

학생의 성장과 변화 분석을 위한 종단인지진단모형의 개발과 교육적 활용 방안*

박찬호**

국문초록 본 연구는 청소년기의 자기주도학습역량 변화를 정밀하게 분석하기 위해 종단 인지진단모형을 적용하고 그 교육적 활용 가능성을 탐색하는 데 목적이 있다. 대구교육종단연구 2017 초등패널 중 중학교 2, 3학년 시점의 14개 문항 응답 자료를 활용하였으며, 동기, 목표설정·계획, 전략적 학습, 자기점검·성찰, 학습기술의 다섯 속성을 기반으로 Q-행렬을 구성하고 DINA 모형과 잠재전이분석을 결합한 종단 인지진단모형을 적용하였다. 분석 결과, 전략적 학습과 학습기술의 숙달 확률은 높았으나 동기와 목표설정·계획은 낮았으며, 종단 전이분석에서는 숙달 및 미숙달 상태 유지 집단이 가장 큰 비중을 보이는 가운데 일부 학생은 숙달에서 미숙달로 후퇴하는 양상도 확인되었다. 본 연구는 자기주도학습역량 발달이 속성별로 상이한 변화를 보임을 실증적으로 제시하고, 종단 인지진단모형의 비인지적 특성 분석 적용 가능성을 확인하였다는 점에서 의의를 지닌다.

주제어: 종단 인지진단모형, 자기주도학습역량, 비인지적 특성, 잠재전이분석, 교육종단연구

목차

- I. 머리말
- II. 이론적 배경
- III. 연구방법
- IV. 연구결과
- V. 논의 및 결론

논문접수일: 2026.03.04.

논문수정일: 2026.04.02.

게재확정일: 2026.04.10.

I. 머리말

미래 사회에 필요한 역량을 갖춘 인재를 양성하기 위해서는 학생들의 성장과 변화에 대한 이해가 필요하다. 그에 따라 국가 수준의 한국교육종단연구(김양분 외, 2013)뿐만 아니라 시도교육청에서 실시하는 서울교육종단연구(김경희 외, 2019), 대구교육종단연구(김미숙 외, 2017) 등 다양한 교육종단연구가 실시되고 있다. 이들 교육종단연구를 통하여 학생들의 성장 과정을 추적하는 종단 데이터를 구축하고 분석하여 정책에 반영하려는 것이다. 따라서 대부분의 교육종단연구에서는 초등학교부터 고등학교까지 학생 특성의 변화 양상과 그에 영향을 미치는 개인 및 환경 변인을 조사하고 있다. 이들 연구에서

* 이 논문은 2022년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 인문사회분야 중견연구자지원사업의 지원을 받아 수행된 연구임 (NRF-2022S1A5A2A01050136). 2025년 대구교육종단연구 학술대회에서 발표한 내용을 기반으로 작성되었음.

** 계명대학교 교육학과 교수 / cpark@kmu.ac.kr

는 대부분 대규모의 패널 설계를 채택하고 있는데, 초등학교 패널뿐만 아니라 중학교와 고등학교 패널도 별도로 표집함으로써 연구 종료 시점까지 기다리지 않더라도 초·중·고 학교급에 대한 분석이 가능한 설계를 채택하고 있다.

교육종단연구에서는 교과역량 검사 외에 학생들의 비인지적 특성을 파악할 수 있게 해주는 다양한 척도를 활용하여 심리적 구인을 측정하고 있다. 이들 구인은 자기주도학습역량, 자아존중감, 진로성숙도, 회복탄력성, 자기효능감, 학업열의 등 발달 단계에 따라 중요하게 요구되는 변인들이다. 이러한 비인지적 특성은 대부분 리커트 척도 기반의 자기보고식 설문을 통해 측정이 이루어지는데(Paulhus, 1991), 이러한 리커트 척도를 연속 변수로 취급하여 잠재성장모형으로 분석하거나 다분 문항으로 간주하는 문항반응이론(item response theory) 기반의 성장모형을 적용하기도 한다(박찬호, 김선미, 이수빈, 2023).

문항을 연속 변수로 취급하던 범주형 변수로 취급하던 성장모형 기반 분석은 변화의 양상을 전체적인 속성의 변화 궤적을 파악하거나(선형 또는 비선형 등) 성장에 영향을 미치는 변수를 파악하는 데 그치는 한계를 지닌다. 반면 최근 많은 연구가 집중되고 있는 인지진단모형(cognitive diagnosis model, 이하 CDM)은 학생이 특정 문항에 어떻게 응답했는지를 바탕으로 측정하고자 하는 다수의 미세한 하위 속성(attribute)에 대한 숙달 여부를 진단하는 통계적 접근법이다. 이 CDM을 종단적으로 확장하여 종단 인지진단모형(longitudinal CDM)을 구성하면 기존의 성장모형에 대한 대안이 될 수 있다. 성장모형 기반의 단선적인 변화 궤적 분석을 넘어 학생의 상태 변화를 세밀하게 관찰할 수 있기 때문이다.

이 연구에서는 교육종단연구에서 측정하는 비인지적 특성에 종단 CDM을 적용하여 학생들의 비인지적 성장에 대한 새로운 관점을 제안하고자 한다. 이 연구의 목적은 두 가지로 세분화된다. 첫째, 비인지적 특성을 구성하는 다수의 하위 속성들을 정의하고 각 속성의 숙달 여부를 진단함으로써 학생의 강점과 약점을 다차원적이고 입체적으로 분석하는 것이다. 둘째, 이러한 속성 숙달 프로파일이 시간의 흐름에 따라 어떻게 변화하는지를 추적함으로써 단순한 점수의 상승이나 하락을 넘어 어떤 속성을 새롭게 학습하고 어떤 속성을 잃어버리는지 등 변화의 구체적인 양상까지 심층적으로 분석하고자 한다.

이를 위해 본 연구에서는 대구교육종단연구(Daegu Education Longitudinal Study, DELS) 데이터 중 2017학년도부터 측정을 시작한 초등학교 패널(이하 초등2017 패널)의 자료 중 중학생 시기의 자기주도 학습역량을 분석 변수로 다루고자 한다. 이 변인은 청소년기 학습과 적응에 핵심적인 역할을 하는 비인지적 특성이면서 다차원적인 하위 요인으로 구성되어 있어 CDM 적용의 타당성이 높다. 이처럼 비인지적 특성에 CDM을 적용하여 분석할 경우, 예를 들어 학생의 자기주도학습역량이 낮은 수준이라는 일차원적인 진단에서 벗어나 낮은 자기주도학습역량 수준의 원인이 무엇인지 구체적으로 진단하여 피드백을 제공할 수 있을 것이다. 또한 같은 도구를 이용하여 반복적으로 측정되는 비인지적 특성의 경우 잠재전이분석(latent transition analysis)을 결합한 종단 CDM을 적용함으로써 학생들의 변화 양상도 기울기 위주의 분석을 넘어 다차원적인 변화 양상을 파악할 수 있게 될 것이다. 이처럼 본 연구의 결과는 학생들의 비인지적 성장 과정을 정밀하게 이해하고 이를 바탕으로 개인 맞춤형 교육 및 상담 지원 방안을 모색하는 데 중요한 실증적 근거를 제공할 수 있을 것이다.

II. 이론적 배경

1. 자기주도학습역량

자기주도학습(self-directed learning)은 Knowles(1975)에 의해 체계적으로 정립되었다. Knowles는 자기주도학습을 학습자가 타인의 도움 없이 스스로 학습의 필요성을 진단하고 학습 목표를 설정하며 학습에 필요한 인적·물적 자원을 탐색하고 적절한 학습 전략을 선택 및 실행하며 최종적으로 학습 결과를 스스로 평가하는 총체적인 과정으로 정의하였다. 이는 학습의 전 과정에서 학습자가 단순한 지식 수용자를 넘어 자신의 학습을 능동적으로 설계하고 책임지는 주체임을 강조하는 것이다. 이러한 자기주도학습역량은 단일한 특성이 아니라 여러 하위 요인이 복합적으로 작용하는 다차원적 개념으로 이해된다.

선행연구에서는 자기주도학습역량을 크게 인지적, 메타인지적, 그리고 정의적 요인으로 구성되는 것으로 본다. 인지적 요인은 정보 탐색, 비판적 사고, 문제 해결 전략 등 학습 과제를 직접적으로 수행하는 데 필요한 지적 기술을 포함하며, 메타인지적 요인은 자신의 인지 과정을 한 단계 위에서 인식하고 통제하는 능력으로 볼 수 있으며, 학습 목표를 설정하고 계획을 수립하는 계획 단계, 학습 과정을 점검하고 이해도를 확인하는 점검 단계, 학습 전략의 효과와 결과물을 평가하는 성찰 단계로 구성된다. 이는 자기주도학습에서 핵심적인 역할을 한다. 마지막으로 정의적 요인은 학습에 대한 태도와 동기를 관리하는 능력이다. 내재적 동기, 학업적 자기효능감, 과제에 대한 책임감 등이 여기에 해당하며 학습자가 어려움에 부딪혔을 때 포기하지 않고 학습을 지속하게 하는 심리적 원동력이 된다(Li et al., 2024).

특히 중학생 시기는 자기주도학습역량을 함양하고 계발하는 시기로 평가된다. 이 시기의 발달적 특성과 자기주도학습은 밀접한 관련을 맺는다. 인지적으로 청소년기는 Piaget의 형식적 조작기에 해당하여 추상적이고 논리적인 사고를 가능하게 한다. 이는 다시 가설을 설정하고 체계적으로 문제를 해결하며 자신의 학습 과정에 대해 객관적으로 성찰하는 메타인지적 활동을 가능하게 하여 자기주도학습의 발달을 촉진한다. 심리·사회적으로 중학생 시기는 자아정체성을 확립해 나가는 중요한 시기이기도 하다. 스스로 학습 계획을 세우고 이를 실천하며 성취감을 경험하는 과정은 학생의 자율성과 효능감을 증진하며, 이러한 성공 경험은 긍정적인 학업적 자아개념 형성으로 이어져 다시 학습 동기를 강화하는 선순환 구조를 만든다. 또한 중학교 시기는 상급 학교로 진학하여 더욱 복잡하고 방대해지는 학업 과제를 성공적으로 수행하는 데 필요한 기초 역량을 닦는 결정적 단계라는 점에서 자기주도학습 습관의 형성이 매우 중요하다(박소리, 손은령, 2017).

이처럼 자기주도학습역량은 발달기 청소년의 주요 과업 중 하나로 여러 교육종단연구에서 측정변수로 포함하고 있으며 관련 연구도 다수 이루어지고 있다. 황매향 외(2012)는 한국교육종단연구 1~4차년

도 자료를 분석하여 중학교 2학년부터 고등학교 1학년까지 청소년의 자기조절학습역량 발달 양상을 탐색하였다. 분석 결과, 자기조절학습역량은 학년에 따라 큰 변화를 보이지 않고 정체된 상태를 유지하였다. 다만 정교화와 메타인지 전략은 증가한 반면, 노력 조절·시간 관리·교사 활용 전략은 오히려 감소하는 경향이 나타났다. 성별 및 학업성취 변화에 따른 차이는 일부 영역에서만 미미하게 확인되었다. 이 연구는 청소년기의 자기조절학습능력이 기대만큼 발달하지 않으며, 사교육 의존과 부모의 과도한 관여가 학습 자율성을 저해할 수 있음을 시사하였다.

김영미, 전주성(2022)는 중·고등학교 학생들을 대상으로 한국교육중단연구의 3~7차년도 데이터를 사용하여 진로성숙(career maturity), 자아개념(self-concept), 자기조절(self-regulation)의 변화 추이와 이들 간의 종단적 관계를 다변량 잠재성장모형(multivariate latent growth model)으로 분석하였다. 그 결과, 자기조절은 중학교 1학년부터 고등학교까지 정적으로 증가하는 경향이 보였고 자아개념은 감소하는 추세를 보였다. 진로성숙은 학년이 증가해도 변화가 크지 않았다. 또한 진로성숙의 변화가 자아개념과 자기조절 변화의 예측요인으로 작용함을 확인하였다.

문병상(2012)은 중학생을 대상으로 한국교육중단연구의 1~3차년도 데이터를 이용하여 내재적 읽기 동기(intrinsic reading motivation), 자기조절학습전략(self-regulated learning strategies), 국어 학업성취도의 변화 패턴과 상호관계를 잠재성장모형으로 분석하였다. 그 결과 읽기동기와 자기조절학습전략은 학년에 따라 감소하는 추세, 국어 성취도는 증가하는 추세를 보였다. 읽기동기의 초기 수준(initial status)이 자기조절학습전략 초기 수준 및 국어 성취도 초기 수준에 영향을 미치지 않지만 변화율에는 유의한 수준의 영향을 미치지 않음을 확인하였다.

박찬호 외(2023)는 DELS 자료를 활용하여 4개년(중1~고1) 간 측정된 자기주도학습역량 데이터를 분석하였다. 연구 결과, 교사의 수업 방식이 학생의 자기주도학습역량에 영향을 미친다는 것을 확인하였다. 특히 교과서 내용 전달, 별도 자료 제공, 질문 및 토론 유도 등 다양한 수업 방식을 활용하는 교사의 학생들에게서 자기주도학습역량의 변화가 관찰되었다. 이러한 변화 양상은 학년이 올라갈수록 유사하게 나타났으나 고등학교 1학년 때 자기주도학습역량의 표준점수가 가장 크게 향상하는 경향을 보였다. 또한 자기주도학습역량에 영향을 미치는 예측 변인을 분석하는 과정에서 ‘선생님이 숙제 완료 여부를 검사한다’와 ‘선생님이 학생들이 스스로 목표를 달성하도록 돕는다’는 문항은 표준점수를 기준으로 분석했을 때 학생의 자기주도학습역량을 예측하는 유의한 변인이었으나 문항반응이론 척도점수를 기준으로 분석했을 때는 통계적으로 유의하지 않은 것으로 나타났다. 이 결과는 표준점수가 학생의 성장을 과대추정할 수 있는 가능성을 시사하며, 어떤 평가 척도를 사용하느냐에 따라 특정 예측 변인의 영향력이 다르게 해석될 수 있음을 보여주었다.

2. 연구 모형

1) 인지진단모형과 Q-행렬

CDM은 교육평가 및 심리측정 분야에서 피험자의 인지적 상태를 미시적으로 진단하기 위해 개발된 통계적 접근법 또는 분석틀을 의미하며 진단적 분류 모형(diagnostic classification model)이라고도 한다(von Davier & Lee, 2019). 이 모형의 목적은 피험자가 문항을 해결하는 데 필요한 구체적인 인지 요소(attribute)들의 숙달 여부를 판별하여 총점만으로는 파악하기 어려운 개인의 강점과 약점에 대한 상세한 정보를 제공하는 데 있다. 전통적인 검사이론인 고전검사이론(classical test theory)이나 문항반응이론이 주로 피험자의 원점수 총점이나 단일한 차원의 잠재특성 점수를 추정하는 데 초점을 맞추는 것과 달리, CDM은 응답 패턴을 분석하여 피험자가 특정 과제를 해결하는 데 필요한 인지 요소를 숙달하였는지 진단하는 것을 목표로 한다.

이처럼 인지 진단은 피험자가 특정한 인지 능력이나 지식을 얼마나 숙달하였는지 평가하는 과정이므로 인지 요소를 규명하는 작업이 CDM 적용의 출발점이 된다. 인지 요소는 개인이 가진 지식(knowledge), 기능(skills), 세부적인 능력(abilities) 등을 나타내는 범주형 잠재변수를 말한다. 즉 검사를 통해 측정하고자 하는 개인의 잠재된 능력이나 특성이라고 할 수 있다. 인지 요소는 문항반응이론이나 요인분석의 잠재 특성 또는 능력과 유사한 개념이지만 연속변수가 아닌 이산변수(discrete variable)라는 점에서 차이가 있다(Rupp et al., 2010).

인지 진단은 개별 피험자의 인지 요소의 숙달도 추정을 목표로 하므로 인지 요소에 대한 명확한 정의가 중요하다. 인지 요소를 어떻게 정의하느냐에 따라 진단 결과의 구체성이 달라지기 때문이다. 예를 들어 수학 시험의 인지 요소를 ‘수와 연산에 대한 이해’라는 큰 범주로 정하면 진단 결과가 너무 포괄적이어서 구체적인 문제점을 파악하기 어렵다. 반대로 인지 요소를 세세하게 구분하면 자세한 진단 정보를 얻을 수 있으나 인지 요소의 수가 지나치게 많아져 분석이 어려워질 수 있다. 따라서 인지 요소를 정할 때는 진단의 목적을 고려하여 그 범위와 수준, 명료화 정도를 결정해야 한다. 진단 목적에 맞춰 인지 요소의 크기를 적절하게 설정하는 것이 성공적인 인지 진단의 핵심이라고 할 수 있다(이규진, 박찬호, 2015; Rupp et al., 2010). 이처럼 검사 문항과 문항에 필요한 인지 요소 간 관계를 이진값(0 또는 1)으로 명세화한 이분접속행렬을 Q-행렬이라 하며 이는 CDM 분석의 성패를 좌우할 수 있는 가장 중요한 요소가 된다(Tatsuoka, 1983).

2) 종단 인지진단모형

(1) DINA 모형

다양한 인지진단모형 중에서 DINA(Deterministic Inputs, Noisy “And” gate) 모형은 구조의 간결성과 명확한 해석 가능성 덕분에 가장 기초적이면서 널리 활용되는 모형이다(Junker & Sijtsma, 2001). DINA

모형의 핵심 가정은 문항 반응 과정이 비보상적(noncompensatory)이라는 것이다. 이는 특정 문항을 성공적으로 해결하기 위해서는 해당 문항이 요구하는 모든 인지 요소를 반드시 숙달해야 함을 의미한다. 하나의 인지 요소라도 숙달하지 못했다면 다른 인지 요소의 숙달 여부와 관계없이 문항을 해결할 수 없다고 가정한다.

DINA 모형은 크게 결정적(deterministic) 과정과 확률적(stochastic) 과정으로 구성된다. 결정적 과정은 투입(input) 단계에서 피험자의 잠재 능력이 문항 응답에 대한 경향성을 결정한다는 이론적 가정에 기반한다. 이는 관찰된 응답 변수와 피험자의 잠재 변수 간에 오차가 없음을 의미하며, 피험자가 특정 문항에 요구되는 모든 인지 요소를 숙달했을 경우 정답을, 하나라도 숙달하지 못했다면 오답을 산출할 것이라는 기댓값을 제시한다(Rupp et al., 2010). 반면 확률적 과정은 피험자의 잠재 능력과 무관하게 발생하는 응답의 불확실성을 설명한다. 이는 피험자의 실수나 추측과 같은 요인, 즉 ‘잡음(noise)’으로 인해 예상치 못한 응답이 나타날 수 있음을 의미한다. 이와 같은 확률적 요소는 DINA 모형이 실제 응답 데이터의 복잡성을 더 현실적으로 반영하도록 돕는다.

DINA 모형에서 피험자의 잠재능력은 이산 변수로 0 또는 1의 값을 갖는다. 이 잠재능력과 Q-행렬로 표현되는 문항과 인지 요소 간 관계로 인해 결정적으로 정해지는 피험자의 응답 경향성은 다음 (식 1)과 같이 잠재 반응 η_i 로 표현할 수 있다.

$$\eta_i = \eta_{ij} = \prod_{k=1}^K [1 - q_{jk}(1 - \alpha_{ik})], \quad j = 1, 2, \dots, J \quad (\text{식 1})$$

DINA 모형의 문항반응 함수는 피험자 i 의 인지상태 α_i (0 또는 1), 문항 j 의 부주의 모수 s_j 와 추측 모수 g_j 를 모두 고려하여 다음 (식 2)와 같이 정해진다.

$$P_j(\alpha_i) = P(X_{ij} = 1 | \alpha_i) = g_j^{1 - \eta_{ij}} (1 - s_j)^{\eta_{ij}} \quad (\text{식 2})$$

즉 피험자가 답을 맞힐 확률은 필요한 모든 인지 요소를 숙달하고($\eta_{ij} = 1$) 부주의(s_j)가 발생하지 않거나, 필요한 인지 요소를 모두 숙달하지 못하였으나($\eta_{ij} = 0$) 추측(g_j)이 성공한 경우가 된다. 이처럼 DINA 모형은 결정론적 규칙에 확률적 요소를 결합하여 피험자의 문항 반응을 설명함으로써 정교한 인지 진단 정보를 제공하는 기반이 된다.

(2) 종단 인지진단모형

CDM은 제한적 잠재계층모형(restricted latent class model)으로 간주된다(Rupp et al., 2010). 따라서 CDM은 그 자체로도 유용한 모형이지만 종단적으로 활용되었을 때 보다 풍부한 정보를 제공해 줄

수 있다. 구체적으로 잠재계층이 연도 간에 어떻게 변화하는지를 분석하게 해주는 잠재전이분석(latent transition analysis)과 결합하면 다시 종단 CDM으로 확장될 수 있다.

이 연구에서 사용하고자 하는 종단 CDM은 다음과 같이 나타낼 수 있다. 먼저 (식 2)의 DINA 모형을 다시 종단 CDM으로 확장하기 위해서는 t 시점의 잠재계층 상태를 의미하는 z_t 를 파악할 수 있도록 다음 (식 3)과 같은 전이확률행렬(transition probability matrix)을 구해야 한다.

$$\begin{bmatrix} \tau_{1_{t+1}|1_t} & \tau_{2_{t+1}|1_t} & \cdots & \tau_{Z_{t+1}|1_t} \\ \tau_{1_{t+1}|2_t} & \tau_{2_{t+1}|2_t} & \cdots & \tau_{Z_{t+1}|2_t} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \tau_{1_{t+1}|Z_t} & \tau_{2_{t+1}|Z_t} & \cdots & \tau_{Z_{t+1}|Z_t} \end{bmatrix} \quad (\text{식 3})$$

여기에서 $\tau_{z_{t+1}|z_t}$ 는 t 시점의 잠재계층 상태에서 $t+1$ 시점의 잠재계층 상태로 전이할 확률을 의미하며 각 행의 합은 1이 된다(Collins & Lanza, 2010, p. 198). 다시 (식 2)와 (식 3)을 결합하면 문항 응답 패턴 확률을 다음 (식 4)와 같이 표현할 수 있으며 이를 기반으로 DINA 모형에 잠재전이분석 모형을 결합한 종단 CDM을 구성할 수 있게 된다.

$$P(Y=\bar{y}) = \sum_{z_1=1}^Z \cdots \sum_{z_T=1}^Z \delta_{z_1} \tau_{z_2|z_1} \cdots \tau_{z_T|z_{T-1}} \prod_{i=1}^I \prod_{j=1}^J [g_j^{1-\eta_{ij}} (1-s_j)^{\eta_{ij}}] \quad (\text{식 4})$$

이 식은 특정 시점의 문항 응답 패턴(\bar{y})을 모형화한 것이다. 여기에서 z_t 는 t 시점의 잠재상태를 의미하며 δ_{s_1} 는 최초 시점의 잠재계층 확률, $\tau_{z_t|z_{t-1}}$ 는 두 번째 시점(t)부터 이전 시점($t-1$)으로부터의 전이 확률을 의미한다. 즉 (식 4) 우측 항의 후반부는 DINA 모형을 의미하며 우측 항의 전반부는 DINA 모형을 적용해 구한 잠재계층이 시점에 따라 전이되는 과정을 모형화한 것이다.

이때 문항 모수인 g_j 와 s_j 는 우선 시점에 따라 달라지지 않는 종단적 불변성을 가정한다. 만약 시점에 따라 문항 모수가 달라지는 경우라면 이들 문항 모수를 각각 g_{jt} 와 s_{jt} 로 확장할 수 있다. 다만 이 경우 기본 척도를 유지할 수 있는지에 대한 검토가 필요하다.

Ⅲ. 연구방법

1. 분석 자료

1) 연구참여자

본 연구에서는 DELS 2017의 초등패널이 중학교 2학년에 도달한 2021년부터 2022년까지 수집된 자료를 분석하였다. 초등패널은 초등학교 4학년일 때 표집되어 고등학교 3학년에 이르는 2026년까지 매년 추적 조사가 이루어진다. 본 연구에서는 5차년도인 2021년과 6차년도인 2022년, 즉 중학교 2학년과 3학년 때 응답한 자기주도학습역량 자료를 사용하였다. 이 자료의 표본 크기와 신뢰도(Cronbach α)는 <표 1>에 제시하였다. 이때 문항 수준의 분석이 필요하여 결측치는 제거하였다. 신뢰도는 최저 .923으로 높은 수준이었다.

<표 1> 표본 크기와 신뢰도

시기	표본 크기	문항 수	신뢰도(Cronbach α)
사전(중2)	2,592	14	.950
사후(중3)	2,231	14	.923

2) 측정도구

자기주도학습역량은 ‘나는 학교에서 배우는 내용들이 중요하다고 생각한다’ 등의 문항 14개로 측정되었다. 모든 문항은 자기보고식 5점 리커트 척도를 기반으로 개발되었으며 1(‘전혀 그렇지 않다’)부터 5(‘매우 그렇다’)까지 학생이 스스로 선택하게 되어있다. 값이 클수록 자기주도학습역량 수준이 높은 것으로 해석할 수 있다.

사전(중2)과 사후(중3)에 측정한 문항 응답 및 총점의 기술통계는 <표 2>에 요약하여 제시하였다. 사전에는 총점 평균뿐만 아니라 모든 문항 평균이 낮은 경향을 보였으며 특히 5번과 6번 문항의 값이 낮은 편이었다. 모든 문항에 대해 사후 평균이 사전 평균보다 낮았고 총점 기준으로 사후 점수가 사전 점수보다 2.68점 낮았다.

〈표 2〉 문항별 사전 및 사후 기술통계

문항	사전		사후		차이 (사후평균-사전평균)
	평균	표준편차	평균	표준편차	
1	3.97	0.90	3.79	0.94	-0.18
2	3.36	1.07	3.12	1.05	-0.24
3	3.87	0.91	3.75	0.95	-0.12
4	3.64	1.07	3.45	1.09	-0.19
5	3.38	1.13	3.10	1.15	-0.28
6	3.39	1.10	3.11	1.13	-0.28
7	3.70	0.98	3.59	1.00	-0.11
8	3.66	1.00	3.50	1.03	-0.16
9	3.69	1.01	3.47	1.05	-0.22
10	3.45	1.09	3.20	1.10	-0.25
11	3.59	1.03	3.43	1.05	-0.16
12	3.21	1.19	2.98	1.18	-0.23
13	3.70	0.94	3.59	0.94	-0.11
14	3.65	0.97	3.51	0.97	-0.14
총점	50.28	11.21	47.60	10.57	-2.68

3) Q-행렬 제작

CDM 분석에서 Q-행렬의 정확성은 학습자의 능력 추정의 정확성에 직접적인 영향을 미치며 잘못 지정될 경우 속성 분류의 타당도를 낮출 수 있다. 본 연구에서는 이론적 근거, 전문가 합의, 그리고 경험적 검증이 결합된 체계적인 접근을 통해 Q-행렬을 제작하고 타당화하였다. 먼저 속성 정의 단계에서는 분석 대상인 측정도구의 구성 문항을 분석하여 각 문항이 측정하고자 하는 잠재적 인지 속성을 정의하였다. 이 단계에서는 선행 연구 검토와 이론적 고찰을 통해 평가 영역에서 중요한 인지적 요소들을 추출하고 연구 맥락에 맞게 구체화하였다. 둘째, 초기 Q-행렬 작성 단계에서는 문항과 속성 간의 관계를 연결하는 Q-행렬 초안을 작성하였다. 이 과정은 평가 전문가와 내용 전문가로 구성된 집단이 참여하여 문항 분석과 속성 요구를 토대로 합의에 도달하는 방식으로 진행하였다. 셋째, 전문가 합의 및 내용타당도 검토 단계에서는 두 명 이상의 전문가가 독립적으로 Q-행렬을 검토한 뒤 의견 불일치가 발생한 항목에 대해서는 토론을 통해 조정하였다. 이러한 절차를 통해 Q-행렬의 내용 타당도를 확보하였다. 마지막으로, 파일럿 검증 및 통계적 보정 단계에서는 제작된 Q-행렬을 소규모 파일럿 데이터에 적용하여 모형 적합도를 검토하고 수정을 거쳐 최종적으로 확정하였다.

Q-행렬을 제작하기 위하여 선행연구를 토대로 자기주도학습역량이 인지적, 메타인지적, 정의적 요인으로 구성된다는 점을 고려하였다. 이를 기반으로 동기(Q1), 목표설정 계획(Q2), 전략적 학습(Q3), 자기점검·성찰(Q4), 학습기술(Q5) 등의 다섯 가지 하위 속성을 정의하였다. 예를 들어, ‘나는 학교에서 배우는 내용들이 중요하다고 생각한다’와 ‘나는 학교 공부가 재미있다’는 동기 속성을 측정하는 문항이

며, ‘나는 스스로 학습목표를 설정하고 계획을 세운다’는 목표설정 계획 속성을 측정하는 문항으로 분류하였다. 이렇게 추출된 인지 요소와 각 인지 요소에 대한 세부 설명은 다음 <표 3>에 제시하였다. 또한 문항과 인지 요소 간 관계를 밝히는 Q-행렬은 <표 4>에 제시하였다.

<표 3> 자기주도학습역량의 인지 요소

요소	인지요소명	세부 설명
Q1	동기	학습의 중요성을 인식하고, 공부에 흥미와 가치를 부여하며 도전적인 과제를 긍정적으로 받아들이는 성향
Q2	목표설정·계획	학습 목표를 명확히 세우고, 학습 과정이나 과제를 수행하기 위한 계획을 수립 및 실행하는 능력
Q3	전략적 학습	이해되지 않는 부분을 다양한 방법으로 해결하고 필요한 자료를 수집하며 학습을 효과적으로 수행하는 전략 사용 능력
Q4	자기점검·성찰	학습 결과를 평가·성찰하고, 학습 습관을 점검하며 이를 바탕으로 향후 학습 계획을 조정하는 능력
Q5	학습기술	수업에서 중요한 내용을 파악하고 질문에 정확히 답하는 등 실제 학업 수행에 필요한 기술적 능력

2. 분석 절차

제작된 Q-행렬을 기반으로, 분석을 위해 DINA 모형을 다분 문항에서 사용할 수 있도록 확장한 P-DINA, sG-DINA 모형의 적용가능성을 탐색하였다. 그러나 CDM의 다분 문항 확장이 이론적으로는 가능하지만 실제로는 Q-행렬 구성이 쉽지 않다. 예를 들어 sG-DINA 모형의 경우 문항 범주별로 필요한 인지 요소를 추정하여야 하나 Q-행렬 제작에 참여한 내용 전문가 집단은 주관적인 판단만으로 그러한 Q-행렬을 제작하는 것이 불가능에 가깝다는 문제를 지적하였다. 또한 문항 간 비보상성 가정을 점검하기 위해 DINO(Deterministic Inputs, Noisy “Or” gate) 모형을 적용해 보았으나 문항 적합도가 개선되지 않아 DINA 모형 기반의 중단 CDM을 적용하기로 하였다.

따라서 본 연구에서는 다분문항 자료를 이분화하여 사용하였다. 구체적으로 5점 리커트 척도 문항에서 4 이상으로 답한 경우를 1, 그렇지 않은 경우를 0으로 재코딩하여 사용하였다. 이 과정에서 정보의 손실이 우려되지만 다분 문항 모형이 존재하지 않거나 적용이 가능하더라도 모형이 지나치게 복잡해져 현실적인 문제가 발생하는 경우에 가능한 접근 방법이다(Park & Bolt, 2008).

〈표 4〉 자기주도학습역량의 Q-행렬

문항		Q1	Q2	Q3	Q4	Q5
1	나는 학교에서 배우는 내용들이 중요하다고 생각한다	1	0	0	0	0
2	나는 학교 공부가 재미있다	1	0	0	0	0
3	나는 학교생활이 내가 성장해 나가는 데 중요한 역할을 할 것이라고 생각한다	1	0	0	0	0
4	나는 무엇을 배우고 싶은지 안다	1	1	0	0	0
5	나는 스스로 학습목표를 설정하고 계획을 세운다	0	1	0	0	0
6	나는 내가 세운 계획대로 학습이나 과제를 진행하는 편이다	0	1	0	0	0
7	나는 공부할 때 이해되지 않는 것은 다양한 방법을 통해서 확실하게 이해하려고 한다	0	0	1	0	0
8	나는 시험이나 과제에 필요한 다양한 자료를 적극적으로 수집한다	0	0	1	0	0
9	나는 시험이나 과제의 결과에 대해 스스로 평가해본다	0	0	0	1	0
10	나는 내가 공부한 결과를 바탕으로 앞으로의 학습계획을 세운다	0	1	0	1	0
11	나의 공부 습관 중 나쁜 습관이 있는지 스스로 생각해본다	0	0	0	1	0
12	나는 복잡하고 어려운 과제에 도전하는 것에 재미있다	1	0	0	0	0
13	나는 수업시간에 배운 내용 중 중요한 것이 무엇인지를 잘 파악할 수 있다	0	0	1	0	1
14	나는 선생님의 질문에 아는 것을 정확하게 대답할 수 있다	0	0	0	0	1

이분화한 문항 반응 자료에 먼저 연도별로 DINA 모형을 적용하고 모형의 적합도를 확인하였다. 적합도는 선행연구처럼 문항 수준에서 점검하였다(de la Torre, 2008). DINA 모형에서는 문항 모수(s, g)의 적절한 추정 여부와 함께 이 문항 모수가 실제 피험자의 응답 과정을 얼마나 잘 드러내는지 판별하기 위한 문항 변별도 지수(item discrimination index, 이하 IDI)를 산출할 수 있다. IDI는 $(1-s-g)$ 와 같이 산출된다. 즉 해당 문항에 응답하는 과정에서 추측(g)과 부주의(s)가 크게 작용하지 않을 경우 IDI가 1에 가까워지며 양호한 문항으로 해석할 수 있다. 또한 모수 추정과정에서 RMSEA(root mean square error of approximation)가 산출되며 이 역시 문항 수준의 적합도를 보여준다. 0에 가까울수록 오차가 적음을 나타낸다.

이처럼 DINA 모형을 종단적으로 적용해 각 시점에서 DINA 모형이 적합함을 확인한 후 다시 이를 잠재전이분석으로 확장하였다. 모형 간 비교를 통해 몇 개의 잠재계층이 도출되는지 확인하고 전이 확률을 통해 분석 결과를 해석하고자 하였다. 이처럼 잠재계층이 연도 간에 어떻게 변화하였는지를 점검함으로써 학생들의 변화를 파악하고자 하였다. 분석에 사용한 소프트웨어는 Mplus 8.7이었다(Muthén & Muthén, 1998-2017).

IV. 연구결과

1. DINA 모형 분석

DELS2017의 초등패널이 20221년 중학교 2학년 때 응답한 자기주도학습역량 문항에 대한 응답 자료를 이분화한 후 <표 3>의 인지 요소를 기반으로 DINA 모형 분석을 실시하였으며 그 결과 얻은 검사(시기)별 문항 모수는 <표 5> 및 <표 6>과 같다. 여기에서 RMSEA는 DINA 모형이 데이터에 얼마나 적합한지를 나타내는 값이다.

<표 5>를 보면 사전 검사의 적합도는 대체로 우수하였다. 그러나 RMSEA가 .1을 상회하거나 그에 근접한 1, 3, 4, 12번 문항의 적합도가 상대적으로 낮은 수준이었다. 다음으로 DINA 모형의 문항 모수인 추측(g) 모수와 부주의(s) 모수의 추정치를 표준오차와 함께 제시하였다. 1, 3, 4번 문항의 추측 모수가 비교적 높은 추정치를 보였다. 12번 문항은 부주의 모수가 상대적으로 높았다. 즉 상대적으로 추측 또는 부주의 모수의 추정치가 큰 문항이 낮은 적합도의 원인이 되는 것으로 분석된다. 마지막으로 문항 변별도 지수인 IDI는 RMSEA가 높은 문항 네 개를 제외하고는 모두 .7 이상의 값을 보였다.

다음으로 <표 6>의 사후검사 분석 결과를 보면 RMSEA가 .1을 상회한 경우는 4, 12번 문항 등 두 개로 전 학년도에 비해 두 개가 줄었다. 추측(g) 모수는 1, 3, 4번이 상대적으로 높았고, 부주의(s) 모수의 추정치가 높은 문항은 2번과 12번이었다. 문항 변별도를 나타내는 IDI가 .7보다 낮은 문항은 1, 2, 3, 4, 11, 12번 등 여섯 개였다.

<표 5> 자기주도학습역량 DINA 모형 분석 결과(사전)

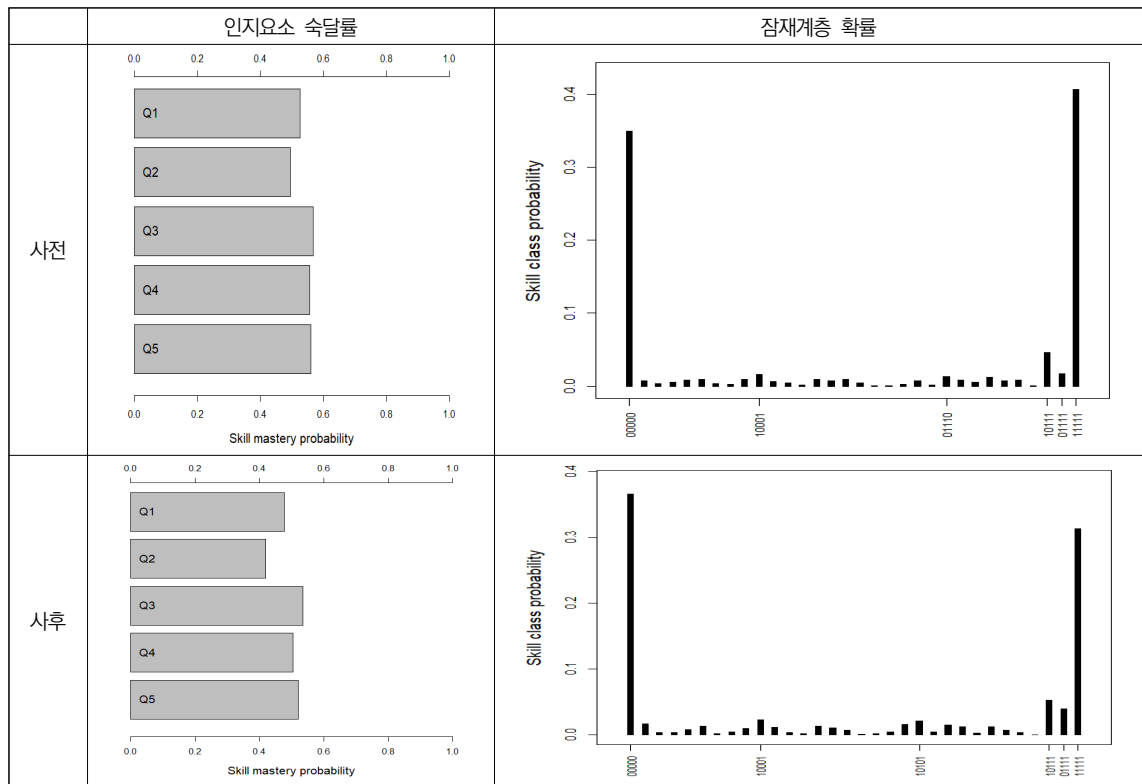
문항	RMSEA	g	SE(g)	s	SE(s)	IDI
1	.099	.468	.015	.043	.006	.490
2	.058	.051	.005	.221	.012	.728
3	.102	.346	.014	.040	.005	.615
4	.111	.286	.012	.099	.009	.614
5	.067	.059	.007	.134	.010	.806
6	.041	.057	.006	.129	.009	.814
7	.069	.122	.010	.073	.007	.805
8	.090	.117	.009	.108	.008	.775
9	.053	.121	.010	.065	.006	.814
10	.082	.093	.009	.054	.006	.853
11	.094	.152	.011	.142	.009	.706
12	.168	.063	.007	.311	.014	.626
13	.081	.142	.010	.036	.004	.821
14	.043	.088	.007	.114	.008	.798

〈표 6〉 자기주도학습역량 DINA 모형 분석 결과(사후)

문항	RMSEA	<i>g</i>	SE(<i>g</i>)	<i>s</i>	SE(<i>s</i>)	IDI
1	.054	.393	.014	.046	.007	.561
2	.087	.043	.004	.317	.016	.640
3	.058	.341	.014	.042	.006	.618
4	.134	.323	.013	.160	.014	.518
5	.038	.051	.006	.174	.013	.775
6	.063	.071	.007	.185	.013	.744
7	.052	.160	.011	.111	.010	.729
8	.084	.125	.010	.164	.012	.711
9	.052	.109	.010	.095	.008	.796
10	.072	.093	.009	.078	.009	.829
11	.086	.175	.012	.157	.010	.668
12	.159	.096	.009	.425	.017	.479
13	.078	.195	.011	.036	.005	.769
14	.041	.120	.009	.162	.010	.718

다음으로 각 분석에서 구한 인지요소 숙달률과 잠재계층 확률을 [그림 1]에 제시하였다. 먼저 사전검사의 인지 요소 숙달 확률을 보면, Q3(전략적 학습)의 숙달 확률이 가장 높았고 Q2(목표설정·계획)의 숙달 확률이 가장 낮았다. 우측 그래프는 피험자가 각 잠재계층에 속할 확률을 의미한다. 다섯 개의 인지요소 모두 숙달 수준에 도달한 학생이 가장 많았고 모두 미숙달 수준인 학생이 그 다음으로 많았다. 다른 집단의 비율은 상대적으로 미미하였으나 그나마 10001과 01110에 속하는 학생 집단이 작은 비율로나마 존재함을 확인하였다. Q1과 Q5는 각각 동기와 학습기술을 의미한다. 즉 동기와 학습기술만 숙달 수준에 도달한 학생과 이 두 가지만 숙달 수준에 도달하지 못한 집단이 혼재하고 있음이 드러났다.

다음으로 사후검사의 인지요소 숙달률을 보면 전 학년도와 마찬가지로 Q3(전략적 학습)의 숙달 확률이 가장 높았고 Q2(목표설정·계획)의 숙달 확률이 가장 낮았다. 우측의 피험자가 각 잠재계층에 속할 확률을 보면, 00000, 즉 인지요소 다섯 개 모두 미숙달 수준인 학생이 가장 많았고 모두 숙달로 11111에 속하는 학생이 그 다음으로 많았다. 다음으로 10111과 01111 속하는 학생이 상대적으로 많았다. 이는 전략적 학습, 자기점검·성찰, 학습기술은 모두 숙달 수준에 도달하였으나 동기, 목표설정·계획은 하나씩만 숙달한 집단을 의미한다.



[그림 1] 자기주도학습역량에 대한 시기별 DINA 모형 분석 결과

2. 종단 CDM 분석

다음으로 종단 CDM 분석을 실시하였다. 종단 CDM 분석은 인지진단모형에 잠재전이분석을 결합한 분석이므로 먼저 잠재계층의 수를 정하는 절차가 필요하다. 1차년도와 2차년도에 적합한 잠재계층의 수를 달리 지정할 수 있으나 경우의 수가 지나치게 많아지므로 사후검사 기준으로 잠재계층의 수를 2부터 5까지 하나씩 늘려가며 카이제곱 통계, AIC(Akaike Information Criteria), BIC(Bayesian Information Criteria), SABIC(Sample-size Adjusted BIC)와 함께 엔트로피(entropy) 값을 비교하였고 그 결과는 <표 7>과 같다. AIC, BIC, SABIC는 작을수록 좋은 모형이며 분류의 질을 나타내는 엔트로피는 1에 가까울수록 좋은 모형임을 나타낸다.

각 지표는 대체로 서로 다른 결과를 나타내었다. BIC와 SABIC는 잠재계층이 3개일 때 가장 작았으나 엔트로피는 잠재계층이 2개일 때 가장 높았다. AIC는 잠재계층이 5개일 때 가장 작았다. 또한 카이제곱 통계는 잠재계층이 4개 이상일 때부터 통계적 유의성을 상실하였으나 5개일 때는 유의확률이 1.000에 달해 과적합이 의심되었다.

모형 비교 결과 BIC와 SABIC가 가장 낮은 3계층 모형을 기준으로 연도 간 전이 확률을 산출하였으며

그 결과는 <표 8>에 제시하였다. 잠재계층 2와 잠재계층 3은 연도 간 전이 확률이 .9에 가까워 정체성이 어느 정도 유지되었으나 잠재계층 1은 전이 확률이 .4 미만이었다. 이처럼 전이 확률의 해석가능성이 다소 낮은 점을 고려하여 추가로 연도 간 프로파일을 비교하는 추가 분석을 실시하였다.

CDM은 제한적 잠재계층분석에 해당하므로 1차년도에 산출한 잠재계층이 2차년도에 어떻게 변화하는지 추적하는 전이 분석(transition analysis)를 실시하였다. 인지 요소가 5개이므로 잠재계층은 최대 32개(=2⁵)까지 가능하지만 실제로는 관찰되지 않은 집단과 전체 학생의 1% 미만만 포함된 집단은 제외하고 남은 세 개의 집단(00000, 10111, 11111)이 다음 연도에 어떻게 변화하였는지를 <표 9>에 제시하였다.

결과적으로 2개년도 모두 미숙달(00000)인 집단과 모두 숙달(11111)인 집단이 그대로 유지되는 경우가 가장 많았다. 다음으로 모두 미숙달(00000)에서 모두 숙달(00000)로 변화한 학생이 69명이었으나, 반대로 모두 숙달(11111)에서 모두 미숙달(00000)로 바뀐 경우도 166건으로 적지 않았다. 다음으로 모두 숙달 집단에서 미숙달로 변화하기 쉬운 인지 요소는 Q1(동기)과 Q2(목표설정·계획)임을 확인할 수 있었다.

<표 7> 자기주도학습역량의 종단 CDM 분석 모형 간 비교 결과

Latent Class	χ^2 (df)	AIC	BIC	SABIC	Entropy
2	3765.85(978), $p = .000$	17818.85	18074.14	17937.52	.866
3	1437.53(922) $p = .000$	16796.33	17380.44	17069.06	.802
4	911.25(846), $p = .059$	16628.08	17671.14	17155.10	.833
5	531.64(749), $p = 1.000$	16620.72	18253.85	17383.26	.859

주. 음영은 지표당 최적의 모형임을 나타냄.

<표 8> 자기주도학습역량의 연도 간 전이 확률

Latent Class	1	2	3
1	.357	.090	.035
2	.124	.878	.088
3	.067	.047	.886

<표 9> 자기주도학습역량의 연도 간 잠재계층 변화(발체)

사전 \ 사후	00000	01111	10111	11111
00000	482	16	22	69
10111	35	2	20	31
11111	166	44	64	442

V. 논의 및 결론

본 연구에서는 중단 CDM을 적용하여 청소년기의 주요 비인지적 특성인 자기주도학습역량의 속성별 변화를 정밀하게 탐색하고자 하였다. 기존 연구들이 평균 점수의 증감이나 단일 성장 곡선을 중심으로 학생 발달을 해석해 온 데 반해 본 연구는 개별 문항 반응에 기반한 속성별 숙달 여부와 그 전이 과정을 분석하여 발달의 다차원적이고 역동적인 성격을 실증적으로 보여주었다.

우선 중학생의 자기주도학습역량 분석 결과를 살펴보면, 중학교 2학년 시점에서 전략적 학습과 학습기술과 같은 기술적·실행적 속성의 숙달 확률은 높았으나 목표설정·계획과 동기 속성은 상대적으로 낮음을 확인할 수 있었다. 이는 청소년들이 학습 과정에서 필요한 자료를 수집하거나 문제 해결 전략을 활용하는 데는 익숙하지만 학습의 필요성을 인식하고 장기적인 계획을 수립하는 능력은 충분히 발달하지 않았음을 의미하는 것으로 추론할 수 있다. 실제로 Knowles(1975)가 강조한 자기주도학습의 핵심은 학습자가 스스로 목표를 설정하고 그 과정을 계획하는 데 있으나 본 연구의 결과는 중학생들이 이러한 단계에 취약할 수 있음을 보여준다. 중학교 3학년 시점에서는 이러한 경향이 더욱 두드러져, 다섯 속성을 모두 미숙달한 집단이 가장 큰 비중을 차지하였고 모두 숙달한 집단은 그 다음으로 나타났다. 특히 동기와 목표설정·계획이 약화된 집단의 비중이 증가하였는데 이는 황매향 외(2012)가 보고한 청소년기의 자기조절학습능력 발달 정체와 일맥상통한다.

속성별 전이 분석 결과도 시사점을 제공한다. 중학교 2학년에서 모두 숙달 집단에 속했던 학생 중 일부가 1년 뒤 모두 미숙달 집단으로 후퇴하는 사례가 다수 관찰되었는데 이때 가장 쉽게 약화된 속성은 동기와 계획이었다. 반대로 비율은 낮지만 모두 미숙달 집단에서 모두 숙달 집단으로 전이한 경우도 있었다. 이러한 결과는 자기주도학습역량 발달이 단순한 누적적 성장이 아니라 특정 속성에서 정체되거나 후퇴하는 비선형적 양상을 보일 수 있음을 보여준다. Wang 외(2008)가 지적한 것처럼 중단자료 분석에서는 천장효과나 회귀효과 등이 발생할 수 있으나 본 연구 결과는 이러한 측정상의 문제를 넘어 실제로 청소년기 학습 동기가 약화하고 계획성이 흔들리는 현상이 발생할 수 있음을 뒷받침한다. 특히 중학교 3학년은 고등학교 진학을 앞둔 과도기적 시기로 학업 부담과 입시 경쟁이 본격화되면서 학생들의 학습 동기와 계획적 행동이 오히려 약화할 수 있음을 보여준다.

다른 한편으로 중학생 시기 자기주도학습역량의 급격한 변화, 특히 모든 인지 요소를 숙달한 단계에서 모두 미숙달한 단계로 후퇴하는 결과는 자기보고식 척도의 방법론적 한계를 드러내는 것으로도 볼 수 있다. 자기보고식 척도를 이용한 비인지적 특성의 측정에서 극단 응답양식은 흔히 발생하는 오차원(source of error)이고 긍정 극단 응답양식과 부정 극단 응답 양식은 무차별적으로 나타날 수 있다(박찬호, 김성은, 2023). 따라서 학생들에게서 나타나는 자기주도학습역량의 급격한 변화는 극단 응답양식으로 설명할 여지가 있으나 이에 대해서는 추가 분석의 여지가 있다.

자기주도학습역량의 다섯 속성을 각각 살펴보면 다음과 같다. 동기는 학습의 중요성을 인식하고

흥미를 느끼는 태도로 정의되었으며 학년이 올라가며 오히려 약화하는 양상을 보였다. 이는 청소년기의 내재적 동기 감소와 맞닿아 있으며 문병상(2012)이 언급한 중학교 시기의 읽기 동기 감소와도 유사한 맥락에서 이해할 수 있을 것이다. 목표설정·계획은 학습의 장기적 방향성을 제시하는 속성이지만 본 연구에서는 지속적으로 가장 낮은 숙달 확률을 보였다. 이는 학생들이 단기 과제 수행에는 익숙하지만 장기 목표를 세우고 실천하는 데 어려움을 겪고 있음을 의미한다. 반면 전략적 학습과 학습기술은 안정적으로 유지되었는데 이는 학생들이 구체적인 과제 해결에 필요한 기술적 능력은 비교적 잘 발달하고 있음을 보여주는 것이다. 마지막으로 자기점검·성찰은 학습 과정에서 어느 정도 유지되었으나 동기와 결합되지 못할 경우 그 효과가 제한적일 수 있음을 확인할 수 있었다.

본 연구는 두 가지 중요한 시사점을 제공한다. 첫째, 비인지적 특성은 단선적인 성장 곡선이 아니라 속성별로 상이한 궤적을 보이며 일부 속성에서는 정체 또는 후퇴가 나타난다. 이는 학생 발달을 평균 점수 변화로 설명하는 기존 접근의 한계를 넘어 속성별 변화 패턴을 정밀하게 이해할 필요가 있음을 보여준다. 둘째, 이러한 변화는 청소년기의 발달 과업과 교육 환경과 긴밀히 연결된다. 중학교 시기의 자기주도학습역량에서 동기와 계획의 약화는 학습 동기 저하와 맞닿아 있다. 따라서 비인지적 역량 강화를 위한 교육적 개입은 속성별 특성과 발달 맥락을 고려하여 설계되어야 한다.

또한 본 연구는 CDM과 잠재전이분석을 결합한 종단 CDM이 비인지적 특성 연구에도 유용함을 보여주었다. Rupp 외(2010)가 지적하였듯이 CDM은 학습자의 속성별 세부 진단에 강점을 지니며 본 연구는 이를 교과 영역이 아닌 비인지적 특성에 적용하여 타당성을 확인하였다. 점수 기반 성장모형과 달리 제한적 잠재계층모형에 속하는 종단 CDM은 학생들의 발달을 속성 단위에서 추적할 수 있어, 성장의 비선형성과 역동성을 포착할 수 있다는 점에서 의의가 있다. 특히 학생의 연속적인 변화와 성장을 분석하고자 하는 성장모형과 달리 유형별로 집단화가 가능하다는 점에서 정책 입안 시 활용할 가치가 클 것이다.

마지막으로 이 연구의 교육적·정책적 함의는 다음과 같다. 중학생의 자기주도학습역량을 높이기 위해서는 동기와 목표설정·계획 속성을 강화하기 위한 프로그램이 필요함을 알 수 있다. 교사가 질문과 토론을 유도하고 학생이 스스로 학습 목표를 세우고 점검하도록 돕는 수업 설계가 효과적일 수 있다(박찬호 외, 2023). 또한 학교 차원에서는 자기주도적 학습을 지원하는 상담 프로그램과 메타인지 전략 훈련을 제공할 필요가 있다.

이처럼 본 연구는 종단 CDM을 교육종단연구에서 측정된 비인지적 특성의 분석에 적용하여 청소년기의 자기주도학습역량과 회복탄력성의 변화를 속성 단위에서 탐색했다는 점에서 의의를 갖는다. 그러나 연구 과정과 결과 해석에는 몇 가지 제한점 또한 존재하며 이를 보완하기 위한 후속 연구 과제 역시 필요하다.

첫째, 측정 도구와 응답 방식의 한계 문제를 들 수 있다. 본 연구에서는 자기보고식 5점 리커트 척도를 기반으로 수집된 데이터를 사용하였다. 자기보고식 자료는 응답자가 자신의 상태를 직접 보고하기 때문에 효율적이고 대규모 조사에 적합하지만, 동시에 여러 편향 가능성을 내포한다. Paulhus(1991)

가 지적인 바와 같이, 사회적 바람직성(social desirability) 편향이나 극단 응답 양식(extreme response style), 중간점 응답 양식(midpoint response style) 등이 학생들의 실제 심리적 상태를 왜곡할 수 있다. 이러한 편향은 특히 청소년기 학생들에게서 더 두드러질 수 있다. 또래나 교사에게 긍정적으로 보이고 싶은 욕구가 응답에 반영되기 때문이다.

또한 본 연구에서는 문항 응답을 이분화하였다. 이러한 이분화 방식은 모형 적용의 단순화를 위해 불가피하였으나 본래 리커트 척도의 세밀한 차이를 반영하지 못하여 정보 손실을 야기할 수 있다. 예를 들어, ‘대체로 그렇다’(4점)와 ‘매우 그렇다’(5점)를 동일하게 숙달로 처리함으로써 학생 간 실제 차이를 간과하였을 수 있다. 따라서 후속 연구에서는 다분 문항을 직접 반영할 수 있는 P-DINA 모형(Tu et al., 2010)이나 sG-DINA 모형(Ma & de la Torre, 2016), 혹은 일반화 DINA 모형(G-DINA; de la Torre, 2011)과 같은 확장된 모형을 적용하여 풍부한 정보를 활용할 필요가 있다. 다만 이들 다분 문항 모형을 적용하기 위해서는 Q-행렬 구성에 상당한 자원을 투입해야 할 것이다.

둘째, Q-행렬 제작의 제한이 존재한다. 본 연구에서는 전문가 합의와 이론적 근거를 토대로 Q-행렬을 구성하였으나 속성과 문항 간의 관계를 규정하는 과정에는 불가피하게 주관성이 개입될 수 있다. Tatsuoka(1983)가 강조했다듯이 Q-행렬은 CDM 분석의 성패를 좌우하는 핵심 요소로, 잘못 지정될 경우 진단 결과의 타당성이 크게 저해될 수 있게 된다. 본 연구에서는 전문가 검토와 합의를 거쳤지만 일부 문항이 복수 속성과 연결될 수 있음에도 단일 속성으로만 분류된 경우가 있었을 가능성을 배제할 수 없다. 또한 Q-행렬의 적합성을 검증하는 통계적 절차는 제한적으로만 수행되었다. 최근 연구에서는 Q-행렬 검증을 위해 카카드 계수(Park & Bolt, 2008), 경험적 δ 방법(de la Torre, 2008), RSS 방법(Chiu, 2013), 베이저안 확장 방법(DeCarlo, 2012) 등이 개발되었으며, Li와 Chen(2025)은 신호탐지이론 기반의 새로운 Q-행렬 검증 방법을 제안하기도 하였다. 그러나 이들 방법은 Q-행렬 검증을 위한 다양한 시도일 뿐 Q-행렬 검증의 표준화된 절차라 하기 어려우므로 전문가 검증과 함께 통계적 분석은 문항 수준의 적합도 확인에 그쳤다. 여러 Q-행렬 검증 방법을 비교하는 모의실험도 후속 연구에서 필요할 것이다.

셋째, 분석 대상 표본의 범위와 일반화 가능성의 한계가 있다. 본 연구는 DELS 초등패널 자료 중 일부 시점 데이터만을 분석 대상으로 하였다. 이는 청소년기 전체 발달을 포괄적으로 탐색하기에는 제한적이다. 더구나 본 연구는 특정 지역(대구) 학생들을 대상으로 한 자료이므로 결과를 전국적 차원으로 일반화하기에는 무리가 있다. 표본의 지역적 편중은 문화적·사회적 맥락이 다른 집단에는 그대로 적용되기 어렵다는 한계를 수반한다. 또한 교육중단연구의 특성상 표본 탈락 문제가 발생할 수 있는데, 실제로 본 연구에서도 고등학교 2학년 시점의 표본 크기가 급감하였다. 이는 패널 유지의 어려움과 응답자의 자발적 참여 감소가 복합적으로 작용한 결과로 볼 수 있다. 향후 연구에서는 표본 유지율을 높이기 위한 방안이 마련되어야 하며 다양한 지역과 배경을 포함한 자료를 활용하여 결과의 일반화를 도모할 필요가 있다.

넷째, 모형 적합도와 문항 수준의 문제가 일부 드러났다. 본 연구에서 사용한 DINA 모형은 비보상적 특성을 잘 반영하는 장점이 있지만, 일부 문항에서는 RMSEA가 높게 나타나 적합도가 낮았다. 또한

추측(g) 모수와 부주의(s) 모수가 상대적으로 크게 추정된 문항도 있었는데, 해당 문항이 실제 학생들의 반응 과정을 충분히 설명하지 못했거나 Q-행렬이 오지정되었을 가능성을 배제할 수 없다. 예컨대 중학교 자기주도학습역량 문항 중 일부는 학생들이 단순 추측이나 무관심한 응답을 할 가능성이 높았다. 이러한 문제는 문항 변별도(IDI) 지수가 낮게 나타난 일부 문항에서도 드러났다. 본 연구에서는 문항 적합도가 대체로 양호하여 적합도에서는 큰 문제가 없는 것으로 판단하였으나 후속 연구에서는 문항별 반응 과정을 질적으로 탐색하거나 예비조사를 통해 문항 타당도를 검증하는 절차를 고려할 수 있다. 또한 모형의 적합성을 모의실험을 통해 확인하고, 특히 극단적인 응답의 변화를 보인 학생들에 대한 인터뷰와 질적 연구도 필요할 것이다.

종합적으로 살펴보면, 본 연구는 비인지적 특성 연구의 새로운 가능성을 열었으나 측정 도구, Q-행렬, 표본 범위, 환경 요인, 모형 적합도 등 여러 측면에서 한계가 존재함도 확인할 수 있었다. 후속 연구에서는 이러한 한계를 보완하여 청소년기의 비인지적 발달을 더 정밀하게 이해할 수 있게 되어야 할 것이며 이를 통해 학생 맞춤형 교육 및 정책적 지원 방안을 마련하는 데 기여해야 할 것이다.

참고문헌

- 김경희 외 (2019). 『서울학생역량 검사지 개발을 위한 기초 연구』 (CRE 2019-1). 한국교육과정평가원.
- 김미숙 외 (2017). 『대구교육종단연구(DELS:2017) 1차년도(2017) 설문 문항 개발 보고서』. 대구교육연구정보원.
- 김양분 외 (2013). 『한국교육종단연구(KELS)2013(I)-조사개요보고서-』. 한국교육개발원.
- 김영미 · 전주성 (2022). 청소년의 창의성과 자기주도학습능력 간의 종단적 관계 분석. **교육과 학습: Global Creative Leader**, 12(1), 1-17.
- 문병상 (2012). 내재적 읽기동기, 자기조절학습전략, 국어성취도 간의 종단적 관계. **아시아교육연구**, 13(4), 143-162.
- 박소리 · 손은령 (2017). 중학생 대상 자기주도학습 프로그램 효과. **교육방법연구**, 29(3), 519-542.
- 박찬호 · 김선미 · 이수빈 (2023). 자기주도학습역량의 변화와 영향요인 분석: 종단 문항반응이론 모형의 적용. **교육문화연구**, 29(6), 203-222.
- 박찬호 · 김정은 (2023). 코로나19 시기 청소년이 지각한 재난안전에 대한 응답양식 분석: 문항반응 나무모형의 적용. **교육평가연구**, 36(4), 607-630.
- 이규진 · 박찬호 (2015). DINA 모형 기반의 초등학교 수학 진단평가 개발과 활용. **교육평가연구**, 28(4), 1129-1151.
- 황매향 · 선혜연 · 정애경 (2012). 자기조절학습능력의 발달 추이. **교육과정평가연구**, 15(1), 51-80.
- Collins, L. M., & Lanza, S. T. (2010). *Latent class and latent transition analysis: With applications in*

- the social, behavioral and health sciences*. Wiley.
- DeCarlo, L. T. (2012). Recognizing uncertainty in the Q-matrix via a Bayesian extension of the DINA model. *Applied Psychological Measurement, 36*(6), 447-468.
- de la Torre, J. (2008). An empirically-based method of Q-matrix validation for the DINA model: Development and applications. *Journal of Educational Measurement, 45*(4), 343-362.
- de la Torre, J. (2011). The generalized DINA model framework. *Psychometrika, 76*(2), 179-199.
- Junker, B. W., & Sijtsma, K. (2001). Cognitive assessment models with few assumptions, and connections with nonparametric item response theory. *Applied Psychological Measurement, 25*(3), 258-272.
- Knowles, M. S. (1975). *Self-directed learning: A guide for learners and teachers*. Follett Publishing Company.
- Li, J., & Chen, P. (2025). A new Q-matrix validation method based on signal detection theory. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology, 78*(2), 522-554.
- Li, X., Wang, M., Feng, X., Yin, X., & Liang, J. (2024). An in-depth analysis of the personal factors and their pathways in shaping self-directed learning abilities among undergraduate nursing students. *Frontiers in Psychology, 15*. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2024.1450462>
- Ma, W., & de la Torre, J. (2016). A sequential cognitive diagnosis model for polytomous responses. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology, 69*(3), 253-275.
- Muthén, L. K., & Muthén, B. O. (1998-2017). *Mplus user's guide* (Version 8). Muthén & Muthén.
- Park, C., & Bolt, D. M. (2008). Application of multilevel IRT to investigate cross-national skill profiles on TIMSS 2003. *IERI Monograph Series: Issues and Methodologies in Large-Scale Assessments, 1*, 71-96.
- Paulhus, D. L. (1991). Measurement and control of response bias. In J. P. Robinson, P. R. Shaver & L. S. Wrightsman (Eds.), *Measures of personality and social psychological attitudes* (pp. 17-59). Academic Press.
- Rupp, A. A., Templin, J., & Henson, R. A. (2010). *Diagnostic measurement: Theory, methods, and applications*. Guilford.
- Tatsuoka, K. K. (1983). Rule space: An approach for dealing with misconceptions based on item response theory. *Journal of Educational Measurement, 20*(4), 345-354.
- Tu, D., Cai, Y., Dai, H., & Ding, S. (2010). A polytomous cognitive diagnosis model: P-DINA model. *Acta Psychologica Sinica, 42*(10), 1011-1020.
- von Davier, M., & Lee, Y.-S. (Eds.). (2019). *Handbook of diagnostic classification models: Models and model extensions, applications, software packages*. Springer.
- Wang, L., Zhang, Z., McArdle, J. J., & Salthouse, T. A. (2008). Investigating ceiling effects in longitudinal data analysis. *Multivariate Behavioral Research, 43*(3), 476-496.

Abstract

Development of a Longitudinal Cognitive Diagnosis Model for an Analysis of Student's Growth and Changes with its Application for Educational Purposes

Park, Chanho¹

¹*Professor, Keimyung University*

This study applied a Longitudinal Cognitive Diagnosis Model (LCDM) to examine changes in adolescents' self-directed learning competency and to explore its educational implications. Data were drawn from 14 items of the Daegu Education Longitudinal Study (DELS) 2017 panel measured in Grades 8 and 9. Five attributes—motivation, goal setting and planning, strategic learning, self-monitoring and reflection, and learning skills—were specified, and a longitudinal CDM integrating the DINA model with latent transition analysis was employed. Results showed higher mastery probabilities in strategic learning and learning skills, but lower levels in motivation and goal setting/planning. Transition analysis indicated that most students remained stable in either mastery or non-mastery states, although some regressed from mastery to non-mastery. The findings highlight multidimensional developmental patterns of self-directed learning competency and demonstrate the applicability of longitudinal CDM to non-cognitive assessment.

Key Words: longitudinal cognitive diagnosis model, self-directed learning competency, non-cognitive traits, latent transition analysis, education longitudinal study