

2014 KISTI 미래유망기술 10선

학습분석

노경란, 권오진, 김준우

머 리 말

지식과 정보가 국가의 경쟁력을 좌우하는 지식기반 산업사회로 접어들면서, 세계는 이미 각 분야에서 최고가 아니면 살아남을 수 없는 무한경쟁의 장소가 되었습니다. 이러한 변화 속에서 선진 각 국가들은 미래 유망기술을 발굴, 선정하여 국가 역량을 집중함으로써 차세대 국가경쟁력을 확보하려는 여러 가지 노력을 기울이고 있습니다.

우리나라에서도 과학기술을 통한 국가경쟁력 확보와 미래 먹거리 창출을 위해 각 분야마다 유망기술을 발굴하여 산업화 하고자 하는 관심과 열망이 어느 때보다 커지고 있는 가운데, 한국과학기술정보연구원에서는 지난 2005년부터 미래 유망기술을 예측하고 발굴하기 위한 일련의 연구를 지속적으로 수행하여 왔습니다. 2012년부터는 미래기술을 총망라한 지식베이스를 구축하여 미래기술 탐색체제의 토대로 활용하고 있습니다.

본 보고서는 KISTI 미래기술 탐색체제를 가동하여 전세계적으로 수집된 8,000여 개의 유망기술 후보군 기반의 미래기술 지식베이스를 정밀 검증하여 압축된 600여 개의 기술 중 트렌드 부합성과 트렌드 변화와 연동된 급부상성, 향후 산업적 파급력 등에 대한 전문가 평가를 거친 『2014 KISTI 미래유망기술 10선』의 R&D 동향보고서입니다. 미래유망기술 10선의 개별 기술에 대한 보다 깊은 이해를 돕고자 집필된 것으로, 모쪼록 본 보고서가 관련 과학기술 정보를 국내에 확산시키고, 미래 유망기술의 전략적 육성을 위한 산·학·연·관 각계각층의 연구개발 활동에 가치 있게 활용되기를 희망합니다.

마지막으로 본 보고서를 집필한 저자들의 노력에 감사드리며, 보고서에 담긴 분석 내용은 저자의 개인 의견이고, 한국과학기술정보연구원의 공식 의견이 아님을 밝혀둡니다.

2014년 12월

한국과학기술정보연구원

원 장

- 목 차 -

1. 서론	
1-1. 연구의 필요성	
1-2. KISTI 미래기술 탐색체제	
1-3. 2014 KISTI 미래유망기술 10선	
2. Learning Analytics의 개요	
2-1. 정보화 시대의 교육 산업	
2-2. e-러닝의 한계와 발전 과정	
2-3. e-러닝에서 스마트 러닝으로	
3. 차세대 교육 시스템을 위한 Learning Analytics	
3-1. 대면학습 이상의 학습 환경을 제공하자	
3-2. Learning Analytics 개념 및 등장 배경	
3-3. 아직은 태동 단계	
4. LA가 도입된다면	
4-1. 정보시스템으로서의 LA	
4-2. 종래 e-러닝 환경	
4-3. e-러닝과 LA가 연동되는 환경	
4-4. 목표는 편함이 아닌 학습효과 극대화이다	
5. 왜 LA로 가능한가	
5-1. 보다 다양한 데이터를 이용한다	
5-2. 보다 다양한 분석 기법을 이용한다	
5-3. 보다 편리하게 정보를 제공한다	

6. LA 관련 학술적 동향	
6-1. Society for Learning Analytics Research 개요	
6-2. International Conference on Learning Analytics and Knowledge (LAK)	
6-3. The Journal of Learning Analytics	
6-4. 기타 학술 동향	
7. 결론 및 시사점	
7-1. 개인이 아닌 시스템이 책임진다	
7-2. 먼 미래의 일이 아니다	
7-3. LA이외 교육 혁신도 병행되어야 한다	
7-4. LA 관련 주요 연구 주제	
참고문헌	

1. 서론¹⁾

1-1. 연구의 필요성

남이 가지 않은 길을 앞서 나가려고 하면 필연적으로 불확실성과 위험이 따르기 마련이고, 이런 상황에서 합리적인 선택을 뒷받침할 수 있는 '신뢰할 수 있는 정보'의 가치는 매우 크다. 이 때, 관련 정보를 얻기 어렵고, 그러한 정보를 종합하여 판단하기 어려운 상황이라면 공신력 있는 기관에서 이미 일정한 '판정'을 내려준 정보를 활용하는 것이 상당한 유용성을 갖는다고 볼 수 있다. 그러나 정보에 대한 '판정'에는 일정한 관점과 가치가 반영되므로 이러한 정보에 담긴 다양한 '성분'을 유의 깊게 살펴보고 나서, 거기에 담긴 정보를 활용해야 한다.

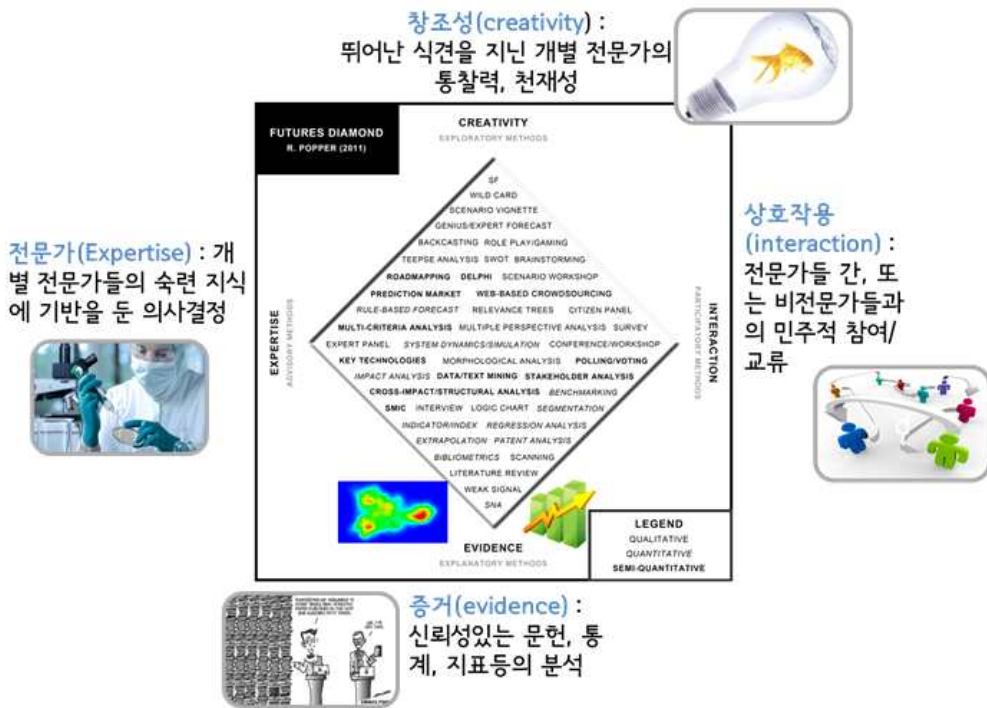
최근 국내외 주요 기관에서 '미래사회전망', '미래기술예측', '유망기술선정' 등의 활동을 경쟁적으로 확산시키고 있다. 이러한 활동의 결과물로 각종 '미래기술정보', '미래기술 아이템', '유망기술 아이템'들이 쏟아져 나오고 있으며, 이들은 대개 사회적 트렌드를 반영하고, 미래 성장성과 파급효과가 높은 것들로 이루어져 있다. 그런데 이러한 '미래기술정보'는 정보 생산 주체의 향후 사업/투자계획의 방향 설정을 위한 일종의 근거 자료로서 산출되는 경우가 많아, 사전기획활동과 관련된 주체의 목표와 가치가 반영되게 마련이다. 따라서 관련 주체에서 제공하는 정보가 생성된 맥락과 이용자의 맥락은 서로 차이날 수 밖에 없으며, 이용자들은 자신이 처한 환경에서 각자의 판단을 위해 '탐색(scanning, monitoring)'한 정보를 더 중요하게 여기게 된다.

그러나 대다수의 이용자들이 미래기술정보를 탐색하여 앞날을 전망하기란 쉬운 일이 아니다. 우선, 이용할 수 있는 정보가 제한적이고, 핵심 정보를 효율적으로 취사선택하여 이를 평가하는 데에는 전문성이 확보되어야 하기 때문이다. 이용자 개개인은 연구자, 연구그룹, 연구기관, 기업, 국가 등 각 주체들이 각기 다른 목적을 가지고 탐색하여 제공한 '미래기술정보' 결과를 무조건

1) 보고서의 서론은 KISTI 기술정보분석센터에서 발간한 미래기술백서 2014₁와 이준영, "KISTI 미래기술 탐색체제", ie매거진 19권 3호 (2012)를 보완·가공하였음.

수용할 수도 없고, 그렇다고 이용자 스스로 '미래기술정보'를 탐색하기도 어려운 실정인 것이다.

이용자 역량의 한계뿐만 아니라, 현재 각 기관에서 생성된 미래기술정보 역시, 정보의 생성 및 생성된 정보의 지속적인 유지·관리 측면에서 보았을 때, 한계가 드러난다. 미래기술을 예측하고 전망할 때에, 각 단계마다 다양한 정보와 이를 해석하기 위한 다양한 방법을 결합할 수 있는데, Popper²⁾는 이를 4개의 예측 원천으로 유형화하여 구분하였다(그림 1-1).



[그림 1-1] 예측의 원천에 따른 미래기술예측 기법의 유형 분류[1]

(1) 전문성(expertise)은 개별 전문가들의 숙련 지식에 기반을 둔 의사결정을 활용하는 방법, (2) 상호작용(interaction)은 전문가들간, 또는 비전문가들과의 민주적 참여와 교류를 활용하는 방법, (3) 창조성(creativity)은 뛰어난 식견을 지닌 개별 전문가의 통찰력, 천재성을 활용하는 방법, (4) 증거(evidence)는

2) Popper, R., 2008, How are foresight methods selected foresight 10, pp. 62-89.

신뢰성 있는 문헌, 통계, 지표 등의 분석 방법들을 가리킨다. 이상적으로는 이러한 방법들이 자료수집/분석→종합/모델링→우선순위/선정→세부전략기획 등의 단계에서 체계적으로 결합(Koivisto³⁾, 2009)되어야 하나, 실제 현실에서는 특정 방법론을 중심으로 진행되거나, 단계가 생략된다는 문제점이 나타나기 마련이다.

한국의 미래기술예측 및 전망 활동을 위의 맥락에서 살펴보면, 광범위한 사전 탐색 활동이 존재하지 않는 점이 두드러지는 것을 알 수 있다. 이는 한국에서 수행되는 일련의 활동이 주로 단기적인 결과물 산출을 위해 구성된 전문가 위원회 중심으로 진행되는 데서 기인하기 때문으로 볼 수 있다. 따라서 미래 예측/전망이 철저한 자료조사/분석 결과보다는 참여한 전문가의 '전문성', '통찰력'에 과도하게 의존하는 경향이 있고, 활용되는 자료나 정보 또한 참여한 전문가들의 정보력에만 국한되어 지나치게 주관적인 견해에 좌우된다. 이는 최근 세계 각국에서 미래기술예측에 광범위한 사전탐색(horizon scanning)개념을 도입하고 있는 추세와 큰 차이를 보인다. 특정 전문가의 시각에만 편중된 미래기술탐색 활동은 시시각각으로 변하는 관련 정보와 괴리될 가능성이 높으며, 많은 비용과 시간, 인력을 동원하여 도출한 아이템의 활용성도 시간에 따라 점차 낮아지게 마련이다.

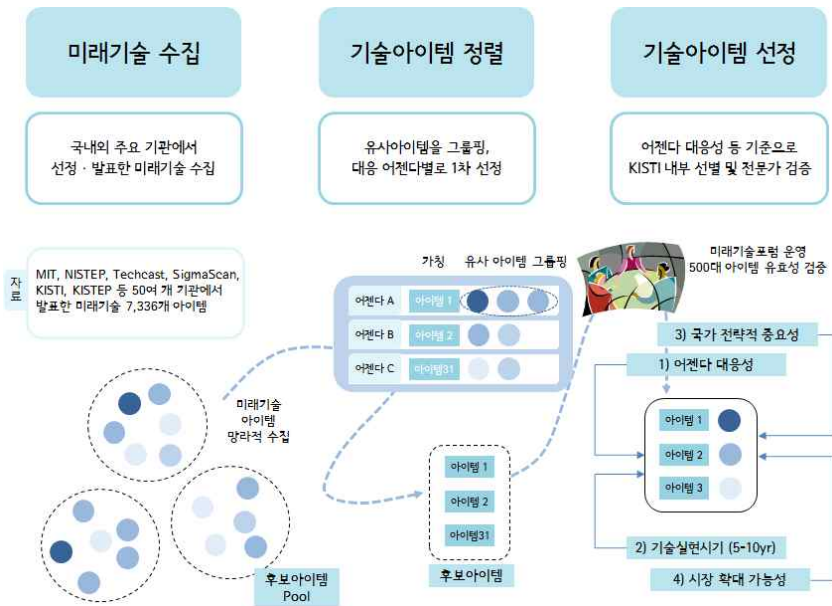
이와 같은 전문가 편향성, 정보 갱신의 어려움 등의 문제를 개선하고자 KISTI의 미래기술탐색활동은 (1)문헌계량분석 기반의 유망기술 영역 탐지, (2) 미래기술 지식베이스 기반 모니터링 시스템을 활용하여 수행되고 있으며, 이번 2014년에 발표한 미래유망기술은 지난 2012년도부터 구축한 「미래기술 지식베이스」기반의 KISTI 미래기술 탐색체제를 본격적으로 가동하여 도출되었다.

1-2. KISTI 미래기술 탐색체제

3) Kolvisto, R., Wessberg, N., Eerola, A., Ahlqvist, T., Kivisaari, S., Myllyoja, J., Halonen, M., 2009, Integrating future-oriented technology analysis and risk assessment methodologies, *Technological Forecasting and Social Change* 76, pp.1163-1176.

KISTI는 20년 가까이 전세계 과학기술 동향에 대한 모니터링 정보(글로벌 동향 브리핑, GTB)를 수집·생성해오고 있다. GTB정보는 전세계에 분산된 100여명의 전문리포터 체제를 가동하여 생성되며, 이들은 주요 과학기술동향 정보의 게이트키퍼(gate=keepig) 역할을 통해 전세계 주요 정보를 신속히 선별하고, 이를 우리말로 가공하여 한해 7~8천여 건 (누적 20만여 건) 이상의 정보를 구축한다. 현재 GTB는 한해 신규 정보에 대한 조회건수가 매년 200만 회를 상회할 정도로 인기 콘텐츠이지만, 정보가 지나치게 '시드형(seed)'에 가까운 '날 것(raw data)'라는 지적을 받아왔다.

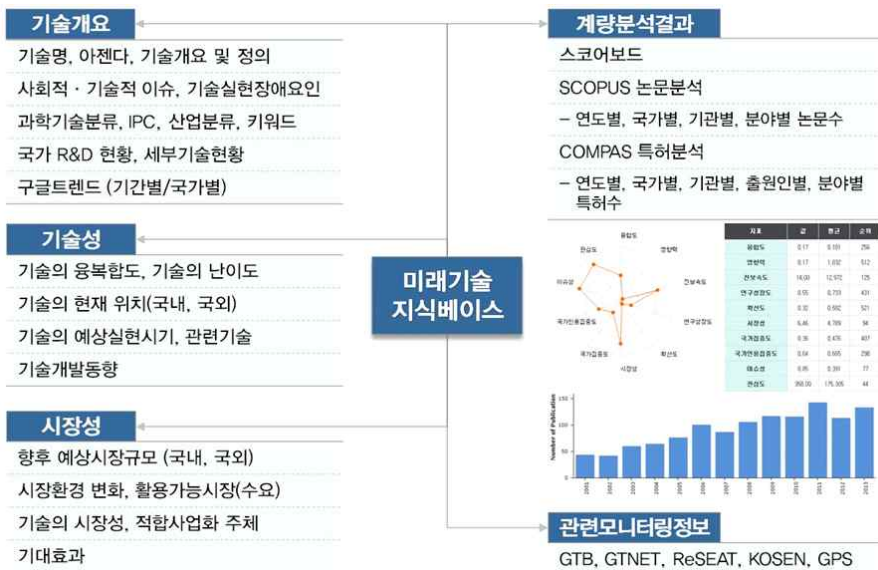
이러한 비판에 직면하여 KISTI 기술정보분석센터는 2007년도부터 내부에 NEST(New Emerging Science and Technology)체제를 시범 구축하고, GTB를 포함한 각종 seed형 동향 정보를 주기적으로 분석하여 주요 시그널을 탐색하고, 여기서 발굴된 정보를 매년 KISTI유망기술 선정 작업에 반영해왔다. 그러나 NEST는 내부 분석체제에 머무르고, GTB는 계속해서 '날 것' 그대로 이용자에게 제공되는 상황이 지속되었다.



[그림 1-2] 「미래기술 지식베이스」 구축 프로세스

이러한 상황을 개선하고자, 2012년 KISTI 기술정보분석센터는 GTB를 포함하여 KISTI에서 생성되는 각종 과학기술 모니터링 정보 1만 5천 건을 국내외 우수 기관에서 이미 선정한 미래기술 아이тем들과 매칭하는 작업을 수행하였다. 앞서 말했듯이 현재 국내외 여러 기관들에서 선정·발표한 미래기술아이템은 다양하게 넘쳐난다. 이들 아이тем에는 각 기관이 '미래기술' 또는 '유망기술'로서 평가한 고유 기준에 따른 관점과 가치관이 투영되어 있다. 그러나 제반 여건과 관련 상황이 시시각각으로 변하므로 미래기술 아이тем들은 발표 이후에는 계속해서 불확실한 환경 변화에 놓이게 되고, 당연히 선정 당시 적용한 기준과 관련 정보들도 변할 수밖에 없게 된다. 따라서 유망기술로 주목받는 아이тем들의 변동 상황에 대해 지속적이고 상시적인 모니터링을 할 필요가 있는 것이다.

이를 위해 KISTI 기술정보분석센터는 지난 2012년, 최근 5년간 미국의 MIT와 테크캐스트(TechCast), 일본의 과학기술 정책연구소(NISTEP), 영국의 시그마 스캔(Sigma Scan) 등을 위시한 국내외 주요 기관에서 발표한 미래기술 아이тем 약 7,300여 건을 망라적으로 수집하였다. 그리고 유사 아이тем들을 압축



[그림 1-3] 「미래기술 지식베이스」 기술정의서 내용

하여 '어젠다 대응성', '기술실현시기(5-10년)', '국가 전략적 중요성', '시장 확대 가능성' 등의 선정 기준에 따라 500대 기술로 선별/압축하는 작업을 수행하였다(그림 1-2). 그 후로 매년 지속적으로 50여 개 기술을 추가하고, 기존 기술을 재검토하여 2014년 현재, 최종적으로 590대 기술에 대해 「미래기술 지식베이스」를 구축하고, 기술의 개요, 기술성, 시장성, 계량분석 결과, 관련 모니터링 정보로 구성된 기술정의서를 각 아이템별로 정리하여 공개하고 있다(그림 1-3).

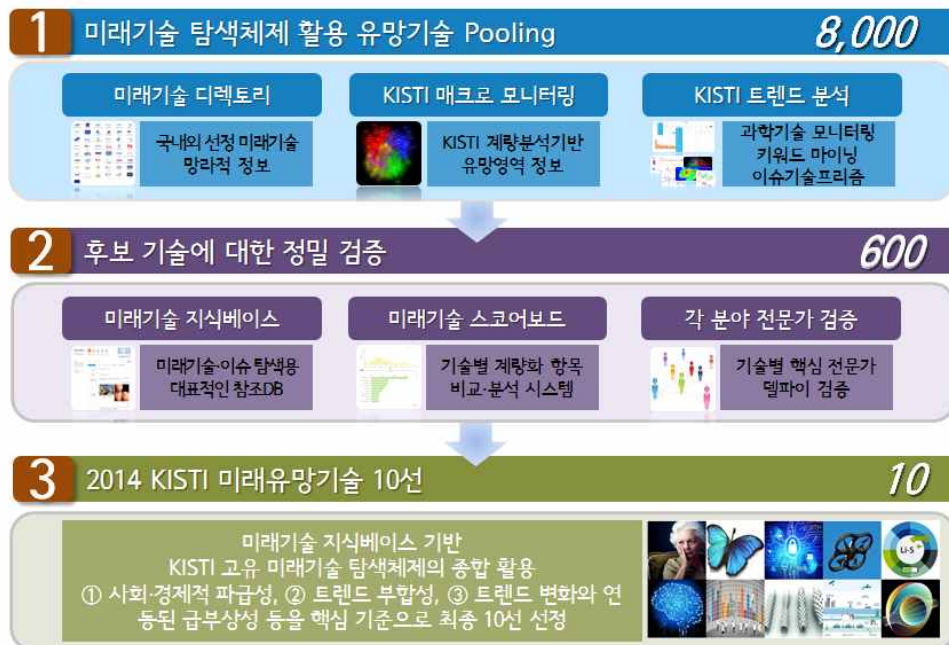
「미래기술 지식베이스」는 국내외 각 기관에서 발표한 최신 미래기술을 선별하여 핵심 정보를 체계적으로 수집·분석하고, 미래기술에 대해 일목요연하게 참조할 수 있는 기능을 제공하며, 해당 미래기술 아이템에 대한 환경변화를 지속적으로 모니터링하는 플랫폼 역할도 한다.



[그림 1-4] KISTI 미래기술 탐색체계

1-3. 2014 KISTI 미래기술 유망기술 10선

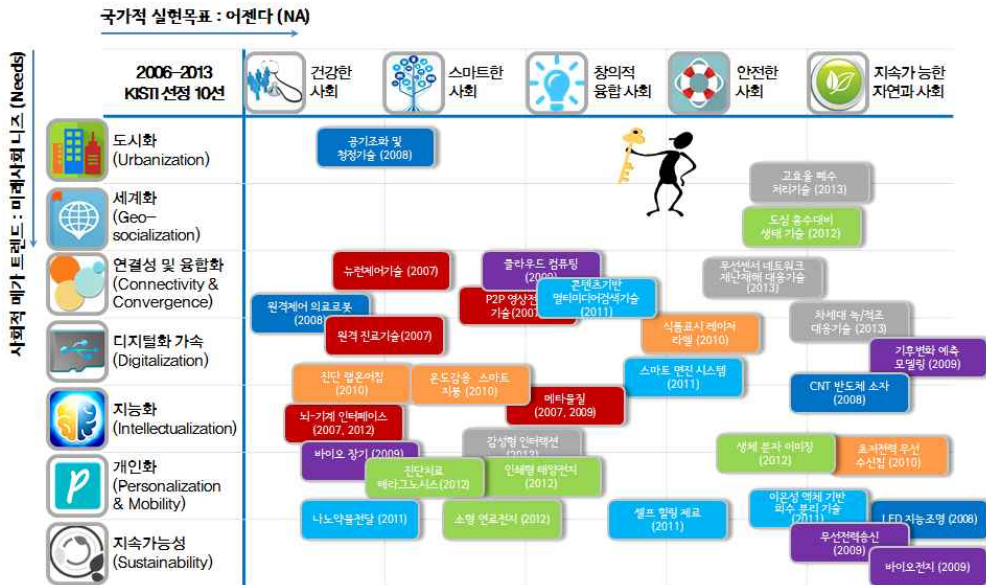
2014년도 미래유망기술 10선은 지난 2012년부터 지속적으로 구축해온 미래기술 지식베이스 기반의 KISTI 미래기술 탐색체제를 본격 가동하여 도출하였다. 먼저 국내외 우수 기관들이 주목하는 미래기술의 망라적 정보(「미래기술 디렉토리」)를 활용하고, KISTI 자체 논문·특허 정보분석시스템을 활용한 유망영역 정보(「매크로 모니터링」), 글로벌 트렌드 및 이슈 기술 분석 결과(「글로벌동향브리핑」, 「이슈기술프리즘」)를 종합하여 약 8,000여 개의 유망기술 후보군을 확보하였다. 이어서 후보 기술군은 해당 기술의 추세 파악을 위한 「미래기술 스코어보드」 및 미래기술 지식베이스의 종합분석 정보를 결합한 정밀 검증 과정을 거쳐 600여 개 기술로 압축하였다. 마지막으로 트렌드 부합성(국가적 미래상, 사회 메가트렌드, 기술 메가트렌드를 결합)과 트렌드 변화와 연동된 급부상성, 향후 사회·경제적 파급력 등에 대한 전문가 평가를 거쳤다.



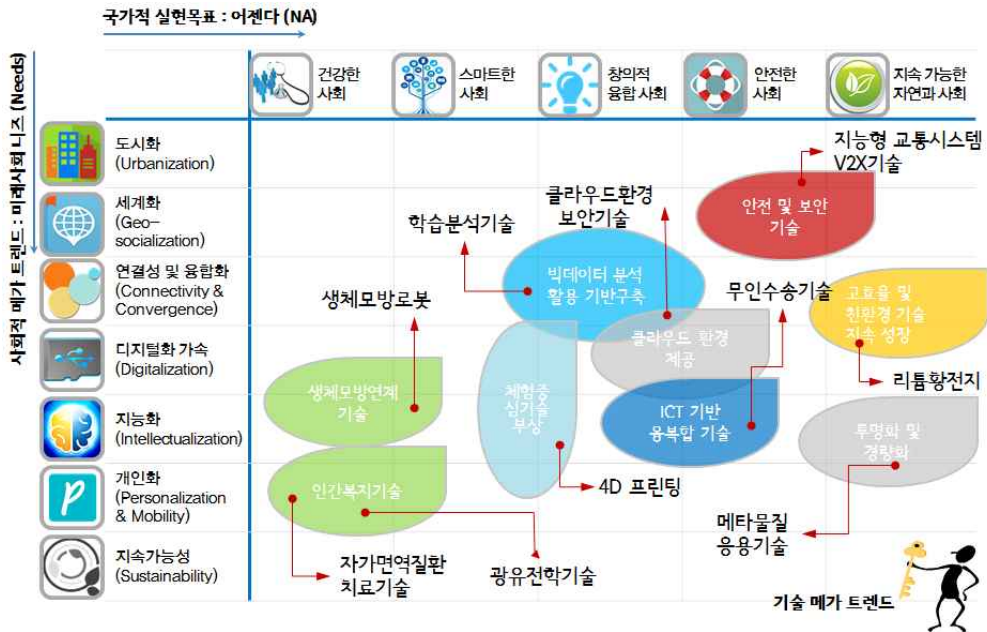
[그림 1-5] 2014 미래유망기술 10선 도출 프로세스

미래유망기술 도출의 핵심 기준 가운데 하나인 트렌드 부합성을 파악하기 위하여 국가적 미래상과 사회 메가트렌드에 부응하는 기술적 변화상(기술 메가트렌드)을 살펴보았다. 이를 위해, 국가적 미래상으로 미래기술 지식베이스에서도 활용된 국가중점과학기술 5대 목표인 '건강한 사회', '스마트한 사회', '창의적 융합사회', '안전한 사회', '지속가능한 자연과 사회'를 설정하였다. 사회적 메가트렌드 측면에서는 미래사회니즈(needs)로서 도시화, 세계화, 연결성 및 융합화, 디지털화 가속, 지능화, 개인화, 지속가능성을 설정하고, KISTI가 지난 9년간 선정·발표한 미래유망기술을 매핑하였다. 그 결과, 기술 메가트렌드로 '생체모방연계기술', '인간복지기술', '체험중심 기술부상', '클라우드 환경 제공', 'ICT기반 융복합기술', '안전 및 보안 기술', '고효율 및 친환경 기술 지속 성장', '투명화 및 경량화' 등을 도출하였다.

2014년 선정한 미래유망기술 10선은 이러한 기술 메가트렌드를 토대로 후보 기술군 중에서 사회·경제적 파급성, 트렌드 변화와 연동된 급부상성 등을 핵심 기준으로 하여 최종 선정 작업을 진행하였다.



[그림 1-6] 국가적 미래상과 사회 메가트렌드에 일부 투영된 기존 KISTI 선정 미래유망기술 (2007-2013년)



[그림 1-7] 기술 메가트렌드와 2014 KISTI 미래유망기술 10선

[표 1-1] 2014 KISTI 미래유망기술 10선

번호	미래유망기술	기술 정의
1	4D 프린팅 (4D printing)	다중적 3D프린팅을 통해 복합물질을 형성하고 자가 변환(self transformation)이라는 새로운 기능을 삽입하는 기술로, 인간의 개입 없이 가열, 진동 및 중력부터 공기역학까지 각기 다른 에너지 원천에 의해 자극을 받아 자가 조립이 가능한 기술
2	클라우드 환경 보안 기술	클라우드 컴퓨팅 환경에서 해킹, 바이러스 등으로 인해 사용자의 개인정보 누출·훼손(개인적 차원), 서비스 접속 지연·중단(조직적 차원) 등의 문제를 사전에 예방하기 위한 보안 기술

3	광유전학 기술 (Optogenetics)	빛을 이용하여 유전적으로 조작된 신경세포를 선택적으로 흥분 혹은 억제시키는 방법을 이용한 기술
4	리튬-황 전지 (Lithium-Sulfur Battery)	양극(cathode)에 황 나노물질을 이용하여 음극(anode)에서 리튬과 결합해 Li ₂ S를 형성하며 고용량 및 안전성이 확보된 전지 기술
5	생체모방로봇 (Biomimetic robot)	인간을 비롯한 동물이나 곤충, 물고기 등의 기본구조, 원리 및 매커니즘을 모방하여 생활에 필요한 도구나 신기술을 만들어 내는 기술로 산업, 군사, 환경 등 전 분야에서 활용됨
6	자가면역질환 치료기술 (Autoimmune Therapeutics)	인체의 면역체계(면역세포)가 이상을 일으켜 자신의 세포나 조직을 적으로 인식하여 공격하는 자가항체를 만들고, 그로 인해 염증이 일어나는 자가면역질환(Autoimmune disease; 류마티스성 관절염, 전신홍반성 루푸스, 강직성 척추염, 다발성 경화증, 건선, 천식, 궤양성 대장염, 아프타구내염, 난치성 갑상선질환, 1형 당뇨병, 원형탈모 등 100여 가지 질병)을 치료하는 기술
7	지능형 교통시스템 V2X 기술	차량이 주행하면서 도로 인프라 및 다른 차량과 지속적으로 상호 통신하며 교통상황 등 각종 유용한 정보를 교환 및 공유하는 기술
8	학습 분석 기술 (Learning analytics)	학습 분석기술은 학생으로부터 발생하는 산발적인 데이터들을 실시간으로 분석하고, 이를 통해 효과적인 학습 모델을 구축하는 기술
9	무인수송기술 (Unmanned Vehicles)	자동차, 비행기, 배 등에 사람이 타지 않고 원격으로 조종하여 운행하는 무인자동차, 무인항공기, 무인선박 기술로 농수산업, 물류 배송 등 실생활에 적용하여 편의성을 증대시키는 기술
10	메타물질 응용 기술 (Meta-material)	음의 굴절률을 가지고 있어서 빛이 물체를 타고 휘돌아나가 마치 물체가 보이지 않게 하는 소재를 활용하여 전자파, 통신, 운송, 위성, 국방 등 다양한 산업에 응용하는 기술

5대 국가 미래상별로 2개 기술이 선정되었는데, 건강한 사회에서는 '자가면역질환 치료기술'과 '광유전학 기술', 스마트한 사회에서는 '생체모방로봇'과 '학습분석기술', 창의적 융합사회에서는 '클라우드 환경 보안기술'과 '4D 프린팅', 안전한 사회에서는 '무인수송기술'과 '지능형 교통시스템 V2X 기술', 지속가능한 자연과 사회에서는 '리튬황전지'와 '메타물질 응용 기술'이다. 각 기술별 간략한 기술 정의를 [표 1-1]에 나타내었으며, 본 보고서에서는 '학습분석 기술'에 대해 자세히 살펴보고자 한다.

2. Learning Analytics의 개요

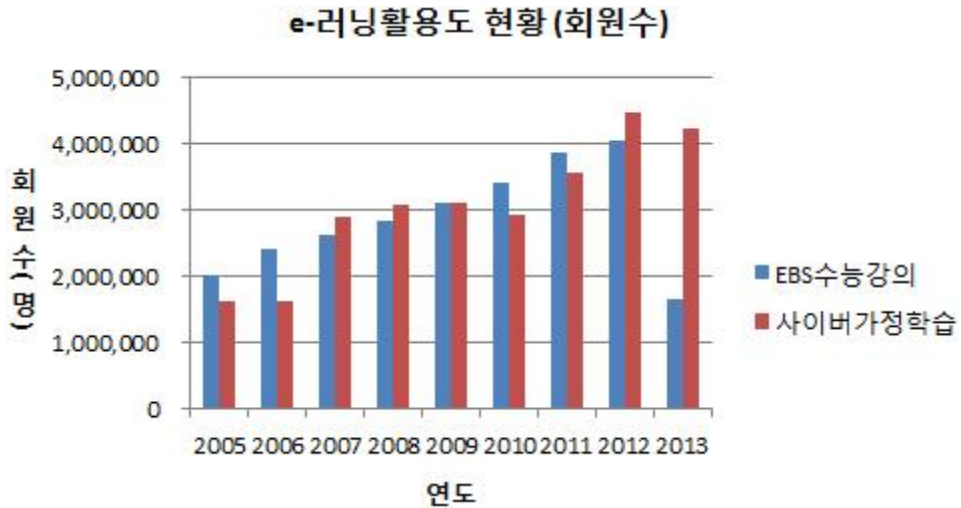
2-1. 정보화 시대의 교육 산업

컴퓨터와 정보통신기술이 인간의 생활을 크게 바꾸어놓았다는 것은 이제 진부하게 들릴 정도로 의심의 여지가 없는 사실이다. 특히 이러한 변화는 스마트폰으로 대표되는 모바일 기기의 대중화 이후 두드러지고 있으며, 오늘날 대중교통, 공공장소, 학교나 직장 등 어디에서나 모바일 인터넷 이용자를 흔히 관찰할 수 있다. 나아가, 이러한 기술들은 인간이 정보나 서비스 및 재화를 교환하는 방법을 근본적으로 바꾸어, 다양한 산업 분야에서 생산성 혁신, 조직 체질 개선 및 신규 사업 발굴 등을 가능케 하고 있다.

오랜 역사를 가진 산업 중 하나인 교육 분야도 이러한 흐름에서 예외가 아니며, 사실 교육산업의 경우, 개인용 컴퓨터(PC)와 인터넷의 본격적인 대중화 초창기부터 e-러닝 등으로 대표되는 온라인 교육에 많은 투자가 이루어져 이미 상당한 성과를 거두었다. e-러닝의 기본적인 개념은 다양한 교육 콘텐츠를 인터넷을 통해 학습자에게 제공하는 것으로, 종래의 오프라인 교육과 달리 교수자와 학습자가 동일한 장소에 동시에 참여할 필요가 없어, 학습자가 교육 서비스를 이용하는데 있어 존재하던 시간적, 공간적 제약을 완화시킨다는 데 가장 큰 의의가 있다. 나아가, 좋은 인터넷 인프라를 보유한 우리나라에서는 정부 차원에서 이러한 e-러닝을 차세대 학습방법으로 주목하여, 2005년부터 한국교육방송공사(EBS)를 통한 e-러닝 사업을 국가적으로 추진, 현재 고교생 대상의 EBS수능강의 및 초중등 학생 대상 사이버 가정학습 등의 서비스를 무료로 제공하고 있다.

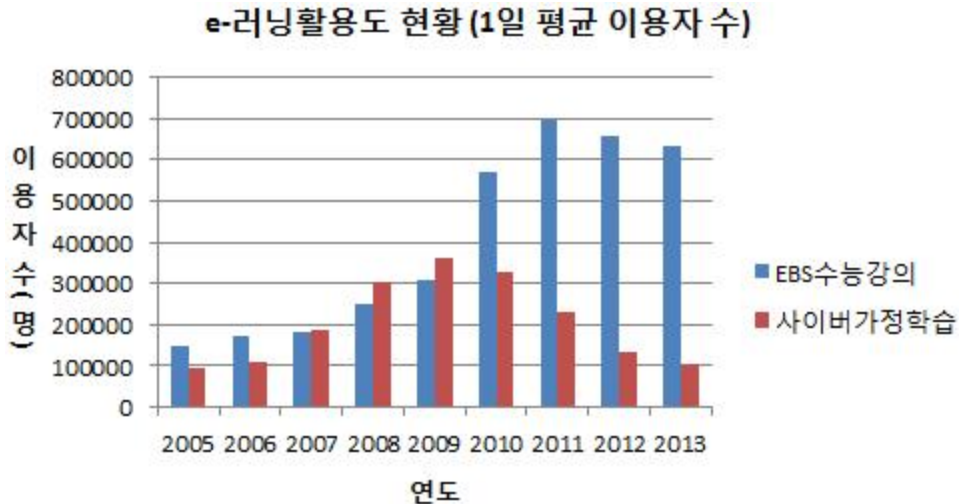
[그림 1]~[그림 2]는 상기 EBS e-러닝 콘텐츠들의 이용 현황을 보여주고 있으며, 서비스 시작 이후 몇 년 동안에 걸쳐 이용자가 꾸준히 증가하여, 현재 까지도 상당한 규모를 유지하고 있음을 볼 수 있다. 이를 볼 때, 우리나라에서는 이미 e-러닝이 중요한 학습 방법으로서의 위치를 점하고 있는 것으로 생각된다. 반면, 해당 그래프들에서는 2010년을 전후하여 EBS e-러닝 콘텐츠 이용자 규모의 증가세가 다소 꺾이는 것을 볼 수 있다. 이는 일시적인 현상일 수도 있겠지만, 한편으로는 e-러닝이 대중화되고 새로운 기술들이 지속적으로 등장하면서 e-러닝 자체가 본질적으로 한계에 직면한 것이 아닌가 하는 의구심이 존재하는 것도 사실이다. 물론, EBS 및 사설 교육업체들의 e-러닝 사업을 통해 교육의 효율성이 높아지고, 교육 양극화 해소 및 사교육비 절감

등 여러 가지 긍정적인 효과가 발생함을 부정하고자 하는 것은 아니지만, e-러닝 이후의 교육 시스템에 대한 고민이 필요한 시점임은 분명해 보인다.



[그림 1] 교육부 이러닝 서비스 회원수 변화 추이

<출처: 교육부 (내부자료)>



[그림 2] 교육부 이러닝 서비스 1일 평균 이용자 수 변화 추이

<출처: 교육부 (내부자료)>

2-2. e-러닝의 한계와 발전 과정

초창기 e-러닝이 빠지기 쉬운 함정을 이야기할 때, Just Put It On The Web⁴⁾이라는 표현이 종종 사용되었고, 이는 단순히 오프라인 교육 콘텐츠를 정적인 형태의 파일이나, 텍스트 또는 이미지 등으로 변환하여 웹에 게시하는 방식을 지양해야 한다는 의미를 갖는다. 이러한 초창기의 접근 방법은 인터넷과 PC로 대표되는 새로운 정보통신기술을 단순히 콘텐츠 전달 수단으로만 인식하여, 종래의 오프라인 교육에 비해 차별화된 학습효과를 만들어내는데 한계가 존재하였다. 또한, 기출 문제들이 담긴 파일이나 교과 내용 설명을 수록한 웹페이지와 같은 정적인 학습 콘텐츠들은 복제나 모방에 취약하고, 진입 장벽이 낮다는 점 등의 문제로 인해 사업화에도 어려움이 존재하였다.

본격적으로 e-러닝이 활성화되는 데에는 멀티미디어 학습 콘텐츠의 역할이 컸다고 보여진다. 특히 웹 상에서의 멀티미디어 공유 기술이 발달하면서 동영상 강의, 음성 강의, 플래시나 애니메이션 기반 강의 등의 콘텐츠들이 등장하였고, 그 중에서도 일반적으로 인터넷강의(인강) 또는 온라인강의라고 하면 동영상을 떠올릴 정도로 온라인 교육에서 동영상 학습 콘텐츠의 비중은 매우 높아졌다.

동영상 학습 콘텐츠는 교강사가 교과 내용을 설명하는 모습을 녹화한 영상을 학습자가 원할 때 재생시켜주는 것으로, 단순히 출판물 내용을 웹에 게시하는 것을 넘어, 구두 설명이나 판서와 같은 기존 대면학습 환경 자체를 제공함으로써, 교수 학습과 관련된 시간적, 공간적 제약을 해소한다는 e-러닝의 목적에 좀 더 다가간 것으로 볼 수 있다. 그러나 대면학습 환경에서는 학습 내용의 전달 이외에도 질의응답을 비롯한 교수자-학습자 간 상호작용 및 학습자들에 대한 관찰 등이 일어나지만, 동영상 콘텐츠에 이러한 부분까지 담기는 어렵다. 아울러, 대면학습 환경에 존재하는 긴장감이 떨어질 수 있는 점과 같은 단점도 존재하는 등, e-러닝 이용자들은 여전히 [표 1]과 같은 불편 사항을 느끼는 것으로 조사되었고, 전체적으로 학습 집중력이 떨어진다는 점(27.1%)과 질문 등이 불편하다는 점(20.3%) 등이 가장 빈번하게 지적되었음을 볼 수 있다.

4) Just-Put-It-On-The-Web Approach : 활자로 된 오프라인 교육 콘텐츠를 단순히 웹에 게시하는 방식의 e-러닝 콘텐츠 제작 방법

[표 1] e-러닝 이용자의 개인특성별 이러닝 불편사항 및 문제점 (2013년)

불편 사항	성별		연령별						전체
	남	여	3-7세	8-19세	20대	30대	40대	50이상	
질문 등의 불편	20.7	19.9	20.2	21.5	17.8	19.9	21.7	21.8	20.3
학습 집중력이 떨어짐	27.1	27.1	23.0	24.8	33.3	26.4	27.4	21.5	27.1
교육 친화적이지 못함	16.0	14.4	12.9	17.1	13.6	13.4	15.5	18.5	15.3
오프라인 대비 교육 효과 낮음	14.1	15.6	14.4	15.2	13.6	15.9	14.0	15.9	14.8
원하는 교육 콘텐츠가 부족	11.2	11.9	10.5	9.5	11.9	12.6	12.2	12.6	11.5
비용대비 효과 낮음	11.0	10.6	19.1	11.7	9.6	11.3	9.2	11.3	10.8
기타	-	0.4	-	0.2	0.1	0.6	-	0.6	0.2

<출처: 산업통상자원부 이러닝산업실태조사, 단위: %>

e-러닝과 관련된 이러한 불편 사항들을 해소하기 위한 노력이 없었던 것은 아니며, 혼합학습⁵⁾이나 쌍방향 동영상 강의⁶⁾ 등은 동영상 시청 위주 e-러닝의 단점을 극복하고자 등장한 대표적인 대안들이다. 하지만 이들의 경우, 종래의 대면학습과 유사한 환경에 의존하는 경향이 강해져 교수학습에 있어 시간적, 공간적 제약이 다시 늘어난다는 측면에서 e-러닝의 목표에 역행하는 측면이 있는 것도 사실이다.

또한, e-러닝의 가장 큰 문제는 [표 1]에서 볼 수 있듯이, 학습 집중력이 떨어지기 쉽다는데 있다. 이는 교수자의 부재 등으로 인한 낮은 긴장감, 학습자 개인의 수준을 고려하지 않고 녹화된 내용만을 획일적으로 재생하는 콘텐츠, 학습자의 성취도 등에 따른 적절한 학습 경로 설정 기능의 미비 등의 원인에서 기인한다. 바꾸어 말하면, 아무리 양질의 학습 콘텐츠가 갖추어져 있더라도 학습자 개인에게 맞지 않고, 적절한 학습 방법이나 지도가 뒷받침되지 않으면 온라인 교육 콘텐츠의 효과는 크게 반감된다. 따라서, 앞으로는 동영상 강의로 대표되는 양질의 콘텐츠 확보에만 주력하는, 'Just Convert It Into Multimedia' 수준의 접근에 머무르지 않고 이러한 콘텐츠들을 보다 적절히 활용하는 방법들의 연구 및 개발이 요구된다.

5) (blended learning) : e-러닝과 오프라인 학습을 연계 및 병행시켜 학습 효과를 극대화하고자 하는 학습 방법

6) 쌍방향 동영상 강의 : 동영상 강의와 함께 채팅 등의 기능을 제공하여 교수자와 학습자 간 상호 작용을 실시간으로 지원하는 온라인 학습 콘텐츠

2-3. e-러닝에서 스마트 러닝으로

인터넷과 PC의 보급 이후에도 정보통신기술은 빠르게 발달하여, 우리는 이제 무선 인터넷과 모바일 기기의 대중화 시대를 살고 있다. 이러한 추세에 맞추어 교육 분야에서도 이러한 기술을 수용하고자 시도하였고, u-러닝⁷⁾, m-러닝⁸⁾ 등과 같이 모바일 기기를 통해 교육 콘텐츠를 제공하는 서비스들이 시작되었다. 나아가, [표 2]는 2013년에 조사된 교육 업체들의 모바일 기반사업 여부 및 비중을 보여주며, 아직까지는 조사 대상 중 약 25.7%에 해당하는 업체들만이 모바일 기반사업을 영위하고 있으나, 약 37.9%가 향후 확대 계획을 가지고 있을 정도로 점차 PC 기반 e-러닝을 모바일 기반 학습이 대체해나갈 것으로 예상된다.

[표 2] 모바일 기반사업 여부 및 비중 (2013년)

사업 성격 분류	모바일 기반사업 여부		비중	
	예	아니오	현재 모바일 기반 사업 비중	향후 확대 계획
콘텐츠	26.6	73.4	14.5	23.3
솔루션	38.9	61.1	21.2	28.9
서비스	23.1	76.9	20.4	48.2
계	25.7	74.3	19.2	37.9

<출처: 산업통상자원부 이러닝산업실태조사, 단위: %>

모바일 기기는 PC에 비해 이동성이 매우 높고, 언제 어디서나 활용이 가능하다는 장점이 있는 반면, 화면의 크기나 단말기 성능 등과 같은 한계도 뚜렷하다. 따라서, 모바일 기반 학습 콘텐츠 및 관련 인프라를 갖추는 과정에서 이러한 단말의 특성이 고려되어야 할 것이며, 그렇지 않을 경우, 단순히 PC 기반 e-러닝 콘텐츠를 모바일로 제공하는 'Just Put It On The Mobile Web'에 그쳐 큰 효과를 거두지 못할 가능성도 존재한다.

이러한 측면에서 모바일 기기가 갖는 잠재력을 극대화하기 위한 스마트러닝의 개념이 최근 화두가 되고 있다. 스마트러닝은 기본적으로 모바일 기기

7) ubiquitous learning

8) mobile learning

를 통해 제공되는 학습 콘텐츠와 관련 솔루션을 의미하며, 사실 m-러닝, u-러닝, 스마트러닝 등의 용어들의 경계는 명확하지 않은 측면이 있다. 다만, 스마트러닝의 경우, GPS 센서 등을 통해 학습자 관련 정보를 폭넓게 수집하고, 이에 기반하여 학습자 중심의 최적 학습 환경 및 방법을 제공하며, 학습자의 맥락에 맞추어 증강현실과 같이 다양한 쌍방향 학습 콘텐츠를 제공한다는 점에서 기존의 온라인 학습과 차별화된다. 다시 말해, 스마트러닝은 보다 적극적이고 세심하게 학습자를 관찰하고, 보다 지능적인 방법으로 효과적인 학습을 이끌어어나가는데 주안점을 두어야 한다.

앞서 이야기한 바와 같이, e-러닝을 비롯한 디지털 학습 콘텐츠들은 학습자를 교수자가 직접 관찰할 수 없어, 적절한 상호작용이 어렵고, 이로 인해 학습자의 흥미나 집중력이 저하되기 쉽다. 그럼에도 불구하고, 사실 PC나 모바일 기기들은 교수자를 대신하여 학습자의 특성을 일부 관찰 및 기록해왔다. 예를 들어, 전통적인 e-러닝 시대에도 학습자가 어떤 콘텐츠들을 어떤 순서로 이용했는지, 각 콘텐츠를 얼마나 오래 조회했는지 등의 정보들은 웹 서버의 로그 또는 e-러닝 관리 시스템의 학습 이력 형태로 기록되어 왔고, 이들은 단순한 형태이긴 하지만 대면교육 환경에서 교수자가 학습자를 관찰하는 것과 개념적으로 유사하다. 다만, 인간 교수자는 이를 통해 학습 방법이나 진도, 수업 난이도 등을 유연하게 조정할 수 있는 반면, 전통적인 e-러닝 시스템들은 각 콘텐츠의 재생 시간을 기록하여 개별 학습자의 진도를 체크하는 정도로 단순하게 활용해왔다는 차이가 있을 뿐이며, 이는 비교적 단순한 데이터들만이 수집 가능했기 때문이기도 하다.

이제 모바일 기기가 대중화되고, 대부분의 사람들이 이들을 거의 상시적으로 휴대하고 있다. 또한, 모바일 기기들은 기존의 PC에 비해 다양한 센서들이 탑재될 수 있기 때문에, 디지털 학습 콘텐츠 이용자에 대한 정보를 보다 다양하게, 실시간으로 수집할 수 있다. 즉, 앞으로 도래할 스마트러닝 시대에는 기존의 PC 기반 학습에 비해 방대하고 복잡한 학습자 관련 데이터가 수집될 것이며, 이들을 어떻게 분석하고 활용하여 개별 학습자들의 학습을 지능적으로 이끌어가는가가 학습 프로그램 및 콘텐츠들의 주된 경쟁요소로 떠오를 것이다. 특히, 단순히 종래의 e-러닝 콘텐츠를 모바일 웹에 게시하여 제공하는 정도로 스마트러닝에 접근할 경우, e-러닝 초창기의 Just Put It On The Web 접근 방법이 범했던 우를 반복할 가능성이 높다.

3. 차세대 교육 시스템을 위한 Learning Analytics

3-1. 대면학습 이상의 학습 환경을 제공하자

앞에서 e-러닝 콘텐츠 및 관련 시스템의 중요한 한계점으로 오프라인 교육 환경에 존재하던 학습자와 교수자 간 상호작용, 학습자에 대한 적절한 평가와 관찰 및 피드백 등과 같은 바람직한 요소들을 반영하지 못한다는 점을 지적하였다. 나아가, 이로 인해 상당수 디지털 학습 콘텐츠 사용자들이 불만을 가지고 있고, 채팅 기능을 덧붙인 실시간 화상 강의와 같이 대면학습 환경에 존재하던 바람직한 요소들을 온라인 교육에 보다 많이 반영하고자 하는 시도도 있었다.

그렇다면 이렇게 대면학습 환경을 온라인 상에 그대로 옮겨 놓는 것이 앞으로 교육 시스템이 나아갈 길인가? 이번에는 반대로 기존의 대면학습 환경은 얼마나 이상적이었는지 생각해보자. 자신의 분야에 대한 폭넓은 지식 뿐 아니라, 우수한 교수법과 열의를 가지고 있는 교수자가, 다양한 자료들을 유연하게 이용하면서, 열정적이고 서로 비슷한 실력을 가진 비교적 소수의 학생들을 지도하는 상황이라면 대면학습의 효과를 최대한 이끌어낼 수 있을 것이다.

하지만 현실의 대면학습 환경은 대부분 그렇지 못하다. 예를 들어 [표 2]에서 사용자들이 온라인 강의의 단점으로 가장 많이 꼽은 것이 집중력이 저하된다는 점이다. 마찬가지로 교실에서도 수업이나 강의 중 흥미와 긴장감을 잃고 학습에 집중하는 못하는 학습자들이 상당수 존재한다. 또한, 녹화된 동영상 강의를 개별 학습자들의 특성을 고려하지 않고 획일적인 내용을 전달하는 것처럼, 대면학습 환경에서도 본인의 수준보다 더 어렵거나, 너무 쉬운 내용을 일방적으로 수강하게 되는 학습자가 많다. 교수자들은 학습자 한명 한명을 세심하게 관찰하는데 현실적인 한계를 느끼며, 시험과 같은 학습자 평가나 강의만족도 관련 설문 등과 같은 의견수렴에 대해서도 효과적인 피드백을 즉각적으로 제공하는 것이 어렵다.

요컨대, 대면학습 환경을 온라인으로 가져오는 것 역시 학습효과를 극대화하는 데 한계가 있으며, 앞으로의 학습 시스템은 대면학습 환경에서 현실적으로 어려웠던 업무나 기능까지를 충분히 지원할 수 있는 형태로 발전해야 할 것이다. 예를 들어, 특정 학습자가 현재 학습 주제가 너무 어려워 포기할지, 적당히 이끌어주면 학습을 완수할 수 있는지, 아니면 보다 수준 높은 주

제로 인도해야 하는지를 실시간으로 판단하고, 필요한 내용을 개별 학습자에게 가장 적합한 형태로 제공할 수 있는 시스템이 앞으로 등장하여 활용될 것이다.⁹⁾ 그리고 당연한 이야기이지만, 이러한 개념을 실현하기 위해서는 학습자와 관련된 정보를 실시간으로 수집하여 분석하고, 적절한 판단을 내려 학습 환경을 자동적으로 최적화해나갈 수 있는 시스템이 필수적이다.

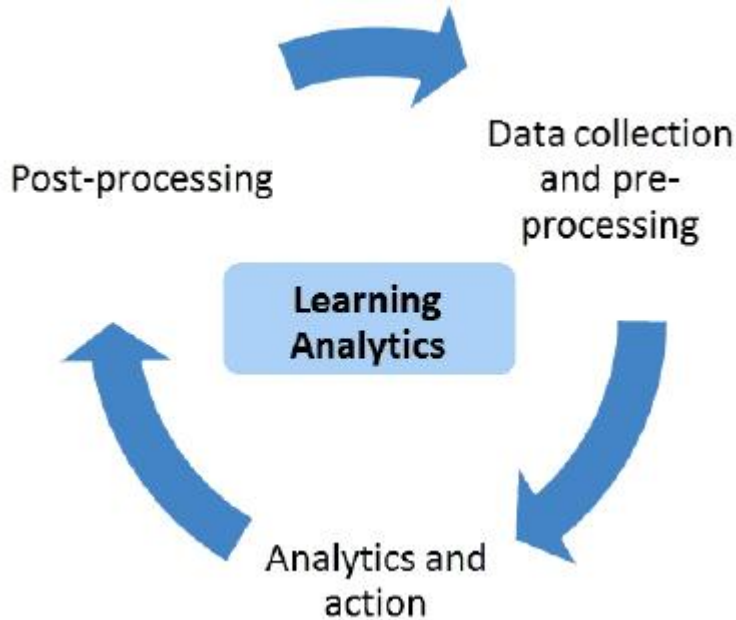
이제 e-러닝의 시대를 거쳐, 다양한 모바일 기기와 센서를 교육에 활용하는 스마트러닝 시대로 접어들면서, 실시간으로 수집할 수 있는 학습자 관련 정보의 종류와 양은 크게 증가하였다. 남은 것은 학습 효과를 극대화하기 위하여 이러한 데이터들을 어떻게 분석하고 활용할 것인가 하는 부분이다. 이러한 맥락에서 최근 들어 이슈로 떠오르고 있는 연구 주제가 바로 학습분석학(Learning Analytics, LA)이다. 아울러, 본 고에서는 LA의 개념과 동향에 대해 종합적으로 살펴보면서 이 주제에 대한 개괄적인 이해를 제공하고, 앞으로 교육 시스템이 나아갈 방향 등에 대해 논의해보고자 한다.

3-2. Learning Analytics 개념 및 등장 배경

연결주의¹⁰⁾ 학습 이론의 창시자이자, 교육 혁신 관련 분야의 저명한 연구자인 George Siemens 교수는 LA를 간단히, '학습자와 학습 맥락에 대한 데이터를 측정, 수집, 분석 및 정리하여, 학습 내용과 학습 환경을 이해하고 최적화하고자 하는 것'으로 정의하고 있다. 이와 비슷하게 Chatti et al. (2012)에서는 LA의 핵심 프로세스를 [그림 3]에서와 같이 데이터 수집 및 전처리, 체계적인 분석 및 이에 기반한 조치, 그리고 사후 처리의 세 가지로 구성된 순환 구조로 제시하고 있다. 데이터의 수집, 분석 및 활용을 공통적으로 강조하는 이들 설명은 LA의 본질을 포괄적으로 보여주는 것이 사실이나, 이것만으로는 LA의 개념이 왜 등장했고, 왜 주목받고 있는지를 이해하는데 다소 한계가 있다고 생각된다. 이에, 먼저 LA의 태동에 영향을 미친 몇 가지 배경들에 대해 살펴보고자 한다.

9) U.S. Department of Education Office of Educational Technology, 2012.

10) 사회에서 다양한 정보나 지식들 간의 연관성 형성을 통해 실제적인 학습이 이루어진다고 보는 학습이론



[그림 3] Learning Analytics Process

<출처: Chatti et al., 2012>

먼저, 학습자와 학습 맥락에 대한 데이터를 분석하여 활용한다는 것은 새로운 개념이 아니고 그 이전에도 교육 데이터마이닝(Educational Data Mining, EDM)의 형태로 활발히 연구되었던 주제이다. 데이터마이닝(Data Mining, DM)은 본래 대용량의 데이터에 숨겨진 유용한 지식이나 패턴을 자동적으로 탐사하는 방법을 총칭하며, 제조업, 마케팅, 자연과학 및 e-비즈니스 등의 분야에 다양하게 적용되어 좋은 성과를 얻어내었다. 전통적으로 데이터마이닝이 수행할 수 있는 임무들로는 특정 대상이 갖는 독립변수들과 종속변수 간의 관계를 분석하여 종속변수 값을 추정하는 예측적 분석(Predictive Analysis)¹¹⁾, 유사한 특성치를 갖는 대상들끼리 그룹을 짓는 군집 분석(Cluster Analysis)¹²⁾, 거래 데이터(Transaction Data)를 분석하여 이산적인 항목들 간의

11) target, response variable 등으로도 지칭하며, 종속변수가 범주형인 경우 분류(classification), 종속변수가 수치형인 경우 예측(forecasting)이라 함. 유사한 용어로 교사 학습(supervised learning)이 있음.

12) 두 개 대상 간 유사도 또는 비유사도 측정 방법에 기반한 분석이며, K-means 알고리즘, 계층형 군집 알고리즘 등이 흔히 사용됨.

인과 관계를 분석하는 연관 분석(Association Analysis)¹³⁾ 등이 존재한다. 또한 각각의 임무를 수행하기 위한 알고리즘은 매우 다양하며, 대부분의 알고리즘들이 데이터에 내재된 일반적인 경향이나 패턴 등을 찾아내어 활용한다는 점에서 DM은 인공지능(Artificial Intelligence), 기계학습(Machine Learning), 패턴인식(Pattern Recognition) 등과도 유사한 측면이 있다.

상기 전통적인 DM 기법들 외에도 LA와 관련하여 몇 가지 언급할 가치가 있는 DM 관련 응용 분야로 추천(Recommendation), 시각화(Visualization), 프로세스 마이닝(Process Mining) 등이 있다. 추천은 다양한 항목들 중, 특정 대상에 가장 적합할 것으로 기대되는 것을 선별하여 제시하는 기능을 의미하며, 본래 사용자의 취향이나 관심사에 맞는 영화나 서적, 신문 기사 및 온라인 쇼핑 물품 등을 추천하는데 활발히 적용되었다. 이와 유사하게, 교육 분야에서는 다양한 학습 콘텐츠 중 개별 학습자에게 적합한 것을 선별하기 위한 추천 시스템이 활발히 연구되고 있다. 한편, 빅데이터(Big Data)라는 용어가 등장한데서 볼 수 있듯이, 전산화된 데이터의 분량이 폭발적으로 증가하면서 전통적인 DM 기법들을 기계적으로 데이터에 적용하기보다 분석 과정에 분석자가 적극적으로 개입함과 함께 지나치게 복잡한 데이터나 분석 결과들을 보다 간소화시켜야 한다는 필요성이 제기되었다. 특히, 인간의 시각적인 정보 인지 및 처리 능력을 활용할 경우, 데이터에 대한 분석 및 활용 절차의 효율성이 크게 높아지기 때문에, 데이터 특성이나 분석 결과를 인간이 효과적으로 이해할 수 있는 형태로 제공해야 한다는 시각화의 개념이 근래에 주목받고 있다. 이와 관련하여 교육 분야에서는 학습자 및 학습 맥락과 관련된 데이터를 기계적으로 처리하기보다 교수자나 학습자에게 적절한 형태로 제공하여 최종적인 판단을 인간에게 맡기는 형태의 활용이 흔히 고려된다. 마지막으로 프로세스 마이닝은 로그 데이터에서 업무 프로세스를 모형화하여 추출하는 방법을 의미한다. 전통적인 통계나 DM 기법들은 일반적으로 테이블 형태 데이터¹⁴⁾를 주요 분석 대상으로 삼았던 반면, 로그 데이터는 다양한 개체들이 발생시키는 일련의 이벤트들을 기록하는 형태로 개체 식별자, 이벤트 식별자 및 이벤트 발생 시각이라는 3가지 필수 필드를 갖는다. 프로세스 마이닝은 이러한 로그 데이터를 분석하여 개체들이 경험하는 프로세스의 특징

13) 거래들이 포함하는 항목들을 기록한 거래 데이터가 분석 대상이며, 장바구니 분석(market basket analysis)으로도 지칭.

14) 일반적으로 행(레코드) 1개가 사례 1개를 나타내고, 여러 개의 열(필드)들이 각 사례의 특성치를 포함하도록 이루어진 데이터

을 파악할 수 있게 해주며, 특히, 이상적인 프로세스가 아닌 실제로 수행되는 프로세스를 모형화하여, 프로세스의 문제점을 진단하고 개선 방향을 도출하는 것을 지원한다. 교육 분야에서는 학습자들의 학습 과정을 관찰하고, 성공적인 학습 프로세스와 그렇지 못한 경우를 구분하거나, 학습 시스템을 개선하는데 활용될 수 있을 것으로 생각된다. 아울러, LA에서 강조하는 데이터 분석을 위한 기법이 DM에만 한정되는 것은 아니며, 전통적인 DM기법은 아니지만, 텍스트나 언어 형태의 서술을 분석하여 문맥의 내실을 파악하고자 하는 담화 분석(Discourse Analytics)이나 학습자 간 상호작용의 형성 구조를 파악하고자 하는 소셜네트워크 분석(Social Network Analytics)과 같은 기법들도 교육 분야에서 점차 활발히 활용되는 추세이다.

디지털 학습 콘텐츠 및 e-러닝 시스템의 등장으로 학습자와 관련된 데이터들이 축적되면서, 교육 분야에서도 상기 알고리즘이나 기법들을 적용하여 유용한 결과를 얻고자 한 것이 EDM이다. 즉, LA 이전에도 학습 과정에서 수집되는 데이터를 분석하고 활용한다는 개념은 다양하게 연구되어왔다. 그럼에도 불구하고, 기존의 EDM을 넘어 LA라는 새로운 개념이 등장하게 된 배경은 무엇일까? 이에 대해 UNESCO는 2012년에 발간된 보고서¹⁵⁾에서 빅데이터의 등장과 비즈니스 인텔리전스(Business Intelligence, BI)의 필요성이라는 두 가지 이유를 제시하고 있다.

먼저, 빅데이터는 간단히 말해 방대한 분량의 데이터를 일컫는다. 하지만 단순히 과거 1만명의 고객 데이터를 관리하던 기업에서 고객의 증가로 인해 100만명의 고객 데이터를 관리하게 되었다고 해서 이를 빅데이터로 부르는 것은 아니다. 중요한 것은 세밀도(granularity)가 높은 데이터가 높은 생성 빈도로 기록되며, 이 과정에서 데이터의 구조나 형식도 복잡해진다는 점이다.¹⁶⁾ 교육 분야에서도 e-러닝의 초창기부터 개별 콘텐츠의 이용 여부 및 이용 시간과 같은 정보부터, 개별 학습자가 제출한 답안 및 채점 결과 등에 이르기까지 데이터들이 수집하여 활용하지 않은 것은 아니었다. 하지만 최근에는 학습자 및 학습 맥락과 관하여 기존과는 차원이 다른 빅데이터들의 수집 및 활용 가능성이 열리고 있다. 먼저, 스마트폰은 일반적으로 이용자가 상시 휴대하기 때문에 학습 콘텐츠를 이용하지 않을 때의 학습자 행태에 대한 정보

15) Learning Analytics Policy Brief, UNESCO Institute for Information Technologies in Education, 2012.

16) 특성을 대용량(Volume), 빠른 생성 주기(Velocity), 다양성(Variety)의 3V로 이야기하기도 한다.

도 수집이 가능하다. 예를 들어, GPS 센서는 학습자의 위치나 이동 경로를 실시간으로 관찰하여 위치기반학습(Location Based Learning, LBL)¹⁷⁾의 가능성을 높이고 있다. 그 외에도 최근 등장하고 있는 다양한 센서들은 학습 과정에서 학습자로부터 시선의 방향이나 동작, 음성 등 다양한 멀티 모달(Multi Modal) 정보들을 인지하여 학습자에 대한 정보를 보다 상세하고 연속적으로 기록해주고 있다. 나아가, 인터넷이 대중화되면서 온라인을 통해 학습자들이 게시판이나 채팅, SNS 등의 형태로 정보나 의견을 주고받으면서 진행되는 협력학습¹⁸⁾(Collaborative Learning, CL)의 기회가 늘어나면서 학습자들이 다양한 게시물을 작성하는 등, 앞으로는 보다 다양한 데이터들이 학습 환경으로부터 수집될 것이다. 이에 따라, 기존의 EDM과 개념적으로는 유사하지만 보다 복잡하고 정밀하며 폭넓은 범위를 다룰 수 있는 새로운 분석 체계가 마련될 필요성이 있다.

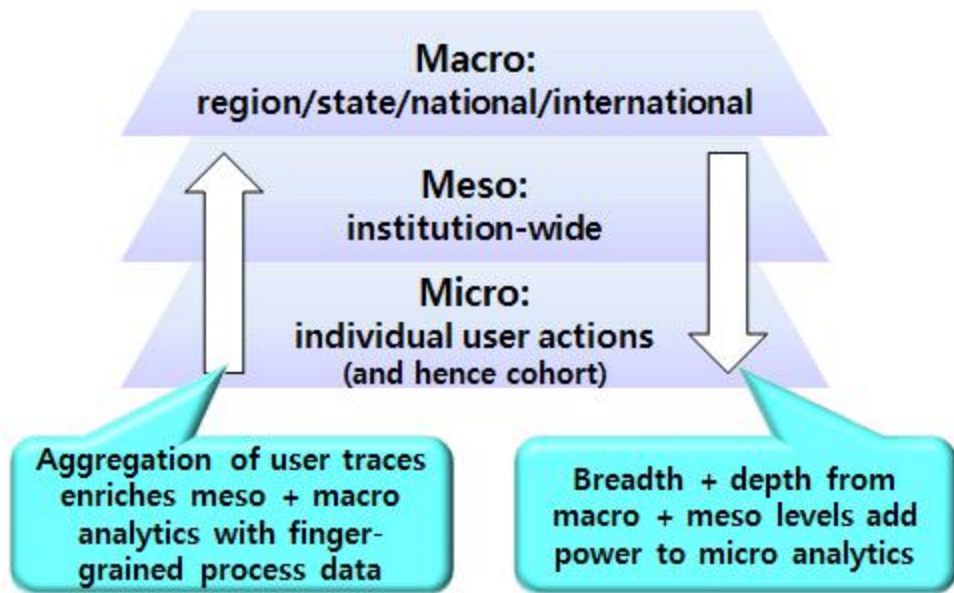
EDM에서 LA로의 전환이 필요한 두 번째 이유로는 BI의 필요성을 들 수 있다. 앞에서 소개한 EDM을 통해 기존에도 학습자와 관련된 데이터를 분석하여 활용하는 것을 목적으로 하는 연구나 개발이 다양하게 이루어져 왔음을 보았다. 그러나 이들 중 상당수는 다소 애드혹(Ad-hoc)에 가까운 방식으로 분석이 이루어져, 교육 현장에서 활용하는데 한계가 있었다. 그러다보니 실제 e-러닝 시스템에서의 데이터 수집 및 활용은 학습자의 콘텐츠 이용 시간을 측정하여 진도 상황을 체크하는 정도에 머무르는 경우가 많다. 반면, BI는 조직에서 다양한 데이터를 수집 및 분석하되, 이를 일상적으로 활용할 수 있도록 업무 프로세스나 정보 관리 및 시스템 등 다양한 측면의 체계를 갖추 것을 요구한다. 교육 분야도 이와 마찬가지로, 앞으로는 실험적인 연구나 새로운 기술의 적용 가능성을 탐구하는데 머무르지 않고, 교육과 관련된 다양한 참여자들에게 실질적인 효용을 가져다줄 수 있는 데이터 활용 체계가 필요하다. 즉, 학습자에게는 극대화된 학습효과를, 교수자에게는 효과적인 지도 방법을 제공할 뿐 아니라, 교실 밖에서 교육 기관의 마케팅 또는 경영 전략이나 정부의 교육 정책 입안과 같은 다양한 의사결정과정까지를 효과적으로 지원하는 교육 시스템의 가능성이 타진되고 있는 것이다.

나아가, UNESCO에서는 [그림 4]에서 보는 바와 같이 이러한 기능이나 시

17) 위치에 따라 인근 음식점이나 지리 안내 등을 제공하던 위치기반서비스를 교육 분야에 적용하여, 사용자의 위치에 맞는 학습 콘텐츠 등을 제공하는 서비스.

18) 학습자와 교수가 간 또는 학습자들 간 협력을 통해 학습목표를 달성하게 되는 학습 방법으로 문제 해결이나 프로젝트 수행 등에서 흔히 발생.

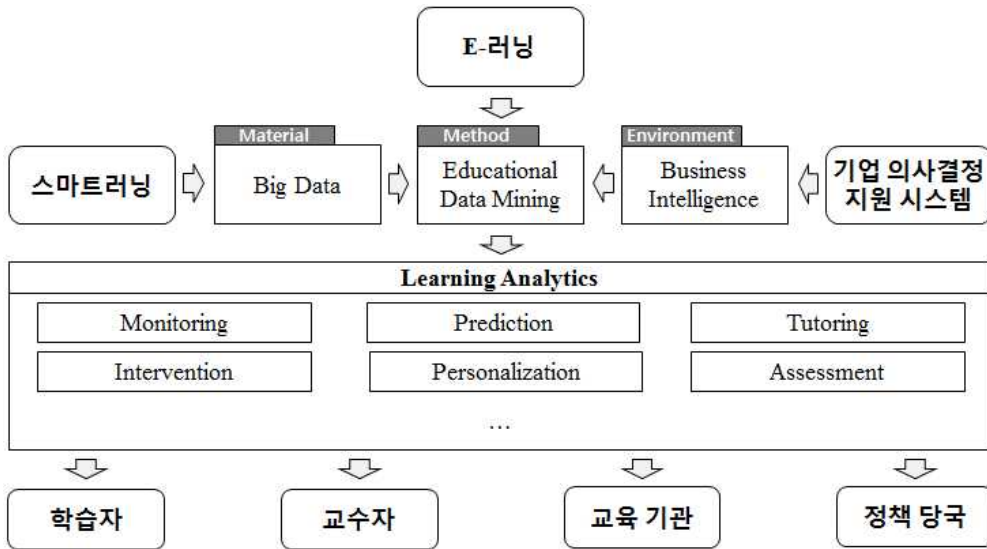
시스템들이 각자 고립되지 않고, 유기적으로 통합되어야 함을 지적하고 있다. 즉, 지역이나 국가, 국제적 차원의 분석 기능을 의미하는 Macro 수준, 개별 교육 기관 내 분석 기능을 의미하는 Meso 수준, 개인 학습자 차원의 분석 기능인 Micro 수준들의 통합이 필요하다. 이러한 통합을 통해, 하위 수준의 데이터들은 상위 시스템에서 통합되어 일반적인 패턴이나 경향 도출에 활용되고, 상위 수준에서 도출한 전략적, 정책적 방향성을 다시 개별 교육 기관이나 개인 학습자와 같은 하위 수준에 전파하여 개별 학습 주체들의 학습 효과를 극대화하는 것이 LA가 나아가야 할 궁극적인 목표로 제시되고 있다.



[그림 4] Learning Analytics 수준별 통합 구조

<출처: Buckingham Shum, 2012>

앞에서 본 바와 같이 LA는 최신 기술들을 적극 활용하여 교육 환경과 시스템을 전체적으로 혁신하고자 하는 목표를 가지고 등장하여 근래에 활발히 연구되고 있다. 요약하자면, EDM과 같은 분석 기법에 빅데이터와 같이 보다 많은 재료가 투입되고, BI와 같은 체계를 통해 이를 교수학습 환경에서 일상적으로 활용하고자 하는 것이 LA이며, [그림 5]는 이러한 LA의 등장 배경과 개념을 요약해서 보여준다.



[그림 5] Learning Analytics 등장 배경 및 개념

3-3. 아직은 태동 단계

LA는 최근 교육, 데이터 분석 및 정보 시스템 등 다양한 분야에서 새로운 의미 있는 연구 주제로 받아들여지고 있으며, 이와 관련된 논의나 연구 및 개발도 활발히 이루어지고 있다. 그러나, 아직까지 LA는 태동 단계를 채 벗어나지 못한 신생 분야이며, 이론적인 체계나 구체적인 실체는 정립되어나가는 중이다. 또한, LA가 앞으로 세계적인 혁신적 학문 분야로 발전할 것이라는 장밋빛 전망과 함께, 반대로 단지 기존의 데이터 분석이나 의사결정시스템과 관련된 하나의 응용 분야에 지나지 않는다는 평가절하에 이르기까지, LA에 대하여 다양한 시각이 존재하는 것도 사실이다. 또한, 그 동안의 연구 성과에 대한 체계적인 통합이 부족하여, 학술적 연구자들은 지나치게 이론적인 분석 기법의 응용에만 매달려 있고, 소프트웨어 벤더들은 종래의 것들과 충분히 차별화된 솔루션을 내놓지 못하고 있으며, 그 와중에 LA의 주된 사용자가 되어야 할 학습자나 교수자들은 아직까지 LA로부터 의미있는 수혜를 받지 못하고 있다는 지적도 나온다.

아울러, 교육이라는 산업의 세부적인 구성이 매우 다양하다는 점은 앞으로 LA 관련 연구자들이 고려해야할 사항을 매우 방대하게 만들고 있다. 예컨대,

초·중·고교생의 학습과 대학 수준의 전공 학습, 그리고 성인 대상 교양 학습 등은 다루는 수준이나 학습자 특성이 상이하다. 교과 내용에 있어서도 이론 위주인지, 실기나 실습 위주인지 등에 대한 차이가 있고, 동일한 교과를 학습 하더라도 다양한 학습 방법들이 선택될 수 있다. 따라서 LA를 실제 교육 현장에 적용할 때에는 매우 다양한 사항들이 영향을 미칠 수 있다.

이러한 난점들에도 불구하고, 기술의 발달을 이용하여 교육 환경과 시스템을 근본적으로 변혁시키고, 학습 효과를 극대화한다는 LA의 궁극적인 목표는 여전히 큰 가치를 가지고 있으며, 여러 가지 의미 있는 실험적 시도들이 이루어지면서 서서히 가시적인 성과나 산출물들도 나타나는 중이다. 특히, e-러닝 이후를 대비해야 하는 우리나라로서는 이와 관련된 흐름에서 뒤처지지 않도록 꾸준한 준비가 필요하다. 이러한 맥락에서 다음 장들에서는 LA와 관련된 동향을 좀 더 자세히 살펴보면서 그 실체에 보다 가까이 다가감과 동시에, 우리에게 어떤 시사점을 주는지 논의해보고자 한다.

4. LA가 도입된다면

4-1. 정보시스템으로서의 LA

앞에서는 LA가 기존의 기술적, 학술적 토대 위에서 매우 거창한 목표를 가지고 등장하였음을 소개하였다. 그러나 이러한 설명만으로는 여전히 LA는 누가 도입하며, 어떤 기능을 제공하고, 이를 통해 누가 어떤 수혜를 받게 되는지 명확히 이해하기 어려울 수 있다. 따라서, 이 장에서는 보다 구체적인 예시들을 통해 이러한 질문들에 대한 답을 찾아보고자 한다.

우선, LA는 기존의 ERP¹⁹⁾ 등과 같이 기업 또는 조직 차원에서 도입 및 구축해야 하는 일종의 전사적 정보시스템 성격을 갖는다. 단지 학교나 학원 등의 교육 관련 기관에서 학습과 관련된 정보를 관리하기 위해 도입한다는 차이가 있을 뿐이다. 즉, 일반 기업의 직원들이 기업용 정보시스템에 접속하여 여러 가지 업무 관련 정보를 조회 또는 입력하듯이, LA는 학습자나 교수자가 접속하여 사용하는 정보시스템으로 볼 수 있다. 나아가, 이 정보시스템을 도입하기 위해서는 교육기관이 기본적인 e-러닝 인프라를 가지고 있어야 한다. 즉, LA는 기존의 e-러닝 인프라와 연동되는 일종의 확장 기능 역할을 수행하는 정보시스템 또는 이에 의해 제공되는 서비스를 의미하며, 만약 e-러닝을 전혀 실시하지 않는 교육기관에서 LA를 도입하고 싶은 경우에는 e-러닝 관련 솔루션과 LA 시스템을 함께 구축하는 것이 필요하다.

앞에서 우리는 e-러닝의 개념과 장단점에 대해 이미 살펴보았다. 그리고 e-러닝 인프라의 확장 기능 격인 LA가 근래에 이렇게 주목받는 이유는 LA가 기존 e-러닝이 가지고 있던 여러 가지 문제점들을 해결할 수 있는 유력한 대안으로 떠올랐기 때문이다. 이러한 점을 보다 직관적으로 이해하기 위해 가공의 교강사 나교육 씨의 사례를 관찰해보기로 하자. 나교육 씨는 모 대학에서 201X년과 그 이듬해 2년 동안 동일한 교과목의 온라인 강의를 담당하였다. 그리고 이 대학은 201X년까지 종래의 e-러닝위주 인프라를 통해 온라인 강의를 운영하였지만, 그 이듬해부터 LA 시스템을 새로이 도입하여 e-러닝 시스템과 연동시키고 있는 것으로 가정하자. 하지만 2년 동안 교재나 동영상 콘텐츠 내용에는 변화가 없으며, 온라인 강의 동영상 이외에도 온라인 테스트 형식의 숙제나 온라인 포럼에서 조별 토론을 하는 과제도 간혹 부과되는

19) Enterprise Resource Planning :

인사, 재무, 생산 등 다양한 자원들과 관련된 정보들을 통합적으로 관리, 여러 가지 업무들을 전자적으로 수행할 수 있도록 지원하는 시스템.

등, 전체적인 수업 방법은 동일하다. 또한, 나교육 씨는 매 학기 초에 수강생들에게 오프라인 시험 성적, 온라인 테스트 및 토론 과제, 출석 및 성실성들을 토대로 성적을 산출할 것임을 공지하고 있다. 이제, 2년 동안 개강 이후 중간고사 기간 즈음에 발생하는 상황을 가상적으로 비교해보자.

4-2. 중래 e-러닝 환경

4-2-1. 수강생 장고민 군의 이야기

장고민 군은 소속 학과에서 중간 정도의 성적을 거두고 있는 학생이다. 대부분의 학우들처럼 이번 학기 초에 많은 의욕을 가지고 본 강좌 수업을 시작하였고, 학기 중에는 대체로 성실하게 강의를 수강하고 있다. 물론, 때로 바쁘거나 몸이 아파 정상적인 수강이 어려운 경우도 있지만, 그래도 매주 e-러닝 시스템에 접속하여 그 주차에 해당하는 동영상 강의를 틀어놓는 것만은 잊지 않는다. 왜냐하면 정해진 주차에 정해진 동영상을 재생해야만 출석 및 진도율이 기록되기 때문이다. 물론 빠뜨린 강의도 나중에 다시 볼 수는 있지만 출석 및 성실성 점수를 위해서는 정해진 주차에 조회하는 것이 무엇보다 중요하다.

동영상 강의 수강 중에는 수업에 집중하면서 시청하고자 하지만, PC를 사용하다보면 간혹 웹서핑이나 게임 등이 생각날 때도 있다. 종종 그러한 웹사이트나 프로그램에 한눈을 파는 경우도 있다. 하지만 그런 것은 잠시 뿐으로, 대부분 다시 동영상 강의로 돌아온다. 이에 스스로도 자제력을 발휘하고 있다고 느끼는 중이다. 하지만 얼마 전에 있었던 국가대표 축구경기 날에는 그러지 못하고, 동영상 강의를 틀어놓은 채 축구경기를 시청하기도 하였다. 하지만 출석 및 진도율이 위에서 설명한 것처럼 관리되기 때문에 e-러닝 시스템에 접속하여 본 교과목 가상 강의실로 들어오면 [그림 6]과 같이 수업에 성실하게 참여하는 학생으로 평가되고 있다. 비록 강의만 틀어놓은 날도 있지만, 어쨌든 최종 평가에 반영되는 출결이 잘 관리되고 있는 것을 보면 안심이다. 물론 수업 시간에 항상 집중해야하는 것이 맞지만, 어차피 보통 공부는 시험 기간에 몰아서 하는 경우가 많지 않은가.

수강생들은 매주 부과되는 객관식 문제 형태의 간단한 온라인 과제를 수행하게 되는데, 대부분 평이한 문제들이나, 간혹 애매한 경우에는 오답을 택하여 e-러닝 시스템이 간단한 해설이나 교재나 동영상 강의에서 관련된 부분을

알려주기도 한다. 학우들에게 물어보아도 나와 비슷한 상황인 것 같다.

얼마 전에는 온라인 포럼에서 조별로 토론을 하는 과제가 나왔다. 특정 주제에 대한 찬반 여부를 결정하는 것이었는데, 포럼에 게시물을 포스팅하는 횟수가 집계되기 때문에 다소 무의미한 이야기나, 식사나 한번 하자는 식의 내용도 일단 포스팅하는 것이 중요하다. 공교롭게도 우리 조원들은 전원이 찬성 쪽 의견을 내어 토의가 잘 진행되지 않았다. 이대로는 토론 결과 보고서로 작성할 내용이 마땅찮아 다소 걱정이 되었는데, 다행히 조원 중 한 명이 그러면 찬성 쪽 의견을 실행하는데 필요한 사항에 대해 논의해보고 이를 보고서로 제출하자고 하면서 먼저 여러 가지 의견을 내었다. 결과적으로 의미 있는 토론이 진행된 것 같고, 우리 조원들은 모두 토론 과제에서 좋은 점수를 받을 것이 기대된다.

진도현황				
▢ > 강의실 > 강의수강 > 진도현황				
평균진도율		100.00%		
출석정책		출석	100 이상 출석	지각
			70초과 99이하 70	결석
				70이하 결석
주차	강의내용	학습시간 /횟수	진도율	출석
1 주차	1단원 교과목 안내	170분8초/1	100%	○
2 주차	2장 배경 이론	81분0초/1	100%	○
3 주차	3장 관련 사례	65분29초/1	100%	○
4 주차	4장 데이터 분석	121분0초/1	100%	○

[그림 6] 기존 e-러닝 시스템 출결 및 진도 기록 예시

이제 오프라인으로 치루어야 하는 중간고사 기간이 다가온다. 시험공부는 좀 더 집중해서 해야 하니까, PC 앞에 있기보다는 교재를 가지고 도서관에 가기로 했다. 하지만 공부하다보니 잘 이해가 되지 않는 부분들이 종종 나온다. 특히, 전혀 기억이 나지 않는 단원이 있는데, 아마도 얼마 전 국가대표 축

구경기가 있었던 시기에 진행되었던 내용이 아닌가 싶다. 중요한 부분 같은 데 해당 주차에 좀 더 집중할 것을. PC로 가서 동영상 강의를 다시 시청해야겠다. 하지만 내용이 어려워 중간고사 때까지 내용을 확실히 익힐 수 있을지 모르겠다.

4-2-2. 교강사 나교육 씨의 이야기

나교육 씨는 이 교과목을 온라인으로 강의한지 몇 년 되었기 때문에 교과 내용에도 익숙하고, 준비한 동영상 강의 콘텐츠에도 자신이 있는 편이다. 특히, 예전에는 오프라인으로 강의한 적도 있어, 학생들이 어떤 부분을 어려워하는지 잘 알고 있으며, 콘텐츠를 제작할 때 그러한 부분들에 특히 신경을 썼다. 물론, 온라인으로 강의하는 지금은 수강생들을 실시간으로 관찰할 수 없어, 수업 분위기를 파악하는 것이 불가능하다. 아마 온라인 강의에 집중하지 않고 단순히 틀어만 두는 경우도 꽤 있을 것이다. 하지만 그것은 오프라인으로 강의할 때도 마찬가지였다. 앞자리에서 열심히 듣는 학생도 있는 반면, 뒤쪽에서 즐기거나 딴 짓하는 학생도 있기 마련이었다. 너무 심한 경우에는 주의를 주거나 짧은 유머를 통해 수업 분위기를 조금 바꿔보기도 했지만 기본적으로는 수업에 집중하지 못하는 학생도 강의의 일부분이라고 본다.

온라인 강의 경험도 이제 몇 년이 쌓였고, 매년 종강할 때 수강생들의 평점을 부여해 왔다. 오프라인 강의에서처럼 평점에 가장 큰 영향을 미치는 것은 항상 중간고사와 필기시험 점수였고, 아마 이번 학기에도 그럴 것이다. 시험 점수 말고도 수업 참여도나 숙제 및 조별 과제 같은 평가 요소들이 있지만, 적어도 이 과목에서는 이들이 평점에 미치는 영향이 상대적으로 크지 않다.

가장 큰 이유는 변별력이 크지 않기 때문이다. 오프라인으로 강의할 때는 매 수업 시간에 출석을 불렀고, 결석자도 몇 명 나오곤 했다. 하지만 이들은 대부분 다음 시간에 질병이나 학교 행사 등과 관련된 사유서를 들고 오기 마련이었고, 결석하지 않은 것으로 처리되었다. 그러다보면 학기말에 집계했을 때, 대다수 학생들의 출결사항이 양호하게 나타난다. 소수의 학생들은 그렇지 않았지만 그들은 출결 이전에 시험 점수도 저조한 경우가 많다. 마찬가지로 숙제의 경우에도 학우들의 것을 베껴서라도 제출할 수 있기 때문에 큰 편차가 없는 편이었다.

한편으로는, 일부 평가 요소들에 대해서는 정말 학생의 학업을 잘 반영하는

지 의문이 들기도 한다. 특별한 사정으로 부득이하게 수업에 빠질 수 있다는 점은 인정하지만 보다 중요한 것은 해당 수업 시간에 강의한 내용에 대한 학습일 것이다. 사유서를 들고 오기보다 결석한 날 수업한 내용을 따로 학습했음을 증빙해야하는 것이 아닐까? 반대로 매 수업 시간 빠지지 않고 출석하지만 항상 뒤에서 수업 끝날 때까지 즐기고 있거나 멍하니 있는 학생을, 결석하지 않고 성실하다고 평가하는 것이 맞는지 의문이 든다.

평가 요소에 따라 객관적인 측정이 애매한 경우도 있다. 조별 발표나 보고서의 경우 확연히 우수하거나 무성의하지 않은 이상, 나교육 씨는 비슷한 점수를 주곤 하였다. 시험 점수와 달리 학생들이 평가 결과의 차이를 쉽사리 납득하지 않기 때문이다. 때로는 종강 및 성적 산출 후, 수업을 정말 열심히 들었으나 시험 점수가 낮은 학생이 읊소를 해오기도 한다. 나교육 씨도 이 학생이 매 수업 시간마다 제일 앞자리에 앉아 고개를 끄덕여가며 열심히 경청했고 발표도 적극적이었던 것을 기억한다. 그리고 문제 몇 개를 틀렸어도 앞으로 잠재력이 크다는 점도 인정한다. 그러나 이를 어떻게 점수로 환산하겠는가. 시험도 그만큼 잘 봤으면 좋았으련만. 이러한 이유들로 인해 성적 평가는 시험 점수 위주로 하는 것이 가장 합리적이고 편리하다고 생각한다.

상기 내용들은 온라인 강의에도 거의 고스란히 적용된다. 중간고사가 다가오는 시점에서 나교육 씨는 본 교과목에 대한 이번 학기 교강사용 화면에 접속해 보았다. 한 쪽에 수강생들의 출결 사항이 요약되어 있는데, 현재까지 결석자는 단 1명, 그것도 1회 뿐이다. 정해진 기간에 해당 주차 동영상을 여는 것 정도는 대부분의 수강생이 빠뜨리지 않는다는 뜻이리라. 그나마 해당 주차 다음 주에 다시 보기로 온라인 강의를 수강했다고 결석처리하지 말아달라는 메일이 온 상태다. 즉, 사실상 결석자는 현재까지 0명이고, 온라인 테스트도 상황은 비슷하다. 변별력 없는 것이 오프라인 강의에서보다 더하다.

교강사용 화면 한 쪽에는 조별로 개설된 토론 포럼들과 관련된 정보가 요약되어 있다. 각 조의 구성원이 누구이며, 총 몇 개의 게시물이 올라왔는지, 어느 조원이 가장 많은 게시물을 올렸는지 등이 보인다. 하지만 이것만으로 각 조가 유의미한 토론을 진행했는지, 합리적인 결론을 도출했는지를 판단하기는 어렵다. 이에 각 조의 포럼에 실제로 들어가서 내용을 대강 살펴보았다. 모든 포럼을 자세하게 관찰하기는 어렵지만 특별히 잘 한 팀이 1개 있는 것 같다. 나교육 씨는 이 팀 외에는 동일한 점수를 주기로 한다. 어차피 최종 성적은 대부분 중간 및 기말 고사 점수로 판가름 날 것이므로.

4-3. e-러닝과 LA가 연동되는 환경

4-2-1. 수강생 고희망 군의 이야기

고희망 군은 장고민 군의 1년 후배로 이듬해 나교육 씨의 온라인 강의 교과목을 수강하게 되었다. 올해부터 학교에서는 e-러닝에 LA라는 새로운 시스템을 접목하였다고 하는데, 정확히 어떤 것인지는 잘 알지 못한다. 하지만 대학 입학 전에도 e-러닝을 해본 적이 있어, 이번 온라인 강의로 비슷할 것이라 생각하고 있다. 또한, 학과 선배인 장고민 군과 친하게 지내는 사이로 작년에 이 교과목을 어떤 식으로 수강했는지 들었고, 선배와 비슷한 방식으로 학습을 진행하고 있었다.

그런데 하루는 스마트폰에 설치된 e-러닝 앱에 경고메세지가 나타났고, 접속해보니 본인이 이번 학기 이 교과목 학습목표를 성취하는데 실패할 위험이 높다는 경고를 볼 수 있었다. PC에 앉아 e-러닝 시스템에 접속했을 때도 같은 내용이 표시되었다. 고희망 군에게 제공된 것과 똑같은 내용은 아니지만, [그림 7]은 이러한 기능의 효시인 Purdue 대학의 Course Signals 시스템을 보여준다. Course Signals는 개별 수강생의 학습 이력을 분석하여 학습 성취도가 고, 중, 저 그룹 가운데 어디에 속할지를 예측한 후, 이를 다시 학습자에게 알려주는 역할을 한다.

장고민 선배처럼 시험 기간에 가서 집중적으로 공부하려 했던 고희망 군은 잠시 당황스러웠지만 좀 더 학업에 신경을 써야 하나라는 생각도 들었다. 그러다 문득, 아직 중간고사도 치루지 않은 시점이라는 사실이 떠올랐다. 선배처럼 매 주차의 동영상 강의는 정해진 시간에 재생하고 있고, 온라인 테스트 숙제는 다른 학우한테 물어서라도 빠뜨리지 않고 있다. 얼마 전 있었던 조별 토론도 다행히 좋은 팀원들을 만났었다. 현 시점에서 본인의 성적이 나쁠 것으로 예상되는 것은 이해가 되지 않는다. 중간고사를 망쳤다면 모를까.

일단 본 교과목의 온라인 강의실에 들어가니, 나의 학습상황 대시보드(dashboard) 보기라는 버튼이 보인다. 이를 클릭하자, 다양한 그래프와 숫자들로 이루어진 화면이 나타났다. 고희망 군은 이들을 차근차근히 살펴보았다.



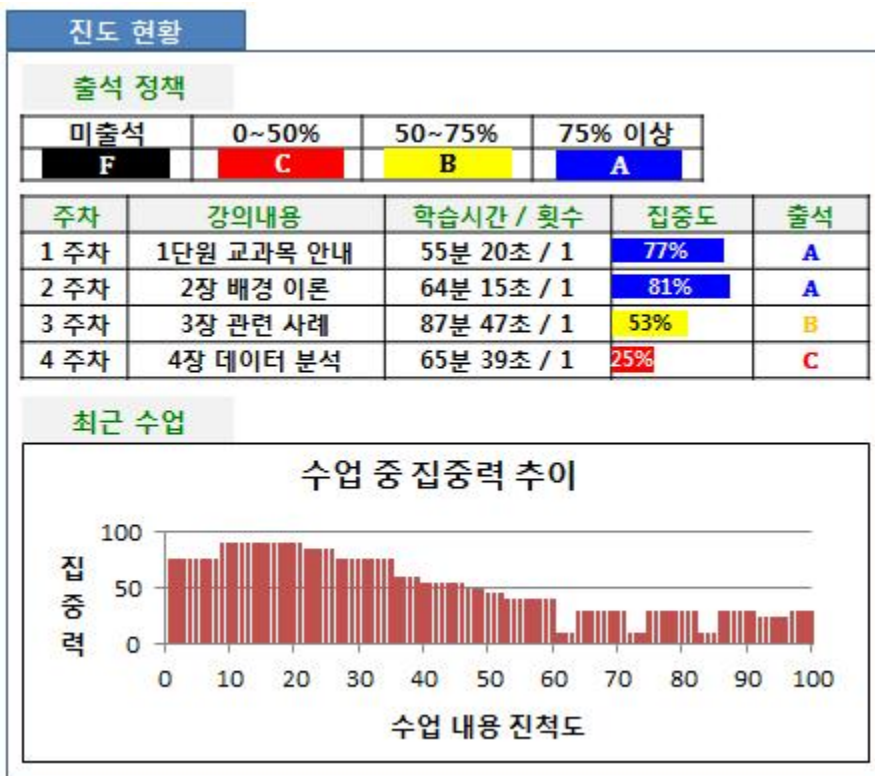
[그림 7] Purdue 대학의 Course Signals (왼쪽: 스마트폰 화면, 오른쪽: 웹 화면)

<출처: Harmelen and Workman, 2012>

먼저, 이번 교과목 출석 및 진도 현황이 화면 한 곳에 표시되어 있다. 이번 학기 매주 정해진 분량의 동영상 재생을 재했기 때문에 이 부분에는 문제가 없을 것으로 생각하려던 순간, [그림 8]과 같은 상세 내용이 눈에 들어온다. 이를 보니, 단순히 매 시간의 출석 여부만 체크하는 것이 아니라, 각 수업 시간의 출석 결과도 A, B, C 등급 등으로 평가가 이루어지고 있는 것이 아닌가. 아마도 수업에 집중을 잘 해야 그 시간의 출석 점수가 A로 평가되는 모양인데, 고희망 군은 최근 출석 결과가 낮아지는 추세에 있다.

그 아래에는 가장 최근 수업의 집중도를 나타낸 그래프가 보인다. 온라인 강의 시작 후, 진도의 30% 정도까지는 나름대로 잘 들었는데, 그 이후 집중력이 낮아지며 후반부에는 들쭉날쭉한 모습이 보인다. 지난 시간 수업을 생각해 보니, 초반 이후 조금 까다로운 내용이 나왔던 것 같다. 게다가 중간 이후에는 학우 한 명이 재미있는 연예 기사가 있다면서 메신저로 말을 걸어오

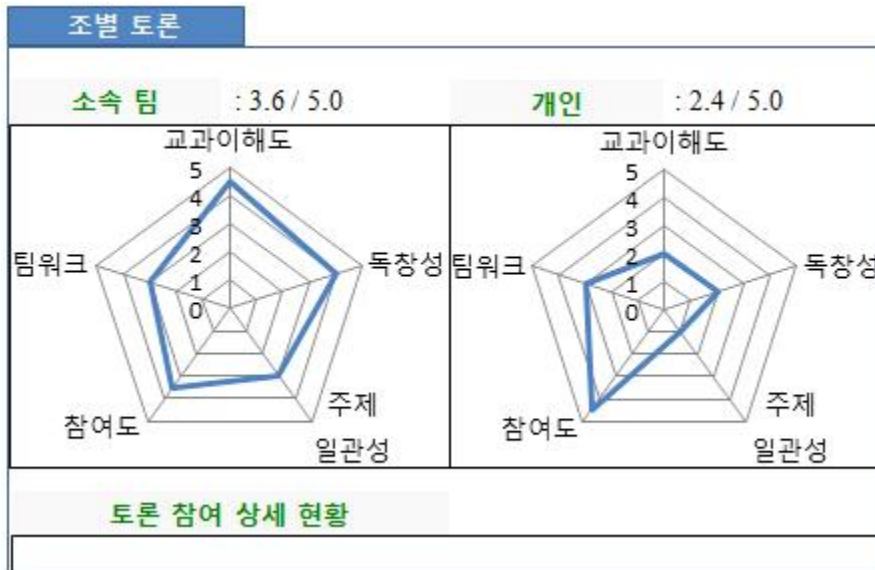
는 바람에, 학우와 대화를 하면서 인터넷 신문 기사도 몇 개 읽었다. 이런 점들로 인해 [그림 8] 하단의 최근 수업 집중력 추이 결과는 인정한다. 사실 지난 시간에 아주 열심히 수업을 듣지는 못했던 것 같다. 온라인 강의에서 이런 세세한 부분까지 기록하고 평가한다는 말은 못 들은 것 같은데, 이번에 새로 도입되었다던 LA 때문일까. 어쨌든 이를 보니 앞으로는 온라인 강의지만 수업을 들을 때 좀 더 신경을 써야할 것 같아 부담스럽다. 그나저나 본인이 수업 중에 집중을 하는지 한 눈을 파는지는 어떻게 관찰한 걸까.



[그림 8] Learning Analytics 하에서의 진도 현황 내용 예시

다음으로 대시보드에서 눈에 들어오는 것은 조별 토론 과제에 대한 평가 현황이다. 솔직히 본인은 시험 기간에 집중적으로 공부할 생각이었고, 현재까지 토론 중 다른 사람의 질문에 답을 한다거나, 독창적인 의견을 개진하지는 못했다. 하지만 팀원들이 모두 친하기 때문에 일상적인 대화 수준의 게시물

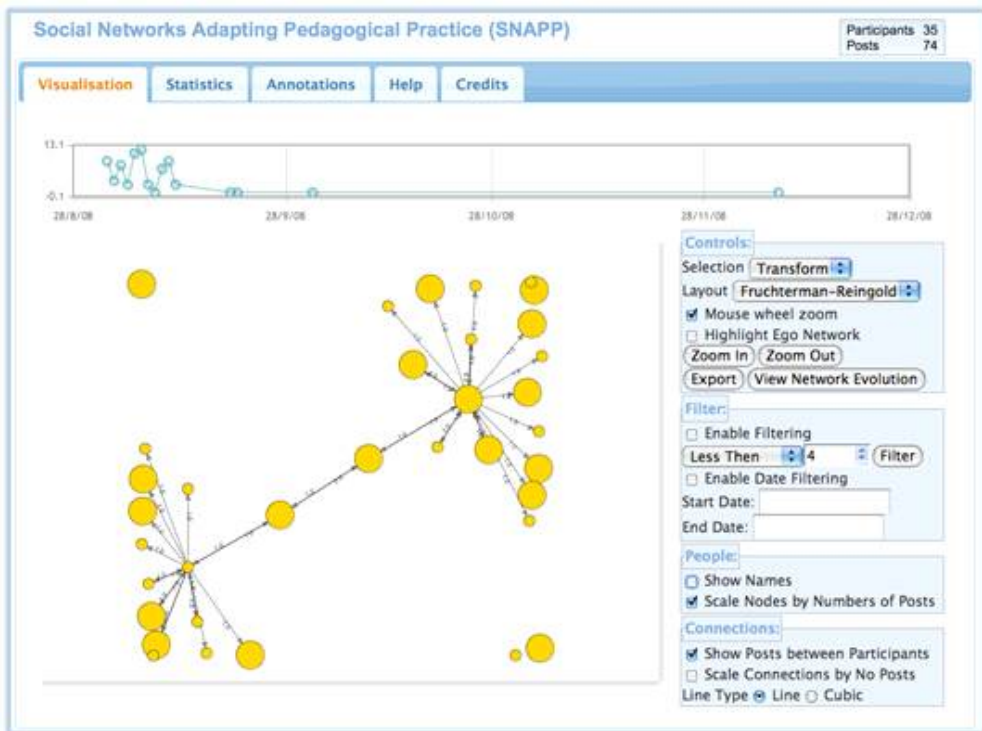
이라도 토론을 위해 개설된 포럼에 부지런히 포스팅하였다. 또한, 앞서 말했듯이 팀원 중 공부도 잘하고 성실한 학우가 있어, 그가 토론을 잘 이끌어나갔고, 보고서도 나름 잘 된 것으로 생각하고 있었다.



[그림 9] Learning Analytics 하에서의 토론 활동 평가 현황 예시

그런데 [그림 9]와 같은 토론 활동 평가 현황을 보자, 다시 당황스러운 느낌이 들었다. 일단, 소속 팀에 대한 평가와 개인에 대한 평가가 분리되어 있고, 본인의 평가 점수는 팀의 점수보다 낮게 나타나 있었다. 물론 발표자나 조장에게 가산점이 있는 경우도 있긴 하지만, 기본적으로 조별 과제 점수는 보통 소속 팀원들 모두 똑같은 점수를 받는 것 아니던가? 게다가 평가 항목을 보니, 교과이해도, 독창성, 주제 일관성, 참여도, 팀워크 등으로 세분되어 있다. 왼쪽의 소속 팀 평가 현황에서, 우리 조는 공부를 잘하는 팀원이 토론을 이끌어간 덕에 교과이해도나 독창성 등에서 좋은 평가를 받은 것으로 보인다. 팀원들 중 친구가 많아 일상적인 대화라도 많이 했던 것은 참여도 항목에 반영된 것 같다. 반면, 실제로 건설적인 토의는 조원 중 몇 사람에게 집중되어 있었고, 종종 토의보다 친구들끼리의 대화로 흘러갔던 적이 있어서인지, 팀워크나 주제 일관성 항목은 상대적으로 낮다.

오른쪽의 개인 평가 현황을 보니, 이번에도 딱히 틀린 말은 아니다. 중간고사 기간 전이라 아직 고희망 군은 교과이해도나 독창성 측면에서 본인도 준비가 미흡했다는 점을 인정한다. 게시물은 많이 포스팅했지만, 토론의 주제에 대한 일관성이나 팀워크에 대한 기여 측면이 낮았을 수도 있다. 하지만 작년까지는 이렇지 않았다고 하던데, 출석이나 과제는 빠지지 않는 정도로 하면서 시험 기간에 중요한 문제 위주로만 공부하려던 고희망 군은 조금씩 혼란스러워진다. 문제 풀이 뿐만 아니라, 교과목의 내용을 실제로 잘 이해해야만 좋은 성적을 받는 것인가?

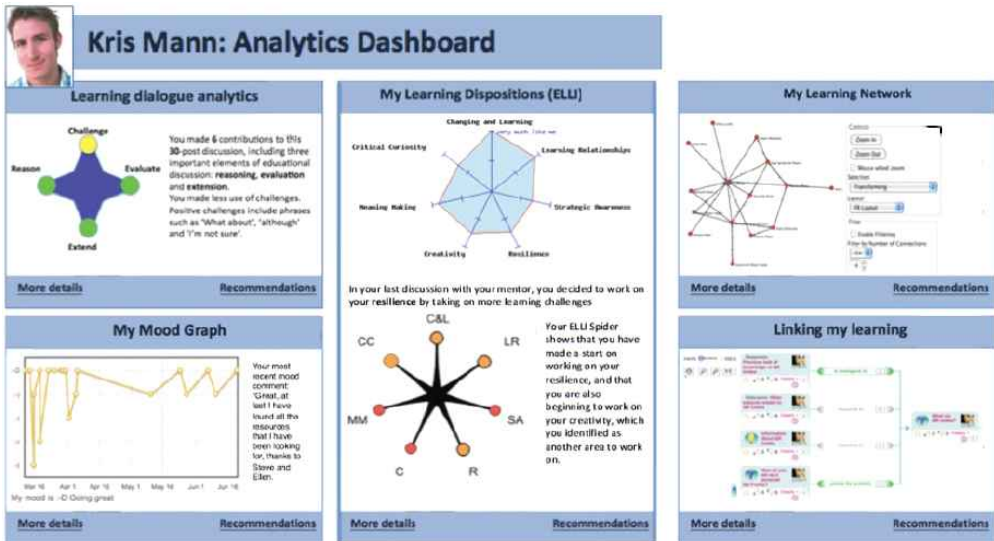


[그림 10] SNAPP의 학습자 포럼 활동 요약 화면

<출처: Bakharia and Dawson, 2011>

하단에는 다시 팀의 토론 활동 상세 현황이 시각적으로 나타나 있다. 여기서 볼 수 있었던 것은 [그림 10]에 나와있는 SNAPP²⁰⁾과 유사했다. SNAPP은

학습자들 간 또는 학습자-교수자 간에서 발생하는 학습과 관련된 활동들을 모니터하고 시각화해주는 소프트웨어로, 누가 활발하게 참여하는지, 어떤 사람 간 의사소통이 많았는지 등을 편리하게 보여준다. [그림 10] 상단은 학습자들의 활동의 시간에 따른 추이를 보여주기 때문에 소강상태인 경우 교수자가 새로운 주제를 제시하거나 하는 식으로 학습을 이끌어나가는 것을 도울 수도 있다. 하단에는 참여자들이 노드로 표현되는데, 참여도나 기여도에 따라 노드의 크기가 다르며, 노드들 간의 유의미한 의사소통이 화살표로 나타나기 때문에 기여도가 높은 팀원을 쉽게 식별할 수 있다.



[그림 11] 학습자용 대시보드 예시

<출처: Siemens et al., 2011>

고희망 군이 조회한 학습자 대시보드에는 상기한 내용들 이외에도 여러 가지 정보들이 담겨 있었고, 종합적으로는 [그림 11]에서 볼 수 있는 것처럼 자신의 학습 현황에 대한 다양한 기록 및 평가 내용을 담고 있었다. 고희망 군은 이들을 살펴본 후, 일단 본인이 이번 교과목 학습에 실패 위험이 있는 것으로 분류된 사실 자체는 수긍하기로 하였다. 그리고 학습을 하고 성적을 받기 위해서는 시험 문제를 맞히는 것뿐만 아니라 교과 내용을 확실하게 익혀

20) SNAPP(Social Network Adapting Pedagogical Practice), <http://www.snappvis.org>

야한다는 점도 이해했고, 기본적으로 이에 동의하는 바이다. 하지만, 학기가 시작된 지 이미 몇 주가 흘렀고, 좀 있으면 중간고사 기간이다. 물론 아직까지 이번 교과목을 포기하기에는 이른 것 같다. 그래서 조금 시간이 걸리겠지만, 이때까지의 전체 온라인 강의들을 집중해서 수강하는 것부터 다시해보자는 생각을 하였다.

다음 주가 되어, 고희망 군은 이번 주차 온라인 강의를 수강하기 위하여 학교 e-러닝 시스템에 접속하였다. 그런데 이번 주차 강의를 바로 수강할 수 없도록 해당 강의 듣기 버튼이 비활성화되어 있다. 대신 지난번에 소홀했던 수업 자료 중 특정 부분을 다시 수강하라는 메시지가 있고, 보조 자료가 PDF 파일로 함께 올라와있다. 지정된 강의를 찾아 이번에는 집중하여 수업을 들어보니, 예전에 소홀했던 부분이 맞다. 하지만 다시 들어봐도 이해하기 다소 까다로운 부분이다. 잠시 온라인 강의 시청을 중단하고 보조 자료를 열어보았다. 조금 쉬운 예제와 간결한 설명이 나와 있어 도움이 되는 듯하다. 여전히 부담스러운 내용이긴 하지만, 도저히 이해 못할 내용은 아니라고 생각했다. 학습을 마치고 고희망 군은 다시 한 번 조별 토론 포럼에 들어가 자신이 이번에 겪은 일들에 대한 포스팅을 하였다. 그러자, 한 학우가 자신은 경고 메시지를 받은 일이 없으며, 이번 주 온라인 강의만 수강했다고 한다. 우리 조의 토론을 이끌어나가는 그 학우이다. 학교의 온라인 시스템이 정확히 어떻게 작동하는지는 모르겠지만, 학습자에 대해 여러 가지를 관찰 및 평가하고, 학습자 개인에 따라 여러 가지로 다르게 대응을 하는 모양이다. 강의를 수강하는 것이 예전보다 피곤하겠다는 생각과 함께, 대신 내용을 모르고 넘어가지 않도록 확실한 관리가 이루어질 것이라는 기대가 뒤섞인다.

4-2-2. 교강사 나교육 씨의 이야기

올해도 예년과 같이 온라인 강의로 이 교과목이 개설되었다. 자세한 내용은 잘 모르지만, 이번 학기부터는 대학에서 LA라는 시스템을 새로이 도입하였다고 한다. 하지만 워낙 여러 번 강의하여 익숙한 교과목이라 크게 달라질 것은 없을 것 같다. 개강 이후, 몇 주가 흐르는 동안에도 이 생각에는 변함이 없었으며, 온라인 강의 콘텐츠가 업로드되고, 수강생들에게 과제가 부과되는 등, 전체적으로 예전처럼 강의를 진행하고 있다. 그러던 어느 날, e-러닝 시스템에 접속하여 문제를 해결해달라는 메시지가 스마트폰에 보인다. 일단 PC로

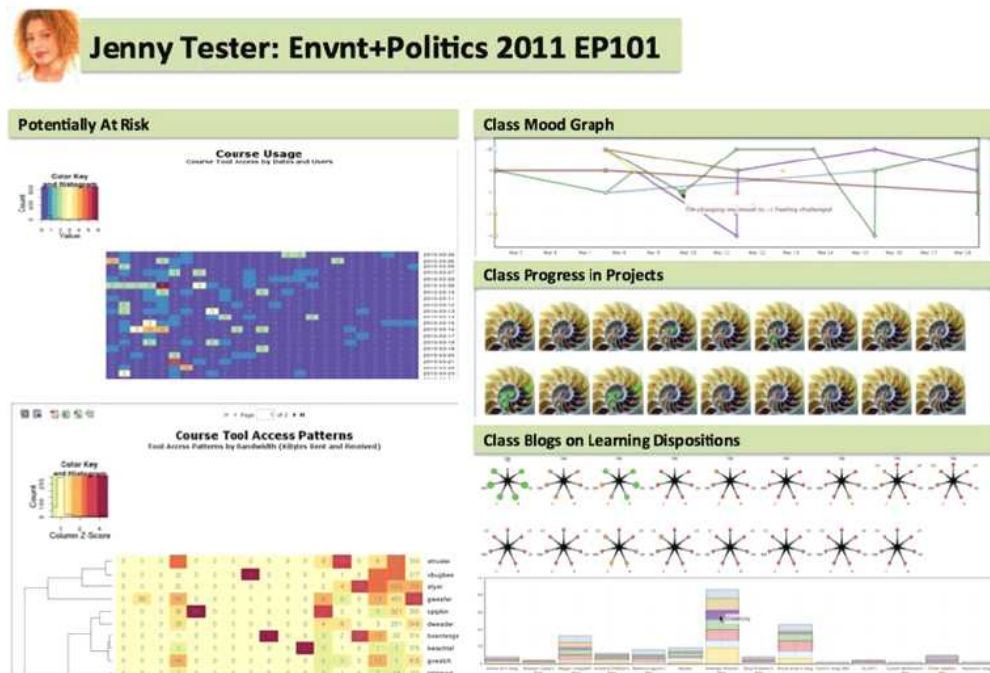
가서 시스템에 접속하니, 이 교과목의 온라인 강의실에 들어가니, 교강사용 대시보드 보기 버튼이 있다. 클릭해서 무슨 일인지 살펴보기로 하였다.

진도 현황				
학습자별				
학번	1주차	2주차	3주차	4주차
1X00011	88%	91%	84%	89%
1X00026	77%	65%	63%	72%
1X00029	77%	81%	53%	25%
1X00030	51%	48%	44%	41%
1X00035	44%	42%	62%	65%
...				
그룹별				
그룹	1주차	2주차	3주차	4주차
A	●	●	●	●
B	●	●	●	●
C	●	●	●	●
...				

[그림 12] 학습자별 진도 현황 예시

교강사용 대시보드에도 여러 가지 정보들이 나타나 있고, 그 중에는 [그림 12]와 같은 수강생 진도 현황이 포함되어 있다. 역시 수강생별로 수업에 대한 진도나 이해도, 집중력 등에는 차이가 있고, 수업을 못 따라오는 학생들도 보인다. 이는 오프라인으로 강의를 할 때부터 나교육 씨가 익히 알던 내용이다. 이런 내용들을 시스템에서 보여주니 한눈에 들어오긴 하지만, 원래 강의를 진행하면 의례히 발생하는 일이 아닐까 싶다. 한편, 아래쪽을 보니, 진도현황의 특성이 비슷한 수강생들끼리 A, B, C 세 그룹으로 나누어 표시한 내용이 보인다. 대체적으로 진도를 잘 따라오는 그룹, 보통 그룹 및 어느 순간부터 진도를 못 따라오는 그룹으로 나뉘어져 있다. 아마도 C그룹 수강생들은 학기 말에 낮은 성적을 받을 가능성이 클 것이다, 아니 그보다 지금 상태에서 기계적으로 매주 온라인 강의를 틀어놓기만 하는 것이 의미가 없을지도 모르겠다. 자세히 보니 시스템은 이 C그룹에 대해 교강사가 별도 지도를 할 것을

요구하고 있고, 이것 때문에 스마트폰으로 메시지가 왔던 것 같다. 물론 이런 학생들까지 잘 이끌어가는 것이 교강사의 임무이기는 하지만, 갑자기 이런 요청을 받으니 다소 당황스럽기도 하다. 하지만 C그룹의 전체적인 진도 현황이나 그룹 특성을 시스템에서 추가적으로 관찰해보니, 그래도 대강 어떤 단원이나 문제를 이해 못하는지 어느 정도는 파악이 된다. 약간 시간을 들여 관련된 예제와 설명을 보강한 자료를 작성한 후, 시스템에 등록하였다. 이 자료는 C그룹에 해당하는 학생들에게만 별도로 제공될 것이라고 한다. 사실 정해진 강의 콘텐츠 이외에 무슨 일이 있을 때마다 이렇게 대응을 하는 것은 필요한 일이지는 해도 한편으로는 피곤한 일이다. 다만, 진도를 못 따라가는 학생들을 개별적으로 찾아 일일이 따로 대응하려면 훨씬 번거로울 것이다. 이런 식의 강의를 몇 년 하다보면 보충 자료들이 보강되어 보다 매끄러운 운영이 될 것 같기는 하다.



[그림 13] 교수자용 대시보드 예시

<출처: Siemens et al., 2011>

교수자용 대시보드의 다른 쪽을 보니, 조별 토론에 대한 내용이 보인다. 기본적으로는 [그림 9]와 같이 각 조별로 교과이해도, 독창성, 주제 일관성, 참여도, 팀워크 등과 같은 활동 특성이 요약되어 있다. 우선 놀라운 것은 온라인 포럼에서 수강생들이 게시물을 포스팅하면서 진행한 토론에 대해 이렇게 구체적인 항목들이 측정되고 기록되었다는 점이다. 물론 나교육 씨가 직접 모든 토론 포럼을 수시로 들어가면서 토론의 내용과 상황을 일일이 모니터링 하면서 이런 평가를 할 수도 있었을 것이다. 다만 현실적으로 수강생의 인원이 많고 시간적인 한계로 인해 때문에 어려울 뿐이다. 이것을 본 나교육 씨는 시스템의 관찰 및 평가 결과가 정확하다는 전제 하에 이 기능은 유용할 수 있겠다는 생각을 하였다. 이때까지는 토론이나 보고서에 대해 주관적으로 평가하다보니 성적 관련 분쟁의 소지를 줄이기 위해 웬만하면 이러한 활동의 점수를 비슷하게 주었던 경향이 있는데, 보다 계량화된 평가가 가능할 것이라 여겨졌다. 나아가, 조별 활동을 세부적으로 평가하기 어렵다보니, 같은 조의 조원들에게는 보통 동일한 점수를 부여해왔는데, 이제는 기여도에 근거하여 같은 조 조원 간에도 평가 결과를 차별화할 수 있을 것으로 보인다. 종합적으로, 나교육 씨가 조회하는 교수자용 대시보드는 상기한 내용 이외에도 여러 가지 정보를 담고 있어 [그림 13]과 같은 모습을 하고 있었다.

4-4. 목표는 편함이 아닌 학습효과 극대화이다

앞의 예는 매우 단순하고 제한적이며, 일부 과장된 측면도 있으나, 기존의 e-러닝 환경과 여기에 LA가 추가된 환경 양쪽에서 학습자와 교수자가 경험하게 되는 상황의 차이를 간단하게 보여주고 있다. 좀 더 세부적인 측면으로 들어가기 전에 두 가지 정도의 논의만 덧붙이기로 하자.

먼저, 앞 장에서도 언급하였고, 매우 당연한 사실이지만, LA의 궁극적인 목표는 어디까지나 학습효과 극대화이고, 이를 위해 다양한 기능을 수행한다. 문제는 이러한 과정에서 학습자나 교수자나 오히려 예전보다 불편해진 듯한 거부감을 느낄 수도 있다는 점이다. 예를 들어, 앞의 예에서 종래에는 평소 온라인 강의 콘텐츠를 재생만 하면서 넘어갈 수 있었던 학습자는 이제 매 시간 집중해서 학습에 임해야 하며, 조별 과제에서 적당히 다른 조원들에게 묻어가는 것도 어려워졌다. 교수자의 경우에는 평소 진도 나가는 것 위주로 진행을 하면서 간혹 질문이 나오거나 하는 경우에만 개별적으로 대응하던 것과 달리, 시스템이 학생들을 관찰하고 평가한 결과를 제시하면 이에 수시로 대

응할 필요가 생긴다. 이러한 측면에서 LA가 도입되면 학습자나 교수자의 부담이 어느 정도 생길 수 있다.

하지만, 이들은 LA가 도입되면서 새로 생긴 불편함이라기보다, 기존에도 학습 환경에서 필요했으나, 시간적, 공간적, 인적 등 다양한 측면의 현실적 한계로 인해 충분히 수행되지 못했던 부분들을 이제 실제로 하게 된 것일 뿐이다. 이러한 측면에서 LA는 학습자나 교수자를 편하게 만들지 않을 수도 있지만 그것은 대부분 학습효과 극대화라는 궁극적인 목적을 달성하는 과정에서 발생하는 부수적인 현상으로, 만약 기존에도 인력에 의해 앞의 사례에서와 같은 업무들을 충분히 수행해왔던 교육 현장이라면, LA 도입을 통해 매우 큰 비용 및 노력의 절감을 누릴 수 있을 것이다. 반대로 타성에 젖어 있는 교육 현장이라면 LA의 도입은 단순히 새로운 정보시스템 하나를 구축하는 수준에 그치지 않고, 보다 근본적인 교육 체계의 혁신 및 구성원들의 인식 변화까지를 요구한다.

[표 3] LA 시스템 기능 구조

분석 종류	분석 수준 및 대상	수혜자
Learning analytics	Personal level 학습 목표, 학습 자료, 주위 환경 별 학습자 개인 성취도 분석	학습자, 교수자 및 지원인력
	Course level 소셜 네트워크, 개념 발달 상황, 담화 내용 등에 대한 분석, 지능적인 학습 경로 설정	
	Departmental 학습 성공 및 실패에 대한 예측적 분석 기능	학습자, 교수자
Academic analytics	Institutional 학습자 프로파일 관리, 교육기관 성과 관리, 내부 자원 관리 등	경영진, 투자자, 마케팅 담당자
	Regional (state/provincial) 교육 시스템 간 비교 평가, 표준화된 교육 품질 관리 등	경영진, 투자자
	National & International	정부, UNESCO, OECD, 교육 평가 기관

<출처: Siemens et al., 2011>

두 번째로 언급할 부분은, 교육 서비스를 운영하는 데에 있어, 앞의 사례에 나오는 학습자와 교수자 이외에도 교육기관이나 정책당국과 같은 상위 참여자들이 존재한다는 점이다. 학습효과 극대화를 달성하기 위해서는 이들의 역할도 매우 중요하다. 따라서, LA는 학교의 관리자나 운영자, 나아가 공공 부문의 정책 담당자에게도 다양한 정보를 제공하고 적절한 판단을 요구하게 된다. LA를 체계적으로 연구하기 위한 최초의 국제 학술 단체인 SoLAR²¹⁾에서는 이러한 점을 고려하여 LA가 크게 실제 학습현장 지원을 위한 기능을 포함하는 협의의 LA와, 상위 사용자들을 지원하기 위한 Academic Analytics의 두 가지 요소로 구성되어야 하며, 이들이 [표 3]과 같은 기능들을 분담하는 구조를 제시하고 있다. 나아가, 이러한 시스템이 도입되어 정착될 경우, 학습현장과 상위 사용자들이 [표 4]와 같은 다양한 수혜를 입을 수 있을 것으로 기대한다.

[표 4] LA 시스템 도입 효과

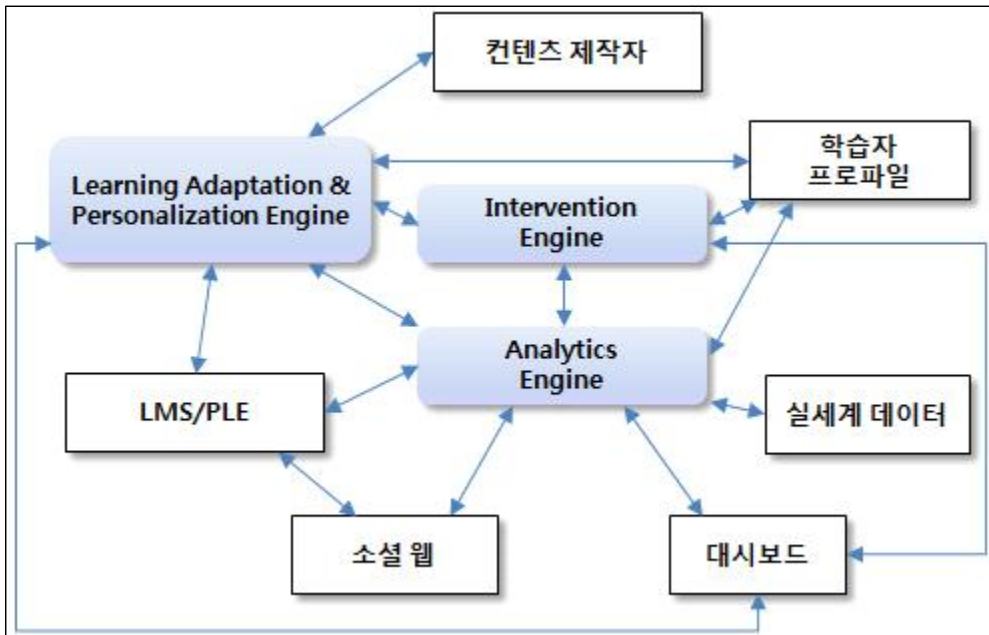
분석 종류	도입 효과
Learning analytics	<ul style="list-style-type: none"> - 직접적인 교육 이외의 보조적 업무 부담 경감 - 학습자에 대한 평가, 모니터링을 통해 적절한 지도 방향 설정 용이 - 학습자 개개인에 맞춤화되고, 효과적인 학습 환경 제공 용이 - 학습자의 성취도, 동기, 자신감 등을 높이고 학습 효과 극대화 - 시각화 기능을 통해 교수자의 학습자 및 학습 맥락 이해도 향상 등
Academic analytics	<ul style="list-style-type: none"> - 기관 내 지식 공유 및 흐름 체계 개선 - 타 기관에 대한 비교 및 벤치마킹 지원 - 소속 학습자들의 성과 극대화 - 비용 절감 - 운영 및 경영 상의 의사결정 지원 - 효과적인 자원 관리

<출처: Siemens et al., 2011>

21) Society of Learning Analytics Research, <http://www.solaresearch.org>

5. 왜 LA로 가능한가

앞 장에서 e-러닝 환경에 LA가 도입될 경우, 학습효과 극대화를 위한 여러 가지 변화가 일어남을 관찰하였다. 그렇다면 왜 기존의 e-러닝에서 지원하지 못했던 부분들이 LA에서는 가능한가? 이 점을 이해하기 위하여, 종래 e-러닝과 대비되는 LA의 기술적인 특성들을 살펴보기로 하자.



[그림 14] LA 시스템 통합 구조

<출처: Siemens et al., 2011>

먼저, [그림 14]는 SoLAR에서 제시하는 LA 시스템의 표준적인 구성안을 보여준다. 여기서 LMS, 소셜 웹, 컨텐츠 제작자 및 학습자 프로필 등 사각형으로 나타는 개체들은 대부분 기존의 e-러닝 환경에서도 고려되던 사항들이다. 반면, LA는 세 가지 강화된 기능을 갖는 엔진, 즉, 적응형 학습 및 개인화 엔진(Learning Adaptation&Personalization Engine), 개입 엔진(Intervention Engine), 분석 엔진(Analytics Engine)이 추가되어 유기적인 상호작용을 수행한다. 이 중에서도 핵심이 되는 것은 분석 엔진으로 다양한 학습자 및 학습

맥락 관련 데이터를 수집하여 분석하고, 적절한 결론을 이끌어내는 역할을 한다. 이러한 분석 결과는 적응형 학습 및 개인화 엔진에 전달되어 시스템 차원에서 직접적으로 개별 학습자의 특성이나 성취도에 맞는 학습환경을 제공하는데 사용될 수도 있고, 개입 엔진에 전달되어 교수자로 하여금 보다 효과적으로 학습자를 지도하게 함으로써, 간접적으로 학습자들을 지원하는데 활용될 수도 있다.

하지만 이는 왜 LA가 기존의 e-러닝의 한계를 극복할 수 있는지에 대한 설명으로는 다소 부족해 보인다. 왜냐하면, LA의 개념이 등장하기 이전에도 학습자로부터 데이터를 수집하여 분석하고, 이를 통해 적절한 학습환경을 제공하고자 하는 시도들이 있었으며, 그 중 일부는 종래 e-러닝 시스템에서 구현되기도 하였기 때문이다. 즉, e-러닝의 시대에도 학습효과 극대화를 위한 노력들은 존재하였고, 이러한 관점에서 볼 때, LA의 목표는 완전히 새로운 것만은 아니다. 그럼에도 불구하고, LA가 종래 e-러닝에 대한 강력한 조력자로 떠오를 수 있는 이유는 무엇일까? 이는 LA가 이전 시스템들에 비해 크게 데이터, 분석 기법 및 정보 제공 방법이라는 세 가지 기술적인 측면에서 보다 진보된 모습을 보여주기 때문이다.

5-1. 보다 다양한 데이터를 이용한다

5-1-1. 컴퓨터 밖 현실 세계의 데이터

앞에서 보았던 장고민 군의 사례처럼 기존의 e-러닝 시스템 역시 특정 콘텐츠에 대한 이용 여부, 이용 시간 등과 같은 행동을 기록하고 이를 활용하였다. 다만, 여러 가지 기술적인 한계로 인하여 웹로그와 유사한 형태의 비교적 단순한 데이터만이 기록되다보니, 실제 학습환경에서 필요한 기능을 제한적으로만 수행할 수 있었던 것이다. 이로 인해, 단순히 동영상 콘텐츠를 재생해두기만 하면 학습이 진행되는 것으로 기록하는 등의 문제가 존재하였다.

반면, LA 환경 하의 고희망 군의 경우에는 실제로 집중하여 학습을 하지 않는 경우, 교과 내용을 이수하는 것으로 인정받지 못하였다. 그리고 이는 LA가 학습자의 행동과 관련하여 보다 다양한 데이터를 수집하고 있음을 의미한다. 조금 단순하게 생각하면, 동영상 콘텐츠 재생 중, 사용자가 다른 프로그램을 실행하는지, 키보드나 마우스의 움직임은 어떠한지 등의 데이터를 수집하여 학습자의 집중 여부를 판단하는데 사용하는 것도 생각해볼 수 있을 것이

다. 나아가, 최근의 스마트 기기 및 다양한 센서 기술들은 이러한 PC 안에서의 이벤트 뿐 아니라, 학습자가 처해 있는 현실 세계로부터 다양한 멀티 모달 데이터를 실시간으로 수집하는 것을 가능하게 하고 있다. 예를 들어, GPS 나 소리 센서는 학습자가 어디에 있는지, 시끄러운 곳에 있지는 않은지를 판단하는데 사용될 수 있다. 심지어, 최근에는 학습 도중에 학습자의 음성, 동작, 시선이나 표정 및 뇌파 등과 같은 부분까지를 끊임없이 측정하여, 학습자가 집중하고 있는지, 지루해하지는 않는지, 두뇌 활동이 활발한지, 학습 목표가 달성되었는지 등을 판단하고자 하는 시도들이 이루어지고 있다.



[그림 15] 영어학습용 Chatbot Lucy

일례로, [그림 15]에서 볼 수 있는 영어회화 학습용 로봇채팅 프로그램 Lucy²²⁾는 학습자와 음성으로 대화하는 기능을 가지고 있어, 특정 상황에 맞는 영어회화를 주고받는 동시에, 마이크를 통해 입력된 학습자의 음성을 인식하여 정확한 발음을 하는지, 어떻게 교정해야하는지와 같은 내용까지 판단

22) <http://www.speak2me.cn>

하여 알려준다. 이제 예전과 달리 문법이나 어휘 뿐 아니라 정확한 발음을 익혔는지까지 평가되는 것이다. 온라인 강의 콘텐츠를 시기에 맞추어 재생했음에도 불구하고 고희망 군의 학습 진도가 낮게 평가된 것은 아마도 LA가 이와 같이 다양한 데이터를 관찰하고 있었기 때문일 것이다.

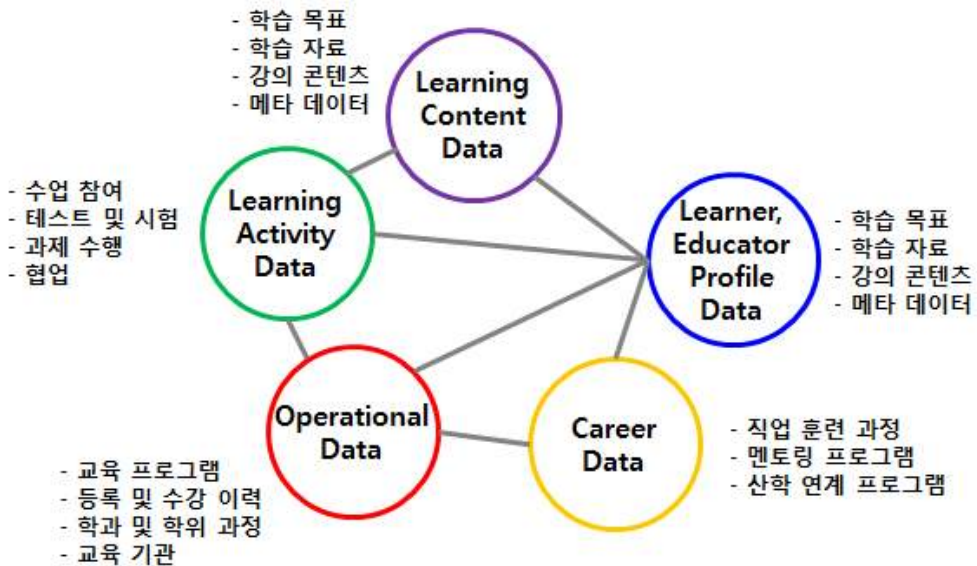
5-1-2. 비정형 데이터

데이터의 종류 뿐 아니라 형태 측면에 있어서도 LA는 e-러닝 시스템에 비해 진보된 특성을 가지고 있으며, 여러 가지 비정형 데이터까지를 수집하여 활용한다. 장고민 군의 예에서 보듯이 게시판이나 인터넷 커뮤니티를 통해 학습자들끼리, 또는 학습자와 교수자 간 상호작용이 일어나는 것은 e-러닝 분야에서도 이미 일상적인 모습이였다. 그러나 단순히 원격으로 학습자들끼리 토론을 할 수 있고, 학습자가 포스팅한 질문에 교수자가 답을 올릴 수 있다는 정도만으로는 서두에서 지적한 Just Put It On The Web 접근 방법, 즉, 단순히 인터넷을 정보의 전달 매체로만 사용하는 수준에서 벗어나지 못한 모습이다. 그리고 대면학습 이상의 환경을 제공하기 위해서는 이러한 온라인 공간에서 발생하는 개인의 의사표시 및 상호 작용들까지를 수집하고 분석해야 한다. 그러나 온라인에서 게시물의 포스팅 및 댓글 등의 형태로 발생하는 상호작용이나 자연어 형태로 생성되는 게시물의 내용과 같은 데이터는 그 형태나 특성이 일반적인 데이터와 상이하여, 일반적으로 시스템 차원에서 체계적으로 활용할 대상이라기보다 인간이 직접 관찰하면서 해석해야 하는 것으로 여겨졌다. 반면, LA는 이러한 비정형 데이터까지 시스템이 직접 분석하여 고희망 군의 사례에서 보는 것처럼 학습자가 활발하게 활동하는지, 누구와 주로 상호작용하는지와 같은 기본적인 관찰에서부터, 토론이나 보고서 내용을 토대로 학습자가 창의적인 의견을 내는지, 교과 내용을 잘 이해하고 있는지와 같은 복잡한 판단까지 내린다.

5-1-3. 다양한 학습 자원에 관한 데이터

한편, 상기한 학습자의 활동이나 상태에 관한 데이터는 수집 및 분석에만 그치지 않고, 실질적으로 학습효과를 높이는데 활용되어야 한다. 예를 들어, 어떤 학습자의 집중력이 낮다는 점을 다양한 방법으로 파악한 경우, 단순히

교강사와 학습자에게 이를 통지한다거나, 낮은 평가 점수를 부여하는 근거로 사용하는 정도에 머무르는 것은 곤란하다. 정작 중요한 것은 학습효과를 높일 수 있도록 해당 학습자에 맞는 학습방법 및 학습경로를 제시하거나, 적합한 교강사 또는 학습콘텐츠를 추천하는 등 실질적인 학습효과 개선을 모색하는 것이다. 이러한 목적을 위해 LA는 [그림 16]에서 볼 수 있는 바와 같이 다양한 유형의 학습자원에 대한 데이터 역시 활용한다.



[그림 16] 학습맥락 관련 데이터 유형

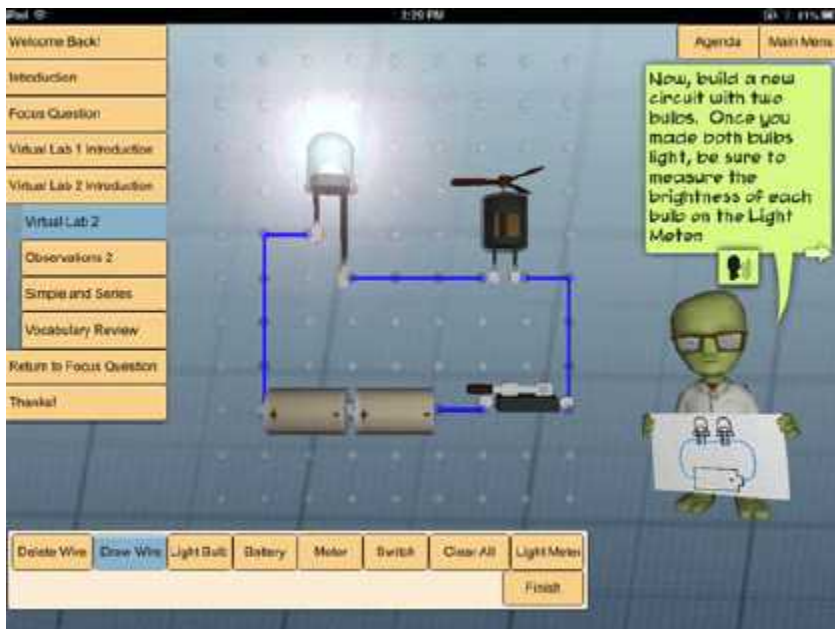
<출처: IMS Global Learning Consortium, 2013>

5-2. 보다 다양한 분석 기법을 이용한다

학습자 및 학습맥락으로부터 수집되는 데이터가 증가함에 따라 교육 현장의 의사결정을 위해 필요한 데이터 분석 기법도 다양해졌다. 물론, 개별 교육 현장의 특성에 따라 데이터 및 분석 기법의 세부적인 특성은 다르겠지만, 여기서는 가장 일반적으로 요구되는 의사결정들을 중심으로 LA에 탑재되는 데이터 분석 기법들에 대해 간단히 살펴보고자 한다.

5-2-1. 측정과 평가

학습자의 이해도나 학업 성과 등을 측정하는 것은 모든 교육 현장에서 기본적으로 필요한 기능으로, 다양한 의사결정의 토대가 된다. 또한 전통적으로 오프라인과 온라인을 막론하고 이 목적을 위한 가장 객관적인 도구는 시험이었다. 이에 기존 e-러닝 환경에서도 객관식 문항 형태의 형성 평가 점수 등을 기록하는 등의 방식으로 학습 활동에 대한 측정과 평가를 수행하였다. 반면, 정답의 집계가 간단한 객관식 문항과 달리, 주관식 문항이나 프로그래밍 또는 작문 등의 과제, 토론이나 자기주도적 학습 등의 활동을 정량적으로 측정하고 평가한다는 것은 상당히 어려운 일이다. 그럼에도 LA는 이러한 특수한 영역들에 대해서도 측정 및 평가를 시도하며, 이를 위해 다양한 분석 기법들이 활용된다.



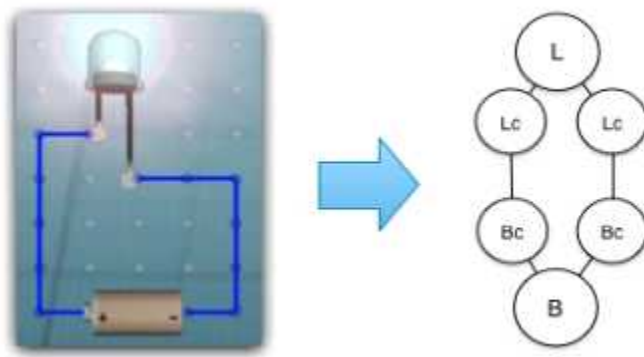
[그림 17] 초등 과학 교과 학습용 Leonardo Cyberpad

<출처: Leeman-Munk et al., 2014>

학습자가 작성한 문장이나 주관식 답안 내용을 분석하는 텍스트 마이닝 또는 텍스트 분석은 이러한 기법 중의 하나이다. 이 기법은 완성된 문장들을 적절히 구조화한 다음, 그 내용을 해석하는데 목적을 두고 있으며, 예측적 분

석 기법과 결합될 경우, 주관식 답안을 자동적으로 평가하는 것도 가능하다. 예를 들어, [그림 17]의 Leonardo Cyberpad는 초등 과학 교과 학습을 위해 개발된 교육 콘텐츠로, 이론 학습 후, 주관식 문제를 출제하고 학습자는 가상적인 실험 도구를 조작해보면서 답안을 작성하도록 구성되어 있다. 또한, 작성된 주관식 답안은 시스템이 자동적으로 평가하여 정답, 부분정답, 오답 여부를 판정한다.

스케치 분석(Sketch Analysis)은 학습자가 작성한 문장에서 나아가, 학습자가 도식화한 그림에 대한 분석을 목적으로 하며, 그림의 내용을 적절히 추상화한 후, 올바른 구조를 가지고 있는지 여부 등을 판정할 수 있다. 이 기법은 특히 과학 교과에서 분자 구조나 전기 회로 등의 이해도를 측정하는데 유용할 것으로 기대되며, [그림 18]의 SketchMiner는 간단한 전기회로를 추상화하여 분석하는 사례를 보여주고 있다.



[그림 18] 그림 구조 분석용 SketchMiner

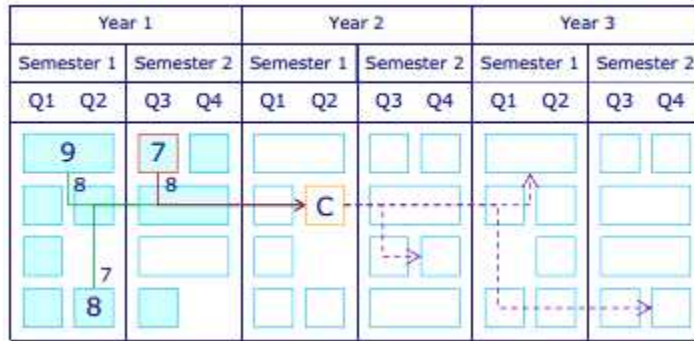
<출처: Smith et al., 2014>

담화 분석이나 소셜네트워크 분석은 토론과 같은 비정형적 활동 실적을 측정하고 평가하는데 사용될 수 있는 분석 기법들이며, 앞 장의 고희망 군 사례에서 보듯이, 이들에 의해 로그 데이터나 게시물 내용과 같은 활동 실적 데이터로부터 학습자 개인의 교과 이해도, 활동의 적극성, 개인 간 상호작용의 구조 및 팀의 성취도 등이 자동적으로 추출될 수 있다.

5-2-2. 모니터링, 진단과 예측

앞에서 본 바와 같이 학습의 다양한 측면에 대한 측정과 평가가 이루어지면, LA는 이들을 토대로 개별 학습자 또는 학급의 특성을 모니터링하고, 문제점을 진단하거나 향후 학습 상황을 예측하는 등의 역할을 수행할 수 있다.

프로세스 마이닝은 다양한 개체들의 로그 데이터를 분석하여 일반적으로 발생하는 프로세스와 예외적으로 발생하는 프로세스들의 모형을 추출하고 이를 통해 프로세스 운영을 관리 및 개선하는 것을 목적으로 한다. 교육 현장에서는 학습자들의 학습경로나 학습패턴, 학습 콘텐츠들의 이용 패턴 등을 추출하는데 적용될 수 있을 것으로 생각되며, [그림 19]의 CurriM은 대학생들이 재학 기간 동안 학과 교과 과정의 교과목들을 이수해나가는 과정을 추출하여 학생들의 이수 및 진로 지도, 교과 과정의 개선 등에 활용하는 분석 시스템의 사례를 보여준다.



[그림 19] 교과과정 이수 프로세스 분석용 CurriM

<출처: Pechenizkiy et al., 2014>

학습 도중에 개별 학습자가 학습 목표 달성에 실패할 위험이나 성공할 가능성 또는 최종 학습 성취도 등을 사전에 미리 예측해보는 것 역시 LA의 핵심적인 임무이다. 특히, 학습의 실패 위험을 조기에 탐지하고, 시스템 또는 교수자가 이에 적극적으로 개입하여 올바른 학습이 이루어지도록 유도하는 것은 앞 장의 고희망 군 사례에서처럼 학습자 개인에게 높은 학습효과를 제공할뿐더러, 양질의 교육 서비스제공을 통해 학습자들의 중도이탈을 방지한다

는 점에서 교육 기관의 입장에서도 매우 중요한 과제이다.

진단이나 예측을 위해서는 여러 가지 예측적 분석 기법들이 활용되며, 이들은 일반적으로 먼저 과거 학습자 데이터로부터 학습자 특성-학습 실패 또는 성공 여부 간 관계를 묘사하는 모형이나 패턴을 추출한 다음, 현재 학습자를 여기에 대입하여 실패 위험이나 성공 가능성을 판정한다. 구체적으로는 의사결정나무, 지지도벡터기계, 회귀분석 및 인공신경망 등의 알고리즘들이 이러한 목적을 위해 사용될 수 있으며, 성공적인 진단 및 예측을 위해서는 효과적인 알고리즘의 선택과 함께, 학습에 실패 또는 성공하는 학습자의 특성을 충분히 반영할 수 있는 다양한 변수들이 수집되어야 한다. 예를 들어, 앞 장의 [그림 7]에 나왔던 Purdue 대학의 Course Signals는 대학생들의 학습 실패 위험을 조기에 예측하기 위하여 [표 5]와 같은 범주의 변수들을 고려하였다. 나아가 Course Signals를 도입한 결과, Purdue 대학은 개별 교과목 최종 성적에서 A나 B학점을 받는 수강생 비율이 증가하고, C, D, F를 받는 비율은 감소하는 변화가 있었음이 보고되었다.

[표 5] Course Signals 학습자 프로파일 구성 변수 유형

유형	내용
성적	현재 교과목 학습에서 지금까지 기록된 시험 점수 및 다양한 평가 결과 관련 변수들
인구통계	성별이나 나이 등 기본적인 인구사회학적 변수들
과거 학습 이력	현재 교과목 이전에 수강했던 교과목의 성적 또는 학업 성취도 관련 변수들
학습자 노력	현재 교과목 수강을 위해 학습자가 기울인 노력을 측정하는 변수들로 LMS에서 수집

<출처: Arnold and Pistilli, 2012>

5-2-3. 추천과 개인화

학습자의 특성이나 실적을 측정하고, 이러한 정보를 토대로 진단이나 예측까지 이루어졌다면 이제 학습효과를 극대화할 수 있는 구체적인 방안을 마련하여 실행해야 한다. 예를 들어, 앞 장의 고희망 군처럼 실패 위험이 있는 경우에는 이를 보완하기 위한 방안을 제공하고, 반대로 현재 교과를 충분히 잘 따라가는 학습자라면 보다 수준 높은 학습 자료를 제공하여 흥미를 유지시키

는 등의 차별화가 필요하다. 개별 학습자의 학습 환경 차별화를 위해 LA는 추천이나 개인화 등의 기능을 수행하며, 적응형 학습(Adaptive Learning)이나 지능형 튜터링(Intelligent Tutoring)도 유사한 범주의 기능을 의미하는 용어들이다. 이들 추천과 개인화가 중요한 이유는 학습자가 선택할 수 있는 교과목이나 학습 주제, 학습 콘텐츠, 학습 경로 및 협업가능한 다른 학습자 등의 정보가 워낙 방대하여 학습자 개인이 이들 중 최적의 항목들만을 선택하여 자신의 학습 효과를 극대화하는 것이 현실적으로 어렵기 때문이다.

추천이나 개인화를 실제 구현할 때는 선택 가능한 항목들이 특정 학습자에게 얼마나 유용할지를 계량적인 점수로 측정하는 것이 필요하며, 이 점수를 기준으로 정렬된 목록을 제공하거나, 상위 몇 가지를 추천하는 것이 기본적으로 필요하다. 예를 들어 Federated Search Widget²³⁾은 학습자가 웹 검색을 통해 학습 자료를 검색할 때, 검색 엔진의 검색 결과를 학습자 성향에 따라 재정렬하여 제공함으로써 유용한 학습 자료를 쉽게 검색할 수 있도록 도와주는 사례이다. 한편, 기능의 정확성과 효율성을 보다 높이기 위해 예측적 분석이나 연관 규칙 탐사 등과 같은 기법을 통해 추천이나 개인화를 위한 규칙을 먼저 도출해놓고, 이들로 구성된 규칙 베이스를 이용하기도 한다. 나아가, 유사한 특성을 갖는 학습자들에게 유사한 학습 환경을 제공하기 위한 협업필터링 방식의 접근을 할 수도 있으며, 이 경우에는 학습자 간의 유사도 개념에 기반한 군집 분석이나 인접이웃분류기 같은 알고리즘이 활용된다.

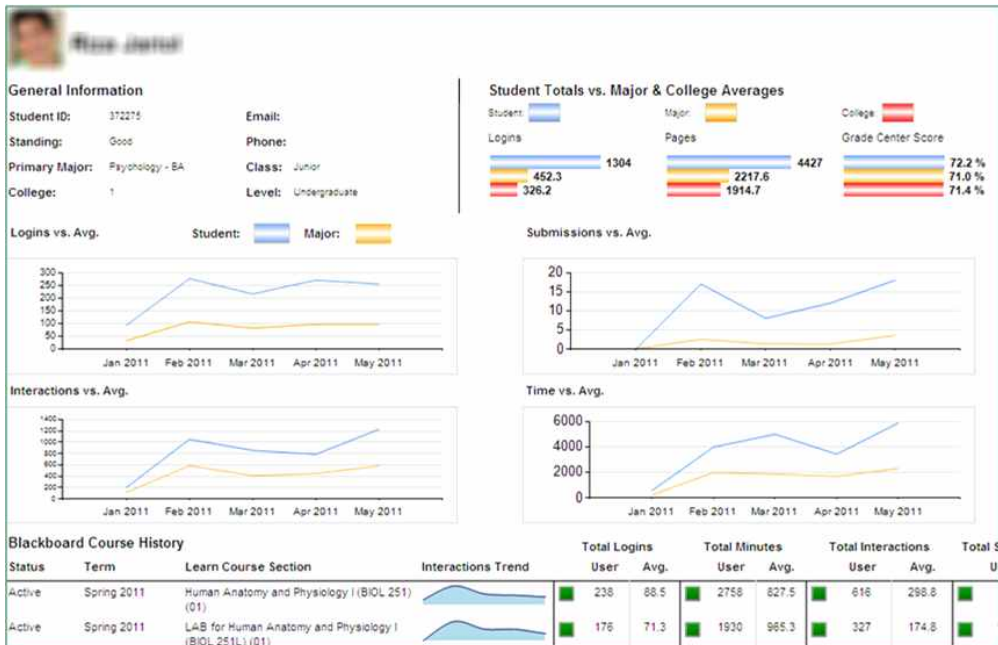
5-3. 보다 편리하게 정보를 제공한다

LA와 같은 시스템이 다양한 데이터를 수집하고 복잡한 분석을 수행하지만, 궁극적으로는 인간이 이를 인지하고 활용하는 것이 중요하다. 뿐만 아니라, 시스템의 분석 및 판단이 아무리 정확하다해도 전적으로 이에 의존하기보다는 인간이 최종적인 판단을 내리는 것이 바람직하다. 따라서 LA 시스템은 공통적으로 다양한 데이터 수집 내역과 분석 결과들을 적절히 시각화하는 기능을 가지고 있으며, 이는 앞 장에서도 보았던 대시보드의 형태로 구현된다.

즉, 대시보드는 LA 시스템의 필수적인 구성 요소로 여겨지고 있으며, 교수자용, 학습자용 및 관리자나 운영자를 위한 별도의 대시보드들이 갖추어져야 한다. 또한, 각 대시보드들은 대상 사용자를 위한 여러 가지 정보를 상호작용

23) Govaerts et al., 2011

적인(interactive) 시각화 기술을 통해 보여주는 것이 바람직하며, 학습 관련 제반 사항들의 전체적인 경향을 조망할 수 있는 Summary View에서부터 특정 영역에 대한 Detail View를 유기적으로 제공해야 한다. 예를 들어, [그림 20]은 Blackboard Analytics²⁴⁾의 학습자용 Summary View를 보여준다.



[그림 20] Blackboard Analytics 학습자 성과 Summary View

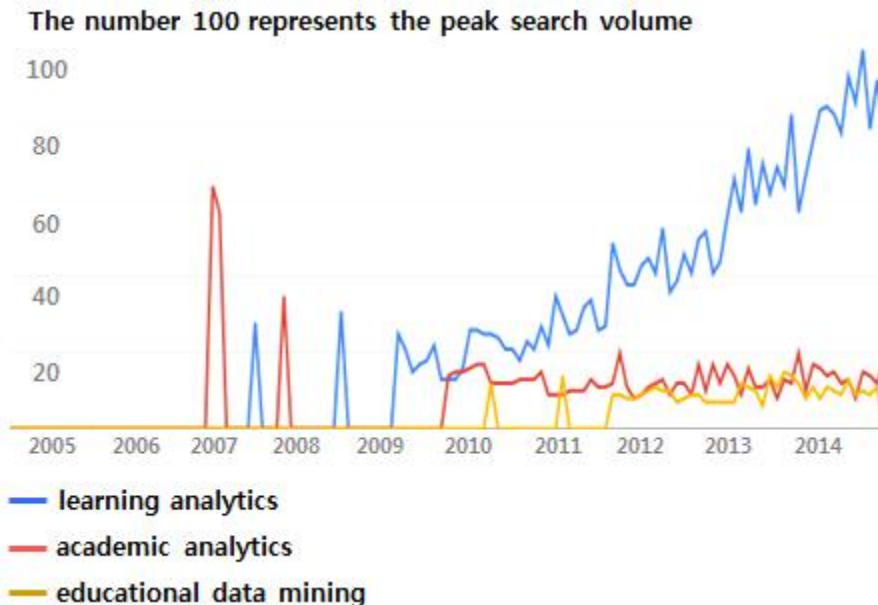
<출처: <http://www.blackboard.com>>

아울러, 이러한 대시보드는 학습을 방해하는 요인들을 조기에 발견하고, 학습자의 대응이나 교수자의 적절한 개입을 유도해야하기 때문에 단순한 통계치를 집계하는 수준을 넘어 앞에서 살펴본 다양한 데이터 수집 및 다양한 분석 기법과 유기적으로 결합되어야 한다. 반면, 이렇게 LA에서 기존 e-러닝에 비해 훨씬 사항들을 다루다보니 대시보드에서 제공해야할 정보들의 종류가 많아지고, 이로 인해 대시보드 구성이 복잡해지거나, 한 눈에 내용이 들어오기 어려워질 수 있다는 점은 앞으로 해결해야할 과제로 지적된다.

24) <http://www.blackboard.com>

6. LA 관련 학술적 동향

LA의 등장 및 발전과 함께 이에 대한 관심도 점차 높아지고 있으며, [그림 21]은 구글을 기준으로 한 관련 검색어들의 관심도 변화 추이를 보여준다. 이를 보면, 2000년 중반 이전부터 이미 교육 분야에 BI를 적용하는 것에 대한 논의가 있었으며, 당시에는 용어가 통일되지 않았으나, 2010년 이후부터는 이러한 개념을 LA로 통칭하며, 이 검색어에 대한 관심도가 폭증하는 모습을 보여준다. 그리고 현재 Academic Analytics는 교육 기관 등의 고수준 사용자를 위한 분석 기능을 의미하는 용어로, EDM의 경우에는 LA의 기반 기술을 의미하는 용어 정도로 통용되고 있다.



[그림 21] LA 관련 검색어 관심도 변화 추이

<출처: <http://www.google.com/trend/explore>>

이러한 추세와 함께 관련 학계에서도 LA에 대한 높은 관심을 보이고 있는 바, 이번에는 LA와 관련된 중요 학술 동향에 대해 살펴보기로 하자.

6-1. Society for Learning Analytics Research 개요

학습분석학연구학회(Society for Learning Analytics Research, SoLAR)는 LA에 대한 학술적 연구 및 교류를 목적으로 만들어진 첫 번째 학술단체이며, 2011년 여름에 설립된 이래, 다양한 방면에서 활발한 활동을 보이고 있다. 또한, [표 6]에서 보는 바와 같이 세계 13개 대학 및 연구기관들이 본 학회의 창립멤버로 참여한 점은 LA 관련 연구에 대한 관심과 그 중요성을 보여준다.

[표 6] SoLAR 참여 기관

연번	기관명	연번	기관명
1	University of Wisconsin	8	Marist College
2	University of New England	9	University of Michigan
3	Athabasca University	10	The University of Queensland
4	University of British Columbia	11	American Institute for Research
5	Stanford University	12	University of Texas Arlington
6	The Open University	13	University of Saskatchewan
7	University of South Australia		

[표 7] SoLAR 주요 활동

구분	활동명	내용
Conference	International Conference on Learning Analytics and Knowledge (LAK)	LA와 관련된 성과 발표 및 공유를 목적으로 2011년부터 매년 개최되는 국제 학술대회
	Learning Analytics Summer Institute (LASI)	특정 교육기관이나 단체를 방문하여 실시하는 세미나
	Flare	국가 또는 지역별로 열리는 학술대회
Journal	Journal of Learning Analytics (JLA)	SoLAR에서 발간하는 peer-reviewed open-access 학술지
Initiative	Open Learning Analytics	LA 소프트웨어의 기능과 구조를 표준화하고 이를 공개 소프트웨어로 공유
	Storm	전세계 소규모 관련 연구자 또는 연구 그룹들의 온라인 네트워크
	LAK Dataset	관련 연구를 통해 수집 또는 분석된 데이터들의 공유

SoLAR의 주요 활동은 [표 7]에 요약되어 있으며, 이 중에서도 국제 학술대

회인 International Conference on Learning Analytics and Knowledge(LAK)와 국제 학술지인 Journal of Learning Analytics(JLA)의 내용을 관찰하여 LA에 대한 국제적 학술 동향을 살펴보자.

6-2. International Conference on Learning Analytics and Knowledge (LAK)

LAK는 LA를 주제로 하는 학술대회로, SoLAR가 설립된 2011년부터 현재까지 총 4회에 걸쳐 개최되었고, 각 연도별 LAK 학술대회와 관련된 기본 사항들은 [표 8]에 요약되어있다. 이를 보면, 1회 대회인 2011년에는 발표논문 수와 세션의 개수가 각각 27개, 5개로 비교적 적은 편이었으나, 2회 대회 이후부터는 발표논문 40여개, 세션 개수 10여개를 유지하고 있다. 참고로, 논문 발표 이외에도 매년 다양한 주제의 워크샵이 개최되며, 2014년부터 포스터 세션도 시작되었으나, 이들은 집계에서 제외하였다. LAK 학술대회의 프로시딩은 공식적으로 ACM Digital Library²⁵⁾에서 제공하며, 2014년 11월 기준으로 각 연도별로 프로시딩 논문 다운로드 횟수도 함께 집계하였다.

[표 8] LAK Conference 개최 현황

개최연도	개최장소	발표논문수	세션 개수	다운로드
2011	Banff, Alberta, Canada	27	5	10,557
2012	Vancouver, British Columbia, Canada	45	11	16,919
2013	Leuven, Belgium	41	15	11,315
2014	Indianapolis, Indiana, USA	38	12	6,144

<구두 발표만 집계>

이를 보면 LAK'14는 상대적으로 다운로드 횟수가 적지만, 그 외에는 전체적으로 1만건 이상의 다운로드가 일어나고 있음을 알 수 있다. 나아가, LA 및 LAK 학술대회 발표논문들의 학술적 가치를 정량적으로 측정해보기 위해 이들의 피인용횟수를 [표 9]에 집계하였고, 여기서 피인용횟수는 구글 스칼라²⁶⁾ 검색 결과를 기준으로 하였다.

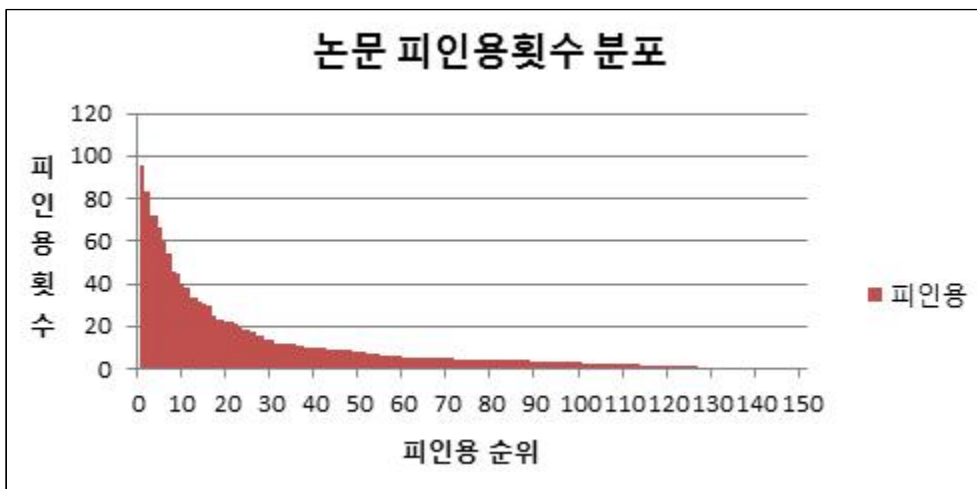
25) <http://dl.acm.org>

26) <http://scholar.google.com>

[표 9] LAK Conference 발표 논문 피인용횟수 현황

구분	LAK'11	LAK'12	LAK'13	LAK'14
총 인용횟수	591	550	388	34
평균 인용횟수	21.9	12.2	9.5	0.9

최근 발표논문으로 갈수록 발표 이후 시일이 짧아 인용횟수가 줄어드는 경향이 있지만, LAK'11의 경우 논문 1편당 평균 인용횟수가 21.9회에 달하고 있어, LA에 대한 학술적인 관심과 참여가 상당히 높다는 점을 볼 수 있다. 한편, [그림 22]는 각 논문별 피인용횟수 분포를 도식화한 결과이며, 상위 10개 정도의 발표논문은 2011년 이후 피인용 횟수가 40여회에서 96회에 이르는 것이 있을 정도로 학술적 가치가 높은 반면, 피인용횟수가 절대적인 학술적 가치의 척도는 아니지만 1회 이하의 피인용횟수를 보이는 발표논문도 전체의 25%가량 된다.



[그림 22] 개별 논문 피인용횟수 분포

나아가, 피인용횟수 상위 10개 발표논문들이 전체 총 피인용횟수의 약 40%를 차지하고 있으며, [표 10]은 이들의 목록을 보여준다. 이들 상위 논문들의 특징을 보면, LA의 개념과 비전을 제시하는 10번을 제외하고는 LA에 대하여 구체적인 세부 주제를 가지고 접근했으며, 특히, 군집 분석(1), 예측적 분석

및 추천(2, 3, 6), 시각화(2) 등 데이터 분석 기법 측면에서 LA를 다룬 경우가 가장 많다. 또한, 최근 도입이 늘어나고 있는 MOOC²⁷⁾(1, 5)나 사회적 학습²⁸⁾(9), 프로그래밍 실습(7)과 같이 학습환경 측면의 주제나, 실제 시스템 구현 사례(8)와 같은 LA의 실용화 측면이 다루어지기도 하였다. 이러한 점에서, LA와 관련된 연구의 영역을 [표 11]과 같은 4가지로 나누어볼 수 있다.

[표 10] LAK Conference 발표 논문 중 피인용횟수 기준 상위 10개 현황

순위	피인용횟수	연도	제목
1	96	LAK'13	Deconstructing disengagement: analyzing learner subpopulations in massive open online courses
2	83	LAK'11	Attention please!: learning analytics for visualization and recommendation
3	72	LAK'11	Dataset-driven research for improving recommender systems for learning
4	72	LAK'12	Learning analytics and educational data mining: towards communication and collaboration
5	66	LAK'13	MOOCs and the funnel of participation
6	60	LAK'12	Course signals at Purdue: using learning analytics to increase student success
7	54	LAK'11	Using learning analytics to assess students' behavior in open-ended programming tasks
8	46	LAK'11	SNAPP: a bird's-eye view of temporal participant interaction
9	45	LAK'12	Social learning analytics: five approaches
10	40	LAK'12	Learning analytics: envisioning a research discipline and a domain of practice

다음으로는 LAK 발표논문과 저자들의 국가별 분포를 통해 지역별 동향을 살펴보고자 한다. 먼저, 각 발표논문의 주저자 국적을 해당 논문의 국적으로 간주할 때, 4회에 걸친 LAK 학술대회에 한 번이라도 논문을 발표한 적이 있는 국가는 총 21개국이며, 국가별 발표논문 순위와 개수는 [그림 23]에서 볼

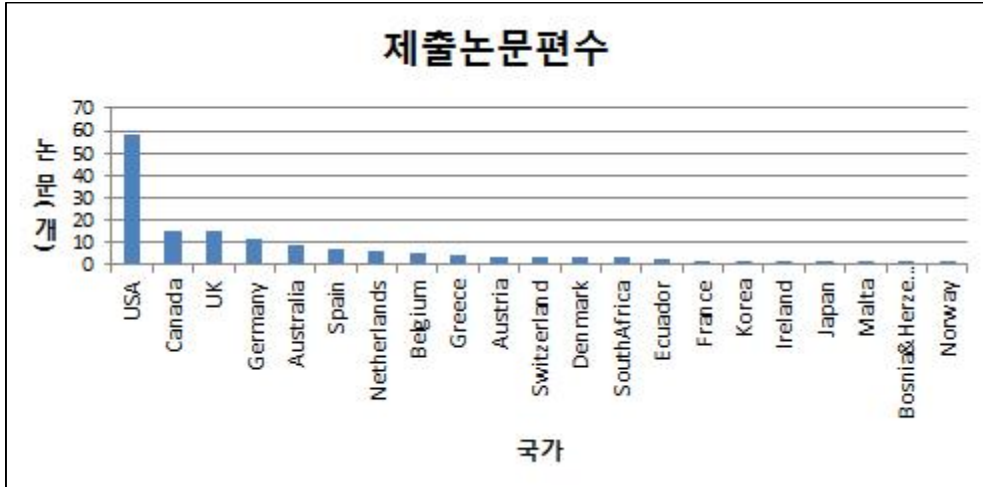
27) Massive Open Online Course : 모바일 등을 기반으로 제공되는 대규모 온라인 교육을 의미하며, 상호참여적 성격을 가져 게시판이나 커뮤니티 등을 통해 교수자-학습자 간, 학습자-학습자 간 활발한 커뮤니케이션이 일어난다.

28) Social learning : 학습자 간의 의사소통이나 상호관계를 통해 이루어지는 학습으로 최근 온라인 공간에서 활발히 도입됨.

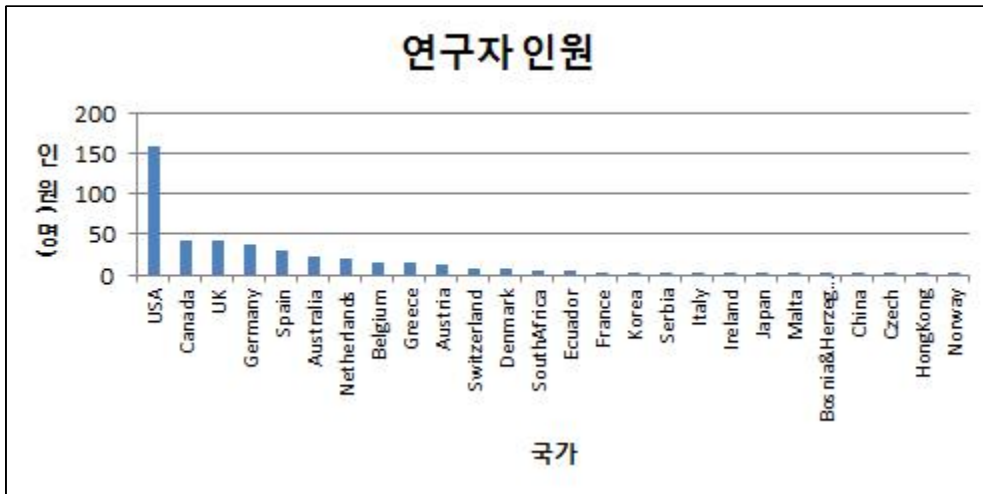
수 있다. 추가적으로, 주저자로 논문을 제출한 적은 없지만, 자국의 연구자가 참여저자로 포함된 경우가 있는 국가가 5개국으로, 이들 총 26개국의 주저자, 참여저자를 모두 합하면 439명이며, 이들의 국가별 분포는 [그림 24]에 나타내었다. 단, 1명의 연구자가 2개 논문을 발표한 경우, 2명으로 간주되었다.

[표 11] LA 관련 연구 주제 영역

연번	영역	내용
1	데이터 분석 기법	분석 목적과 수집된 데이터에 적합한 데이터 분석 기법 자체에 주안점을 두는 연구 영역.
2	학습환경별 LA 활용	개별 학습 환경 별로 특화된 기능이나 분석 과제 등을 제시하고 해결하고자 하는 연구 영역.
3	LA 실용화	개념적 논의가 아닌 실용적인 도구로서의 LA를 실현하기 위한 연구 영역. 시스템 구현, 정책적 측면, 사용자 고려 등.
4	기타	LA의 역할과 필요성, 효과 등에 대한 비교적 정성적인 내용 또는 비전 제시.



[그림 23] 국가별 LAK 학술대회 발표논문 개수 현황



[그림 24] 국가별 참여 연구자 인원수 현황

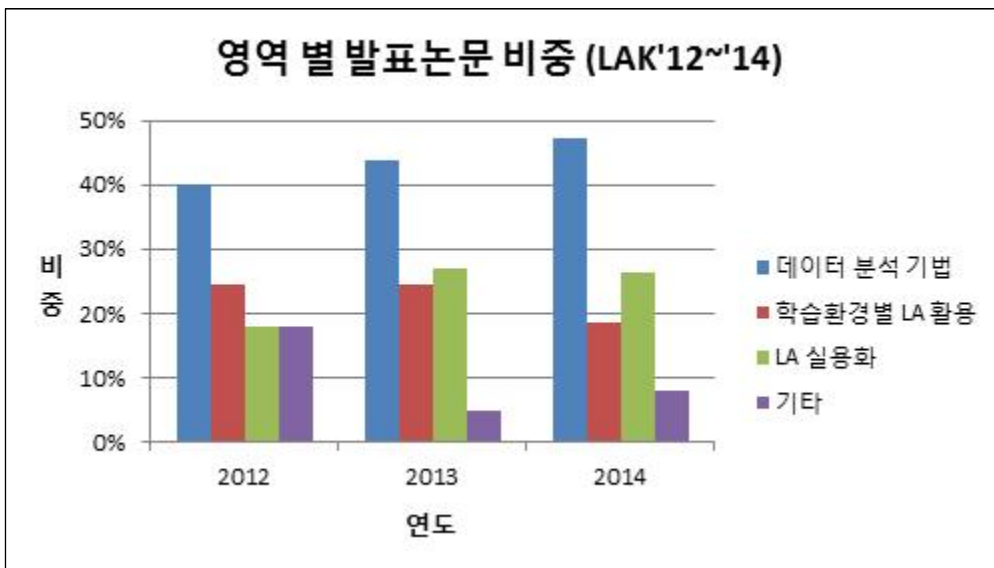
발표논문 및 연구자들의 지역별 분포를 볼 때, 미국과 캐나다 등 북미 지역이 확연한 강세를 나타내는 점을 볼 수 있고, 그 다음으로 영국과 독일을 필두로 한 유럽 및 오스트레일리아와 같은 국가들에서 활발한 참여를 보여준다. 다만, 이들에 비해 유럽의 또 다른 유력 국가 중 하나인 프랑스의 경우, 연구자들의 참여가 상당히 저조하다.

한편, 우리나라의 경우에는 발표논문 1편, 참여 연구자 3인으로 본 학술대회 관련 실적이 많지는 않으나, 서서히 관심을 갖기 시작하는 단계로 보인다. 그러나 참여 연구자 중 1명은 국내 기관 소속의 외국 연구자로 모국의 연구자와 공동 연구를 수행한 것으로 생각되며, 이를 감안해볼 때, 국제적인 연구 동향에 뒤처지지 않도록 노력할 필요는 있을 것이다. 아시아 국가들로 범위를 조금 넓혀보면, 일본이 발표논문 1편과 참여 연구자 2인, 중국은 발표논문 0편과 참여 연구자 1인, 홍콩이 발표논문 0편과 참여 연구자 1인을 기록하고 있으며, 아시아 권은 아직 LAK에 대한 참여가 전반적으로 활발하지 않았다.

LAK 학술대회의 운영을 좀 더 상세하게 살펴보기 위해 각 연도별로 개최된 세션 및 발표논문들의 특성을 살펴본 결과, LAK'11때는 세션을 논문의 주제별이 아닌 논문의 분량이나 유형 별로 분류하여, 학술대회 체계가 잡히기 전이었던 것으로 보이나, LAK'12 이후에는 주제별 세션이 도입되었다.

이에, 2012년부터 2014년까지의 발표논문들을 [표 11]의 영역 별로 집계해

본 결과가 [그림 25]에 나타나 있다. 먼저, 모든 연도에서 데이터 분석 기법 영역의 연구가 가장 활발한 점을 볼 수 있는데, 이는 LA가 종래의 EDM의 토대에서 발전해온 데다, DM이나 인공지능 분야 연구자들이 최근 새로운 응용 분야로 LA에 관심을 갖는 경우가 많기 때문으로 생각된다. 이로 인해 교육 이외 분야 연구자들의 경우 LA에 대해 알고리즘이나 데이터 분석 측면에서 접근하는 경향이 강하다. 데이터 분석 기법 영역의 강세는 앞으로도 지속될 것으로 예상되며, 향후 발전된 기법의 개발이나 복잡한 목적의 달성 등이 이루어질 것으로 기대되는 반면, 이러한 기법들이 개념적이고 이론적인 측면에만 치우쳐 실용적인 시스템과 괴리되는 것을 경계해야 한다는 지적이 있다.



[그림 25] Learning Analytics and Knowledge 학술대회 영역별 발표논문 비중

이를 보완하기 위해서는 학습자, 교육기관 및 소프트웨어 개발 업체 등과의 협업을 통한 실용화가 중요하며, 실제로 [그림 25]에서 LA 실용화 영역의 비중이 많이 높아졌음을 볼 수 있다. 반면, 기타 영역의 비중은 크게 줄었는데, 이는 태동 단계를 지나면서 연구 개발의 관심이 초창기 개념과 비전 등의 확립에서 현재는 실질적 결과물 산출로 서서히 이동하고 있음을 반증한다. 한편, 학습환경별 LA 활용 영역은 20% 내외의 비중을 유지하고 있으나, 2014년에는 다소 감소하였다. 하지만 실제로는 이 영역의 연구가 앞으로 LA의 실용

화에 중요한 역할을 할 것으로 보이며, 교과목별, 교수학습전략별, 국가별 환경 등을 고려한 시스템 연구 개발이 앞으로 주요 이슈가 될 것으로 보인다.

6-3. The Journal of Learning Analytics

SoLAR에서는 Journal of Learning Analytics(JLA)²⁹⁾라는 이름의 Open-Access 학술지를 발간하고 있으며, 이는 LA 관련 주제를 전문적으로 다루는 최초의 학술지이기도 하다. 그러나, 아직은 2014년에 발간된 2개 호에 걸쳐 연구 논문(research paper) 총 13편만이 발간되었고, LAK 학술대회에서 선정된 논문들로 이루어진 특별호(special issue) 위주로 구성되어있는 상황이다. 따라서 이를 통해 관련 연구에 대한 일반적인 경향성을 도출하는 데는 한계가 있을 것으로 보인다.

다만, JLA 게재 논문들은 제시된 키워드의 개수가 3개부터 12개에 이르는 것까지 논문별 편차가 크다는 점이 특기할 만하며, 이러한 키워드들에 대한 관찰을 통해 연구자들이 중요하게 생각하는 주제들을 어느 정도 유추해볼 수 있을 것으로 판단되는 바, 각 게재 논문의 키워드 중, 'Learning Analytics' 자체와 같이 키워드로서의 의미가 떨어지는 경우를 제외하고, [표 11]의 영역 별로 분류해본 결과가 [표 12]에 정리되어 있다.

[표 12] Journal of Learning Analytics 게재 논문 키워드 영역별 분포 현황

연구 영역	1권 1호 (2014)	1권 2호 (2014)
데이터 분석 기법	Data mining, Web usage mining, Psychometrics, Classification, Learning disposition, Performance, Affect, Confusion, Boredom, Test, Tutoring, Prediction	Assessment, Discourse analytics, Main path analysis, Idea flow, Recommender system, Machine learning
학습환경별 LA 활용	Blended learning, Learning style, Self-regulated learning	Epistemology, Pedagogy, Social learning, Online learning, Computer mediated communication, Discussion group, Student participation, Science Education, K-12, Blogging, Community, Engineering design

29) ISSN 1929-7750(online)

LA 실용화	Open source, LMS, Portability, Retention, Course completion, Practice, Privacy	Epistemology, Online curriculum, Quality content
기타		Review

비록, 게재 논문의 개수가 많지는 않지만, 키워드들의 분류를 통해 주요 연구 영역들에 대한 세부적인 시각을 얻을 수 있었다. 첫 번째로 데이터 분석 기법 영역에는 분류(Classification), 예측(Prediction), 담화분석(Discourse analytics)등 과 같은 알고리즘 측면, 평가(Assessment), 지도(Tutoring), 추천(Recommendation)과 같은 분석 목적 측면, 웹 사용행태(Web usage)나 심리 측정(Psychometric)과 같은 데이터 소스 측면의 키워드들이 존재한다. 학습환경별 LA 활용 영역의 키워드들은 학습방법 및 전략(Blended learning, Online learning, Discussion group 등), 교과목 및 학습주제(Engineering design, Science education 등), 학습자 특성(K-12)의 세 가지 방향에서 접근하는 것이 가능하다. 또한, LA 실용화 영역의 키워드들은 시스템 설계 및 구현(Open source, LMS 등), 상위 사용자 지원(Retention, Online curriculum 등), 관련 정책 및 이슈(Privacy)의 세 가지로 세분할 수 있을 것으로 보인다. 아울러, 여기까지에서 도출한 연구 분류 체계는 본 고의 마지막에서 향후 유망 연구 주제를 도출하는데 사용된다.

6-4. 기타 학술 동향

LA가 비교적 최근에 등장한 개념으로, 이를 명시적으로 내세우는 학술 단체는 앞의 SoLAR가 대표적이거나, 그 밖의 동향이 없는 것은 아니다. 이에 LA와 관련된 기타 학술 단체들의 현황을 [표 13]에 정리하였다.

나아가 국내외 전문 학술지 발표 동향을 연도별로 조사한 결과를 각각 [그림 26], [그림 27]에 요약하였으며, 국제 전문 학술지의 경우 검색된 논문이 총 74편으로 2014년부터 발표 논문의 개수가 크게 증가한 것을 볼 수 있다. 반면, 국내 전문 학술지의 경우에는 2013년 3편, 2014년 4편으로 총 7편만이

검색되어 앞으로 관련 연구에 대한 보다 많은 지원이 필요한 점이 있다.

[표 13] 기타 주요 LA 관련 국제 단체

연번	이름	특성
1	EDUCAUSE	- 고등교육 혁신을 위한 정보통신기술 응용을 목적으로 하는 비영리단체로 온라인 매거진인 EDUCAUSE REVIEW 발간, 매년 학술대회 개최. - http://www.educause.edu
2	International Educational Data Mining Society	- 교육분야에 데이터마이닝 기법을 응용하는 연구를 다루는 학술 단체로 Journal of Educational Data Mining 발간, 매년 학술대회 개최. - http://www.educationdatamining.org
3	IMS Global Learning Consortium	- 교육 기관 및 일반 기업체 사내 교육까지를 대상으로 하는 기술 개발을 목적으로 하는 비영리 단체 http://www.imsglobal.org
4	LACE	- Learning Analytics Community Exchange. EU에서 출자한 커뮤니티로 유럽의 9개 교육 기관이 참여, 연구자 및 개발자들의 정보 교류 및 공동 작업을 지원. - http://www.laceproject.eu
5	Aperero	- 교육기관용 소프트웨어 개발을 위한 커뮤니티로 다양한 프로젝트 수행하며 Aperero Newsletter 발간. - http://www.apereo.org



[그림 26] 국제학술지 발표 논문 추이

<출처: <http://www.sciencedirect.com>>



[그림 27] 국내 등재지 발표 논문 추이

<출처: <http://www.riss.kr>>

7. 결론 및 시사점

이제, 지금까지 미처 언급하지 못했던 부분과 함께 앞에서 살펴본 e-러닝의 한계부터 LA의 등장 배경과 목표, 학술적 동향 등으로부터 도출할 수 있는 결론들을 소개하고자 한다.

7-1. 개인이 아닌 시스템이 책임진다

일반적으로 교육의 효과는 학습자와 교강사의 열의나 실력과 같은 개인적 측면에 크게 좌우되는 것으로 여기는 정서가 존재한다. 특히, 학습자들이 학습에서 낙오되는 경우, 우선적으로 본인의 능력 부족, 낮은 학습 의욕 및 나태함 등 학습자 개인으로부터 그 이유를 찾게 되기 쉽다. 물론 이러한 요인들이 학습에 영향을 준다는 사실 자체는 부인할 수 없다. 하지만 학습자들의 개인적 요인을 질타하는 것만으로는 문제가 해결되지 않는다. 이로 인해 동일 교육 과정 내에서도 낙오되는 학습자들이 현실적으로 존재한다.

보다 심각한 것은 일부 또는 상당수의 낙오되는 학습자들을 불가피한 것으로 여기는 경우도 많다는 점이다. 물론 학습자 개인의 특성과 함께 교육 기관의 인적, 물적, 시간적 한계로 인해 이 역시 현실적으로 인정해야 할 부분이다. 하지만 다른 서비스 업종에서 일반적으로 모든 고객의 최대 만족을 끊임없이 추구하는 것과 달리, 나름대로의 특수성이 있다고 하더라도 유독 교육 분야에서는 이러한 노력이 상대적으로 미흡하지 않았는지 한 번쯤 되돌아볼 부분이 아닌가 한다.

반면, LA를 이해하기 위해서는 낙오자의 발생 원인을 교육 시스템에서 찾고자 하는 사고의 전환이 필요하다. 즉, 올바른 관찰, 평가 및 피드백이 제공된다면 부족한 학습자라 하더라도 자신에게 최적화된 학습 과정을 통해 학습 목표를 달성할 수 있다고 보고, 정보통신기술의 활용을 통해 교수자나 교육 시스템이 학습자를 보다 더 부지런히 관찰하고, 보다 합리적인 판단을 내리며, 보다 효과적인 대응을 할 수 있도록 지원하고자 하는 기술이 LA이다. 이러한 측면에서 높은 교육열에도 불구하고 주입식 교육의 폐해, 개인의 개성에 대한 몰인정 등의 문제점이 종종 지적되는 우리나라 교육 시스템 개선을 위한 대안으로 LA를 고려해볼 만하다.

7-2. 먼 미래의 일이 아니다

LA의 취지는 좋으나, 실제 교육에 폭넓게 도입되는 것은 먼 미래의 일로 느껴질 수도 있다. 특히, LA에 대한 논의가 활발해진 것은 세계적으로도 비교적 최근의 일이고, 다양한 연구 및 응용 사례 중에서는 실험적인 시도들이 많았다. 나아가, 아직까지는 주로 교수자와 학습자 지원에 초점이 맞추어지고 있어, 교육 기관, 나아가 정책 당국이나 국가적 차원에서 학습에 관한 데이터가 통합적으로 관리 및 활용되려면 상당한 노력과 시간이 필요해 보이는 것도 사실이다.

그럼에도 불구하고, 이미 Purdue University(미국)의 Course Signals, University of Michigan(미국)의 E2Coach 및 Gradecraft, Northern Arizona University(미국)의 GPS, Santa Monica College(미국)의 Glass Classroom, Griffith University(호주)의 jPoll, Stanford University(미국)의 Multimodal Learning Analytics, Columbia University(미국)의 Coursera, Capella University(미국)의 Competency map, University of Derby(영국)의 SETL(Student Experience Traffic Lighting) 프로젝트, University of Nottingham의 ESCAPES(Enhancing Student Centered Administration for Placement Experience) 프로젝트 등 대학 차원에서 LA의 개발 및 도입을 추진하는 사례들이 최근 늘고 있고, 초-중-고등 수준에서도 북미와 유럽에서는 이미 ItsLearning처럼 LA기능이 결합된 LMS 보급이 이루어지고 있다.

Blackboard사의 Blackboard Analytics³⁰⁾나 IBM의 Analytics for Achievement³¹⁾는 교육 기관 수준에서 LA를 구현하기 위한 솔루션과 서비스를 제공하며, 그 외에도 다양한 오프소스 프로젝트들을 찾아볼 수 있다. 이러한 점들로 미루어볼 때 최소한 교과 단위 또는 교육 기관 수준의 LA도입은 향후 몇 년 동안 매우 활발할 것으로 생각되며, 이러한 과정을 충분히 거친 후에야 비로소 보다 높은 수준에서의 시스템 및 데이터 통합이 실현될 것이다. 이에, 국내에서도 이러한 추세에 뒤쳐지지 않도록 교과목이나 학과 또는 각급 학교 단위의 연구 개발 및 시험 도입을 통해 LA 활용을 위한 기본적인 여건을 지금부터 조성하는 것이 바람직하다.

30) <http://www.blackboard.com>

31) <http://www-01.ibm.com/software/analytics/education>

7-3. LA 이외 교육 혁신도 병행되어야 한다

LA가 독립적인 시스템이 아니고, 기존의 e-러닝 인프라에 추가되어 학습 환경을 개선하는 역할을 한다는 점은 앞에서도 지적하였다. 하지만 LA가 종래 e-러닝이 가지고 있던 모든 문제를 일거에 해결할 수 있는 만병통치약인 것은 아니며, 오히려 다른 교육 혁신 활동과 병행되는 것이 바람직하다.

예를 들어, 동영상 강의 콘텐츠에만 의존하던 e-러닝에 비해 최근의 MOOC는 학습자들의 참여 및 상호작용이 보다 활발해져, 다양한 데이터의 수집과 분석 및 신속한 피드백에 대한 필요성과 LA의 활용 가능성을 크게 높였다. 최근 각광받고 있는 실감형 인터페이스(Tangible User Interface)나 사물 인터넷(Internet of Things) 기술은 단순한 마우스와 키보드 관련 이벤트에서 벗어나 보다 다양한 멀티 모달 데이터의 수집 가능성을 열어주었다. 학습용 기능성 게임(Serious game)이나 증강현실(Augmented Reality) 기술은 보다 풍부하고 학습자의 흥미와 몰입을 유도할 수 있는 학습 콘텐츠 개발의 길을 제시한다. 즉, LA만을 단독으로 도입하기보다 이러한 여러 가지 교육 혁신 방법들이 유기적으로 병행되어야 비로소 학습효과 극대화라는 소기의 목적을 성공적으로 달성할 수 있으며, 다가오는 스마트 러닝 시대를 생각해볼 때 이 점은 더욱 명확하다. 따라서, LA는 종합적인 교육 개선을 위한 하나의 핵심적 구성 요소라는 점을 인식할 필요가 있다.

7-4. LA 관련 주요 연구 주제

끝으로, SoLAR의 LAK 학술대회의 세션 구성 및 발표논문들의 동향을 토대로 분류한 [표 12]의 LA 관련 주요 연구 영역을 기준으로 각종 문헌 및 자료에서 도출되는 주요 연구 주제 및 키워드를 정리해본 결과를 [표 14]에 소개한다. 첫 번째로 데이터 분석 기법 영역에서는 분석 목적, 데이터 소스 및 분석 기법의 세 가지 기준으로 다양한 항목을 도출할 수 있었고, 스마트 러닝 시대가 도래하면서 이 중 데이터 소스의 종류와 복잡성이 증가하여, 앞으로도 보다 발전된 분석 기법이 연구될 것으로 보인다. 학습환경별 LA 활용 영역에서는 학습방법, 교과목 및 학습자 특성에 따라 보다 세분화된 연구들이 진행될 것으로 보이며, 우리나라의 교육 환경에 맞는 LA 활용에 대한 연구도 시급한 상황이다. 나아가 실제로 LA의 비전을 실현하기 위해서는 실용화와 관련된 연구, 개발 및 지원도 중요하며, 이들은 크게 시스템 설계 및 구현, 상

위 사용자 지원, 관련 정책 등의 측면에서 다양한 연구 주제들이 존재한다. 이러한 분류가 LA 관련 활동에 접근하고자 하는 연구자 및 개발자에게 보다 편리한 출발점을 제공해주기를 기대하면서 본 보고서를 마치는 바이다.

[표 14] LA 관련 주요 영역 별 연구 주제

영역	도출 기준	주요 주제 및 키워드
데이터 분석 기법	분석 목적 측면	<ul style="list-style-type: none"> - 평가(Assessment) - 적응형 시스템(Adaptive system) - 추천(Recommendation) - 지능형 튜터링(Intelligent tutoring) - 성공, 실패 및 위험 예측(Prediction) - 학습자 군집화(Segmentation) - 모니터링(Monitoring)
	데이터 소스 측면	<ul style="list-style-type: none"> - 학습자 프로파일(Learner Profile) - 학습자료 프로파일(Material Profile) - 학습자 이력(History) 및 로그(Log) - 담화(Discourse) - 멀티 모달 데이터 (Multi-modal data) - 사물 인터넷 (Internet of things)
	알고리즘 및 기법 측면	<ul style="list-style-type: none"> - 예측적 기법(Predictive method) - 군집 분석(Cluster analysis) - 프로세스 마이닝(Process mining) - 시각화(Visualization) - 텍스트 마이닝(Text mining) - 이상치 탐지(Anomaly detection)
학습환경별 LA 활용	학습 방법 및 전략 측면	<ul style="list-style-type: none"> - 개인 학습(Personal learning environment) - 협력 학습(Collaborative learning) - 사회적 학습(Social learning) - 온라인 대중공개 강좌(MOOC) - 문제 기반 학습(Problem based learning) - 게임 기반 학습(Game based learning), 기능성 게임 (Serious game) - 기타 교수학습전략 별 LA 적용
	교과목 및 학습주제 측면	<ul style="list-style-type: none"> - 교과목별 특성 반영 - 학습 활동별 특성 반영
	학습자 특성 측면	<ul style="list-style-type: none"> - 학습자 연령별 시스템 개발 - 학습자 목적별 시스템 개발

LA 실용화	시스템 설계 및 구현 측면	- 시스템 표준화 및 설계 - 사용성 및 도입 효과 평가
	상위 사용자 지원 측면	- 교수자 관점의 지원 기능 - 교육 기관 관점의 지원 기능 - 정책 당국 관점의 지원 기능 - 다양한 수준의 사용자들 간 정보 공유
	관련 정책 및 이슈 측면	- 기존 학습 환경의 변화 및 정규 교육 과정에의 적용 - 개인 정보 보호(Data ethics) - 개별 현장 도입 지원 정책
기타	기타	- LA의 발전 방향 정립 - LA의 비전 제시 등

참고문헌

1. Romero, C. and Ventura, S., "Educational Data Mining: A Survey from 1995 to 2005", Expert System with Applications, Vol.33, No.1, pp.135-146, 2007.
2. Deitel, P.J. and Deitel, H.M., "Internet & World Wide Web How to Program", Prentice Hall Press, New Jersey, USA, 2007.
3. Brusilovsky, P. and Peylo, C., "Adaptive and Intelligent Web-based Educational Systems", International Journal of Artificial Intelligence in Education, Vol.13, pp.159-172, 2003.
4. U.S. Department of Education Office of Educational Technology, "Enhancing Teaching and Learning through Educational Data Mining and Learning Analytics", 2012.
5. Siemens, G., "Learning Analytics: Envisioning a Research Discipline and a Domain of Practice", Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge, pp.4-8, 2012.
6. Chatti, M.A., Dyckhoff, A.L., Schroeder, U. and Thüs, H., "A Reference Model for Learning Analytics", International Journal of Technology Enhanced Learning, Vol.4, No.5, pp.318-331, 2012.
7. Tan, P.-N., Steinbach, M. and Kumar, V., "Introduction to Data Mining", Addison-Wesley, 2005.
8. Cechinel, C., Sicilia, M.Á., SáNchez-Alonso, S. and García-Barriocanal, E., "Evaluating Collaborative Filtering Recommendations inside Large Learning Object Repositories", Information Processing and Management, Vol.49, No.1, pp.34-50, 2013.
9. Hsu, M.H., "A Personalized English Learning Recommender System for ESL Students", Expert System with Applications Vol.34, No.1, pp.683-688.
10. Schneiderman, B., "The Eyes Have It: A Task by Data Type Taxonomy for Information Visualization", Proceedings of the IEEE Symposium on Visual Languages, pp.336-343, 1996.
11. Keim, D.A., "Information Visualization and Visual Data Mining", IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, Vol.8, No.1,

pp.1-8, 2002.

12. De Oliveira, M.C.F. and Levkowitz, H., "From Visual Data Exploration to Visual Data Mining: A Survey", *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, Vol.9, No.3, pp.378-394.
13. van der Aalst, W.M.P., "Process Mining", Springer, 2011.
14. Buckingham Shum, S., "Learning Analytics Policy Brief", UNESCO Institute for Information Technologies in Education, 2012.
15. Brown, E., "Education in the Wild: Contextual and Location-based Mobile Learning in Action", Technical Report, Learning Sciences Research Institute, University of Nottingham, 2010.
16. Slykhuis, D.A., Wiebe, E.N. and Annetta, L.A., "Eye-tracking Students' Attention to PowerPoint Photographs in a Science Education Setting", *Journal of Science Education and Technology*, Vol.14, No.5-6, pp.509-520, 2005.
17. Conati, C. and Merten, C., "Eye-tracking for User Modeling in Exploratory Learning Environments: An Empirical Evaluation", *Knowledge-Based Systems*, Vol.20, No.6, pp.557-574, 2007.
18. Chaudhuri, S., Dayal, U. and Narasayya, V., "An Overview of Business Intelligence Technology", *Communications of the ACM*, Vol.54, No.8, pp.88-98, 2011.
19. van Harmelen, M. and Workman, D., "Analytics for Learning and Teaching", *CETIS Analytics Series* Vol.1, No.3, 2012.
20. Clow, D., "An Overview of Learning Analytics", *Teaching in Higher Education*, Vol.18, No.6, pp.683-695.
21. Bakharia, A. and Dawson, S., "SNAPP: A Bird-eye View of Temporal Participant Interaction", *Proceedings of the 1st International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, pp.168-173, 2011.
22. Siemens, G., Gasevic, D., Haythornthwaite, C., Dawson, S., Buckingham Shum, S., Ferguson, R., Duval, E., Verbert, K. and Baker, R., "Open Learning Analytics: an Integrated & Modularized Platform", Technical Report, 2011.
23. Worsley, M. and Blikstein, P., "Towards the Development of Multimodal Action based Assessment", *Proceedings of the 3rd International*

- Conference on Learning Analytics and Knowledge, pp.94-101, 2013.
24. Bliksten, P., "Multimodal Learning Analytics", Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Analytics and Knowledge, pp.101-106, 2013.
 25. Raca, M., Tormey, R. and Dillenbourg, P., "Sleepers' Lag – Study on Motion and Attention", Proceedings of the 4th International Conference on Learning Analytics and Knowledge, pp.36-43, 2014.
 26. Yuan, Y., Chang, K.-M., Taylor, J.N. and Mostow, J., "Toward Unobtrusive Measurement of Reading Comprehension Using Low-Cost EEG", Proceedings of the 4th International Conference on Learning Analytics and Knowledge, pp.48-54, 2014.
 27. Wang, Y.F. and Petrina, S., "Using Learning Analytics to Understand the Design of an Intelligent Language Tutor – Chatbot Lucy", International Journal of Advanced Computer Science and Applications, Vol.4, No.11, pp.124-131, 2013.
 28. Halatchliysi, L., Hecking, T., Göhnert, T. and Hoppe, U., "Analyzing the Flow of Ideas and Profiles of Contributors in an Open Learning Community", Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Analytics and Knowledge, pp.66-74, 2013.
 29. Ferguson, R., Wei, Z., He, Y. and Buckingham Shum, S., "An Evaluation of Learning Analytics to Identify Exploratory Dialogue in Online Discussions", Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Analytics and Knowledge, pp.85-93, 2013.
 30. Leeman-Munk, S., Lester, J. and Wiebe, E., "Assessing Elementary Students' Science Competency with Text Analytics", Proceedings of the 4th International Conference on Learning Analytics and Knowledge, pp.143-147, 2014.
 31. IMS Global Learning Consortium, "Learning Measurement for Analytics Whitepaper", 2013.
 32. Smith, A., Wiebe, E., Mott, B. and Lester, J., "SketchMiner: Mining Learner-Generated Science Drawings with Topological Abstraction", Proceedings of the 7th International Conference on Educational Data Mining, pp.288-291, 2014.

33. Pechenizkiy, M., Trcka, N., De Bra, P. and Toledo, P., "CurriM: Curriculum Mining", Proceedings of the 5th International Conference on Educational Data Mining, pp.216-217, 2012.
34. Wolff, A., Zdrahal, Z., Nikolov, A. and Pantucek, M., "Improving Retention: Predicting At-Risk Students by Analysing Clicking Behavior in a Virtual Learning Environment", Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Analytics and Knowledge, pp.145-149, 2013.
35. Arnold, K.E. and Pistilli, M.D., "Course Signals at Purdue: Using Learning Analytics to Increase Student Success". Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge, pp.267-270, 2012.
36. Govaerts, S., El Helou, S., Duval, E. and Gillet, D. "A Federated Search and Social Recommendation Widget", Proceedings of the 2nd International Workshop on Social Recommender Systems in Conjunction with the 2011 ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work, pp.1-8, 2011.
37. Boff, E. and Reategui, E.B., "Mining Social and Affective Data for Recommendation of Student Tutors", International Journal of Artificial Intelligence and Interactive Multimedia, Vol.2, No.1, pp.32-38, 2013.
38. Engin, G., Aksoyer, B., Avdagic, M., Bozanli, D., Hanay, U., Maden, D. and Ertek, G., "Rule-based Expert Systems for Supporting University Students", Procedia Computer Science, Vol.31, pp.22-31, 2014.
39. Society for Learning Analytics Research, <http://www.solaresearch.org>
40. Proceedings of the 1st International Conference on Learning Analytics and Knowledge (LAK'11), ACM, 2011.
41. Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge (LAK'12), ACM, 2012.
42. Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Analytics and Knowledge (LAK'13), ACM, 2013.
43. Proceedings of the 4th International Conference on Learning Analytics and Knowledge (LAK'14), ACM, 2014.
44. New Media Consortium, The NMC Horizon Report: 2014 K-12 Edition,

2014.

45. New Media Consortium, The NMC Horizon Report: 2014 Higher Education Edition, 2014.
46. KISTI, 「미래기술백서 2014」 (2014).
47. 이준영, "KISTI 미래기술 탐색체제", ie매거진 19권 3호 (2012).
48. Popper, R., 2008, How are foresight methods selected foresight 10, pp. 62-89.
49. Kolvisto, R., Wessberg, N., Eerola, A., Ahlqvist, T., Kivisaari, S., Myllyoja, J., Halonen, M., 2009, Intergrating future-oriented technology analysis and risk assessment methodologies, Technological Forecasting and Social Change 76, pp.1163-1176.

저자소개

❶ 노 경 란

KISTI 미래기술분석실 책임연구원

❷ 권 오 진

KISTI 미래기술분석실 책임연구원

❸ 김 준 우

동아대학교 산업경영공학과 조교수