한국심리학회지: 사회 및 성격
Korean Journal of Social and Personality Psychology
2026, Vol. 40, No. 1, 29-56
https://doi.org/10.21193/kjspp.2026.40.1.002

정규논문

통계적으로 유의한 매개효과의 대안설명과 대응방안

한 유 화[1)2)] **이 우 열**[1)†]

[1)]충북대학교 심리학과 [2)]연세대학교 법학연구원

매개분석은 변인 간 관계를 설명하는 제3의 변인을 찾으려는 심리학 연구자들에게 매우 유용한 도구이다. 매개분석 결과의 해석 타당성을 높이기 위해 연구자는 매개분석의 가정과 자료의 특성을 분명히 파악해야 한다. 본 연구는 최근 심리학 연구의 매개분석 결과보고 관행의 문제를 지적하고 매개분석 결과에 영향을 줄 수 있는 요인들을 제시하여 매개분석을 활용하는 연구자들이 결과를 보고할 때 고려해야 하는 내용들을 제안하였다. 본 연구는 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 매개효과가 관찰되었을 때 연구자가 생각해 볼 수 있는 대안적 설명이 옳을 수 있는 다양한 상황들을 보여주었다. 구체적으로 매개분석과 회귀분석의 가정들이 위반되거나 매개효과의 실질적 의미가 없는 아홉 가지 상황을 구현하여 매개효과가 관찰되는지 확인하거나 매개효과가 탐지되는 비율을 관찰하였다. 이 결과를 바탕으로 본 연구는 1) 시간적 순서의 논리적 타당성 제시와 시간적 순서가 역전된 동등모형과 연구모형의 비교, 2) 민감도 분석의 수행, 3) 타당한 측정도구의 사용, 4) 분석 전 자료 검토 및 5) 제1종 오류 가능성 평가를 위한 정보를 제공할 것을 제안하였다.

주요어 : 매개분석, 대안설명, 측정오차, 혼입변인, 통계적 타당성

†교신저자: 이우열, 충북대학교 심리학과, (28644) 충북 청주시 서원구 충대로 1, 충북대학교
E-mail: wooyeollee@chungbuk.ac.kr

ⓒ 2026, Korean Social and Personality Psychological Association.
This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)
which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

심리학 연구의 목표는 사람들의 행동이나 정신과정을 설명하는 것이다. 이 설명을 위해 심리학 연구자들은 관심 있는 현상이나 변인과 관련된 변인을 찾고 그 변인 간 관계의 양상을 파악하고자 한다. 변인 간 관계의 양상과 복잡성은 다양한 방식으로 설정될 수 있다. 과학의 주된 목표가 어떤 현상의 원인을 찾는 것인 만큼, 연구자들은 변인 간 인과관계를 파악하고자 노력한다. 어떤 변인의 매개효과(mediation effect)는 다른 두 변인의 인과적 관계에 대한 단서를 제공하는 것으로 여겨져(Baron & Kenny, 1986, p. 1176) 많은 연구자들의 관심을 받았다.

매개효과는 경로분석을 통해 검정되는 변인 간 관계가 제3변인에 의해 설명되는 정도를 그 크기로 하는 효과를 의미한다(MacKinnon, 2008). 두 변인의 관계가 이 제3변인의 존재 여부에 따라 성립되거나 되지 않으면 제3변인은 두 변인의 관계를 성립하게 하는 변인으로 간주되며, 매개변인(mediator)이라고 부른다. 매개변인의 개념은 조건적이다. 이 조건은 매개효과 검증을 위한 논리적 및 통계적 가정의 충족이다. 매개분석의 가정이 충족되지 않는다면 이 제3변인은 다른 두 변인과 관계를 맺는 많은 변인 중 하나일 뿐이다.

매개변인의 발견이 현상을 이해하는 데 큰 도움을 주는 만큼 실제로 매개변인이 아닌 것을 매개변인으로 해석하는 것은 현상에 대한 오해를 낳기 쉽다. 이와 같은 오류를 범하지 않으려면 연구자들은 매개분석의 가정이 충족되는지를 면밀히 따져봐야 한다. 그러나 Stuart 등(2021)은 매개분석 결과를 보고한 논문 대부분이 매개분석의 가정 충족 여부를 확인하기에 충분한 정보를 제공하지 않고 있다는 것을 발견하였다. 어떤 변인이 매개변인이라는 해석이 타당한지 확인하려면 매개분석의 가정 충족 여부에 대한 정보가 반드시 필요하다. 어떤 가정이 파기되고 충족되었는지에 대한 정보 없이는 매개분석 결과에 대한 대안적 설명을 파악할 수 없기 때문이다. 매개분석은 연구자의 모형에 대한 검증이므로 확인적인 방법이다. 따라서 같은 결과를 얻을 수 있는 대안적 설명을 얼마나 배제할 수 있느냐가 곧 모형의 타당성이다. 매개분석의 가정 충족 여부에 대한 정보가 부족하면 대안설명을 파악할 수 없고, 이로 인한 문제는 연구결론의 타당도를 위협한다.

본 연구는 어떤 변인이 두 변인의 관계를 완전매개한다는 해석을 할 수 있는 통계적 결과가 관찰된 경우에 생각할 수 있는 다양한 대안적 설명을 제시하고 각 설명에 부합하는 상황을 시뮬레이션을 통하여 확인하였다. 다만, 본 연구는 간결성을 위해 예측변인, 결과변인, 매개변인이 각각 하나인 단순매개 상황, 완전매개의 관계만을 다루었다. 또한, 시뮬레이션 연구의 결과를 요약하여 매개분석을 수행하는 연구자들이 스스로 매개분석 결과의 해석에 대한 타당도를 평가할 수 있도록 지침을 제공하였다. 본 연구의 결과는 경험적 연구자들이 매개분석을 보다 신중하게 적용하고 연구결과 해석의 타당성을 평가하는 데 필요한 정보를 논문에 보고하는 것을 도울 것으로 기대된다.

매개분석과 그 가정

예측변인과 결과변인의 관계를 설명하는 기능을 하는 변인이 매개변인이다. Baron과 Kenny (1986)에 따르면, 어떤 변인이 매개변인으로 기능하기 위해서는 다음 조건을 만족시켜야 한다: 1) 독립변인이 잠재적 매개변인을 유의하게 설명하여야 한다, 2) 잠재적 매개변인은 종속변인을 유의하게 설명하여야 한다, 3) 이 두 경로가 서로 통제되었을 때, 기존에 유의했던 독립변인과 종속변인의 관계가 더는 유의하지 않아야 한다. 이 논리는 Judd와 Kenny(1981)가 제안한 일련의 회귀분석을 통한 매개분석 절차에서 그대로 구현된다. Baron과 Kenny(1986)는 이 과정이 두 가지 가정을 충족할 것을 요구한다고 하였다: 1) 매개변인에는 측정오차가 없다, 2) 종속변인이 매개변인의 원인이 될 수 없다. 널리 사용되는

Baron과 Kenny(1986)의 방법은 독립변인→매개변인 경로의 계수(a)와 매개변인→종속변인 경로의 계수(b) 간 곱을 매개효과로 하는 곱셈적 방법(product method)이다(그림 1). 그림 1을 보면, 이 모형이 1) 독립변인은 측정오차가 없다, 2) 매개변인과 종속변인의 오차는 독립적이다, 3) 모든 관계에 혼입변인이 없다는 것을 가정하는 모형이라는 것을 알 수 있다. 매개분석을 사용하는 경험적 연구들에서 거의 언급되지 않는 중요한 가정은 각 변인의 모듈성(modulity)에 대한 것으로 매개모형의 각 변인이 서로 구분되는 대상(entity)이고 변인 간 관계가 유기적이거나 전체적이지 않다(Knight & Winship, 2013)는 것이다. 여러 문헌에서 언급되는 매개분석의 가정들은 1) 변인 간 시간적 순서(인과적 방향성), 2) 모형화된 변인들 이외의 혼입변인 부재(통제), 3) 독립변인과 매개변인의 측정오차 부재(통제), 4) 매개변인과 종속변인 오차의 독립성으로 요약할 수 있다. 각 문헌에서 언급된 가정들은 다소 중첩되는 경향이 있다. 예를 들면, 독립변인에서 매개변인, 매개변인에서 다시 종속변인으로의 (시간적) 방향성에 대한 가정은 모듈성에 대한 가정(유기적이지 않은 관계)을 포함하는 것으로 이해할 수 있다. 동시에 모듈성에 대한 가정은 매개변인과 종속변인의 오차가 독립적이라는 가정을 포함한다. 따라서 이 가정들의 충족 여부는 서로 독립적이지 않을 수 있다. 추가적으로, 모수적 검증 과정을 통해 매개효과를 검증한다면 분포적 가정의 충족 여부를 고려하여야 한다.

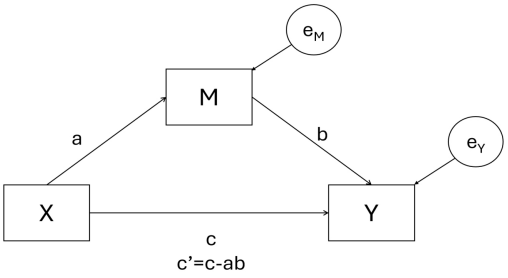


그림 1. 기본적인 매개모형. ab는 간접효과, c'는 직접효과를 각각 의미함. (Kline, 2015)

결과보고의 관행

통계분석 결과를 보고하는 방법에 대해서는 정해진 규칙이 없다. 이것은 아마도 연구의 다양성만큼이나 그 방법도 다양해서 일관적인 규칙을 정하는 것이 사실상 불가능하기 때문일 것이다. 통용되는 규칙이 있다면 동료 연구자들이 연구에서 관찰된 결과의 의미와 유의성을 파악하고 분석을 재현하기에 충분한 정보를 제공해야 한다는 것 정도일 것이다. 새롭거나 복잡한 연구방법을 적용하는 경우 이 규칙은 구체적으로 적용되기가 더 어려우므로 연구자들은 각 연구방법을 사용한 선행연구들이 보고해 온 정보들을 보고하는 경우가 많다. 즉, 연구자들은 자신들이 사용한 분석방법의 결과보고를 위해 선행연구를 참고하고 각 분야의 관행을 따르게 된다.

매개분석은 오래전에 개발되어 사용되어 온 고전적인 연구방법이지만 분석을 수행하는 실질적인 방법(예를 들면, 분석 프로그램이나 분석 코드)이 지속적으로 발전해 오면서 다양한 방식으로 수행되고 그 결과가 보고되고 있다. 최근 매개분석에 대한 연구들이 증가하면서(Nguyen, Schmid, & Stuart., 2021) 매개분석 결과보고의 질을 점검하고자 하는 연구들이 다수 발표되었다. 이 연구들은 각 분야에서 매개분석을 활용한 연구가 어떤 정보들을 보고하는지 검토하였다.

Cashin 등(2019)은 54편의 연구를 메타 분석하여 매개분석 결과보고의 관행을 평가하였다. 54편의 연구에서 지적한 문제는 횡단자료를 이용하여 인과적 매개모형을 검증하는 것(17편), 매개변인의 시간적 선행에 대한 타당화 부족(12편), 매개변인의 측정오차 무시(7편), 혼입변인에 대한 검토 부족(4편), 매개변인에 대한 이론적 근거의 부족(3편) 등이었다. Vo, Superchi, Boutron과 Vansteelandt(2020)의 연구는 2017년부터 2018년까지 2년 동안 발표된 매개분석을 사용한 논문 98편을 검토하여 53%의 연구에서 매개변인과 결과변인이 동시에 측정되고 57%의 연구만

혼입변인을 분석에 고려하였으며 35.7%의 연구만이 매개변인의 측정오차 문제를 논의하고 30%의 연구에서만 매개분석의 가정을 논의했음을 보여주기도 하였다.

Stuart 등(2021)은 매개분석을 사용한 연구들이 그 가정을 충실히 보고하였는지를 점검하기 위하여 2013년부터 2018년까지 심리학 학술지에 출판된 206편의 논문을 검토하였다. 연구자들은 1) 변인의 시간적 순서, 2) 독립변인의 무선화 여부, 3) 혼입변인들이 보고되고 적절하게 교정되었는지를 조사하였다. 연구결과는 매개분석을 사용한 논문 대부분에서 가정점검이 불충분하게 수행되었음을 보여주었다. 이들이 조사한 논문 중 42.2%만 매개분석의 가정을 언급하였고, 21.5%의 논문만 독립변인의 무선화를 보고하였으며, 약 50% 이상이 횡단자료를 사용하여 분석하였다. 전체의 23.8% 논문에서만 독립변인, 매개변인, 종속변인의 시간적 순서를 고려하였고, 시간적 순서에 대한 언급은 무선화된 실험에서 더 빈번하게 관찰되었다. 약 60%의 논문은 몇몇 혼입변인을 언급하였지만 그 변인이 가지는 혼입 효과에 대한 정당화 없이 변인들을 나열했을 뿐이었다.

다수의 매개분석 결과보고의 품질을 검토한 연구들의 결과로 Lee 등(2021)은 매개분석 결과보고를 위한 지침을 제시하기도 하였다. 이 지침은 논문의 서론, 방법, 결과 및 논의 부분에서 보고되어야 하는 정보들을 구체적으로 제시하였으며 선행연구의 결과와 방법론 전문가, 통계학자, 임상가, 역학자, 심리학자, 임상 연구가 등을 대상으로 한 델파이 조사를 통하여 마련되었다. 이 지침이 마련된 이후 Rizzo, Cashin, Bagg, Gustin, Lee와 McAuley(2022)는 2017년 6월부터 2019년 6월까지 약 2년 동안 발표된 유해인자 노출(health exposures) 및 개입의 메커니즘을 이해하기 위해 수행된 관찰 연구 논문 중 50편의 논문을 검토하였다. 이 연구는 논문의 각 섹션에서 다룬 정보를 Lee 등(2021)이 제시한 지침을 바탕으로 검토하였는데, 서론에서 대부분의 연구(약 90%)는 매개분석 모형의 변인 간 인과관계 가능성을 보여주는 이론을 제시하였고, 방법에서는 50%가 채 되지 않는 논문만이 혼입변인을 고려하였으며 인과적 추론을 위해 충족되어야 하는 가정은 10%의 논문에서만 보고되었고, 결과에서는 14%의 연구만이 민감도 분석 결과를 보고하였다.

비록 이들 연구에서 검토된 논문들이 제한된 분야의 연구를 다루고 있고, Lee 등(2021)이 좋은 지침을 제시한 바 있지만 Rizzo 등(2022)의 연구결과를 보면 이 지침은 아직 널리 활용되지 않는 것으로 판단된다. 본 연구에 앞서 매개분석을 활발하게 적용하고 있는 한국의 사회심리학 분야 연구논문의 매개분석 결과보고 현황을 파악하고자 2022년 8월부터 2025년 5월 사이(최근 3년)에 '한국심리학회지: 사회 및 성격'에 출판된 논문 총 60편을 검토하였다. 이 중 22편의 논문에서 매개분석(단순매개, 이중매개, 조절된 매개 매개된 조절 모두 포함)을 활용하였으며 실험연구는 7편(32%), 비실험 연구 15편(68%)이었다. 참가자 수의 범위는 [86, 1600], 중앙값은 290이었으며, 이 중 9편(41%)의 논문에서 참가자 수 설정의 근거를 제공하였다. 조사한 논문 가운데 설정된 모형에 포함된 변인들 사이의 대안적인 시간순서의 가능성을 언급한 논문은 전혀 없었다. 모든 연구는 실험연구 또는 횡단적 연구로 조사자료를 이용한 연구 중에는 종단 설계를 적용하여 시간적 순서의 대안적인 방향에 대한 가설을 제거한 경우는 발견되지 않았다. 실험연구에서는 독립변인의 조작 후 측정된 변인의 역할이 연구자의 가설에 따라서 매개변인 또는 종속변인으로 설정되었는데, 변인의 순서가 역전된 대안적인 모형을 언급한 논문은 없었다. 모든 연구에서 모형에 포함된 측정변인의 신뢰도 정보(Cronbach's alpha; 크론바흐 알파)를 제공하였으나 한 편의 논문에서만 구조방정식모형(Structural Equation Model; SEM)을 사용하여 측정오차의 영향을 통제하였다. 나머지 논문에서는 측정오차를 고정하기 위해 특별한 처리를 하지

않았다. 모든 논문은 매개효과 검증을 위해 PROCESS MACRO와 Mplus를 이용하여 간접효과에 대한 부트스트랩 표본의 95% 신뢰구간에 0이 포함되는지를 파악하는 방법으로 매개효과를 검증하였다. 20편(91%)의 논문에서 비표준화 단위에서의 매개효과 계수를 보고하였으나 어떤 논문에서도 효과크기에 대한 정보를 제공하지 않았다. 표준화한 단위에서 매개효과 정보를 보고한 논문은 두 편이었다.

통계적 결론 타당도 평가에 필요한 정보

통계적 가정에 대한 부실한 검토와 보고는 통계적 결론 타당도(statistical conclusion validity) 평가를 어렵게 한다. 통계적 결론 타당도는 통계적인 문제와 관련하여 연구자료가 독립변인과 종속변인의 관련성이 있거나 없음을 합리적으로 보여줄 수 있는지를 의미하며(Cook & Campbell, 1979), 다음의 세 가지 측면을 포함한다: 1) 통계적 검정력, 2) 제1종 오류 및 3) 통계적 확신도(García-Pérez, 2012). 이 세 가지 측면은 일견 다른 것처럼 보이지만 서로 관련이 있다. 통계적 검정력은 효과의 크기, 자료의 크기, 유의수준, 자료의 변산성과 관련되어 있고 유의수준은 영가설을 기각하는 통계적 판단에서 허용 가능한 제1종 오류의 수준이며, 통계적 확신도 역시 유의수준의 영향을 받기 때문이다. 결국, 통계적 결론 타당도는 실험이나 조사 등의 자료수집 절차가 충분히 타당하다면, 1) 충분한 수의 자료에 기초한 결과인가, 2) 제1종 오류의 가능성이 적절히 고려되었는가 및 3) 효과가 제대로 추정되었는가(효과추정에 적절한 통계적 방법이 사용되었는가)를 확인함으로써 평가될 수 있다. 또한, 모수적 통계에서 유의성 검정의 타당도는 모형의 가정이 충족되었는지에 따라 달라질 수 있다(Gelman & Hill, 2007; Zuur, Ieno, & Elphick., 2010). 즉, 제1종 오류의 가능성과 효과추정의 정확성은 선택된 분석방법의 통계적 가정 충족 여부의 영향을 받는다. 연구의 통계적 결론 타당도 평가를 위해서는 제1종 오류의 가능성, 분석에 사용된 자료의 수, 효과크기, 선택된 통계적 모형의 가정 충족 여부 등의 정보가 필요하다.

부실한 보고 관행에 의해 무시될 수 있는 대안설명

사례 수 설정 근거 누락

Fritz와 MacKinnon(2007)은 매개분석에서 0.8의 검정력을 얻기 위한 표본 크기에 대한 지침을 제시한 바 있다. 이들은 여섯 가지 매개분석 방법에서의 각 경로계수의 크기에 따른 사례 수 지침을 제시하였는데(Fritz & MacKinnon, 2007, Table 3 참조), 이들에 따르면, Baron과 Kenny (1986)의 방법을 사용하는 경우 직접효과(.14)보다 큰 간접효과(매개효과)를 관찰하기 위해서는 독립변인→매개변인 경로와 매개변인→종속변인 경로가 모두 강한 관계(.59)를 가지더라도 53 이상의 사례 수가 필요하며 둘 중 하나의 경로가 중간 수준의 강도를 갖는다면 필요한 사례 수는 84 이상으로 크게 증가하고 이보다 약한 수준의 강도에서는 최소한 118 이상의 사례 수가 필요하다. Liu와 Wang (2019)은 2014년부터 2018년 사이에 Psychological Science에 출판된 73개의 논문에서 단순 매개분석을 위해 사용한 표본 크기와 그 산출 근거를 조사하였다. 표본 크기의 중앙값은 153이었고, 약 30%의 연구에서 표본 크기가 100보다 작았다. 절반이 넘는(57.5%) 연구는 표본 크기를 설정한 이유를 제시하지 않았으며 일반적인 기준(조건당 30명)을 사용한 연구가 16.4%였고, 검정력 분석을 사용한 연구는 8.2%였다. 이 결과는 매개분석을 사용한 연구에서 보고된 사례 수가 수용할만한 검정력을 얻기에 충분하지 않을 수 있음을 보여준다. 사례 수 설정 근거에 대한 보고는 연구결과의 검정력에 대한 단서가 되고, 검정력은 연구에서 발견한 효과가 실재할 가능성의 지표이므로 통계적 타당성 평가에 중요한 정보이다. 연구의 결과로 완전매개효과가 발견되었다 하더라도 사례 수가

적절하지 않다면 이 발견이 우연일 가능성을 배제하기 어렵다.

효과크기 누락

두 경로계수의 곱으로 정의되는 매개효과는 그 효과크기를 정의하는 것부터 어렵다(Preacher & Kelly, 2011). 처음으로 제안된 효과크기는 전체효과와 간접효과의 비율(Alwin & Hauser, 1975) 또는 직접효과와 간접효과의 비율(Sobel, 1982)이며 의미가 직관적이어서 널리 사용된다. 이후에는 간접효과를 독립변인 또는 종속변인의 단위나 둘 모두의 단위로 표준화한 표준화된 간접효과(Alwin & Hauser, 1975; Cheung, 2009; MacKinnon, 2008; Preacher & Hayes, 2008)가 제안되었고, 측정치의 비편향성과 일관성(Cheung, 2009) 때문에 많은 매개분석 모형에서 활용되었다. 이외에도 R^2에 기초한 효과크기 측정치(Fairchild, MacKinnon, Taborga, & Taylor, 2009)와 이를 교정한 측정치(Lachowicz, Preacher, & Kelly, 2018)도 제안된 바 있다. Miočević, O'Rourke, MacKinnon과 Brown(2018)은 매개효과에 대한 네 가지 효과크기 지표를 검정력, 제1종 오류율, 복구비율(coverage) 등을 기준으로 비교한 연구에서 표준화된 효과크기 측정치가 매개효과를 수량화하는 우수한 측정치임을 보여주었다. 효과크기를 수량화하는 방법이 다양하다는 것 자체는 문제가 아니지만 경험적 연구자들이 보고하는 효과크기가 다양한 상황에서는 이들이 보고하는 매개효과크기의 의미 해석과 평가, 비교가 어려울 수 있다. 또한, 효과크기 또한 검정력과 관련된 지표이므로 효과크기가 충분히 큰 경우에만 완전매개효과가 우연히 관찰되었을 가능성을 타당하게 배제할 수 있다.

매개모형의 가정 파기에 의해 무시될 수 있는 대안설명

앞서 언급한 바와 같이 매개분석의 가정은 네 가지로 요약할 수 있다: 1) 변인들 간 시간적 순서(인과적 방향성), 2) 모형화된 변인들 이외의 혼입변인의 부재(통제), 3) 독립변인과 매개변인의 측정오차 부재(통제), 4) 매개변인과 종속변인 오차의 독립성. 변인간 시간적 순서에 대한 가정 즉, 독립변인, 매개변인, 종속변인의 시간적 순서에 관한 가정은 매개분석 결과를 인과적으로 해석하기 위한 최소한의 가정으로 이 가정이 충족되지 않으면 다른 가정들에 대한 논의는 의미가 없다(Nguyen, Schmid, & Stuart, 2021). 시간적 순서에 대한 가정이 파기되거나 확인되지 않는 경우 매개분석 결과에 대한 가능한 대안설명은 굉장히 많다. Kline(2015)은 변인의 시간적 순서에 대한 가정이 파기되거나 충분한 근거가 제시되지 않았을 때 생각할 수 있는 매개모형과 동등한 17개의 모형을 제시한 바 있다(Kline, 2015의 그림 2 참조). 혼입변인의 부재와 매개변인과 종속변인의 오차 독립성 가정은 서로 관련이 있다. 오차 간 상관이 혼입변인에 의한 것일 수 있기 때문이다. 따라서 이 가정이 확인되지 않거나 파기되는 경우 가능한 대안설명은 매개효과가 실제로는 확인되지 않은 제3변인의 효과일 수 있다는 것이다. 마지막으로 독립변인과 매개변인의 측정오차는 다양한 방식으로 추정된 매개효과에 영향을 줄 수 있다. Baron과 Kenny(1986)에 따르면, 매개변인에 측정오차가 있는 경우 매개변인의 효과가 0에 가깝게 추정되고 독립변인의 효과가 과대추정되어 매개효과를 간과하게 될 수 있다.

연구 문제

매개분석은 두 변인의 관계를 구체적으로 설명하는 변인을 발견할 수 있는 분석방법이며, 일정한 조건이 충족된다면 인과적 해석의 가능성을 높여주는 매력적인 분석적 도구이다. 그러나 앞서 살펴본 바와 같이 인과적 해석을 위해서는 충족되어야 하는 가정들이 있고, 이들 중 일부는 검증하기 어려워 충족 여부를 판단하기 위한 기술적인 방법이 없다. 또한, 인과적 해석

을 시도하지 않더라도 매개분석을 통해 얻은 결과의 의미를 타당하게 추론하기 위해서는 통계적 결론 타당도를 평가하는 데 필요한 충분한 정보가 제공되어야 한다.

본 연구는 매개분석을 주요 분석도구로 활용하는 연구자들이 자주 간과해 온 매개분석의 가정이 충족되지 않은 상황과 통계적 타당성을 확보하기 위해 고려해야 하는 요소를 달리한 상황을 시뮬레이션하여 각 상황에서도 매개분석을 통해 매개변인의 완전매개효과가 관찰될 수 있는지 확인하였다. 본 연구의 결과는 연구자들이 경험적 연구에서 타당한 결과 해석을 위해 고려해야 하는 자료의 특성과 직접 관찰되지 않지만 발생할 수 있는 대안적인 상황들을 파악하여 타당한 통계적 추론을 하고, 이 추론을 위해 충분한 정보를 논문에 보고하도록 지침을 제공함으로써 건전한 지식의 수립을 위한 매개분석 결과 보고의 관행이 정착하는 데 기여할 것으로 기대된다.

방 법

본 연구의 목표는 컴퓨터 시뮬레이션을 사용하여 매개분석에서 간접효과를 발견하였을 때 생각할 수 있는 대안적 상황을 보여주는 것이다. 경험적 연구에서 수집된 자료는 실제 모형을 알 수 없고 최선의 모형이 통계적 분석에 의해 선택된다. 그러나 컴퓨터 시뮬레이션 방법은 자료를 생성한 모형을 연구자가 직접 설정하기 때문에 이 방법을 사용함으써 본 연구에서 논의하고자 하는 모형의 가정의 위반된 상황에서 얻어진 자료를 생성하고 그 분석 결과를 직접 확인할 수 있다. 본 연구에서는 1) 매개분석에서 설정한 변인 간 시간적 순서가 적절하지 않은 경우(공통원인, 두 가지 다른 시간적 순서: 종속변인 선행, 양방향), 2) 모형화된 변인들 이외의 혼입변인이 있는 경우(제3변인), 3) 독립변인, 매개변인, 종속변인 측정치에 측정오차가 있고, 서로 관련된 경우, 4) 변인 간 관계가 비선형적인 경우(부적절한 효과추정), 5) 이상값이 존재하는 경우(부적절한 효과추정), 6) (제1종 오류 비율관찰을 위해) 실제로 매개효과가 없는 상황 및 7) 실제 효과크기가 매우 작은 경우를 구현하였다. 총 아홉 개의 상황을 반영하는 자료를 생성하고, 각 자료에 매개분석을 수행하여 그 결과를 비교하였다. 매개분석을 위해, 그림 1과 같이 X와 Y의 관계를 M이 단순매개하는 상황(연구모형)을 상정하였다. 시뮬레이션의 전체 과정은 R (버전 4.5.0; R Core Team, 2025)을 사용해서 수행되었고, 시뮬레이션에서 사용된 전체 코드는 부록에 제시되었다. 그리고 결과의 재현성을 위해서 결과를 보고할 때도 분석을 위한 코드를 삽입하였다. 자료 생성 방법과 결과를 평가한 방법은 다음과 같다.

자료 생성 방법

변인 X, M, Y가 외생변인(exogenous variable) 또는 내생변인(endogenous variable)으로 생성되었다. 다른 변인의 영향을 받지 않는 외생변인은 주어진 확률분포에서 무선적으로 생성되었다. 예를 들어, 정규분포를 따른다고 가정되는 외생변인은 rnorm 함수를 사용하여 생성되었다. 서로 상관을 갖는 두 개의 외생변인을 생성하기 위해서 MASS 패키지(Venables & Ripley, 2002)의 mvrnorm 함수를 사용하였다. 외생변인의 영향을 받아 만들어지는 내생변인은 외생변인으로부터의 연산을 통해 생성되었다. 내생변인 Y가 X와 상관을 갖는 경우 X와 정규분포를 따르는 무선오차의 선형조합(linear combination)으로 Y를 생성하였다. 무선오차를 생성하기 위하여 rnorm 함수를 사용하였다. X, M, Y 모두 표준화를 통해 평균과 분산을 각각 0과 1로 고정하였다. 표준화는 매개분석을 수행했을 때의 경로계수를 상관계수 또는 부분 상관계수로 해석하기 위한 절차이다. 변인 생성을 위해 사용한 r 함수는 표 1에 제시하였다.

자료의 생성은 대안적 상황의 유형에 따라서 다르게 이루어졌다. 시간적 순서, 혼입변인, 측정오차, 비선형적 관계의 대안적 상황을 구현하기 위하여 모집단 수준에서 연구자의 가설과 일치하는 변인 사이의 관계를 반영하는 변인들을 생성하였다. 본 연구는 이 상황에서 연구자의 표본 특성과 관계없이 (즉, 연구자의 표본이 모집단에 가깝더라도) 매개효과가 관찰될 수 있다는 점을 보여주고자 하였다. 따라서 충분히 큰 표본 크기인 100,000을 사용하여 관찰자료를 1회 생성하였다. 반면, 이상값의 영향은 표본에 따라 달라질 수 있는 특성이므로 표본 크기 100을 사용하였다. 표본 크기가 작을 때는 표집 변산성이 크므로 씨드값을 설정하고 관찰자료를 1회 생성하였다. 간접효과에 대한 제1종 오류와 작은 효과크기의 영향을 평가하기 위해 각각 매개효과에 대한 영가설 모형이 참인 상황과 매우 작은 효과크기의 매개효과 모형이 참인 상황에서 자료를 반복적으로 생성하고 표본마다 간접효과를 산출하여 간접효과의 표집분포를 생성하였다. 표본 크기는 제1종 오류에 대해서는 100, 작은 효과크기에 대해서는 1,000으로 설정하였고, 각 상황에서 1,000개의 표본을 독립적으로 생성하였다.

평가 지표

본 연구에서 구현한 아홉 가지 상황 중 하나의 관찰자료로 평가할 수 있는 대안적 상황(시간적 순서, 혼입변인, 측정오차, 비선형적 관계, 이상값)에서는 다음의 지표를 사용하였다. 첫째, 생성된 변인 *X*, *M*, *Y*의 상관행렬을 산출하여 모상관행렬과 비교하였다. 둘째, 산출된 관찰자료의 상관행렬을 이용하여 그림 1에 제시된 매개모형의 경로계수를 산출하였다. 경로계수 산출에 사용된 공식과 경로계수 생성을 위한 r 코드

표 1. 변인 생성 및 경로계수 산출을 위한 함수의 r 코드와 산출공식

함수/수식	기능

make.variable<- function(X,n,r){
r*X+rnorm(n,sd=sqrt(1-r^2))
}
	원 변인과 상관을 갖는 새로운 변인 생성

make.coefficients <- function(rXY, rXM, rMY){
a=rXM
b=(rMY-(rXM*rXY))/(1-rXM^2)
ab=a*b
cprime=rXY-ab
res<-c(a,b,ab,cprime)
names(res)<- c("a","b","ab","cprime")
res
}
	경로계수 산출

$a = r_{XM}$ $b = \frac{r_{MY} - (r_{XM} \cdot r_{XY})}{1 - r_{XM}^2}$ $ab = a \cdot b$ $c = r_{XY}$ $c' = c - ab$	경로계수 산출 공식 (*ab*는 간접효과, *c*는 총효과, *c'*은 직접효과)

는 표 1에 제시되었다. 셋째, 총효과(r_{XY}) 중 간접효과(ab)의 비율을 산출하였다. 총 효과 중 간접효과의 비율이 100%이면 완전매개임을 의미한다.

간접효과에 대한 제1종 오류와 작은 효과크기가 대안설명이 될 수 있는 상황을 제시하기 위해서는 몬테카를로 시뮬레이션 방법이 사용되었으므로 간접효과 탐지비율을 평가 지표로 사용하였다. 주어진 모상관행렬로부터 1,000개의 자료를 무선적으로 생성하고 psych 패키지(Revelle, 2025)의 mediate 함수를 사용하여 매개분석을 수행하였다. 각 시행에서 간접효과의 유의성을 탐지하기 위하여 1,000회의 부트스트랩 표본을 만들어 간접효과에 대한 표집분포를 생성하였다. 95% 신뢰구간에 0을 포함하면 간접효과가 통계적으로 유의하지 않은 것으로, 그렇지 않으면 통계적으로 유의한 것으로 판단하였다. 실제로 간접효과가 존재하지 않는 상황에서 매개효과가 탐지되는 비율은 제1종 오류(우연)에 의한 매개효과의 발견을 의미한다. 동시에 작은 효과크기이지만 실제로 존재하는 경우 매개효과가 탐지되는 비율은 작은 효과크기가 존재하는 경우의 검정력을 의미한다. 제1종 오류와 작은 효과크기가 대안설명이 될 수 있는 상황의 결과를 평가하기 위해 간접효과의 탐지비율과 함께 추가적으로 1,000개 시행에 걸친 간접효과 표집분포의 히스토그램과 간접효과의 평균, 표준편차, 95% 신뢰구간을 보고하였다.

결 과

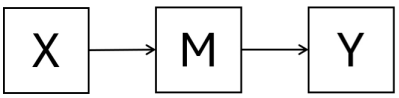
본 연구에서 구현한 아홉 가지 상황에 대한 전체 결과의 요약이 표 2에 제시되었다. 구체적인 연구결과는 비교자료, 매개분석의 가정의 위반으로 인한 대안적 상황(공통원인, 시간적 순서, 양방향 관계, 측정오차, 비선형 관계, 이상값)과 통계적인 이유로 인한 대안적 상황(제1종 오류, 작은 효과크기)의 순서로 제시되었다.

비교자료: 매개효과가 존재하는 상황을 참모형으로 하는 자료

완전매개모형으로부터 자료를 생성하였다(그림 2). 정규분포를 따르는 X를 생성하고, X로부터 0.5의 상관관계를 갖는 M을 생성하였고, 다시 M으로부터 0.5의 상관관계를 갖는 Y를 생성하였다(그림 2). 이 경우는 자료가 생성된 모형이 연구모형(매개모형)과 일치한다. 생성된 변인 사이의 상관계수는 r_{XM}=0.5, r_{MY}=0.5, r_{XY}=0.25였다. 그리고 간접효과 ab 역시 0.25로 총효과의 크기와 같고, 이는 완전매개임을 의미한다.

가정의 위반 1: 공통원인

정규분포를 따르는 M을 생성하고, M으로부터 0.5의 상관관계를 갖는 X와 Y를 독립적으로 각각 생성하였다(그림 3). 이 경우는 M이 X와 Y의 공통원인이라고 볼 수 있다. 실제로 M이 X와 Y의 관계를 매개하는 경우에서와 효과의 방향은 달라졌지만, 상관계수는 r_{XM}=0.5, r_{MY}=0.5, r_{XY}=0.25로 일치하였다. 따라서 매개모형을 공통원인이 존재하는 상황에서 얻은 자료에 적용했을 때 완전매개 결과를 얻는다.



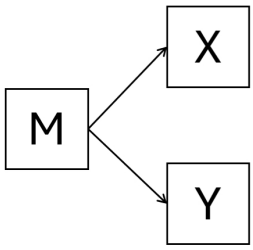

```
X<- rnorm(n)
M<- make.variable(X,n,0.5)
Y<- make.variable(M,n,0.5)
```

그림 2. 실제로 매개하는 경우에서의 경로 그림(왼쪽)과 변인을 생성하기 위한 r 코드(오른쪽)

표 2. 아홉 가지 상황의 결과 요약

번호	대안설명	관찰자료 생성 (조작된 모상관계수)	관찰자료 상관계수 (r_{XM}, r_{MY}, r_{XY})	관찰자료 간접효과(ab)크기/ 그 표집분포의 특성[1]	평가지표[2]	의미
1	(M이 X와 Y의)공통원인	관계의 방향과 성질이 다르게 설정된 모형으로부터 X, M, Y 생성	0.5, 0.5, 0.25	0.25	일치(100%)	1-7의 상황에서도 연구자는 매개효과를 관찰할 수 있음
2	(Y가 M에 선행) 시간적 순서		0.5, 0.5, 0.25	0.25	일치(100%)	
3	X와 M의 양방향관계		0.5, 0.5, 0.25	0.25	일치(100%)	
4	혼입변인	모형에 포함되지 않은 변인으로부터 X, M, Y 생성	0.49, 0.49, 0.33	0.21	일치(64%)	
5	측정오차	(r_{XM}, r_{MY}, r_{XY})= (0.9, 0.9, 0.9)	0.4, 0.41, 0.23	0.15	일치(68%)	
6	비선형 관계	X, M, Y의 완벽한 비선형 관계	0.49, 0.61, 0.26	0.32	일치(121%)	
7	이상값	(r_{XM}, r_{MY}, r_{XY})= (0.3, 0.3, 0.09)	0.41, 0.45, 0.18	0.18	일치(104%)	
8	1종 오류	(r_{XM}, r_{MY}, r_{XY})= (0.5, 0.25, 0.25)	.	0.002(0.053)	0.063	관찰된 매개효과가 제1종 오류에 의한 것일 수 있음
9	작은 효과크기	(r_{XM}, r_{MY}, r_{XY})= (0.1, 0.1, 0.01)	.	0.010(0.005)	0.769	실제로 매우 작은 효과크기가 있는 경우에도 검정력이 큼

주. 1-7번 상황에서 관찰자료와 비교되는 모상관계수는 (r_{XM}, r_{MY}, r_{XY}) =(0.5, 0.5, 0.25) 임; 1) 1000개 표본으로부터 얻은 간접효과 표집분포의 평균과 표준편차(8-9번 상황); 2) 평가지표는 1-7번 상황에서는 모상관계수와 관찰자료 상관계수 일치 여부(총효과에 대한 간접효과 비율) 또는 8-9번 상황에서는 간접효과 탐지율임




```
M <- rnorm(n)
X<- make.variable(M,n,0.5)
Y<- make.variable(M,n,0.5)
```

그림 3. M이 공통원인인 경우에서의 경로 그림(왼쪽)과 변인을 생성하기 위한 r 코드(오른쪽)

가정의 위반 2: Y가 M에 선행하는 시간적 순서

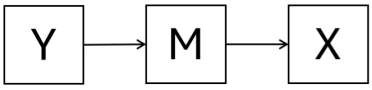
정규분포를 따르는 Y를 생성하고, Y로부터 0.5의 상관관계를 갖는 M을 생성하고, M으로부터 0.5의 상관관계를 갖는 X를 생성하였다(그림 4). 이 경우는 연구자가 가정하는 변인이 생성된 시간적 순서와 반대된다. 그러나 관찰된 상관행렬은 r_{XM}=0.5, r_{MY}=0.5, r_{XY}=0.25로 일치하였다. 시간적 순서가 매개모형과 다르게 설정된 상황에서 얻은 자료로 매개분석을 하는 경우 완전매개의 결과를 관찰할 수 있다.

가정의 위반 3: X와 M의 양방향 관계

이변량(bivariate) 정규분포에서 두 변인의 상관계수를 0.5로 설정하여 X와 M을 함께 생성하였다. 그리고 X와의 상관계수는 0이고 M과의 상관계수가 0.5인 Y를 생성하였다(그림 5). 이 경우는 X와 M의 상관관계는 존재하지만, 관계의 방향이 일방적이지 않다. 즉, M이 X의 영향으로 변화한다고 보기 어렵다. 이와 같이 변인을 생성했을 때의 각 변인 사이의 상관계수 역시 r_{XM}=0.5, r_{MY}=0.5, r_{XY}=0.25로 비교자료의 상관행렬과 일치하였다. X가 M의 관계의 방향이 분명하지 않고 두 변인이 단순히 서로 관련이 있는 상황에서 얻은 자료로 매개분석을 하는 경우 완전매개의 결과를 관찰할 수 있다.

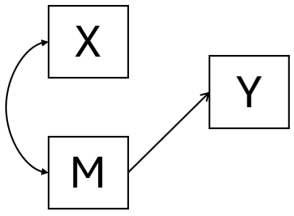
가정의 위반 4: 혼입변인

정규분포를 따르며 연구자가 고려하지 않은 변인 C를 생성하고 C로부터 0.7의 상관을 갖는 M을 생성하였다. C, M, 그리고 정규분포를 따르는 무선오차 변인이 각각 1, 0.5, 2의 가중치를



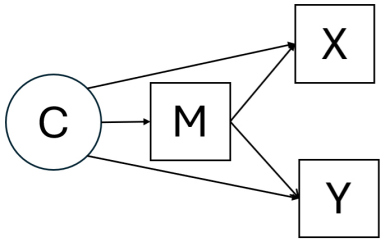

```
Y<- rnorm(n)
M<- make.variable(Y,n,0.5)
X<- make.variable(M,n,0.5)
```

그림 4. 반대 방향의 변인 순서인 경우에서의 경로 그림(왼쪽)과 변인을 생성하기 위한 r 코드(오른쪽)




```
a<-mvrnorm(n=n,
           mu=c(0,0),
           Sigma=matrix(c(1,0.5,0.5,1), nrow=2))
X<- a[,1]
M<- a[,2]
Y<- make.variable(M,n,0.5)
```

그림 5. X와 M이 서로 상관인 경우에서의 경로 그림(왼쪽)과 변인을 생성하기 위한 r 코드(오른쪽)




```
C<-rnorm(n)
M<- make.variable(C,n,0.7)
X<- (C+0.5*M+2*rnorm(n))
X<- X/sd(X)
Y<- (C+0.5*M+2*rnorm(n))
Y<- Y/sd(Y)
```

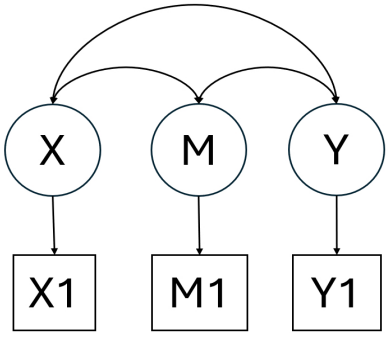
그림 6. 혼입변인이 존재하는 경우에서의 경로 그림(왼쪽)과 변인을 생성하기 위한 r 코드(오른쪽)

갖는 선형조합으로 X와 Y를 생성하였다. 마지막으로, X와 Y를 그 표준편차로 나누어 변인의 분산을 1로 고정하였다.

결과적으로, C는 변인 X, M, Y의 생성에 모두 관여하였다(그림 6). 이렇게 생성된 X, M, Y 사이의 상관계수는 각각 r_{XM}=0.49, r_{MY}=0.49, r_{XY}=0.3이었다. 이를 매개모형을 적용하여 매개분석을 수행한 결과 ab=0.21, c'=0.12로 X가 Y로 향하는 총 효과 중 64%가 M을 거쳐 매개되는 간접효과로 나타났다. X, M, Y의 관계를 설명하는 제3의 변인이 존재하고 연구자가 이를 모형에 포함하지 않았을 때, 관찰된 매개효과는 제3의 변인에 의한 허위 관계일 가능성이 있다.

가정의 위반 5: 측정오차의 존재

X, M, Y의 모든 쌍이 0.9의 상관을 갖는 다변량 정규분포로부터 자료를 생성하였다. 그리고, X와 0.5의 상관을 갖는 X_1, M과 0.9의 상관을 갖는 M_1, Y와 0.5의 상관을 갖는 Y_1을 각각 생성하였다. 이는 연구자가 측정하려고 하는 변인 X, M, Y는 개념적으로 서로 유사하고, 실제로 측정한 관찰변인 X_1, M_1, Y_1은 측정오차를 포함하고 있으며, 검사 도구의 신뢰도가 서로 다른 상황으로 생각할 수 있다(그림 7). 이렇게 생성된 관찰변인 X_1, M_1, Y_1 사이의 상관계수는 각각 r_{X1M1}=0.40, r_{M1Y1}=0.41, r_{X1Y1}=0.23이었다. 그리고 관찰변인을 사용하여 매개분석을 수행했을 때, 간접효과와 직접효과의 크기는 각각 ab=0.15, c'=0.07이었다. 즉, X_1에서 Y_1로 향하는 총 효과 중 68%가 M_1을 거쳐 매개되는 것으로 나타났다. 이처럼 매개분석에 사용된 관찰변인의 측정오차는 변인 간 관계에 영향을 미칠 수 있다. 측정오차는 신뢰도와 관련이 있으므로 분석에 사용된 변인의 신뢰도가 서로 다를 경우 매개효과가 존재하는 것처럼 보이는 상관행렬을 얻는 것이 가능하다.




```
a<-mvrnorm(n=n,
           mu=c(0,0,0),
           Sigma=matrix(c(1,0.9,0.9,
                          0.9,1,0.9,
                          0.9,0.9,1),nrow=3))
X<- a[,1]
M<- a[,2]
Y<-a[,3]
X1<-make.variable(X,n,0.5)
M1<-make.variable(M,n,0.9)
Y1<-make.variable(Y,n,0.5)
```

그림 7. 측정오차가 존재하는 경우에서의 경로 그림(왼쪽)과 변인을 생성하기 위한 r 코드(오른쪽)

가정의 위반 6: 비선형적 관계

set.seed 함수를 사용하여 씨드값 123에서 표준정규분포로부터 X를 생성하고, 이어서 $M=-X^2+0.8\times X$의 식으로 M을 생성하였다. 마지막으로 $Y=M^3+M^2$의 식으로 Y를 생성하였다(그림 8). 변인 간 관계의 방향은 $X\rightarrow M\rightarrow Y$로 매개모형과 일치하지만 각 변인을 생성할 때 사용된 식에는 오차항이 없으므로, 변인 간 관계는 완벽한 비선형적 관계이다. 그림 8에 제시된 산포도는 X, M, Y가 완전한 곡선형 관계라는 것을 보여준다. 이렇게 생성된 변인 사이의 상관계수는 각각 r_{XM}=0.49, r_{MY}=0.61, r_{XY}=0.26이었다. 그리고 매개분석을 하였을 때 ab=0.32, c'=-0.05으로 X가 Y로 향하는 총 효과에 대비한 간접효과의 비율이 121%로 나타났다. 이는 총 효과 보다 간접효과의 크기가 더 큰 비일관적 매개효과(X의 효과를 통제하면 M과 Y의 관계가 더 커짐)임을 의미한다. 본 예시의 결과는 비선형적 관계를 무시한 매개분석의 결과로 매개효과가 관찰될 수 있음을 보여준다.

가정의 위반 7: 이상값의 존재

이상값이 존재하는 상황을 구현하기 위해 두 단계로 자료를 생성하였다. 우선, 표본 크기 n을 100으로 설정하고, 정규분포로부터 X를 생성하였다. 그리고 X와 0.3의 상관을 갖는 M을 생성하고, M으로부터 0.3의 상관을 갖도록 Y를 생성하였다(그림 9). 이는 M이 X와 Y의 관계를 매개하는 상황이지만 모집단에서 총 효과의 크기는 0.09로 Y 전체 분산의 9%만을 설명한다. 표본 크기가 비교적 작으므로, 이 경우 간접효과의 크기는 표집 변산성이 크다. 본 연구에서는 set.seed 함수를 사용해서 씨드값으로 123을 사용하고 자료를 생성하였다. 자료의 상관계수는 r_{XM}=0.24, r_{MY}=0.29, r_{XY}=-0.05이었고, 매개분석을 했을 때의 간접효과와 직접효과는 각각 ab=0.08, c'=-0.13이었다. 즉, 생성된 자료는 간접효과와 직접효과가 모두 총 효과보다 크고 부호가 서로 반대인 비일관적 매개효과가 관찰되는 자료였다. 이상값이 존재하는 상황을 구현하기 위해 이 자료의 X, M, Y 각각에 101번째 반응 $X=M=Y=5$를 추가하였다. X, M, Y는 모두 평

```
X<- rnorm(n)
M<- -X^2+0.8*X
M<- M/sd(M)
Y<- M^3+M^2
Y<- Y/sd(Y)
```

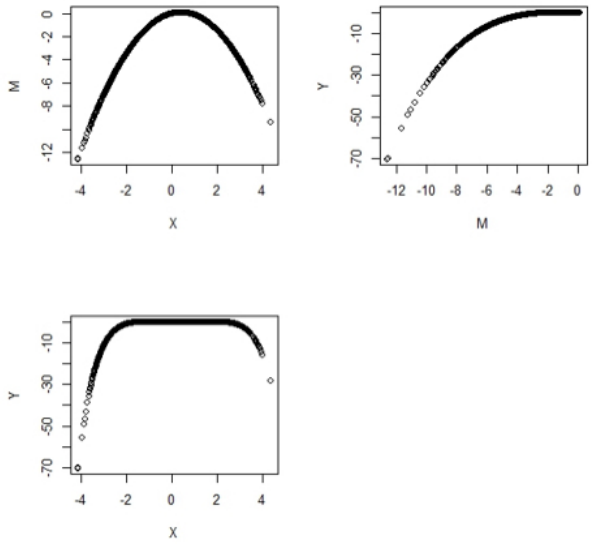


그림 8. 비선형적 관계에서의 변인을 생성하기 위한 r 코드(왼쪽)와 X, M, Y 사이의 산포도(오른쪽)

```
set.seed(123)
n=100
X<- rnorm(n)
M<- make.variable(X,n,0.3)
Y<- make.variable(M,n,0.3)
X[101]<-5
M[101]<-5
Y[101]<-5
```

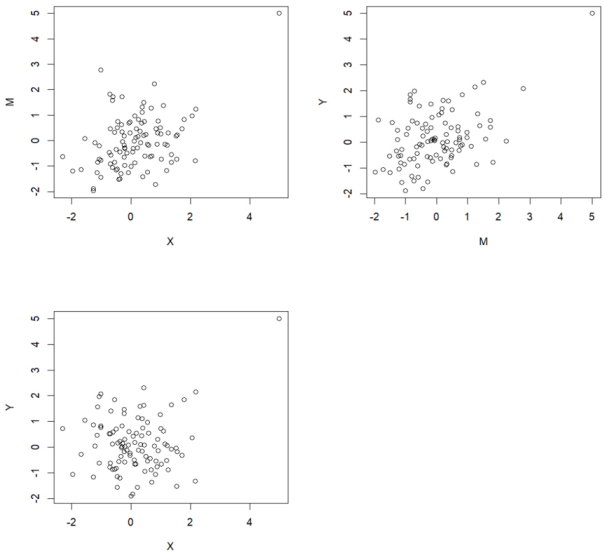


그림 9. 이상값이 존재하는 상황에서의 변인을 생성하기 위한 r 코드(왼쪽)와 X, M, Y 사이의 산포도(오른쪽)

균=0, 표준편차=1로 표준화되었으므로, 101번째 반응은 이상값에 해당한다. 그림 9 오른쪽에 *X*, *M*, *Y* 사이의 관계를 산포도로 나타내었다. 이상값을 추가함으로써, 각 쌍 관계의 선형적 강도가 모두 증가하였다. 그러나 이 변인 간 관계가 자료 대다수의 반응 경향성을 나타내지 않는다. 이상값이 추가된 관찰자료에서의 상관계수는 r_{XM}=0.41, r_{MY}=0.45, r_{XY}=0.18이었다. 매개분석 결과, ab=0.18, c'=-0.01로 완전매개에 해당하는 결과를 얻었다. *X*가 *Y*로 향하는 총 효과에 대비한 간접효과의 비율은 104%였다. 상관계수는 일반적으로 이상값에 강건하지 않다. 자료에 이상값이 존재할 때 이상값을 무시한 채 매개분석을 시도하여 얻은 매개효과는 왜곡된 결과일 수 있다는 것을 의미한다.

통계적 타당성 1: 제1종 오류

*X*로부터 0.5의 상관을 갖는 *M*과 *Y*를 독립적으로 생성하였다. 이 경우는 *X*→*Y*의 관계를 M이 전혀 매개하지 못하는 상황이다. 즉, 연구모형에서 간접효과를 검증하기 위한 영가설 모형이라고 할 수 있다. 이 영가설 모형에서 표본크기를 100으로 설정하여 자료를 생성하고, 매개분석을 수행하는 과정을 1,000번 반복하였다. 1,000번의 시행 중 간접효과가 유의한 것으로 판단된 시행 수의 비율을 제1종 오류 비율로 정의하였다. 매 시행에서 간접효과의 탐지를 위해서 1000개의 간접효과에 대한 부트스트랩 표본을 만들어 95% 신뢰구간(95% bootstrap CI)을 설정하였고, 신뢰구간 안에 0이 포함되지 않으면 간접효과가 유의한 것으로 판단하였다. 이 과정은 psych 패키지의 mediate함수를 사용하여 수행되었고, 씨드값으로는 123을 사용하였다(그림 10). 그림 10의 오른쪽에 제시된 간접효과의 표집분포 평균은 0.002 표준편차는 0.053, 95% 신뢰구간은 [-0.106, 0.104]였다. 제1종 오류 확률은 1000개의 표본 중 통계적으로 유의한 매개효과가 관찰된 표본 수로 여기서는 전체의 6.3%로 나타났다. 이 수준은 영가설 유의성 검정절차에서 일반적으로 사용되는 제1종 오류 확률인 유의수준과 유사하다. 그러나 이 결과가 보여주는 것은 분석의 가정이 모두 충족되었지만 매개효과가 실제로 없는 경우에도 매개효과가 거짓으

```
set.seed(123)
n<-100
nrep<-1000
ind1<- numeric(nrep)
sig1<- numeric(nrep)
for(i in 1:nrep){
   X<- rnorm(n)
   M<- make.variable(X,n,0.5)
   Y<- make.variable(X,n,0.5)
   dat<- data.frame(X,M,Y)
   m = mediate(Y ~ X + (M), data=dat)
   ind1[i]<-m$ab
   sig1[i]<-ifelse(m$boot$ci[1,1]*m$boot$ci[2,1]>0,1,0)
}
```

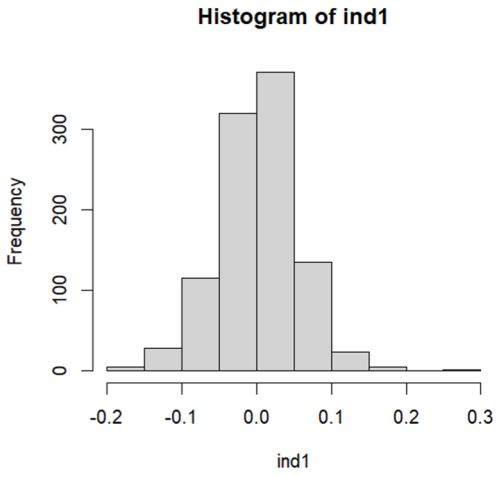


그림 10. 매개효과가 실제로 0일 때 매개효과의 표집분포를 생성하기 위한 r 코드(왼쪽)와 그 표집분포(오른쪽)

로 발견될 확률은 5% 정도라는 것이다. 다시 말하면, 통계적으로 유의한 매개효과가 관찰되는 어떤 바람직한 경우에도 그 발견이 우연일 가능성을 완전히 배제할 수는 없다.

통계적 타당성 2: 작은 효과크기

효과크기가 매우 작은 상황을 구현하기 위해 정규분포를 따르는 X를 생성하고, X로부터 0.1의 상관을 갖는 M을 생성하고, 다시 M과 0.1의 상관을 갖는 Y를 생성하였다. 이 경우는 완전매개 상황이지만 X가 M을 거쳐 Y에 미치는 효과는 Y 전체 분산의 1%에 불과하다. 이렇게 효과크기가 작더라도 표본 크기가 충분히 크면 통계적으로 유의한 매개효과가 관찰될 수 있다. 이 상황을 구현하기 위해 표본 크기를 1,000으로 설정하고 위와 같은 모형으로부터 자료를 생성하는 과정을 1,000회 반복하였다. 각 표본에서 매개분석을 수행하고 95% bootstrap CI에 의해 간접효과가 탐지되는 비율을 조사하였다(그림 11 왼쪽). 그림 11의 오른쪽에 제시된 간접효과의 표집분포 평균은 0.010 표준편차는 0.005,

```
set.seed(123)
n<-1000
nrep<-1000
ind2<- numeric(nrep)
sig2<- numeric(nrep)
for(i in 1:nrep){
   X<- rnorm(n)
   M<- make.variable(X,n,0.1)
   Y<- make.variable(M,n,0.1)
   dat<- data.frame(X,M,Y)
   m = mediate(Y ~ X + (M), data=dat)
   ind2[i]<-m$ab
   sig2[i]<-ifelse(m$boot$ci[1,1]*m$boot$ci[2,1]>0,1,0)
}
```

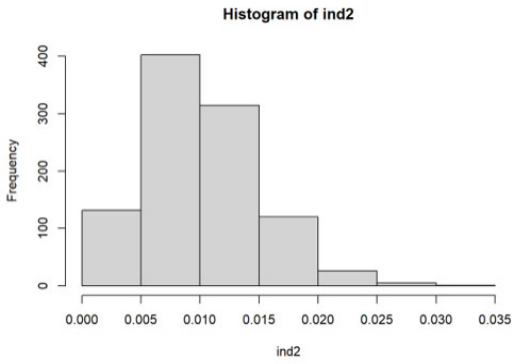


그림 11. 표본 크기가 1000이고 매개효과가 실제로 0.01일 때 매개효과의 표집분포를 생성하기 위한 r 코드(왼쪽)와 그 표집분포(오른쪽)

95% 신뢰구간은 [0.003, 0.021]이었다. 간접효과의 탐지비율(검정력)은 0.768으로 나타났다. 이는 표본 크기가 충분히 클(1,000) 때 실제로는 효과크기가 실질적인 의미가 없을 정도로 작더라도 매개효과가 탐지될 수 있음을 의미한다.

논 의

본 연구는 매개분석 결과의 타당한 해석을 위해 충족되어야 하는 매개분석의 가정과 통계적 가정을 검토하고 매개분석을 활용한 연구들이 이와 같은 가정을 충실히 고려하며 검토 결과를 보고하고 있는지 간략히 파악하였다. 또한, 본 연구는 1) 매개분석에서 설정한 변인 간 시간적 순서가 적절하지 않은 경우(공통원인, 두 가지 다른 시간적 순서: 종속변인 선행, 양방향), 2) 모형화된 변인들 이외의 혼입변인이 있는 경우(제3변인), 3) 독립변인, 매개변인, 종속변인 측정치에 측정오차가 있고, 서로 관련된 경우, 4) 변인 간 관계가 비선형적인 경우(부적절한 효과추정), 5) 이상값이 존재하는 경우(부적절한 효과추정), 6) (제1종 오류 비율관찰을 위해) 실제로 매개효과가 없는 상황 및 7) 실제 효과크기가 매우 작은 경우를 구현한 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 각 가정이 충족되지 않은 경우에도 유의한 매개효과를 관찰할 수 있다는 것을 보여주었다. 본 연구의 결과는 매개분석 결과를 타당하게 해석하기 위해서는 가정 충족 여부에 대한 연구자들의 세심한 검토와 기술이 필요하다는 것을 보여준다.

매개분석과 변인 간 시간 순서

매개분석은 경로모형의 한 유형으로 독립변인, 매개변인, 종속변인으로 진행되는 일련의 경로에서 매개변인이 가지는 효과에 대한 검증이다. 따라서 통계적으로 유의한 매개효과는 연구자가 설정한 변인 간 경로의 타당성을 보여주는 것으로 해석되기 쉽다. 그러나 본 연구는 같은 변인들이 다른 경로를 가지는 모형을 설정하더라도(예를 들면, 종속변인→매개변인→독립변인의 경로) 통계적으로 유의한 매개효과가 관찰될 수 있다는 것을 보여주었다(그림 4). 이 결과는 매개분석 결과가 통계적으로 유의하더라도 그 결과가 실제로는 검증된 모형과 논리적으로 모순되는 다른 모형에 대해서도 관찰될 수 있다는 것을 의미한다. 이것은 매개분석을 사용하는 연구자가 대안적 모형을 확인하고 그 가능성을 충분히 탐색하기 전에는 통계적으로 유의한 매개효과에 대한 해석의 타당성이 보장될 수 없다는 것이다. 본 연구의 서론에서 간략히 수행했던 문헌조사 결과에 따르면, 최근 3년간 '한국심리학회지: 사회 및 성격'에 출판된 매개분석을 적용한 어떤 연구도 대안적 효과의 방향에 대해서 검증하거나 가능성을 언급하지 않았다.

본 연구에서 조사한 국내 문헌 60편 중 실험연구 7편(32%)은 실험자료에 매개분석을 적용하였기 때문에 조사연구 자료를 활용한 연구자들보다 변인의 시간적 순서에 대한 가정이 충족되었다고 주장하기 수월할 수 있다. 그러나 본 연구에서 보여준바, 독립변인과 매개변인이 종속변인의 공통원인일 가능성과 독립변인과 매개변인의 관계가 단순히 상관관계(시간적 순서에 대한 고려가 없는)인 경우에도 통계적으로 유의한 매개효과는 관찰될 수 있었다. 예를 들어, 오지향 등(2024)은 가해자의 공격 의도(X)를 조작하고, 피해자가 지각한 가해자의 공격 의도(M)가 가해자의 공격 의도와 피해자의 행위정당성 판단(Y)의 관계를 매개한다는 가설을 검증하였다. 이 변인들에 대해서는 '가해자의 공격 의도(X)→피해자의 행위정당성 판단(Y)→피해자의 공격 의도 지각(M)'의 경로도 논리적으로 가능하다. 절차적으로 피해자의 공격 의도 지각과 행위정당성 판단은 같은 시점에 측정된 것이고, 피해자의 행위가 정당하다고 판단해서 가해자의 공격 의도를 높거나 낮게 추론할 가능성도 배제하기 어렵기 때문이다. 이 예는 실험연구에서도

매개변인과 종속변인의 시간적 순서에 대해 여전히 연구자의 충실한 설명이 필요하다는 것을 보여준다.

변인 간 시간 순서가 다르게 상정되어도 동일한 매개효과가 관찰될 수 있다는 것은 매개효과가 발견되더라도 연구자가 검증한 모형에 기술된 경로가 실제(참)와 다를 수 있다는 것이다. 따라서 연구자들은 같은 변인들로 구성할 수 있는 논리적으로 타당해 보이는 동등모형을 검증하여 비교함으로써 대안적인 모형의 설명가능성을 배제하기 위해 최선의 노력을 기울여야 할 것이다.

매개분석과 혼입변인

본 연구의 결과는 모형에 포함되지 않은 다른 변인이 있는 경우 매개효과가 발견될 수 있음을 보여준다(그림 6). 모형을 자료에 적합하는 다른 모든 분석방법과 마찬가지로 매개분석도 모형에 포함하지 않은 다른 변인의 영향은 없는 것으로 간주한다. 즉, 모형화된 변인들 이외의 혼입변인이 없다는 가정을 한다. 이 가정은 매우 비현실적인 가정이므로 이 가정을 충족하는 분석은 없다고 보아도 무방할 것이다. 다만 연구자들은 연구자가 생각할 수 있는 가능한 혼입변인의 영향을 통제하기 위해 최대한의 노력을 해야 하며 후속 연구를 수행할 동료 연구자들이 혼입변인을 적절히 고려할 수 있도록 충분한 논의를 제공해야 한다.

Rohrer(2018)는 관찰(조사) 연구로부터 수집된 변인의 관계를 이해하기 위한 도구로 방향 비순환 그래프(directed acyclic graph, DAG)를 사용할 수 있다고 제안하였다. 이 방법은 연구자가 변인 간 관계를 설명하는 우회경로(backdoor path)를 찾아 제거하는 데 도움을 줄 수 있다. 민감도 분석을 수행하여 매개효과가 얼마나 안정적인지 확인하는 것(Imai, Keele, & Yamamoto, 2010)도 혼입변인이 매개분석 결과 해석의 타당성에 얼마나 영향을 주는지 파악하기 위해 연구자들이 사용할 수 있는 좋은 방법이다. 매개분석에서의 민감도 분석은 혼입변인의 강도를 변화시키면서 간접효과의 크기가 어떻게 달라지는지 평가하는 방법이다. 혼입변인과의 관련성이 낮은 수준에서도 간접효과가 더이상 탐지되지 않는다면, 연구자가 발견한 간접효과는 안정적이지 않을 가능성이 있다.

측정오차의 문제

고전검사이론(classical test theory, Lord & Novick, 1968)에 따르면 측정오차는 관찰점수 변량에 대한 오차변량의 비율이다. 즉, 어떤 측정도구가 심리적 구성개념의 진점수를 최대한 가깝게 측정할수록 그 도구로 측정된 관찰점수에 반영된 오차의 비율은 줄어들고 측정오차는 작아진다. 측정오차는 경로계수의 추정에 영향을 주고, 검정력을 낮출 수 있으며, 이것은 측정오차가 매우 작을 때도 마찬가지이고 모형이 복잡해질수록 문제는 더 심각해질 수 있다(Cole & Preacher, 2014). 본 연구의 결과 또한 측정오차에 의해 통계적으로 유의한 매개효과가 탐지될 수 있다는 것을 보여주었다. 본 연구에서 조사한 국내 연구에서 측정오차는 크론바흐 알파로부터 추론될 수 있다. 즉, 이 연구들은 모두 측정도구의 신뢰도로서 크론바흐 알파를 보고하였다. 그러나 크론바흐 알파가 초기에 제안된 것처럼 신뢰도 지수의 하한(lower-bound of reliability, Guttman, 1945)으로 이해되기 위해서는 문항들의 일차원성과 타우 동형(tau-equivalent)의 관계가 충족되어야 한다. 널리 받아들여지는 크론바흐 알파의 의미는 내적일관성(internal consistency)이지만 이 개념 또한 모호하며 연구자들 사이에 비교적 높은 합의가 있는 의미는 문항 간 관련성(interrelatedness)이다(Cho & Kim, 2015)이다. 즉, 크론바흐 알파의 두 가정이 충족되지 않을 때, 크론바흐 알파를 측정오차의 반대 개념으로 이해하는 것보다는 사용된 문항들의 상관관계 지표로 이해하는 것이 적절하다. 반면에,

Sijtsma(2009)는 개인에 대한 측정치의 정확성 정보를 제공하기 위해 신뢰도 지수의 하한을 의미하는 다른 지표들(여섯 개의 신뢰도 지수의 하한에 대해서는 Guttman, 1945 참조)을 크론바흐 알파와 함께 제시하거나 신뢰도가 매우 높은 문항들(크론바흐 알파가 1에 가까운)로 구성된 검사를 사용하는 방법을 제안하기도 하였다. 매개모형에 포함되는 변인들의 측정오차가 없고, 매개변인과 종속변인의 측정오차들은 서로 상관이 없다는 가정은 연구자가 얻은 측정치(관찰점수)가 곧 진점수라는 가정이며 이론적인 가정이다. 진점수는 경험이 불가능하므로 이 가정은 경험적으로 충족시키는 것이 불가능하다. 그럼에도 불구하고 다수 문헌들이 보여주는 측정오차의 영향과 본 연구의 결과를 보면, 이 가정을 무시한 채 내리는 결론은 타당할 수 없다는 것을 알 수 있다. 따라서 연구자는 이 가정의 충족여부를 확인하는 것이 경험적으로 불가능할 때 선택할 수 있는 최선의 방법을 찾아야 한다. 가장 현실적인 방법은 연구자가 연구에 사용되는 측정도구를 신중하게 선택하여 측정오차의 개입을 최소화하는 것이다. 또는, 잠재변인을 포함하는 모형을 통하여 매개분석을 수행(Cole & Preacher, 2014)함으로써 측정오차를 가설적으로 배제한 상황에서 변인 간 구조적 관계를 확인할 수 있다. 그러나 어떤 경우에도 연구자는 실체를 확인할 수 없는 심리적 구성개념을 다루고 있으며 측정오차란 존재할 수 밖에 없음을 유념해야 한다. 이것을 유념하고 있다면 단일한 매개모형을 검증하는 절차로부터 얻은 결론은 확정적일 수 없음을 인정할 수밖에 없다. 이와 같은 상황에서 연구자들이 할 수 있는 것은 대안가능성을 최대한 배제할 수 있도록 논리적으로 타당한 모형을 설정하고, 시간적 순서 등의 논리적 관계를 반영하는 자료를 수집할 수 있는 연구 설계를 고민하고, 타당화된 측정도구를 선택하는 것이다.

분포 및 변인 간 관계에 대한 가정

매개분석은 일련의 회귀분석 결과에 의존하기 때문에 회귀분석의 가정이 충족되어야 그 결과의 타당성을 확보할 수 있다. 회귀분석의 중요한 가정은 변인 간 관계의 선형성이다. 본 연구의 결과는 자료에 이상값이 포함되었거나 변인 간 관계가 선형적이지 않은 경우에 매개효과가 탐지될 수 있다는 것을 보여준다. 이상값과 비선형적 관계가 있는 경우 변인 간 관계가 왜곡될 수 있다(Cohen, Cohen, West, & Aiken, 2003). 이 가정은 매개분석뿐만 아니라 모든 추론통계 분석에서와 마찬가지로 자료검토 단계에서 확인되어야 한다. 자료에 포함된 이상값이나 변인 간 관계의 선형성을 확인하는 방법은 널리 알려져 있다. 연구자들은 분석에 앞서 산포도를 확인하여 이상값이 존재하는지와 비선형적 관계가 관찰되는지 파악해야 한다. 이상값이 존재하는 경우 자료에서 적절히 제외할 필요가 있으며, 변인 간 관계가 비선형적이라면 비선형적 관계를 고려한 매개분석(예를 들면 비모수 추정을 적용하는 모형, Imai et al., 2010)을 수행하는 것이 적절하다.

제1종 오류와 효과크기

매개분석은 다양한 방식으로 수행될 수 있으나 매개효과의 탐지는 모두 영가설 유의성 검정 절차에 기초한다. 이 절차의 논리는 '영가설이 옳을 때, 관찰되기 어려운 결과가 관찰되면 영가설을 파기하고 대안가설을 수용한다'는 것으로 '관찰되기 어려운'의 기준이 곧 5%의 확률이며 관행적으로 연구자들이 사용하는 유의수준이다. 영가설이 기각된다는 것은 논리적으로 '대안가설이 사실'이라는 것을 의미하지 않고 대안가설을 배척할 근거가 부족하다는 것을 의미한다. 따라서 영가설 검정절차를 거쳐 통계적으로 유의한 매개효과를 발견하더라도 매개효과가 있다는 통계적 의사결정이 제1종 오류일 가능성은

여전히 남아있다. 매개분석의 모든 가정이 충족되더라도 발견된 매개효과가 제1종 오류에 의한 것일 수 있으므로 가정이 모두 충족된 바람직한 상황에서도 연구자는 제1종 오류의 가능성을 언제나 염두에 두고 연구결과를 해석해야 한다.

동시에, 연구자가 발견한 매개효과는 통계적 유의성과 별개로 실질적인 의미가 없을 수 있다. 어떤 변인의 효과가 실제로 의미가 있는 정도인지를 보여주기 위해 연구자들은 효과크기를 제공한다. 그러나 서론에서 언급한 바와 같이 현재까지 제안된 매개효과의 효과크기 통계치 중 통용되는 지표는 없으며 각 통계치의 장단점에 대한 논의는 활발하게 진행 중이다. 따라서 현재는 매개분석의 효과크기 지표 중 하나를 연구자가 선택하여 타당한 이유와 함께 보고할 수 있다. Fairchild 등(2009)의 부록에 SPSS와 SAS 매크로에서 효과크기 지표를 계산하는 코드가 수록되어있고, R의 MBESS 패키지(Kelly, 2025)의 mediation 함수에서도 효과크기 지표를 산출할 수 있다. 만약 연구자가 가진 표본의 크기가 500 이상으로 크다면 총 효과 중 간접효과의 크기가 차지하는 비율을 보고할 수 있다. 이 비율은 계산이 간단하고 해석이 직관적(0은 매개효과 없음, 1은 완전매개함)이라는 장점이 있고 큰 표본에서 안정적인 결과를 산출한다(Fairchild et al., 2009). 효과크기가 제시되거나 효과크기를 추론할 충분한 정보가 제공된다면 검정력에 대한 추론을 할 수 있다. 검정력 추론에 필요한 또 다른 정보는 사례 수이다. 사례 수는 너무 적으면 검정력이 지나치게 낮아지고, 너무 많으면 효과크기와 별개로 통계적으로 유의한 결론을 내리게 하므로 연구자에게 양날의 검과 같다. Fitz와 MacKinnon(2007)은 검정력 0.8을 가정하고, 다양한 수준의 매개효과를 탐지하기 위해 다양한 방법을 적용하는 경우 필요한 사례 수를 제안한 바 있다(표 3 참조). 그러나 사례 수는 연구의 맥락과 주제 등을 벗어나서는 그 적절성이 판단될 수 없으므로 연구자들은 방법론 연구들이 제안하는 사례 수를 참고하되 연구 특정적인 상황을 세심하게 고려하여 표본의 크기를 결정해야 한다.

제한점

본 연구의 시뮬레이션은 세 변인 사이의 단순매개 상황만을 다루었다. 그러나 실제 연구자들은 이중매개나 조절된 매개 등의 복잡한 매개모형을 자주 활용한다. 복잡한 분석일수록 통계적인 제약은 더 많아지므로 본 연구의 결과는 단순매개보다 더 복잡한 매개모형으로도 일반화될 것으로 기대된다. 이와 같은 논리적 기대가 실제로도 관찰되는지 확인하기 위해서는 더 복잡한 매개모형에서 가정의 위반과 대안설명의 관련성을 보여주는 후속 연구가 필요할 것으로 판단된다. 또한, 본 연구에서는 각 가정이 독립적으로 위반되는 경우 즉, 시뮬레이션으로 조작한 가정 이외의 다른 가정에 대해서는 모두 충족된 것으로 간주하는 상황만을 다루었다. 그러나 서론에서 설명한 바와 같이 몇몇 가정들은 서로 관련되어 있으므로 어떤 가정의 위반은 다른 하나의 가정 위반에 종속적일 수 있다. 이처럼 복합적인 가정의 위반이 존재하는 자료(또는 상황)의 분석 결과에 대해서는 타당한 결과 해석이 더 어려워질 수 있다. 이 가능성 또한 후속 연구에서 직접 확인될 필요가 있다.

의의와 제언

매개분석은 사회과학 영역에서 활용빈도가 매우 높은 분석방법이다. 매개효과를 밝혀내는 것은 변인 간 인과관계에 대한 단서를 제공하기 때문에 사회과학 연구자들에게는 매우 매력적이다. 그러나 매개분석을 사용한 연구에서 이 분석방법의 가정을 고려하는 경우는 많지 않았다. 특히, 본 연구의 서론에서 살펴본 바와 같이 많은 연구들이 분석방법의 가정을 고려해야 한다는 것을 논리적으로 주장하고 있음에도 매개분석 결과 보고의 관행을 살펴보면 그 중요성이

연구자들에게 충분히 전달되지 않았던 것으로 보인다. 본 연구는 시뮬레이션 방법을 통하여 매개분석의 가정이 충족되지 않는 경우 실제로 매개효과가 없음에도 통계적으로 유의한 매개효과를 관찰할 수 있다는 것을 구체적이고 직접적으로 보여준 것에 의의가 있다. 본 연구의 결과로부터 제안되는 사항을 아래에 요약하였다.

1) 연구자들은 변인 간 시간적 순서의 논리적 타당성을 반드시 제시하고, 실험연구라고 할지라도 변인 간 시간적 순서의 역전 가능성 유무에 대해 충분한 고찰과 설명을 제시해야 한다. 역전 가능성이 있는 경우 반드시 시간적 순서가 다르게 상정된 동등모형과 연구모형을 비교할 것을 제안한다.

2) 연구자들은 자료수집 과정에서 혼입변인의 영향을 가능한 배제할 수 있도록 해야 하며, 연구에서 측정하지 않은 가능한 혼입변인의 영향에 대한 심도 있는 논의를 제공해야 한다. 가능하다면 민감도 분석을 수행하여 혼입변인의 효과에 따라 매개효과가 얼마나 안정적인지 확인하는 것을 제안한다.

3) 연구자들은 타당화된 측정도구를 선택해야 한다. 타당화된 측정도구는 조사자료를 이용한 매개분석에서 특히 더 중요하며 이 경우, 신뢰도(특히 내적일관성 지수)를 제시하는 것만으로는 충분하지 않다. 측정의 오차는 체계적으로도 발생할 수 있으며, 체계적인 측정오차는 측정도구의 타당성과 관련이 있다. 따라서 관찰자료를 이용한 매개분석에서의 측정도구는 되도록 체계적인 절차를 거쳐 타당화된 도구를 사용할 것을 제안한다.

4) 연구자들은 매개모형을 검증하기 이전에 자료를 충실히 검토하여 자료가 사용하려는 분석법이 가정하는 분포 및 변인 간 이론적으로 가정되는 관계(예를 들면, 선형적 관계)를 따르는지 파악하고 이상값을 제외하는 등의 필요한 대처를 해야 한다.

5) 연구자들은 매개분석의 가정이 충족되지 않는 경우 제1종 오류의 가능성이 증가한다는 것을 염두에 두고 연구결과를 해석해야 하며 효과크기와 검정력에 대해 파악할 수 있도록 충분한 정보 특히, 표준화된 회귀계수와 표본크기를 결정한 통계적, 맥락적 근거를 제시해야 한다.

본 연구의 결과와 제언은 매개분석이 불충분한 설명과 함께 사용되고 있는 현재의 연구관행을 고려한다면 경험 연구자들에게 반드시 필요한 지식이라고 할 수 있다. 경험 연구자들이 위와 같은 내용을 충분히 고려하고 논문에서 충실히 보고한다면 매개분석 결과 해석의 타당성을 높일 수 있을 것으로 기대된다.

저자소개

한유화는 충북대학교 심리학과의 강사, 연세대학교 법학연구원의 학술연구교수로 재직하고 있다. 국민참여재판과 배심원의 판단 및 의사결정, 범죄피해자를 비롯한 사건 당사자에 관한 법률 및 형사정책에 대한 일반인의 인식과 의사결정에서 그 영향, 심리적 속성의 측정 및 분석에 관한 방법론적 문제에 관심이 있다.

이우열은 충북대학교 심리학과 부교수로 연구방법론과 심리측정, 심리학 연구를 위한 통계모형들을 가르치고 있다. 심리학 연구 과정에서 발생할 수 있는 방법론적 문제에 대해 논의하고, 경험적 연구자들에게 적절한 분석도구를 제공하는 데 관심이 있다.

참고문헌

오지향, 조은서, 김혜진, 허태균 (2024). 정당방위 상황에서 행위정당성을 어떻게 판단할까?:

가해자 공격의도 유무와 피해자 공격의도에 대한 인식의 매개관계. 한국심리학회지: 사회 및 성격, 38(1), 71-87. https://doi.org/10.21193/kjspp.2024.38.1.004

Alwin, D. F., & Hauser, R. M. (1975). The decomposition of effects in path analysis. *American Sociological Review, 40*(1), 37-47. https://doi.org/10.2307/2094445

Baron, R. M., & Kenny, D. A. (1986). The moderator-mediator variable distinction in social psychological research: Conceptual, strategic, and statistical considerations. *Journal of Personality and Social Psychology, 51*(6), 1173-1182. https://doi.org/10.1037/0022-3514.51.6.1173

Cashin, A. G., Lee, H., Lamb, S. E., Hopewell, S., Mansell, G., Williams, C. M., Kamper, S. J., Henschke, N., & McAuley, J. H. (2019). An overview of systematic reviews found suboptimal reporting and methodological limitations of mediation studies investigating causal mechanisms. *Journal of Clinical Epidemiology, 111*, 60-68. https://doi.org/10.1016/j.jclinepi.2019.03.005

Cheung, M. W. -L. (2009). Comparison of methods for constructing confidence intervals of standardized indirect effects. *Behavior Research Methods, 41*(2), 425-438. https://doi.org/10.3758/BRM.41.2.425

Cho, E., & Kim, S. (2015). Cronbach's coefficient alpha: Well known but poorly understood. *Organizational Research Methods, 18*(2), 207-230. https://doi.org/10.1177/1094428114555994

Cohen, J., Cohen, P., West, S. G., & Aiken, L. S. (2003). *Applied multiple regression/correlation analysis for the behavioral sciences* (3rd ed.). Lawrence Erlbaum Associates Publishers.

Cole, D. A., & Preacher, K. J. (2014). Manifest variable path analysis: Potentially serious and misleading consequences due to uncorrected measurement error. *Psychological Methods, 19*(2), 300-315. https://doi.org/10.1037/a0033805

Cook, T. D., & Campbell, D. T. (1979) *Quasi-experimentation: Design and analysis issues for field settings.* Houghton Mifflin.

Fairchild, A. J., MacKinnon, D. P., Taborga, M. P., & Taylor, A. B. (2009). R2 effect-size measures for mediation analysis. *Behavior Research Methods 41*, 486-498. https://doi.org/10.3758/BRM.41.2.486

Fritz, M. S., & MacKinnon, D. P. (2007). Required sample size to detect the mediated effect. *Psychological Science, 18*(3), 233-239. https://doi.org/10.3758/BRM.41.2.486

García-Pérez, M. A. (2012). Statistical conclusion validity: Some common threats and simple remedies. *Frontiers in Psychology, 3*, Article 325. https://doi.org/10.3389/fpsyg.2012.00325

Gelman, A., & Hill, J. (2007). *Data analysis using regression and multilevel/hierarchical models.* Cambridge University Press.

Guttman, L. (1945). A basis for analyzing test-retest reliability. *Psychometrika, 10,* 255-282. https://doi.org/10.1007/BF02288892

Imai, K., Keele, L., & Tingley, D. (2010). A general approach to causal mediation analysis. *Psychological Methods, 15*(4), 309-334. https://doi.org/10.1037/a0020761

Judd, C. M., & Kenny, D. A. (1981). Process analysis: Estimating mediation in treatment evaluations. *Evaluation Review, 5*(5), 602-619. https://doi.org/10.1177/0193841X8100500502

Kelly, K. (2025). MBESS: The MBESS R package. R package version 4.9.41. https://CRAN.R-project.org/package=MBESS

Kline, R. B. (2015). The mediation myth. B*asic and Applied Social Psychology, 37*(4), 202-213. https://doi.org/10.1080/01973533.2015.1049349

Knight, C. R., & Winship, C. (2013). The causal implications of mechanistic thinking:

Identification using directed acyclic graphs (DAGs). In S. L. Morgan (Ed.) *Handbook of causal analysis for social research* (pp. 275-299). New York, NY: Springer.

Lachowicz, M. J., Preacher, K. J., & Kelly, K. (2018). A novel measure of effect size for mediation analysis. *Psychological Methods, 23*(2), 244-261. https://doi.org/10.1037/met0000165

Lee, H., Cashin, A. G., Lamb, S. E., Hopewell, S., Vansteelandt, S., VanderWeele, T. J., MacKinnon, D. P., Mansell, G., Collins, G. S., Golub, R. M., McAuley, J. H., & the AGReMA group. (2021). A Guideline for reporting mediation analyses of randomized trials and observational studies: The AGReMA Statement. *JAMA, 326*(11), 1045-1056. https://doi.org/10.1001/jama.2021.14075

Liu, X., & Wang, L. (2019). Sample size planning for detect mediation effects: A power analysis procedure considering uncertainty in effect size estimates. *Multivariate Behavioral Research, 54(*6), 822-839. https://doi.org/10.1080/00273171.2019.1593814

Lord, F. M., Novick, M. R., & Birnbaum, A. (1968). *Statistical theories of mental test scores*. Addison-Wesley.

MacKinnon, D. P. (2008). *Introduction to statistical mediation analysis.* Taylor & Francis Group/ Lawrence Erlbaum Associates.

Miočević, M., O'Rourke, H. P., MacKinnon, D. P., & Brown, H. C. (2018). Statistical properties of four effect-size measures for mediation models. *Behavioral Research Methods, 50*, 285-301. https://doi.org/10.3758/s13428-017-0870-1

Nguyen, T. Q., Schmid, I., & Stuart, E. A. (2021). Clarifying causal mediation analysis for the applied researcher: Defining effects based on what we want to learn. *Psychological Methods, 26*(2), 255-271. https://doi.org/10.1037/met0000299

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*(3), 879-891. https://doi.org/10.3758/BRM.40.3.879

Preacher, K. J., & Kelley, K. (2011). Effect size measures for mediation models: Quantitative strategies for communicating indirect effects. *Psychological Methods, 16*(2), 93-115. https://doi.org/10.1037/a0022658

R Core Team (2025). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL https://www.R-project.org/.

Revelle, W. (2025). psych: Procedures for Psychological, Psychometric, and Personality Research. Northwestern University, Evanston, Illinois. R package version 2.5.6, https://CRAN.R-project.org/package=psych.

Rizzo, R. R. N., Cashin, A. G., Bagg, M. K., Gustin, S. M., Lee, H., & McAuley, J. H. (2022). A systematic review of the reporting quality of observational studies that use mediation analyses. *Prevention Science, 23*, 1041-1052. https://doi.org/10.1007/s11121-022-01349-5

Rohrer, J. M. (2018). Thinking clearly about correlations and causation: Graphical causal models for observational data. *Advances in Methods and Practices in Psychological Science, 1*(1), 27-42. https://doi.org/10.1177/2515245917745629

Sijtsma, K. (2009). On the use, the misuse, and the very limited usefulness of Cronbach's alpha. *Psychometrika, 74*(1), 107-120. https://doi.org/10.1007/s11336-008-9101-0

Sobel, M. E. (1982). Asymptotic confidence intervals for indirect effects in structural equation models.

Sociological Methodology, 13, 290-312.
https://doi.org/10.2307/270723

Stuart, E. A., Schmid, I., Nguyen, T., Sarker, E., Pittman, A., Benke, K., Rudolph, K., Badillo-Goicoechea, E., & Leoutsakos, J.-M. (2021). Assumptions not often assessed or satisfied in published mediation analyses in psychology and psychiatry. *Epidemiologic Reviews, 43*, 48-52.
https://doi.org/10.1093/epirev/mxab007

Venables, W. N., & Ripley, B. D. (2002) *Modern Applied Statistics with S*. Springer.
https://doi.org/10.1007/978-0-387-21706-2

Vo, T., Superchi, C., Boutron, I., & Vansteelandt, S. (2020). The conduct and reporting of mediation analysis in recently published randomized controlled trials: results from a methodological systematic review, *Journal of Clinical Epidemiology, 117*, 78-88.
https://doi.org/10.1016/j.jclinepi.2019.10.001.

Zuur, A. F., Ieno, E. N., & Elphick, C. S. (2010). A protocol for data exploration to avoid common statistical problems. *Methods in Ecology and Evolution, 1*(1), 3-14.
https://doi.org/10.1111/j.2041-210X.2009.00001.x

1 차원고접수 : 2025. 10. 10.
수정원고접수 : 2025. 12. 16.
최종게재결정 : 2025. 12. 17.

한국심리학회지: 사회 및 성격
Korean Journal of Social and Personality Psychology
2026, Vol. 40, No. 1, 29-56
https://doi.org/10.21193/kjspp.2026.40.1.002

Regular Article

Alternative explanations and countermeasures for statistically significant mediation effects

Yuhwa Han[1)2)] **Wooyeol Lee**[1)]

[1)]Department of Psychology, Chungbuk National University [2)]Institute for Legal Studies, Yonsei University

Mediation analysis is a highly useful tool for psychological researchers seeking to identify a third variable that explains the relationship between two variables. To enhance the interpretive validity of mediation effects, researchers must clearly understand the assumptions of mediation analysis and the characteristics of their data. This study identified issues in the recent reporting practices of mediation analysis results in psychological research and proposed factors that could influence these results. Furthermore, we have proposed a set of recommendations for researchers who employ mediation analysis in presenting their findings. This study employed a computer simulation method and demonstrated that various alternative explanations were correct. Specifically, nine simulations were designed to investigate the frequency of false mediation effect detection or whether the mediation effect is detected when the assumptions of mediation and regression analyses were not met or when there is no meaningful mediation effect. In light of these findings, the study proposed a set of guidelines to aid in the reporting of results. In light of these findings, the present study has put forth the recommendations: 1) demonstrating the logical validity of temporal sequence and comparing the equivalent model with the reversed temporal sequence to the research model; 2) conducting sensitivity analysis; 3) using valid measurements; 4) checking data prior to analysis; and 5) providing information for assessing the possibility of Type I errors.

Key words : mediation analysis, alternative explanation, measurement error, confounder, statistical validity

부록: 분석에 사용된 R 코드

```
library(psych)
library(MASS)
# 함수 1: 원 변인과 상관을 갖는 새로운 변인 생성
make.variable<- function(X,n,r){
  r*X+rnorm(n,sd=sqrt(1-r^2))
}## 함수 2: 경로계수 산출
make.coefficients <- function(rXY, rXM, rMY){
  a=rXM
  b=(rMY-(rXM*rXY))/(1-rXM^2)
  ab=a*b
  cprime=rXY-ab
  res<-c(a,b,ab,cprime)
  names(res)<- c("a","b","ab","cprime")
  res
}
n=100000
##  실제로 매개하는 경우
set.seed(123)
X<- rnorm(n)
M<- make.variable(X,n,0.5)
Y<- make.variable(M,n,0.5)
# 상관계수
round(cor(X,M),2);round(cor(M,Y),2);round(cor(X,Y),2)
# 경로계수
round(make.coefficients(rXY=cor(X,Y),
                        rXM=cor(X,M),
                        rMY=cor(M,Y)),2)
## 가정의 위반 1: 공통원인
set.seed(123)
M <- rnorm(n)
X<- make.variable(M,n,0.5)
Y<- make.variable(M,n,0.5)
round(cor(X,M),2);round(cor(M,Y),2);round(cor(X,Y),2)
round(make.coefficients(rXY=cor(X,Y),
                        rXM=cor(X,M),
                        rMY=cor(M,Y)),2)
## 가정의 위반 2: Y가 에 선행하는 시간적 순서
set.seed(123)
Y<- rnorm(n)
M<- make.variable(Y,n,0.5)
X<- make.variable(M,n,0.5)
round(cor(X,M),2);round(cor(M,Y),2);round(cor(X,Y),2)
round(make.coefficients(rXY=cor(X,Y),
                        rXM=cor(X,M),
                        rMY=cor(M,Y)),2)
```

```
## 가정의 위반 3.X와 M의 양방향 관계
set.seed(123)
a<-mvrnorm(n=n, mu=c(0,0), Sigma=matrix(c(1,0.5,0.5,1), nrow=2))
X<- a[,1]; M<- a[,2]
Y<- make.variable(M,n,0.5)
round(cor(X,M),2);round(cor(M,Y),2);round(cor(X,Y),2)
round(make.coefficients(rXY=cor(X,Y),
                        rXM=cor(X,M),
                        rMY=cor(M,Y)),2)
## 가정의 위반 4: 혼입변인
set.seed(123)
C<-rnorm(n)
M<- make.variable(C,n,0.7)
X<- (C+0.5*M+2*rnorm(n));X<- X/sd(X)
Y<- (C+0.5*M+2*rnorm(n));Y<- Y/sd(Y)
round(cor(X,M),2);round(cor(M,Y),2);round(cor(X,Y),2)
coef<-make.coefficients(rXY=cor(X,Y),
                        rXM=cor(X,M),
                        rMY=cor(M,Y))
round(coef,2)
coef[3]/(coef[3]+coef[4])
## 가정의 위반 5: 측정오차의 존재
set.seed(123)
a<-mvrnorm(n=n, mu=c(0,0,0),
           Sigma=matrix(c(1,0.9,0.9,
                          0.9,1,0.9,
                          0.9,0.9,1),
                        nrow=3))
X<- a[,1]; M<- a[,2]; Y<-a[,3]
# 측정오차가 없을 때의 단순상관계수와 경로계수
round(cor(X,M),2);round(cor(M,Y),2);round(cor(X,Y),2)
round(make.coefficients(rXY=cor(X,Y),
                        rXM=cor(X,M),
                        rMY=cor(M,Y)),2)
# 측정오차 포함
X1<-make.variable(X,n,0.5)
M1<-make.variable(M,n,0.9)
Y1<-make.variable(Y,n,0.5)
# 측정오차를 포함할 때의 단순상관계수와 경로계수
round(cor(X1,M1),2);round(cor(M1,Y1),2);round(cor(X1,Y1),2)
coef<-make.coefficients(rXY=cor(X1,Y1),
                        rXM=cor(X1,M1),
                        rMY=cor(M1,Y1))
round(coef,2)
round(coef[3]/(coef[3]+coef[4]),3)
```

```
## 가정의 위반 6: 비선형적 관계
set.seed(123)
X<- rnorm(n)
M<- -X^2+0.8*X; M<- M/sd(M)
Y<- M^3+M^2;Y<- Y/sd(Y)
round(cor(X,M),2);round(cor(M,Y),2);round(cor(X,Y),2)
coef<-make.coefficients(rXY=cor(X,Y),
                        rXM=cor(X,M),
                        rMY=cor(M,Y))
round(coef,2)
round(coef[3]/(coef[3]+coef[4]),3)
par(mfrow = c(2, 2))
plot(X,M);plot(M,Y);plot(X,Y)
## 가정의 위반 7: 이상값의 존재
set.seed(123)
n=100
X<- rnorm(n)
M<- make.variable(X,n,0.3)
Y<- make.variable(M,n,0.3)
# 이상값이 없을 때의 단순상관계수와 경로계수
round(cor(X,M),2);round(cor(M,Y),2);round(cor(X,Y),2)
coef<-make.coefficients(rXY=cor(X,Y),
                        rXM=cor(X,M),
                        rMY=cor(M,Y))
round(coef,2)
round(coef[3]/(coef[3]+coef[4]),3)
X[101]<-5;M[101]<-5;Y[101]<-5
# 이상값을 포함할 때의 단순상관계수와 경로계수
round(cor(X,M),2);round(cor(M,Y),2);round(cor(X,Y),2)
coef<-make.coefficients(rXY=cor(X,Y),
                        rXM=cor(X,M),
                        rMY=cor(M,Y))
round(coef,2)
round(coef[3]/(coef[3]+coef[4]),3)
par(mfrow = c(2, 2))
plot(X,M);plot(M,Y);plot(X,Y)
## 통계적 타당성 1: 1종 오류
set.seed(123)
n<-100
nrep<-1000
ind1<- numeric(nrep)
sig1<- numeric(nrep)
for(i in 1:nrep){
  X<- rnorm(n)
  M<- make.variable(X,n,0.5)
  Y<- make.variable(X,n,0.5)
```

```
  dat<- data.frame(X,M,Y)
  m = mediate(Y ~ X + (M), data=dat, plot=F)
  ind1[i]<-m$ab
  sig1[i]<-ifelse(m$boot$ci[1,1]*m$boot$ci[2,1]>0,1,0)
}par(mfrow = c(1,1))
hist(ind1)
mean(sig1)
round(c(mean(ind1),sd(ind1),sort(ind1)[25],sort(ind1)[975]),3) # 표집분포의 평균, 표준편차, 95% CI
## 통계적 타당성 2: 작은 효과크기
set.seed(123)
n<-1000
nrep<-1000
ind2<- numeric(nrep)
sig2<- numeric(nrep)
for(i in 1:nrep){
  X<- rnorm(n)
  M<- make.variable(X,n,0.1)
  Y<- make.variable(M,n,0.1)
  dat<- data.frame(X,M,Y)
  m = mediate(Y ~ X + (M), data=dat, plot=F)
  ind2[i]<-m$ab
  sig2[i]<-ifelse(m$boot$ci[1,1]*m$boot$ci[2,1]>0,1,0)

}hist(ind2)
mean(sig2)
round(c(mean(ind2),sd(ind2),sort(ind2)[25],sort(ind2)[975]),3) # 표집분포의 평균, 표준편차, 95% CI
```