



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원 저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리와 책임은 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)



교육학석사 학위논문

학교의 학업풍토가 고등학생의
학업열의를 매개하여 읽기 소양에
미치는 영향

- 베이지안 다층 구조방정식모형의 적용 -

2023년 8월

서울대학교 대학원
교육학과 교육학전공
이다연

학교의 학업풍토가 고등학생의 학업열의를 매개하여 읽기 소양에 미치는 영향

- 베이지안 다층 구조방정식모형의 적용 -

지도교수 박 현 정

이 논문을 교육학석사 학위논문으로 제출함
2023년 6월

서울대학교 대학원
교육학과 교육학전공
이 다연

이다연의 석사 학위논문을 인준함
2023년 7월

위 원 장 백 순 근 (인)

부위원장 김 용 남 (인)

위 원 박 현 정 (인)

국문초록

이 연구의 목적은 학교의 학업풍토와 학생의 학업열의, 그리고 학생의 학업성취 중 하나인 읽기 소양의 구조적 관계를 확인하는 것이다. 학교의 학업적 분위기를 가리키는 학업풍토는 일반적으로 학업성취에 영향을 준다고 알려진 SES 등과는 달리 학교 구성원들의 노력을 통해 비교적 쉽게 변화시킬 수 있다는 점에서 주목할 만하다. 지금까지 국외에서는 학교의 학업풍토와 학생의 학업성취 간의 관계에 대한 연구가 비교적 활발히 이루어져 학교의 학업풍토가 학생의 학업성취에 긍정적인 영향을 준다는 다수의 연구 결과가 보고되었다. 반면 국내에서는 이에 대한 논의가 아직은 미비한 상황이다. 만약 우리나라 교육환경에서도 학업풍토가 학생들의 학업성취에 긍정적인 영향을 준다는 것이 확인된다면, 이로부터 학교 교육환경에 대한 새로운 교육적, 정책적 시사점을 도출할 수 있을 것이다. 따라서 이 연구에서는 우리나라 학생들을 대상으로 학교의 학업풍토와 읽기 소양의 관계를 살펴보고자 하였으며, 학생의 학업열의를 매개변인으로 설정하여 그 작용 기제를 보다 명확히 밝히고자 하였다.

구체적인 연구문제는 다음과 같다.

연구문제 1. 학교의 학업풍토, 학생의 학업열의, 그리고 읽기 소양 간의 구조적 관계는 어떠한가?

1-1) 학교의 학업풍토는 읽기 소양에 어떠한 영향을 미치는가?

1-2) 학교의 학업풍토는 학생의 학업열의에 어떠한 영향을 미치는가?

1-3) 학생의 학업열의는 읽기 소양에 어떠한 영향을 미치는가?

1-4) 학교의 학업풍토가 읽기 소양에 미치는 영향을 학생의 학업열의가 매개하는가?

연구문제 2. 읽기 소양에 대한 학생의 학업열의의 맥락효과가 존재하는가?

이 연구에서는 OECD에서 주관하는 국제 비교 연구인 PISA (Programme for International Student Assessment) 2018의 한국 데이터 중 고등학교 1학년 학생들을 분석 대상으로 하였으며, 베이지안 다층 구조방정식모형을 이용한 다층 매개효과 모형을 통하여 변인들의 관계를 살펴보았다. 다층 구조방정식모형은 여러 수준에 위치하는 변인들 간의 구조적인 관계를 파악할 수 있으며, 특히 이 연구와 같이 맥락효과와 다층 매개효과를 확인하고자 할 때 이를 정확히 추정할 수 있다는 장점이 있다. 또한 베이지안 추정의 적용은 모형이 복잡하거나 다변량 정규성 가정이 위배된 상황과 같이 기존의 최대우도 추정방법이 가질 수 있는 한계점을 극복하여 모형이 수렴할 수 있도록 한다.

주요 연구 결과를 요약하면 다음과 같다. 첫째, 학교 수준에서 학교의 학업풍토가 읽기 소양에 미치는 전체효과의 표준화 계수는 0.34로 정적이었으며 이는 유의하였다(95% CI=(0.23, 0.49)). 학업풍토는 학생의 학업열의에도 긍정적인 영향을 주는 것으로 나타났는데, 표준화 계수는 0.42, 95% 신용구간은 (0.19, 0.64)로 이 역시 유의함을 확인하였다. 한편, 학업열의가 읽기 소양에 미치는 영향은 학생 수준과 학교 수준 모두에서 긍정적인 것으로 나타났다. 학생 수준에서 표준화 계수는 0.08, 95% 신용구간은 (0.05, 0.11)이

었으며 학교 수준의 표준화 계수는 0.48, 95% 신용구간은 (0.26, 0.66)으로 두 수준에서 모두 95% 신용구간이 0을 포함하지 않아 유의한 것으로 판단하였다. 마지막으로 학생의 학업열의를 매개변인으로 설정하여 전체효과를 직접효과와 간접효과, 즉 다층 매개효과로 분해하여 각각 추정한 결과, 학업풍토가 읽기 소양에 미치는 직접효과는 유의하지 않았다($\beta=0.14$, 95% CI=(-0.02, 0.30)). 그러나 학업풍토가 학생의 학업열의를 매개하여 읽기 소양에 영향을 미치는 학교 수준의 매개효과의 경우, 비표준화 계수는 44.15이었으며 95% 신뢰구간이 (4.55, 118.28)로 0을 포함하지 않아 유의한다고 판단하였다. 종합하면, 학교의 긍정적인 학업풍토는 읽기 소양 향상에 영향을 주긴 하나, 긍정적인 학업풍토 자체가 읽기 소양에 직접 영향을 주기 보다는, 학생의 학업열의를 높임으로써 영향을 주는 것으로 해석할 수 있다.

둘째, 읽기 소양에 대한 학업열의의 맥락효과 확인 결과, 맥락효과가 존재하는 것으로 나타났다. 맥락효과 계산 결과, 학교 수준과 학생 수준에서 읽기 소양에 대한 학업열의의 영향의 비표준화 계수는 528.48이었으며, 95% 신용구간이 0을 포함하지 않아 유의하였다. 이와 같은 결과는 같은 수준의 학업열의를 가진 어떤 학생이 학교 평균 학업열의가 높은 학교에 재학할 경우, 학교 평균 학업열의가 낮은 학교에 재학할 때에 비하여 읽기 소양이 더 높아질 수 있음을 의미한다. 이는 학교에 재학하는 학생들의 특성으로 인한 효과로, 높은 학업열의를 가진 주변 학생들의 영향으로 인해 자신 역시 학업에 대해 높은 기대나 기준을 갖게 됨에 따른 결과라고 미루어 짐작할 수 있다.

이 연구는 지금까지 우리나라에서 많이 논의되지 않았던 학교의 학업풍토와 학생의 학업성취 중 하나인 읽기 소양의 관계를 밝히고자 하였으며, 우리나라의 경우에도 긍정적 학업풍토 형성이 학

업성취를 높이는 방안이 될 수 있음을 확인하였다는데 의의가 있다. 또한 이 연구는 분석 과정에서 베이지안 다층 구조방정식모형 뿐만 아니라 다층 확인적 요인분석, 다층 신뢰도 분석을 실시함으로써 자료의 다층적 속성을 고려할 수 있는 방법론들을 소개 및 적용하였다. 끝으로, 다층구조를 고려하지 않고 단일 수준의 구조방정식모형으로 분석하였을 때의 경로계수 및 매개효과 추정 결과와 다층 매개효과 검증 시 Delta 검증을 적용하였을 때의 결과를 부록에 제시하여, 다층자료 분석 시 구조적 속성을 고려할 수 있는 분석 방법 적용의 필요성을 논하였다.

주요어 : 읽기 소양, 학업풍토, 학업열의, 베이지안 다층 구조방정식 모형, 다층 매개효과, 맥락효과

학 번 : 2021-29808

목 차

제 1 장 서론	1
제 1 절 연구의 필요성 및 목적	1
제 2 절 연구문제	3
제 2 장 이론적 배경	5
제 1 절 읽기 소양과 학업풍토 및 학업열의의 관계 …	5
1. 읽기 소양	5
가. 읽기 소양의 의미	5
나. 읽기 소양 관련 변인	6
2. 학교의 학업풍토	11
가. 학교의 학업풍토의 의미	11
나. 학교의 학업풍토와 읽기 소양의 관계	13
3. 학업열의	14
가. 학업열의의 의미	14
나. 학업열의와 읽기 소양의 관계	16
제 2 절 다층 구조방정식모형을 이용한 다층 매개효과 분석 및 맥락효과	17
1. 다층 구조방정식모형	17
가. 다층 구조방정식모형의 개념	18
나. 다층 구조방정식모형의 추정	20
다. 베이지안 구조방정식모형	23
2. 다층 매개효과와 맥락효과	26
가. 다층 매개효과의 개념 및 모형	26
나. 다층 구조방정식모형을 통한 다층 매개효과 분석	29
다. 다층 매개효과의 검증	30

3. 맥락효과	31
제 3 장 연구방법	35
제 1 절 연구대상 및 분석자료	35
제 2 절 주요변인	36
제 3 절 다층 확인적 요인분석 및 다층 신뢰도 분석 ·	39
1. 다층 확인적 요인분석	39
2. 다층 신뢰도 분석	42
제 4 절 연구모형 및 다층 매개효과 분석	44
1. 베이지안 다층 구조방정식모형	44
2. 다층 매개효과 분석	46
제 5 절 맥락효과 분석	47
제 4 장 연구결과	48
제 1 절 기술통계 및 상관분석	48
제 2 절 다층 확인적 요인분석 및 다층 신뢰도 분석 결과	49
1. 다층 확인적 요인분석 결과	49
2. 다층 신뢰도 분석 결과	52
제 3 절 연구모형 및 다층 매개효과 분석 결과	53
1. 베이지안 다층 구조방정식모형 분석 결과	53
2. 다층 매개효과 분석 및 검증 결과	54
제 4 절 맥락효과 분석 결과	55
제 5 장 결론	58
제 1 절 요약	58
제 2 절 논의	61

참고문헌	64
부 록	85
Abstract	91

표 목 차

<표 2-1> 읽기 소양의 정의	5
<표 2-2> PISA 2018에서 조사한 교육 맥락 변인	7
<표 2-3> 학교풍토의 정의	12
<표 2-4> 학업열의의 정의	15
<표 2-5> 다층 매개효과 모형과 적용 예시	28
<표 3-1> 분석 대상 기술통계	36
<표 3-2> 주요 변인 설정	37
<표 3-3> 학교의 학업풍토와 학생의 학업열의 측정문항	38
<표 4-1> 주요 변인의 기술통계, 상관계수, 급내상관계수	48
<표 4-2> 다층 확인적 요인분석 결과	50
<표 4-3> 다층 신뢰도 계수	52
<표 4-4> 수준별 주요 변인 간의 경로계수 추정 결과	54
<표 4-5> 다층 매개효과 추정 및 검증 결과	55
<표 4-6> 읽기 소양에 대한 학업열의의 맥락효과	56
<표 부록-1> 다층구조를 고려하지 않았을 때의 간접효과 추정 및 검증 결과	85

그림 목 차

[그림 2-1] 맥락효과 예시	33
[그림 3-1] 다층 확인적 요인분석 모형	41
[그림 3-2] 연구모형	45
[그림 4-1] 다층 확인적 요인분석 모형 계수 추정치	51

[그림 4-2] 경로모형 표준화 계수 추정 결과	54
[그림 4-3] 맥락효과 분석 결과	57
[그림 부록-1] 다층구조를 고려하지 않았을 때의 경로계수 추정 결과	85
[그림 부록-2] 다층 매개효과에 대한 Delta 검증과 몬테카를로 방법의 신뢰구간 비교	86

제 1 장 서론

제 1 절 연구의 필요성 및 목적

고등학교 시기의 학생들에게 학업 수행은 중요한 발달 과정 중 하나이다. 학생들은 학업을 수행하는 과정에서 인지적 발달을 이루며, 학업 수행의 결과물이라고도 할 수 있는 학업성취도는 학생의 학교 적응이나 학업을 어떻게 수행하고 있는지 보여주기 때문이다. 또한 학업성취도는 학생의 진로나 진학 계획을 수립하는데 중요한 요인이 되기도 한다. 이러한 이유로 학업성취는 오랫동안 많은 연구자들의 관심 대상이었으며, 지금까지도 학업성취도에 영향을 미치는 다양한 변인들에 대한 연구가 활발히 이루어지고 있다.

학교는 고등학생들이 하루 중 가장 많은 시간을 보내는 곳으로 우리나라 고등학생의 경우, 하루 평균 8시간 정도의 시간을 학교에서 보낸다(통계청, 2019). 그러나 보니 학생의 학업성취와 진로를 위해 어떤 고등학교에 진학할 것인가에 대한 관심이 높다. 특히 교육열이 높은 우리나라의 경우, 학교 교육과정이나 학업풍토가 잘 조성된 소위 명문 학교에 진학하고자 하는 열망이 강하며, 일반적으로 그런 학교에 입학하였을 때 학생들의 학업성취도가 더 높을 것이라고 기대와 함께 학업풍토에 대해 꾸준한 관심이 있었다(성기선, 1998).

학교풍토란 매우 포괄적인 개념으로, 학교의 학습 분위기, 학교 구성원들의 상호작용과 관계, 또는 공유하는 가치나 규범, 그리고 그들의 성장이나 발전을 포함한다(Anderson, 1982; Halpin & Croft, 1963; Moos, 1978). 그중 학교의 학업풍토(academic climate)는 학교풍토 중 학생들의 학업 수행과 관련된 것으로, 학교에서 학생의 학업성취를 높이거나 교사의 높은 능력에 대한 학생이나 교사, 학부모의 노력과 기대를 포함하는 개념이다(Sweetland & Hoy, 2000). 일반적으로 학업풍토가 잘 조성되어 있다는 것은 학생들의 학업분위기나 교사의 수업 연구가 활발하도록 학

교 분위기가 형성되었음을 의미한다. 학업풍토가 연구자들의 주목을 받기 시작한 것은 학업풍토가 학교 학생들의 평균적인 학업성취와 관련되어 있다는 Moos와 Moos(1978)의 연구 이후부터라고 할 수 있다. 일반적으로 학생의 학업성취에 영향을 준다고 알려진 SES나 학교 소재지, 부모 학력(Hoy et al., 2002)등과 달리 학업풍토는 학교 구성원들의 노력을 통해 비교적 쉽게 변화시킬 수 있는 것이기 때문이다. 이러한 관점에서 많은 연구자들은 학교의 학업풍토를 학생들의 성취도 향상 또는 성취도 차이 문제를 해소하기 위한 방안 중 하나로 바라보았고, 긍정적 학업풍토 조성의 필요성에 대해 지금까지도 활발히 연구가 이루어지고 있다 (예: Berkowitz et al., 2017; Chong et al., 2010; Daily et al., 2019; Konold et al., 2018; Kwong & Davis, 2015; Ma & Klinger, 2000; McEvoy & Welker, 2000; Reynolds et al., 2017; Sherblom et al., 2006; Stewart, 2008).

선행연구들을 살펴보면, 잘 조직화되고 학생 지원적인 학교풍토는 학생의 학업성취를 높이는데 긍정적인 영향을 미친다는 연구 결과가 다수 존재하였다. 그러나 여러 차원의 학교풍토 중 구체적으로 어떤 차원의 요소가 학생의 학업성취와 관련되어 있는지 살펴본 연구는 다소 미비하며(Wang & Degol, 2016), 이에 대한 보다 구체적인 연구가 필요한 상황이다. 또한 이들 대부분이 국외 연구였으며, 국내에서는 학교풍토와 학생의 학업성취에 대한 학생과 학부모의 높은 관심에도 불구하고 아직 이에 대한 논의가 충분히 이루어지지 않은 상황이다. 학업성취에 영향을 준다고 알려진 다른 요인들과 달리, 학교풍토는 학교 구성원들의 노력을 통해 비교적 쉽게 변화시킬 수 있는 요인이라는 점에서 우리나라의 맥락에서도 학교풍토와 학업성취의 관계는 주목할 필요가 있다.

한편, 학업풍토를 포함한 학교풍토는 학교 특성을 나타내는 학교 수준 변인이지만, Berkowitz 등(2017)에 따르면 지금까지 학교풍토와 학업성취를 다룬 연구 중 40% 정도만이 다층 분석을 수행하였다고 보고하였다. 자료가 다층적 속성을 띠고 있음에도 불구하고 이를 단일 수준으로 분석할 경우, 관측치들 간의 비독립성을 고려하지 못해 추정치의 1종 오

류가 증가하는 문제가 발생한다(강상진, 2016; Raudenbush & Bryk, 2002). 자료의 특성을 고려할 때, 학교 특성 변인과 학생 특성 변인의 관계에 대해 분석하고자 할 경우 다층 구조방정식모형과 같은 다층모형을 활용하여 분석하는 것이 필요하다.

따라서 이 연구에서는 우리나라의 상황에서 학교풍토와 학생의 학업 성취 중 하나인 읽기 소양의 구조적 관계를 살펴보고자 한다. 구체적으로, 학교풍토 중 학업적 측면의 학업풍토(academic climate)가 학생의 학업성취 중 하나인 읽기 소양에 어떠한 영향을 미치는지에 대한 구체적인 작용 기제를 밝히고자 한다. 이때, 학생의 학업열의(academic engagement)를 매개변인으로 설정하여, 두 변인 간의 관계를 학업열의가 매개하는지 확인함으로써 변인 간 기제를 보다 명확히 살펴볼 것이다. 이를 통해 학생들의 학업성취와 관련하여 효과적이고 긍정적인 학교 풍토 형성의 필요성에 대한 논의가 가능할 것이다.

제 2 절 연구문제

이 연구에서는 PISA 2018에서 수집한 데이터 중 한국의 데이터를 이용하여 학교의 학업풍토가 학생의 읽기 소양, 그리고 학업열의의 변인 간 구조적 관계를 살펴보고자 한다. 분석자료는 학교에 학생이 내재된 다층적 속성의 자료로써, 이 같은 다층자료를 분석할 때에는 다층모형(Hierarchical Linear Modeling)이나 다층 구조방정식모형(multilevel SEM)과 같은 모형을 적용하여 분석하는 것이 적절하다. 이 연구에서는 학교의 학업풍토가 학생의 읽기 소양에 미치는 영향을 학업열의가 매개하는지를 확인하고자 한다는 점을 고려하여, 다층 매개효과를 신뢰롭게 추정한다고 알려진 다층 구조방정식모형을 이용해 변인 간 관계를 분석하고자 한다. 이때, 베이지안 추정방식을 적용하여 모형을 추정함으로 모형의 복잡성으로 인한 수렴의 문제를 해결하고자 한다. 더불어, 다층 매개효과와 함께 학업열의가 읽기 소양에 미치는 맥락효과가 존재하는지도

함께 파악하여 읽기 소양, 넓은 의미의 학업성취에 대한 학교의 효과를 보다 종합적으로 살펴보고자 한다.

연구문제를 구체적으로 진술하면 다음과 같다.

연구문제 1. 학교의 학업풍토, 학생의 학업열의, 그리고 읽기 소양 간의 구조적 관계는 어떠한가?

- 1-1) 학교의 학업풍토는 읽기 소양에 어떠한 영향을 미치는가?
- 1-2) 학교의 학업풍토는 학생의 학업열의에 어떠한 영향을 미치는가?
- 1-3) 학생의 학업열의는 읽기 소양에 어떠한 영향을 미치는가?
- 1-4) 학교의 학업풍토가 읽기 소양에 미치는 영향을 학생의 학업열의가 매개하는가?

연구문제 2. 읽기 소양에 대한 학생의 학업열의의 맥락효과가 존재하는가?

제 2 장 이론적 배경

제 1 절 읽기 소양과 학업풍토 및 학업열의의 관계

1. 읽기 소양

가. 읽기 소양의 의미

일반적으로 읽기 소양(reading literacy)은 ‘독자가 배경지식을 이용하여 다양한 유형의 텍스트들의 의미를 재구성, 활용, 평가하는 활동’으로, 적극적이고 능동적이며 실용적인 관점을 담고 있다. 그러나 21세기 지식 정보화 사회에서는 위에 제시된 능력뿐만 아니라 지식과 정보의 검색 능력, 평가(판단) 능력, 생산 능력 또한 강조되고 있다(서혁 등, 2007). 이러한 시대적 맥락을 반영하여, 읽기나 읽기 능력, 읽기 소양을 측정하는 국제 평가인 PIRLS 2021(Mullis et al, 2019)과 PISA 2018(OECD, 2019b)에서는 <표 2-1>과 같이 읽기 소양을 정의한다.

<표 2-1> 읽기 소양의 정의

평가	정의
PIRLS 2021	<ul style="list-style-type: none">- 사회가 요구하거나 개인이 가치를 부여한 문자 언어의 형식을 사용하고 이해하는 능력- 독자가 학습이나 사회 참여 등의 목적을 위해 다양한 형태의 텍스트로부터 의미를 구성하는 능력
PISA 2018	<ul style="list-style-type: none">- 자신의 목적을 성취하고 지식과 잠재적 능력을 계발하며, 사회에 참여하기 위해 텍스트를 이해·활용·평가·성찰하고, 다양한 텍스트 읽기 활동에 관여하는 능력

<표 2-1>에서 알 수 있듯이, 읽기 소양은 단순히 글자 해독이나 소리 내어 읽기와 같은 단순한 영역에 한정된 능력이 아닌, 문법이나 광범위한 언어적·텍스트적 구조의 이해, 세계 이해 능력, 읽기에 대한 메타인지 등 광범위한 인지적·언어적 역량을 포괄한다. 나아가 21세기 글의 특성에 맞추어 정보의 참, 거짓을 판단하고 평가할 수 있는 능력까지 포함한다고 볼 수 있다.

나. 읽기 소양 관련 변인

읽기 소양과 관련된 변인들을 알아보고자 학생 수준 변인과 교사 및 학교 수준 변인으로 나누어 살펴보았다. 학생 수준 변인에는 학생 배경 변인, 학생 과정 변인, 학습 관련 변인 등이 포함되며, 교사 및 학교 수준 변인에는 교사 관련 변인과 학교 관련 변인 등이 포함된다. 각 범주별 변인들의 예시(PISA 2018 기준)는 <표 2-2>와 같다.

먼저, PISA 2018에서는 읽기 소양과 관련된 변인 중 학생 수준 변인을 크게 학생 배경 변인, 학습 관련 변인, 학생 과정 변인, 학교 참여 변인으로 구분하였다. 그중 학생 배경 변인은 학생의 배경이 되는 성별, 부모, 가정, 경제적 변인을 포함하는 범주이다. 학생 배경 변인과 읽기 소양의 관련성에 대하여 김혜숙(2012)과 강대중(2015)은 남학생보다 여학생이, ESCS(Economic, Social and Cultural Status)가 높을수록, 가정에서 학생 읽기 자원이 많을수록, 자녀 읽기 능력에 대한 부모 지원이 많을수록 읽기 소양이 높게 나타난다고 보고하였다. 한편, 손윤희 등(2020)은 PISA 2018에서 측정한 읽기 소양을 기초 수준 이하 집단과 일반 수준 집단으로 구분한 후 랜덤 포레스트를 이용하여 분석하였는데, 그 결과 학생 배경 변인 중 두 집단을 구분하는 주요 설명변수로 직업 기대 수준, 부모가 기대하는 교육기대수준이 선택되었다고 보고하였다. 이와 비슷한 방법으로, 정혜원 등(2021)은 랜덤 포레스트로 읽기 소양을 예측하는데 중요도 지수가 높은 변수를 추출한 후 이를 다층모형에 투입하여 분석하였는데, 랜덤 포레스트로 추출된 학생 배경 변인은 현재 최종학력,

<표 2-2> PISA 2018에서 조사한 교육 맥락 변인¹⁾²⁾³⁾

구분	영역	변인
학생 변인	학생 배경	개별문항 성별, 집에서 모국어 사용 여부
		파생변인 나이, 학년, ESCS, 부모님의 최고 학력, 아버지 학력, 어머니 학력, 아버지의 사회경제적업수준, 어머니의 사회경제적업수준, 가정의 문화적 보유자산, 가정의 교육적 자산, 가정의 부유함, ICT자산, 최종학력에 대한 계획, 유아기의 교육과 돌봄, 이주여부, 학년유예, 현재 최종 학력, 목표 학력, 학생이 기대하는 직업 수준
	학습 관련	개별문항 학습 기회-자료, 학습 기회-국어 수업 과제 및 숙제, 학습 기회-텍스트 길이, 디지털 국어 학습 기회, 다양한 자료 읽기 활동, 독서 여부, 취미 읽기 시간, 온라인 읽기 활동
		파생변인 수업에서의 분위기, 수업에서의 교사의 지지, 수학 학습 시간, 국어 학습 시간, 과학 학습 시간, 총 학습 시간
	학생 과정	개별문항 작업완성도 관련 문항, 지능의 가변이론, 주관적 삶의 안녕감-정서
		파생변인 읽기 전략-이해하고 기억하기, 읽기전략-요약하기, 디지털 읽기 전략-질과 신용성 파악, 읽기에 대한 즐거움, 읽기에 대한 능력 인식, 읽기에 대한 어려움 인식, PISA 검사의 어려움에 대한 인식, PISA 검사 및 설문 응답에 대한 노력(2문항), 경쟁력, 작업완성도, 주관적 삶의 안녕감-긍정정서, 숙달 목표 지향, 실패에 대한 두려움, 행복 -삶의 의미, 회복 탄력성, 부모의 정서적 지지

1) 파생변인(derived variable)은 기존 설문 문항을 변환 또는 스케일링(scaling)하여 만든 변인으로, PISA에는 하나 이상의 문항을 산출적 변환 또는 재코딩 하거나, 문항 반응이론(item response theory; IRT)에 기반한 스케일링 등의 방법으로 파생변인을 생성함(OECD, 2019c)

2) 이 표는 박혜영과 임현정(2015), 이인화와 구남욱(2019), 정혜원 등(2021)의 연구

구분	영역		변인
학교 참여	개별문항		따돌림 경험, 무단 결석/무단 결과/지각여부, 따돌림에 대한 의견, 교사 지원
	파생변인		교사의 직접적 지시, 수업에서의 피드백, 학생이 인식한 읽기 참여에 대한 교사의 자극, 지시에 대한 순응, 교사의 흥미 인식, 학교에서 학생들의 경쟁심에 대한 인식, 주관적 삶의 안녕감-학교 소속감, 학교에서의 학습에 대한 태도, 학생들의 협동에 대한 인식
ICT 관련	개별문항		디지털 기기를 처음 사용한 시기, 뉴스를 읽는 방식, 인터넷에 처음 접속한 시기, 집에 구비된 디지털 기기의 사용 여부, 학교에서의 인터넷 사용 정도, 학교 밖에서의 인터넷 사용 정도, 학교에 구비된 디지털 기기의 사용 여부, 학교 밖에서 학교 관련된 활동을 위한 디지털 기기 사용 빈도, 학교 수업에서 디지털 기기 사용 정도, 학교 수업 이외의 학습에서 디지털 기기 사용 정도, 학교 수업에서 학생이나 교사의 디지털 기기 사용 여부
	파생변인		ICT에 대한 흥미, ICT 역량 인식, ICT 사용 자율성 인식, 사회적 상호작용주체로서의 ICT, 학교 밖에서의 ICT 사용(레저), 학교 밖에서의 ICT 사용(학교 활동), 학교에서의 일상적인 ICT 사용, 수업에서의 주제와 관련된 ICT 사용, 수업 이외의 주제와 관련된 ICT 사용, 가정에서 이용 가능한 ICT, 학교에서 이용 가능한 ICT
교사 및	교사 관련	파생변인	교육적 자원 및 교원 부족에 대한 교사의 인식, 국어 교사의 협력, 학생과의 관계에 대한 교사효능감, 교수 활동에 대한 교사효능감, 읽기 이해에 대한 학습 기회 제공, 읽기 활동에 대한 교사의 자극, 읽기 전략에 대한 교사의 지도, ICT 어플리케이션 이용, 학업적 풍토(수업 분위기), 교사의 직접지도, 교사의 피드백, 수업 적응

구분	영역		변인
학교 변인	학교 관련	개별문항	학교가 위치한 지역 규모, 설립유형, 교수 방해 요인, 학생평가 결과의 활용 목적, 국어수업의 평균 학급 크기, 정규 수업 외 추가 국어 수업, 국어수업에 대한 정책, 정규 교육과정 외의 활동, 디지털 기기 사용에 대한 환경
		파생변인	학생-교사 비율, 학교 크기, 학생 1인당 사용 가능한 컴퓨터 수

목표 학력, 최종학력에 대한 계획('대학교, 대학원'), ESCS, 집에서의 모국어 사용이 있었고, 이들을 다층모형로 분석한 결과, 모두 읽기 소양에 정적인 영향을 미친다고 보고하였다.

학습 관련 변인은 학생의 수업 및 학습과 관련된 변인들을 포함하는 범주이다. 학습 관련 변인과 관련하여 이인화와 구남욱(2019)은 PISA 2015 데이터를 이용해 한국 청소년의 경우 도서관 이용을 많이 할수록, 취미 읽기 시간이 길수록, 그리고 지각을 하지 않는 학생일수록 더 높은 읽기 소양을 보인다고 하였다. 또한 온라인 자료와 같이 다양한 자료를 읽는 학생일수록(김혜숙, 2012; 박현정, 하여진, 2011), 방과후학교에 참여한 학생일수록 더 높은 읽기 소양을 보인다고 보고한 연구들(예: 정혜경, 조지민, 2013)이 다수 있었다.

학생 과정 변인은 학생 개인의 특성이나 성향, 인지 및 정서와 관련된 변인들을 포함하는 범주이다. 학생 과정 변인과 읽기 소양의 관련성에 대해 정혜경과 조지민(2013)은 학생들이 메타인지-요약전략 및 메타인지-이해 및 기억 전략을 많이 사용할수록, 읽기 즐거움이 높을수록 어려운 환경 속에서도 학생들이 높은 성취를 보인다고 보고하였다. 이는 학생들의 읽기 즐거움과 읽기 전략 중 요약전략과 통제전략이 읽기 소양에 통계적으로 유의한 영향을 준다고 주장한 강대중과 염시창(2013)의 연구 결과와도 맥을 함께한다. 이러한 읽기 전략들에 더불어 정혜원 등(2021)

를 바탕으로 재구성한 것임

3) 변인들의 명칭은 한국교육과정평가원(2019) PISA 2018 결과발표 내용을 참고함

은 읽기 즐거움, 읽기에 대한 자기 인식, PISA 검사의 어려움이 읽기 소양과 관련된 변인임을 확인하였다. 또한 Lau와 Ho(2015)는 읽기에 대한 즐거움이 큰 학생일수록, 읽기 전략에 대해 인식하는 정도가 높을수록, 스스로의 읽기 능력에 대해 긍정적으로 인식하는 학생일수록 높은 읽기 소양을 나타낸다고 하였다.

학교 참여 변인은 학생의 학교생활과 관련하여 가지고 있는 인식이나 학교 활동에 참여하는 정도를 나타낸 변인들을 포함하는 범주이다. 박혜영과 임현정(2015)은 지각, 결석 및 결과가 적은 학생일수록, 학교 학습에 대한 인식이 긍정적인 학생일수록 성취수준이 향상될 확률이 높다고 보고하였다. 또한 정혜경과 조지민(2013)은 방과후학교에 많이 참여한 학생일수록 더 높은 읽기 소양을 보임을 확인하였다.

다음으로, 읽기 소양과 관련된 변인 중 교사 및 학교 변인은 크게 교사 변인과 학교 변인으로 나눌 수 있다. 우선 교사 변인과 읽기 소양의 관련성에 대해서는 교사의 지원이 학생의 학업성취도를 높인다는 연구가 다수 존재하였다. 구체적으로 강대중(2015)은 읽기 활동에 대해 교사가 학생들에게 동기부여를 많이 제공할수록, 그리고 교사와 학생 관계가 좋을수록 더 높은 읽기 소양을 나타낸다고 보고하였고, Hughes 등(2012)은 학생이 교사의 지지를 긍정적으로 인식할수록 학생의 읽기 소양이 높아진다고 하였다. 한편, 교사효능감이 학생의 읽기 능력에 미치는 영향에 대해서는 읽기 소양에 영향을 준다는 연구와 그렇지 않다는 연구로, 연구 결과들이 서로 상이한 결과를 보고하였다(예: Cantrell & Hughes, 2008; Corkett et al., 2011; Rojas-Torres et al., 2021; Guo et al., 2010). 이러한 상이함에 대하여 김아영(2012)은 교사의 내적 특성이라고 할 수 있는 교사효능감과 학생의 학업성취와의 관련성에 있어 두 변인 간의 직접적인 관련을 고찰한 실증적 연구가 매우 적다는 점을 지적하였고, 그 원인이 두 변인 간의 직접적인 관계가 확인되지 않았을 가능성 때문일 수 있다고 설명한 바 있다.

다음으로 학교 변인과 읽기 소양의 관련성에 대해 이인화와 구남욱(2019)은 국어 수업 시수가 더 많은 학교에 재학하는 학생이 더 높은 읽

기 소양을 나타냄을 확인하였고, 박주현과 장우권(2014)은 학교 도서관 보유한 도서 수가 적거나 직원이 부족하여 업무에 지장이 많은 경우 학생의 읽기 소양 성취에 방해요인으로 작용할 수 있다고 하였다. 이외에도 학교 변인 중 학교 설립 유형(일반계, 전문계)이 읽기 소양을 예측하는데 영향을 미친다는 연구(손윤희 등, 2020)와, 교사 1인당 학생 수가 낮을수록 읽기 소양이 높게 나타난다는 연구(박현정, 하여진, 2011; 김경희 등, 2013)도 있었다.

학교 변인과 읽기 소양의 관계에 있어, 위 연구들과 같이 학교의 물리적 여건과 읽기 소양의 관계에 대한 연구들은 다수 존재하였지만, 국내에서는 학교풍토와 같은 학교 특성과 학생의 읽기 소양 간의 관계에 대해 살펴본 연구는 아직 미비하였다. 학교풍토와 같은 학교의 정의적 여건이 학생의 읽기 성취에 긍정적으로 영향을 준다는 다수의 국외연구들 (예: Fan & Williams, 2018; Sherblom et al., 2006)에 비추어 보았을 때, 우리나라 학교와 학생들에 대해서도 학교의 학업풍토가 읽기 소양에 어떤 영향을 미치는지 살펴볼 필요가 있다.

2. 학교의 학업풍토

가. 학교의 학업풍토의 의미

학교풍토(school climate)는 약 100년 전 Perry(1908)에 의해 처음 등장한 개념으로, 학생들에게 필요한 것을 제공하고 독려하는 학교의 의무로 주거(housing) 그 이상을 가리키는 것이라고 정의하였다. 이후 학교풍토는 많은 연구들을 통해 다루어지며 <표 2-3>과 같이 다양하게 정의되었다. 이들 정의에 따르면, 학교풍토는 매우 포괄적인 개념으로 학생의 인지적, 정의적 측면을 모두 포함한다. 많은 연구들을 통해 다루어진 학교풍토의 정의를 공통적으로 추려보면, 학교풍토란, 학교의 분위기, 특성, 학교에서 중시하는 가치나 규율 등을 아우르는 포괄적인 개념으로

<표 2-3> 학교풍토의 정의

연구	정의
Halpin & Croft(1963)	학교의 “성격”으로, 학교에서 이루어지는 활동에 대한 교사의 집단적 인식으로 표현되며, 교사들의 태도나 행동에도 영향을 주는 것
Pallas(1998)	교육적 결과물, 특히 학업성취와 관련된 학교의 모든 특성
Hoy & Hannum(1997)	긍정적 학교풍토는 학교 운영의 기술적, 경영적, 그리고 제도적 수준의 조화
Simons-Morton & Crump(2003)	학교의 물리적 환경, 조직적 요인, 구성원들 간의 관계 등의 상호작용을 통해 형성된 학교의 고유한 문화나 성격
National School Climate Council(2007)	규범이나 가치, 대인관계, 교육, 학습, 리더십 관행, 조직 구조를 반영하는 학교 생활의 질과 경험의 특성

볼 수 있다(Brookover et al., 1978; Haynes et al., 1997; Petrie, 2014).

한편, 학교의 학업풍토(academic climate)는 학교풍토 중 학업성취와 관련된 것으로, 학교에서 학생의 학업성취나 교사의 능력을 높이기 위한 학생이나 교사, 학부모의 노력과 기대를 포함하는 개념이다(Sweetland & Hoy, 2000). 일반적으로 학교의 학업풍토가 잘 조성되어 있다는 것은 학생들의 학업 분위기나 교사의 수업 연구가 활발하도록 학교 분위기가 형성되었음을 의미한다. 학업풍토가 많은 연구자들에게 주목받기 시작한 것은 학교의 학업풍토가 학교 학생들의 평균적인 학업성취와 관련이 되어 있다는 Moos와 Moos(1978)의 연구 이후부터라고 볼 수 있다. 일반적으로 학업성취에 영향을 준다고 알려져 있으나 쉽게 변화시키기 어려운 SES나 학교 소재 지역, 부모 학력(Hoy et al., 2002) 등과 달리, 학업풍토는 구성원들의 노력을 통해 비교적 쉽게 변화시킬 수 있는 요인이라는 점에서 주목을 받았고, 학업성취의 향상이나 학업성취도 차이를 해소하

기 위한 방안으로써 국외에서는 지금까지 많은 연구가 이루어졌다.

나. 학교의 학업풍토와 읽기 소양의 관계

먼저 읽기 소양과 학업풍토의 관계에 대하여 우리나라 학생들을 대상으로 한 연구들을 살펴보면, 손윤희 등(2020)은 랜덤 포레스트를 이용하여 PISA 2018에서 나타난 읽기 소양의 일반 집단과 기초이하 집단으로의 분류 결과를 설명하는 변인들의 중요도를 확인한 결과, 학교의 교육적 풍토는 전체 변인들 중 12번째였으며, 학교 맥락 변인 중에는 가장 높은 설명력을 가짐을 확인하였다. 또한 몇몇의 연구들은 학생들이 학교의 학업적 분위기를 저해하는 행동을 많이 할수록 읽기 소양에 부정적인 영향을 미친다고 보고하였다(이인화, 구남옥, 2019; 정혜경, 조지민, 2013; 정혜원 등, 2021). 한편, 국외 자료를 이용한 연구들을 살펴보면 Sherblom 등(2006)은 긍정적으로 조성된 학교의 학업풍토는 학생들의 읽기 성취 향상에 정적인 영향을 미친다고 하였다. 이외에도 다수의 연구에서, 교사 또는 학생이 인식한 학교의 학업풍토가 긍정적일수록 학생들의 읽기 소양이 높게 나타남을 확인하였다(Fan & Williams, 2018; Kwong & Davis, 2015; Ning et al., 2015).

읽기 소양을 넓은 의미의 학업성취로 보았을 때, Berkowitz 등(2017)과 Ruiz 등(2018)은 학생들이 학교의 학업풍토에 대해 긍정적으로 인식 할수록 그들의 학업성취가 높았다고 하였다. 이외에도 학교의 긍정적인 학업풍토가 학생의 학업성취를 향상시킨다는 연구 결과는 다수 존재하였다(예: Berkowitz & Bier, 2005; Daily et al., 2019; Jia et al., 2009; Morin et al., 2014; Philips, 1997; Stewart, 2008). 또한 Ning 등(2015)은 PISA 2009 자료를 이용하여 전체 65개 국가 중 53개의 국가에서 학교의 학업풍토와 읽기 성취가 높은 관련이 있다고 보고하였으며, Hopson과 Lee(2011)는 학업풍토에 대한 학생의 긍정적 인식은 SES로 인한 학력 격차에 대해 조절효과가 있음을 확인하였다.

학교의 학업풍토와 읽기 소양, 넓게는 학업성취와의 관계를 다룬 연구

들을 살펴본 결과, 연구 방법의 측면에서 변수들의 수준(level)을 고려하지 않은 연구들이 다수 있었다. 예를 들어, 학업풍토와 학업성취는 각각 학교 수준과 학생 수준에 위치하는 변인임에도 불구하고 이들을 동일한 수준으로 간주하고 분석하기도 하였다(예: Chong et al., 2010; Daily et al., 2019; Reynolds et al., 2017). 또한 학업풍토 변인을 “학생들이 인식한 학업풍토”로 측정한 후 학교 수준으로 통합(aggregate)하여 활용한 연구들의 경우, 비록 각 문항은 학생 수준에서 측정되었지만 그 의미는 학교 수준의 변인으로 보는 것이 적절하다. 그러나 몇몇의 연구에서는 변인의 의미적 수준을 고려하지 않은 채, 단순히 변인이 학생 수준에서 측정되었다는 점에서 학생 수준에서만 분석을 수행하기도 하였다(예: Fan & Williams, 2018). 이와 같이 학교에 학생이 배속된 다층구조의 자료를 분석할 때 자료나 변인의 속성을 고려하지 않고 분석할 경우, 관측치 간의 비독립성을 고려하지 못하므로 추정치의 1종 오류가 증가하는 문제가 발생할 수 있다(Raudenbush & Bryk, 2002). 따라서, 학교풍토와 학생의 학업성취와 같이 학교 수준 변인과 학생 수준 변인 간 관계를 분석할 때는 자료의 다층적 속성을 고려하여 다층 구조방정식모형이나 위계적 선형모형과 같은 다층모형을 선택하여 분석하는 것이 적절할 것이다.

3. 학업열의

가. 학업열의의 의미

학업열의를 살펴보기 전, 먼저 학생의 열의(engagement)란 학생들의 동기나 인지, 그리고 행동적 특성에서 나타나는 다양한 양상을 강조하는 복합적인 용어이다(Appleton et al., 2008; Baron & Corbin, 2012; Fredricks et al., 2004; Phan & Ngu, 2014b). 학생들의 열의는 다양한 하위요인으로 구분되는데, Appleton 등(2006)에 따르면 이는 학업적, 행동적, 정의적, 인지적 영역으로 나뉜다. 이들 중, 이 연구에서는 학업적

<표 2-4> 학업열의의 정의

연구	용어	정의
Newmann et al.(1992)	Student Engagement in Academic Work	학교에서 기르고자 하는 기술이나 지식을 배우고 이해하며 연마하기 위한 학생의 심리적 노력과 투자
Schaufeli et al.(2002a, 2002b)	Study Engagement	이해, 열의, 그리고 헌신으로 특징 지어지는 충실하고 긍정적이고 만족스러운 학습 관련 마음 상태
Christenson et al.(2008)	Student Engagement	학생들의 학습에 대한 투자와 헌신, 그리고 학교에서의 소속감과 정체감 및 결과물을 얻기 위한 학교 활동에의 참여와 활동

측면의 열의인 학업열의에 초점을 맞추고자 한다.

학업열의(academic engagement)는 학업무기력 또는 학업에 대한 무관심과 대비되는 개념으로, 학업열의에 대한 정의는 <표 2-4>와 같이 연구자에 따라 지칭하는 용어나 용어가 포괄하는 범위에 다소 차이가 있다. 그러나 많은 연구들을 종합해보면, 학업열의란 학업에 대한 영감, 열정과 유의미함을 내적으로 이끌어내는 동시에 학업에 대해 충분히 집중하게 해주는 높은 수준의 에너지와 정신적 회복력을 가리킨다고 볼 수 있다(김나영, 황혜영, 2020). 예를 들어, 학생이 숙제와 같은 수업 준비를 철저히 하거나 성실히 수업에 출석하는 것은 학업열의가 높은 학생의 대표적인 특성으로 볼 수 있다(Singh et al., 2002).

나. 학업열의와 읽기 소양의 관계

학업열의와 읽기 소양 간의 관계에 대해 살펴본 많은 연구들이 학업열의가 읽기 소양에 정적인 영향을 준다고 보고하였다. 구체적으로 살펴보면, Guthrie와 Wigfield(2000)는 읽기에 대한 열의와 참여가 읽기 소양을 향상시키는데 긍정적인 영향을 준다고 주장하였다. 이와 비슷하게, Barber와 Klauda(2020)는 읽기에 대한 학업적 열의가 읽기 동기와 읽기 성취 모두를 높임을 확인하였다. De Naeghel 등(2012)은 읽기에 대한 열의가 문해력에 직접 영향을 주기도 하지만, 읽기 자아개념이나 읽기 동기가 문해력에 미치는 영향을 매개하기도 함을 확인하였다.

읽기 소양을 학업성취의 하나로 간주하여 학업열의와 학업성취와의 관계에 대한 연구들을 살펴본 결과, 김나영과 황혜영(2020)은 Lasso 별점회귀모형을 이용해 중학생의 학업열의와 관련된 변인을 분석하여 학업열의가 높을수록 학업성취도에 대한 주관적 평가가 긍정적임을 확인하였다. 또한 다수의 연구에서는 횡단자료를 이용하여 중학생 또는 고등학생의 높은 학업열의가 학업성취를 긍정적으로 예측함을 보였다(Dogan, 2015; Lee, 2014; Mo & Singh, 2008; Perry et al., 2010). 한편, 종단자료를 이용하여 학업열의가 학업성취에 미치는 영향을 살펴본 연구들도 있었는데, Chase 등(2014)은 중학교 시기의 3개년도 자료를 이용하여 이전 학년의 학업열의가 다음 학년의 학업성취에 긍정적인 영향을 미치며, 학업열의와 학업성취 간에는 상호작용효과도 존재함을 보였다. Wang과 Holcombe(2010)은 중학교 시기의 2개년도 자료를 이용하여 학업열의 높은 학생이 학업성취가 높았음을 확인하였다.

한편, 읽기 소양, 즉 학업성취에 대한 매개효과로서 학업열의를 살펴본 연구로, 먼저 Reyes 등(2012)은 교실의 정서적 분위기가 초등학생의 학업열의를 매개하여 학업성취에 긍정적인 영향을 미침을 보였다. Singh 등(2002)은 학업 동기와 태도는 학업열의를 매개하여 중학생의 학업성취에 영향을 미친다고 보고하기도 하였다. Chen(2005)은 부모, 교사, 또래의 지지 모두 학생의 학업열의를 매개하여 학업성취에 영향을 미침을 확

인하였다. 이외에도 Carmona-Halty 등(2021)은 학업열의가 학생의 긍정적 감정이 학업성취에 미치는 영향을 매개함을 보이기도 하였다.

읽기 소양과 학업열의의 관계에 대한 선행연구들을 분석한 결과, 주로 국외 학생들의 자료를 분석한 경우가 대부분이었다. 또한 매개변인으로서 학업열의가 읽기 소양에 미치는 영향에 대해 분석한 연구 자체가 많지 않을뿐더러, 특히 학교풍토와 같은 환경적 요인과 학생의 정의적 요인인 학업열의의 관계를 살펴본 연구는 다소 제한적이었다. 학업풍토와 학업열의는 학생의 학업성취와 관련된 요인으로써 교육과 구성원들의 노력과 통해 비교적 변화시키기 쉽다는 점에서 그 구조적 관계에 대해 주목할 필요가 있으며, 이를 통해 학교 운영 방침에 있어 정책적 시사점을 얻을 수도 있을 것이다. 따라서 이 연구에서는 학교의 학업풍토, 학생의 학업열의, 그리고 읽기 소양의 구조적 관계에 대하여 분석하되, 주요 변인들이 갖는 의미의 구조적 속성을 고려하여 다층 구조방정식모형을 적용하여 분석하고자 한다. 특히 학교의 학업풍토가 읽기 소양에 미치는 영향을 학생의 학업열의가 매개하는지 살펴봄으로써 학업풍토와 읽기 소양의 관계를 보다 명확히 밝히고자 한다.

제 2 절 다층 구조방정식모형을 이용한 다층 매개효과 분석 및 맥락효과

1. 다층 구조방정식모형

다층 구조방정식모형(Multilevel Structural Equation Modeling, MSEM)은 다층모형(Hierachical Linear Modeling, HLM)과 구조방정식모형(Structural Equation Modeling, SEM)을 결합한 형태의 모형이다. 다층모형(HLM)은 다층구조를 가진 자료의 분석이 가능한 모형(Raudenbush & Bryk, 2002)으로, 학교 안에 학생이 내재된(nested) 구조의 자료와 같이 관찰치의 독립성 가정이 지켜지기 어려운 자료에 대

해 분석할 수 있고 학교효과를 확인할 수 있다는 장점이 있다. 그러나 다층모형은 독립변인과 종속변인의 관계에 초점이 있어, 여러 변인들 간의 구조적 관계를 알기 어렵다는 한계점을 가지고 있다. 한편, 구조방정식모형(SEM)은 측정변인 또는 잠재변인 간의 이론적으로 설정된 관계에 대한 모형을 검증하는 다변량 분석 기법으로, 실험연구로 증명하기 어려운 상황에서 변인 간의 인과관계 추론을 용이하고 모형의 적합도를 알 수 있다는 장점이 있다(Bollen, 1989). 그러나 구조방정식모형을 이용하여 다층자료를 분석할 경우, 관측치 간의 독립성 가정이 지켜지지 않아 1종 오류가 증가하는 문제가 발생한다. 이와 같이 다층모형과 구조방정식모형은 잠재변인 또는 무선효과에 대한 분석을 할 수 있다는 점에서 공통점이 있지만(Rabe-Hesketh et al., 2007), 두 방법 모두 각각의 특성에 따른 장단점을 갖고 있다.

최근에는 이 두 모형의 장점을 모두 취하고자, 이들을 결합한 다층 구조방정식모형(MSEM)에 대한 논의와 프로그램 개발이 이루어져 다층 구조방정식모형에 대한 분석이 가능해졌다(McDonald & Goldstein, 1989; Muthén, 1989). 다층구조를 가진 자료에 대한 구조방정식모형은 Goldstein과 McDonald(1988), Muthén과 Satorra(1989), Longford과 Muthén(1992), 그리고 Muthén과 Asparouhov(2008) 등에 의해 정교화되고 확장되었으며, 최근까지도 이에 대한 논의와 연구가 활발히 진행되고 있다.

가. 다층 구조방정식모형의 개념

학생이 학교에 내재된 형태의 교육 자료에서 다층 구조방정식모형은 집단 내(학생) 수준과 집단 간(학교) 수준으로 구분된다. Muthén과 Asparouhov(2008)는 간단한 측정모형과 집단 내 수준(1수준)의 구조모형, 집단 간 수준(1수준)의 구조모형을 포함한 다층 구조방정식모형을 제안하였고, 현재 가장 일반적으로 사용되고 있다. 이 모형에는 확률모수 벡터가 포함되어 있으며 임의 기울기(random slopes)에 대한 추정도 가

능하다. 집단 내 수준의 측정모형은 식 (2-1)과 같다.

$$Y_{ij} = \nu_j + \Lambda_j \eta_{ij} + K_j X_{ij} + \epsilon_{ij} \quad \cdots \text{식 (2-1)}$$

위 식에서 Y_{ij} 는 j 학교에 속한 학생 i 에 대한 p 차원의 측정변수 벡터이며, ν_j 는 절편벡터이다. m 을 1수준 잠재변수 개수라고 한다면, η_{ij} 는 $m \times 1$ 인 1수준 잠재변수 벡터를, 행렬 Λ_j 는 요인 부하량의 정보를 포함하는 η_{ij} 에 대한 $p \times m$ 의 요인부하행렬이다. 외생변수의 수를 q 라고 하면, X_{ij} 는 $q \times 1$ 의 1수준 외생변수 벡터를, 행렬 K_j 는 X_{ij} 의 외생변수 공분산에 대한 $p \times q$ 의 기울기 행렬을 나타낸다. ϵ_{ij} 는 측정오차 벡터로, 정규분포를 따른다고 가정한다. 이때, ν_j, Λ_j, K_j 는 학교에 따라 다를 수 있는 무선효과 또는 모든 집단에서 동일한 고정효과로 가정할 수 있다.

다음으로 구조모형은 각 수준별로 정의될 수 있으며, 집단 내 수준의 구조모형은 식 (2-2)와 같다.

$$\eta_{ij} = \alpha_j + B_j \eta_{ij} + \Gamma_j X_{ij} + \zeta_{ij} \quad \zeta_{ij} \sim N(0, \Psi) \quad \cdots \text{식 (2-2)}$$

위 식에서 행렬 B_j 는 $m \times m$ 의 1수준 잠재변인들 간의 구조적 관계를, 행렬 Γ_j 는 $m \times q$ 의 잠재변수와 외생변수 간의 관계를 나타낸다. α_j 는 $m \times 1$ 인 잠재변수의 절편 벡터이며, ζ_{ij} 는 1수준 잠재변수의 설명오차 (disturbance) 벡터로, 다변량 정규분포를 따른다고 가정한다. 측정모형과 마찬가지로, 행렬 B_j 와 Γ_j 는 집단에 따라 다르거나 또는 모든 집단에서 동일하다고 가정할 수 있다.

마지막으로, 집단 간 수준의 구조모형은 식 (2-3)과 같다.

$$\eta_j = \mu + B\eta_j + \Gamma X_j + \zeta_j \quad \zeta_j \sim N(0, \Psi) \quad \cdots \text{식 (2-3)}$$

η_j 는 1수준 모형에서 정의된 모든 무선효과를 포함하는 벡터로, ν_j , α_j , A_j , K_j , B_j , Γ_j 중에 무선효과로 가정된 성분만 η_j 벡터에 포함된다. X_j 는 2수준 외생변수를 나타내는 $s \times 1$ 의 벡터이다. 만약 r 개의 무선효과 요소를 포함하고 있다면, μ 는 무선효과들의 평균과 절편을 포함한 $r \times 1$ 벡터, 행렬 B 는 무선효과들 간의 구조적 관계를 나타내는 $r \times r$ 크기의 행렬, 그리고 행렬 Γ 는 2수준 외생변수와 무선효과 간의 구조적 관계를 나타내는 $r \times s$ 크기의 행렬이다. 이때, ζ_j 는 무선효과의 잔차로, 다변량 정규분포를 따른다고 가정한다(Muthén & Asparouhov, 2008; 손윤희, 2019).

나. 다층 구조방정식모형의 추정

집단에 소속되어 있는 개인의 관찰변수 벡터 y 의 공분산($Var(y)$)은 집단 내 공분산행렬(Σ_W , within covariance matrix)과 집단 간 공분산행렬(Σ_B , between covariance matrix)로 분리할 수 있으며, 이는 아래 식 (2-4)과 같이 표현된다(Heck & Thomas, 2015).

$$Var(y) = \Sigma_T = \Sigma_W + \Sigma_B \quad \dots \text{식 (2-4)}$$

위 식을 자세히 살펴보기 위해 집단 j 에 소속된 개인 i 의 관찰 벡터인 y_{ij} 를 $p \times 1$ 의 1수준 변수 벡터로, z_j 를 $q \times 1$ 의 2수준 변수 벡터로 가정한다면 집단 j 에 소속된 개인 i 의 정보는 크기 $(p+q) \times 1$ 인 벡터 d_{ij} 로 표현할 수 있다. d_{ij} 는 집단에 의한 부분과 개인에 의한 부분으로 나눌 수 있으며 이를 식으로 표현하면 아래 식 (2-5)와 같다.

$$d_{ij} = \begin{pmatrix} z_j \\ y_{Bj} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} z_j \\ y_{Wj} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ y_{Wij} \end{pmatrix} \quad \dots \text{식 (2-5)}$$

d_{ij} 의 공분산행렬을 구하기 위해, 집단 간 성분과 집단 내 성분은 서로

상관을 갖지 않으며 집단 내 공분산행렬은 모든 집단에서 동일하다고 가정 한다. 이와 같은 가정에 근거하여 d_{ij} 의 공분산행렬은 식 (2-6)과 같이 집단 내 공분산행렬과 집단 간 공분산행렬로 분리된다. 즉, 1수준 변수의 벡터인 y_{ij} 는 1수준의 $y_{W_{ij}}$ 와 2수준의 y_{B_j} 로 분리되며, 2수준 변수 벡터 z_j 는 2수준에서만 변동하므로 집단 내 공분산행렬에서는 0의 값을 갖게 된다(Ryu, 2008; 손윤희, 2019).

$$Cov(d_{ij}) = Cov\left[\begin{pmatrix} z_j \\ y_{B_j} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ y_{W_{ij}} \end{pmatrix}\right] = Cov\begin{pmatrix} z_j \\ y_{B_j} \end{pmatrix} + Cov\begin{pmatrix} 0 \\ y_{W_{ij}} \end{pmatrix} \quad \dots \text{식 (2-6)}$$

Muthén(1990)에 따르면, 모형의 공분산행렬에 대한 표본 공분산행렬의 추정량은 다음과 같이 계산한다. 먼저 집단 간 공분산행렬(Σ_B)의 표본 공분산행렬인 S_B 는 아래 식 (2-7)과 같이 추정된다.

$$S_B = \frac{1}{J-1} \sum_{j=1}^J n_j \left[\left(\frac{z_j}{y_j} \right) - \left(\bar{z} \right) \right] \left[\left(\frac{z_j}{y_j} \right) - \left(\bar{z} \right) \right]' \quad \dots \text{식 (2-7)}$$

식 (2-7)에서 J 는 집단 수이며($j = 1, 2, \dots, J$), \bar{z} 는 2수준 변수인 z_j 의 전체 평균을, \bar{y}_j 는 집단 j 에서의 y_{ij} 의 평균을, 그리고 \bar{y} 는 y_{ij} 의 전체 평균을 나타낸다. 즉, 집단 간 공분산행렬의 표본 공분산행렬 S_B 는 집단 평균 $(z_j \bar{y}_j)'$ 과 전체 평균 $(\bar{z} \bar{y})'$ 의 차이에 근거하여 추정된다. 다음으로, 집단 내 공분산행렬(Σ_W)의 표본 공분산행렬인 S_{PW} (pooled within-group covariance matrix)는 1수준에서 집단 내 공분산 구조가 동일하다는 가정과 함께 식 (2-8)과 같이 계산할 수 있다.

$$S_{PW} = \frac{1}{N-J} \sum_{j=1}^J \sum_{i=1}^{n_j} (y_{ij} - \bar{y}_j)(y_{ij} - \bar{y}_j)' \quad \dots \text{식 (2-8)}$$

식 (2-8)에서 N 은 집단 j 에 포함된 개체 수이다($i = 1, 2, \dots, N_j$). 즉, 집단 내 공분산행렬의 표본 공분산행렬 S_{PW} 는 개인의 관찰변수(y_{ij})와 집단 평균 (\bar{y}_j)의 차이에 근거하여 추정된다.

만약, 분석자료가 모든 집단의 크기가 동일한 크기, 즉 $n_j = n$ 으로 이루어진 완벽한 균형 자료라면, 합치함수 F 는 식 (2-9)과 같다. 그리고 합치함수 F 를 최소화하는 최대우도(maximum likelihood, ML) 추정량은 식 (2-10)~식 (2-13)과 같은 관계를 갖는다.

$$F = J \log \left| \frac{1}{n} \Sigma_W + \Sigma_B \right| + (N - J) \log |\Sigma_W| \quad \dots \text{식 (2-9)}$$

$$+ J \operatorname{tr} \left[\left(\frac{1}{n} \Sigma_W + \Sigma_B \right)^{-1} S_B \right] + (N - J) \operatorname{tr} [\Sigma_W^{-1} S_{PW}]$$

$$E(S_{PW}) = \Sigma_W \quad \dots \text{식 (2-10)}$$

$$E(S_B) = n \Sigma_B + \Sigma_W \quad \dots \text{식 (2-11)}$$

식 (2-10)과 식 (2-11)로부터 구한 집단 내 수준과 집단 간 수준에서의 모형 공분산행렬의 추정치는 각각 식 (2-12), 식 (2-13)과 같이 표현할 수 있으며, 이는 불편 추정치(unbiased estimates)이다(손윤희, 2019; Ryu, 2008).

$$\widehat{\Sigma}_W = S_{PW} \quad \dots \text{식 (2-12)}$$

$$\widehat{\Sigma}_B = \frac{1}{n} (S_B - S_{PW}) \quad \dots \text{식 (2-13)}$$

한편, 분석자료가 집단에 따라 집단 크기가 다른 불균형 자료라면, 위의 식 (2-13)과 같이 합치 함수 F (식 (2-9))에 근거한 집단 간 공분산행렬 추정치는 더 이상 불편 추정치가 아니다. 불균형 자료의 경우, 집단 간 공분산행렬(Σ_B)의 표본 공분산행렬(식 (2-7))을 아래 식 (2-14)와 같이 수정하여, 집단 크기(d)별로 독립적으로 집단 간 공분산행렬(Σ_B)의 표본 공분산행렬을 계산한다. 이때, 집단의 크기가 다양한 경우 계산이 복잡해지는 문제

가 발생하게 되는데, 이에 대한 해결책으로 Muthén(1989)은 MUML(Muthén's ML)을 제안하기도 하였다(손윤희, 2019; Ryu, 2008).

$$S_{Bd} = \frac{1}{J_d} \sum_{j=1}^{J_d} (\bar{d}_{jd} - \mu_d)(\bar{d}_{jd} - \mu_d)' \quad \dots \text{식 (2-14)}$$

(J_d : 집단 크기가 d 인 집단의 수)

만약 자료가 다변량 정규성 가정을 위배하거나 다층자료와 같이 관측치 간의 독립성 가정을 할 수 없는 경우에는 최대우도법을 이용하여 모형을 추정할 수 없다. 이런 경우에는 강건한 표준오차와 강건한 χ^2 를 사용하여 모형을 추정하는데, 이를 MLR(ML with robust standard errors)이라고 한다. 이때 강건한 표준오차는 관찰된 잔차 분산을 이용한다(손윤희, 2019; Heck & Thomas, 2015).

다. 베이지안 구조방정식모형

앞에서 설명한 바와 같이, 일반적으로 다층 구조방정식모형은 MLR을 사용하여 모수를 추정한다. 그러나 MLR 역시 최대우도에 기반한 추정방법으로 표본의 크기나 다변량 정규성 가정의 영향을 받을 수 밖에 없으며, 특히 표본의 크기가 작거나 다변량 정규성 가정이 지켜지지 않는 경우 수렴이나 추정에 문제가 발생할 수 있다(Depaoli & Clifton, 2015). 또한 다층 구조방정식모형의 경우 집단 수가 작거나 집단 안의 개인의 수가 적을 때, 또는 급내상관계수(ICC) 값이 작을 때 수렴율이 좋지 않게 되는 문제점이 있다(Hox & Maas, 2001; Li & Beretvas, 2013; Meuleman & Billiet, 2009; Ryu, 2011). 이때 베이지안 추정방법(Bayesian estimation method)을 적용하면 이와 같은 문제를 해결할 수 있다(Depaoli & Clifton, 2015; Najafabadi et al., 2013). 특히 위계적 구조를 지닌 다층자료의 분석에서 베이즈 통계는 최대우도 기반 기법에 비해 별도의 가정없이 수행할 수 있는 장점을 지니는데, 이는 베이즈 통계가 사전분포(prior distribution)를 포함한

다는 측면에서 항상 위계모형을 사용하기 때문이다(박종희, 2014). 베이지안 다층 구조방정식모형 역시 이러한 베이즈 통계의 특성에 기반하고 있다(이금호, 정혜원, 2016).

베이지안 추정방법은 표본이 작더라도 모수와 잠재변인의 사후 분포는 MCMC(Markov Chain Monte Carlo)와 같은 통계적 계산을 이용해 충분히 많은 관찰치를 이용하여 추정할 수 있다. 또한 베이지안 추론은 사전분포를 이용하여 더 나은 결과를 얻을 수 있도록 한다. 그러나 때때로 정확한 사전 정보가 없는 경우, 균등 분포(uniform distribution)과 같은 무정보(uninformative) 사전분포를 이용할 수 있다.

앞에서 언급한 바와 같이 베이지안 추정방법을 통해 모수를 추정할 때에는 MCMC 방법을 이용해서 통계적 계산을 한다. 이때 조건부 확률 분포가 주어진 경우에는 갑스 표본 기법(Gibbs sampling)을, 그렇지 않은 경우에는 메트로폴리스-헤이스팅스 알고리즘(Metropolis-Hastings algorithm)을 사용한다. 이중 갑스 표본 기법은 정확한 결합분포에 대해 알기 어려운 모수들이 많이 포함된 복잡한 모형에서 사용되며, 조건부 분포를 이용하여 반복적인 모의실험을 통해 다차원의 적분을 위한 난수생성을 하여 결합분포를 한 단계씩 개선시킨다(Kaplan & Depaoli, 2012).

한편, MCMC 알고리즘에서 모수의 수렴을 평가하는 것은 다소 복잡하다. 왜냐하면 MCMC 알고리즘은 점 추정이라기보다 분포로 수렴되도록 설계되었기 때문이다. 따라서 수렴을 평가할 단일한 조건이 없어 수렴조건의 다양한 양상에 대한 방법들이 연구되었다(예: Gelman & Rubin, 1992; Heidelberger & Welch, 1983; Kaplan & Depaoli, 2012; Raftery & Lewis 1992). 이중 마르코프 체인의 수가 여러 개인 경우, Gelman과 Rubin(1992)이 제안한 PSRF(potential scale reduction factor)를 가장 널리 사용한다. PSRF는 변인 간 체인의 분산(variance of between chains)과 변인 간 체인의 분산(variance of within chain)의 비율로 계산되는데, 이 두 분산이 비슷해지는 지점에서 모형은 수렴하게 된다. 왜냐하면 만약 변인 간 체인의 분산이 변인 내 체인의 분산과 비슷해졌다는 것은 동일한 분포, 즉 실제 사후 분포에서 체인이 생성되었다는 것을 의미하기 때문이다(Kaplan &

Depaoli, 2012). 이 연구에서 활용한 Mplus 8.6(Muthén & Muthén, 2018)에서는 PSRF를 각 모수로부터 100번째 반복마다 확인하며, 1.05에서 1.1 사이의 값을 나타낼 경우 수렴하였다고 판단한다(Muthén, 2010).

베이지안 구조방정식모형은 아래 식 (2-15)과 식 (2-16)과 같이 일반적인 구조방정식모형의 식으로 표현할 수 있다. 아래에서 y 는 p 개의 종속변수의 벡터, η 는 m 개의 잠재변인 벡터, x 는 q 개의 독립변수 벡터이다. ϵ 와 ζ 는 오차 벡터로써 각각 평균 0, 분산-공분산행렬 Θ 와 Ψ 를 가진다.

$$y = \alpha + \Lambda\eta + Kx + \epsilon \quad \dots \text{식 (2-15)}$$

$$\eta = \nu + B\eta + \Gamma x + \zeta \quad \dots \text{식 (2-16)}$$

이때 Θ 와 Ψ 행렬은 블록대각행렬(block diagonal matrix)로 가정하며, 아래 예시와 같이 표현할 수 있다.

$$\Psi = \begin{pmatrix} \Psi_{11} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \Psi_{22} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \Psi_{dd} \end{pmatrix} \quad \dots \text{식 (2-17)}$$

식 (2-17)에서 대각 성분인 행렬 Ψ_{jj} 는 포화 분산 공분산행렬(full variance covariance matrix)이다. 예를 들어 하나의 Ψ_{jj} 를 표현하면 식 (2-18)과 같다. 식 (2-18)에서 k 는 Ψ_{jj} 의 크기이며, k 는 블록마다 다른 값을 갖는다. 행렬 Θ 역시 Ψ 와 동일하게 표현된다.

$$\Psi_{jj} = \begin{pmatrix} \psi_{j11} & \psi_{j12} & \cdots & \psi_{j1k} \\ \psi_{j21} & \psi_{j22} & \cdots & \psi_{j2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \psi_{jk1} & \psi_{jk2} & \cdots & \psi_{jkk} \end{pmatrix} \quad \dots \text{식 (2-18)}$$

다음으로 사전분포를 결합시키기 위하여 γ 를 ν , α , Λ , B , Γ , K 중 모든

자유 모수의 벡터로 설정한다. 이때 γ 의 사전분포는 식 (2-19)와 같이 정규 분포를 따른다고 가정한다.

$$\gamma \sim N(\gamma_0, \Omega_\gamma) \quad \cdots \text{식 (2-19)}$$

위에서 설명한 분산-공분산행렬 Ψ 와 Θ 의 모든 블록, 즉 대각 성분은 사전분포로 역-위ഷ트(Inverse Wishart, IW) 분포를 따른다고 가정한다. 예를 들어 Ψ_{jj} 에 대해서 아래 식 (2-20)과 같이 표현할 수 있다.

$$\Psi_{jj} \sim IW(\Omega_{\Psi_{jj}}, d_{\Psi_{jj}}) \quad \cdots \text{식 (2-20)}$$

이렇게 설정된 모든 사전분포를 설정하고 나면, 김스 표본 기법에서는 다음과 같이 3단계 방법을 이용하여 계산을 수행한다(Lee, 2007).

1단계. η 업데이트하기: $[\eta | \Psi, \Theta, \gamma, Y, priors]$

2단계. γ 업데이트하기: $[\gamma | \Psi, \Theta, \eta, Y, priors]$

3단계. Ψ, Θ 업데이트하기: $[\Psi, \Theta | \gamma, \eta, Y, priors]$

이와 같이 베이지안 추정에서는 사전분포를 이용해 계속적으로 모수들을 업데이트해 나가며, PSRF가 기준치보다 작아지면 모형은 수렴하게 된다 (Muthén, 2010).

2. 다층 매개효과와 맥락효과

가. 다층 매개효과의 개념 및 모형

매개효과 연구는 매개변인을 통해 종속변인과 독립변인 간의 복잡한 관계의 작용 기제(mechanism)를 밝힐 수 있다는 점에서 매력적이다. 그

동안의 매개효과 연구는 대부분 단일 수준에서의 매개효과를 추정하는 것에 많은 관심이 있었다(Hayes, 2018). 그러나 학교 안에 학생이 내재된 것과 같이 개인이 집단 차원의 특성의 영향을 받는 구조의 다층자료에서 종속변인과 독립변인, 그리고 매개변인이 위치하는 수준이 다를 경우 다층 매개효과 모형을 사용하여 분석하는 것이 필요하다.

다층 매개효과(multilevel mediation effect)란, 학교와 학생과 같이 조직에 개인이 배속된 구조의 다층자료에서 독립변수와 매개변수, 종속변수가 서로 다른 수준에 위치할 때 발생하는 매개효과를 말한다(Krull & MacKinnon, 1999). 예를 들어, 동일한 교사의 수업을 받는 학급의 학생들에 대해 교사의 특정한 문해력 지도 방법이 학생들의 토론 능력을 매개하여 읽기 소양을 높이는 경우를 생각해볼 수 있다(Matsumura et al., 2013). 이때, 교사의 특정한 문해력 지도 방법은 교사와 관련된 변수이고, 학생의 토론 능력 및 읽기 소양은 학생과 관련된 변수로 서로 다른 수준에 위치한다. 이처럼 서로 다른 수준에 위치하는 변인들 간에 매개효과가 발생할 때, 자료의 다층구조를 반영하여 다층 매개효과를 분석하여야 한다. 만일, 매개효과에 관련된 변인들이 서로 다른 수준에 위치함에도 불구하고 자료의 다층구조를 무시한 채 매개효과를 분석한다면 다음과 같은 문제점이 발생할 수 있다. 먼저, 동일한 집단에 내재되어 있는 개인들은 소속된 집단의 특성을 공유하기 때문에 관측치의 독립성 가정을 충족하지 않는다. 만약 변수들을 1수준을 통합하여 분석할 경우, 매개효과와 관련된 계수의 표준오차가 과소 추정되어 1종 오류가 증가하게 된다. 반면 변수들을 2수준으로 통합하여 분석할 경우 개별 개체의 관측값을 집단 평균으로 통합하는 과정에서 개체 수가 감소함에 따라 가설 검정의 검정력이 낮아지는 문제가 발생할 수 있다. 뿐만 아니라 연구의 관심이 개인 수준의 효과에 있는 경우, 집단 단위의 결과에서 개인의 결과를 추론하면 생태학적 오류(ecological fallacy)를 범할 수도 있다(Krull & MacKinnon, 1999; 2001; Pedhazur, 1982).

다층 매개효과를 표현하는 다층 매개효과 모형은 독립변수, 매개변수, 종속변수가 어느 수준에 위치하느냐에 따라 구분할 수 있다. 다층자료를

학교에 학생이 소속된 구조와 같이 2수준 구조로 가정한다면, 다층 매개효과 모형은 아래 <표 2-5>와 같이 구분할 수 있다. <표 2-5>에 제시된 모형 중 교육 연구에서 가장 많이 사용되는 모형은 2-1-1 모형이다. 왜냐하면 이는 교육 현장에서 학생의 발달을 위해 학급 또는 학교 단위로 새로운 수업모형 또는 정책이 도입되었을 때 종속변수가 학생 수준인 1수준에, 독립변수가 학교나 학급, 교사 수준인 2수준에 위치하였을 때 발생하는 다층 매개효과를 분석할 수 있기 때문이다(손윤희, 박현정, 2020). 이 연구에서도 2수준에 위치한 독립변인, 1수준에 위치한 매개변인과 종속변인의 관계를 확인하기 위해 2-1-1 모형을 활용하고자 한다.

<표 2-5> 다층 매개효과 모형과 적용 예시⁴⁾

모형	다층 매개효과의 경로 예시	논문 정보
2-2-1	학교 평균 사회경제적지위-맥락적 분위기-대학선택수준	Palardy(2015)
2-1-1	학급 정의적 분위기-개인의 수업 참여-학업성취	Reyes et al.(2012)
	폭력에 대한 교사의 태도-폭력에 대한 학생의 태도-행동	Tofighi & Thoemmes(2014)
	학교 안전-학교 선호도-자아존중감	Zhang et al.(2016)
1-2-1	또래 동성애 혐오 폭력-학급 태도-동성애 혐오 폭력 동조 의향	Prati(2012)
1-1-2	자아탄력성-성적 스트레스-교사의 직무만족도	박선미, 박병기(2016)
2-1-2	리더십-직업 만족도-조직성과	Braun et al.(2013)
	고성과 직업 관행-사원의 심리요인-조직성과	Ogbonnaya & Valizade(2018)

주. 첫 열의 ‘○-○-○’로 표현된 숫자들은 순서대로 ‘독립변인-매개변인-종속변인’이 위치하는 수준을 나타낸 것임.

4) <표 2-5>는 손윤희(2019)에 제시된 표를 바탕으로 재구성한 것임.

나. 다층 구조방정식모형을 통한 다층 매개효과 분석

이제까지 대부분의 다층 매개효과를 연구했던 연구자들은 다층모형(Hierarchical Linear Modeling, HLM)을 이용하였다. 그러나 다층자료의 매개효과를 분석하는데 있어 다층모형은 다음과 같이 몇 가지 한계를 지닌다. 첫째, 2수준의 효과와 1수준의 효과가 혼합되어 매개효과가 과대 또는 과소 추정될 수 있다. 특히 전체평균화된 자료를 이용하는 경우, 만약 집단 내 효과와 집단 간 효과가 비슷하다면 문제가 되지 않지만 둘 중 어느 한쪽이 더 큰 경우, 추정된 다층 매개효과는 다른 수준의 변인 값이 혼재되기 때문에 과대 또는 과소 추정될 수 있다. 둘째, 모형적합도 정보를 구하기 힘들며, 여러 변수들 간의 관계를 동시적으로 분석하기 어렵다. 셋째, 다층모형을 이용한 다층 매개효과 분석은 1수준에 위치하는 종속변수에 대하여 1수준 및 2수준 변수의 영향을 검증하기 때문에, 하위 수준에서 상위 수준으로 향하는 매개경로를 분석할 수 없다. 따라서 다층모형을 이용할 경우, 2-2-1 모형이나 2-1-1 모형과 같이 종속변수가 모두 1수준에 위치하고, 매개효과의 방향이 모두 하위 수준으로 향하는 경우만 분석할 수 있다(Preacher et al., 2010, 2011; Zhang et al., 2009).

이러한 다층모형의 단점을 극복한 통계 방법으로서 등장한 것이 다층구조방정식모형(MSEM)이다. 다층 구조방정식모형은 앞에서 언급한 다층 모형을 이용한 다층 매개효과 분석에서 제기된 문제점들을 보완하여 안정적이고 정확한 모수를 추정할 수 있다는 장점이 있다(Preacher et al., 2010, 2011). 특히 다층 구조방정식모형은 매개변인의 수준별 분산을 신뢰롭게 분리하여 매개효과를 보다 정확히 추정할 수 있으며, 또한 급내 상관계수(ICC)의 크기나 맥락효과의 존재와 같은 다양한 자료 조건에서도 비교적 정확히 간접효과를 추정할 수 있다. 뿐만 아니라 복수의 매개변인이 존재하는 상황에서도 매개효과를 추정할 수 있음이 확인되었다(손윤희, 2019).

다. 다층 매개효과의 검증

매개효과의 유의성을 검증하는 방법으로는 대표적으로 Sobel 검정 (Sobel, 1982), 부트스트래핑(bootstrapping, Preacher & Hayes, 2008), 몬테카를로 방법(Monte Carlo Confidence Interval, MCCI; Preacher & Selig, 2012)과 같은 방법들이 있다. 그러나 이중 Sobel 검정과 부트스트래핑은 다층 매개효과 검증에 적합하지 않다(Preacher & Selig, 2012; Geldhof et al., 2014). 먼저 Sobel 검정은 매개효과를 구성하는 경로계수 a 와 b 에 대하여, \hat{a} 와 \hat{b} 가 각각 정규분포를 이룬다면 이들을 곱한 \hat{ab} 의 분포 역시 정규분포를 이를 것을 가정한다. 그러나 실제 \hat{ab} 의 분포는 정규분포가 아닌 대부분 편포를 이룬다는 점에서 이 가정을 충족하기 어려워 적용하는데 한계가 있다. 한편, 부트스트래핑의 경우 단일 수준 (single-level)의 매개효과 검증에는 널리 사용되지만, 2-1-1 구조와 같은 다층 매개효과의 경우, 재표집(resampling) 과정에서 2수준에 내재된 1수준 개체 수와 2수준의 개체 수가 변하는 문제가 발생할 수 있으며(한수연, 박용한, 2022), 다층모형에서와 같이 표본 크기가 적은 경우, 부트스트래핑으로 구한 신뢰구간의 1종 오류가 급격히 커지는 단점이 있다 (Fritz & MacKinnon, 2007; Fritz et al., 2012; Goldstein, 2011; Preacher & Selig, 2012).

한편, Preacher와 Selig(2012)에 의해 제안된 몬테카를로 방법은 모형 추정치와 그 추정치들의 점근적 분산 및 공분산을 이용해 \hat{ab} 의 표집분포(sampling distribution)를 생성한다. 몬테카를로 방법에서는 식 (2-21)과 같이 다변량 정규분포를 가정하며, 이때 \hat{a} 와 \hat{b} 값은 다양한 방법으로 생성될 수 있는데, 대부분 소프트웨어 기반의 의사 난수 생성 (pseudorandom number generation)을 사용한다. 또한 세 개의 변인 간에 발생하는 가장 기본적인 구조의 매개효과의 경우, $\hat{\sigma}_{ab}$ 를 0으로 설정한다(Preacher & Selig, 2012).

$$\begin{bmatrix} a^* \\ b^* \end{bmatrix} \sim MVN \left(\begin{bmatrix} \hat{a} \\ \hat{b} \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \hat{\sigma}_a^2 & \hat{\sigma}_{ab} \\ \hat{\sigma}_{ab} & \hat{\sigma}_b^2 \end{bmatrix} \right) \quad \dots \text{식 (2-21)}$$

몬테카를로 방법은 위의 식 (2-21)과 같이 정의된 다변량 정규분포로부터 반복적으로 생성된 a^* 와 b^* 를 곱하여 \hat{ab} 의 표본분포를 생성한다. 그리고 이 분포의 2.5%, 97.5% 값을 이용해 95% 신뢰구간(confidence interval)을 계산한다. 이렇게 구한 신뢰구간이 ‘0’을 포함하지 않으면 매개효과가 유의하다고 해석한다(Dunkley et al., 2014).

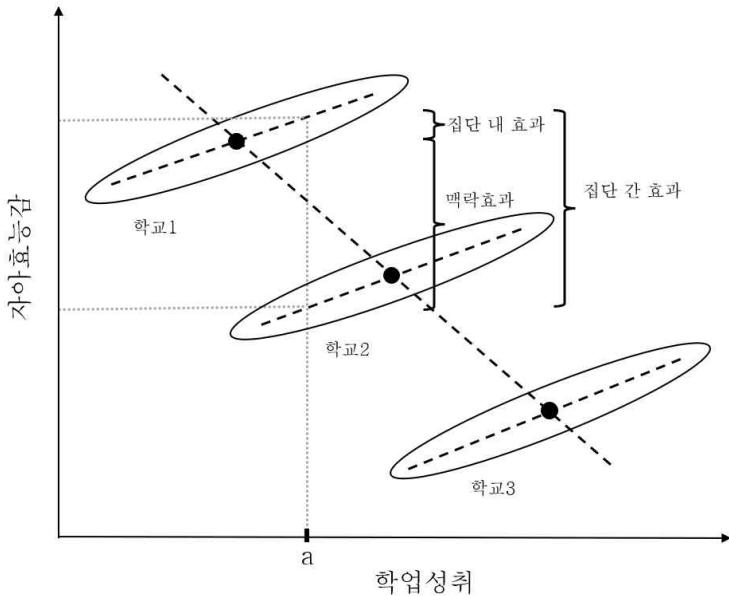
매개효과 검증 방법으로서 몬테카를로 방법은 다음과 같은 장점을 갖는다. 첫째, 원자료(raw data)를 필요로 하지 않으며, 단지 매개효과에 관련된 구조계수의 추정치들과 이를 경로의 표준오차만 있으면 매개효과의 신뢰구간을 계산할 수 있다. 둘째, 계산 속도가 매우 빨라 수렴에 오랜 시간이 필요한 모형의 경우에도 매개효과의 신뢰구간 계산이 용이하다. 셋째, 다층모형에서와 같이 표본 크기가 너무 작거나 특정 변인의 값이 매우 불균형한 값을 가질 때와 같이 부트스트래핑이 실현되기 어려운 상황에서도 적용가능하다(MacKinnon et al., 2004; Preacher & Selig, 2012). 이와 같은 장점을 취하고자, 이 연구에서는 몬테카를로 방법을 통해 신뢰구간을 계산하여 다층 매개효과의 유의성을 검증하고자 한다.

3. 맥락효과

2-1-1 구조의 다층 매개효과 모형에서는 맥락효과를 확인하는 것이 중요한 이슈 중 하나이다. 맥락효과(contextual effect)란, 1수준 변인 간 관계가 수준에 따라 다르게 나타나는 효과로 정의되며(Raudenbush & Bryk, 2002), 1수준의 어떤 변인의 영향력을 고려한 후에도 여전히 2수준에서 동일한 변인이 영향력이 미치는 현상을 의미한다(김소영, 2013). 맥락효과의 예시로는 Marsh(1987)의 큰 물고기 작은 연못 효과(big-fish-little-pond effect)를 들 수 있다. 큰 물고기 작은 연못 효과란, 동일한 학업성취도를

가진 학생이 학교 평균 학업성취도가 높은 학교(즉, 큰 연못)에 다닐 때보다 학교 평균 학업성취도가 낮은 학교(즉, 작은 연못)에 다닐 때, 본인 스스로 성취수준을 더 높게 인식하여 학업적 자기효능감이 더 높게 나타나는 효과를 말한다. 이를 그래프로 표현하면 [그림 2-1]처럼 나타낼 수 있다.

만약 학업성취와 학생의 자아효능감의 관계가 [그림 2-1]과 같다면, 위의 그림에서 학업성취가 a 인 학생이 학교 1에 재학 중일 경우 이 학생은 학교 내에서 평균 이상의 학업성취 수준에 속하는 상위권 학생이라고 할 수 있다. 반면 이 학생이 학교 2에 재학 중이라면, 학교 내에서의 성적은 평균 이하의 하위권이다. 이처럼 같은 수준의 학업성취를 보이는 학생에 대해 학생이 재학하는 학교에 따라 자아효능감이 다르게 나타날 때, 큰 물고기 작은 연못 효과가 존재한다고 한다. 이 자아효능감의 차이에 대하여 집단 내 효과는 한 학교 내에서 학생들 간 자아효능감 차이의 평균을, 집단 간 효과는 학교 간 자아효능감 평균의 차이를 말한다. 맥락 효과는 이 둘의 차이로써, 동일한 학업성취 수준을 가진 학생들이 학교 평균 학업성취도가 다른 학교에 다닐 때 나타나는 자아효능감의 평균적인 차이를 말한다. 맥락효과는 학생이 속한 학교의 평균적인 학업성취 수준이라는 배경적 맥락이 다음에 따라 발생하는 잠정적인 차별적 효과라고 볼 수 있다.



[그림 2-1] 맥락효과 예시

이와 같이 맥락효과는 집단 내 효과와 집단 간 효과를 비교함으로써 계산된다. 예를 들어 2-1-1 구조의 다층 매개효과에서 맥락효과를 확인하기 위해, 개인 수준에서 매개변인(M_{ij})이 종속변인(Y_{ij})에 미치는 집단 내 효과를 γ_{within} , 집단 수준에서 매개변인(M_j)이 종속변인(Y_j)에 집단 간 효과를 $\gamma_{between}$ 라고 할 수 있다. 이때 맥락효과는 집단 간 효과와 집단 내 효과의 차이, 즉 $\gamma_{between} - \gamma_{within}$ 으로 추정한다(이때 i 는 개인, j 는 집단을 의미함).

이처럼 맥락효과는 개인(집단 내)과 집단 수준(집단 간) 효과의 비교를 통해 확인하기 때문에 자료의 다층구조를 반영할 수 있는 모형(예: 위계적 선형모형, UMM(unconfounded multilevel model), 다층 구조방정식모형)을 활용해야 하며, 이를 이용해 맥락효과를 추정하고자 하는 시도들이 이어져 왔다(예: Lüdtke et al., 2008; Pham, 2017; Preacher et al., 2011; Zhang et al., 2009). 그중 많은 시뮬레이션 연구를 통해 맥락효과 추정에 있어 다층 구조방정식모형을 적용하는 것이 적절하다고 주장되었다. 다층 구조방

정식모형은 맥락효과 추정치의 편의(bias)를 줄이고(Preacher et al., 2010; Ryu 2015), 집단 내, 집단 간 경로계수를 동시에 추정하여 계산의 복잡성을 완화하며(Ryu, 2015) 매개변수 또는 종속변수가 2수준에 위치할 때의 맥락효과(예: 1-2-1 구조, 2-1-2구조)도 추정할 수 있기(Braun et al., 2013; Prati, 2012) 때문이다. 따라서 이 연구에서도 다층 구조방정식모형을 활용하여 읽기 소양에 대한 학업열의의 맥락효과를 추정하여, 학교에 재학하는 학생 특성에 의한 효과가 존재하는지 확인하고자 한다.

제 3 장 연구방법

제 1 절 연구대상 및 분석자료

이 연구에서는 OECD가 주관하는 학업성취도 국제 비교 연구 (Programme for International Student Assessment, 이하 PISA) 2018의 한국 데이터를 이용하여 학교의 학업풍토, 학생의 학업열의, 그리고 읽기 소양의 관계를 파악하고자 한다. PISA는 전 세계 만 15세 학생들을 대상으로 읽기, 수학, 과학 수준을 국제적인 기준으로 비교, 분석하기 위한 국제 비교 평가로 매 주기마다 읽기, 수학, 과학 중 한 영역을 핵심 영역으로 설정한다. PISA 2018은 읽기 영역을 핵심 영역으로 설정하여 시행되었다.

PISA 2018은 우리나라에서 188개교의 학생 6,876명을 검사 대상으로 선정하였다(OECD, 2019). 구체적으로는 중학교 34개교 917명, 고등학교 154개교 5,881명, 각종학교 2개교 78명이 포함되었다(교육부, 2019a). PISA의 모집단은 학교 교육을 받는 만 15세 학생이며, PISA 2018에서는 2단계 충화표집 방법을 적용하여 자료를 수집하였다(조성민 등, 2019). 2단계 충화표집 방법이란 학생을 표집하기 위해 먼저 학교를 표집하고, 표집된 학교 내에서 다시 학생을 표집하는 방법을 말한다. 우리나라의 경우 중학교 1학년부터 고등학교 3학년까지 모든 종류의 중, 고등학교를 표집틀에 포함시키고, 학교급(중학교, 고등학교), 계열(일반, 직업), 지역규모(대규모, 중소 도시, 읍면지역)을 충으로 구분하여 학교를 표집한 후에 다시 만 15세 학생을 표집하였다(이인화, 구남욱, 2019). PISA 2018 자료는 이처럼 학교를 표집 후 학생을 표집하기 때문에 학교 안에 학생이 내재된 다층구조를 띠고 있다고 볼 수 있다. 이렇게 표집된 6,876명의 학생 중 실제 응시자는 188개교의 6,650명이었다. 이중 고등학생은 154개교의 5,764명, 중학생은 36개교의 886명이다. 그중 이 연구에서는 고등학교 1학년 학생 및 고등학교 국어 교사로 연구 대상을 한정하

<표 3-1> 분석 대상 기술통계 (N=5,695)

학생 수	학교 수	학교 당 학생 수			
		평균	표준편차	최대	최소
5,695	152	37.46	2.99	39	12

였다. 따라서 최종 분석 대상은 학생 5,695명(남학생=2,946명, 여학생=2,749명)과 국어 교사 1,132명이며, 이를 고등학교 152개교 중 학교 내 속한 학생이 5인 미만인 학교는 없음을 확인하였다(Bliese, 1998). 최종 분석 대상에 포함된 학생 및 학교 수에 대한 기술통계는 <표 3-1>과 같다.

제 2 절 주요변인

이 연구에서는 학교의 학업풍토가 고등학생의 학업열의를 매개하여 읽기 소양에 미치는 영향을 알아보고자 PISA 2018 자료의 학교의 학업풍토를 독립변인, 학생의 학업열의를 매개변인, 그리고 읽기 소양을 종속변인으로 설정하였다. 모형 설정과 관련하여 선행연구들을 살펴보면, 학교의 학업풍토가 학생의 학업열의에 영향을 준다는 연구(예: Fatou & Kubiszewski, 2018)도 있지만, 반대로 학생의 학업열의가 학교의 학업풍토에 영향을 준다는 연구(예: Grazia, 2022)도 있었다. 이중, 이 연구에서는 학교의 학업풍토가 학생의 학업열의를 매개하여 읽기 소양에 미치는 구조로 모형을 설정하였는데, 그 이유는 분석 대상과 분석에 활용할 자료가 수집된 시기와 관련이 있다. PISA 2018 한국 데이터의 수집 시기는 5월 중이다(조성민 등, 2019). 이 연구는 PISA 2018 검사대상자 중 고등학교 1학년 학생들을 대상으로 분석하였는데, 이 학생들의 경우 5월은 고등학교에 입학한지 약 2개월이 지난 시기이므로 학생들이 전체적인 학교풍토에 미치는 영향보다 기존의 학교풍토가 학생들의 내적 특성에 영향을 미친다고 가설을 설정하는 것이 더 적절하다고 판단하였기 때문이다.

<표 3-2> 주요 변인 설정

구분	변인 설정
독립변인	학교의 학업풍토
매개변인	학생의 학업열의
종속변인	읽기 소양
통제변인	<ul style="list-style-type: none"> • 매개변인-종속변인에 대한 혼입 변인: ESCS, 학교유형 • 독립변인에 대한 공변인: 학교수준 ESCS, 학교유형 • 종속변인에 대한 공변인: ESCS, 학교유형, 성별

선행연구들을 참고하여 학생의 학업열의와 읽기 소양간의 매개변인-종속변인 혼입 변수로 ESCS(economic, social and cultural status), 학교 유형을 설정하여 통제하였으며, 읽기 소양에 대한 공변인으로는 학생의 성별을 설정하였다. 또한 독립변인인 학교의 학업풍토에 영향을 미치는 공변인으로는 학교수준 ESCS와 학교 유형을 투입하였다. 이를 정리하면 <표 3-2>와 같다.

이 연구의 독립변인인 학교의 학업풍토는 PISA 2018의 국어 교사 설문 중 학교의 학업적 분위기를 묻는 5개의 문항을 변수화하였다. 이들 문항을 살펴보면 학교의 학업풍토에 대해 부정형으로 묻고 있다. 그러나 응답 척도 역시 “1=모든 수업에서, 2=대부분의 수업에서, 3=일부 수업에서, 4=전혀 또는 거의 없다”로 측정되어, 점수가 높을수록 학교의 학업적 풍토가 강하다고 해석한다. 학교의 학업풍토를 측정한 5문항의 구체적인 내용은 <표 3-3>과 같다.

매개변인인 학생의 학업열의는 PISA 2018의 학생 설문 중 학교 공부에 대한 태도를 묻는 3문항으로 되었다. 학생의 학업열의는 5점 리커트 척도(1=전혀 그렇지 않다, 2=약간 그렇다, 3=그렇다, 4=대부분 그렇다, 5=매우 그렇다)로 측정되어 점수가 높을수록 학생의 학업열의가 높다고 해석한다. 학생의 학업열의를 측정한 3문항의 구체적인 내용은 <표 3-3>에 제시하였다.

<표 3-3> 학교의 학업풍토와 학생의 학업열의 측정문항

수준	변인명	문항 내용
학생 수준	학업열의	나의 목표는 가능한 한 많이 배우는 것이다.
		나의 목표는 수업에서 제공되는 자료들을 완벽하게 숙지하는 것이다.
		나의 목표는 수업 내용을 가능한 한 완벽하게 이해하는 것이다.
학교 수준	학업풍토	많은 학생들이 교사의 설명을 듣지 않는다.
		소란스럽고 무질서하다.
		학생들이 조용해질 때까지 오래 기다려야 한다.
		학생들이 공부를 제대로 할 수 없다.
		학생들이 수업이 시작된 후에도 오랫동안 공부를 시작하지 않는다.

종속변인인 읽기 소양의 경우, PISA 2018에서 제공하는 10개의 측정유의값(plausible value)을 사용하였다. PISA와 같은 대규모 조사에서는 모든 표본을 동일 확률에 의해 표집하지 않고 유층별로 표집하며, 이에 따라 나타나는 계수 추정의 편의를 교정하고자 문항반응이론을 근거로 능력치의 사후 분포로부터 여러 추정값을 무선 표집한 측정유의값을 보고한다(한수연, 박용한, 2022; Koyuncu & Firat, 2020). 측정유의값을 분석하는 방법으로 OECD(2009)에서는 모든 측정유의값에 대해 동일한 분석을 반복한 후, 그 결과를 통합하여 불편과 추정치를 도출하는 다중대체법(multiple imputation, MI)을 제안하고 있다. 이에 따라, 이 연구에서도 읽기 소양에 대한 10개의 측정유의값에 대해 10개의 데이터로 분석한 결과를 다중대체법으로 통합하여 제시하였다.

이외 공변인으로 투입한 ESCS는 PISA 2018에서 제공하는 파생변수(derived variable)를 활용하였으며, 성별과 학교 유형은 더미코딩하였다.

제 3 절 다층 확인적 요인분석 및 다층 신뢰도 분석

1. 다층 확인적 요인분석

확인적 요인분석(confirmatory factor analysis)은 변수 또는 측정 문항 간에 설정된 선형적 구조가 타당한지를 확인하는 과정이다(Nunnally & Bernstein, 1994). 그러나 단일 수준(single-level)의 확인적 요인분석을 다층적 속성을 갖는 자료에 적용할 경우, 구인의 척도나 구인, 그리고 구인 간 상호 관계에 있어 부정확한 결과를 얻을 수 있다(Dyer et al., 2005). 왜냐하면 첫째, 요인분석은 관측치 간의 독립성 가정을 하는데, 다층자료의 경우 집단에 개인이 내재된 구조로 각각의 개인 수준 관측치들의 독립성을 가정할 수 없기 때문이다. 이와 같은 독립성 가정의 위배는 모두 추정치와 표준오차에 편향을 가져올 수 있으며, 통계적 검정력에도 영향을 줄 수 있다(Kenny & Judd, 1986). 즉 각 측정문항이 하나의 구인을 측정하는 단일 차원(uni-dimension)의 문항이라고 하더라도, 다층자료의 경우 관측치 간에 상관이 존재하기 때문에 그 측정문항들로 측정된 구인의 영향력을 제외하고 난 후에도 문항들끼리 서로 상관이 존재하게 된다. 이런 경우, 실제 측정 문항은 단일 차원성을 만족하지만 편향된 결과값으로 인해 문항이 단일 차원이 아니라는 결론 또는 문항이 잠재 구인을 제대로 측정하지 못한다는 잘못된 결론을 도출할 수 있다(Dyer et al., 2005; Muthén, 1994). 둘째, 각 수준별 잠재 구인에 대한 구인타당도의 문제가 발생 할 수 있기 때문이다. 예를 들어, 1수준에서 구인타당도가 높은 변인의 경우, 이 변인을 통합(aggregate)한 2수준 변수 역시 구인타당도가 높다고 할 수 없다(Chan, 1998). 셋째, 하나의 변인이 1수준과 2수준에서 반드시 구조적으로 동일 한지에 대하여 확인할 수 없기 때문이다. 만약 1수준과 2수준에서 변인의 구조가 다른 경우, 동형(isomorphism)을 가정하는 통계적 방법의 적용에는 한계가 따를 수밖에 없다(Dyer et al., 2005; Muthén, 1994).

앞서 설명한 바와 같이 단일 수준 확인적 요인분석을 다층자료에 적용할 경우 몇 가지 문제점이 발생할 수 있다. 이에 Muthén(2011)은 집단 내, 집단 간 수준에 모두 속해있는 요인의 요인부하량을 확인하기 위한 다층 확인적 요인분

석(multilevel confirmatory factor analysis; MCFA)을 제안하였다. 관찰된 점수인 p 차원의 변수 y_{gi} 는 아래 식 (3-1)과 같이 세 가지 요소(V , y_{Bg} , y_{wgi})로 표현할 수 있다.

$$y_{gi} = V + y_{Bg} + y_{wgi} \quad \dots \text{식 (3-1)}$$

위 식에서 y_{gi} 는 집단 g 에 속한 개인 i 의 관찰된 점수, V 는 전체 평균(grand mean), y_{Bg} 는 관찰된 점수의 집단 간 부분, y_{wgi} 는 관찰된 점수의 집단 내 부분을 가리킨다. 다층 확인적 요인분석은 집단 간 수준과 집단 내 수준을 각각 분리하여 모형으로 설정한다. 만약 집단 간 수준에 h 개의 요인이, 집단 내 수준에 m 개의 요인이 있다고 한다면, 집단 간 수준에서와 집단 내 수준에서의 확인적 요인분석 모형은 각각 식 (3-2), 식 (3-3)과 같이 표현할 수 있다 (Muthén, 2011).

$$\text{집단 간 수준: } y_{Bg} = \Lambda_{Bg}\eta_{Bg} + \epsilon_{Bg} \quad \dots \text{식 (3-2)}$$

$$\text{집단 내 수준: } y_{wgi} = \Lambda_{wg}\eta_{wgi} + \epsilon_{wgi} \quad \dots \text{식 (3-3)}$$

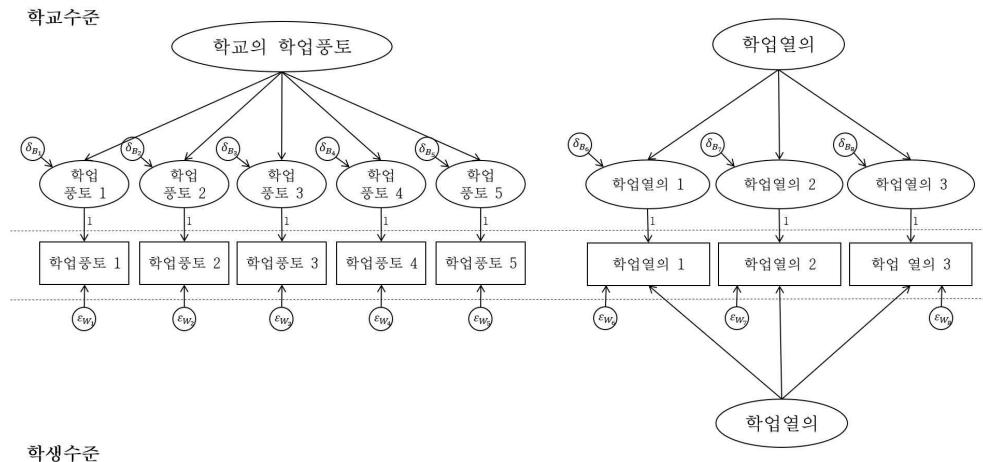
집단 간 수준 모형에서 Λ_{Bg} 는 요인 부하량 λ_{Bg} 로 이루어진 $(p \times h)$ 행렬이다. η_{Bg} 는 $\eta_{Bg} \sim MVN(0_h, \Psi_{h \times h})$ 을 충족하는 요인 점수들의 h 차원 벡터이며, ϵ_{Bg} 는 $\epsilon_i \sim MVN(0_p, \Phi_{p \times p})$ 을 만족하는 오차들의 p 차원 벡터이다. 한편, 집단 내 수준 모형에서 Λ_{wg} 는 요인 부하량 λ_{wg} 들로 이루어진 $(p \times m)$ 행렬이다. η_{wgi} 는 $\eta_{wgi} \sim MVN(0_m, \Psi_{m \times m})$ 가정을 충족하는 요인 점수들의 m 차원 벡터이며, ϵ_{wgi} 는 $\epsilon_i \sim MVN(0_p, \Phi_{p \times p})$ 을 만족하는 오차들의 p 차원 벡터이다.

관찰된 변인 y 의 분산 σ_{ygi}^2 는 식 (3-4)와 같이 나누어 표현할 수 있다 (Muthén, 2011).

$$\begin{aligned}\sigma_{y_{gi}}^2 &= \lambda_{Bg}^2 \sigma_{\eta Bg}^2 + \sigma_{\epsilon Bg}^2 + \lambda_{wg}^2 \sigma_{\eta wgi}^2 + \sigma_{\epsilon wgi}^2 \\ &= \sigma_{BF}^2 + \sigma_{BE}^2 + \sigma_{WF}^2 + \sigma_{WE}^2.\end{aligned}\quad \cdots \text{식 (3-4)}$$

식 (3-4)에서 λ_{Bg} 는 집단 간 요인 부하량을, $\sigma_{\eta Bg}^2$ 는 집단 간 요인 점수 분산을, $\sigma_{\epsilon Bg}^2$ 은 집단 간 오차 분산을 나타내며, λ_{wg} 는 집단 내 요인 부하량을, $\sigma_{\eta wgi}^2$ 는 집단 내 요인 점수 분산을, $\sigma_{\epsilon wgi}^2$ 는 집단 내 오차 분산을 나타낸다. 또한 σ_{BF}^2 와 σ_{BE}^2 는 각각 집단 간 요인 점수 분산과 집단 간 오차 분산을, σ_{WF}^2 와 σ_{WE}^2 는 각각 집단 내 요인 점수 분산과 집단 내 오차 분산을 나타낸다. 즉, 관찰된 분산을 집단 내, 집단 간 요인 점수 분산과 오차 분산으로 나누어 각 수준별로 잠재 변인의 요인계수를 추정한다.

아래 [그림 3-1]은 이 연구의 독립변인, 매개변인에 대한 다층 확인적 요인 분석 모형을 나타낸 것이다. 그림에서 아랫첨자 W 와 B 는 각각 집단 내, 집단 간 변인임을 나타낸다.



[그림 3-1] 다층 확인적 요인분석 모형

모형의 적합도 확인에는 상대 적합 지수(relative fit indices)인 CFI (Comparative Fit Index)와 TLI(Tucker-Lewis Index), 그리고 절대 적합

지수(absolute fit indices)인 RMSEA(Root Mean Square Error), SRMR(Standardized Root Mean Square Residual)을 활용하였다. 이때 Mplus 프로그램에서는 SRMR의 값을 개인 내 수준(1수준)과 개인 간 수준(2수준)에 대해 각각 제시하므로 이 연구에서는 두 가지 모두에 대해 적합도 지수를 확인하였다.

2. 다층 신뢰도 분석

척도의 신뢰도(reliability)는 척도를 이용하여 점수를 반복적으로 수집하였을 때 그 점수가 얼마나 일관되게 나타나는지의 정도로, 측정의 오차(measurement error)가 적은 정도를 의미한다(백순근, 2004). 교육학을 포함한 사회과학 연구에서는 일반적으로 신뢰도를 분석하기 위해 Cronbach α 계수가 널리 활용된다. Cronbach α 계수는 고전검사이론을 기반으로 하는 접근 방법으로, 식 (3-5)와 같이 정의된다(Cronbach, 1951).

$$\alpha = \frac{J^2 \bar{\sigma}_{xx'}}{\sigma_x^2} \quad \dots \text{식 (3-5)}$$

위 식에서 J 는 전체 문항의 개수를, σ_x^2 는 검사 X 의 관찰 점수 분산을, 그리고 $\bar{\sigma}_{xx'}$ 는 두 평행검사(parallel test) X 와 X' 의 비대각(off-diagonal) 공분산들의 평균이다. Cronbach α 계수가 신뢰도로 해석되기 위해서는 문항의 오차 간에 상관관계가 없고, 모든 요인 부하량이 동일하다는 τ -동등성(tau-equivalence) 가정이 필요하다. 그러나 다층자료의 경우, 각각의 수준에서 측정 문항들이 τ -동등성 가정을 충족한다고 보기 어려우며, 이와 같은 경우 α 는 신뢰성을 과소 추정하는 문제가 발생한다(Graham, 2006; Raykov, 1997; Trizano-Hermosilla & Alvarado, 2016; Yang & Green, 2011).

한편, McDonald ω 는 확인적 요인분석에 근거한 접근으로, 신뢰도에 대한

실제 모집단 추정치를 반영하며 τ -동등성 가정이 충족되지 않거나 측정 문항의 잔차 간 독립성이 성립하지 않은 상황에서도 신뢰도를 분석할 수 있다는 장점이 있다(Ravinder & Saraswathi, 2020). 또한 만약 표본에서 도구의 문항 일부를 삭제한 경우, Cronbach α 는 문항의 삭제가 표본에 미치는 영향을 반영하지 않지만, McDonald ω 는 실제 표본의 신뢰도 추정치를 반영할 가능성을 고려하기 때문에 측정도구의 일관성에 대해 보다 정확한 정보를 제공한다(Dunn et al., 2014; Ravinder & Saraswathi, 2020). McDonald ω 를 계산하는 방법은 식 (3-6)과 같으며, 이때 $\Sigma\lambda_j$ 는 문항 j 의 표준화된 요인 부하량의 합을, $\Sigma\psi$ 는 표준화된 오차 분산의 합을 의미한다(McDonald, 1985; Zhang & Yuan, 2016).

$$w = \frac{(\Sigma\lambda_j)^2}{[(\Sigma\lambda_j)^2 + \Sigma(1 - \lambda_j^2)]} = \frac{(\Sigma\lambda_j)^2}{[(\Sigma\lambda_j)^2 + \Sigma\psi]} \quad \dots \text{식 (3-6)}$$

한편, Geldhof 등(2014)은 다층자료에서 다층 확인적 요인분석을 이용하여 각 수준별 신뢰도(level-specific reliability)를 분석할 필요성을 제기하였다. 예를 들어 학교와 학생과 같이 두 개의 수준으로 이루어진 다층자료에서 1수준과 2수준에 모두 존재하는 변인을 측정하는 척도가 각 수준에서 구조적으로 동일하지 않은 경우를 생각할 수 있다. 이때 척도의 신뢰도를 단일 수준(single-level reliability)으로 분석할 경우, 이 신뢰도는 실제 척도의 신뢰도를 반영한다고 볼 수 없다. 이러한 문제점에 비추어 Geldhof 등(2014)은 다층 자료에서는 각 수준별 신뢰도(level-specific reliability)를 추정할 필요성과 함께, (1) 다층 확인적 요인분석을 진행한 후, (2) (1)의 추정치들을 이용해 각 수준별로 McDonald ω 를 추정하는 2단계 방법을 제시하고 있다. 두 개의 수준으로 이루어진 다층모형에서 Geldhof 등(2014)이 제시한 각 수준별 McDonald ω 를 표현하면 아래 식 (3-7), 식 (3-8)과 같다.

$$\text{집단 내 수준 } w = \frac{(\sum\lambda_{W_{jj}})^2}{(\sum\lambda_{W_{jj}})^2 + \sum\sigma_{\epsilon W_{jj}}^2} \quad \dots \text{식 (3-7)}$$

$$\text{집단 간 수준 } w = \frac{(\sum \lambda_{B_{gj}})^2}{(\sum \lambda_{B_{gj}})^2 + \sum \sigma_{\epsilon B_{gj}}^2} \quad \dots \text{식 (3-8)}$$

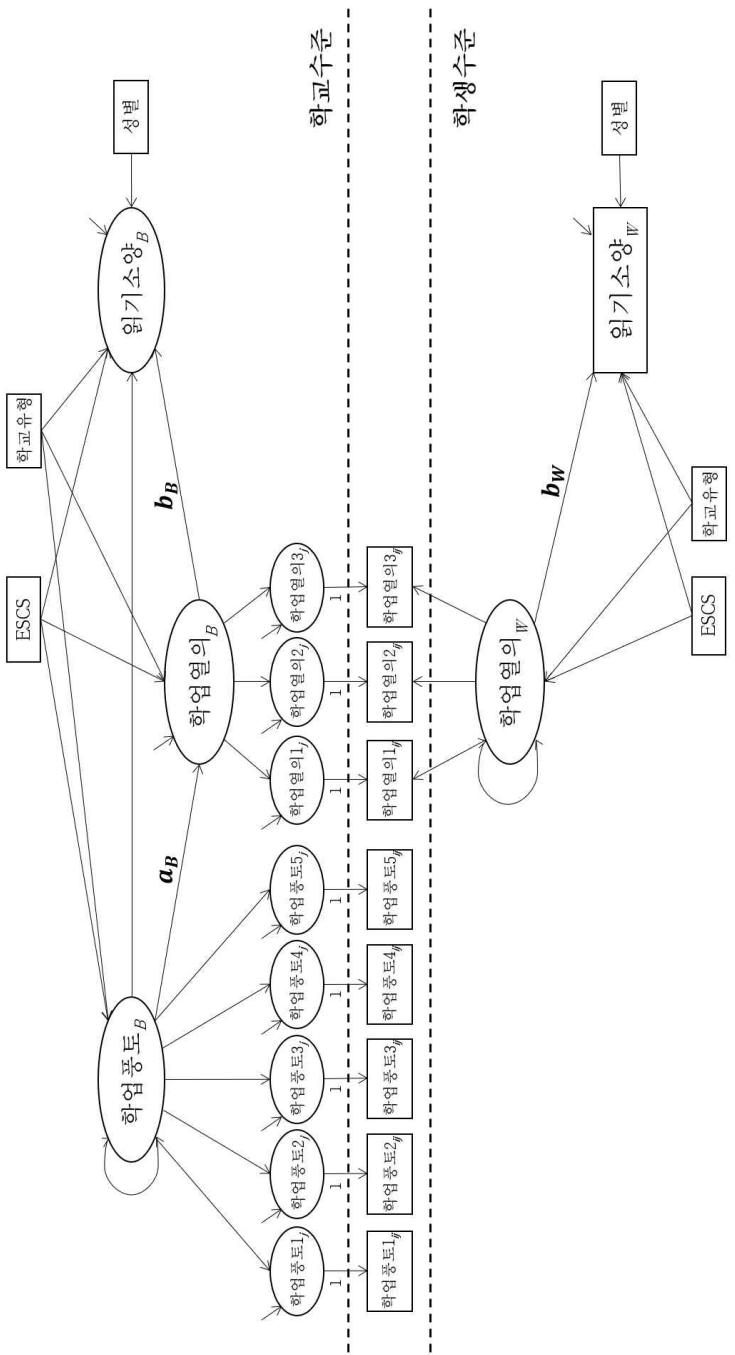
위의 식에서 아랫첨자 g 는 각 집단을, j 는 문항을 나타내며, B 는 집단 간 수준의 모수를, W 는 집단 내 수준의 모수임을 가리킨다. 이를 자세히 살펴보면, 식 (3-7)에서 $\sum \lambda_{W_{gj}}$ 는 집단 내 수준에서 문항 j 의 요인 부하량들의 합을, $\sum \sigma_{\epsilon W_{gj}}^2$ 는 집단 내 수준에서 오차 분산의 합을 의미하며, 식 (3-8)에서 $\sum \lambda_{B_{gj}}$ 는 집단 간 수준에서 문항 j 의 요인 부하량의 합을, $\sum \sigma_{\epsilon B_{gj}}^2$ 는 집단 간 수준에서 오차 분산의 합을 의미한다. 이 연구에서는 Geldhof 등(2014)의 제안에 따라 다층 확인적 요인분석 후 위의 식에 따라 각 수준별로 McDonald ω 계수를 산출하고, 비교를 위하여 단일 수준에서 산출한 Cronbach α 계수를 함께 제시하고자 한다.

제 4 절 연구모형 및 다층 매개효과 분석

1. 베이지안 다층 구조방정식모형

이 연구에서는 주요 변인들 간의 구조적 관계를 다층 구조방정식모형으로 분석하고자 한다. 특히 학교의 학업풍토가 학생의 학업열의를 매개하여 읽기 소양에 미치는 다층 매개효과에 대하여 다층 구조방정식모형을 이용한 다층 매개효과 분석을 하고자 한다. 연구 문제 및 주요 변인들의 특성을 고려하여 2-1-1 구조의 다층 구조방정식모형을 설정하였으며 연구모형은 [그림 3-2]와 같다. [그림 3-2]에서 아랫첨자 i 는 학생, j 는 학교를, W 와 B 는 각각 학생 수준(집단 내) 변인, 학교 수준(집단 간) 변인임을 의미한다.

이 연구에서는 설정한 연구모형을 추정하기 위해 베이지안 추정방법을 적용하였다. 최대우도 기반의 추정방법의 경우, 모형이 복잡하거나 다변량 정규성



[그림 3-2] 연구모형

가정이 위배되었을 때 모형의 수렴율이 좋지 않은 문제점이 있다. 그러나 베이지안 추정방법은 이러한 문제들을 해결하여, 모형이 복잡하거나 분석자료가 다변량 정규성과 같은 가정에 위배 되더라도 모형이 수렴할 수 있도록 한다. 특히 이 연구모형은 학교 수준과 학생 수준으로 구분되며, 주요 변인 이외에도 공변인 투입으로 인해 추정해야 하는 모수의 수가 많은 복잡한 모형이라고 할 수 있다. 따라서 이 연구에서는 조건부 분포를 이용하여 반복적인 모의실험을 통해 다차원의 적분을 위한 난수생성으로 결합분포를 한 단계씩 개선시키는 갑스표본 기법(Gibbs sampling method)을 적용하는 것이 적절하다고 판단하였다. 사전분포로는 무정보 사전분포(non-informative prior distribution)인 균등분포(uniform distribution)를 사용하였다. 또한 MCMC 반복은 최대 50,000번으로, 마르코프 체인의 수는 2개로 설정하였다. 모형의 수렴은 PSRF가 1.05 이하인지 를 기준으로 판단하였다(Brooks & Gelman, 1998; Kaplan & Depaoli, 2012).

2. 다층 매개효과 분석

이 연구에서는 독립변인, 매개변인, 종속변인이 각각 2수준, 1수준, 1수준에 위치하므로 이들 간의 다층 매개효과는 2-1-1 구조이다. 이때 2-1-1 구조와 같이 독립변인, 매개변인, 종속변인 중 하나라도 2수준에 위치하는 경우, 간접효과의 해석은 2수준에서 이루어지는 것이 적절하다(Preacher et al., 2010). 왜냐하면 이 구조에서 독립변수는 2수준에서만 변동하기 때문이다. 예를 들어 독립변인이 학교 단위의 특성이라면, 독립변인은 학교의 평균 차이를 유발할 뿐 동일한 학교에 소속된 학생들의 개인 차이를 유발하지 않는다. 따라서 학생들의 개인차는 독립변수의 영향이라고 볼 수 없다(손윤희, 2019). 이 연구에서는 Preacher 등(2011)의 제안과 같이 매개변인인 학업 열의가 종속변인인 읽기 소양에 미치는 영향을 집단 내 수준 효과(b_W)와 집단 간 수준 효과(b_B) 분리하였고, 매개효과는 2수준에서 a_B 와 b_B 의 곱으로 정의하였다([그림 3-2] 참고). 또한 이러한 방법으로 추정한 다층 매개효과의 검증을 위해 Mackinnon 등(2004)이 제안한 몬테카를로 방법으로 95% 몬테카를로 신뢰구간(Monte Carlo

Confidence Interval, MCCI)을 계산하였으며, 계산한 신뢰구간이 0을 포함하지 않으면 매개효과가 유의하다고 판단하였다(Dunkley et al., 2014)⁵⁾.

제 5 절 맥락효과 분석

이 연구에서는 주요 변인인 학교의 학업풍토, 학생의 학업열의, 그리고 읽기 소양 간의 구조적 관계와 더불어 학생의 학업열의가 읽기 소양에 미치는 영향에 대해 맥락효과가 존재하는지 살펴보고자 한다. 만약 학업열의가 읽기 소양에 미치는 영향에 대해 맥락효과가 존재한다면, 이는 학생 개인의 학업열의 수준이 동일한 학생에 대하여 학생이 다니는 학교의 평균적인 학업열의 수준에 따라 그 학생의 읽기 소양이 다르게 나타날 수 있음을 의미한다.

맥락효과는 1수준 변수 간 관계가 수준에 따라 다르게 나타나는 효과로 정의된다. 정의에 따르면, 학생 수준 및 학교 수준과 같이 두 수준으로 이루어진 자료의 경우, 맥락효과는 보고자 하는 경로계수를 각각 학생 수준과 학교 수준에서 구한 후 이들 간 차이로 계산할 수 있다. 따라서 이 연구에서는 맥락효과를 확인하기 위해 설정한 연구모형([그림 3-2])에서 읽기 소양에 대한 학업열의의 학생 수준의 경로계수와 학교 수준의 경로계수를 비교하고자 한다. 연구에서 보고자 하는 학업열의가 읽기 소양에 미치는 영향에 대하여 학생 수준의 경로계수인 b_W 와 학교 수준의 경로계수인 b_B 를 각각 구한 후, 이들의 차인 $b_B - b_W$ 로 맥락효과를 계산한다.

5) 이 연구에서는 MacKinnon 등(2004)이 제안한 몬테카를로 방법을 기반으로 간접효과의 신뢰구간을 계산하였음. 이를 위해 R 프로그램의 RMediation 패키지의 Shiny 웹사이트(<https://amplab.shinyapps.io/MEDMC/>)를 활용함.

제 4 장 연구결과

제 1 절 기술통계 및 상관분석

먼저 주요 변인들의 기술통계⁶⁾, Pearson 상관계수⁷⁾, 그리고 급내 상관계수 (intraclass correlation coefficient: ICC)를 확인하여 이를 <표 4-1>에 제시하였다.

<표 4-1> 주요 변인의 기술통계, 상관계수, 급내 상관계수 (N=5,695)

	읽기 소양	학업열의	학업풍토	학생성별	학교유형	ESCS
읽기 소양	-	0.12***	0.32***	-0.10***	-0.36***	0.28***
학업열의		-	0.06***	0.03***	-0.02*	0.12***
학업풍토			-	-0.10***	-0.49***	0.17***
학생성별				-	0.02*	-0.02*
학교유형					-	-0.29***
ESCS						-
평균	516.65	3.42	3.62	0.48	0.16	0.07
표준편차	98.32	1.01	0.27			0.77
최대	784.97	5.00	2.60			3.96
최소	200.04	1.00	4.00			-2.82
왜도	-0.42	-0.30	-1.40			-0.22
첨도	-0.09	-0.47	2.66			-0.20
ICC	0.30	0.04	1.00	0.48	1.00	0.21

주1. 학교유형은 일반계고등학교=0, 특성화고등학교=1로, 성별은 남학생=0, 여학생=1로 더미코딩되었음.

주2. *: $p < .05$, **: $p < .01$, ***: $p < .001$

6) 기술통계 분석에는 R의 psych(Revelle, 2021) 패키지의 describe 함수를 사용함.

7) 상관계수 행렬과 통계적 검증은 R의 Hmisc(Harrell, 2021) 패키지의 rcorr 함수를 사용함.

주요 변인들의 기술통계 및 상관분석 결과, 모든 변인들 간에 통계적으로 유의한 상관이 있다는 것을 확인하였다. 분석 대상인 5,695명에 대하여 읽기 소양(평균 500, 표준편차 100)의 평균은 516.65, 표준편자는 98.32로 나타났다. 다음으로 학생의 학업열의는 평균은 3.42, 표준편자는 1.01였으며, 학교의 학업풍토는 평균 3.62, 표준편자 0.27로 학업열의에 비해 표준편자가 작음을 확인하였다. 학교의 학업풍토는 각 학교에 근무 중인 교사에게 조사한 문항인데, 이들 변수를 2수준으로 통합(aggregate)하는 과정에서 표본 분산이 과소 추정되었을 가능성이 기인한 것으로 추측할 수 있다.

다음으로 이 연구의 주요 변인에 대해 급내 상관계수(ICC)를 확인하였다. 우선 읽기 소양의 급내 상관계수는 0.30으로 상당히 높게 나타났다. 이는 전체 읽기 소양의 분산 중 학교에 의해 설명되는 분산의 비율이 30%임을 의미한다. 학생의 학업열의의 급내 상관계수는 0.04로 나타났다. 일반적으로 급내 상관계수가 0.05 이상일 때 집단 효과가 있는 것으로 판단하는데(Bliese, 1998), 군집화된 자료는 표준오차가 과소 추정되고(Geiser, 2012) 위계적 자료 분석 시 집단 내 표본이 커지면 1종 오류가 발생할 확률이 높아진다는 연구(Barcikowski, 1981; Cohen et al., 2003)에 근거하여, 연구자들은 급내 상관계수가 0.05보다 낮더라도 다층모형의 필요성을 주장한다(Barcikowski, 1981). 이러한 주장에 근거하여, 이 연구에서도 주요 변인 간의 관계를 다층모형 중 하나인 다층 구조 방정식모형으로 분석하고자 한다.

제 2 절 다층 확인적 요인분석 및 다층 신뢰도 분석 결과

1. 다층 확인적 요인분석 결과

먼저 다층 확인적 요인분석을 통하여 이 연구의 요인모형의 적합도 지수를 확인하였다. 다층 확인적 요인분석에는 Mplus 8.6 프로그램을 이용하였으며 MLR(Maximum Likelihood estimation with Robust standard error) 방식

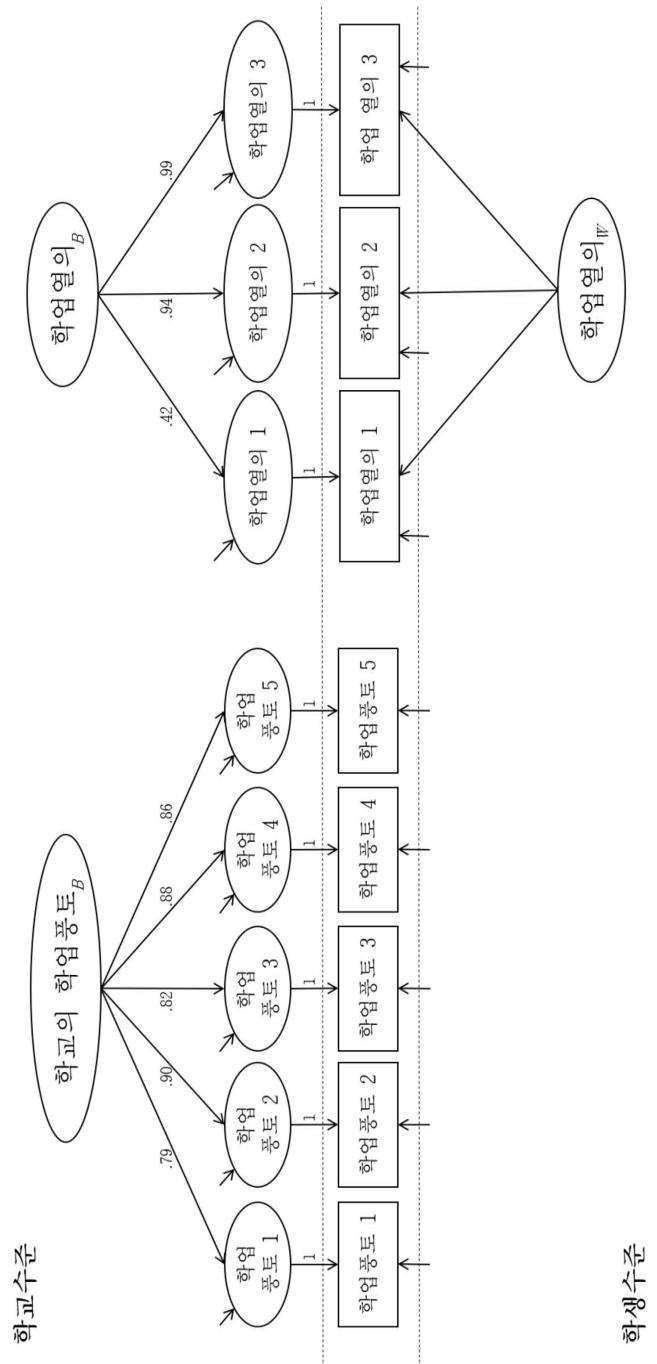
으로 추정하였다. 한편, 다층 상황에서의 모형적합도 지수에 대해서는 아직 합의된 프로토콜이 부족한 상황이다. 이 연구에서는 Dyer 등(2005)과 같이, Hoyle와 Panther(1995)의 제안에 따라 CFI와 TLI는 각각 0.90 이상으로, Hu 와 Bentler(1999)의 제안에 따라 RMSEA와 SRMR은 각각 0.08 이하로 기준을 설정하였다. 또한 χ^2/df 은 0과 2 사이는 좋은 적합도, 2와 3 사이는 양호한 적합도로 판단하였다(Schermelleh-Engel et al., 2003).

다층 확인적 요인분석 결과는 <표 4-2>와 같다. 모형적합도 확인 결과, χ^2/df 는 2.672로 양호한 적합도, CFI, TLI, RMSEA는 각각 0.995, 0.992, 0.017로 좋은 적합도를 보였다. SRMR의 경우 집단 내 수준에서는 0.004로 좋은 적합도를 보였으나, 집단 간 수준에서는 0.124로 적합도가 양호하지 않았다. 그러나 Dunkley 등(2014)은 각 모형적합도 지수별로 서로 다른 방법을 통해 모형적합도를 계산한다는 점을 고려할 때 모든 모형적합도 지수가 같은 수준의 모형적합도를 도출하는 것은 다소 어려울 수 있음을 지적하였으며, 이 연구의 경우 여러 모형적합도 지수를 종합적으로 고려하였을 때 모형적합도가 나쁘지 않다는 점에서 이 요인모형은 적합하다고 판단하였다.

주요 변인들에 대한 요인모형의 표준화 계수 추정치는 [그림 4-1]과 같다. 표준화된 요인 부하량을 확인한 결과, 모두 통계적으로 유의하였다($p < .05$). 학업풍토의 표준화 계수의 범위는 0.79~0.90, 학업열의의 표준화 계수 범위는 학생 수준에서 0.65~0.94, 학교 수준에서 0.42~0.99로 모두 양호하다고 판단하였다.

<표 4-2> 다층 확인적 요인분석 결과

χ^2	df	χ^2/df	CFI	TLI	RMSEA	SRMR	
						집단 내	집단 간
53.441	20	2.672	0.995	0.992	0.017	0.004	0.124



[그림 4-1] 다층 확인적 요인분석 모형 계수 추정치

2. 다층 신뢰도 분석 결과

다층 확인적 요인분석 모형을 활용하여 이 연구에서 활용된 문항의 신뢰도를 확인하였다. 이 연구에서는 자료의 다층적 속성을 고려하고자 Geldhof 등 (2014)이 제안한 McDonald ω 를 적용하여 주요 변인들의 학생 수준 및 학교 수준 신뢰도 계수를 산출하였으며, 그 값은 <표 4-3>과 같다.

다층 신뢰도 계수 McDonald ω 추정 결과, 학업열의의 신뢰도는 학생 수준에서 0.855, 학교 수준에서 0.920으로 나타났고, 학교의 학업풍토의 신뢰도는 학교 수준에서 0.934로 나타났다. 두 변수 모두 학생 수준과 학교 수준에서 높은 수준의 신뢰도를 보이는 것으로 확인되었다. 한편 비교를 위해 <표 4-3>에 Cronbach α 를 함께 제시하였다. 비교 결과, 각 변인의 Cronbach α 값은 학업 풍토, 그리고 학생 수준의 학업열의의 McDonald ω 보다 약간 작게 추정되었다. 이는 다층적 속성 등의 이유로 τ -동등성 가정이 충족되지 않는 변인에 대하여 Cronbach α 가 신뢰도를 과소 추정한다는 Raykov(1997)나 Graham(2006)의 연구 결과에 의해 설명될 수 있다.

<표 4-3> 다층 신뢰도 계수

주요 변인	McDonald ω		Cronbach α
	학생 수준	학교 수준	
학업 열의	0.855	0.920	0.847
학업 풍토	-	0.934	0.933

제 3 절 연구모형 및 다층 매개효과 분석 결과

1. 베이지안 다층 구조방정식모형 분석 결과

<표 4-4>는 베이지안 추정을 이용하여 연구모형을 분석한 결과이다. 이 연구에서는 OECD(2009)에서 제안한 바와 같이 읽기 소양에 대한 10개의 측정유의값에 대해 동일한 분석을 반복한 후 다중대체법을 이용해 추정 결과를 통합하였다. 한편, 베이지안 추정에서는 각 추정치에 대해 95% 신용구간(Credible Interval, CI)을 제공하여 이 신용구간이 0을 포함하지 않을 경우 추정치가 유의하다고 판단한다. 모집단으로부터 표본을 반복하여 신뢰구간(confidence interval)을 계산하는 전통적인 구간 추정방법과 달리, 베이지안 구간추정은 주어진 자료를 사용하여 직접적으로 모수를 포함하는 구간을 추정한다. 따라서 신용구간은 자료로부터 많은 수의 샘플을 통해 얻은 확률분포인 모수의 사후분포를 통해 얻은 것으로 확률구간(probability interval)이라고 할 수 있다 (Muthén, 2010). 분석 결과는 아래 <표 4-4>와 같으며 표준화 계수와 95% 신용구간, 그리고 표준오차를 함께 제시하였다.

분석 결과, 먼저 학생 수준에서는 학생의 학업열의는 읽기 소양에 정적으로 유의한 영향($\beta=0.08$, 95% CI=(0.05, 0.11))을 미치는 것을 확인할 수 있었다. 이는 학생의 개인의 학업열의가 1 표준편차 높을수록 PISA 2018의 읽기 소양이 0.08 표준편차, 즉 8점 높다는 것을 의미한다. 다음으로, 학교 수준에서도 학업열의는 읽기 소양에 긍정적인 영향을 미치는 것으로 확인되었다($\beta=0.48$, 95% CI=(0.26, 0.66)). 이는 평균적인 학업열의가 높은 학교일수록 평균적인 읽기 소양 역시 높게 나타난 것으로 해석할 수 있다.

한편, 학교수준에서 학업풍토가 읽기 소양에 미치는 전체효과의 표준화 계수는 0.34이고 95% 신용구간은 (0.23, 0.49)로 유의하였다. 다음으로, 연구 가설에 따라 학업열의를 매개변인으로 설정한 후 이를 직접효과와 간접효과로 나누어 추정하였다. 그 결과, 직접효과는 유의하지 않은 것으로 나타났다. 구체적으로 직접효과의 표준화 계수는 0.14이었으며 95% 신용구간은 (-0.02, 0.30)으로 0→학업열의, 학업열의→읽기 소양 모두 유의한 것으로 나타났다. 경로모형 분

<표 4-4> 수준별 주요 변인 간의 경로계수 추정 결과

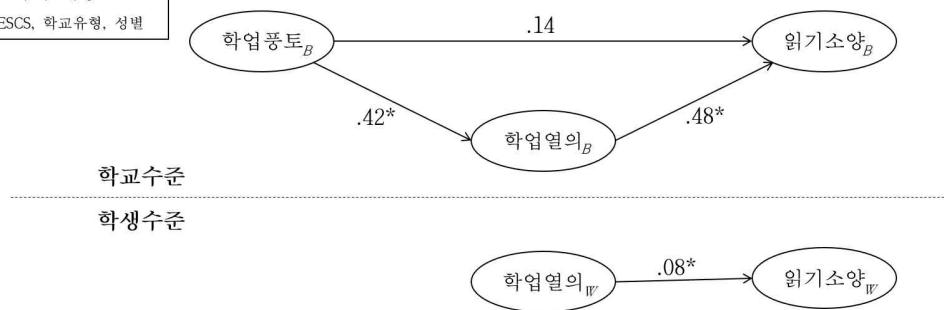
수준	경로	표준화 계수(β)	표준오차	95% 신용구간	
				lower	upper
학생 수준	학업열의 → 읽기 소양	0.08*	0.48	0.05	0.11
학교 수준	학업열의 → 읽기 소양	0.48*	14.19	0.26	0.66
	학업풍토 → 읽기 소양	0.14	11.47	-0.02	0.30
	학업풍토 → 학업열의	0.42*	0.00	0.19	0.64

주1. *은 95% 신용구간이 0을 포함하지 않아 유의하다고 판단함을 의미함.

주2. “학업풍토 → 읽기 소양”경로는 매개변인인 학업열의를 통제한 후의 추정 결과임.

석 결과를 정리하면 아래 [그림 4-2]와 같다. [그림 4-2]의 학교수준에서 학업 풍토가 읽기 소양에 미치는 영향을 나타낸 화살표는 학업열의를 통제했을 때 학업풍토가 읽기 소양에 미치는 직접효과를 나타낸 것이다.

*통제변인 설정
- 학업풍토: ESCS, 학교유형
- 학업열의: ESCS, 학교유형
- 읽기 소양: ESCS, 학교유형, 성별



[그림 4-2] 경로모형 표준화 계수 추정 결과

2. 다층 매개효과 분석 및 검증 결과

다음으로 학업풍토, 학업열의, 그리고 읽기 소양 간에 발생하는 다층 매개효

과를 살펴보았다. 이 연구에서 확인하고자 하는 다층 매개효과는 독립변인이 학교 수준 변인인 2-1-1 구조이므로, 그 의미는 학교 수준에서 확인 및 해석하는 것이 적절하다(Preacher et al., 2010). 연구모형에서의 다층 매개효과 추정 결과는 <표 4-5>와 같다. 이 연구에서는 MacKinnon 등(2004)이 제안한 몬테카를로 방법을 이용하여 95% MC 신뢰구간을 계산한 후 이를 활용해 다층 매개효과의 유의성을 검증하였다. 이때 95% MC 신뢰구간에 0이 포함되지 않으면 매개효과가 유의한 것으로 판단하였다(Dunkley et al., 2014).

다층 매개효과 분석 결과, 비표준화 계수가 44.15이었고, 95% MC 신뢰구간은 (4.55, 118.28)로 0을 포함하지 않아 유의하였다. 따라서 학교의 학업풍토는 학생의 학업열의를 매개하여 읽기 소양에 정적으로 유의한 영향을 미친다고 결론 내릴 수 있다. 이러한 결론은 학교의 학업풍토가 긍정적일수록 학생의 학업 열의도 높아져 궁극적으로 읽기 소양도 향상됨을 설명할 수 있으며, 학교의 학업적 풍토를 긍정적으로 조성하는 것이 학생의 읽기 소양, 즉 학업성취의 향상에도 도움이 됨을 시사한다.

<표 4-5> 다층 매개효과 추정 및 검증 결과

수준	경로	간접효과		95% MC 신뢰구간	
		비표준화 계수	표준오차	lower	upper
학교 수준	학업풍토 → 학업열의 → 읽기 소양	44.15*	20.94	4.55	118.28

주. *: 95% MC 신뢰구간이 0을 포함하지 않아 유의하다고 판단함.

제 4 절 맥락효과 분석 결과

다음으로는 학생의 학업열의가 읽기 소양에 미치는 영향에 대한 맥락효과가 존재하는지 확인하였다. 만약 학업열의가 읽기 소양에 미치는 영향에 대해 맥락효과가 존재한다면, 이는 학생의 학업열의가 읽기 소양에 영향을 준다는 앞 절

의 결과와 더불어, 같은 학교에 다니는 학생들의 평균적인 학업열의에 의해서도 읽기 소양이 영향받을 수 있음을 의미한다.

학생의 학업열의가 읽기 소양에 미치는 맥락효과 분석 결과는 아래 <표 4-6>과 같다. 맥락효과 분석 결과, 비표준화 계수는 528.48이었으며, 95% 신용구간은 (203.66, 939.68)로 0을 포함하지 않아 통계적으로 유의함을 확인하였다. 이를 해석하면, 어떤 학생이 학교 평균 학업열의가 낮은 학교에 다닐 때보다 학교 평균 학업열의가 높은 학교에 다닐 때 더 높은 읽기 소양을 나타낼 것이라고 볼 수 있다.

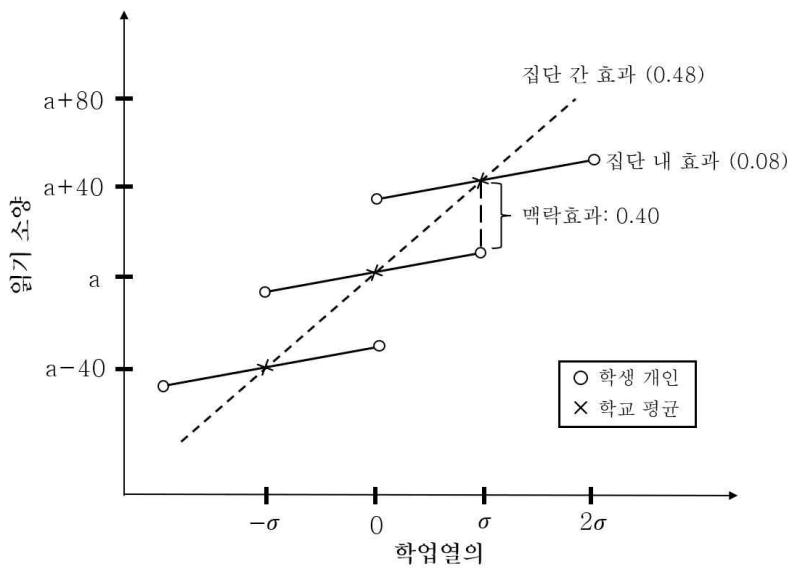
<표 4-6> 읽기 소양에 대한 학업열의의 맥락효과

구분	비표준화 계수(B)	95% 신용구간	
		lower	upper
맥락효과 $(\gamma_{between} - \gamma_{within})$	528.48*	203.66	939.68

주. *은 95% 신용구간이 0을 포함하지 않아 유의하다고 판단함을 의미함.

위의 맥락효과 분석 결과를 그래프로 나타내면 [그림 4-3]과 같다. [그림 4-3]에서 실선은 각 학교별로 학업열의가 읽기 소양에 미치는 영향을 나타낸 것이며, 점선은 각 학교의 평균을 연결한 것으로 학업열의가 읽기 소양에 미치는 영향에 대한 집단 간(학교 간) 효과를 나타낸 것이다. 괄호 안의 숫자는 각 효과별 표준화 계수로(<표 4-4> 참고), 선분의 기울기를 의미한다. 수직으로 나타낸 점선은 맥락효과를 표현한 것이다. 맥락효과의 표준화 계수가 0.40이라는 것을 아래 그래프에서 해석하면, 같은 수준의 학업열의를 지닌 학생이 학교 평균 학업열의가 1 표준편차(1σ) 높은 학교에 다닐 경우, 읽기 소양이 평균적으로 0.4 표준편차, 즉 40점 높았음을 의미한다.

이 연구에서는 이러한 맥락효과가 존재하는 까닭에 대하여 분명하게 밝히지는 못한다. 그러나 그 이유를 미루어 짐작해보면, 학교 평균 학업열의가 높은 학교에 재학하는 학생은 주위 학생들의 높은 학업열의의 영향을 받아 학업성취에 대한 스스로의 기준이 높아질 수 있고, 이에 따라 학업에 많은 노력을 기울 이게 되어 결국 높은 읽기 소양으로 이어졌을 것이라고 추측할 수 있다.



[그림 4-3] 맥락효과 분석 결과

제 5 장 결론

제 1 절 요약

이 연구의 목적은 학교의 학업풍토와 학생의 읽기 소양, 그리고 학업열의 간의 구조적 관계를 파악하는 것이다. 일반적으로 학업성취도에 영향을 준다고 알려진 변인들인 SES나 부모 학력 등과 달리, 학교의 학업풍토는 구성원들의 노력으로 비교적 변화시키기 쉽다고 볼 수 있다. 이 연구에서는 이 점에 주목하여 학생들의 학업성취를 높이기 위한 방안으로써 학교의 학업풍토와 학업성취 간의 관계를 살펴보았다. 이때 학생의 학업열의를 매개변인으로 설정하여 학업풍토가 학업성취, 즉 읽기 소양에 영향을 미치는지와 함께 그 메커니즘을 보다 분명히 밝히고자 하였다.

지금까지 학교 특성 변수와 학생 특성 변수의 관계를 다룬 대부분의 선행연구에서는 변수들의 수준을 고려하지 않고 분석하거나(Berkowitz et al., 2017), 위계적 선형모형을 적용하여 자료의 다층구조는 고려하였으나 변수들의 구조적인 관계를 파악하는 데까지는 나아가지 못하는 등의 한계가 있었다. 이러한 한계점을 극복하고자 이 연구에서는 다층 구조방정식모형을 활용하여 주요 변인들 간의 구조적 관계를 살펴보았으며, 특히 학업풍토가 읽기 소양에 미치는 영향을 학업열의가 매개하는지를 다층 매개효과로 상정한 후 분석 및 검증함과 함께, 읽기 소양에 대한 학업열의의 맥락효과를 확인하였다.

이에 따른 연구문제는 다음과 같다.

연구문제 1. 학교의 학업풍토, 학생의 학업열의, 그리고 읽기 소양
간의 구조적 관계는 어떠한가?

- 1-1) 학교의 학업풍토는 읽기 소양에 어떠한 영향을 미치는가?
- 1-2) 학교의 학업풍토는 학생의 학업열의에 어떠한 영향을 미치는가?
- 1-3) 학생의 학업열의는 읽기 소양에 어떠한 영향을 미치는가?

1-4) 학교의 학업풍토가 읽기 소양에 미치는 영향을 학생의 학업열의가 매개하는가?

연구문제 2. 읽기 소양에 대해 학생의 학업열의의 맥락효과가 존재하는가?

이를 위해 이 연구에서는 OECD에서 주관하는 학업성취도 국제 비교연구인 PISA 2018의 한국 데이터를 활용하였다. PISA 2018은 만 15세 청소년과 대상 학교의 교사를 분석 대상으로 하는데, 이 연구에서는 분석 대상을 고등학교 1학년 학생 및 고등학교 국어 교사로 한정하였다. 따라서 최종적으로는 PISA 2018에 실제로 참여한 6,650명의 학생 중 고등학교 1학년 학생 5,695명(남=2,946명, 여=2,749명)과 국어 교사 351명이 분석에 포함되었으며, 이들이 재학 또는 근무 중인 학교는 152개교이다. 이 연구에서는 다층 구조방정식모형에서 모형의 복잡성으로 인한 수렴의 문제를 해결하고자 베이지안 추정을 적용한 다층 구조방정식모형을 활용하였다. 또한 다층 매개효과를 검증하기 위해 몬테카를로 방법으로 신뢰구간을 계산하여 신뢰구간이 0을 포함하는지를 확인하였다.

주요 연구 결과를 요약하면 다음과 같다. 첫째, 학교의 학업풍토가 학생의 읽기 소양에 미치는 전체효과의 표준화 계수는 0.34로 긍정적이었다. 또한 전체 효과에 대한 95% 신용구간은 (0.18, 0.45)로 0을 포함하지 않아 전체효과는 유의하다고 판단하였다. 그러나 학업열의를 매개변인으로 투입한 후 읽기 소양에 대한 학업풍토의 직접효과를 확인한 결과, 표준화 계수가 0.14였지만 95% 신용 구간이 (-0.02, 0.30)로 0을 포함하여 유의하지 않은 것으로 판단하였다. 이는 학교의 학업풍토가 잘 조성되었다고 하여 그것이 직접적으로 읽기 소양에 영향을 주는 것은 아니며, 다른 변인을 매개하여 읽기 소양에 영향을 미치는 것으로 해석할 수 있다.

둘째, 학생의 학업열의에 대하여 학교의 학업풍토는 긍정적인 영향을 미치는 것으로 나타났다. 이때 표준화 계수는 0.42, 95% 신용구간은 (0.19, 0.64)로 0을 포함하지 않아 학업풍토가 학생의 학업열의에 미치는 영향이 유의하였다. 즉, 긍정적으로 조성된 학교의 학업풍토는 학생의 학업열의를 높이는데 직접적

인 영향을 주며, 이는 넓은 의미에서 긍정적인 환경 조성이 바람직한 태도 형성에 영향을 준다는 Bandura(1986)의 사회인지이론과도 일맥상통하다고 볼 수 있다.

셋째, 학생의 학업열의가 읽기 소양에 미치는 영향은 학생 수준과 학교 수준 모두에서 긍정적이며 그 영향은 유의한 것으로 확인되었다. 학생 수준에서의 표준화 계수는 0.08, 95% 신용구간은 (0.05, 0.11)이었고, 학교 수준에서의 표준화 계수는 0.48, 95% 신용구간은 (0.26, 0.66)이었다. 이 결과는 학업열의가 높고 학업에 적극적인 학생일수록 읽기 소양, 즉 학업성취가 높게 나타났다고 해석할 수 있으며, 이는 학업열의와 읽기 소양 간 관계에 대해 살펴본 Guthrie와 Wigfield(2000), Barber와 Klauda(2020), 그리고 De Naeghel 등(2012)의 연구 결과와도 일치한다.

넷째, 학교 수준에서 학교의 학업풍토가 읽기 소양에 미치는 영향은 학생의 학업열의를 매개하는 것으로 확인되었다. 매개효과 추정 결과, 비표준화 계수는 44.15, 표준오차는 20.94이었다. 이 매개효과에 대해 MacKinnon 등(2004)이 제안한 몬테카를로 방법으로 계산한 95% 신뢰구간은 (4.55, 118.28)로, 0을 포함하지 않아 매개효과가 유의하다고 판단하였다. 앞의 연구 결과 중 첫 번째와 관련하여 해석하면, 학교의 긍정적인 학업풍토는 읽기 소양에 직접적으로 영향을 미치기보다는 학생의 학업열의를 높임으로써 읽기 소양에 영향을 주는 것으로 볼 수 있다.

다섯째, 앞의 세 번째 연구 결과와 관련하여 읽기 소양에 대한 학업열의의 맥락효과를 생각해보면, 학교 수준에서의 영향력($\beta=0.48$)이 학생 수준에서의 영향력($\beta=0.08$)보다 더 컸다. 맥락효과의 비표준화 계수는 528.48이었으며 이에 대한 95% 신용구간은 (203.66, 939.68)로 0을 포함하지 않음을 확인하였다. 이는 학생의 학업열의가 읽기 소양에 미치는 영향에 대한 맥락효과가 존재하는 것으로 확인되었다. 즉, 학업열의가 비슷한 학생이 학교 평균 학업열의가 높은 학교에 다닐 경우, 학교 평균 학업열의가 낮은 학교에 다닐 경우보다 더 읽기 소양이 높게 나타난다는 것이다. 이는 학교 평균 학업열의가 높은 학교에 재학하는 학생의 경우, 학업에 열정적인 주변 학생들의 영향으로 인해 본인도 학업에 더욱 열중하게 됨으로써 나타나는 결과라고 미루어 해석할 수 있다.

제 2 절 논의

연구 결과를 바탕으로 학교의 학업풍토와 학생의 학업열의, 그리고 읽기 소양의 관계에 대하여 다음과 같은 시사점을 얻을 수 있었다. 첫째, 이 연구는 지금까지 우리나라에서 덜 논의되어 온 학교풍토와 학생의 학업성취 간의 관계에 대해 살펴보았다. 특히 학교의 학업풍토가 학생의 읽기 소양에 영향을 미침을 밝혀냄으로써 학교의 긍정적인 학업풍토 조성의 필요성을 확인하였다. 국외의 경우, 학교풍토와 학생의 학업성취 간의 관계에 대한 연구를 바탕으로 학습 격차 해소와 같은 문제 해결을 위한 노력이 지속적으로 이루어졌지만(Berkowitz et al., 2017; Thapa, 2013), 우리나라는 아직 이에 대한 논의가 많이 이루어지지 않은 상황이다. 학업풍토는 학교 구성원들의 노력을 통해 충분히 변화시킬 수 있다는 점에서 학업성취도 향상을 위한 측면에서 눈여겨볼 만한 요소이다. 이 연구는 이런 관점에서 우리나라 학생들의 자료를 이용하여 학업풍토와 읽기 소양, 즉 넓은 의미에서의 학업성취와의 관계를 살펴보았으며, 특히 그 과정을 학업열의가 매개함을 확인함으로써 그 기제를 보다 분명히 밝혔다는 점에서 의의가 있다. 이 연구 결과는 우리나라 학교 현장에 긍정적인 학업풍토 형성을 위한 정책적인 시사점을 제시할 수 있을 것이다.

둘째, 읽기 소양에 대한 학업열의의 맥락효과가 존재함을 확인하였다. 이는 학업열의가 높지 않은 학생이더라도 평균적인 학업열의가 높은 학교에 재학할 경우 읽기 소양이 높아짐을 의미한다. 이러한 맥락효과가 발생하는 이유에 대해서는 이 연구가 자세한 답을 제공하지 못하지만, Schneider와 Stevenson(1999)이 제안한 또래효과(peer effects)와 관련하여 그 이유를 미루어 짐작해 볼 수 있다. 또래효과란 학생들이 학교에서의 사회적 관계를 통해 더 높은 교육 기대나 성취 수준을 갖게 되는 것을 말한다. 이처럼 같은 학교에 다니는 학생들의 높은 학업열의는 학생 개인에게도 학업에 대한 관심과 열정을 갖게하여 학생 개인의 학업성적 향상에 긍정적인 영향을 미칠 수 있다. 또래효과 이외에도 맥락효과가 발생한 이유에 대해 학교 구성적 맥락변인(school and class composition)이나 과정적 맥락변인(school and class process)을 보다 면밀히 살펴볼 필요가 있으며(Dumay & Dupriez, 2008), 추후 연구를 통해 보

다 자세히 탐색되기를 기대한다.

셋째, 이 연구는 연구 방법론의 관점에서 학교 안에 학생이 배속된 형태의 자료의 다층적 속성을 고려하였다는 점에서 의의가 있다. 특히 아직 국내에서는 많이 다루어지지 않은 베이지안 다층 구조방정식모형과 함께 다층 확인적 요인 분석과 다층 신뢰도 분석 등을 소개하였다. 다층자료에 대하여 단일 수준의 구조방정식모형을 적용할 경우 관측치 간의 비독립성을 고려하지 못해 1종 오류가 증가하게 된다(Raudenbush & Byrk, 2002). 또한 한 수준에서 측정된 변인이 여러 수준에 포함된 경우, 각 수준의 변인은 같은 측정도구를 활용하였더라도 각 수준별로 잠재 변인을 측정하는 측정문항들의 요인계수가 다를 수 있어 단일 수준의 확인적 요인분석으로는 확인하고자 하는 변인이 제대로 측정되었는지 파악하기 어렵다. 나아가 수준에 따라 변인의 구조적 특성이 다른 경우, 단일 수준에서 변인의 신뢰성을 확인하는 방법을 적용하는 것은 적절하지 않으며, 각 수준별로 측정도구의 신뢰도를 확인하는 것이 적절하다. 이 연구에서는 이들 방법을 소개하고 실제 데이터에 적용함으로써 분석 방법에 따른 추정치의 편의(bias)를 줄이고자 하였으며, 특히 동일한 데이터를 단일 수준의 구조방정식으로 분석한 결과를 함께 부록에 제시하여 추정 결과를 비교하였다. 이를 통해 자료의 다층적 속성을 고려한 분석 방법 적용의 필요성을 보였으며, 나아가 앞으로의 연구에 방법론적 기여를 할 것이라 기대한다.

넷째, 이 연구에서는 다층 매개효과를 검증하는 방법으로 몬테카를로 방법을 적용하였으며, 매개효과 검증 방법에 따라 발생할 수 있는 편의와 적절한 방법 적용의 필요성을 강조하고자 단일 수준의 매개효과 검증에 널리 사용되는 Delta 검증 결과를 함께 부록에 제시하였다. Delta 검증은 두 경로의 곱(ab)으로 표현되는 매개효과의 정규성을 가정하며, 이를 바탕으로 95% 신뢰구간을 계산한다. 그러나 매개효과(ab)의 분포는 정규분포이기보다 편포를 이루는 경우가 많기 때문에(Mackinnon et al., 2004; Preacher & Selig, 2012) Delta 검증으로 신뢰구간을 계산할 경우 매개효과의 유의성을 잘못 판단할 가능성이 있다. 부록 2에 제시된 바와 같이, 이 연구의 데이터에 대하여 Delta 검증은 몬테카를로 방법과 달리 매개효과가 유의하지 않다고 판단함을 확인하였다. 이 연구는 시뮬레이션 연구로 주로 이루어졌던 매개효과 검증 방법 비교(예: 손윤희,

2019)를 실제 데이터를 이용하여 수행하였고, 실제로 그 차이를 확인하였다는 점에서 의의가 있다.

한편, 이 연구는 다음과 같은 한계점을 가진다. 먼저 이 연구는 학교의 학업 풍토와 학생의 학업열의, 그리고 읽기 소양의 구조적 관계를 파악하기 위해 PISA 2018의 한국 데이터를 이용하여 분석하였다. PISA 2018 데이터는 횡단 데이터로, 모든 변인을 같은 시점에 조사한다. 물론 이 연구에서는 PISA 2018 한국 데이터의 조사 시점이 5월 경임을 고려하여, 학교의 전체적인 학업풍토가 고1 학생의 학업열의에 영향을 준다고 보는 것이 그 반대 방향보다 더 가능성 이 높다고 판단하여 모형을 설정하였다. 그러나 이는 데이터의 특성에 기반한 연구자의 판단에 가미된 부분이며, 실제로는 꼭 그렇지 않을 수도 있다. 또한 학교풍토, 학업열의, 그리고 읽기 소양 세 가지 변인에 대하여 이들 간의 보다 염밀한 구조적, 인과적 관계나 매개효과를 확인하기 위해서는 횡단 데이터보다 종단데이터를 이용하여 변인 간 시점 차이를 두고 측정하는 것이 좀 더 바람직 할 것이다. 따라서 후속 연구에서는 세 변인의 구조적 관계에 대하여 종단 데이터로 분석을 한다면, 변인들 간의 인과적 방향성에 대해 보다 명확하게 논의할 수 있을 것으로 기대한다.

참 고 문 헌

- 장상진(2016). **다층모형**. 서울: 학지사.
- 장대중, 염시창. (2013). PISA 2009 읽기성취도 데이터를 활용한 학교효과 분석. **교과교육학연구**, 17(2), 323-345.
- 장대중(2015). PISA 2009와 NAEA 2009에 모두 참여한 학생 및 학교의 학교효과 분석. **학습자중심교과교육연구**, 15(10), 1-19.
- 장정원(2002). 교사의 효능감과 학생의 학업성취도간의 관계분석 연구. **열린교육연구**, 10(2), 43-60.
- 고진영, 이경화(2003). 학령기 아동의 자아개념과 학업성취도와의 관계연구. **영재와 영재교육**, 29-47.
- 교육부(2019a). OECD 국제 학업성취도 비교 연구(PISA 2018) 결과 발표. [보도자료].
- 교육부(2019b). OECD 국제 학업성취도 비교 연구(PISA 2018) 결과 발표 별첨자료. [보도자료].
- 김경희, 이현숙, 신진아(2013). 다층 구조방정식모형을 활용한 교육 맥락 변인과 학업성취도의 관계 분석. **교육평가연구**, 26(2), 477-506.
- 김나영, 황혜영(2020). Lasso 별점회귀모형을 적용한 중학생의 학업열의 관련 변수 탐색. **교육문화연구**, 26(6), 337-355.
- 김남희(2012). PISA 읽기 소양과 21세기 국어 능력. **한국어교육학회**, 138, 41-71.
- 김소영(2013). TIMSS 2007 데이터를 활용한 우리나라 중학교의 맥락효과 탐색: 영국, 일본, 싱가포르, 미국의 맥락효과와 비교. **아시아교육연구**, 14(2), 51-74.
- 김아영(2012). 교사전문성 핵심요인으로서의 교사효능감. **교육심리연구**, 26(1), 63-84.
- 김재철(2005). 성별과 학습선후도 유형에 따른 독서흥미, 독서량, 인지전략, 학문적 자신감, 읽기소양의 구조적 관계. **교육심리연구**, 19(1), 93-114.

- 김재철, 임효진(2014). 부모와 학생관련 변수가 고등학생의 읽기성취에 미치는 효과. *교육평가연구*, 27(2), 513-543.
- 김혜숙(2012). ICT 활용이 학업성취도에 미치는 영향: PISA 2009 한국 자료를 중심으로. *아시아교육연구*, 13(1), 1-22.
- 김효진, 오승연, 홍세희(2018). 인적자원개발과 조직성과 간 관계에 대한 직무만족의 다중매개효과 검증. *HRD연구*, 20(1), 71-96.
- 박선미, 박병기(2014). 매개효과 연구의 동향분석과 새로운 방향 탐색. *교육심리연구*, 28(1), 41-70.
- 박종희(2014). 베이지안 사회과학 방법론이란 무엇인가?. *평화연구*, 22(1), 481-529.
- 박주현, 장우권(2014). PISA 2009 학업성취도에 대한 학교도서관 변인의 영향력 분석. *정보관리학회지*, 31(3), 331-351.
- 박현정, 하여진(2011). PISA 읽기소양 우수 및 취약집단 학생들에 대한 결정요인 변화. *교육평가연구*, 24(4), 921-942.
- 박현희, 이경화(2019). 초인지 전략 활용 독서지도가 유아의 언어능력, 읽기 초인지 및 언어자아개념 향상에 미치는 효과. *Global Creative Leader: Education & Learning*, 9(1), 21-41.
- 박혜숙(2008). 시간에 따른 중학생의 독서태도, 독서습관, 독서시간과 국어성취도와의 관계. *교육과학연구*, 39(3), 27-49.
- 박혜영, 임현정(2015). 읽기 성취수준 향상의 교육맥락변인 분석. *독서연구*, 36, 149-175.
- 백순근(2004). *학위논문 작성을 위한 교육연구 및 통계분석*. 서울: 교육과학사.
- 서혁, 서수현(2007). 읽기 능력 검사 개발 연구 (1): 읽기 능력 검사의 하위 영역 설정 연구. *한국어교육학회*, 123, 213-242.
- 성기선(1998). *학교효과 연구의 이론과 방법론*. 서울: 원미사.
- 손윤희(2019). *다층 구조방정식모형을 활용한 매개효과 분석 : 모의실험 연구를 중심으로*. 박사학위논문. 서울대학교.
- 손윤희, 박현정(2020). *다층 구조방정식모형을 활용한 다층 매개효과 분석*.

- 석. **교육평가연구**, 33(1), 99–127.
- 손윤희, 박현정, 박민호(2020). 랜덤 포레스트를 활용한 읽기소양 수준에 따른 집단 결정요인 분석: PISA 2018 자료를 중심으로. **아시아 교육연구**, 21(1), 191–215.
- 송미영, 임현정, 김성숙(2015). PISA 성취수준 향상에 미치는 교육맥락변인의 차별적 효과 분석. **한국교육**, 42(1), 249–273.
- 염시창, 강대중(2013). PISA 2009 읽기성취도 데이터를 활용한 학교효과 분석. **교과교육학연구**, 43, 323–345.
- 이금호(2016). 베이지안 다층 구조방정식모형을 적용한 학생 및 학교 수준 변인과 수학성취도의 관계 분석. 박사학위논문. 충남대학교.
- 이금호, 정혜원(2016). 베이지안 다층 구조방정식모형을 적용한 학생 및 학교수준 변인과 수학성취도의 관계 분석. **아시아교육연구**, 17(2), 177–205.
- 이인화, 구남욱(2019). PISA 2015 읽기 영역 결과에 나타난 한국 학생들의 성취 특성 및 교육맥락변인의 영향력 분석 연구. **독서연구**, 50, 113–144.
- 이정민, 정혜원(2019). 교육훈련 직무연관성, 자기주도적 학습지원 참여, 역량평가제 실시와 인적자원성과 간 관계에서 조직몰입의 다층 매개효과. **교육학연구**, 182, 227–255.
- 정은혜, 김현주, 손은령(2021). 부모양육태도, 교사애착, 학업열의, 학업무기력의 관계에서 자아존중감의 매개효과. **학습자중심교과교육연구**, 21(18), 67–85.
- 정혜경, 조지민(2013). PISA 2009 읽기와 사회경제적 배경 변인에 기반한 역경 극복 학생 특성 분석. **교육과정평가연구**, 16(1), 161–184.
- 정혜원, 박소영, 김정인, 김아름(2021). 청소년의 읽기 소양과 삶의 만족도의 영향변인 탐색: PISA 2018 한국 펀란드 국제비교. **교육과정평가연구**, 24(1), 123–152.
- 조성민, 구남욱, 김현정, 이소연, 이인화(2019). OECD 국제 학업성취도 평가

- 연구 : PISA 2018 결과 보고서. 한국교육과정평가원.
- 조성민, 구남욱, 이소연, 이인화, 김현정(2019). OECD 국제 학업성취도 평가 연구: PISA 2018 결과 보고서. 한국교육과정평가원.
- 최숙기(2017). 청소년 읽기 부진 학생들의 읽기 특성 분석 및 읽기 부진의 유형 분류. *독서연구*, 44, 37-67.
- 한수연, 박용한(2022). 교사지지와 학업성취 간 관계에서 자기초월가치와 숙달목표의 역할: 다층구조방정식을 적용한 매개효과 분석. *교육학연구*, 60(1), 351-379.
- Anderson, C. S. (1982). The search for school climate: A review of the research. *Review of educational research*, 52(3), 368-420.
- Appleton, J. J., Christenson, S. L., & Furlong, M. J. (2008). Student engagement with school: Critical conceptual and methodological issues of the construct. *Psychology in the Schools*, 45(5), 369-386.
- Bandura, A. (1986). *Making a difference: Teacher sense of efficacy and student achievement*. New York: Longman.
- Barber, A. T., & Klauda, S. L. (2020). How reading motivation and engagement enable reading achievement: Policy implications. *Policy Insights from the Behavioral and Brain Sciences*, 7(1), 27-34.
- Barcikowski, R. S. (1981). Statistical power with group mean as the units of analysis. *Journal of Educational Statistics*, 6(3), 267-285.
- Baron, P., & Corbin, L. (2012). Student engagement: Rhetoric and reality. *Higher Education Research & Development*, 31(6), 759-772.
- Berkowitz, M. W., & Bier, M. C. (2007). What works in character education. *Journal of Research in Character Education*, 5(1), 29-48.

- Berkowitz, R., Moore, H., Astor, R. A., & Benbenishty, R. (2017). A research synthesis of the associations between socioeconomic background, inequality, school climate, and academic achievement. *Review of Educational Research*, 87(2), 425–469.
- Bliese, P. D. (1998). Group size, ICC values, and group-level correlations: A simulation. *Organizational research methods*, 1(4), 355–373.
- Bollen, K. A. (1989). *Structural equations with latent variables*. New York, NY: Wiley.
- Braun, S., Peus, C., Weisweiler, S., & Frey, D. (2013). Transformational leadership, job satisfaction, and team performance: A multilevel mediation model of trust. *The leadership quarterly*, 24(1), 270–283.
- Brookover, W. B., Schweitzer, J. H., Schneider, J. M., Beady, C. H., Flood, P. K., & Wisenbaker, J. M. (1978). Elementary school social climate and school achievement. *American educational research journal*, 15(2), 301–318.
- Brooks, S. P., & Gelman, A. (1998). General methods for monitoring convergence of iterative simulations. *Journal of computational and graphical statistics*, 7(4), 434–455.
- Cantrell, S. C., & Hughes, H. K. (2008). Teacher efficacy and content literacy implementation: An exploration of the effects of extended professional development with coaching. *Journal of literacy research*, 40(1), 95–127.
- Carmona-Halty, M., Salanova, M., Llorens, S., & Schaufeli, W. B. (2021). Linking positive emotions and academic performance: The mediated role of academic psychological capital and academic engagement. *Current Psychology*, 40(6), 2938–2947.
- Caro, D. H., & Biecek, P. (2017). intsvy: An R package for analyzing

- international large-scale assessment data. *Journal of Statistical Software*, 81, 1–44.
- Chan, D. (1998). Functional relations among constructs in the same content domain at different levels of analysis: A typology of composition models. *Journal of applied psychology*, 83(2), 234.
- Chase, P. A., Hilliard, L. J., Geldhof, G. J., Warren, D. J., & Lerner, R. M. (2014). Academic achievement in the high school years: The changing role of school engagement. *Journal of Youth and Adolescence*, 43(6), 884–896.
- Chen, J. J. L. (2005). Relation of academic support from parents, teachers, and peers to Hong Kong adolescents' academic achievement: The mediating role of academic engagement. *Genetic, social, and general psychology monographs*, 131(2), 77–127.
- Chong, W. H., Klassen, R. M., Huan, V. S., Wong, I., & Kates, A. D. (2010). The relationships among school types, teacher efficacy beliefs, and academic climate: Perspective from Asian middle schools. *The Journal of Educational Research*, 103(3), 183–190.
- Christenson, S. L., Reschly, A. L., Appleton, J.J., Berman-Young, S., Spanjers, D. M., & Varro. P. (2008). Best Practices in Fostering Student Engagement. In A. Thomas, & J. Grimes (Eds.), *Best practice in school psychology* (Vol 5, pp. 1099–1105). National Association of School Psychologist.
- Cohen, J., Cohen, P., West, S. G., & Aiken, L. S. (2003). *Applied multiple correlation/regression analysis for the social sciences*. Mahwah, NJ: Erlbaum.
- Corkett, J., Hatt, B., & Benevides, T. (2011). Student and teacher self-efficacy and the connection to reading and writing. *Canadian Journal of Education/Revue canadienne de*

- L'éducation*, 34(1), 65–98.
- Cronbach, L. J. (1951). Coefficient alpha and the internal structure of tests. *Psychometrika*, 16(3), 297–334.
- Cruz, K. S., & Pil, F. K. (2011). Team design and stress: A multilevel analysis. *Human relations*, 64(10), 1265–1289.
- Daily, S., Mann, M., Kristjansson, A., Smith, M., & Zullig, K. (2019). School Climate and Academic Achievement in Middle and High School Students. *The Journal of School Health*, 89(3), 173–180.
- De Naeghel J., Van Keer H., Vansteenkiste M., Rosseel Y. (2012). The relation between elementary students' recreational and academic reading motivation, reading frequency, engagement, and comprehension: A self-determination theory perspective. *Journal of Educational Psychology*, 104, 1006 - 1021.
- Depaoli, S., & Clifton, J. P. (2015). A Bayesian approach to multilevel structural equation modeling with continuous and dichotomous outcomes. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 22(3), 327–351.
- Dogan, U. (2015). Student Engagement, Academic Self-efficacy, and Academic Motivation as Predictors of Academic Performance. *Anthropologist*, 20(3), 553–561.
- Dumay, X. & Dupriez, V. (2008). Does the school composition effect matter? Evidence from Belgian data. *British journal of educational study*, 56(4), 440–477.
- Dunkley, D. M., Ma, D., Lee, I. A., Preacher, K. J., & Zuroff, D. C. (2014). Advancing complex explanatory conceptualizations of daily negative and positive affect: Trigger and maintenance coping action patterns. *Journal of Counseling Psychology*, 61(1), 93–109.

- Dunn, T. J., Baguley, T., & Brunsden, V. (2014). From alpha to omega: A practical solution to the pervasive problem of internal consistency estimation. *British Journal of Psychology*, 105(3), 399–412.
- Dyer, N. G., Hanges, P. J., & Hall, R. J. (2005). Applying multilevel confirmatory factor analysis techniques to the study of leadership. *The leadership quarterly*, 16(1), 149–167.
- Fan, W., & Williams, C. (2018). The mediating role of student motivation in the linking of perceived school climate and achievement in reading and mathematics. *Frontiers in Education*. 3, 50.
- Fatou, N., & Kubiszewski, V. (2018). Are perceived school climate dimensions predictive of students' engagement?. *Social Psychology of Education*, 21(2), 427–446.
- Frank E Harrell Jr, with contributions from Charles Dupont and many others. (2021). *Hmisc: Harrell Miscellaneous. R package version 4.5-0*. <https://CRAN.R-project.org/package=Hmisc>
- Fredricks, J. A., Blumenfeld, P. C., & Paris, A. H. (2004). School Engagement: Potential of the Concept, State of the Evidence. *Review of Educational Research*, 74(1), 59–109.
- Fritz, M. S., & MacKinnon, D. P. (2007). Required sample size to detect the mediated effect. *Psychological Science*, 18, 233–239.
- Fritz, M. S., Taylor, A. B., & MacKinnon, D. P. (2012). Explanation of two anomalous results in statistical mediation analysis. *Multivariate Behavioral Research*, 47, 61–87.
- Geiser, C. (2012). *Data analysis with Mplus*. New York, NY: The Guilford Press.
- Geldhof, G. J., Preacher, K. J., & Zyphur, M. J. (2014). Reliability estimation in a multilevel confirmatory factor analysis framework.

- Psychological Methods*, 19(1), 72–91.
- Gelman, A., & Rubin, D. B. (1992). Inference from iterative simulation using multiple sequences. *Statistical science*, 7(4), 457–472.
- Goldstein, H., & McDonald, R. P. (1988). A general model for the analysis of multilevel data. *Psychometrika*, 53(4), 455–467.
- Goldstein, H. (2011). *Multilevel statistical models*. Hoboken, N.J: Wiley.
- Graham, J. M. (2006). Congeneric and (essentially) tau-equivalent estimates of score reliability: What they are and how to use them. *Educational and Psychological Measurement*, 66(6), 930–944.
- Grazia, V. (2022). A longitudinal study of school climate: Reciprocal effects with student engagement and burnout. *Psychology in the Schools*, 59(8), 1521–1537.
- Guo, Y., Piasta, S. B., Justice, L. M., & Kaderavek, J. N. (2010). Relations among preschool teachers' self-efficacy, classroom quality, and children's language and literacy gains. *Teaching and Teacher education*, 26(4), 1094–1103.
- Guthrie J. T., & Wigfield A. (2000). Engagement and motivation in reading. In Kamil M. L., Mosenthal P. B., Pearson P. D., Barr R. (Eds.), *Reading research handbook* (Vol. 3, pp. 403 - 424). Lawrence Erlbaum.
- Halpin, A.W., & Croft, D.B. (1963). *The Organizational Climate of Schools*. Chicago: Midwest Administration Center, University of Chicago.
- Hayes, A. F. (2018). Partial, conditional, and moderated mediation: Quantification, inference, and interpretation. *Communication monographs*, 85(1), 4–40.
- Haynes, N. M., Emmons, C., & Ben-Avie, M. (1997). School climate as a factor in student adjustment and achievement. *Journal of educational and psychological consultation*, 8(3), 321–329.

- Heck, R. H., & Thomas, S. L. (2015). *An introduction to multilevel modeling techniques: MLM and SEM approaches using Mplus (3rd edition)*. New York: Routledge.
- Heidelberger P & Welch PD. (1983). Simulation run length control in the presence of an initial transient. *Operations Research*, 31(6), 1109–1144.
- Hopson, L. M., & Lee, E. (2011). Mitigating the effect of family poverty on academic and behavioral outcomes: The role of school climate in middle and high school. *Children and Youth Services Review*, 33(11), 2221–2229.
- Hox, J. J., & Maas, C. J. M. (2001). The accuracy of multilevel structural equation modeling with pseudo balanced groups and small samples. *Structural Equation Modeling*, 8, 157 - 174.
- Hoy, W. K., & Hannum, J. W. (1997). Middle school climate: An empirical assessment of organizational health and student achievement. *Educational Administration Quarterly*, 33(3), 290–311.
- Hoy, W. K., Sweetland, S. R., & Smith, P. A. (2002). Toward an organizational model of achievement in high schools: The significance of collective efficacy. *Educational Administration Quarterly*, 38(1), 77–93.
- Hoyle, R. H., & Panther, A. T. (1995). Writing about structural equation models. In R. H. Hoyle (Ed.), *Structural equation modeling: Concepts, issues, and applications* (pp. 158–176). London: Sage.
- Hu, L. T., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling*, 6, 1–55.
- Hughes, J. N., Wu, J. Y., Kwok, O. M., Villarreal, V., & Johnson, A. Y. (2012). Indirect effects of child reports of teacher-student

- relationship on achievement. *Journal of Educational Psychology*, 104(2), 350.
- Hwang, J., & Hopkins, K. (2012). Organizational inclusion, commitment, and turnover among child welfare workers: A multilevel mediation analysis. *Administration in Social Work*, 36(1), 23–39.
- Jia, Y., Way, N., Ling, G., Yoshikawa, H., Chen, X., Hughes, D., & Lu, Z. (2009). The influence of student perceptions of school climate on socioemotional and academic adjustment: A comparison of Chinese and American adolescents. *Child development*, 80(5), 1514–1530.
- Kaplan, D., & Depaoli, S. (2012). Bayesian structural equation modeling. In R. H. Hoyle (Ed.), *Handbook of structural equation modeling* (pp. 650–673). The Guilford Press.
- Kenny, D. A., & Judd, C. M. (1986). Consequences of violating the independence assumption in analysis of variance. *Psychological bulletin*, 99(3), 422–431.
- Konold, T., Cornell, D., Jia, Y., & Malone, M. (2018). School climate, student engagement, and academic achievement: A latent variable, multilevel multi-informant examination. *Aera Open*, 4(4), 1–17.
- Koyuncu, İ., & Firat, T. (2020). Investigating reading literacy in PISA 2018 assessment. *International Electronic Journal of Elementary Education*, 13(2), 263–275.
- Krull, J. L., & MacKinnon, D. P. (1999). Multilevel mediation modeling in group-based intervention studies. *Evaluation review*, 23(4), 418–444.
- Krull, J. L., & MacKinnon, D. P. (2001). Multilevel modeling of individual and group level mediated effects. *Multivariate behavioral research*, 36(3), 317–348.

- research*, 36(2), 249–277.
- Kwong, D., & Davis, J. R. (2015). School Climate for Academic Success: A Multilevel Analysis of School Climate and Student Outcomes. *Journal of Research in Education*, 25(2), 68–81.
- Lau, K., & Ho, E. (2015). Reading Performance and Self-regulated Learning of Hong Kong Students: What We Learnt from PISA 2009. *The Asia-Pacific Education Researcher*, 25(1), 159–171.
- Laukaityte, I., & Wiberg, M. (2017). Using plausible values in secondary analysis in large-scale assessments. *Communications in Statistics. Theory and Methods*, 46(22), 11341–11357.
- Lee, J. -S. (2014). The Relationship Between Student Engagement and Academic Performance: Is It a Myth or Reality? *The Journal of Educational Research*, 107(3), 177–185.
- Lee S. Y. (2007). *Structural Equation Modelling: A Bayesian Approach*, London: John Wiley & Sons.
- Li, X., & Beretvas, S. N. (2013). Sample size limits for estimating upper level mediation models using multilevel SEM. *Structural Equation Modeling*, 20, 241–264.
- Lüdtke, O., Marsh, H. W., Robitzsch, A., Trautwein, U., Asparouhov, T., & Muthén, B. O. (2008). The multilevel latent covariate model: A new, more reliable approach to group-level effects in contextual studies. *Psychological Methods*, 13(3), 203–229.
- Logan, S., & Johnston, R. (2010). Investigating gender differences in reading. *Educational review*, 62(2), 175–187.
- Longford, N. T., & Muthén, B. O. (1992). Factor analysis for clustered observations. *Psychometrika*, 57(4), 581–597.
- MacKinnon, D. P., Lockwood, C. M., & Williams, J. (2004). Confidence limits for the indirect effect: Distribution of the product and

- resampling methods. *Multivariate Behavioral Research*, 39(1), 99–128.
- Matsumura, L. C., Garnier, H. E., & Spybrook, J. (2013). Literacy coaching to improve student reading achievement: A multi-level mediation model. *Learning and Instruction*, 25, 35–48.
- Ma, X., & Klinger, D. A. (2000). Hierarchical linear modelling of student and school effects on academic achievement. *Canadian Journal of Education/Revue canadienne de l'éducation*, 25(1), 41–55.
- Marsh, H. W. (1987). The big-fish-little-pond effect on academic self-concept. *Journal of Educational Psychology*, 79(3), 280–295.
- McDonald, R. P. (1985). *Factor analysis and related methods*. Psychology Press: New York, NY.
- McDonald, R. P., & Goldstein, H. (1989). Balanced versus unbalanced designs for linear structural relations in two level data. British *Journal of mathematical and statistical psychology*, 42(2), 215–232.
- McEvoy, A., & Welker, R. (2000). Antisocial behavior, academic failure, and school climate: A critical review. *Journal of Emotional and Behavioral disorders*, 8(3), 130–140.
- Meuleman, B., & Billiet, J. (2009). A Monte Carlo sample size study: How many countries are needed for accurate multilevel SEM?. *Survey Research Methods*, 3(1), 45–58.
- Moos, R. H. (1978). A typology of junior high and high school classrooms. *American Educational Research Journal*, 15(1), 53–66.
- Moos, R. H., & Moos, B. S. (1978). Classroom social climate and student absences and grades. *Journal of Educational Psychology*, 70(2), 263–269.

- Mo, Y., & Singh, K. (2008). Parents' Relationships and Involvement: Effects on Students' School Engagement and Performance. *RMLE Online: Research in Middle Level Education*, 31(10), 1–11.
- Morin, A. J., Marsh, H. W., Nagengast, B., & Scalas, L. F. (2014). Doubly latent multilevel analyses of classroom climate: An illustration. *The Journal of Experimental Education*, 82(2), 143–167.
- Mullis, I. V., Kennedy, A. M., Martin, M. O., & Sainsbury, M. (2019). *PIRLS 2021 Assessment Framework and Specifications: Progress in International Reading Literacy Study*. TIMSS & PIRLS, International Study Center, Lynch School of Education, Manressa House, Boston College, 140 Commonwealth Street, Chestnut Hill, MA 02467.
- Muthén, B. O. (1989). Latent variable modeling in heterogeneous populations. *Psychometrika*, 54(4), 557–585.
- Muthén, B. O. (1990). *Mean and covariance structure analysis of hierarchical data*(UCLA Statistics Series, No. 62). Los Angeles: University of California.
- Muthén, B. O. (1994). Multilevel covariance structure analysis. *Sociological Methods and Research*, 22, 376–398.
- Muthén, L. K., & Muthén, B. O. (1998–2018). *Mplus User's Guide*. Sixth Edition. Los Angeles, CA: Muthén & Muthén.
- Muthén B, Asparouhov T. (2008). Growth mixture modeling: analysis with non-Gaussian random effects. In *Longitudinal Data Analysis*, ed. G Fitzmaurice, M Davidian, G Verbeke, G Molenberghs, (pp. 143–65). Boca Raton, FL: Chapman & Hall/CRC.
- Muthén, B. O., (2010). *Bayesian analysis in Mplus: A brief in*

- introduction.* Available from
<http://www.statmodel.com/download/introbayesversion%203.pdf>.
- Muthén, B. O. (2011). *Mean and covariance structure analysis of hierarchical data*. UCLA: Department of Statistics, UCLA.
- Najafabadi, A. T., Omidi, M., & Farid-Rohani, M. (2013). Factors contributing to academic achievement: a Bayesian structure equation modelling study. *International Journal of Mathematical Education in Science and Technology*, 44(4), 490–500.
- National School Climate Council. (2007). *The School Climate Challenge: Narrowing the gap between school climate research and school climate policy, practice guidelines and teacher education policy*. Retrieved from www.schoolclimate.org/climate/policy.php
- Newmann, F. M., Wehlage, G. G., & Lamborn, S. D. (1992). The significance and sources of student engagement. In F. Newmann (Ed.), *Student engagement and achievement in American secondary schools* (pp.11–39). New York: Teachers College Press.
- Ning, B., Van Damme, J., Van Den Noortgate, W., Yang, X., & Gielen, S. (2015). The influence of classroom disciplinary climate of schools on reading achievement: A cross-country comparative study. *School Effectiveness and School Improvement*, 26(4), 586–611.
- Nunnally JC, & Bernstein IH. (1994). *Psychometric theory*, New York: McGraw-Hill.
- OECD. (2009). *PISA data analysis manual: SPSS (2nd ed.)*. Paris: OECD Publishing.
- OECD. (2019a). *PISA 2018 assessment and analytical framework*.

- Paris: OECD Publishing.
- OECD. (2019b). *PISA 2018 results(Volume I): What students know and can do*. Paris: OECD Publishing.
- Pallas, A. M. (2003). Educational transitions, trajectories, and pathways. In *Handbook of the life course* (pp. 165–184). Springer, Boston, MA.
- Pedhazur, E. J. (1982). *Multiple regression in behavioral research: Explanation and prediction*. Fort Worth, TX: Holt, Rinehart & Winston.
- Perera, H., & John, J. (2020). Teachers' self-efficacy beliefs for teaching math: Relations with teacher and student outcomes. *Contemporary Educational Psychology, 61*, 101842.
- Perry, A. (1908). *The management of a city school*. New York: Macmillan.
- Perry, J. C., Liu, X., & Pabian, Y. (2010). School engagement as a mediator of academic performance among urban youth: The role of career preparation, parental career support, and teacher support. *The Counseling Psychologist, 38*(2), 269–295.
- Petrie, K. (2014). The relationship between school climate and student bullying. *TEACH Journal of Christian Education, 8*(1), 7.
- Pham, T. V. (2017). *The performance of multilevel structural equation modeling(MSEM) in comparison to multilevel modeling(MLM) in multilevel mediation analysis with non-normal data*. Doctoral dissertation, University of South Florida.
- Phan, H. P., & Ngu, B. H. (2014). An Empirical Analysis of Students' Learning and Achievements: A Motivational Approach. *Education Journal, 3*(4), 203–216.
- Phillips, M. (1997). What makes schools effective? A comparison of the relationships of communitarian climate and academic

- climate to mathematics achievement and attendance during middle school. *American educational research journal*, 34(4), 633–662.
- Prati, G. (2012). A social cognitive learning theory of homophobic aggression among adolescents. *School Psychology Review*, 41(4), 413–428.
- Preacher, K. J., & Hayes, A. F. (2008). Asymptotic and resampling strategies for assessing and comparing indirect effects in multiple mediator models. *Behavior Research Methods*, 40, 879–891.
- Preacher, K. J., & Selig, J. P. (2012). Advantages of Monte Carlo confidence intervals for indirect effects. *Communication Methods and Measures*, 6, 77 - 98.
- Preacher, K. J., Zyphur, M. J., & Zhang, Z. (2010). A general multilevel SEM framework for assessing multilevel mediation. *Psychological methods*, 15(3), 209.
- Preacher, K., Zhang, Z., & Zyphur, M. (2011). Alternative Methods for Assessing Mediation in Multilevel Data: The Advantages of Multilevel SEM. *Structural Equation Modeling*, 18(2), 161–182.
- Progress in International Reading Literacy Study(PIRLS). (2021). *PIRLS 2021 Assessment Frameworks*. IEA. Boston College Chestnut Hill, MA, USA.
- Rabe-Hesketh, S., Skrondal, A., & Zheng, X. (2007). Multilevel structural equation modeling. In *Handbook of latent variable and related models* (pp. 209–227). North-Holland.
- Raftery, A. E., & Lewis, S. M. (1992). [Practical Markov Chain Monte Carlo]: comment: one long run with diagnostics: implementation strategies for Markov Chain Monte Carlo. *Statistical science*, 7(4), 493–497.

- Raudenbush, S. W., & Bryk, A. S. (2002). *Hierarchical linear models: Applications and data analysis methods*. Thousand Oaks, CA: Sage.
- Ravinder, E. B., & Saraswathi, A. B. (2020). Literature review of Cronbach alpha coefficient (α) And McDonald's omega coefficient (Ω). *European Journal of Molecular & Clinical Medicine*, 7(6), 2943–2949.
- Raykov, T. (1997). Scale reliability, Cronbach's coefficient alpha, and violations of essential tau-equivalence with fixed congeneric components. *Multivariate behavioral research*, 32(4), 329–353.
- Revelle, W. (2021) *psych: Procedures for Personality and Psychological Research*. Northwestern University, Evanston, Illinois, USA, <https://CRAN.R-project.org/package=psych> Version = 2.1.6,.
- Reyes, M. R., Brackett, M. A., Rivers, S. E., White, M., & Salovey, P. (2012). Classroom emotional climate, student engagement, and academic achievement. *Journal of Educational Psychology*, 104(3), 700–712.
- Reynolds, K. J., Lee, E., Turner, I., Bromhead, D., & Subasic, E. (2017). How does school climate impact academic achievement? An examination of social identity processes. *School Psychology International*, 38(1), 78–97.
- Rojas-Torres, L., Ordóñez, G., & Calvo, K. (2021, May). Teacher and student practices associated with performance in the PISA reading literacy evaluation. *Frontiers in Education*, 6, 658973.
- Ruiz, L. D., McMahon, S. D., & Jason, L. A. (2018). The role of neighborhood context and school climate in school level academic achievement. *American journal of community psychology*, 61(3–4), 296–309.
- Ryu, E. (2008). *Evaluation of model fit in multilevel structural equation*

- modeling: Level-specific model fit evaluation and the robustness to non-normality.* Doctoral dissertation, Arizona State University.
- Ryu, E. (2011). Effects of skewness and kurtosis on normal-theory based maximum likelihood test statistic in multilevel structural equation modeling. *Behavior Research Methods*, 43, 1066 - 1074.
- Ryu, E. (2015). The role of centering for interaction of level 1 variables in multilevel structural equation models. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 22(4), 617-630.
- Schaufeli, W. B., Martez, I. M., Marques Pinto, A., Salanova, M., & Bakker, A. B. (2002a). Burnout and engagement in university students: Across-national study. *Journal of Cross-Cultural Psychology*, 33, 464-481.
- Schaufeli, W. B., Salanova, M., & Gonzales-roma,, V. (2002b). The measurement of burnout and engagement: A confirmatory factor analytic approach. *Journal of Happiness Studies*, 3, 71-92.
- Schermelleh-Engel, K., Moosbrugger, H., & Müller, H. (2003). Evaluating the fit of structural equation models: Tests of significance and descriptive goodness-of-fit measures. *Methods of psychological research online*, 8(2), 23-74.
- Schneider, B. & Stevenson, D. (1999). *The Ambitious Generation: America's Teenagers, Motivated but Directionless*. New Haven: Yale University Press.
- Simons Morton, B. G., & Crump, A. D. (2003). Association of parental involvement and social competence with school adjustment and engagement among sixth graders. *Journal of School Health*, 73(3), 121-126.
- Singh, K., Granville, M., & Dika, S. (2002). Mathematics and science achievement: Effects of motivation, interest, and academic engagement. *The journal of educational research*, 95(6), 323-332.

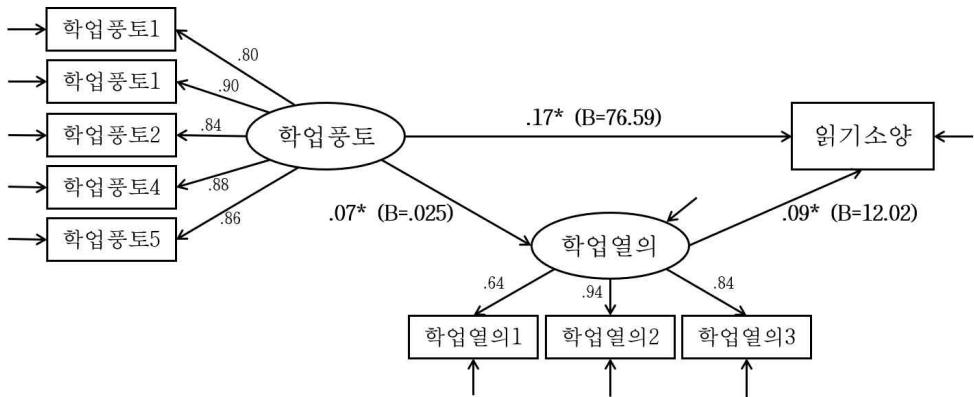
- Sherblom, S. A., Marshall, J. C., & Sherblom, J. C. (2006). The relationship between school climate and math and reading achievement. *Journal of Research in Character Education*, 4(1-2), 19–31.
- Sobel, M. E. (1982). Asymptotic confidence intervals for indirect effects in structural equation models. *Sociological methodology*, 13, 290–312.
- Stewart, E. (2008). School Structural Characteristics, Student Effort, Peer Associations, and Parental Involvement. *Education and Urban Society*, 40(2), 179–204.
- Sweetland, S. R., & Hoy, W. K. (2000). School characteristics and educational outcomes: Toward an organizational model of student achievement in middle schools. *Educational Administration Quarterly*, 36, 703 - 729.
- Talloen, W., Loeys, T., & Moerkerke, B. (2019). Consequences of unreliability of cluster means and unmeasured confounding on causal effects in multilevel mediation models. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 26(2), 191–211.
- Taylor, B. M., Frye, B. J., & Maruyama, G. M. (1990). Time spent reading and reading growth. *American Educational Research Journal*, 27(2), 351–362.
- Thapa, A. (2013). School Climate Research. *National School Climate Center*.
- Trizano-Hermosilla, I., & Alvarado, J. M. (2016). Best Alternatives to Cronbach's Alpha Reliability in Realistic Conditions: Congeneric and Asymmetrical Measurements. *Frontiers in Psychology*, 7.
- Wang, M. T., & Holcombe, R. (2010). Adolescents' perceptions of school environment, engagement, and academic achievement in middle school. *American educational research journal*, 47(3), 633–662.
- Wang, M. T., & Degol, J. L. (2016). School climate: A review of the

- construct, measurement, and impact on student outcomes. *Educational psychology review*, 28(2), 315–352.
- Watts, T., Duncan, G., Chen, M., Claessens, A., Davis-Kean, P., Duckworth, K., & Susperreguy, M. (2015). The Role of Mediators in the Development of Longitudinal Mathematics Achievement Associations. *Child Development*, 86(6), 1892–1907.
- Yang, Y., & Green, S. B. (2011). Coefficient alpha: A reliability coefficient for the 21st century?. *Journal of psychoeducational assessment*, 29(4), 377–392.
- Zhang, Z., Zyphur, M., & Preacher, K. (2009). Testing Multilevel Mediation Using Hierarchical Linear Models. *Organizational Research Methods*, 12(4), 695–719.
- Zhang, Z., Zyphur, M. J., & Preacher, K. J. (2009). Testing multilevel mediation using hierarchical linear models: Problems and solutions. *Organizational Research Methods*, 12(4), 695–719.
- Zhang, Z., & Yuan, K. H. (2016). Robust coefficients alpha and omega and confidence intervals with outlying observations and missing data: Methods and software. *Educational and Psychological Measurement*, 76, 387–411.

부 록

1. 자료의 다층구조를 고려하지 않고 1수준에서 분석하였을 때의 경로계수 및 간접효과 추정치

[그림 부록-1]은 학교의 학업풍토가 학생의 학업열의를 매개하여 읽기 소양에 영향을 미치는지에 대해 자료의 다층적 속성을 고려하지 않고 변인들을 모두 1수준에서 분석한 결과이다. <표 부록-1>은 이때의 간접효과를 추정 및 검증한 것이며, 유의성 검증을 위한 신뢰구간은 몬테카를로 방법을 적용하여 구하였다. 분석 결과, 다층 구조방정식모형으로 분석했을 때와 달리 경로계수가 모두 유의하였다. 간접효과는 다층구조를 고려하였을 때보다 작게 추정되었으며 이는 유의하지 않았다.



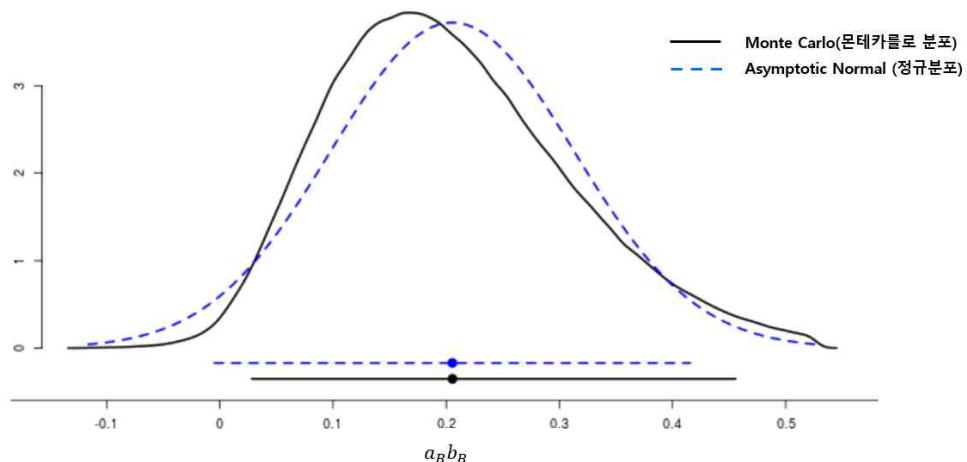
[그림 부록-1] 다층구조를 고려하지 않았을 때의 경로계수 추정 결과

<표 부록-1> 다층구조를 고려하지 않았을 때의 간접효과 추정 및 검증 결과

경로	간접효과		95% MC 신뢰구간	
	표준화 계수(β)	표준 오차	lower	upper
학업풍토 → 학업열의 → 읽기 소양	0.006	0.50	-1.09	1.12

2. Delta 검증을 활용하여 구한 다층 매개효과의 신뢰구간과 M 몬테카를로 방법을 활용하여 구한 다층 매개효과의 신뢰구간 비교

[그림 부록-2]는 이 연구에서 상정한 2수준 간접효과에 대해 Delta 검증과 몬테카를로 방법을 이용해 구한 신뢰구간을 비교한 것이다. Delta 검증의 경우, 두 경로의 곱으로 표현되는 매개효과(ab)의 정규분포를 가정한다. Delta 검증 결과, 간접효과의 표준화 계수는 0.20(표준오차=0.10), 95% 신뢰구간은 (-0.005, 0.41)로 0을 포함하였다. 이에 근거하면 몬테카를로 신뢰구간인 (0.02, 0.45)와 반대로 간접효과가 유의하지 않다는 결론을 내리게 된다.



[그림 부록-2] 다층 매개효과에 대한 Delta 검증과 몬테카를로 방법의
신뢰구간 비교

3. Mplus 코드: 다층 신뢰도 분석 (예: 학업열의 변인)

```
TITLE: Multilevel Reliability_McDonald's omega (variable: attitude)
DATA:
FILE = merge.dat;
VARIABLE:
NAMES = schid gender escs schtype p1-p10 a1-a3 b1-b3 c1-c6 d1-d6
e1-e5 f1-f5 g1-g5;
USEVARIABLES = schid a1-a3;
MISSING = all (9999);
CLUSTER = schid;

ANALYSIS:
TYPE = TWOLEVEL;

MODEL:
%WITHIN%
engagement1 BY a1*(WL1)
a2 (WL2)
a3 (WL3);
attitude1@1;

a1 (WR1);
a2 (WR2);
a3 (WR3);

%BETWEEN%
engagement2 BY a1*(BL1)
a2 (BL2)
a3 (BL3);
engagement2@1;

a1 (BR1);
a2 (BR2);
a3 (BR3);
```

```
OUTPUT: SAMPSTAT;

MODEL CONSTRAINT: NEW(NUMW DENOMW OMEGAW HW
NUMB DENOMB OMEGAB HB);
NUMW = (WL1+WL2+WL3)**2;
DENOMW = ((WL1+WL2+WL3)**2)+(WR1+WR2+WR3);
OMEGAW=NUMW/DENOMW;
HW = 1/(1+(1/((WL1**2/WR1)+(WL2**2/WR2)+(WL3**2/WR3))));

NUMB = (BL1+BL2+BL3)**2;
DENOMB = ((BL1+BL2+BL3)**2)+(BR1+BR2+BR3);
OMEGAB = NUMB/DENOMB;
HB = 1/(1+((BL1**2/BR1)+(BL2**2/BR2)+(BL3**2/BR3)));
WR1 > 0; BR1 > 0;
WR2 > 0; BR2 > 0;
WR3 > 0; BR3 > 0;
```

4. Mplus 코드: 베이지안 다층 구조방정식모형

```
TITLE: 2-1-1 mediation (MSEM) - PV1 example
DATA:
FILE = merge.dat;
VARIABLE:
  NAMES = schid gender escs schtype pv1-pv10 a1-a3 b1-b3 c1-c6
          d1-d6 e1-e5 f1-f5 g1-g5;
  USEVARIABLES = schid gender escs schtype pv1 a1-a3 e1-e5;
  MISSING = all (9999);
  BETWEEN = e1-e5;
  CLUSTER = schid;

ANALYSIS:
  TYPE = TWOLEVEL;
  ESTIMATOR = BAYES;
  PROCESSORS = 2;
  BITERATIONS = 50000;
  MATRIX = COVARIANCE;

MODEL:
  %WITHIN%
  gender escs a1-a3 pv1 schtype;
  attitude1 BY a1-a3;
  attitude1 ON escs schtype;
  pv1 ON attitude1(c);
  pv1 ON escs gender schtype;

  %BETWEEN%
  a1-a3 gender escs schtype pv1 e1-e5;
  attitude2 BY a1-a3;
  class BY e1-e5;
  attitude2 ON class(a);
  attitude2 ON escs schtype;
```

```
class ON schtype escs;
pv1 ON attitude2(d);
pv1 ON class(b);
pv1 ON escs gender schtype;
```

MODEL CONSTRAINT:

```
NEW(indb context);
indb=a*b;
context=d-c;
```

```
OUTPUT: standardized; TECH1 TECH3 TECH8 TECH16 CINTERVAL;
```

Abstract

The Effects of School Climate on High School Student's Reading Literacy Mediated by Engagement

- Application of Bayesian Multilevel SEM -

Dayeon Lee
Department of Education
The Graduate School
Seoul National University

This study aims to investigate the structural relationships between the school academic climate, students' academic engagement, and reading literacy. Specifically, we examine how the school academic climate influences students' reading literacy by considering student academic engagement as a mediator, thus confirming the relationship between these three variables. The analysis utilizes data from the PISA 2018 South Korean study, an international comparative research on academic achievements conducted by the OECD. We employ multilevel structural equation modeling (MSEM) to identify the impact

of school climate on students' reading literacy. Considering the model's complexity, the Bayesian estimation method is adopted to estimate the MSEM. The significance of the estimates is determined by whether the 95% credible interval includes 0. Additionally, we assess the significance of multilevel mediation effects by examining whether the 95% confidence interval, calculated using the Monte Carlo method, includes 0. Moreover, we investigate the contextual effect of academic engagement on reading literacy.

The research questions are as follows:

1. What are the structural relationships between the school academic climate, student's academic engagement, and reading literacy?
 - 1-1. What is the impact of the school academic climate on students' reading literacy?
 - 1-2. How does the school academic climate influence student academic engagement?
 - 1-3. How does students' academic engagement affect reading literacy?
 - 1-4. Does student academic engagement mediate the relationship between school academic climate and reading literacy?
2. Does a contextual effect of student academic engagement on reading literacy exist?

The main research results are summarized as follows. Firstly, the study found a positive overall effect of the school academic climate on students' reading literacy, with a significant standardized coefficient of 0.34 (95% CI = 0.23, 0.49). Moreover, it was confirmed that the school academic climate positively influenced student

academic engagement, with a standardized coefficient of 0.42 and a 95% credible interval of (0.19, 0.64), which was also deemed significant. Additionally, the effect of academic engagement on reading literacy was found to be positive both at the student level ($\beta = 0.08$, 95% CI=(0.05, 0.11)) and at the school level ($\beta=0.48$, 95% CI=(0.26, 0.66)). These findings were significant as the 95% credible intervals at both levels did not include zero. Finally, regarding the decomposition of the total effect into direct and indirect effects, by considering student academic engagement as a mediator, the direct effect of the school academic climate on reading literacy was not significant ($B=0.14$, 95% CI=(-0.02, 0.30)). However, the unstandardized coefficient of the indirect effect, representing the mediation of student academic engagement in the relationship between school academic climate and reading literacy, was 44.15, with a 95% CI of (4.55, 118.28), thus confirming its significance. In summary, the results suggest that the positive effect of the school's academic climate on higher reading literacy can be attributed to its impact on increasing student academic engagement rather than directly influencing reading literacy.

Secondly, the study revealed that there was a contextual effect of students' academic engagement on reading literacy. The difference between the unstandardized coefficients of student's academic engagement on reading literacy at the two levels was 528.48, with a 95% CI of (203.66, 939.68), indicating significant. This means that a student with the same level of academic engagement attending a school with a high average academic engagement may exhibit higher reading literacy than a student attending a school with a lower average academic engagement. These differences may arise due to the school characteristics shaped by the attributes of the students. It

can be inferred that students who associate with peers exhibiting higher academic engagement may have elevated expectations or standards for their academic achievements due to their surroundings.

This study delved into the relationships between the academic climate of schools and students' academic achievement, an area that has received limited attention in South Korea. The results underscore the significance of cultivating an academically friendly climate to enhance students' academic achievements. Furthermore, in terms of statistical methodologies, this study introduced and applied techniques suitable for addressing multilevel data, including multilevel confirmatory factor analysis, multilevel reliability analysis, and Bayesian multilevel SEM. Additionally, we discussed the necessity of employing appropriate statistical methods that account for the structural properties when analyzing multilevel data. Lastly, to facilitate a comprehensive comparison, we presented the results of model coefficients and mediation effect estimation analyzed using a single-level SEM, along with the results of testing mediation effects using Delta test in the appendix.

keywords : reading literacy, academic climate, academic engagement, Bayesian multilevel structural equation modeling, multilevel mediation effect, contextual effect

Student Number : 2021-29808