

A Study on an Extended Human Capital Model for Coding and AI Education in the Generative AI Era

Min-Jeong Kim*

*Professor, Gyedang College of General Education, Sangmyung University, Seoul, Korea

[Abstract]

In this study, an extended human capital model is developed to examine how generative AI reshapes educational investment and skill formation. Unlike traditional human capital theory, which views education as a single human capital accumulation process, this study distinguishes between technical human capital acquired through coding education and applied/adaptive human capital developed through AI-utilization education. According to the extended model, as AI technological advancement increases, the relative value of coding skills decreases, while the value of AI-utilizing skills increases, leading optimal individual educational investment to shift from coding education to AI-utilizing education. This study provides a new theoretical foundation for educational design and human capital strategies in the era of generative AI. However, there are limitations in assuming AI technology development as an exogenous variable, indicating the need for future empirical verification.

▶ **Key words:** Generative AI, Human Capital Formation, Coding Education, AI Education, Educational Investment

[요 약]

본 연구는 생성형 AI의 확산이 교육 투자와 인적자본 형성에 미치는 영향을 분석하기 위해 기존의 인적자본 이론을 확장한 이론적 모델을 제시한다. 전통적 인적자본 이론은 교육을 단일한 인적자본 축적 과정으로 보았으나, 본 연구에서는 코딩 교육을 통한 기술적 인적자본과 AI 활용 교육을 통한 응용·적응적 인적자본을 구분하여 분석하였다. 분석 결과 AI 기술 발전 수준이 증가함에 따라 코딩 역량의 기여도는 감소하고, AI 활용 역량의 기여도는 증가하여 인적자본 형성의 핵심 경로가 기술 중심에서 AI 협업·문제 구조화 중심으로 전환된다. 이에 따라 개인의 최적 교육 투자 역시 코딩 교육에서 AI 활용 교육으로 이동하게 됨을 확인하였다. 본 연구는 생성형 AI 시대의 교육 설계와 인적자본 전략 수립을 위한 새로운 이론적 기반을 제공한다는 점에서 의의를 갖는다. 그러나 AI 기술 발전 수준을 외생 변수로 가정한다는 한계가 존재하며, 향후 연구에서는 실증자료를 활용한 정량적 검증이 필요할 것이다.

▶ **주제어:** 생성형 AI, 인적자본 형성, 코딩 교육, AI 교육, 교육 투자

-
- First Author: Min-Jeong Kim, Corresponding Author: Min-Jeong Kim
 - *Min-Jeong Kim (sangmyung.kmj@smu.ac.kr), Gyedang College of General Education, Sangmyung University
 - Received: 2025. 11. 18, Revised: 2026. 01. 08, Accepted: 2026. 01. 08.

I. Introduction

최근 생성형 AI(Generative AI)의 확산은 다양한 산업과 사회 영역에서 변화를 일으키고 있으며, 특히 교육과 노동시장에서 뚜렷한 전환을 발생시키고 있다. 그중에서도 컴퓨팅 교육 분야는 기술 변화의 영향을 직접적으로 받고 있어 이에 따른 교육의 목표와 내용의 재정의가 요구되고 있다.

전통적으로 코딩 및 알고리즘 교육은 알고리즘 구현, 프로그램 작성, 디버깅 등 기술적 역량의 학습에 중점을 두었다. 그러나 생성형 AI가 이러한 반복적이고 기술적인 과정을 자동화하고 있으며, GitHub Copilot과 같은 AI 코딩 도구는 초보자뿐만 아니라 숙련자에게도 높은 수준의 코드 생성과 문제 해결을 지원하는 것으로 나타났다. Dohmke et al.(2023)[1]은 Copilot 사용자가 더 빠르고 효율적으로 코드를 작성하며, 반복적인 작업의 상당 부분이 자동화됨을 실증적으로 확인하였다. 이는 단순 기술 습득 중심 교육의 필요성과 성격을 다시 생각하도록 한다.

또한 여러 선행 연구를 통해 생성형 AI 시대의 코딩 및 알고리즘 교육이 단순한 프로그래밍 능력에서 AI 활용 능력을 포함한 창의적 설계 능력, 문제 구조화 능력 등 고차원적인 사고로 이동하고 있음을 확인할 수 있다. Kazemitabaar et al.(2023)[2]와 Phung et al.(2023)[3]의 연구에 따르면, 생성형 AI는 초보 프로그래머의 디버깅과 코드 생성능력을 상당 부분 자동화하여 기존 코딩 교육의 일부 기능을 대체하는 동시에 학습자의 문제 이해 능력과 설계 능력의 중요성을 더욱 강화한다고 한다.

이와 같은 변화는 생성형 AI 시대의 코딩 및 알고리즘 교육이 단순한 기술 교육의 범주를 넘어 AI 활용 능력과 고차원적 문제 해결 능력을 포함한 새로운 형태의 인적자본 형성 경로를 만들어 가고 있음을 시사한다. 이에 본 연구는 이러한 변화가 장기적으로 노동시장과 사회적 효율성에 어떤 영향을 미치는지를 이론적 모델을 통해 분석하고자 한다.

II. Preliminaries

1. Related works

1.1 Human Capital Theory

인적자본 이론은 개인이 교육, 훈련, 경험 등을 통해 지식과 능력을 형성하면 노동시장 성과와 경제적 보상을 향상시킬 수 있다고 설명하는 경제학적 이론이다. 이 이론은

Becker(1964)[4]의 연구를 기반으로 발전했으며, 교육과 훈련을 경제적 투자로 간주하고, 장기적인 생산성과 소득 향상에 기여함을 강조한다. 이후 Mincer(1974)[5]는 이를 정량화하여 교육 연한과 소득 간의 체계적 관계를 제시하였다. 개인의 소득이 교육 투자 뿐 아니라 경력이나 경험과 같은 축적 변수와도 밀접하게 연관되어 있음을 실증적으로 증명하였으며, 인적자본 축적이 소득 결정 구조의 핵심 요소임을 강조하였다. Fig. 1.은 Becker(1964)의 기본 인적자본 형성 모형으로서 교육 투자(E)가 인적자본(H)으로 전환되고, 인적자본은 노동시장의 성과(소득 Y)를 결정하는 과정을 도식화한 것이다.

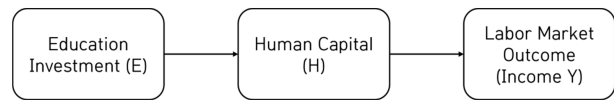


Fig. 1. Basic Human Capital Formation Model by Becker(1964)

Mincer(1970)[6]는 취업 후 일정 기간이 지나면 교육 투자에 대한 비용이 회수되므로 교육으로 인한 임금 격차가 줄어들어야 하지만, 실제로는 임금 차이가 지속된다는 점에 주목하였다. 그는 이러한 현상의 원인을 직업훈련 등 취업 이후의 추가적 인적자본 투자로 설명하였다. Mincer(1974)[5]에 의하면 학교 졸업 이후에도 직업 훈련이 계속 이루어지며, 그 결과 훈련을 받은 노동자는 인적자본 축적에 따라 지속적인 소득 증가를 갖게 된다는 것이다(김미혜 외, 2004[7] ; 강지혜, 2017[8]). 강지혜(2017)[8], 이서운(2012)[9]은 직업훈련이 실업자의 재취업 성과 향상에 기여한다고 보고하였다.

인적자본 이론은 다양한 맥락에서 확장·적용되고 있다. OECD(2025)[10]는 Education at a Glance 보고서를 통해 고등교육 이수자의 임금 프리미엄이 지속적으로 유지됨을 보여준다. 단기 고등교육 이수자는 상급 중등교육 이수자 대비 평균 17% 더 높은 임금을 받으며, 학사 학위자의 경우 평균 39%, 석사 이상인 경우 83%의 더 높은 임금을 받는다. 연령별로 보면, 25-34세의 고등교육 이수자는 상급 중등교육 수준 동료보다 평균 39%, 45-54세 그룹에서는 67% 더 높은 임금을 받는 것으로 나타나 교육에의 투자가 단순히 젊은 시절 임금 우위를 넘어 경력 중후반까지 지속되는 수익이 있음을 확인할 수 있다. 또한, 교육 투자가 장기적 경제 성과와 고용안정성을 높인다는 근거 역시 제시하였다. 단기 고등교육 이수자의 고용률은 83%, 학사 학위는 86%, 석사 학위는 90%, 박사 학위는 93%로 고등교육 수준이 높을수록 증가한다. 그리고 장기 실업률

역시 교육수준이 낮은 경우 더 높으며 고등학교 졸업 이하 36%가 12개월 이상 실업상태이며, 고등학교 또는 전문대 졸업인 경우 30%, 대학 졸업자의 경우 25%에 해당된다. 고등교육을 받은 사람들은 낮은 교육 수준의 사람들보다 장기 실업에 놓일 가능성이 낮고 교육수준이 높을수록 고용 안정성이 더 높음을 확인할 수 있다.

한편, Goldin과 Katz(2009)[11]는 기술 변화가 고도로 숙련된 노동의 수요를 증가시키며, 새로운 기술에 적응할 수 있는 ‘스킬 바이어스(skill-biased)’ 구조가 형성되고 있음을 밝혔다. 특히 AI와 데이터 기술의 확산으로 인해 단순 지식이나 학력에 기반한 인적자본보다, 디지털 활용 능력, 문제 해결력 및 창의적 사고력 등 질적 인적자본(qualitative human capital)이 노동시장 성과에 더 강하게 작용하고 있다는 연구가 증가하고 있다(Autor, D. 2015[12]; OECD 2023[13]). 이러한 연구들은 디지털 대전환 환경에서 인적자본의 구성 요소가 변화하고 있음을 나타낸다.

이와 같은 국내외 연구들을 통해 인적자본 이론이 교육과 훈련의 경제적·사회적 의미를 분석하는 프레임워크로 적합함을 확인하였다.

1.2 Generative AI and Transformations in Education

생성형 AI의 등장과 확산은 기존의 코딩 및 알고리즘 교육의 필요성과 성격을 근본적으로 변화시키고 있다. AI는 코드 작성, 디버깅, 문제 해결 등 단순 기술 수행을 자동화하며, 이에 따라 학생과 교육자는 문제 구조화, 창의적 사고, AI 활용 역량을 중점적으로 개발할 필요가 커졌다.

차수영과 조정원(2022)[14], 김동용 외[15]의 연구에서는 AI 교육에 참여한 학생들이 문제 해결 능력에서 통계적으로 유의미한 성장을 보였다고 발표하였다. 이는 생성형 AI 시대의 학습은 단순 기술 훈련을 벗어나 AI 활용 역량을 중심으로 한 질적 전환이 필요함을 시사한다. 성태제 외(2024)[16]는 AI 확산으로 교사의 역할이 지식 전달자에서 학생의 전인적 성장을 지원하는 안내자 및 AI 활용 역량을 강화하는 조력자로 변화하고 있음을 강조하였으며, 이수환과 송기상(2023)[17] 역시 생성형 AI 활용이 교수·학습 방법과 평가 방식에 구조적 변화를 가져오고 있다고 하였다. 이러한 변화는 학습자들이 단순한 교과 내용을 넘어 AI와의 협업을 통해 새로운 형태의 인적자본을 형성할 필요가 있음을 보여준다.

Kazemitabaar et al.(2023)[2]은 생성형 AI의 도움을 받은 학습자가 초보 프로그래밍 단계에서 오류 수정 능력과 코드 작성 시간이 크게 줄어들지만, 문제 이해 및 계획

능력의 중요성은 오히려 강화된다고 분석하였다. Phung et al.(2023)[3] 역시 대규모 언어모델(LLM) 기반 코딩 도구가 학습자의 기술 수행 자체보다는 문제 해결 과정과 개념적 이해의 중요성을 부각한다고 지적하였다.

이와 같이 국내외 연구들은 생성형 AI 시대의 교육 변화가 인적자본 형성에 직간접적으로 영향을 미치며, 코딩 및 알고리즘 교육의 전략적 재편의 필요성을 뒷받침한다.

2. Research Question Development

AI 확산으로 변화되는 교육과 새로운 인적자본 형성 구조로의 전환은 기존의 인적자본 이론만으로 충분히 설명하기 어렵다. 즉, Becker(1964)[4]의 고전적 인적자본 축적 모형은 교육을 ‘단일한 투자 행위’로 간주하지만, AI 시대의 교육은 코딩 교육과 AI 활용 교육이라는 이원적 구조를 가지며, 이 두 요인의 상호보완성과 대체 관계를 고려해야 한다. 따라서 본 연구는 다음의 세 가지 연구 문제를 중심으로 전개하고자 한다.

첫째, 생성형 AI 시대에 코딩·알고리즘 교육은 인적자본 형성의 새로운 경로를 어떻게 형성하는가?

둘째, 교육에 투자할 때 코딩 능력과 AI 활용 능력 중 어느 학습 전략을 우선적으로 고려해야 하는가?

셋째, AI 기술 발전 속도에 따라 교육 투자와 노동시장 성과 간의 균형은 어떻게 변화하는가?

즉, 본 연구는 AI 시대의 인적자본 형성 메커니즘을 다각도로 해석하고, 교육 정책과 인력 양성 전략에 대한 이론적 토대를 마련하는 것을 목표로 한다.

III. The Proposed Scheme

본 연구의 모델은 기존 인적자본 이론의 기본구조(교육 투자 → 인적자본 → 노동시장 성과)를 바탕으로 생성형 AI 확산으로 야기된 교육 내용과 방식의 변화 그리고 이로 인한 새로운 형태의 인적자본 형성 경로를 반영하고자 한다.

이러한 접근은 교육투자(E)가 인적자본(H)으로 전환되고, 인적자본이 노동시장의 성과(Y)를 결정한다는 Becker(1964)와 Mincer(1974)의 기존 이론의 연속성을 유지하면서, 기술 변화에 따른 교육적 변화를 동시에 고려한 확장된 프레임워크를 제시한다는 점에서 의의를 갖는다.

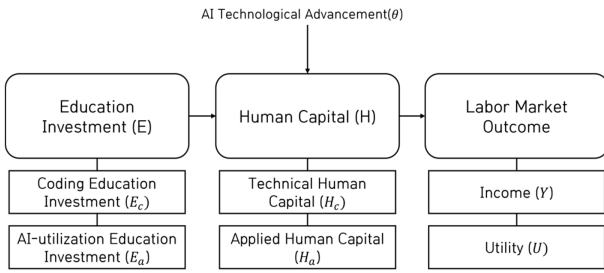


Fig. 2. Extended Conceptual Model for the Generative AI Era

특히 본 연구에서 코딩 교육을 통해 형성되는 기술적 인적자본과 AI 활용 교육을 통해 형성되는 응용적 인적자본을 구분하여 생성형 AI 시대의 교육 투자가 하나의 단일한 인적자본 축적이 아닌 이원적 구조를 갖는다는 점을 이론적으로 분석하고자 한다.

1. Fundamental Theoretical Framework

기존의 인적자본 모형은 개인의 효용이 노동시장의 성과인 소득(Y)와 교육 투자(E) 비용의 균형에 의해 결정된다고 가정한다. 이는 다음의 효용함수로 단순화하여 표현할 수 있다.

$$U = f(Y) - C(E)$$

여기서 U는 개인의 효용(Utility), Y는 노동시장 성과(소득), E는 교육 투자(Education investment) 수준, C(E)는 교육비용(Cost function) 함수를 의미한다. 일반적으로 소득 Y는 인적자본 H의 함수인

$$Y = g(H)$$

로 표현되고, 이때 H는 인적자본(Human capital)을 의미하며 개인의 효용은 인적자본 형성과 교육 비용의 균형을 반영한다.

본 연구에서는 이 기본구조에 생성형 AI 시대의 교육 투자를 코딩 교육과 AI 활용 교육으로 구분하여 다음과 같이 확장한다.

$$U = f(H_c, H_a) - C(E_c, E_a)$$

여기서 H_c는 코딩 교육을 통해 형성되는 기술적 인적자본(technical human capital), H_a는 AI 활용 교육을 통해 형성되는 응용·적응 인적자본(applied or adaptive

human capital), E_c, E_a는 각각의 교육 투자 수준을 의미한다.

2. Extended Human Capital Formation Model

본 연구에서는 총 인적자본을 기술적 인적자본과 응용적 인적자본의 결합으로 다음과 같이 정의한다.

$$H = \alpha(\theta)H_c + \beta(\theta)H_a$$

여기서 H_c는 코딩 교육을 통해 형성되는 기술적 인적자본을, H_a는 AI 활용 교육을 통해 형성되는 응용·적응 인적자본을 의미한다. 그리고 θ는 AI 기술 발전 수준을 나타내는 외생 변수이며, α(θ), β(θ)는 각각 두 인적자본의 상대적 기여도를 나타내며, 다음과 같이 설정한다.

$$\alpha(\theta) = \frac{1}{1+\theta}, \quad \beta(\theta) = \frac{\theta}{1+\theta}, \quad \theta > 0$$

따라서, 다음과 같은 성질이 성립한다.

$$\alpha(\theta) + \beta(\theta) = 1$$

$$\alpha'(\theta) < 0$$

$$\beta'(\theta) > 0$$

이는 α(θ)는 기술적 인적자본의 가중치로 AI 발전이 증가할수록 감소하며, β(θ)는 응용적 인적자본의 가중치로 AI 발전이 증가할수록 증가함을 의미한다.

Fig. 3.은 이러한 기여도 구조의 변화를 개념적으로 나타낸 것이다.

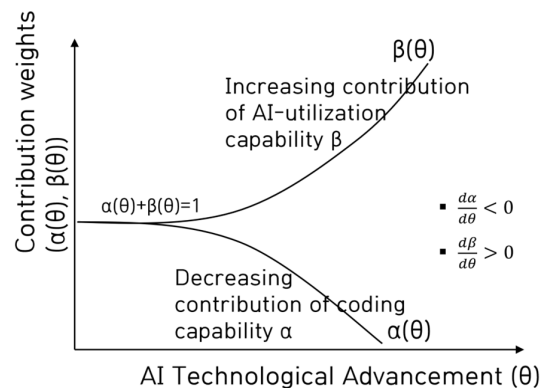


Fig. 3. Variation of α and β with AI Technological Progress

이는 생성형 AI가 코딩 및 프로그래밍 역량의 일부 기능을 대체함에 따라 단순 기술 역량의 한계효용이 감소하고, 문제의 구조화·AI 활용 능력 등 고차원 역량의 중요성을 증가시키는 최근 연구 결과와도 부합한다.

Fig. 3.은 AI 기술 발전 수준에 따른 인적자본의 상대적 기여도의 변화를 보여주고 있으나 이러한 변화가 개인의 실제 교육 투자 선택에 어떻게 반영되는지 직접적으로 제시하지는 않는다. 이에 기여도의 변화가 최적의 교육투자 결정으로 어떻게 연결되는지를 최적화 문제를 통해 분석하였다.

3. Optimal Educational Investment and Closed-form Solution

본 절에서는 확장된 인적자본 형성 모델을 바탕으로 코딩 교육 투자와 AI 활용 교육 투자 간의 최적의 조합을 어떻게 선택하는지를 분석한다.

단순화를 위해 각 교육 투자와 인적자본 간의 관계를 다음과 같이 정의한다.

$$H_c = E_c$$

$$H_a = E_a$$

즉, 코딩 교육 투자(E_c)는 기술적 인적자본 (H_c) 으로, AI 활용 교육 투자(E_a)는 응용적 인적자본(H_a)으로 일대일로 전환된다고 가정한다.

이에 따라 총 인적자본은 다음과 같이 표현된다.

$$H = \alpha(\theta)E_c + \beta(\theta)E_a$$

그리고 개인은 코딩 교육 투자와 AI 활용 교육 투자를 통해 각각 H_c 와 H_a 를 형성한다.

이에 따라 비용함수는 다음과 같이 정의된다.

$$C(E_c, E_a) = \frac{1}{2}(aE_c^2 + bE_a^2)$$

이때, $a, b > 0$ 는 각각 코딩 교육과 AI 활용 교육의 한계비용 계수이다. 위 식은 교육 투자가 증가할수록 한계비용이 증가하는 현실적 특성을 반영한 것이며, 두 교육 투자가 비용 측면에서는 독립적이라는 단순화된 가정을 의미한다. 교육 투자의 비용에는 직접 비용(수업료, 교재비 등), 시간의 기회비용(교육에 쓰는 시간 만큼 노동·여가를 포기), 비금전적 비용(노력·심리적 비용) 등을 포함한다.

개인의 효용함수는 인적자본에서 얻는 편익과 교육 투자 비용의 차이로 정의된다.

$$U = f(H) - \frac{1}{2}(aE_c^2 + bE_a^2)$$

여기서 $f(H)$ 는 인적자본이 증가할수록 소득 및 효용이 증가함을 나타내는 증가함수이며, a 와 b 는 각각 코딩 교육과 AI 활용 교육의 한계비용 계수이다.

개인은 효용을 극대화하기 위해 두 교육 투자 간 최적 조합을 선택하며, 이를 위한 최적 조건(FOC)은 다음과 같다.

$$\frac{\partial U}{\partial E_c} = f'(H) \cdot \alpha(\theta) \frac{\partial H_c}{\partial E_c} - aE_c = 0$$

$$\frac{\partial U}{\partial E_a} = f'(H) \cdot \beta(\theta) \frac{\partial H_a}{\partial E_a} - bE_a = 0$$

$$H_c = E_c \quad \text{즉,} \quad \frac{\partial H_c}{\partial E_c} = 1$$

$$H_a = E_a \quad \text{즉,} \quad \frac{\partial H_a}{\partial E_a} = 1$$

위의 최적화 조건(FOC)은 각 교육 투자에 대한 한계편익과 한계비용이 일치하는 지점에서 최적 투자 수준이 결정됨을 보여준다. $f'(H) \cdot \alpha(\theta)$ 와 $f'(H) \cdot \beta(\theta)$ 는 각각 코딩 교육과 AI 활용 교육에 대한 한계편익을 나타내며, aE_c 와 bE_a 는 해당 교육 투자에 따른 한계비용을 의미한다. 따라서 최적조건은 한계편익과 한계비용이 일치하는 지점이며, 이는 코딩 교육과 AI 활용 교육 간의 한계 효용이 균형을 이루는 지점을 의미한다.

이를 정리하면 최적 교육 투자 수준은 다음의 폐형식의 해로 도출된다.

$$E_c^* = \frac{f'(H) \cdot \alpha(\theta)}{a}, \quad E_a^* = \frac{f'(H) \cdot \beta(\theta)}{b}$$

위 결과는 각 교육 투자 수준이 해당 인적자본의 기여도와 교육 비용에 의해 결정됨을 보여준다. 특히 AI 기술 발전 수준 θ 가 높아짐에 따라 코딩 역량의 기여도 $\alpha(\theta)$ 는 감소하고, AI 활용 역량의 기여도 $\beta(\theta)$ 는 증가하므로, 최적 코딩 교육 투자 E_c^* 는 감소하고, AI 활용 교육 투자 E_a^* 는 증가하는 경향을 갖는다.

두 교육 투자 간의 상대적 비중은 다음과 같이 표현할 수 있다.

Table 1. Definitions of Key Variables and Notations

Symbol	Meaning	Description
U	Utility Function	Individual utility. $U = f(H_c, H_a) - C(E_c, E_a)$
Y	Income	Labor market outcomes determined by human capital(H)
H	Total Human Capital	Combination of technical and applied/adoptive human capital. $H = \alpha(\theta)H_c + \beta(\theta)H_a$
$f(H)$	Human Capital Utility Function	Increasing function showing that higher human capital raises income and utility.
$C(E_c, E_a)$	Education Cost Function	Cost function where marginal costs rise with higher educational investment.
E_c	Coding Education Investment	Time, effort, and resources invested in developing coding-related skills.
E_a	AI-utilization Education Investment	Educational investment for developing AI tool usage, problem structuring, and applied competencies
H_c	Technical Human Capital	Traditional human capital derived from coding and algorithmic problem-solving skills.
H_a	Applied/Adaptive Human Capital	Higher-level human capital based on AI utilization, problem structuring, and creative reasoning.
$\alpha(\theta)$	Contribution Weight of Technical Human Capital	Weight of H_c : assumed to decrease as AI advances ($\alpha'(\theta) < 0$)
$\beta(\theta)$	Contribution Weight of Applied/Adaptive Human Capital	Weight of H_a : assumed to increase with AI advances ($\beta'(\theta) > 0$)
θ	Level of AI Technological Advancement	External variable representing the pace of technological change and AI capability.
a	Cost Parameter of Coding Education	Margin cost parameter associated with coding education investment.
b	Cost Parameter of AI-utilization Education	Margin cost parameter associated with AI-utilization education investment.
E_c^*	Optimal Coding Education Investment	Utility-maximizing level of coding education investment derived from the optimization problem.
E_a^*	Optimal AI-utilization Education Investment	Utility-maximizing level of AI-utilization education investment derived from the optimization problem.
$\bar{\theta}$	Threshold Level of AI Advancement	Critical level of AI technological advancement at which $E_c^* = E_a^*$, indicating a shift in optimal educational investment structure.

$$\frac{E_a^*}{E_c^*} = \frac{\beta(\theta)}{\alpha(\theta)} \cdot \frac{a}{b}$$

위 식은 AI 기술 발전 수준이 높아질수록 교육의 투자가 코딩 중심에서 AI 활용 중심으로 전환됨을 보여준다. 이러한 결과는 최적 교육 투자 결정이 각 교육 투자에 대한 한계편익과 한계비용의 비교에 의해 도출됨을 보여준다.

AI 기술 발전 수준(θ)이 높아짐에 따라 코딩 역량의 상대적 기여도는 감소하고, AI 활용 역량의 기여도는 증가하므로, 최적 코딩 교육 투자 E_c^* 는 점진적으로 감소하고, AI 활용 교육 투자 E_a^* 는 증가하는 비선형적 관계를 갖는다. 이에 따라 노동시장 성과(Y)는 H_a 비중이 높은 개인에게 유리하게 재구성될 것이다.

이러한 최적화 결과와 교육 투자 구조의 전환 과정을 Fig. 4.에 나타내었다.

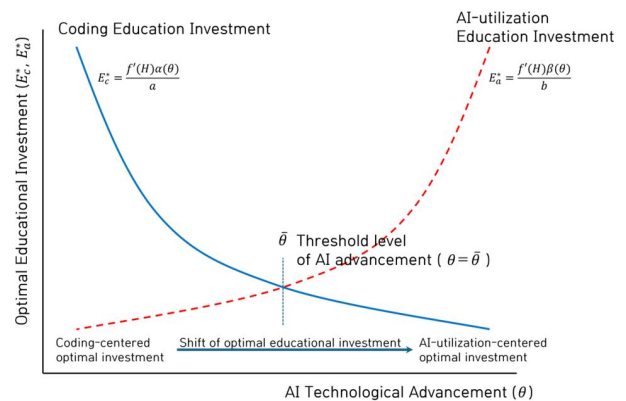


Fig. 4. Transition of Optimal Educational Investment under AI Technological Advancement

Fig. 4.는 AI 기술 발전 수준이 증가함에 따라 최적 교육 투자가 점진적으로 코딩 교육 중심에서 AI 활용 교육 중심으로 이동하는 과정을 나타낸다. 즉, Fig. 3.이 기여도 구조의 변화를 개념적으로 나타내었다면, Fig. 4.는 해당 변화가 어떻게 개인의 최적 교육 투자 선택으로 변하는지 수식 기반 결과로 도식화한 것이다.

IV. Theoretical Interpretation and Validation

본 절에서는 3장에서 제시한 기존 인적자본 이론을 확장한 이론적 모델을 통해 2장에서 도출한 세 가지 연구 문제에 대해 이론적으로 검증 및 해석하고자 한다.

첫째, 생성형 AI 시대에 코딩·알고리즘 교육은 인적자본 형성의 새로운 경로를 어떻게 형성하는가에 대한 검증 및 해석은 다음과 같다.

전통적으로 코딩 교육은 프로그래밍 기술과 논리적 문제 해결 능력을 형성하는 주요 인적자본 축적 경로로 인식되어 왔다. 그러나 생성형 AI의 확산은 단순 기술을 자동화함으로써 코딩 교육의 가치를 상대적으로 감소시키고 있다.

이에 따라 코딩·알고리즘 교육은 AI와의 협업을 통해 문제를 구조화하고 창의적 사고를 적용하는 역량을 강화하는 새로운 질적 인적자본 형성 경로로 전환되고 있다.

본 연구모델에서 인적자본은

$$H = \alpha(\theta)H_c + \beta(\theta)H_a$$

로 표현되며, AI 기술 발전 수준(θ)이 상승함에 따라 코딩 역량의 기여도 $\alpha(\theta)$ 는 감소하고, AI 활용 역량의 기여도 $\beta(\theta)$ 는 증가한다고 가정하였다. 이러한 가정은 Fig. 3.을 통해 개념적으로 제시하였으며, 이는 인적자본 형성이 기술적 역량 중심에서 벗어나, 인간의 인지능력과 AI 활용 능력이 결합된 복합적 구조로 전환되고 있음을 나타낸다. 따라서 생성형 AI 시대의 코딩·알고리즘 교육이 새로운 질적 인적자본 형성 경로를 창출하고 있음을 이론적으로 설명한다.

둘째, 교육에 투자할 때 코딩 능력과 AI 활용 능력 중 어느 학습 전략을 우선적으로 고려해야 하는가에 대한 검증 및 해석은 다음과 같다.

본 연구모델을 개인 효용의 극대화를 위해 코딩 교육 투자(E_c)와 AI 활용 교육 투자(E_a)를 조합하는 구조를 제시한다. 폐형식 해 도출 결과, AI 발전 수준(θ)이 높아질수록 최적 코딩 교육 투자 E_c^* 는 감소하고, 최적 AI 활용 교육 투자 E_a^* 는 증가하는 경향을 갖는다. 이는 단순 기술 습득 중심의 교육에서 AI 활용 기반 문제 해결력 중심의 교육으로 학습구조가 질적으로 변화함을 의미한다. 정책적으로도 교육과정은 AI 활용 중심 교육, 데이터 기반 사고력, 창의적 문제 해결 능력을 포함하는 융합형 학습으로 개편될 필요가 있다.

셋째, AI 기술 발전 속도에 따라 교육 투자와 노동시장 성과 간의 균형은 어떻게 변화하는가에 대한 검증 및 해석

은 다음과 같다.

본 연구는 코딩 교육과 AI 활용 교육 간의 한계편익이 균형을 이루는 조건($\bar{\theta}$)을 통해 노동시장 성과와의 연관성을 설명하였다. AI 기술 발전 수준(θ)이 높아짐에 따라 균형에서의 최적 투자가 AI 활용 투자(E_a)의 증가 방향으로 변화한다. 이러한 변화 과정은 Fig. 4.에서 시각적으로 제시하였다. 단기적으로 코딩 능력 중심의 인적자본의 가치가 상대적으로 하락할 수 있으며, 장기적으로는 AI 활용 역량을 갖춘 인력이 더 높은 소득과 고용 안정성을 확보하게 될 것이다. 다만, 이 과정에서 기술 격차 및 학습 기회의 불균형이 심화될 수 있어 정책적으로 AI 활용 교육의 접근성과 재교육 기회 제공이 필요할 것이다.

정리하면, 본 논문의 세 가지 연구 문제를 통해 생성형 AI의 확산이 교육 투자 구조와 인적자본 형성 메커니즘, 그리고 장기적인 노동시장의 균형을 변화시키고 있음을 확인할 수 있었다. 코딩 교육은 여전히 기술적 역량의 기초를 제공하지만, 생성형 AI 환경에서는 AI 활용 교육이 새로운 인적자본 형성의 핵심 경로로 부상하고 있음을 확인하였다.

따라서 AI 기술의 발전 수준(θ)을 고려하여 코딩 및 알고리즘에 대한 교육 정책과 개인의 학습 전략은 코딩 교육 투자(E_c)와 AI 활용 교육 투자(E_a)간의 최적 조합을 고려해야 할 것이며, 본 연구는 이를 위한 생성형 AI 시대의 효율적 인적자본 형성 전략의 이론적 기반을 제공할 것이다.

V. Conclusions

본 연구에서는 생성형 AI 시대의 교육 투자를 코딩 교육(E_c)과 AI 활용 교육(E_a)으로 구분하여 Becker의 인적자본 이론을 확장한 모델을 제시하였다. AI 기술 발전 수준(θ)이 높아짐에 따라 코딩 역량의 상대적 기여도는 감소하고, AI 활용 역량의 기여도는 증가하여 인적자본 형성의 방식이 기술적 역량 중심에서 AI 협업 및 문제 구조화 능력 중심으로 질적으로 전환되고 있음을 확인하였다. 이는 생성형 AI의 확산이 교육의 목적과 내용에 변화를 주고 있음을 이론적으로 설명할 수 있다.

또한 본 연구는 다음과 같은 시사점을 갖는다. 첫째, 학문적으로 기존 인적자본 이론을 AI 기술 변화의 환경에 적용하여 미래의 교육 투자 구조의 변화를 설명하는 이론적 기초를 제공한다. 둘째, 교육 정책적으로 코딩 심화 교육과 AI 활용 중심 교육 간 커리큘럼 조정을 위한 이론적 근

거를 제시한다. 그리고 셋째, 노동시장 관점에서 AI 기술 변화 속도와 교육 투자 간 불균형이 지속될 경우 기술 격차와 생산성 차이가 확대될 수 있음을 보여주었다.

그러나 본 모델은 AI 기술 발전 속도를 외생 변수로 가정하였고, 사회적·제도적인 외부 환경 요인의 영향을 충분히 반영하지 못한다는 한계를 갖는다. 따라서 향후 연구에서는 본 모델을 정량화하고, AI 활용 역량 측정자료, 학습자 수준 자료 등을 활용한 실증분석을 통해 인적자본 형성 구조의 변화를 보다 종합적으로 검증할 필요가 있다.

REFERENCES

- [1] Dohmke, T., Iansiti, M., and Richards, G., "Sea change in software development: Economic and productivity analysis of the ai-powered developer lifecycle," arXiv preprint arXiv:2306.15033, June 2023. DOI: 10.48550/arXiv.2306.15033
- [2] Kazemitabaar, M., Chow, J., Ma, C. K. T., Ericson, B. J., Weintrop, D., and Grossman, T., Studying the effect of AI code generators on supporting novice learners in introductory programming, In Proceedings of the 2023 CHI conference on human factors in computing systems, pp. 1-23, Hamburg, Germany, April, 2023. DOI: 10.48550/arXiv.2302.07427
- [3] Phung, T., Pădurean, V. A., Cambroneo, J., Gulwani, S., Kohn, T., Majumdar, R., Singla, A and Soares, G. Generative AI for programming education: benchmarking ChatGPT, GPT-4, and human tutors, In Proceedings of the 2023 ACM Conference on International Computing Education Research-Volume 2, pp. 41-42, Chicago IL, USA, August 2023. DOI: 10.48550/arXiv.2306.17156
- [4] Becker, G. S., "Human capital: A theoretical and empirical analysis, with special reference to education," University of Chicago Press, 1964.
- [5] Mincer, J., "Schooling, Experience, and Earnings (Human Behavior & Social Institutions No. 2)," National Bureau of Economic Research, 1974.
- [6] Mincer, J., "The distribution of labor incomes: a survey with special reference to the human capital approach," Journal of Economic Literature, Vol. 8, No. 1, pp. 1-26, March, 1970. <http://www.jstor.org/stable/2720384>
- [7] Kim, M. H., and Choi, H. J., "Effectiveness of job training on employment of Korean elderly persons aged 55 or older," Journal of the Korean Gerontological Society, Vol. 24, No. 4, pp. 215-233, November, 2004.
- [8] Kang, Ji Hye, "The effects of job training for the unemployed on reemployment performance," Master's Thesis, Yonsei Univ., 2017. <http://www.riss.kr/link?id=T14595792>
- [9] Lee Seo Yun, "The analysis of job-training for the unemployed : focusing on employment, income, re-unemployment," Master's Thesis, Seoul National Univ., 2012. DOI: 10.23170/snu.000000004524.11032.0000349
- [10] OECD, "Education at a Glance 2025," OECD, 2025.
- [11] Goldin, C. and Katz, L. F., "The Race Between Education and Technology," Harvard University Press. 2009.
- [12] Autor, D., "Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation," Journal of Economic Perspectives, Vol. 29, No. 3, pp. 3-30, summer 2015. DOI: 10.1257/jep.29.3.3
- [13] OECD, "DIGITAL EDUCATION OUTLOOK 2023," 2023
- [14] Suyoung Cha and Jungwon Cho, "Development of Artificial Intelligence Convergence Education Program for Elementary School Students to Improve Convergence Problem Solving Power," Intelligent Information Convergence and Future Education, Vol. 1, No. 1, pp. 45-57, November, 2022.
- [15] Kim, Dongyong, Chae, Da-Young and Park, Su-Hong. "Development and application of PBL-based machine learning education program to improve elementary school students' problem solving skills," The Journal of Learner-Centered Curriculum and Instruction, Vol. 23, No. 6, pp. 639-661, March, 2023. DOI: 10.22251/jlcci.2023.23.6.639
- [16] Tae-Je Seong, Kija Si and Youn-Jeng Choi, "A paradigm shift and the future direction of educational assessment in the era of generative AI," Journal of Educational Evaluation, Vol. 37, No. 1, pp. 1-28, March, 2024. DOI: 10.31158/JEEV.2024.37.1.1
- [17] Soohwan Lee and Ki-Sang Song, "Exploration of Domestic Research Trends on Educational Utilization of Generative Artificial Intelligence," The Journal of Korean Association of Computer Education, Vol. 26, No. 6, pp. 15-27, November, 2023. DOI: 10.32431/kace.2023.26.6.002

Authors



Min-Jeong Kim received the B.S. degree from Korea University in 2007, and the M.S. and Ph.D. degrees in Business Administration from Sangmyung University, Korea, in 2015 and 2018, respectively.

Dr. Kim joined the Gyedang College of General Education at Sangmyung University, Seoul, Korea, in 2022. She is currently a Professor in the Gyedang College of General Education, Sangmyung University. She is interested in computing education, AI, and security and privacy.