

〈특별호〉

임상 연구에서 조절효과 및 매개효과의 비교 및 통합: 개념 정의 및 통계 모형*

조영일* 김지현 한우리 조유정

성신여자대학교 심리학과

본 연구는 최근 임상 연구에서 많이 활용되고 있는 조절효과와 매개효과를 비교하였을 뿐만 아니라 두 효과를 검증하는 모형들의 통합을 소개하였다. 두 효과 모형의 비교를 통해서 각각의 효과들이 검증하고자 하는 연구문제 및 가설의 차이점을 논의하였고, 각각의 연구문제 및 가설을 설정하기 위한 선행연구 논의에서의 차이점에 대하여 소개하였다. 이에 덧붙여서, 두 효과 모형들을 검증하는데 많은 임상심리학자들이 겪는 실수(mistakes)를 설명하기 위해서 조절효과 및 매개효과의 개념적 모형(conceptual models) 및 통계적 모형(statistical models)의 차이를 설명하였다. 셋째로 매개효과 및 조절효과의 통계적 유의도 검증(significance tests)을 실시하기 위해서 사용되는 방법 및 고려사항에 대하여 소개하였다. 마지막으로, 조절효과를 검증하는 모형과 매개효과를 검증하는 모형들을 통합하는 조건화 과정 모형(conditional process models)을 소개하였다. 조건화 과정 모형의 틀 아래에서 매개된 조절효과(mediated moderational effects)와 조절된 매개효과(moderated mediational effects)의 통합을 소개하였다.

주요어 : 매개효과, 조절효과, 조절된 매개효과, 매개된 조절효과, OLS 회귀분석

* 이 논문은 2015년도 성신여자대학교 운정 글로벌프로젝트 지원사업 지원에 의하여 연구되었음.

† 교신저자(Corresponding Author) : 조영일 / 성신여자대학교 심리학과 / 서울특별시 성북구 보문로 34다길 2 / Tel : -02-920-7593 / E-mail : yicho@sungshin.ac.kr

임상심리학의 주요 연구문제들을 검증하기 위해서 연구자들은 조절효과모형 및 매개효과모형을 빈번하게 활용하고 있다. 2014년도에 ‘한국심리학회지: 임상’에 출판된 총 47편의 양적연구 논문들 중에서 29편(61.7%)이 조절효과 혹은 매개효과를 검증하기 위해서 분산분석, 회귀분석, 혹은 구조방정식모형을 활용하고 있다. 조절효과 혹은 매개효과의 왕성한 활용은 두 효과모형들이 임상심리학에서 제기되는 주요한 연구문제들을 검증할 수 있는 적절한 통계모형이라는 반증이기도 하다. 일반적으로 조절효과의 검증에서는 변수들 간의 관계(혹은 효과)의 집단차이를 검증함으로써 관계의 일반화(Generalization) 혹은 구체화(Specification)를 지지하기 위해서 사용된다(Mackinnon, 2008; 예, 김인혜, & 이영호, 2014; 이종선, 강민철, & 조현주, 2012). 이에 반해서 매개효과의 검증에서는 여러 변수들 간의 관련성의 형태(Pattern)를 검증함으로써 변수들 간의 메커니즘(Mechanism)을 파악하기 위해서 사용된다(Baron & Kenny, 1986; 예, 김민주, & 하은혜, 2013; 김현지, & 권정혜, 2012). 두 효과모형은 검증하고자 하는 연구문제가 다르기 때문에 정의 및 기본 가정을 비롯하여 선행연구의 고찰 및 통계적 가설 검증의 절차 또한 다르다(서영석, 2010). 하지만 많은 연구자들이 두 모형들의 개념 및 통계 모형의 검증 절차의 차이에 대한 명확한 이해에 어려움을 겪고 있는 실정이다. 따라서, 본 연구에서는 조절효과 및 매개효과의 개념적 정의 및 통계적 정의를 비롯하여 통계적 검증 절차에 대하여 살펴보도록 할 것이다. 또한, 통계적 검증 단계에서 빈번하게 이루어지고 있는 실수들에 대하여 살펴보도록 하겠다. 마지막으로, 최근의 임상심리학을 포함한 다양한 연구 분야에서는

두 효과모형이 통합을 이루어지고 있는 현실을 감안하여(Muller, Judd, & Yzerbyt, 2005) 두 효과모형들이 결합되는 방식에 따라서 구분되는 조절된 매개효과와 매개된 조절효과에 대하여 소개하도록 하겠다.¹⁾ 이에 덧붙여서 본 연구에서 소개되고 있는 논의들은 조절효과와 매개효과를 검증하고자 하는 연구자들이 구조방정식 모형(Structural Equation Modeling)보다는 전통적인 회귀분석을 사용한 경로분석(Path Analysis)을 활용하는 상황에 기초하고 있다. 그럼에도 불구하고, 본 연구에서 토의되는 다양한 논의들은 구조방정식 모형을 활용하여 조절효과와 매개효과를 검증하는 경우(이민경, & 김은정, 2013)에도 적용가능하다.

조절효과

조절효과의 정의

조절변수(Moderator)는 두 변수 간의 관련성의 강도(Strength)나 방향(Direction)에 영향을 미치는 변수를 의미한다(Baron & Kenny, 1986). 조절변수의 수준에 따라서 예측변수가 준거변수와 가지는 관련성의 강도나 방향이 변화되는 경우 조절효과가 발생한다고 가정한다. 즉, 예측변수와 준거변수와의 관계에서 조절변수가 포함됨으로써 두 변수들 간의 관계에 변화가 발생하는 경우에 조절효과가 발생한다. ‘1(예측변수가 준거변수에 가지는 관련성)+1(조

1) 본 연구에서 소개되는 통계 모형들은 Andrew F. Hayes에 의해서 제공되는 PROCESS 2.13에 의해서 간단하게 실시될 수 있다. PROCESS에 대한 자세한 소개 및 활용방법은 아래의 홈페이지에 자세하게 소개되었다. <http://www.processmacro.org/>

절변수가 준거변수에 가지는 관련성)의 결과가 2가 되는 것이 아니라 '+α'가 발생하는 경우에 '+α²'를 조절효과라고 부를 수 있다.

조절효과의 검증은 분산분석(Analysis of Variance)과 회귀분석(Regression Analysis)을 통해서 이루어질 수 있다(Cohen, Cohen, West, & Aiken, 2013). 일반적으로, 두 통계 모형들은 검증하고자 하는 연구문제와 모형들이 기초하는 가정에서 차이를 보이고 있다. 하지만 두 통계 모형들은 일반선형모형(Generalized Linear Model)이라는 큰 틀에서 하나로 통합될 수 있다(Cohen, Cohen, West, & Aiken, 2013). 그럼에도 불구하고 회귀분석은 예측변수가 수치형 변수 혹은 범주형 변수일 경우에 사용되는 반면에 분산분석은 독립변수가 범주형 변수일 경우에만 활용가능하다³⁾. 특히, 분산분석에서의 조절효과의 검증은 상호작용효과(Interaction Effects)의 검증으로 불리며 활용되고 있다⁴⁾(박광배, 2003).

- 2) 조절효과를 '+α'라고 칭하고 있지만, 조절효과는 예측변수가 준거변수에 가지는 관련성의 크기를 증가시키거나 혹은 감소시킬 수 있다.
- 3) 일반적으로 분산분석은 실험자료에 기초하여 집단 간의 평균차이를 검증하고자 하는 경우에는 분산분석을 실시한다. 이에 반하여 조사자료에 기초하여 변수 간의 관련성을 검증하고자 하는 경우에는 회귀분석이 실시된다. 이에 따라서 분산분석은 인과관계를 검증하고 회귀분석은 인과관계를 검증할 수 없다고 것은 부정확 할 수 있다. 인과성 검증은 활용되는 자료의 차이로 인하여 발생하는 것이지 분석에 적용된 통계 모형에 의해서 발생하는 것은 아니다. 이에 덧붙여, 조사자료의 분석에 분산분석이 활용되는 경우도 자주 관찰된다.
- 4) 분산분석을 활용한 상호작용효과의 검증절차와 동일한 방식이 회귀분석을 활용한 조절효과의 검증에도 활용된다.

조절효과의 검증 및 활용에서 많은 연구자들이 혼란을 겪는 가장 중요한 원인은 조절효과의 개념적 모형과 통계적 모형의 차이를 꼽을 수 있다(Hayes, 2013). 보다 구체적으로, 개념적 모형에서는 조절변수인 Z가 예측변수인 X와 준거변수인 Y의 관련성에 직접적으로 영향을 미치는 방식으로 표현된다(그림 1의 (a) 참조). 이에 반해서, 조절효과의 통계적 모형에서는 예측변수와 조절변수가 준거변수의 변화를 예측하는 중다회귀분석에서 예측변수와 조절변수의 곱으로 이루어진 상호작용항이 추가적으로 투입된다. 조절효과의 통계적 모형에서는 준거변수의 변화를 예측하기 위하여 총 3개의 예측변수(즉, 예측변수, 조절변수, 예측변수와 조절변수의 상호작용항)가 사용된다(그림 1의 (b) 참조). 준거변수의 변화를 예측하는 중다회귀모형에서 예측변수와 조절변수 이외에 상호작용항의 추가로 인하여 발생하는 설명량의 증가를 조절효과로 해석한다(Cohen, Cohen, West, & Aiken, 2013).

조절효과의 통계적 모형을 바탕으로 조절효과를 <식 1>과 같이 나타낼 수 있다.

$$y = b_0 + b_1x + b_2z + b_3xz + e \quad (1)$$

<식 1>은 조절효과의 통계적 모형과 일관되게 3개의 예측변수가 포함되어 있다. <식 1>의 항들을 재배치함으로써 조절효과가 의미하는 것을 보다 직관적으로 이해할 수 있다. <식 1>을 예측변수를 포함한 항과 그렇지 않은 항으로 정리하면, <식 2>와 같다.

$$y = (b_0 + b_2z) + (b_1 + b_3z)x + e \quad (2)$$

<식 2>의 우측 항은 2개의 요소로 구분된

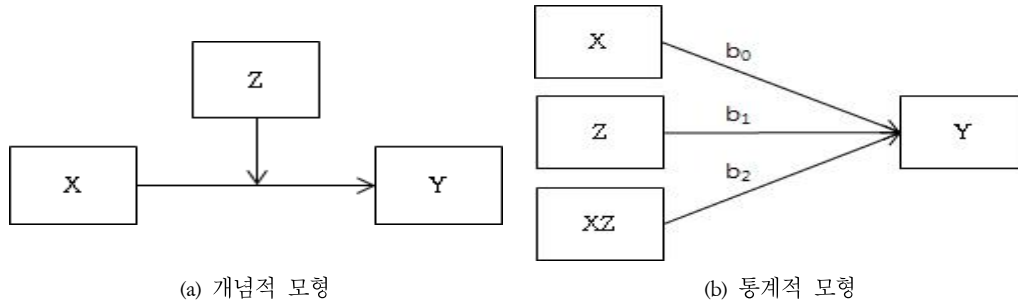


그림 1. 조절효과 모형

다. 즉, 예측변수인 x 를 포함하지 않은 부분 (즉, 예측변수 x 의 관점에서는 절편으로 간주될 수 있음)와 예측변수인 x 를 포함하는 부분 (즉, 예측변수 x 의 관점에서는 기울기로 간주될 수 있음)으로 구분된다. 특히, 조절효과와 관련된 것은 우측 항의 두 번째 요소이다. 두 번째 요소를 정리하면 <식 3>과 같다.

$$\text{기울기(예측변수 } x \text{의 1단위 변화와 관련된 준거변수 } y \text{의 변화량)} = b_1 + b_3z \quad (3)$$

<식 3>은 예측변수 x 의 1단위 변화와 관련된 준거변수 y 의 변화량이 제3의 변수인 조절변수 z 에 의해서 조정됨을 보여준다(Cohen, Cohen, West, & Aiken, 2013). 그러므로 b_3 의 통계적 유의성과 부호에 따라서 조절효과를 해석할 수 있다. 예를 들어, b_3 가 통계적으로 유의하지 않은 경우에는 조절효과가 존재하지 않음을 의미한다. 즉, 예측변수 x 가 준거변수 y 와 가지는 관련성은 조절변수 z 의 수준에 관계없이 일정하게 유지된다. 이에 반하여, b_3 가 통계적으로 유의미한 경우에는 예측변수 x 가 준거변수 y 와 가지는 관련성이 조절변수 z 의 수준에 따라서 달라짐을 의미한다. b_3 가 통계

적으로 유의미한 경우에도 b_3 의 부호에 따라서 서로 다른 2가지 해석이 가능하다. 통계적으로 유의미한 b_3 가 정적인 부호를 가진 경우에는 조절변수가 1단위 증가할 경우에 예측변수 x 가 준거변수 y 와 가지는 관련성은 b_3 만큼 증가한다. 이에 반해서, 통계적으로 유의미한 b_3 가 부적인 부호를 가진 경우에는 조절변수가 1단위 증가할 경우에 예측변수 x 가 준거변수 y 와 가지는 관련성은 b_3 만큼 감소한다.

<식 1> b_3 의 통계적 유의성에 따라서 서로 다른 결론의 도출이 가능하다. b_3 가 통계적으로 유의미한 경우에는 예측변수인 x 와 준거변수인 y 의 관련성의 크기나 방향이 일관되지 않음을 의미한다. 그러므로 x 와 y 의 관계가 상대적으로 크거나 혹은 작은 조건을 찾을 수 있다. 이에 반해서, b_3 가 통계적으로 유의하지 않은 경우에는 예측변수인 x 와 준거변수인 y 의 관계가 일정하게 유지됨을 의미하여 두 변수간의 관련성이 일반화되었다고 해석할 수 있다.

조절효과의 연구문제 및 가설 설정

조절효과를 검증하기 위해서는 연구자들은

연구문제 및 가설을 설정하여야 한다. 회귀분석에서 조절효과는 예측변수와 준거변수 간의 관련성이 제3변수인 조절변수 z 의 수준에 따라서 변화함을 의미한다. 선행연구들이 비일관된(inconsistent) 연구 결과를 보일 경우에는 조절효과를 지지하는 연구문제 및 가설의 설정이 가능하다. 예를 들어, 외상사건과 PTSD의 관련성에 관한 연구 결과를 보고한 선행연구들이 존재한다고 가정하자. 일반적으로, 외상사건의 경험이 PTSD의 선행요인임이 지지된다(권용철, 유성은, 2013). 몇몇의 선행연구들에서 외상사건의 경험과 PTSD 간의 관련성이 지지되는 반면에, 다른 연구들에서는 외상사건의 경험과 PTSD 간의 관련성이 지지되지 않는다고 가정해보자. 이러한 경우에는, 두 일련의 연구들의 차이점을 요약해주는 변수(예, 연구 대상의 인구통계학적 변수들의 차이, 맥락변수의 수준의 차이)를 가정하고 요약해주는 변수를 조절변수로 설정하고 조절효과를 검증할 수 있다. 즉, 비일관된 연구 결과를 보이는 선행연구들 요약하고 구분해 줄 수 있는 조절변수의 설정이 필요하다. 이에 덧붙여서, 조절변수의 설정을 위해서는 임상심리학의 다양한 분야의 선행 연구들을 요약해주는 메타분석(Meta-Analysis)을 활용할 수 있다. 구체적으로, 메타분석에서는 변수들 간의 관련성을 요약해 주는 효과크기(Effect Size) 혹은 상관의 평균뿐만 아니라 이것들의 분산이 보고된다(Hedges, & Olkin, 2014). 특히, 효과크기 혹은 상관의 분산이 통계적으로 유의미한 경우에는 메타분석에 포함된 연구들이 다양한 수준의 효과 혹은 관련성의 크기를 보이고 있음을 시사한다. 이에 따라서, 연구자가 관심이 가지고 있는 변수들의 관련성이 조절변수에 의해서 설명될 수 있다.

이와는 별도로, 연구결과의 일반화가 주요한 연구목적인 경우도 존재한다(MacCallum, & Austin, 2000). 예를 들어, 심리치료프로그램의 효과를 검증하는 연구에서는 2가지 경우의 발생이 가능하다. 첫째, 심리치료프로그램의 효과가 집단(예, 남성 vs. 여성)별로 차이가 발생하는 경우이다. 성별이 조절변수의 역할을 함으로써 심리치료프로그램의 효과가 성별에 따라서 차이가 발생함을 의미한다. 둘째, 심리치료프로그램의 효과가 집단(예, 남성 vs. 여성)별로 차이가 발생하지 않는 경우이다. 심리치료프로그램의 효과에 성차가 발생되지 않음을 의미한다. 따라서 심리치료프로그램의 주효과(main effect)가 유의미한 경우에는 심리치료프로그램의 효과가 일반화되었음을 시사한다. 이처럼 연구결과의 일반화를 위한 연구에서는 조절효과가 유의미하다는 연구가설(Research Hypothesis)보다는 조절효과가 존재하지 않는다는 영가설(Null Hypothesis)에 중점을 둔다.

조절효과의 유의도 검증

준거변수의 설명량을 증가시키기 위해서 예측변수와 조절변수의 상호작용항을 회귀모형에 포함시킨다. 회귀모형에서 예측변수로 추가된 상호작용항으로 인하여 증가된 설명량의 통계적 유의성에 기반하여 조절효과의 유의도 검증을 할 수 있다.

평균중심화

상호작용항을 활용하여 조절효과를 검증하는 중다회귀분석이 사용되는 경우에는 예측변수들 간의 다중공선성(multicollinearity)으로 인하여 회귀계수의 과소추정과 표준오차의 과대추정이 발생할 수 있다(Cohen, Cohen, West, &

Aiken, 2013). 특히, 조절효과의 검증에서 사용되는 상호작용항은 예측변수와 조절변수의 곱으로써, 예측변수와 조절변수와 불필요한(Unnecessary) 다중공선성이 발생한다(Aiken, West, 1991). 예측변수와 조절변수들이 상호작용항과 불필요한 다중공선성을 보일 경우에는 평균중심화(mean centering)를 사용함으로써 이러한 다중공선성을 제거할 수 있다⁵⁾. 평균중심화를 실시하기 위해서는 예측변수와 조절변수에서 해당 변수의 평균값을 빼준다. 예측변수와 조절변수에 평균중심화를 실시한 이후에, 평균중심화가 이루어진 변수들 간의 곱으로 상호작용항을 만든다. 다만 평균중심화를 실시하기 전에 고려되어야 할 사항이 있다. 예측변수와 조절변수의 형태에 따라서 평균중심화의 실시 여부를 결정하게 된다. 회귀분석에서 투입되는 변수가 범주형(categorical variable)인 경우에는 연구가설의 형태에 따라서 더미코딩(dummy coding)이나 효과코딩(effect coding)⁶⁾으로 변환되어 회귀분석에 사용된다

- 5) Aiken과 West(1991)에 따르면, 상호작용항과 예측변수 혹은 조절변수 간의 공분산은 다음과 같은 공식을 따른다. $Cov(XZ, Z) = \sigma_X^2\mu_Z + Cov(X, Z)\mu_X$. 평균중심화를 실시한 이후에 새로운 예측변수와 조절변수 값의 평균은 0이 된다. 결과적으로 평균중심화를 실시한 이후에는 상호작용항과 새로운 예측변수와 조절변수의 공분산이 0이 되어, 조절효과의 검증에서 발생할 수 있는 다중공선성이 미연에 방지될 수 있다.
- 6) 범주형 자료에서는 변수에 부여된 숫자는 집단이 다름을 의미한다. 변수들에서 숫자의 차이는 실제적으로 혹은 통계적으로 유의미하지 않다. 이에 따라서, 범주형 자료를 활용한 회귀분석에서 기울기의 값을 유의미하게 만들어 주기 위해서 변수의 변환이 이루어져야 한다. 이러한 경우에 사용되는 방법들 중의 하나가 더미코딩(Dummy Coding)이다. 즉, 더미변수의 속성을 가

(Cohen, Cohen, West, & Aiken, 2013). 더미코딩이나 효과코딩에서 부여된 숫자들 자체가 의미가 있기 때문에 평균중심화가 실시할 경우에는 더미코딩이나 효과코딩에서 부여한 의미가 변경될 수 있다. 이에 따라서, 더미코딩이나 효과코딩을 활용하여 범주형 자료를 변환한 경우에는 조절효과를 검증하기 위해서 평균중심화를 실시하지 않는 것이 보다 일반적이다(Hayes, 2013). 결과적으로, 조절효과를 검증하는 회귀분석에서 사용되는 변수가 연속변수인 경우에만 평균중심화가 실시되어야 한다.

조절효과를 검증하는 회귀분석에서 사용되는 예측변수와 조절변수들의 평균중심화는 상호작용항과 다른 변수들 간의 다중공선성을 미연에 방지하는 것 뿐 아니라 추가적인 장점을 가져온다. 일반적으로, 회귀분석에서 추정되는 절편은 해석을 하지 않는다. 이러한 현상은 절편이 예측변수의 값이 0을 가질 때 기대되는 준거변수의 기댓값이다. 하지만 예측변수의 값이 0인 경우는 현실적으로나 이론적으로 관심이 없는 경우가 많기 때문에 절편을 해석하지 않거나 크게 의미를 두지 않는다. 평균중심화가 실시된 이후에는 절편 값이 의미하는 것에 변화가 발생한다. 구체적으로, 평균중심화를 실시한 이후에는 절편이 예측변수와 조절변수의 값이 집단의 평균일 경우에 예측되는 준거변수의 값을 의미한다. 이러한 값은 실용적으로나 이론적으로 관심의 대상이 되기 때문에 회귀분석을 실시하는 경우에는 평균중심화를 실시하는 것이 바람직하다고 할

지고 있는 경우에는 1로, 그렇지 않은 경우에는 0으로 변수를 변환시켜준다. 더미변수로 변경한 경우에는 더미변수에 해당하는 기울기가 의미하는 것은 더미변수의 유무로 인해서 발생하는 집단차이를 의미한다.

수 있다(Hayes, 2013).

위계적회귀모형

일반적으로, 조절효과의 통계적 유의성 검증은 조절효과를 나타내는 상호작용항을 중다 회귀분석의 예측변수로 추가함으로써 증가되는 설명량에 기초한다(Cohen, Cohen, West, & Aiken, 2013). 결과적으로, 조절효과는 위계적 회귀분석(Hierarchical Regression Analysis)의 틀을 바탕으로 통계적 유의성이 검증된다. 모형 1에서는 예측변수와 조절변수를 회귀모형의 독립변수로 투입하고 준거변수의 설명량을 추정한다. 모형 2에서는 예측변수와 조절변수의 상호작용항이 추가로 독립변수로 투입되고 준거변수의 설명량을 추정된다. 두 회귀모형의 설명량의 차이는 분자의 자유도가 1이고 분모의 자유도가 사례수인 F 분포를 따른다.

$$R^2_{Model2} - R^2_{Model1} \sim F(1, N) \quad (4)$$

일반적으로 조절효과의 유의성 검증은 위계적 회귀분석을 사용하지만, 표준회귀분석이 사용될 수도 있다. 표준회귀분석에 기초한 <식 1>의 회귀계수의 통계적 유의성을 활용하여 조절효과를 검증할 경우에는 b_3 의 유의확률에 근거하여 가설 검증을 실시할 수 있다. 위계적 회귀분석의 R^2 의 변화량에 대한 유의확률과 표준회귀분석의 b_3 에 대한 유의확률은

7) <식 4>에서 F 값은 다음과 같은 공식을 활용하여 계산될 수 있다.

$$F = \frac{\Delta R^2 / (df_{2model1} - df_{2model2})}{(1 - R^2_{model2}) / df_{2model2}}$$

이와는 별도로, SPSS의 회귀분석 중 입력방식(Enter)을 활용거나 Hayes의 Process 매크로를 활용하여 간단하게 추정할 수 있다.

동일한 의사결정을 지지한다. Hayes(2013)와 같은 연구자들은 조절효과의 검증에 위계적 회귀분석을 사용할 필요가 없다고 주장하나, 조절효과를 검증하는 대다수의 연구들에서는 위계적 회귀분석이 보다 일반적으로 사용된다. 특히, 조절효과의 검증에서 위계적 회귀분석의 방법을 사용함으로써 각각의 회귀모형에서의 예측변수와 조절변수만을 포함한 기초 모형의 설명량에 대한 추가적인 정보를 얻을 수 있다.

통제변수

조절효과의 통계적 유의성을 검증할 때, 위계적 회귀분석을 사용함으로써 얻을 수 있는 장점들 중의 다른 하나는 조절효과의 검증에서 오염변수(공변인)를 통제할 수 있다는 점에 있다. 예측변수와 조절변수를 투입하기 이전에 통제변수(공변인)만을 회귀모형의 독립변수로 투입하고 준거변수의 R^2 을 추정하여 이를 기초모형으로 설정함으로써 공변수의 효과를 통제한다. 기초모형을 바탕으로 순서대로 예측변수와 조절변수를 투입하고, 마지막으로 예측변수와 조절변수의 상호작용항을 모형에 투입한 이후에 R^2 의 변화량을 추정하고 통계적 유의성 검증을 실시한다. 일반적으로, 통제변수의 역할은 조절효과를 검증하기에 앞서 준거변수의 차이를 조정하는 것이기 때문에 통제변수와 모형 내의 다른 변수들 간의 상호작용항을 만들지 않는다.

조절효과의 결과 해석 및 보고

회귀분석에서의 조절효과의 해석은 분산분석에서의 상호작용효과의 해석과 동일하다. 조절효과의 검증은 예측변수와 준거변수의 관

런성이 조절변수의 수준에 따라서 변화하는지 아닌지를 살펴보는 것이다. 이에 따라서, 조절 효과의 통계적 유의성에 따라서 회귀모형의 결과를 해석하는 경로가 달라진다. 첫째, 조절 효과가 통계적으로 유의하지 않은 경우에는 예측변수와 준거변수의 관계가 조절변수의 수준에 관계없이 일정함을 시사한다. 결론적으로 예측변수의 표준화 회귀계수를 해석하여 예측변수가 준거변수에 미치는 효과를 추정한다(주효과, main effect). 둘째, 조절변수가 통계적으로 유의한 경우에는 예측변수와 준거변수의 관계가 조절변수의 수준에 따라서 달라짐을 시사한다. 이에 따라서 조절변수의 수준을 고정한 이후에 예측변수의 회귀계수를 해석한다(조건화 효과, conditional effect; simple slope analysis, Aiken & West, 1991).

조건화 효과(Conditional Effect)

<식 3>에서 보여지듯이, 예측변수가 준거변수와 가지는 관계성이 제3변수인 조절변수에 따라서 달라지는 경우에 조절효과가 존재함을 의미한다. 그러므로 조절효과가 유의미한 경우에는, 예측변수가 준거변수에 가지는 조건화 효과를 추정하고 조건화 효과의 통계적 유의성을 검증하는 것이 필요하다⁸⁾.

예측변수가 준거변수에 가지는 조건화 효과를 추정하기 위해서 조절변수의 수준을 고정

하는 것이 필요하다. 조절변수의 수준을 고정하는 방식은 조절변수의 형태에 따라서 다르게 된다. 조절변수가 범주형 변수(예, 성별)인 경우에는 조절변수의 수준(예, 남성 vs. 여성)이 이론적으로 의미를 가지기 때문에 집단별로 예측변수와 준거변수간의 관계성을 추정한다. 특히, 조절변수가 범주형 변수인 경우에는 b_3 가 예측변수가 준거변수와 가지는 관계의 추정값인 기울기의 집단차이를 검증한다. 조절변수가 수치형 변수(예, 사회적 수준)인 경우에는 인위적으로 집단을 구분한 이후에 각 집단에서 단순회귀를 실시하는 것은 권장되지 않는다. 즉 연속변수를 인위적으로 집단으로 나누는 경우에는 허위(spurious)의 조절효과가 나타날 수 있다(MacCallum, Zhang, Preacher, & Rucker, 2002; MacKinnon, Krull, & Lockwood, 2000; Maxwell & Delaney, 1993). 다만, 예측변수가 준거변수와 가지는 조건화 효과를 추정하기 위해서 조절변수의 다양한 수준에서 특정한 값이 선택되어진다. 예를 들어, Hayes (2013)는 조절변수의 값을 10, 25, 50, 75, 90 백분위 점수를 매우 낮음, 낮음, 중간, 높음, 매우 높음을 나타내기 위해서 사용할 것을 제안했다. 이에 반해서, Cohen 등(2013)은 평균과 표준편차를 활용하여 조절변수의 수준을 선택할 것을 권장하였다. 즉, 조절변수의 높음, 중간, 낮음 수준을 나타내기 위해서, 평균+1표준편차, 평균, 평균-1표준편차에 해당하는 조절변수의 값을 사용한다.

조절효과 표시하기

일반적으로, 조절효과 해석의 편의성을 높이기 위해 그림이 사용된다. 회귀분석에서 예측변수와 준거변수간의 관련성은 기울기로서 나타낼 수 있다. 조절효과는 예측변수와 준거

8) 조건화 효과의 통계적 유의성 검증에 사용되는 표준오차는 다음과 같은 공식을 활용하여 계산될 수 있다.

$$Var(b_1^*) = Var(b_1) + z^2 Var(b_3) + 2z Cov(b_1, b_3),$$

$$b_1^* = b_1 + b_3 + z.$$

다만, 조건화 효과의 통계적 유의성은 Hayes의 Process 매크로를 활용하여 간단하게 추정될 수 있다.

변수 간의 관련성이 조절변수의 수준에 따라서 달라지는 것이기 때문에 예측변수와 준거변수의 관련성을 보여주는 회귀선의 기울기가 조절변수의 수준에 따라서 달라진다. 그러므로 통계적으로 유의미한 조절효과를 효과적으로 나타내기 위해서는 조건화 효과(즉, 조절변수의 대표적인 수준에 따른 회귀선)를 그림으로 나타낸다(Bauer & Curran, 2005).

매개효과

매개효과의 정의

매개효과(Mediational Effects)는 예측변수인 X가 준거변수인 Y에 미치는 효과를 제3의 변수인 M이 매개하는 효과를 일컫는다(Baron & Kenny, 1986). 매개효과를 검증하는 연구문제와 가설을 통해서 연구자는 예측변수가 준거변수에 영향을 미치는 경로를 검증할 수 있다. 이를 통해서 연구자는 예측변수가 준거변수와 “어떻게” 혹은 “왜” 관계를 가지는가에 대한

9) 일반적으로, 조사자료(Survey Data)를 분석하는 회귀분석은 변수들 간의 상관에 기초한다. 변수들 간의 상관에 기초한다. 그러나 변수 X와 Y 간의 상관이 발생하는 원인은 총 4가지이다: 1) X가 Y의 원인인 경우, 2) Y가 X의 원인인 경우, 3) X와 Y가 상호 영향을 미치는 경우, 4) X와 Y가 제3의 변수에 의해서 동시적으로 영향을 받는 경우(Cohen, Cohen, West, & Aiken, 2013). 조사 자료를 활용하여 회귀분석을 실시한 경우에는 4개의 경우를 구분할 수 없기 때문에 조사 자료를 사용한 회귀분석은 변수 간의 인과성을 밝힐 수 없다. 하지만, 실험 자료를 사용하는 경우에는 독립변수인 X가 종속변수인 Y에 선행되기 때문에, 2번과 3번의 가능성은 배제할 수 있다. 이에 덧붙여서, 실험에서는 실험설계를 통해서 제3의

가설을 검증하게 된다. 연구자는 이론적으로 관련이 있다고 가정된 구성개념들 간의 관계에 대한 메커니즘(Mechanism)을 파악할 수 있다.

일반적으로 매개효과는 간접효과와 혼용하여 사용되기도 하지만, 일부 연구자들은 매개효과와 간접효과(Indirect Effects)를 구분하여야 한다고 주장한다. 예를 들어, MacKinnon(2008)은 분석에 사용되는 자료 유형에 따라서 매개효과와 간접효과를 구분하였다. 종단자료를 사용하여 변수들 간의 메커니즘을 검증한 경우에만 제3변수의 효과를 매개효과로 칭하였다(Selig & Preacher, 2009). 이에 반해서, 횡단자료를 활용하여 변수들 간의 메커니즘을 검증한 경우에는 제3변수의 효과를 간접효과라고 불러야 한다고 주장했다. 하지만 본 연구에서는 매개효과와 간접효과를 동일한 의미로 사용하도록 하겠다.

매개효과의 연구문제 및 가설 설정

매개모형은 변수들 간의 관련성의 메커니즘을 검증한다. 변수들 간의 메커니즘을 통해서 예측변수가 준거변수와 관계를 가지는 경로에 대한 정보를 제공해 준다. 메커니즘을 설정하고 검증하기 위해서는 연구모형을 설정하는 것이 필요하다. 연구모형은 가설들의 집합체이기 때문에 연구모형을 설정하기 위해서는 매개효과를 가정하는 가설의 설정이 필수적으로 이루어져야 한다. 가설은 선행연구와 이론에 기초하여 설정한다. 예를 들어, 단순매개모

변수를 통제하기 때문에 4번째 경우를 배제할 수 있다. 그러므로 1번 경우가 나타내는 변수 간의 인과성(Causal Relation)을 검증하기 위해서는 실험 자료(Experimental Data)가 사용되어야 한다.

형(Simple Mediation Models)에서는 1) 예측변수와 준거변수, 2) 예측변수와 매개변수, 3) 매개변수와 준거변수 간의 개별적인 관련성을 지지하는 이론 혹은 선행연구들에 기초해서 가설을 설정할 수 있다. 개별적인 관련성을 검증하는 가설들을 통합함으로써 매개모형을 설정하게 된다. 그러므로 매개모형을 설정하기 위해서는 앞에서 살펴본 개별적인 관련성을 지지하는 이론과 선행연구들에 기초하여 통합한다. 예를 들어, 대학생을 대상으로 자기 자비와 생활스트레스가 자살생각에 미치는 영향에서의 반추와 우울의 매개효과를 검증한 노상선, 조용래, 최미경의 연구(2014)에서는 각 개별 변수들의 이변량 관계성을 보여주는 선행연구들에 근거하여 변수들의 관계를 통합하는 연구모형을 설정하고 반추와 우울의 매개효과를 검증하였다.

연구자들은 매개효과를 포함한 매개모형을 검증함으로써 예측변수와 준거변수 간의 관련성의 메커니즘을 검증할 수 있다. 매개모형을 통해서 메커니즘을 밝힘으로써 원인과 결과에 대한 시사점을 얻을 수 있다(서영석, 2010; MacKinnon, 2008). 예를 들어 특정 정신병리에 특정 치료방식이 효과적이라는 선행연구들이 있다면 매개모형을 검증하는 연구를 통해서 특정 치료방식이 특정 정신병리에 효과적인 이유를 검증할 수 있다. 즉, 특정 치료방식이 특정 정신병리에 효과적인지에 대한 이유(혹은 가설)를 검증함으로써 치료프로그램의 기저에 있는 이론을 검증할 수 있다. 이를 통해서 예측변수와 준거변수 간의 관계성을 전달하는 매개변수를 검증함으로써 보다 효과적인 개입 및 예방 프로그램의 설계할 수 있다(서영석, 2010). 특정 정신병리에 대한 프로그램의 설계에서 결과변수에 직접적인 영향을 미

치는 매개변수를 포함시킴으로써 개입 및 예방을 보다 효과적으로 만들 수 있다.

매개효과의 검증

매개효과의 검증은 X가 Y에 미치는 총효과(Total Effects)를 2개의 효과로 분해하는 과정에서 이루어진다(Baron & Kenny, 1985). <식 5>와 같이, X가 Y에 미치는 총효과는 X가 매개변수인 M을 거쳐서 Y에 영향을 미치는 간접효과(Indirect Effects)와 X가 매개변수인 M을 거치지 않고 Y에 영향을 미치는 직접효과(Direct Effects)로 분해될 수 있다(Alwin & Hauser, 1975).

$$\text{총효과}(c) = \text{직접효과}(c') + \text{간접효과}(ab) \quad (5)$$

매개효과의 가설 설정 및 검증은 총효과의 분해과정에 기반을 둔다(Baron & Kenny, 1986). 즉, 매개효과의 가설 설정 및 가설 검증은 세 단계로 이루어진다. Baron과 Kenny (1986)이 제안한 방식은 그림 3에서 제시된 절차와 같다. 구체적으로 살펴보면, 1단계) X가 Y에 미치는 효과의 통계적 유의도를 검증한다(총효과의 유의도 검증, 단순회귀 실시), 2단계) X가 매개변수인 M에 미치는 효과의 통계적 유의도를 검증한다(a경로의 유의도 검증, 단순회귀 실시), 3단계) X의 효과를 통제할 이

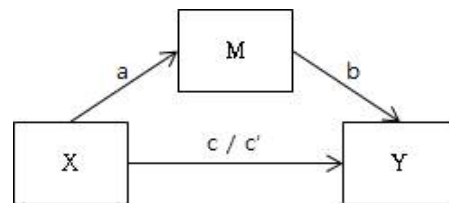


그림 2. 단순매개모형

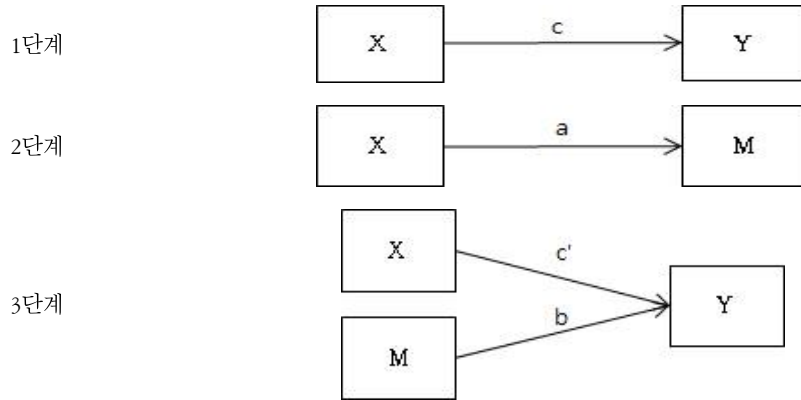


그림 3. 매개효과 모형의 검증 순서

후에, M이 Y에 미치는 효과의 통계적 유의도를 검증한다(b경로의 유의도 검증, 중다회귀 실시), 4단계) M의 효과를 통제 한 이후에, X가 Y에 미치는 효과의 통계적 유의도를 검증한다(c'경로의 유의도 검증, 중다회귀 실시). 개별적으로 실시된 회귀분석이 하나의 매개모형으로 결합된다(그림 2 참조). 매개효과의 유의도 검증 과정에서 1단계에서는 단순회귀분석이 실시되고, 3 및 4단계에서는 중다회귀분석이 실시된다. 이에 따라서, 총효과인 c에 비하여 직접효과인 c'의 크기는 상대적으로 축소한다. 직접효과인 c'의 통계적 유의도에 따라서 매개모형의 형태가 달라진다. 보다 구체적으로, c'가 통계적으로 유의미한 경우에는 부분매개모형(Partial Mediation Models)으로 불리고, c'가 통계적으로 유의미하지 않은 경우에는 완전매개모형(Full Mediation Models)으로 불린다.

많은 계량심리 연구자들(Hayes, 2009; Shrout & Bolger, 2002)은 매개효과 모형을 검증하기 위해서 1단계의 조건이 반드시 만족되어야 하는 것은 아니라고 주장한다. 즉, 1단계에서 예측변수가 준거변수에 미치는 효과가 통계적으로 유의미하지 않아도, 간접효과인 ab는 통계

적으로 유의미할 수 있다. 이러한 현상에 나타나는 원인으로는 2가지가 주목을 받고 있다 (Shrout & Bolger, 2002). 첫째, 예측변수가 준거변수에 효과를 가지는데 일정한 시간이 필요한 경우에 발생할 수 있다(일반적으로, 이러한 준거변수를 원심 결과변수(Distal Outcome)라고 부른다). 특히, 횡단자료를 사용하여 매개효과를 검증하는 경우에는 이러한 현상이 자주 관찰될 수 있다. 예를 들어, 예측변수가 준거변수에 영향을 미치는데 일정 시간이 필요하다고 가정해 보자. 이에 반해서, 예측변수가 매개변수에 영향을 미치는데 필요한 시간과 매개변수가 준거변수에 영향을 미치는데 필요한 시간은 상대적으로 짧다고 가정하자. 이러한 상황에서 측정에 사용된 시간 틀(Time Frame)이 예측변수가 준거변수에 영향을 미치는 시간을 포함하지 못하는 경우가 발생한다. 그러므로 매개효과인 ab는 통계적으로 유의미하나, 총효과인 c는 통계적으로 유의미하지 않게 된다. 둘째 2개 이상의 매개변수가 포함된 매개모형에서는 매개변수들이 서로 다른 형태로 영향을 미칠 수 있다. 두 개의 매개효과의 방향이 서로 다른 경우에는 상쇄 현상이 발생되

어 총효과는 통계적으로 유의하지 않게 나타날 수 있다.

매개효과의 유의도 검증

경로분석에 기초한 매개효과의 추정 은 예측 변수에서 매개변수(들)를 걸쳐서 준거변수로 향하는 모든 경로들의 회귀계수의 추정치에 근거한다. 예를 들어, 그림 2의 단순매개모형의 경우를 살펴보자. 예측변수에서 매개변수로 가는 회귀계수 추정치 a와 매개변수에서 준거변수로 가는 회귀계수 추정치 b의 곱인 ab는 매개효과를 나타낸다. 즉, 매개효과의 추정값은 예측변수에서 매개변수(들)를 통해서 준거변수로 향하는 모든 회귀계수들의 곱이다.

부츠트래핑 방식

위에서 살펴보았듯이 매개효과의 추정 은 단순한 방식(예, tracing rule)으로 이루어진다. 이에 반해서, 매개효과의 통계적 유의도 검증은 상대적으로 복잡하다. 매개효과의 통계적 유의도 검증은 이론적 분포(Theoretical Distribution)를 활용하는 방법과 경험적 분포(Empirical Distribution)를 활용하는 방법으로 나눌 수 있다(Hayes, 2013).

첫째, 매개효과의 통계적 유의도 검증은 이론적 분포를 활용하여 이루어진다. Sobel의 Z 검증을 활용하여 매개효과의 통계적 유의도를 검증한다. Sobel의 Z 검증¹⁰⁾은 표준정규분포를 가정하고 이를 바탕으로 유의확률을 추정한다.

10) Sobel의 Z값은 다음과 같은 공식을 활용하여 추정된다(MacKinnon, Warsi, & Dwyer, 1995).

$$Z = \frac{ab}{S_{ab}}, S_{ab} = \sqrt{b^2 S_a^2 + a^2 S_b^2},$$

S_a, S_b 는 회귀계수 a와 b의 표준오차임.

추정된 유의확률에 기초하여 통계적 의사결정을 내린다. 하지만 매개효과인 두 회귀계수의 곱인 ab는 Sobel의 Z검증을 활용하기 위한 전제조건인 정상분포(Normal Distribution)를 따르지 않고 정적으로 편포된 분포를 따른다(Aroian, 1947; MacKinnon, Lockwood, Hoffman, West, & Sheets, 2002). 결과적으로 정상분포의 가정이 만족되지 않기 때문에, Sobel의 Z검증을 활용한 매개효과의 통계적 유의성 검증에서는 2종오류(Type 2 Error)가 증가하고 검증력(Power)이 떨어지는 문제가 발생한다(Cheung & Lau, 2008; MacKinnon, Lockwood, Hoffman, West, & Sheets, 2002). 이러한 문제점을 해결하기 위해서, 매개효과의 통계적 유의성 검증에 이론적 분포가 아닌 경험적 분포를 사용하는 방법이 제안되었다(MacKinnon, Lockwood, Williams, 2004; Preacher & Selig, 2012; Shrout & Bolger, 2002).

둘째, 매개효과인 ab의 경험적 분포를 활용하여 유의도 검증을 실시한다. 매개효과의 경험적 분포를 추정하기 위해서 부츠트래핑(Bootstrapping) 방식이 활용된다. 부츠트래핑 방식은 기본적으로 환원무선표집(Random Sampling with Replacement)에 기초한다(Efron, 1987). 부츠트래핑 방식을 활용하여 매개효과의 경험적 분포는 아래와 같은 절차를 통해서 추정된다(Cheung, 2009; Hayes, 2013)¹¹⁾.

1) 사례 수가 N인 표본을 활용하여 매개효과 ab를 추정한다. 경험적 분포를 추정하는 부츠트래핑에서는 표본을 일종의 모집단으로, 표본에서 추정된 매개효과 추정치를 모수로

11) 부츠트래핑 방식은 일반 상용통계프로그램을 활용하여 이루어질 수 없다. 하지만, SPSS의 PROCESS Macro(Hayes, 2013)을 활용하여 부츠트래핑을 실시할 수 있다.

간주한다.

2) 사례 수가 N 인 표본에서 N 개의 사례를 추출한다. 표집에서 환원표집을 실시하기 때문에 동일한 관찰이 여러 번 포함될 수 있다.

3) 표집된 관찰들을 대상으로 매개효과 ab 를 추정한다.

4) 2번부터 3번의 절차를 일정 수 이상 반복하여 다수의 추정된 ab 를 갖는다. 일반적으로 10,000회 이상이 권장된다.

5) 10,000개의 추정된 ab 를 바탕으로 경험적 분포를 그린다.

6) ab 의 경험적 분포의 평균은 모집단으로 간주된 원표본에서의 ab 값과 동일한 값을 갖도록 경험적 분포를 교정한다. 예를 들어 경험적 분포의 평균이 원표본의 값보다 0.02만큼 적다면, 경험적 분포의 모든 관찰 값에 0.02만큼 더해준다.

7) ab 의 경험적 분포를 바탕으로 2.5 백분위점수(Percentile)과 97.5 백분위 점수를 구한다. 이를 바탕으로 95% 신뢰구간(Confidence Interval)을 구한다.

8) 추정된 95%의 신뢰구간을 근간으로 통계적 의사결정을 내린다. 즉, 신뢰구간이 0을 포함하지 않으면 매개효과는 유의수준 .05에서 통계적으로 유의하다고 결론내린다.

경험적 분포는 이론적 모형을 가정하기 않기 때문에 매개효과의 비대칭성을 반영한다. 그러므로 경험적 분포를 활용한 부츠트래핑 방식의 통계적 유의도 검증이 보다 높은 검정력을 제공하기 때문에 사용이 권장된다(Shrout & Bolger, 2002).

매개효과의 결과 해석 및 보고

매개모형은 변수들 간의 관계성의 매커니즘을 가정하고 이를 검증하는 것이 때문에 매개효과의 보고는 일반적으로 경로모형(Path Model)이 활용된다. 경로모형을 활용하여 각 경로의 회귀계수를 보고함으로써 매개효과의 유의성을 보고할 수 있다. 일반적으로 경로모형에서는 표준화 회귀계수가 보고된다.

단순매개모형에서는 한 개의 매개효과가 존재하기 때문에 보고되어야 할 효과는 하나이다. 이에 반해서, 매개변수가 2개 이상 포함된 모형에서는 개별 매개효과 뿐만 아니라 총 매개효과가 보고되어야 한다. 이에 덧붙여서, 각 개별 매개효과의 크기를 비교한 결과도 이론적으로 흥미로울 수 있다¹²⁾. 비교 결과를 통해서 예측변수와 준거변수 간의 관련성에 상대적으로 큰 역할을 하는 매개변수를 찾아낼 수 있다(MacKinnon, 2000).

조건화 과정 모형

조절효과는 예측변수와 준거변수의 관계가 제3 변수인 조절변수의 수준에 따라서 달라지는 것을 의미한다. 이에 반해서, 매개효과는 예측변수와 준거변수의 관계를 제3 변수인 매개변수가 전달하는 것을 의미한다. 조절효과는 관련성의 집단 차이를 의미하기 때문에 매개모형과 조절모형의 통합이 가능하다(Edwards

12) 매개효과의 크기의 비교도 부츠트래핑 방식을 사용한 경험적 분포를 활용하여 이루어질 수 있다. 매개효과의 비교에서는 ab 가 아닌 ' $a_1b_1 - a_2b_2$ '의 경험적 분포를 구하고 이를 활용하여 통계적 의사결정을 내린다.

& Lambert, 2007; Hayes, 2013; Muller, Judd, & Yzerbyt, 2005; Preacher, Rucker, & Hayes, 2007). Muller 등(2005)은 두 모형들이 통합은 매개효과가 조절되는 경우(Moderated Medation)와 조절효과가 매개되는 경우(Mediated Moderation)로 나누었다. 이에 반해서, Hayes(2013)은 조건화과정모형(Conditional Process Models)으로 두 경우를 통합하여 일반화하였다. 따라서 본 연구에서는 Hayes의 조건화과정모형에 대하여 간략하게 소개하도록 하겠다.

조건화 과정 모형

조건화 과정 모형은 매개모형이 제3 변수인 조절변수의 수준에 따라서 달라지는 것을 의미한다. 따라서 매개모형을 검증하는 단계에서 제3 변수인 조절변수가 포함된다(그림 4 참조). 그림 5의 (c)에서 조건화 과정 모형의 통계적 모형이 표시되었다. 그러므로 단순매개모형에서는 매개효과를 구성하는 2단계와 3단계에서의 회귀모형에 조절변수 및 상호작용항이 포함된다¹³⁾.

Baron과 Kenny(1986)가 제안한 매개효과모형의 검증 2단계에서의 수식이 아래와 같이 변경된다.

$$M = b_{0M} + b_{1M}X + b_{2M}W + b_{3M}XW + e_M \quad (6)$$

<식 6>은 <식 2>에서 이루어진 것처럼 X

13) 조건화과정모형에서의 하위모형들에 대한 통계적 유의도 검증은 경험적 분포를 활용하는 부스트래핑 방식을 활용하여 이루어진다. 조건화과정모형에 대한 부스트래핑은 SPSS PROCESS Macro (Hayes, 2013)에서 실행될 수 있다.

를 포함하는 항과 그렇지 않은 항으로 구분할 수 있다.

$$M = (b_{0M} + b_{2M}W) + (b_{1M} + b_{3M}W)X + e_M \quad (7)$$

이와 동일하게 Baron과 Kenny 방식에서 3단계와 4단계에서 사용된 수식도 아래와 같이 변경된다.

$$Y = b_{0Y} + b_{1Y}X + b_{2Y}M + b_{3Y}Z + b_{0Y}MZ + e_Y \quad (8)$$

<식 8>도 <식 2>에서 이루어진 것과 동일한 방식으로 M을 포함하는 항과 그렇지 않은 항으로 구분할 수 있다.

$$Y = (b_{0Y} + b_{3Y}Z) + (b_{1Y} + b_{0Y}Z)X + b_{2Y}M + e_Y \quad (9)$$

<식 7>과 <식 9>을 바탕으로 조건화 과정모형에서의 매개효과를 계산된다.

$$\text{매개효과} = (b_{1M} + b_{3M}W) * (b_{2Y} + b_{0Y}Z) \quad (10)$$

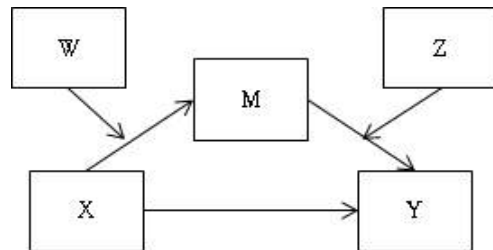


그림 4. 조건화 과정 모형(Conditional Process Model)

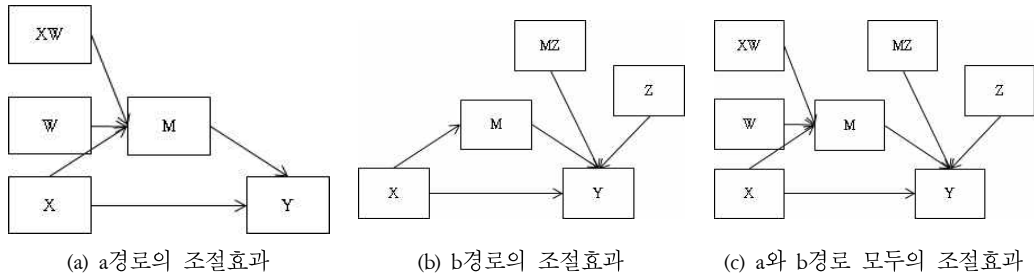


그림 5. 조건화 과정의 통계적 모형

따라서 조건화 과정 모형에서의 매개효과는 제3 변수 W와 Z의 수준에 따라서 달라진다. 예측변수가 매개변수와 가지는 관련성은 제3 변수 W에 의하여 조절된다. 이에 덧붙여서, 매개변수가 준거변수와 가지는 관련성은 제3 변수 Z에 의해서 조절된다.

조건화 과정 모형에서 매개효과가 조절변수들에 의해서 달라지는 경우에는 매개효과 추정값이 조절변수의 수준에 의해서 달라짐을 그림으로 표시할 수 있다. 즉, 매개효과에 해당하는 기울기의 값을 조절변수의 수준에 따라서 별도로 그린다.

조절된 매개효과(Moderated Mediation)

조건화 과정 모형은 다양한 모형들을 하위 범주로 가지게 된다(그림 5. 참조); 1) 예측변수가 매개변수와 가지는 관계가 제3 변수에 의해서 조절되는 경우, 2) 매개변수가 준거변수와 가지는 관계가 제3 변수에 의해서 조절되는 경우, 3) 매개변수의 효과를 통제 한 이후에, 예측변수가 준거변수와 가지는 관계가 제3 변수에 의해서 조절되는 경우. 이러한 4개의 경우들 중에서 Muller, Judd와 Yzerbyt(2005)에 따르면 2번 경우는 조절된 매개효과(Moderated Mediation)를 나타낸다. 일반적으로 매개효과가 집단 수준별로 차이가 나는 경우에는 매개효

과가 조절되었다고 하여 조절된 매개효과라고 부른다. 조절된 매개효과는 매개효과 수준이 조절변수 Z의 수준에 의해서 달라짐을 그림으로 표시할 수 있다. 예를 들어, 설정훈과 박수현의 연구(2015)에서는 대한민국 해군 장병을 대상으로 스트레스와 정신건강 문제의 관련성에서 정서조절전략의 매개효과를 검증하였다. 이에 덧붙여서, 정서조절전략의 매개효과가 지각된 사회적 지지의 수준에 따라서 달라지는지를 검증하였다. 결과적으로 설정훈과 박수현(2015)는 지각된 사회적 지지와 관련된 조절된 매개효과(Moderated Mediation Effects)를 검증하였다.

매개된 조절효과(Mediated Moderation)

Muller, Judd와 Yzerbyt(2005)에 따르면 조건화 과정 모형의 1번 경우는 매개된 조절효과(Mediated Moderation)를 나타낸다. 그러므로 매개된 조절효과는 예측변수 X와 조절변수 W의 상호작용효과가 매개변수 M에 의해서 전달되어 준거변수인 Y에 영향을 미치는 효과를 말한다. 매개된 조절효과는 매개효과 수준이 조절변수 W의 수준에 의해서 달라짐을 그림으로 표시할 수 있다. 조용래(2011)는 한국 대학생을 대상으로 자기자비와 심리적 건강 간의 관련성에서 스트레스의 조절효과가 탈중심

화에 의해서 매개되는 가설을 설정하고 이를 검증하였다. 이를 구체적으로 살펴보면, 자기 자비와 스트레스의 상호작용효과가 탈중심화를 매개로 심리적 건강에 영향을 미치는 매커니즘을 가정하고 검증하였다.

논 의

본 연구에서는 조절효과와 매개효과 개념적 정의와 두 효과 모형이 통합되는 모형이 소개되었다. 이에 덧붙여서, 조절효과와 매개효과를 검증하는 연구문제와 가설의 설정과 회귀모형을 사용하여 각각의 모형들을 검증하는 방법이 소개되었다.

본 논문에서 소개된 방법들은 나름의 장점을 가지고 있지만 제한점 및 고려해야 할 점을 가지고 있다. 이를 구체적으로 기술하면 아래와 같다.

첫째, 본 연구에서 소개된 모형들은 경로분석에 기초하고 있다. 구조방정식모형과는 달리 OLS 회귀분석에 기초한 경로분석에서는 변수의 측정오차(measurement error)가 통제되지 않는다. 그러므로 본 연구에서 소개된 방법을 사용하여 조건화 과정모형을 검증하기 위해서는 신뢰도가 높은 척도를 사용되어야 할 것이다. 현실적으로, 신뢰도가 높은 척도를 활용할 수 없는 경우에는 측정오차를 통제할 수 있는 구조방정식 모형을 사용하는 것을 고려하는 것이 필요하다(Kline, 2006).

둘째, 예측변수와 조절변수의 대칭성으로 인하여 이론에 근거하여 조절변수의 설정이 필요하다. <식 1>에서 보듯이 b_3 는 예측변수의 효과가 조절변수에 의해서 달라지는 정도를 나타낸다. <식 1>에서는 예측변수와 조절

변수의 구분이 불가능하다. 즉, b_3 는 조절변수의 효과가 예측변수의 수준에 의해서 달라지는 정도 역시 나타낸다. 그러므로 조절변수와 예측변수의 구분은 이론 및 선행연구에 의해서 사전에 결정되어야 한다.

셋째, 매개효과와 통계적 유의성 검증을 실시함에 있어서, 이론적 분포를 가정하는 Sobel의 Z검증을 실시하는 대신에 부츠트래핑 방식이 사용되어야 할 것이다.

참고문헌

- 권용철, 유성은 (2013). 경찰관의 외상후 스트레스 장애 (PTSD) 증상과 관련된 인지적, 정서적 특성. 한국심리학회지: 임상, 32(3), 649-665.
- 김민주, 하은혜 (2013). 청소년의 ADHD 증상이 또래관계 질에 미치는 영향에서 실행기능의 매개효과. 한국심리학회지: 임상, 33(2), 313-330.
- 김인혜, 이영호 (2014). 사회 문화적 영향, 신체불만족, 대처방식 및 이분법적 사고가 폭식행동과 절식행동에 미치는 영향. 한국심리학회지: 임상, 33(2), 315-339.
- 김현지, 권정혜 (2012). 노인의 삶의 의미와 자살생각 간의 관계: 지각된 사회적 지지와 회피적 대처양식의 매개효과. 한국심리학회지: 임상, 31(2), 589-606.
- 노상선, 조용래, 최미경 (2014). 대학생의 자기 자비와 생활 스트레스가 자살생각에 미치는 영향: 반추와 우울의 매개 역할. 한국심리학회지: 임상, 33(4), 735-757.
- 박광배 (2003). 변량분석과 회귀분석. 서울: 학지사.

- 서영석 (2010). 상담심리 연구에서 매개효과와 조절효과 검증: 개념적 구분 및 자료 분석 시 고려 사항. *한국심리학회지: 상담 및 심리치료*, 22(4), 1147-1168.
- 설정훈, 박수현 (2015). 해군 장병의 스트레스와 인지적 정서조절전략이 정신건강 문제에 미치는 영향. *한국심리학회지: 임상*, 34(2), 553-578.
- 이민경, 김은정 (2013). 모의 과보호와 청소년의 행동억제기질 및 청소년 걱정과의 관계: 지각된 통제의 매개효과. *한국심리학회지: 임상*, 32(1), 77-96.
- 이종선, 강민철, 조현주 (2012). 외적 속박감이 자살사고에 미치는 영향: 부정적 정서의 매개효과 및 정서대처 탄력성의 조절효과. *한국심리학회지: 임상*, 31(4), 883- 905.
- 조용래 (2011). 자기 자비, 생활 스트레스 및 탈중심화가 심리적 건강에 미치는 효과: 매개중재모형. *한국심리학회지: 임상*, 30(3), 767-787.
- Aiken, L. S., & West, S. G. (1991). *Multiple regression: Testing and interpreting interactions*. Sage: Newbury Park, London.
- Alwin, D. F., & Hauser, R. M. (1975). The decomposition of effects in path analysis. *American Sociological Review*, 37-47.
- Aroian, L. A. (1947). The probability function of the product of two normally distributed variables. *The Annals of Mathematical Statistics*, 265-271.
- 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.
- Bauer, D. J., & Curran, P. J. (2005). Probing interactions in fixed and multilevel regression: Inferential and graphical techniques. *Multivariate Behavioral Research*, 40(3), 373-400.
- Cheung, M. W. (2009). Comparison of methods for constructing confidence intervals of standardized indirect effects. *Behavior Research Methods*, 41(2), 425-438.
- Cheng, G. W., & Lau, R. S. (2008). Testing mediation and suppression effects of latent variables. *Organizational Research Methods*, 2, 296-325.
- Cohen, J., Cohen, P., West, S. G., & Aiken, L. S. (2013). *Applied multiple regression/correlation analysis for the behavioral sciences*. Routledge.
- Edwards, J. R., & Lambert, L. S. (2007). Methods for integrating moderation and mediation: a general analytical framework using moderated path analysis. *Psychological Methods*, 12(1), 1-22.
- Efron, B. (1987). Better bootstrap confidence intervals. *Journal of the American statistical Association*, 82(397), 171-185.
- Hayes, A. F. (2009). Beyond Baron and Kenny: Statistical mediation analysis in the new millennium. *Communication Monographs*, 76(4), 408-420.
- Hayes, A. F. (2013). *Introduction to mediation, moderation, and conditional process analysis: A regression-based approach*. Guilford Press.
- Hedges, L. V., & Olkin, I. (2014). *Statistical Method for Meta-Analysis*. Academic press.
- Kline, R. B. (2010). *Principles and Practice of Structural Equation Modeling (3rd Ed.)*. Guilford.

- MacCallum, R. C., & Austin, J. T. (2000). Applications of structural equation modeling in psychological research. *Annual Review of Psychology, 51*(1), 201-226.
- MacCallum, R. C., Zhang, S., Preacher, K. J., & Rucker, D. D. (2002). On the practice of dichotomization of quantitative variables. *Psychological Methods, 7*(1), 19-40.
- MacKinnon, D. P. (2008). *Introduction to Statistical Mediation Analysis*. Routledge.
- MacKinnon, D. P. (2000). Contrasts in multiple mediator models. *Multivariate Applications in Substance Use Research: New Methods for New Questions, 141-160*.
- MacKinnon, D. P., Krull, J. L., & Lockwood, C. M. (2000). Equivalence of the mediation, confounding and suppression effect. *Prevention Science, 1*(4), 173-181.
- 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.
- Maxwell, S. E., & Delaney, H. D. (1993). Bivariate median splits and spurious statistical significance. *Psychological Bulletin, 113*(1), 181-191.
- Muller, D., Judd, C. M., & Yzerbyt, V. Y. (2005). When moderation is mediated and mediation is moderated. *Journal of Personality and Social Psychology, 89*(6), 852-863.
- Preacher, K. J., Rucker, D. D., & Hayes, A. F. (2007). Addressing moderated mediation hypotheses: Theory, methods, and prescriptions. *Multivariate Behavioral Research, 42*(1), 185-227.
- Preacher, K. J., & Selig, J. P. (2012). Advantages of Monte Carlo confidence intervals for indirect effects. *Communication Methods and Measures, 6*(2), 77-98.
- Selig, J. P., & Preacher, K. J. (2009). Mediation models for longitudinal data in developmental research. *Research in Human Development, 6*(2-3), 144-164.
- Shrout, P. E., & Bolger, N. (2002). Mediation in experimental and nonexperimental studies: new procedures and recommendations. *Psychological Methods, 7*(4), 422-445.
- 원고접수일 : 2015. 10. 07.
수정원고접수일 : 2015. 10. 29.
게재결정일 : 2015. 10. 29.

<Special Section>

Differences and Combinations of Moderational and Mediational Effects: Definitions and Statistical Testing

Young Il Cho

Ji-Hyun Kim

Woo-Ri Han

Yu-Jung Jo

Sungshin Women's University, Department of Psychology

The aim of this study was to compare the definition and assumptions of mediated and moderated effects frequently used in recent clinical research and to introduce a combination of the models verifying these two effects. First, difference of research questions and hypotheses, verification of each effect is attempted, is discussed through comparison of the models of these two effects. Differences in discussion of advance research for each research problem and hypothesis testing were also presented. Second, differences between conceptual models and statistical models of moderated and mediated effects were described to explain mistakes many clinical psychologists make in the process of verifying the models of these two effects. Third, considerations and methods used in performance of statistical significance tests for mediated and moderated effects are followed. Last, conditional process models, combining models verifying moderated effects and models verifying mediated effects, are presented. Under the framework of the conditional process models, integration of mediated moderational effects and moderated mediational effects is presented.

Key words : Moderational Effects, Mediational Effects, Moderated Mediation, Mediated Moderation, OLS Regression