

고급심리통계 12.

## 매개효과분석(mediation analysis)

덕성여자대학교 대학원 심리학과

2020년 11월 25일 (수)

## 주요참고문헌:

- Hayes, A. F. (2013). **Introduction to Mediation, Moderation, and Conditional Process Analysis.**
- Hayes, A. F. 이형권 편역. (2015). **PROCESS macro를 이용한 매개분석, 조절분석 및 조절된 매개 분석.**

# 차례

## 4. 단순매개모형

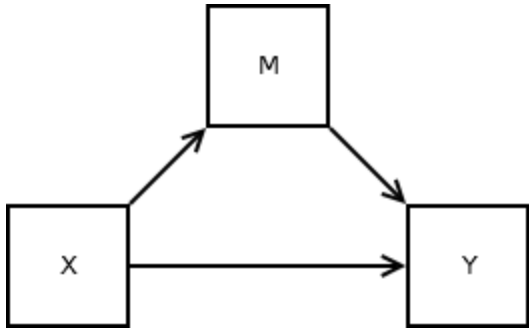
1. 단순매개모형(simple mediation model)
2. 독립변수의 총효과(total effect)와 직접효과(direct effect) 및 간접효과(indirect effect)
3. 통계적 추론(statistical inference)

## 6. 매개분석의 기타주제

1. Baron and Kenny의 방법
2. 혼동효과(중첩, 교락, confounding)와 인과순서(causal order)
3. 효과크기

## 4. 매개분석결과 보고(reporting a mediation analysis)

## 4.1 단순매개모형



원인변수 X에 따른 결과변수 Y의 변화를 확인했다면,  
자연스러운 다음 단계는 "**어떻게**" 원인(X)가 결과(Y)에 이르게 되는지를 연구하는 것이다.

또는, 원인변수 X가 어떠한 경로로 결과 변수 Y에 영향을 미치는지를 분석하는 것이다.

## 4.1 단순매개모형의 예

1. Tal-Or et al.(2010) 의 미디어 영향력 연구(참고문헌 4.3)
2. Pollack et al.(2012) 의 경제적 스트레스 연구(참고문헌 4.5)

## 4.1 단순매개모형

### 모형

$$M = i_1 + aX + e_M$$

$$Y = i_2 + c'X + bM + e_Y$$

$i_1, i_2$  : 회귀상수,  $e_M, e_Y$  : 잔차,  $a, b, c'$  : 회귀계수

## 4.2 단순매개모형

독립변수( $X$ )의 총효과, 직접효과, 간접효과

$$M = i_1 + aX + e_M$$

$$Y = i_2 + c'X + bM + e_Y$$

$c'$  : 직접효과

$a \times b$  : 간접효과

$c' + a \times b$  : 총효과

$$Y = i_3 + cX$$

$c = c' + a \times b$  : 총효과

# 단순매개모형

## 간접효과의 추론

1. 정규이론방법(Normal theory)
2. 부트스트랩 신뢰구간
  - 백분위 부트스트랩(Percentile bootstrap)
  - 편의수정(bias-corrected) 부트스트랩
  - 몬테카를로(Monte Carlo)
  - 적분포(Distribution of the product)



## 4.3 단순매개모형의 간접효과 추론

### 정규이론방법

- Sobel 검정(Sobel test), 델타방법(delta method), 혹은 계수들의 적(product of coefficients) 방법이라고 불린다.
- 표본에서 얻은  $\hat{a}\hat{b}$ 는 표본에 따라 달라진다. 따라서  $\hat{a}\hat{b}$ 의 표본 분포를 안다면,  $ab$ 에 대한 가설 검정을 할 수 있을 것이다.
- 정규이론 방법은  $\hat{a}\hat{b}$ 가 정규분포를 따른다고 가정한다.

## 4.3 단순매개모형의 간접효과 추론

### 정규이론방법

- $\hat{a}\hat{b}$ 의 표준 오차 추정량은 다음의 두 가지 방법을 사용한다.
  - 1차 표준오차추정량  $se_{ab} = \sqrt{a^2 se_b^2 + b^2 se_a^2}$
  - 2차 표준오차추정량  $se_{ab} = \sqrt{a^2 se_b^2 + b^2 se_a^2 + se_a^2 se_b^2}$
- $\hat{a}\hat{b}$ 의 분포는 대부분 정규분포와 다르다(Bollen & Stine, 1990; Stone & Sobel, 1990).
- 검정력이 다른 검정방법에 비해 낮고, 신뢰구간도 부정확하다(MacKinnon et al., 2004).

## 4.3 단순매개모형의 간접효과 추론

### 여러 방법의 비교

1. 정규이론방법(Normal theory) : PROCESS/normal=1
2. 백분위 부트스트랩(Percentile bootstrap) : PROCESS/percent=1
3. 편의수정(bias-corrected) 부트스트랩 : 요즘 가장 권장되는 방법이지만  $a, b$  중 하나가 0이라면 1종 오류가 증가한다. (PROCESS의 기본값) : PROCESS/boot=xxx 의 기본값
4. 몬테카를로(Monte Carlo) : PROCESS/mc = 1
5. 적분포(Distribution of the product)
  - 대부분의 경우 비슷한 결과를 내놓는다.

# 단순매개모형 분석의 실제(준비)

- Data : Tal-Or et al.(2010) 의 미디어 영향력 연구(참고문헌 4.3)
  - R `psych::Tal.Or`
  - [Hayes\(2013\) 데이터](#)
- 경로 분석
  - R `lavaan::sem(model= , data= )`

# 단순매개모형 분석의 실제

## 미디어영향력 연구(Hayes, 2013, 4.3)

```
library(lavaan)

model = "
reaction ~ cond + pmi
pmi ~ cond
"

fit1 <- sem(model, data=dat)
```

# 단순매개모형 분석의 실제

## 미디어영향력 연구(Hayes, 2013, 4.3)

```
library(lavaan)

model = "
reaction ~ cond + r.p*pmi
pmi ~ p.c*cond
indirect1:= r.p*p.c
"

fit1 <- sem(model, data=dat)
```

# 단순매개모형 분석의 실제

## 미디어영향력 연구(Hayes, 2013, 4.3)

```
library(lavaan)

model = "
reaction ~ r.c*cond + r.p*pmi
pmi ~ p.c*cond
indirect1:= r.p*p.c
total:=r.c + indirect1
"

fit1 <- sem(model, data=dat)
```

# 단순매개모형 분석의 실제

## 여러 가지 검정 및 추정 방법

```
fit1 <- sem(model, data=dat)
fit2 <- sem(model, data=dat, se='bootstrap', bootstrap=1000)
fit3 <- sem(model, data=dat, mimic = 'Mplus') # mimic = 'EQS'

parameterEstimate(fit1)
parameterEstimate(fit2, boot.ci.type='perc')
parameterEstimate(fit2, boot.ci.type='bca.simple')
parameterEstimate(fit3)
```



# 단순매개모형 분석의 실제

## 미디어영향력 연구(Hayes, 2013, 4.3)

### SPSS PROCESS macro

```
process vars=pmi cond reaction/y=reaction/x=cond/m=pmi/  
total=1/normal=1/boot=10000/model=4.
```

- data file : hayes2013data/pmi/
- x, y, z : 원인변수, 결과변수, 매개변수  
normal = 1 : Sobel 검정  
boot = 10000 : 부트스트랩 표본(bootstrap sample)의 수  
model = 4 : 병렬매개모형(parallel mediation model)

- 참고: [PROCESS Models](#)

# 단순매개모형 분석의 실제

## 경제적 스트레스 연구(Hayes, 2013, 4.5)

### SPSS PROCESS macro

```
process vars=estress affect withdraw/y=withdraw/x=estress/  
m=affect/total=1/boot=10000/normal=1/model=4.
```

- data file : hayes2013data/estress/
- x, y, z : 원인변수, 결과변수, 매개변수  
normal = 1 : Sobel 검정  
boot = 10000 : 부트스트랩 표본(bootstrap sample)의 수  
model = 4 : 병렬매개모형(parallel mediation model)

## 5. 다중매개모형

### 병렬다중매개모형

```
library(lavaan) # install.packages('lavaan')

model = "
reaction ~ r.c*cond + r.p*pmi + r.i*import
import ~ i.c*cond
pmi ~ p.c*cond
indirect1:= r.p*p.c
indirect2:= r.i*i.c"

fit1 <- sem(model, data=dat)
```

## 6.1 Baron & Kenny의 접근

### 인과단계접근법(causal step approach)

1. 총효과 검정

$$Y = i_1 + cX + e_1$$

2. 매개효과 검정

$$M = i_2 + aX + e_2$$

3. 매개효과 검정 2

$$Y = i_4 + c'X + bM + e_3$$

## 6.1 Baron & Kenny의 접근

### 인과단계접근법(causal step approach)

1. 매개효과 존재

$$ab \neq 0$$

2. 완전매개(full mediation, complete mediation)

$$c = 0$$

3. 부분매개(partial mediation)

$$c \neq 0$$

## 6.1 Baron & Kenny의 접근의 문제

1. 간접효과( $ab \neq 0$ )를 직접 검정하지 못하고, 여러 단계( $a \neq 0, b \neq 0$ )를 거쳐 검정한다.
2. 간접효과가 존재하기 위해 반드시 총효과가 있어야 하는 것은 아니다.
3. 검정력이 낮다.

## 6.2 혼동효과와 인과순서

- 인과관계를 알아보는 가장 확실한 방법은 무작위 배정( $X$ )
- 하지만,  $M$ 이  $Y$ 에 미치는 영향에 대해서는 "인과성"을 확신할 수 없다.
- 한 가지 해결방법은  $M$ 과  $Y$ 에 동시에 영향을 미치는 변수를 통제하는 것이다.

## 6.3 효과크기

### 1. 부분표준화효과

$$c'_{ps} = \frac{c'}{SD_Y}, ab_{ps} = \frac{ab}{SD_Y}$$

### 2. 완전표준화효과

$$c'_{cs} = \frac{SD_X \cdot c'}{SD_Y} = SD_X \cdot c'_{ps},$$

$$ab_{cs} = \frac{SD_X \cdot ab}{SD_Y} = SD_X \cdot ab_{ps}$$

```
fit <- sem(model, data=dat, std.ov = TRUE)
```



## 그 밖의 설정 사항

```
fit2 <- sem(model, data=dat,  
            se='bootstrap', bootstrap=1000,  
            std.ov = TRUE,  
            control = list(iter.max=1000))
```