미래사회
Journal of Future Society
2026. Vol. 17, No. 3, 300~322.
https://doi.org/10.22987/jifso.2026.17.3.300

학습민첩성과 생성형 AI 리터러시의 관계: 하위요인별 분석을 중심으로

최 순 원* **송 나 리****

상지대학교

본 연구는 대학생 중심 표본에서 학습민첩성과 생성형 AI 리터러시의 관계를 하위요인 수준에서 분석하는 데 목적이 있다. 전체 160명의 자료를 대상으로 신뢰도 분석, 확인적 요인분석, 상관분석 및 회귀분석을 실시하였으며, 생성형 AI 이용경험의 결측자료를 제외한 159명의 자료를 활용하여 위계적 다중회귀분석을 실시하였다. 학습민첩성은 16문항, 생성형 AI 리터러시는 12문항으로 측정하였다. 분석 결과, 학습민첩성은 2차 요인모형을 채택하였으며, 생성형 AI 리터러시는 AI 활용능력, 비판적 평가, 윤리적 사용 및 창의적 활용의 4요인 구조가 확인되었다. 생성형 AI 이용경험과 학습민첩성의 네 하위요인을 포함한 모형은 생성형 AI 리터러시 전체 변량의 57.2%를 설명하였으며, 전략적 탐색과 비판적 성찰이 유의한 정적 관계를 나타냈다. 하위요인별로 전략적 탐색은 생성형 AI 리터러시의 네 하위요인 모두와, 비판적 성찰은 AI 활용능력, 윤리적 사용 및 창의적 활용과 유의한 정적 관계를 나타냈다. 반면 개방적 감지와 실험적 적용은 모든 하위요인에서 유의한 관계가 나타나지 않았다. 이러한 결과는 생성형 AI 리터러시 교육에서 전략적 문제 탐색과 생성형 AI 활용 과정 및 결과에 대한 비판적 성찰을 함께 함양할 필요가 있음을 시사한다.

주요어: 학습민첩성, 생성형 AI 리터러시, 전략적 탐색, 비판적 성찰, AI 활용능력

* 주저자: 최순원/상지대학교 군사학과 조교수/강원특별자치도 원주시 상지대길 83
/Tel: 033-738-8224/E-mail: smailchoi@sangji.ac.kr
** 교신저자: 송나리/상지대학교 AI융합교육혁신원 조교수/강원특별자치도 원주시 상지대길 83
/Tel: 033-738-7593/E-mail: snr88@sangji.ac.kr

Ⅰ. 서론

1. 연구의 필요성

생성형 인공지능은 정보 탐색과 문서 작성뿐만 아니라 아이디어 도출, 의사결정 지원 및 문제해결 등 다양한 활동에 활용되고 있다. 생성형 AI를 효과적으로 사용하기 위해서는 도구의 기능을 조작하는 능력뿐만 아니라 생성된 정보를 비판적으로 평가하고, 윤리적 책임을 고려하며, 이를 창의적인 문제해결에 활용하는 역량이 요구된다.

노환호 외(2024)는 생성형 AI 리터러시 측정 도구를 AI 활용능력, 비판적 평가, 윤리적 사용 및 창의적 활용의 네 요인으로 구성하였다. 이러한 관점에서 생성형 AI 리터러시는 단순한 기술 활용 능력이 아니라 생성형 AI를 비판적이고 책임 있게 활용하는 종합적인 역량으로 볼 수 있다(박종선, 2026).

서귀동과 오유겸(2026)은 국내 평생학습 프로그램에 참여한 성인학습자 412명을 대상으로 분석한 결과, AI 리터러시가 생성형 AI 학습활용의도에 유의한 정적 영향을 미치는 것으로 나타났다. 이는 생성형 AI를 학습에 지속적으로 활용하기 위해서는 단순한 기능 습득을 넘어 AI의 원리와 한계를 이해하고, 그 결과를 비판적으로 판단할 수 있는 역량이 중요함을 보여준다.

생성형 AI는 기술과 서비스가 지속적으로 변화하고 활용 방법 또한 빠르게 확장된다는 특성이 있다. 따라서 특정 도구의 사용법이나 정형화된 활용 절차를 습득하는 것만으로 변화하는 생성형 AI 환경에 지속적으로 대응하는 것은 어렵다. 이에 새로운 기술과 상황을 빠르게 파악하고 필요한 내용을 지속적으로 학습할 수 있는 역량이 요구된다.

이러한 학습 역량은 새로운 경험에서 필요한 내용을 신속하게 학습하여 실제 상황에 적용하는 '학습민첩성'과 관련될 수 있다. 박정열과 김진모(2019)는 '일터학습민첩성'을 새로운 일터 경험에서 필요한 내용을 빠르게 감지하고, 전략적인 해결 방안을 모색하여 상황에 맞게 적용한 뒤 그 과정과 결과에 대해 비판적으로 성찰하는 역량으로 개념화하였다. 따라서 학습민첩성은 지속적으로 변화하는 생성형 AI 환경에 대응하는 개인 역량으로, 생성형 AI 리터러시와의 관계를 검토할 필요가 있다.

최근 학습민첩성과 디지털 리터러시 및 AI 리터러시 간의 관계를 다룬 연구가 이루어지고 있다(정경혜·신나민, 2024; 김미희, 2025; 민혜림, 2026). 그러나 기존 연구는 디지털 리터러시 또는 일반적인 AI 리터러시를 주로 다루고 있어, 학습민첩성과 생성형 AI 리터러시의 관계는 충분히 밝혀지지 않았다. 특히 학습민첩성의 하위요인과 생성형 AI 리터러시의 전체 수준 및 각 하위요인과의 관계를 구체적으로 검토할 필요가 있다. 이러한 분석은 생성형 AI 리터러시 향상에 필요한 학습 역량을 파악하고, 관련 교육과 역량 개발의 방향을 마련하기 위한 기초 자료를 제공한다는 점에서 의의가 있다.

또한 학습민첩성과 생성형 AI 리터러시는 모두 다차원적 구성개념이므로 두 변인의 관계를 분석하기 전에 각 측정 도구의 요인구조와 타당성을 확인할 필요가 있다. 이에 본 연구에서는 두 변인의 측정모형을 검증하고, 학습민첩성의 하위요인과 생성형 AI 리터러시 전체 수준 및 각 하위요인의 관계를 분석하고자 한다.

2. 연구목적

본 연구의 목적은 대학생 중심으로 구성된 표본에서 학습민첩성의 각 하위요인과 생성형 AI 리터러시의 전체 수준 및 하위요인 간 관계를 분석하는 데 있다. 구체적인 연구목적은 다음과 같다.

첫째, 학습민첩성과 생성형 AI 리터러시의 요인구조를 확인하고 측정 도구의 신뢰도와 타당도를 검증한다.

둘째, 학습민첩성의 하위요인과 생성형 AI 리터

러시의 하위요인 간 상관관계를 확인한다.

셋째, 학습민첩성의 각 하위요인과 생성형 AI 리터러시의 전체 수준 및 각 하위요인과의 관계를 분석한다.

넷째, 본 연구 표본의 특성을 고려하여 대학생 대상 생성형 AI 리터러시 교육에 대한 시사점을 제시한다.

3. 연구문제

본 연구의 목적을 달성하기 위하여 다음과 같은 연구문제를 설정하였다.

연구문제 1. 학습민첩성과 생성형 AI 리터러시 각각의 요인구조는 본 연구 자료에 적합한가?

연구문제 2. 학습민첩성의 하위요인과 생성형 AI 리터러시의 하위요인 간에는 어떠한 상관관계가 있는가?

연구문제 3. 학습민첩성의 각 하위요인과 생성형 AI 리터러시의 전체 수준 및 각 하위요인은 어떠한 관계가 있는가?

Ⅱ. 이론적 배경

1. 학습민첩성

1) 학습민첩성의 개념

학습민첩성은 경험해 보지 못한 낯선 상황에서 필요한 내용을 빠르게 학습하고, 이를 새로운 문제 해결에 적용하는 역량을 의미한다. 또한 조직 내에서 구성원의 성과를 예측하거나 리더십 잠재력을 지닌 구성원을 발굴하는 데 중요한 요소로 간주된다(Lombardo & Eichinger, 2000).

DeRue et al.(2012)은 학습민첩성에 대한 기존 문헌을 비판적으로 검토하고, 개념의 불명확성과 측정의 한계를 지적하였다. 또한 학습민첩성을 경험 안에서 그리고 경험 간 빠르고 유연하게 학습하는 능력으로 재개념화하였다.

국내에서도 학습민첩성의 개념 정립과 측정도구 개발을 중심으로 연구가 이루어졌다. 류혜현과 오헌석(2016)은 학습민첩성의 개념화와 측정·평가에 관한 쟁점을 검토하였으며, 임창현 외(2017)는 선행연구를 토대로 학습민첩성 측정 도구를 개발하고 타당화하였다. 최근에는 학습민첩성의 선행요인을 탐색하는 연구도 이루어지고 있으며, 김미혜와 제남주(2026)는 간호대학생 145명을 대상으로 분석한 결과, 성격 5요인으로 구성된 회귀모형이 학습민첩성 변량의 38.0%를 설명하는 것으로 확인하였다.

박정열과 김진모(2019)는 자기주도학습이론, 경험학습이론, 민첩성이론을 토대로 일터학습민첩성을 개념화하였다. 이를 통해 '일터학습민첩성'을 새롭고 도전적인 일터 경험에서 성과 창출에 필요한 학습 내용을 빠르게 감지하는 역량으로 정의하였다. 여기에는 전략적인 해결 방안을 모색하여 상황에 맞게 적용하고, 그 과정과 결과에 대해 비판적으로 성찰하는 능력이 포함된다. 이는 일터학습민첩성을 감지, 탐색, 적용, 성찰의 각 단계에서 신속성과 유연성이 발현되는 과정적 역량으로 보는 관점이다.

2) 개방적 감지, 전략적 탐색, 실험적 적용, 비판적 성찰

박정열과 김진모(2019)는 일터학습민첩성을 "개방적 감지, 전략적 탐색, 실험적 적용, 비판적 성찰"의 네 가지 하위요인으로 구분하였다.

'개방적 감지'는 내·외부 환경의 변화를 주시하여 새롭고 도전적인 일터 상황에서 요구되는 지식, 기술, 태도에 대한 정보를 빠르게 감지하는 능력이다.

'전략적 탐색'은 감지한 정보를 분석하고 종합하여 문제의 핵심을 파악한 뒤, 이를 해결하는 데 적합한 대안을 신속하게 모색하는 능력을 의미한다.

‘실험적 적용’은 탐색한 해결 방안을 주어진 자원과 상황에 맞게 조정하며, 실제 성과로 이어질 때까지 유연하게 실행하는 능력이다.

‘비판적 성찰’은 실행 과정과 그 결과에 관한 다양한 관점의 피드백을 검토하여, 다른 분야나 이후의 상황에 적용할 수 있는 의미를 지닌 교훈을 도출하는 능력을 의미한다.

이들 하위요인은 서로 구분되지만, 새로운 변화를 감지하고 해결안을 탐색한 후 이를 적용하고 성찰하는 하나의 학습 과정으로 연결된다. 본 연구에서는 원척도 기저인 자기주도학습이론과 경험학습이론에 주목하여, 필요한 정보를 파악하고 해결방안을 탐색·적용한 뒤 결과를 성찰하는 과정이 대학생의 생성형 AI 활용 학습과도 관련될 수 있다고 보았다. 이에 학습민첩성을 네 하위요인으로 구성된 다차원적 역량으로 설정하고, 생성형 AI 리터러시와의 관계를 분석하고자 하였다. 다만 원척도는 지식근로자의 일터 맥락에서 개발되었으므로, 대학생 중심 표본에 적용할 때는 문항의 맥락적 적합성과 결과의 해석 범위에 주의할 필요가 있다.

2. 생성형 AI 리터러시

1) 생성형 AI 리터러시의 개념

리터러시는 전통적으로 문자와 정보를 읽고 이해하는 능력을 의미하였으나, 디지털 기술의 발전에 따라 정보를 탐색·평가하고 활용하는 능력으로 확장되었다. AI 리터러시는 이러한 디지털 리터러시를 바탕으로 인공지능의 원리와 기능을 이해하고, 이를 적절하게 활용하며 그 결과와 사회적 영향을 비판적·윤리적으로 판단하는 역량을 의미한다.

Ng 외(2021)는 AI 리터러시를 AI 지식에 대한 이해, AI의 활용과 적용, AI의 평가와 창작, AI 윤리의 네 가지 측면으로 제시하였다.

일반적으로 AI 리터러시는 인공지능 전반의 이해와 활용, 평가와 창작, 윤리를 포괄한다(Ng 외, 2021). 생성형 AI 리터러시는 이러한 공통 역량을 포함하면서, 사용자가 질문을 구성하고 생성된 응답을 검토하며 목적에 맞게 활용하는 맥락에 초점을 둔다. 생성형 AI는 그럴듯하지만, 부정확한 내용을 생성할 수 있으며, 원하는 결과를 얻기 위해 질문을 반복적으로 조정해야 할 수 있다. 따라서 생성형 AI 활용에서는 질문의 구성, 생성된 정보의 신뢰성 검토, 결과물의 책임 있는 활용이 구체적인 수행 과제로 요구된다(Miao & Holmes, 2023).

하오선과 정주원(2026)은 생성형 AI 리터러시에는 AI의 기능과 한계에 대한 이해뿐만 아니라, 생성된 결과물을 책임 있게 활용하고, 인간과 AI의 상호작용을 이해하는 확장된 역량이 포함되어야 한다고 보았다.

노환호 외(2024)는 생성형 AI 리터러시 측정도구를 AI 활용능력, 비판적 평가, 윤리적 사용, 창의적 활용의 네 가지 요인으로 구성하였다.

이를 종합하여 본 연구에서는 생성형 AI 리터러시를 생성형 AI를 효과적으로 활용하고, 생성된 정보와 그 영향을 비판적으로 평가하며, 윤리적 책임을 고려하고, 새로운 정보와 아이디어를 생산하여 문제를 창의적으로 해결하는 다차원적 역량으로 설정하였다.

2) AI 활용능력, 비판적 평가, 윤리적 사용, 창의적 활용

노환호 외(2024)는 한국 이용자를 대상으로 생성형 AI 리터러시 척도를 개발하고, 생성형 AI 리터러시를 AI 활용능력, 비판적 평가, 윤리적 사용 및 창의적 활용의 네 가지 하위요인으로 구분하였다. AI 활용능력은 생성형 AI와의 대화를 통해 필요한 정보를 얻고 원하는 작업을 수행하는 능력을 의미한다.

비판적 평가는 생성형 AI가 생성한 정보에서 사

실과 의견을 구분하고, 생성형 AI의 긍정적·부정적 효과와 윤리적·사회적 영향을 비판적으로 이해하고 평가하는 능력이다.

윤리적 사용은 생성형 AI가 제공하는 정보를 법적·윤리적 관점에서 평가하고, 생성형 AI 사용에 대한 윤리적 책임을 이해하고 실천하며, 개인정보와 정보보안을 고려하는 능력을 의미한다.

창의적 활용은 생성형 AI를 활용하여 창의적이고 복잡한 문제를 해결하고, 새로운 관점에서 문제에 접근하는 능력이다. 이들 네 요인은 상호 관련되어 있지만, 생성형 AI 리터러시의 각기 다른 측면을 나타내므로 개념적으로 구분된다.

3. 학습민첩성과 생성형 AI 리터러시의 관계

1) 두 변인의 이론적 관계

생성형 AI 기술과 서비스는 지속적으로 변화하고 그 활용 범위도 빠르게 확장되고 있다. 이러한 환경에서 특정 도구의 사용 방법을 익히는 것뿐만 아니라 새로운 정보를 탐색하고 다양한 활용 방법을 시도하며, 그 결과를 비판적으로 검토하는 능력이 요구된다. 이는 새로운 경험에서 필요한 내용을 학습하여 실제 상황에 적용하는 학습민첩성과 관련될 수 있다.

생성형 AI와의 반복적인 상호작용이라는 특성은 학습민첩성의 하위요인과 생성형 AI 리터러시의 관계를 구체적으로 살펴볼 근거가 된다. 개방적 감지는 새로운 기능과 한계를 파악하는 과정에, 전략적 탐색은 과제의 요구를 분석하여 질문을 구성하고 해결방안을 비교하는 과정에 관련될 수 있다. 실험적 적용은 질문이나 활용 방식을 바꾸어 시도하고 응답에 따라 조정하는 과정에 관련될 수 있다. 비판적 성찰은 자신의 질문 방식과 판단 과정이 결과에 미친 영향을 되돌아보고, 이후 활용에 적용할 교훈을 도출하는 과정에 관련될 수 있다. 이러한 기능적 차이를 고려하여 학습민첩성과 생성형 AI 리터러시의 관계를 하위요인 수준에서 검토할 필요가 있다.

따라서 학습민첩성은 생성형 AI를 효과적으로 활용하고, 생성된 정보를 비판적·윤리적으로 평가하며, 이를 창의적인 문제 해결에 적용하는 생성형 AI 리터러시와 정적인 관계가 있을 것으로 예상된다.

학습민첩성과 생성형 AI 리터러시는 학습 과정의 특성과 특정 기술의 활용·판단 역량이라는 점에서 개념적 초점이 다르다(박정열, 김진모, 2019; 노환호 외, 2024). 구체적으로 비판적 성찰은 자신의 수행 방식과 결과에 대한 피드백을 검토하여 다른 상황에 적용할 교훈을 도출하는 데 초점을 둔다. 생성형 AI 리터러시의 비판적 평가는 생성형 AI가 제공하는 정보와 그 사회적·윤리적 영향을 판단하는 데 초점을 둔다.

또한 전략적 탐색은 문제의 핵심을 파악하고 가능한 해결방안을 신속하게 모색하는 과정을 의미한다. AI 활용능력은 생성형 AI와의 상호작용을 통해 필요한 정보를 얻고 원하는 작업을 수행하는 능력이며, 창의적 활용은 생성형 AI를 활용하여 새로운 관점에서 문제에 접근하고 복잡한 문제를 해결하는 능력이다. 이러한 구분에 따라 본 연구는 학습과정의 특성과 생성형 AI에 특화된 활용·판단 역량이 어떻게 관련되는지를 검토한다.

2) 관련 선행연구 및 연구가설

학습민첩성과 생성형 AI 리터러시의 관계를 직접 검증한 연구는 아직 제한적이지만, 디지털 리터러시 및 일반적 AI 리터러시와의 관계를 다룬 연구는 이루어지고 있다.

정경혜와 신나민(2024)은 서울 지역 중등교사 300명을 대상으로 변인 간의 구조적 관계를 분석한 결과, 학습민첩성은 디지털 리터러시와 디지털 역량에 정적인 영향을 미치는 것으로 나타났다.

어윤경(2025)은 중등교원 148명을 대상으로 학습민첩성과 AI 학습수용의도의 관계를 분석하였다. 분석 결과 두 변인은 유의한 정적 상관관계를 나타냈으며, 교사발달 단계별로는 초임단계와 원숙단계에서 학습민첩성이 AI 학습수용의도에 유의한 정적 영향을 미치는 것으로 나타났다. 이는 학습민첩성이 새로운 AI 기술을 학습하고 수용하려는 태도와 관련될 수 있음을 보여준다.

김미희(2025)는 유아교사를 대상으로 학습민첩성이 AI 리터러시에 미치는 영향과 원장의 변혁적 리더십의 조절효과를 분석하였다. 이 연구는 학습민첩성을 AI 리터러시의 선행변인으로 다루었다는 점에서 본 연구와 관련되지만, 연구 대상이 유아교사이고 생성형 AI 리터러시가 아닌 일반적인 AI 리터러시를 다루었다는 점에서는 차이가 있다.

한편, 민혜림(2026)은 대학생 354명을 대상으로 분석한 결과, AI 리터러시는 학습민첩성에 유의한 영향을 미쳤으며, 학습민첩성은 AI 리터러시와 혁신행동의 관계에서 유의한 매개효과를 나타냈다. 이 연구는 두 변인의 관련성을 보여주지만, AI 리터러시를 선행변인으로 다루었다는 점에서 본 연구와 변수의 방향이 다르다.

본 연구에서 학습민첩성을 독립변인으로 설정한 것은 경험을 통해 새로운 역량을 학습하고 갱신하는 과정에 주목하였기 때문이다. 학습민첩성은 새로운 상황에서 필요한 내용을 빠르게 학습하고 유연하게 적용하는 과정적 역량으로 논의되어 왔다(DeRue et al., 2012; 박정열, 김진모, 2019). 이러한 역량은 생성형 AI의 활용 방법과 한계를 학습하고, 사용 경험을 관련 지식과 판단 능력으로 발전시키는 데 기여할 수 있다. 이에 본 연구에서는 학습민첩성을 생성형 AI 리터러시의 수준을 설명하는 변인으로 설정하였다. 다만 민혜림(2026)의 연구와 같이 AI 리터러시를 선행변인으로 보는 방향도 가능하며, AI 활용 경험을 통해 학습민첩성이 발달하는 역방향 또는 상호적 관계를 배제할 수 없다. 본 연구의 변수 설정은 이러한 가능성을 인정하면서 학습과정의 역량과 생성형 AI 리터러시의 관계에 초점을 둔 이론적 선택이다. 이에 본 연구에서는 대학생 중심의 표본에서 학습민첩성의 각 하위요인과 생성형 AI 리터러시 전체 수준 간 관계를 검토하기 위해 다음과 같은 연구가설을 설정하였다.

가설 1. 개방적 감지는 생성형 AI 리터러시와 정(+)의 관계를 나타낼 것이다.

가설 2. 전략적 탐색은 생성형 AI 리터러시와 정(+)의 관계를 나타낼 것이다.

가설 3. 실험적 적용은 생성형 AI 리터러시와 정(+)의 관계를 나타낼 것이다.

가설 4. 비판적 성찰은 생성형 AI 리터러시와 정(+)의 관계를 나타낼 것이다.

Ⅲ. 연구방법

1. 연구설계

본 연구의 목적은 학습민첩성과 생성형 AI 리터러시의 관계를 실증적으로 분석하는 데 있다. 이를 위해 학습민첩성을 독립변수로, 생성형 AI 리터러시를 종속변수로 설정하였다. 또한 학습민첩성과 생성형 AI 리터러시를 각각 다차원적 구성개념으로 설정하고, 확인적 요인분석(confirmatory factor analysis: CFA)을 통해 측정모형의 타당성을 검증한 후 회귀분석을 실시하였다.

본 연구에서 활용한 학습민첩성 척도는 박정열과 김진모(2019)가 지식근로자를 대상으로 개발한 일터학습민첩성 진단도구를 기반으로 하였다. 원척도는 새로운 일터 경험에서 필요한 내용을 감지하고, 전략적으로 해결방안을 탐색하며, 이를 실제 상황에 적용하고 그 결과를 성찰하는 과정적 역량을 측정한다. 본 연구에서는 이러한 학습민첩성의 핵심적인 과정적 특성이 생성형 AI와 같이 지속적으로 변화

하는 기술환경에서 새로운 정보를 탐색하고 활용하며 결과를 성찰하는 개인의 학습역량과 관련될 수 있다는 점에 주목하였다. 다만 본 연구의 표본은 대학생 중심으로 구성되어 있으며, 설문에서 참여자의 재직 여부와 구체적인 직무경험을 별도의 변수로 측정하지 않았다는 한계가 있다. 따라서 본 연구에서 측정한 학습민첩성을 원척도의 '일터학습민첩성'과 동일한 의미로 확대 해석하지 않고, 새로운 경험에 대한 감지·탐색·적용·성찰이라는 일반적인 학습과정의 역량으로 제한하여 해석하였다.

박정열과 김진모(2019)는 자기주도학습이론, 경험학습이론 및 민첩성이론을 바탕으로 학습민첩성을 개념화하였다. 학습민첩성을 새롭고 도전적인 일터 경험에서 성과 창출에 필요한 학습 내용을 빠르게 파악하고, 전략적인 해결 방안을 모색하여 상황에 맞게 적용한 후 그 과정과 결과를 비판적으로 되돌아보는 능력으로 정의하였다. 이에 따라 학습민첩성은 "개방적 감지(open sensing), 전략적 탐색(strategic exploring), 실험적 적용(experimental applying), 비판적 성찰(critical reflecting)"의 네 가지 하위요인으로 구성된다.

생성형 AI 리터러시는 노환호, 김현정, 김민진(2024)이 개발한 한국형 생성 인공지능 리터러시 척도를 기반으로 하였다. 노환호 외(2024)는 생성형 AI 리터러시를 단순한 인공지능 활용능력에 한정하지 않고, 생성된 정보에 대한 비판적 평가, 인공지능 활용 과정에서의 윤리적 판단, 생성형 AI를 활용한 창의적 문제해결까지 포함하는 다차원적 개념으로 설정하였다. 연구 결과 생성형 AI 리터러시는 AI 활용능력, 비판적 평가, 윤리적 사용 및 창의적 활용의 네 가지 요인으로 구성되는 것으로 확인되었다.

따라서 본 연구에서는 학습민첩성의 네 하위요인이 생성형 AI 리터러시의 네 하위요인 및 전체 수준과 어떠한 관계가 있는지를 분석하였다. 연구의 분석절차는 측정도구 구성, 자료수집, 기술통계 및 신뢰도 분석, 확인적 요인분석을 통한 측정모형 검증, 상관관계 분석, 다중회귀분석 및 연구가설 검증의 순으로 진행하였다.

2. 연구대상 및 자료수집

본 연구에서는 2025년 6월부터 2026년 3월까지 S대학교 재학생을 대상으로 온라인 설문조사를 실시하였다. 총 176명의 응답자료를 회수하였으며, 이 중 주요 측정문항에 결측값이 포함된 16명의 자료를 제외하고 최종 160명의 자료를 분석에 활용하였다. 이는 전체 회수자료의 90.9%에 해당한다. 또한 생성형 AI 이용경험을 통제변수로 포함한 위계적 다중회귀분석에서는 해당 문항에 결측값이 있는 1명을 제외한 159명의 자료를 활용하였다. 연구대상자의 일반적 특성은 성별, 연령, 학력 및 생성형 AI 이용 경험 등을 중심으로 확인하였다.

연구대상자는 대학의 여러 전공에 소속된 응답자를 중심으로 구성되었으며, 설문 과정에서 성별, 소속 및 학년, 생성형 AI 사용경험 및 출생연도 등을 조사하였다. 연령을 확인할 수 있는 141명의 응답을 기준으로 20대가 137명(97.2%)으로 대부분을 차지하였으며, 30대 1명(0.7%), 50대 3명(2.1%)으로 나타났다. 나머지 19명은 연령을 확인할 수 없었다. 성별의 유효응답자는 159명으로, 남성 113명(71.1%), 여성 46명(28.9%)이었으며, 1명은 응답하지 않았다. 생성형 AI 이용경험의 유효응답자는 159명으로, '보통이다' 68명(42.8%), '많다' 38명(23.9%), '적다' 21명(13.2%), '매우 많다' 16명(10.1%), '매우 적다' 16명(10.1%)이었으며, 1명은 응답하지 않았다. 따라서 본 연구의 표본은 남성이 여성보다 많고, 20대가 대부분을 차지하며, 생성형 AI를 어느 정도 사용해 본 경험이 있는 대학생 중심의 표본이라는 특성을 가진다.

이에 따라 본 연구의 결과는 지식근로자 일반이나 성인 전체의 특성으로 일반화하기보다는, 대학생

을 중심으로 한 탐색적 분석 결과로 해석할 필요가 있다. 그리고 생성형 AI 이용경험은 생성형 AI 리터러시와 직접적으로 관련될 가능성이 있으므로 통제변수로 설정하였다. 생성형 AI 이용경험은 평소 생성형 AI를 얼마나 사용해 왔는지를 묻는 단일 문항으로 측정하였으며, '매우 적다'에서 '매우 많다'까지 5점 척도로 응답하도록 구성하였다. 점수가 높을수록 생성형 AI 이용경험이 많은 것으로 해석하였다.

본 연구의 설문지는 학습민첩성 16문항과 생성형 AI 리터러시 12문항을 포함하여 총 28개의 측정문항으로 구성하였다. 학습민첩성 척도는 박정열과 김진모(2019)의 16문항 척도를 활용하였으며, 생성형 AI 리터러시는 노환호 외(2024)의 최종 12문항 척도를 활용하였다.

척도개발 연구에서 충분한 표본의 확보는 측정모형의 안정적인 검증을 위해 중요하다. 노환호 외(2024)는 생성형 AI 리터러시 척도의 확인적 요인분석을 위해 생성형 AI 서비스를 이용한 성인을 대상으로 총 500명의 자료를 수집하였다. 또한 박정열과 김진모(2019)는 일터학습민첩성 척도 개발과정에서 델파이조사, 안면타당도 조사, 예비조사 및 본조사를 단계적으로 실시하여 최종적으로 525명의 본조사 자료를 활용하였다.

이에 비해 본 연구의 표본은 상대적으로 규모가 작다는 한계가 있으므로, 연구결과를 일반화하는 데에는 주의가 필요하다. 본 연구에서는 이러한 표본의 특성을 고려하여 확인적 요인분석과 회귀분석을 실시하고, 분석 결과를 탐색적 수준에서 해석하였다.

3. 측정도구

1) 학습민첩성

본 연구에서 학습민첩성은 박정열과 김진모(2019)가 개발한 지식근로자의 일터학습민첩성 진단도구를 활용하여 측정하였다. 해당 척도는 개방적 감지, 전략적 탐색, 실험적 적용, 비판적 성찰의 네 가지 하위요인으로 구성되며, 각 요인별 4개 문항, 총 16개 문항으로 이루어져 있다.

개방적 감지는 내·외부 환경의 변화를 예의주시하고 새로운 상황에서 요구되는 지식, 기술 및 태도에 대한 정보를 빠르게 감지하는 것을 의미한다. 전략적 탐색은 감지한 정보를 분석하고 종합하여 문제의 핵심을 파악한 뒤, 이를 해결하는 데 적합한 대안을 신속하게 모색하는 능력을 의미한다. 실험적 적용은 탐색한 해결 방안을 주어진 자원과 상황에 맞게 조정하며, 실제 성과로 이어질 때까지 유연하게 실행하는 능력을 의미하며, 비판적 성찰은 실행과정과 그 결과에 관한 다양한 관점의 피드백을 검토하여, 다른 분야나 이후의 상황에 적용할 수 있는 의미를 지닌 교훈을 도출하는 능력을 의미한다.

본 연구에서는 지식근로자를 대상으로 개발된 일터학습민첩성 척도를 대학생 중심 표본에 적용한다는 점을 고려하여, 자료수집에 앞서 관련 분야 대학교수 4인이 문항의 적용 적절성과 해석상 유의점을 논의하였다. 해당 논의에는 교육학 박사학위를 소지한 대학교수 2인, 학습민첩성 분야의 전문성을 갖춘 사회과학 박사학위 소지 대학교수 1인, 공학 박사학위를 소지한 대학교수 1인이 참여하였다. 또한 박정열과 김진모(2019)의 척도는 대학생 120명을 대상으로 한 김다희 외(2022)의 연구와 군사학전공 대학생 221명을 대상으로 한 김승현과 최순원(2023)의 연구에서도 활용된 바 있다. 두 선행연구 모두 개방적 감지, 전략적 탐색, 실험적 적용, 비판적 성찰의 네 가지 하위요인으로 구성된 총 16개 문항을 적용하였다.

본 연구에서는 원척도의 요인구조를 유지하여 학습민첩성을 측정하였으며, 확인적 요인분석과 표준화 요인적재량, 개념신뢰도 및 평균분산추출을 통해 본 연구 표본에서의 측정모형 적합도와 집중타당도를 검토하였다. 다만 일부 문항에 일터 맥락의 표현

이 포함되어 있어 대학생 응답자의 문항 해석에 차이가 발생했을 가능성을 배제할 수 없으므로, 연구 결과를 해석할 때 이러한 측정상의 한계를 고려하였다.

2) 생성형 AI 리터러시

생성형 AI 리터러시는 노환호 외(2024)의 한국형 생성 인공지능 리터러시 척도를 활용하였다. 노환호 외(2024)는 기존 AI 리터러시 연구를 검토하고 한국적 맥락을 고려하여 초기 32개 문항을 개발한 후 탐색적 요인분석과 확인적 요인분석을 거쳐 최종적으로 12개 문항을 도출하였다.

최종 척도는 AI 활용능력, 비판적 평가, 윤리적 사용, 창의적 활용의 네 가지 하위요인으로 구성된다. AI 활용능력은 생성형 AI를 이용하여 필요한 정보를 얻거나 원하는 작업을 수행할 수 있는 능력을 의미한다. 비판적 평가는 생성형 AI가 제공하는 정보의 정확성과 긍정적·부정적 영향을 비판적으로 이해하고 평가하는 능력을 의미한다. 윤리적 사용은 생성형 AI의 활용 과정에서 법적·윤리적 책임과 개인정보 및 정보보안 등의 문제를 고려하는 능력을 의미한다. 창의적 활용은 생성형 AI를 활용하여 새로운 관점에서 문제에 접근하고 복잡한 문제를 해결하는 능력을 의미한다.

모든 문항은 5점 Likert 척도로 측정하였으며, 점수가 높을수록 해당 역량의 수준이 높은 것으로 해석하였다.

4. 자료분석 방법

본 연구에서는 수집된 자료를 대상으로 다음과 같은 절차에 따라 분석하였다.

첫째, 연구대상자의 일반적 특성 파악을 위한 빈도분석과 기술통계분석을 실시하였다.

둘째, 측정도구의 내적일관성을 검증하기 위해 Cronbach's α 계수를 산출하였다.

셋째, 학습민첩성과 생성형 AI 리터러시의 요인구조를 검증하기 위해 확인적 요인분석을 실시하였다. 학습민첩성의 경우 1요인 모형과 4요인 모형을 비교하고, 하위요인 간 높은 상관관계를 고려하여 3요인 및 2차 요인모형을 추가적으로 검토하였다. 생성형 AI 리터러시의 경우 1요인 모형, 3요인 모형 및 4요인 모형을 비교하여 최적의 요인구조를 확인하였다.

넷째, 측정모형의 집중타당도를 검증하기 위해 표준화 요인적재량, 개념신뢰도(composite reliability: CR) 및 평균분산추출(average variance extracted: AVE)을 확인하였다. 노환호 외(2024)도 생성형 AI 리터러시의 측정도구 검증에서 Cronbach's α, CR 및 AVE를 활용하였으며, 각 요인의 α는 .70 이상, CR은 .70 이상, AVE는 .50 이상으로 나타났다.

다섯째, 주요 변수 간 관계를 확인하기 위해 Pearson의 상관관계 분석을 실시하였다.

여섯째, 학습민첩성의 하위요인과 생성형 AI 리터러시 간의 관계를 확인하기 위해 다중회귀분석을 실시하였다. 회귀분석에서는 독립변수 간 다중공선성 여부를 확인하기 위해 분산팽창지수(Variance Inflation Factor: VIF)를 검토하였다. 또한 생성형 AI 이용경험의 영향을 통제한 상태에서 학습민첩성 하위요인의 추가적인 설명력을 검증하기 위해 위계적 다중회귀분석을 실시하였다. 1단계에서는 생성형 AI 이용경험을 투입하고, 2단계에서는 개방적 감지, 전략적 탐색, 실험적 적용 및 비판적 성찰을 투입하였다. 이를 통해 생성형 AI 이용경험을 통제하기 전후의 회귀계수와 설명력 변화량(ΔR^2)을 비교하였다. 동일한 분석절차를 생성형 AI 리터러시 전체와 AI 활용능력, 비판적 평가, 윤리적 사용 및 창의적 활용을 각각 종속변수로 설정한 모형에 적용하였다. 본 연구는 하위요인별 관계와 생성형 AI 이용경험 통제 후 추가 설명력을 확인하는 데 초점을 두었으며, 제한된 표본을 고려하여 복잡한 잠재

변수 구조모형 대신 위계적 다중회귀분석을 적용하였다.

확인적 요인분석에서는 χ^2, CFI, TLI, RMSEA 및 SRMR을 활용하여 모형 적합도를 평가하였다. 이는 노환호 외(2024)가 생성형 AI 리터러시 척도의 확인적 요인분석에서 CFI, TLI, SRMR 및 RMSEA를 활용한 분석절차와 동일한 방향이다.

Ⅳ. 연구결과

1. 기술통계 및 신뢰도 분석

본 연구에서는 최종적으로 선정된 160명의 자료를 대상으로 주요 변수의 기술통계 및 신뢰도 분석을 실시하였다. 분석 결과는 <표 1>과 같다.

학습민첩성의 하위요인별 평균은 개방적 감지 3.573, 전략적 탐색 3.533, 실험적 적용 3.457, 비판적 성찰 3.665로 나타났으며, 학습민첩성 전체 평균은 3.557이었다. 생성형 AI 리터러시의 하위요인별 평균은 AI 활용능력 3.947, 비판적 평가 3.591, 윤리적 사용 3.587, 창의적 활용 3.743으로 나타났으며, 생성형 AI 리터러시 전체 평균은 3.716으로 나타났다.

신뢰도 분석 결과 학습민첩성의 하위요인별 Cronbach's α는 .720~.818로 나타났으며, 전체 척도의 Cronbach's α는 .925로 나타났다. 생성형 AI 리터러시의 하위요인별 Cronbach's α는 .797~.935로 나타났으며, 전체 척도는 .942로 나타났다. 따라서 본 연구에서 사용한 측정도구는 전반적으로 양호한 내적일관성을 확보한 것으로 판단하였다.

<표 1> 주요 변수의 기술통계 및 신뢰도

변수	하위요인	M	SD	Cronbach's alpha
학습민첩성	개방적감지	3.573	.633	.810
	전략적탐색	3.533	.648	.798
	실험적적용	3.457	.647	.720
	비판적성찰	3.665	.668	.818
	전체	3.557	.600	.925
생성형 AI 리터러시	AI 활용능력	3.947	.741	.935
	비판적평가	3.591	.719	.829
	윤리적사용	3.587	.700	.797
	창의적활용	3.743	.709	.905
	전체	3.716	.645	.942

2. 학습민첩성의 확인적 요인분석

학습민첩성의 요인구조를 검증하기 위해 1요인 모형과 4요인 모형을 비교하고, 하위요인 간 높은 상관관계를 고려하여 3요인 모형 및 2차 요인모형을 추가적으로 검토하였다.

분석 결과 1요인 모형은 χ^2=259.012(df=104), CFI=.893, TLI=.866, RMSEA=.097, SRMR=.061로 나타났다. 반면 4요인 모형은 χ^2=222.847(df=98), CFI=.914, TLI=.885, RMSEA=.090, SRMR=.057로 나타나 1요인 모형보다 전반적인 적합도가 개선되었다.

또한 개방적 감지와 실험적 적용을 하나의 요인으로 통합한 3요인 모형은 χ^2=224.335(df=101), CFI=.915, TLI=.890, RMSEA=.088, SRMR=.057로 나타났다. 2차 요인모형은 χ^2=222.949(df=100), CFI=.915, TLI=.889, RMSEA=.088, SRMR=.057로 나타났다.

<표 2> 학습민첩성 측정모형 비교

모형	χ^2	df	CFI	TLI	RMSEA	SRMR
1요인	259.012	104	.893	.866	.097	.061
4요인	222.847	98	.914	.885	.090	.057
3요인	224.335	101	.915	.890	.088	.057
2차 요인	222.949	100	.915	.889	.088	.057

4요인 모형과 2차 요인모형의 적합도를 비교한 결과 4요인 모형은 χ^2=222.847(df=98), CFI=.914, TLI=.885, RMSEA=.090, SRMR=.057이었으며, 2차 요인모형은 χ^2=222.949(df=100), CFI=.915, TLI=.889, RMSEA=.088, SRMR=.057로 나타났다. 두 모형의 적합도는 전반적으로 매우 유사하였으며, 2차 요인모형은 4요인 모형에 비해 CFI와 TLI가 소폭 높고 RMSEA는 낮게 나타났다. 또한 두 모형 간 χ^2 차이는 .102로 매우 작고, 2차 요인모형의 적합도가 4요인 모형과 유사하게 나타났으며, 학습민첩성의 이론적 구조와도 부합하는 것으로 판단하여 2차 요인모형을 최종 측정모형으로 선정하였다.

본 연구에서는 통계적 적합도 뿐만 아니라 학습민첩성의 이론적 구조도 함께 고려하였다. 박정열과 김진모(2019)는 학습민첩성을 새로운 경험을 감지하고, 문제 해결을 위한 전략을 탐색하여 실제 상황에 적용한 뒤, 그 과정과 결과에 대해 비판적으로 성찰하는 일련의 과정적 역량으로 개념화하였다. 즉, 개방적 감지, 전략적 탐색, 실험적 적용 및 비판적 성찰은 서로 독립적으로 존재하는 능력이라기보다 하나의 학습민첩성을 구성하는 상호 연결된 하위 역량으로 이해할 수 있다.

실제로 본 연구에서도 학습민첩성의 네 하위요인 간 상관관계가 .668~.760으로 비교적 높게 나타났다. 이러한 결과는 네 하위요인이 서로 구별되는 측정차원을 유지하면서도 하나의 상위개념으로 수렴될 가능성을 보여준다. 따라서 본 연구에서는 측정모형의 통계적 적합성과 선행연구의 이론적 개념화를 종합적으로 고려하여 학습민첩성의 네 하위요인을 포함하는 2차 요인모형을 최종 측정모형으로 선정하였다.

이는 박정열과 김진모(2019)가 학습민첩성을 개방적 감지, 전략적 탐색, 실험적 적용 및 비판적 성찰이 연결되는 일련의 학습 과정으로 설명한 것과 이론적으로 부합한다. 즉 학습민첩성은 각각 독립된 능력이라기보다 새로운 경험을 감지하고, 해결방안을 탐색하며, 이를 적용하고 결과를 성찰하는 과정이 연결된 상위역량으로 이해할 수 있다.

다음으로 학습민첩성 각 문항의 표준화 요인적재량을 확인하였다. 대부분의 문항은 .50 이상의 요인적재량을 나타냈으나 학민12 문항의 적재량은 .469로 상대적으로 낮게 나타났다. 그러나 해당 문항이 실험적 적용이라는 구성개념을 측정하는 데 필요한 내용을 포함하고 있다는 점을 고려하여 삭제하지 않고 분석에 포함하였다.

<표 3> 학습민첩성의 표준화 요인적재량

하위요인	문항	표준화 요인적재량	하위요인	문항	표준화 요인적재량
개방적 감지	학민1	.743	실험적 적용	학민9	.730
	학민2	.770		학민10	.755
	학민3	.704		학민11	.620
	학민4	.694		학민12	.469
전략적 탐색	학민5	.696	비판적 성찰	학민13	.707
	학민6	.761		학민14	.592
	학민7	.596		학민15	.793
	학민8	.841		학민16	.812

집중타당도를 검토한 결과 개방적 감지의 CR은 .819, AVE는 .531, 전략적 탐색은 CR=.817, AVE=.531, 실험적 적용은 CR=.743, AVE=.427, 비판적 성찰은 CR=.819, AVE=.535로 나타났다. 실험적 적용의 AVE는 .50의 일반적인 기준에는 미치지 못하였으나 CR은 .743으로 .70 이상의 기준을 충족하였다. 또한 실험적 적용을 구성하는 네 문항의 표준화 요인적재량은 학민9=.730, 학민10=.755, 학민11=.620, 학민12=.469로 나타나 대부분 수용 가능한 수준을 보였다. 특히 학민12의 요인적재량이 상대적으로 낮았으나 .40 이상의 수준을 유지하였으며, 해당 문항은 실험적 적용이라는 구성개념의 내용을 측정하는 데 필요한 문항이라는 점을 고려하여 삭제하지 않

았다.

또한 박정열과 김진모(2019)의 원척도에서도 실험적 적용은 독립적인 하위요인으로 설정되어 있으며, 본 연구에서는 원척도의 4요인 구조를 유지하여 구성개념의 내용적 타당성을 확보하고자 하였다. 따라서 실험적 적용은 AVE가 권장 기준에 다소 미치지 못한다는 측정상의 한계가 있으나, 구성신뢰도와 요인적재량, 이론적 중요성을 종합적으로 고려하여 최종 분석에 포함하였다. 다만 해당 요인의 집중타당도가 상대적으로 취약하다는 점을 고려하여 결과 해석에는 주의를 기울였으며, 후속연구에서는 관련 문항의 수정·보완과 독립표본을 활용한 재검증이 필요하다.

3. 생성형 AI 리터러시의 확인적 요인분석

생성형 AI 리터러시의 요인구조를 검증하기 위해 1요인 모형, 3요인 모형 및 4요인 모형을 비교하였다. 분석 결과 1요인 모형은 χ^2=384.779(df=54), CFI=.801, TLI=.747, RMSEA=.196, SRMR=.089로 나타나 적합도가 낮았다.

반면 4요인 모형은 χ^2=91.106(df=48), CFI=.974, TLI=.963, RMSEA=.075, SRMR=.040으로 나타나 양호한 적합도를 보였다. 또한 비판적 평가와 윤리적 사용을 하나의 요인으로 통합한 3요인 모형은 χ^2=335.810(df=51), CFI=.829, TLI=.769, RMSEA=.187, SRMR=.102로 나타나 4요인 모형에 비해 적합도가 크게 악화되었다.

<표 4> 생성형 AI 리터러시 측정모형 비교

모형	χ^2	df	CFI	TLI	RMSEA	SRMR
1요인	384.779	54	.801	.747	.196	.089
3요인	335.810	51	.829	.769	.187	.102
4요인	91. 106	48	.974	.963	.075	.040

따라서 생성형 AI 리터러시는 하나의 단일한 능력으로 보기보다 AI 활용능력, 비판적 평가, 윤리적 사용, 창의적 활용이라는 네 가지 차원으로 구분하는 것이 적절한 것으로 판단하였다.

이러한 결과는 노환호 외(2024)의 연구에서 확인된 네 요인 구조와 일치한다. 노환호 외(2024)는 탐색적 요인분석을 통해 네 요인을 도출한 후 확인적 요인분석을 실시하였으며, CFI=.960, TLI=.945, SRMR=.042, RMSEA=.078로 네 요인 모형의 적합성이 확보됨을 보고하였다.

각 문항의 표준화 요인적재량은 모든 문항에서 .60 이상으로 나타났다.

<표 5> 생성형 AI 리터러시의 표준화 요인적재량

하위요인	문항	표준화 요인적재량	하위요인	문항	표준화 요인적재량
AI 활용	리터1	.907	윤리적 사용	리터7	.810
	리터2	.950		리터8	.866
	리터3	.899		리터9	.653
비판적 평가	리터4	.801	창의적 활용	리터10	.837
	리터5	.759		리터11	.926
	리터6	.814		리터12	.880

생성형 AI 리터러시의 집중타당도를 검토한 결과 AI 활용능력의 CR은 .942, AVE는 .845, 비판적 평가의 CR은 .834, AVE는 .627, 윤리적 사용의 CR은 .823, AVE는 .611, 창의적 활용의 CR은 .913, AVE는 .777로 나타났다. 따라서 모든 하위요인에서 CR .70 이상과 AVE .50 이상의 기준을 충족하여 집중타당도가 확보되었다.

노환호 외(2024)의 연구에서도 AI 활용능력, 비판적 평가, 윤리적 활용 및 창의적 활용의 CR은 각각 .893, .828, .767, .874로 나타났으며, AVE는 .534~735 범위로 나타나 측정도구의 신뢰도와 집중타당

도가 확보되었다.

한편 본 연구에서는 비판적 평가와 윤리적 사용 간 상관이 상대적으로 높게 나타났다. 노환호 외(2024)의 연구에서도 두 요인의 상관계수가 .805로 나타났으며, 연구자들은 두 요인이 인공지능 사용의 책임과 관련된 특성을 공유하기 때문에 개념적으로 높은 관련성이 나타날 수 있다고 설명하였다. 그러나 HTMT 분석을 통해 판별타당성이 확보되는 것으로 확인하였다.

따라서 본 연구에서도 비판적 평가와 윤리적 사용을 이론적으로 구분된 구성개념으로 유지하였다.

4. 전체 측정모형 검증

학습민첩성과 생성형 AI 리터러시의 각 하위요인을 동시에 포함한 전체 측정모형을 검증하였다. 분석 결과 전체 측정모형은 χ^2=608.082(df=322), CFI=.920, TLI=.894, RMSEA=.075, SRMR=.057로 나타났다.

<표 6> 전체 측정모형의 적합도

모형	χ^2	df	CFI	TLI	RMSEA	SRMR
전체 8요인 측정	608.082	322	.920	.894	.075	.057

CFI는 .90 이상, RMSEA는 .08 이하, SRMR은 .08 이하로 나타나 전반적인 모형 적합도는 수용 가능한 수준으로 판단하였다. TLI는 .90에 다소 미치지 못하였으나 .894로 나타나 경계 수준의 적합도를 보였다. 따라서 본 연구에서 설정한 측정모형은 이후 구조적 관계를 검증하기에 전반적으로 수용 가능한 수준으로 판단하였다.

5. 주요 변수 간 상관관계 분석

학습민첩성과 생성형 AI 리터러시의 하위요인 간 상관관계를 분석한 결과는 <표 7>과 같다. 분석 결과 학습민첩성의 네 하위요인은 모두 정적 상관관계를 나타냈으며, 생성형 AI 리터러시의 네 하위요인 역시 모두 정적 상관관계를 나타냈다.

학습민첩성에서는 개방적 감지와 비판적 성찰 간의 상관이 가장 높게 나타났으며(r=.760), 생성형 AI 리터러시에서는 비판적 평가와 윤리적 사용 간 상관이 가장 높게 나타났다(r=.788).

또한 학습민첩성의 각 하위요인은 생성형 AI 리터러시의 각 하위요인과 전반적으로 정적 상관관계를 나타냈다. 이는 새로운 환경과 정보를 감지하고, 해결방안을 탐색하며, 경험을 성찰하는 학습민첩성이 생성형 AI의 활용 및 평가, 윤리적 사용과 창의적 활용과 관련되어 있음을 의미한다.

<표 7> 주요 변수 간 상관관계

변수	1	2	3	4	5	6	7	8
1. 개방적 감지	1							
2. 전략적 탐색	.707	1						
3. 실험적 적용	.712	.668	1					
4. 비판적 성찰	.760	.674	.706	1				
5. AI 활용 능력	.497	.533	.433	.539	1			
6. 비판적 평가	.580	.566	.530	.558	.623	1		
7. 윤리적 사용	.592	.580	.540	.636	.558	.788	1	
8. 창의적 활용	.565	.608	.535	.621	.748	.700	.735	1

한편 학습민첩성 하위요인간 상관관계가 비교적 높게 나타남에 따라 다중공선성 여부를 추가적으로

검토하였다. 분석 결과, 독립변수인 개방적 감지, 전략적 탐색, 실험적 적용 및 비판적 성찰의 VIF는 각각 3.062, 2.342, 2.490, 2.839로 나타났으며, Tolerance는 각각 .327, .427, .402, .352로 나타났다. 모든 독립변수의 VIF가 10 미만이고 Tolerance가 .10 이상으로 나타나 다중공선성에는 문제가 없는 것으로 판단하였다. 따라서 학습민첩성 하위요인을 독립변수로 투입한 다중회귀분석을 실시하는 데 통계적 문제가 없는 것으로 확인되었다.

6. 학습민첩성과 생성형 AI 리터러시의 관계 분석

1) AI 활용능력과의 관계

먼저 생성형 AI 이용경험을 통제하지 않은 상태에서 학습민첩성의 네 하위요인이 AI 활용능력과 어떠한 관계인지를 분석한 결과, 회귀모형은 통계적으로 유의하였으며, R^2는 .346, 수정된 R^2는 .329로 나타났다. 학습민첩성의 하위요인 중 전략적 탐색(β=.293, p=.016)과 비판적 성찰(β=.302, p=.020)이 AI 활용능력에 유의한 정적 관계를 나타냈으며, 개방적 감지와 실험적 적용은 통계적으로 유의하지 않았다.

다음으로 생성형 AI 이용경험을 통제한 상태에서 학습민첩성의 하위요인과 AI 활용능력의 관계를 검증하기 위해 위계적 다중회귀분석을 실시하였다. 1단계에서는 생성형 AI 이용경험을 투입하였으며, 그 결과 회귀모형은 통계적으로 유의하였다(F=9.271, p<.001). 모형의 설명력은 R^2=.200, 수정된 R^2=.195로 나타났으며, 생성형 AI 이용경험은 AI 활용능력과 유의한 정적 관계를 나타냈다(β=.447, p<.001).

2단계에서는 생성형 AI 이용경험을 통제한 상태에서 학습민첩성의 네 하위요인인 개방적 감지, 전략적 탐색, 실험적 적용 및 비판적 성찰을 추가로 투입하였다. 그 결과 2단계 회귀모형은 통계적으로 유의하였으며(F=23.743, p<.001), 설명력은 R^2=.437, 수정된 R^2=.419로 나타났다. 1단계에 비해 설명력이 .237 증가하였으며, 이러한 설명력의 증가는 통계적으로 유의하였다(ΔR^2=.237, ΔF=16.087, p<.001).

구체적으로 생성형 AI 이용경험은 AI 활용능력과 유의한 정적 관계를 유지하였으며(β=.280, p<001), 학습민첩성 하위요인 중 전략적 탐색(β=.276, p=.004)과 비판적 성찰(β=.250, p=.016)이 AI 활용능력과 유의한 정적 관계를 나타냈다. 반면 개방적 감지(β=.071, p=.508)와 실험적 적용(β=−.033, p=734)은 통계적으로 유의하지 않았다. 따라서 생성형 AI 이용경험을 통제한 이후에도 전략적 탐색과 비판적 성찰은 AI 활용능력을 설명하는 유의한 변인으로 확인되었다.

한편 다중공선성을 확인한 결과, 각 변수의 VIF는 1.126~3.084로 나타나 일반적으로 사용되는 기준을 고려할 때 다중공선성의 문제는 크지 않은 것으로 판단하였다. Durbin-Watson 값은 1.800으로 나타나 잔차의 독립성에도 특별한 문제가 없는 것으로 확인되었다.

이러한 결과는 생성형 AI 이용경험을 통제한 이후에도 전략적 탐색과 비판적 성찰이 AI 활용능력과 유의한 정적 관계를 유지함을 보여준다.

<표 8> 생성형 AI 이용경험을 통제한 학습민첩성과 AI 활용능력 간의 관계

변수	1단계			2단계			VIF
	B	β	*p*	*B*	β	*p*	
AI이용경험	.306	.447	<.001	.192	.280	<.001	1.126
개방적감지	−	−	−	.082	.071	.508	3.084
전략적탐색	−	−	−	.312	.276	.004	2.359
실험적적용	−	−	−	−.036	−.033	.734	2.521
비판적성찰	−	−	−	.272	.250	.016	2.871
R^2	.200			.437			
수정된 R^2	.195			.419			
ΔR^2	−			.237		<.001	
F	39.271***			23.743***			

주. 1단계에서는 생성형 AI 이용경험을 투입하였으며, 2단계에서는 학습민첩성의 네 하위요인을 추가 투입.
*p<.05, **p<.01, ***p<.001.

2) 비판적 평가와의 관계

먼저 생성형 AI 이용경험을 통제하지 않은 상태에서 학습민첩성의 네 하위요인과 AI 비판적 평가의 관계를 분석하였다. 분석 결과, 회귀모형은 통계적으로 유의하였으며, 개방적 감지는 AI 비판적 평가와 유의한 정적 관계를 나타낸 반면, 전략적 탐색, 실험적 적용 및 비판적 성찰은 통계적으로 유의하지 않았다.

이러한 결과가 생성형 AI 이용경험의 영향을 고려한 이후에도 동일하게 나타나는지를 확인하기 위해 생성형 AI 이용경험을 통제변수로 설정하여 위계적 다중회귀분석을 추가로 실시하였다. 1단계에서는 생성형 AI 이용경험을 투입하였다. 그 결과 회귀모형은 통계적으로 유의하였으며(F=15.742, p<.001), R^2=.091, 수정된 R^2=.085로 나타났다. 생성형 AI 이용경험은 AI 비판적 평가와 유의한 정적 관계를 나타냈다(β=.302, p<.001).

2단계에서는 생성형 AI 이용경험을 통제한 상태에서 학습민첩성의 네 하위요인인 개방적 감지, 전략적 탐색, 실험적 적용 및 비판적 성찰을 추가로 투입하였다. 그 결과 2단계 회귀모형 역시 통계적으로 유의하였으며(F=21.848, p<.001), R^2=.417, 수정된 R^2=.397로 나타났다. 1단계에 비해 설명력이 .325 증가하였으며, 이러한 설명력의 증가 역시 통계적으로 유의하였다(ΔR^2=.325, ΔF=21.336, p<.001).

2단계의 개별 변인을 살펴보면, 전략적 탐색은 AI 비판적 평가와 유의한 정적 관계를 나타냈다(β=.219, p=.022). 반면 개방적 감지는 통계적 유의수준에 근접하였으나 유의한 관계는 나타나지 않았으며(β=.207, p=.058), 실험적 적용(β=.112, p=.253)과 비판적 성찰(β=.141, p=.181) 역시 통계적으로 유의하지 않았다. 또한 생성형 AI 이용경험은 학습민첩성 하위요인을 추가한 이후에는 통계적으로 유의하지 않은 것으로 나타났다(β=.112, p=.089).

생성형 AI 이용경험을 통제한 결과, 학습민첩성 하위요인 중 전략적 탐색만이 비판적 평가와 유의한 정적 관계를 나타냈다.

한편 2단계 모형의 VIF는 1.126~3.084로 나타나 다중공선성의 문제는 크지 않은 것으로 판단하였다. Durbin-Watson 값은 1.964로 나타나 잔차의 독립성에도 특별한 문제가 없는 것으로 확인되었다.

<표 9> 생성형 AI 이용경험을 통제한 학습민첩성과 비판적 평가 간의 관계

변수	1단계			2단계			VIF
	B	β	p	B	β	p	
AI이용경험	.206	.302	<.001	.077	.112	.089	1.126
개방적감지	–	–	–	.239	.207	.058	3.084
전략적탐색	–	–	–	.247	.219	.022	2.359
실험적적용	–	–	–	.125	.112	.253	2.521
비판적성찰	–	–	–	.153	.141	.181	2.871
R^2	.091			.417			
수정된 R^2	.085			.397			
ΔR^2	–			.325		<.001	
F	15.742***			21.848***			

주. 1단계에서는 생성형 AI 이용경험을 투입하였으며, 2단계에서는 학습민첩성의 네 하위요인을 추가 투입.
*p<.05, **p<.01, ***p<.001.

3) 윤리적 사용과의 관계

먼저 학습민첩성의 하위요인과 AI 윤리적 사용의 관계를 검증하기 위해 다중회귀분석을 실시하였다. 분석 결과, 학습민첩성의 하위요인 가운데 전략적 탐색과 비판적 성찰은 AI 윤리적 사용과 유의한 정적 관계를 나타낸 반면, 개방적 감지와 실험적 적용은 통계적으로 유의한 관계가 나타나지 않았다.

이러한 결과가 생성형 AI 이용경험을 통제한 이후에도 유지되는지를 확인하기 위해 생성형 AI 이용경험을 통제변수로 설정하여 위계적 다중회귀분석을 실시하였다. 1단계에서는 생성형 AI 이용경험

을 투입하였다. 그 결과 회귀모형은 통계적으로 유의하였으며(F=15.188, p<.001), R^2=.088, 수정된 R^2=.082로 나타났다. 생성형 AI 이용경험은 AI 윤리적 사용과 유의한 정적 관계를 나타냈다(β=.297, p<.001).

2단계에서는 생성형 AI 이용경험을 통제한 상태에서 학습민첩성의 네 하위요인인 개방적 감지, 전략적 탐색, 실험적 적용 및 비판적 성찰을 추가로 투입하였다. 그 결과 2단계 회귀모형은 통계적으로 유의하였으며(F=26.292, p<.001), 설명력은 R^2=.462, 수정된 R^2=.445로 나타났다. 1단계에 비해 설명력이 .374 증가하였으며, 이러한 설명력의 증가는 통계적으로 유의하였다(ΔR^2=.374, ΔF=26.592, p<.001).

2단계의 개별 변인을 살펴보면, 전략적 탐색은 AI 윤리적 사용과 유의한 정적 관계를 나타냈으며(β=.197, p=.032), 비판적 성찰 역시 유의한 정적 관계를 나타냈다(β=.337, p=.001). 반면 개방적 감지(β=.124, p=.234)와 실험적 적용(β=.063, p=.505)은 통계적으로 유의하지 않았다. 또한 생성형 AI 이용경험은 학습민첩성의 하위요인을 추가한 이후에는 AI 윤리적 사용과 유의한 관계를 나타내지 않았다(β=.090, p=.155).

따라서 생성형 AI 이용경험을 통제한 이후에도 전략적 탐색과 비판적 성찰은 AI 윤리적 사용과 유의한 정적 관계를 나타내는 것으로 확인되었다. 특히 비판적 성찰은 통제변수 투입 이후에도 유의성이 유지되었으며, 상대적으로 높은 표준화 회귀계수를 나타냈다(β=.337, p=.001). 이는 생성형 AI 이용경험 자체보다는 학습과정에서 새로운 정보를 탐색하고 자신의 학습이나 판단을 성찰하는 특성이 AI 윤리적 사용과 관련될 가능성을 보여주는 결과이다. 다만 본 연구는 횡단적 자료를 활용하였으므로 이러한 관계를 인과관계로 해석하는 데에는 주의가 필요하다.

한편 2단계 모형의 VIF는 1.126~3.084로 나타나 다중공선성의 문제는 크지 않은 것으로 판단하였다. Durbin-Watson 값은 2.044로 나타나 잔차의 독립성에도 특별한 문제가 없는 것으로 확인되었다.

<표 10> 생성형 AI 이용경험을 통제한 학습민첩성과 윤리적 사용 간의 관계

변수	1단계			2단계			VIF
	B	β	p	B	β	p	
AI이용경험	.197	.297	<.001	.060	.090	.155	1.126
개방적감지	−	−	−	.140	.124	.234	3.084
전략적탐색	−	−	−	.216	.197	.032	2.359
실험적적용	−	−	−	.068	.063	.505	2.521
비판적성찰	−	−	−	.356	.337	.001	2.871
R^2	.088			.462			
수정된 R^2	.082			.445			
ΔR^2	−			.374		<.001	
F	15.188***			26.292***			

주. 1단계에서는 생성형 AI 이용경험를 투입하였으며, 2단계에서는 학습민첩성의 네 하위요인을 추가 투입.
*p<.05, **p<.01, ***p<.001.

4) 창의적 활용과의 관계

마지막으로 학습민첩성의 하위요인과 AI 창의적 활용의 관계를 검증하기 위해 다중회귀분석을 실시하였다. 분석 결과, 학습민첩성의 하위요인 가운데 전략적 탐색과 비판적 성찰은 AI 창의적 활용과 유의한 정적 관계를 나타낸 반면, 개방적 감지와 실험적 적용은 통계적으로 유의한 관계가 나타나지 않았다.

이러한 결과가 생성형 AI 이용경험을 통제한 이후에도 유지되는지를 확인하기 위해 생성형 AI 이용경험을 통제변수로 설정하여 위계적 다중회귀분석을 실시하였다. 1단계에서는 생성형 AI 이용경험을 투입하였다. 그 결과 회귀모형은 통계적으로 유의하였으며(F=28.941, p<.001), R^2=.156, 수정된 R^2=.150으로 나타났다. 생성형 AI 이용경험은 AI

창의적 활용과 유의한 정적 관계를 나타냈다(β=.395, p<.001).

2단계에서는 생성형 AI 이용경험을 통제한 상태에서 학습민첩성의 네 하위요인인 개방적 감지, 전략적 탐색, 실험적 적용 및 비판적 성찰을 추가로 투입하였다. 그 결과 2단계 회귀모형은 통계적으로 유의하였으며(F=29.752, p<.001), 설명력은 R^2=.493, 수정된 R^2=.476으로 나타났다. 1단계에 비해 설명력이 .337 증가하였으며, 이러한 설명력의 증가는 통계적으로 유의하였다(ΔR^2=.337, ΔF=25.448, p<.001).

2단계의 개별 변인을 살펴보면, 전략적 탐색은 AI 창의적 활용과 유의한 정적 관계를 나타냈으며(β=.284, p=.002), 비판적 성찰 역시 유의한 정적 관계를 나타냈다(β=.297, p=.003). 반면 개방적 감지(β=.031, p=.759)와 실험적 적용(β=.070, p=.443)은 통계적으로 유의하지 않았다. 또한 생성형 AI 이용경험은 학습민첩성의 하위요인을 추가한 이후에도 AI 창의적 활용과 유의한 정적 관계를 유지하였다(β=.201, p=.001).

따라서 생성형 AI 이용경험을 통제한 이후에도 전략적 탐색과 비판적 성찰은 AI 창의적 활용과 유의한 정적 관계를 나타냈으며, 개방적 감지와 실험적 적용은 유의한 관계가 나타나지 않았다. 특히 비판적 성찰은 통제변수 투입 이후에도 유의한 관계가 유지되었으며(β=.297, p=.003), 전략적 탐색 역시 유의한 관계를 나타냈다(β=.284, p=.002). 또한 생성형 AI 이용경험 자체도 유의한 관계를 유지하였다(β=.201, p=.001).

한편 2단계 모형의 VIF는 1.126~3.084로 나타나 다중공선성의 문제는 크지 않은 것으로 판단하였다. Durbin-Watson 값은 1.842로 나타나 잔차의 독립성에도 특별한 문제가 없는 것으로 확인되었다.

<표 11> 생성형 AI 이용경험을 통제한 학습민첩성과 창의적 활용 간의 관계

변수	1단계			2단계			VIF
	B	β	p	B	β	p	
AI이용경험	.260	.395	<.001	.132	.201	.001	1.126
개방적감지	–	–	–	.035	.031	.759	3.084
전략적탐색	–	–	–	.309	.284	.002	2.359
실험적적용	–	–	–	.075	.070	.443	2.521
비판적성찰	–	–	–	.312	.297	.003	2.871
R^2	.156			.493			
수정된 R^2	.150			.476			
ΔR^2	–			.337		<.001	
F	28.941***			29.752***			

주. 1단계에서는 생성형 AI 이용경험을 투입하였으며, 2단계에서는 학습민첩성의 네 하위요인을 추가 투입.
*p<.05, **p<.01, ***p<.001.

5) 생성형 AI 리터러시 전체와의 관계

먼저 생성형 AI 이용경험을 통제하지 않은 상태에서 학습민첩성의 네 하위요인과 생성형 AI 리터러시 전체와의 관계를 분석한 결과, 회귀모형은 통계적으로 유의하였다(F=36.575, p<.001). R^2는 .533, 수정된 R^2는 .521로 나타났다. 개방적 감지와 실험적 적용은 통계적으로 유의한 관계를 나타내지 않았으며, 전략적 탐색(β=.297, p=.003)과 비판적 성찰(β=.327, p=.004)은 생성형 AI 리터러시에 유의한 정적 관계가 있는 것으로 나타났다.

다음으로 생성형 AI 이용경험을 통제변수로 투입한 위계적 다중회귀분석을 실시하였다. 1단계에서는 생성형 AI 이용경험을 투입하였으며, 그 결과 회귀모형은 통계적으로 유의하였다(F=31.760, p<.001). R^2는 .168, 수정된 R^2는 .163으로 나타나 생성형 AI 이용경험이 생성형 AI 리터러시 전체 변량의 16.8%를 설명하는 것으로 나타났다. 생성형 AI 이용경험의 표준화 회귀계수는 β=.410(p<.001)

으로 나타났다.

2단계에서는 생성형 AI 이용경험을 통제한 상태에서 학습민첩성의 네 하위요인을 추가로 투입하였다. 그 결과 회귀모형은 통계적으로 유의하였으며(F=40.900, p<.001), R^2는 .572, 수정된 R^2는 .558로 나타났다. 1단계 모형에 비해 R^2가 .404 증가하였으며, 이러한 설명력의 증가분은 통계적으로 유의하였다(ΔR^2=.404, p<.001).

2단계의 개별 변수를 살펴보면, 생성형 AI 이용경험은 β=.195(p<.001)로 여전히 유의한 정적 관계를 나타냈다. 학습민첩성의 하위요인 중 전략적 탐색은 β=.278(p<.001), 비판적 성찰은 β=.290(p=.001)으로 생성형 AI 리터러시에 유의한 정적 관계를 나타냈다. 반면 개방적 감지는 β=.124(p=.184), 실험적 적용은 β=.060(p=.474)으로 통계적으로 유의하지 않았다.

이는 생성형 AI 이용경험을 통제한 이후에도 전략적 탐색과 비판적 성찰이 생성형 AI 리터러시 전체와 유의한 관계를 유지한다는 것을 의미한다. 반면 개방적 감지와 실험적 적용은 통제변수 투입 이후에도 통계적으로 유의한 관계가 확인되지 않았다.

<표 12> 생성형AI 이용경험을 통제한 학습민첩성과 생성형 AI 리터러시 간의 관계

변수	1단계			2단계			VIF
	B	β	p	B	β	p	
AI이용경험	.243	.410	<.001	.115	.195	<.001	1.126
개방적감지	–	–	–	.124	.124	.184	3.084
전략적탐색	–	–	–	.271	.278	<.001	2.359
실험적적용	–	–	–	.058	.060	.474	2.521
비판적성찰	–	–	–	.273	.290	.001	2.871
R^2	.168			.572			
수정된 R^2	.163			.558			
ΔR^2	–			.404		<.001	
F	31.760***			40.900***			

주. 1단계에서는 생성형 AI 이용경험을 투입하였으며, 2단계에서는 학습민첩성의 네 하위요인을 추가 투입.
*p<.05, **p<.01, ***p<.001.

7. 연구가설 검증 및 연구결과 종합

본 연구에서는 학습민첩성의 네 하위요인이 생성형 AI 리터러시에 정적인 관계가 있을 것이라는 가설을 설정하였다. 분석 결과는 <표 13>과 같다.

<표 13> 연구가설 검증 결과

가설	가설 내용	검증 결과
H1	개방적 감지는 생성형 AI리터러시와 정(+)의 관계를 나타낼 것이다.	기각
H2	전략적 탐색은 생성형 AI리터러시와 정(+)의 관계를 나타낼 것이다.	채택
H3	실험적 적용은 생성형 AI리터러시와 정(+)의 관계를 나타낼 것이다.	기각
H4	비판적 성찰은 생성형 AI리터러시와 정(+)의 관계를 나타낼 것이다.	채택

주. 생성형 AI 이용경험을 통제한 위계적 다중회귀분석의 2단계 모형을 기준으로 가설을 검증함.

분석 결과, 학습민첩성의 하위요인 중 전략적 탐색과 비판적 성찰이 생성형 AI 리터러시 전체에 유의한 정적 관계가 있는 것으로 나타났다. 따라서 H2와 H4는 채택되었으며, H1과 H3은 기각되었다.

하위요인별 분석에서는 전략적 탐색이 AI 활용능력, 비판적 평가, 윤리적 사용 및 창의적 활용 모두와 유의한 정적 관계를 나타냈으며, 비판적 성찰은 AI 활용능력, 윤리적 사용 및 창의적 활용과 유의한 정적 관계를 나타냈다. 반면 개방적 감지와 실험적 적용은 생성형 AI 리터러시의 모든 하위요인에서 통계적으로 유의한 관계가 나타나지 않았다.

본 연구의 분석 결과를 종합하면 다음과 같다.

첫째, 학습민첩성은 개방적 감지, 전략적 탐색, 실험적 적용, 비판적 성찰의 네 가지 하위요인으로 구성되는 구조를 유지할 수 있으며, 동시에 이들 하위요인을 하나의 상위개념인 학습민첩성으로 설명할 수 있는 것으로 나타났다. 이는 학습민첩성이 단

순히 특정 학습능력 하나를 의미하는 것이 아니라 새로운 경험을 감지하고, 해결방안을 탐색하며, 이를 적용하고, 그 결과를 성찰하는 일련의 과정으로 구성된다는 박정열과 김진모(2019)의 관점과 부합한다.

둘째, 생성형 AI 리터러시는 AI 활용능력, 비판적 평가, 윤리적 사용, 창의적 활용이라는 네 가지 차원으로 구분하는 것이 적절한 것으로 나타났다. 특히 1요인 및 3요인 모형보다 4요인 모형의 적합도가 현저하게 우수하게 나타났다는 점에서 생성형 AI 리터러시는 단순한 AI 활용능력만으로 설명하기 어려운 복합적인 역량임을 확인하였다. 이는 노환호 외(2024)가 제시한 한국형 생성 AI 리터러시의 4요인 구조와 일치한다.

셋째, 학습민첩성의 네 하위요인 중 전략적 탐색과 비판적 성찰이 생성형 AI 리터러시와 유의한 정(+)의 관계인 것으로 나타났다. 이는 생성형 AI 시대의 역량이 단순히 새로운 기술이나 정보를 빠르게 습득하는 데 있는 것이 아니라, 문제에 적합한 해결방안을 선택하고 AI의 결과물을 검토·평가하는 능력과 밀접하게 관련될 수 있음을 보여준다.

넷째, 실험적 적용은 생성형 AI 리터러시와 통계적으로 유의한 관계가 나타나지 않았다. 이러한 결과는 새로운 해결방안을 실제로 적용하는 것 자체보다, 생성형 AI를 활용하는 과정에서 어떠한 문제를 해결해야 하는지를 파악하고 적절한 해결방안을 탐색하며 그 결과를 비판적으로 검토하는 과정이 상대적으로 중요할 가능성을 시사한다.

다섯째, 비판적 평가와 윤리적 사용은 높은 상관관계를 나타냈으나, 두 요인을 통합한 모형의 적합도가 크게 악화되었다. 따라서 본 연구에서는 두 요인을 별개의 구성개념으로 유지하였다. 이는 노환호 외(2024)의 연구에서도 비판적 평가와 윤리적 사용 간 높은 상관이 나타났지만, HTMT 분석을 통해 두 요인의 판별타당성이 확인된 것과 맥락을 같이 한다.

종합하면, 본 연구의 결과는 생성형 AI 시대의 리터러시를 설명하는 데 있어 “새로운 정보를 얼마나 많이 접하는가”보다 “필요한 정보를 선별하여 해결방안을 탐색하고, AI의 결과를 비판적으로 성찰할 수 있는가”가 중요할 수 있음을 보여준다. 다시 말해 생성형 AI를 잘 활용하는 사람은 단순히 AI 사용법을 많이 알고 있는 사람이 아니라, AI에게 무엇을 물어볼 것인지 판단하고, AI가 제시한 결과를 검토하며, 그 결과를 자신의 문제해결에 적절하게 연결할 수 있는 사람으로 이해할 수 있다.

Ⅴ. 결론

본 연구는 대학생 중심으로 구성된 표본에서 학습민첩성의 각 하위요인과 생성형 AI 리터러시의 전체 수준 및 하위요인 간 관계를 분석하고자 하였다. 이를 위해 연구 참여자 160명으로부터 수집한 자료를 바탕으로 측정 도구의 신뢰도와 타당도를 검증하고, 상관분석과 다중회귀분석을 실시하였다. 생성형 AI 이용경험을 통제한 위계적 다중회귀분석에는 결측자료를 제외한 159명의 자료를 활용하였다. 본 연구는 횡단 자료에 기반하므로 변인 간 통계적 관련성을 중심으로 결과를 논의하였다.

주요 논의는 다음과 같다. 첫째, 학습민첩성은 개방적 감지, 전략적 탐색, 실험적 적용, 비판적 성찰의 네 하위요인으로 구성된 상위 개념으로 확인되었다. 생성형 AI 리터러시는 AI 활용능력, 비판적 평가, 윤리적 사용, 창의적 활용의 4요인 구조가 적합한 것으로 확인되었다. 이는 학습민첩성을 감지, 탐색, 적용, 성찰이 연결되는 과정적 역량으로 본 박정열과 김진모(2019)의 연구와 부합한다. 또한 생성형 AI 리터러시의 4요인 구조는 노환호 외(2024)의 연구 결과와 일치한다. 이러한 결과는 학습민첩성과 생성형 AI 리터러시가 각각 구분되는 하위요인으로 구성된 다차원적 역량임을 보여준다.

둘째, 학습민첩성과 생성형 AI 리터러시의 하위

요인들은 전반적으로 정적인 상관관계를 나타냈다. 이는 학습민첩성이 디지털 리터러시 및 디지털 역량에 정적인 영향을 미친다는 정경혜와 신나민(2024)의 연구결과와 맥락을 같이하며, AI 리터러시와 학습민첩성 간의 유의한 연관성을 확인한 민혜림(2026)의 연구와도 관련된다. 학습민첩성의 하위요인인 전략적 탐색과 비판적 성찰은 생성형 AI 리터러시의 전체 수준과 유의한 정적 관계를 나타냈다. 이에 따라 가설 2와 가설 4는 지지되었다. 반면 개방적 감지와 실험적 적용은 통계적으로 유의한 관계가 나타나지 않아 가설 1과 가설 3은 지지되지 않았다. 이는 생성형 AI 리터러시의 전체 수준을 설명하는 데 전략적 탐색과 비판적 성찰이 상대적으로 중요할 수 있음을 시사한다.

셋째, 생성형 AI 이용경험을 통제한 결과, 전략적 탐색은 생성형 AI 리터러시의 네 하위요인 모두와, 비판적 성찰은 AI 활용능력, 윤리적 사용 및 창의적 활용과 유의한 정적 관계를 나타냈다. 반면 개방적 감지와 실험적 적용은 어느 하위요인에서도 유의한 관계가 나타나지 않았다. 다만 학습민첩성의 하위요인 간 상관이 높고 실험적 적용의 일부 타당도 지표가 권장 기준에 미치지 못했다는 점에서, 실험적 적용이 생성형 AI 리터러시와 관련되지 않는다고 단정하기보다는, 후속 연구를 통해 측정 문항과 요인 간 관계를 재검토할 필요가 있다.

이상의 결과는 대학생 대상 생성형 AI 리터러시 교육에서 전략적 탐색과 비판적 성찰을 고려할 필요가 있음을 시사한다. 전략적 탐색은 생성형 AI 리터러시의 네 하위요인 모두와 유의한 정적 관계를 나타냈으므로, 학습과제의 목적과 요구를 분석하고 이에 적합한 질문 전략과 해결방안을 비교·선택하는 활동을 교육에 포함하는 방안을 고려할 수 있다. 또한 비판적 성찰은 AI 활용능력, 윤리적 사용 및 창의적 활용과 유의한 정적 관계를 나타냈으므로, AI 활용 과정에서의 판단, 윤리적 고려사항 및 결과물의 개선점을 성찰 기록으로 정리하는 활동을 고려할 수 있다. 다만 본 연구는 이러한 교육활동의 효과를 직접 검증하지 않았으므로, 그 효과는 후속 연구를 통해 확인할 필요가 있다.

이러한 의의에도 불구하고 본 연구는 다음과 같은 제한사항을 갖는다. 첫째, 본 연구는 20대가 대부분인 대학생 중심의 160명 표본을 활용하였으므로, 연구 결과를 대학생 전체나 지식근로자 및 성인 일반으로 확대 해석하는 데 한계가 있다. 또한 지식근로자를 대상으로 개발된 학습민첩성 척도를 대학생 중심 표본에 적용하였다는 점에서 측정도구의 맥락적 적합성을 고려할 필요가 있다. 이를 위해 자료수집에 앞서 교육학, 사회과학 및 공학 분야의 박사학위를 소지한 대학교수 4인이 문항의 적용 적절성과 해석상 유의점을 논의하였다. 또한 동일한 학습민첩성 척도를 대학생에게 적용한 선행연구도 존재하지만(김다희 외, 2022; 김승현·최순원, 2023), 이러한 사전 논의와 선행연구의 적용 사례만으로 대학생 표본에 대한 문항의 내용타당도가 충분히 확보되었다고 단정하기는 어렵다. 특히 일부 문항에 일터 맥락의 표현이 포함되어 있어 응답자의 해석에 차이가 발생했을 가능성이 있으며, 참여자의 재직 여부와 구체적인 직무경험을 조사하지 않았다는 한계도 있다. 따라서 본 연구결과는 대학생 중심 표본에서 나타난 탐색적 관계로 제한하여 해석할 필요가 있다. 후속 연구에서는 대학생의 학습 맥락을 반영한 문항의 수정·보완과 독립적인 전문가 검토 및 응답자 이해도 검증을 통해 측정도구의 적용 적절성을 재검증할 필요가 있다.

둘째, 한 시점에 수집한 자기보고식 설문자료를 활용하였으므로 두 변인 간 인과관계와 시간적 선후관계를 확인하기 어렵다. 따라서 생성형 AI 리터러시가 학습민첩성에 영향을 미치는 역방향 또는 두 변인 간 상호적 관계의 가능성도 배제할 수 없다. 이러한 한계를 고려하여 본 연구에서는 두 변인 간 통계적 관련성을 중심으로 분석 결과를 서술하고 해석하였다.

셋째, 학습민첩성의 하위요인 간 상관이 높고 실험적 적용의 일부 타당도 지표가 충분하지 않아 각 하위요인과 생성형 AI 리터러시 간의 고유한 관련성을 해석하는 데 한계가 있다. 또한 본 연구는 위계적 다중회귀분석을 통해 각 종속변인과의 관계를 개별적으로 분석하였으며, 하위요인 간 관계를 하나의 구조모형으로 통합하여 검토하지 않았다. 향후 연구에서는 다양한 집단에서 충분한 표본을 확보하고, 종단연구나 실험연구를 실시하거나 실제 생성형 AI 과제 수행 자료를 활용하여 두 변인의 관계를 재검증할 필요가 있다.

본 연구는 대학생 중심 표본에서 학습민첩성과 생성형 AI 리터러시의 관계를 하위요인 수준에서 분석하고, 전략적 탐색과 비판적 성찰을 고려한 생성형 AI 리터러시 교육에 대한 시사점을 제시하였다는 점에서 의의가 있다.

참고문헌

김다희, 김정만, 최순원 (2022). 대학생의 학습민첩성이 이러닝 학습 몰입도와 만족도에 미치는 영향 연구. 문화와융합, 44(4), 1183-1202. https://doi.org/10.33645/cnc.2022.04.44.4.1183

김미혜, 제남주 (2026). 간호대학생의 성격 5요인이 학습민첩성, 성취동기, 학업탄력성, 학업성취도에 미치는 영향. 문화기술의 융합, 12(1), 909-926. https://doi.org/10.17703/JCCT.2026.12.1.909

김미희 (2025). 유아교사의 학습민첩성이 AI 리터러시에 미치는 영향: 원장의 변혁적 리더십 조절효과. 석사학위논문, 가천대학교 교육대학원.

김승현, 최순원 (2023). 학습민첩성이 군사학전공 대학생의 이러닝 학습몰입도에 미치는 영향. 문화와융합, 45(3), 557-571. https://doi.org/10.33645/cnc.2023.03.45.03.557

노환호, 김현정, 김민진 (2024). 한국형 생성 인공지능 리터러시 척도 개발 및 타당화. 지식경영연구, 25(3), 145-171. https://doi.org/10.15813/kmr.2024.25.3.007

류혜현, 오헌석 (2016). 학습민첩성 연구의 쟁점과 과제. HRD연구, 18(4), 119-147. https://doi.org/10.18211/kjhrdq.2016.18.4.005

민혜림 (2026). 대학생의 인공지능(AI) 리터러시가 혁신행동에 미치는 영향: 창의적 자기효능감과 학습민첩성의 순차매개효과를 중심으로. 한국산학기술학회논문지, 27(2), 945-955. https://doi.org/10.5762/KAIS.2026.27.2.945

박정열, 김진모 (2019). 지식근로자의 일터학습민첩성 진단도구 개발. HRD연구, 21(4), 115-152. https://doi.org/10.18211/kjhrdq.2019.21.4.005

박종선 (2026). AI 활용이 가능한 학습 환경에서 사이버대학 학습자 역량과 학업 성과의 구조적 관계: UNESCO 학습자 역량 프레임워크를 중심으로. 미래사회, 17(1), 281-294. https://doi.org/10.22987/jifso.2026.17.1.281

서귀동, 오유겸 (2026). 성인학습자의 AI 리터러시가 생성형 AI 학습활용의도에 미치는 영향: 디지털 자기효능감의 매개효과와 기술불안의 매개 및 조절효과. 혁신기업연구, 11(3), 403-421. https://doi.org/10.37297/IER.2026.6.11.3.403

어윤경 (2025). 중등교원의 교사발달 단계에 따른 학습 민첩성이 AI 학습수용의도에 미치는 영향. 한국교육, 52(3), 119-142. https://doi.org/10.22804/jke.2025.52.3.005

임창현, 위영은, 이효선 (2017). 학습민첩성(Learning Agility) 측정도구 개발 연구. HRD연구, 19(2), 81-108. https://doi.org/10.18211/kjhrdq.2017.19.2.004

정경혜, 신나민 (2024). 중등교사의 디지털기술 수용의도, 학습민첩성, 디지털 리터러시, 디지털 역량의 구조적 관계 연구. 교육정보미디어연구, 30(3), 687-711. https://doi.org/10.15833/KAFEIAM.30.3.687

하오선, 정주원 (2026). 생성형 AI 리터러시와 학습 유용성 인식의 관계: 중·고등학교 비교 연구. 열린교육연구, 34(2), 515-537. https://doi.org/10.18230/tjye.2026.34.2.515

DeRue, D. S., Ashford, S. J., & Myers, C. G. (2012). Learning agility: In search of conceptual clarity and theoretical grounding. *Industrial and Organizational Psychology, 5*(3), 258-279.

Lombardo, M. M., & Eichinger, R. W. (2000). High potentials as high learners. *Human Resource Management, 39*(4), 321-329.

Miao, F., & Holmes, W. (2023). *Guidance for generative AI in education and research.* UNESCO.

Ng, D. T. K., Leung, J. K. L., Chu, S. K. W., & Qiao, M. S. (2021). Conceptualizing AI literacy: An exploratory review. *Computers and Education: Artificial Intelligence, 2,* 100041.

투고일자: 2026. 8. 29.
심사일자: 2026. 10. 6.
게재확정일자: 2026. 10. 12.

미래사회
Journal of Future Society
2026. Vol. 17, No. 3, 300～322.
https://doi.org/10.22987/jifso.2026.17.3.300

Relationships Between Learning Agility's Subdimensions and Generative AI Literacy

SoonWon Choi NaRee Song

Sangji University

This study examined the relationships between learning agility's subdimensions and generative AI literacy in a sample mainly consisting of university students. Reliability analysis, confirmatory factor analysis, correlation analysis, and regression analyses were performed on 160 responses. Hierarchical multiple regression was conducted on 159 cases after excluding one case with missing data on generative AI use experience. Learning agility and generative AI literacy were measured using 16 and 12 items, respectively. A second-order model was selected for learning agility, and a four-factor structure was identified for generative AI literacy: AI utilization ability, critical evaluation, ethical use, and creative application. The model incorporating generative AI use experience and the four learning agility subdimensions (strategic exploration, critical reflection, open sensing, and experimental application) explained 57.2% of the variance in overall generative AI literacy. After controlling for use experience, strategic exploration and critical reflection revealed significant positive associations with overall literacy. Strategic exploration showed significant positive associations with all four literacy subdimensions, whereas critical reflection showed significant positive associations with AI utilization ability, ethical use, and creative application. Open sensing and experimental application showed no significant associations with any literacy subdimension in the adjusted models. These findings suggest that generative AI literacy education may benefit from strategic problem exploration and critical reflection on the processes and outcomes of AI use.

Key words: Learning Agility, Generative AI Literacy, Strategic Exploration, Critical Reflection, AI Utilization Ability