

이분형 종속변수를 포함하는 모형의 매개효과 검정*

김 수 비

김 수 영†

이화여자대학교 심리학과

매개효과 모형은 심리학 등의 여러 사회과학 분야에서 가장 활발히 이용되는 분석 방법 중 하나지만, 이분형 등의 범주형 종속변수를 포함하는 경우의 매개효과 검정 방법은 상대적으로 잘 알려져 있지 않다. 본 연구는 지난 30여 년간 이루어진 이분형 종속변수를 포함하는 매개모형의 효과 추정 방법에 관한 연구 흐름들을 통합하고, 연구자들이 자신의 자료에 적합한 접근 방식을 선택할 수 있도록 핵심 쟁점들을 체계적으로 논의하는 것을 목적으로 한다. 이에 따라 이분형 종속변수를 포함하는 모형의 매개효과 추정 방법을 크게 두 가지 접근법으로 나누어 탐색한다. 먼저, 선형 구조방정식 모형을 비선형 모형으로 확장하는 전통적인 접근의 관점에서 이분형 종속변수를 포함하는 모형의 매개효과 추정 방법을 다룬다. 다음으로는 매개모형의 형태나 자료의 분포를 특정하지 않고 비모수적으로 매개효과를 추정하는 인과추론 접근법을 소개하고, 이를 이분형 종속변수를 포함하는 모형으로 확장한다. 그리고 통계 프로그램을 이용하여 전통적인 접근법과 인과추론 접근법을 실제자료에 적용한 예시를 보이며, 마지막으로 여러 결과를 종합하여 두 접근법의 원리 및 특징과 한계점 등을 논의한다.

주요어 : 이분형 종속변수, 비선형 모형, 매개효과, 간접효과, 인과추론

* 이 논문은 2016년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (NRF-2016S1A5A2A03927496).

이 논문은 현재 진행 중인 김수비의 이화여자대학교 석사학위 논문에 바탕을 두고 있음.

† 교신저자: 김수영, 이화여자대학교 심리학과, 서울시 서대문구 이화여대길 52

Tel: 02-3277-3792, E-mail: suyoung.kim@ewha.ac.kr

독립변수가 종속변수에 미치는 영향 관계가 어떠한 기제(mechanism)를 통해 발생했는지 알아내고자 하는 매개효과 분석은 심리학을 비롯한 여러 사회과학 분야에서 활발하게 이용되고 있다(Baron & Kenny, 1986; MacKinnon, Lockwood, Hoffman, West, & Sheets, 2002; Preacher & Hayes, 2008). 일반적인 매개효과 모형에서는 종속변수의 연속성을 가정하는데, 사실 심리학, 교육학, 의학, 역학 등의 다양한 분야에서 이분형 결과변수의 사용 또한 활발하다. 예를 들어, 어떤 개입 프로그램의 효과 유무를 알아보기 위해 해당 프로그램이 제3의 변수를 매개하여 피험자의 특정 행동이나 질병 등의 발생 유무에 영향을 미치는지 연구하고자 할 때, 이분형 결과변수를 포함하는 매개모형을 활용할 수 있다. 종속변수가 이분형인 경우, 연속형 종속변수를 분석할 때 사용하는 기존의 선형 모형(linear model)을 그대로 이용하면 여러 가지 문제가 발생한다. 종속변수가 이분형일 때 종속변수의 기댓값은 특정한 범주가 일어날 확률로 계산되는데, 이의 예측값이 확률의 범위(0~1)를 벗어나는 문제가 발생할 수 있으며, 또한 오차의 정규성이나 등분산성(homoscedasticity)의 위배 및 편향된 표준오차 등(Long, 1997)으로 인해 매개효과 모형에서 정확한 간접효과 추정치를 얻을 수 없게 된다. 따라서 이분형 종속변수를 이용하는 경우, 자료의 특성을 보다 정확히 반영할 수 있는 매개효과 분석 방법을 이용해야만 한다. 이에 본 연구에서는 이분형 종속변수를 포함하는 매개모형에 적용 가능한 여러 가지 매개효과 추정 방법에 대해 지난 30여 년간의 연구들을 탐색 정리하고, 각 방법들을 이용할 때 얻을 수 있는 장점과 한계점들을 포함한 여러 쟁점들을 종합적으로 논의

하고자 한다. 또한 원리의 개념적인 탐색에 그치지 않고, 실제 자료와 통계 소프트웨어를 이용하여 분석 결과를 보임으로써 연구자들이 실질적으로 활용 가능한 정보를 제공하고자 한다.

이분형 종속변수를 포함하는 모형에서의 매개효과 추정 방법은 크게 두 가지 흐름으로 이해할 수 있다. 첫 번째는 구조방정식 모형을 바탕으로 하는 전통적인 접근으로서 경로계수의 상대적 크기를 이용해서 매개효과를 추정하는 방법이다(Baron & Kenny, 1986; MacKinnon et al., 2002). 이는 이분형 종속변수 Y 의 기저에 존재할 것으로 가정하는 잠재반응변수(latent response variable) Y^* 를 활용하는 비선형 모형을 사용하는 방법이다. 이 방법을 이용하게 되면, 모형 내에서 경로계수의 곱을 이용하여 매개효과를 추정하는 경우에는 큰 문제가 없는 것으로 알려져 있지만, 모형 간(직접효과 모형과 간접효과 모형 간)의 경로계수 차이를 이용하여 매개효과를 추정하는 경우에 문제가 발생할 수 있다. 다시 말해, 이분형 변수를 분석하기 위해 로지스틱, 프로빗 등의 연결함수를 이용하는 과정에서 오차분산을 특정한 상수로 고정하는 방식이 모형 간에 단위 불일치 문제를 발생시키고, 결국은 정확한 매개효과 추정치를 얻을 수 없게 되는 것이다(MacKinnon, Lockwood, Brown, Wang, & Hoffman, 2007). 이와 같은 문제는 모형의 경로계수들을 재조정(rescale)하는 방법을 통해 상당부분 해결할 수 있는 것으로 알려져 있다(MacKinnon, 2008; MacKinnon & Dwyer, 1993; Winship & Mare, 1983).

두 번째 매개효과 분석 방법은 추정 전에 모형의 형태나 자료의 분포를 특정하지 않고 비모수적으로 분석하는 인과추론(causal

inference) 접근법이다. 이 방법은 어떤 조건이 실제로는 관찰되지 않았으나 관찰되었다고 가정한다면 얻게 될 값을 의미하는 반사실 사건(counterfactuals)의 개념(Neyman, 1923; Pearl, 1995; Robins, 1986; Rubin, 1974)을 이용하여 간접효과를 추정한다. 이 추정 방법은 잠재반응변수를 이용하여 종속변수에 간접적으로 접근하지 않고, 관찰된 이분형 종속변수의 특정 범주 발생 확률을 직접적으로 이용하여 분석한다는 장점이 있다(Muthén, Muthén, & Asparouhov, 2016). 또한 비모수적인 추정을 하기 때문에 이분형 종속변수뿐만 아니라 여러 종류의 범주형 종속변수(순위형, 명목형, 빈도변수 등)를 포함하는 비선형 모형으로 비교적 쉽게 확장할 수 있는 장점도 크다(Imai, Keele, & Tingley, 2010; VanderWeele, 2015). 하지만 직·간접효과의 새로운 정의(Pearl, 2001; Robins & Greenland, 1992)가 전통적인 접근과는 상당히 차이가 있기 때문에 이에 대한 이해가 선행되어야 하고, 독립변수의 특정한 두 값에 대해서만 매개효과 분석이 가능하기 때문에 연구자가 이를 임의로 선택해야 하는 어려움이 존재한다.

소개한 바와 같이 범주형 종속변수가 포함된 매개모형에서 효과의 더욱 정확한 추정을 위한 노력이 두 가지 관점(전통적인 접근과 인과추론 접근)에서 활발히 진행되어 왔다. 국내에서도 드물지만 전통적인 접근의 관점에서 매개효과 분석 예시를 제시한 연구들이 있다. 박선미(2015)는 범주형 자료의 특성에 따른 매개효과 추정 방법(제한정보 추정)의 원리를 간략히 다루고, 독립변수, 매개변수, 종속변수의 일부 또는 전체가 범주형 변수인 경우의 실제 자료 분석 예시를 제공하였다. 하지만 범주형 종속변수가 포함됨으로써 발생하는 매개모형

의 통계적 변화 및 특징들(예, 로지스틱, 프로빗 연결함수 및 잠재반응변수)에 대한 논의는 포함하지 않아 제대로 된 원리 이해에는 무리가 있다. 배병렬(2015)도 SPSS의 회귀분석을 부분적으로 활용하여 이분형 종속변수를 포함하는 모형의 매개효과 추정 방법을 따라하기 쉽게 소개하였으나, 역시 기저의 원리에 대한 구체적인 논의가 없어 전반적인 개념 이해에는 도움을 주지 못한다.

이 외에도 국내의 몇몇 내용영역 연구자들이 이분형 매개변수 또는 종속변수를 포함하는 매개모형을 전통적인 접근 방법으로 분석하였다. 이 중 어떤 연구들은 재보정 방법을 제안한 Winship과 Mare(1983)의 추정 방법을 이용하였으며(신성자, 2014; 한지나, 김진현, 2016), 다른 여러 연구들(신나래, 이영수, 2017; 이은진, 남석인, 2017; 최세경, 2011 등)도 비슷한 방식으로 회귀분석을 이용해 매개효과를 분석하였다. 전반적으로 범주형 종속변수를 포함하는 매개모형을 이용한 국내 연구의 수가 상당히 적었는데, 이는 국내의 연구자들이 참고할 수 있는 방법론적 연구가 부족했기 때문인 것으로 판단된다. 전통적인 접근법을 이용하고자 하는 연구자들을 위해 회귀분석보다 더욱 발전된 구조방정식 모형을 이용하는 방법에 대한 논의가 필요할 것으로 보인다.

한편, 인과추론 접근 방법을 이용한 국내의 매개효과 분석 연구는 더욱 드물었다. 하여진, 박현정(2015)은 연속형 변수를 대상으로 인과추론 접근법을 활용하여 매개효과 분석을 진행하였지만, 공변수의 통제를 통한 인과성 논의에 중점을 두었다. 그 외에 인과추론 접근의 개념에 대해 개괄적으로 소개하거나(김덕준, 2010), 인과모형을 이용하여 경향점수를

추정하는 방법을 설명하고 실제 자료에 적용한 연구들(김준엽, 정혜경, Seltzer, 2008; 송승원, 강상진, 이규민, 2015)이 있었지만, 범주형 종속변수를 포함하는 경우의 매개분석과 연관 지어 인과추론 방법을 논의한 연구는 없었다. 최근 인과추론의 주요 저서중 하나인 Pearl, Glymour와 Jewell(2016)의 책을 김미정(2018)이 번역, 출판하였지만, 이 역시 인과추론의 전반적인 이론에 대한 설명이 주를 이루어 매개분석에 대한 깊이 있는 논의는 포함되지 않았다. 최근 십여 년간 매개효과 추정을 인과추론의 핵심개념과 연관 지어 논의한 연구(Albert & Nelson, 2011; Daniel, De Stavola, Cousens, & Vansteelandt, 2015; Imai, Keele, & Yamamoto, 2010; Muthén & Asparouhov, 2015; Nguyen, Webb-Vargas, Koning, & Stuart, 2016; Pearl, 2014; Robins, 2003; Rubin, 2004; VanderWeele & Vansteelandt, 2010)가 급증하는 것을 보았을 때, 매개효과 추정의 인과추론 방법은 전통적인 방법과 더불어 필수적으로 논의가 이루어져야 할 것으로 보인다.

본 연구의 목적은 이분형 종속변수를 포함하는 매개모형의 효과 추정 방법에 대해 지난 수십 년간 발전해 온 여러 연구들을 두 가지 흐름을 중심으로 통합하고, 연구자들이 자신의 자료에 적절한 접근 방식을 선택할 수 있도록 핵심 쟁점들을 논의하는 것이다. 이분형 변수에 대한 매개모형의 직·간접효과 분해 원리를 전통적인 접근과 인과추론 접근을 바탕으로 개념적 측면에서 탐색하고, 더불어 실제 자료를 이용하여 *Mplus* 8(Muthén & Muthén, 1998-2018)로 분석한 예시를 보임으로써 보다 실용적인 측면에서 효과들에 대한 이해를 높이고자 한다. 매개모형이 다양한 형태의 변수들 간 관계를 규명할 수 있음에도 불구하고

대부분의 연구들이 연속형 종속변수를 가정하는 선형 모형을 이용하는 데 국한되어 있어 범주형 종속변수를 포함하는 매개모형의 분석을 위해 참고할 만한 국내의 연구가 충분치 않다. 이에 본 연구는 범주형 자료의 이해에 있어 가장 간단하며 시작점이 된다고 할 수 있는 이분형 변수를 기준으로 삼아 간접효과 추정 방법에 대한 여러 연구들을 종합적으로 다루고자 한다. 이분형 종속변수에 대해 중점적으로 탐색할 것이지만, 이에 대한 확장으로 이분형 매개변수에 대한 논의도 포함한다.

이어지는 본문에서는 먼저 연속형 종속변수를 포함하는 표준적인 매개모형과 직·간접효과 추정 방법에 대해 간단히 소개하고, 이를 이분형 종속변수에 대한 비선형 모형으로 확장한다. 또한 이러한 추정 방식을 따르는 경우에 발생할 수 있는 문제점과 여러 학자들에 의해 제안된 해결방안에 대해 논의한다. 다음으로 상대적으로 최근 들어 논의되기 시작한 인과추론 접근의 관점을 이해하기 위해 필요한 잠재적 결과(potential outcome)와 반사실 사건의 개념을 탐색하고, 연속형 종속변수를 기준으로 직·간접효과의 새로운 정의를 간단히 다룬다. 이에 대한 이해를 바탕으로 이분형 종속변수를 포함하는 매개모형으로 논의를 확장하고, 인과추론 접근을 바탕으로 한 방법의 장단점을 종합적으로 논의한다. 마지막으로, 실제 자료를 바탕으로 *Mplus*를 이용하여 전통적인 접근과 인과추론 접근의 두 가지 방법을 기반으로 한 매개효과 추정 결과를 보이고 해석함으로써 연구자들이 현실에서 활용할 수 있도록 예시를 보인다.

전통적인 접근

연속형 종속변수를 포함하는 매개효과 모형을 이분형 종속변수의 경우로 확장하는 방법을 논의한다. 이는 선형 구조방정식 모형을 비선형 모형으로 확장하는 전통적인 접근 방법으로 볼 수 있다. 이와 같은 확장의 원리를 파악하기 위해 먼저 연속형 종속변수의 경우에서 출발하여 단계적으로 이분형 종속변수의 경우를 탐색한다. 더불어 이러한 확장 과정에서 발생하는 문제점과 여러 제안된 해결방안을 다루고, 이를 종합적으로 고려하여 적절한 매개효과 추정 방법에 대해 토론한다.

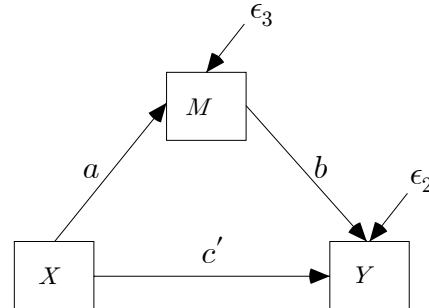


그림 2. 연속형 종속변수의 단순매개모형

$$Y = \alpha_1 + cX + \epsilon_1 \quad (1)$$

$$Y = \alpha_2 + c'X + bM + \epsilon_2 \quad (2)$$

$$M = \alpha_3 + aX + \epsilon_3 \quad (3)$$

연속형 종속변수의 매개효과 검증

이분형 종속변수를 포함하는 매개모형의 간접효과를 추정하는 방법을 다루기 전에 먼저 연속형 종속변수를 포함하는 모형의 매개효과 추정 방법을 설명하는 것이 필요하다. 그림 1, 2와 같이 Baron과 Kenny(1986)의 전통에서 하나의 매개변수가 존재하는 단순매개모형을 고려한다. 그림 1, 2의 모형에서 모든 오차(ϵ)의 평균은 0이며, 예측변수와 상관이 없고(pseudo-isolation), 예측변수 X 에 대해 등분산성을 가지는 것으로 가정한다.

그림 1을 식으로 나타내면 식 1과 같고, 그림 2는 식 2~3과 같이 나누어 쓸 수 있다.

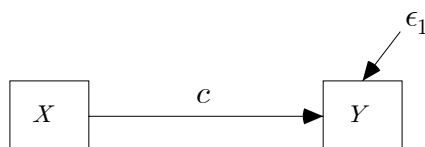


그림 1. 연속형 종속변수의 총효과 모형

간접효과는 일반적으로 두 가지 방법을 이용하여 추정하는데, 첫 번째는 사회과학 분야에서 널리 사용되는 방법으로서 경로분석을 이용하는 방법이다. 매개효과는 독립변수 X 가 매개변수 M 에 영향을 미치는 정도(a)와 매개변수 M 이 종속변수 Y 에 영향을 미치는 정도(b)에 의해 추정된다는 원리를 이용한 것으로(Baron & Kenny, 1986; MacKinnon et al., 2002; Preacher & Hayes, 2008), 두 경로계수의 곱인 ab 를 이용하여 정의한다. 두 번째 방법은 그림 1의 c 와 그림 2의 c' 의 차이를 이용하여 매개효과를 추정하는 방법(Alwin & Hauser, 1975; Judd & Kenny, 1981; MacKinnon & Dwyer, 1993), 주로 역학(Epidemiology) 등의 의학 분야에서 이용되어 왔다. c 는 매개변수를 통제하지 않았을 때의 독립변수와 종속변수의 관계를 나타내므로 직접효과와 간접효과를 합한 총효과로 이해할 수 있다. 반면, c' 은

매개변수를 통제했을 때 독립변수가 종속변수에 미치는 효과인 직접효과를 나타낸다. 따라서 $c - c'$ 은 총효과에서 직접효과를 뺀 간접효과를 의미한다.

매개효과를 추정할 때 종속변수가 연속형이라면 경로계수의 곱을 이용하는 방법과 차이를 이용한 방법으로 구한 추정치가 정확히 일치한다(MacKinnon, Warsi, & Dwyer, 1995; Preacher & Hayes, 2004). 반면에 종속변수가 이분형인 경우에는 위의 두 가지 방법으로 구한 추정치가 일치하지 않을 수 있다. 이는 연속형 종속변수를 포함하는 선형 모형에 대한 추정 방법을 이분형 종속변수를 포함하는 비선형 모형으로 확장하는 과정에서 종속변수에 단위를 부여하기 위해 오차분산을 상수로 고정하기 때문에 발생하는 문제로서 이후 자세히 논의한다.

이분형 종속변수에 선형확률모형 적용

독립변수가 주어졌을 때의 이분형(더미코딩) 종속변수의 기댓값은 주어진 독립변수에 대해 종속변수가 1일 확률과 같다($E(Y|X) = P(Y=1|X)$). 이처럼 확률로 계산되는 기댓값은 0에서 1 사이의 값을 가지며, 예측변수의 변화에 따른 종속변수의 변화가 선형적이지 않은 것이 특징이다(Long, 1997). 이러한 이분형 자료에 선형 모형을 적용하는 방식을 선형확률모형(linear probability model)이라고 하는데, 다음과 같은 문제가 발생할 수 있다(Agresti, 2013; Hosmer, Lemeshow, & Sturdivant, 2013; Long, 1997; MacKinnon, 2008; Powers & Xie, 2008). 첫째, 예측값이 자료에서 설정된 값보다 크거나 작은 값을 가질 수 있다. 예를 들어, 0과 1로 입력된 이분형 종속변수를 포

함하는 매개모형에서 예측값이 0보다 작거나 1보다 클 수 있다. 둘째, 함수의 형태가 자료의 특징을 잘 반영하지 못한다. 선형 모형에서는 독립변수의 한 단위 변화에 따라 종속변수에 항상 일정한(constant) 변화가 일어나지만, 종속변수가 범주형인 경우에는 독립변수의 값이 작거나 클수록 종속변수에 더 작은 변화가 일어나고, 중간 수준의 값을 가질 때 큰 변화가 일어나는 것이 일반적이며, 논리적으로도 자연스럽다(Long, 1997). 셋째, 오차의 이분산성으로 인해 회귀계수 추정치가 비효율적이게 되고, 표준오차가 편향되어 정확한 검정통계량을 구할 수 없다. 넷째, 모형의 오차가 정규분포를 따르지 않는다. 이처럼 선형확률모형을 이용하면 여러 가지 문제가 발생하기 때문에 정확한 매개효과 추정치를 구할 수 없다.

이분형 종속변수에 비선형 모형 적용

이분형 종속변수를 포함하는 매개모형을 로지스틱(logistic) 또는 프로빗(probit) 회귀(Cox, 1958; Finney & Tattersfield, 1952)와 같은 비선형 모형을 활용하여 추정하면 선형 모형을 그대로 적용할 때 발생하는 문제점들을 해결할 수 있다. 비선형 회귀모형은 독립변수와 이분형 종속변수의 비선형적 관계를 로지스틱, 프로빗 함수와 같은 연결함수를 이용하여 선형으로 만들어 준다(일반화선형모형). 이를 위해 이분형 종속변수 Y 의 기저에 잠재반응변수 Y^* 가 존재한다고 가정한다(McKelvey & Zavoina, 1975; Muthén, 1984). Y^* 는 실제로 관찰된 범주형 종속변수 Y 의 기저에 연속선(continuum)으로 존재한다고 가정되는 잠재변수이다. 따라서 독립변수 또는 매개변수가 변할 때 이분형 종속변수 Y 에는 비선형적 변화가

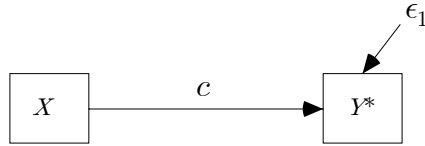


그림 3. 이분형 종속변수의 총효과 모형

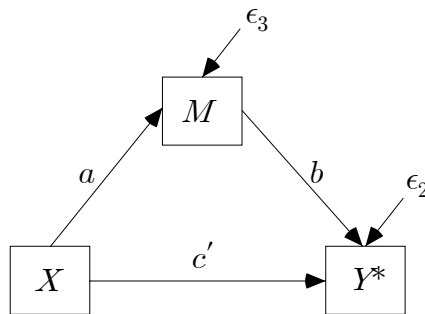


그림 4. 이분형 종속변수의 단순매개모형

일어나지만, Y^* 에는 선형적 변화가 발생한다고 가정할 수 있게 된다. 이러한 잠재반응변수를 모형의 종속변수로 보고, 매개효과를 추정할 수 있다. 잠재반응변수를 포함하는 매개모형을 식으로 나타내면 식 4~6과 같으며 그림 3, 4에 경로도가 제공된다.

$$Y^* = \alpha_1 + cX + \epsilon_1 \quad (4)$$

$$Y^* = \alpha_2 + c'X + bM + \epsilon_2 \quad (5)$$

$$M = \alpha_3 + aX + \epsilon_3 \quad (6)$$

Y^* 는 이분형 종속변수의 기저에만 존재한다고 가정하는 잠재변수이고, 따라서 관찰할 수 없으며, 단위 또한 없다. Y^* 에 단위를 부여하고 모형을 판별(identification)하기 위해 오차분

산을 특정 상수로 고정하는데, 로지스틱 회귀 모형의 경우 $\pi^2/3$, 프로빗 회귀모형의 경우 1로 고정한다. 이처럼 로지스틱, 프로빗 연결함수를 활용한 비선형 모형을 이용하면, 선형 확률모형을 이용할 때 발생하는 문제점들은 해결할 수 있다. 그러나 잠재반응변수의 단위 부여를 위해 오차분산을 상수로 고정하는 것이 새로운 문제를 일으킨다.

잠재반응변수의 이용에서 발생하는 문제점과 대안적 방법들

로지스틱, 프로빗 연결함수를 활용하는 모형에서 매개효과는 경로계수의 곱(ab)이나 차이($c - c'$)를 모두 이용하여 추정할 수는 있지만, 이 두 개의 추정치는 더 이상 같지 않게 된다. 이렇게 되면 총효과가 직접효과와 간접효과의 합이 된다는 효과분해(effect decomposition)의 개념도 성립하지 않는다. 이 문제는 특히 $c - c'$ 으로 매개효과를 추정하는 방법에서 발생하는데, 서로 다른 두 모형에서 추정된 경로계수를 비교하는 것이 모형 간 단위 불일치 문제를 일으키기 때문이다. 일반적으로 선형 모형에서 내생변수의 오차분산은 모형 안에서 자유롭게 추정되는 모수인데, Y^* 를 이용한 비선형 회귀모형에서는 오차분산을 특정한 상수($\pi^2/3$ 또는 1)로 고정하기 때문에 변수들에 의한 예측의 정도가 다른 두 모형 간에 단위가 일치하지 않는다(MacKinnon & Dwyer, 1993; MacKinnon et al., 2007; MacKinnon, 2008). 다시 말하면, 종속변수 Y^* 를 예측하는 서로 다른 변수들을 포함하고 있는 그림 3, 4의 모형에서 오차 ϵ_1 과 ϵ_2 의 분산을 동일한 상수로 고정하는 것은 옳지 않다

는 것이다. 식 7은 그림 4의 모형으로서, 식 5에 식 6을 대입하여 구하였다.

$$Y^* = \alpha_2 + c'X + b(\alpha_3 + aX + \epsilon_3) + \epsilon_2 \\ = \alpha_2 + b\alpha_3 + (ab + c')X + \epsilon_2 + b\epsilon_3 \quad (7)$$

로지스틱 연결함수를 이용하여 분석한다고 가정하였을 때, 그림 4 모형의 오차 $\epsilon_2 + b\epsilon_3$ 의 분산 $\pi^2/3 + b^2 Var(\epsilon_3)$ 는 그림 3 모형의 오차 ϵ_1 의 분산 $\pi^2/3$ 보다 커진다. 즉, 오차분산을 자유롭게 추정하지 않고 특정한 상수로 고정하기 때문에 서로 다른 예측변수를 포함하는 두 모형 간에 단위가 달라지는 문제가 발생하는 것이다. 따라서 모형 간 계수(c 와 c')를 비교하는 방법은 정확하지 않으며, 이는 여러 연구들을 통해 알려진 바 있다(Feinberg, 1977; Karlson, Holm, & Breen, 2012; MacKinnon & Dwyer, 1993; MacKinnon et al., 2007). 매개효과 추정의 자체를 위해서 뿐만 아니라, Baron과 Kenny(1986)가 제안한 매개효과 검정의 마지막 조건인 $|c'| < |c|$ 를 추가적으로 확인하는 경우가 있기 때문에(MacKinnon, 2008), 모형 간 계수 비교 시 발생하는 문제를 인지하는 것은 중요하다. 이러한 문제점에 대한 이해를 바탕으로 이분형 결과변수를 포함하는 매개모형에서 보다 정확한 효과 추정을 위해 발전해 온 방법들을 탐색한다.

Winship과 Mare(1983)의 방법

Winship과 Mare(1983)는 상기 문제를 해결하기 위해 로지스틱 또는 프로빗 회귀와 관련된 경로계수와 그 표준오차를 재보정(rescale)하는 방법을 제안하였다. 그림 3, 4의 두 모형을 고려한다고 가정하였을 때, 식 8~10과 같이 로지스틱 또는 프로빗 회귀를 이용하여 추정된

경로계수와 그 표준오차를 상응하는 모형의 분산추정치의 제곱근으로 나누어 줌으로써 문제를 해결할 수 있다고 보았다.

$$\frac{\hat{c}}{\sqrt{\hat{c}^2 \hat{\sigma}_X^2 + d}} \quad (8)$$

$$\frac{\hat{b}}{\sqrt{\hat{c}'^2 \hat{\sigma}_X^2 + \hat{b}^2 \hat{\sigma}_M^2 + 2\hat{c}'\hat{b}\hat{\sigma}_{XM} + d}} \quad (9)$$

$$\frac{\hat{c}'}{\sqrt{\hat{c}'^2 \hat{\sigma}_X^2 + \hat{b}^2 \hat{\sigma}_M^2 + 2\hat{c}'\hat{b}\hat{\sigma}_{XM} + d}} \quad (10)$$

식 8~10의 d 는 로지스틱 회귀의 경우 $\pi^2/3$, 프로빗 회귀의 경우 1이다. 식 8은 총효과를 의미하는 경로 c 추정치를 그림 3의 총효과 모형의 분산추정치의 제곱근으로 나누어줌으로써 경로계수를 재보정한 것이다. 같은 방식으로 식 9~10은 그림 4의 단순매개모형에서 로지스틱 또는 프로빗 회귀로 추정되는 경로 b 와 c' 추정치를 단순매개모형의 분산추정치의 제곱근으로 나누어준 것이다. MacKinnon과 Dwyer(1993)는 재보정 전후의 경로계수의 곱과 차이를 이용한 매개효과 추정치의 정확성을 비교하는 시뮬레이션 연구를 진행하였는데, 곱과 차이를 이용한 방법 모두 재보정 후에 추정치 편향이 현저하게 작아졌음을 확인하였다.

MacKinnon 등(2007)의 방법

경로계수의 재보정 방법을 이용하여 매개효과를 정확히 추정하기 위한 노력이 이어졌다. MacKinnon 등(2007)은 그림 3의 c 를 그림 4의 c' 의 단위에 맞추는 방법을 제안하였다. 이 방

법은 경로 c 만 재보정하면 되기 때문에 변수들의 단위를 보존할 수 있고, 상대적으로 계산이 간단하다는 장점이 있다.

$$c_{rescaled} = c \sqrt{\frac{Var(\epsilon_2 + b\epsilon_3)}{Var(\epsilon_2)}} \quad (11)$$

식 11과 같이 매개변수를 통제된 모형(그림 4)의 오차분산인 $Var(\epsilon_2 + b\epsilon_3)$ 의 추정치를 매개변수를 통제하지 않은 모형(그림 3)의 오차분산인 상수 $\pi^2/3$ 또는 1로 나누어 제곱근을 취함으로써 표준오차 단위에서 경로 c 를 재보정한다. MacKinnon 등(2007)은 시뮬레이션 연구를 통해 $c_{rescaled} - c'$ 을 이용하는 방법이 경로계수의 곱을 이용하는 방법보다는 대체로 모수 추정치의 편향이 컸으나, $c - c'$ 보다는 더 작은 편향을 가짐을 확인하였다. 더불어, 총효과와 비교하여 매개효과가 상대적으로 차지하는 비율을 측정하기 위해 사용되는 매개된 비율 측정치(proportion mediated measures)의 관점에서 주목할 만한 결과가 나오기도 하였다. 이는 계수에 대한 재보정 없이 총효과에 비교한 간접효과 ab 의 상대적인 크기를 나타내는 $\frac{ab}{c' + ab}$ 측정치보다 총효과를 재보정한 계수인 $c_{rescaled}$ 를 이용하여 간접효과의 상대적인 크기를 측정하는 $1 - \frac{c'}{c_{rescaled}}$ 이나 $\frac{ab}{c_{rescaled}}$ 측정치가 특히 500 이하의 일반적인 표본 크기에서 더 정확하였다는 것이다.

경로계수의 곱(ab)을 이용하는 방법

Y^* 를 이용하여 분석할 때, 그림 4의 경로계수의 곱 ab 를 이용하여 매개효과를 추정할

수 있다. ab 를 이용하는 방법은 a 와 b 가 하나의 모형에 속하기 때문에 오차분산을 상수로 고정하는 것에 영향을 받지 않는다. 경로 b 가 로지스틱 또는 프로빗 회귀로부터 산출되었다고 할지라도 단위 불일치 문제에 민감하지 않다는 것이다(MacKinnon, 2008). Muthén, Muthén과 Asparouhov(2016)는 이분형 종속변수가 아니라 연속형 변수인 Y^* 를 분석한다는 전제에서 ab 를 이용하여 간접효과를 추정하는 것이 유효하다고 하였다. 또한 이분형 종속변수를 포함하는 모형에서 매개효과를 추정하는 여러 방법들의 수행을 비교한 MacKinnon 등(2007)의 시뮬레이션 연구에 따르면, ab 방법을 이용한 간접효과 추정치가 모형 간 경로계수의 차이($c - c'$)를 이용한 추정치에 비해 대체로 편향이 작았다. 시뮬레이션에서 주어진 독립변수에 대해 매개변수의 오차분포가 정규분포를 따른다는 가정을 만족하지 못한 자료를 분석할 때 ab 방법이 상당히 강건한 것으로 나타났다. 또한 자료가 특정한 분포(로지스틱 또는 프로빗)를 따르도록 생성되었으나, 다른 분포(프로빗 또는 로지스틱)를 따른다고 가정하여 분석할 때에도 ab 방법을 이용한 간접효과 추정치의 편향이 작다는 것이 확인되었다.

이처럼 하나의 모형 안에서 ab 를 이용하여 간접효과를 추정하는 방법은 단위 불일치 문제에서는 자유롭고 대체적으로 만족할 만한 결과를 준다는 것이 알려져 있다. 하지만, 사실 a 는 선형 모형의 회귀계수이고, b 는 로지스틱 또는 프로빗 모형의 회귀계수이기 때문에 이와 같은 차이를 고려하지 않고 두 계수의 단순한 곱을 이용하여 간접효과를 추정하는 것이 이론적으로 옳은지에 대해서는 고민해 보아야 할 필요가 있다. MacKinnon(2008)은 모집단을 바탕으로 생성한 이분형 종속변수를 포

합하는 모형의 자료를 이용하여 매개효과를 분석하였을 때, ab 및 $c - c'$ 의 추정치가 모두 편향될 수 있다는 것을 확인하였다.

여러 가지를 종합하여 볼 때, ab 를 이용한 방법은 이분형 종속변수가 포함된 모형의 매개효과를 추정하기에 수학적으로 완전하지는 않지만, 경험적으로 좋은 결과를 보인다고 할 수 있다. 따라서 이 방법은 이분형 종속변수를 포함하는 모형에서 매개효과를 추정하고자 할 때 고려할 수 있는 또 하나의 대안이다. 여러 시뮬레이션 연구를 종합적으로 확인했을 때, 실질적으로 가장 좋은 수행을 보이기도 하였다. 더불어 Winship과 Mare(1983) 및 MacKinnon 등(2007)의 재보정 방법에 비해 상대적으로 용이하기 때문에 일반 내용영역 연구자들이 사용할 때 실질적으로 도움을 주는 방법이라고 할 수 있다.

한편, 이분형 종속변수를 포함하는 모형에서 ab 를 이용하여 간접효과를 검정하고자 할 때, 간접효과와 표준오차는 부스트래핑(bootstrapping; Efron, 1979)을 통해서 추정할 수 있다. 부스트래핑 방법은 여러 연구를 통해 ab 추정치의 분포 형태와 상관없이 강건한 추정치를 준다는 것이 알려져 있다(Bollen & Stine, 1990; Lockwood & MacKinnon, 1998; MacKinnon, Lockwood & Williams, 2004; Shrout & Bolger, 2002). 이와 같은 장점으로 인해 최근 심리학을 비롯한 여러 사회과학 분야에서 매개효과 검정 시 가장 광범위하게 쓰이는 방법 중 하나이기도 하다(Hayes, 2009; Millsap & Maydeu-Olivares, 2009). 이 방법을 이용하면 ab 추정치의 표집분포가 정규분포를 따른다고 가정할 필요 없이 분포의 형태를 경험적으로(empirically) 결정할 수 있다. 즉, 경로 b 가 로지스틱 또는 프로빗 회귀계수라 할지라도 간

접효과와 검정에 문제가 없다는 것이다. 이에 따라 간접효과 추정치의 통계적 유의성은 부스트래핑을 이용하여 산출된 신뢰구간을 통한 검정으로 확인할 수 있다.

이분형 매개변수의 포함

매개변수가 이분형 변수이거나 매개변수와 종속변수가 모두 이분형 변수인 경우에도 매개효과와 추정 방법은 앞서 논의했던 방식과 유사하다. 이분형 종속변수의 경우에서 논의하였듯이, 하나의 모형 내에서 경로계수의 곱을 이용하여 간접효과를 추정하면 모형 간 단위 불일치 문제에 민감하지 않다. 다만 앞서도 밝혔듯이, 이분형 매개변수와 연속형 종속변수를 포함하는 모형의 경우에는 두 경로가 서로 다른 회귀모형을 통해 추정되기 때문에 두 경로의 단순한 곱을 이용하여 간접효과를 추정하는 것이 경험적으로는 문제가 없을 지라도 수학적으로 적절하지 않은 측면이 있음에 주의해야 한다.

또한 종속변수와 달리 매개변수는 하나의 모형에서 독립변수와 종속변수의 역할을 동시에 하기 때문에 ab 를 이용하여 간접효과를 추정할 때 고려해야 할 중요한 부분이 있다. 다시 말해, 이분형 매개변수를 가정할 때, 매개변수는 종속변수의 역할을 할 때와 독립변수의 역할을 할 때 같은 성질의 변수여야 한다. 만약 경로 a 를 추정할 때, 이분형 매개변수를 잠재반응변수로 보았다면, 경로 b 에서도 매개변수를 잠재반응변수로 보아야 ab 방법이 타당하다. 이러한 이유로 이분형 매개변수를 포함하는 모형의 매개효과를 추정할 때, 최대우도 방법을 사용할 수 없다. 최대우도 방법은 매개변수가 종속변수의 역할을 하는 경우

에는 이를 잠재반응변수로 취급하지만, 독립변수의 역할을 하는 경우에는 관찰된 이분형 변수로 보기 때문이다. 범주형 변수의 분석 시 널리 이용되는 가중최소제곱 방법을 이용하면 이와 같은 문제를 해결할 수 있다.

인과추론 접근

이분형 종속변수를 포함하는 모형에서 매개효과를 추정하고자 할 때 적용할 수 있는 또 다른 방법으로는 잠재적 결과와 반사실 사건의 개념을 이용하여 매개효과를 정의하는 인과추론 접근이 있다. 먼저 연속형 종속변수를 포함하는 매개모형을 예로 들어 인과추론 접근에서 직·간접효과의 새로운 정의를 탐색하고, 이를 이분형 종속변수를 포함하는 모형으로 확장한다. 더불어 이러한 접근 방법을 이용함에 있어 연구자가 고려해야할 점을 논의한다.

인과추론 접근의 효과분해

인과추론 접근법에서의 직접효과와 간접효과를 정의하기 위해서는 필수적으로 잠재적 결과와 반사실 사건(Neyman, 1923; Pearl, 1995; Robins, 1986; Rubin, 1974)을 이해하여야 한다. 매개변수가 없고, 통제조건과 처치조건으로 나누어진 이분형 독립변수와 연속형 종속변수를 가정했을 때, 잠재적 결과는 어떤 조건 하에서 얻게 되는 결과변수의 값이다(Holland, 1988; Rubin, 1974). 반사실 사건은 잠재적 결과 중에서 실제로 어떤 조건을 관찰할 수 없었으나, 가정적으로 관찰하였다고 생각했을 때 얻게 될 결과변수의 값으로, 현실에서 얻

을 수 없는 값이다(Robins & Greenland, 1992). 예를 들어, 어떤 피험자가 처치조건(또는 통제조건)에 배정되었을 때 얻게 되는 결과변수의 값이 잠재적 결과라면, 가정적으로 동일한 피험자가 통제조건(또는 처치조건)에 배정되었다면 얻게 되었을 결과변수의 값이 반사실 사건이다. 현실에서 이러한 값을 얻으려면 A라는 피험자가 처치조건에 배정되었다고 가정할 때, 먼저 처치를 받고, 처치조건에 배정되기 전 시점으로 돌아가 통제조건에 배정되어 통제를 받을 수 있어야 한다. 이처럼 다른 변수들은 모두 통제된 상태에서 동일한 피험자가 서로 다른 두 조건에 동시에 배정되는 것은 불가능하기 때문에 반사실 사건은 피험자 수준에서 얻을 수 없는 값이다.

직접효과와 간접효과

인과추론 접근에서 직·간접효과의 정의를 탐색하기 위해 연속형 독립변수 X , 연속형 매개변수 M , 연속형 결과변수 Y 를 포함하는 선형 모형을 고려하며, 독립변수의 임의의 두 값 x 와 x^* 에 대한 효과를 구하는 것으로 가정한다.¹⁾ 인과추론의 직접효과는 매개변수가 상수로 고정되어 있는지 자유롭게 변화하는지에 따라 각각 CDE (controlled direct effect)와 NDE (natural direct effect)로 나누어지며, 간접효과는 NIE (natural indirect effect)라 한다.²⁾

- 1) 인과추론 분야는 통계적 방법을 이용하여 변수 간의 인과성(causality)을 명확히 하고자 하는 목적을 가지고 있기 때문에 주로 독립변수가 이분형인 실험 자료를 중심으로 발전하였다. 따라서 직·간접효과도 이분형 독립변수를 기준으로 정의되었으나, 본 연구에서는 보다 일반적인 연속형 독립변수를 다루기 위해 연속형 독립변수의 임의의 두 값 x 와 x^* 를 분석 대상으로 삼는다.
- 2) 효과의 명칭은 여러 학자들 간에 통일되지 않았

직접효과의 한 종류인 *CDE*는 식 12와 같이 매개변수가 특정한 상수($M=m$)로 고정될 때 독립변수가 종속변수에 직접적으로 미치는 효과를 의미한다(Robins & Greenland, 1992; Pearl, 2001).

$$CDE(m) = E[Y(x, m) - Y(x^*, m)] \quad (12)$$

위에서 $Y(x, m)$ 은 독립변수 X 가 x 이고, 매개변수 M 이 m 일 때의 잠재적 결과이다. 즉, 식 12의 $CDE(m)$ 은 매개변수의 값이 m 으로 고정되어 있을 때, 독립변수가 x^* 에서 x 로 변화함에 따라 발생하는 종속변수의 기대되는 변화를 나타낸다. 이와 같이 매개변수를 특정한 상수로 고정하는 것은 모집단의 모든 피험자들이 동일하게 $M=m$ 이라는 값을 가진다는 것을 의미하는데, 이러한 개념은 현실에서 수용되기 어렵다(VanderWeele & Vansteelandt, 2009). 더불어, 어떤 매개변수 값을 고려하는지에 따라 *CDE*의 크기가 달라지기 때문에 임의로 매개변수 값을 선택할 수 없다는 문제도 발생한다(Pearl, 2012). 총효과가 직접효과와 간접효과로 분해된다는 사실을 고려했을 때 간접효과를 *CDE*와 비슷한 방식으로 정의하기 어렵다는 단점도 있다(Kaufman, MacLehose, & Kaufman, 2004). 이러한 특징들로 인해 *CDE*는 인간 행동의 다양한 기제를 측정하는 것에 주된 관심을 두는 행동 과학 분야에서 상대적으로 덜 사용되는 경향이 있다(Robins, 2003; VanderWeele & Vansteelandt, 2009).

이와 달리, *NDE*를 이용하면 위와 같은 문제가 발생하지 않는다. 식 13에서 확인할 수

있듯이, *NDE*(Pearl, 2001; Robins, 2003)는 피험자들 간에 서로 다른 매개변수의 값을 허용한다.

$$NDE = E[Y(x, M(x^*)) - Y(x^*, M(x^*))] \quad (13)$$

위의 식에서 $M(x^*)$ 는 $X=x^*$ 일 때 취할 수 있는 변화하는 M 의 값(다시 말해, x^* 의 함수로서의 M)을 의미한다. 그러므로 $Y(x, M(x^*))$ 는 독립변수가 x 이고, 매개변수는 독립변수 x^* 에 대응하는 다양한 값을 고려했을 때, 종속변수가 가지게 될 잠재적 결과이다. 따라서 식 13의 *NDE*는 독립변수 X 가 x^* 일 때 자유롭게 변화하는 매개변수를 고려하고, 독립변수가 x^* 에서 x 로 변화함에 따라 발생하는 종속변수 Y 의 기대되는 변화를 나타낸다. 또한 매개변수는 x^* 에만 상응하는 다양한 값으로 고정되어 있다는 점을 통해 *NDE*가 매개변수를 통하지 않는 독립변수의 종속변수에 대한 직접효과임을 알 수 있다. *NDE*의 구성요소 중 하나인 $Y(x, M(x^*))$ 는 잠재적 결과이면서 실제로 얻을 수 없는 반사실 사건으로, 이러한 가정적인 값을 얻기 위해서는 모형에 혼입이 없다는 가정이 만족되어야 한다(Imai, Keele, & Tingley, 2010; Pearl, 2001; VanderWeele, 2015). 이와 같은 가정 하에 $Y(x, M(x^*))$ 의 기댓값은 식 14를 이용하여 구할 수 있다(Pearl, 2001).

$$E[Y(x, M(x^*))] = \sum_M E(Y|X=x, M=m) \times P(M=m|X=x^*) \quad (14)$$

으며, 본 논문에서는 가장 널리 알려진 Pearl (2001)의 명칭을 사용한다.

다시 말하면, 한 명의 피험자에게 잠재적 결과와 반사실 사건의 값을 모두 얻는 것은 불가능하기 때문에, 모형에 혼입이 없다는 가정 하에 피험자 수준의 효과 대신 모집단 수준의 효과를 구하고자 하는 것이다(VanderWeele, 2015, pp. 461-465).

간접효과는 앞에서 정의한 *NDE*와 유사한 방식으로 식 15와 같이 정의된다(Pearl, 2001; Robins, 2003; Robins & Greenland, 1992).

$$NIE = E[Y(x, M(x)) - Y(x, M(x^*))] \quad (15)$$

식 15의 *NIE*는 독립변수를 x 에 고정하고, 매개변수는 독립변수가 x^* 에서 x 로 변화함에 따라 얻게 될 자유롭게 변화하는 값을 고려할 때, 이에 의해 영향 받는 종속변수 Y 의 기대되는 변화를 나타낸다. 다시 말하면, 독립변수의 종속변수에 대한 직접효과는 차단한(freezing) 상태에서(Pearl, 2012), 독립변수가 매개변수를 통하여 종속변수에 미치는 영향을 의미한다.

연속형 종속변수를 포함하는 선형 모형의 경우, 전통적인 접근과 마찬가지로 총효과는 직접효과³⁾와 간접효과의 합으로 계산되며(Robins, 2003), 연속형 독립변수의 임의의 두 값 차이가 1이거나 이분형 독립변수(0/1)면 직·간접효과 추정치도 전통적인 접근의 추정치와 일치한다(Pearl, 2010; VanderWeele & Vansteelandt, 2009). 즉, 종속변수가 연속형 변수이고, 독립변수의 한 단위 변화를 기준으로 직·간접효과를 분석하면 전통적인 접근과 인과추론 접근은 같은 결과를 준다는 것이다.

3) *NDE*를 의미하며, 이후에 본 연구에서 언급되는 인과추론의 직접효과는 모두 *NDE*를 가리킨다.

그러나 연속형이 아닌 범주형 종속변수를 포함하는 매개모형을 분석하는 경우에 두 가지 접근법의 결과가 동일하지 않다. 이러한 차이가 발생하는 이유를 알아보기 위해 이분형 종속변수를 포함하는 매개모형에 대해 인과추론 접근의 직·간접효과 추정 방법을 탐색한다.

이분형 종속변수를 포함하는 모형

연속형 종속변수를 기준으로 탐색하였던 인과추론 접근의 직접효과와 간접효과를 이분형 종속변수의 경우로 확장한다. 먼저 직·간접효과의 추정을 위해 필요한 잠재적 결과를 이분형 종속변수를 포함하는 모형에 적용할 수 있도록 변형하고, 이를 이용하여 직·간접효과의 추정 방법을 논의한다.

잠재적 결과의 변형

인과추론 접근에서 직·간접효과의 정의는 모형의 특성과 상관없이 일반화 할 수 있다. 즉, 직·간접효과의 정의는 종속변수가 연속형이거나 이분형인 것에 상관없이 동일하다(Pearl, 2012; VanderWeele, 2010). 이분형 종속변수를 포함하는 모형에서 매개효과를 추정할 때 모형의 비선형성을 보다 정확히 반영하기 위해 종속변수로서 잠재반응변수가 아닌 실제로 관찰된 이분형 변수를 분석한다. 즉, 식 16과 같이 주어진 독립변수 X 에 대해 종속변수 Y 가 1일 확률에 직접적으로 초점을 맞추어 분석한다.

$$P(Y=1|X) = P(Y^* > 0|X) = \Phi \left[\frac{E(Y^*|X)}{\sqrt{Var(Y^*|X)}} \right] \quad (16)$$

식 16은 주어진 X 에 대해 이분형 종속변수 Y 가 1일 확률을 프로빗 함수를 이용하여 나타낸 것이다(Muthén & Asparouhov, 2015). 이 개념을 매개모형에 적용하면 종속변수가 이분형 변수인 경우에도 NDE 와 NIE 를 직접적으로 추정할 수 있다.

전통적인 접근의 예와 마찬가지로, 연속형 독립변수 X , 연속형 매개변수 M , 이분형 종속변수 Y 를 포함하는 단순매개모형을 고려한다. 또한 독립변수 X 의 두 값인 x 와 x^* 에 대해 분석하는 것을 기준으로 한다. 인과추론 접근의 직접효과와 간접효과는 잠재적 결과와 반사실 사건의 개념을 이용하여 정의하므로 이분형 종속변수를 포함하는 모형을 분석할 때에도 로지스틱 또는 프로빗 모형을 이용하여 잠재적 결과로 변형하는 과정이 필요하다. 식 17은 NDE 와 NIE 를 정의하기 위한 구성요소인 잠재적 결과의 기댓값 $E[Y(x, M(x^*))]$ 를 프로빗 모형⁴⁾을 활용하여 확장한 것이다(Imai, Keele, & Tingley, 2010; Muthén, 1979; Muthén & Asparouhov, 2015).

$$\begin{aligned} E[Y(x, M(x^*))] &= \int_{-\infty}^{+\infty} E[Y|X=x, M=m] \\ &\quad \times f(M|X=x^*)dM \\ &= \Phi[\text{probit}(Y(x, M(x^*)))] \end{aligned} \quad (17)$$

4) 인과추론 접근에서 모든 식은 프로빗 모형을 이용하여 나타내었는데, 이는 매개변수와 종속변수의 오차합의 분포가 명확한 형태(정규분포)로 정의될 수 있기 때문이다(Muthén, Muthén, & Asparouhov, 2016). 현실에서는 로지스틱 모형을 이용하여도 오차합의 분포가 수치적분(numerical integration)을 이용하여 컴퓨터상으로 계산되기 때문에 결과를 산출하는 데는 아무런 문제가 없다.

식 17은 독립변수가 x 이고, 매개변수는 독립변수가 x^* 일 때의 변화하는 값을 고려했을 때 기대되는 잠재적 결과를 이분형 종속변수 Y 의 특성을 반영하여 변환한 것이다. 이를 통해 잠재적 결과의 기댓값은 Y 의 정규 누적분포함수와 같음을 확인할 수 있다. $\Phi[\text{probit}(Y(x, M(x^*)))]$ 가 의미하는 바를 명확히 나타내기 위해, 먼저 식 5~6에 이의 개념에 상응하는 독립변수의 두 값 x 와 x^* 를 대입하여 다시 쓰면 식 18과 같다.

$$\begin{aligned} Y^*|_x &= \alpha_2 + c'x + bM + \epsilon_2 \\ M|_{x^*} &= \alpha_3 + ax^* + \epsilon_3 \end{aligned} \quad (18)$$

위의 식에서 주어진 x^* 에 대한 M 의 식을 주어진 x 에 대한 Y^* 의 식에 대입하여 단순매개모형을 통합하면 $Y^* = \alpha_2 + b\alpha_3 + c'x + abx^* + b\epsilon_3 + \epsilon_2$ 이 된다. 식 18과 식 16의 개념을 활용하여 이분형 결과변수를 포함하는 모형의 매개효과 추정을 위해 필요한 잠재적 결과를 구하는 식을 아래와 같이 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} \Phi[\text{probit}(Y(x, M(x^*)))]) &= \Phi\left[\frac{\alpha_2 + b\alpha_3 + c'x + abx^*}{\sqrt{b^2\sigma_M^2 + 1}}\right] \end{aligned} \quad (19)$$

식 19의 σ_M^2 는 연속형 매개변수 회귀식의 오차분산을 나타낸다. 분모의 $b^2\sigma_M^2 + 1$ 은 단순매개모형의 오차분산을 의미하며, 분자 $\alpha_2 + b\alpha_3 + c'x + abx^*$ 는 동일한 모형의 기댓값이다. 식에서 직접효과와 관련된 모수인 c' 이 x 와 곱해지고, 간접효과와 관련된 모수인 ab 가 x^* 와 곱해짐을 확인할 수 있다. 즉, 독립변수가 x 이고, 매개변수는 독립변수 x^* 가

일 때의 변화하는 값을 고려하는 잠재적 결과의 기댓값과 개념적으로 일치하는 것이다.

직접효과와 간접효과

지금까지 논의한 개념들을 이용하여 이분형 종속변수를 포함하는 모형의 인과추론 접근 직접효과와 간접효과를 정의할 수 있다(Imai, Keele, & Tingley, 2010; Muthén, 2011; Muthén, Muthén & Asparouhov, 2016). 먼저, *NDE*는 식 20과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} NDE &= \Phi[\text{probit}(Y(x, M(x^*)))] \\ &\quad - \Phi[\text{probit}(Y(x^*, M(x^*)))] \\ &= \Phi\left[\frac{\alpha_2 + b\alpha_3 + c'x + abx^*}{\sqrt{b^2\sigma_M^2 + 1}}\right] \\ &\quad - \Phi\left[\frac{\alpha_2 + b\alpha_3 + c'x^* + abx^*}{\sqrt{b^2\sigma_M^2 + 1}}\right] \end{aligned} \quad (20)$$

연속형 종속변수를 포함하는 모형에서 정의했던 *NDE*와 동일하게 매개변수를 통한 영향을 차단한 상태에서 독립변수가 종속변수에 직접적으로 미치는 영향만을 측정한다는 개념이 이분형 종속변수의 경우에도 동일하게 적용된다. 이는 식 20의 두 Φ 항에서 유일하게 다른 부분이 직접효과와 연관이 있는 모수 c' 과 관련된 항이라는 것을 통해 개념적으로 알 수 있다. 같은 방식으로 *NIE*는 식 21과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} NIE &= \Phi[\text{probit}(Y(x, M(x)))] \\ &\quad - \Phi[\text{probit}(Y(x, M(x^*)))] \\ &= \Phi\left[\frac{\alpha_2 + b\alpha_3 + c'x + abx}{\sqrt{b^2\sigma_M^2 + 1}}\right] \\ &\quad - \Phi\left[\frac{\alpha_2 + b\alpha_3 + c'x + abx^*}{\sqrt{b^2\sigma_M^2 + 1}}\right] \end{aligned} \quad (21)$$

식 21에서 두 Φ 항의 유일한 차이가 모수 ab 를 포함하는 항임을 통해 이 식이 간접효과의 개념을 내포한다는 것을 알 수 있다. 즉, 식 21은 간접효과로 인해 $P(Y=1)$ 이 변화하는 정도를 의미한다.

한편, 인과추론 접근법을 이용하여 이분형 종속변수를 포함하는 모형의 간접효과를 추정할 때, 전통적인 접근과 마찬가지로 간접효과의 표준오차는 부스트래핑 방법을 이용하여 구할 수 있다. 이는 인과추론 접근 간접효과의 표집분포가 정규분포를 따르지 않을 가능성이 크기 때문이다(Muthén, Muthén & Asparouhov, 2016).

인과추론 접근 이용 시 고려할 점

이분형 종속변수를 포함하는 매개모형의 직·간접효과 추정치를 구하는 방법을 탐색함으로써 전통적인 접근과 대비되는 인과추론 접근의 특징을 보다 명확히 인지할 수 있었다. 이제 이러한 두 가지 접근법의 대조적 특징으로 인해 발생하는 활용상의 고려사항을 논의할 필요가 있다. 먼저 인과추론 접근은 간접효과의 추정을 위해 개별적인 경로계수만을 고려하지 않고, 이분형 종속변수에 나타나는 변화를 다양한 모수들을 고려하여 직접적으로 분석한다. 다시 말하면, 독립변수의 한 단위 변화에 따라 종속변수에 일정하지 않은 변화가 발생하는 특성을 반영하기 위해서 전통적으로 매개효과를 나타낸다고 여겨져 왔던 a 와 b 뿐만 아니라, 단순매개모형에 존재하는 2개의 절편(α_2, α_3), 매개변수의 오차분산(σ_M^2), 그리고 추가적인 경로계수 c' 을 직·간접효과의 추정에 이용하는 것이다(Muthén &

Asparouhov, 2015). 특히, 직접효과를 추정하는 식에 간접경로가 포함되고, 간접효과를 추정하는 식에 직접경로가 포함된다는 점은 주목할 만하다. 이러한 맥락에서 인과추론 접근에서 말하는 ‘효과’는 모형의 회귀계수에만 한정되지 않고, 좀 더 넓은 의미에서 변수 간에 변화를 전달(transmit)하는 것으로 이해할 수 있다(Pearl, 2010).

다음으로 연속형 종속변수를 포함하는 선형 모형의 경우 전통적인 접근과 인과추론 접근을 바탕으로 추정한 직·간접효과의 추정치가 일치하지만, 범주형 종속변수를 포함하는 비선형 모형의 경우 전통적인 접근과는 다른 방식으로 효과의 추정이 이루어진다. 이로부터 예상할 수 있듯이 두 접근법을 이용한 효과들의 추정치는 서로 일치하지 않는다. 그렇다면 좀 더 다양한 모수를 고려하여 분석하는 인과추론 접근법을 따르는 것이 더 우월한 것인지 살펴보아야 한다. Imai, Keele과 Tingley(2010)의 시뮬레이션 연구에 따르면 전통적인 접근으로 구한 간접효과 추정치에 비해 인과추론 접근을 바탕으로 한 간접효과 추정치가 일관되게 작은 편향을 가지는 것으로 나타났다. 또한 인과추론 접근의 직·간접효과는 특정한 모형을 기준으로 정의된 것이 아니기 때문에 이 접근법을 이용하면 본 연구에서 다른 모형들 뿐만 아니라, 다양한 종류의 범주형 종속변수(순위형, 명목형, 빈도 변수 등)를 포함하는 모형으로 비교적 쉽게 확장할 수 있다는 장점이 있다.

하지만 Bareinboim과 Pearl(2012) 및 Pearl(2012)은 인과추론 접근을 이용하는 것이 이론적으로는 불편향 추정치들을 제공할 수 있음에도 현실에서는 여전히 다양한 종류의 편향(misspecification bias, finite-sample bias, sample-

selection bias 등)을 발생시킬 수 있다고 경고한 바 있다. 더불어, 인과추론 접근에서 단순매개모형을 예로 들어 정의한 효과들은 독립변수 X 전체가 아닌 X 의 특정한 두 값인 x 와 x^* 를 기준으로 하였다. 이는 앞서 간단히 언급하였듯이, 인과추론 분야가 근본적으로 변수 간의 인과성을 명확히 하고자 하는 노력에서 발전해왔기 때문에 실험 자료를 분석하는 것을 표준으로 여겨 발생하는 문제이다. 따라서 일반적인 실험 자료에서와 같이 독립변수가 이분형 변수라면 인과추론 접근의 효과 추정 방법을 적용하는 것에 어려움이 없지만, 연속형 독립변수의 경우에는 연구자가 비교하고자 하는 독립변수의 특정한 두 값을 임의로 선택해야 한다.

마지막으로, 인과추론 접근에서 정의한 직·간접효과의 개념을 이용한다고 해서 변수 간의 관계를 좀 더 인과적인 것으로 해석할 수 있는 것은 아님에 주의해야 한다. 어떤 통계적 접근 방법을 바탕으로 하여 효과를 추정하든 그것은 통계적으로 서로 다른 분석 방법이 적용되는 것일 뿐 연구자의 이론이나 자료를 개념적으로 변화시킬 수 있는 것은 아니기 때문이다. 다시 말해, 서베이를 통하여 자료를 수집하였을 때, 그 자료에 인과추론 접근법을 적용하였다고 해서 존재하지 않던 인과성이 생기거나 인과성이 더 담보되는 것은 아니다.

이분형 매개변수의 포함

이분형 매개변수와 연속형 종속변수를 포함하는 모형, 또는 이분형 매개변수와 이분형 종속변수를 포함하는 모형으로 직접효과 및 간접효과에 대한 인과추론 접근의 논의를 확장한다. 연속형 매개변수의 경우 효과의 추정

을 위한 계산 과정에서 특정한 독립변수의 값에 대해 발생 가능한 모든 매개변수의 값을 고려해야 하지만, 이분형 매개변수의 경우에는 매개변수의 두 값만 고려하면 되기 때문에 오히려 효과에 대한 정의는 더 간단한 형태로 나타낼 수 있다. 매개변수가 이분형일 때 직·간접효과의 추정에 어떠한 변화가 일어나는지 보이기 위해 본 연구에서는 이분형 매개변수와 연속형 종속변수를 포함하는 단순매개모형을 예로 든다. 이러한 추정 과정의 이해를 바탕으로 이분형 매개변수, 이분형 종속변수를 포함하는 모형에 쉽게 확장, 적용할 수 있을 것이다.

연속형 독립변수 X , 이분형 매개변수 M , 연속형 종속변수 Y 가 있는 단순매개모형을 고려할 때, 독립변수의 두 값 x 와 x^* 를 기준으로 분석하며, 매개변수는 더미변수를 가정한다. 또한 모형에 혼입이 없음을 가정하면, NDE 는 식 22와 같이 나타낼 수 있다(Imai, Keele, & Tingley, 2010; Pearl, 2010, 2012).

$$NDE = [E_{x,0} \times P_{0,x^*} + E_{x,1} \times P_{1,x^*}] - [E_{x^*,0} \times P_{0,x^*} + E_{x^*,1} \times P_{1,x^*}] \quad (22)$$

위의 식에서 $E_{x,m} = E(Y|X=x, M=m)$ 이고, $P_{m,x} = P(M=m|X=x)$ 를 의미하며, 식 22의 각 괄호는 식 13에서 정의했던 $E[Y(x, M(x^*))]$ 및 $E[Y(x^*, M(x^*))]$ 와 상응한다. 즉, 인과추론 접근에서 직접효과의 정의는 매개변수가 이분형이든 연속형이든 근본적인 차이는 없다. 다만 실제로 효과들을 계산하는 과정은 변수의 성질에 따라 달라지는 것이 당연하므로 식 13을 식 22와 같이 표현할 수 있는 것이다. 식 22를 조금 풀어서 설명해 보면, 독립변수와 매개변수가 주어졌을

때 종속변수의 기댓값 $E_{x,m}$ 과 이에 상응하는 매개변수에 대한 가중치 함수의 역할을 하는 확률 $P_{m,x}$ 의 곱을 이용하여 매개변수의 두 값(0과 1)에 대한 잠재적 결과의 기댓값을 구한 것이다. 식 안에서 근본적으로 자유롭게 변화하는 매개변수를 고려하고 있지만, 매개변수가 이분형 변수이기 때문에 위와 같이 간단한 형태의 식으로 표현됨을 확인할 수 있다. NIE 도 역시 비슷한 방식으로 나타낼 수 있으며 식 23과 같다(Imai, Keele, & Tingley, 2010; Pearl, 2010, 2012).

$$NIE = [E_{x,0} \times P_{0,x} + E_{x,1} \times P_{1,x}] - [E_{x^*,0} \times P_{0,x} + E_{x^*,1} \times P_{1,x}] \quad (23)$$

식 23은 매개변수가 이분형일 때 독립변수의 종속변수에 대한 직접적 영향은 차단된 상태에서 매개변수를 통한 영향만을 고려한 효과를 나타내도록 NIE 를 변형한 것이다. 각각의 괄호는 식 15의 $E[Y(x, M(x))]$ 및 $E[Y(x^*, M(x^*))]$ 에 상응한다.

한편, 매개변수와 종속변수가 모두 이분형 변수인 경우에는 이분형 종속변수를 포함하는 모형의 효과분해 과정에서 확인한 바 있듯이 종속변수의 기댓값 대신 주어진 독립변수와 매개변수에 대해 종속변수의 값이 1일 확률을 이용한다는 점에서 차이가 있다. 이처럼 효과 추정치를 정의하는 과정은 변수들의 성질에 따라 조금씩 달라지지만, 근본적으로 효과의 정의 내에서 일어나는 변화이기 때문에 다양한 종류의 비선형 모형에 논리적 확장이 가능하다. 직·간접효과의 효과 추정 개념을 다양한 특성을 가진 변수를 포함하는 모형으로 쉽게 확장할 수 있다는 것이야말로 인과추론 접근의 큰 장점 중 하나라고 할 수 있다.

실제자료의 적용

전통적인 접근과 인과추론 접근법으로 매개 효과를 검증하는 방법을 실제 자료를 이용하여 보이고자 한다. 먼저 분석에 사용된 자료에 대한 간략한 정보를 제공하고, 두 가지 접근법으로 추정된 간접효과의 분석예시를 차례로 보인다.

분석 자료 및 연구가설

분석에 사용된 한국아동·청소년패널조사자료(Korean Children & Youth Panel Survey; KCYPS)는 아동 및 청소년 발달의 종단적 변화를 알아보기 위한 목적으로 2010년부터 2016년까지 연단위로 총 일곱 차례에 걸쳐 수집되었다. 본 연구에서는 이 중 2016년에 총 2,378명의 고등학교 1학년생을 대상으로 수집한 7차 자료를 이용하였으며, 결측치는 일괄 삭제(listwise deletion) 하였다. 예시를 위하여 설정된 가설은 그림 5처럼 부모의 애정 어린 양육방식(X)이 자녀의 삶의 만족도(Y)에 미치는 영향을 자아존중감(M)이 정적으로 매개한다는 것이다.

그림 5의 가설은 실제로 존재하는 이론적 배경에 근거한 것이 아니며, 매개효과의 추정 방법을 보이기 위해 임의로 설정한 것이다. 애정 어린 양육은 4점 리커트 척도 4문항으로

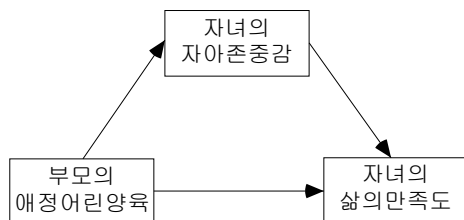


그림 5. 예시를 위한 연구모형

측정되었고, 자아존중감은 4점 리커트 척도 10 문항으로 측정되었다. 각 변수는 해당 문항들의 평균점수들을 이용하였고 편의상 연속형 변수로 가정하였다. 종속변수인 삶의 만족도 역시 4점 리커트 척도(1=전혀 그렇지 않다, 2=그렇지 않은 편이다, 3=그런 편이다, 4=매우 그렇다)로 측정되었으나 이분형 종속변수를 가정하기 위해 더미변수로 변환(0=만족하지 않는다, 1=만족한다)하여 분석하였다. 또한 모형에 혼입이 없다고 가정하였으며, 모든 분석은 *Mplus* 8(Muthen & Muthen, 1998-2018)을 이용하였다. 분석에 사용된 코드는 부록으로 첨부한다.

전통적인 접근

전통적인 접근의 관점에서 종속변수가 이분형인 경우 매개효과를 추정하는 세 가지 방법을 소개하였다. 본 예시에서는 경험적으로 상당히 좋은 결과를 보이는 것으로 알려져 있고, 사용이 간단하며, 상대적으로 많은 내용영역 연구자들에게 익숙한 방법인 경로계수의 곱(ab)을 이용하여 매개효과를 추정하는 방법을 보인다. 독립변수 및 매개변수와 이분형 종속변수 간의 비선형 관계는 로지스틱 연결함수를 이용하여 선형화하였으며, 추정은 구조방정식 모형의 가장 대표적인 방법인 최대우도 방법을 이용하였다. 그리고 그림 5의 이분형 종속변수가 포함된 단순매개모형은 최대우도 추정을 이용하였으므로 전통적인 모형의 적합도는 논하지 않는다.⁵⁾ 매개효과의 검증은

5) 이분형 종속변수를 포함하는 모형에서 최대우도 추정을 이용하면 *Mplus*에서 모형 적합도 지수를 얻을 수 없다. 프로빗 연결함수만 적용 가능한 가중최소제곱 추정을 하면 χ^2 검증 결과와 근사

표 1. 전통적인 접근을 바탕으로 구한 직, 간접효과와 비표준화 추정치

	<i>Estimate</i>	<i>S.E.</i>	95% 신뢰구간	
직접효과	.897***	.163	.576	1.219
간접효과	1.209***	.114	1.001	1.450
총효과	1.406***	.127	1.152	1.664

ℳ. *** $p < .001$

Baron과 Kenny(1986)의 전통을 따라 먼저 총효과와 통계적 유의성을 확인하고, 단순매개모형의 간접경로와 직접경로의 유의성을 확인하고자 한다. 분석 결과는 표 1에 요약하여 제시하였다.

먼저 부모의 애정 어린 양육이 자녀의 삶의 만족 여부에 미치는 영향을 확인한 결과, 추정치는 $1.406(\hat{c})$ 으로서 $p < .001$ 수준에서 통계적으로 유의하였다. 다음으로 애정 어린 양육이 자아존중감을 통하여 삶의 만족 여부에 미치는 영향을 나타내는 간접효과 추정치는 $1.209(\hat{ab})$ 였다. 10,000번의 부스트래핑을 통해 구한 95% 신뢰구간은 [1.001, 1.450]으로 0을 포함하지 않아 매개효과가 통계적으로 유의한 것으로 나타났다. 또한 자아존중감을 통제한 상태에서 애정 어린 양육이 삶의 만족 여부에 미치는 직접효과는 $0.897(\hat{c}')$ 로서 $p < .001$ 수준에서 유의하였다. 결론적으로 자아존중감이 애정 어린 양육과 삶의 만족 여부의 관계를 정적으로 부분 매개한다고 말할 수 있다. 마지막으로, 애정 어린 양육이 삶의 만족 여부에 미치는 직접효과($\hat{c}' = .897$)가 총효과($\hat{c} = 1.406$)에 비해 감소하였기 때문에 매개효과를 논하는데 문제가 없다고 판단하였다.

한편 위의 결과를 보면, 직접효과와 간접효

과 추정치의 합이 총효과와 일치하지 않음을 알 수 있다($0.897 + 1.209 \neq 1.406$). 이러한 태생적인 문제에도 불구하고, MacKinnon 등(2007)의 시뮬레이션 연구에서 경로계수의 곱을 이용하는 방법이 MacKinnon 등(2007)이 제안한 재조정 방법($c_{rescaled} - c'$)보다 조금 더 정확한 간접효과 추정치를 산출한다는 것을 앞에서 확인한 바 있다. 이러한 결과를 통해서 합리적으로 유추해 보면, 이 문제(직접효과 + 간접효과 \neq 총효과)는 ab 추정치의 부정확성(편향) 때문이라기보다는 c 와 c' 이 서로 다른 모형에서 추정되기 때문일 가능성이 더 높다. 따라서 적어도 간접효과의 추정에 있어서는 경로계수의 곱을 이용하는 것이 다른 방법과 비교했을 때 상대적으로 문제를 덜 일으킨다고 말할 수 있다.

일반적으로 위와 같이 일반화 선형모형에서 로지스틱 연결함수를 이용하면, 승산비(odds ratio)를 이용하여 변수 간의 관계를 해석할 수 있다는 장점이 있다. 간접효과의 승산비를 구하고 해석할 수 있다면 결과의 해석에 도움을 줄 수 있을 것이다. 하지만 아직까지 전통적인 접근 방식에서 간접효과의 승산비를 어떠한 방식으로 구해야 하는지에 대해 구체적으로 논의된 바 없다. 이는 앞의 예제에서 간접효과를 구성하는 두 경로계수 a 와 b 가 서로 다른 회귀모형으로부터 추정되기 때문이다.

적합도 지수를 얻을 수 있다.

다시 말해, 독립변수와 매개변수 사이는 선형 회귀모형이고, 매개변수와 종속변수 사이는 로지스틱 회귀모형이므로 개념적으로 승산비를 어떻게 정의해야 하는지 결정할 수 없다는 것이다. 그러나 승산비는 프로빗 연결함수를 이용하는 경우에는 원천적으로 구할 수조차 없는 값이며, 로지스틱 연결함수를 이용한다 하더라도 승산비를 이용한 해석이 항상 유용한 것은 아니기 때문에 간접효과의 승산비를 구할 수 없다는 것이 중대한 문제는 아니다.

인과추론 접근

인과추론 접근을 바탕으로 한 매개모형의 *Mplus* 추정 결과를 확인하기 전에, 인과추론에서 직·간접효과의 세분화된 표현 방식을 간단히 다룰 필요가 있다. *Mplus*는 직접효과 *NDE*를 *PNDE*(Pure Natural Direct Effect)와 *TNDE*(Total Natural Direct Effect)로 구분하고, 간접효과 *NIE*는 *PNIE*(Pure Natural Indirect Effect)와 *TNIE*(Total Natural Indirect Effect)로 구분하는데, 이는 Pearl(2001)과 Robins(2003)의 명칭을 합한 방식이다. 이와 같은 세분화된 분류는 사실 독립변수가 통제조건(0)과 처치조건(1)으로 나누어진 이분형 변수일 때 실질적인 의미를 지니며, 이러한 효과들이 의미하는 바를 좀 더 명확히 인지해야 결과를 적절하게 해석할 수 있다. 먼저 직접효과 *NDE*의 한 종류인 식 24의 *PNDE*는 매개변수가 통제조건에 대응하는 값으로 유지되었을 때, 독립변수가 통제조건에서 처치조건으로 변화함에 따라 기대되는 종속변수의 변화를 의미한다.

$$PNDE = E[Y(1, M(0)) - Y(0, M(0))] \quad (24)$$

반면, 식 25의 *TNDE*는 매개변수가 처치조건에 대응하는 값으로 유지될 때의 직접효과를 나타낸다.

$$TNDE = E[Y(1, M(1)) - Y(0, M(1))] \quad (25)$$

간접효과 *NIE*도 위와 동일한 방식으로 *TNIE* 및 *PNIE*로 나누어진다. 식 26의 *TNIE*는 독립변수가 처치조건으로 유지되고, 매개변수는 독립변수의 조건 변화에 따라 얻게 될 여러 값을 고려할 때, 이에 의해 영향 받는 종속변수의 기대되는 변화를 의미한다.

$$TNIE = E[Y(1, M(1)) - Y(1, M(0))] \quad (26)$$

식 27의 *PNIE*는 독립변수가 통제조건으로 유지된다는 점이 *TNIE*와 다르다.

$$PNIE = E[Y(0, M(1)) - Y(0, M(0))] \quad (27)$$

즉, *NDE*, *NIE*를 통틀어 한 효과 내에서 변하지 않는 argument가 통제조건으로 고정되면 pure, 처치조건으로 고정되면 total인 것이다. 이와 같은 효과의 정의를 이용하여 총효과는 *PNDE* + *TNIE*⁶⁾ 또는 *TNDE* + *PNIE*로 분해할 수 있는데, 전자의 분해가 의미상 더욱 직관적이기 때문에 대부분의 연구에서 이 방식을 이용한다(De stavola, Daniel, Ploubidis, & Micali, 2015; Muthén & Asparouhov, 2015). 따라서 본 연구의 예시에서도 *PNDE*와 *TNIE*를 기준으로 분석 결과

6) $E[Y(1, M(0))] - E[Y(0, M(0))] + E[Y(1, M(1))] - E[Y(1, M(0))]$
 $= E[Y(1, M(1))] - E[Y(0, M(0))] = TE$

이와 유사한 방식으로, *TNDE* + *PNIE*도 총효과와 같다.

를 보고한다.

앞서 인과추론 접근을 바탕으로 한 직·간접효과를 정의할 때, 독립변수가 연속형이면 연구자가 분석에 포함시킬 임의의 두 값을 선택해야 한다고 하였다. 그런데 어떤 값을 선택하는 것이 적절한지에 대해서는 현재까지 구체적으로 논의된 바 없다. Muthén과 Asparouhov(2015)는 Aiken과 West(1991)의 조절효과 분석처럼 평균의 1표준편차 위와 1표준편차 아래의 값을 사용할 수 있다고 하였다. 본 예시에서도 이 제안을 받아들여 독립변수인 애정 어린 양육 변수의 임의의 두 값을 평균의 1표준편차 위($x = 3.686$)와 1표준편차 아래($x^* = 2.568$) 값으로 선택하고 분석을 진행하였다. 인과추론 접근에서 독립변수의 두 값만 분석에 포함시킬 수 있다는 것은 추정된 직·간접효과가 선택된 두 값에 대해서만 의미를 가진다는 뜻이다. 따라서 비교하고자 하는 독립변수의 두 값이 달라지면, 효과들의 추정치도 변한다.

전통적인 접근의 분석 예시와 마찬가지로 로지스틱 연결함수를 이용하였고, 최대우도 방법으로 모형을 추정하였다. 표 2에 제시된 바와 같이, 애정 어린 양육이 삶의 만족 여부에 미치는 직접효과의 추정치는 0.106으로 $p < .001$ 수준에서 통계적으로 유의하였다. 애정 어린 양육이 자아존중감을 통하여 삶의

만족 여부에 미치는 간접효과 추정치는 0.075였다. 10,000번의 부스트래핑을 통해 구한 간접효과의 95% 신뢰구간은 [0.057, 0.096]으로 0을 포함하지 않아 간접효과가 통계적으로 유의한 것으로 나타났다. 총효과는 0.181로서 $p < .001$ 수준에서 유의한 결과를 보였으며, 직접효과 및 간접효과 추정치의 합과 같았다. 분석 결과를 종합하여 보면, 부모의 애정 어린 양육이 자녀가 삶에 만족할 확률에 직접적으로 정적 영향을 미치며, 더불어 자아존중감을 매개하여 자녀가 삶에 만족할 확률에 간접적으로도 정적인 영향을 미친다는 것을 확인할 수 있다. 통계적 유의성 측면에서만 살펴본다면 전체적인 결론은 전통적인 접근의 결과와 크게 다르지 않다. 하지만 여기서 구한 인과추론 접근의 직·간접효과는 앞서 논의한 것처럼 단순히 경로계수만을 이용하는 것이 아니라 여러 가지 모수들을 추가적으로 고려하여 추정한 것으로, 확률의 단위로 표현되어 있으며, 독립변수의 두 값에 대해서만 분석하였기 때문에 전통적인 접근을 바탕으로 구한 추정치와 상당한 차이가 있음을 또한 확인할 수 있다. 그러므로 추정치를 좀 더 구체적으로 해석하고자 할 때에도 이와 같은 특징을 고려해야 한다. 표 2의 각 효과에 대한 해석은 다음과 같이 서술할 수 있다. 총효과는 부모의 애정 어린 양육 수준이 평균보다 1표준

표 2. 인과추론 접근법을 바탕으로 구한 직, 간접효과 추정치

	<i>Estimate</i>	<i>S.E.</i>	95% 신뢰구간	
직접효과(<i>PNDE</i>)	.106***	.018	.069	.139
간접효과(<i>TNIE</i>)	.075***	.010	.057	.096
총효과	.181***	.014	.152	.208

ℳ. *** $p < .001$

편차 아래일 때보다 1표준편차 위일 때 자녀가 삶에 만족할 확률이 전반적으로 18.1% 높다는 것을 의미한다. 부모의 애정 어린 양육 수준이 평균보다 1표준편차 아래일 때보다 1표준편차 위일 때 자녀의 자아존중감을 통한 간접효과로 인해 자녀가 삶에 만족할 확률이 7.5% 높아진다. 더불어, 부모의 애정 어린 양육 수준이 자녀의 삶의 만족 여부에 미치는 직접효과로 인해 자녀가 삶에 만족할 확률이 10.6% 높아진다.

한편, 전통적인 접근과 달리 인과추론 접근에서는 총효과를 기준으로 보았을 때 직접효과가 간접효과보다 큰 비중을 차지하는 것을 확인할 수 있다. 이와 같은 차이가 발생하는 것은 인과추론 접근에서 독립변수가 연속형인 경우, 독립변수의 두 값(평균 \pm 1표준편차)만 분석에 포함할 수 있기 때문인 것으로 보인다. 따라서 전통적인 접근과 인과추론 접근의 추정치가 다른 것은 분석 단위의 차이뿐만 아니라, 분석 자료의 차이에도 기인한다고 볼 수 있다.

인과추론 접근에서도 종속변수가 이분형이므로 구체적인 해석을 위해 승산비를 구할 수 있다. 앞서 언급하였듯이, 전통적인 접근과는 다르게 인과추론 접근에서는 이분형 종속변수의 확률을 직접적으로 분석하여 직·간접효과를 추정하기 때문에 로지스틱과 프로빗 함수 모두에 대해 직·간접효과의 승산비를 구할 수 있다(VanderWeele & Vansteelandt, 2010). 추정된 직접효과의 승산비는 2.184였으며, 간접효과의 승산비는 3.137이었다. 이처럼 인과추론 접근법을 이용하여 간접효과를 추정하면 효과의 추정치뿐만 아니라 승산비에 대한 정보도 얻을 수 있다는 것은 장점 중에 하나다. 다만 이분형 종속변수를 포함하는 모형의 매

개분석에 있어 승산비를 구하는 것이 필수는 아니며, 연구자가 변수 간에 발생하는 효과를 명확히 설명하고자 할 때 이용할 수 있는 부가적인 것이다.

논 의

본 연구는 이분형 종속변수를 포함하는 모형에서 매개효과를 추정하는 방법을 크게 전통적인 접근과 인과추론 접근으로 나누어 다루고, 관련 쟁점들을 논의하는 것을 목적으로 하였다. 심리학 등을 비롯한 사회과학 분야에서 매개분석을 이용하여 이론을 검증하고자 하는 연구가 많이 있지만, 대부분 정규분포를 가정하는 연속형 변수를 대상으로 한 것이었다. 따라서 본 연구를 통해 범주형 종속변수를 포함하는 매개모형에 대한 이해를 높이고, 매개효과를 검증하고자 할 때 범주형 자료를 분석 대상으로 고려할 수 있음을 알리고자 하였다.

이분형 종속변수를 포함하는 모형에서 전통적인 접근을 바탕으로 매개효과를 추정할 때, 매개효과는 경로계수만을 이용하여 정의한다. 이처럼 비교적 간단한 정의로 인해 직·간접효과의 개념 이해가 용이하다는 장점이 있지만, 모형 간 비교를 통해 매개효과를 추정하는 경우에는 단위 불일치 문제로 인해 정확하지 않은 추정치를 얻게 될 가능성이 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 제안된 대안적인 방법들을 다루었지만, 각 방법들은 장점과 단점을 모두 가지고 있기 때문에 어느 한 방법이 절대적으로 뛰어나다고 결론 내릴 수 없었다. 다만 여러 연구를 통해 경로계수의 곱을 이용하는 방법이 비교적 편향이 작다는 것을

확인하였다. 반면, 인과추론 접근의 매개효과는 경로계수뿐만 아니라 여러 가지 모수들을 추가적으로 고려하여 추정한다. 반사실 사건이라는 상대적으로 낮은 개념을 활용하기 때문에 효과의 개념 이해는 비교적 까다로울 수 있지만, 효과 추정에 경로계수를 포함한 여러 모수를 추가적으로 고려함으로써 보다 정확한 결과를 얻을 수 있다는 장점이 있다. 그러나 독립변수의 두 값만 분석에 포함시킬 수 있으므로, 독립변수가 연속형 변수인 경우에는 분석에 제약이 생길 수 있다. 이처럼 개념적으로 서로 다른 특징을 가지는 전통적인 접근과 인과추론 접근을 바탕으로 구한 간접효과 추정치는 실제로도 상당히 다른 값을 산출한다는 것을 분석예시를 통해서도 확인하였다. 따라서 범주형 종속변수를 포함하는 모형의 매개효과를 검정하고자 하는 연구자들은 본 연구에서 논의한 각 접근법의 장점과 한계점을 종합적으로 고려하여 어떠한 방법을 이용할 것인지 결정할 수 있을 것이다.

모형에 범주형 종속변수가 있을 때 어떠한 방식으로 매개효과를 추정할 수 있는지 탐색하고자 하는 목적은 달성하였지만, 다른 모든 연구들처럼 본 연구에도 몇 가지 제한점이 존재한다. 먼저 간접효과의 추정 원리를 설명하기 위해 상대적으로 간단한 단순매개모형만을 예로 들었다. 현실에서 분석하고자 하는 모형은 이보다 더 복잡한 모형일 가능성도 얼마든지 있으며, 그렇게 되면 본 연구에서 논의한 효과의 개념을 그대로 적용하기 어려울 수 있다. 예를 들어, 매개변수가 두 개 이상 존재할 때 인과추론 접근법을 이용하고자 한다면, 여러 연구(Daniel et al., 2015; Nguyen et al., 2016; Wang, Nelson, & Albert, 2013)를 참조하여 본 연구에서 다른 효과들의 개념을 확장해야 한

다. 다음으로, 범주형 종속변수의 범위를 이분형 변수로 한정하여 논의하였다. 이분형 변수는 범주형 변수 중에서 가장 단순한 형태를 띠고, 해석이 간결하기 때문에 이를 바탕으로 한 분석 방법을 이해하는 것이 선행되어야 한다고 판단하였다. 만약 다른 종류의 범주형 종속변수(순위형, 명목형, 빈도 변수 등)를 대상으로 하는 매개모형을 분석하고자 한다면 변수의 특성에 맞게 매개효과와 검정 방법을 변형, 확장하여 적용해야 할 필요(Muthén, 2011)가 있다. 다음으로, 이분형 종속변수를 포함하는 모형의 간접효과 검정 과정에서 추정치의 표준오차를 추정할 수 있는 여러 방법들 중 부스트래핑 방법을 우선적으로 고려하였다. 이 방법을 이용하면 간접효과의 표집분포 형태를 경험적으로 결정할 수 있기 때문이다. 부스트래핑을 제외한 다른 방법들에 대해서는 향후 종속변수가 이분형인 경우 자료의 분포와 표본크기 등에 따라 어떠한 방법이 가장 정확한지 확인하는 시뮬레이션 연구를 진행할 수 있을 것이다. 마지막으로, 매개효과와 추정 방법 자체에 초점을 맞추기 위해 추정 전에 만족해야 하는 가정들은 구체적으로 다루지 않았다. 어떤 접근법을 이용는지와 무관하게, 매개분석을 통해 변수 간의 관계를 인과적으로 해석하기 위해서는 모형에 혼입이 없다는 가정이 만족되어야 한다. 전통적인 접근에서도 충족되어야 하는 가정이지만, 인과추론 접근에서는 이러한 가정의 중요성을 특히 강조하는데, 이에 따라 가정의 위배가 추정치에 미치는 영향을 부분적으로 확인하기 위해 민감도 분석(sensitivity analysis)을 실시할 수 있다. 인과성에 대한 논의와 민감도 분석에 관심이 있는 연구자들은 Albert와 Wang (2015), Imai, Keele과 Yamamoto(2010), Imai와

Yamamoto(2010), Pearl(2009), VanderWeele(2010), VanderWeele과 Vansteelandt(2009) 등의 연구를 참조할 수 있다.

이러한 제한점에도 불구하고, 본 연구는 국내에서 심도 있게 다루어진 바 없는 이분형 종속변수가 포함된 매개모형의 효과 검정 방법과 관련 쟁점들을 방법론적 관점에서 종합적으로 논의하였다는데 의의가 있다. 전통적인 구조방정식 모형의 확장으로서의 접근법과 상대적으로 새로운 통계적 인과추론 접근법을 매개효과의 추정이라는 접점을 통하여 통합하고 그 원리를 탐색하였다. 더불어, 예시를 통해 매개효과의 검정 방법을 소개하고 분석 결과를 해석함으로써 연구자가 실질적으로 활용할 수 있는 정보를 제공하였다. 이와 같은 연구를 통해 보다 많은 연구자들이 범주형 변수가 있는 경우의 매개효과 분석을 더욱 잘 이해하고 올바른 방법을 이용해 효과를 검정할 수 있을 것이다.

참고문헌

- 김덕준 (2010). 사회과학에서의 인과관계 추론. *사회과학연구*, 29(1), 79-96.
- 김미정 역 (2018). (의학 및 사회과학 연구를 위한) 통계적 인과 추론. [Causal inference in statistics: a primer.] 서울: 교우사.
- 김준엽, 정혜경, Seltzer, M. S. (2008). Drawing causal inferences using propensity score methods in educational research: 교육학 연구에서 성향점수를 이용한 인과효과의 추정. *교육평가연구*, 21(3), 219-242.
- 박선미 (2015). 종단, 다층 및 범주형 자료의 매개효과 분석방법. 전북대학교 박사학위논문.
- 배병렬 (2015). (SPSS / Amos / LISREL / Smart PLS에 의한) 조절효과 및 매개효과분석. 서울: 청람.
- 송승원, 강상진, 이규민 (2015). 경향점수 추정 모형에 따른 매칭 및 인과효과 검정 결과 비교: 다층자료의 모의분석. *교육평가연구*, 28(3), 701-730.
- 신나래, 이영수 (2017). 여성의 근로소득이 가정폭력 피해경험에 미치는 영향: 남성의 배우자 만족도 매개효과를 중심으로. *사회과학연구*, 28(1), 23-39.
- 신성자 (2014). 제한 몽골 노동자들의 사회적 고립감과 문제음주가 결혼불안정성에 미치는 영향: 문제음주의 매개효과 검증. *사회과학연구*, 25(1), 375-402.
- 이은진, 남석인 (2017). 의료사회복지사의 직무요구가 직무만족, 이직의도에 미치는 영향에 관한 연구. *사회복지연구*, 48(2), 233-266.
- 최세경 (2011). 자원획득 능력과 전략적 자원이 조직 정당성에 미치는 영향: 제도적 동형화의 매개효과를 중심으로. 성균관대학교 박사학위논문.
- 하여진, 박현정 (2015). 인과매개모형을 활용한 영어 사교육 참여의 학업성취도 향상효과 분석: 서울시 중학생을 대상으로. *교육평가연구*, 28(1), 77-95.
- 한지나, 김진현 (2016). 부모와의 갈등관계가 청소년의 외현화된 문제행동에 미치는 영향: 친구와의 갈등관계의 매개효과를 중심으로. *청소년복지연구*, 18(2), 21-40.
- Agresti, A. (2013). *Categorical data analysis*. John Wiley & Sons.
- Aiken, L. S., West, S. G., & Reno, R. R. (1991).

- Multiple regression: Testing and interpreting interactions*. Sage.
- Albert, J. M., & Nelson, S. (2011). Generalized causal mediation analysis. *Biometrics*, 67(3), 1028-1038.
- Albert, J. M., & Wang, W. (2015). Sensitivity analyses for parametric causal mediation effect estimation. *Biostatistics*, 16(2), 339-351.
- Alwin, D. F., & Hauser, R. M. (1975). The decomposition of effects in path analysis. *American Sociological Review*, 40(1), 37-47.
- Bareinboim, E., & Pearl, J. (2012). Controlling selection bias in causal inference. In *Artificial Intelligence and Statistics* (pp. 100-108).
- 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.
- Bollen, K. A., & Stine, R. (1990). Direct and indirect effects: Classical and bootstrap estimates of variability. *Sociological Methodology*, 20, 115-140.
- Cox, D. R. (1958). The regression analysis of binary sequences. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 20(2), 215-242.
- Daniel, R. M., De Stavola, B. L., Cousens, S. N., & Vansteelandt, S. (2015). Causal mediation analysis with multiple mediators. *Biometrics*, 71(1), 1-14.
- De Stavola, B. L., Daniel, R. M., Ploubidis, G. B., & Micali, N. (2015). Mediation analysis with intermediate confounding: Structural equation modeling viewed through the causal inference lens. *American Journal of Epidemiology*, 181(1), 64-80.
- Efron, B. (1979). Computers and the theory of statistics: Thinking the unthinkable. *SIAM Review*, 21(4), 460-480.
- Feinberg, S. E. (1977). *The analysis of cross-classified categorical data*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Finney, D. J., & Tattersfield, F. (1952). *Probit analysis*. Cambridge University Press: Cambridge.
- Hayes, A. F. (2009). Beyond Baron and Kenny: Statistical mediation analysis in the new millennium. *Communication Monographs*, 76(4), 408-420.
- Holland, P. W. (1988). Causal inference, path analysis and recursive structural equations models. *ETS Research Report Series*, 1988(1), i-50.
- Hosmer, D. W., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. X. (2013). *Applied logistic regression* (Vol. 398). John Wiley & Sons.
- Imai, K., Keele, L., & Tingley, D. (2010). A general approach to causal mediation analysis. *Psychological Methods*, 15(4), 309-334.
- Imai, K., Keele, L., & Yamamoto, T. (2010). Identification, inference and sensitivity analysis for causal mediation effects. *Statistical Science*, 25(1), 51-71.
- Imai, K., & Yamamoto, T. (2010). Causal inference with differential measurement error: Nonparametric identification and sensitivity analysis. *American Journal of Political Science*, 54(2), 543-560.
- Judd, C. M., & Kenny, D. A. (1981). Process analysis: Estimating mediation in treatment

- evaluations. *Evaluation Review*, 5(5), 602-619.
- Karlsen, K. B., Holm, A., & Breen, R. (2012). Comparing regression coefficients between same-sample nested models using logit and probit: A new method. *Sociological Methodology*, 42(1), 286-313.
- Kaufman, J. S., MacLehose, R. F., & Kaufman, S. (2004). A further critique of the analytic strategy of adjusting for covariates to identify biologic mediation. *Epidemiologic Perspectives & Innovations*, 1(1), 4.
- Lockwood, C. M., & MacKinnon, D. P. (1998, March). Bootstrapping the standard error of the mediated effect. In *Proceedings of the 23rd annual meeting of SAS Users Group International* (pp. 997-1002).
- Long, J. S. (1997). *Regression models for categorical and limited dependent variables*. Advanced quantitative techniques in the social sciences, 7.
- MacKinnon, D. P. (2008). *Introduction to statistical mediation analysis*. Routledge.
- MacKinnon, D. P., & Dwyer, J. H. (1993). Estimating mediated effects in prevention studies. *Evaluation Review*, 17(2), 144-158.
- MacKinnon, D. P., Lockwood, C. M., Brown, C. H., Wang, W., & Hoffman, J. M. (2007). The intermediate endpoint effect in logistic and probit regression. *Clinical Trials*, 4(5), 499-513.
- MacKinnon, D. P., Lockwood, C. M., Hoffman, J. M., West, S. G., & Sheets, V. (2002). A comparison of methods to test mediation and other intervening variable effects. *Psychological methods*, 7(1), 83-104.
- 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.
- MacKinnon, D. P., Warsi, G., & Dwyer, J. H. (1995). A simulation study of mediated effect measures. *Multivariate Behavioral Research*, 30(1), 41-62.
- McKelvey, R. D., & Zavoina, W. (1975). A statistical model for the analysis of ordinal level dependent variables. *Journal of Mathematical Sociology*, 4(1), 103-120.
- Millsap, R. E., & Maydeu-Olivares, A. (2009). *The SAGE handbook of quantitative methods in psychology*. Sage Publications.
- Muthén, B. O. (1979). A structural probit model with latent variables. *Journal of the American Statistical Association*, 74(368), 807-811.
- Muthén, B. O. (1984). A general structural equation model with dichotomous, ordered categorical, and continuous latent variable indicators. *Psychometrika*, 49(1), 115-132.
- Muthén, B. O. (2011). Applications of causally defined direct and indirect effects in mediation analysis using SEM in Mplus. *Manuscript submitted for publication*, 1-110.
- Muthén, B. O., & Asparouhov, T. (2015). Causal effects in mediation modeling: An introduction with applications to latent variables. *Structural Equation Modeling*, 22(1), 12-23.
- Muthén, B. O., Muthén, L. K., & Asparouhov, T. (2016). *Regression and mediation analysis using Mplus*. Muthén & Muthén.
- Neyman, J. S. (1923). On the application of

- probability theory to agricultural experiments. Essay on principles. Section 9.(Translated and edited by DM Dabrowska and TP Speed, Statistical science (1990), 5, 465-480). *Annals of Agricultural Sciences*, 10, 1-51.
- Nguyen, T. Q., Webb-Vargas, Y., Koning, I. M., & Stuart, E. A. (2016). Causal mediation analysis with a binary outcome and multiple continuous or ordinal mediators: Simulations and application to an alcohol intervention. *Structural Equation Modeling*, 23(3), 368-383.
- Pearl, J. (1995). Causal diagrams for empirical research. *Biometrika*, 82(4), 669-688.
- Pearl, J. (2001, August). Direct and indirect effects. In J. Breese & D. Koller (Eds.), *Proceedings of the seventeenth conference on uncertainty in artificial intelligence*. pp. 411-420. San Francisco, CA: Morgan Kaufman.
- Pearl, J. (2009). *Causality*. Cambridge university press.
- Pearl, J. (2010). The foundations of causal inference. *Sociological Methodology*, 40(1), 75-149.
- Pearl, J. (2012). The causal mediation formula-a guide to the assessment of pathways and mechanisms. *Prevention Science*, 13(4), 426-436.
- Pearl, J. (2014). Interpretation and identification of causal mediation. *Psychological Methods*, 19(4), 459-481.
- Pearl, J., Glymour, M., & Jewell, N. P. (2016). *Causal inference in statistics: a primer*. John Wiley & Sons.
- Powers, D., & Xie, Y. (2008). *Statistical methods for categorical data analysis*. Emerald Group Publishing.
- Preacher, K. J., & Hayes, A. F. (2004). SPSS and SAS procedures for estimating indirect effects in simple mediation models. *Behavior Research Methods, Instruments, & Computers*, 36(4), 717-731.
- 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.
- Robins, J. (1986). A new approach to causal inference in mortality studies with a sustained exposure period-Application to control of the healthy worker survivor effect. *Mathematical Modelling*, 7, 1393-1512.
- Robins, J. M. (2003). Semantics of causal DAG models and the identification of direct and indirect effects. In P. J. Green, N. L. Hjort, & S. Richardson (Eds.), *Highly structured stochastic systems* (pp. 70-81). New York, NY: Oxford University Press.
- Robins, J. M., & Greenland, S. (1992). Identifiability and exchangeability for direct and indirect effects. *Epidemiology*, 3(2), 143-155.
- Rubin, D. B. (1974). Estimating causal effects of treatments in randomized and nonrandomized studies. *Journal of Educational Psychology*, 66(5), 688-701.
- Rubin, D. B. (2004). Direct and indirect causal effects via potential outcomes. *Scandinavian Journal of Statistics*, 31(2), 161-170.
- Shrout, P. E., & Bolger, N. (2002). Mediation in experimental and nonexperimental studies: new procedures and recommendations. *Psychological*

- Methods*, 7(4), 422-445.
- VanderWeele, T. J. (2010). Bias formulas for sensitivity analysis for direct and indirect effects. *Epidemiology*, 21(4), 540-551.
- VanderWeele, T. J. (2015). *Explanation in causal inference: methods for mediation and interaction*. Oxford University Press.
- VanderWeele, T. J., & Vansteelandt, S. (2009). Conceptual issues concerning mediation, interventions and composition. *Statistics and its Interface*, 2(4), 457-468.
- VanderWeele, T. J., & Vansteelandt, S. (2010). Odds ratios for mediation analysis for a dichotomous outcome. *American Journal of Epidemiology*, 172(12), 1339-1348.
- Wang, W., Nelson, S., & Albert, J. M. (2013). Estimation of causal mediation effects for a dichotomous outcome in multiple mediator models using the mediation formula. *Statistics in Medicine*, 32(24), 4211-4228.
- Winship, C., & Mare, R. D. (1983). Structural equations and path analysis for discrete data. *American Journal of Sociology*, 89(1), 54-110.
- 1차원고접수 : 2018. 04. 30.
수정원고접수 : 2018. 08. 08.
최종게재결정 : 2018. 09. 14.

Testing the mediated effect of a model with a binary dependent variable

Su-Bi Kim

Su-Young Kim

Department of Psychology, Ewha Womans University

The mediational model is one of the most actively used analytical methods in the social sciences or psychology. However, the methods of testing the mediated effect with categorical dependent variables have been relatively unknown. The aims of the present study are to integrate studies on the methods of estimating the mediated effect of the model with a binary dependent variable over the last 30 years and to discuss key issues in order to encourage researchers to choose the most appropriate approach to their data. To achieve this goal, we explore the two streams of estimating the mediated effect of the model with a binary dependent variable, traditional vs. causal inference approaches. For the traditional approach, we introduce and integrate several extended structural equation modeling methods that accommodate a binary dependent variable in the mediational model. Then, we introduce the causal inference approach which allows researchers to estimate the mediated effect non-parametrically without specifying the form or distribution of the model before estimation, and extend it into a model that includes a binary dependent variable. Finally, we illustrate the procedures for applying the traditional and the causal inference approaches using real data and discuss the results.

Key words : binary dependent variable, non-linear model, mediation analysis, indirect effect, causal inference

부 록

A. 전통적인 접근

```
TITLE: Traditional approach_Simple mediation model
DATA: FILE = KCYPS_AF_SE_SATISF.dat;
VARIABLE: NAMES = af se satisf;          !af: 애정 어린 양육 se: 자아존중감 satisf: 삶의 만족도
          USEVARIABLES = af se satisf;
          CATEGORICAL = satisf;          !삶의 만족도 변수를 범주형 종속변수로 지정
ANALYSIS: ESTIMATOR = ML;
          LINK = Logit;
          BOOTSTRAP = 10000;            !간접효과의 표준오차를 부스트랩을 이용하여 계산
MODEL: satisf on se af;
      se on af;
MODEL INDIRECT: satisf IND se af;
OUTPUT: CINTERVAL(BOOTSTRAP);          !부스트랩 신뢰구간 출력
```

B. 인과추론 접근

```
TITLE: Causal Inference approach_Simple mediation model
DATA: FILE = KCYPS_AF_SE_SATISF.dat;
VARIABLE: NAMES = af se satisf;
          USEVARIABLES = af se satisf;
          CATEGORICAL = satisf;
ANALYSIS: ESTIMATOR = ML;
          LINK = Logit;
          BOOTSTRAP = 10000;
MODEL: satisf on se af;
      se on af;
MODEL INDIRECT: satisf IND se af(3.686 2.568);
                                     !독립변수가 연속형 변수이므로 분석에 사용할 두 값을 지정
OUTPUT: CINTERVAL(BOOTSTRAP);
```