

성인 학습자의 코딩 교육 인식 변화 분석: 생성형 AI 시대의 텍스트 마이닝적 접근

조 성 민* 노 건 태 천 지 영**

서울사이버대학교

본 연구는 AI 기술 발전 속에서 원격대학 성인 학습자들의 코딩 인식이 3개년 간 어떻게 변화했는지 분석하는 데 목적이 있다. 기존 연구가 학생 중심이었던 한계를 넘어, 생업과 학업을 병행하며 자기 주도적 특성을 가진 성인 학습자들의 실제 인식을 포착하고자 하였다. 이를 위해 A 사이버대학 ‘코딩의 첫걸음’ 수강생들이 2023년부터 2025년까지 작성한 토론 게시판의 비정형 텍스트 데이터를 수집하여 분석에 활용하였다. 연구 방법으로는 텍스트 마이닝 기법을 적용하여 TF-IDF 분석, 네트워크 분석, CONCOR 분석을 수행하였다. Python 환경에서 형태소 분석기 MeCab을 통해 데이터를 정제하고 핵심 키워드를 추출하였으며, 단어 간 동시출현 빈도를 바탕으로 인식의 구조적 변화를 시계열적으로 추적하였다. 분석 결과, 학습자들의 인식은 기초 역량 습득에서 AI를 활용한 실용적 가치 창출로 변화하였다. 초기에는 프로그래밍 문법 중심의 객체로 인식했으나, 점차 생성형 AI와 결합한 문제 해결 도구이자 필수 환경으로 패러다임이 바뀌는 것을 확인하였다. 이는 향후 코딩 교육이 단순 언어 전수를 넘어 AI 리터러시 기반의 통합적 교육으로 나아가야 함을 시사한다.

주요어 : 성인학습자, 코딩 교육, 생성형 AI, 텍스트 마이닝, 원격 대학

* 주저자: 조성민/서울사이버대학교 실용음악과 조교수/서울시 강북구 솔매로 49길 60
/Tel: 02-944-5692/E-mail: prof960@iscu.ac.kr

** 교신저자: 천지영/서울사이버대학교 응용·학·통계학과 조교수/서울시 강북구 솔매로 49길 60
/Tel: 02-944-5543/E-mail: jychn@iscu.ac.kr

I. 서론

4차 산업혁명 시대의 도래와 함께 코딩은 단순히 특정 직군의 전문 기술을 넘어, 모든 분야에서 요구되는 핵심적인 미래 역량으로 자리 잡았다. 일반적으로 역량이란 특정 상황이나 직무를 성공적으로 수행하기 데 필요한 지식, 기술, 태도의 통합적 총체를 의미하는데(임유나, 2017), 현대 사회에서 이러한 역량은 디지털 환경 내 지식 정보를 능동적으로 생성하고 가공하는 능력으로 그 범위가 확장되고 있는 추세이다.

최근 들어 인공지능(AI), 빅데이터, 사물 인터넷(IoT) 등 기술의 발전은 사회 전반의 구조를 변화시키고 있으며, 이러한 변화에 적응하고 주도하기 위해서 논리적 사고력과 문제 해결 능력을 함양하는 코딩 교육이 필수적이라는 사회적 인식이 확산되고 있다(신윤희 외, 2019). 이에 발맞추어 실제로 많은 국가에서 공교육에 코딩을 의무화하는 추세이며, 기업들 역시 직원들의 디지털 역량 강화를 위해 코딩 교육을 적극적으로 도입하고 있다(Creighton, 2019).

이러한 시대적 흐름 속에서 원격대학 학습자들은 더욱 주목받는 교육 대상이 되었다. 이들은 대부분 학업과 직장 생활을 병행하는 성인 학습자로, 자기 주도적 학습 능력과 학습에 대한 강한 동기를 가지고 있다. 동시에, 이들은 급변하는 사회에 맞춰 자신의 역량을 재정립하고 새로운 기회를 모색해야 하는 필요성을 절감하고 있다. 이에 따라 원격대학은 코딩 교육을 통해 이들의 사회적, 직업적 경쟁력을 향상시킬 수 있는 중요한 역할을 담당할 수 있다(diSessa, 2018; Guzdial, 2015; Vee, 2017).

하지만 기존의 코딩 교육 연구는 주로 초·중·고등학생이나 컴퓨터 관련 전공 대학생을 대상으로 이루어져 왔으며, 성인 학습자의 특성을 고려한 코딩 교육에 관한 연구는 여전히 부족한 실정이다(오경선, 장은실, 2022; 이승미 외, 2024).

한편 시공간의 제약 없이 온라인으로 학습하는

원격대학 학습자들의 코딩에 대한 인식은 대면 학습자와는 다른 양상을 보일 수 있다. 이들은 자기 주도적으로 학습 내용을 탐색하고, 온라인 커뮤니티나 소셜 미디어 등에서 정보를 교환하는 경향이 강하다. 이러한 특성은 코딩에 대한 그들의 인식과 태도를 형성하는 데 중요한 영향을 미칠 수 있다. 더욱이 최근의 교육 패러다임에서의 코딩은 단순히 프로그래밍 언어의 문법을 익히는 기술적 차원을 넘어, 인공지능을 도구로 활용하여 실생활의 복잡한 문제를 정의하고 해결 프로세스 전체를 설계하는 '디지털 리터러시(Digital Literacy)'의 핵심 요소로 확장되고 있다.

따라서 본 연구는 원격대학 학습자들이 코딩에 대해 실제로 어떻게 인식하고 있는지, 그리고 그 인식의 이면에 어떠한 감정과 키워드들이 존재하는지를 심층적으로 분석하고자 한다. 기존의 설문조사나 인터뷰 방식으로는 포착하기 어려웠던 학습자들의 자연스러운 생각과 감정을 탐색하기 위해 온라인상에 존재하는 텍스트 데이터를 활용하는 텍스트 마이닝 기법을 적용하였다. 이에 본 연구는 키워드 간의 연관성 및 구조를 탐색하는 TF-IDF 분석, 네트워크 분석, CONCOR 분석을 사용하여 코딩에 대한 학습자들의 인식의 변화를 파악하는 것을 목적으로 하였다.

이 연구를 통해 원격대학 학습자들이 코딩 학습 과정에서 겪는 어려움과 긍정적 경험을 보다 명확히 이해할 수 있으며, 이로써 학습자 중심의 효과적인 원격 코딩 교육 프로그램을 설계하는 데 중요한 기초 자료로 사용될 것을 기대해 본다. 이를 위해 본 연구에서 설정한 연구 문제는 다음과 같다.

첫째, 원격대학 학습자의 코딩 인식 핵심 키워드는 연도별로 어떻게 변화하였는가?

둘째, 원격대학 성인 학습자의 인식 속에 나타난 단어 간의 연결 구조와 네트워크 중심성은 어떠한가?

셋째, 원격대학 성인 학습자의 코딩 인식을 구성하는 의미 연결망의 하위 군집 유형과 특징은 무엇인가?

II. 이론적 배경

1. 코딩

코딩(Coding)은 컴퓨터 프로그래밍 언어를 사용하여 컴퓨터에게 특정한 목적을 가진 일련의 작업을 수행하도록 명령을 내리는 행위를 의미한다(이민영, 2017). 전통적 관점에서의 코딩이 알고리즘의 구현과 구문 습득에 치중했다면, 현대적 정의에서의 코딩은 AI 기술과 결합하여 데이터를 분석하고 최적의 솔루션을 도출하는 전방위적 문제 해결 프로세스를 포괄한다. 이는 단순한 기술적 숙련도 습득의 영역을 넘어, 현대 사회의 문제 해결 방식과 사고 체계를 근본적으로 변화시키는 핵심 역량으로 간주된다(CSTA and ISTE, 2011; NRC, 2020).

코딩 교육의 궁극적인 목표는 컴퓨팅 사고력을 기반으로 한 '디지털 리터러시' 및 '문제해결 역량'의 함양에 있다. 여기서 역량(Competency)으로서의 코딩은 단순한 코딩 기술(Skill)을 넘어, 디지털 도구를 비판적으로 수용하고 창의적으로 활용하여 가치를 창출하는 수행 능력까지 연결된다.

컴퓨팅 사고력은 디지털 기술과 인간의 사고를 결합하여 복잡한 문제를 창의적·논리적으로 해결하는 역량이다(김수환, 한선관, 2012; 한국과학창의재단, 2014). 이러한 능력은 비단 소프트웨어 개발 분야에만 국한되는 것이 아니라, 데이터 분석, 금융 모델링, 과학 연구 등 거의 모든 학문 및 산업 분야에서 필수적인 기본 소양으로 자리 잡고 있다. 특히 현대에 이르러 4차 산업혁명 시대와 인공지능(AI) 기술이 급속도로 발전함에 따라, 코딩은 AI 시대의 언어이자 도구로서 그 중요성이 더욱 부각되고 있다. AI 시스템은 방대한 양의 데이터를 처리하고, 복잡한 머신러닝 알고리즘을 구현하며, 최종적으로 사용자에게 유용한 서비스를 제공하는 전 과정에서 코딩을 요구한다(Wing, 2008).

더욱이 원격대학에서 코딩 입문 교육은 단순히

교과목을 이수하는 것을 넘어, 전공 분야의 핵심 역량을 쌓는 기반이 된다. 이로 인해 학습자들은 코딩에 대해 높은 필요성을 인지함과 동시에, 비전공자로서 겪는 학습 부담감, 난이도에 대한 인식, 성공적인 취업 및 진로 연계에 대한 기대감 등 복합적인 인식을 가질 수밖에 없다.

그러한 점에서 원격대학 환경은 이러한 학습자 인식을 형성하는 데 있어 독특한 맥락을 제공한다. 원격대학은 직장인, 주부 등 다양한 배경을 가진 성인 학습자들이 주를 이루며, 이들은 학습 시간의 제약, 높은 학업과 생업 병행의 부담, 그리고 동료 학습자 및 교수자와의 비대면 상호작용 속에서 코딩을 습득해야 한다. 이러한 맥락에서 원격대학의 성인 학습자들이 코딩 교육에 대해 가지는 인식과 기대, 그리고 실제적인 장벽에 대한 분석은 디지털 전환 시대에 부합하는 교육 설계의 방향성을 설정하는 데 중요한 역할을 할 수 있다.

2. 텍스트 마이닝

텍스트 마이닝(Text Mining)은 비정형 텍스트 데이터로부터 유의미한 정보를 추출하고, 그 안에 잠재된 패턴 및 규칙을 발견하는 데 효과적인 방법으로 여겨진다(김두환, 2020; 김재우, 2020; Feldman & Sanger, 2007). 이는 정보 검색, 자연어 처리, 머신러닝, 통계학 등 다양한 학제 간 기술을 융합하여 텍스트가 내포하고 있는 잠재적인 정보를 발견하는 지식 발견 프로세스의 영역이다.

현대에 이르러 인터넷과 소셜 미디어의 발달로 텍스트 데이터의 양이 기하급수적으로 증가하면서, 사람의 수동 분석으로는 불가능한 대규모 데이터를 바탕으로 의미 있는 통찰을 얻기 위한 분석 방법으로 자리 잡았다(서정호, 김철원, 2012; Gursoy & McCleary, 2004; Xiang & Gretzel, 2010).

텍스트 마이닝은 크게 네 단계로 수행된다. 첫째 데이터 수집 및 전처리 단계로, 분석 대상 텍스트를

정제하고, 불용어 제거, 형태소 분석, 어간 추출 등의 과정을 통해 텍스트를 분석 가능한 구조화된 형태로 변환한다. 둘째, 특징 추출 단계로, 텍스트의 특성을 대표할 수 있는 단어 빈도와 같은 수치적 특징을 추출하여 텍스트를 벡터 공간 모델로 표현한다. 셋째, 모델링 및 분석 단계에서는 추출된 특징을 기반으로 하여 데이터를 유사한 그룹으로 묶는 군집화, 특정 범주로 나누는 분류, 데이터 간의 숨겨진 연관성을 찾아 텍스트 내의 숨겨진 패턴을 발견한다. 마지막으로, 해석 및 평가 단계에서는 분석을 통해 발견된 지식이 실제 현상 및 연구 질문과 얼마나 부합하는지를 평가하고 그 의미를 해석하여 최종적인 통찰을 도출한다(심영석, 2016). 아래 [그림 1]은 텍스트 마이닝의 전반적인 수행 절차를 4단계로 도식화한 것이다.

3. TF-IDF 분석

TF-IDF 분석(Term Frequency-Inverse Document Frequency Analysis)은 텍스트 마이닝에서 가장 기본적이면서도 강력한 단어 중요도 가중치 부여 기법이다. 이 기법은 특정 문서 d내에서 단어 t가 얼마나 중요한지를 수치적으로 표현하며, 단순히 단어의 출현 빈도만을 고려하는 방식을 보완한다.

TF-IDF는 두 가지 핵심 요소, 즉 단어 빈도(Term Frequency, TF)와 역문서 빈도(Inverse Document Frequency, IDF)의 곱으로 정의된다(박정태, 2023).

$$TF-IDF(t, d) = TF(t, d) \times IDF(t)$$

첫 번째 요소인 TF(t, d)는 문서 d내에서 단어 t가 출현하는 빈도를 의미한다. 일반적으로 TF 값이 높을수록 해당 단어가 문서의 주제를 나타낼 가능성이 높다고 볼 수 있다. 그러나 ‘은/는/이/가’와 같은 흔한 불용어나, 모든 문서에 자주 등장하는 단어들은 빈도가 높더라도 실제 주제를 대표한다고 보기 어렵다. 이를 보완하는 것이 두 번째 요소인 IDF(t)이다. IDF는 단어 t가 전체 문서 집합 D에서 출현하는 문서 수에 반비례하는 값이다. 수학적으로는 총 문서 수 N을 단어 t를 포함하는 문서의 수 DF(t)로 나눈 값에 로그를 취하여 계산한다.

$$IDF(t) = \log\left(\frac{N}{DF(t)}\right)$$

IDF값이 높다는 것은 해당 단어가 전체 문서의 집합에서는 흔하지 않고 특정 문서에만 집중되어 나타난다는 의미이며, 이는 해당 단어가 그 특정 문서의 주제를 대표하는 핵심 키워드일 확률이 높다는 것을 나타낸다. 본 연구에서는 2023년, 2024년, 2025년도 토론 글을 각 연도별로 하나의 문서 집합(D)으로 간주하여 TF-IDF 분석을 수행하였다. 이를 통해 각 연도별 토론에서 가장 높은 중요도를 갖는 단어들을 추출하였다. 예컨대, 2023년에는 ‘문법’, ‘어렵다’와 같은 단어가, 2025년에는 ‘AI’, ‘활용’, ‘미래’와 같은 단어가 높은 TF-IDF 값을 가질 경우, 이는 학습자들의 코딩 인식이 단순히 기초 문법에 대한 어려움에서 벗어나 인공지능 활용이라는 실질적인 가치와 연결되는 방향으로 변화하고 있음을 보여주는 지표가 될 수 있다.



[그림 1] 텍스트 마이닝의 네 단계

4. 네트워크 분석

네트워크 분석(Network Analysis)은 사회과학 분야에서 개체들 간의 관계와 연결 구조를 분석하여 시스템의 특성과 패턴을 파악하는 방법론으로, 텍스트 마이닝에서는 이를 통해 단어 간의 동시 출현 관계를 기반으로 한 단어 네트워크를 구축한다. 여기서 단어는 노드(Node)가 되며, 두 단어가 일정한 문장 또는 게시글 내에서 함께 등장하는 양상은 링크(Link)의 강도로 나타난다(곽기영, 2017; 박경원, 윤희경, 2020; 안호진, 2025).

단어 네트워크 분석의 핵심은 단순한 출현 빈도를 넘어, 단어들이 상호작용을 하며 형성하는 구조적 맥락과 그 속에 있는 의미론적 관계를 파악하는 데 있다. 이를 정교하게 측정하기 위해 PPMI(Positive Pointwise Mutual Information) 지수를 산출하여 분석에 활용할 수 있다. PPMI는 두 단어가 동시에 출현할 확률을 각 단어가 독립적으로 출현할 확률의 곱으로 나눈 뒤 로그를 취한 PMI(Pointwise Mutual Information) 값에서 음의 상관관계를 나타내는 값을 0으로 보정한 지표이다(Bullinaria & Levy, 2007).

PPMI는 자연어 데이터 분석에서 발생할 수 있는 빈도의 오류를 효과적으로 해결한다. 단순히 자주 등장하는 일반적인 단어(예: '것', '수', '등')들이 형성하는 가짜 연결을 정규화하여 배제하는 대신, 전체 출현 빈도는 낮더라도 특정 맥락에서 매우 긴밀하게 결합하여 나타나는 유의미한 키워드 쌍을 식별해 낸다. 이를 통해 학습자들의 인식 속에 강하게 고착되어 하나의 '의미 덩어리(Semantic chunk)'를 형성하는 핵심 개념들을 보다 명확하게 도출할 수 있다는 장점이 있다(Bullinaria & Levy, 2007).

4. CONCOR 분석

CONCOR 분석(CONvergence of Iterated Correlations Analysis)은 사회 연결망 분석 방법론의 한 종류로,

네트워크 내 행위자들의 구조적 등위성을 기반으로 군집을 형성하는 데 사용되는 분석 방법이다. 단순한 연결의 유무나 강도를 넘어서 행위자들이 다른 행위자들과 맺고 있는 관계 패턴이 얼마나 유사한지를 측정하여 유사한 패턴을 가진 행위자들을 하나의 집단으로 묶어준다(박경원, 윤희경, 2020).

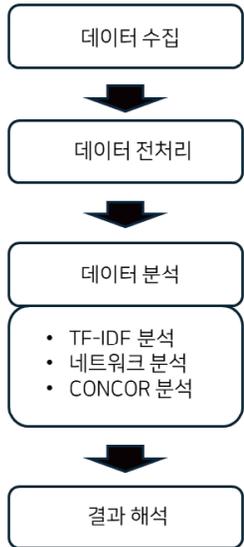
이 분석 방법은 다음과 같은 과정으로 수행된다. 먼저, 단어 간의 동시 출현 빈도를 나타내는 행렬을 기반으로 각 단어 쌍 간의 상관관계 행렬을 계산한다. 이후, 이 상관관계 행렬을 반복적으로 자체 곱셈하거나 행렬의 원소들을 변환하여 수렴 과정을 거친다. 최종적으로 이 수렴 행렬을 기준으로 군집화를 수행하여, 관계 패턴이 비슷한 단어들이 계층적인 구조로 묶이게 된다. 즉, '어렵다'와 '좌절'이 연결되는 방식이 '필수'와 'AI'가 연결되는 방식과 비슷하다면, 이 두 단어는 서로 다른 단어와 연결되어 있더라도 구조적으로는 동일한 집단에 속하게 될 가능성이 높다.

본 연구에서 CONCOR 분석은 단어 네트워크 분석 결과를 심화하고 해석하는 역할을 한다. 단어 네트워크 분석이 개별 단어의 중요도와 전반적인 연결 구조를 보여준다면, CONCOR 분석은 토론글 내에서 코딩에 대한 학습자들의 인식이 어떠한 구조적인 하위 주제 또는 개념 그룹으로 구성되어 있는지를 분류하는 방식이다. 이 그룹화를 통해 연구자는 코딩 인식의 다차원적인 구조를 파악할 수 있으며, 나아가 각 그룹이 3개년 동안 어떻게 변화하고, 그룹 간의 상호작용이 어떻게 이루어지는지를 계층적인 시각으로 분석할 수 있다.

III. 연구방법

본 연구는 원격대학 학습자들의 코딩에 대한 인식과 그 변화 양상을 규명하기 위해 텍스트 마이닝 기법을 적용하였다. 구체적인 연구 절차는 데이터 수집, 데이터 전처리, 데이터 분석, 결과 해석의 4단

계로 진행되었다. 다음은 전체적인 연구 절차를 그림으로 나타낸 것이다.



[그림 2] 연구의 절차

1. 데이터 수집

본 연구는 서울 소재 A 사이버대학교 인공지능 학과의 전공 기초 교양 과목인 ‘코딩의 첫걸음’ 수강생들이 작성한 토론 게시글을 분석 대상으로 하였다. 데이터 수집은 2023년부터 2025년까지 매년 1학기에 개설된 강좌를 범위로 하였으며, 이를 통해 총 3개 학기의 데이터를 확보하였다.

수집 채널은 대학 LMS(Learning Management System) 내의 토론 게시판으로 한정하였으며, 학습자들이 생성형 AI(ChatGPT, Copilot, Claude, Gemini 등)의 발전 상황 속에서 향후 프로그래밍 학습의 필요성에 관한 자신의 견해를 자유롭게 기술하도록 하였다. 더불어 타인의 의견이나 자료를 참고할 경우 출처를 명시하도록 하였으며, 생성형 AI의 답변을 단순 복제하거나 무성의하게 작성된 게시글은 감점 처리되도록 안내하여 데이터의 진본성을 확보하고자 하였다.

최종적으로 분석에 활용된 데이터는 2023년 565건, 2024년 679건, 2025년 413건으로, 총 1,657건의 텍스트 데이터가 수집되었다.

2. 데이터 전처리

비정형 텍스트 데이터의 분석 용이성을 높이고 신뢰도 높은 결과를 도출하기 위해 데이터 분석 환경인 Python 프로그래밍을 활용하여 정제 및 형태소 분석을 실시하였다. 구체적인 전처리 과정은 다음과 같다.

첫째, 수집된 토론 게시글은 Python 환경에서 형태소 분석기 MeCab(python-mecab-ko)을 활용하여 명사와 외국어 품사만을 추출하여 토큰화하였다. 이 과정에서 특수문자, 이모티콘, URL 등은 명사 품사 필터링을 통해 자연스럽게 제외되었다. MeCab의 사용자 사전은 별도로 등록하지 않았으며, 기본 사전 기반 분석에서 분절되는 복합 기술 용어는 이후 후처리 단계에서 보완하였다.

둘째, TF-IDF 분석에서는 추출된 토큰을 연도별로 하나의 문서로 결합하여 코퍼스를 구성한 뒤, scikit-learn의 TF-IDF 벡터화를 적용하여 연도별 핵심 키워드를 도출하였다.

셋째, 네트워크 및 CONCOR 분석에서는 분석의 정밀도를 높이기 위해 다음과 같은 추가 정제 과정을 거쳤다. 먼저 동일한 의미를 지닌 단어들을 대표어로 통일하였다(예: ‘AI’와 ‘인공지능’ → ‘ai’, ‘프로그래밍’과 ‘programming’ → ‘코딩’). 다음으로 예비 분석에서 빈도는 높으나 내용적 변별력이 낮은 것으로 확인된 단어들을 불용어로 제거하였다(예: ‘것’, ‘수’, ‘등’, ‘경우’). 마지막으로 ‘생성형_ai’, ‘프롬프트_엔지니어링’, ‘문제해결’ 등 교육 및 기술 분야에서 하나의 개념으로 통용되는 복합 용어가 개별 단어로 분리되지 않도록 결합 처리하였다. 정제된 토큰 중 최소 3개 이상의 게시글에서 등장한 단어를 대상으로 빈도 상위 300개 어휘를 선정하고,

게시글 단위의 동시출현 행렬을 구축한 뒤 PPMI 정규화를 적용하여 최종 분석에 활용하였다.

3. 데이터 분석

전처리가 완료된 데이터를 바탕으로 본 연구의 문제를 해결하기 위해 다음과 같은 분석 방법을 적용하였다.

첫째, TF-IDF 분석을 통해 핵심 키워드를 도출하였다. 연도별로 학습자들의 인식 속에 중요하게 자리 잡은 핵심 키워드를 파악하기 위해 TF-IDF 가중치를 산출하였다. 단순 빈도 분석(TF)은 일반적인 단어가 상위권에 나타날 가능성이 높은 반면, TF-IDF 분석은 특정 연도나 문서군에서만 특징적으로 등장하는 단어의 중요도를 높게 평가하므로 시기별 인식의 차별점을 발견하는 데 유효하다. 본 연구에서는 연도별 상위 30개의 키워드를 추출하여 그 변화 추이를 비교 분석하였다.

둘째, 네트워크 분석을 통해 키워드 간의 구조를 파악하였다. 추출된 핵심 키워드들이 학습자들의 인식 구조 속에서 어떻게 연결되어 있는지 파악하기 위해 키워드 간 동시 출현 빈도를 바탕으로 매트릭스를 생성하였다. 또한 단순 동시출현 빈도만으로 분석할 경우 빈도가 높은 일반적인 단어들이 과도하게 연결되는 경향이 있으므로, 이를 보완하기 위해 단어 간의 연관 강도를 정량화하는 PPMI 지수를 산출하였다. 이를 통해 특정 단어 쌍이 우연을 넘어 얼마나 긴밀하게 연결되어 있는지 분석하였으며, 키워드 간 동시출현 행렬과 에지 리스트(Edge List)를 생성하여 학습자 인식 속에 형성된 의미의 응집도를 확인하였다.

셋째, CONCOR 분석을 통해 의미 연결망을 군집화하였다. 코딩에 대한 학습자 인식이 어떤 의미 클러스터(Semantic Cluster)를 형성하는지 확인하기 위해, 키워드 간의 구조적 등위성을 분석하여 유사한 성격의 단어들을 그룹화하였으며, 군집화된 단어

네트워크를 시각화 하였다. 이를 위한 시각화 도구로는 Python 기반의 NetworkX와 Matplotlib 라이브러리를 활용하였다.

4. 결과 해석

도출된 정량적 분석 결과를 바탕으로 본 연구의 해석 과정을 수행하였다. 연도별 TF-IDF 상위 키워드의 순위 및 가중치 변화를 비교하여 코딩 인식의 시계열적 전이 추이를 규명하였으며, 단어 간 연관 강도를 나타내는 PPMI 지수 및 동시출현 관계 분석을 통해 키워드 간의 결합 양상을 파악함으로써 학습자 인식의 구조적 맥락을 고찰하였다. 아울러 CONCOR 분석으로 형성된 의미론적 군집을 바탕으로 학습자들이 코딩에 부여하는 가치 유형과 인식 구조의 특성을 파악하였다.

IV. 연구결과

1. TF-IDF 분석 결과

학습자들이 토론 게시판에 작성한 텍스트 데이터를 바탕으로, 각 연도별 인식의 특성을 파악하기 위해 TF-IDF 분석을 실시하였다. 분석 결과, 2023년부터 2025년까지 학습자들의 코딩에 대한 인식은 ‘기초 프로그래밍 역량 습득’에서 ‘인공지능(AI)을 활용한 도구적 가치 창출’로 점진적으로 전이되는 양상을 보였다.

2023년도 TF-IDF 분석 결과, 상위권에 랭크된 키워드는 ‘프로그래밍’(0.571), ‘생각’(0.376), ‘AI’(0.315), ‘필요’(0.204), ‘인공지능’(0.202) 순으로 나타났다. 이 시기 학습자들의 인식에서 가장 두드러지는 특징은 ‘프로그래밍 자체에 대한 학습 의지’와 ‘사고력의 강조’이다. 1위를 차지한 ‘프로그래밍’은 학습자들이 코딩을 하나의 기술적 학문으로 인지하고 있음을 보여준다. 또한 2위인 ‘생각’ 키워드의 높은

수치는 컴퓨팅 사고력의 중요성을 학습자들이 본능적으로 체감하고 있음을 시사한다. 이는 코딩을 단순히 문법을 암기하는 과정이 아니라, 문제를 해결하기 위해 논리적으로 생각하는 과정으로 받아들이고 있다는 것으로 해석할 수 있다.

또한 ‘필요’(4위), ‘기술’(6위), ‘발전’(8위) 등의 키워드는 4차 산업혁명 시대라는 거대 담론 속에서 코딩을 생존과 성장을 위한 필수 역량으로 여기는 도구적 인식이 강하게 형성되어 있음을 뒷받침한다. 반면 ‘gpt’(20위)나 ‘활용’(27위) 등 구체적인 도구나 방법론에 대한 키워드는 상대적으로 하위에 머물러 있어, 초기에는 기술의 실질적 응용보다는 개념적 이해와 학습 동기 부여 단계에 머물러 있었음을 알 수 있다. 다음 <표 1>은 2023년도 키워드 TF-IDF 결과이다.

<표 1> 2023년도 키워드 TF-IDF

순위	키워드	TF-IDF	순위	키워드	TF-IDF
1	프로그래밍	0.571	16	코드	0.104
2	생각	0.376	17	능력	0.097
3	AI	0.315	18	때문	0.096
4	필요	0.204	19	우리	0.091
5	인공지능	0.202	20	gpt	0.084
6	기술	0.191	21	해결	0.083
7	사람	0.166	22	분야	0.074
8	발전	0.158	23	시대	0.067
9	시스템	0.124	24	언어	0.065
10	프로그램	0.117	25	학습	0.064
11	인간	0.112	26	컴퓨터	0.063
12	문제	0.111	27	활용	0.061
13	개발	0.111	28	이해	0.060
14	코딩	0.111	29	중요	0.058
15	사용	0.108	30	미래	0.053

2024년도 분석 결과에서도 ‘프로그래밍’(0.557)이 1위를 유지하였으나, ‘AI’(0.401)의 가중치가 전년도

대비 상승하며 2위로 올라섰다. 이는 학습자들의 관심이 순수 코딩 교육에서 인공지능 기술과의 접점으로 이동하고 있음을 의미한다.

이 시기의 주목할 만한 변화는 2023년도에 27위였던 ‘활용’ 키워드가 16위로 순위가 상승한 것이다. 이는 학습자들이 코딩을 배우는 것에서 한 걸음 나아가, ‘배운 것을 어디에 쓸 것인가’에 대한 고민을 구체화하기 시작했음을 보여준다. 또한 ‘능력’(13위), ‘해결’(18위), ‘이해’(24위) 등의 키워드가 견고하게 유지되면서, 실무적 역량 강화에 대한 성인 학습자들의 현실적인 요구가 반영되고 있다.

흥미로운 점은 ‘사람’(7위), ‘인간’(9위), ‘우리’(17위)와 같은 인본주의적 키워드가 꾸준히 상위권에 포진하고 있다는 점이다. 이는 기술 만능주의에 매몰되기보다, 인공지능과 코딩 기술이 인간의 삶과 사회에 어떤 영향을 미치는지, 그리고 기술의 발전 속에서 인간의 역할과 위치에 대한 인문학적 고민이 학습 과정에 수반된 것으로 해석해 볼 수 있다. 다음 <표 2>는 2024년도 키워드 TF-IDF 결과이다.

<표 2> 2024년도 키워드 TF-IDF

순위	키워드	TF-IDF	순위	키워드	TF-IDF
1	프로그래밍	0.557	16	활용	0.090
2	AI	0.401	17	우리	0.084
3	생각	0.365	18	해결	0.083
4	필요	0.201	19	때문	0.083
5	기술	0.183	20	개발	0.081
6	발전	0.168	21	시스템	0.077
7	사람	0.158	22	분야	0.072
8	인공지능	0.153	23	시대	0.069
9	인간	0.125	24	이해	0.069
10	문제	0.107	25	중요	0.069
11	코딩	0.107	26	언어	0.065
12	사용	0.107	27	지식	0.065
13	능력	0.105	28	컴퓨터	0.059
14	프로그램	0.105	29	학습	0.058
15	코드	0.099	30	미래	0.051

2025년도 결과는 이전 2개년과 비교하여 두드러진 변화를 보여준다. 분석 이래 처음으로 ‘AI’ (0.543)가 ‘프로그래밍’(0.505)을 제치고 1위를 차지하였다. 이는 코딩 그 자체가 목적이었던 이전과 달리, 이제는 AI 활용이라는 목적을 달성하기 위한 수단으로 코딩의 역할이 변화한 것으로 해석된다.

가장 눈에 띄는 키워드는 ‘코드’(6위)와 ‘활용’(9위)의 약진이다. 2023년 16위에 불과했던 ‘코드’가 상위권으로 올라온 것은, 생성형 AI의 확산으로 인해 직접적인 ‘코딩(행위)’보다 결과물인 ‘코드(데이터)’를 분석하고 최적화하는 역량이 중요해진 시대적 흐름을 반영한다고 여겨진다. 또한 ‘도구’(18위)와 ‘생성’(25위) 키워드가 새롭게 상위권에 등장한 것은 매우 인상적이다. 이는 학습자들이 코딩을 더 이상 고난도의 전문 기술로만 보지 않고, AI라는 ‘도구’를 활용해 가치를 ‘생성’해 내는 실용적 프로세스로 인식하고 있음을 보여준다.

아울러 ‘이해’(17위), ‘지식’(21위), ‘기본’(27위) 등의 키워드는 기술의 홍수 속에서도 기본 원리에 대한 갈증이 여전한함을 나타내며, 단순한 툴(tool) 사용법을 넘어 코딩의 근본적인 메커니즘을 이해하려는 학습자들의 태도를 엿볼 수 있게 한다. 다음 <표 3>은 2025년도 키워드 TF-IDF 결과이다.

<표 3> 2025년도 키워드 TF-IDF

순위	키워드	TF-IDF	순위	키워드	TF-IDF
1	AI	0.543	16	시대	0.087
2	프로그래밍	0.505	17	이해	0.085
3	생각	0.357	18	도구	0.078
4	필요	0.177	19	프로그램	0.075
5	사람	0.167	20	해결	0.073
6	코드	0.134	21	지식	0.073
7	기술	0.130	22	때문	0.071
8	발전	0.120	23	우리	0.070
9	활용	0.111	24	중요	0.065
10	사용	0.111	25	생성	0.061

순위	키워드	TF-IDF	순위	키워드	TF-IDF
11	인공지능	0.108	26	학습	0.059
12	문제	0.106	27	기본	0.057
13	능력	0.098	28	개발	0.053
14	코딩	0.097	29	언어	0.049
15	인간	0.088	30	gpt	0.043

2. 네트워크 분석 결과

키워드 간의 구조적 관계를 파악하기 위해 동시 출현 행렬을 생성하고, 단어 간의 연관 강도를 정량화하는 PPMI 지수를 산출하여 분석하였다. 이를 통해 단순히 빈도가 높은 단어를 넘어, 학습자들의 인식 속에서 어떤 개념들이 긴밀하게 연결되어 하나의 의미 덩어리를 형성하는지 알아보았다.

2023년도 동시출현 행렬 분석 결과, 가장 두드러지는 연결 고리는 ‘기술’과 ‘발전’(0.23) 사이에서 나타났다. 이는 학습자들이 코딩을 개별적인 학습 과업으로 인식하기보다는, 거대한 ‘기술 발전’의 흐름 속에 포함된 핵심 요소로 파악하고 있음을 보여준다.

‘코딩’과 ‘생각’(0.19), ‘AI’와 ‘생각’(0.18) 간의 높은 연결 지수는 학습자들이 코딩의 본질을 ‘사고의 확장’으로 정의하고 있음을 시사한다. 이는 이론적 배경에서 강조한 컴퓨팅 사고력이 학습 초기 단계부터 인지적 중심축을 형성하고 있음을 뒷받침한다.

PPMI 지수를 살펴보면, ‘주행’과 ‘자율’(2.884), ‘지능’과 ‘인공’(2.470)이 상위권을 차지하고 있다. 이는 2023년 당시 학습자들의 인식이 자율주행차나 인공지능과 같은 거시적인 담론과 뉴스에서 접하는 대중적인 기술 용어에 강하게 고착되어 있었음을 의미한다. 즉, 코딩을 배우는 목적이 이러한 첨단 기술을 이해하고 따라잡기 위한 상징적 행위에 머물러 있었던 시기라고 해석해 볼 수 있다. 다음 <표 4>와 <표 5>는 2023년도의 동시출현 행렬과 예지 리스트 및 PPMI 지수이다.

<표 4> 2023년도 동시출현 행렬

	코딩	생각	AI	필요	발전	기술	개발	때문	사용
코딩	0.00	0.19	0.17	0.14	0.13	0.07	0.07	0.09	0.07
생각	0.19	0.00	0.18	0.14	0.14	0.05	0.03	0.10	0.09
AI	0.17	0.18	0.00	0.14	0.21	0.14	0.12	0.09	0.09
필요	0.14	0.14	0.14	0.00	0.14	0.05	0.10	0.09	0.10
발전	0.13	0.14	0.21	0.14	0.00	0.23	0.10	0.06	0.04
기술	0.07	0.05	0.14	0.05	0.23	0.00	0.18	0.00	0.00
개발	0.07	0.03	0.12	0.10	0.10	0.18	0.00	0.00	0.00
때문	0.09	0.10	0.09	0.09	0.06	0.00	0.00	0.00	0.00
사용	0.07	0.09	0.09	0.10	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00

<표 5> 2023년도 예지 리스트 및 PPMI 지수

	source	target	ppmi
0	주행	자율	2.884
1	지능	인공	2.470
2	학교	초등	2.372
3	유지	보수	2.351
4	토론	글	2.050
5	웹	앱	2.014
6	적	예전	1.921
7	나라	밍	1.805
8	보완	구축	1.804
9	프로젝트	협업	1.795

2024년도에 들어서면서 네트워크의 중심 구조는 더욱 공고해지는 양상을 보였다. ‘코딩’과 ‘생각’의 동시출현 빈도는 0.21로 전년 대비 상승하였으며, ‘생각’과 ‘AI’(0.20)의 연결성 또한 강화되었다. 이는 인공지능이 더 이상 외부의 관찰 대상이 아니라, 학습자의 ‘생각’과 ‘코딩’ 과정에 직접적으로 개입하는 주체로 인식되기 시작했음을 보여준다.

이 시기 PPMI 지수에서 나타난 가장 유의미한 변화는 구체적인 생성형 AI 도구들의 등장이다. ‘copilot’과 ‘alphacode’(2.397), ‘chatgpt’와 ‘alphacode’(1.874), ‘chatgpt’와 ‘copilot’(1.817) 등이 강력한 연

관 관계를 형성하며 상위권에 랭크되었다. 이는 전 년도의 ‘자율주행’과 같은 추상적 기술 담론이 2024년에는 코파일럿(Copilot)이나 챗GPT(ChatGPT)와 같은 ‘실제 활용 가능한 도구’ 중심으로 구체화되었음을 시사한다.

또한 ‘학교’와 ‘초등’(2.440), ‘아이’와 ‘초등’(1.746) 등의 키워드 쌍이 등장한 것은 원격대학 학습자 증 상당수를 차지하는 성인 학습자들이 자신의 학습뿐만 아니라, 자녀 교육이나 공교육 현장의 코딩 의무화 추세에도 민감하게 반응하고 있음을 보여준다. 다음 <표 6>과 <표 7>은 2023년도의 동시출현 행렬과 예지 리스트 및 PPMI 지수이다.

<표 6> 2024년도 동시출현 행렬

	코딩	생각	AI	필요	발전	기술	사용	때문	능력
코딩	0.00	0.21	0.18	0.17	0.15	0.10	0.12	0.16	0.05
생각	0.21	0.00	0.20	0.16	0.15	0.10	0.14	0.18	0.00
AI	0.18	0.20	0.00	0.16	0.17	0.12	0.09	0.16	0.02
필요	0.17	0.16	0.16	0.00	0.11	0.10	0.06	0.13	0.04
발전	0.15	0.15	0.17	0.11	0.00	0.23	0.05	0.09	0.06
기술	0.10	0.10	0.12	0.10	0.23	0.00	0.01	0.04	0.13
사용	0.12	0.14	0.09	0.06	0.05	0.01	0.00	0.13	0.00
때문	0.16	0.18	0.16	0.13	0.09	0.04	0.13	0.00	0.05
능력	0.05	0.00	0.02	0.04	0.06	0.13	0.00	0.05	0.00

<표 7> 2024년도 예지 리스트 및 PPMI 지수

	source	target	ppmi
0	유지	보수	2.621
1	학교	초등	2.440
2	copilot	alphacode	2.397
3	차	혁명	2.010
4	chatgpt	alphacode	1.874
5	chatgpt	copilot	1.817
6	코	파일럿	1.790
7	과목	수강	1.779
8	웹	게임	1.752
9	아이	초등	1.746

2025년도 분석 결과는 코딩 인식이 기술적 호기심을 넘어 교육적, 체계적 담론으로 자리 잡았음을 보여준다. ‘코딩’과 ‘생각’(0.21), ‘AI’와 ‘생각’(0.20)의 연결 강도는 여전히 최상위권을 유지하며 사고 중심의 학습관이 고착화되었음을 보여준다.

흥미로운 부분은 ‘기술’과 ‘발전’(0.21)의 연결이 견고한 가운데, ‘앞’ 키워드가 ‘생각’(0.17), ‘코딩’(0.16), ‘필요’(0.14) 등 다수의 키워드와 고르게 높은 연결성을 보인다는 것이다. 이는 학습자들이 코딩을 현재의 단기적 과업이 아닌, 미래 사회를 살아가기 위한 필수적인 생존 역량으로 내면화하고 있는 것으로 해석해 볼 수 있다.

PPMI 분석에서는 ‘학교’와 ‘초등’(2.835)이 다시금 1위를 차지했으며, ‘유지’와 ‘보수’(2.707)의 등장은 코딩을 단순히 ‘만드는 것’에서 ‘관리하고 개선하는 것’으로 인식이 확장되었음을 보여준다. 또한 ‘첫째’, ‘둘째’, ‘셋째’(각 2.282 등)와 같은 논리적 전개 용어들이 상위권에 배치된 것은 학습자들이 토론 게시판에서 자신의 의견을 기술할 때 체계적이고 논리적인 구조를 갖추어 기술하고 있음을 보여주며, 이는 코딩 교육이 추구하는 논리적 사고력 함양의 결과가 텍스트 구조로 투영된 것으로 보인다. 다음 <표 8>과 <표 9>는 2023년도의 동시출현 행렬과 예지 리스트 및 PPMI 지수이다.

<표 8> 2025년도 동시출현 행렬

	코딩	AI	생각	필요	발전	기술	활용	앞	시대
코딩	0.00	0.19	0.21	0.17	0.12	0.06	0.08	0.16	0.05
AI	0.19	0.00	0.20	0.15	0.13	0.07	0.09	0.13	0.05
생각	0.21	0.20	0.00	0.18	0.12	0.07	0.09	0.17	0.06
필요	0.17	0.15	0.18	0.00	0.11	0.07	0.01	0.14	0.12
발전	0.12	0.13	0.12	0.11	0.00	0.21	0.11	0.12	0.09
기술	0.06	0.07	0.07	0.07	0.21	0.00	0.09	0.12	0.06
활용	0.08	0.09	0.09	0.01	0.11	0.09	0.00	0.03	0.07
앞	0.16	0.13	0.17	0.14	0.12	0.12	0.03	0.00	0.07
시대	0.05	0.05	0.06	0.12	0.09	0.06	0.07	0.07	0.00

<표 9> 2025년도 예지 리스트 및 PPMI 지수

	source	target	ppmi
0	학교	초등	2.835
1	유지	보수	2.707
2	과목	걸음	2.358
3	둘째	셋째	2.282
4	첫째	둘째	2.282
5	첫째	셋째	2.138
6	학교	과목	2.100
7	과목	초등	2.068
8	선택	과목	1.975
9	걸음	안녕	1.974

3. CONCOR 분석 결과

학습자들이 코딩에 대해 형성하고 있는 인식의 구조적 등위성을 파악하기 위해 2025년도 데이터에 대한 CONCOR 분석을 실시하였다. 분석 결과, 학습자들의 인식은 크게 4개의 의미론적 군집으로 구조화되어 있는 것으로 나타났다.

Group 1은 학습자들이 코딩을 학습해야 하는 가장 근본적인 이유와 필요성을 담고 있다. 특히 ‘AI’와 ‘코딩’이 하나의 군집으로 묶여 있는데, 이는 인공지능 시대를 살아가는 학습자들이 코딩을 단순한 기술적 도구가 아닌, ‘앞’으로의 ‘일’을 위해 반드시 갖추어야 할 필수적 사고 체계로 인식하고 있는 것으로 해석해 볼 수 있다.

Group 2는 코딩 학습을 개인 차원을 넘어 시대적 흐름과 미래 역량의 관점에서 바라보는 경향을 보여준다. ‘발전’하는 ‘기술’ 환경 속에서 ‘우리’가 다양한 ‘분야’로 진출하기 위해 코딩이 ‘필수’적인 ‘도움’이 되는 ‘언어’라는 인식이 투영된 것으로 여겨진다.

Group 3은 코딩의 실제적인 ‘활용’ 측면에 집중된 군집이다. ‘코드’를 ‘이해’하고 ‘수정’하는 ‘능력’을 강조하며, 이를 통해 ‘문제’를 해결하는 ‘도구’로

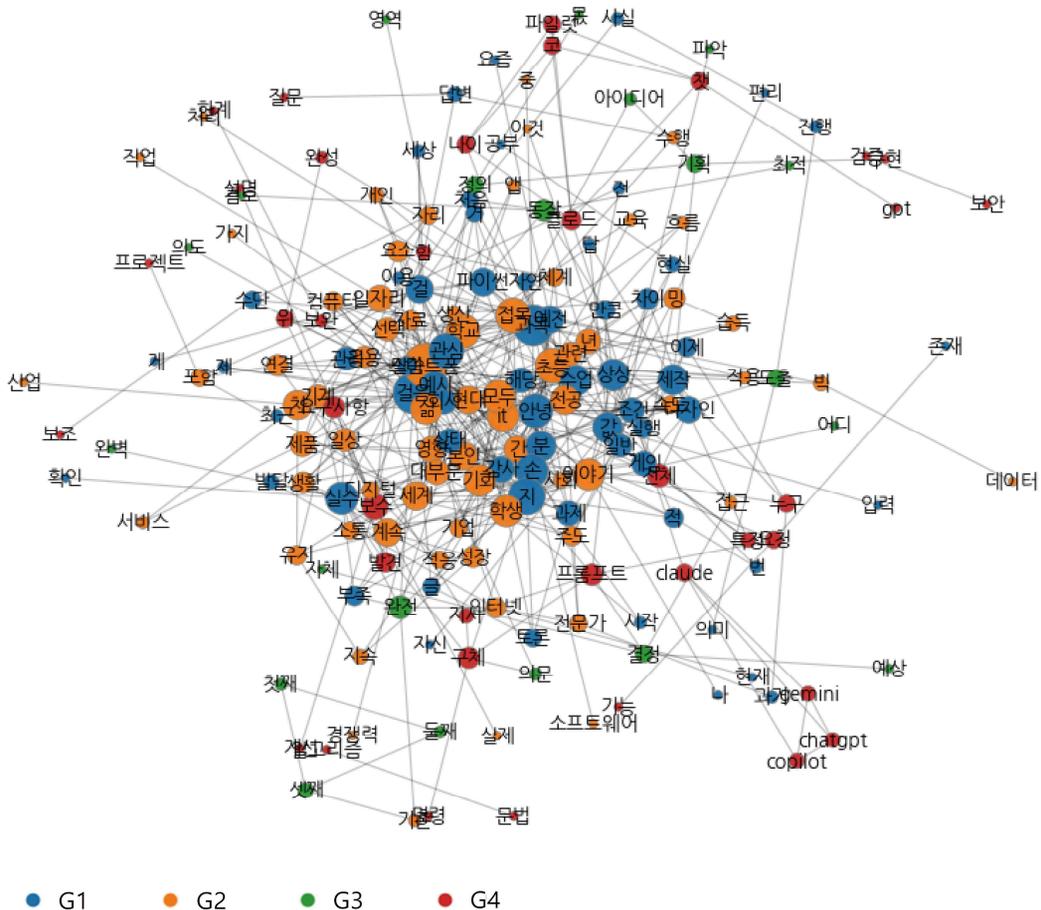
서의 성격을 내포하고 있다. 특히 ‘인간’이라는 키워드가 포함된 점은, 기술 중심적 사고에서 벗어나 인간의 의도를 코드로 구현하는 주체적 역량을 중시하고 있음을 의미한다.

Group 4는 최근의 ‘GPT’, ‘챗’ 등 ‘생성’형 AI의 등장이 학습자들의 코딩 인식에 깊게 관여하고 있음을 보여준다. 과거의 코딩 학습이 단순 ‘지식’ 습득에 그쳤다면, 이제는 AI ‘시스템’을 통해 ‘결과’를 도출하고 ‘작업’ 효율을 높이는 새로운 학습 양상이 나타나고 있음을 알 수 있다. 다음 <표 10>은 군집별 키워드 분석을 표로 정리한 것이며, [그림 3]은 단어 간의 연결 관계를 보여주는 ‘CONCOR 군집

기반 단어 네트워크’이다.

<표 10> 군집별 키워드 분석

구분	키워드
Group 1	코딩, AI, 생각, 필요, 앞, 사용, 때문, 일, 프로그램, 이유
Group 2	발전, 기술, 시대, 우리, 개발, 도움, 필수, 분야, 미래, 언어
Group 3	활용, 코드, 이해, 능력, 중요, 기본, 도구, 문제, 인간, 수정
Group 4	지식, 학습, gpt, 생성, 개발자, 결과, 시스템, 챗, 원, 작업



[그림 3] CONCOR 군집 기반 단어 네트워크

아울러 각 군집 간의 상호작용과 관계의 밀접성을 파악하기 위해 연결 강도를 알아보았다. 이를 살펴보면, 모든 군집에서 자기 자신과의 연결 강도가 타 군집과의 연결 강도보다 월등히 높게 나타났다 (Group 1: 0.81, Group 2: 0.74 등). 이는 각 군집이 독립적인 의미 체계를 형성하고 있음을 뒷받침한다.

Group 1과 Group 2 사이의 연결 강도는 0.32로, 다른 Group과의 연결 강도에서 가장 높게 나타났다. 이는 코딩의 ‘필요성(G1)’에 대한 인식이 ‘미래 기술 시대(G2)’라는 거대 담론과 긴밀하게 맞물려 있는 것으로 해석해 볼 수 있다.

반면, Group 4(GPT, 생성형 AI)는 타 군집과의 연결 강도가 상대적으로 낮게(0.10~0.15) 나타났는데, 이는 생성형 AI를 활용한 코딩 학습이 기존의 전통적인 코딩 교육 문법과는 차별화된 새로운 인식 영역으로 분화되고 있는 것으로 여겨진다. 다음 <표 11>은 각 군집 간 평균 연결 강도의 분석 결과이다.

<표 11> 각 군집 간 평균 연결 강도

	Group 1	Group 2	Group 3	Group 4
Group 1	0.81	0.32	0.18	0.10
Group 2	0.32	0.74	0.21	0.15
Group 3	0.18	0.21	0.69	0.12
Group 4	0.10	0.15	0.12	0.65

V. 논의 및 결론

본 연구는 2023년부터 2025년까지 3개년에 걸쳐 원격대학 학습자들의 코딩 인식을 텍스트 마이닝 기법 1) TF-IDF, 2) 네트워크 분석, 3) CONCOR 분석을 통해 시계열적으로 추적하였다. 분석 결과, 원격대학 학습자들은 급변하는 기술 환경 속에서 코딩을 단순한 기술적 숙련의 대상이 아닌, AI 시대의 생존을 위한 필수 사고 체계이자 실천적 도구로 정의하고 있음을 확인하였다. 이러한 연구 결과를

바탕으로 본 논문은 다음과 같은 논의와 결론을 도출하고자 한다.

첫째, TF-IDF 분석을 통해 확인된 가장 두드러진 변화는 코딩 인식이 객체에서 환경으로 변화했다는 점이다. 2023년에는 학습자들이 정복해야 할 대상으로서 ‘프로그래밍’이라는 객체에 집중했다면, 2025년에 이르러서는 모든 사고의 기저가 되는 ‘AI 환경’ 중심으로 인식이 전환되었다. 이는 코딩 교육의 패러다임이 단순한 언어 문법 전수에서 AI 모델과의 상호작용 및 프롬프트 엔지니어링을 결합한 통합적 교육으로 나아가야 함을 시사한다. 또한 ‘추상적 필요성’을 의미하는 거시적 키워드들이 시간이 흐를수록 ‘코드’, ‘활용’, ‘도구’와 같은 실행 중심의 미시적 키워드로 대체된 점이 주목할 만하다. 이는 성인 학습자들이 자신의 직무나 일상에 즉각적으로 적용할 수 있는 체감형 코딩 교육을 원하고 있음을 보여준다.

이러한 인식의 전환은 전환 학습(Transformative Learning) 기제로 설명될 수 있다. 2023년 개념적 이해와 필요성 중심의 키워드가 2025년 가치 생성과 도구 활용 중심으로 이동한 것은, 성인 학습자들이 AI 기술을 접하며 코딩을 정복해야 할 어려운 기술이라는 기존의 관념에서 벗어나, AI와 협업하여 문제를 해결하는 새로운 환경으로 자신의 의미 관점을 재구조화했음을 보여준다. 무엇보다 2023년에는 ‘프로그래밍’이라는 행위 자체에 집중했다면, 2025년에는 AI가 생성한 결과물인 코드를 검증하고 최적화하는 실천적 역량에 대한 관심으로 그 맥락이 구체화되었다. 이러한 변화는 코딩 교육의 지향점이 ‘직접 작성(Writing)’에서 ‘검증하고 최적화하는 감수자(Editor)’로 확장되고 있음을 시사한다. 2023년에는 프로그래밍 언어의 구문을 정확히 습득하여 무(無)에서 유(有)를 창조하는 과정에 학습 에너지가 투입되었다면, 2025년에는 AI가 초안을 제시하는 환경 속에서 그 결과물의 논리적 오류를 잡아내고 목적에 맞게 정제하는 ‘코드 리터러시(Code

Literacy)’가 핵심 역량으로 부상한 것으로 볼 수 있다.

이와 관련하여 ‘활용’과 ‘도구’ 키워드의 순위 상승은 학습자들이 코딩을 완결된 전문 지식으로 보지 않고, 자신의 아이디어를 현실화하기 위한 가변적인 수단으로 인식하기 시작했음을 보여준다. 이는 결과적으로 성인 학습자들이 기술적 복잡성에 대한 심리적 장벽을 낮추는 동시에, 생성형 AI 시대에 요구되는 고차원적인 문제 해결자로서의 정체성을 형성해가는 과정으로 해석해 볼 수 있을 것이다. 더불어 ‘생각’ 키워드가 3년 내내 최상위권을 유지한 것은 기술적 트렌드가 변하더라도 코딩의 본질이 ‘논리적 문제 해결을 위한 사고 과정’이라는 점에 대해 학습자들 사이에 공감대가 형성되어 있음을 의미하며, 이는 온라인 학습 환경에서도 깊이 있는 인지적 탐색이 충분히 이루어지고 있음을 확인시켜 준다.

둘째, 네트워크 분석 결과를 시계열적으로 구조화한 결과, 학습자들의 인식은 ‘개념적 연결의 공고화’와 ‘실천적 도구로의 전이’ 과정을 거치고 있었다. ‘코딩-생각-AI’로 이어지는 삼각 구조가 3년 연속 네트워크의 핵심 허브 역할을 수행한 것은 학습자들이 기술적 장벽에 매몰되지 않고 AI 시대의 새로운 사고방식으로서 코딩을 관통하고 있음을 의미한다. 시간이 흐를수록 이러한 연결의 가중치가 높아지는 현상은 코딩에 대한 인지적 내재화가 정착 단계에 접어들었음을 보여준다. 주목할 점은 2023년까지만 해도 마스크에서나 나올 법한 추상적인 담론에 머물렀던 네트워크가, 2024년을 기점으로 ‘챗GPT’나 ‘코파일럿’ 같은 실질적인 AI 보조 도구들을 핵심 노드로 받아들이기 시작했다는 것이다. 이는 학습자들이 코딩을 단순히 언젠가 배워야 할 지식으로 치부하던 단계에서 벗어나, 당장 손에 쥐고 휘둘러야 할 실용적인 무기로 재정의하고 있음을 수치로 입증하는 결과라 할 수 있다.

나아가 2025년 네트워크에서 ‘첫째’, ‘둘째’와 같은 논리적 연결어와 ‘유지보수’ 키워드가 상위권에

등장한 것은, 코딩을 통해 배운 논리적으로 생각하는 힘이 토론 게시판의 글 구성에서도 그대로 나타나고 있음을 보여준다. 이는 원격대학 학습자들이 코딩을 단순한 도구 활용 수준을 넘어, 자신의 생각을 체계적으로 구조화하고 지속적으로 개선해 나가는 고차원적인 인지 프로세스로 내면화했음을 뒷받침한다.

셋째, CONCOR 분석을 통해 도출된 의미 군집분석 결과는 학습자들이 코딩을 바라보는 시각이 얼마나 입체적으로 변했는지 보여준다. 학습자들은 이제 코딩을 미래의 필수 언어이자 생존 도구로 여기는 동시에, AI와 손잡고 일하는 실무적인 방식에 깊은 관심을 두고 있었다. 이는 코딩 교육이 단순히 프로그래밍 기술을 가르치는 데 그치지 않고, ‘AI 리터러시를 기반으로 한 문제 해결 도구로서의 코딩’이라는 새로운 모습으로 재정의되어야 함을 나타낸다고 할 수 있을 것이다. 학습자들은 직접적인 코딩 행위 자체보다 AI 시스템을 통해 결과를 도출하고 작업 효율을 높이는 새로운 학습 형태에 이미 적응하고 있으며, 이러한 수효는 향후 교육 과정 설계에 반영이 될 필요가 있다.

마지막으로, 본 연구의 결과를 바탕으로 원격대학 코딩 교육 맥락에서 활용할 수 있는 실천적 커리큘럼 로드맵을 다음과 같이 제안한다. 우선 1단계 ‘수용 및 활용’ 단계에서는 생성형 AI 도구 활용법 및 프롬프트 엔지니어링을 통해 기술에 대한 심리적 장벽을 낮추고 수용성을 높여야 한다. 이어 2단계 ‘검증 및 최적화’ 단계에서는 AI가 생성한 코드의 오류를 찾아내고 결과물의 신뢰성을 스스로 판단하는 코드 문해력 교육을 강화해야 한다. 이는 단순히 기술을 소비하는 것을 넘어, 학습자가 주체적으로 도구를 제어하는 능력을 갖추게 함을 의미한다. 3단계 ‘윤리 및 협업’ 단계에서는 AI 시스템을 조율하는 AI 오케스트레이터로서의 비판적 사고와 데이터 윤리 교육을 통해, 인간과 기술이 공존하는 통합적 리터러시를 완성할 수 있다.

결론적으로 본 연구를 통해 원격대학 학습자들이 거시적인 기술 선망에서 출발하여 실무적 도구 활용을 거쳐, 최종적으로 논리적 사고 및 교육적 내재화에 이르는 과정을 통해 코딩에 대한 인식을 변화시켜 왔음을 확인할 수 있었다. 따라서 향후 원격대학의 코딩 교육은 단순 문법 전수의 한계를 넘어, AI 도구를 창의적으로 다루고 복잡한 문제를 해결하는 실천적 역량 강화에 초점을 맞추어야 할 것이다. 이러한 맥락에서 본 연구의 결과가 학습자 중심의 효과적인 원격 교육 프로그램을 설계하고, 성인 학습자의 특성에 최적화된 디지털 리터러시 교육의 방향성을 설정하는 데 유용한 기초 자료가 되기를 기대해 본다.

참고문헌

- 곽기영 (2017). 소셜네트워크분석 (제2판). 서울: 청람.
- 김두환 (2020). 보안환경 변화에 따른 군조직의 효율적 대응방안: 텍스트마이닝과 의미연결망 분석 기법을 활용하여. 박사학위논문, 건양대학교 대학원.
- 김수환, 한선관 (2012). Computational Thinking 향상을 위한 디자인기반 학습. 정보교육학회지, 16(3), 319-326.
- 김재우 (2020). 텍스트 마이닝을 활용한 사회과 교육과정 시기별 학술 담론의 특징 분석. 박사학위논문, 서울대학교 대학원.
- 박경원, 윤희경 (2020). 빅데이터를 통한 내국인의 '한식' 인식 연구: 텍스트마이닝과 의미연결망 중심으로. 한국융합학회논문지, 11(6), 145-151.
- 박경원, 윤희경 (2020). 빅데이터를 통한 내국인의 '한식' 인식 연구: 텍스트마이닝과 의미연결망 중심으로. 한국융합학회논문지, 11(6), 145-151
- 박정태 (2023). 텍스트 마이닝 기반 비정형 데이터 분석 방법론에 관한 연구: 기업 보안 사례 뉴스 중심으로. 박사학위논문, 서울시립대학교 대학원.
- 신윤희, 정효정, 송종숙 (2019). SW 비전공 대학생 을 위한 디자인 씽킹 기반 코딩교육에서의 학습 경험 분석. 한국디지털콘텐츠학회논문지, 20(4), 759-768.
- 심영석 (2016). 텍스트 마이닝(Text Mining)을 이용한 관광지 이미지 결정요인에 관한 연구. 석사학위논문, 세종대학교 대학원.
- 안호진 (2025). 네트워크 분석 및 토픽모델링을 이용한 글로벌 연구협력 패턴 분석. 박사학위논문, 성균관대학교 기술경영전문대학원.
- 오경선, 장은실 (2022). 디자인씽킹 기반 SW기초 교양 교육에서 사전 SW교육 경험에 따른 수업 효과성 분석. 교양교육연구, 16(5), 261-274.
- 이민영 (2017). 코딩(Coding) 교육에 대한 유아교사의 관심도 및 인식. 석사학위논문, 경성대학교 대학원.
- 이승미, 전석주, 조윤주, 서정현 (2024). 노인의 디지털 리터러시 향상을 위한 코딩교육 프로그램이 노인 코딩 흥미도 및 효능감에 미치는 영향. 한국정보기술학회논문지, 22(1), 223-233.
- 임유나 (2017). 역량기반 교육목표 개발과 분석을 위한 Hauenstein 신교육목표분류학의 재조명. 학습자중심교과교육연구, 17, 77-797
- 한국과학창의재단 (2014). Science & Creativity. Vol.197, 2월, 서울: 한국과학창의재단.
- Bullinaria, J. A., & Levy, J. P. (2007). Extracting semantic representations from word co-occurrence statistics: A computational study. *Behavior Research Methods*, 39(3), 510-526.
- Computer Science Teachers Association & International Society for Technology in Education. (2011). *Computational thinking in K-12 education: Teacher resources* (2nd ed.)
- Creighton, K. (2019, May 29). *Should all employees be required to have coding skills?* HR Daily Advisor.

- <https://hrdailyadvisor.com/2019/05/29/should-all-employees-be-required-to-have-coding-skills/>
- diSessa, A. A. (2018). Computational literacy and “the big picture” concerning computers in mathematics education. *Mathematical Thinking and Learning*, 20(1), 3-31.
- Feldman, R., & Sanger, J. (2007). *The text mining handbook: Advanced approaches in analyzing unstructured data*. Cambridge University Press.
- Fodness, D., & Murray, B. (1999). A model of tourist information search behavior. *Journal of Travel Research*, 37(3), 220-230.
- Gursoy, D., & McCleary, K. W. (2004). An integrative model of tourists’ information search behavior. *Annals of Tourism Research*, 31(2), 353-373.
- Guzdial, M. (2015). *Learner-centered design of computing education: Research on computing for everyone*. Morgan & Claypool Publishers.
- NRC (2010). *Report of a workshop of pedagogical aspects of computational thinking*. Washington, D.C: The National Academies Press.
- Vee, A. (2017). *Coding literacy: How computer programming is changing writing*. The MIT Press.
- Wing, J. M. (2008). Computational thinking and thinking about computing. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 366(1881), 3717-3725.
- Xiang, Z., & Gretzel, U. (2010). Role of social media in online travel information search. *Tourism Management*, 31(2), 179-188.

투고일자: 2025. 12. 31.

심사일자: 2026. 1. 27.

게재확정일자: 2026. 2. 9.

A Text Mining Analysis of Adult Learner's Coding Education Perceptions in the Generative AI Era

Sung Min Cho Geontae Noh Ji Young Chun

Seoul Cyber University

This study aimed to examine longitudinal changes in the perception of coding among adult learners at a distance university over a three-year period, specifically within the context of rapid advancements in AI technology. Moving beyond the limitations of previous student-centered research, this study focused on adult learners who simultaneously manage professional responsibilities with academic pursuits and demonstrate high levels of self-directedness. To achieve this, unstructured text data were gathered from discussion boards of the 'First Steps in Coding' course at A Cyber University from 2023 to 2025. Text mining techniques, including TF-IDF, network, and CONCOR analyses, were applied. Data were refined and key keywords were extracted using the Mecab morphological analyzer in a Python environment. Structural changes in learners' perceptions were tracked chronologically based on word co-occurrence frequencies. The results revealed a significant shift in paradigm in learner perception from the acquisition of basic foundational skills to the creation of practical value through AI. While learners initially perceived coding as an object of study focused on programming syntax, their views evolved towards conceptualizing as an essential environment and a problem-solving tool integrated with Generative AI. These findings suggest that future coding education must go beyond the mere transmission of programming languages and move toward an integrated educational model based on AI literacy.

Key words: Adult Learners, Coding Education, Generative AI, Text Mining, Distance University