

재직자의 비형식교육 참여 결정요인 분석: 랜덤 포레스트와 SHAP 적용*

장 창 성 (한양대학교)

주 재 흥** (한양대학교)

〈 요약 〉

본 연구의 목적은 재직자의 비형식교육 참여 예측모형을 개발하고 비형식교육 유형별 주요 결정요인을 비교·분석하는 것이다. 2022년 한국교육개발원 평생학습 개인실태조사 자료에서 추출한 4,543명의 재직자를 분석대상으로 하였으며, 비형식교육 유형을 (1)직업관련 비형식교육과 (2)비직업관련 비형식교육으로 구분하였다. 분석을 위해 랜덤 포레스트와 SHapley Addictive exPlanations(SHAP) 알고리즘 등 설명 가능한 머신러닝 기법을 적용하여 재직자의 비형식교육 참여 주요 결정요인을 탐색하였다. 분석결과, 첫째, 직업관련 비형식교육의 경우 비수도권 거주, 큰 규모의 직장 재직 여부, 높은 수준의 학습지향성 및 의도적 학습경험이 부족하거나 풍부한 재직자 집단의 참여 수준이 높은 것으로 나타났다. 둘째, 비직업관련 비형식교육의 경우 높은 수준의 평생학습 접근성, 학습지향성, 암묵적 학습경험 및 수도권 거주 재직자의 참여 수준이 높은 것으로 나타났다. 셋째, 분석에 활용된 각 예측변수와 비형식교육 참여와의 관계는 전반적으로 정적인 것으로 나타났으나, 변수의 측정 방식과 유형에 따라 심층적인 해석이 요청됨을 확인하였다. 본 연구의 결과를 바탕으로 비형식교육 유형별 목적과 성격에 따른 맞춤형 프로그램 운영, 관련 정책 개발 및 체제 구축 등 평생학습 활성화 실천방안 마련을 위한 시사점을 논의하였다.

• 주요어: 비형식교육 참여, 결정요인, 재직자, 랜덤 포레스트, SHAP

* 이 연구는 2021년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행되었음(NRF-2021S1A5C2A03088191).

** 교신저자: 주재흥 (euphoriajjh@gmail.com)

I. 서론

오늘날 전 세계적인 지식기술 혁신과 급격한 사회구조적 환경 변화에 대응하기 위한 교육적 처방 내지는 목적 지향적 활동으로써 평생학습의 중요성이 그 어느 때보다 강조되고 있다(관계부처 합동, 2022). 자본·기술집약적 산업의 고용 비중이 상승하고 있고, 이로 인한 노동시장 구조의 재편에 따라 기업의 인력채용 방식 역시 크게 변화하고 있다. 즉, 높은 실업률과 이직률 등 고용·노동 환경의 내적 불확실성이 증가하면서 인력개발 분야 정책적 방향은 이제 우수한 인재를 ‘선발하는’ 것에서 벗어나 이미 선발된 인력에게 지속적인 교육훈련 기회를 제공함으로써 조직의 목표와 가치와 부합하는 인재를 ‘길러내는’ 것으로 패러다임의 전환이 이루어졌다. 최근 많은 기업에서도 기술향상(upskill) 및 재숙련(reskill) 등 재직자의 역량강화를 위한 교육과정 설계 및 투자, 자원확보에 중점을 두고 있다(장창성·전하람·김재형, 2023). 평생학습 관점에서도, 많은 재직자들은 초·중등 및 대학교육 등 생애초기 단선형 성장경로에서 벗어나 재귀적 학습경로로써 평생교육 참여를 통한 지속적인 역량개발 및 전문성 향상을 요구받고 있다(최동선 외, 2021). 학령기 교육과 성인학습을 잇는 제3의 교육단계로써 평생교육 참여는 재직자의 (1)성공적인 노동시장 이행과 진입(이병희 외, 2010; Nicaise, 2007), (2)인적자본 개발 및 직무기술 함양(Desjardins, 2020) 등 다양한 측면에 있어 긍정적인 것으로 보고되고 있다.

OECD(2020)에 따르면, 성인의 평생학습 참여 증진 및 계속교육 기회에 대한 접근성 향상을 위한 지원체계 확충은 많은 국가에서 평생교육 활성화를 위한 주요 정책 아젠다로 채택되고 있다. 직무 또는 (재)취업과 관련된 일 기반(work-based) 평생교육은 재직자 등 성인이 가장 일반적으로 추구하는 형태의 학습활동으로 여겨진다(Desjardins, 2020; Ross-Gordon, Rose, & Kasworm, 2017). 이를 반영하여 최근 실용적 일-역량 중심 평생교육 및 일터학습에 대한 학술적 담론과 위상이 크게 높아지고 있다(한승희, 2023). Nylander & Fejes(2023)에 따르면, 평생교육 분야의 핵심영역과 가치는 대체로 재직자를 대상으로 하는 직업관련 비형식교육을 중심으로 재구조화되고 있으며, 이는 신자유주의에 근거한 평생학습 개념의 대중화와 무관하지 않다. 한편, 성인의 평생교육 참여는 일터 바깥에서 더욱 빈번히 일어나는 경향이 있음을 부정할 수 없으며, 이는 다양한 학습활동을 제도교육 체계 내로 편입하기 위한 노력의 일환으로써 여가, 시민성 등 직업과 직접적으로 관련되지 않지만 성인의 삶의 질 향상에 긍정적일 것으로 기대되는 비형식교육의 육성과 공급 또한 중요하게 고려되어야 함을 시사한다(UIL, 2015).

지금까지 추진된 우리나라의 평생교육 정책은 공급적 측면에서 성인의 평생학습 참여 활성화를 위한 기관 및 프로그램의 양적 확대에 주력해 온 측면이 있다(박병영 외, 2019).

2022년 수립된 ‘제5차 평생교육 기본계획(‘23~’27년)’은 증가하는 성인의 학습 수요에 대응하기 위한 평생교육 지원방안 구축을 주요 추진 전략으로 제시하였으며, ‘학령기 → 노동시장 진입 → 퇴직’과 같은 전통적 생애경로에서 벗어나 비형식교육 등 학교 외 다양한 유형의 학습활동을 포괄하는 순환적 교육시스템 확충을 위한 정책적·제도적 지원을 강조한 바 있다(관계부처 합동, 2022). 이에 따라 평생교육기관에서 제공되는 비형식교육 프로그램 기회 및 참여율이 크게 증가하였다. 2023년 현재 우리나라 만 25세 이상 79세 미만 성인 중 약 32.3%가 평생학습에 참여하고 있으며, 평생교육 유형별로는 비형식교육이 31.9%, 경제활동 상태별로는 34.0%가 재직자인 것으로 나타났다. 이는 OECD 평균을 상회하는 수치로써(OECD, 2020), 국내 성인의 평생학습, 그 중에서도 특히 비형식교육에 대한 재직자의 높은 기대와 관심을 반영한다(교육부·한국교육개발원, 2023).

이러한 현상을 반영하여, 학문영역에서도 비형식교육 등 평생교육 참여에 대한 연구 관심이 크게 높아졌다. 특히 비형식교육 맥락에서 재직자 등 성인의 평생학습 참여에 영향을 미치는 요인 및 요인간 인과관계를 규명하는 연구가 수행되었으나(예: 길혜지·김민수, 2019; 황정원·길혜지, 2017), 기존의 연구는 (1)비형식교육 참여에 영향을 미치는 다양한 요인을 포괄적으로 검토하고, (2)비형식교육 유형별로 상이하게 나타나는 주요 요인을 비교함으로써 이들의 영향력을 보다 면밀히 탐색하는데 있어 다소 제한적이었다. 평생교육 참여는 한 개인의 배경적 측면, 그리고 개인이 속한 사회적·환경적 특성 간에 이루어지는 복잡한 상호작용의 산물이라는 점에서(Cross, 1981), 평생교육 참여를 설명하는 복합적이고 다양한 요인을 보다 종합적인 맥락에서 검토할 필요가 있다. 이는 최근 데이터 기반 관점, 즉, 방대한 데이터에 대한 효율적인 분석을 통해 선행연구에서 도출된 결과를 통합하여 특정 요인의 중요성을 재확인하거나, 그동안 과대평가 혹은 간과되었던 요인을 재발견함으로써 이를 정책의 개발과 수립에 활용하는 증거기반 의사결정(evidence-based decision-making)의 관점과도 부합한다(Jang et al., 2023). 이를 위해서는 새로운 통계적 기법의 활용이 필연적으로 요구되는데, 머신러닝(machine learning: ML)은 대용량 데이터를 효과적으로 처리함으로써 특정 현상에 대한 설명력이 높은 분석모형을 구축하는데 유리하다(주재홍·송지훈, 2023). 이러한 분석적 장점을 고려하여, 최근 다양한 교육연구 분야에서 머신러닝 기법을 활용한 연구가 증가하고 있다(김진희·김준엽, 2022).

이러한 맥락에서 본 연구의 목적은 머신러닝 기반 예측모형을 개발하여 재직자의 비형식교육 참여 결정요인을 설명하는 주요 요인을 탐색함으로써 우리나라 평생교육 정책 활성화를 위한 실증적인 근거를 제시하는 것이다. 본 연구는 2022년 한국교육개발원 평생학습 개인실태조사 데이터에서 추출한 4,543명의 재직자를 대상으로 하였으며, 비형식교육 유형을 (1)직업관련(work-related) 비형식교육과 (2)비직업관련(non-work-related) 비형식교육으로 구분하여 각 유형별 참여 결정요인을 비교·분석하였다. 비형식교육 참여에 영향을 미치는 다양한

요인의 상대적 영향력을 비교하기 위해 본 연구는 설명 가능한 머신러닝(explainable ML: XML) 기법으로써 랜덤 포레스트(random forest)와 SHapley Addictive exPlanations(SHAP) 알고리즘을 활용하였다. 본 연구의 결과는 재직자의 비형식교육 참여를 예측하는 요인을 포괄적인 관점에서 이해하기 위한 객관적 근거를 제시할 것으로 기대된다. 구체적으로, 본 연구는 비형식교육 참여에 영향을 미치는 개인의 인구배경학적 요인, 인적자본 관련 요인, 학습관련 사회·심리학적 요인 및 직업관련 요인을 나타내는 다양한 변수의 영향력을 탐색하고 이들 간 중요도 차이를 비교하였으며, 이를 통해 비형식교육의 목적과 성격에 따른 맞춤형 프로그램 운영, 관련 정책 개발 및 체제 구축 등 평생학습 활성화 실천방안 마련을 위한 기초자료로 활용될 수 있을 것으로 기대된다. 이상의 논의를 바탕으로, 본 연구의 연구문제를 제시하면 다음과 같다.

연구문제 1: 재직자의 직업관련 비형식교육 참여를 예측하는 주요 결정요인은 무엇이며, 각 요인별 경향성은 어떠한가?

연구문제 2: 재직자의 비직업관련 비형식교육 참여를 예측하는 주요 결정요인은 무엇이며, 각 요인별 경향성은 어떠한가?

연구문제 3: 재직자의 비형식교육 참여를 예측하는 주요 결정요인 및 각 요인별 경향성은 비형식교육 유형에 따라 어떠한 차이를 보이는가?

II. 문헌 검토

1. 비형식교육의 개념 및 유형

평생교육의 한 유형으로써 비형식교육은 구조화된 학습환경에서 이루어지며, 형식교육을 제외한 직무능력 개선 및 경력개발을 위한 학습으로 정의된다(김미애·이지영·김정례, 2022). 조직화된 교육으로써 비형식교육은 형식교육과 같이 구조적 체계성을 갖추었으나 형식교육과 달리 학력이나 학위 등의 국가 인증이 되지 않는 세미나, 컨퍼런스, 특강 등 단기 학습 과정을 포괄하며, 평생학습 맥락에서는 평생교육기관에서 운영하는 프로그램이나 교육과정을 모두 포함하는 등 다른 유형에 비해 수요가 높은 편이다(이광현·홍지영, 2009). 비형식교육에 대한 참여는 성인학습자의 개인적 특성과 동기 수준 등 다양한 요인에 의해 설명될 수 있는데(김진화 외, 2010), 목적과 범위, 내용 등에 따라 비형식교육의 유형을 서로 다른 특성을 지닌 프로그램으로 범주화할 수 있으며, 이를 구체적으로 살펴보면 다음과 같다.

김진화 외(2010)는 비형식교육 프로그램을 6대 영역으로 구분하였으며, 이는 교육 참여에

대한 학습자의 목적 및 의도에 따라 직업능력향상교육, 문화예술교육, 인문교양교육, 시민 참여교육, 기초문해교육, 그리고 학력보완교육 등으로 구분될 수 있다. 이 중 성인학습자가 가장 두드러지게 참여하는 영역은 직업능력향상교육, 인문교양교육, 그리고 문화예술 및 스포츠교육으로(박경희·김정은, 2020), 이는 평생교육, 특히 비형식교육 프로그램 설계 및 개발에 대한 재직자 등 성인학습자의 일반적인 요구와 수요를 반영한다. 직업능력향상교육은 외국어 및 컴퓨터 자격증, 취·창업 준비, 그리고 직무능력 향상교육 등이 포함되어 있으며, 특히 직무에 필요한 지식과 기술 습득을 위한 재직자 집단의 수요가 가장 높은 것으로 보고된다. 인문교양교육은 경제경영, 종교교육, 인문교양, 그리고 건강 강좌 등을 포함하며, 문화예술 및 스포츠교육은 음악, 미술, 그리고 스포츠 강좌 등을 포함하는 등 경력 및 전문성 개발과는 무관하나 개인의 삶의 질 향상을 위한 학습 프로그램을 포괄한다(길혜지·김민수, 2019). 이처럼 많은 선행연구에서 입증된 성인학습자, 그 중에서도 재직자의 비형식교육 참여 동기는 직무 관련 역량 개발과 일반 교양 측면에서 개인의 지적 및 문화적 성장으로 구별된다(박경희·김정은, 2020; 황정원·길혜지, 2017). 이처럼 비형식교육의 세부 영역에 따라 재직자의 학습 동기 및 참여 양상은 상이하게 나타날 수 있으며, 이러한 맥락에서 본 연구는 비형식교육의 유형을 (1)직업관련 비형식교육과 (2)비(非)직업관련 비형식교육으로 구분하였다.

2. 비형식교육 참여 결정요인

학습은 한 개인이 직면한 환경에 적응함과 동시에 자신의 삶을 영위하기 위해 일생에 걸쳐 요구된다(김영미·한상훈, 2012). 평생교육에 대한 관심이 급증함과 동시에 학습자의 다양한 특성과 참여동기를 충족시키기 위해 다양한 형태의 평생학습 프로그램이 개발·운영되고 있다(이광현·홍지영, 2009; 임연, 2006; Eraut, 2004). 평생교육에 참여하는 성인은 개인의 성장, 직무 역량 및 경력개발, 그리고 문화 향유 등의 목적으로 학습에 임한다(김진화 외, 2010). 학교교육과 같은 제도적·기관적 형태의 형식교육은 성인의 다양한 학습동기와 요구에 충분히 대응하는데 한계가 있으며, 이에 따라 대안적 학습경로(learning path)로써 비형식교육에 대한 관심이 증가하고 있다(윤지영·박수정, 2017). 아울러 비형식교육 참여 수준은 평생학습 성과와도 밀접히 연관되어 있어(권재현·윤선영, 2009; 김영미·한상훈, 2012), 비형식교육 참여를 촉진하는 요인을 검증하는 연구가 지속적으로 수행되고 있다(김강호·마상진, 2014; 전혜숙, 2009; 한송희·신태수·양은아, 2007).

Cross(1981)의 반응연쇄(chain-of-response) 모형에서 논의된 바와 같이, 학습자의 교육 활동 참여는 개인의 욕구와 목표, 그리고 개인이 직면하는 사회적·환경적 특성의 복합적 상호작용의 산물이다. 성인의 평생교육 참여 촉진을 위한 전략 수립은 학습과 관련된 개인의

기대와 가치를 충족시키기 위한 방안을 모색하는 과정을 필연적으로 수반하며, 따라서 성인의 평생교육 참여에 영향을 미치는 요인에 주목할 필요가 있다. 학습과 관련된 개인의 결정은 단일 또는 소수의 일부 요인에 의한 것으로 귀결될 수 없으며, 비형식교육 등 평생학습 참여는 성인의 개인적 특성과 더불어 개인을 둘러싼 환경과의 복합적인 상호작용을 거쳐 표출된 행위라는 점에서, 다양한 요인 및 이들 간의 복잡성을 종합적으로 고려할 필요가 있다(길혜지·김민수, 2019; Jang et al., 2023). 이러한 맥락에서 본 연구는 관련 문헌에 대한 포괄적 검토를 통해 재직자 등 성인학습자의 비형식교육 참여를 설명하는 요인을 다각적인 관점에서 접근하였으며, 선행연구에 제시된 영향요인을 크게 개인 특성, 인적자본 특성, 학습관련 특성, 그리고 직업관련 특성 등 네 가지 범주로 구분하였다.

첫째, 개인 특성 차원 중 성별과 관련하여, 일반적으로 여성의 비형식교육 참여가 높은 것으로 나타났으나(이은경·양은아, 2017; 한승희·신태수·양은아, 2007), 구체적인 참여 양상은 성별에 따라 상이한 측면이 있었다. 즉, 여성은 남성에 비해 인문교양 및 문화예술교육과 같은 비직업관련 비형식교육에 더 많이 참여하는 경향이 있었던 반면, 직업관련 목적으로 범위를 한정할 경우 총 참여시간은 남성이 더 많은 것으로 나타났다(박경희·김정은, 2020; 이은경·양은아, 2017). 연령의 경우 대체로 저연령 집단의 참여도가 높은 것으로 알려져 있으나, 재직자를 대상으로 한 전해숙(2009)의 연구는 상반된 결과를 제시했다. 이는 저연령 근로자의 경우 추가적인 교육기회보다는 지속적인 경제활동을 통한 소득 창출에 더 높은 가치를 부여하고 있는 집단일 수 있다는 관점에서 해석될 수 있다. 한편 전수경·류숙희(2016)에 의하면 직업능력향상 관련 비형식교육 참여는 중간 연령대에서, 인문교양 및 문화예술 관련 비형식교육 참여는 고연령층에서 높은 것으로 나타났다.

둘째, 개인의 인적자본 특성과 관련하여, 일반적으로 학력이 높은 경우 비형식교육에 더 많이 참여하는 경향이 있었으며(김수혜, 2019; 이재준·함은혜, 2018), 고소득층의 참여 역시 비교집단에 비해 높은 것으로 나타났다(김강호·마상진, 2014; 한승희·신태수·양은아, 2007). 이러한 결과는 직업능력향상교육 등 재직자의 직업관련 비형식교육 참여를 보고한 연구에서도 유사한 것으로 나타났다(박경희·김정은, 2020; 황정원·길혜지, 2017). 이는 개인이 보유한 인적자본 수준과 평생학습 참여의 선형성을 ‘매튜 효과(Matthew effect)’라는 개념을 통해 입증한 기존의 관점과 부합한다(Boeren, 2017). 거주지역의 경우 대도시에 거주하는 성인의 비형식교육 참여가 높았는데(이광현·홍지영, 2009), 이는 도시규모에 따라 관련 사업 및 정책 홍보 등 정보 접근성 수준이 상이하다는 점에 기인한 결과일 수 있다. 특히 김강호·마상진(2014)은 도시와 농촌지역 간의 비형식교육 참여격차를 분석하였는데, 대도시 거주 고소득 집단의 경우 학습 참여 및 투자비용이 높았으나, 농어촌의 경우 소득수준이 높더라도 학습에 대한 투자는 낮은 것으로 나타났다. 또한 자녀가 없거나 적을수록 평생교육 참여가 높게 나타났다는 점에서(이재준·함은혜, 2018), 부양가족 유무와 같은 가정 관련 요

인 또한 중요하게 고려될 필요가 있다.

셋째, 학습관련 특성 범주에서는 학습에 대한 내적 동기(윤지영·박수정, 2017; 이재준·함은혜, 2018), 자기주도적 학습(한승희·신태수·양은아, 2007), 직업목적 지향 수준(전혜숙, 2009) 등이 주요 요인으로 고려되었다. 특히 경제활동 참여자를 대상으로 한 전혜숙(2009)의 연구에서는 이들 중 상당수가 직무 및 경력개발을 위해 비형식교육에 참여하는 것으로 나타났으며, 이는 직업관련 비형식교육이 재직자의 학력보완, 지식 및 기술 등 직업능력향상을 위한 유효한 교육훈련 수단으로 기능할 수 있다는 일반적인 관점을 반영한다(이정우, 2023). 황정원·길혜지(2017)의 연구에서도 학습지향성이 높으며, 평생교육에 대한 높은 기대와 가치를 가질수록 직업관련 비형식교육에 참여할 가능성이 높은 것으로 나타났다. 또한 사회 참여와 관련하여, 자원봉사, 동아리, 지역사회활동 등 사회활동 참여 수준이 높은 경우 비형식교육 참여 또한 높은 것으로 나타났다(이재준·함은혜, 2018; 임인, 2006).

넷째, 노동시장 지위 등 직업관련 요인과 관련하여, 김수혜(2019)는 50세에서 65세 사이 베이비부머 세대의 비형식 평생교육 참여 양상을 살펴보기 위해 OECD 가입국 19개국의 PIAAC 데이터를 분석하였으며, 재직자의 노동시장 지위와 학습 참여와의 관계를 입증하였다. 우리나라 재직자를 대상으로 한 연구도 다수 수행되었는데, 재직자의 비형식교육 참여는 정규직일수록(손준중, 2004), 관리자 직급에 해당할수록(전혜숙, 2009), 근로시간 및 근속연수가 상대적으로 길고(문영만, 2019), 큰 규모의 조직 또는 기업에 근무할수록(장창성·전하람·김재형, 2023) 높아지는 것으로 나타났다. 즉, 재직자의 고용형태, 근로시간, 직업, 직장 규모 등은 이들의 비형식교육 참여 여부를 결정하는 직업관련 요인으로 기능한다.

이처럼 재직자 등 성인의 비형식교육 참여에 영향을 미치는 요인은 분석대상과 연구의 맥락에 따라 상이하며, 직업능력향상교육, 인문교양교육, 문화예술스포츠교육 등 비형식교육의 유형에 따라서도 차이가 있었다. 아울러 기존 연구의 경우, 인구배경학적 요인, 인적자본 관련 요인, 학습관련 및 직업관련 요인 등 다양한 맥락에 대한 통합적 접근은 다소 제한적이었다. 즉, 선행연구에서 도출된 비형식교육 참여의 결정요인의 도출은 연구설계에 따라 부분적으로 논의된 결과라는 점에서, 보다 총체적(holistic)인 접근의 필요성이 요구된다. 방법론적으로도, 비형식교육 등 다양한 요인 및 변수 중 성인의 평생학습 참여를 결정하는데 가장 중요하게 기여하는 요인이 무엇인지에 대한 탐색을 위해서는 기존의 모수 추정(parametric) 방식에서 벗어난 새로운 접근이 요구된다(Jang et al., 2023). 이러한 맥락에서, 재직자의 비형식교육 참여를 결정하는 요인에 대한 종합적 분석을 위해서는 기존의 연구관점을 통합함과 동시에 새로운 분석기법을 적용하는 데이터 기반 실증적 검토가 요청된다.

Ⅲ. 연구방법

1. 분석대상 및 설문도구

본 연구의 목적은 설명 가능한 머신러닝 기법을 적용하여 우리나라 재직자의 비형식교육 참여 결정요인을 분석하는 것이다. 이를 위해 한국교육개발원의 ‘평생학습 개인실태조사’ 2022년 자료를 활용하였다. 평생학습 개인실태조사는 2007년부터 매년 국내 만 25세부터 79세 성인을 대상으로 이들의 학습역량, 평생학습 유형에 따른 참여 여부 및 성과 등을 조사함으로써 우리나라의 평생교육 현황과 실태를 진단하기 위해 실시되고 있다(교육부·한국교육개발원, 2023). 본 연구의 내용과 범위를 고려할 때, 평생학습 개인실태조사는 전국 단위의 거시적인 관점에서 비형식교육 등 재직자의 평생학습 참여 결정요인을 분석하고 이를 기반으로 관련된 정책적·실증적 근거를 제공하기에 가장 적절한 자료라 할 수 있다(장창성·전하람·김재형, 2023). 본 연구는 2022년 조사에 포함된 만 25세 이상 65세 미만의 재직자를 대상으로 하였다. 구체적으로, 전체 9,968명의 전체 응답자 중 (1)만 65세 이상, (2)경제활동 미종사자 5,425명을 제외하였으며, 결과적으로 4,543명이 분석대상에 포함되었다.

2. 측정도구

1) 종속변수

본 연구는 비형식교육의 유형을 (1)직업관련 비형식교육과 (2)비직업관련 비형식교육의 두 가지로 분류하여 이들을 종속변수로 활용하였으며, 이를 통해 유형에 따른 비형식교육 참여 결정요인을 비교·분석하였다. 구체적으로, 평생학습 개인실태조사는 비형식교육 유형을 직업능력향상교육, 인문교양교육, 문화예술스포츠교육, 시민참여교육 등 네 가지 영역으로 구분하는데(길혜지·김민수, 2019), 본 연구는 응답률이 낮은 시민참여교육을 제외하고, 직업능력향상교육을 직업관련 비형식교육으로, 나머지 두 가지 영역(인문교양교육, 문화예술스포츠교육)을 통합하여 비직업관련 비형식교육으로 각각 명명하여 활용하였다. 각 종속변수는 응답자의 참여 여부에 따라 이분형으로 더미(dummy) 처리되었으며, 이들의 설문문항 및 측정방식 등은 아래 <표 1>에 제시되었다.

2) 예측변수

비형식교육 등 성인학습자의 평생학습 참여 결정요인을 분석한 국내외 선행연구의 논거를 종합하여 본 연구는 16개의 예측변수를 선정하였으며, 이들을 다시 인구배경학적 요인,

인적자본 관련 요인, 학습관련 사회·심리학적 요인 및 직업관련 요인 등 네 가지 범주로 유목화하였다. 먼저 응답자의 인구배경학적 요인으로는 성별 및 연령 등 2개 변수가 포함되었으며, 인적자본 관련 요인으로는 학력, 월 가구소득, 거주지역, 부양가족 유무 등 4개 변수가 포함되었다. 학습관련 사회·심리학적 요인으로는 두 가지 유형의 무형식학습 참여 여부, 평생학습 접근성, 직업관련 목표지향 및 학습지향으로 구분되는 평생학습 참여동기, 사회 참여 등 6개 변수가, 직업관련 요인으로는 응답자의 근로시간형태, 직업, 직장규모, 근무기간 등 4개 변수가 각각 포함되었다. 분석에 투입된 변수명 및 설문문항, 측정방식 등은 <표 1>에 제시되었다.

<표 1> 재직자의 비형식교육 참여 결정요인 분석을 위한 예측변수명 및 설문문항

구분	변수	코드명	설문문항 및 하위문항	척도
종속변수	직업관련 비형식교육	MA1_1_3	지난 1년간 직업능력향상교육 프로그램 참여경험	0=없음, 1=있음
	비직업관련 비형식교육	MA1_1_4	지난 1년간 인문교양교육 프로그램 참여경험	0=없음, 1=있음
		MA1_1_5	지난 1년간 문화예술스포츠교육 프로그램 참여경험	0=없음, 1=있음
인구배경학적 요인	성별	DM1	성별	0=여성, 1=남성
	연령	DM2_2	연령	1=25-34세, 2=35-44세, 3=45-54세, 4=55-64세
	학력	DM3	학력	0=대졸 미만, 1=대졸 이상
인적자본 관련 요인	월 가구소득	DM5	월 가구소득	1=150만원 미만, 2=150-299만원, 3=300-499만원, 4=500만원 이상
	거주지역	DM6_1	거주지역 구분	0=비수도권, 1=수도권
	부양가족 유무	DM9	부양가족 유무	0=없음, 1=있음
학습관련 사회·심리학적 요인	무형식학습 (의도적 학습) 참여	B1_1	가족, 친구 또는 직장동료의 도움 및 조언을 통한 지식 습득	0=없음, 1=있음
		B1_2	페이스북, 블로그 등을 활용한 새로운 정보나 기술 습득	
		B1_3	유튜브 등을 활용한 새로운 정보나 기술 습득	
		B1_4	온라인매체를 활용한 새로운 정보나 기술 습득	
		B1_5	텔레비전, 라디오 등을 활용한 새로운 지식 습득	
		B1_6	책이나 전문잡지 등 인쇄매체를 활용한 지식 습득	

무형식학습 (암묵적 학습) 참여 ¹⁾	BL_7	역사적·자연적·산업적 장소 방문을 통한 지식 습득	0=없음, 1=있음	
	BL_8	도서관 등 방문을 통한 새로운 사실이나 지식 습득		
	BL_9	문화활동 참여를 통한 새로운 사실이나 지식 습득		
	BL_10	신체활동 참여를 통한 새로운 사실이나 지식 습득		
평생학습 접근성	D1	지난 1년간 평생교육 프로그램 관련 정보 취득 여부	0=없음, 1=있음	
평생학습 참여동기 (직업관련 목표지향)	FL_1	지속적으로 학습을 하는 사람은 일자리를 잃을 가능성이 적다	5점 리커트 척도	
	FL_2	성공적인 직장생활을 위해서는 지식과 기술을 끊임없이 향상시켜야 한다		
	FL_3	고용주는 고용인들의 훈련을 책임져야 한다		
평생학습 참여동기 (학습지향) ²⁾	FL_5	학습은 보다 나은 일상생활 영위하는데 도움준다	5점 리커트 척도	
	FL_6	새로운 것을 배우는 것은 즐겁다		
	FL_7	학습을 통해 자신감을 얻는다		
	FL_8	학습을 위해 무언가를 지불할 각오를 해야 한다		
사회 참여	G1_1	자원봉사 또는 재능기부	0=없음, 1=있음	
	G1_2	자선단체에 기부 또는 후원		
	G1_3	동아리 활동		
	G1_4	지역사회단체		
근로시간형태	DMI5	근로시간형태	0=시간제, 1=전일제	
직업 ³⁾	DMI6	직업	0=비사무직, 1=사무직	
직업관련 요인	직장규모	DMI7	직장의 규모	1=10명 이하, 2=11-49명, 3=50-99명, 4=100-299명, 5=300명 이상
				1=1년 미만, 2=1-4년, 3=5-9년, 4=10-14년, 5=15-19년, 6=20년 이상
	근무기간	DMI8	근무기간	

주. 하위문항을 통합하거나 평균값을 활용한 경우 변수명 및 코드명을 다음과 같이 재명명하였음. 비직업관련 비형식교육: MA1_1_3n, 의도적 학습: BL_mrg1, 암묵적 학습: BL_mrg2, 직업관련 목표지향: FL_avg1, 학습지향: FL_avg2, 사회 참여: G1_mrg

- 1) 평생학습 개인실태조사에서 무형식학습 참여 여부는 10개 하위변수를 통해 측정된다. 본 연구는 무형식학습의 개념 및 특성에 근거하여 첫 6개 하위문항의 평균값을 의도적(deliberative) 학습으로, 나머지 4개 하위문항의 평균값을 암묵적(implicit) 학습으로 각각 재구성하였다(Eraut, 2004).
- 2) 평생학습 참여동기는 직업관련 목표지향과 학습지향으로 구분된다(황정원·길혜지, 2017). 직업관련 목표지향은 평생학습 참여가 응답자의 직무 또는 기술 향상에 도움이 되는지를 측정하는 3개 하위문항의 평균값

또한 하위문항의 평균값으로 구성된 일부 변수에 대해, 각 요인별 하위문항 간 내적 일치도를 추정하는 Cronbach's α 계수를 산출하여 측정도구의 신뢰도를 평가하였다. 신뢰도 검증 결과, 무형식학습 중 의도적 학습 .754, 암묵적 학습 .674, 평생학습 참여동기 중 직업 관련 목표지향 .682, 학습지향 .758 등 모든 계수가 .60 이상으로 신뢰도 기준을 충족하는 것으로 나타났다(Nunnally & Bernstein, 1994).

3. 분석방법 및 절차

본 연구는 재직자의 비형식교육 참여 결정요인을 도출하기 위해 랜덤 포레스트와 SHAP 기법을 적용하였다. 랜덤 포레스트는 Breiman(2001)이 개발한 분류(classification) 기반 머신러닝 알고리즘이다. 랜덤 포레스트는 배깅(bagging) 접근을 취하는데, 이는 원자료를 기반으로 부트스트래핑(bootstrapping) 방식을 통해 독립적인 의사결정나무(decision tree)를 반복적으로 생성하고, 다수의 의사결정나무를 결합하여 결과를 산출하는 앙상블 방식(ensemble methods) 중 하나로써 예측력이 높다는 이점이 있다(유진은, 2015). 또한, 인공 신경망(artificial neural networks), 서포트 벡터 머신(support vector machines) 등 여타의 머신러닝 기법에 비해 랜덤 포레스트는 예측모형에 투입된 변수의 편향과 분산을 효과적으로 줄임으로써 최종 모형의 과적합(overfitting)을 방지하고, 예측변수와 종속변수 간의 복잡하고 비선형적인 관계를 포착할 수 있다(Liaw & Wiener, 2002).

구축된 분석모형의 타당성 확보를 위해 본 연구는 훈련 데이터(training data)와 검증 데이터(testing data)로 표본을 분류하였다(이중학 외, 2020; Shmueli, 2010). 즉, 전체 표본 수의 70%를 훈련 데이터로 활용하여 모형을 구축하고, 나머지 30%를 검증 데이터로 활용하여 모형의 성능을 평가하였다. 또한, 분석에 투입되는 변수의 특성을 고려한 예측모형 구축을 위해 나무의 수(ntree)와 마디 분할마다 무작위로 선정되는 최적의 변수 수(mtry)를 각각 500개와 8개로 설정하였다. 다음으로, 구축된 예측모형의 성능을 평가하기 위해 오차 행렬(confusion matrix)을 기반으로 정확도(accuracy), 정밀도(precision), 민감도(sensitivity), 특이도(specificity), F1 score, 그리고 AUC(area under curve) 지수 등을 활용하였다(주재홍·송지훈, 2023; Shah et al., 2020).

또한 본 연구는 재직자의 비형식교육 참여에 영향을 미치는 예측변수별 중요도 지수를 산출하고 종속변수에 대한 이들의 개별적 경향성을 확인하기 위해 설명 가능한 머신러닝

을 활용하였으며, 학습지향은 평생학습 참여가 응답자의 학습에 대한 인식 및 일상생활의 질 향상에 기여하는지를 묻는 4개 하위문항의 평균값을 활용하였다.

- 3) 응답자의 직업 분류를 위해 본 연구는 고용노동부(2018)의 근로자 구분기준을 적용하였다. 서비스 종사자, 판매종사자, 농업어업 숙련 종사자, 기능원 및 관련 기능종사자, 장치·기계조작 및 조립 종사자, 단순노무종사자 등은 비사무직으로, 관리자, 전문가 및 관련 종사자, 사무종사자 등의 직종은 사무직으로 구분하였다.

기법의 일종으로서 SHAP 알고리즘을 활용하였다. SHAP 알고리즘은 연구자가 설계한 복잡한 머신러닝 모형의 예측 결과에 대해 보다 직관적인 해석을 제공한다(Lundberg & Lee, 2017). SHAP 알고리즘은 투입 가능한 모든 예측변수의 조합을 고려하여 특정 변수가 종속 변수에 미치는 기여도를 의미하는 SHAP value의 절댓값 평균인 SHAP 지수를 산출하며, 변수 중요도(feature importance)를 통해 상위 예측변수에 해당하는 변수를 판단한다(한정아, 2023; Lundberg & Lee, 2017; Lundberg, Erion, & Lee, 2018). SHAP value는 예측모형에 투입되는 변수가 많아질수록 종속변수에 대한 설명력이 중복됨에 따라 발생하는 다중공선성 문제를 방지하고, 각 예측변수의 기여도를 독립적으로 분배된 가중평균으로 도출하여 개별 변수의 독립적인 영향력과 변수 간의 상호작용을 종합적으로 고려함으로써 안정적인 중요도 값을 제시한다(김진희·김준엽, 2022; Lundberg, Erion, & Lee, 2018). 본 연구는 SHAP 중요도 도표(SHAP importance plot)를 통해 각 예측변수의 평균적인 영향력을 살펴 보았으며, 도표에 제시된 막대의 길이가 길수록 종속변수에 대한 예측력이 크고 중요도가 높은 변수로 해석된다.

다음으로, 각 예측변수별 종속변수에 대한 영향의 방향성을 살펴보기 위해 본 연구는 SHAP 요약 도표(SHAP summary plot)를 확인하였다(김진희·김준엽, 2022; Lundberg & Lee, 2017). SHAP 요약 도표는 예측변수별 중요도와 특성 효과(feature effects)를 결합하여 이를 시각화하며, 각 변인이 종속변수 예측에 미치는 영향 수준과 방향성을 동시에 살펴볼 수 있다. x축은 SHAP value 값을 나타내며, y축은 중요도 순으로 예측변수를 나열하여 제시한다(한정아, 2023). 또한 SHAP value 값의 분포는 개별 변수의 응답 수준과 분산을 고려하여 표현되며, 이를 통해 해당 변수의 종속변수와의 연관성을 직관적으로 이해할 수 있다. 즉, SHAP value 값이 양수 영역에서 높은 수준의 값을 갖는다면 이는 종속변수에 대한 해당 변수의 정적(+) 영향을, 높은 수준의 값이 음수 영역에 분포되어 있는 경우 이는 부정적(-) 영향을 의미한다.

끝으로, 각 변수별로 종속변수에 대한 예측 형태를 구체적으로 살펴보기 위해 SHAP 의존성 도표(SHAP dependence plot)를 살펴보았다. SHAP 의존성 도표는 각 예측변수의 응답 수준에 대한 평균적 예측값과 함께 SHAP value의 분산을 제공한다(한정아, 2023). x축은 예측변수의 값을, y축은 SHAP value를 나타내며, 분산의 증감 경향성을 통해 예측변수별 종속변수와의 관계를 상세히 확인할 수 있다. 종합하면, 랜덤 포레스트와 SHAP 기법의 혼합 적용은 종속변수에 대한 다양한 예측변수의 기여도와 그 경향성을 동시에 확인하고자 하는 본 연구의 목적에 부합한다. 분석을 위해 RStudio 2023.06.1+524 버전을 활용하였으며, 랜덤 포레스트 분석에는 ‘randomForest’(Liaw & Wiener, 2022)가, SHAP 알고리즘을 위해서는 ‘SHAPforxgboost’ 패키지(Liu & Just, 2020)가 각각 활용되었다.

IV. 연구결과

1. 분석모형 성과 평가

머신러닝을 통해 개발된 예측모형의 경우, 일반적으로 해당 모형 구성 시 활용되지 않았던 검증 데이터셋(testing dataset)을 통해 분류의 정확도 및 모형의 성과를 평가하는 교차검증을 실시한다(주재홍·송지훈, 2023; Jang et al., 2023). 구축된 모형의 예측력 평가에는 실제 값과 예측값 사이의 일치/불일치 정도를 나타내는 오차 행렬을 통해 도출된 성과 지표가 활용된다. 정확도, 정밀도, 민감도, 특이도, F1 score 등 성과 지표에 따른 비형식교육 유형별 예측모형의 성과 평가 결과는 아래 <표 2>에 제시되었다.

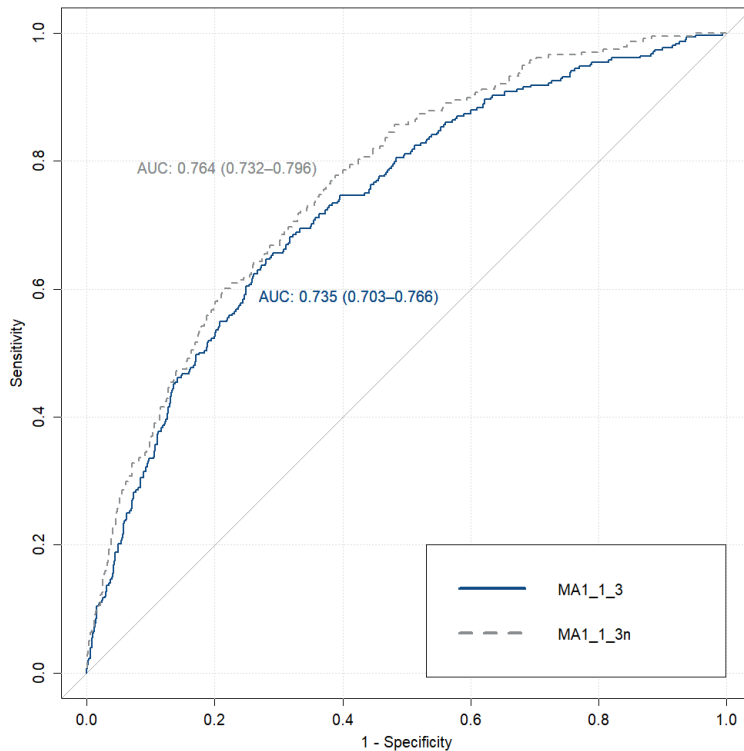
구체적으로, 정확도는 랜덤 포레스트 기법을 통해 분석된 재직자의 비형식교육 참여에 대한 예측력을 의미하며, 직업관련 비형식교육 참여의 경우 80.8%, 비직업관련 비형식교육 참여의 경우 83.7%인 것으로 나타났다. 본 연구를 통해 도출된 정확도 값은 머신러닝 기법을 활용한 평생학습 참여 관련 선행연구와 비교할 때 상대적으로 높은 수치인 것으로 나타났다(Jang et al., 2023; Kim & Park, 2022). 나머지 수치 또한 대체로 높았는데, 이 중 분석모형이 비형식교육에 참여할 것이라고 예측했을 때 실제 표본의 참여 확률을 의미하는 민감도의 경우 직업관련 비형식교육은 96.8%, 비직업관련 비형식교육은 97.1%였으나, 분석모형이 비형식교육에 참여하지 않을 것이라고 예측했을 때 실제 표본의 비참여 확률을 나타내는 특이도의 경우 직업관련 비형식교육은 25.7%, 비직업관련 비형식교육은 19.8%로 다른 지표들에 비해 낮은 것으로 나타났다. 이러한 높은 민감도-낮은 특이도는 일반적으로 연구 표본의 불균형한 분포(unbalanced distribution)에 기인한다는 점에 유의할 필요가 있다(He & Garcia, 2009). 본 연구에 포함된 분석대상의 직업관련 비형식교육 참여율은 21.3%, 비직업관련 비형식교육 참여율은 17.5%였으며, 이처럼 불균형한 표본 구성은 특정 성과 지표의 값을 낮게 도출할 수 있다는 점에서, 추후 양질의 데이터 축적 및 이를 위한 심층적 조사의 필요성을 시사한다.

<표 2> 재직자의 비형식교육 참여 예측모형 성과 평가 결과

구분	정확도	정밀도	민감도	특이도	F1 score
직업관련 비형식교육	.808	.818	.968	.257	.887
비직업관련 비형식교육	.837	.852	.971	.198	.908

한편, 성과 지표 중 민감도와 특이도 지수를 활용하여 예측모형의 성과를 평가하는 AUC 값 및 이를 도식화한 ROC(receiver operating characteristic) 곡선은 아래 [그림 1]에 제시

되었다. ROC 곡선은 성과 평가에 기반한 일련의 의사결정 기준점에 대한 가양성률(false positive rate)과 진양성률(true positive rate)을 나타낸다. AUC는 ROC 곡선의 아래 면적으로 정의되며, AUC 값이 클수록 모형의 성능이 우수하다는 것을 의미한다(Dangeti, 2017; Hosmer, Lemeshow, & Sturdivant, 2013). 본 분석모형의 AUC 값은 직업관련 비형식교육 참여의 경우 73.5%, 비직업관련 비형식교육 참여의 경우 76.4%인 것으로 나타나 신뢰할 만한 결과를 보여주고 있었다.



[그림 1] 재직자의 비형식교육 참여 예측모형 ROC 곡선 및 AUC 값
 주. MA1_1_3: 직업관련 비형식교육, MA1_1_3n: 비직업관련 비형식교육

2. 변수 중요도

본 연구는 재직자의 비형식교육 참여 결정요인을 탐색하기 위해 인구배경학적 요인, 인적자본 관련 요인, 학습관련 사회·심리학적 요인, 직업관련 요인에 포함된 16개 예측변수를 투입하여 랜덤 포레스트 분석을 실시하였으며, 투입된 변수의 상대적 기여도를 확인함으로써 주요 결정요인을 도출하였다. 이를 위해 SHAP 지수를 기반으로 각 예측변수의 중요도 지수를 확인하였으며, 높은 값을 가질수록 비형식교육 참여에 대한 공헌도가 높은 변수임

을 의미한다. 본 연구에서는 SHAP 지수가 .05 이상일 경우 비형식교육 참여에 가장 중요하게 영향을 미치는 중요도 상위 변수라고 보았으며, 이를 비형식교육 유형별로 비교하였다. 랜덤 포레스트 및 SHAP 분석을 통해 드러난 비형식교육 유형에 따른 변수 중요도 및 순위는 아래 <표 3>, <표 4>에 각각 제시되었으며, 이들의 SHAP 중요도 도표는 [그림 2], [그림 3]과 같다.

〈표 3〉 재직자의 직업관련 비형식교육 참여 결정요인 중요도 지수 및 순위

구분	변수	코드명	중요도 지수	순위
인구배경학적 요인	성별	DM1	.0311	13
	연령	DM2_2	.0382	10
	학력	DM3	.0237	15
인적자본 관련 요인	월 가구소득	DM5	.0328	12
	거주지역	DM6_1	.0697	1
	부양가족 유무	DM9	.0307	14
	의도적 학습	B1_mrg1	.0552	4
학습관련 사회·심리학적 요인	암목적 학습	B1_mrg2	.0469	6
	평생학습 접근성	D1	.0391	9
	직업관련 목표지향	F1_avg1	.0476	5
	학습지향	F1_avg2	.0573	3
	사회 참여	G1_mrg	.0421	8
직업관련 요인	근로시간형태	DM15	.0117	16
	직업	DM16	.0351	11
	직장규모	DM17	.0603	2
	근무기간	DM18	.0424	7

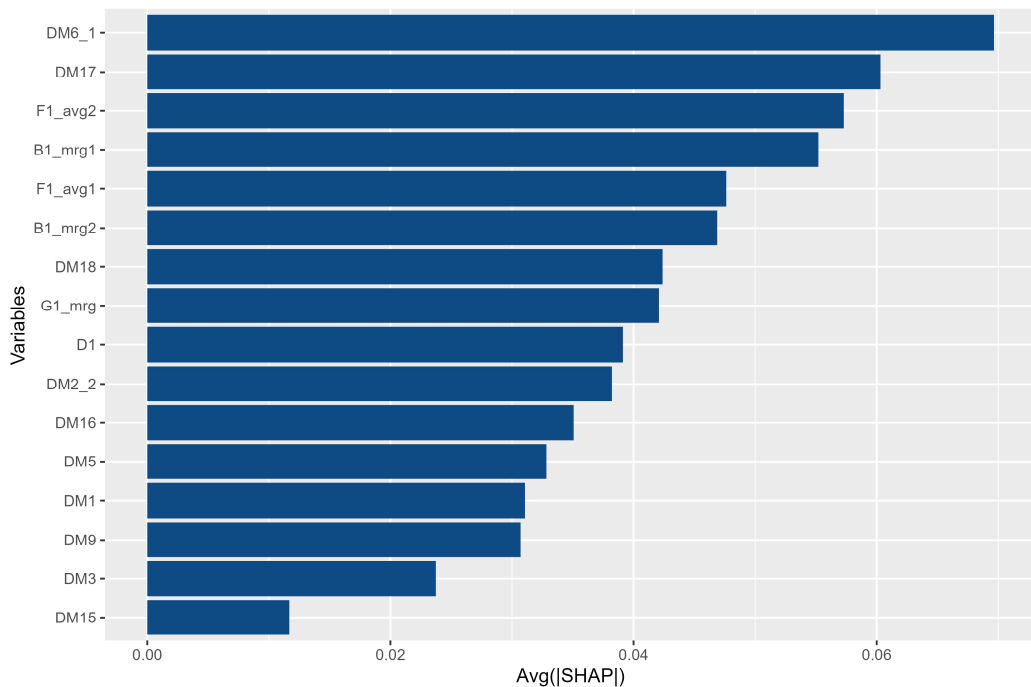
주. SHAP 지수 .05 이상의 중요도 상위 4개 주요 결정요인을 음영 표시하였음.

〈표 4〉 재직자의 비직업관련 비형식교육 참여 결정요인 중요도 지수 및 순위

구분	변수	코드명	중요도 지수	순위
인구배경학적 요인	성별	DM1	.0282	13
	연령	DM2_2	.0347	9
	학력	DM3	.0290	12
인적자본 관련 요인	월 가구소득	DM5	.0257	14
	거주지역	DM6_1	.0541	3
	부양가족 유무	DM9	.0291	11
	의도적 학습	B1_mrg1	.0481	6
학습관련 사회·심리학적 요인	암목적 학습	B1_mrg2	.0537	4
	평생학습 접근성	D1	.0573	1
	직업관련 목표지향	F1_avg1	.0487	5
	학습지향	F1_avg2	.0571	2
	사회 참여	G1_mrg	.0318	10
직업관련 요인	근로시간형태	DM15	.0113	16
	직업	DM16	.0249	15
	직장규모	DM17	.0406	7
	근무기간	DM18	.0397	8

주. SHAP 지수 .05 이상의 중요도 상위 4개 주요 결정요인을 음영 표시하였음.

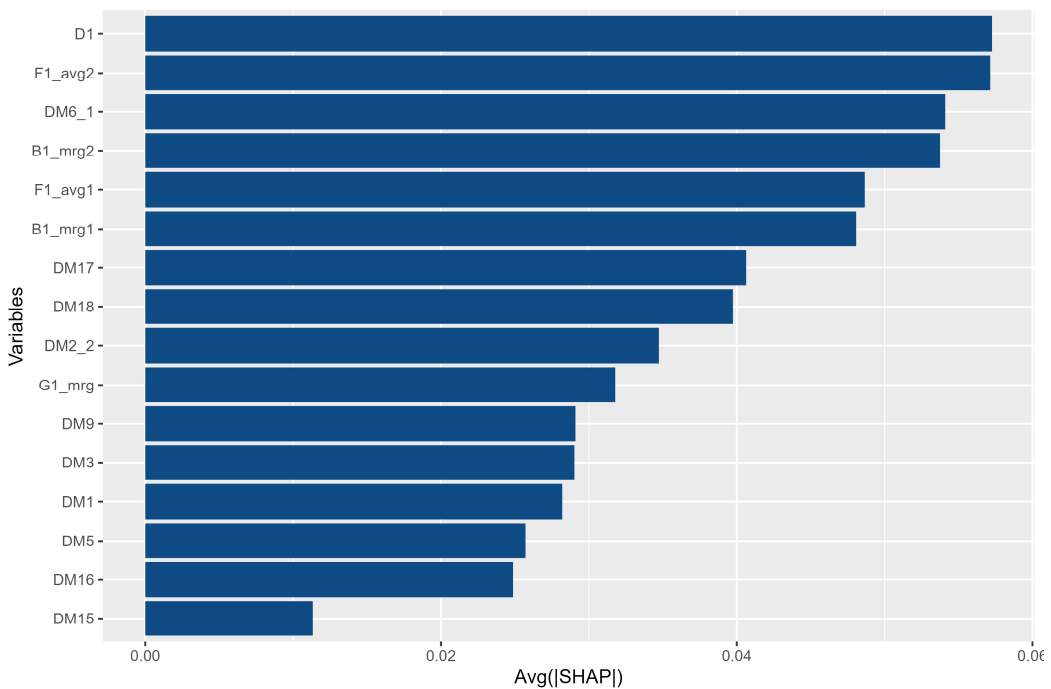
먼저 직업관련 비형식교육 참여 결정요인을 중요도 상위 변수를 중심으로 살펴보면, 우선 인적자본 관련 요인의 거주지역(SHAP 지수 = .0697)의 중요도 지수가 가장 높은 것으로 나타났다. 다음으로 직업관련 요인의 직장규모(SHAP 지수 = .0603)가 두 번째로 높았으며, 학습관련 사회·심리학적 요인에서 평생학습 참여동기 중 학습지향(SHAP 지수 = .0573)과 무형식학습 참여 여부 중 의도적 학습(SHAP 지수 = .0552)이 각각 세 번째와 네 번째로 높은 중요도 지수를 가진 결정요인으로 분석되었다. 이 외에도 직업관련 목표지향과 암목적 학습 또한 주요 결정요인으로 도출되었으며, 이처럼 재직자의 직업관련 비형식교육 참여 결정요인으로는 학습관련 사회·심리학적 요인의 대부분의 변수들과 인적자본 및 직업관련 요인의 일부 변수가 포함되어 있었다. 반면, 성별과 연령 등 인구배경학적 요인의 기여도는 상대적으로 낮은 것으로 나타났다. 이를 종합하면, 본 연구의 결과는 재직자의 기술이나 경력개발을 위한 비형식교육 참여를 결정하는데 있어 인적자본 및 학습태도와 같은 개인수준의 변수와 더불어 업무특성 및 조직환경 등 직무와 연관된 조직적 요소가 통합적으로 작용할 수 있음을 보여준다.



[그림 2] 재직자의 직업관련 비형식교육 참여 결정요인 SHAP 중요도 도표

주. DM6_1: 거주지역, DM17: 직장규모, F1_avg2: 학습지향, B1_mrg1: 의도적 학습, F1_avg1: 직업관련 목표지향, B1_mrg2: 암목적 학습, DM18: 근무기간, G1_mrg: 사회 참여, D1: 평생학습 접근성, DM2_2: 연령, DM16: 직업, DM5: 월 가구소득, DM1: 성별, DM9: 부양가족 유무, DM3: 학력, DM15: 근로시간형태

한편, 비직업관련 비형식교육 참여에 영향을 미치는 중요도 상위 변수를 살펴보면, 학습관련 사회·심리학적 요인의 평생학습 접근성(SHAP 지수 = .0573)과 평생학습 참여동기 중 학습지향(SHAP 지수 = .0571)의 중요도 지수가 최상위에 위치 해있었다. 다음으로 인적자본 관련 요인의 거주지역(SHAP 지수 = .0541)이 세 번째로 높았으며, 학습관련 사회·심리학적 요인에서 무형식학습 참여 여부 중 암묵적 학습(SHAP 지수 = .0537)이 네 번째로 높은 중요도 지수를 가진 결정요인이었다. 이 외에도 직업관련 목표지향과 의도적 학습 또한 주요 결정요인으로 도출되었는데, 이처럼 비직업관련 비형식교육 참여 결정요인으로는 학습관련 사회·심리학적 요인의 대다수 변수들이 포함되어 있었으며, 이는 직업관련 비형식교육 참여 결정요인 분석결과와도 유사하다. 반면, 인구배경학적 요인 및 직업관련 요인의 기여도는 상대적으로 낮은 것으로 나타났으며, 이는 직무와 무관한 비형식교육 참여에 있어 제도적·맥락적 요소보다는 개인의 인적자본 및 학습경험, 참여동기와 같은 학습관련 요인의 영향력이 보다 클 수 있다는 점을 시사한다.



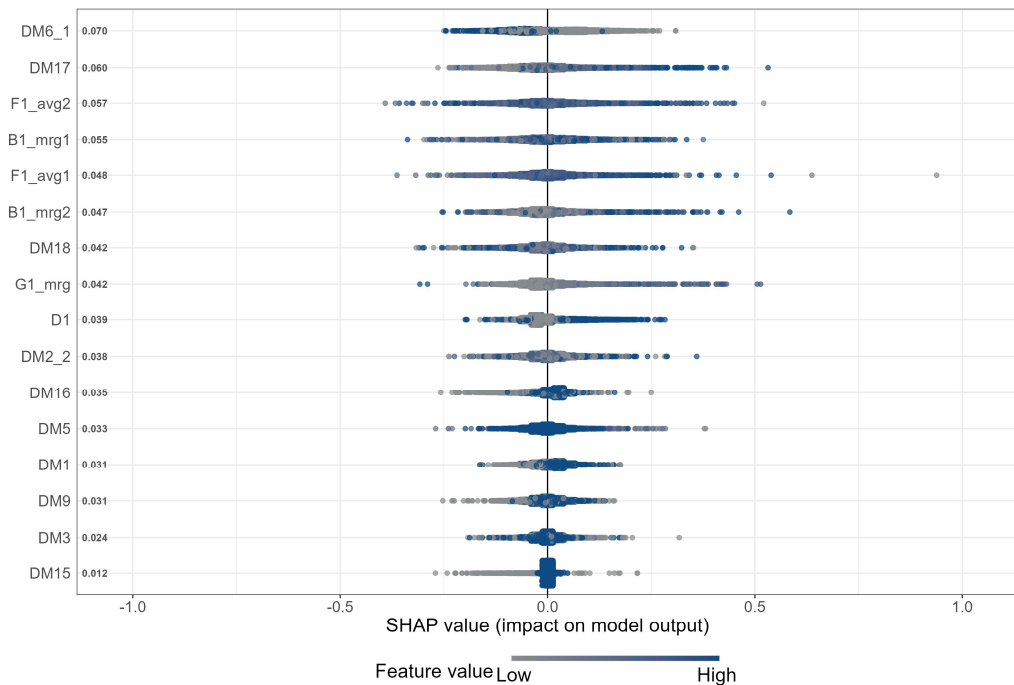
[그림 3] 재직자의 비직업관련 비형식교육 참여 결정요인 SHAP 중요도 도표

주. D1: 평생학습 접근성, F1_avg2: 학습지향, DM6_1: 거주지역, B1_mrg2: 암묵적 학습, F1_avg1: 직업관련 목표지향, B1_mrg1: 의도적 학습, DM17: 직장규모, DM18: 근무기간, DM2_2: 연령, G1_mrg: 사회 참여, DM9: 부양가족 유무, DM3: 학력, DM1: 성별, DM5: 월 가구소득, DM16: 직업, DM15: 근로시간형태

3. 중요도 상위 변수 부분 의존성

랜덤 포레스트 및 SHAP 기법을 통해 도출된 주요 결정요인과 종속변수인 비형식교육 참여와의 영향 관계는 SHAP 요약 도표와 SHAP 의존성 도표에 제시되었다. SHAP 요약 도표는 분석모형에 투입된 예측변수별 SHAP 의존성 도표를 요약한 것으로, 종속변수와 예측변수의 관계를 시각화하여 보여준다. 구체적으로, SHAP 요약 도표 하단의 특성값(feature value)은 각 변수의 응답 수준을 의미하는데, 높을수록 파란색으로, 낮을수록 회색으로 표현된다. x축은 SHAP value를 의미하며, 특정 변수가 종속변수에 대한 예측값을 증가시켰을 때, SHAP value는 양수로 나타난다. 또한 SHAP 의존성 도표는 예측변수별 응답 수준에 따른 SHAP value의 분포를 나타내는데, x축은 변수의 응답 수준을, y축은 SHAP value를 의미한다. 비형식교육 유형에 따른 SHAP 요약 도표는 [그림 4]와 [그림 6]에, 중요도 상위 결정요인의 SHAP 의존성 도표는 [그림 5]와 [그림 7]에 제시되었다.

먼저 직업관련 비형식교육 참여에 대한 각 예측변수의 영향 관계를 살펴보면([그림 4] 참고), 대부분의 경우 응답 수준이 높을수록(파란색) x축의 SHAP value가 양수인 것으로

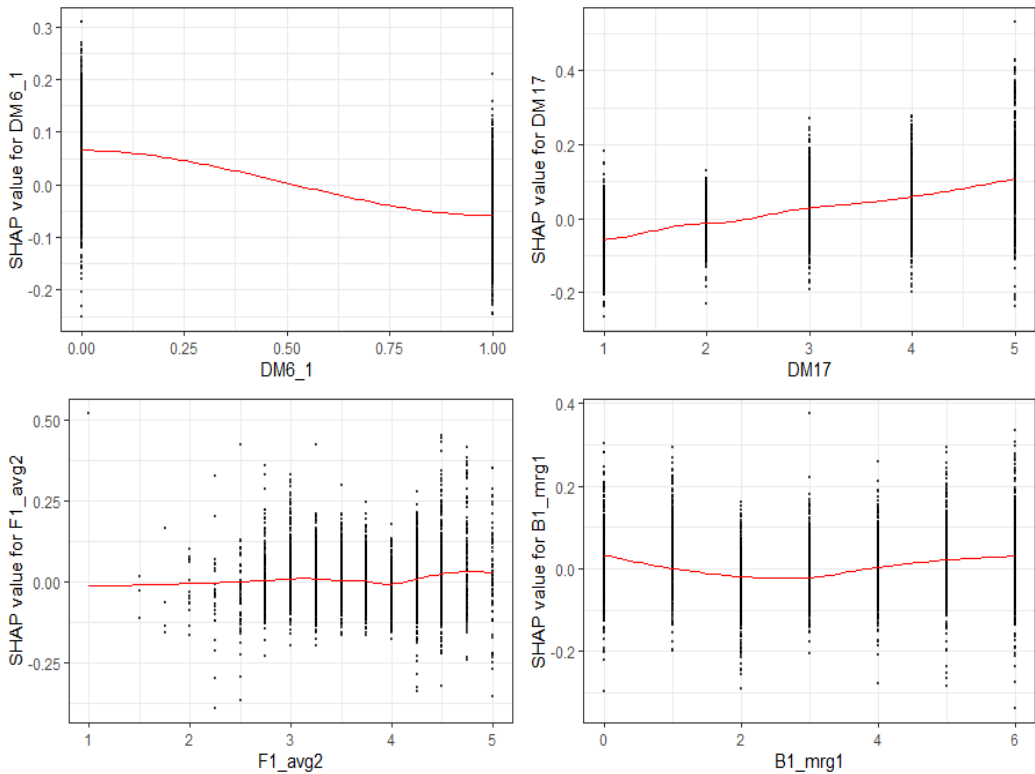


[그림 4] 재직자의 직업관련 비형식교육 참여 결정요인 SHAP 요약 도표

주. DM6_1: 거주지역, DM17: 직장규모, F1_avg2: 학습지향, B1_mrg1: 의도적 학습, F1_avg1: 직업관련 목표 지향, B1_mrg2: 암묵적 학습, DM18: 근무기간, G1_mrg: 사회 참여, D1: 평생학습 접근성, DM2_2: 연령, DM16: 직업, DM5: 월 가구소득, DM1: 성별, DM9: 부양가족 유무, DM3: 학력, DM15: 근로시간형태

나타났으며, 이를 통해 종속변수에 대한 각 변수의 관계가 대체로 정(+)적인 상관관을 보이고 있음을 알 수 있다. 예를 들어, 직장규모(DM17)의 경우 큰 규모의 직장에 근무하는 재직자일수록 직업관련 비형식교육에 참여할 가능성이 높다는 것을 보여준다. 반면, 중요도 지수가 가장 높았던 거주지역(DM6_1)은 응답 수준이 낮을수록(회색) SHAP value가 양수인 것으로 나타나 종속변수에 대한 부(-)적 상관관을 보여주며, 이는 비수도권에 거주하는 재직자일수록 직업관련 비형식교육에 참여할 가능성이 높다는 것으로 해석될 수 있다.

직업관련 비형식교육 참여에 대한 중요도 상위 4개 결정요인의 관계를 SHAP 의존성 도표를 통해 구체적으로 살펴보면([그림 5] 참고), 거주지역(DM6_1)은 종속변수와 부적 상관관을, 직장규모(DM17)는 정적 상관관을 보이고 있음을 알 수 있다. 평생학습 참여동기 중 학습지향(F1_avg2)과 무형식학습 참여 여부 중 의도적 학습(B1_mrg1)은 위 두 변수에 비해 뚜렷한 경향성을 보이고 있지는 않았는데, 이는 응답 수준에 관계없이 재직자의 직업관련 비형식교육 참여를 결정하는데 있어 이들 변수의 중요성을 시사하지만, 동시에 결과의 해석은 세심하게 이루어질 필요가 있다. 흥미로운 점은, 재직자의 의도적 학습 참여에 대한 응답이 중간 수준일 경우 해당 변수에 대해 높거나 낮게 응답한 경우보다 직업관련 비형식교

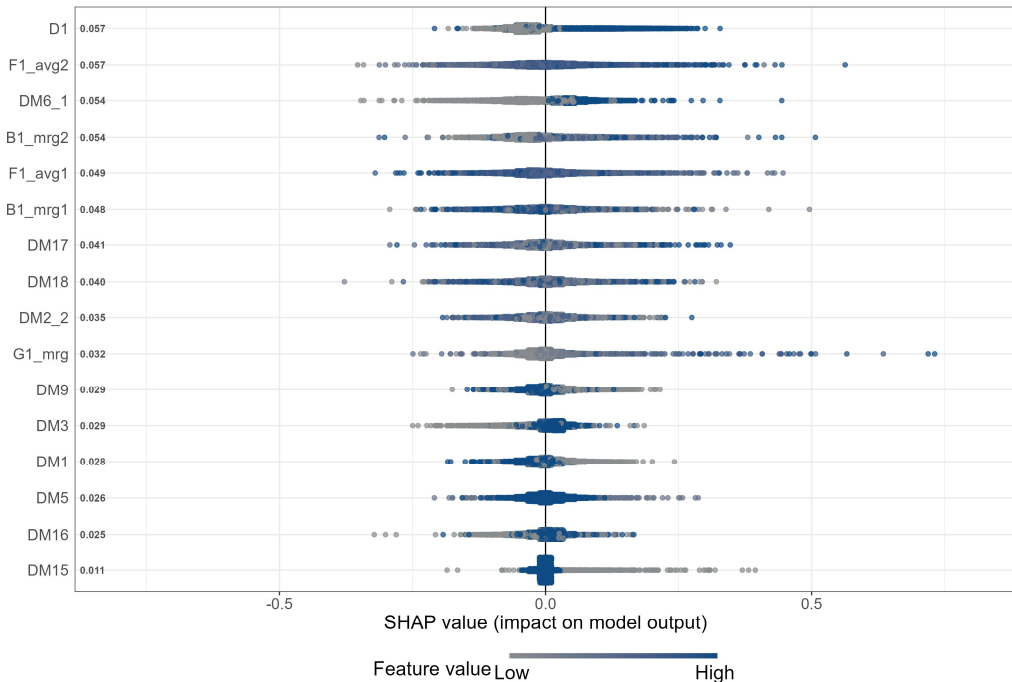


[그림 5] 재직자의 직업관련 비형식교육 참여 상위 4개 결정요인 SHAP 의존성 도표

주. DM6_1: 거주지역, DM17: 직장규모, F1_avg2: 학습지향, B1_mrg1: 의도적 학습

육 참여가 다소 낮아지고 있음을 알 수 있는데, 이는 무형식학습 등 과거의 학습경험이 풍부할수록 추가적인 형태의 교육기회에 참여할 가능성이 높다는 기존 선행연구의 결과를 부분적으로 반박하는 결과로 해석할 수 있다. 이처럼 본 연구의 결과는 종속변수에 대한 특정 변수의 비선형적 관계를 보여주며, 이에 근거하여 직무와 관련된 비형식교육 참여에 있어 학습에 대한 인식과 경험이 중간 수준에 머무르는 개인에 대한 보다 심층적인 분석이 이루어질 필요가 있다.

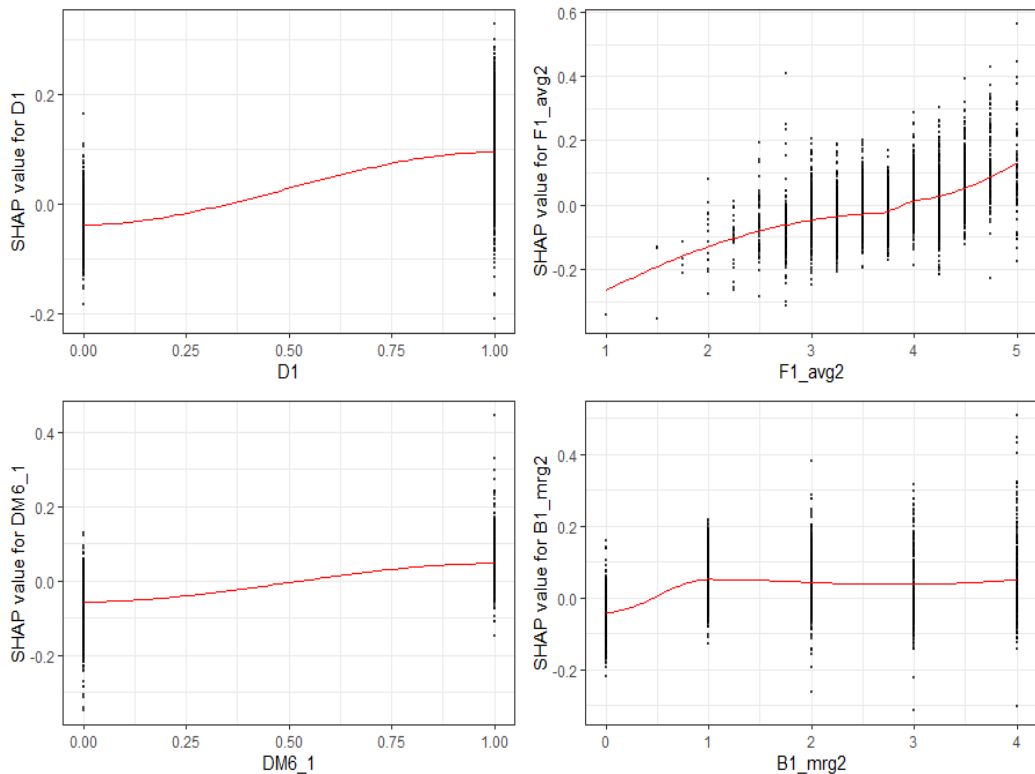
한편, 비직업관련 비형식교육 참여에 대한 SHAP 요약 도표를 살펴보면([그림 6] 참고), 직업관련 비형식교육 참여와 마찬가지로 종속변수에 대한 각 예측변수의 관계는 전반적으로 정적인 것으로 나타났다. 반면, SHAP 중요도 하위에 위치한 부양가족 유무(DM9), 성별(DM1), 근로시간형태(DM15)와 같은 변수들은 부적 상관을 보이고 있었는데, 이는 부양하는 가족이 없거나 적을수록, 여성일수록, 시간제 근로자일수록 비직업관련 비형식교육에 참여할 가능성이 높다는 것을 의미한다. 그러나 종속변수에 대한 이들 변수의 영향력은 상대적으로 적었으므로 이러한 결과는 제한적으로 해석될 필요가 있다.



[그림 6] 재직자의 비직업관련 비형식교육 참여 결정요인 SHAP 요약 도표

주. D1: 평생학습 접근성, F1_avg2: 학습지향, DM6_1: 거주지역, B1_mrg2: 암묵적 학습, F1_avg1: 직업관련 목표지향, B1_mrg1: 의도적 학습, DM17: 직장규모, DM18: 근무기간, DM2_2: 연령, G1_mrg: 사회 참여, DM9: 부양가족 유무, DM3: 학력, DM1: 성별, DM5: 월 가구소득, DM16: 직업, DM15: 근로시간형태

비직업관련 비형식교육 참여에 대한 중요도 상위 4개 결정요인의 관계를 살펴보면(그림 7 참고), 각 예측변수의 영향 관계는 전반적으로 정적 상관을 보이고 있었다. 이는 상위 3개 변수에서 특히 두드러지는데, 즉, 평생교육 관련 정보 등 학습에 대한 접근성(D1)이 높을수록, 학습지향(F1_avg2)과 관련된 참여동기가 높을수록, 거주지역(DM6_1)이 수도권일수록 비직업관련 비형식교육에 참여할 가능성이 높다는 것을 의미한다. 무형식학습 참여 여부 중 암묵적 학습(B1_mrg2)의 경우 뚜렷한 경향성을 찾기는 어려웠으나, 암묵적 학습의 네 가지 하위요인에 걸쳐 참여 경험이 없는 재직자에 비해 한 개 이상 참여한 경우 인문교양교육 및 문화예술스포츠교육과 같은 비형식교육에 참여할 가능성이 높은 것으로 나타났다. 평생학습 개인실태조사에서 암묵적 학습은 인문·문화예술 및 신체활동을 통한 학습을 포괄한다는 점을 고려할 때, 본 연구의 결과는 과거의 비구조적 학습 참여 경험이 유사한 형태의 비형식교육 참여에 기여할 수 있다는 기존의 연구관점과도 부합한다.



[그림 7] 재직자의 비직업관련 비형식교육 참여 상위 4개 결정요인 SHAP 의존성 도표

주. D1: 평생학습 접근성, F1_avg2: 학습지향, DM6_1: 거주지역, B1_mrg2: 암묵적 학습

V. 결론 및 논의

1. 요약 및 시사점

본 연구는 재직자의 비형식교육 참여를 예측하는 주요 요인을 탐색하고 비형식교육 유형에 따른 예측변수별 영향 관계를 검증함으로써 재직자의 비형식교육 등 평생학습 참여 활성화를 위한 정책적·실천적 방안을 제시하고자 하였다. 연구목적 달성을 위해 설명 가능한 머신러닝 기법으로써 랜덤 포레스트와 SHAP 알고리즘을 활용하여 모수 추정에 의존하는 선행연구의 통계적 한계점을 극복하고, 기존 연구관점을 통합함과 동시에 연구관심이 다소 부족했던 영역에 대한 새로운 해석을 제공함으로써 평생교육 분야 데이터 기반 실증적 접근의 가능성과 향후 연구의 방향을 제시하였다는 점에서 그 의의를 찾을 수 있다. 본 연구의 주요 결과를 요약하고 이를 통해 도출된 시사점은 다음과 같다.

먼저 재직자의 직업관련 비형식교육 참여 결정요인으로 인적자본 관련 요인 중 거주지역, 직업관련 요인 중 직장 규모, 그리고 학습관련 사회·심리학적 요인 중 학습지향성과 의도적 학습 수준 등이 도출되었다. 구체적으로, 거주지역 측면에서 수도권보다 비수도권에 거주할수록, 직장 규모 측면에서 규모가 큰 조직에 종사할수록 참여 수준이 높은 것으로 드러났다. 아울러, 학습관련 사회·심리학적 측면에서 평생학습 참여동기 중 학습지향성 수준이 높고, 무형식학습 중 의도적 학습경험이 부족하거나 풍부한, 즉 양극단에 속한 재직자의 비형식교육 참여가 중간 수준에 비해 비교적 높은 것으로 나타났다.

이를 구체적으로 해석하면, 첫째, 인적자본 관련 요인인 거주지역 측면에서 본 결과는 지역에 따른 교육격차가 비수도권이나 농어촌 지역에 거주하는 성인의 평생학습 참여에 특히 불리하게 작용할 수 있다고 보고한 선행연구(이광현·홍지영, 2009)의 결과를 반박한다. 즉, 인적·물적 자원이 상대적으로 풍부한 대도시의 경우 더 많은 평생학습 기회가 제공된다는 일반적 통념과 달리, 직업관련 비형식교육에 대한 참여 수준이 비수도권에 거주자에게 더 높게 나타난 본 연구의 결과는 성공적인 노동시장 이행을 목적으로 제공되는 직업능력향상 프로그램과 같은 지역단위 인적자원개발 사업이 시·도평생교육진흥원 등 지역 평생교육기관 및 각 지자체 관련 부처에서 가장 중점적으로 추진되는 공통 정책 영역이라는 점을 반영한 결과일 수 있다(강경애, 2022). 이는 또한 COVID-19 이후 온라인 교육훈련이 양적·질적으로 확대된 현상과도 무관하지 않다. 즉, 수도권에 비해 경제·산업구조가 비교적 취약한 비수도권에 거주하는 재직자더라도 공간적·물리적 제약을 극복함으로써 교육활동 접근이 가능하며, 이는 포용적(inclusive) 평생학습 체제 개편 및 지평 확대를 위한 디지털 기반 맞춤형 학습환경 구축, 원격 학습 및 도구를 통한 개인화된 학습경험의 제공 등 최근의 정책

기조와도 그 맥을 같이 한다(관계부처 합동, 2022).

둘째, 직업관련 요인인 직장 규모 맥락에서 주목할만한 점으로, 직무환경 측면에서 대기업과 같은 규모가 큰 조직에 종사하는 재직자의 비형식교육 참여 수준이 높은 것으로 나타났다. 이는 대규모의 직장에 근무하는 인력의 고수준의 교육훈련 및 평생학습 참여를 입증한 선행연구의 결과(문영만, 2019; 장창성·전하람·김재형, 2023)와 부합한다. 보다 심층적 해석을 위해서는 직장규모에 따라 재직자를 위한 교육훈련 기회 제공이나 이를 위한 학습 지원체계 등이 상이할 수 있다는 점을 염두에 둘 필요가 있다. 즉, 직장 규모는 재직자 간 추가적 학습에 대한 투자 결정 및 실제 교육훈련 참여 기회의 격차를 초래하는 조건적 요인으로 기능한다(손준중, 2004). 대기업의 경우 원활한 업무 수행을 위해 재직자에게 요구되는 기술 및 역량이 비교적 명확하게 제시되는 반면, 규모가 작은 벤처기업 또는 중소기업의 경우 재직자의 역할이 상대적으로 명료하지 않아 과업을 위해 필요한 역량 영역이 다소 불분명하며, 이는 이들의 교육훈련 참여동기나 필요성에 대한 인식을 저해하는 요인으로 작용할 수 있다. 또한 대기업의 경우 사내 교육훈련 프로그램 운영 및 외주(outsourcing)를 통한 재교육 등 일터학습 및 계속교육에 대한 지원이 체계적으로 마련되어 있는 반면, 기업규모가 작은 경우 재직자의 교육훈련을 위한 환경과 여건을 제대로 갖추고 있지 않을 가능성이 높다. 이러한 관점에서 본 연구의 결과는 지속적인 지식과 기술의 개발에 있어 추가적인 교육 참여에 대한 인식이 재직자가 속한 직장규모에 의해 다르게 반영될 수 있음을 시사한다.

본 연구의 결과를 다소 확장해서 논의하면, 비수도권에 거주하는 재직자의 경우, 비형식교육은 이들의 직업능력 향상과 역량 개발을 위한 대안적 학습경로로 기능하고 있음을 시사한다. 우리나라의 경우 대학 등 형식·준형식 평생교육기관은 수도권에 과밀하게 집중된 경향이 있으며, 이는 타 지역 대비 수도권 거주자의 높은 평생학습 참여율과 무관하지 않다(교육부·한국교육개발원, 2023). 이러한 지역별 평생교육기관의 양적 격차 및 이에 따라 초래될 수 있는 평생학습 접근성 양극화의 가능성을 고려하여, 시·도평생교육진흥원 등 지역 평생교육기관 및 각 지자체 관련 부처가 지역 평생교육 진흥을 위한 중추적 역할을 수행할 수 있도록 함과 동시에, 평생교육 관점에서 지역의 요구와 수요를 반영함으로써 지역과 기업의 공동 상생을 도모하는 교육적 연계 방안 마련이 촉구된다.

셋째, 학습관련 사회·심리학적 요인 측면에서 살펴보았을 때, 다수의 선행연구(윤지영·박수정, 2017, 이재준·함은혜, 2018, 한승희·신태수·양은아, 2007)에서 보고된 바와 같이, 본 연구의 결과는 비형식교육 참여에 있어 학습태도 및 경험과 같은 학습관련 요인, 특히 높은 수준의 자기주도성과 학습동기의 중요성을 강조한다. 또한 무형식학습 경험과 관련하여, 본 연구의 결과는 유의미한 타인(significant others) 또는 각종 매체를 활용한 의도적 학습 참여가 비형식교육 참여 가능성에 긍정적으로 작용한다는 점을 입증하며, 이러한 무형식학습

과 비형식교육 참여 간의 상호보완적 관계는 ‘학습이 학습을 낳는(learning begets learning)’ 순환적 구조를 통해 이해될 수 있음을 시사한다(이정우, 2023). 이는 신은경·현영섭(2019) 연구에서 논의된 바와 같이 성인학습자의 비형식교육에 대한 긍정적 인식과 무형식학습 참여 수준 사이의 상호연결성과 무관하지 않다. 이와 동시에, 무형식학습 경험이 적은 재직자 집단의 참여 또한 높은 것으로 나타났는데, 이는 무형식학습은 기술숙련(upskill) 및 재교육(reskill) 등 역량강화를 위한 교육기회로부터 쉽게 배제될 수 있는 재직자 집단에 있어 대안적·보완적 교육경로로 기능할 수 있다는 장창성·전하람·김재형(2023)의 연구결과를 일부 지지하는 결과로도 해석될 수 있다.

다음으로 비형식교육 유형별 비교 관점에서, 본 연구의 결과는 재직자의 비형식교육 참여 결정요인 및 각 요인별 경향성은 해당 사업 또는 프로그램의 내용과 성격에 따라 상이할 수 있음을 보여주며, 재직자 대상 평생학습 활성화 및 체계 구축을 위해서는 각 유형별 특성을 고려하는 차별화된 정책적·실천적 접근의 필요성을 시사한다. 구체적으로, 재직자의 비직업관련 비형식교육 참여 결정요인으로는 인적자본 관련 요인 중 거주지역, 학습관련 사회·심리학적 요인 중 평생학습 접근성, 학습지향성 및 암묵적 학습 수준 등이 도출되었다. 앞서 직업관련 비형식교육 참여 결정요인 분석결과와 달리 직업관련 요인 중 중요도 상위에 속하는 변수는 적은 것으로 나타났다. 이는 인문교양 및 문화예술교육 등 비직업관련 비형식교육 참여에 있어 성인학습자의 평생학습에 대한 관심 수준, 관련 학습경험 및 동기와 같은 비직업적 측면, 즉 학습 그 자체의 가치적 속성의 중요성을 시사한다(길혜지·김민수, 2019). 구체적으로, 거주지역 측면에서 수도권 거주자의 비직업관련 비형식교육 참여 수준이 높은 것으로 나타났다. 또한, 학습관련 사회·심리학적 측면에서 평생학습 접근성이 높고, 학습지향성 및 암묵적 학습 수준이 높은 재직자의 경우 비형식교육 참여 수준 역시 높은 것으로 나타났다. 중요도 상위 예측변수로서 학습지향성은 두 가지 유형의 비형식교육 참여를 공통으로 예측하는 주요 결정요인이었으며, 비직업관련 비형식교육 참여 예측 모형에서는 평생학습 접근성이 직업관련 비형식교육에 비해 두드러진 요인으로 나타났다. 무형식학습 측면에서도 의도적 학습보다 암묵적 학습경험이 더 중요한 것으로 나타났다.

이를 구체적으로 해석하면, 첫째, 인적자본 관련 요인 중 거주지역 측면에서, 본 연구의 결과는 평생학습도시에 거주하거나 도시규모가 클수록 비형식 평생교육 프로그램 참여율이 높다는 선행연구(이광현·홍지영, 2009)의 결과를 지지한다. 앞선 직업관련 비형식교육참여와 상반된 관점에서, 직무와 무관한 평생학습, 즉 인문교양, 문화예술 등의 개인적 자아성장 및 교양함양을 위한 프로그램은 평생교육 관련 정책 및 사업에 대한 재정적 자원이 상대적으로 풍부하고, 다양한 학습경험 제공을 위한 물리적 공간을 확보하고 있는 수도권에서 보다 활성화되어 있을 가능성을 감안할 필요가 있다. 성인의 다양한 학습요구를 수용하고 보다 나은 일상생활을 영위할 수 있도록 고안된 인문교양 및 문화예술교육과 같은 비형식교

육의 지역별 참여격차를 완화하기 위해서는 비수도권에 거주하는 재직자를 위한 평생학습 관련 정보 제공, 사업 및 프로그램 개발, 교육내용의 다양화, 교육시설 확충 등 이들의 참여 유도 및 접근성을 개선하는 실천적 방안을 모색할 필요가 있다.

둘째, 학습관련 사회·심리학적 요인 측면에서, 비직업관련 비형식교육 참여에 있어 재직자의 학습지향성과 암묵적 학습 수준이 주요 결정요인으로 드러났다. 이는 직업관련 비형식교육 참여 결정요인 분석에서 도출된 결과와도 유사하며, 재직자의 전반적인 비형식교육 참여 촉진에 있어 이들의 학습동기 제고의 필요성을 시사한다. 아울러, 평생학습 접근성 또한 중요도 상위 결정요인인 것으로 나타났다. 성인학습자의 비형식교육 접근성 증진에 있어 컴퓨터 활용 경험의 중요성을 보고한 선행연구(이재준·함은혜, 2018; 한송희·신택수·양은아, 2007)의 관점을 통합하여 해석하면, 본 연구의 결과는 최근 온라인 등 매체기반 교육훈련이 양적·질적으로 확대된 상황에서 디지털 리터러시 교육을 통한 평생교육 접근성 향상은 재직자, 특히 정보활용 소양 및 능력이 상대적으로 부족한 집단의 비형식교육 참여를 높이는데 있어 유효한 전략으로 기능할 수 있음을 시사한다.

마지막으로, 재직자의 학습지향은 비형식교육 참여를 설명하는 주요 결정요인이었으나, 세부적인 경향성은 유형에 따라 상이하게 나타났다. 다시 말해, 직업관련 비형식교육 참여와는 뚜렷한 관계를 보이지 않았으나, 비직업관련 비형식교육과는 강한 정적 관계를 가지고 있었다. 다수의 선행연구(김영미·한상훈, 2012; 황정원·길혜지, 2017)에서 성인학습자의 참여동기가 평생학습 참여에 유의미한 영향을 미치는 것으로 보고하고 있으며, 특히 학습관련 지향 수준이 높을수록 비형식교육 참여가 높다는 결과는 이러한 논리를 뒷받침한다(전혜숙, 2009). 그러나 본 연구의 결과는 재직자의 참여동기의 수준은 비형식교육 프로그램의 성격과 특성에 따라 다르게 나타날 수 있음을 암시한다. 즉, 평생학습 참여를 보다 면밀히 분석하기 위해서는 프로그램 유형에 따라 성인학습자가 어떠한 목적과 기대를 부여하는지, 어떠한 유형을 보다 선호하는지 등에 대한 포괄적 고려가 선행될 필요가 있으며, 따라서 성인학습자의 다양한 행동심리적 특성에 기반한 평생학습 정책 및 사업의 설계와 운용이 요구된다.

2. 제한점 및 후속연구 제언

본 연구의 한계점에 근거하여 후속연구를 위한 제언을 논의하면 다음과 같다. 첫째, 본 연구는 SHAP 의존성 도표를 통해 중요도 상위 변수를 중심으로 이들의 증감 경향성을 확인하였으나, 특정 변수의 종속변수에 대한 영향 관계가 비선형적으로 나타나는 경우 그 해석에 면밀한 주의가 필요하다. 일례로, 직업관련 비형식교육 참여 결정요인 중 하나로서 재직자의 의도적 학습경험과 종속변수 간의 관계는 다소 완만한 U자형 곡선을 갖는 것으로

나타났다. 모든 사회적 현상은 선형적 관계로 설명될 수 없으며, 따라서 본 연구의 결과는 재직자의 사회경제적·심리적·교육적 특성에 따른 일부 변수의 비선형성을 도출하였다는 점에서 실증적 의의를 찾을 수 있으나, 실제적 현상에 대한 심도 깊은 이해를 위해서는 추가적인 논의나 분석이 필연적으로 요구된다. 예를 들어, 재직자의 평생학습 참여 양상을 차별화하는 잠재적 집단의 존재를 염두에 둘 필요가 있다. 즉, 특정 변수에 대한 심층적인 해석을 위해서는 변수의 특성을 고려한 집단별 분석, 다시 말해 비형식교육 참여 수준에 따라 재직자 집단을 세분화하고 이들의 참여 유형을 재검토하는 후속연구가 요청된다.

둘째, 본 연구는 재직자의 비형식교육 참여에 대한 일반화된 경향성(*generalized tendency*)을 살펴보기 위해 대상자의 특성을 선별하여 분석하지 않았으나, 평생학습에 대한 접근성이 낮은 재직자 집단, 특히 물리적·환경적으로 교육 자원이 상대적으로 열악한 집단의 상황적 특성을 고려할 필요가 있다. 평생교육 참여는 다양한 요인 및 맥락의 역학에 의해 파생되는 결과물로 간주될 수 있다(Cross, 1981). 특히 교육훈련 등 직업관련 비형식교육에 대한 수요는 지역적, 산업별 특성에 따라 다르게 나타나며, 평생학습 프로그램이 개인의 조건 및 상황과 유리된 경우 유의미한 참여와 몰입 수준이 떨어지는 등 높은 학습효과를 기대하기 어렵다(Desjardins, 2020). 다시 말해, 평생교육 참여는 구조적 맥락에 따라 상이할 수 있음을 고려하여, 지역 및 산업 특색을 반영하는 프로그램 개발 등 차별적 정책적 처방이 요구된다. 최근 많은 조직 및 기업에서 재직자의 직업능력향상을 위해 개발되는 교육훈련 프로그램은 일반적으로 교육 대상자의 요구를 프로그램 설계과정에 적극적으로 반영하고 이를 통해 개별 학습자 맞춤형 교육을 제공함으로써 학습성과를 극대화하는 전략을 취하고 있다. 따라서, 지역 기반 비형식교육의 경우 온라인 환경 및 매체기반 플랫폼을 활용하여 산업적·구조적 특성이 서로 다른 지역 간의 프로그램 공유를 통해 다양한 지식 및 기술의 습득과 개발을 필요로 하는 재직자를 위한 교육기회를 제공한다면(고영상, 2009), 재직자의 평생학습 인식 개선과 더불어 참여 수준을 개선하는 정책효과를 기대할 수 있다.

마지막으로, 본 연구는 국내 평생교육 정책 현황과 실태를 거시적인 관점에서 조사하는 정량적 자료에 대해 대규모 데이터 기반 방법론적 접근을 적용하여 재직자의 비형식교육 참여 결정요인을 도출하였다. 다만, 최근 평생교육 분야 실증연구에서 주로 활용되는 한국교육개발원의 평생학습 개인실태조사, OECD의 국제성인역량조사(PIAAC)와 같은 도구는 성인의 평생교육 참여 실태 파악에 주된 초점을 두고 있으며, 이러한 조사는 주로 응답자의 인구통계학적 특성에 기반하여 이루어지기 때문에 보다 다양한 심리적·행동적 요인 식별, 평생교육 사업 및 프로그램에 대한 요구 및 수요 변화 동향, 평생교육 참여의 결과로써 사회경제적·문화적 성과 등 포괄적인 정보의 수집은 다소 제한적이다. 본 연구는 유사한 맥락에서 수행된 기존 연구관점을 통합함으로써 다양한 예측변수의 영향력을 재검증하거나 기존 연구에서는 간과되었던 요인의 중요성을 강조하였다는 점에서 유의미한 함의를 지니

고 있으나, 개인의 평생학습 참여에 영향을 미치는 요인, 그리고 평생학습 참여의 성과를 아우르는 학술 담론의 확장을 위해서는 개인을 둘러싼 다양한 환경적, 제도적 속성을 이해하고, 그러한 요인 간의 복합적 관계를 살펴보는 과정을 필요로 한다. 이러한 맥락에서 본 연구의 결과는 관련 데이터의 축적, 측정 변수의 다양화 등 정량적 접근의 필요성과 더불어, 수렴적 사고에 근거한 이론적·개념적 체계화, 현상학적 실재에 대한 정성적 접근 등 다양한 후속연구의 가능성을 동시에 배태한다.

참고문헌

- 강경애(2022). 역사적 제도주의 관점에서 평생교육정책과 평생교육프로그램 변화분석. **평생학습사회**, 18(4), 1-28. <https://doi.org/10.26857/JLLS.2022.11.18.4.1>
- 고영상(2009). 평생교육 참여에 영향을 주는 환경 요소에 대한 탐색적 연구. **평생교육학연구**, 15(2), 105-132.
- 고용노동부(2018). 사무직·비사무직 근로자 구분자료.
- 관계부처 합동(2022). 제5차 평생교육진흥 기본계획('23~'27년): 평생학습 진흥방안. 교육부.
- 교육부·한국교육개발원(2023). 2023 한국 성인의 평생학습실태(CSM 2023-19). 한국교육개발원.
- 권재현·윤선영(2009). 성인학습자들의 학습태도가 평생학습 참여 및 학습의 사회적 성과에 미치는 영향 분석. **평생교육학연구**, 15(3), 85-110.
- 길혜지·김민수(2019). 잠재계층분석을 활용한 성인 학습자의 비형식 평생교육 프로그램 참여유형 및 영향요인 분석. **아시아교육연구**, 20(3), 773-796. <https://doi.org/10.15753/aje.2019.09.20.3.773>
- 김강호·마상진(2014). 도농간 비형식학습 참여 격차의 요인분해. **평생교육학연구**, 20(3), 85-108.
- 김미애·이지영·김정래(2022). 무형식학습 및 비형식학습과 직무만족의 관계에서 교육훈련지원인식의 매개효과 검증. **휴먼웨어 연구**, 5(3), 1-25. <http://doi.org/10.23182/human.2022.5.3.1>
- 김수혜(2019). 문화자본론의 관점에서 탐색한 한국 중년층의 문해력 격차 연구: 독서활동 및 비형식 학습참여의 매개효과를 중심으로. **교육사회학연구**, 29(3), 1-35. <http://doi.org/10.32465/ksocio.2019.29.3.001>
- 김영미·한상훈(2012). 성인학습자의 자아개념, 참여동기 및 학습참여도와 평생학습성과의 구조적 분석. **교육연구논총**, 33(2), 123-143. <http://doi.org/10.18612/cnujies.2012.33.2.123>
- 김진화·고영화·권재현·정민주(2010). 한국 평생교육 프로그램 분류체제 개발 연구. **평생교육학연구**, 16(3), 211-236.
- 김진화·김준엽(2022). 랜덤 포레스트 회귀 기반의 교사-학생관계 영향요인 탐색과 SHAP을 활용한 해석. **교육평가연구**, 35(3), 409-437. <https://doi.org/10.31158/JEEV.2022.35.3.409>
- 문영만(2019). 재직자의 교육훈련이 임금, 직무만족도, 이직에 미치는 영향. **노동정책연구**, 19(2), 103-133. <https://doi.org/10.22914/jlp.2019.19.2.004>
- 박경희·김정은(2020). 비형식 평생교육에 관한 성인학습자 참여요인 비교 분석. **인문사회21**, 11(4), 1533-1548. <http://dx.doi.org/10.22143/HSS21.11.4.108>
- 박병영·김태준·류기락·이은정·이정우(2019). 사회적 형평성 제고를 위한 평생교육 확대 방안(연구보고 RR 2019-09). 한국교육개발원.
- 손준중(2004). 성인학습자의 직업교육훈련 참여결정요인 분석: 임금근로자와 미취업자를 중심으로. **평생교육학연구**, 10(2), 109-128.
- 신은경·현영섭(2019). 비형식교육과 무형식학습의 하모니 효과: 비형식교육 적합성, 무형식학습, 학습가치, 학습성과 간의 구조적 관계. **평생교육·HRD연구**, 15(1), 101-130. <http://doi.org/10.35637>

/klehrd.2019.15.1.005

- 유진은(2015). 랜덤 포레스트: 의사결정나무의 대안으로서의 데이터 마이닝 기법. **교육평가연구**, 28(2), 427-448.
- 윤지영·박수정(2017). 청년층의 평생학습 참여 영향요인에 관한 연구. **교육문화연구**, 23(3), 51-73. <http://doi.org/10.24159/joec.2017.23.3.51>
- 이광현·홍지영(2009). 학습유형별 평생학습 참여율에 영향을 미치는 변인 분석. **지방교육경영**, 14, 42-59.
- 이병희·장지연·윤자영·성재민·안선영(2010). **청년기에서 성인기로의 이행과정 연구 I: 우리나라의 청년기에서 성인기로의 이행 실태**(경제·인문사회연구회 협동연구총서 10-34-02). 한국노동연구원·한국청소년정책연구원.
- 이은경·양은아(2017). 원격대학 성인학습자의 비형식교육 참여 특성 분석. **평생학습사회**, 13(4), 51-73. <https://doi.org/10.26857/JLLS.2017.11.13.4.51>
- 이재준·함은혜(2018). 비경제활동 여성의 비형식 평생교육 참여가 핵심역량에 미치는 효과: PIAAC 2013을 중심으로. **Andragogy Today: Interdisciplinary Journal of Adult & Continuing Education**, 21(3), 27-55. <http://doi.org/10.22955/ace.21.3.201808.27>
- 이정우(2023). 평생교육 참여와 결과에서 나타나는 양극화 현황 분석. **평생교육학연구**, 29(2), 1-29. <http://doi.org/10.52758/kjle.2023.29.2.1>
- 이중학·Steven Kim·송지훈·채충일(2020). HR Analytics 연구 및 활용에서의 가설 검정과 예측의 차이점: Assessment Center 사례를 중심으로. **조직과 인사관리연구**, 44(2), 103-123. <https://doi.org/10.36459/jom.2020.44.2.103>
- 임언(2006). 한국 성인의 평생학습 참여 실태 및 요인 분석. **Andragogy Today: International Journal of Adult & Continuing Education**, 9(2), 121-149.
- 장창성·전하람·김재형(2023). 교육수준에 따른 재직자의 평생학습 참여 유형 및 성과분석: 잠재계층분석. **평생교육학연구**, 29(4), 149-180. <http://doi.org/10.52758/kjle.2023.29.4.149>
- 전수경·류숙희(2016). 노인대상 평생교육 프로그램의 특징 및 시사점. **인문사회**21, 7(4), 637-654.
- 전혜숙(2009). 경제활동 성인학습자의 평생학습참여 요인 분석. **Andragogy Today: Interdisciplinary Journal of Adult & Continuing Education**, 12(1), 57-77. <http://doi.org/10.22955/ace.12.1.200902.57>
- 주재홍·송지훈(2023). 랜덤 포레스트를 활용한 여성 관리자의 퇴사 예측 모델 개발. **HRD연구**, 25(1), 61-90. <http://dx.doi.org/10.18211/kjhrdq.2023.25.1.003>
- 최동선·김남희·류지은·이상훈·임언·안현용·임정훈(2021). **미래 환경 변화에의 대응을 위한 고등교육기관에서의 평생직업교육 내실화 방안**(기본연구 2021-05). 한국직업능력연구원.
- 한승희(2023). 한국 평생교육학의 학문적 성과와 학기기반 교육학에 대한 문제제기(2000-2023). **평생교육학연구**, 29(4), 1-47. <http://doi.org/10.52758/kjle.2023.29.4.1>
- 한승희·신태수·양은아(2007). 평생학습참여 결정요인에 관한 연구 -학습자배경, 학습패턴 및 자기보고 핵심역량이 평생학습참여에 미치는 영향-. **평생교육학연구**, 13(2), 93-118.

- 한정아(2023). 랜덤 포레스트와 SHAP을 활용한 고등학생의 창의적 사고 예측변수 탐색. *교육학연구*, 61(4), 101-131.
- 황정원·길혜지(2017). 비형식 평생학습 참여에 영향을 미치는 학습자 요인 분석: 직업능력향상 및 인문 교양 프로그램을 중심으로. *평생학습사회*, 13(4), 105-127. <http://doi.org/10.26857/JLLS.2017.11.13.4.105>
- Boeren, E. (2017). Understanding adult lifelong learning participation as a layered problem. *Studies in Continuing Education*, 39(2), 161-175. <https://doi.org/10.1080/0158037X.2017.1310096>
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5-32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Cross, K. P. (1981). *Adults as learners: Increasing participation and facilitating learning*. San Francisco: Jossey-Bass.
- Dangeti, P. (2017). *Statistics for machine learning*. Birmingham: Packt Publishing.
- Desjardins, R. (2020). *PIAAC thematic review on adult learning* (OECD Education Working Papers No. 223). OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/864d2484-en>
- Eraut, M. (2004). Informal learning in the workplace. *Studies in Continuing Education*, 26(2), 247-273. <https://doi.org/10.1080/158037042000225245>
- He, H., & Garcia, E. A. (2009). Learning from imbalanced data. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 21(9), 1263-1284. <https://doi.org/10.1109/TKDE.2008.239>
- Hosmer, D. W., Lemeshow, S., & Sturdivant, X. R. (2013). *Applied logistic regression*. Hoboken: John Wiley & Sons.
- Jang, C. S., Choi, J., Maulik, R., & Lim, D. H. (2023). Determinants of adult education and training participation in the United States: A machine learning approach. *Adult Education Quarterly*, 73(4), 382-401. <https://doi.org/10.1177/07417136231198046>
- Kim, C., & Park, T. (2022). Predicting determinants of lifelong learning intention using gradient boosting machine (GBM) with grid search. *Sustainability*, 14, 5256. <https://doi.org/10.3390/su14095256>
- Liaw, A., & Wiener, M. (2002). Classification and regression by randomforest. Retrieved from <https://journal.r-project.org/articles/RN-2002-022/RN-2002-022.pdf>
- Liaw, A., & Wiener, M. (2022). Breiman and cutler's random forests for classification and regression. Retrieved from <https://cran.r-project.org/web/packages/randomForest/randomForest.pdf>
- Liu, Y., & Just, A. (2020). SHAPforxgboost. Retrieved from <https://github.com/liuyanguu/SHAPforxgboost>
- Lundberg, S. M., & Lee, S.-I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions.

- Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems* (pp. 4768-4777). Curran Associates. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1705.07874>
- Lundberg, S. M., Erion, G. G., & Lee, S.-I. (2018). *Consistent individualized feature attribution for tree ensembles*. ArXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1802.03888>
- Nicaise, I. (2007). Unemployment and non-employment: Towards an integrated approach. *Proceedings of the Thematic Review Seminar of the European Employment Strategy* (pp. 7-20).
- Nunnally, J. C., & Bernstein, I. H. (1994). *Psychometric theory* (3rd ed.). New York: McGraw-Hill.
- Nylander, E., & Fejes, A. (2023). Lifelong learning research: The themes of the territory. In K. Evans, W. O. Lee, J. Markowitsch, & M. Zukas (Eds.), *Third international handbook of lifelong learning* (pp. 119-138). Cham: Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-19592-1_2
- OECD (Organisation for Economic Cooperation and Development). (2020). *Increasing adult learning participation: Learning from successful reforms*. OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/cf5d9c21-en>
- Ross-Gordon, J. M., Rose, A. D., & Kasworm, C. E. (2017). *Foundations of adult and continuing education*. San Francisco: Jossey-Bass.
- Shah, K., Patel, H., Sanghvi, D., & Shah, M. (2020). A comparative analysis of logistic regression, random forest and KNN models for the text classification. *Augmented Human Research*, 5, 12. <https://doi.org/10.1007/s41133-020-00032-0>
- Shmueli, G. (2010). To explain or to predict? *Statistical Science*, 25(3), 289-310. <https://doi.org/10.1214/10-STSS330>
- UIL (UNESCO Institute for Lifelong Learning). (2015). *Recommendation on adult learning and education* (ED-2016/WS/29). United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization and UIL.

저 자 정보

<p>장 창 성 Jang, Chang Sung</p>	<p>소 속: 한양대학교 한국교육문제연구소 박사후연구원 연 락 처: csjang1227@gmail.com 연구분야: 고등·평생교육, 성인학습, 일관련 학습</p>
<p>주 재 홍 Joo, Jaehong</p>	<p>소 속: 한양대학교 교육공학과 박사수료 연 락 처: euphoriajjh@gmail.com 연구분야: 인적자원개발, 조직심리, 조직행동</p>

<Abstract>

Determinants of Non-formal Education Participation Among Working Adults: Application of Random Forest and SHAP

Chang Sung Jang (Hanyang University)

Jaehong Joo (Hanyang University)

The study aimed to develop a predictive model that identifies the factors influencing working adults' participation in non-formal education and discerns the primary determinants across different types of non-formal education. Data for this study was sourced from the 2022 Korean Adult Lifelong Learning Survey, comprising a total sample size of 4,543 respondents. In this study, two types of non-formal education were delineated: (a) work-related non-formal education and (b) non-work-related non-formal education. For data analysis, we employed explainable machine learning algorithms, specifically random forest and SHapley Additive exPlanations (SHAP). The main findings revealed that: (a) factors such as residence, organization size, learning orientation, and participation in intentional informal learning were the significant determinants of working adults' participation in work-related non-formal education; (b) lifelong learning accessibility, learning orientation, residence, and participation in tacit informal learning were the major determinants of participation in non-work-related non-formal education; and (c) the correlations between the variables and non-formal education participation were predominantly positive; our findings necessitate a deeper interpretation based on the measurement methods and types of variables. Based on the results, the study proposes implications for policy and practice to invigorate lifelong learning participation among working adults.

- **Key words:** non-formal education participation, determinants, working adults, random forest, SHAP

접 수 일: 2024. 6. 24

심 사 일: 2024. 7. 15

게재확정일: 2024. 8. 5