

매개변인이 포함된 구조방정식모형에서 공변인 통제를 위한 모형설정 방법 비교: 모의실험 연구*

이진실**

초 록

청소년학 분야에서 많이 활용되고 있는 매개변인이 포함된 구조방정식모형에서 공변인 통제를 위한 모형설정 방법을 비교하여, 타당한 모형설정 방법을 확인하였다. 변인 간 인과관계를 분석하기 위해서는 공변인 통제가 중요함에도 그동안의 구조방정식모형을 적용한 연구들에서는 공변인이 고려되지 않거나 공변인에 대한 모형설정 방법의 근거가 제시되지 못한 경우가 많았다. 이에 본 연구에서는 구조방정식모형에서 공변인을 적절하게 통제할 수 있는 모형설정 방법을 제안하고자 하였다. 이를 위해 모의실험을 실시하였고, 5가지 모형설정 방법에 따라 효과추정치와 정확성 및 모형적합도에 어떠한 차이가 있는지를 비교하였다. 연구결과, 통제 전 모형(모형1: NC model)은 모형적합도는 양호하였지만, 모든 개별 효과추정치 및 매개효과, 직접효과, 총 효과가 모두 부정확하게 추정되었다. 결과변인 통제 모형(모형2: OC model)과 외생변인 상관-결과변인 통제 모형(모형3: COC model)에서는 직접효과는 정확하게 추정되었으나, 외생 독립변인이 매개변인에 미치는 효과가 부정확하게 추정되고 이로 인해 매개효과 및 총 효과가 부정확하게 추정되는 것으로 나타났다. 매개변인 통제-결과변인 통제 모형(모형4: MOC model)은 효과추정치는 모두 정확하게 추정되었으나, 모형적합도가 양호하지 않은 경우가 있었다. 외생변인 상관-매개변인 통제-결과변인 통제 모형(모형5: CMOC model)에서는 모든 개별 효과추정치 및 매개효과, 직접효과, 총 효과 모두 정확하게 추정되었으며 모든 조건에서 모형적합도도 매우 양호하게 나타나, CMOC 모형이 구조방정식모형에서 공변인 통제를 위한 가장 적절한 모형설정 방법임을 확인하였다.

주제어: 구조방정식모형, 매개변인, 공변인 통제, 모형설정 방법

* 이 논문은 2018년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2018S1A5B5A07070651).

** 서울대학교 교육학과 강사, leejin326@gmail.com

I. 서 론

청소년학을 비롯한 사회과학 연구에서는 여러 변인들의 구조적 관계에 관심이 있을 때가 많다. 사회과학 분야에서는 구조방정식모형을 활용하여 다양한 변인들의 구조적 관계를 분석한 연구가 많이 이루어져 왔으며, 특히 원인과 결과로 여겨지는 두 변인의 관계뿐 아니라 그 사이에서 연결고리 역할을 하는 매개변인에 대한 연구도 많이 이루어져왔다(박현정, 이진실, 2013; 서영석, 2010; 이기봉, 김영숙, 2006; 이상균, 2007 등). 매개변인에 대한 연구는 특정한 처치가 가지는 최종적인 효과뿐 아니라, 어떠한 과정을 통해 효과가 나타나는지에 대한 중간 메커니즘을 확인할 수 있게 해준다는 점에서 중요한 의미를 가진다. 또한 매개효과에 대한 검증은 특정한 처치가 무엇 때문에 효과적인지를 밝혀줌으로써 구체적인 개입 전략 수립에도 도움을 줄 수 있다.

한편, 여러 변인들의 관계를 경험적으로 확인하고자 할 때, 연구자들이 진짜 궁금한 것은 인과적인 효과(causal effect)라 볼 수 있다. 변인들 간의 단순 상관을 넘어서 변인들 사이에 인과성이 있는지 밝히는 것이 연구의 목적일 때가 많다. 변인들 간의 인과관계를 경험적으로 밝혀내기 위해서는 3가지 조건을 충족해야 하는데(박광배, 2009; Kline, 2005; Mumane & Willett, 2011), 첫째, 원인으로 여겨지는 변인이 결과로 여겨지는 변인에 비해 시간적으로 선행해야 한다. 둘째, 원인으로 여겨지는 변인과 결과로 여겨지는 변인 간에 상호 연관성이 존재해야 한다. 셋째, 원인으로 여겨지는 변인과 결과로 여겨지는 변인에 동시에 영향을 미치는 제3의 변인들을 모두 통제할 후에도 연관성이 사라지지 않아야 한다. 엄밀하게 통제된 실험연구에서는 무선험당(random assignment)을 통해 세 번째 조건에 해당하는 ‘제3의 공변인’을 통제한다. 그러나 인간을 대상으로 하는 사회과학 연구에서는 윤리적인 문제 등으로 인해 현실적으로 실험연구를 시행하기 어려울 때도 많이 있으며, 관찰연구를 통해 인과관계를 추론해야 하는 경우도 많이 있다.

관찰연구를 통해 변인들의 인과관계를 분석하고자 할 때, 제3의 공변인을 어떻게 통제할 것인지는 매우 중요한 문제이다. 원인과 결과로 여겨지는 변인들에 동시에 영향을 미치면서 다른 해석을 가능하게 만드는 제3의 공변인을 적절히 통제하지 않으면, 추정된 효과에는 연구변인의 효과뿐만 아니라 제3의 공변인으로 인한 영향까지 혼재되어 나타난다. 때문에 해당 변인의 효과가 실제보다 과대추정(over estimate)되

거나 과소추정(under estimate)되는 문제가 발생하여 추정된 효과를 신뢰할 수 없는 문제가 발생한다. 관찰연구에서 특정 변인의 효과를 정확하게 추정하기 위해서는 ‘공변인 통제’가 얼마나 잘 이루어졌는지가 핵심이 되며, 관련된 공변인들을 엄밀하게 통제할수록 관심 있는 연구변인의 효과를 더 정확하게 추정할 수 있게 된다.

일반적으로 회귀분석에서는 제3의 공변인을 통제하기 위해 원인과 결과로 여겨지는 변인들과 함께 연구자가 통제하고자 하는 공변인, 즉 통제변인들을 회귀모형에 같이 포함하여 분석해왔다. 이러한 방법으로 모든 가능한 공변인들을 완벽하게 통제하기는 어렵겠지만, 최소한 측정이 가능하면서 선행연구 등을 통해 영향력이 알려져 있는 변인들은 연구에서 통제할 수 있다. 그러나 구조방정식모형에서는 연구자가 통제하고자 하는 통제변인들을 모형에 함께 포함시키게 되면, 관심 있는 연구변인들 간의 관계뿐만 아니라 통제변인과 연구변인들 간의 관계도 모두 타당하게 설정해주어야 한다는 점이 있다. 특히, 매개변인이 포함된 구조방정식모형에서는 통제하고 싶은 공변인을 모형에 포함할 경우 모형설정(model specification)이 매우 복잡해지며, 이러한 점 때문에 구조방정식모형을 활용하여 매개효과를 분석한 초기 연구들에서는 공변인을 포함하지 않고 분석이 이루어지는 경우가 많았다. 그러나 앞서 언급하였듯이 제3의 공변인을 적절히 통제하지 않는다면 추정된 효과에는 관심 있는 연구변인의 효과뿐만 아니라 제3의 변인으로 인한 영향까지 혼재되어 있기 때문에 해당 변인의 효과를 정확히 검증할 수 없는 문제가 생긴다. 최근에는 인과효과에 대한 관심이 높아지면서 구조방정식모형을 활용하여 매개변인의 효과를 검증할 때에도 통제변인을 모형에 함께 포함하여 분석한 연구들이 제시되기 시작하였다. 그러나 연구들마다 통제변인에 대한 모형설정 방법이 다르고, 어떤 방법이 적절한지에 대한 논의가 부족하여 이에 대한 체계적인 연구가 매우 필요한 실정이다.

구조방정식모형에 통제변인을 포함하여 분석한 국내 선행연구들을 검토해보았을 때, 선행연구들에서 적용한 모형설정 방법은 다음과 같이 크게 4가지 방법으로 구분될 수 있었다. 첫째 통제변인이 최종 결과변인에만 영향을 미치는 것으로 모형을 설정한 경우(김나영, 변상민, 이다경, 김지혜, 2017; 박세진, 이현숙, 2015; 박수영, 최혜정, 김순규, 2012; 이현숙, 신진아, 김경희, 2013 등), 둘째 통제변인이 최종 결과변인에 영향을 미치면서 연구모형의 외생 독립변인과 상호 상관을 가지는 것으로 모형을 설정한 경우(최정아, 2011 등), 셋째 통제변인이 최종 결과변인뿐만 아니라

매개변인에도 영향을 미치는 것으로 모형을 설정한 경우(박순미, 2011; 신혜숙, 김준엽, 민병철, 오유미, 2015; 이주연, 유조안, 2015 등), 넷째 매개변인과 최종 결과변인에 영향을 미치면서 연구모형의 외생 독립변인과도 상관을 가지는 것으로 모형을 설정한 경우(김나영, 변상민, 손윤희, 2017; 오숙영, 2012; 정윤경, 이민혜, 우연경, 봉미미, 김성일, 2010 등)가 있었다. 이와 같이 연구들마다 통제변인에 대해 각기 다른 모형설정 방법을 적용하였지만, 다른 모형설정 방법이 아닌 왜 해당 방법으로 모형을 설정하였는지에 대한 근거는 제시되지 않은 경우가 많았다. 또한 연구에서 통제변인을 포함했다는 사실만 밝혔을 뿐 어떤 방식으로 모형을 설정하였는지는 명확히 밝히지 않은 연구들도 상당수 존재하였다(김서현, 임혜림, 정익중, 2014; 김재엽, 김준범, 장용언, 한기주, 2016; 노충래, 김소연, 2016; 송진영, 박민자, 2015; 조복순, 안상근, 2017; 한은영, 이재원, 2013 등). 공변인 통제방법을 비교한 연구로는 이진실(2013)의 연구가 있으나, 해당 연구는 사교육 효과를 분석하는 특수한 상황에만 초점이 맞추어져 있었다는 한계가 있다.

이에 본 연구에서는 매개변인이 포함된 구조방정식모형에서 통제변인에 대한 모형설정 방법에 따라 분석결과가 어떻게 달라지는지를 체계적으로 비교하고, 이를 토대로 구조방정식모형에서 제3의 공변인을 적절하게 통제할 수 있는 방법이 무엇인지 밝히고자 한다.

II. 이론적 배경

1. 구조방정식모형에서의 효과추정치 편이의

구조방정식모형에서 발생할 수 있는 효과추정치의 편이를 살펴보기 전에, 먼저 매개변인이 포함되지 않은 두 변인의 관계를 분석하는 상황을 생각해보자.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \beta_2 Z + e \quad \langle \text{식 1} \rangle$$

위의 <식 1>은 공변인(Z)을 통제하고서 독립변인(X)이 결과변인(Y)에 미치는 효과를 분석하기 위한 회귀모형이며, 여기서 β_1 은 독립변인이 결과변인에 미치는 효과를 나타낸다. 아래의 <식 2>는 공변인을 통제하지 않고서 효과를 분석했을 때 추정되는 $\hat{\beta}_1$ 의 기댓값을 보여주며, 이 때 $\hat{\beta}_1$ 의 기댓값은 β_1 과 다른 값을 보인다. 따라서 공변인을 통제하지 않고서 독립변인(X)이 결과변인(Y)에 미치는 효과를 분석하면 <식 3>과 같이 편이(bias)가 발생하게 된다(최종서, 2012; 이진실, 2016).

$$E(\hat{\beta}_1) = \beta_1 + \beta_2 \frac{\text{Cov}(X, Z)}{\text{Var}(X)} \quad \langle \text{식 2} \rangle$$

$$\text{bias}(\hat{\beta}_1) = E(\hat{\beta}_1) - \beta_1 = \beta_2 \frac{\text{Cov}(X, Z)}{\text{Var}(X)} \quad \langle \text{식 3} \rangle$$

이러한 원리를 매개변인이 포함된 구조방정식모형으로 확장해서 살펴보면, 그림 1과 같은 구조방정식모형에서 γ_{11} 은 외생 독립변인이 매개변인에 미치는 효과, β_{21} 은 매개변인이 최종 결과변인에 미치는 효과, γ_{21} 은 외생 독립변인이 최종 결과변인에 미치는 직접효과를 나타낸다.

이를 수리적으로 제시하면 <식 4>와 같은 행렬식으로 나타낼 수 있으며,¹⁾ 이를 풀

1) 구조방정식모형에서는 모수 추정 시, 외생 잠재변인의 측정모형에 대한 요인계수 행렬(A_X), 내생 잠재변인의 측정모형에 대한 요인계수 행렬(A_Y), 외생변인과 내생변인의 관계를 나타내는 계수 행렬(T), 내생변인들의 관계를 나타내는 계수 행렬(B), 외생 측정변인의 공분산행

어서 표현하면 <식 5>와 같이 표현될 수 있다.

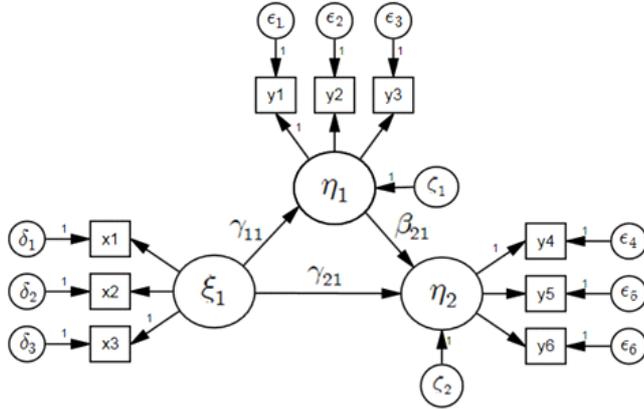


그림 1. 구조방정식모형 예시

$$\eta = B\eta + \Gamma\xi + \zeta, \quad \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ \beta_{21} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \gamma_{11} \\ \gamma_{21} \end{bmatrix} \xi_1 + \begin{bmatrix} \zeta_1 \\ \zeta_2 \end{bmatrix} \quad \langle \text{식 4} \rangle$$

$$\begin{aligned} \eta_1 &= \gamma_{11}\xi_1 + \zeta_1 \\ \eta_2 &= \beta_{21}\eta_1 + \gamma_{21}\xi_1 + \zeta_2 \end{aligned} \quad \langle \text{식 5} \rangle$$

이 때 외생 독립변인, 매개변인, 최종 결과변인에 영향을 미치는 공변인이 존재함에도, 공변인을 통제하지 않고서 외생 독립변인, 매개변인, 최종 결과변인의 관계를 분석하면, 아래와 같이 각 효과추정치에서 편의가 발생하게 된다.

$$bias(\widehat{\gamma}_{11}) = \gamma_{12} \frac{Cov(\xi_1, Z)}{Var(\xi_1)} \quad \langle \text{식 6} \rangle$$

렬(Θ_δ), 내생 측정변인의 오차공분산행렬(Θ_ϵ), 외생 잠재변인의 공분산행렬(Φ), 내생 잠재변인의 오차공분산행렬(Ψ)의 총 8개의 행렬(4개의 계수 행렬, 4개의 공분산행렬)이 추정되나(박광배, 2004), 본 논문의 <식 4>, <식 5>에서는 논리 전개에 필요한 일부 식만을 제시하였다.

$$bias(\widehat{\beta}_{21}) = \gamma_{22} \frac{Cov(\eta_1, Z)}{Var(\eta_1)} \quad \langle \text{식 7} \rangle$$

$$bias(\widehat{\gamma}_{21}) = \gamma_{22} \frac{Cov(\xi_1, Z)}{Var(\xi_1)} \quad \langle \text{식 8} \rangle$$

위의 식에 포함된 γ_{12} 는 공변인이 η_1 에 미치는 영향력, γ_{22} 는 공변인이 η_2 에 미치는 영향력을 의미하는 계수에 해당하며, 식에서 확인할 수 있듯이 공변인과 연구변인 간 관계가 강할수록 효과추정치의 편의는 더 증가할 것이다.

2. 구조방정식모형에서의 모형적합도

구조방정식모형에서는 관찰된 공분산행렬과 모형합측공분산행렬의 차이가 최소화 되도록 모수의 값을 반복적으로 산출하며, 최대우도(maximum likelihood: ML) 추정 방법에서는 <식 9>의 불일치 함수(discrepancy function)의 값이 최소가 되도록 모수를 추정한다(김수영, 2016; 박광배, 2004; Bollen, 1989; Kaplan, 2009).

$$F_{ML} = \ln|\widehat{\Sigma}| + tr(S\widehat{\Sigma}^{-1}) - \ln|S| - (p + q) \quad \langle \text{식 9} \rangle$$

$\widehat{\Sigma}$: 모형합측공분산행렬, S : 관찰된 공분산행렬,

p : 내생변인의 수, q : 외생변인의 수

이 때 $(n-1)F_{ML}$ 은 χ^2 통계량으로 구조방정식모형에서 모형적합도에 대한 통계적 검증에 활용될 수 있다. 또한 χ^2 통계량의 한계점을 보완한 RMSEA, CFI, TLI 등의 다양한 적합도 지수들도 제안되어 왔으며, 이러한 지수들은 구조방정식모형에서 모형 평가를 위해 활용되고 있다(홍세희, 2000; Kline, 2005).

χ^2 , RMSEA, CFI, TLI 등의 여러 적합도 지수는 모형의 오류를 반영하는 방식, 모형의 간명성 반영 정도, 전집 오류 반영 여부 등에 있어서 차이가 있지만, 이러한 지수들은 모두 모형합측공분산행렬과 관찰된 공분산행렬의 차이를 바탕으로 구해진다는 공통점이 있다. 따라서 모형합측공분산행렬과 관찰된 공분산행렬의 차이가 커지면, 각 지

수에 따라 정도의 차이는 있겠지만, 모형의 적합도는 나빠지는 경향을 보이게 된다.

이러한 원리를 바탕으로, 구조방정식모형에 통제변인을 포함하여 분석하고자 할 때 통제변인의 투입이 모형적합도에 어떠한 영향을 미칠지를 살펴보면 다음과 같다. 예를 들어, 외생 독립변인, 매개변인, 최종 결과변인이 각각 3개의 측정변인을 통해 측정되었고, 1개의 통제변인을 모형에 같이 포함하는 상황을 생각해보자. 이 때, 관찰 자료에서 총 10개 변인에 대한 관찰된 공분산행렬을 구할 수 있다. 통제변인이 연구변인과 상관을 가진다면, 관찰된 공분산행렬에서 각 연구변인과 통제변인 간 공분산에 해당하는 값은 0이 아닐 것이다. 이 때 관찰된 공분산행렬은 모형설정 방법과 관계없이 동일한 반면, 모형함측공분산행렬은 통제변인과 연구변인의 관계를 어떻게 설정하는지에 따라서 달라진다.

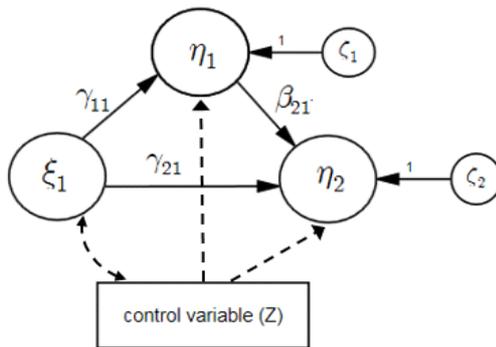


그림 2. 통제변인이 포함된 구조방정식모형 예시²⁾

그림 2에서 점선으로 표시된 관계(통제변인과 외생 독립변인의 관계, 통제변인과 매개변인의 관계, 통제변인과 최종 결과변인의 관계)를 모두 설정하지 않으면(모형 A), 모형함측공분산행렬에서 각 연구변인과 통제변인 간 공분산의 값은 모두 0으로 계산된다. 관찰된 공분산행렬에서의 해당 값이 0이 아니라면, 이로 인해 모형함측공분산행렬과 관찰된 공분산행렬의 차이는 커질 것이고 모형적합도가 나빠지는 결과로 이어질 것이다. 실제 관찰 자료에서 통제변인과 연구변인의 공분산이 클수록 모형적합도는 더 크게 나빠질 것이다. 이번에는 반대로 그림 2에서 점선으로 표시된 통제변

2) 그림 2에서 각 연구변인에 대한 측정모형은 생략하여 제시하였다.

인과 연구변인의 관계를 모두 설정해주는 경우(모형 B)를 생각해보면, 이 경우에는 모형합축공분산행렬에서 연구변인과 통제변인 간 공분산의 값은 관찰된 공분산행렬에서의 값과 가장 유사한 값으로 추정되며, 이때에는 통제변인 투입으로 인해 모형적합도가 크게 나빠지지 않을 것이다. 만약 그림 2에서 점선으로 표현된 관계 중 일부 관계만 설정하고 일부는 설정하지 않고 모형을 분석한다면, 모형합축공분산행렬과 관찰된 공분산행렬의 차이는 모형 A보다는 작지만 모형 B보다는 클 것이고, 모형적합도는 모형 B보다 나쁜 적합도를 보일 것이다.

본 논문에서는 모의실험을 통해 모형설정 방법에 따라 실제로 이러한 차이를 보이는지를 재확인하고, 공변인 통제를 위한 모형설정 방법에 따라 효과추정치의 편의와 모형적합도가 어떻게 달라지는지 구체적인 자료를 통해 검증하고 제시하고자 한다. 또한 연구결과를 바탕으로 공변인 통제를 위한 적절한 모형설정 방법이 무엇인지 제안하고자 한다.

III. 연구방법

본 연구에서는 매개변인이 포함된 구조방정식모형에서 통제변인을 적절하게 통제하기 위한 방법을 확인하고자, 모의실험을 통해 모형 간 비교를 실시하였다. 모의실험을 통해 모형을 비교하게 되면 자료생성 시 참 값을 지정하여 생성할 수 있으므로, 모형 간 차이 여부를 확인할 수 있을 뿐만 아니라 어떤 모형에서 추정된 값이 더 정확한지에 대한 평가까지도 가능하다는 장점이 있다. 이에 본 연구에서는 모의실험을 적용하여 모형 간 비교를 실시하였고, 자료생성 및 분석에는 R3.4.3프로그램의 `simsem` 패키지를 활용하였다.

1. 모의실험 자료생성 조건

본 연구에서는 모의실험 자료를 생성할 때 통제변인이 연구변인에 미치는 영향력의 크기를 고려하여 자료를 생성하였다. 통제변인이 연구변인을 구성하는 각 측정변인³⁾

에 미치는 영향력의 크기(표준화 계수 기준)는, Cohen(1977)의 효과크기 r에 대한 기준을 참고하여 작은 효과크기(small effect size)에 해당하는 0.1에서부터 큰 효과크기(large effect size)에 해당하는 0.5까지의 범위를 고려하였고, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5의 5가지 조건을 고려하였다. 본 연구에서 사례 수는 200명을 기준으로 생성하였고, 개별 효과추정치($X \rightarrow M$, $M \rightarrow Y$, $X \rightarrow Y$)의 참 값은 Cohen(1977)의 효과크기에서 작은 효과크기에 해당하는 0.1로 지정하여 자료를 생성하였다. 모의실험 시 각 조건별로 1,000개씩의 데이터를 반복 생성(replication)하여 연구를 수행하였다.

2. 연구모형

본 연구에서는 연구변인과 통제변인 간의 모형설정 방법에 따라 모형1~모형5의 5가지 연구모형을 분석하고 비교하였다(표 1 참조). 각 연구모형은 선행연구들의 모형설정 방법을 토대로 설정되었다. 모형1은 통제변인을 포함하지 않은 모형에 해당하며, 모형2~모형5는 통제변인이 포함된 모형으로 외생 독립변인과 통제변인, 매개변인과 통제변인 간의 관계설정 여부에 따라 4가지 통제모형으로 구분되었다.

표 1
연구모형의 구분

	외생 독립변인과 통제변인 간 관계 설정 여부	매개변인과 통제변인 간 관계 설정 여부	최종 결과변인과 통제변인 간 관계 설정 여부
NC model (모형1)	x	x	x
OC model (모형2)	x	x	o
COC model (모형3)	o	x	o
MOC model (모형4)	x	o	o
CMOC model (모형5)	o	o	o

모형1은 통제 전 모형(Non-Control model; NC model)으로, 통제변인을 전혀 포함하지 않은 모형에 해당한다. 외생 독립변인, 매개변인, 최종 결과변인과 상관을 가지

3) 외생 독립변인, 매개변인, 최종 결과변인은 잠재변인으로 구성하였고 이를 측정하는 측정변인은 각 3개씩으로 설정하였다.

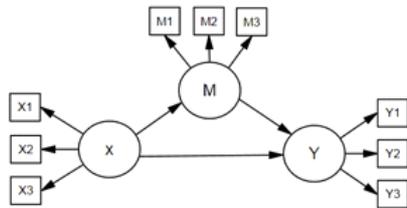
는 제3의 공변인이 없다고 가정하는 모형이며, 가정을 충족하지 않을 경우 모형으로부터 추정되는 효과추정치는 편향된 값을 보이게 된다.

모형2는 결과변인 통제모형(Outcome Control model; OC model)으로, 통제변인이 최종 결과변인에만 영향을 주는 것으로 설정한 모형이다. 모형2에서는 통제변인과 외생 독립변인, 통제변인과 매개변인 간의 관계는 설정되지 않았다.

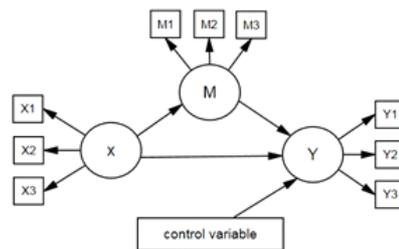
모형3은 외생변인 상관-결과변인 통제 모형(Correlated Outcome Control model; COC model)으로, 통제변인이 최종 결과변인에 영향을 주면서, 통제변인이 외생 독립변인과도 상관을 가지는 것으로 설정한 모형이다. 통제변인과 매개변인 간의 관계는 설정되지 않았다.

모형4는 매개변인 통제-결과변인 통제 모형(Mediator-Outcome Control model; MOC model)으로, 통제변인이 매개변인과 최종 결과변인 모두에 영향을 미치는 것으로 설정한 모형이다. 통제변인과 외생 독립변인 간의 관계는 설정되지 않았다.

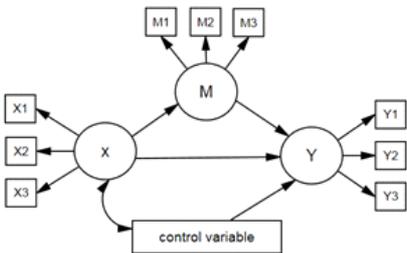
모형5는 외생변인 상관-매개변인 통제-결과변인 통제 모형(Correlated Mediator-Outcome Control model; CMOC model)으로, 통제변인이 매개변인과 최종 결과변인 모두에 영향을 미치면서 외생 독립변인과도 상관을 가지는 것으로 설정한 모형이다.



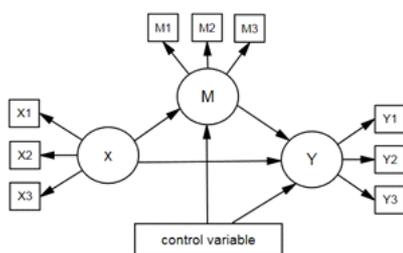
3-1. NC model(모형1)



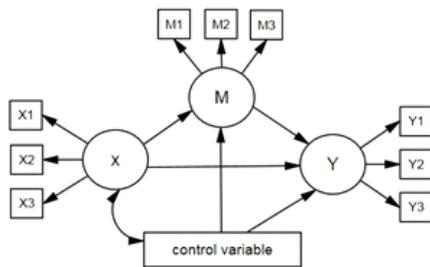
3-2. OC model(모형2)



3-3. COC model(모형3)



3-4. MOC model(모형4)



3-5. CMO model (모형5)

그림 3. 연구모형4)

3. 모의실험 결과 평가기준

모의실험에서의 연구모형별 분석결과를 평가할 때, 먼저 개별 효과추정치 및 직접 효과, 매개효과, 총 효과 추정치에 대한 평가는 편의를 기준으로 평가하였다. 편의는 추정치의 정확성(accuracy)을 평가할 수 있는 지수이며, 표본 추정치들의 평균과 참값(true effect) 간의 차이로 계산될 수 있다(Hoogland & Boomsma, 1998; Mooney, 1997). 편의의 값이 0에 가까울수록 추정치의 정확성이 높음을 의미한다. 본 연구에서는 편의를 활용하여 공변인 통제를 위한 모형설정 방법에 따라 효과추정치의 정확성이 어떻게 달라지는지 평가하였다.

구조방정식모형에서는 각각의 효과추정치 뿐 아니라, 전체 모형에 대한 모형적합도 검증도 중요하게 여겨지므로, 각 연구모형에 대한 모형적합도 평가도 함께 실시하였다. 모형적합도 지수(model fit index)의 경우 구조방정식모형을 적용한 논문들에서 가장 많이 보고되는 지수인 CFI, TLI, RMSEA를 활용하여 적합도를 평가하고 비교하였다. 또한 χ^2 통계량, AIC, BIC 지수도 추가적으로 제시하였다. CFI와 TLI의 경우 0.9이상이면 좋은 적합도를 지니는 것으로 판단할 수 있으며, RMSEA의 경우 0.05보다 작으면 매우 좋은 적합도, 0.08보다 작으면 좋은 적합도를 보이는 것으로 판단할 수 있다(홍세희, 2000; Browne & Cudeck, 1993; MacCallum, Browne & Sugawara, 1996). AIC, BIC 지수는 값이 작을수록 적합도가 양호한 모형으로 판단할 수 있다(Kline, 2005).

4) 연구모형에서 오차항은 생략하여 나타내었다.

IV. 연구결과

1. 개별 효과추정치에 대한 비교

먼저 개별 효과추정치의 편의(bias)를 비교한 결과, 공변인 통제를 위한 모형설정 방법에 따라 개별 효과추정치의 편이에 차이가 있는 것으로 확인되었다. 모수추정치의 편이의 절대 값이 .05보다 작으면 수용가능하다고 보았을 때(Hoogland & Boomsma, 1998), 통제변인이 연구변인에 미치는 영향력의 크기가 0.1 조건일 때에는 모든 모형(모형1~모형5)에서 효과추정치가 편이가 수용 가능한 수준이었다. 반면에 통제변인이 연구변인에 미치는 영향력의 크기가 0.2이상일 때(0.2, 0.3, 0.4, 0.5 조건)에는 NC model(모형1), OC model(모형2), COC model(모형3)에서 효과추정치의 편이가 수용 가능한 수준을 넘어서는 것으로 나타나, 효과추정치가 정확하지 않게 추정됨을 확인할 수 있었다. 모형설정 시 통제변인을 전혀 고려하지 않은 NC model(모형1)에서는 외생 독립변인이 매개변인에 미치는 효과($X \rightarrow M$), 매개변인이 최종 결과변인에 미치는 효과($M \rightarrow Y$), 독립변인이 최종 결과변인에 미치는 직접효과($X \rightarrow Y$)에 대한 3개의 개별 효과추정치가 모두 편향되어 추정되었다. OC model(모형2)에서는 매개변인이 최종 결과변인에 미치는 효과($M \rightarrow Y$), 독립변인이 최종 결과변인에 미치는 직접효과($X \rightarrow Y$)에 대한 효과추정치는 수용 가능한 수준을 넘어서지는 않았으나, 외생 독립변인이 매개변인에 미치는 효과($X \rightarrow M$)는 통제변인이 연구변인에 미치는 영향력의 크기가 0.2이상일 때(0.2, 0.3, 0.4, 0.5 조건)부터 편이가 수용 가능한 수준을 넘어서는 것으로 나타났다. COC model(모형3)에서도 외생 독립변인이 매개변인에 미치는 효과($X \rightarrow M$)가 정확하지 않게 추정되었고, $X \rightarrow M$ 에 대한 편이가 5개의 비교모형 중 COC model(모형3)에서 가장 크게 나타났다. 이에 비해 MOC model(모형4)와 CMOC model(모형5)에서는 모든 개별 효과추정치($X \rightarrow M$, $M \rightarrow Y$, $X \rightarrow Y$)의 편이가 모든 조건에서 거의 발생하지 않아, 모든 개별 효과추정치가 정확하게 추정됨을 확인할 수 있었다.

표 2

개별 효과추정치 편향의 비교

연구변인-통제변인 관계	모수	NC model (모형1)	OC model (모형2)	COC model (모형3)	MOC model (모형4)	CMOC model (모형5)
0.1	X→M	0.024	0.024	0.038	0.005	0.007
	M→Y	0.006	-0.010	-0.010	-0.008	-0.008
	X→Y	0.016	0.000	0.000	0.000	0.000
0.2	X→M	0.068	0.068	0.119	-0.006	-0.003
	M→Y	0.051	-0.007	-0.009	-0.001	-0.001
	X→Y	0.058	0.001	0.004	0.003	0.006
0.3	X→M	0.144	0.145	0.249	-0.008	-0.001
	M→Y	0.097	-0.012	-0.015	-0.001	-0.001
	X→Y	0.110	-0.002	0.010	0.002	0.009
0.4	X→M	0.224	0.224	0.383	-0.012	-0.002
	M→Y	0.147	-0.017	-0.022	-0.001	-0.002
	X→Y	0.158	-0.007	0.019	-0.002	0.009
0.5	X→M	0.304	0.304	0.506	-0.018	-0.004
	M→Y	0.191	-0.021	-0.029	0.000	-0.001
	X→Y	0.200	-0.012	0.034	-0.008	0.008

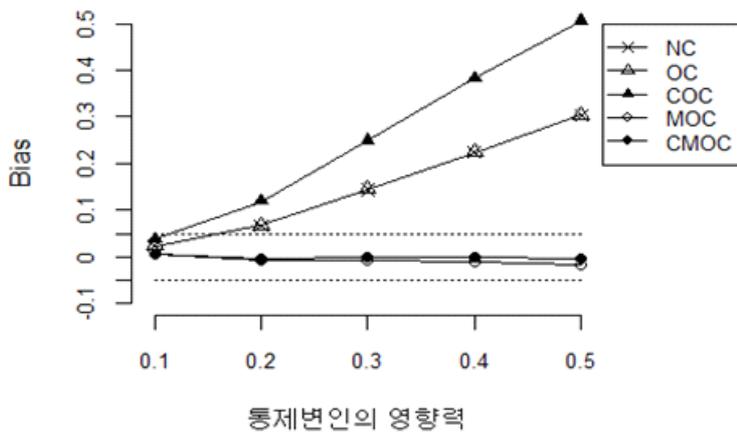


그림 4. X→M 효과추정치 편향의

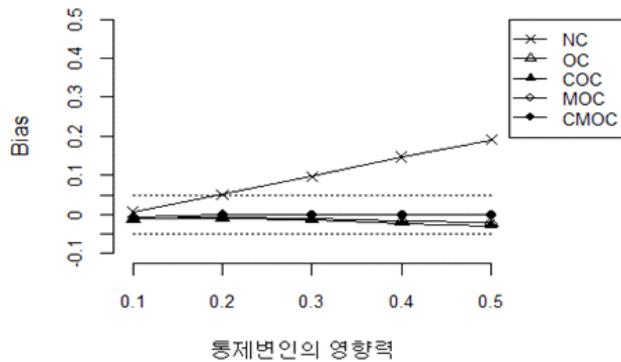


그림 5. M→Y 효과추정치 편향의 편

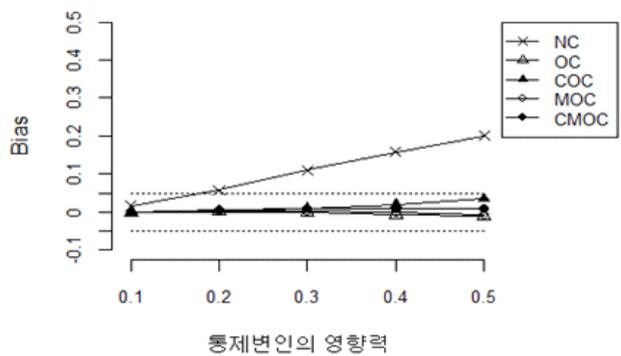


그림 6. X→Y 효과추정치 편향의 편

2. 매개효과, 직접효과, 총 효과 추정치에 대한 비교

매개효과, 직접효과, 총 효과 추정치를 비교한 결과, NC model(모형1)에서는 매개 효과, 직접효과, 총 효과 추정치가 모두 편향되어 추정되었다. 통제변인이 연구변인에 미치는 영향력의 크기가 0.1이하일 때에는 편향의 크기가 수용 가능한 수준이었으나, 통제변인이 연구변인에 미치는 영향력의 크기가 0.2이상일 때부터 직접효과, 총 효과에 대한 편향의 크기가 수용 가능한 수준을 넘어섰고, 통제변인이 연구변인에 미치는 영향력의 크기가 0.4이상일 때에는 매개효과 추정치의 편향도 수용 가능한 수준을 넘어서는 것으로 나타났다. OC model(모형2)에서는 통제변인이 연구변인에 미치는 영

향력의 크기가 커지면 매개효과 추정치의 편의가 커지는 경향이 있었으나, 편의의 크기가 수용 가능한 수준을 넘어서지는 않았다. COC model(모형3)에서도 통제변인이 연구변인에 미치는 영향력의 크기가 커질수록 매개효과 및 총 효과 추정치의 편의가 커지는 경향을 보였고, 통제변인이 연구변인에 미치는 영향력의 크기가 0.5일 때 총 효과 추정치의 편의가 다소 크게 나타나 수용 가능한 수준을 넘어서는 것으로 나타났다. MOC model(모형4)와 CMOC model(모형5)에서는 모든 조건에서 매개효과, 직접효과, 총 효과가 정확하게 추정되는 것으로 나타났다.

표 3

매개효과, 직접효과, 총 효과 추정치의 편의 비교

연구변인- 통제변인 관계	모수	NC model (모형1)	OC model (모형2)	COC model (모형3)	MOC model (모형4)	CMOC model (모형5)
0.1	매개효과	0.003	0.001	0.002	0.000	0.000
	직접효과	0.016	0.000	0.000	0.000	0.000
	총 효과	0.019	0.001	0.002	0.000	0.000
0.2	매개효과	0.015	0.006	0.010	-0.001	0.000
	직접효과	0.058	0.001	0.004	0.003	0.006
	총 효과	0.073	0.007	0.014	0.002	0.006
0.3	매개효과	0.038	0.012	0.020	-0.001	0.000
	직접효과	0.110	-0.002	0.010	0.002	0.009
	총 효과	0.148	0.010	0.030	0.001	0.009
0.4	매개효과	0.070	0.017	0.028	-0.001	0.000
	직접효과	0.158	-0.007	0.019	-0.002	0.009
	총 효과	0.228	0.010	0.047	-0.003	0.009
0.5	매개효과	0.108	0.022	0.033	-0.002	0.000
	직접효과	0.200	-0.012	0.034	-0.008	0.008
	총 효과	0.308	0.010	0.067	-0.010	0.008

3. 모형적합도에 대한 비교

모형적합도를 비교한 결과에서는 NC model(모형1)과 CMOC model(모형5)은 모든 조건에서 모형적합도가 매우 양호하였다. CMOC model(모형5)의 경우 통제변인이 모형에 추가로 투입되었지만, 매우 양호한 적합도를 보였다. COC model(모형3)의 경우에도 전반적으로 양호한 적합도를 보였으나, 통제변인이 연구변인에 미치는 영향력의 크기가 0.4이상일 때에는 RMSEA의 평균 값이 0.05보다 큰 값을 보였다. MOC model(모형4)의 경우에는 통제변인이 연구변인에 미치는 영향력의 크기가 0.2이하일 때는 양호한 적합도를 보였으나, 통제변인이 연구변인에 미치는 영향력의 크기가 0.3이상일 때부터 TLI의 평균 값이 0.9 이하로 떨어지는 것으로 나타났고, RMSEA의 평균 값도 0.05보다 커지는 것으로 나타났다. 또한 통제변인이 연구변인에 미치는 영향력의 크기가 0.5정도일 때에는 CFI, TLI, RMSEA 모두 양호하지 않은 값을 보였다. OC model(모형2)의 경우에는 5개의 비교모형 중 모형의 적합도가 가장 좋지 않았는데, 통제변인이 연구변인에 미치는 영향력의 크기가 0.2이상일 때부터 TLI의 값이 0.9보다 낮은 것으로 나타났으며, 통제변인이 연구변인에 미치는 영향력의 크기가 0.3이상일 때는 CFI도 0.9 이하의 값을 보이고 RMSEA도 0.05보다 큰 값을 보였다. 통제변인이 연구변인에 미치는 영향력의 크기가 0.4이상일 때는 CFI, TLI, RMSEA 모두 양호하지 않은 값을 보였다. 효과추정치의 편이가 거의 없었던 MOC model(모형4)와 CMOC model(모형5)를 비교하여 살펴보았을 때, 모든 조건에서 MOC model(모형4)보다 CMOC model(모형5)의 CFI, TLI가 더 큰 값을 보였고, χ^2 , RMSEA, AIC, BIC 값은 더 작게 나타나, CMOC model(모형5)의 적합도가 더 양호함을 확인할 수 있었다.

표 4
모형적합도 비교

연구변인- 통제변인 관계	적합도 지수 ⁵⁾	NC model (모형1)	OC model (모형2)	COC model (모형3)	MOC model (모형4)	CMOC model (모형5)
0.1	χ^2	24.655	37.085	33.452	34.213	30.827
	CFI	0.984	0.967	0.977	0.975	0.983
	TLI	0.997	0.965	0.984	0.978	0.996

연구변인-통제변인 관계	적합도 지수 ⁵⁾	NC model (모형1)	OC model (모형2)	COC model (모형3)	MOC model (모형4)	CMOC model (모형5)
	RMSEA	0,016	0,025	0,019	0,021	0,016
	AIC	5669,975	6236,395	6234,763	6235,524	6234,137
	BIC	5739,240	6312,256	6313,922	6314,683	6316,595
0.2	χ^2	24,697	50,547	38,808	41,246	30,906
	CFI	0,985	0,920	0,963	0,954	0,985
	TLI	0,997	0,888	0,952	0,937	0,996
	RMSEA	0,017	0,050	0,031	0,036	0,016
	AIC	5687,898	6249,857	6240,118	6242,556	6234,217
	BIC	5757,163	6325,718	6319,278	6321,716	6316,675
0.3	χ^2	24,653	70,441	44,784	52,373	30,880
	CFI	0,987	0,866	0,951	0,926	0,988
	TLI	0,997	0,812	0,931	0,893	0,997
	RMSEA	0,017	0,076	0,043	0,056	0,016
	AIC	5714,485	6269,751	6246,095	6253,683	6234,190
	BIC	5783,749	6345,613	6325,254	6332,843	6316,648
0.4	χ^2	24,758	95,281	50,243	67,091	30,955
	CFI	0,989	0,826	0,947	0,901	0,990
	TLI	0,997	0,755	0,924	0,856	0,997
	RMSEA	0,017	0,098	0,052	0,075	0,016
	AIC	5746,749	6294,592	6251,554	6268,402	6234,265
	BIC	5816,013	6370,453	6330,713	6347,561	6316,723
0.5	χ^2	24,737	123,274	54,354	84,416	30,882
	CFI	0,991	0,801	0,949	0,884	0,992
	TLI	0,997	0,720	0,926	0,831	0,997
	RMSEA	0,017	0,119	0,059	0,092	0,016
	AIC	5781,677	6322,584	6255,664	6285,726	6234,193
	BIC	5850,942	6398,446	6334,824	6364,886	6316,651

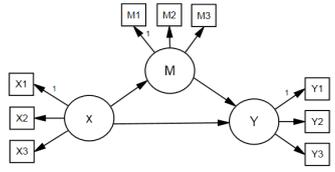
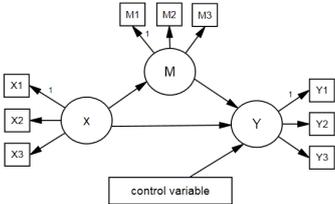
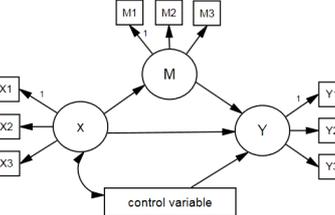
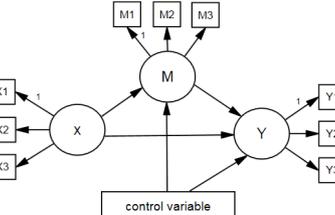
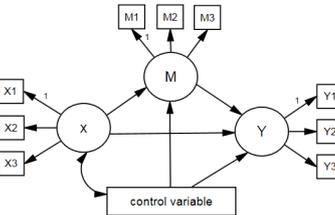
5) χ^2 , CFI, TLI, RMSEA, AIC, BIC 값은 1000번 반복 시행했을 때의 평균값을 제시하였다.

V. 결 론

본 연구는 청소년학 분야에서 많이 활용되는 매개변인이 포함된 구조방정식모형에서 공변인 통제를 위한 모형설정 방법을 비교함으로써, 타당한 모형설정 방법을 확인하고자 하였다. 이를 위해 모의실험을 실시하였고, 통제변인이 연구변인에 미치는 영향력의 크기(0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5) 조건을 고려하였다. 연구모형으로는 공변인 통제를 위한 모형설정 방법에 따라 통제 전 모형(NC model), 결과변인 통제모형(OC model), 외생변인 상관-결과변인 통제 모형(COC model), 매개변인 통제-결과변인 통제 모형(MOC model), 외생변인 상관-매개변인 통제-결과변인 통제 모형(CMOC model)의 5개의 모형을 적용하여 분석하였다. 그런 다음 효과추정치(β)의 정확성 및 모형적합도를 기준으로 모형을 비교하고 평가하였다.

연구결과, 통제 전 모형(NC model)에서는 모형적합도는 매우 양호하지만, 모든 개별 효과추정치에서 편의가 발생하였고, 매개효과, 직접효과, 총 효과 추정치도 모두 정확하지 않게 추정되었다. 결과변인 통제모형(OC model)에서는 외생 독립변인이 매개변인에 미치는 효과추정치($X \rightarrow M$)에서 편의가 발생하였고, 모형적합도도 5개의 비교 모형 중 가장 양호하지 않았다. 외생변인 상관-결과변인 통제 모형(COC model)은 모형적합도는 양호하였으나, 외생 독립변인이 매개변인에 미치는 효과추정치($X \rightarrow M$)에서 편의가 특히 크게 발생하였다. 매개변인 통제-결과변인 통제 모형(MOC model)의 경우에는 모든 개별 효과추정치에서 편의가 크지 않았고, 매개효과, 직접효과, 총 효과 추정치의 편의도 크지 않았다. 하지만 모형적합도는 양호하지 않았는데, 통제변인이 연구변인에 미치는 영향력의 크기가 0.3 이상일 때부터 TLI값이 0.9이하로 나타났고, 통제변인이 연구변인에 미치는 영향력의 크기가 커질수록 모형적합도가 나빠지는 것으로 확인되었다. 외생변인 상관-매개변인 통제-결과변인 통제 모형(CMOC model)에서는 모든 개별 효과추정치에서 편의가 거의 발생하지 않아 효과추정치가 정확하게 추정됨을 알 수 있었다. 매개효과, 직접효과, 총 효과 추정치도 모두 정확하게 추정되었고, 모형적합도도 모든 조건에서 매우 양호한 적합도를 보였다. 이러한 결과를 표 5로 요약하여 제시하면 표 5와 같다.

표 5
연구결과 요약

모형구분	특징
<p>NC model</p> 	<ul style="list-style-type: none"> ■ X→M, M→Y, X→Y 추정치 모두에서 편의 발생 ■ 매개효과, 직접효과, 총 효과에서 편의 발생 ■ 모형적합도가 매우 양호함
<p>OC model</p> 	<ul style="list-style-type: none"> ■ X→M 추정치에서 편의 발생 ■ 매개효과, 총 효과에서 편의 발생 ■ 5개의 비교모형 중 모형적합도가 가장 양호하지 않음
<p>COC model</p> 	<ul style="list-style-type: none"> ■ X→M 추정치에 편의 발생 ■ 매개효과, 총 효과에서 편의 발생 ■ 모형적합도가 양호한 편임
<p>MOC model</p> 	<ul style="list-style-type: none"> ■ X→M, M→Y, X→Y 추정치 모두 정확하게 추정됨 ■ 매개효과, 직접효과, 총 효과 모두 정확하게 추정됨 ■ 일부 조건에서 모형적합도가 양호하지 않음
<p>CMOC model</p> 	<ul style="list-style-type: none"> ■ X→M, M→Y, X→Y 추정치 모두 정확하게 추정됨 ■ 매개효과, 직접효과, 총 효과 모두 정확하게 추정됨 ■ 모형적합도가 매우 양호함

이러한 결과는 이진실(2013)의 결과와 일치하는 결과이다. 이진실(2013)의 연구에서는 외생 독립변인, 매개변인, 최종 결과변인이 모두 측정변인으로만 구성된 경로모형에 한정하여 모의실험 실시하였고, 모의실험의 조건 또한 사교육 효과를 분석하는 특정한 상황에 한정하여 살펴보았다는 점이 있다. 이에 비해 본 연구에서는 보다 일반적인 구조방정식모형에 해당하는 잠재변인으로 구성된 매개모형에서 공변인 통제를 위한 모형설정 방법을 비교하였다는 점에서 청소년학 분야에서 구조방정식모형을 활용하는 연구자들에게 본 연구의 결과가 보다 폭넓게 적용될 수 있을 것이라 기대된다.

연구결과를 바탕으로 시사점을 제시하면, 먼저 매개모형이 포함된 구조방정식모형을 활용하여 자료를 분석할 때 통제변인을 포함하여 분석하기 위한 관심과 노력이 필요함을 알 수 있다. 연구결과를 통해 통제변인을 모형에 포함하지 않은 모형인 통제전 모형(NC model)에서는 외생 독립변인이 매개변인에 미치는 효과($X \rightarrow M$), 매개변인이 최종 결과변인에 미치는 효과($M \rightarrow Y$), 외생 독립변인이 최종 결과변인에 미치는 직접효과($X \rightarrow Y$)가 모두 정확하게 추정되지 못함을 확인할 수 있었다. 이러한 결과는 변인 간 인과관계를 확인하기 위해 구조방정식모형을 적용하여 분석하더라도 공변인을 모형에 포함하지 않고 분석하면, 추정된 효과에는 각 경로의 실제 효과뿐만 아니라 공변인으로 인한 허위상관도 함께 포함되어 효과가 정확하지 않게 추정될 수 있음을 보여준다. 이를 통해 구조방정식모형에서 변인 간 인과관계를 정확하게 분석하기 위해서는 연구변인에 영향을 미칠 수 있는 중요한 공변인을 모형에 반드시 포함해서 분석해야 함을 알 수 있다. 구조방정식모형을 적용한 기존의 선행연구들에서는 모형의 간명성 및 모형적합도를 위해 공변인을 포함하지 않고 분석하는 경우가 많았으나, 본 연구의 결과에서 확인할 수 있듯이 외생변인 상관-매개변인 통제-결과변인 통제 모형(CMOC model)을 적용하면 모형적합도가 나빠지지 않으면서 공변인을 통제할 수 있었다. 따라서 구조방정식모형을 활용하는 청소년학 분야의 연구자들이 공변인 통제의 중요성을 인식하고 연구모형에 이를 반영할 필요가 있다.

다음으로 매개모형이 포함된 구조방정식모형에서 공변인을 통제하기 위해서는 적절한 모형설정 방법을 적용해야 함을 알 수 있다. 본 연구에서 5가지의 모형설정 방법을 비교한 결과, 외생변인 상관-매개변인 통제-결과변인 통제 모형(CMOC model)에서는 효과추정치의 편이가 거의 발생하지 않았고 모형적합도도 매우 양호하여 적절한 모형설정 방법으로 확인되었다. 다른 모형설정 방법을 적용하였을 때에는 모형적합도

가 양호하지 않거나 효과추정치에 편이가 발생하는 것을 확인할 수 있었다. 특히, 결과변인 통제모형(OC model)과 외생변인 상관-결과변인 통제 모형(COC model)은 외생 독립변인이 매개변인에 미치는 효과($X \rightarrow M$)가 크게 편향되어 추정되고, 이로 인해 매개효과 추정치 또한 정확하게 추정되지 못한다는 점에서 공변인 통제를 위한 방법으로 적절하지 않음을 알 수 있다. 매개변인 통제-결과변인 통제 모형(MOC model)과 외생변인 상관-매개변인 통제-결과변인 통제 모형(CMOC model)에서는 효과추정치의 편이가 수용 가능한 수준을 넘어서지 않았기 때문에 적용 가능한 모형설정 방법으로 고려할 수 있다. 모형적합도를 비교하였을 때에는 매개변인 통제-결과변인 통제 모형(MOC model)보다 외생변인 상관-매개변인 통제-결과변인 통제 모형(CMOC model)에서 더 양호했다는 점에서 본 연구에서는 외생변인 상관-매개변인 통제-결과변인 통제 모형(CMOC model)을 공변인 통제를 위한 가장 적합한 방법으로 제안하는 바이다.

통제변인이 연구변인에 미치는 영향력의 크기가 0.1이하로 매우 약할 때에는 모형설정 방법에 따른 차이가 크지 않았지만, 통제변인이 연구변인에 미치는 영향력의 크기가 0.2이상 일 때부터는 공변인 통제를 위해 어떤 모형을 적용하는지가 결과에 영향을 미칠 수 있으므로 연구변인과 공변인 간 관계가 강할수록 공변인 통제를 위한 모형설정 방법을 보다 신중하게 선택할 필요가 있다. 또한 실제 자료를 활용한 분석에서는 효과추정치의 편이는 알 수 없지만 모형적합도는 직접 비교가 가능하기 때문에, 매개변인 통제-결과변인 통제 모형(MOC model)과 외생변인 상관-매개변인 통제-결과변인 통제 모형(CMOC model)를 적용하여 분석한 후, 모형적합도 비교를 통해 가장 적절한 모형을 채택하는 방식도 고려할 수 있을 것이라 생각된다.

본 연구의 의의로는 인과관계 분석을 위해서는 공변인을 통제하는 것이 매우 중요함에도 불구하고, 그동안 구조방정식모형을 활용하여 매개효과를 분석한 연구들에서는 공변인을 포함하지 않고 분석이 이루어지거나, 공변인 통제를 위한 모형설정 방법에 대한 근거가 부족한 경우가 많았다. 본 연구에서는 구조방정식모형을 활용한 연구에서 공변인 통제를 위한 모형설정 방법을 비교하여 이에 대한 가이드라인을 제시하였다는 점에서 의의가 있다. 본 연구는 구조방정식모형을 활용하는 연구자들에게 실제적인 도움을 줄 수 있을 것으로 기대되며, 공변인 통제를 위한 적절한 모형설정 방법을 선택하는 데 있어서 기초 자료 및 근거 자료로써 활용될 수 있을 것이다.

본 연구의 제한점 및 후속연구를 위한 제안으로는, 본 연구에서는 매개변인의 개수를 1개(잠재변인 기준)로 설정하여 연구를 실시하였으나, 추후 연구에서는 매개변인이 여러 개 포함된 더 복잡한 매개모형에서도 동일한 결과가 나타나는지 확인할 필요가 있을 것이다. 또한 본 연구에서는 통제변인이 연구변인에 미치는 영향력의 크기를 고려할 때, 통제변인이 외생 독립변인, 매개변인, 최종 결과변인에 미치는 영향력의 크기를 각각 모두 동일하게 설정하여 5개 조건을 고려하였지만, 실제 경험적 자료에서는 통제변인이 연구변인(외생 독립변인, 매개변인, 최종 결과변인)에 미치는 영향력 조건이 보다 다양하고 복잡한 양상으로 나타날 수 있다. 통제변인이 연구변인에 미치는 영향력의 패턴(예를 들어 통제변인이 외생 독립변인에는 강하게 영향을 미치지만 매개변인에는 약하게 영향을 미치지 경우 등)에 따라서 결과가 달라질 수 있으므로, 후속 연구에서는 통제변인과 연구변인의 관계 패턴을 다양하게 설정하여 이를 비교해 볼 필요성이 있다. 또한 측정변인의 수, 측정변인의 분포, 결측치 등의 조건도 고려하여 보다 다양한 조건 하에서 추가적으로 연구를 수행하고 결과를 재확인할 필요가 있을 것이다. 더 나아가 매개모형을 분석하는 연구자들이 각 연구 상황에 맞추어 가장 적절한 모형설정 방법을 비교할 수 있도록 이를 위한 매뉴얼 및 분석 툴이 개발된다면, 구조방정식모형을 활용하는 연구자들이 가장 적절한 공변인 통제방법을 선택하는데 도움이 될 수 있을 것이라 제안한다.

참고문헌

- 김나영, 변상민, 손윤희 (2017). The mediating effect of academic self-efficacy in the relationship between middle school students' perceptions of teaching competencies and math achievement: Using multi-level structural equation modeling. **아시아교육연구**, 18(2), 365-387.
- 김나영, 변상민, 이다경, 김지혜 (2017). 다층구조방정식을 이용한 동료교사와의 협력 정도가 교사만족도에 미치는 영향 분석. **아시아교육연구**, 18(4), 661-682.
- 김서현, 임혜림, 정익중 (2014). 중학생이 경험한 학대와 방임이 학교 내 대인관계에 미치는 영향 경로. **한국청소년연구**, 25(4), 5-33. doi:10.14816/sky.2014.25.4.5
- 김수영 (2016). **구조방정식 모형의 기본과 확장: MPLUS 예제와 함께**. 서울: 학지사.
- 김재엽, 김준범, 장용언, 한기주 (2016). 가출청소년의 부모로부터의 학대와 학교폭력의 중복피해가 자살생각에 미치는 영향: 공격성의 매개효과 검증. **한국청소년연구**, 27(2), 159-186. doi:10.14816/sky.2016.27.2.159
- 노충래, 김소연 (2016). 부모양육태도가 청소년의 스마트폰 의존에 미치는 영향: 청소년의 우울과 공격성의 매개효과. **한국청소년연구**, 27(4), 87-114. doi:10.14816/sky.2016.27.4.87
- 박광배 (2004). **다변량분석**. 서울: 학지사.
- 박광배 (2009). **변량분석과 회귀분석**. 서울: 학지사.
- 박세진, 이현숙 (2015). 초등학생의 학업성취도를 예측하는 학생수준 및 학교수준 변인에 대한 다층 구조방정식모형 분석. **교육평가연구**, 28(2), 499-522.
- 박수영, 최혜정, 김순규 (2012). 사회적 지지가 중국 연변지역 조선족 청소년의 삶의 질에 미치는 영향: 자아존중감의 매개효과를 중심으로. **청소년학연구**, 19(5), 47-69.
- 박순미 (2011). 노인의 건강상태가 삶의 만족도에 미치는 영향: 사회참여와 경제활동의 매개효과와 조절효과를 중심으로. **노인복지연구**, 53, 305-332. doi:10.21194/kjgsw..53.201109.291
- 박현정, 이진실 (2013). 잠재성장모형과 자기회귀교차지연모형을 활용한 종단매개효과 검증: 부모자녀관계가 자아존중감을 매개로 우울에 미치는 영향. **교육평가연구**, 26(1), 86-106.

- 서영석 (2010). 상담심리 연구에서 매개효과와 조절효과 검증: 개념적 구분 및 자료 분석 시 고려 사항. **한국심리학회지: 상담 및 치료**, 22(4), 1147-1168.
- 송진영, 박민자 (2015). 부모의 학대가 청소년의 학교생활적응에 미치는 영향: 자아존중감과 자아탄력성의 매개효과를 중심으로. **청소년 문화포럼**, 43, 57-84. doi:10.17854/ffyc.2015.07.43.57
- 신혜숙, 김준엽, 민병철, 오유미 (2015). 부모의 학업우선교육관이 초등학생의 방과후 학교 참여를 매개로 학교행복과 공동체의식에 미치는 영향. **한국청소년연구**, 26(3), 221-246. doi:10.14816/sky.2015.26.3.221
- 오숙영 (2012). PLS 구조방정식 모형을 활용한 부모 SES, 사교육, 자기조절학습능력, 학업성취 간의 관계 연구. **교육문제연구**, 42, 203-243.
- 이기봉, 김영숙 (2008). 체육 분야의 인과관계 연구에서 매개변인의 효과 검증. **체육 과학연구**, 17(3), 33-44.
- 이기종 (2005). **구조방정식 모형: 인과성, 통계분석 및 추론**. 서울: 국민대학교 출판부.
- 이상균 (2007). 사회복지연구에서의 매개효과 검증: 예방 프로그램의 효과성 검증을 중심으로. **사회복지리뷰**, 12, 19-36.
- 한은영, 이재원 (2013). 청소년의 비행성향이 진로성숙에 미치는 영향: 학교환경에 대한 인식의 매개효과를 중심으로. **한국청소년연구**, 24(3), 323-355.
- 이주연, 유조안 (2015). 정상체중 중학생의 체형인식이 자아존중감에 미치는 영향: 체형만족도의 매개효과와 성별 차이. **한국청소년연구**, 26(4), 267-297. doi:10.14816/sky.2015.26.4.267
- 이진실 (2013). **사교육 효과 추정을 위한 구조방정식모형에서 공변인 통제방법 비교**. 서울대학교 대학원 석사학위 청구논문.
- 이진실 (2016). **교육연구에서 경향점수를 활용한 순차적 처치 효과 분석**. 서울대학교 대학원 박사학위 청구논문.
- 이현숙, 신진아, 김경희 (2013). 다층 구조방정식모형을 활용한 교육 맥락변인과 학업성취도의 관계 분석. **교육평가연구**, 26(2), 477-506.
- 정윤경, 이민혜, 우연경, 봉미미, 김성일 (2010). 사교육 시간에 따른 학습동기, 학습전략 사용 및 학업성취도의 변화. **한국심리학회지: 사회문제**, 16(2), 103-124.

- 조복순, 안상근 (2017). 청소년이 지각한 부모 양육태도와 스트레스 대처방식과의 관계에서 자아탄력성의 매개효과. *한국청소년연구*, 28(4), 225-253. doi:10.14816/sky.2017.28.4.225
- 최정아 (2011). 청소년의 스트레스 평가, 대처, 가족의사소통, 우울의 관계: 조절된 매개효과 검증. *한국가족복지학*, 33, 197-222. doi:10.16975/kjfs.2011..33.007
- 최종서 (2012). 실증적 회계학연구에 있어서의 내생성 문제. *경영정보연구*, 31(4), 469-490. doi:10.29214/damis.2012.31.4.020
- 홍세희 (2000). 구조방정식 모형의 적합도 지수 선정기준과 그 근거. *한국심리학회지: 임상*, 19(1), 161-177.
- Browne, M. W., & Cudeck, R. (1993). Alternative ways of assessing model fit. In K. A. Bollen, & J. S. Long (Eds.), *Testing structural equation models* (pp. 136-162). Newbury park, CA: Sage.
- Bollen, K. A. (1989). *Structural equations with latent variables*. NY: John Wiley & Sons.
- Cohen, J. (1977). *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences* (2nd ed.). NY: Academic Press.
- Hoogland, J. J., & Boomsma, A. (1998). Robustness studies in covariance structure modeling. *Sociological Methods & Research*, 26(3), 329-367. doi:10.1177/0049124198026003003
- Kaplan, D. (2009). *Structural equation modeling: Foundation and extension* (2nd ed.). CA: Sage.
- Kline, R. B. (2005). *Principles and practice of structural equation modeling* (2nd ed.). NY: Guilford Press.
- MacCallum, R. C., Browne, M. W., & Sugawara, H. M. (1996). Power analysis and determination of sample size for covariance structure modeling. *Psychological Methods*, 1, 130-149. doi:10.1037//1082-989X.1.2.130
- Mooney, C. Z. (1997). *Monte Carlo Simulation*. LA: Sage.
- Murnane, R. J., & Willett, J. B. (2011). *Methods Matter: Improving Causal Inference in Educational and Social Science Research*. NY: Oxford University Press.

ABSTRACT

A simulation study on model specification to control covariates in mediation analysis with structural equation modeling*

Lee, Jinsil**

The purpose of this study was to compare methods of model specification to control covariates in mediation analysis with structural equation modeling. In order to do this, monte carlo simulation was conducted. In this study, five models were compared, and each model was evaluated based on both the accuracy of estimates and model fit. The results showed that when the NC(Non Control) model was applied, model fit was good, however, estimates of mediation effect, direct effect, and total effect were all found to be biased. In terms of both the OC(Outcome Control) model and the COC(Correlated Outcome Control) model, estimates of mediation effect and total effect were biased. Additionally, model fit was found to be unacceptable in both the OC model and the COC model. When the MOC(Mediator-Outcome Control) model was applied, the estimates were unbiased, but under certain conditions, model fit was unacceptable. In the CMOC model, estimates of mediation effect, direct effect, and total effect were all unbiased, and model fit was good. Based on these results, for the purposes of controlling covariates in mediation analysis, the CMOC model was suggested as being the most appropriate.

Key Words: structural equation modeling, mediator, covariates, model specification

투고일: 2019. 3. 5, 심사일: 2019. 6. 13, 심사완료일: 2019. 6. 24

* This work was supported by the Ministry of Education of the Republic of Korea and the National Research Foundation of Korea(NRF-2018S1A5B5A07070651).

** Seoul National University

부록

모의실험에 활용한 R 코드

```

#자료생성 모형
popModel <-
"x=~0.7*x1+0.7*x2+0.7*x3 ; m=~0.7*m1+0.7*m2+0.7*m3 ;
y=~0.7*y1+0.7*y2+0.7*y3
x~~1*x ; m~~1*m ; y~~1*y ; z1~~1*z1
x1~0.5*z1 ; x2~0.5*z1 ; x3~0.5*z1 ; m1~0.5*z1 ; m2~0.5*z1 ; m3~0.5*z1 ; y1~0.5*z1 ;
y2~0.5*z1 ; y3~0.5*z1 #통제변인이 각 측정변인에 미치는 영향력 0.5로 설정(해당 수치는
0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5로 변화시켜가며 분석)
y~0.1*x+0.1*m ; m~0.1*x" #효과의 크기 0.1로 설정

#분석 모형
Model1 <-
"x=~x1+x2+x3 ; m=~m1+m2+m3 ; y=~y1+y2+y3 ; y~x+m ; m~x"
Model2 <-
"x=~x1+x2+x3 ; m=~m1+m2+m3 ; y=~y1+y2+y3 ; y~x+m+z1 ; m~x ; x~~0*z1"
Model3 <-
"x=~x1+x2+x3 ; m=~m1+m2+m3 ; y=~y1+y2+y3 ; y~x+m+z1 ; m~x ; x~~z1"
Model4 <-
"x=~x1+x2+x3 ; m=~m1+m2+m3 ; y=~y1+y2+y3 ; y~x+m+z1 ; m~x+z1 ; x~~0*z1"
Model5 <-
"x=~x1+x2+x3 ; m=~m1+m2+m3 ; y=~y1+y2+y3 ; y~x+m+z1 ; m~x+z1 ; x~~z1"

#모의실험 실행
set.seed(123)
library(simsem)
out.m1 <- sim(1000, n=200, model=Model1, generate=popModel, lavaanfun = "sem") #
사례 수 200명으로 설정, 분석모형은 변화시켜가며 분석
summary(out.m1)

```