다.\*
- (2) A의 논증은 명제  $S$ 에 대한 증명으로서 타당하지 않다.
- (3) A의 논증이 타당한지 타당하지 않은 지 판단할 수 없다.

## 문제 5

다음과 같이 명제  $S$ 가 주어져 있다:

$S$ . 어떤  $x \in \mathbb{R}$ 에 대하여,  $|x| < 2|x|$ 이다.

명제  $S$ 에 대한 A의 논증이 아래와 같이 주어져 있다:

A.  $x = 0$ 이면  $|x| = 0 = 2|x|$ 이다.

0.5.1. 명제  $S$ 에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) 명제  $S$ 는 참이다.\*
- (2) 명제  $S$ 는 거짓이다.
- (3) 명제  $S$ 가 참인지 거짓인지 판정할 수 없다.

0.5.2. A의 논증에서 시도된 것에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) A의 논증은 명제  $S$ 가 참임을 증명하려고 시도하였다.
- (2) A의 논증은 명제  $S$ 가 거짓임을 증명하려고 시도하였다.\*
- (3) A의 논증이 명제  $S$ 가 참임을 증명하려고 했는지 혹은 거짓임을 증명하려고 했는지 알 수 없다.

0.5.3. A의 논증에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) A의 논증은 명제  $S$ 에 대한 증명으로서 타당하다.
- (2) A의 논증은 명제  $S$ 에 대한 증명으로서 타당하지 않다.\*
- (3) A의 논증이 타당한지 타당하지 않은 지 판단할 수 없다.

## 문제 6

다음과 같이 명제  $S$ 가 주어져 있다:

$S$ . 어떤  $n \in \mathbb{N}$ 에 대하여,  $n^2 + n + 1$ 은 홀수이다.

명제  $S$ 에 대한 A의 논증이 아래와 같이 주어져 있다:

A. 임의의  $n \in \mathbb{N}$ 에 대하여,  $n^2 + n = n(n + 1)$ 은 짝수이다.

0.6.1. 명제  $S$ 에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) 명제  $S$ 는 참이다.\*
- (2) 명제  $S$ 는 거짓이다.
- (3) 명제  $S$ 가 참인지 거짓인지 판정할 수 없다.

0.6.2. A의 논증에서 시도된 것에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) A의 논증은 명제  $S$ 가 참임을 증명하려고 의도하였다.\*
- (2) A의 논증은 명제  $S$ 가 거짓임을 증명하려고 의도하였다.
- (3) A의 논증이 명제  $S$ 가 참임을 증명하려고 했는지 혹은 거짓임을 증명하려고 했는지 알 수 없다.

0.6.3. A의 논증에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) A의 논증은 명제  $S$ 에 대한 증명으로서 타당하다.\*
- (2) A의 논증은 명제  $S$ 에 대한 증명으로서 타당하지 않다.
- (3) A의 논증이 타당한지 타당하지 않은 지 판단할 수 없다.

## 문제 7

다음과 같이 명제  $S$ 가 주어져 있다:

$S$ . 어떤  $n \in \mathbb{N}$ 에 대하여,  $n! + 1$ 은 소수이다.

명제  $S$ 에 대한 A의 논증이 아래와 같이 주어져 있다:

A.  $n = 4$ 에 대하여,  $n! + 1 = 25 = 5^2$  이다.

0.7.1. 명제  $S$ 에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) 명제  $S$ 는 참이다.\*
- (2) 명제  $S$ 는 거짓이다.
- (3) 명제  $S$ 가 참인지 거짓인지 판정할 수 없다.

0.7.2. A의 논증에서 시도된 것에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) A의 논증은 명제  $S$ 가 참임을 증명하려고 시도하였다.
- (2) A의 논증은 명제  $S$ 가 거짓임을 증명하려고 시도하였다.\*
- (3) A의 논증이 명제  $S$ 가 참임을 증명하려고 했는지 혹은 거짓임을 증명하려고 했는지 알 수 없다.

0.7.3. A의 논증에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) A의 논증은 명제  $S$ 에 대한 증명으로서 타당하다.
- (2) A의 논증은 명제  $S$ 에 대한 증명으로서 타당하지 않다.\*
- (3) A의 논증이 타당한지 타당하지 않은 지 판단할 수 없다.

## 문제 8

다음과 같이 명제  $S$ 가 주어져 있다:

$S$ . 임의의  $n \in \mathbb{N}$ 에 대하여,  $n! + 1$ 은 소수이다.

명제  $S$ 에 대한 A의 논증이 아래와 같이 주어져 있다:

A. 임의의  $k = 1, 2, \dots, n$ 에 대하여,  $k$ 로  $n! + 1$ 을 나누면 나머지가 1이다.

0.8.1. 명제  $S$ 에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) 명제  $S$ 는 참이다.
- (2) 명제  $S$ 는 거짓이다.\*
- (3) 명제  $S$ 가 참인지 거짓인지 판정할 수 없다.

0.8.2. A의 논증에서 시도된 것에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) A의 논증은 명제  $S$ 가 참임을 증명하려고 의도하였다.\*
- (2) A의 논증은 명제  $S$ 가 거짓임을 증명하려고 의도하였다.
- (3) A의 논증이 명제  $S$ 가 참임을 증명하려고 했는지 혹은 거짓임을 증명하려고 했는지 알 수 없다.

0.8.3. A의 논증에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) A의 논증은 명제  $S$ 에 대한 증명으로서 타당하다.
- (2) A의 논증은 명제  $S$ 에 대한 증명으로서 타당하지 않다.\*
- (3) A의 논증이 타당한지 타당하지 않은지 판단할 수 없다.

## 문제 9

다음과 같이 명제  $S$ 가 주어져 있다:

$S$ . 아무리 높은 산과 아무리 얇은 두께의 종이라도, 그 종이를 겹쳐서 쌓다보면 그 산보다 높아지는 종이의 갯수가 있다.

명제  $S$ 에 대한 A와 B의 논증이 아래와 같이 주어져 있다:

A. 명제  $S$ 는 거짓이다. 왜냐하면 산의 높이가  $1,000m$ 이고 종이의 두께가  $1mm$ 이면 종이 100,000장을 가져와도 산의 높이보다 종이의 높이가 낮기 때문이다.

B. 명제  $S$ 는 참이다. 왜냐하면 산의 높이가  $1,000m$ 이고 종이의 두께가  $1mm$ 이면 종이 1,000,001장을 가져오면 산의 높이보다 종이의 높이가 높기 때문이다.

### 9.1. 명제 $S$ 에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) 명제  $S$ 는 참이다.\*
- (2) 명제  $S$ 는 거짓이다.
- (3) 명제  $S$ 가 참인지 거짓인지 판정할 수 없다.

### 9.2. A의 논증에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) A의 논증은 명제  $S$ 가 거짓이라는 증명으로서 타당하다.
- (2) A의 논증은 명제  $S$ 가 거짓이라는 증명으로서 타당하지 않다.\*
- (3) A의 논증이 타당한지 타당하지 않은 지 판단할 수 없다.

### 9.3. B의 논증에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) B의 논증은 명제  $S$ 가 참이라는 증명으로서 타당하다.
- (2) B의 논증은 명제  $S$ 가 참이라는 증명으로서 타당하지 않다.\*
- (3) B의 논증이 타당한지 타당하지 않은 지 판단할 수 없다.

## 문제 10

다음과 같이 명제  $S$ 가 주어져 있다:

$S$ . 임의의 실수  $x$ 와 양의 실수  $y$ 에 대하여, 어떤 자연수  $n$ 이 존재해서  $x < ny$ 를 만족하게 된다.

명제  $S$ 에 대한 A와 B의 논증이 아래와 같이 주어져 있다:

A.  $x = 9$ 이고  $y = 2$ ,  $n = 4$ 이면  $x \geq ny$ 이기 때문에 명제  $S$ 는 거짓이다.

B.  $x = 9$ 이고  $y = 2$ ,  $n = 5$ 이면  $x < ny$ 이기 때문에 명제  $S$ 는 참이다.

10.1. 명제  $S$ 에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) 명제  $S$ 는 참이다.\*
- (2) 명제  $S$ 는 거짓이다.
- (3) 명제  $S$ 가 참인지 거짓인지 판정할 수 없다.

10.2. A의 논증에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) A의 논증은 명제  $S$ 가 거짓이라는 증명으로서 타당하다.
- (2) A의 논증은 명제  $S$ 가 거짓이라는 증명으로서 타당하지 않다.\*
- (3) A의 논증이 타당한지 타당하지 않은 지 판단할 수 없다.

10.3. B의 논증에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) B의 논증은 명제  $S$ 가 참이라는 증명으로서 타당하다.
- (2) B의 논증은 명제  $S$ 가 참이라는 증명으로서 타당하지 않다.\*
- (3) B의 논증이 타당한지 타당하지 않은 지 판단할 수 없다.



## 문제 11

다음과 같이 명제  $S$ 가 주어져 있다:

$S$ . 임의의  $k \in \mathbb{R}$ 에 대하여, 어떤  $x \in \mathbb{R}$ 가 존재해서  $x^2 \geq k$ 를 만족한다.

명제  $S$ 에 대한 A의 논증이 아래와 같이 주어져 있다:

A. 임의의  $k \in \mathbb{R}$ 에 대하여,  $x = k + \frac{1}{2}$  이라 하면  $x^2 = (k + \frac{1}{2})^2 = k^2 + k + \frac{1}{4} \geq k$ 이 성립한다.

11.1. 명제  $S$ 에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) 명제  $S$ 는 참이다.\*
- (2) 명제  $S$ 는 거짓이다.
- (3) 명제  $S$ 가 참인지 거짓인지 판정할 수 없다.

11.2. A의 논증에서 시도된 것에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) A의 논증은 명제  $S$ 가 참임을 증명하려고 시도하였다.\*
- (2) A의 논증은 명제  $S$ 가 거짓임을 증명하려고 시도하였다.
- (3) A의 논증이 명제  $S$ 가 참임을 증명하려고 했는지 혹은 거짓임을 증명하려고 했는지 알 수 없다.

11.3. A의 논증에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) A의 논증은 명제  $S$ 에 대한 증명으로서 타당하다.\*
- (2) A의 논증은 명제  $S$ 에 대한 증명으로서 타당하지 않다.
- (3) A의 논증이 타당한지 타당하지 않은 지 판단할 수 없다.

## 문제 12

다음과 같이 명제  $S$ 가 주어져 있다:

$S$ . 임의의  $k \in \mathbb{R}$ 에 대하여, 어떤  $x \in \mathbb{R}$ 가 존재해서  $x^2 \leq k$ 를 만족한다.

명제  $S$ 에 대한 A의 논증이 아래와 같이 주어져 있다:

A.  $k = -1$ 이라 하자. 그러면 임의의  $x \in \mathbb{R}$ 에 대하여,  $x^2 \geq 0 > -1 = k$ 가 된다.

12.1. 명제  $S$ 에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) 명제  $S$ 는 참이다.
- (2) 명제  $S$ 는 거짓이다.\*
- (3) 명제  $S$ 가 참인지 거짓인지 판정할 수 없다.

12.2. A의 논증에서 시도된 것에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) A의 논증은 명제  $S$ 가 참임을 증명하려고 시도하였다.
- (2) A의 논증은 명제  $S$ 가 거짓임을 증명하려고 시도하였다.\*
- (3) A의 논증이 명제  $S$ 가 참임을 증명하려고 했는지 혹은 거짓임을 증명하려고 했는지 알 수 없다.

12.3. A의 논증에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) A의 논증은 명제  $S$ 에 대한 증명으로서 타당하다.\*
- (2) A의 논증은 명제  $S$ 에 대한 증명으로서 타당하지 않다.
- (3) A의 논증이 타당한지 타당하지 않은 지 판단할 수 없다.

### 문제 13

다음과 같이 명제  $S$ 가 주어져 있다:

$S$ . 어떤  $k \in \mathbb{R}$ 가 존재해서 임의의  $x \in \mathbb{R}$ 에 대하여,  $x^2 + x + a \geq k$ 를 만족한다.

명제  $S$ 에 대한 A의 논증이 아래와 같이 주어져 있다:

A.  $k = a - \frac{1}{4}$  이라 하면, 임의의  $x \in \mathbb{R}$ 에 대하여,  $x^2 + x + a = (x + \frac{1}{2})^2 + a - \frac{1}{4} \geq a - \frac{1}{4} = k$ 이 성립한다.

13.1. 명제  $S$ 에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) 명제  $S$ 는 참이다.\*
- (2) 명제  $S$ 는 거짓이다.
- (3) 명제  $S$ 가 참인지 거짓인지 판정할 수 없다.

13.2. A의 논증에서 시도된 것에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) A의 논증은 명제  $S$ 가 참임을 증명하려고 시도하였다.\*
- (2) A의 논증은 명제  $S$ 가 거짓임을 증명하려고 시도하였다.
- (3) A의 논증이 명제  $S$ 가 참임을 증명하려고 했는지 혹은 거짓임을 증명하려고 했는지 알 수 없다.

13.3. A의 논증에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) A의 논증은 명제  $S$ 에 대한 증명으로 타당하다.\*
- (2) A의 논증은 명제  $S$ 에 대한 증명으로 타당하지 않다.
- (3) A의 논증이 타당한지 타당하지 않은지 판단할 수 없다.

## 문제 14

다음과 같이 명제  $S$ 가 주어져 있다:

$S$ . 어떤  $k \in \mathbb{R}$ 가 존재해서 임의의  $x \in \mathbb{R}$ 에 대하여,  $x^2 + x + a \leq k$  를 만족한다.

명제  $S$ 에 대한 A의 논증이 아래와 같이 주어져 있다:

A. 임의의  $k \in \mathbb{R}$ 에 대하여,  $x = k + 1 - a$ 라 하면  $x^2 + x + a = (k + 1 - a)^2 + (k + 1 - a) + a \geq k + 1 > k$ 가 된다.

14.1. 명제  $S$ 에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) 명제  $S$ 는 참이다.
- (2) 명제  $S$ 는 거짓이다.\*
- (3) 명제  $S$ 가 참인지 거짓인지 판정할 수 없다.

14.2. A의 논증에서 시도된 것에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) A의 논증은 명제  $S$ 가 참임을 증명하려고 시도하였다.
- (2) A의 논증은 명제  $S$ 가 거짓임을 증명하려고 시도하였다.\*
- (3) A의 논증이 명제  $S$ 가 참임을 증명하려고 했는지 혹은 거짓임을 증명하려고 했는지 알 수 없다.

14.3. A의 논증에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) A의 논증은 명제  $S$ 에 대한 증명으로서 타당하다.\*
- (2) A의 논증은 명제  $S$ 에 대한 증명으로서 타당하지 않다.
- (3) A의 논증이 타당한지 타당하지 않은 지 판단할 수 없다.

## 문제 15

아래 명제  $\mathcal{S}$ 를 만족하면 수열  $\{a_n\}$ 이  $a \in \mathbb{R}$ 로 수렴한다고 말한다.

$\mathcal{S}$ . 임의의 양수  $r > 0$ 에 대하여, 어떤  $N \in \mathbb{N}$ 이 존재해서 모든  $n \geq N$ 에 대하여  $|a_n - a| < r$ 을 만족한다.

일반항이  $a_n = 1/n$ 로 주어진 수열  $\{a_n\}$ 에 대한 A의 논증이 아래와 같이 주어졌다:

A. 임의의  $n \in \mathbb{N}$ 에 대하여  $r = 1/(n+1)$ 이라 하면,  $|1/n - 0| = 1/n > 1/(n+1) = r$ 이 된다.

### 15.1. A의 논증에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) A의 논증은 수열  $\{a_n\}$ 이 0으로 수렴함을 증명하려고 시도하였다.
- (2) A의 논증은 수열  $\{a_n\}$ 이 0으로 수렴하지 않음을 증명하려고 시도하였다.\*
- (3) A의 논증이 수열  $\{a_n\}$ 이 0으로 수렴함을 증명하려 했는지, 혹은 수렴하지 않음을 증명하려 했는지 판단할 수 없다.

### 15.2. A의 논증에 대한 아래 설명 중 적절한 것을 고르시오.

- (1) A의 논증은 수열  $\{a_n\}$ 에 대한 증명으로서 타당하다.
- (2) A의 논증은 수열  $\{a_n\}$ 에 대한 증명으로서 타당하지 않다.\*
- (3) A의 논증이 타당한지 타당하지 않은지 판단할 수 없다.

# ABSTRACT

## **Development of Prediction Model for Learning Achievement with Perceived Affordances in Video-Based Learning Environment: Based on Behavior Logs and Eye Movements**

Kim Dasom

Department of Educational Technology

The Graduate School of Ewha Womans University

Video-based learning is widely used in a variety of learning formats (Im & Lee, 2007) and has recently spread more rapidly with the advent of a new video-based learning environment (Giannakos, 2013). As a result, attempts are increasing at home and abroad to present a better instruction and learning design with a deeper understanding of video-based learning (Cho, 2015).

Learning in a video-based learning environment differs from learning in a traditional face-to-face learning environment, given that learners and instructors are separated (Park, Lee, & Bae, 2010). Video-based learning emphasizes the learner's self-regulating ability in that the entire learning process depends on the learner's willingness to learn (Im, 2001). Therefore, it is important to promote active and self-directed learning by learners in a video-based learning environment (He, Holton, Parkas, & Warschauer, 2016; Pintrich & Schunk, 2002).

In order to support learners' learning in a video-based learning environment where learners' self-directed learning abilities are important, it is necessary to emphasize not only the learning content but also the interaction with learners and learning media. In video-based learning, the

learning environment has an important effect on learning outcomes (Kim, 2000; Lim, 1999), and learning achievement is the most representative indicator for measuring learning performance. Therefore, it is important to reflect the interaction with the environment in the video-based learning environment, providing strategies that promote self-control capabilities to improve learners' learning achievement, or in designing and producing learning content and media (Park, 2012). To this end, 'perceived affordances' can be considered.

Accordance refers to the nature of the environment that affects the behavior of an actor when the environment interacts with him (Gibson, 1979), and perceived affordances refers to an incident that is changed by different inference processes through the actor's prior knowledge and experience (Norman, 1988). In the context of video-based learning, perceived affordances represents interactions between learners and learning media, and successful learning requires effective perception of learning media designed for learning purposes.

Understanding perceived affordances in a video-based learning environment requires understanding of the learner's internal processes in the interaction with learning media (Delen, Liew, & Wilson, 2014). So far, in most of the learning related studies, learners' internal process has been mostly measured by means of a self-report survey. However, there is a limit to the fact that the results of the survey are difficult to derive an in-depth interpretation because the instructor cannot observe the learner (Lee, 2011) and the specific learning experience cannot be identified. This raises the need for research into the use of new data to observe and measure changing learners' internal processes according to the video-based learning process.

The growth of Web-based learning, such as video-based learning, has resulted in expanding the form of data that can be explored. Among them, the use of big data from an educational perspective led to a "learning analytics" approach. Learning analytics is an academic discipline that aims to measure, collect, analyze and report data about learners and their situations to provide appropriate treatment (Siemens et al, 2011), which greatly expanded the categories of data available in the learning context.

For video-based learning, all learning behaviors are stored in the Learning Content

Management System in the form of log data (Greler & Drinksler, 2012). Numerous behavior log data stored in real time can help you understand the learner because it contains important information that identifies the learner's cognitive and psychological internal processes (Mostow, Beck, Ken, Cuneo, Gouvea, & Heiner, 2005).

In terms of perceived affordances, behavior logs are a single indicator of interactions between learners and the learning environment. Log data for a particular action implies behavioral inducement for the environment involved with the actor, suggesting the perceived affordances of the learning environment to which the learner is perceived. Therefore, learners' behavior log data can be analyzed to identify the types of learners' adaptive learning behaviors in a particular learning environment.

To compensate for the limitations of data in the form of logarithmic data, recent learning analytics has expanded its scope to physiological data. Typical physiological data used includes eye movement data to record eye movements. According to the information processing theory, eye movements are responsive to human selective perception and caution, and early eye exercises in the field of education have been conducted mainly in relation to the reading and cognitive processing process (Rayner, 1998). An analysis of eye movements during the learning process can provide visibility into the learner's dynamic cognitive processes.

Eye movements, like the behavior logs, are another indicator of perceived affordances. In a video-based learning environment where the whole process of learning is done through audiovisual media, eye movements are preceded for object manipulation. The learner's various visual patterns are expressions of perceived affordances in different types, reflecting the learner's cognitive processing process. Therefore, the learner's eye movements collected through eye tracking allows direct observation of the learner's cognitive processes during the learning process (Kim, 2006).

There have been insufficient attempts to obtain customized educational resources considering learning content or individual learning patterns. Therefore, it is required to identify a detailed cluster of learners by aggregating the cognitive, affective and behavioral dimensions of learners,



and to develop diverse customized teaching and learning design resources.

Meanwhile, attempts to explore the relationship between learning activities and actual learning achievement using learning data are also insufficient. Exploratory research utilizing vast amounts of multimodal data is expected to interpret the psychological mechanisms of the entire and individual learners, predict learning behaviors and outcomes, and develop a series of cyclical mechanisms to develop optimal teaching and learning prescriptions based on the results (Lee, 2015).

This study aims to collect behavior log and eye movement data that represent learner's perceived affordances in a video-based learning environment using video learning players that support self-directed learning, and analyze the differences between learning content and variants according to the learning content and learner group, and empirically identify their impact on learning achievement. The following research questions are the following.

Research question 1. Does the learner's behavior logs and eye movements which indicate the learner's perceived affordances, predict learning outcomes in a video-based learning environment?

Research question 2. Is there difference between low-task complexity and high-complexity group in the prediction model which explained learning achievement by learner's behavior logs and eye movements which indicate the learner's perceived affordances, in video-based learning environment?

Research question 3. Is there difference between detailed clusters within low-and high-task complexity groups in the prediction model which explained learning achievement by learner's behavior logs and eye movements which indicate the learner's perceived affordances, in video-based learning environment?

This study was conducted on a total of 77 male and female undergraduate students in the Seoul metropolitan area, and the data of 67 students were analyzed after removing outliers. The study participants watched two learning videos separated by task complexity through the video learning player. Then, learning achievement was measured through post-test. Behavior logs, one of the key variations of this study, were collected only in the video learning phase, and eye movements, the other one, were collected through being measured in the whole experimental procedure. The collected data were analyzed using the statistical program R, which performed the descriptive statistics, visualization, Shapiro-Wilk test, F test, Wilcoxon sign rank test, random forest analysis and GMM cluster analysis.

The analysis results and discussions of this study are as follows. First, for research question 1, the learner's behavior logs and eye movements were analyzed using random forest techniques to see if they predict learning achievement, and four important variables were retrieved from the model of, Play.Freq, Bookmark.MTime, MFD.2 and TFD.2. entire group learning achievement prediction model showed that in video-based learning, learning achievement was generally associated with active learning activities and the activity of exploring or generating annotations.

Second, for research question 2, random forest analysis technique was used to determine whether there were any differences in the prediction models for learning achievement based on learner's behavior logs and eye movements depending on the levels of task complexity. Firstly, for the low level of task complexity, important variables are MFD.4, TFD.3, TFD.4, Pause.Freq, TFD.5, Seek.Time, Comment.Time 7 appeared. Secondly, for the high level of task complexity, important variables are Seek.Freq, MFD.1, MFD.4, Comment.Freq, Seek.Time, Condition.Freq, and MFD.5. Through the prediction models of learning achievement according to task complexity level, it had identified that specific variables which predict learning achievement according to task complexity of learning content and their influence patterns were different. When it comes to the low task complexity level, high learning achievement depends on how

many functions which support learning activities, learners used, meanwhile, When it comes to the high task complexity level, It was not just how the function was used, but also how efficiently the learner's cognitive processes were used within the learning process.

Thrid, for research question 3, Through GMM clustering analysis, detailed clusters within task complexity levels were divided and prediction models of learning achievement based on learner's behavior logs and eye movements was derived. The results of the random forest analysis for each model are as follows. Cluster 1 of low task Complexity level showed three important variables, Bookmark.Freq, TFD.2 and Filtering.Time. Cluster 2 of low task Complexity level showed five important variable, MFD.4, Filtering.Time, Bookmark.MTime, TFD.4, TFD.3. Cluster 1 of high task Complexity level showed three important variables, Seek.Freq, Seek.Time, MFD.5. Cluster 2 of high task Complexity level showed three important variables, MFD.4, TFD.4, MFD.1. Through the clustering analysis, the prediction models were derived by dividing the detailed clusters within the level of task complexity, and it was found that different important variables appeared in different clusters and the patterns of their influence were distinctive even for the same variable. In particular, based on learning activities, the differences between learners who participated relatively passively and those who actively participated were identified. Based on learning activities, it was able to classify two types of learners who were passive in "viewing and reading" and those who actively participated in "writing" and see the difference between those two. This provided the insight to confirm that the learning environment that produces the optimum learning effect can vary depending on the learner.

Based on the above results, the significance and implications of this study are as follows. First, it expanded the scope of research in educational technology. This study 2not only exploratory applied behavior log and eye movement data in the field of education, but also expanded the scope of the data categories and methods of analysis by using random forest techniques. It has made possible a more in-depth three-dimensional interpretation of complex interactions

between data by utilizing objective and non-intrusive data metrics.

Second, the within subject design expanded the dimensions of the qualitative scale which is applicable to big data studies. During the learning procedure, the volume of data collected in this study, was more than 100,000 cases for each individual learner. This information provided an accurate and in-depth look at the learner's internal processes during the learning procedure, as well as deep insights that simply could not be grasped by increase in the number of research participants. This study is meaningful in that it has improved the qualitative scale of the learning process as well as the quantitative scale and carried out the collection of quality data.

Third, the relationship between perceived affordances and academic performance was investigated empirically. As the design intent of learning is perceived differently by individual learners, the effect of perceived affordances on learning achievement has been empirically identified. This study is meaningful in that it was intended to identify the impact of learners' perceived affordances on learning achievement as a result of learning through a scientific approach with specific indicators of perceived affordances in a laboratory environment similar to an actual learning environment.

Fourth, in the video-based learning process, it has been identified that learners interact with a holistic learning environment which is a combination of learning content and learning media. This study is meaningful in that it observed the interaction with the learning environment of a dual structure, objective-means, through behavior logs and eye movements, a concrete indicator of the combined results of learners' cognitive, behavioral and physiological processes, and explored the effect on learning achievement as a result.

Fifth, the social learning support function in the video-based learning environment was applied and its effectiveness was verified. Video learning players used in this study which is a learning media that supports video-based learning through social clouding, can facilitate the interaction with other learners. It is a learning medium that reflects the changing learning environments to support self-directed learning. The purpose of the new function of the video learning player is to understand the learner's learning experience and explore the relationships with learner's

perceived affordances and learning achievement to the learning environment.

Sixth, this study suggested the need for a complex learner-tailored prediction model. This study developed a prediction model of learning achievement based on behavior logs and eye movements, depending on the entire group, task complexity levels, and detailed clusters within the task complexity levels. This enabled the prediction models to be confirmed to change with the groups of learners and the learning contents. This suggests the need to develop and apply granular prediction models, and the diversity of important variables derived by each model also indicated the need for customized prediction models. In this study, in particular, the influence of variables that interact with complex learner groups was verified by identifying the nonlinear influence of the variables in the prediction models. This study suggests that resources should be developed for the provision of discriminatory instruction and learning prescriptions through the development of customized learning models.

The limitations of this study and suggestions for further study are as follows. First, the overall performance of the learning achievement prediction models derived from this study was insufficient. This was due to the difficulty in collecting learner's frequent learning activity data in the experimental situations conducted once with a controlled environment. Therefore, it is required to derive accurate and superior prediction models using richer and larger data through medium and long-term learning periods in a more authentic environment.

Second, the variables representing perceived affordances in this study were limited to behavior logs and eye movements. There is a limit that behavior logs and eye movements cannot be considered as the perceived affordances itself because they are some indicators of it in physiological and behavioral levels. In addition to the study for objective measurement of perceived affordances, complex empirical studies through various indicative variables of perceived affordances are required.

Third, in this study analyzed the individual influence of only one explanatory variable on learning achievement. In this study, only partial dependence plots were used which shows the

influence of an average value of a variable in the situation where all variables were entered. However, it is necessary to apply an analysis method that considers interactions between variables within the predictor model, such as an individual conditional expectation plot.

Fourth, the specificity of experimental stimuli adopted in this study limits the generalization of study results. Learning videos used in this study are made in a way that no instructor appears on the screen and learning content appears with the form of text over time for stimulation control. This is a configuration that is somewhat different from the format of the common actual learning video, so it is required to verify effectiveness of its result through learning video which has more universal and practical characteristics.

Fifth, this study focused primarily on learning content, and subsequent studies are suggested to analyze the influence of specific personal characteristics of learners which directly affect the relationship between perceived affordances and learning achievement. It is required to identify the magnitude and shape of the influence of perceived affordances on learning achievement depending on the learner groups with different characteristics in the same video-based learning environment.

Finally, based on the results of this study, it is proposed to verify the effectiveness of the prediction models by designing video-based learning. With the results of this study, a learner-oriented usability test study is required based on learning activities related to behavior logs and eye movements. Therefore, follow-up studies of instruction and learning design and affordances-based design research are proposed based on this study.