**논문번호:** J1\_202500029

**원논문 제목:** “설명가능한 인공지능 기반 비형식학습 효과성 분석 및 참여자 추천 애널리틱스: 지속 가능한 평생학습 유도를 위하여 (Sustainable Lifelong Learning: Explainable AI-Driven Analytics for Informal Learning Effectiveness and Personalized Recommendations)”

**안녕하십니까 한국빅데이터학회 학회지 에디터님,**

원고의 재제출과 심사자의 의견에 대해 답변할 수 있는 기회를 주셔서 감사합니다.

요청해주신 바와 같이 아래에 심사자별 코멘트에 대한 답변을 포함하였습니다.

심사자분들께서 지적해 주신 내용 외에도 일부 업데이트 사항을 반영 및 표시하여 논문을 개선하였습니다.

감사합니다,

유효정, 조은지, 이현서, 김경원

## 심사자 #1

### 심사자 #1, 심사내용 #1

|  |
| --- |
| 기존 연구 인용은 풍부하나, 2010년대 초반 논문 비중이 높습니다. 최근 국제 저널에서 발표된 AI·XAI 기반 평생학습 효과성 분석, 추천 시스템 연구를 추가 검토하고 본 논문과의 차별성을 강조해야 합니다.  (최신 문헌 보강: 선행연구 검토가 다소 구시대적입니다. 최근 국제 학술지에서 발표된 AI/XAI 기반 평생학습 분석 및 추천 시스템 관련 연구들을 추가로 반영하여, 본 연구의 차별성과 기여점을 보다 선명하게 제시할 필요가 있습니다.) |

**저자답변:** 논문의 품질을 높일 수 있는 코멘트를 주셔서 감사합니다. 다른 리뷰어의 조언으로 기존 1장을 2개의 장으로 분리하여 1장은 간결한 연구배경과 연구 목표 및 기여를, 2장에서는 개념, 통계, 선행연구, AI 관련 적용 흐름, 연구 필요성으로 묶어서 구조를 분리했습니다. 따라서 (1) AI 또는 XAI 기반 평생학습 효과성 분석과 추천시스템 선행연구를 각각 “2.6 인공지능 기반 평생학습 분석 및 추천 연구”와 “2.7 설명가능한 인공지능 기반 학습 효과성 설명 연구”으로 분리하여 상세히 신규 추가하였습니다. (3) 그리고 각 장마다 연구의 필요성을 마지막에 추가하여 강조하였으며 “2.8 선행연구의 한계와 필요성”으로 별도 분리하여 연구의 필요성과 차별성을 보다 상세하게 제시하였습니다. 감사합니다.

**추가사항:**

|  |
| --- |
| **[신규 및 변경]**  2.6 인공지능 기반 평생학습 분석 및 추천 연구  최근 평생교육 분야에서는 전통적인 통계적 해석을 넘어서 머신러닝 및 딥러닝과 같은 인공지능(AI) 알고리즘을 활용한 연구들이 활발히 진행되고 있다. 이러한 기술들은 훨씬 더 포괄적인 요인들을 반영하고, 다양한 요인들 간의 상호작용을 포함하여 평생교육 참여를 설명하는 데 기여하고 있다. 특히 비즈니스 및 교육 분야에서 머신러닝 기법을 활용하여 학습자의 참여와 관련된 다양한 변수를 정교하게 분석하고, 그 결과를 실제 현장에 적용하려는 노력이 늘어나고 있다.  장창성 외(2024)는 랜덤 포레스트(Random Forest) 알고리즘을 활용하여 평생교육 참여 예측모형을 구축하고, 80% 이상의 정확도를 달성했다. 이 연구는 설명 가능한 머신러닝 기법을 활용하여 평생교육 참여를 결정짓는 다양한 요인을 탐색했다는 점에서 중요한 의의를 지닌다. 특히 랜덤 포레스트와 같은 머신러닝 기법은 기존의 전통적인 분석 방법들보다 훨씬 복잡한 상호작용을 처리하고, 여러 요인의 영향을 종합적으로 고려할 수 있다는 장점이 있다. 이러한 분석은 평생교육의 참여 결정을 예측하고, 그에 영향을 미치는 중요한 변수들을 식별하는 데 중요한 기초 자료를 제공한다 [23]. 하지만 기존 연구들은 대부분 참여 결정 요인에 집중하였고, 학습자의 만족도나 교육 효과성에 영향을 미치는 요인들을 분석하는 데는 상대적으로 부족함이 있었다.  이러한 흐름 속에서, 국제적으로는 AI 추천시스템과 개인화 학습 지원 연구가 활발히 확대되고 있다. Zeng et 외(2025)은 기존 교육의 한계를 넘어 개인화 학습 추천 시스템을 제안하고, 학습자의 이해도를 높이며 교사와의 협업 방향을 도출함으로써 향후 인간–AI 상호작용의 중요성을 강조하였다 [24]. Chakraborty (2024)는 형평성과 접근성의 제약에도 불구하고 AI가 평생학습 혁신과 접근성을 크게 확장할 수 있음을 강조하며, 실증적 연구 확대의 필요성을 지적하였다 [25]. Digel 외(2023)은 성인 및 지속 교육(ACE) 영역에서 추천시스템이 다양한 배경을 가진 성인 학습자의 자기주도 학습을 촉진함을 실증적으로 보여주었고 [26], Tani 외(2021)은 유럽 5개 대학 협력 프로젝트에서 팬데믹 이후 노동시장 수요 변화에 대응하는 공개 평생학습 과정 선택을 AI 추천시스템으로 안내하는 방안을 실증하였다 [27].  국내 연구에서도 유사한 시도가 이루어지고 있다. Jang (2024)는 약 30만 건의 원격대학 데이터를 분석하여 자연어처리, 비지도학습, 강화학습 기법을 활용한 맞춤형 교육과정 추천시스템을 개발하였으며 [28], 이를 통해 학습 빈도와 만족도가 유의미하게 향상됨을 확인하였다. 서지훈 외(2021)는 학습자의 자가진단 데이터를 기반으로 개인 역량에 맞는 맞춤형 교육프로그램을 추천하여 학습 성취와 만족도를 높였으며 [29], Lee 외(2023)는 기업 HRD 현장에서 Learning Curation 시스템을 설계, 운영해 학습 빈도와 만족도를 증가시킨 사례를 보고하였다 [30].  한편, AI 기반 추천시스템의 발전에도 불구하고 데이터 품질과 윤리적 고려가 중요하다는 점도 제기된다. Errakha 외(2025)는 맞춤형 학습 경험을 가능하게 하는 추천시스템의 성공 여부가 데이터 품질 확보와 개인의 윤리적 고려에 달려 있음을 강조하였다 [31]. 이는 평생학습 현장에서 AI를 활용한 추천시스템이 단순히 참여 편의성을 높이는 것을 넘어, 학습 효과성과 지속 가능성을 담보하기 위해 데이터 거버넌스와 윤리적 신뢰성을 필수적으로 확보해야 함을 시사한다.  이상의 연구들은 공통적으로, AI와 머신러닝 기반 추천시스템이 평생학습 참여 촉진과 개인화 학습 지원에서 중요한 가능성을 보여주었음을 입증한다. 국제적으로는 개인화 추천과 학습경로 설계에 초점이 확대되며, 대규모 로그, 텍스트 데이터를 활용한 추천시스템과 학습자 모델링이 발전하는 추세다. 그럼에도 “학습 효과성(만족, 역량, 고용연계)”을 직접 예측하거나 설명하는 연구는 상대적으로 부족하다. 본 연구는 이 간극을 메우기 위해 참여 여부뿐 아니라 만족/효과성 지표를 종속변수로 설정하고, 개인, 지역, 프로그램, 제도를 아우르는 다수의 예측 특성을 통합하여 설명가능한 예측을 구현하고자 한다.  2.7 설명가능한 인공지능 기반 학습 효과성 설명 연구  AI 기반 추천 시스템의 발전에도 불구하고, “왜 특정 추천이 이루어졌는가”를 설명할 수 있는 설명가능한 인공지능(XAI)에 대한 요구가 점차 높아지고 있다. Majumdar 외(2023)은 일본 고등학교에서 EXAIT(교육용 설명 가능한 인공지능 도구)를 도입하여, 베이지안 지식 추적(BKT)과 차등 프로세스 마이닝을 통해 자기주도적 학습 패턴과 적극적 참여를 실증 분석하였다. 이 연구는 단순 추천을 넘어 설명된 추천이 학습자의 성취도 향상에 기여함을 보여주었다 [32].  Kim 외(2024)는 실제 교육 데이터를 활용하여 분류 모델을 개발하고, XAI 기법을 적용해 대학생의 학업 성취도를 95% 이상의 높은 AUC로 예측하였다 [33]. 특히 SHAP 기반 설명을 통해 영향 요인을 분석함으로써 AI 예측의 신뢰성과 교육 현장의 실용성을 동시에 확보하였다. 김성훈 외(2021)도 DKT와 XGBoost를 이용한 지식 상태 모델링 결과를 LRP와 SHAP으로 해석하여, 교수자가 학습자의 지식 상태를 이해하고 맞춤형 지원을 제공할 수 있는 시스템을 개발하였다 [34].  Afreen 외(2024)은 지식 그래프 기반 온톨로지(LOXER)를 활용하여 설명 가능한 추천을 구현하였다 [35]. 이 연구는 학습자 중심 논리적 경로와 다양한 데이터셋을 결합해, 설명 가능한 추천의 의미론적 구조를 정립하고 학습자의 의사결정 과정을 지원하였다. Alaniemi 외(2024)은 AI의 일상적 확산 속에서 전문가뿐 아니라 일반 사용자도 이해할 수 있는 설명의 필요성을 강조하며, 비교 기능, 자체 설명 기능, 상황 인식 기능을 지원하는 XAI 설계가 사용자 경험 개선과 학습 및 고용 연계성 강화에 기여함을 보여주었다 [36].  Almaraashi 외(2024)은 퍼지 논리와 lifelong learning을 결합하여 AI 알고리즘의 설명력을 강화하는 시스템을 제안하였으며, 다양한 도메인 확장 가능성을 제시하였다 [37]. 또한 Gharahighehi 외(2024)는 AI 기반 학습 시스템이 맞춤형 추천과 자동화된 지원을 제공할 수 있는 가능성을 인정하면서도, 인간 중심적 접근과 참여 지속성 강화를 위해 설명 가능성과 통제 가능성이 필수적임을 강조하였다 [38].  이러한 연구들은 공통적으로, XAI가 단순히 학습 성과 예측을 넘어 학습자, 교사 및 사용자에게 신뢰 가능한 설명을 제공하고, 교육적 추천 시스템의 효과성과 지속 가능성을 높이는 데 핵심적 역할을 한다는 점을 보여준다. 다만 교육데이터의 질 관리, 편향 제거, 개인정보나 윤리 거버넌스가 수반되지 않으면 설명의 신뢰성이 훼손될 수 있다. 본 연구는 예측성능과 함께 설명가능성 지표를 병행 분석하여, 정책적 실무적 해석가능성을 확보한다.  2.8 선행연구의 한계와 필요성  비록 최근 교육 분야에서 머신러닝 기법을 활용한 연구가 활발히 이루어지고 있지만, 평생교육 영역에서의 활용은 상대적으로 제한적이다. 특히 평생교육의 효과성 요인을 분석하고, 특정 집단의 특성에 맞춘 탐색적 연구는 여전히 부족한 상태이다. 이는 평생교육의 참여자들이 경험하는 효과의 다양성을 깊이 있게 이해하고, 이를 개선하기 위한 전략을 제시하는 데 중요한 과제가 되고 있다. 따라서 평생교육 참여자의 만족도에 영향을 미치는 다양한 요인을 포괄적이고 통합적으로 분석할 필요성이 대두된다. 이러한 분석은 평생학습의 실제적인 효과를 측정하고, 교육적 성과를 높이는 데 중요한 역할을 할 것이다. 또한 미래의 참여자가 경험할 수 있는 교육 효과를 예측하고, 그 효과를 극대화할 수 있는 분석 접근법이 요구된다. 이를 통해 평생학습의 참여를 더욱 활성화시키고, 각 학습자의 특성에 맞춘 맞춤형 학습 경험을 제공할 수 있다. 머신러닝 기법은 이러한 예측과 분석을 가능하게 하여, 평생학습의 효율성을 높이고, 참여자의 만족도를 최적화하는 데 중요한 역할을 할 수 있을 것이다.  결국, 선행연구 검토를 통해 도출된 이러한 한계는 본 연구의 출발점이 된다. 본 연구는 머신러닝과 XAI 기법을 활용하여 평생학습 참여자의 효과성과 만족 요인을 심층적으로 규명하고, 나아가 맞춤형 프로그램 추천을 가능하게 하는 데이터 기반 의사결정 틀을 제시하고자 한다. 궁극적으로 정밀 타깃팅, 개인화 추천, 성과 중심 평가로의 전환을 뒷받침한다. |

### 심사자 #1, 심사내용 #2

|  |
| --- |
| 데이터 전처리 과정에서 사용된 언더샘플링·오버샘플링 기법의 타당성 설명이 부족합니다. 과적합(Overfitting) 위험에 대한 검증(예: 교차검증, 하이퍼파라미터 튜닝 과정)도 구체적으로 보강할 필요가 있습니다. 다양한 알고리즘 비교는 장점이지만, 왜 최종적으로 Random Forest가 가장 적합한지에 대한 이론적 근거를 보강하면 좋습니다.  (방법론적 보완: 데이터 전처리 과정(언더샘플링·오버샘플링)의 타당성 설명이 부족합니다. 또한 과적합 방지 및 교차검증 절차에 대한 구체적 기술이 필요합니다. 다양한 알고리즘을 비교한 점은 강점이나, 최종적으로 Random Forest를 주요 결과로 제시한 이유에 대해 이론적·실무적 근거를 보강하는 것이 바람직합니다.) |

**저자답변:** 중요한 지적을 해 주셔서 감사합니다. 총 3개의 질문으로 이해됩니다. (1) 데이터 전처리 과정의 타당성 보강 (2) 과적합 위험에 대한 검증 (3) Random Forest 선택의 이론적 근거. 우선 (1)에 대해서는 전처리 과정의 타당성을 높이기 위해 수치적인 근거를 반영하여 타당성을 높이고 아울러 기존보다 가독성을 높이기 위해 순서를 바꾸는 등 전면 재작성 하였습니다. 그리고 (2)에 대해서는, 본 연구에서 머신러닝과 딥러닝 알고리즘 모두에서 Validate 데이터로 하이퍼파라미터 튜닝 최적화를 통해 과적합을 대응하였습니다. 아울러, 하이퍼파라미터의 범위를 더욱 확장하여 실험을 다시 진행함으로써 최종 알고리즘은 XGBoost로 변경되었으며 예측 성능도 더욱 향상시킬 수 있었습니다. 관련 설명이 누락된 것으로 보여 본문과 실험결과를 모두 수정하였습니다. 마지막으로 (3)에서 XGBoost 알고리즘의 이론적 강점과 다른 알고리즘 대비 차별성, 그리고 데이터 특성과의 적합성과 실무적 의의를 “4.1 비형식학습 효과성 예측 평가(Train & Validate)” 부분에 아래와 같이 추가하였습니다.

**수정사항:**

|  |  |
| --- | --- |
| **[기존]**  (1) + (2)  연구의 목표를 달성하기 위해 2018년부터 2022년까지의 “평생학습 개인실태조사” 데이터를 사용하였다. 데이터를 수집하는 설문조사의 내용이 큰 틀에서는 변화가 없다. 하지면 수집에 사용한 질문명이 조금씩 변경되기도 하기 때문에 2022년도를 기준으로 과거 데이터의 변수명을 동일하게 맞추었다. 또한 연도별로 수집되는 변수의 갯수는 차이가 있지만 5개년도 중 절반 이상인 3개년도 이상 공통적으로 존재하는 변수만을 선별하였다 <표 1>. 또한 샘플의 개수는 연도별로 차이가 있지만 값이 존재하지 않는 경우 결측치(NaN)으로 처리하고 연도별 구분을 위해 추가적인 연도 변수를 생성하였다.  종속변수인 평생학습 효과성은 평생학습 참여가 삶의 질 향상에 얼마나 도움이 되었는지 “정신적 건강, 육체적 건강, 사회참여 만족도, 경제적 안정감” 4가지의 항목으로 구분되어 있기에 샘플당 4개 항목의 응답값 평균치로 변환하여 “평생학습 효과성”으로 생성하였다. 그리고 5점 척도 기준 4점 이상인 경우를 “만족” 그리고 중간값인 3점을 제외한 3점 미만의 경우를 “불만족”으로 변환하였다. 독립변수는 모델의 설명과 예측 성능을 위해 일부 변수에 대해 파생변수를 만들었다 <표 2>. 평균값을 통해 값을 일원화 하기도 하고, 유사 항목들의 여부를 확인후 이진화 하기도 하였다. 또한 학력, 소득, 직업 등 개인적 현황과 관련된 명목형 변수는 각 항목 값들에 따라 변수를 생성하여 설명하기 위해 더미변화화(Dummy Variable) 하였다. 이 외에도 변수들의 이상치 처리, 결측값 50% 이상 존재하는 변수 삭제, 변수의 응답값을 0과 1사이로 값으로 동일하게 변환하여 학습과정에서 변수들의 비교를 공정하게 학습할 수 있도록 스케일링(Scaling) 하였다.  최종적으로 51,369개의 샘플과 99개의 변수를 모델링과 예측에 활용하였다. 전체 데이터에서 비형식교육 참여자와 미참여자를 구분하였다. 그 중에서 비형식교육 참여자는 8:2의 비율로 무작위 할당하여 각각 학습(Train)과 검증(Validate)로 활용하였다. 그리고 실제 비형식교육 미참여자를 추천할 경우 어떤 만족도를 나타낼 것인지 예측에 활용하기 위한 미래 추천 테스트(Test) 데이터로 활용하였다. 그리고 종속변수의 분포가 한쪽만 너무 많아 학습이 공정하게 이루어지지 못하는 불균형 상태일 경우, 특정 라벨이 학습되지 않아 성능이 떨어지는 이슈가 생긴다. 따라서 불만족 샘플이 많은 경우는 언더샘플링(Undersampling)으로 불만족의 비율을 줄이고 만족 샘플이 많은 경우 불만족 샘플을 오버샘플링(Oversampling)하여 최대한 만족 라벨의 데이터는 수정하지 않고 예측력을 향상시킬 수 있는 방향으로 샘플링 적용하였다.  (3)  없음 | **[변경]**  (1) + (2)  연구의 목표를 달성하기 위해 2018년부터 2022년까지의 “평생학습 개인실태조사” 데이터를 사용하였다. 데이터를 수집하는 설문조사의 내용이 큰 틀에서는 변화가 없다. 하지면 수집에 사용한 질문명이 조금씩 변경되기도 하기 때문에 2022년도를 기준으로 과거 데이터의 변수명을 동일하게 맞추었다. 또한 연도별로 수집되는 변수의 갯수는 차이가 있지만 5개년도 중 절반 이상인 3개년도 이상 공통적으로 존재하는 변수만을 선별하였다 <표 1>. 또한 샘플의 개수는 연도별로 차이가 있지만 값이 존재하지 않는 경우 결측치(NaN)으로 처리하고 연도별 구분을 위해 추가적인 연도 변수를 생성하였다. 데이터 병합이 완료된 후 모델링과 예측에 활용할 수 있는 전체 데이터는 51,369개의 샘플과 368개의 변수다. 이 중에서 변수들의 이상치 처리, 결측값 50% 이상 존재하는 변수들을 삭제하고 모델의 설명과 예측 성능을 위해 일부 변수에 대해 파생변수를 만들었다 <표 2>. 평균값을 통해 값을 일원화 하기도 하고, 유사 항목들의 여부를 확인후 이진화 하기도 하였다. 또한 학력, 소득, 직업 등 개인적 현황과 관련된 명목형 변수는 각 항목 값들에 따라 변수를 생성하여 설명하기 위해 더미변화화(Dummy Variable) 하여 최종적으로 103개의 변수로 변환되었다.  종속변수인 평생학습 효과성은 평생학습 참여가 삶의 질 향상에 얼마나 도움이 되었는지 “정신적 건강, 육체적 건강, 사회참여 만족도, 경제적 안정감” 4가지의 변수로 구분되어 있기에 4개 항목의 응답값 평균치를 기반으로 “평생학습 효과성” 변수를 생성하였다. 그리고 5점 척도 기준 4점 이상인 경우를 “만족” 그리고 중간값인 3점을 제외한 3점 미만의 경우를 “불만족”으로 변환하였다. 나머지 99개의 변수를 독립변수로 활용하였다. 변수들은 인구사회학적 특성, 직업 및 소득 요인, 건강 및 생활특성, 학습참여 및 태도, 사회참여 요인 등으로 분류될 수 있다. 각 변수의 세부 구성은 <표 4>에 제시하였다.  그리고 전체 51,369명 중, 비형식교육 참여자는 18,117명(35.27%)이고 미참여자는 33,252명(64.73%)이다. 참여자는 18,117명은 8:2의 비율로 무작위 할당하여 각각 학습(Train)과 검증(Validate)로 활용하였다. 그리고 실제 비형식교육 미참여자 33,252명을 추천할 경우 어떤 만족도를 나타낼 것인지 예측에 활용하기 위한 미래 추천 테스트(Test) 데이터로 활용하였다.  그런데 학습 데이터를 사용해서 모델링을 할 때, 종속변수 라벨의 분포가 한쪽에 치우쳐진 경우 학습이 공정하게 이루어지지 못하는 불균형(Unbalanced) 상태로 인해 특정 라벨의 예측 성능이 떨어지는 이슈가 생긴다. 이러한 이슈를 해결하기 위해 일반적으로 샘플링을 통해 종속변수 라벨의 비율을 유사하게 반영하여 각 라벨별 학습이 공정하게 이루어질 수 있도록 반영할 수 있다. 본 연구의 학습 데이터가 대표적인 불균형 데이터로 비형식학습을 만족한 참여자는 5,721명이지만 만족하지 못한 참여자는 678명로 매우 적다. 이러한 경우, 만족한 사람들을 언더샘플링(Undersampling)하거나 불만족한 사람들을 오버샘플링(Oversampling) 할 수 있다. 우리는 비형식학습 만족도가 높은 사람들의 특징이 주된 관심사이고 동시에 가장 샘플의 수를 많이 보존할 수 있는 방식인 오버샘플링을 적용하였다. 마지막으로, 변수의 응답값을 0과 1사이로 값으로 동일하게 변환하여 학습과정에서 변수들의 비교를 공정하게 학습할 수 있도록 스케일링(Scaling) 하였다.  마지막으로, 모델링의 과정에서 학습데이터로 훈련을 하고 검증데이터로 하이퍼파라미터(Hyperparameter)를 최적화하여 학습데이터에 과도하게 적합하지 않고, 새로운 데이터에서도 안정적인 일반화 성능을 확보하는 방식으로 과적합을 대응하였다. 마지막으로 최종 추정된 하이퍼파라미터와 알고리즘을 사용해서 학습 및 검증데이터를 재학습 한 후, 테스트 데이터로 실제 미래 만족도를 예측하여 미래에 만족할 사람들은 어떤 요인을 나타낼지 분석하며 실험을 마무리하였다.  (3)  본 연구에서 다양한 머신러닝 알고리즘을 비교한 결과, 최종적으로 XGBoost가 가장 우수한 예측 성능을 보였다. 이는 단순히 실험적 결과를 넘어, XGBoost의 이론적 특성과 본 연구 데이터의 구조적 특성이 맞아떨어진 결과로 해석할 수 있다. 우선, XGBoost는 Gradient Boosting 기반 알고리즘으로, 변수 간 복잡한 비선형적 상호작용을 포착할 수 있으며, 정규화를 통해 과적합을 효과적으로 억제한다. Random Forest 대비 편향(Bias) 감소 효과를 확보하면서도 분산(Variance)를 안정적으로 제어한다. 반면 LightGBM은 Leaf-wise 성장 전략으로 속도는 빠르지만 소규모 데이터에서는 과적합 위험이 상대적으로 크고, CatBoost는 범주형 변수 처리에 강점이 있으나 본 연구와 같이 연속형 및 혼합형 변수가 중심인 데이터셋에서는 추가적인 이점을 크게 제공하지 못하였다.  따라서 XGBoost는 본 연구의 데이터 특성(변수 간 복잡한 관계, 잠재적 불균형 구조, 결측치 존재 가능성 등)에 최적으로 부합하며, 동시에 다양한 응용 분야에서 축적된 실무적 활용 경험을 통해 모델의 안정성, 일반화 가능성, 해석 가능성을 균형 있게 제공한다는 점에서 최종 결과를 대표하는 알고리즘으로 선택하는 것이 타당하다. 이러한 맥락에서 XGBoost는 본 연구 주제에 대한 가장 적합한 방법론적 선택일 뿐 아니라, 실제 정책 및 현장 적용 측면에서도 높은 활용 가치를 지닌다고 볼 수 있다. |

### 심사자 #1, 심사내용 #3 (유효정, 조은지, 이현서)

|  |
| --- |
| 본 연구의 주요 강점은 정책 현장 활용 가능성이지만, 구체적 제언이 부족합니다. 예를 들어, 개인정보 보호 문제, 디지털 격차, 지역별 학습 기회 차이 등 실제 정책 적용 시 발생할 수 있는 제약 요인을 논의해야 합니다. 이를 바탕으로 교육기관·정부가 실제 적용할 수 있는 구체적 실행 방안을 제시하면 논문의 실천적 가치가 크게 강화됩니다.  (정책적·실천적 시사점 구체화: 논문이 정책적 활용 가능성을 강조하고 있으나, 개인정보 보호, 디지털 격차, 지역별 학습 기회 불평등 등 실제 적용상의 제약 요인에 대한 논의가 부족합니다. 교육기관이나 정부가 현실적으로 적용할 수 있는 구체적 실행 전략을 제시하면 논문의 실천적 가치가 한층 강화될 것입니다. 종합적으로, 본 논문은 게재 잠재력이 충분하나 위의 사항들을 충실히 보완할 것을 권고합니다. 수정 후 게재(Revision Required)가 적합하다고 판단됩니다.) |

**저자답변:** 경영과학회에 발표하는 은지가 작성한 논문의 경우 “토의” 부분이 추가되었어요 최종버전에서. 이 리뷰어도 실험결과를 기반으로 토의를 작성하라는 뜻입니다. 아이데이션 해서 자유롭게 활용방법을 작성해보세요.

**수정사항:**

|  |  |
| --- | --- |
| **[기존]** | **[변경]** |

## 심사자 #2

### 심사자 #2, 심사내용 #1

|  |
| --- |
| 현재 1장에서는 서론과 문헌조사가 함께 제시되어 있습니다. 1장에는 본 연구의 연구배경과 이론적 배경을 간단하게 언급하고, 2장을 분리하여 문헌조사를 실시하십시오. 특히 한국 교육과 전세계 교육에 있어서 비형식 학습관련 비교를 시행해 주십시오. 왜 한국에서 이 평생학습 연구가 필요한지 그 필요성을 강조해 주십시오. 특히 비형식 학습 이외에 사이버대학 들도 평생교육의 측면에서 교육들을 시행하고 있는데 일반적인 평생학습과 사이버 대학과의 비교도 추가해 주십시오. 비형식 학습의 성공사례, 실패 사례에 대해서도 설명하고 본 연구의 필요성과도 연결해 주십시오. |

**저자답변:** 논문의 이해도를 높일 수 있는 구조적인 코멘트를 주셔서 감사합니다. 기존 1장을 2개의 장으로 분리하여 1장은 간결한 연구배경과 연구 목표 및 기여를, 2장에서는 개념, 통계, 선행연구, AI 관련 적용 흐름, 연구 필요성으로 묶어서 구조를 분리했습니다. 아울러 (1) 한국과 글로벌 비형식 학습관련 비교를 “2.3 국제적 비형식학습 거버넌스와 한국의 위치” 라는 별도의 선행연구로 분기하였으며, (2) 일반적인 평생학습과 사이버 대학과의 비교를 “2.4 한국의 평생학습 특수성: 사이버대학”으로 별도 분기하여 소개하였습니다. 아울러 (3) 비형식 학습의 사례들을 “2.5 비형식학습의 성공과 실패 사례 및 시사점”으로 분기하여 3가지를 소개하고 있습니다. 그리고 각 장마다 연구의 필요성을 마지막에 추가하여 강조하였으며 “2.1 & 2.2”에도 가독성을 높이기 위해 관련 선행연구의 필요성을 언급하였습니다. 감사합니다.

**추가사항:**

|  |
| --- |
| [신규 추가]  2.1 평생학습의 개념과 유형  정책적 관점에서 국제기구는 비형식과 무형식 학습의 가시화(Visibility)와 공식 인정(Recognition)을 강조하며, 각국은 사회, 제도적 맥락에 따라 인증, 학점화, 재정지원 방식이 상이한 거버넌스를 채택해왔다. 한국의 최근 통계에서도 2024년 기준, 전체 성인의 33.1%가 평생학습에 참여하였으며, 이 중 형식학습 참여율은 0.5%에 불과한 반면, 비형식학습 참여율은 32.7%로 나타나, 대다수의 학습 활동이 비형식적 학습을 중심으로 전개되고 있음을 확인할 수 있다 [10].  2.2 평생학습 참여와 효과성에 관한 실증 연구  아울러, 국제 비교와 한국 제도적 특수성(예: 사이버대학과의 접점)이라는 맥락적 요소를 함께 고려한 체계적 검토가 부족했다는 점에서 후속 연구 설계의 여지가 크다.  2.3 국제적 비형식학습 거버넌스와 한국의 위치  비형식학습은 기술 변화의 속도를 따라가기 어려운 형식 교육을 보완하고, 4차 산업혁명 시대의 개인의 지속적인 역량 강화, 삶의 질 향상, 그리고 사회적 격차 해소라는 복합적이고 중요한 과제를 동시에 수행할 수 있는 대안으로 주목받고있다. 특히, 각국의 사회적 배경과 정책적 지향에 따라 서로 다른 거버넌스(Governance) 모델을 통해 발전해왔다. 한국의 경우, 중앙정부가 정책을 기획 및 수립하고 실행을 관리하는 중앙집권적 하향식(Top-down) 체계가 주를 이룬다. 이러한 구조는 정책의 신속한 추진과 제도적 통일성 확보라는 장점을 제공하였으며, 특히 단기간 내 전국적 확산이 필요한 정책에서 높은 성과를 거두었다. 그러나 동시에 지역별, 계층별 수요의 다양성을 충분히 반영하지 못한다는 한계를 드러낸다. 즉, 지역 고유의 맥락이나 학습자의 개별적 특성을 고려한 맞춤형 교육을 제공하기 어렵다는 점에서 학습 효과의 불균형이 발생할 수 있다.  이에 반해 일본은 지역사회와 주민 자치를 중심으로 한 상향식(Bottom-up) 발전 모델을 보여준다. 일본의 공민관(公民館)과 같은 지역 기반 거점은 주민이 직접 참여하여 프로그램을 기획하고 운영할 수 있는 구조를 제공하며, 이는 고령화 대응이나 지역 경제 활성화 등 지역 현안 해결에 밀착된 학습 기회를 창출한다. 주민의 자발적 참여를 제도적으로 장려하는 이러한 접근은 학습자에게 높은 소속감과 주인의식을 부여하며, 결과적으로 프로그램의 지속성과 현장 적합성을 강화하는 효과를 낳는다 [17].  한편, 유럽연합(EU)은 혼합형 거버넌스 모델을 채택하고 있다. EU 차원에서 격차 해소와 노동시장 통합이라는 거시적 목표와 전략적 방향성을 상위 수준에서 제시하되, 개별 회원국과 교육기관은 이를 실행하는 과정에서 자율성을 보장받는다. 특히 정부, 고용주, 노동조합, 시민사회단체 등 다양한 이해관계자가 긴밀히 협력하는 사회적 파트너십 구조를 통해 포괄적인 성인학습 프로그램을 제공한다. 이러한 협력적 메커니즘은 학습자의 참여를 제고할 뿐 아니라, 교육자에 대한 사회적 신뢰를 높여 교육의 질적 수준을 담보하는 역할을 한다 [18].  이러한 기대와 함께, 한국의 획일적인 공급자 중심 시스템이 과연 다차원적이고 개별화된 학습 수요를 효과적으로 충족시키고 있는가에 대한 근본적인 질문이 제기된다. 비형식학습에 대한 국가적 투자와 양적 확대에도 불구하고, 정작 학습자가 체감하는 “학습 효과성”은 왜 편차가 발생하는지, 그리고 성공적인 학습 경험을 이끄는 요인은 무엇인지에 대한 미시적이고 실증적인 검증은 부족한 실정이다. 따라서 본 연구는 한국 비형식학습의 현황을 국제 사례와 대비하여 분석하고, 거버넌스 수준에서의 제도적 설계와 학습자 수준에서의 경험 간 괴리를 해소하기 위한 실증적 근거를 제시하고자 한다.  2.4 한국의 평생학습 특수성: 사이버대학  한국은 비형식학습 기관 중심의 평생교육과 제도권 고등교육기관인 사이버대학이라는 두 축으로 구분할 수 있다. 먼저, 일반적인 평생교육은 국가평생교육진흥원, 지방 평생학습관, 평생교육원, 시민대학 등 다양한 공공 및 민간 평생교육기관을 통해 제공된다. 이들 기관은 학력보완, 직업능력 향상, 인문교양, 문화예술, 시민참여 등 폭넓은 분야를 포괄하며, 지역사회 주민의 삶의 질 향상과 사회적 참여 촉진을 목적으로 한다.  반면, 사이버대학은 「고등교육법」에 근거하여 설립된 정식 고등교육기관으로, 명확히 형식학습의 영역에 속한다. 사이버대학은 학위를 수여하는 제도권 교육기관이라는 점에서 평생교육기관과 근본적으로 구별되지만, 동시에 시간제 등록제도, 학점은행제, 원격교육 제도 등을 통해 학습자의 개별적 상황과 수요에 맞추어 형식학습과 비형식학습을 연결(Bridging)하는 기능을 수행한다 [19]. 특히 직장인, 경력단절 여성, 장애인, 해외 거주자 등 비전통적 학습자(Non-traditional Learners)에게 학위 취득의 기회를 제공함으로써, 고등교육 접근성 확대라는 정책적 목표를 달성해왔다.  이러한 구조적 특징은 한국 평생학습 체계의 특수성을 잘 보여준다. 다수 국가에서 비형식학습과 고등교육은 제도적으로 엄격히 분리되어 있으나, 한국에서는 사이버대학이 비형식학습과 형식학습을 연결하는 교차 지점으로 기능하고 있다. 그러나 이러한 장점에도 불구하고 몇 가지 비판적 논의가 존재한다. 첫째, 사이버대학이 제공하는 교육은 여전히 학위 취득 중심이 강해, 지역사회 기반의 시민참여형 학습이나 문화, 예술적 자기계발과 같은 순수 비형식학습의 역할을 대체하기 어렵다. 둘째, 사이버대학의 프로그램은 온라인 기반으로 운영되기 때문에, 디지털 격차로 인해 일부 고령층이나 취약계층 학습자의 접근성을 제한할 수 있다. 셋째, 평생학습의 궁극적 목표가 전 생애의 다차원적 학습 경험 제공이라는 점을 감안하면, 사이버대학은 그 목표의 일부를 충족시킬 수 있을 뿐, 평생교육 전반을 대체하는 구조는 아니다.  이러한 맥락에서, 본 연구는 평생교육 참여를 분석함에 있어 사이버대학을 단순히 형식학습 기관으로만 분류하기보다, 형식과 비형식 간 경계를 매개하는 특수한 제도적 장치로 이해할 필요가 있음을 제기한다. 다시 말해, 사이버대학의 존재는 한국 평생교육 정책이 제도권 고등교육과 비형식학습을 연계하는 독자적 모델을 구축하고 있음을 보여주는 중요한 사례이며, 이는 국제 비교 맥락에서 한국이 가지는 독창적 위치를 설명하는 근거가 된다.  2.5 비형식학습의 성공과 실패 사례 및 시사점  한국의 비형식학습은 대체로 실용적 목적 지향성, 명확한 학습 목표 설정, 대상집단의 구체적 수요 대응성을 특징으로 한다. 즉, 프로그램이 추상적 담론이나 일반 교육목표에 머무르지 않고, 현장 기반의 문제 해결과 사회적 필요에 밀착되어 설계된다는 점이 핵심적이다. 이러한 목적성과 타깃 명료성은 한국적 맥락에서 비형식학습의 지속성과 성과 창출의 주요 동력으로 작용해왔다. 다음의 세 가지 대표 사례는 이러한 구조적 특징을 잘 보여준다.  한국의 대표적인 비형식학습 성공모델 중 하나는 전국적으로 확산된 “평생학습도시(Learning City)” 사업이다. 이는 2000년대 초반 UNESCO의 “Learning Cities” 구상과 연계되어 지역 단위에서 평생학습을 통한 지속가능한 공동체 구축을 목표로 추진된 사업이다. 특히 충청남도 공주시는 하향식 행정이 아닌 주민 자율 참여형 운영체계를 구축하여 모범사례로 평가받고 있다. 공주시는 10개 읍, 면 단위에 “평생교육협의회”를 설치하고, 각 마을의 학습활동가들에게 프로그램 기획 및 예산 집행 권한을 위임하였다. 이를 통해 주민들이 스스로 학습 주제를 발굴하고, 학습 결과를 지역문제 해결로 확장시키는 시민 주도형 학습 네트워크를 형성하였다. 이러한 운영구조는 단순한 수혜자 참여를 넘어, 학습의 사회적 자본(Social Capital)으로서의 기능을 강화하였으며, 지역 맞춤형 학습 생태계의 자율적 순환을 가능하게 하였다 [20].  두 번째 사례는 기업과 사회의 공동이익을 결합한 민관 협력형 비형식학습 모델이다. 한국맥도날드가 추진한 “고령층 대상 키오스크 교육 프로그램”은 디지털 격차 해소라는 사회적 문제와 매장 운영의 효율성 제고라는 기업 목적을 동시에 달성한 대표적 성공사례로 꼽힌다. 해당 프로그램은 고령층 소비자들이 실제 매장에서 사용하는 키오스크 인터페이스를 학습 도구로 전환하여, 사진 중심의 교육자료를 개발 및 보급하였다. 이 과정에서 기업은 매장 인프라를 학습 공간으로 개방하고, 지역사회 노인복지관 및 평생학습관과 협력하여 실제 사용 맥락에서의 학습 경험을 제공하였다. 그 결과, 고령층의 디지털 활용 자신감이 향상되었을 뿐 아니라, 기업은 고객 경험 개선과 사회적 책임을 동시에 실현하는 모델로 평가받았다 [21].  세 번째로, 서울시50플러스재단은 중장년층(40~64세)을 대상으로 한 경력 전환 및 재취업 지원형 비형식학습 모델로 주목받는다. 해당 기관은 단순한 교육훈련 제공을 넘어, 직무교육, 인턴십, 고용연계, 사후관리를 통합한 다단계 학습 및 고용 연계 시스템을 운영한다. 특히 “4050인턴십 프로그램”은 참여자 418명 중 216명(51.7%)이 실제 취업에 성공하는 높은 성과를 보였으며, 이는 단순한 기술훈련이 아니라 기업 발굴 및 고용 매칭을 포함한 통합적 지원체계의 효과를 입증한다. 이 모델은 교육, 노동, 복지정책이 상호 결합된 융합형 평생학습 정책 패러다임의 모범으로 평가된다 [22].  이상의 사례 분석은 비형식학습의 성공 요인이 명확한 목표, 대상특화, 현장연계, 지속가능한 협력구조의 네 가지 축으로 정리될 수 있음을 보여준다. 동시에, 정책 차원에서는 성과 중심의 양적 평가에서 질적 성과 중심 평가로의 전환, 학습자 경험 기반의 설계 강화, 산학민 거버넌스 구조의 내실화가 필요함을 시사한다. 이러한 분석은 본 연구가 추구하는 AI 기반 평생학습 효과성 분석 모델의 설계 방향과도 맞닿아 있다. 즉, 비형식학습의 성공과 실패를 구분짓는 핵심 요인(프로그램 목표 명확성, 대상집단, 운영주체 유형, 참여자의 디지털 역량, 지역 인프라 등)을 예측모형의 주요 변수로 설정함으로써, 향후 설명가능한 AI(XAI) 기반의 학습 효과성 분석을 통해 정책적 개선 포인트를 정량적으로 제시할 수 있을 것이다. |

### 심사자 #2, 심사내용 #2

|  |
| --- |
| 2장 문헌조사에서는 는 구조적 문제를 해결하기 위해 1장은 서론으로, 2장은 "이론적 배경 및 선행연구 검토"로 분리하여 논문의 논리적 체계성을 강화해야 합니다. 특히 2장에서 본 연구에서 사용하는 연구방법론들을 표로 비교 분석을 추가해 주십시오. 해당 방법론을 본 연구에서 사용해야 하는 이유에 대해서 보다 상세하게 제시해 주십시오. |

**저자답변:** 논문의 이해도를 높일 수 있는 효과적인 코멘트를 주셔서 감사합니다. 앞서 설명한대로 기존 1장을 2개의 장으로 분리하였습니다. 아울러, 본 연구에서 사용하는 AI 알고리즘의 개념적 근거를 이론적 맥락에서 설명하라는 의미로 받아들였습니다. 따라서 “2.9 추천 애널리틱스 적용을 위한 AI기반 모형의 개념적 비교 및 적용 근거”로 구분하여 본격적인 방법론 설명 전에 본 연구와 데이터에 활용하게 된 근거를 요약하고 <표 1>로 정리하였습니다. 감사합니다.

**수정사항:**

|  |
| --- |
| [신규 변경]  2.9 추천 애널리틱스 적용을 위한 AI기반 모형의 개념적 비교 및 적용 근거  본 연구에서는 비형식학습 만족도의 주요 요인을 파악하고, 미래에 수강생들의 만족도를 효과적으로 예측 및 추천하기 위해 통계적, 앙상블(Ensemble), 딥러닝 기반의 다양한 알고리즘을 병행하였다 <표 1>.  먼저 Logistic Regression은 기준선(Baseline) 모델로서 주요 변수들의 방향성과 유의성을 검증하기 위한 통계적 해석의 출발점으로 활용되었다.  랜덤 포레스트(Random Forest)는 다수의 결정트리를 평균화함으로써 과거에만 성능이 좋고 미래에는 성능이 떨어지는 과적합을 완화하고, 변수 중요도를 해석할 수 있는 설명가능한 구조를 제공한다.  XGBoost, LightGBM, CatBoost는 부스팅 기반 앙상블 기법으로, 기존 연구에서 평생교육 참여 예측이나 교육성과 분석에서 높은 정확도를 보인 알고리즘들이다. 특히 CatBoost는 범주형 변수 처리에 강점을 가지며, 본 연구의 설문형 데이터 구조에 적합하다.  한편, 다층퍼셉트론(Multi-Layer Perceptron, MLP)과 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network, CNN)은 학습자의 다차원적 특성과 만족도 간의 비선형 상호작용을 반영하기 위해 사용되었다. MLP는 다층 구조를 통해 복합적 변수 관계를 학습하고, CNN은 입력 변수의 패턴과 지역적 구조를 자동 추출함으로써 만족도 군집별 특성을 정교하게 포착할 수 있다.  이러한 복수 모델의 병행은 단순한 성능 비교를 넘어, 서로 다른 학습 패러다임을 결합하여 모델의 설명력, 예측성, 일반화 능력의 균형적 확보를 목표로 한다. 결과적으로, 본 연구는 학습자의 만족도를 단순히 예측하는 데 그치지 않고, AI 기반 비형식학습 만족도 추천의 적합한 방법론적 틀을 제시하여 데이터 기반 의사결정 가능성을 확장한다. |

⬛

### 심사자 #2, 심사내용 #3

|  |
| --- |
| 2장에서는 추가적으로 본 연구에서 사용한 주요 변수들을 표로 제시해 주십시오. |

**저자답변:** 독자들이 연구에 활용된 데이터의 이해도를 높일 수 있는 코멘트 감사합니다. 최종 독립변수 99개를 10가지의 카테고리로 구분하여 세부 구성을 아래와 같이 <표 4>로 요약하였습니다. 감사합니다.

**수정사항:**

|  |
| --- |
| [신규 변경] |

### 심사자 #2, 심사내용 #4 (유효정, 조은지, 이현서)

|  |
| --- |
| 표 4에서는 질문 문항을 전체적으로 제시하지 말고 요약하여 정리하고, 전체 문장은 appendix 형태로 추가해 주십시오 |

**저자답변:** 표 4를 복사해서 일단 맨뒤로 빼세요. 그리고 표 4의 질문들을 묶어서 어떠한 질문들로 구성되어 있는지 clustering 해서 작성해보세요. 예를 들어 개인정보 10문항, 직업정보 5문항 등등

**수정사항:**

|  |  |
| --- | --- |
| [기존] | [변경] |

### 심사자 #2, 심사내용 #5 (김경원)

|  |
| --- |
| 비형식 학습 이외의 기존의 연구들과 비교분석을 결론에서 추가해 주십시오. |

**저자답변:**

**수정사항:**

|  |  |
| --- | --- |
| [기존] | [변경] |

■