

평생교육 참여의 미래를 여는 설명가능한 AI 의사결정: 디지털·고령사회에서의 참여자 예측과 포용적 교육정책*

(Explainable AI for Lifelong Learning Participation:
Predictive Insights and Inclusive Policy in a Digital Aging
World)

조은지¹ · 이현서² · 유효정² · 김경원^{2*}

¹인천대학교 경영학부, ²인천대학교 무역학부

■ Abstract ■

고령화와 디지털 전환이 가속화되는 사회에서 평생학습 참여를 촉진하는 복합적·상호작용적 요인을 정밀하게 이해하는 것은 포용적이고 효과적인 교육정책 수립의 핵심 과제이다. 본 연구는 머신러닝과 딥러닝 기반 예측 모델에 설명가능한 인공지능(XAI)을 결합하여 성인 학습자의 평생학습 참여 여부를 예측하고 그 결정 요인을 해석하였다. 이를 통해 사회적 맥락 속에서 참여 요인을 규명하고, 실제 예측력을 검증함으로써 요인의 신뢰성을 확보하였다. 특히 2018~2022년 국가조사 데이터를 활용하여 머신러닝과 XAI 알고리즘을 결합함으로써 요인을 시계열 및 인구통계학적 관점에서 정량화하였다. 분석 결과, 프로그램 접근성, 직장 규모, 무형식 신체활동, 생활만족도 등은 참여 가능성을 높이는 반면, 사회경제적 취약성, 구식 학습 매체, 일부 방송·미디어 기반 학습은 참여를 저해하는 요인으로 나타났다. 또한 팬데믹 이후 디지털 기기 기반 학습의 영향력이 뚜렷하게 강화되었으며, 고연령층의 학습 동기는 경제적 성과 중심에서 건강과 문화적 풍요 중심으로 이동하였다. 나아가 구조적, 행태적, 사회적, 심리적 요인 간의 상호작용과 기여 방향을 정량적으로 설명하여 기존 연구를 확장하였다. 정책적 시사점으로는 (1) 취약계층 및 중소기업 근로자 대상 구조적 지원 확대, (2) 세대별 맞춤형 디지털 역량 강화와 학습자 주도성 제고, (3) 지역사회 참여와 학습을 연계한 커뮤니티 기반 학습 모델 구축, (4) 학습과 삶의 질을 결합한 웰빙 지향형 프로그램 설계가 필요함을 제안한다. 또한 예측 성능 검증 결과, CatBoost 알고리즘이 가장 안정적이고 일반화된 성능($F1=0.7283$, $AUC=0.8025$)을 보여주었으며, 주요 설명 요인 기반 프로그램을 통해 실제 미래 참여 여부를 효과적으로 예측할 수 있음을 입증하였다. 이러한 결과는 해석과 예측이 일관되게 연결될 때 정책 신뢰성과 활용성이 확보된다는 점을 강조한다. 본 연구는 디지털·고령 사회에서 포용적 평생학습 체제를 구축하기 위한 데이터 기반 정책 설계의 방법론적 틀을 제시함으로써, 연령·환경별 맞춤형 프로그램 설계와 교육격차 해소를 위한 실증적 근거를 제공하는 동시에 학문적 혁신성과 실질적 정책 기여를 함께 제공한다.

Keywords : 평생학습, 비형식학습, 설명가능한 인공지능, XAI 프로그램 전략, AI 의사결정

논문접수일 : 2025년 월 일 논문게재확정일 : 2025년 월 일

논문수정일 :

*교신저자, thekimk.kr@gmail.com

1. 서 론

포스트 코로나 시대를 맞이하며, 빅데이터(Big Data)와 인공지능(Artificial Intelligence, AI)을 기반으로 한 4차 산업혁명의 흐름은 전례 없는 속도로 가속화되고 있다 [2][11]. 한국을 포함한 전 세계는 이러한 변화에 대응하기 위해 다양한 전략을 모색하고 있으나, 그 과정에서 우리는 또 다른 중대한 과제, 즉 고령화 사회와 디지털 격차라는 구조적 도전에 직면해 있다. 특히, 저출산·고령화는 단순한 인구 통계학적 변화에 그치지 않고, 사회와 경제 전반에 걸쳐 지속적이고 심대한 영향을 미치고 있다 [20]. 고령층은 경제적 자립과 사회적 참여를 위해 끊임없는 역량 개발을 필요로 하며, 이는 결국 평생교육을 통해서만 실질적으로 달성될 수 있다. 평생교육은 단순히 학습의 연장이 아니라, 고령층이 사회적 고립을 예방하고, 사회적 연대감을 강화하며, 삶의 질을 유지·향상하는 핵심 전략으로 기능한다 [18]. 따라서 이는 고령화 사회가 직면한 문제를 완화할 수 있는 중요한 열쇠라 할 수 있다.

동시에, 디지털 격차는 평생교육 참여의 심각한 장벽으로 작용한다 [25]. 디지털 기술의 비약적 발전은 교육과 정보 접근 방식을 근본적으로 바꾸었지만, 디지털 리터러시가 부족한 고령층, 저학력층, 저소득층은 여전히 교육 기회에서 소외되고 있다. 이러한 격차는 단순히 정보 접근성의 문제가 아니라, 교육의 질적 수준과 효과성을 제한하는 요인으로 작용한다. 온라인 강좌, 원격 의료, 디지털 문화 프로그램 등 새로운 형태의 학습과 서비스가 확산되고 있으나, 이들 계층은 여전히 접근조차 어려운 상황에 놓

여 있다. 따라서 디지털 격차 해소는 평생교육의 필수 조건이자, 교육의 형평성과 사회적 포용성을 실현하기 위한 중요한 과제가 된다.

결국, 디지털·고령사회에서 평생교육은 개인의 역량 강화에 그치지 않고, 사회적 통합과 경제적 자립을 촉진하는 핵심 수단으로 작동해야 한다. 모든 연령과 계층에 교육 기회를 제공하는 것은 단순한 교육 정책의 차원을 넘어, 사회 안정성과 지속 가능한 발전을 위한 국가적 전략 과제라 할 수 있다. 특히, 고령화와 디지털 격차라는 구조적 문제를 고려한 평생교육 시스템의 재구성엔 더 이상 선택이 아닌 필수적 과제가 되고 있다.

이러한 맥락에서, 교육부는 2022년 제5차 평생교육 기본계획(2023~2027)을 수립하고 [22], 전통적 학습 경로를 넘어 비형식교육과 다양한 학습 활동을 포괄하는 순환형 교육 시스템을 제도적으로 지원하고 있다. 이는 평생교육의 접근성과 포용성을 강화하고, 급변하는 사회·경제적 환경 속에서 성인 학습자의 지속 가능한 학습 참여를 제도적으로 뒷받침하려는 전략적 시도라 할 수 있다 [9].

평생학습은 일반적으로 형식(Formal), 비형식(Nonformal), 그리고 무형식(Informal) 학습으로 구분된다 [6][4]. 이 중 형식과 비형식 학습은 제도적 틀 속에서 조직화된 구조를 가지는 반면, 무형식 학습은 일상생활에서 자발적으로 이루어지는 비구조적 경험을 포함한다 [6]. 이러한 구분은 평생학습의 범위를 규정하고 성인 학습자의 참여 행태를 분석하는 핵심적인 기준으로 기능한다. 한국에서 평생교육 참여율은 교육부와 한국교육개발원이 집계하는 주요 통계지표로,

만 25세~79세 성인 중 형식교육 또는 비형식교육에 참여한 비율을 의미한다 [21]. 비록 무형식학습은 참여율 통계에 직접 포함되지 않지만, 실제 학습 경험을 풍부하게 보완하는 불가결한 요소로 간주된다.

형식교육은 학위나 졸업장을 취득할 수 있는 정규 교육과정을 의미한다. 초·중·고등학교 졸업학력(인정) 과정, 대학 및 대학원(석·박사 과정), 방송통신대학교, 사이버대학교, 그리고 학점은행제·독학학위제와 같은 고등학력 보완제도가 이에 해당한다 [23].

반면, 비형식교육은 학위 취득을 목적으로 하지 않는 다양한 학습 활동을 포함한다. 직장 내 직무연수와 특강, 민간 학원의 강좌, 대학 부설 평생교육원 프로그램, 지역 평생학습관이나 주민자치센터 운영 과정, 백화점 문화센터·복지관 프로그램, 영농교육, 온라인 강좌, 학습동아리 활동, 개인 교습 등이 대표적인 예이다. 이처럼 제도적 관리가 가능하고 기관 주도적으로 제공되는 형식·비형식교육은 지금까지 한국의 평생교육 정책에서 주로 다루어져 왔다.

이에 비해 무형식학습은 제도적 틀을 넘어서는 학습 형태로, 학습자가 처한 맥락적 상황 속에서 자발적으로 발생한다 [16][3]. 직무 경험, 인터넷 활용, 타인과의 대화나 상담, 여행을 통한 시야 확장 등이 그 대표적인 사례이다 [10]. 이러한 학습 경험은 평생교육이 단순히 정규 교육의 연장선이 아니라, 삶의 전 영역에서 이루어지는 역동적 과정임을 시사한다.

최근 한국 성인의 평생학습 참여율은 COVID-19 팬데믹의 여파로 큰 변화를 겪었다. ‘평생학습개인실태조사’에 따르면, 참여율은 팬데믹 이전 약 40% 수준을 유지하다가 2021년 30.7%, 2022년 28.5%로 급격

히 감소하였다. 2023년 들어 32.3%로 다소 회복세를 보였으나, 여전히 팬데믹 이전 수준을 회복하지 못하고 있다 [21]. 특히 프로그램 유형별 비교에서 비형식교육의 참여율이 형식교육보다 상대적으로 빠른 회복세를 보인 점은 주목할 만하다.

국제 비교에서도 한국 성인의 평생학습 참여 수준은 취약한 모습을 보인다. OECD 교육지표에 따르면, 한국의 6~24세 학령 인구의 취학률은 OECD 평균을 상회하며, 특히 대학 진학률 만 25~29세 한국 성인의 학습 참여율은 7.9%로 OECD 평균(16.2%)의 절반 수준에 불과하며, 만 30~39세에서는 1.7%(OECD 평균 6.9%), 만 40세 이상에서는 0.4%(OECD 평균 1.5%)로 현저히 낮은 수준을 보인다 [16]. 이는 대학 졸업 이후 노동시장에 진입하면서 역량을 개발·강화할 체계적인 교육 기회가 부족함을 반영한다.

또한, 교육부와 한국교육개발원의 분석에 따르면, 한국에서 평생학습 참여율이 특히 낮은 집단은 50대 이상 고령층, 저학력층, 저소득층으로 나타났다 [24][23]. 팬데믹 이후 전체 참여율은 점차 회복세를 보이고 있지만, 이러한 취약계층에서의 참여 격차는 오히려 확대되고 있다. 많은 평생학습 연구에서는 이를 “매튜 효과(Matthew Effect)”로 설명한다 [7][8]. 즉, 교육의 연속성과 누적적 효과가 학력·소득·연령 수준에 따라 차별적으로 작용하면서, 결국 학습 체제 안팎에서 계층 간 교육 격차와 사회적 양극화를 심화시킨다는 것이다 [14].

따라서 2024년 초고령사회에 진입한 한국의 현실을 고려할 때, 단순한 참여율 제고를 넘어 생애주기별 맞춤형 평생학습 프로그램 체계 구축이 시급하다 [18]. 특히, 지속적이고 포용적인 학습 기회를 제공함으로

써 취약계층을 포함한 모든 성인의 교육 참여를 유도할 수 있는 정책적 노력이 절실히 요구된다.

한국의 평생교육 활성화를 위해서는 형식학습뿐 아니라 비형식 및 무형식 학습 맥락에서 성인 학습자의 참여 요인을 종합적으로 파악하려는 시도가 지속되어 왔다. 예컨대, Kil 외(2019)는 비형식 평생교육 프로그램 참여자를 대상으로 잠재계층분석(Latent Class Analysis, LCA)을 실시하여 네 가지 유형을 도출하고, 개인 수준 요인에 따라 참여 유형이 상이하며 삶의 질 만족도에도 유의한 차이가 있음을 밝혔다 [5]. Lee 외(2017)는 원격대학 성인학습자를 분석하여 참여 프로그램 수, 기간, 시간 등을 종속변수로 설정하고, 독립집단 t-검증 및 분산분석을 통해 특정 학습 경험을 공유하는 집단의 참여 패턴을 탐색하였다 [9]. 또한 Jang 외(2023)는 비형식 및 무형식 학습에 참여한 재직자를 대상으로 학력, 비형식교육 참여 여부, 무형식학습 참여 여부에 따라 참여 유형을 구분하였으며, 집단 특성에 적합한 맞춤형 평생학습 프로그램의 필요성을 강조하였다 [14].

이들 선행연구는 주로 비형식교육 중심의 개인적 요인을 분석하고, 참여 유형을 분류하거나 특정 집단의 특성을 규명하는 데 초점을 맞추었다. 이러한 연구는 집단별 참여 요인에 대한 정책적 시사점을 제공한다는 점에서 의의가 있으나, 평생교육 참여에 영향을 미치는 요인을 포괄적으로 통합 분석하거나, 시간에 따른 변화와 요인 간 상호작용을 면밀히 해석하는 데에는 한계가 있었다.

최근에는 전통적 통계 기법의 한계를 넘어, 머신러닝 및 딥러닝과 같은 인공지능 알고

리즘을 활용하여 보다 복합적인 요인을 반영하고 다양한 변수 간 상호작용을 고려하는 연구가 등장하고 있다 [19][12]. Jang 외(2024)는 랜덤포레스트(Random Forest) 알고리즘을 적용해 평생교육 참여 예측 모델을 구축하였으며, 정확도 기준 80% 이상의 성능을 달성하였다. 특히 설명 가능한 머신러닝 기법을 통해 참여 결정 요인을 탐색함으로써 새로운 연구적 의의를 제시했다 [15]. 그러나 해당 연구는 요인을 크게 개인 특성, 인적 자본, 학습 관련, 직업 관련 등 네 가지 범주로 제한하고, 하위 영역에 대한 심층적 인사이트를 제공하지 못했다는 한계를 가진다.

〈표 1〉 선행연구표

연구 목적	선행연구	데이터 소스(기간)	종속변수	분석내용 및 방법론	성능
평생 교육 참여 요인 분석	Lee 외(2017) [9]	설문조사 실시 (2016)	성인학습자 참여시간	원격대학 비형식교육 t검증과 일원배치분산	변수별 통계수치 분석
	Kil 외(2019) [5]	KEDI 평생학습 개인실태조사 (2016)	성인학습자 참여여부	비형식교육 잠재계층분석과 요인분석	변수별 통계수치 분석
	Jang 외(2023) [14]	KEDI 평생학습 개인실태조사 (2022)	성인학습자 참여여부	비/무형식교육 잠재계층분석과 요인분석	변수별 통계수치 분석
평생 교육 AI기반 참여 여부 예측	Jang 외(2024) [16]	KEDI 평생학습 개인실태조사 (2022)	성인학습자 참여여부	무형식학습 대상 Random Forest와 SHAP	F1 score 기준 63.1~74.3%
	Jang 외(2024) [15]	KEDI 평생학습 개인실태조사 (2022)	성인학습자 참여여부	직업/비직업관련 비형식학습 대상 Random Forest와 SHAP	F1 score 기준 88.7~90.8%

리즘 교육 분야 전반에서는 인공지능 기법 활용 연구가 확산되고 있으나, 평생교육 분야에서는 여전히 미비한 수준이다. 개별 학습자의 참여 요인을 다차원적으로 분석하고, 특정 집

단의 특성을 반영하며, 이를 정책 설계와 프로그램 개발에 연결하는 연구는 필요성에 비해 부족하다.

이러한 맥락에서, 본 연구는 머신러닝과 딥러닝 기반 예측 모델을 활용하여 성인 학습자의 평생학습 참여를 분석하는 동시에, 설명 가능한 인공지능(Explainable AI, XAI) 기법을 적용하여 블랙박스(Black Box)로 여겨지는 알고리즘의 구조를 해석하고, 변수 간 상호작용을 포함한 결정 요인을 규명하고자 한다. 기존의 AI 모델은 높은 예측 성능에도 불구하고 그 근거를 사람이 직관적으로 이해하기 어려운 한계를 지니는데 [17][1], 이는 정책 설계나 의사결정 현장에서 활용 가능성을 제약해왔다. XAI는 이러한 문제를 해결하고, 알고리즘 개발자뿐 아니라 정책 입안자와 최종 사용자 모두에게 신뢰할 수 있는 근거와 투명성을 제공한다는 점에서 중요한 연구적 의미를 갖는다.

대표적인 XAI 기법으로는 반사실적 설명(Counterfactual Explanations), 변수 중요도(Feature Importance), LIME(Local Interpretable Model-agnostic Explanations), SHAP(Shapley Additive Explanations) 등이 있으며 [13][17], 본 연구는 이 중 가장 정교하고 활용도가 높은 SHAP을 적용하여 개별 학습자의 평생학습 참여 요인을 다차원적으로 분석하고자 한다. 본 연구의 목적은 설명가능한 인공지능을 활용하여 성인학습자 개개인의 평생학습 참여에 영향을 미치는 복합적 결정 요인을 분석하고, 이를 토대로 맞춤형 평생교육 프로그램을 설계·제안함으로써 실질적이고 실행 가능한 참여 전략을 제시하는 데 있다. 이러한 목표를 달성하기 위해서는 단순한 변수 수준의 분석을 넘어, 다양한 요인 간 상호작용 효과를 명

확히 설명할 수 있어야 하며, 실제 프로그램 기획과 연계될 때 학습자 참여를 신뢰성 있게 예측할 수 있는 수준의 설명력이 요구된다.

본 연구는 기존 평생교육 연구가 개별 변수에 의존하거나 단순한 통계 해석에 머물던 한계를 넘어, 머신러닝·딥러닝과 XAI(SHAP)를 접목한 새로운 분석 프레임워크를 제시하였다. 이를 통해 평생학습 참여 결정 요인을 단순한 가중치가 아닌 변수 간 상호작용과 시계열적 변화까지 반영하여 설명할 수 있었으며, 이는 학문적으로 평생학습 참여 연구의 해석 수준을 예측 중심에서 설명 중심으로 확장한 의의가 있다. 또한, 연령대별·시점별 요인의 차이를 규명함으로써, 평생학습이 단일 요인에 의해 설명될 수 없는 복합적·동태적 사회 현상임을 이론적으로 입증하였다.

실증 분석 측면에서 본 연구는 2018~2022년 대규모 국가 조사 데이터를 활용하여 평생학습 참여 요인의 변화를 연도별·연령별로 추적하였다. SHAP 기반 해석을 통해 평생교육 접근성, 직장 규모, 디지털 학습 선호, 생활만족도, 사회참여 경험 등이 참여를 촉진하거나 저해하는 핵심 요인임을 실증적으로 규명하였다. 또한 CatBoost(Categorical Boosting) 알고리즘을 활용해 F1-score 0.7283, AUC 0.8025라는 안정적 예측 성능을 확보함으로써, 단순 해석이 아닌 정책 현장에서 활용 가능한 신뢰성 있는 예측 근거를 제시하였다. 특히 취약계층, 고령층, 저학력층 등 참여율이 낮은 집단의 특성과 제약 요인을 구체적으로 도출하여, 맞춤형 정책 설계에 필요한 실증적 증거를 제공하였다.

정책적으로 본 연구는 평생학습 참여 확대를 위한 다차원적 전략 방향을 제시하였다. 첫째, 구조적 지원 측면에서 소규모 사업장 근로자와 비정규직을 대상으로 한 맞춤형 교육 바우

처, 근로시간 내 학습 지원제도의 필요성을 강조하였다. 둘째, 행태적 지원 차원에서는 세대별 디지털 리터러시 강화와 자기주도적 학습 환경 조성을 병행할 것을 제안하였다. 셋째, 사회적 연계 차원에서는 지역사회 참여와 학습을 직접 연결하는 커뮤니티 기반 평생학습 모델 구축의 필요성을 제시하였다. 넷째, 정서·심리적 지원 측면에서는 생활만족도와 웰빙을 증진할 수 있는 건강·문화·여가 연계형 프로그램을 강조하였다. 마지막으로, 연령대별 맞춤 전략을 통해 젊은 세대에는 직업역량 강화 중심, 중·고령층에는 건강·삶의 질 중심의 차별화된 프로그램 설계가 필요함을 정책적으로 제안하였다.

결국 본 연구는 평생학습 참여를 설명하는 이론적 이해의 깊이를 확장하고, 국가 데이터를 활용한 실증적 검증을 통해 신뢰성 있는 근거를 마련하였으며, 이를 바탕으로 현실적이고 실행 가능한 정책 전략을 도출했다는 점에서 학문과 정책을 잇는 가교적 역할을 수행한다. 다시 말해, 본 연구는 평생학습 참여 연구를 “데이터 기반의 설명 가능한 예측 과학”으로 진화시켰으며, 이는 초고령사회와 디지털 전환 시대에 필요한 포용적 교육정책 설계의 토대를 제공한다.

이후 본 논문은 연구에 활용된 데이터와 전처리 과정을 소개한 뒤, 머신러닝 및 딥러닝 기반 예측 모델과 XAI 기법을 적용하여 평생학습 참여 요인을 분석하고, 이를 바탕으로 개인 맞춤형 프로그램 기획의 타당성을 검증한다. 마지막으로, 분석 결과를 종합하여 평생교육 정책과 실천적 전략에 기여할 수 있는 함의를 제시한다.

2. 연구방법

2.1 데이터 수집 및 전처리

본 연구는 한국교육개발원(Korea Education Development Institute, KEDI)이 주관하는 「평생학습 개인실태조사」의 최근 5개년(2018~2022) 데이터를 통합하여, 평생학습 참여 실태와 관련 요인을 정량적으로 분석하였다. 평생학습 개인실태조사는 형식교육, 비형식교육, 무형식학습 전반에 걸친 참여 현황을 포괄적으로 측정하며, 학습 접근성, 학습 유형, 성과, 태도, 사회참여 및 인식 등 평생학습과 관련된 다양한 영역의 정보를 수집한다. 동 조사는 전국의 만 25세 이상 79세 이하 성인을 대상으로 교육부와 KEDI가 공동 수행하는 국가 수준의 조사로, 성인 학습자의 참여 양상, 학습 환경, 학습 장애 요인을 체계적으로 파악할 수 있도록 설계되어 있다. KEDI는 이 조사를 통해 교육정책 수립 및 실태 분석에 필요한 핵심 데이터를 제공하고 있으며, 이는 평생학습 체계 구축과 개선에 기여할 뿐 아니라, 사회 변화에 대응하는 교육정책 수립을 위한 기초 자료로 활용된다 [23].

연차별 설문조사 과정에서 일부 변수명이 변경됨에 따라, 본 연구에서는 모든 연도의 변수명을 표준화하고, 최소 3개 연도 이상에서 공통적으로 존재하는 변수만을 추출하였다. 특정 연도에 존재하지 않는 변수는 결측치로 처리하였다. 이 과정을 통해 최종적으로 51,369개의 표본과 438개의 변수가 확보되었다. 이후 설명력과 예측 성능을 향상시키기 위해 파생 변수를 추가적으로 생

성하였다. 예를 들어, 유사한 문항을 묶어 하나의 변수로 구성하거나, 해석의 편의성을 높이기 위해 더미 변수(Dummy Variable)를 도입하였다. 구체적으로, “직업 관련 목표지향” 변수는 평생학습 참여가 응답자의 직무 또는 기술 향상에 도움이 되는지를 묻는 3개 문항의 평균값으로 산출하였으며, “학습 지향” 변수는 학습 인식 및 일상생활의 질 향상에 기여하는지를 묻는 4개 문항의 평균값으로 구성하였다. 또한 “참여 희망 프로그램” 변수는 총 30개의 프로그램을 KEDI 기준에 따라 6개 범주(형식교육, 문해교육, 직업능력향상교육, 인문교양교육, 문화·예술·스포츠교육, 시민참여교육)로 구분하여 각각 별도의 변수로 생성하였다. 이외에도 학력, 소득원천, 직업 등 개인 배경 요인에 해당하는 문항들을 더미 변수로 처리하여 분석에 반영하였다.

최종적으로 “비형식교육 참여여부” 종속변수를 제외한 85개의 독립변수를 알고리즘이 이해할 수 있는 형태로 전처리한다. 실제 모델링의 해석이 단순한 설명의 나열로 그치지 않고 실제 참여여부 예측에도 도움이 되는 설명인지 검증하기 위해서 전체 데이터를 Train(80%)과 Validate(20%)으로 무작위 분할하였다. 그리고 종속변수의 클래스들을 공정하게 학습하기 위해선 불균형 문제를 완화해야 한다. 따라서, 훈련 데이터에 대해서만 참여자 샘플은 그대로 보존하되 비참여 샘플들에 대해서만 샘플링을 하여 비율을 유사하게 맞추었다. 마지막으로 응답값의 크기들을 동일하게 맞추는 스케일링(Scaling)을 적용하여 공정한 학습을 유도하였다.

2.2 평생학습 참여여부 모델링

비형식학습 참여 여부 예측에는 전통적인 로지스틱 회귀(Logistic Regression)를 포함하여, 해석 용이성과 설명력을 갖춘 대표적인 기계학습 알고리즘 네 가지를 활용하였다. 즉, Random Forest, XGBoost(eXtreme Gradient Boosting), LightGBM(Light Gradient Boosting Machine), CatBoost이다.

기계학습 알고리즘은 편향(Bias)과 분산(Variance)으로 분리될 수 있는 비용 함수를 최소화하는 방향으로 발전해 왔다. 예측 성능 향상을 위한 전략은 크게 두 가지로 구분된다. 첫째, 반복적 학습을 통해 오차를 줄여 편향을 최소화하는 부스팅(Boosting) 기법, 둘째, 샘플링을 활용하여 예측의 안정성을 높이고 분산을 줄이는 배깅(Bagging, Bootstrap Aggregating) 기법이다. Bagging과 Boosting 모두 회귀와 분류 문제에 적용 가능한 지도학습 알고리즘이며, Random Forest는 대표적인 Bagging 기법이고, XGBoost, LightGBM, CatBoost는 대표적인 Boosting 기법에 속한다.

2.3 평생학습 참여여부 설명력: 설명가능한 인공지능

대다수의 예측 알고리즘은 변수 중요도 지표를 산출하여 결과에 영향을 미치는 핵심 변수를 식별할 수 있도록 한다. 변수 중요도는 각 독립변수가 예측 성능에 기여하는 정도를 정량적으로 나타내며, 모델 해석의 출발점으로 활용된다. 그러나 기존의 중요도 지표는 변수의 상대적 영향력만 제시할

뿐, 예측값이 증가 또는 감소하는 방향성을 명확히 제공하지 못한다는 한계가 있다.

머신러닝과 딥러닝 기반의 복잡한 예측 모델은 높은 정확도를 제공하더라도, 그 내부 의사결정 구조가 불투명하여 흔히 블랙박스라고 간주된다. 이는 결과 해석의 어려움뿐 아니라 정책 적용 시 신뢰성을 저해하는 요인이 될 수 있다. 이러한 한계를 극복하기 위해, 본 연구는 XAI 기법 중 하나인 SHAP을 적용하였다. SHAP은 협력 게임 이론의 셰플리 값(Shapley Value)에 기반하여 각 변수의 기여도를 계산하며, 변수 간 상호작용 효과까지 고려함으로써 보다 공정하고 안정적인 설명을 제공한다. 특히 SHAP은 단순한 변수 중요도를 넘어, 특정 변수의 변화가 예측값을 증가시키는지 혹은 감소시키는지의 방향성까지 제시하여 모델의 결정을 직관적으로 이해할 수 있게 한다.

본 연구에서는 SHAP 분석을 통해 변수별 영향력과 방향성을 시각화하였으며, 특히 Summary Plot을 중심으로 결과를 제시하였다. Summary Plot은 변수별 SHAP 값의 분포를 시각적으로 나타내어, 각 변수의 중요도와 예측 기여 방향을 한눈에 확인할 수 있도록 한다. 이를 통해 평생학습 참여 여부와 관련된 핵심 요인을 기반으로 프로그램 설계 및 정책 수립 시 실질적인 의사결정 지원이 가능하다. 나아가 SHAP의 도입은 단순한 예측 성능 개선을 넘어, 결과 해석의 투명성과 신뢰성을 강화하고, 교육 정책과 프로그램 적용 과정에서 정당성과 수용성을 높이는 데 중요한 기여를 할 수 있다.

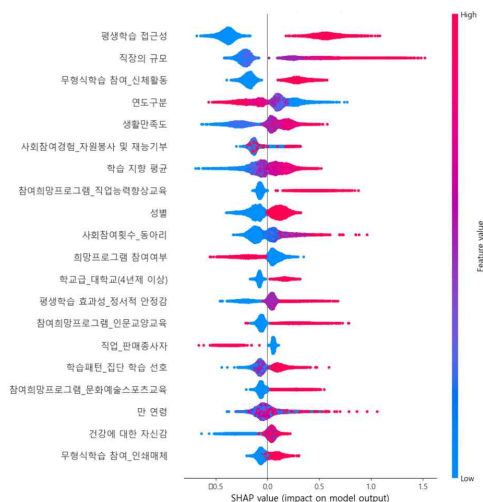
2.4 평생학습 참여여부 설명력의 효과성 검증

모델의 성능 평가는 단순히 예측의 정확도를 확인하는 수준을 넘어, 결과의 설명력과 정책 적용 가능성에 대한 신뢰도를 확보하는 핵심 절차이다. 단순히 예측이 맞았는지 혹은 틀렸는지를 판별하는 것만으로는 실제 응용 상황에서의 활용 가능성을 충분히 설명하기 어렵다. 특히 참여 여부와 같은 이진 분류 문제를 예측할 경우, 다양한 관점에서 성능을 면밀하게 검토할 필요가 있다. 본 연구에서는 평생학습 참여 여부 예측 모델의 성능을 다각도로 평가하기 위해 여섯 가지 지표를 활용하였다. 정밀도(Precision), 재현율(Recall), 특이도(Specificity), F1 점수(F1-score), 정확도(Accuracy), AUC(Area Under the ROC Curve)로 구성되며, 각각은 모델 성능의 상이한 측면을 반영한다. 특히 클래스 간 분포가 불균형한 데이터 환경에서는 단일 지표에 의존할 경우 해석이 왜곡될 수 있으므로, 본 연구는 다수의 지표를 통합적으로 고려하였다. 정확도(Accuracy)는 전체 예측 중 실제 참여 여부를 올바르게 분류한 비율을 의미하지만, 데이터가 특정 클래스에 편중된 경우 해석의 타당성을 저해할 수 있어 단독 지표로는 한계가 있다. 정밀도(Precision)는 모델이 “참여”로 분류한 사례 중 실제 참여자의 비율을 의미하며, 긍정 클래스 예측의 신뢰도를 평가한다. 이는 False Positive를 최소화하는 데 중요한 역할을 한다. Recall은 실제 참여자 중 모델이 올바르게 예측한 비율로, 긍정 클래스에 대한 민감도를 나타내며 False Negative를 줄이는 데 유용하다. Specificity는 실제 비

참여자를 정확히 식별한 비율로, 부정 클래스에 대한 분류 정확도를 평가한다. F1-score는 정밀도와 재현율의 조화 평균으로, 두 지표 간 균형을 반영하며 특히 클래스 불균형 상황에서 효과적인 종합 성능 지표이다. 마지막으로 AUC는 다양한 임계값에서의 민감도와 특이도의 관계를 반영하여 모델의 전반적 분류 능력을 수치화하며, 1에 가까울수록 우수한 성능을, 0.5에 가까울수록 무작위 분류에 가까운 성능을 의미한다.

정밀도와 재현율이 모두 높은 모델은 단순히 정확도가 높은 모델보다 실제 정책에 있어 더 신뢰성 있는 의사결정 근거를 제공할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 불균형한 데이터 특성을 고려하여 최종 모델 선정 시 F1 점수를 핵심 지표로 활용하였다.

3. 연구결과



3.1 평생학습 주요 결정요인

인공지능 알고리즘은 모든 변수 간 상호작용을 포함한 복잡한 비선형 패턴을 학습하므로, 독립변수의 기여도를 단순한 가중치로만 설명하기 어렵다. 이에 본 연구는 SHAP 알고리즘을 활용하여 평생학습 참여 여부에 대한 변수들의 상대적 기여도를 평가하였다. SHAP은 각 독립변수가 어떤 방향과 크기로 예측값에 영향을 미쳤는지를 시각적으로 제시하므로, 실제 평생학습 프로그램 기획과 정책 설계에 활용할 수 있다.

우선, 전체 평생학습 참여 여부에 대한 변수 기여도를 Summary Plot으로 시각화하였다. 이때 X축은 해당 변수가 참여 여부 예측값에 기여한 정도(SHAP 값)를 나타내며, Y축은 변수별 기여도를 큰 순서에서 작은 순서로 배열한다. 각 변수의 값 변화에 따른 SHAP 값 분포가 표시되며, 색상은 변수 값의 크기를, 좌·우 방향은 예측값 증감의 방향성을 의미한다. 즉, 변수 값이 변화

Positive Contribution	Rank	Negative Contribution
평생학습 접근성($r=0.85$)	1	연도 구분($r=-0.93$)
직장의 규모($r=0.84$)	2	희망프로그램 참여여부($r=-0.76$)
무형식학습 참여, 신체활동($r=0.83$)	3	직업, 판매종사자($r=-0.6$)
생활만족도($r=0.92$)	4	취약계층($r=-0.73$)
사회참여경험, 자원봉사 및 재능기부($r=0.02$)	5	학습패턴, 책*한시 수업 선호($r=-0.5$)
학습 지향 평균($r=0.92$)	6	학교급, 고등학교($r=-0.8$)
참여희망프로그램, 직업능력향상교육($r=0.59$)	7	자녀유무 및 내내녀 상태($r=-0.56$)
성별($r=0.87$)	8	무형식학습 참여, 방송매체($r=-0.68$)
사회참여횟수, 동아리($r=0.88$)	9	근무기간, 개월($r=-0.11$)
학교급, 대학교(4년제 이상)($r=0.81$)	10	지역규모별($r=-0.08$)
평생학습 효과성, 정서적 안정감($r=0.81$)	11	사회참여경험, 지역사회단체($r=-0.48$)
참여희망프로그램, 인문교양교육($r=0.65$)	12	월 가구소득($r=-0.45$)
학습패턴, 집단 학습 선호($r=0.8$)	13	관할상태($r=-0.6$)
참여희망프로그램, 문화예술소초교육($r=0.66$)	14	부양가족유무($r=-0.69$)
만 연령($r=0.26$)	15	무형식학습 참여, 유튜브 활용($r=-0.29$)
건강에 대한 자신감($r=0.35$)	16	소득원천, 가족으로부터의 용돈($r=-0.05$)
무형식학습 참여, 인쇄매체($r=0.82$)	17	고용형태, 비임금근로자 여부($r=-0.21$)
무형식학습 참여, 도서적 방문($r=0.66$)	18	직업, 단순 노동종사자($r=-0.3$)
직업관련 목표지향 평균($r=0.71$)	19	수입목적, 노동여부($r=-0.54$)
사회참여경험, 기부 후 후원($r=0.17$)	20	취학 전의 손자/손녀 유무($r=-0.51$)
평생학습 효과성, 국제적 건강($r=0.09$)	21	최종학력, 졸업($r=-0.53$)
평생학습 효과성, 경제적 안정감($r=0.4$)	22	학교급, 초등학교($r=-0.24$)
평생학습 효과성, 사회적 참여 만족도($r=0.08$)	23	동거가족유무($r=-0.45$)
무형식학습 참여, 주변인의 조언($r=0.68$)	24	최종학력, 재학($r=-0.17$)
무형식학습 참여, 문화행사 참여($r=0.74$)	25	직업, 정지기계조작 및 조립 종사자($r=-0.2$)
근무기간, 년($r=0.5$)	26	최종학력, 중퇴($r=-0.17$)
학습패턴, 디지털기기 활용 선호($r=0.27$)	27	취업유무($r=-0.41$)
직업, 사무종사자($r=0.69$)	28	학교급, 중학교($r=-0.15$)
학습참여동기, 학교교육으로 기술습득원활($r=0.57$)	29	소득원천, 연금($r=-0.17$)
용가가족 수($r=0.21$)	30	학교급, 대학원(박사)($r=-0.01$)

<그림 1> 검증데이터 기반 비형식학습 참여여부 기여요인 시각화 및 상위 60개 대상 변수기여 방향

할 때 예측값이 오른쪽으로 이동하면 참여 가능성을 높이는 방향으로 기여한 것이고, 왼쪽으로 이동하면 참여 가능성을 낮추는 방향으로 기여한 것으로 해석할 수 있다. 또한, 변수의 분포 변화가 클수록 해당 변수가 예측에 더 큰 영향을 미친 것으로 평가된다. 따라서 Summary Plot은 평생학습 참여 여부 예측에서 변수들의 상대적 중요도와 기여 방향을 한눈에 확인할 수 있도록 하며, 이를 통해 모델의 구조를 이해하고 정책 및 프로그램 설계와 같은 실제 의사결정에 유용하게 활용할 수 있다.

<그림 1>은 모델 학습에 사용되지 않은 Validate 데이터에 대해 참여 여부 예측 결과를 설명한 것으로, 변수들의 기여도와 기여 방향을 시각화 및 표 형태로 요약한 것이다. 왼쪽에는 상위 20개 변수의 Summary Plot을 통해 기여도를 시각화하였으며, 오른쪽에는 변수 값 변화에 따른 종속변수의 기여 방향 해석에 익숙하지 않은 독자를 위해 전체 입력 변수 중 절반이 넘는 60개 변수의 긍정·부정 기여 방향을 정리하였다. 아울러 각 변수의 참여 여부 예측값과의 상관계수도 함께 제시하여 이해를 돕고자 하였다. 분석 결과, 평생학습 접근성, 직장 규모, 무형식 신체활동 참여, 생활만족도 등은 비형식학습 참여를 촉진하는 요인으로 나타났으며, 반대로 연도 구분, 희망 프로그램 참여, 판매종사자 직업, 취약계층 여부, 책이나 판서 기반 학습 경험 등은 참여를 저해하는 요인으로 확인되었다. 또한 상관계수의 절대값이 클수록 참여 여부에 대한 기여 크기가 크다는 점에서, 변수의 긍정·부정 방향성과 효과 크기를 함께 이해할 수 있다.

예를 들어, Positive Contribution 1위로

나타난 “평생교육 접근성”은 관련 교육 정보를 접하기 용이할수록(변수값이 클수록) 비형식학습 참여 가능성이 높아지는 것으로 분석되었으며, 예측값과의 상관계수도 0.85로 높게 나타났다. 반면 Negative Contribution 1위인 “연도 구분” 변수는 조사 시점이 최근일수록 참여율이 낮아지는 경향을 보였고, 예측값과의 상관계수도 -0.93으로 나타나 비형식학습 참여가 전반적으로 감소하고 있음을 시사한다. 이는 평생교육 정보 접근성을 강화하는 홍보 전략이 참여율 제고에 효과적일 수 있음을 의미한다.

Positive 2위인 “직장 규모”는 조직 내 자원이나 문화가 비형식학습 기회를 촉진할 수 있음을 보여주며, Negative 4위인 “취약계층”은 참여율 감소와 연계되어 계층 간 격차 완화를 위한 맞춤형 프로그램 기획 필요성을 뒷받침한다. Positive 3위에 해당하는 “신체활동 관련 무형식학습 참여”는 스포츠, 등산 등과 연계된 활동을 통해 학습 참여 가능성이 확대됨을 보여주었고, 인쇄매체 활용이나 도서관 방문과 같은 전통적 학습 경험 역시 긍정적 효과를 나타냈다. 이는 일상적 무형식학습 경험이 참여를 촉진·확장하는 기반이 될 수 있음을 시사한다. 반면, Negative 8위와 15위에 해당하는 “방송매체나 유튜브 활용”은 오히려 참여를 저해하는 요인으로 작용하였다. 또한 주변인과의 상호작용(24위)이나 문화행사 참여(25위) 등 간접적 홍보 전략도 일정 부분 영향을 미치는 것으로 확인되었다.

Negative 2위인 “희망 프로그램 참여”는 실제 참여가 오히려 참여 가능성을 낮추는 결과로 나타났지만, 반대로 향후 참여를 희망하는 프로그램 중 “직업능력향상교육

(Positive 7위), 인문교양교육(Positive 12위), 문화예술·스포츠교육(Positive 14위)”은 참여 가능성을 높이는 요인으로 분석되었다. 이는 성인 학습자의 학습 수요에 기반한 면밀한 프로그램 기획과, 현재 진행 중인 희망 프로그램의 효과성 점검이 필요함을 시사한다.

또한, Positive 4위인 “생활만족도”, Positive 6위인 “학습 지향성”, 그리고 자원봉사(5위), 재능기부·동아리 활동(9위), 기부 및 후원(20위)과 같은 개인적 활동 성향도 참여 가능성을 높이는 요인으로 나타났다. 반면, Negative 11위인 “지역사회단체 참여”는 오히려 참여율을 낮추는 결과를 보여 타겟 마케팅 전략 설계 시 유용한 근거가 될 수 있다. 이와 함께, 여성(Positive 8위), 정서적 안정감(Positive 11위), 집단적 학습 선호(Positive 13위), 건강 자신감(Positive 16위) 등이 긍정적 요인으로 확인

되었다. 반면 지역 규모가 작거나(부정 10위), 가구소득이 낮거나(부정 12위), 경제활동을 하지 않거나(부정 13위), 비임금근로자·노무종사자(부정 17·18위), 낮은 학력 등은 부정적 요인으로 나타났다. 이는 환경적 제약을 넘어 참여 기회를 확대할 수 있는 전략이 필요함을 뒷받침한다.

마지막으로 Positive 15위로 나타난 “연령” 변수는 고연령층의 참여율이 높게 나타났는데, 이는 실제 데이터에서 젊은 층 참여율이 더 높은 것과 다소 상충된다. 그러나 연도별 추세를 보면, 2019년과 2021년에는 젊은 층의 참여율이 높게 나타났음을 확인할 수 있다. 이는 연령 효과가 조사 시점과 사회적 환경에 따라 달라질 수 있음을 보여주며, 연령대별 비교 분석과 생애주기별 요인 검토가 필요함을 시사한다. 따라서 향후 분석에서는 (1) 시간 경과에 따른 비형식학습 참여 감소 원인, (2) 연령대별 요인의 차

	전체	2018년	2019년	2020년	2021년	2022년
1	평생학습 접근성 (r=0.85)	평생학습 접근성 (r=0.85)	평생학습 접근성 (r=0.86)	평생학습 접근성 (r=0.86)	평생학습 접근성 (r=0.82)	평생학습 접근성 (r=0.82)
2	직장의 규모 (r=0.84)	직장의 규모 (r=0.59)	무형식학습 참여, 신체활동 (r=0.86)	직장의 규모 (r=0.59)	직장의 규모 (r=0.81)	직장의 규모 (r=0.86)
3	무형식학습 참여, 신체활동 (r=0.83)	무형식학습 참여, 신체활동 (r=0.86)	직장의 규모 (r=0.68)	생활만족도 (r=0.83)	생활만족도 (r=0.94)	참여희망프로그램, 문화예술·스포츠교육 (r=0.76)
4	연도구분 (r=0.93)	평생학습 효과성, 정서적 안정감 (r=0.77)	희망프로그램 참여여부 (r=0.80)	성별 (r=0.86)	참여희망프로그램, 직업능력향상교육 (r=0.69)	참여희망프로그램, 인문교양교육 (r=0.68)
5	생활만족도 (r=0.92)	생활만족도 (r=0.87)	학습 지향 평균 (r=0.89)	학습 지향 평균 (r=0.88)	무형식학습 참여, 신체활동 (r=0.76)	참여희망프로그램, 직업능력향상교육 (r=0.64)
6	사회참여경험, 자원봉사 및 재능기부 (r=0.92)	성별 (r=0.85)	직업, 판매종사자 (r=0.61)	참여희망프로그램, 직업능력향상교육 (r=0.68)	사회참여경험, 동아리 (r=0.75)	생활만족도 (r=0.76)
7	학습 지향 평균 (r=0.92)	학교급, 대학교(4년제 이상) (r=0.78)	참여희망프로그램, 직업능력향상교육 (r=0.71)	학습패턴, 집단 학습 선호 (r=0.86)	학습패턴, 디지털기기 활용 선호 (r=0.84)	무형식학습 참여, 신체활동 (r=0.78)
8	참여희망프로그램, 직업능력향상교육 (r=0.59)	사회참여경험, 동아리 (r=0.66)	참여희망프로그램, 인문교양교육 (r=0.79)	사회참여경험, 동아리 (r=0.61)	직업, 판매종사자 (r=0.61)	학습패턴, 집단 학습 선호 (r=0.78)
9	성별 (r=0.87)	무형식학습 참여, 인쇄매체 (r=0.85)	사회참여경험, 자원봉사 및 재능기부 (r=0.49)	무형식학습 참여, 신체활동 (r=0.85)	참여희망프로그램, 인문교양교육 (r=0.69)	사회참여경험, 동아리 (r=0.81)
10	사회참여경험, 동아리 (r=0.88)	학습 지향 평균 (r=0.77)	무형식학습 참여, 인쇄매체 (r=0.79)	사회참여경험, 자원봉사 및 재능기부 (r=0.52)	학습 지향 평균 (r=0.74)	학습패턴, 집단 학습 선호 (r=0.34)
11	희망프로그램 참여여부 (r=0.76)	만 연령 (r=0.21)	생활만족도 (r=0.83)	참여희망프로그램, 인문교양교육 (r=0.68)	만 연령 (r=0.40)	학교급, 대학교(4년제 이상) (r=0.83)
12	학교급, 대학교(4년제 이상) (r=0.81)	사회참여경험, 기부 및 후원 (r=0.59)	학습패턴, 집단 학습 선호 (r=0.87)	만 연령 (r=0.44)	군무기간, 년 (r=0.78)	직업, 판매종사자 (r=0.61)
13	평생학습 효과성, 정서적 안정감 (r=0.81)	군무기간, 년 (r=0.54)	학교급, 고등학교 (r=0.83)	평생학습 효과성, 정서적 안정감 (r=0.81)	참여희망프로그램, 문화예술·스포츠교육 (r=0.73)	희망프로그램 참여여부 (r=0.65)
14	참여희망프로그램, 인문교양교육 (r=0.65)	무형식학습 참여, 도서관 방문 (r=0.73)	사회참여경험, 기부 및 후원 (r=0.61)	무형식학습 참여, 도서관 방문 (r=0.66)	학습패턴, 집단 학습 선호 (r=0.82)	학습 지향 평균 (r=0.51)
15	직업, 판매종사자 (r=0.80)	직업관련 목표지향 평균 (r=0.52)	학교급, 대학교(4년제 이상) (r=0.79)	직업관련 목표지향 평균 (r=0.69)	무형식학습 참여, 인쇄매체 (r=0.83)	평생학습 효과성, 정서적 안정감 (r=0.33)
16	학습패턴, 집단 학습 선호 (r=0.80)	사회참여경험, 자원봉사 및 재능기부 (r=0.52)	학습패턴, 혼자 공부 선호 (r=0.68)	학교급, 고등학교 (r=0.83)	평생학습 효과성, 사회참여 만족도 (r=0.28)	만 연령 (r=0.32)
17	참여희망프로그램, 문화예술·스포츠교육 (r=0.66)	무형식학습 참여, 주변인의 조언 (r=0.80)	만 연령 (r=0.24)	평생학습 효과성, 사회적 건강 (r=0.62)	사회참여경험, 자원봉사 및 재능기부 (r=0.43)	학습참여동기, 학교교육으로 기술습득유망 (r=0.73)
18	만 연령 (r=0.26)	직업, 판매종사자 (r=0.61)	성별 (r=0.82)	사회참여경험, 기부 및 후원 (r=0.60)	희망프로그램 참여여부 (r=0.67)	동거가족 수 (r=0.73)
19	건강에 대한 자신감 (r=0.35)	무형식학습 참여, 장소방문 (r=0.79)	사회참여경험, 동아리 (r=0.64)	학습패턴, 혼자 공부 선호 (r=0.55)	평생학습 효과성, 정서적 안정감 (r=0.72)	평생학습 효과성, 정서적 안정감 (r=0.61)
20	무형식학습 참여, 인쇄매체 (r=0.82)	학습패턴, 디지털기기 활용 선호 (r=0.11)	학습참여동기, 학교교육으로 기술습득유망 (r=0.31)	군무기간, 년 (r=0.41)	직업관련 목표지향 평균 (r=0.33)	군무기간, 년 (r=0.17)

<그림 2> 비형식학습 참여 여부 결정요인의 변화 트렌드 시각화 방향

이와 중·고령층 참여 촉진 전략, (3) 생애주기별 참여 요인과 상호작용 효과를 반영한 정교한 프로그램 설계 방안 등을 제시할 필요가 있다.

3.2 평생학습 결정요인 변화

본 연구는 2018년부터 2022년까지의 전체 기간에 대한 해석과 더불어 연도별 비교 분석을 수행하여 비형식학습 참여도가 낮아지는 원인을 고찰하였다. 이를 위해 전체 기간에서의 변수 기여 상위 20개와 각 연도의 변수 기여 상위 20개를 비교하고, 연도별로 새롭게 부각된 특성을 색상으로 표시하여 가독성을 높였다 <그림 2>. 또한 변수별 기여 크기와 방향은 상관계수를 통해 추론하였다.

빅데이터와 인공지능 확산으로 교육환경이 디지털 기기를 기반으로 빠르게 변화하면서, “디지털 기기를 활용한 학습 방식”은 2018년 20위에 머물렀으나 코로나19 이후인 2021년과 2022년에는 10위권 이내로 부상하였다. 이는 비형식학습 참여에 강한 긍정적 영향력을 지니며, 향후 참여율 제고를 위해 디지털 기기를 활용한 프로그램 설계가 필요함을 시사한다. 반면, 기부·후원과 같은 사회참여 경험은 전체적으로 비형식학습 참여를 촉진하는 요인으로 분석되었으나, 2018년과 2019년에는 음의 상관계수를 보인 반면 2020년에는 양의 상관계수로 반전하였다. 이는 팬데믹 이후 기부·후원 활동이 증가하면서 참여자들의 비형식학습 참여율도 동반 상승한 것으로 해석된다. 유사하게, 색상 표시는 되지 않았지만 “자원봉사 및 재능기부” 경험 역시 2020년 이후 양의

상관성을 보여 사회참여 경험이 전반적으로 비형식학습 참여를 촉진하는 결과를 뒷받침한다. 또한 2020년 이후 순위가 상승한 “평생학습의 건강 효과”와 “평생학습의 사회참여 만족도”는 팬데믹 이후 개인의 건강 및 사회적 만족도를 높일 수 있는 프로그램 기획의 필요성을 보여준다. 학력 측면에서는, 2019년과 2020년까지는 고등학교 학력 성인의 참여율이 낮았으나, 2021년 이후에는 대학교(4년제 이상) 학력 성인의 비형식학습 참여가 높게 나타나 교육 수준에 따른 격차를 해소할 프로그램 개발이 요구된다. 또한 대부분의 연도에서 근속연수가 긴 직장인의 참여율이 높게 나타났으며, “직업 관련 목표지향”(2018, 2020, 2021)과 “학교 교육에서 습득하지 못한 기술 보완 동기”(2019, 2022) 역시 꾸준히 학습 수요를 반영하는 요인으로 확인되었다.

연도별 특성을 보면, 2018년에는 도서관 방문, 주변인의 조언, 특정 장소 방문 등 무형식학습 활동이 참여율을 높이는 요인으로 나타났고, 2019~2020년에는 “혼자 학습 선호”가 긍정적으로 작용하였다. 2022년에는 “동거 가족 수”가 음의 상관성을 보여, 1인가구 또는 핵가족일수록 참여율이 높은 것으로 분석되었다. 이상의 결과는 사회적 이슈와 환경적 요인에 따라 연도별로 비형식학습 참여 요인이 달라짐을 보여준다. 따라서 평생학습 접근성, 직장 규모, 신체활동 참여와 같은 기본 요인은 핵심적으로 고려하되, 팬데믹과 같은 환경 변화에는 디지털 기기 활용이나 사회참여 관련 요인을 전략적으로 반영할 필요가 있다. 또한 과거 대비 기여도가 낮아지거나 참여 수요가 감소하는 요인을 단순히 반복하기보다, 디지털 기반 학습환경 확대, 사회참여 연계 프로그램

램 개발, 학력·직업 경력별 맞춤형 설계, 가족 구조 및 환경 변화 고려 등 다양한 학습 유형을 반영한 차별화된 프로그램 전략이 필요하다.

3.3 연령대별 평생학습 결정요인

최근 5년간 한국의 연령대별 비형식학습 참여율을 살펴보면, 1연령대는 약 48%, 5연령대는 약 32%로, 대체로 15%p 내외의 격차가 매년 유지되었다. 특히 환경적 요인에

들이 중·고령층의 비형식학습 참여를 촉진할 수 있는지 고찰하였다.

조사대상인 25세~79세 성인 학습자를 1연령대(25-34세), 2연령대(35-44세), 3연령대(45-54세), 4연령대(55-64세), 5연령대(65-79세)로 구분하였다. 전체 기간의 상위 20개 변수 기여도를 기준으로, 각 연령대별 상위 20개 변수와 비교하여 새롭게 부각되거나 이탈한 특성을 분석하였으며, 가독성을 위해 색상으로 표현하였다 <그림 3>. 또한 변수별 기여 크기와 방향은 상관계수를 통해 추론하였다.

	전체	1연령대	2연령대	3연령대	4연령대	5연령대
1	평생학습 접근성 (r=0.85)	평생학습 접근성 (r=0.84)	평생학습 접근성 (r=0.85)	평생학습 접근성 (r=0.86)	평생학습 접근성 (r=0.85)	평생학습 접근성 (r=0.85)
2	직장의 규모 (r=0.84)	무형식학습 참여, 신체활동 (r=0.82)	직장의 규모 (r=0.90)	직장의 규모 (r=0.66)	직장의 규모 (r=0.43)	성별 (r=0.86)
3	무형식학습 참여, 신체활동 (r=0.83)	직장의 규모 (r=0.86)	무형식학습 참여, 신체활동 (r=0.85)	무형식학습 참여, 신체활동 (r=0.85)	무형식학습 참여, 신체활동 (r=0.84)	평생학습 효과성, 정서적 안정감 (r=0.87)
4	연도구분 (r=-0.93)	참여희망프로그램, 직업능력향상교육 (r=0.74)	생활만족도 (r=0.78)	생활만족도 (r=0.90)	학습 지향 평균 (r=0.91)	생활만족도 (r=0.91)
5	생활만족도 (r=0.92)	연도구분 (r=-0.91)	연도구분 (r=-0.81)	사회참여횟수, 동아리 (r=0.90)	성별 (r=0.85)	무형식학습 참여, 신체활동 (r=0.80)
6	사회참여경험, 자원봉사 및 재능기부 (r=0.02)	생활만족도 (r=0.83)	참여희망프로그램, 직업능력향상교육 (r=0.66)	성별 (r=0.86)	평생학습 효과성, 정서적 안정감 (r=0.82)	사회참여횟수, 동아리 (r=0.89)
7	학습 지향 평균 (r=0.92)	학습 지향 평균 (r=0.81)	직업관련 목표지향 평균 (r=0.89)	학습 지향 평균 (r=0.77)	사회참여횟수, 동아리 (r=0.83)	건강에 대한 자신감 (r=0.88)
8	참여희망프로그램, 직업능력향상교육 (r=0.59)	직업, 자유종사자 (r=0.84)	사회참여횟수, 동아리 (r=0.75)	연도구분 (r=-0.86)	생활만족도 (r=0.88)	연도구분 (r=0.87)
9	성별 (r=0.87)	학교급, 대학교(4년제 이상) (r=0.85)	학교급, 고등학교 (r=0.74)	학습패턴, 집단 학습 선호 (r=0.81)	연도구분 (r=0.79)	학습패턴, 집단 학습 선호 (r=0.89)
10	사회참여횟수, 동아리 (r=0.88)	직업관련 목표지향 평균 (r=0.70)	평생학습 효과성, 경제적 안정감 (r=0.69)	학교급, 고등학교 (r=-0.87)	건강에 대한 자신감 (r=0.80)	학습 지향 평균 (r=0.79)
11	희망프로그램 참여여부 (r=-0.76)	직업, 판매종사자 (r=0.50)	무형식학습 참여, 장소방문 (r=0.80)	무형식학습 참여, 인쇄매체 (r=0.85)	직업, 판매종사자 (r=0.63)	참여희망프로그램, 인문교양교육 (r=0.66)
12	학교급, 대학교(4년제 이상) (r=0.81)	참여희망프로그램, 인문교양교육 (r=0.81)	희망프로그램 참여여부 (r=0.75)	학교급, 대학교(4년제 이상) (r=0.79)	학습참여동기, 학교교육으로 기술습득못함 (r=0.64)	평생학습 효과성, 육체적 건강 (r=0.82)
13	평생학습 효과성, 정서적 안정감 (r=0.81)	무형식학습 참여, 도서관 방문 (r=0.86)	학습 지향 평균 (r=0.79)	직업, 판매종사자 (r=0.67)	무형식학습 참여, 인쇄매체 (r=0.77)	무형식학습 참여, 문화행사 참여 (r=0.73)
14	참여희망프로그램, 인문교양교육 (r=0.65)	평생학습 효과성, 경제적 안정감 (r=0.76)	직업, 판매종사자 (r=0.57)	참여희망프로그램, 직업능력향상교육 (r=0.60)	참여희망프로그램, 인문교양교육 (r=0.67)	취약계층 (r=-0.83)
15	직업, 판매종사자 (r=0.60)	희망프로그램 참여여부 (r=0.52)	학교급, 대학교(4년제 이상) (r=0.86)	사회참여경험, 자원봉사 및 재능기부 (r=0.40)	평생학습 효과성, 육체적 건강 (r=0.26)	무형식학습 참여, 방송매체 (r=0.80)
16	학습패턴, 집단 학습 선호 (r=0.80)	학교급, 고등학교 (r=0.52)	평생학습 효과성, 정서적 안정감 (r=0.77)	평생학습 효과성, 경제적 안정감 (r=0.76)	취약계층 (r=0.63)	평생학습 효과성, 경제적 안정감 (r=-0.76)
17	참여희망프로그램, 문화예술소통교육 (r=0.66)	평생학습 효과성, 육체적 건강 (r=0.45)	학습패턴, 집단 학습 선호 (r=0.79)	직업관련 목표지향 평균 (r=0.34)	학습패턴, 디지털기기 활용 선호 (r=0.75)	근무기간, 년 (r=0.59)
18	만 연령 (r=0.26)	자녀유무 및 학년차제 상태 (r=0.63)	학습패턴, 디지털기기 활용 선호 (r=0.64)	학습패턴, 디지털기기 활용 선호 (r=0.49)	참여희망프로그램, 직업능력향상교육 (r=0.44)	희망프로그램 참여여부 (r=0.69)
19	건강에 대한 자신감 (r=0.35)	근무기간, 년 (r=0.65)	근무기간, 년 (r=0.30)	참여희망프로그램, 문화예술소통교육 (r=0.63)	직업, 서비스 종사자 (r=0.63)	학습패턴, 텍스트서 수집 선호 (r=0.63)
20	무형식학습 참여, 인쇄매체 (r=0.82)	무형식학습 참여, 소셜미디어 활용 (r=0.71)	학습패턴, 텍스트서 수집 선호 (r=0.67)	취약계층 (r=-0.64)	근무기간, 년 (r=0.46)	무형식학습 참여, 인쇄매체 (r=0.69)

<그림 3> 연령대별 평생학습 결정요인

민감한 고연령층은 팬데믹 시기에 참여율 격차가 20%p까지 확대되었다가 점차 회복세를 보이고 있다. 이러한 상황에서 고령화 사회를 대비하기 위해 중·고령층의 평생학습 참여를 촉진하는 전략의 필요성이 더욱 강조된다. 본 연구는 참여율이 높은 젊은 연령대부터 분석을 시작하여, 어떠한 요인

분석 결과, 1, 2연령대에서 주요하게 나타난 변수들은 3연령대 이후 점차 변화하며, 4, 5연령대에서는 다른 패턴으로 전환되는 양상이 확인되었다. 1, 2연령대에서는 “직업 관련 목표지향”과 “평생학습의 경제적 안정 효과” 변수가 상위 요인으로 포함되었으나, 3연령대에서는 기여도가 낮아지고 4,

5연령대에서는 상위 요인에서 제외되었다. 이는 중·고령층이 평생학습 참여 시 직무 역량 강화나 경제적 안정정보다는 다른 요인을 더 중시함을 의미한다. 따라서 이러한 변수들은 주로 젊은 층 학습자 유도에 초점을 맞춘 전략으로 활용하는 것이 적절하다. 반면, 고령층에서는 “신체적 건강” 기대가 비형식학습 참여를 높이는 핵심 요인으로 나타나, 경제적 효과보다는 건강 증진을 중심으로 한 프로그램 전략이 효과적일 것으로 보인다. 또한 “근무기간” 변수는 대부분 연령대에서 공통적으로 나타났으나, 직업군에 따라 차이가 있었다. 예컨대 1연령대는 사무종사자가, 4연령대는 서비스종사자가 참여와 높은 상관성을 보였다. 이는 중·고령층의 참여 촉진을 위해 근속연수가 긴 서비스직 종사자들을 대상으로 한 홍보 전략이 효과적일 수 있음을 시사한다.

“취약계층” 변수는 3연령대부터 나타나기 시작하여 4~5연령대에서는 기여도가 높아졌으며, 강한 음의 상관성을 보였다. 이는 고령층 취약계층의 비형식학습 참여가 점점 더 어려워지고 있음을 의미한다. 따라서 이들의 참여를 확대하기 위해 비용 차별 완화, 사회복지 보조금 지원 등 정책적 노력이 병행될 필요가 있다. 또한 4연령대에서 “디지털기기 활용 선호”가 강한 양의 상관성을 보였고, 5연령대에서는 “책·판서 수업 선호”가 음의 상관성을 나타냈다. “문화행사 참여”와 같은 무형식학습은 참여율을 높였으나, “방송매체 활용”은 오히려 참여를 저해하는 요인으로 분석되었다. 이는 고령층이 전통적인 텍스트 중심 학습보다는 직접적이고 참여적인 학습 경험을 선호함을 시사한다. 따라서 온라인 매체 의존도를 줄이고, 건강·문화 활동과 결합된 체험형 프로

그램을 확대하는 것이 바람직하다.

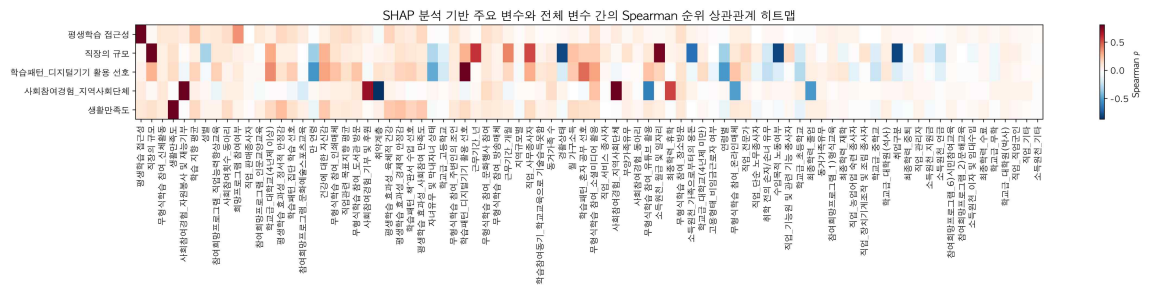
연령대별 분석 결과, 나이가 들수록 학습 목적이 경제적 동기에서 벗어나 신체 건강, 여가, 문화적 삶의 질 향상 등으로 전환되는 것으로 확인되었다. 따라서 단순한 직업 교육을 넘어 건강 증진, 취미·여가 활성화, 사회적 소속감 회복 등을 반영한 교육 체계 마련이 필요하다. 특히 실생활과 밀접한 체험형 학습과 건강·문화 연계 프로그램의 확대가 효과적일 것이다. 아울러 취약계층 참여 제고를 위해서는 경제적 지원, 맞춤형 학습 컨설팅, 접근성 강화 등 다각적인 노력이 요구된다. 디지털 기기 활용 역량 강화와 목적·흥미 기반의 실용적 교육 프로그램 개발을 병행할 때, 중·고령층의 비형식학습 참여율을 보다 효과적으로 높일 수 있을 것이다. 결국, 다양한 연령대의 특성과 환경, 그리고 소외 계층의 현실까지 반영한 통합적이고 유연한 평생학습 지원 정책이 고령화 시대의 참여 확대를 위한 핵심 전략이 될 것이다.

3.4 상호작용 기반 프로그램 정책 전략 도출

평생학습 참여에 영향을 미치는 요인은 시계열적 변화와 연령별 특성에 따라 달리 나타난다. 개별 요인의 기여도와 방향성을 파악하는 것은 주요 변화를 이해하는 데 필수적이지만, 실제 참여 행태는 단일 요인에 의해 결정되지 않는다. 평생학습은 다양한 요인이 결합되어 나타나는 복합적 사회 현상이므로, 변수 간 상호작용을 고려하는 다차원적 접근이 필요하다.

본 연구는 앞선 분석을 바탕으로 평생학습 참여를 가장 효과적으로 설명하는 다섯 가

지 핵심 변수를 도출하였다. 선정된 변수는 “평생학습 접근성”, “직장 규모”, “학습패턴_디지털기기 활용 선호”, “사회참여 경험_지역사회단체”, “생활만족도”이며, 이는 각각 참여 기반, 고용 격차, 학습 방식, 공동체 연계성, 정서적 지속성을 상징한다. 이들 변수와 전체 84개 변수 간의 관계를 Spearman 순위 상관분석으로 정량화하였으며, <그림 4>는 이러한 상관관계를 시각적으로 보여준다.



<그림 4> 주요 변수 상호작용 히트맵

“평생학습 접근성”은 희망 프로그램 참여 여부($p=0.35$), 학습 지향 평균($p=0.22$), 생활만족도($p=0.16$)와 유의한 상관관계가 확인된다. 단순한 물리적 접근성 제고를 넘어, 개인의 내적 동기와 정서적 만족을 결합하는 정책 설계가 필요하다. 예를 들어, 평생 교육 기관 홍보를 넘어 학습 성취 경험을 사회적 보상과 연결하는 동기 기반 맞춤형 참여 촉진 프로그램 개발이 요구된다. “직장의 규모”는 학습 기회의 구조적 격차를 보여주는 요인으로, 월급 소득원천($p=0.78$), 경제활동 상태($p=-0.80$), 근무시간($p=0.58$)과 높은 상관관계를 보였다. 대규모 기업 종사자는 학습 기회를 상대적으로 쉽게 확보하지만, 소규모 사업장 및 비임금 근로자는 기회 격차가 크다. 따라서 중소기업 근로자 및 비정규직을 위한 맞춤형 교육

바우처 제도, 근무시간 내 학습 지원제도 등의 제도적 보완이 필요하다.

“사회참여 경험_지역사회단체”는 학습 참여를 공동체와 사회적 관계 속에서 이해할 수 있는 변수로, 지역사회단체 참여($p=-0.87$), 기부/후원($p=-0.71$), 유튜브 활용($p=0.71$)과 유의한 관계를 보인다. 단체 참여가 오히려 음의 상관성을 보이는 것은 형식적·수동적 참여가 학습으로 이어지지 못함을 시사한다. 따라서 지역사회 활동과 학습을 직접

연계하는 커뮤니티 기반 교육 모델을 구축해야 한다. 예컨대, 지역 봉사활동 참여자를 대상으로 한 학습 포인트 적립제나, 사회참여 활동 후 연계되는 온라인·오프라인 학습 과정 제공이 효과적일 것이다.

“학습패턴_디지털기기 활용 선호”는 연령($p=-0.54$), 혼자 공부 선호($p=0.45$), 소셜미디어 활용($p=0.31$)과 높은 상관성을 보였다. 연령이 높을수록 디지털 학습 접근이 어려워지는 반면, 젊은 층은 자기주도적 학습을 선호한다. 따라서 세대별 디지털 리터러시 교육이 병행되어야 한다. 특히 중·고령층에게는 스마트 기기 활용 워크숍이나 디지털 튜터링 제도를 제공하여 접근성을 높이는 전략이 필요하다.

“생활만족도”는 학습의 지속성과 정서적 안정감에 가장 직접적인 영향을 미친다. 경제

적 안정감($p=0.22$), 사회참여 만족도($p=0.20$)와의 유의한 관계를 보여준다. 평생 학습 참여는 단순한 지식 습득이 아니라 개인의 삶의 질과 직결된다. 따라서 학습 성과를 생활 만족도와 연결할 수 있는 웰빙·심리 지원형 교육 프로그램이 필요하다. 예컨대, 건강·여가 프로그램과 학습을 결합한 통합형 평생학습 과정이 효과적일 것이다. 종합하면, 평생학습 참여는 단일 요인에 의해 결정되는 것이 아니라 접근성(구조적 요인), 학습 방식(행태적 요인), 공동체 연계성(사회적 요인), 정서적 안정(심리적 요인이 상호작용하며 형성되는 복합적 현상임이 확인되었다. 이에 따라 평생학습 참여를 촉진하기 위해서는 다양한 차원의 요인을 통합적으로 고려한 정책 전략이 요구된다.

첫째, 구조적 지원 차원에서 중소기업 근로자, 비정규직, 취약계층 등 상대적으로 학습 기회가 제한된 집단을 대상으로 맞춤형 학습지원 제도를 확대할 필요가 있다. 이는 고용 형태와 근로 조건에 따른 학습 격차를 완화하고, 학습 참여의 형평성을 제고하는데 기여할 수 있다. 둘째, 행태적 지원 측면에서는 디지털 기기 활용 역량을 강화하고, 세대별 특성과 학습 선호를 반영한 맞춤형 학습 방식을 설계해야 한다. 특히 중·고령층에게는 디지털 기기 활용 교육과 같은 기초 역량 강화가 필요하며, 젊은 세대에게는 자기주도적·비대면 학습을 지원하는 프로그램이 효과적일 것이다. 셋째, 사회적 연계를 강화하기 위해 지역사회 참여와 학습을 직접 연결하는 커뮤니티 학습 모델을 구축해야 한다. 이는 학습을 개인적 차원을 넘어 사회적 활동으로 확장시켜 공동체 의식과 사회적 자본을 동시에 증진시킬 수 있는 기반이 될 것이다. 넷째, 정서적·심리적 지원

이 학습의 지속성과 참여 동기를 강화하는데 중요한 요인으로 확인된 만큼, 생활만족도와 웰빙을 증진할 수 있는 프로그램 설계가 필요하다. 예를 들어, 건강관리, 여가활동, 심리적 안정과 결합된 통합형 평생학습 프로그램은 학습 참여를 장기적으로 유지하는데 기여할 수 있다. 마지막으로, 맞춤형 전략을 통해 연령대별 학습 동기의 차이를 반영한 차별화된 프로그램 운영이 필요하다. 젊은 세대는 직업역량 강화와 경제적 성과를, 중·고령층은 건강, 여가, 삶의 질 향상을 중시하는 경향을 보이므로, 이러한 연령대별 특성을 고려한 프로그램 기획이 효과적이다.

3.5 예측 성능을 통한 평생학습 결정요인 해석의 신뢰성 검증

앞선 결과들은 평생학습 참여를 결정짓는 주요 요인, 그 변화 양상, 연령대별 차이, 변수 간 상호작용 등을 규명하였다. 그러나 이러한 해석이 실제로 정책적 신뢰성을 갖추기 위해서는, 단순히 변수의 기여도를 확인하는 데 그치지 않고, 해당 요인들이 미래의 참여 여부를 얼마나 안정적이고 일관되게 예측할 수 있는가를 검증하는 과정이 필요하다. 다시 말해, 예측 성능 평가는 단순한 모델 성능 확인이 아니라, 앞선 해석이 실제 활용 가능한 설명력을 갖추었는지를 입증하는 핵심 절차라 할 수 있다.

본 연구는 이를 위해 머신러닝 및 딥러닝 알고리즘의 성능을 Train 데이터와 Validate 데이터로 구분하여 평가하였다. 이 과정은 모델이 기존 데이터에 대한 설명을 넘어, 새로운 환경이나 향후 관측될 수

있는 상황에서도 정책적 해석력이 유지될 수 있는지를 점검하기 위함이다. <표 2>는 여섯 가지 주요 지표를 통해 다양한 알고리즘의 학습 및 검증 성능을 제시한다.

<표 2> 알고리즘 학습 및 검증지표

Dataset	Algorithm	F1-score	Accuracy	AUC
Train	Random Forest	100.00%	100.00%	100.00%
	XGBoost	94.77%	94.80%	98.86%
	LightGBM	86.94%	87.01%	94.38%
	CatBoost	85.81%	85.80%	93.44%
Validate	Random Forest	72.13%	71.83%	79.31%
	XGBoost	72.42%	72.37%	79.58%
	LightGBM	71.74%	71.87%	79.60%
	CatBoost	72.83%	72.72%	80.25%

Random Forest는 학습 데이터에서 모든 지표가 1.0으로 완벽한 성능을 보였으나, 검증 데이터에서는 성능이 급격히 하락하여 과적합(Overfitting)의 문제를 드러냈다. 이는 모델이 기존 데이터 구조에는 지나치게 적합했으나, 실제 적용 가능성과 설명의 확장성에서는 한계를 보인다는 점을 시사한다. 반면 CatBoost는 학습 단계에서는 상대적으로 낮은 성능을 보였지만, 검증 데이터에서는 가장 높은 예측력을 기록하며 안정적인 일반화 능력을 입증하였다. 특히 F1-score 0.7283, Accuracy 0.7272, AUC 0.8025는 단순 예측 정확도를 넘어 설명된 요인이 정책 현장에서 일관성 있게 작동할 수 있음을 보여주는 결과이다. 따라서 CatBoost 모델은 단순히 수치상 예측력이 높은 알고리즘이 아니라, 앞선 요인 해석(3.1~3.4)에서 도출된 변수들의 설명력이 실제 예측 가능성과 연결되어 있음을 입증하는 근거가 된다. 즉, 해석과 예측이 일

관되게 연결될 때, 정책 적용의 신뢰성과 미래 활용성이 보장된다. 본 연구에서 제시된 프로그램 및 정책 전략 또한 CatBoost 모델을 기반으로 산출된 결과이며, 이는 100명 중 약 72명 이상의 참여 여부를 정확히 예측할 수 있음을 의미한다. 이러한 신뢰성은 평생학습 참여 확대를 위한 정책 설계에 있어 실질적 근거로 작용할 수 있을 것이다.

4. 토의

본 연구는 기존 평생학습 연구가 주로 개별 요인이나 특정 집단에 한정되어 분석되었던 한계를 넘어, 기계학습 기반의 예측 모델과 설명가능한 인공지능을 결합하여 평생학습 참여의 복합적 구조를 분석하였다. 이는 단순히 참여 요인의 나열에 그치지 않고, 변수 간 상호작용과 기여 방향을 정량적으로 해석함으로써 기존 통계적 접근을 보완한다는 점에서 학문적 확장을 이룬다. 특히 SHAP 기법을 활용한 해석은 “무엇이 중요한가?”라는 질문에 더해, “어떻게 중요한가?”라는 메커니즘적 이해를 가능하게 하였다는 점에서 기존 연구와 차별화된다. 그리고 연구 결과는 디지털 전환과 고령화가 맞물린 사회적 맥락에서 평생학습 참여 확대 전략을 재정립할 필요성을 강조한다. 첫째, 평생학습 참여에 구조적 제약 요인이 여전히 강력하게 작동하고 있으며, 보편적인 학습 기회 제공을 위해 소외 계층(취약 계층, 교육수준, 직장의 규모)에 대한 지원이 필요하다. (1) 먼저 “취약계층 여부”는 고연령대로 갈수록 참여 저해 효과가 심화되는 요인으로 나타났으며, 이는 경제적 비

용, 정보 접근성, 제도적 지원 부족 등 복합적 장벽이 존재함을 시사한다. 따라서 단순한 비용 지원을 넘어, 맞춤형 교육 바우처와 “찾아가는 학습 컨설팅” 프로그램을 통해 개별 학습자의 생애주기별 학습 설계와 멘토링을 지원할 필요가 있다. 또한 (2) “직장의 규모”가 긍정적 요인으로 작동한다는 사실은 대규모 기업에 비해 중소기업·비정규직 근로자들이 학습 기회에서 구조적으로 배제되고 있음을 의미한다. 이를 해소하기 위해서는 소기업 근로자 및 비정규직을 위한 맞춤형 교육 바우처 제도, 근무시간 내 학습 지원제도 등의 제도적 보완과 함께, 개별 중소기업이 제공하기 어려운 고품질의 훈련 과정을 여러 기업이 공동으로 개발·운영할 수 있도록 평생교육 프로그램을 지원할 필요가 있다. 더하여 유급 학습휴가제도, 중소기업 대상 인센티브 제공과 같은 제도적 장치가 필요할 수 있다. 더불어, (3) “학력 격차” 역시 학습 참여를 제한하는 주요 요인으로 확인되었으며, 특히 저학력 청년층은 직업적 안정과 경제적 성과를 중심으로 학습 동기를 형성한다. 이에 따라 “선취업-후학습” 기반의 산업 맞춤형 프로그램과 학위·자격 연계형 후진학 경로를 제도화함으로써, 노동시장 경험을 학문적 성취로 전환할 수 있는 유연한 체계를 마련한다면 참여유도 효과를 높일 수 있을 것이다.

둘째, 팬데믹 이후 “디지털 기기를 활용한 학습 방식”은 평생학습 참여의 핵심 촉진 요인으로 부상하였다. 이는 자기주도적 학습 선호와 강한 상관관계를 보여, 디지털 환경이 학습자의 능동적 학습을 촉진하는 도구로 기능함을 확인할 수 있다. 그러나 방송매체나 유튜브 기반의 무형식 학습은 참여를 오히려 저해하는 요인으로 작용하였

는데, 이는 수동적 미디어 소비가 실제 학습 참여로 이어지지 않음을 시사한다. 따라서 평생교육 정책은 단순한 디지털 환경 제공을 넘어, “학습자 주도성(Learner Agency)”을 강화하는 방향으로 설계되어야 한다. 이를 위해 모든 세대에 걸친 미디어 리터러시 교육이 필수적이며, 청년층에는 AI·데이터 분석 등 직무 역량 강화 중심의 심화 교육을, 중·고령층에는 디지털 콘텐츠 제작과 같은 창의적 활동을 지원하여 디지털 전환의 수동적 수혜자가 아닌 적극적 참여자로 설 수 있도록 하는 것이 효과적일 수 있다.

셋째, “자원봉사·재능기부, 동아리 활동, 기부·후원”과 같은 목적 지향적 사회참여 경험은 평생학습 참여를 촉진하는 긍정적 요인으로 작동하였다. 반면 선행연구 결과와 달리 지역사회단체 참여는 오히려 참여율을 저해하는 요인으로 확인되었는데, 이는 단순 친목 중심의 활동이 학습 동기를 유발하지 못하기 때문으로 해석할 수 있다. 이러한 결과는 능동적이고 목적지향적인 사회참여 경험이 학습으로 전환될 가능성이 높음을 보여준다. 따라서 저학력 및 저소득 계층이 주로 참여하는 지역 커뮤니티 활동에 생활밀착형 교육 프로그램을 결합하여 학습에 대한 심리적 장벽을 해소하고, 집단이 공감하는 문제 해결을 위한 리빙랩 프로젝트 등의 사회적 기여가 선순환하는 목적지향적 공동체 학습 모델을 제안한다. 또한 팬데믹 이후 사회 활동 참여 수준이 높은 학습자가 비형식 교육 참여율도 높은 것으로 보아, 지역 사회 활동이 평생학습 참여의 동기가 되도록 하는 프로그램을 기획할 수 있다. 봉사활동 및 공헌 활동에 참여한 시간을 학습 포인트로 적립하여 평생학습관

에서 사용할 수 있도록 하는 리워드 시스템이나, 사회참여 활동의 질을 높이고 의미를 심화할 수 있는 맞춤형 학습 콘텐츠를 패키지 형태로 제공하는 것이 효과적일 수 있다. 이를 통해 학습은 단순한 개인적 역량 개발을 넘어 사회적 자본 축적과 지역 공동체 회복탄력성 강화로 확장될 수 있다.

넷째, “생활만족도”가 평생학습 참여를 강력히 촉진하는 요인임을 입증하였다. 이는 학습이 지식 습득을 넘어 개인의 정서적 안정, 사회적 만족, 전반적 웰빙과 결합될 때 지속가능성을 확보할 수 있음을 보여준다. 특히 연령이 높아질수록 학습 동기가 경제적 성과에서 건강·삶의 질로 전환되는 경향은, 평생학습이 고령화 사회에서 활동적 노화(Active Aging)를 촉진하는 사회적 안전망 역할을 수행할 수 있음을 뒷받침한다. 이에 따라 건강 관리와 인문학, 예술 창작과 심리 상담 등 웰빙 통합형 프로그램을 설계하여 학습이 개인의 전인적 삶의 질을 향상시킬 수 있을 것이다. 특히 학습 동기가 삶의 질 향상으로 전환되는 중·고령층에게 가장 효과적인 참여 촉진 전략이 될 것이다.

앞선 결과는 미래 평생교육 프로그램의 참여가 복잡한 상호작용에 의해 결정됨을 보여준다. 따라서 향후 정책은 네 가지 차원을 통합적으로 고려한 학습자 중심 프레임워크로 설계되는 것이 효과적이다. (1) 데이터 기반 맞춤형 학습자 진단·지원 시스템 구축, (2) 지역 커뮤니티 거점 활성화를 통한 학습 장벽 해소, (3) 유연한 모듈형 교육 과정 도입으로 학습자 주도성 강화, (4) 대학·기업·NGO 간 협력 거버넌스 구축이 필요하다. 이러한 실행 전략은 평생학습을 단순한 교육정책이 아닌 사회적 포용성과 지

속가능성을 촉진하는 국가적 전략 자원으로 전환하는 핵심 기반이 될 것이다.

5. 결론

본 연구는 디지털 전환과 고령화가 가속화되는 사회적 맥락 속에서 평생학습 참여의 주요 결정 요인을 규명하고, 이들의 시계열적 변화와 연령대별 차이, 변수 간 상호작용을 통합적으로 분석하였다. 머신러닝 및 딥러닝 기반 예측 모델에 XAI 기법을 결합함으로써, 단순한 변수 중요도의 제시에 그치지 않고, 각 요인이 어떠한 방향성과 강도로 참여 여부에 기여하는지를 정량적·시각적으로 설명하였다. 특히 SHAP 알고리즘을 활용한 해석은 평생학습 접근성, 직장 규모, 생활만족도, 디지털 기기 활용 선호, 사회참여 경험 등이 참여를 촉진하거나 저해하는 방식과 그 상호작용을 구체적으로 보여주었다.

시계열 분석을 통해 코로나19 팬데믹과 같은 환경 변화가 디지털 기반 학습과 사회참여 경험의 기여도를 재편성하는 과정을 확인하였으며, 연령대별 분석에서는 젊은 층이 경제적 성과와 직업 역량을 중시하는 반면, 중·고령층은 건강·문화적 삶의 질을 중시하는 학습 동기를 보였다. 더 나아가 상호작용 분석은 평생학습 참여가 구조적 요인(접근성, 직장 규모), 행태적 요인(학습 방식), 사회적 요인(공동체 연계), 심리적 요인(정서적 안정)의 복합적 결합에 의해 결정된다는 사실을 입증하였다.

또한 본 연구는 예측 성능 검증을 통해 앞선 해석의 정책적 신뢰성을 보완하였다. CatBoost 모델이 가장 안정적이고 일반화

된 성능을 기록함으로써, 설명된 요인들이 단순한 과거 데이터 해석을 넘어 실제 미래 참여 여부 예측에까지 유효함을 확인하였다. 이는 해석과 예측이 일관되게 연결될 때, 평생학습 참여 확대를 위한 정책 전략이 실질적 타당성을 확보할 수 있음을 보여준다.

이상의 결과는 다음과 같은 정책적 함의를 제공한다. 첫째, 중소기업·비정규직·취약계층을 대상으로 한 구조적 지원 확대를 통해 학습 기회 격차를 완화해야 한다. 둘째, 디지털 역량 강화와 세대별 맞춤형 학습 방식 설계를 통해 디지털 전환 시대에 적합한 학습 환경을 조성해야 한다. 셋째, 지역사회 참여와 학습을 직접 연결하는 커뮤니티 기반 학습 모델을 구축하여 공동체적 학습 문화를 확산시킬 필요가 있다. 넷째, 생활만족도와 웰빙 증진을 학습과 결합한 정서적·심리적 지원 프로그램을 설계함으로써 학습의 지속성을 확보해야 한다. 마지막으로, 연령대별 학습 동기 차이를 반영한 맞춤형 프로그램 운영을 통해 고령화 사회에서의 평생학습 참여 기반을 강화할 수 있다.

향후 연구에서는 (1) 사회·경제적 충격에 따른 평생학습 참여 요인의 변동성, (2) 연령·세대별 차이를 넘어 생애주기 전반의 참여 동학, (3) 변수 간 다층적 상호작용을 반영한 정교한 정책 시뮬레이션 모델 개발이 필요하다. 이러한 후속 연구는 설명가능한 인공지능의 분석력을 바탕으로, 평생학습이 단순한 교육 활동을 넘어 사회적 포용성과 지속가능성을 촉진하는 전략적 자원이 될 수 있음을 뒷받침할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] Adadi, A., Berrada, M.(2018), "Peeking Inside the Black-Box: A Survey on Explainable Artificial Intelligence (XAI)," IEEE Access, 6, 52138-52160.
- [2] Economic, W.(2020), "The Future of Jobs Report 2020," World Economic Forum.
- [3] Eun, S., Youngsup, H.(2019), "The Harmonious Effects of Nonformal Education and Informal Learning : The Structural Relations Among the Suitability of Nonformal Education, Informal Learning, Learning Value and Learning Outcome," The Journal of Lifelong Education and HRD, 15(1), 101-130.
- [4] Hager, P.(2020), The Oxford Handbook of Lifelong Learning: Concepts and Definitions of Lifelong Learning, Oxford University Press
- [5] Hye-Ji, K., Min-Soo, K.(2019), "Analysis of Adult Learner's Participation Types and Affecting Factors of Non-Formal Lifelong Education Programs: Focusing of Latent Class Analysis," Asian Journal of Education, 20(3), 773-796.
- [6] Jarvis, P., Holford, J., Griffin, C.(2003), The Theory and Practice of Learning, Taylor & Francis Group, London.
- [7] K., R.(1968), "The Matthew Effect in Science," Science, 159(3810), 56-63.
- [8] Kosyakova, Y., B., D.(2021), "Formal adult education and socioeconomic inequality: Second chances or Matthew Effects?," Sociology Compass, 15(9), e12920.
- [9] Kyung, E., Yang, E.(2017), "Analysis on the Non-formal Education Patterns of Adult Learners Participating in Distance Higher Education," Journal of Lifelong Learning Society, 13(4), 51-73.
- [10] Le, M.(2011), "Informal learning in the work-place: A review of the literature," Australian Journal of Adult Learning, 51(2), 355-373.
- [11] OECD(2021), "Education at a Glance 2021," OECD.
- [12] Romero, C., Ventura, S.(2020), "Educational data mining and learning analytics: An updated survey," Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery, 10(3), e1355.
- [13] Scott, L., Su-In, L.(2017), "A Unified Approach to Interpreting Model Predictions," Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS),
- [14] Sung, C., Haram, J., Kim, J.H.(2023), "Characteristics and Outcomes of Lifelong Learning Participation Among Working Adults by Education Level: A Latent Class Analysis," Journal of Lifelong Education, 29(4), 149-180.
- [15] Sung, C., Joo, J.(2024), "Determinants of Non-formal Education Participation Among Working Adults: Application of Random Forest and SHAP," Journal of Lifelong Learning Society, 20(3), 148-180.
- [16] Sung, C., Kim, J., Joo, J.(2024), "Determinants of Informal Learning Participation Among Adult Learners: Application of Random Forest and SHAP," Journal of Lifelong Education, 30(3), 273-312.
- [17] Tjoa, E., Guan, C.(2020), "A Survey on

- Explainable Artificial Intelligence (XAI): Toward Medical XAI," IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 32(11), 4793-4813.
- [18] UNESCO(2022), "Fifth Global Report on Adult Learning and Education," UNESCO.
- [19] Xing, W., Du, D.(2018), "Dropout Prediction in MOOCs: Using Deep Learning for Personalized Intervention," Journal of Educational Computing Research, 57(3), 547-570.
- [20] of, D.(2022), "World Population Prospects," United Nations.
- [21] 교육부(2024), "평생학습 개인실태조사 리플렛," 교육부, 한국교육개발원.
- [22] 교육부(2022), "평생학습 진흥방안 : 제5차 평생교육진흥 기본계획('23~'27년)," 교육부.
- [23] 교육부(2024), "한국 성인의 평생학습 실태," 교육부, 한국교육개발원.
- [24] 교육부(2022), "한국 성인의 평생학습 실태," 교육부, 한국교육개발원.
- [25] 한국지능정보사회진흥원(NIA)(2023), "2022 디지털정보격차 실태조사," NIA.