



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

조영일 교수 지도

석사학위 청구논문

구조방정식모형에서 상호작용효과
검증

: PPI, OPI와 LMS를 중심으로

2020

성신여자대학교 대학원

심리학과

이나라

구조방정식모형에서 상호작용효과 검증

:PPI, OPI, LMS를 중심으로

조 영 일 교수 지도

이 논문을 석사학위논문으로 제출함

2020년 6월

성신여자대학교 대학원

심리학과

이 나 라

인 준 서

이나라의 석사학위 논문으로 인준함

2020년 6월

심사위원장 (인)

심 사 위 원 (인)

심 사 위 원 (인)

성신여자대학교 대학원

논문개요

본 논문은 다양한 연구 조건에서 3가지 분석 방법(PPI, OPI, LMS)을 사용하여 구조방정식의 상호작용효과를 비교해보는 시뮬레이션 연구이다. 구조 방정식에서의 상호작용효과를 비교를 위해서 2개의 연구문제가 제시되었다. 세부적으로는 연구1은 4개의 가설로 구성되었으며, 연구2는 5개의 가설로 구성되었다. 2개의 연구에서는 다섯 개의 조작변수(사례수, 상호작용 효과 수준, 잠재 변인끼리의 상관, 지표 변인의 요인 부하량, 상호작용 효과 분석 방법)가 사용되었다. 조작변수의 수준에 따라서 4(사례수)*2(상호작용 효과 수준)*3(잠재 변인끼리의 상관)*2(지표 변인의 요인 부하량)*3(상호작용 효과 분석 방법)로 총 144개의 조건을 설정하였다. 각각의 조건은 1000번씩 반복하여 생성되었다. 데이터의 생성은 Mplus 8과 통계프로그램 R을 사용하여 생성하였다.

연구1에서는 조작 변수의 수준에 따른 상호작용효과의 1종 오류를 관찰하였다. 분석 결과, 상호작용의 효과는 사례수, 상호 작용 효과 수준, 잠재 변인끼리의 상관, 지표 변인의 요인 부하량, 상호작용 효과 분석 방법에서는 유의미한 차이가 관찰되지 않았다.

연구2에서는 조작 변수의 수준에 따른 상호작용효과의 검정력을 관찰하였다. 분석 결과, 지표 변인의 요인 부하에 따른 검정력은 차이가 없었으며, 사례수가 증가 할수록, 잠재 변인끼리의 상관이 커질수록 검정력은 증가하였다. 또한 상호작용 효과의 분석 방법에서 PPI, OPI, LMS의 순서로 검정력이 증가하는 것이 관찰되었다.

본 연구에서는 5가지의 조작 변수를 사용하여 연구자가 연구를 진행할 때 발생할 수 있는 다양한 조건을 형성하여, 상호작용효과 검증에서 효율적인

방법을 제시하였다는데 의의가 있다. 마지막으로 본 연구의 한계점과 후속 연구를 위한 제언을 논의하였다.

주요어 : 구조방정식, 상호작용효과, 조절효과, PPI, OPI, LMS, 시뮬레이션 R

목 차

논문개요

I. 서론	1
1. 연구의 필요성 및 목적	1
II. 이론적 배경	12
1. 곱 지표변수 접근법	12
1) PI 방식	12
2) PPI 방식	24
3) OPI 방식	31
2. 분포 분석 접근법	36
III. 연구문제 및 가설	40
IV. 연구방법	41
1. 자료 생성	41
1) 몬테카를로 시뮬레이션 조건	42
2) 제 1종 오류(Type 1 error)	43
3) 검정력(power)	43
2. 자료 분석	43

V. 연구결과	46
1. 상호작용 효과가 존재하지 않는 모형	46
1) 조작 변수가 모수 추정의 1종 오류에 미치는 효과	47
2. 상호작용 효과가 존재하는 모형	90
1) 조작 변수가 검정력에 미치는 효과	90
VI. 논의	160
1. 상호작용 효과가 존재하지 않는 모형	160
2. 상호작용 효과가 존재하는 모형	162
3. 종합논의	164

참고문헌

ABSTRACT(영문초록)

부록

표 목 차

<표 1> Loading Matrix for Interactive Model	21
<표 2> 지표변수의 요인부하량	28
<표 3> 모형에 따른 세부 조건	46
<표 4> 사례수 수준에 따른 PPI 방식의 1종 오류 (loading=0.7, 0.7, 0.7)	48
<표 5> 사례수 수준에 따른 PPI 방식의 1종 오류 (loading=0.5, 0.7, 0.9)	48
<표 6> 사례수 수준에 따른 OPI 방식의 1종 오류 (loading=0.7, 0.7, 0.7)	50
<표 7> 사례수 수준에 따른 OPI 방식의 1종 오류 (loading=0.5, 0.7, 0.9)	51
<표 8> 사례수 수준에 따른 LMS 방식의 1종 오류 (loading=0.7, 0.7, 0.7)	53
<표 9> 사례수 수준에 따른 LMS 방식의 1종 오류 (loading=0.5, 0.7,	

0.9)	54
<표 10> 잠재 변수의 상관에 따른 PPI 분석의 1종 오류 (loading=0.7, 0.7, 0.7)	56
<표 11> 잠재 변수의 상관에 따른 PPI 분석의 1종 오류 (loading=0.5, 0.7, 0.9)	57
<표 12> 잠재 변수의 상관에 따른 OPI 분석의 1종 오류 (loading=0.7, 0.7, 0.7)	59
<표 13> 잠재 변수의 상관에 따른 OPI 분석의 1종 오류 (loading=0.5, 0.7, 0.9)	60
<표 14> 잠재 변수의 상관에 따른 LMS 분석의 1종 오류 (loading=0.7, 0.7, 0.7)	62
<표 15> 잠재 변수의 상관에 따른 LMS 분석의 1종 오류 (loading=0.5, 0.7, 0.9)	63
<표 16> 지표 변수의 요인부하에 따른 PPI 분석의 1종 오류 ($corr(f_1, f_2) = 0.2$)	65
<표 17> 지표 변수의 요인부하에 따른 PPI 분석의 1종 오류 ($corr(f_1, f_2) = 0.3$)	66

<표 18> 지표 변인의 요인부하에 따른 PPI 분석의 1종 오류 ($corr(f_1, f_2) = 0.4$)	67
<표 19> 지표 변인의 요인부하에 따른 OPI 분석의 1종 오류 ($corr(f_1, f_2) = 0.2$)	70
<표 20> 지표 변인의 요인부하에 따른 OPI 분석의 1종 오류 ($corr(f_1, f_2) = 0.3$)	71
<표 21> 지표 변인의 요인부하에 따른 OPI 분석의 1종 오류 ($corr(f_1, f_2) = 0.4$)	72
<표 22> 지표 변인의 요인부하에 따른 LMS 분석의 1종 오류 ($corr(f_1, f_2) = 0.2$)	75
<표 23> 지표 변인의 요인부하에 따른 LMS 분석의 1종 오류 ($corr(f_1, f_2) = 0.3$)	76
<표 24> 지표 변인의 요인부하에 따른 LMS 분석의 1종 오류 ($corr(f_1, f_2) = 0.4$)	77
<표 25> 분석 방법에 따른 1종 오류($loading = 0.7, 0.7, 0.7,$ $corr(f_1, f_2) = 0.2$)	80

<표 26> 분석 방법에 따른 1종 오류($\text{loading} = 0.7, 0.7, 0.7,$ $\text{corr}(f_1, f_2) = 0.3$)	81
<표 27> 분석 방법에 따른 1종 오류($\text{loading} = 0.7, 0.7, 0.7,$ $\text{corr}(f_1, f_2) = 0.4$)	82
<표 28> 분석 방법에 따른 1종 오류($\text{loading} = 0.5, 0.7, 0.9,$ $\text{corr}(f_1, f_2) = 0.2$)	85
<표 29> 분석 방법에 따른 1종 오류($\text{loading} = 0.5, 0.7, 0.9,$ $\text{corr}(f_1, f_2) = 0.3$)	86
<표 30> 분석 방법에 따른 1종 오류($\text{loading} = 0.5, 0.7, 0.9,$ $\text{corr}(f_1, f_2) = 0.4$)	87
<표 31> 연구2의 모형에 따른 세부 조건	90
<표 32> 사례수 수준에 따른 PPI 방식의 검정력($r_3 = 0.2, \text{loading} = 0.7, 0.7,$ 0.7)	91
<표 33> 사례수 수준에 따른 PPI 방식의 검정력($r_3 = 0.2, \text{loading} = 0.5, 0.7,$ 0.9)	91
<표 34> 사례수 수준에 따른 PPI 방식의 검정력($r_3 = 0.3, \text{loading} = 0.7, 0.7,$	

0.7)	92
<표 35> 사례수 수준에 따른 PPI 방식의 검정력($r_3 = 0.3$, loading=0.5 0.7, 0.9)	92
<표 36> 사례수 수준에 따른 OPI 방식의 검정력($r_3 = 0.2$, loading=0.7, 0.7, 0.7)	95
<표 37> 사례수 수준에 따른 OPI 방식의 검정력($r_3 = 0.2$, loading=0.5 0.7, 0.9)	95
<표 38> 사례수 수준에 따른 OPI 방식의 검정력($r_3 = 0.3$, loading=0.7, 0.7, 0.7)	96
<표 39> 사례수 수준에 따른 OPI 방식의 검정력($r_3 = 0.3$, loading=0.5 0.7, 0.9)	96
<표 40> 사례수 수준에 따른 LMS 방식의 검정력($r_3 = 0.2$, loading=0.7, 0.7, 0.7)	99
<표 41> 사례수 수준에 따른 LMS 방식의 검정력($r_3 = 0.2$, loading=0.5 0.7, 0.9)	99
<표 42> 사례수 수준에 따른 LMS 방식의 검정력($r_3 = 0.3$, loading=0.7,	

0.7, 0.7)	100
<표 43> 사례수 수준에 따른 LMS 방식의 검정력 ($r_3 = 0.3$, loading=0.5 0.7, 0.9)	100
<표 44> 상호작용항의 효과 수준에 따른 PPI 분석의 검정력 ($corr(f_1, f_2) = 0.2$, loading=0.7, 0.7, 0.7)	103
<표 45> 상호작용항의 효과 수준에 따른 PPI 분석의 검정력 ($corr(f_1, f_2) = 0.2$, loading=0.5 0.7, 0.9)	104
<표 46> 상호작용항의 효과 수준에 따른 PPI 분석의 검정력 ($corr(f_1, f_2) = 0.3$, loading=0.7, 0.7, 0.7)	104
<표 47> 상호작용항의 효과 수준에 따른 PPI 분석의 검정력 ($corr(f_1, f_2) = 0.3$, loading=0.5 0.7, 0.9)	105
<표 48> 상호작용항의 효과 수준에 따른 PPI 분석의 검정력 ($corr(f_1, f_2) = 0.4$, loading=0.7, 0.7, 0.7)	105
<표 49> 상호작용항의 효과 수준에 따른 PPI 분석의 검정력 ($corr(f_1, f_2) = 0.4$, loading=0.5 0.7, 0.9)	106
<표 50> 상호작용항의 효과 수준에 따른 OPI 분석의 검정력	

$(corr(f_1, f_2) = 0.2, \text{loading} = 0.7, 0.7, 0.7)$	110
<표 51> 상호작용항의 효과 수준에 따른 OPI 분석의 검정력 $(corr(f_1, f_2) = 0.2, \text{loading} = 0.5, 0.7, 0.9)$	111
<표 52> 상호작용항의 효과 수준에 따른 OPI 분석의 검정력 $(corr(f_1, f_2) = 0.3, \text{loading} = 0.7, 0.7, 0.7)$	111
<표 53> 상호작용항의 효과 수준에 따른 OPI 분석의 검정력 $(corr(f_1, f_2) = 0.3, \text{loading} = 0.5, 0.7, 0.9)$	112
<표 54> 상호작용항의 효과 수준에 따른 OPI 분석의 검정력 $(corr(f_1, f_2) = 0.4, \text{loading} = 0.7, 0.7, 0.7)$	113
<표 55> 상호작용항의 효과 수준에 따른 OPI 분석의 검정력 $(corr(f_1, f_2) = 0.4, \text{loading} = 0.5, 0.7, 0.9)$	117
<표 56> 상호작용항의 효과 수준에 따른 LMS 분석의 검정력 $(corr(f_1, f_2) = 0.2, \text{loading} = 0.7, 0.7, 0.7)$	140
<표 57> 상호작용항의 효과 수준에 따른 LMS 분석의 검정력 $(corr(f_1, f_2) = 0.2, \text{loading} = 0.5, 0.7, 0.9)$	118
<표 58> 상호작용항의 효과 수준에 따른 LMS 분석의 검정력	

$(corr(f_1, f_2) = 0.3, \text{loading} = 0.7, 0.7, 0.7)$	118
<표 59> 상호작용항의 효과 수준에 따른 LMS 분석의 검정력 ($corr(f_1, f_2) = 0.3, \text{loading} = 0.5, 0.7, 0.9$)	119
<표 60> 상호작용항의 효과 수준에 따른 LMS 분석의 검정력 ($corr(f_1, f_2) = 0.4, \text{loading} = 0.7, 0.7, 0.7$)	119
<표 61> 상호작용항의 효과 수준에 따른 LMS 분석의 검정력 ($corr(f_1, f_2) = 0.4, \text{loading} = 0.5, 0.7, 0.9$)	120
<표 62> 잠재 변인의 상관에 따른 PPI 분석의 검정력 ($r_3 = 0.2$)	124
<표 63> 잠재 변인의 상관에 따른 PPI 분석의 검정력 ($r_3 = 0.3$)	125
<표 64> 잠재 변인의 상관에 따른 OPI 분석의 검정력 ($r_3 = 0.2$)	128
<표 65> 잠재 변인의 상관에 따른 OPI 분석의 검정력 ($r_3 = 0.3$)	129
<표 66> 잠재 변인의 상관에 따른 LMS 분석의 검정력 ($r_3 = 0.2$)	132
<표 67> 잠재 변인의 상관에 따른 LMS 분석의 검정력 ($r_3 = 0.3$)	133
<표 68> 지표 변인의 요인부하에 따른 PPI 분석의 검정력 ($r_3 = 0.2$)	136

<표 69> 지표 변인의 요인부하에 따른 PPI 분석의 검정력($r_3 = 0.3$) 137
<표 70> 지표 변인의 요인부하에 따른 OPI 분석의 검정력($r_3 = 0.2$) 141
<표 71> 지표 변인의 요인부하에 따른 OPI 분석의 검정력($r_3 = 0.3$) 142
<표 72> 지표 변인의 요인부하에 따른 LMS 분석의 검정력($r_3 = 0.2$) 146
<표 73> 지표 변인의 요인부하에 따른 LMS 분석의 검정력($r_3 = 0.3$) 147
<표 74> 분석 방법에 따른 검정력 (loading= 0.7, 0.7, 0.7) 152
<표 75> 분석 방법에 따른 검정력 (loading= 0.5, 0.7, 0.9) 157

그림 목 차

<그림 1> 조절효과의 이론 모형	3
<그림 2> 조절효과의 통계 모형	3
<그림 3> 상호작용 항이 존재하는 구조방정식에서 구조모형 부분	14
<그림 4> f_1 과 f_2 의 측정모형	16
<그림 5> 상호작용 항의 측정모형	20
<그림 6> 측정 모형2	22
<그림 7> PPI 방식에서의 대응쌍의 측정모형	29
<그림 8> PPI 방식의 최종 측정모형	30
<그림 9> OPI방식 상호작용 부분 측정모형	34
<그림 10> OPI 모형	35
<그림 11> LMS 측정 모형	40

<그림 12> 사례수 수준에 따른 PPI 분석의 1종 오류 (loading=0.7)	49
<그림 13> 사례수 수준에 따른 PPI 분석의 1종 오류 (loading=0.5, 0.7, 0.9)	49
<그림 14> 사례수 수준에 따른 OPI 분석의 1종 오류 (loading=0.7)	52
<그림 15> 사례수 수준에 따른 OPI 분석의 1종 오류 (loading=0.5, 0.7, 0.9)	52
<그림 16> 사례수 수준에 따른 LMS 분석의 1종 오류 (loading=0.7)	55
<그림 17> 사례수 수준에 따른 LMS 분석의 1종 오류 (loading=0.5, 0.7, 0.9)	55
<그림 18> 잠재 변인의 상관에 따른 PPI 분석의 1종 오류 (loading=0.7)	58
<그림 19> 잠재 변인의 상관에 따른 PPI 분석의 1종 오류 (loading=0.5, 0.7, 0.9)	58
<그림 20> 잠재 변인의 상관에 따른 OPI 분석의 1종 오류 (loading=0.7)	65
<그림 21> 잠재 변인의 상관에 따른 OPI 분석의 1종 오류 (loading=0.5,	

0.7, 0.9)	61
<그림 22> 잠재 변수의 상관에 따른 LMS 분석의 1종 오류 (loading=0.7)	64
<그림 23> 잠재 변수의 상관에 따른 LMS 분석의 1종 오류 (loading=0.5, 0.7, 0.9)	64
<그림 24> 지표 변수의 요인부하에 따른 PPI 분석의 1종 오류 ($corr(f_1, f_2) = 0.2$)	68
<그림 25> 지표 변수의 요인부하에 따른 PPI 분석의 1종 오류 ($corr(f_1, f_2) = 0.3$)	68
<그림 26> 지표 변수의 요인부하에 따른 PPI 분석의 1종 오류 ($corr(f_1, f_2) = 0.4$)	69
<그림 27> 지표 변수의 요인부하에 따른 OPI 분석의 1종 오류 ($corr(f_1, f_2) = 0.2$)	73
<그림 28> 지표 변수의 요인부하에 따른 OPI 분석의 1종 오류 ($corr(f_1, f_2) = 0.3$)	73
<그림 29> 지표 변수의 요인부하에 따른 OPI 분석의 1종 오류 ($corr(f_1, f_2) = 0.4$)	74

<그림 30> 지표 변인의 요인부하에 따른 LMS 분석의 1종 오류 ($corr(f_1, f_2) = 0.2$)	78
<그림 31> 지표 변인의 요인부하에 따른 LMS 분석의 1종 오류 ($corr(f_1, f_2) = 0.3$)	78
<그림 32> 지표 변인의 요인부하에 따른 LMS 분석의 1종 오류 ($corr(f_1, f_2) = 0.4$)	79
<그림 33> 분석 방법에 따른 1종 오류($loading = 0.7, corr(f_1, f_2) = 0.2$) ...	83
<그림 34> 분석 방법에 따른 1종 오류($loading = 0.7, corr(f_1, f_2) = 0.3$) ...	83
<그림 35> 분석 방법에 따른 1종 오류($loading = 0.7, corr(f_1, f_2) = 0.4$) ...	84
<그림 36> 분석 방법에 따른 1종 오류($loading = 0.5, 0.7, 0.9,$ $corr(f_1, f_2) = 0.2$)	88
<그림 37> 분석 방법에 따른 1종 오류($loading = 0.5, 0.7, 0.9,$ $corr(f_1, f_2) = 0.3$)	88
<그림 38> 분석 방법에 따른 1종 오류($loading = 0.5, 0.7, 0.9,$ $corr(f_1, f_2) = 0.4$)	89

<그림 39> 사례수 수준에 따른 PPI 방식의 검정력 ($r_3 = 0.2$, loading=0.7)	93
<그림 40> 사례수 수준에 따른 PPI 방식의 검정력 ($r_3 = 0.2$, loading=0.5, 0.7, 0.9)	93
<그림 41> 사례수 수준에 따른 PPI 방식의 검정력 ($r_3 = 0.3$, loading=0.7)	94
<그림 42> 사례수 수준에 따른 PPI 방식의 검정력 ($r_3 = 0.3$, loading=0.5, 0.7, 0.9)	94
<그림 43> 사례수 수준에 따른 OPI 방식의 검정력 ($r_3 = 0.2$, loading=0.7)	97
<그림 44> 사례수 수준에 따른 OPI 방식의 검정력 ($r_3 = 0.2$, loading=0.5, 0.7, 0.9)	97
<그림 45> 사례수 수준에 따른 OPI 방식의 검정력 ($r_3 = 0.3$, loading=0.7)	98
<그림 46> 사례수 수준에 따른 OPI 방식의 검정력 ($r_3 = 0.3$, loading=0.5, 0.7, 0.9)	98

<그림 47> 사례수 수준에 따른 LMS 방식의 검정력 ($r_3 = 0.2$, loading=0.7)	101
<그림 48> 사례수 수준에 따른 LMS 방식의 검정력 ($r_3 = 0.2$, loading=0.5, 0.7, 0.9)	101
<그림 49> 사례수 수준에 따른 LMS 방식의 검정력 ($r_3 = 0.3$, loading=0.7)	102
<그림 50> 사례수 수준에 따른 LMS 방식의 검정력 ($r_3 = 0.3$, loading=0.5, 0.7, 0.9)	102
<그림 51> 상호작용항의 효과 수준에 따른 PPI 분석의 검정력 ($corr(f_1, f_2) = 0.2$, loading=0.7)	107
<그림 52> 상호작용항의 효과 수준에 따른 PPI 분석의 검정력 ($corr(f_1, f_2) = 0.2$, loading=0.5, 0.7, 0.9)	107
<그림 53> 상호작용항의 효과 수준에 따른 PPI 분석의 검정력 ($corr(f_1, f_2) = 0.3$, loading=0.7)	108
<그림 54> 상호작용항의 효과 수준에 따른 PPI 분석의 검정력 ($corr(f_1, f_2) = 0.3$, loading=0.5, 0.7, 0.9)	108

<그림 55> 상호작용항의 효과 수준에 따른 PPI 분석의 검정력 ($corr(f_1, f_2) = 0.4$, loading=0.7)	109
<그림 56> 상호작용항의 효과 수준에 따른 PPI 분석의 검정력 ($corr(f_1, f_2) = 0.4$, loading=0.5, 0.7, 0.9)	109
<그림 57> 상호작용항의 효과 수준에 따른 OPI 분석의 검정력 ($corr(f_1, f_2) = 0.2$, loading=0.7)	114
<그림 58> 상호작용항의 효과 수준에 따른 OPI 분석의 검정력 ($corr(f_1, f_2) = 0.2$, loading=0.5, 0.7, 0.9)	114
<그림 59> 상호작용항의 효과 수준에 따른 OPI 분석의 검정력 ($corr(f_1, f_2) = 0.3$, loading=0.7)	115
<그림 60> 상호작용항의 효과 수준에 따른 OPI 분석의 검정력 ($corr(f_1, f_2) = 0.3$, loading=0.5, 0.7, 0.9)	115
<그림 61> 상호작용항의 효과 수준에 따른 OPI 분석의 검정력 ($corr(f_1, f_2) = 0.4$, loading=0.7)	116
<그림 62> 상호작용항의 효과 수준에 따른 OPI 분석의 검정력 ($corr(f_1, f_2) = 0.4$, loading=0.5, 0.7, 0.9)	116

<그림 63> 상호작용항의 효과 수준에 따른 LMS 분석의 검정력 ($corr(f_1, f_2) = 0.2$, loading=0.7)	121
<그림 64> 상호작용항의 효과 수준에 따른 LMS 분석의 검정력 ($corr(f_1, f_2) = 0.2$, loading=0.5, 0.7, 0.9)	121
<그림 65> 상호작용항의 효과 수준에 따른 LMS 분석의 검정력 ($corr(f_1, f_2) = 0.3$, loading=0.7)	122
<그림 66> 상호작용항의 효과 수준에 따른 LMS 분석의 검정력 ($corr(f_1, f_2) = 0.3$, loading=0.5, 0.7, 0.9)	122
<그림 67> 상호작용항의 효과 수준에 따른 LMS 분석의 검정력 ($corr(f_1, f_2) = 0.4$, loading=0.7)	123
<그림 68> 상호작용항의 효과 수준에 따른 LMS 분석의 검정력 ($corr(f_1, f_2) = 0.4$, loading=0.5, 0.7, 0.9)	123
<그림 69> 잠재 변인의 상관에 따른 PPI 분석의 검정력($r_3 = 0.2$, loading=0.7, 0.7, 0.7)	126
<그림 70> 잠재 변인의 상관에 따른 PPI 분석의 검정력($r_3 = 0.2$, loading=0.5, 0.7, 0.9)	126

<그림 71> 잠재 변인의 상관에 따른 PPI 분석의 검정력($r_3 = 0.3$, loading=0.7, 0.7, 0.7)	127
<그림 72> 잠재 변인의 상관에 따른 PPI 분석의 검정력($r_3 = 0.3$, loading=0.5, 0.7, 0.9)	127
<그림 73> 잠재 변인의 상관에 따른 OPI 분석의 검정력($r_3 = 0.2$, loading=0.7, 0.7, 0.7)	130
<그림 74> 잠재 변인의 상관에 따른 OPI 분석의 검정력($r_3 = 0.2$, loading=0.5, 0.7, 0.9)	130
<그림 75> 잠재 변인의 상관에 따른 OPI 분석의 검정력($r_3 = 0.3$, loading=0.7, 0.7, 0.7)	131
<그림 76> 잠재 변인의 상관에 따른 OPI 분석의 검정력($r_3 = 0.3$, loading=0.5, 0.7, 0.9)	131
<그림 77> 잠재 변인의 상관에 따른 LMS 분석의 검정력($r_3 = 0.2$, loading=0.7, 0.7, 0.7)	134
<그림 78> 잠재 변인의 상관에 따른 LMS 분석의 검정력($r_3 = 0.2$, loading=0.5, 0.7, 0.9)	134

<그림 79> 잠재 변수의 상관에 따른 LMS 분석의 검정력($r_3 = 0.3$, loading=0.7, 0.7, 0.7)	135
<그림 80> 잠재 변수의 상관에 따른 LMS 분석의 검정력($r_3 = 0.3$, loading=0.5, 0.7, 0.9)	135
<그림 81> 지표 변수의 요인부하에 따른 PPI 분석의 검정력($r_3 = 0.2$, $corr(f_1, f_2) = 0.2$)	138
<그림 82> 지표 변수의 요인부하에 따른 PPI 분석의 검정력($r_3 = 0.2$, $corr(f_1, f_2) = 0.3$)	138
<그림 83> 지표 변수의 요인부하에 따른 PPI 분석의 검정력($r_3 = 0.2$, $corr(f_1, f_2) = 0.4$)	139
<그림 84> 지표 변수의 요인부하에 따른 PPI 분석의 검정력($r_3 = 0.3$, $corr(f_1, f_2) = 0.2$)	139
<그림 85> 지표 변수의 요인부하에 따른 PPI 분석의 검정력($r_3 = 0.3$, $corr(f_1, f_2) = 0.3$)	140
<그림 86> 지표 변수의 요인부하에 따른 PPI 분석의 검정력($r_3 = 0.3$, $corr(f_1, f_2) = 0.4$)	140

<그림 87> 지표 변인의 요인부하에 따른 OPI 분석의 검정력($r_3 = 0.2$, $corr(f_1, f_2) = 0.2$)	143
<그림 88> 지표 변인의 요인부하에 따른 OPI 분석의 검정력($r_3 = 0.2$, $corr(f_1, f_2) = 0.3$)	143
<그림 89> 지표 변인의 요인부하에 따른 OPI 분석의 검정력($r_3 = 0.2$, $corr(f_1, f_2) = 0.4$)	144
<그림 90> 지표 변인의 요인부하에 따른 OPI 분석의 검정력($r_3 = 0.3$, $corr(f_1, f_2) = 0.2$)	144
<그림 91> 지표 변인의 요인부하에 따른 OPI 분석의 검정력($r_3 = 0.3$, $corr(f_1, f_2) = 0.3$)	145
<그림 92> 지표 변인의 요인부하에 따른 OPI 분석의 검정력($r_3 = 0.3$, $corr(f_1, f_2) = 0.4$)	145
<그림 93> 지표 변인의 요인부하에 따른 LMS 분석의 검정력($r_3 = 0.2$, $corr(f_1, f_2) = 0.2$)	148
<그림 94> 지표 변인의 요인부하에 따른 LMS 분석의 검정력($r_3 = 0.2$, $corr(f_1, f_2) = 0.3$)	148

<그림 95> 지표 변인의 요인부하에 따른 LMS 분석의 검정력($r_3 = 0.2$, $corr(f_1, f_2) = 0.4$) 149

<그림 96> 지표 변인의 요인부하에 따른 LMS 분석의 검정력($r_3 = 0.3$, $corr(f_1, f_2) = 0.2$) 149

<그림 97> 지표 변인의 요인부하에 따른 LMS 분석의 검정력($r_3 = 0.3$, $corr(f_1, f_2) = 0.3$) 150

<그림 98> 지표 변인의 요인부하에 따른 LMS 분석의 검정력($r_3 = 0.3$, $corr(f_1, f_2) = 0.4$) 150

<그림 99> 분석 방법에 따른 검정력($loading = 0.7, 0.7, 0.7, r_3 = 0.2$, $corr(f_1, f_2) = 0.2$) 153

<그림 100> 분석 방법에 따른 검정력($loading = 0.7, 0.7, 0.7, r_3 = 0.2$, $corr(f_1, f_2) = 0.3$) 153

<그림 101> 분석 방법에 따른 검정력($loading = 0.7, 0.7, 0.7, r_3 = 0.2$, $corr(f_1, f_2) = 0.4$) 154

<그림 102> 분석 방법에 따른 검정력($loading = 0.7, 0.7, 0.7, r_3 = 0.3$, $corr(f_1, f_2) = 0.2$) 154

<그림 103> 분석 방법에 따른 검정력 (loading= 0.7, 0.7, 0.7, $r_3 = 0.3$, $corr(f_1, f_2) = 0.3$)	155
<그림 104> 분석 방법에 따른 검정력 (loading= 0.7, 0.7, 0.7, $r_3 = 0.3$, $corr(f_1, f_2) = 0.4$)	155
<그림 105> 분석 방법에 따른 검정력 (loading= 0.5, 0.7, 0.9, $r_3 = 0.2$, $corr(f_1, f_2) = 0.2$)	158
<그림 106> 분석 방법에 따른 검정력 (loading= 0.5, 0.7, 0.9, $r_3 = 0.2$, $corr(f_1, f_2) = 0.3$)	158
<그림 107> 분석 방법에 따른 검정력 (loading= 0.5, 0.7, 0.9, $r_3 = 0.2$, $corr(f_1, f_2) = 0.4$)	159
<그림 108> 분석 방법에 따른 검정력 (loading= 0.5, 0.7, 0.9, $r_3 = 0.3$, $corr(f_1, f_2) = 0.2$)	159
<그림 109> 분석 방법에 따른 검정력 (loading= 0.5, 0.7, 0.9, $r_3 = 0.3$, $corr(f_1, f_2) = 0.3$)	160
<그림 110> 분석 방법에 따른 검정력 (loading= 0.5, 0.7, 0.9, $r_3 = 0.3$, $corr(f_1, f_2) = 0.4$)	160

I. 서론

1. 연구의 필요성 및 목적

심리학은 철학에서 시작된 학문으로, 인간의 행동과 마음을 연구하고 이해하려는 학문이다. 시간이 흐름에 따라 사회는 계속 복잡해져 가고 있으며, 복잡한 사회 속에서 발생하는 다양한 문제들을 해결하기 위한 연구문제 및 해결 방안을 경험적으로 검증하기 위한 통계적 기법들도 다양해지고 복잡해져 가고 있다. 특히 통계적 모형들이 통계 이론 및 컴퓨터의 발전으로 인해서 예전보다 더 심도 있고 정밀하게 인간의 행동과 마음에 관한 자료를 분석할 수 있게 되었다. 예를 들어, 다양한 장면에서 관찰되는 인간의 행동과 마음에 관한 연구문제들을 검증하기 위해서 해당 가설 검증에 적절하지만 이전보다는 다소 복잡한 통계 모형(예, 매개모형 또는 조절모형)을 활용하는 논문들이 증가하고 있다. 보다 구체적으로, 「한국심리학회지」에서 출판된 논문들 중에서 2000년도에 매개모형을 사용한 논문은 62편이지만 2018년도에 매개모형을 사용한 논문은 총 269편으로 크게 증가하였으며, 2000년도에 조절모형을 사용한 논문은 78편이었으나 2018년도에는 300편으로 대폭 증가하였다.¹⁾

매개모형에는 독립변인 X가 종속변인 Y에 영향을 미칠 때 단순하게 변인 X에서 변인 Y로만 가는 경로뿐만 아니라 중간에 다른 변인 Z를 경유하여 변인 X가 변인 Y에 미치는 영향이 존재한다(Hayes, 2009). 즉, 연구자는 매개모형 분석을 통해서 변인 X가 변인 Y로 가는 직접적인 관계 이외에도 변인 X가 다른 변인 Z에 영향을 미치고 또 그 변인이 다시 변인 Y에게 영향을 주는

1) 「한국심리학회지」에서 2000년도에 출간된 논문을 [매개모형] 검색어를 사용하여 검색한 결과 총 421편 중에서 62편이 검색되었으며, 2018년도에 출간된 논문을 검색하였을 때 총 910편 중에서 269편이 검색되었다. 동일한 방법으로 2000년도에 출간된 논문과 2018년도에 출간된 논문에서 [조절모형]을 검색어로 사용하여 검색한 결과 2000년도에는 총 421편 중에서 78편의 논문이, 2018년도에는 총 910편 중에서 300편의 논문이 검색되었다.

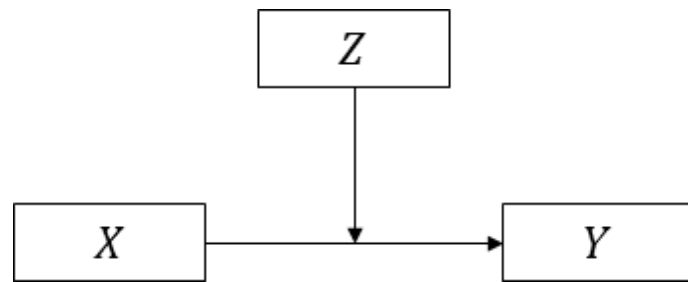
간접적인 관계를 연구할 수 있다. 덧붙여서, 조절모형에는 X가 Y에게 영향을 미칠 때 이 효과에 영향을 미치는 제3의 변인 Z이 존재한다. 조절변인 Z은 변인 X가 변인 Y에 미치는 영향을 조절한다. 혹은 변인 X와 변인 Z은 변인 Y에 대한 영향에서 상호작용을 한다(Hayes, 2017).

조절효과 또는 상호작용 효과는 모형에서 독립변수가 종속변수에 미치는 영향이 언제(when)와 어느 조건(which condition)에 따라 다른 효과가 발생하는지를 파악하게 해준다. 다시 말해서 조절변인은 독립변인이 종속변인에 영향을 미치는 관계의 강도나 방향을 결정해준다(Wu & Zumbo, 2008). 매개 효과 검증의 경우에도 효과의 전달 경로를 알 수 있다는 점에서 중요하다. 하지만 간혹 연구자는 조절효과 즉 상호작용 효과를 사용하여 예측 변수와 종속 변수의 관계를 해석함에 있어서 이에 대한 구체적인 조건을 밝혀내거나, 이론 개발의 근거 제시를 할 수 있게 된다(Jackman, Leite, & Cochrane, 2011).

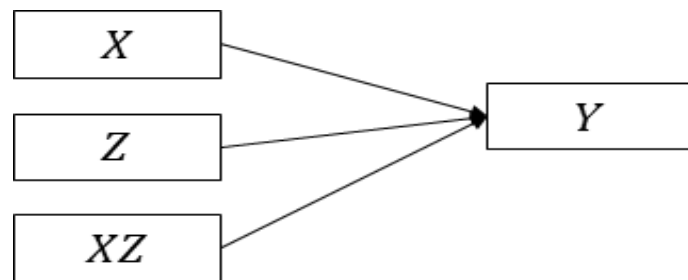
상호작용효과가 유효한 경우 연구자는 독립변인과 종속변인의 관계에서 조절변인의 수준에 따라 다른 결과가 나오는 것을 확인할 수 있다. 예를 들어, 독립변인인 스트레스가 종속변인인 우울에 영향을 줄 때 조절변인 수면이 있는 모형을 생각해보자. 이때 수면의 정도에 따라서 스트레스가 우울에 영향을 미치는 영향이 달라지게 된다. 즉, 수면이라는 조절변인의 수준에 따라서 스트레스가 우울에 미치는 효과는 변화하게 된다.

<그림 1>은 조절효과에 대한 이론 모형으로 X가 Y로 가는 경로에서 X가 Y에 미치는 효과를 M이 조절하는 것을 나타낸다. 이에 반해서, <그림 2>는 조절효과의 통계 모형으로 결과변수인 Y에 통계적으로 영향을 미치는 예측변수들을 포함하는 중다회귀모형의 형태로 도식화한 것이다. <그림 2>를 보게 되면 Y는 X, Z, XZ 총 세 개의 예측변수로부터 영향을 받는다는 것을 알 수 있다. 즉, 이론적 모형에서 제3 변수인 M의 조절변수는 실제 통계 분석에서 조절효과를 의미하는 XZ를 투입하게 된다. 이때, XZ가 Y에 미치는 효과를 조

절효과 또는 상호작용 효과라고 한다²⁾. 앞서 언급한 바와 같이 조절 효과는 X가 Y에 미치는 효과를 조건부 효과로 변화시킨다. 이는 조절 변수 Z의 수준에 따라서 X가 Y에 미치는 효과가 변한다는 것을 의미한다. 사회적 현상을 분석하는데 있어서 이론의 발달은 더욱 복잡하고 세부적인 연구 문제를 설정하게 하였고, 통계모형의 발전으로 인하여 이러한 연구문제에 대한 분석이 가능하게 되었다. 특히, 조절 효과는 X가 Y에 미치는 효과가 작동하는 세부적인 조건의 탐색 혹은 효과의 일반화를 검증하고 있다. 이러한 상호작용 효과의 검증에는 전통적으로 중다회귀분석이 사용되었다(홍세희, 정송, 2014).



<그림 1> 조절효과의 이론 모형



<그림 2> 조절효과의 통계 모형

2) 본 논문에서는 조절효과와 상호작용효과를 상호교환하여 사용하도록 하겠다.

회귀분석은 “종속변수와 독립변수들 사이의 선형함수관계를 밝히는 통계적 기법” 이다(강상진, 2002). 회귀분석에서는 변수들 간의 관계를 하나의 수식으로 표현하며, 이 수식을 통해서 관계를 정의내리고 X의 변화에 따른 Y의 변화를 예측한다. 독립변수가 1개인 회귀분석은 식 (1.1.1)로 표현된다. \hat{Y} 은 회귀식에서 추정된 Y의 값, b_0 는 절편, b_1 은 기울기를 의미한다. 독립변수가 2개인 일반적인 중다회귀분석은 식 (1.2.1)로 나타낼 수 있다. \hat{Y} 은 회귀식에서 추정된 Y의 값, b_0 는 절편, b_1 은 X의 기울기, b_2 는 Z의 기울기를 의미한다.

$$\hat{Y} = b_0 + b_1 X \quad \text{식 (1.1.1)}$$

$$\hat{Y} = b_0 + b_1 X + b_2 Z \quad \text{식 (1.2.1)}$$

조절효과의 통계적 모형을 나타내는 <그림 2>에서처럼 조절효과를 회귀모형에서 검증하기 위해서는 조절효과를 나타내는 예측변수에 해당하는 상호작용 항이 추가된다. 따라서 식 (1.3.1)에서는 식 (1.2.1)에 상호작용 항을 포함시킨다. b_3 는 상호작용항의 기울기이다.

$$\hat{Y} = b_0 + b_1 X + b_2 Z + b_3 XZ \quad \text{식 (1.3.1)}$$

식 (1.3.1)에서 XZ는 조절효과를 통계적으로 표현하기 위해서 새롭게 생성된 상호작용항이다. 위의 식을 X에 관해서 정리하면 다음과 같다.

$$\hat{Y} = b_0 + b_2Z + (b_1 + b_3Z)X \quad \text{식 (1.3.2)}$$

$$\hat{Y} = b_0 + b_1X + (b_2 + b_3X)Z \quad \text{식 (1.3.3)}$$

식 (1.3.2)는 X에 대해서, 식 (1.3.3)은 Z에 대해서 식 (1.3.1)을 정리한 것이다. <그림 1>에서는 Z가 조절변수로 정해져 있는 것처럼 보이지만 실제로는 어떠한 변수가 조절 변수가 되는 지는 정해져 있지 않다. X와 Z가 서로 독립변수와 조절변수로 상호 교환 가능한 개념을 조절작용의 대칭성 (symmetry in moderation)이라고 한다(Hayes, 2017). 연구자는 선행연구와 자신의 목적에 따라서 어떤 변수를 독립변수로 지정하고 또 다른 변수를 조절 변수로 지정할 것인지를 정해야 한다. 식 (1.3.2)의 첫 번째 수식은 X에 대해서 식을 다시 정리한 것이다. 이때 변수 X가 Y에 미치는 효과를 의미하는 기울기의 값에는 Z값이 포함되어 있음을 알 수 있다. 이는 X가 Y에 미치는 효과는 Z의 값의 변화에 영향을 받는다는 것을 의미한다.

또한 식 (1.3.3)은 Z에 대해서 식을 정리한 것이다. Z가 Y에 미치는 효과를 의미하는 기울기에는 X의 값이 포함되어 있으며 이는 Z가 Y에 미치는 효과는 X의 변화에 영향을 받는다는 것을 의미한다. 이렇게 상호작용항이 있는 회귀 모형에서는 조절변수인 Z의 수준에 따라 X가 Y에 미치는 효과를 나타내는 다른 회귀식이 존재한다는 것을 알 수 있다.

따라서 연구자는 회귀분석에서 상호작용의 효과를 검증하기 위해서 계수 b_3 의 통계적 유의성을 검증한다. 동시에, 통계적 유의성이 검증된다면 상호작용항이 포함된 모형과 포함되지 않은 모형의 설명력 R^2 의 값에 대한 위계적 회귀분석을 실시한다.

회귀분석에 기초하여 상호작용항의 효과를 검증하는 방법이 보편적으로 사용되고 있다. 하지만 회귀분석에 기초하여 조절효과인 상호작용항을 검증할 때 몇 가지 단점이 존재한다(홍세희, 정송, 2014). 첫 번째로 회귀분석에 표준화된 회귀계수의 값을 추정하기 위해서는 각 변수를 표준화시킨 표준점수가 활용된다. 조절효과를 나타내는 상호작용항을 만들기 위해서도 두 표준점수의 곱이 활용되어야 한다. 그런데, 표준화 회귀계수를 추정하기 위해서 사용하는 통계 프로그램에서 계산되는 상호작용 항의 값은 $Z_X Z_Z$ 가 아니라 Z_{XZ} 의 값이다. 연구자는 이러한 제한점을 극복하기 위해서 예측변수들을 표준점수로 변환시키고 표준점수에 기초한 상호작용항을 직접 만들어 회귀분석에 투입하여 표준화 회귀계수를 추정해야 한다. 두 번째, 회귀분석에서는 측정오차를 통제할 수 없기 때문에 통제되지 않은 오차가 회귀 계수의 추정값에 영향을 받을 수 있다. 즉, 회귀모형에서 예측변수로 활용되는 주요 변인들은 구성개념을 나타내기 때문에 척도를 활용하여 간접 측정된다. 측정의 과정을 통해서 측정오차를 포함한 변인들이 회귀분석에서 예측변수로 활용되지만, 회귀분석에서는 예측변인들이 측정오차가 없음을 가정한다. 이러한 가정의 불일치로 인하여 회귀분석으로 추정된 계수들은 편향(biased)될 가능성이 상존한다(Kline, 2015). 마지막으로, X와 Z에 기초하여 새롭게 생성된 변수 XZ에 대한 신뢰도의 문제이다. X와 Z의 신뢰도가 적절한 수준이라고 하더라도 새롭게 생성된 변수 XZ의 신뢰도 또한 적절한 수준의 값이 나오는 것은 아니다. 그렇기 때문에 이런 신뢰도의 감소로 인해서 검정력이 감소되고 상호작용 효과가 과소추정 될 수 있다.

이러한 회귀분석을 사용한 방법에서 발생할 수 있는 문제점을 보완하기 위해서 조절효과를 검증함에 있어 구조방정식 모형을 사용하는 방법이 제안되고 있다(Kline, 2015). 회귀분석에서 문제로 제시된 측정오차를 통제할 수 없다는 문제점은 측정모형을 활용하여 잠재변수를 추정함으로써 극복될 수 있다.

즉, 구조방정식모형의 틀에서 관찰변수인 예측변수를 활용함으로써 나타날 수 있는 측정오차의 문제를 처리할 수 있다. 덧붙여서, 구조방정식모형에서는 조절효과를 포함하는 모형 전체의 적합도 지수를 활용하여 모형을 평가하는 것이 가능해진다(홍세희, 정송, 2014).

구조방정식 모형은 변수들 간의 이론적인 관계를 보여주는 경로분석과 측정 오차를 통제하기 위한 측정모형인 요인분석을 통합시킨 방법으로, 잠재 변수들 간의 관계를 구조적인 관계로 표현한다(Kline, 2015). 상호작용항이 존재하는 회귀방정식인 식 (1.3.1)에 잠재 변수들을 예측변수로 변환한 구조방정식은 식 (2.1.1)이다.

$$y = \beta_1 f_1 + \beta_2 f_2 + \beta_3 f_1 f_2 + e \quad \text{식 (2.1.1)}$$

f_1 과 f_2 는 잠재변수이며 관찰변수에 의해서 측정되는 변수이다. 구조방정식에서 상호작용항을 생성하기 어려운 이유는 상호작용항의 구성요소가 되는 f_1 과 f_2 가 관찰변수가 아니라 잠재변수이기 때문이다. 이러한 연유로 인하여, 두 개의 잠재변수의 곱인 $f_1 f_2$ 또한 쉽게 생성 할 수 없다. 잠재변수들의 상호작용항의 구성 및 추정이 어렵다는 문제점을 극복하기 위하여 구조방정식에서는 상호작용항을 측정하기 위해서 다양한 방법이 제안되고 있다. 상호작용항을 계산하는 방법으로 크게 곱항을 사용하는 방식과 분포를 사용하는 방식 두 종류로 볼 수 있다. 우선 잠재변수의 지표변수를 곱하여 그 합으로 상호작용 항을 만드는 방법으로 PI 방식(Product Indicator, Kenny, D. A., & Judd, C. M. 1984), PPI(Pair Product Indicator, Marsh, H. W., Wen, Z., & Hau, K. T. 2004), OPI(Orthogonalizing Product Indicator, Little, T. D., Bovaird, J. A., & Widaman, K. F. 2006)이 있다. 또한 곱항이 아닌 분포

분산을 사용하는 방식으로는 LMS방식(Klein, A., & Moosbrugger, H. 2000)이 있다.

상호작용 검증을 위한 방법 중에서 PI 방식은 가장 전통적인 방법이다. 이 방법은 잠재변수의 지표 변수들의 곱으로 상호작용 항을 구성한다. 예를 들어 잠재변수 f_1 에 지표변수 x_1, x_2, x_3 가 있고 f_2 에 x_4, x_5, x_6 가 있을 경우 각각의 지표변수들을 모두 곱한다. 그 결과 $x_1x_4, x_1x_5, x_1x_6, x_2x_4, x_2x_5, x_2x_6, x_3x_4, x_3x_5, x_3x_6$ 의 총 9개인 새로운 지표변수가 상호작용항인 f_1f_2 를 설명하게 된다. 또한 PI 방식은 가지고 있는 지표변수의 정보로 새롭게 생성되는 상호작용항을 추정한다. 그렇기 때문에 추정 값은 기존에 있는 지표변수의 값을 사용하여 만들어지며 계산의 결과 모수에 제약이 들어간다. PI 방식은 가장 기본적인 방식이며 이 방식을 기반으로 해서 다양한 다른 방식들이 만들어졌다. 방법 또한 복잡한 계산을 하지 않고 지표변수들끼리의 곱을 사용하기 때문에 직관적이며 이해하기가 쉽다는 장점을 가지고 있다. 하지만 방법이 직관적인 것과는 달리 지표변수의 수가 증가할수록 상호작용항을 구성하는 새로운 지표변수들의 수도 증가하며 제약의 조건들이 복잡해지는 단점을 가지고 있다(Kenny & Judd, 1984).

PPI 방식은 계산이 매우 복잡하고 항이 기하급수적으로 생성되는 PI 방식을 개량한 방법이다. PI 방식에서 새롭게 생성되는 지표변수들은 기존의 잠재변수에 있던 모든 지표변수들의 곱으로 형성되었다. 예를 들어, PI 방식에서 2개의 잠재변수 당 3개의 지표변수가 있을 경우 생성되는 곱항은 총 9개가 나온다. 곱항은 모든 지표변수 들을 곱해서 생성하기 때문에 지표변수가 4개씩 있을 경우 총 16개의 곱항이 생성되며 지표변수가 5개씩 있을 경우 총 25개의 곱항이 생성된다. PPI 방식에서는 모든 지표변수를 다 사용하는 것이 아니라 생성된 곱항 중에서 중요한 몇 가지만을 선택하여 사용하는 방식을 채택하였다. 또한 완전제약방식을 사용하여 계산의 결과가 복잡했던 기존의 방

식과는 다르게 비제약방식을 사용하여 상호작용항을 추정하는 데 더욱 간편한 방식이 되었다(Marsh, Wen, & Hau, 2004).

OPI 방식은 위의 두 방식과는 지향하는 방향이 다르다. 기존의 방식들은 상호작용항을 구성할 때 잠재변수들의 지표변수의 곱으로 새로운 항을 설정하였는데 OPI의 방식에서는 지표변수의 곱이 아닌 잔차의 곱을 사용한다. 상호작용항을 설명하기 위해 새로운 항을 만든다. 새롭게 계산된 항은 잠재변인들 곱에서 예측 회귀식을 사용하여 나온 값을 제외하여 생성한다. 즉 잔차를 구해서 상호작용항을 추정하게 된다. 잔차 지표들은 각각 사용한 항에 따라서 고유 분산과 상관을 가진다. 그렇기 때문에 지표간의 상관을 표시해주어야 한다. 그러나 앞선 방법들과 사용되는 기본적인 내용이 다르며 잔차를 사용하기 때문에 새롭게 생성된 상호작용항을 주효과와 상관이 존재하지 않는다는 것을 가정할 수 있다(Little, Bovaird, & Widaman, 2006).

마지막으로 분포분산을 활용하는 LMS 방식이 있다. 앞선 세가지 방법이 곱항을 형성해서 상호작용항을 설명하는데, LMS의 경우에는 곱항이 아닌 분포를 사용해서 상호작용항을 추정한다. 잠재 상호작용 효과가 존재한다는 것을 가정하기 때문에 발생하는 지표변수의 비정규성을 모형화하고 추정한다. 잠재변인 f_1 과 f_2 의 추정된 분포들을 합쳐서 새로운 f_3 를 추정한다. 위의 곱항을 사용하는 세 가지 방법(PI, PPI, OPI)들은 기저 모형이 있기 때문에 모형 적합도 지수 χ^2 , CFI, RMSEA 등의 값들이 나오며 모형의 절대적 적합도를 판별할 수 있다. 하지만 LMS의 경우에는 기저 모형이 없기 때문에 절대적인 모형 적합도 지수들이 존재하지 않으며 모형을 평가하는 데 어려움이 있다. 그래서 LMS에서는 모형의 적합도를 판별하기 위해서 모형을 서로 비교하는 상대적인 평가를 사용한다(Klein & Moosbrugger, 2000).

구조방정식을 사용하여 상호작용 효과를 검증하는 것이 회귀분석을 사용하여 상호작용을 검증하는 것보다 정확한 결과를 도출해 낼 수 있다(홍세희, 정

송, 2014). 하지만 구조방정식에서도 상호작용효과를 검증하기 위해 사용되는 방법들은 종류가 매우 다양하다. 본 연구에서는 조건들의 조합을 통해서 다양한 상황을 조성하여 어떠한 조건이 상호작용 효과 검증에 영향을 주는지 확인하고 상호작용 효과 검증에서 효율적으로 활용할 수 있는 구조방정식 분석 방법을 알아내고자 한다. 연구에 사용되는 구조방정식 분석 방식은 3종류를 선정하였으며 선정한 이유는 다음과 같다. PPI 방식은 대응쌍을 사용하는 대표적인 방식이라서 선정하였으며, OPI 방식은 PPI 방식의 단점을 보강해 주는 방식이라서 선정하였다. 마지막으로, LMS 방식은 곱항을 사용하는 위의 두 가지 방식과는 다르게 분산 분석을 사용하는 방식이라서 선정하였다. Marsh, Wen과 Hau(2004)에서는 GAPI, PPI, QML 방식을 시뮬레이션 연구를 통해서 비교해 보았으며, Little, Bovaird와 Widaman(2006)에서는 PPI 방식, OPI 방식, LMS를 사용하여 실제 데이터를 사용한 분석과 간단한 시뮬레이션을 사용하였다. 본 연구는 Little, Bovaird와 Widaman(2006)의 논문을 확장한 연구로서 선행 논문에서 부족했던 부분을 보충하고자 했다. 선행논문에서는 실제 데이터와 한가지 조건으로 구성된 시뮬레이션을 분석하였는데, 본 논문에서는 선행 연구보다 다양한 조건에서 연구를 진행하고자 한다. 방식이 다양한 조건을 통해서 각 연구방법을 비교하는 연구에서 실제 데이터를 사용하여 조건이 다른 상황을 구현시키는 것에는 한계가 있다. 따라서 몬테카를로 시뮬레이션을 사용하려고 한다. 몬테카를로 시뮬레이션은 인위적으로 조건을 설정하여 하는 실험의 한 형태이다(Stephenson & Holbert, 2003). 연구자는 선행 연구와 이론에 기반을 둔 조건들을 사용하여 시뮬레이션을 통해서 무선적으로 자료를 생성하고 분석하게 된다.

시뮬레이션에 사용되는 조건의 선택은 앞선 연구들에서 보편적으로 사용되었던 PPI 방법을 기준으로 하여 선정하였다(Marsh, Wen & Hau, 2004). 시뮬레이션에 사용되는 조건은 다음과도 같다. 우선 분석방법에는 비제약이며

대응쌍 조건인 PPI 방식, 잔차 중심화를 사용한 OPI 방식, 그리고 분포를 사용한 LMS 총 3가지의 방법을 사용한다. 사례수를 4 단계로 나누어서 설정하였다. 요인부하의 값은 지표변수 모두 고정적인 부하를 주는 방법과 지표변수들끼리의 요인부하를 다르게 주는 두 가지를 선정하였다. 잠재변수 f_1 과 f_2 의 상관도 상관의 강도에 따라 3가지로 나누었다. 마지막으로 상호작용항이 y 에 미치는 값도 강도에 따라서 2가지 방법으로 나누었다.

II. 이론적 배경

구조방정식에서 상호작용 효과를 검증하는 방법은 매우 다양하다. 이런 방법들은 곱 지표변수 접근법(indicant product approach)과 분포 분산 접근법으로 나눌 수 있다. 곱 지표변수 접근법은 상호작용 항을 추정하기 위해서 기존에 보유하고 있는 지표변수들끼리의 곱을 사용하는 방식이다. 보편적으로 많이 사용되고 있는 방식이며, 가장 기본이 되는 PI 방식을 기반으로 하여 다양한 변형 방식들이 존재한다. 분포 분산 접근법은 곱 지표변수 접근법에 비해서 상대적으로 최근에 만들어진 방식이다. 이 방식은 기존의 방식이 가진 한계점을 보완하고자 고안되었으며, 지표변수의 곱을 사용하는 것이 아닌 변수의 분포에 대한 추정으로 상호작용 항을 구하고자 하는 방식이다. 이에 본 논문에서는 곱 지표변수 접근법에 기초인 PI 방식을 설명하고, PI 방식에 기반을 두고 있는 PPI, OPI 방식 그리고 분포 분산 접근법에 기반을 두고 있는 LMS 방식을 비교하고자 한다.

1. 곱 지표변수 접근법

1) PI 방식

연구자는 구조방정식을 활용하여 조절효과에 대한 가설 검증을 실시할 때 상호작용의 효과가 실제로 존재하는지에 대한 것을 추정하고자 한다. 이때 중요한 것은 상호작용 효과를 검증해 내는 것이다. 하지만 측정이 가능한 지표변수를 가지고 있는 잠재변수들과는 달리 상호작용 항은 측정 할 수 있는 지표 변수가 존재하지 않는 잠재변수이다. 이렇게 직접적인 방식으로 상호작용 항에 대한 효과를 검증할 수 없기 때문에 곱 지표변수 접근법을 사용하여 간

접적으로 상호작용 항을 추정하는 것이 필요하다. 곱 지표변수 접근법의 기본적인 원리는 상호작용 항의 추정을 위해서 지표변수들의 곱을 사용하는 것이다. PI 방식은 곱 지표변수 접근법(indicant product approach)의 가장 기초가 되는 방식이다. 이 방식은 1984년에 출간된 Kenny & Judd의 논문에서 처음 설명되었다. PI 방식에 따르면 곱 지표변수 접근법을 통해 잠재변수의 상호 작용 효과를 추정할 수 있으며 또한 같은 맥락 하에서 비선형성 효과도 검증할 수 있다고 한다. PI 방식은 완전제약방식이라고도 하며 상호작용 항을 추정하는 데 사용되는 변수들이 이론변수와 가지는 요인계수를 추정함에 있어서 기존에 있는 모수들에 의해서 값이 제약되는 방식이다(Kenny & Judd, 1984).

설명에 들어가기에 앞서서 PI 방식에서는 몇 가지 기본적인 가정을 가지고 있다. 첫 번째 가정으로는 요인의 추정에 사용되는 지표변수들은 평균중심화(mean-deviation) 된 값을 사용한다. 이 말은 모든 잠재변수들의 평균을 0으로 만들었다는 의미이다. 잠재변수들의 값을 평균중심화 시키는 것은 중요한 장점을 가지고 있다. 가장 중요한 이유는 평균중심화를 시킴으로써 계산이 조금 더 용이해진다는 점이다(Kenny & Judd, 1984). 지표변수들 간의 곱 항을 형성하기 위해서 사용된 수식은 Kenny & Judd(1984)의 수식을 기반으로 하여 모형에 적합하게 변형하여 기술하였다. 곱 지표변수 접근법을 사용하기 위해서는 지표변수들 간의 곱이 필요하다. 평균 중심화를 시키지 않은 지표변수는 식 (3.1.1)과 식 (3.1.2)이다. 평균중심화를 시킨 지표변수는 식 (3.2.1)과 식 (3.2.2)와 같다.

$$x_1 = \mu_1 + f_1 + e_1 \quad \text{식 (3.1.1)}$$

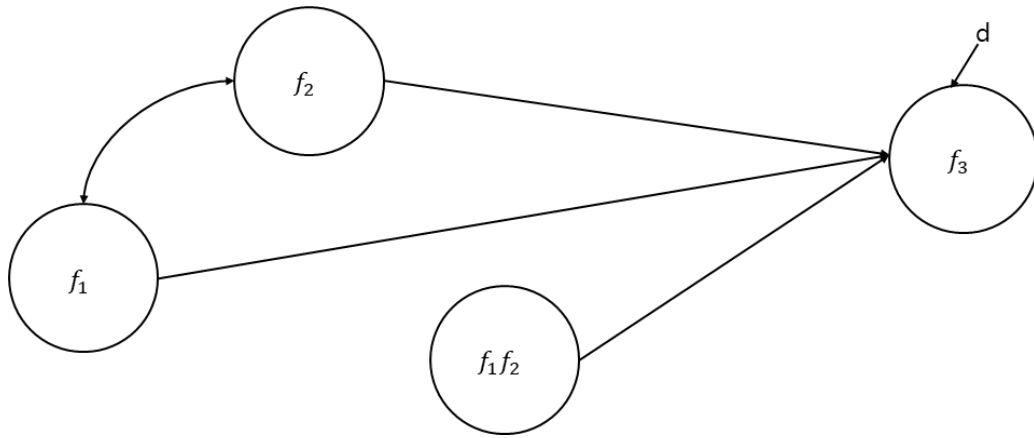
$$y_1 = \mu_2 + f_2 + e_2 \quad \text{식 (3.1.2)}$$

$$w_1 = f_1 + e_1 \quad \text{식 (3.2.1)}$$

$$z_1 = f_2 + e_2 \quad \text{식 (3.2.2)}$$

위의 식들을 기반으로 하여 지표 변수의 곱을 생성하였을 때 평균중심화를 시키지 않은 항은 $x_1y_1 = \mu_1\mu_2 + \mu_1f_2 + \mu_1e_2 + \mu_2f_1 + f_1f_2 + f_1e_2 + \mu_2e_1 + e_1f_2 + e_1e_2$ 로 9개의 항이 새로 생성되지만, 평균중심화(mean-deviation)를 한 수식 2의 경우에는 $w_1z_1 = f_1f_2 + f_1e_1 + f_2e_2 + e_1e_2$ 로 4개의 항만이 새로 생성된다. 이로써 평균중심화를 사용할 경우 수식이 간단해져서 추정이 쉬워진다는 장점이 있다는 것을 알 수 있다(Kline, 2015). 두 번째, 잠재 변수들은 다변량 정규 분포(multivariate normal)를 가정한다. 마지막으로, 상호작용 항을 생성하게 되는 잠재변수들 간의 상관을 제외하고 다른 변수들 간의 상관이 없다고 가정한다. 두 번째와 세 번째 가정을 통해서 추후 제약을 가하게 되는 분산, 공분산에 대한 수식을 정리할 수 있게 된다.

곱 지표변수 접근법에 대한 자세한 설명을 위해서 각각 세 개의 지표변수에 의해서 측정되는 두 개의 잠재변수와 상호작용 항이 있는 예시를 사용하겠다. 우선 구조방정식에서 상호작용 효과의 구조 모형 부분은 다음 <그림 3>과 같다.



<그림 3> 상호작용 항이 존재하는 구조방정식에서 구조모형 부분

<그림 3>에서 f_1 과 f_2 는 각각의 지표변수에 의해서 측정되는 잠재변수이다. f_1f_2 는 f_1 과 f_2 에 있는 지표변수들의 곱에 의해서 측정되는 상호작용 항으로 f_1f_2 또한 잠재변수이다. f_3 는 f_1, f_2 와 f_1f_2 에 의해 예측되는 종속변수이다. f_1 과 f_2 는 평균 중심화 된 값이기 때문에 f_1 과 f_2 에 대한 측정모형은 다음과 같이 정의한다.

$$x_1 = f_1 + e_1 \quad \text{식 (4.1.1)}$$

$$x_2 = \lambda_1 f_1 + e_2 \quad \text{식 (4.1.2)}$$

$$x_3 = \lambda_2 f_1 + e_3 \quad \text{식 (4.1.3)}$$

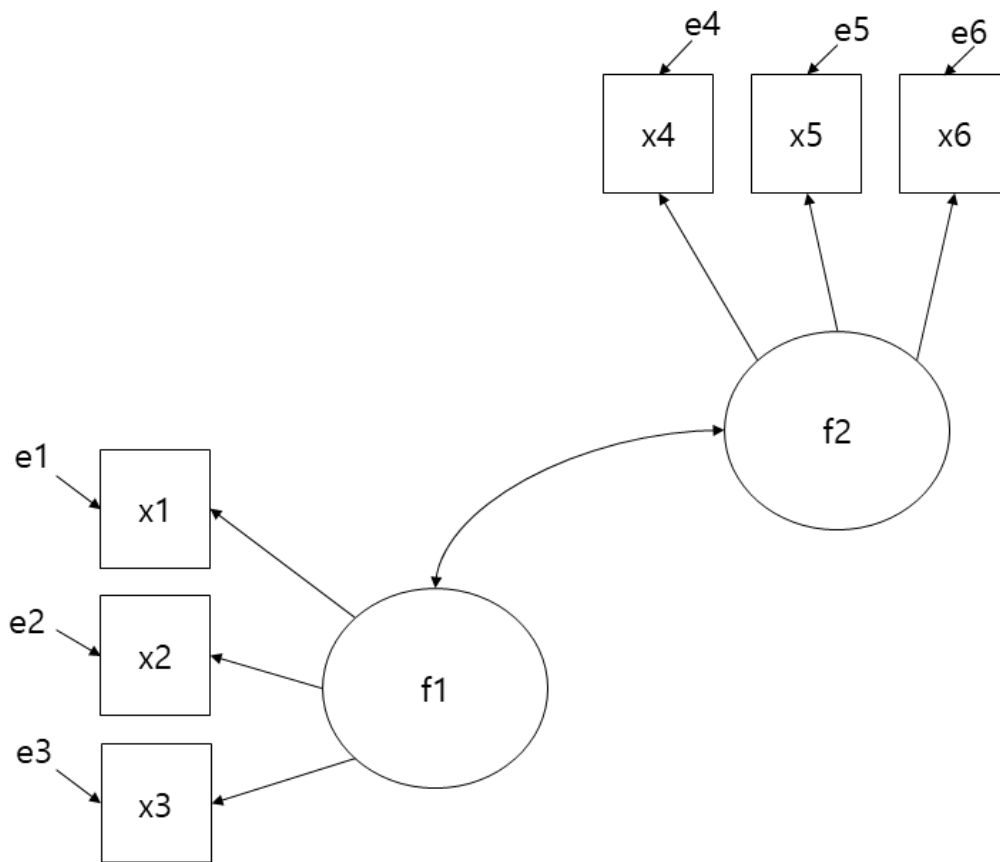
$$x_4 = f_2 + e_4 \quad \text{식 (4.1.4)}$$

$$x_5 = \lambda_3 f_2 + e_5 \quad \text{식 (4.1.5)}$$

$$x_6 = \lambda_4 f_2 + e_6 \quad \text{식}$$

(4.1.6)

잠재변수 f_1 은 x_1 , x_2 와 x_3 에 의해서 측정되며, f_2 는 x_4 , x_5 와 x_6 에 의해서 측정된다. 지표변수 x_1 과 x_4 의 λ 값은 각각 1로 고정되어 있다. f_1 과 f_2 에 대한 측정모형은 <그림 4>와 같다.



<그림 4> f_1 과 f_2 의 측정모형

f_1 과 f_2 의 상관을 제외하고 그 외의 잠재변수(f_1 , f_2 , f_1f_2 , e_1 , e_2 , e_3 , e_4 , e_5 , e_6 , d)간의 상관은 존재하지 않다고 가정한다. PI 방식에 따르면 f_1f_2 는 f_1

의 지표변수와 f_2 의 지표변수의 곱을 사용하여 측정한다. f_1f_2 을 구하기 위한 공식은 식 (5)와 같다.

$$x_1x_4 = f_1f_2 + f_1e_4 + f_2e_1 + e_1e_4 \quad \text{식 (5.1.1)}$$

$$x_1x_5 = \lambda_3f_1f_2 + f_1e_5 + \lambda_3f_2e_1 + e_1e_5 \quad \text{식 (5.1.2)}$$

$$x_1x_6 = \lambda_4f_1f_2 + f_1e_6 + \lambda_4f_2e_1 + e_1e_6 \quad \text{식 (5.1.3)}$$

$$x_2x_4 = \lambda_1f_1f_2 + \lambda_1f_1e_4 + f_2e_2 + e_2e_4 \quad \text{식 (5.1.4)}$$

$$x_2x_5 = \lambda_1\lambda_3f_1f_2 + \lambda_1f_1e_5 + \lambda_3f_2e_2 + e_2e_5 \quad \text{식 (5.1.5)}$$

$$x_2x_6 = \lambda_1\lambda_4f_1f_2 + \lambda_1f_1e_6 + \lambda_4f_2e_2 + e_2e_6 \quad \text{식 (5.1.6)}$$

$$x_3x_4 = \lambda_2f_1f_2 + \lambda_2f_1e_4 + f_2e_3 + e_3e_4 \quad \text{식 (5.1.7)}$$

$$x_3x_5 = \lambda_2\lambda_3f_1f_2 + \lambda_2f_1e_5 + \lambda_3f_2e_3 + e_3e_5 \quad \text{식 (5.1.8)}$$

$$x_3x_6 = \lambda_2\lambda_4f_1f_2 + \lambda_2f_1e_6 + \lambda_4f_2e_3 + e_3e_6 \quad \text{식 (5.1.9)}$$

식 (5)에서 f_1f_2 를 계산하기 위해서 f_1 과 f_2 의 지표변수들을 곱한 결과 $x_1x_4, x_1x_5, x_1x_6, x_2x_4, x_2x_5, x_2x_6, x_3x_4, x_3x_5, x_3x_6$ 등 총 9개의 지표변수가 생겼다. 이 9개의 지표변수들이 f_1f_2 를 추정하게 해준다. 식 (5)의 계산을 통해서 지표변수 9개($x_1x_4, x_1x_5, x_1x_6, x_2x_4, x_2x_5, x_2x_6, x_3x_4, x_3x_5, x_3x_6$)에는 알고자하는 f_1f_2 이외에도 $f_1e_4, f_1e_5, f_1e_6, f_2e_1, f_2e_2, f_2e_3, e_1e_4, e_1e_5, e_1e_6, e_2e_4, e_2e_5, e_2e_6, e_3e_4, e_3e_5, e_3e_6$ 의 15개의 추가의 잠재변수를 확인 할 수 있다. $f_1f_2, 9$ 개의 지표변수와 15개의 추가 잠재변수간의 측정모형은 <그림 5>와

같다.

<그림 3>의 구조모형과 <그림 4>의 측정모형, <그림 5>의 측정모형을 통해서 구조방정식에 15개의 지표변수($x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_1x_4, x_1x_5, x_1x_6, x_2x_4, x_2x_5, x_2x_6, x_3x_4, x_3x_5, x_3x_6$)와 25개의 잠재변수($f_1, f_2, f_1f_2, e_1, e_2, e_3, e_4, e_5, e_6, d, f_1e_4, f_1e_5, f_1e_6, f_2e_1, f_2e_2, f_2e_3, e_1e_4, e_1e_5, e_1e_6, e_2e_4, e_2e_5, e_2e_6, e_3e_4, e_3e_5, e_3e_6$)가 있다는 것을 알 수 있다.

곱 지표변수 방식을 사용해서 계산한 결과 9개의 지표변수와 15개의 잠재변수가 추가로 생겼다. 이 변수들이 f_1f_2 를 설명해 준다. 따라서 f_1f_2 를 측정하기 위해서는 추가된 변수들의 분산과 공분산이 필요하다. 계산에 사용되는 잠재변수 $f_1, f_2, e_1, e_2, e_3, e_4, e_5, e_6, d$ 는 모두 평균 중심화되어 있고 다변량 정규분포이다. 또한 앞서 언급된 가정에 따라서 f_1 과 f_2 간의 상관을 제외하고는 다른 변수들 간의 상관은 없다. 이러한 가정들 기반으로 하여 변수들 간의 분산을 계산하면 다음과 같다.

$$var(f_1f_2) = var(f_1)var(f_2) + [cov(f_1, f_2)]^2 \quad \text{식 (6.1.1)}$$

$$var(e_1e_4) = var(e_1)var(e_4) \quad \text{식 (6.2.1)}$$

$$var(e_1e_5) = var(e_1)var(e_5) \quad \text{식 (6.2.2)}$$

$$var(e_1e_6) = var(e_1)var(e_6) \quad \text{식 (6.2.3)}$$

$$var(e_2e_4) = var(e_2)var(e_4) \quad \text{식 (6.2.4)}$$

$$var(e_2e_5) = var(e_2)var(e_5) \quad \text{식 (6.2.5)}$$

$$var(e_2e_6) = var(e_2)var(e_6) \quad \text{식 (6.2.6)}$$

$$var(e_3e_4) = var(e_3)var(e_4) \quad \text{식 (6.2.7)}$$

$$\text{var}(e_3e_5) = \text{var}(e_3)\text{var}(e_5) \quad \text{식} \quad (6.2.8)$$

$$\text{var}(e_3e_6) = \text{var}(e_3)\text{var}(e_6) \quad \text{식} \quad (6.2.9)$$

$$\text{var}(f_1e_4) = \text{var}(f_1)\text{var}(e_4) \quad \text{식} \quad (6.3.1)$$

$$\text{var}(f_1e_5) = \text{var}(f_1)\text{var}(e_5) \quad \text{식} \quad (6.3.2)$$

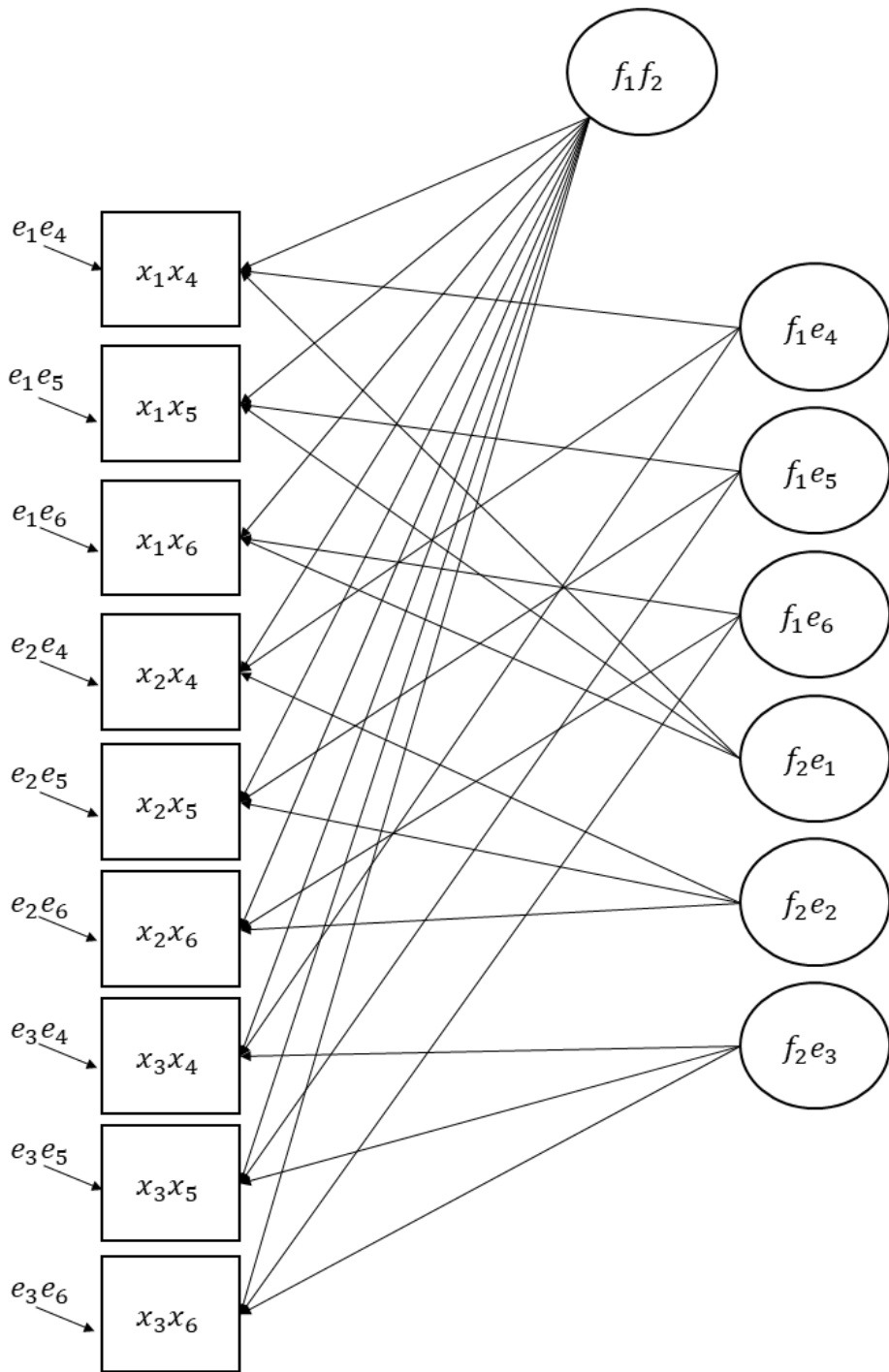
$$\text{var}(f_1e_6) = \text{var}(f_1)\text{var}(e_6) \quad \text{식} \quad (6.3.3)$$

$$\text{var}(f_2e_1) = \text{var}(f_2)\text{var}(e_1) \quad \text{식} \quad (6.3.4)$$

$$\text{var}(f_2e_2) = \text{var}(f_2)\text{var}(e_2) \quad \text{식} \quad (6.3.5)$$

$$\text{var}(f_2e_3) = \text{var}(f_2)\text{var}(e_3) \quad \text{식} \quad (6.3.6)$$

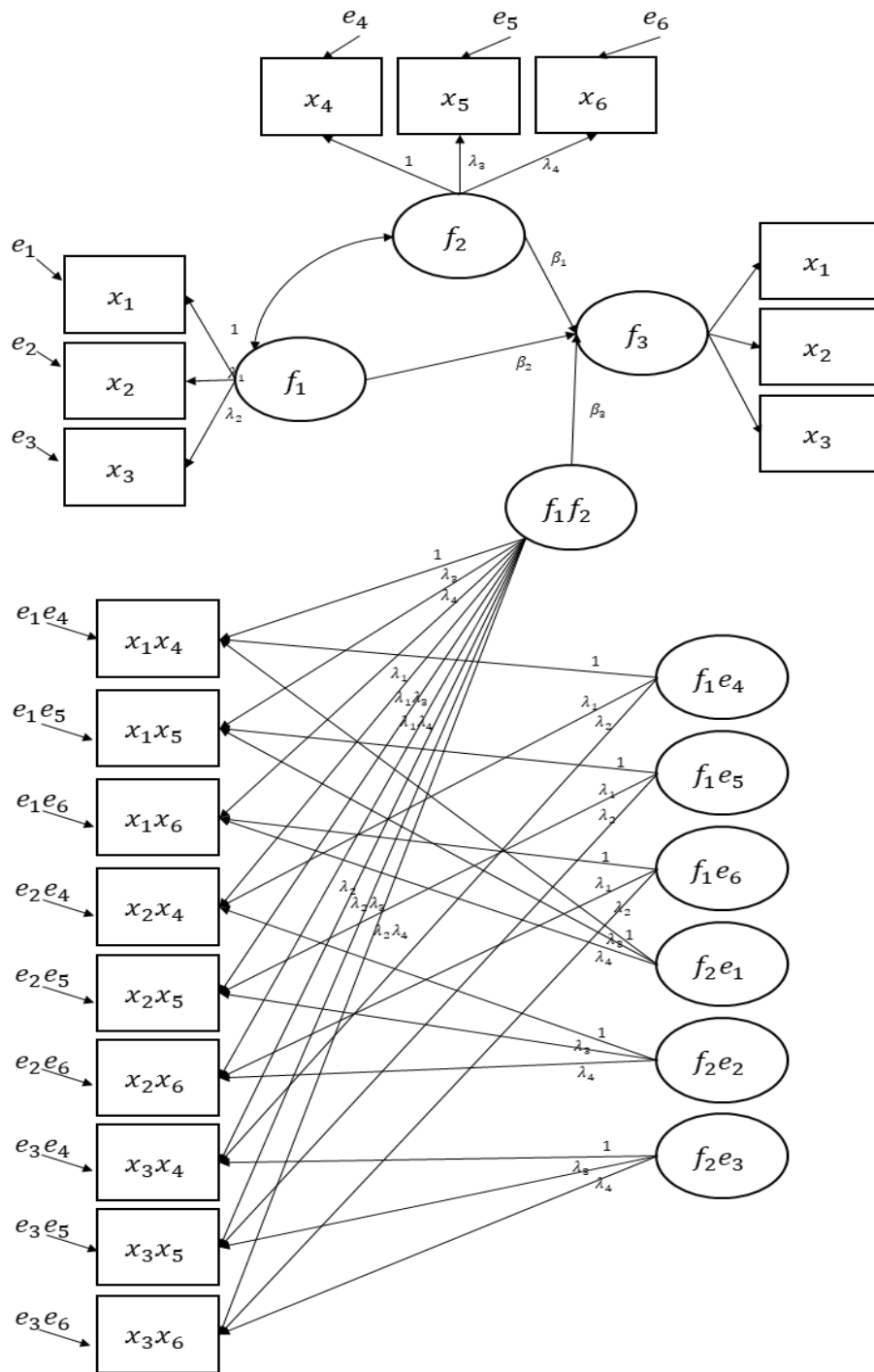
또한 15개의 지표변수와 24개의 잠재변수간의 요인부하 행렬은 다음과 같다. <표 1>에서의 요인부하 행렬을 통해서 추정해야 하는 4개의 자유 모수가 있다는 것을 알 수 있다.



<그림 5> 상호작용 항의 측정모형

<표 1> Loading Matrix for Interactive Model

변수	f_1	f_2	f_1f_2	e_1	e_2	e_3	e_4	e_5	e_6	e_1e_4	e_1e_5	e_1e_6	e_2e_4	e_2e_5	e_2e_6	e_3e_4	e_3e_5	e_3e_6	f_1e_4	f_1e_5	f_1e_6	f_2e_1	f_2e_2	f_2e_3
x_1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
x_2	λ_1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
x_3	λ_2	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
x_4	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
x_5	0	λ_3	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
x_6	0	λ_4	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
x_1x_4	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0
x_1x_5	0	0	λ_3	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	λ_3	0	0
x_1x_6	0	0	λ_4	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	λ_4	0	0
x_2x_4	0	0	λ_1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	λ_1	0	0	0	1	0
x_2x_5	0	0	$\lambda_1\lambda_3$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	λ_1	0	0	λ_3	0
x_2x_6	0	0	$\lambda_1\lambda_4$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	λ_1	0	λ_4	0
x_3x_4	0	0	λ_2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	λ_2	0	0	0	0	1
x_3x_5	0	0	$\lambda_2\lambda_3$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	λ_2	0	0	0	λ_3
x_3x_6	0	0	$\lambda_2\lambda_4$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	λ_2	0	0	λ_3



<그림 6> 측정 모형2

마지막으로 측정모형과 구조모형을 합친 후 요인부하 모수를 적어주면 <그림 6>과 같다. 일반적으로 구조방정식에서는 다변량 정규성을 가정하며 모형을 추정하기 위해서 최대우도 추정법(maximum likelihood, ML)을 사용한다(Kenny & Judd, 1984). 하지만 상호작용이 있는 구조방정식에서 f_1 과 f_2 가 다변량 정규분포일 경우 상호작용 항인 f_1f_2 의 다변량 정규분포가 보장되는 것은 아니다. 그렇기 때문에 상호작용 항이 있는 구조방정식을 추정할 때 최대우도 추정법이 아닌 일반화 최소 제곱 추정(generalized least squares, GLS)을 사용한다. 또한 곱 지표 변수가 있는 <그림 6>의 부분에서 모수들을 추정하기 위해서는 비선형 제약을 주어야 한다(Kenny & Judd, 1984).

2) PPI 방식

PPI 방식은 PI 방식을 기본으로 하여 변형이 가해진 방식이다. PPI 방식 또한 곱 지표변수 방식을 사용하며 상호작용 항을 추정하기 위해서 잠재변수의 곱을 사용한다. PPI 방식이 PI 방식과 다른 점으로 두 가지를 언급할 수 있다. 첫 번째로 완전제약방식이었던 PI 방식과는 다르게 PPI 방식은 비제약 방식(unconstrained approach)으로 상호작용 항에 대한 제약을 생략한다. 두 번째로 다른 점은 사용하는 곱 지표변수의 개수가 다르다는 점이다. PI 방식에서는 생성할 수 있는 모든 곱 지표변수의 값을 사용하여 상호작용 항을 설명하였는데 PPI 방식에서는 대응 쌍 지표변수 방식을 사용하여 몇 개의 항만을 사용한다(Marsh, Wen & Hau, 2004). 그렇기 때문에 이 대응 쌍을 만드는 방법이 PPI 방식에서 중요하게 다루어진다. 대응 쌍을 형성하기 위해서 사용된 수식은 Marsh, Wen & Hau(2004)의 수식을 기반으로 하여 모형에 적합하게 변형하여 기술하였다.

PI 방식에서 사용했던 것과 동일하게 PPI 방식을 설명하기 위해서 세 개의 지표변수를 가지고 있는 두 개의 잠재변수 f_1 과 f_2 가 상호작용 만드는 모형을 사용하고자 한다. 종속변수 f_3 또한 잠재변수이며 세 개의 지표변수를 가지고 있다. 이 모형을 수식으로 정리하면 식 (7.1.1)과 같다. 구조 모형에 대한 그림은 PI 방식에서 나왔던 <그림 3>과 동일하다.

$$f_3 = \beta_1 f_1 + \beta_2 f_2 + \beta_3 f_1 f_2 + d \quad \text{식 (7.1.1)}$$

잠재변수들의 관계에 대한 수식을 표현하면 다음과 같다.

$$x_1 = f_1 + e_1 \quad \text{식 (7.2.1)}$$

$$x_2 = \lambda_1 f_1 + e_2 \quad \text{식 (7.2.2)}$$

$$x_3 = \lambda_2 f_1 + e_3 \quad \text{식 (7.2.3)}$$

$$x_4 = f_2 + e_4 \quad \text{식 (7.2.4)}$$

$$x_5 = \lambda_3 f_2 + e_5 \quad \text{식 (7.2.5)}$$

$$x_6 = \lambda_4 f_2 + e_6 \quad \text{식 (7.2.6)}$$

$$y_1 = f_3 + e_7 \quad \text{식 (7.2.7)}$$

$$y_2 = \lambda_5 f_3 + e_8 \quad \text{식 (7.2.8)}$$

$$y_3 = \lambda_6 f_3 + e_9 \quad \text{식 (7.2.9)}$$

위의 수식에 따라서 잠재 외생변수인 f_1 과 f_2 는 각각 x_1, x_2, x_3 와 x_4, x_5, x_6 에 의해서 측정되는 것을 알 수 있다. 또한, 잠재 내생변수인 f_3 는 y_1, y_2, y_3 에 의해서 측정된다. 앞서 이야기 했듯이 평균중심화 된 값을 사용하는 것은 추정 값에 영향을 주지 않으면서 수식이 간결해진다는 장점이 있다. 그렇기 때문에 PPI 방식에서도 잠재변수들의 지표변수들은 평균중심화 된 값을 사용한다. f_1 과 f_2 에 대한 측정 모형은 <그림 4>와 같다.

측정모형 또한 PI 방식과 동일한 것을 알 수 있다. 그 다음으로 상호작용 항을 측정하기 위해서 곱 지표변수를 생성하면 식 (7.3)와 같다.

$$x_1x_4 = f_1f_2 + f_1e_4 + f_2e_1 + e_1e_4 \quad \text{식} \quad (7.3.1)$$

$$x_1x_5 = \lambda_3f_1f_2 + f_1e_5 + \lambda_3f_2e_1 + e_1e_5 \quad \text{식} \quad (7.3.2)$$

$$x_1x_6 = \lambda_4f_1f_2 + f_1e_6 + \lambda_4f_2e_1 + e_1e_6 \quad \text{식} \quad (7.3.3)$$

$$x_2x_4 = \lambda_1f_1f_2 + \lambda_1f_1e_4 + f_2e_2 + e_2e_4 \quad \text{식} \quad (7.3.4)$$

$$x_2x_5 = \lambda_1\lambda_3f_1f_2 + \lambda_1f_1e_5 + \lambda_3f_2e_2 + e_2e_5 \quad \text{식} \quad (7.3.5)$$

$$x_2x_6 = \lambda_1\lambda_4f_1f_2 + \lambda_1f_1e_6 + \lambda_4f_2e_2 + e_2e_6 \quad \text{식} \quad (7.3.6)$$

$$x_3x_4 = \lambda_2f_1f_2 + \lambda_2f_1e_4 + f_2e_3 + e_3e_4 \quad \text{식} \quad (7.3.7)$$

$$x_3x_5 = \lambda_2\lambda_3f_1f_2 + \lambda_2f_1e_5 + \lambda_3f_2e_3 + e_3e_5 \quad \text{식} \quad (7.3.8)$$

$$x_3x_6 = \lambda_2\lambda_4f_1f_2 + \lambda_2f_1e_6 + \lambda_4f_2e_3 + e_3e_6 \quad \text{식} \quad (7.3.9)$$

지표 변수끼리의 곱으로 인해서 생성되는 곱 지표변수의 경우도 PI 방식과 같은 수식이 생성된다. 하지만 PPI 방식이 PI 방식과 다른 점은 생성된 모든 곱 지표변수를 사용하는 것이 아니라 몇몇의 대응쌍만을 사용한다는 점이다. 그렇기 때문에 PPI 방식에서는 상호작용 항을 측정하게 해주는 대응쌍을 정하는 것이 가장 중요하게 생각되어 진다. Mash, Wen, & Hau(2004)의 연구에 따르면 잠재변수에게 지표변수가 3개씩 있을 경우 대응쌍을 만드는 방식은 총 6가지 방법이 나오게 된다.

만약 각 지표변수들이 서로 동일한 크기의 요인 부하량을 가지고 있다면 대응쌍을 만들 때 어떤 지표변수들의 곱을 사용하여도 선택에 대한 차이가 존재하지 않을 것이다. 하지만 현실에서 데이터를 분석함에 있어서 잠재변수를 구성하는 모든 지표 변수들의 요인부하의 값이 같은 경우는 나타나기 힘들다

$$\begin{bmatrix} (x_1x_4, x_2x_5, x_3x_6) \\ (x_1x_4, x_2x_6, x_3x_5) \\ (x_1x_5, x_2x_4, x_3x_6) \\ (x_1x_5, x_2x_6, x_3x_4) \\ (x_1x_6, x_2x_4, x_3x_5) \\ (x_1x_6, x_2x_5, x_3x_4) \end{bmatrix} \quad \text{식} \quad (7.4.1)$$

(Marsh, Wen & Hau, 2004). 대부분의 경우 지표변수들은 각자 다른 요인부하의 값을 가지고 있을 것이다. 그렇기 때문에 일반적이고 대표적인 상황을 찾기 위해서 실험에서는 인위적으로 요인부하의 값을 3단계로 설정하였다. 우선 각각의 지표변수에 대한 요인부하량이 같이 경우는 어떤 대응쌍을 사용하더라도 같은 값이 산출하기 때문에 본 실험에서 제외되었다. 그 다음으로 조건을 설정하기 위해서 f_1 의 지표변수 x_1, x_2, x_3 의 요인부하 값을 각각 0.9, 0.7, 0.5로 설정하였다. 또한 f_2 의 지표변수 x_4, x_5, x_6 의 요인부하 값도 동일하게 0.9, 0.7, 0.5로 설정하였다. 이 결과 구조모형에서는 각각의 잠재변수의 지표변수가 높은, 중간적, 낮은 요인부하를 가지는 모형으로 설정하였다. 그 다음 각각의 지표변수의 대응쌍을 만들 수 있는 경우의 수를 확인한 다음, 그들의 요인부하 값의 곱을 확인하였다. 요인부하량(factor loading)은 λ 의 값을 의미한다. 회귀식에서 λ 는 기울기이다. 기울기는 x 의 값이 한 단계 변화할 때 y 의 값이 얼마큼 변화하는지를 알려준다. 즉 λ 의 값은 방정식의 설명량을 뜻하는 것이다. 설명량이 높다는 것은 회귀식이 알고자하는 잠재변인을 잘 설명하고 있다는 것을 의미한다. 이러한 사실을 기반으로 하여 새롭게 생성되는 상호작용 항에 대한 곱 지표변수들의 설명량이 높다면 그 지표변수들이 상호작용 항을 잘 설명하고 있다고 말할 수 있을 것이다. 각 곱 지표변수에 대한 요인부하 값은 <표 2>와 같다.

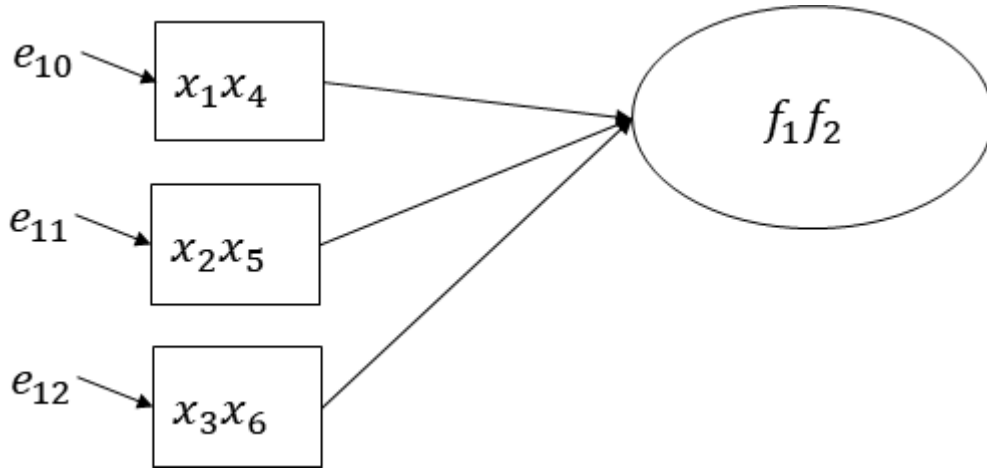
<표 2> 지표변수의 요인부하량

	$x_1(0.9)$	$x_2(0.7)$	$x_3(0.5)$
$x_4(0.9)$	x_1x_4 0.81	x_2x_4 0.63	x_3x_4 0.45
$x_5(0.7)$	x_1x_5 0.63	x_1x_5 0.49	x_3x_5 0.35
$x_6(0.5)$	x_1x_6 0.45	x_1x_6 0.35	x_3x_6 0.25

$$\begin{bmatrix} 0.81 & 0.49 & 0.25 \\ 0.81 & 0.35 & 0.35 \\ 0.63 & 0.63 & 0.25 \\ 0.63 & 0.35 & 0.45 \\ 0.45 & 0.63 & 0.35 \\ 0.45 & 0.49 & 0.45 \end{bmatrix} \quad \text{식 (7.4.2)}$$

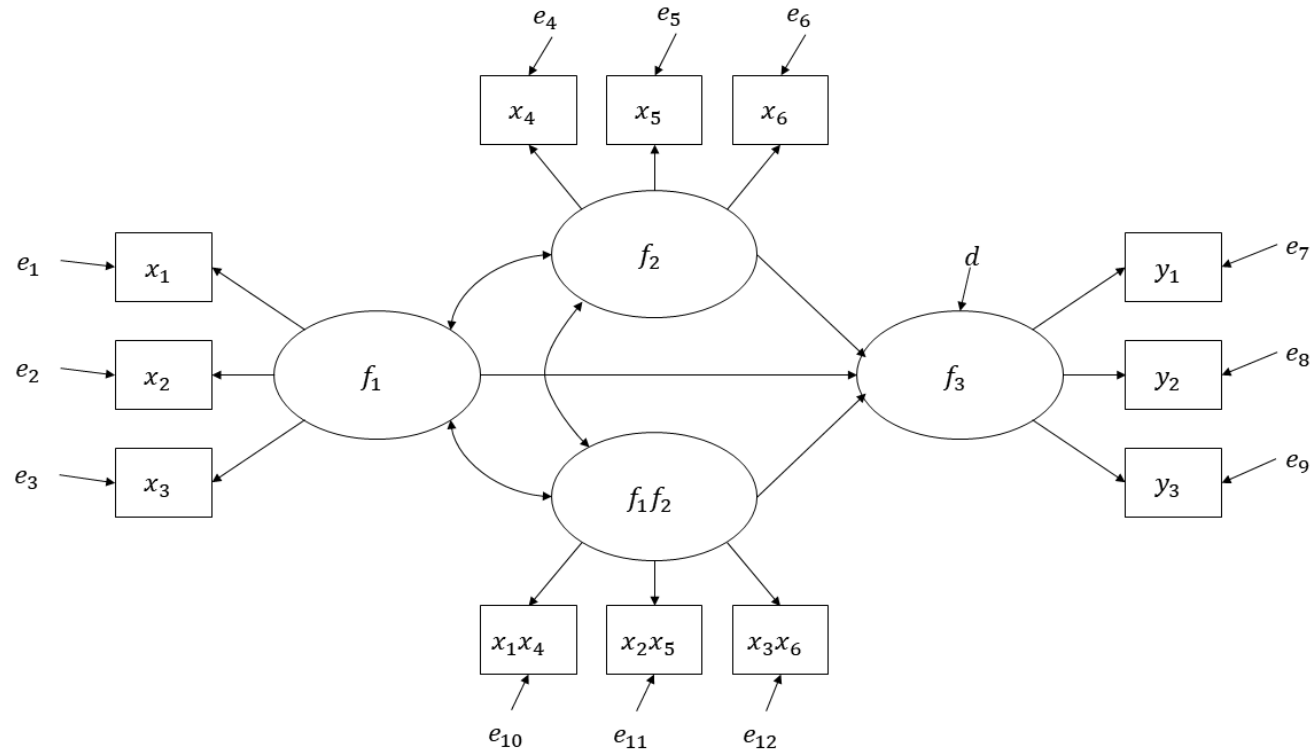
<표 2>의 내용과 식 (7.4.1)의 내용을 기반으로 하여 대응쌍이 가지게 되는 요인부하의 값을 계산하면 식 (7.4.2)의 결과가 도출된다. PPI 방식에 따르면 곱 지표변수의 요인부하 값이 크게 나올수록 상호작용 항의 요인부하 값에 대한 표준 편차(standard deviations)와 표준 오차(standard errors)의 값이 작게 나온다고 한다(Marsh, Wen & Hau, 2004). 그렇기 때문에 대응쌍을 결정함에 있어서 최대의 요인 부하 값이 나올 수 있도록 f_1 에서 가장 높은 요인 부하 값을 가지고 있는 x_1 과 f_2 에서 가장 높은 요인 부하 값을 가지고 있는 x_4 를 곱하고, 순차적으로 중간의 값을 가지고 있는 x_2 와 x_5 를 마지막으로 낮은 요인부하 값을 가지고 있는 x_3 과 x_6 을 선택하여 상호작용 항을 구

성하는 것이 가장 적합하다는 결론이다. 위의 방식으로 결정된 3개의 대응쌍의 측정 모형을 그리면 다음과 같다.



<그림 7> PPI 방식에서의 대응쌍의 측정모형

언급된 구조모형과 측정모형의 종합하여 <그림 8>의 최종 구조 방정식 모형을 설정한다.



<그림 8> PPI 방식의 최종 측정모형

PPI 방식에서는 모수를 제약하지 않기 때문에 그림에 모수를 표현하지 않는다. 그림에서의 선이 의미하는 바와 같이 모든 외생변수(f_1, f_2, f_1f_2) 간의 상관성이 존재한다. 이후 분석을 하기 위해서 그림에서 표현되는 구조방정식 모형을 추정하면 된다.

3) OPI 방식

기존에 있던 곱 지표변수 접근법은 상호작용 항을 설명하기 위해서 지표변수 끼리의 곱을 사용하였다. PI 방식에서는 곱해서 나온 모든 항을 사용하고, PPI 방식에서는 전체가 아닌 몇 개의 대응쌍 만을 사용한다는 차이점이 존재하기는 하나 근본적으로 두 방식은 같은 맥락 하에서 상호작용 항을 다루고 있다. OPI 방식은 곱 지표변수 접근법에 속하는 방식이지만, 위의 두 가지 방식하고는 다른 방향에서 상호작용 항을 설명하고자 한다.

OPI 방식은 잔차 중심화(residual centering) 또는 직교화(Othogonalized) 방식이라고 한다(Little, Bovaird, & Widaman, 2006). OPI 방식의 골자는 잔차에 대한 값을 사용하여 상호작용 항을 설명하는 것이다. 잔차 중심화된 항을 형성하기 위해서 사용된 수식은 Little, Bovaird, & Widaman(2006)의 수식을 기반으로 하여 모형에 적합하게 변형하여 기술하였다. 자세한 설명을 위해서 위의 두 방법에서 설정하였던 세 개의 지표변수를 지니고 있는 두 개의 잠재 외생변수가 잠재 내생변수를 설명하는 모형을 생각해 보겠다. 구조 모형 부분은 <그림 3>의 앞선 구조 모형 부분과 동일하다. 잠재 변수에 대한 지표변수와의 관계 수식도 위의 두 가지 방법과 동일하다.

$$x_1 = f_1 + e_1 \quad \text{식 (8.1.1)}$$

$$x_2 = \lambda_1 f_1 + e_2 \quad \text{식 (8.1.2)}$$

$$x_3 = \lambda_2 f_1 + e_3 \quad \text{식} \quad (8.1.3)$$

$$x_4 = f_2 + e_4 \quad \text{식} \quad (8.1.4)$$

$$x_5 = \lambda_3 f_2 + e_5 \quad \text{식} \quad (8.1.5)$$

$$x_6 = \lambda_4 f_2 + e_6 \quad \text{식} \quad (8.1.6)$$

$$y_1 = f_3 + e_7 \quad \text{식} \quad (8.1.7)$$

$$y_2 = \lambda_5 f_3 + e_8 \quad \text{식} \quad (8.1.8)$$

$$y_3 = \lambda_6 f_3 + e_9 \quad \text{식} \quad (8.1.9)$$

기본적인 수식과 구조모형은 같지만 이 수식을 기반으로 해서 생성되는 상호작용 항의 구성이 언급된 두 가지 방법과는 다른 방식으로 접근한다. 우선 각각의 지표변수들의 곱으로 생성되는 9개의 곱항은 다음과 같다.

$$x_1 w_1 = x_1 \times w_1 \quad \text{식} \quad (8.2.1)$$

$$x_1 w_2 = x_1 \times w_2 \quad \text{식} \quad (8.2.2)$$

$$x_1 w_3 = x_1 \times w_3 \quad \text{식} \quad (8.2.3)$$

$$x_2 w_1 = x_2 \times w_1 \quad \text{식} \quad (8.2.4)$$

$$x_2 w_2 = x_2 \times w_2 \quad \text{식} \quad (8.2.5)$$

$$x_2 w_3 = x_2 \times w_3 \quad \text{식} \quad (8.2.6)$$

$$x_3w_1 = x_1 \times w_1 \quad \text{식} \quad (8.2.7)$$

$$x_3w_2 = x_1 \times w_2 \quad \text{식} \quad (8.2.8)$$

$$x_3w_3 = x_1 \times w_3 \quad \text{식} \quad (8.2.9)$$

9개의 중심화가 되지 않은 곱 항은 각 지표변수에 의해서 회귀식으로 표현할 수 있으며 식 (8.1)은 그에 대한 몇 가지 예시이다.

$$\widehat{x_1w_1} = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + b_3x_3 + b_4w_1 + b_5w_2 + b_6w_3 \quad \text{식} \quad (8.3.1)$$

$$\widehat{x_1w_2} = b'_0 + b'_1x_1 + b'_2x_2 + b'_3x_3 + b'_4w_1 + b'_5w_2 + b'_6w_3 \quad \text{식} \quad (8.3.2)$$

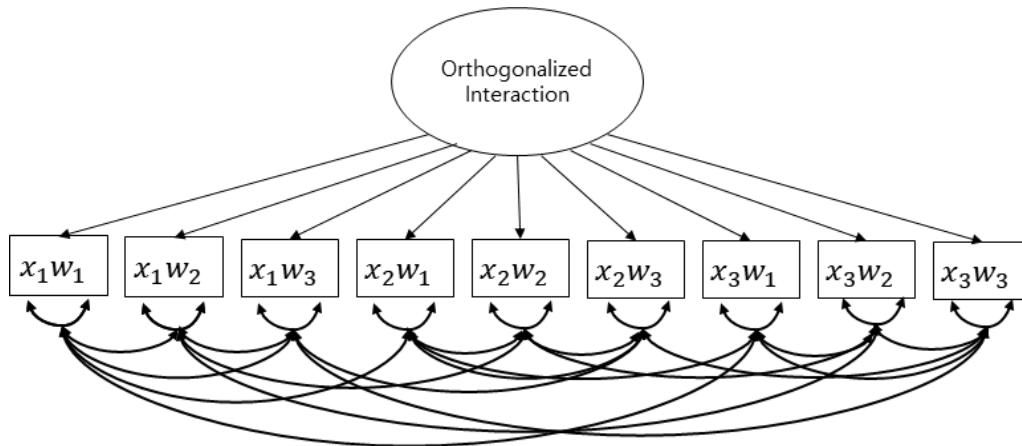
$$\widehat{x_1w_3} = b''_0 + b''_1x_1 + b''_2x_2 + b''_3x_3 + b''_4w_1 + b''_5w_2 + b''_6w_3 \quad \text{식} \quad (8.3.3)$$

위의 계산으로 나온 회귀식에 대한 잔차를 상호작용 항을 추정하기 위해서 사용한다.

$$\begin{aligned} residual(x_1w_1) &= x_1w_1 - \widehat{x_1w_1} \quad \text{식} \\ &= x_1w_1 - (b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + b_3x_3 + b_4w_1 + b_5w_2 + b_6w_3) \quad (8.4.1) \end{aligned}$$

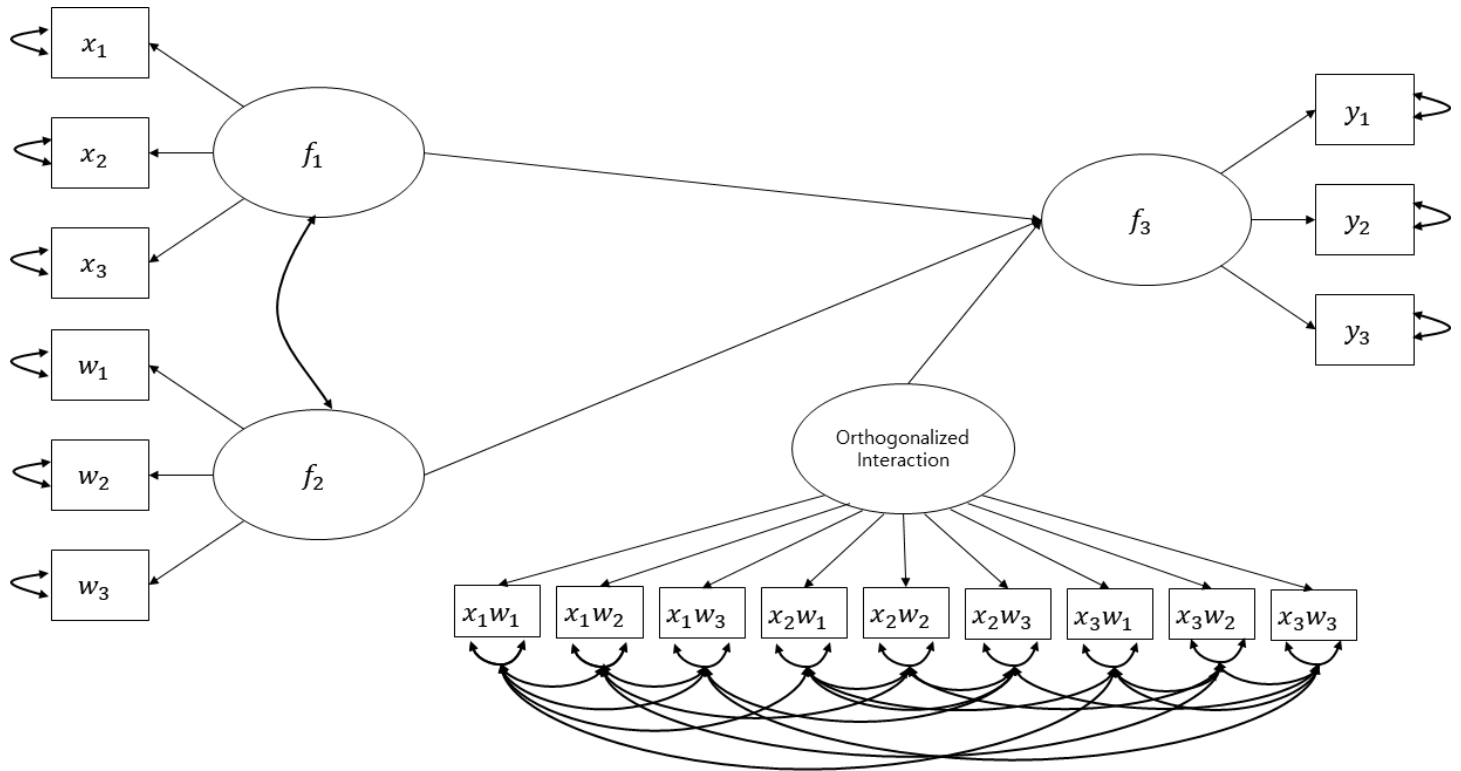
다른 9개의 항들도 같은 방식으로 계산하며, 계산의 결과로 나온 잔차가 상호작용 항을 구성하는 지표변수가 된다. 이렇게 잔차를 이용하는 방식으로 상호작용 항을 구성하게 되면 두 가지의 특징이 생긴다. 첫 번째 특징으로는 잔차로 인해서 형성된 지표변수들이 그 지표변수를 계산할 때 사용된 1차 지표변수로 인해서 서로 상관관계가 형성된다는 점이다. 예를 들어 x_1w_1, x_1w_2, x_1w_3 는 x_1 이라는 공통의 인자를 가지고 있고, x_2w_1, x_2w_2, x_2w_3 는 x_2 를 공통인자로 가지고 있으며, x_3w_1, x_3w_2, x_3w_3 는 x_3 를 공통인자로 가지고 있다. 공통 인자를

가지고 있는 지표변수들은 공통인자로 인해서 서로 상관을 가지고 있는 것을 알 수 있다. 지표변수들 끼리의 상관을 <그림 9>에 표현하였다.



<그림 9> OPI방식 상호작용 부분 측정모형

두 번째의 특징은 잠재 상호작용 항인 f_1f_2 는 잠재 외생변수 f_1 과 f_2 와의 상관을 가지지 않는다. 잠재 상호작용 항은 잔차를 사용하여 잠재 외생변수와 직교화의 관계를 가지고 있다. 그렇기 때문에 두 관계의 공분산은 0이 되며 상관은 존재하지 않게 된다. <그림 10>은 앞선 구조 모형과 측정모형을 합한 최종 모형이다.



<그림 10> OPI 모형

2. 분포 분석 접근법(Distribution-analytic approaches)

앞선 곱 지표 변수 접근법에서 상호작용 항의 설명을 위해서 곱 지표변수를 사용하였다면, 분포 분산 접근법에서는 곱 항을 만드는 과정 없이 데이터를 바로 사용하여 상호작용 항을 설명한다. 이해가 간단했던 곱 지표변수 접근법과는 달리 분포 분석 접근법은 방법을 이해하는 것은 어려움이 있으나 프로그램을 사용하여 데이터를 분석하는 과정에 있어서는 곱 지표변수 접근법보다 간단하고 사용이 편리하다. 분포 분석 접근법에는 두 가지 방법이 존재한다. 첫 번째 방법은 잠재조절 구조식(latent moderated structural equations, LMS; Klein & Moosbrugger, 2000)이며 다른 방식은 준최대우도(quasi-maximum likelihood, QML; Klein & Muthen, 2007)이다. LMS와 QML의 기본적인 원리는 동일하다. 이러한 방법들은 잠재 외생 변수에 의해서 생기는 잠재 상호작용의 효과가 존재한다고 가정하여 발생하게 되는 지표 변수의 비정규성을 가시적으로 모형화하고 추정하게 된다.

상호작용 효과를 곱 지표변수 접근법을 사용해서 분석할 때 잠재 변수에 대한 여러 가정이 존재한다. 그중 기본적인 가정은 잠재 변수들이 정규 분포를 따른다는 가정이다. 그러나 정규 분포를 따르는 분포들을 곱하여 새로운 분포를 형성하였을 때 새롭게 생성된 분포는 비정규분포가 된다. 간단하게 예를 들어 잠재 외생 변수 f_1 과 f_2 가 잠재 내생변수 f_3 를 추정하는 경우를 생각해 보자. 잠재 외생 변수인 f_1 과 f_2 은 둘 다 정규분포를 따르고 있다. 이때 연구자는 자신의 선행 연구를 기반으로 하여 하나의 잠재 외생 변수를 조절 변인으로 설정할 수 있다. 조절 변인으로 설정된 f_2 가 3개의 계층으로 나누어진다면 잠재 외생변수인 f_3 는 3개의 정규분포의 곱으로 추정되는 비정규분포이다. 이렇게 분포 분산 접근법은 잠재 외생 변수의 비정규성을 잠재 내생변수의 여러 잠재계층의 정규분포의 혼합으로 설명하는 방식이다. LMS와 QML은 동일

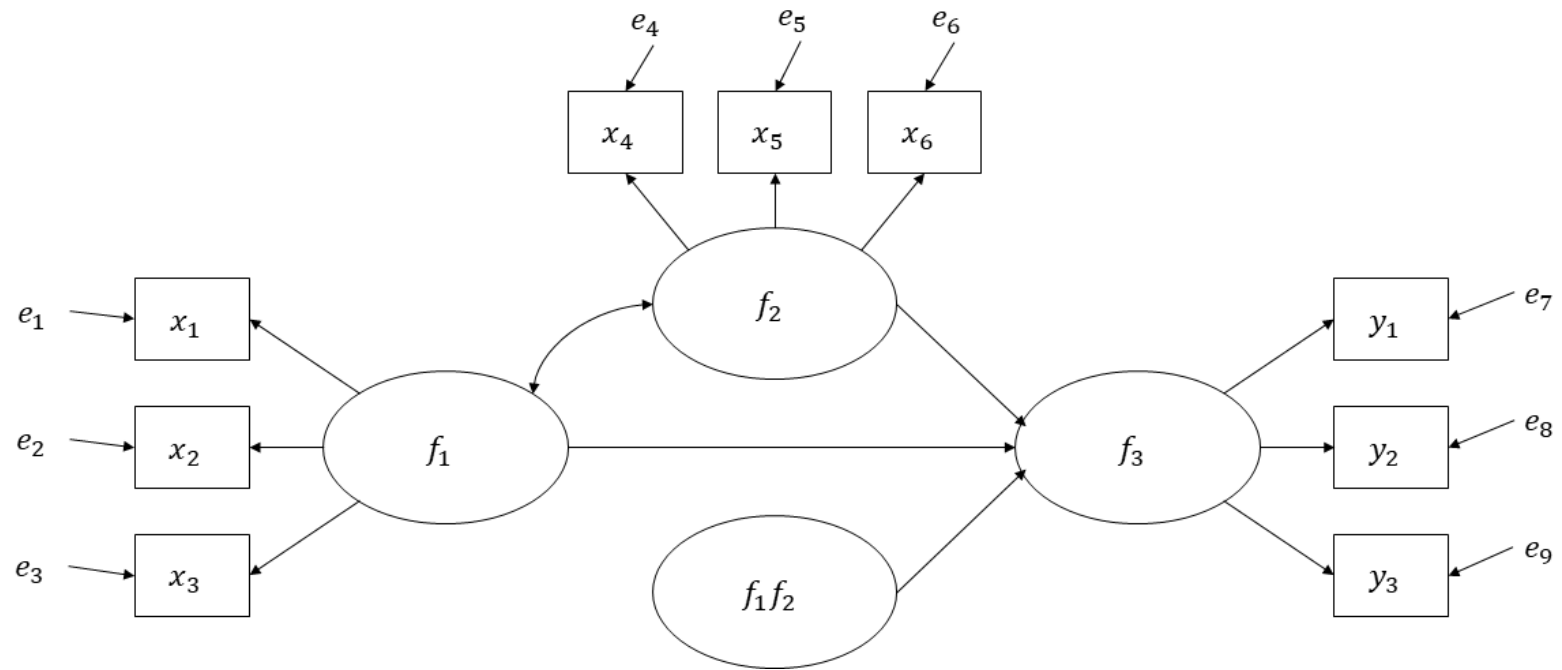
한 방법을 사용하며 두 가지 방법에서 차이점은 LMS는 잠재계층을 설정할 때 개수의 제한을 두지 않는데 비해서 QML의 경우 잠재 계층의 개수를 2개로 제한해 두었다. 추정하는 잠재계층의 수의 차이 때문에 QML의 방식도 높은 정확도를 보이지만 LMS가 약간 더 정확하다고 한다(김수영, 2016). 하지만 잠재계층의 개수가 한정되어 있는 QML에 비해서 LMS의 경우 추정시간이 더 오래 걸린다는 단점이 존재한다.

여러 장점에도 불구하고 분포 분석 접근법의 가장 큰 단점은 모형의 적합도에 대한 판별이 어렵다는 점이다. 구조방정식에서 모형의 적합도를 판별할 때에는 일반적으로 chi-square 값이나 RMSEA, CFI, TLI, SRMR 등의 값을 사용한다. 이러한 모형 적합도는 기저 모형과 연구자가 설정한 모형을 비교해서 모형이 얼마나 더 잘 부합되는지를 알려준다. 하지만 분포 분석 접근법의 경우 기저 모형이 존재하지 않기 때문에 기저 모형과의 값을 비교하여 도출되는 적합도 지수들이 존재하지 않는다. 그렇기 때문에 이러한 절대적 모형 적합도에 대한 언급이 불가능하다. 하지만 분포 분석 접근법에서는 절대적 모형 적합도 이외에 두 개의 모형을 설정한 후 그 차이를 검증하여 상대적인 모형 적합도를 구할 수 있으며 또는 AIC나 BIC등을 사용하여 모형간의 비교가 가능하다. 모형의 추정은 ML 알고리즘을 사용하는 최대우도 추정법을 사용한다 (Klein & Moosbrugger, 2000).

분포 분석 접근법의 경우 곱 지표변수를 사용하지 않기 때문에 곱 항에 대한 수식 정리는 필요하지 않다. 또한 잠재 외생변수인 f_1 , f_2 와 잠재 상호작용인 f_1f_2 와의 상관은 존재하지 않는다. <그림 11>은 분포 분석 접근법을 모형으로 표현한 것이다. 잠재 상호작용 항인 f_1f_2 를 그림에서는 원을 사용하여 표현하였지만 Mplus 매뉴얼에 있는 Muthen의 설명에서는 굵은 점으로 표현되기도 한다. 이러한 그림은 잠재 상호작용 항이 곱 지표변수 접근법에서와 같이 잠재 변수의 지표변수들의 관계에서 간접적으로 추정되는 것이 아니라 모

형 내에서 직접적으로 결정된다는 것을 의미한다.

분포 분석 접근법은 절대적 모형 적합도가 없기 때문에 2단계로 나누어서 진행된다. 첫 번째 단계에서 연구자는 잠재 상호작용 항이 없는 측정모형을 추정하여 모형의 적합도를 확인한다. 모형의 적합도가 좋을 경우 모형에 상호작용 항을 추가한 다음 상호작용 항의 통계적 유의성을 검증한다. 2단계로 진행되는 분석은 구조모형을 분석 할 때 많이 사용되는 익숙한 절차이다. 이러한 방식을 사용하는 이유는 모형의 적합도가 좋지 않게 나왔을 경우 적합도가 좋지 않을 이유가 구조모형에서 기인하였는지 측정모형에서 기인하였는지를 판별할 수 있기 때문이다.



<그림 11> LMS 측정 모형

Ⅲ. 연구문제 및 가설

1. 연구1 : 상호작용 효과가 존재하지 않는 모형

[연구문제1-1] 조작 변수의 수준이 1종 오류에 영향을 미칠 것인가?

가설 1-1-1 사례수의 크기가 증가할수록 1종 오류는 명목 값으로 근접할 것이다.

가설 1-1-2 잠재 변인의 상관은 1종 오류에 영향을 미치지 않을 것이다.

가설 1-1-3 지표 변인의 요인부하는 1종 오류에 영향을 미치지 않을 것이다.

가설 1-1-4 분석 방법은 1종 오류에 영향을 미치지 않을 것이다.

2. 연구2 : 상호작용 효과가 존재하는 모형

[연구문제1] 조작 변수의 수준이 검정력에 영향을 미칠 것인가?

가설 2-1-1 사례수의 크기가 증가할수록 검정력은 증가할 것이다.

가설 2-1-2 상호작용 항의 효과 수준이 증가할수록 검정력은 증가할 것이다.

가설 2-1-3 잠재 변인의 상관이 증가할수록 검정력은 증가할 것이다.

가설 2-1-4 지표 변인의 요인부하에 따라 검정력에 차이가 있을 것이다.

가설 2-1-5 분석 방법에 따라 검정력에 차이가 있을 것이다.

IV. 연구방법

1. 자료 생성 (data generation)

자료 생성에는 R 프로그램에서 몬테카를로 시뮬레이션(Monte Carlo Simulation)을 사용하였다. 몬테카를로 시뮬레이션은 무작위 변수 생성에 기반을 둔 방식이다. 연구자는 가설을 기반으로 하여 구하고자 하는 변수들을 설정한다. 이렇게 설정된 변수들은 시뮬레이션을 통해서 반복적으로 구해지며 모형의 관계성을 연구할 수 있게 한다(Stephenson & Holbert, 2003).

1) 몬테카를로 시뮬레이션 조건

본 연구에서는 다섯 가지의 조작요인이 사용되었다. 요인의 종류는 사례수, 상호작용 효과 수준, 잠재 변인끼리의 상관, 요인 부하량, 상호작용 효과 분석 방법이다. 설정된 한가지의 조건을 1,000번씩 반복하여 자료를 생성하였다.

(1) 사례수

사례수는 Marsh, Wen과 Hau(2004)을 기반으로 하여 설정하였다. 선행 연구에서는 100, 200, 500 3단계로 설정하여 연구를 진행하였지만 본 연구에서는 사례수는 150, 300, 500, 1000으로 4단계로 설정하였다.

(2) 상호작용 효과 수준

상호작용 효과 수준은 선행 연구를 참고 설정하였다. 상호작용이 존재하지 않는 모형을 설정하기 위해서 모집단에서의 상호작용 효과 수준을 0으로 설정하였다. 상호작용이 존재하는 모형을 비교하기 위해서는 선행연구를 참고하여 0.2, 0.3 두 가지로 설정하였다(Marsh, Wen & Hau, 2004).

(3) 잠재 변인끼리의 상관

잠재 변인끼리의 상관은 선행 연구를 참고하여 0.2, 0.3, 0.4로 3단계로 설정하였다(Marsh, Wen & Hau, 2004).

(4) 요인 부하량

요인 부하량은 모든 요인 부하량을 0.7로 고정한 경우(Marsh, Wen & Hau, 2004)와 0.5, 0.7, 0.9로 나누어 설정한 경우로 총 두 가지로 설정하였다.

(5) 분석 방법

분석 방법은 PPI 방식, OPI 방식, LMS로 3가지 방식을 비교하였다.

2) 제 1종 오류(Type 1 error)

연구자가 의사결정을 하기 위해서 연구자는 선행연구를 기반으로 하여 잠정적 진술인 가설(hypothesis)을 설정한다. 가설은 영가설(null hypothesis)와 대립가설(alternative hypothesis)로 분류할 수 있다(성태제, 2014). 영가설은 귀무가설이라고도 하며 일반적으로 H_0 로 표시한다. 영가설은 연구의 결과에서 독립변인의 효과가 없다는 것을 가정한다. 대립가설은 영가설이 기각되었을 때 진리로 남는 잠정적 진술이며, 연구자가 연구를 통해서 알고자 하는 가설이다(성태제, 2014). 연구자가 추론 통계를 사용할 때 두 가지 판단의 착오가 나올 수 있다. 오류는 영가설이 참인 경우 영가설을 기각하는 1종 오류와 영가설이 거짓인 경우 영가설 기각에 실패하는 2종 오류가 있다. 1종 오류에서 판단의 근거가 되는 기준을 유의수준이라고 하며 일반적으로 .05를 사용한다(Shaughnessy, Zechmeister & Zechmeister 2000). 본 연구에서는 1

중 오류를 해석하는데 있어서 두 가지 범위를 기준으로 분석하였다. 첫 번째 기준은 자유로운 기준(liberal criterion)이다. 자유로운 기준의 범위는 $0.5\alpha \leq \rho \leq 1.5\alpha$ 이며 측정된 1종 오류가 기준 안에 포함되는 지를 확인해보았다. 두 번째 기준은 엄격한 기준(stringent criterion)이다. 엄격한 기준의 범위는 $0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$ 이며 1차적으로 자유로운 기준을 통과한 측정값들이 엄격한 기준 내에도 포함되는 지를 확인하였다(Bradley, 1978).

3) 검정력(power)

검정력은 영가설이 진실이 아닐 때 영가설을 기각할 확률이다. 다시 말해서 대립가설이 참일 경우 대립가설을 채택하는 확률을 의미한다(성태제, 2014). 검정력은 영가설을 기각할 확률인데 이는 연구자가 반복연구를 통해서 진짜 효과를 놓칠 가능성을 이야기해준다. 그렇기 때문에 검정력은 연구의 반복 검증성의 추정치(replicability)라고 한다(Shaughnessy, Zechmeister & Zechmeister 2000). 본 연구에서는 검정력을 계산하기 위해서 몬테카를로 시뮬레이션을 사용하여 반복 시행된 총 시행수 1,000번 중에서 상호작용의 효과를 유의미하게 검증한 횟수를 계산하였다.

2. 자료 분석

연구1에서는 1종 오류를 확인하기 위해 상호작용의 크기를 0으로 고정한 후 데이터를 생성하였다. 1종 오류는 영가설이 참인 상황에서 영가설을 기각하는 판단의 오류이다(성태제, 2014). 조작 변수의 조건으로는 사례수를 150, 300, 500, 1000으로 4단계, 잠재 변인끼리의 상관은 0.2, 0.3, 0.4로 3단계, 요인 부하량은 모든 요인 부하량을 0.7로 고정한 경우와 0.5, 0.7, 0.9로 나누어 설정한 경우이다. 연구1은 4(사례수) * 3(잠재 변인끼리의 상관) * 2(요인 부하량)로 총 24개의 조건으로 생성하였다. 생성된 데이터를

PPI 방식, OPI 방식, LMS을 사용하여 분석하였다. 모델의 분석은 Mplus를 사용하여 분석하였으며, 데이터의 수집과 정리는 R에서 진행되었다. Mplus에서 분석된 결과에서 1종 오류를 추출하여 정리하였다. 1종 오류를 해석하는데 있어서 두 가지 범위를 기준으로 분석하였다. 첫 번째 기준은 자유로운 기준(liberal criterion)이다. 자유로운 기준의 범위는 $0.5\alpha \leq \rho \leq 1.5\alpha$ 이며 측정된 1종 오류가 기준 안에 포함되는 지를 확인해보았다. 두 번째 기준은 엄격한 기준(stringent criterion)이다. 엄격한 기준의 범위는 $0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$ 이며 1차적으로 자유로운 기준을 통과한 측정값들이 엄격한 기준 내에도 포함되는 지를 확인하였다(Bradley, 1978).

연구2에서는 검정력을 확인하기 위해 상호작용의 크기를 0.2와 0.3으로 설정한 후 데이터를 생성하였다. 세부적인 조작 변수의 조건으로는 사례수를 150, 300, 500, 1000으로 4단계, 상호작용 효과 수준은 0.2와 0.3으로 2단계, 잠재 변인끼리의 상관은 0.2, 0.3, 0.4로 3단계, 요인 부하량은 모든 요인 부하량을 0.7로 고정한 경우와 0.5, 0.7, 0.9로 두 단계로 나누어 설정한 경우이다. 연구2은 4(사례수) * 2(상호작용 효과 수준) * 3(잠재 변인끼리의 상관) * 2(요인 부하량)로 총 48개의 조건이다. 그 후 생성된 데이터를 PPI 방식, OPI 방식, LMS을 사용하여 모델을 분석하였다. 모델의 분석은 Mplus를 사용하여 분석하였으며, 데이터의 수집과 정리는 R에서 진행되었다.

V. 연구결과

1. 연구1: 상호작용 효과가 존재하지 않는 모형

연구1은 상호작용 항이 포함되지 않은 모형에서 3가지 분석 방식(즉, PPI, OPI, LMS) 사용하여 3개의 조작 변수(즉, 사례수, 잠재 변인끼리의 상관, 요인 부하량)들의 각각의 수준에 따라서 추정되는 1종 오류가 명목 값으로 근접하는가를 확인하기 위해서 실시하였다. 1종 오류는 영가설이 참인 상황에서 영가설을 기각하는 판단의 오류이다. 이때 1종 오류를 허용하는 확률을 유의수준(α)이라고 한다(성태제, 2014). 1종 오류를 확인하기 위해, 몬테카를로 시뮬레이션에서 모집단을 구성할 때 상호작용효과를 0으로 고정하였다.

<표 3> 모형에 따른 세부 조건

분석 방식	사례수	잠재 변인끼리의 상관	요인 부하량
PPI	150	0.2	0.7, 0.7, 0.7
	300		
OPI	500	0.3	0.5, 0.7, 0.9
	1000		
LMS		0.4	

데이터의 생성은 Mplus 8을 사용하여 LMS방식을 기반으로 하여 생성하였다. 데이터의 생성 후 PPI 방식과 OPI방식을 사용하기 위해 데이터를 가공하였다. LMS방식을 사용하여 데이터를 생성하면 지표변수 6개와 종속변수 3개가 생성된다. PPI 방식의 경우 지표변수들끼리의 곱항(x_1x_4 , x_2x_5 , x_3x_6)이 필요하기 때문에 R을 사용하여 각 곱항을 생성하여 추가하였다. OPI방식의 경

우 직교화 된 항이 필요하기 때문에 R을 사용하여 계산 후 추가하였다. 각 조건은 1,000을 반복하여 데이터를 생성하였다. 생성된 데이터는 PPI 방식, OPI 방식, LMS을 사용하여 분석하였다.

1) 조작 변수가 모수 추정의 1종 오류에 미치는 효과

(1) 사례수에 따른 1종 오류

사례수 수준에 따른 PPI방식의 1종 오류의 변화를 <표 4>과 <표 5>에 제시하였다. Bradley(1978)³⁾의 기준에 근거하여 1종 오류의 변화를 비교하기 위해서 사례수에 따른 1종 오류의 변화를 <그림 12>, <그림 13>에서 제시하였다.

지표 변인의 요인 부하량이 0.7로 고정된 경우, 측정된 모든 값은 자유로운 기준($0.5\alpha \leq \rho \leq 1.5\alpha$)을 만족하였다. 구체적으로 잠재 변인끼리의 상관인 0.2인 경우의 1종 오류는 사례수 150에서 엄격한 기준($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)을 만족하였으며, 사례수 300, 500, 1000에서는 엄격한 기준의 하한선인 0.045미만의 값이 관찰되었다. 잠재 변인끼리의 상관인 0.3과 0.4인 경우의 1종 오류는 사례수 150과 300에서 엄격한 기준($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)을 만족하였으며, 사례수 500, 1000에서는 엄격한 기준의 하한선인 0.045미만의 값이 관찰되었다(<그림 12> 참조). PPI방식에서의 1종 오류의 변화는 사례수 500과 1000에서는 1종 오류가 과소 추정되었으며, 증가와 감소가 반복되는 비일관적인 움직임을 보였다.

3) 1종 오류는 영가설이 참인 상황에서 영가설을 기각하는 판단의 오류이다. 실험을 통해서 검출되는 1종 오류의 실제 값 ρ 는 명목상의 유의수준 α 와 동일하지 않다. 연구자는 검출된 1종 오류의 값과 통계적 유의수준 α 를 비교하여 1종 오류 비율의 수용가능성을 평가해야 한다. Bradley, J. V. (1978)에서 1종 오류를 평가할 때 자유로운 기준($0.5\alpha \leq \rho \leq 1.5\alpha$)과 엄격한 기준($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)을 제시하였다. ρ 값이 기준안에 수용될 경우 일반성을 부여할 수 있다.

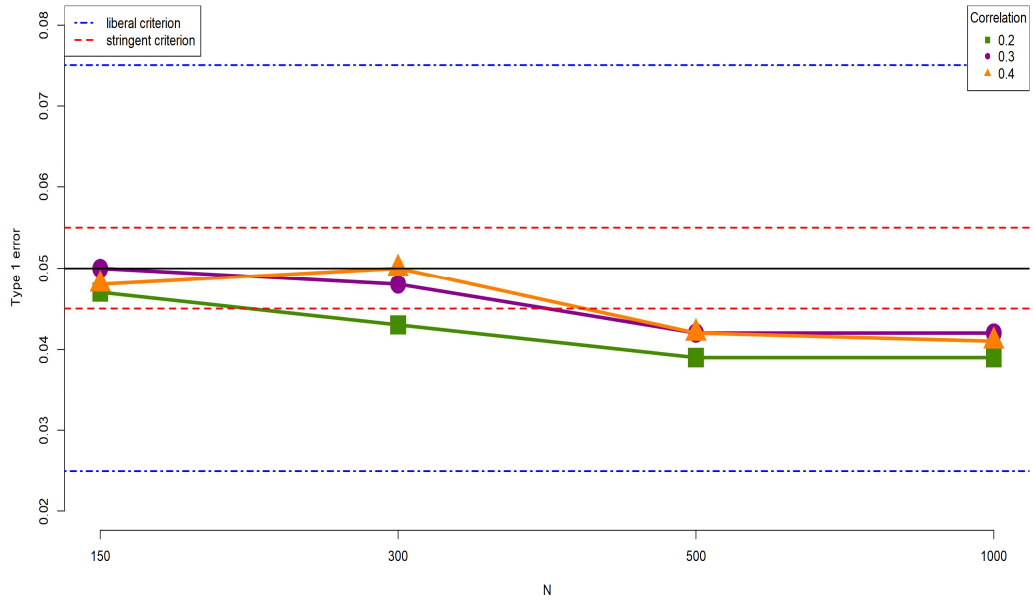
<표 4> 사례수 수준에 따른 PPI 방식의 1종 오류 (loading=0.7)

$corr(f_1, f_2)$	N			
	150	300	500	1000
0.2	0.047	0.043	0.039	0.039
0.3	0.050	0.048	0.042	0.042
0.4	0.048	0.050	0.042	0.041

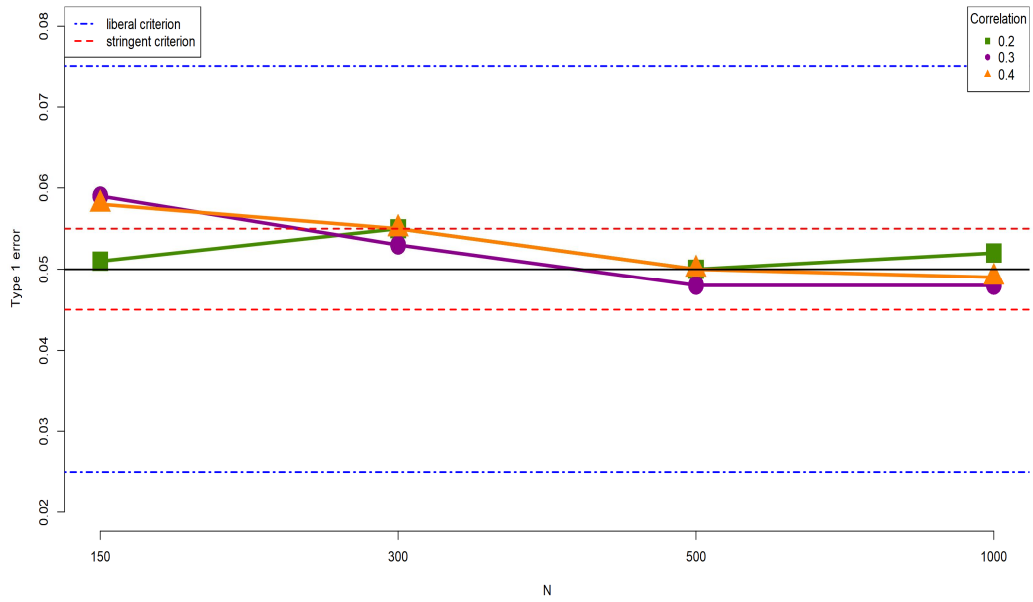
지표 변인의 요인 부하량이 0.5, 0.7, 0.9로 나누어 설정된 경우, 측정된 모든 값은 자유로운 기준 ($0.5\alpha \leq \rho \leq 1.5\alpha$)을 만족하였다. 구체적으로 잠재 변인끼리의 상관이 0.2인 경우의 1종 오류는 모든 사례수에서 엄격한 기준 ($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)을 만족하였다. 잠재 변인끼리의 상관이 0.3과 0.4인 경우의 1종 오류는 사례수 150에서 엄격한 기준의 상한선인 0.055초과의 값이 관찰되었으며, 사례수 300, 500, 1000에서는 엄격한 기준 ($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)을 만족하였다(<그림 13>참조). PPI방식에서의 1종 오류의 변화는 증가와 감소가 반복되는 비일관적인 움직임을 보였다.

<표 5> 사례수 수준에 따른 PPI 방식의 1종 오류 (loading=0.5, 0.7, 0.9)

$corr(f_1, f_2)$	N			
	150	300	500	1000
0.2	0.051	0.055	0.050	0.052
0.3	0.059	0.053	0.048	0.048
0.4	0.058	0.055	0.050	0.049



<그림 12> 사례수 수준에 따른 PPI 방식의 1종 오류 (loading=0.7)



<그림 13> 사례수 수준에 따른 PPI 방식의 1종 오류 (loading=0.5, 0.7, 0.9)

사례수 수준에 따른 OPI방식의 1종 오류의 변화를 <표 6>과 <표 7>에 제시하였다. Bradley(1978)의 기준에 근거하여 1종 오류의 변화를 비교하기 위해서 잠재 변인끼리의 상관별 1종 오류의 변화를 <그림 14>, <그림 15>에서 제시하였다.

지표 변인의 요인 부하량이 0.7로 고정된 경우, 측정된 모든 값은 자유로운 기준($0.5\alpha \leq \rho \leq 1.5\alpha$)을 만족하였다. 구체적으로 잠재 변인끼리의 상관이 0.2인 경우의 1종 오류는 모든 사례수에서 엄격한 기준($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)의 하한선인 0.045미만의 값이 관찰되었다. 잠재 변인끼리의 상관이 0.3인 경우의 1종 오류는 사례수 150, 300, 1000에서 엄격한 기준을 만족하였으며, 사례수 500에서는 엄격한 기준의 하한선인 0.045미만의 값이 관찰되었다. 잠재 변인끼리의 상관이 0.4인 경우의 1종 오류는 사례수 150과 300에서 엄격한 기준($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)을 만족하였으며, 사례수 500, 1000에서는 엄격한 기준의 하한선인 0.045미만의 값이 관찰되었다(<그림 14> 참조). OPI방식에서의 1종 오류의 변화는 사례수 500에서 감소하는 움직임을 보였다.

<표 6> 사례수 수준에 따른 OPI 분석의 1종 오류 (loading=0.7)

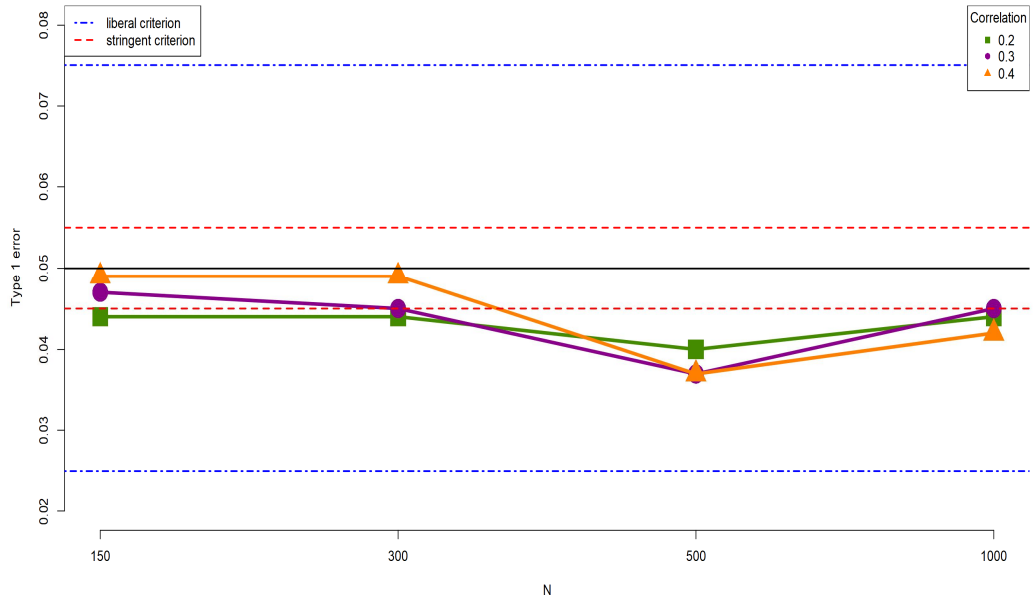
$corr(f_1, f_2)$	N			
	150	300	500	1000
0.2	0.044	0.044	0.040	0.044
0.3	0.047	0.045	0.037	0.045
0.4	0.049	0.049	0.037	0.042

지표 변인의 요인 부하량이 0.5, 0.7, 0.9로 나누어 설정된 경우, 측정된 모든 값은 자유로운 기준($0.5\alpha \leq \rho \leq 1.5\alpha$)을 만족하였다. 구체적으로 잠재 변인끼리의 상관이 0.2인 경우의 1종 오류는 사례수 150, 300, 1000에서 엄격한 기준($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)을 만족하였으며, 사례수 500에서는 엄격한 기준의 하

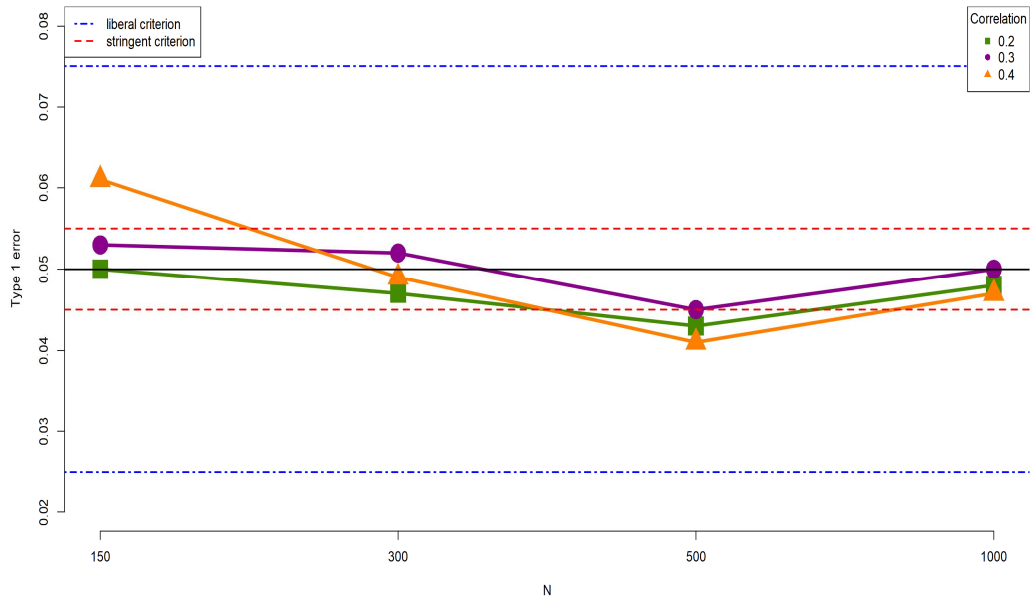
한가인 0.045미만의 값이 관찰되었다. 잠재 변인끼리의 상관이 0.3인 경우의 1종 오류는 모든 사례수에서 엄격한 기준을 만족하였다. 잠재 변인끼리의 상관이 0.4인 경우의 1종 오류는 사례수 150에서 엄격한 기준의 상한선이 0.055보다 큰 값이, 사례수 500에서는 엄격한 기준의 하한선인 0.045보다 작은 값이 관찰되었으며, 사례수 300과 1000에서는 엄격한 기준을 만족하였다(<그림 15> 참조). OPI방식에서의 1종 오류의 변화는 사례수가 증가될수록 명목상의 1종 오류에 수렴하였다.

<표 7> 사례수 수준에 따른 OPI 분석의 1종 오류 (loading=0.5, 0.7, 0.9)

$corr(f_1, f_2)$	N			
	150	300	500	1000
0.2	0.050	0.047	0.043	0.048
0.3	0.053	0.052	0.045	0.050
0.4	0.061	0.049	0.041	0.047



<그림 14> 사례수 수준에 따른 OPI 분석의 1종 오류 (loading=0.7)



<그림 15> 사례수 수준에 따른 OPI 분석의 1종 오류 (loading=0.5, 0.7, 0.9)

사례수 수준에 따른 LMS방식의 1종 오류의 변화를 <표 8>과 <표 9>에 제시하였다. Bradley(1978)의 기준에 근거하여 1종 오류의 변화를 비교하기 위해서 잠재 변인끼리의 상관별 1종 오류의 변화를 <그림 16>, <그림 17>에서 제시하였다.

지표 변인의 요인 부하량이 0.7로 고정된 경우, 측정된 모든 값은 자유로운 기준 ($0.5\alpha \leq \rho \leq 1.5\alpha$)을 만족하였다. 구체적으로 잠재 변인끼리의 상관이 0.2, 0.3, 0.4인 경우의 1종 오류는 모든 사례수에서 엄격한 기준 ($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)의 하한선인 0.045미만의 값이 관찰되었다(<그림 16> 참조). LMS방식에서의 1종 오류의 변화는 증가와 감소가 반복되는 비일관적인 움직임을 보였다.

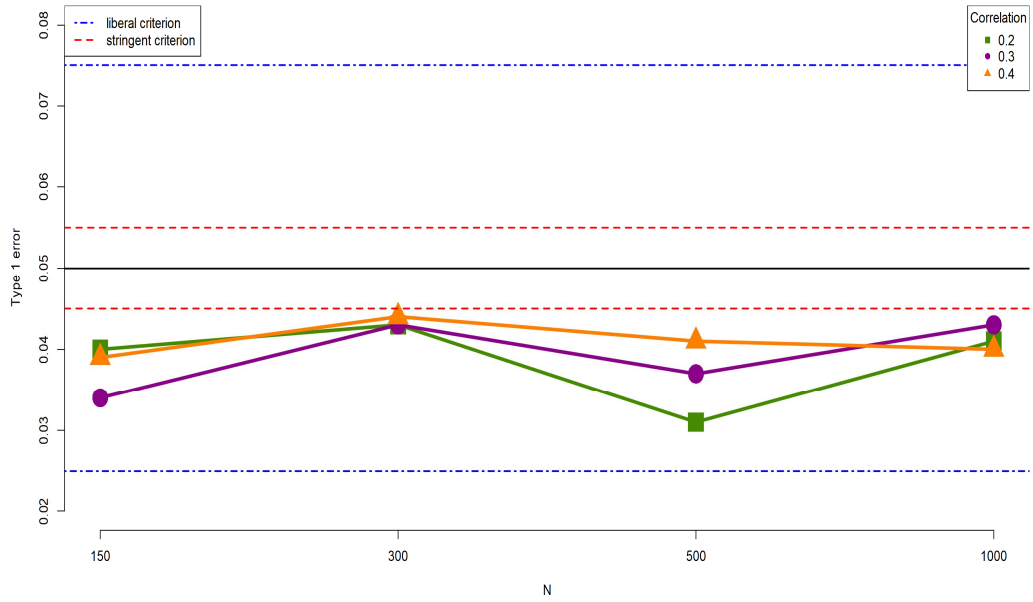
<표 8> 사례수 수준에 따른 LMS 분석의 1종 오류 (loading=0.7)

$corr(f_1, f_2)$	N			
	150	300	500	1000
0.2	0.040	0.043	0.031	0.041
0.3	0.034	0.043	0.037	0.043
0.4	0.039	0.044	0.041	0.040

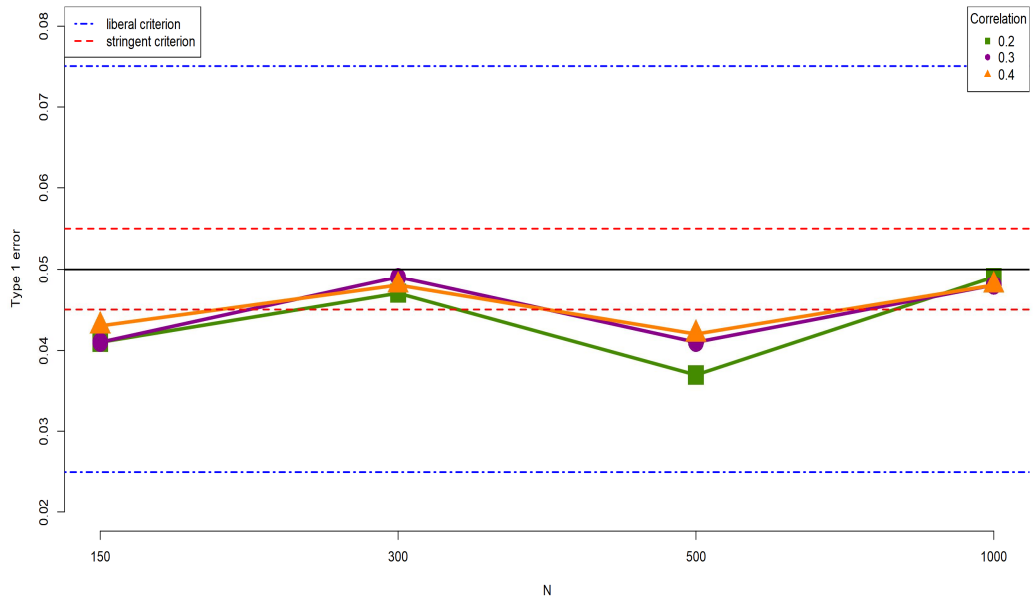
지표 변인의 요인 부하량이 0.5, 0.7, 0.9로 나누어 설정된 경우, 측정된 모든 값은 자유로운 기준 ($0.5\alpha \leq \rho \leq 1.5\alpha$)을 만족하였다. 구체적으로 잠재 변인끼리의 상관이 0.2, 0.3, 0.4인 경우의 1종 오류는 사례수 150과 500에서 엄격한 기준 ($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)의 하한선인 0.045미만의 값이 관찰되었으며, 사례수 300과 1000에서는 엄격한 기준을 만족하였다(<그림 17> 참조). LMS 방식에서의 1종 오류의 변화는 증가와 감소가 반복되는 비일관적인 움직임을 보였다.

<표 9> 사례수 수준에 따른 LMS 분석의 1종 오류 (loading=0.5, 0.7, 0.9)

$corr(f_1, f_2)$	N			
	150	300	500	1000
0.2	0.041	0.047	0.037	0.049
0.3	0.041	0.049	0.041	0.048
0.4	0.043	0.048	0.042	0.048



<그림 16> 사례수 수준에 따른 LMS 분석의 1종 오류 (loading=0.7)



<그림 17> 사례수 수준에 따른 LMS 분석의 1종 오류 (loading=0.5, 0.7, 0.9)

(2) 잠재 변인의 상관에 따른 1종 오류

잠재 변인의 상관 수준에 따른 PPI 방식의 1종 오류의 변화를 <표 10>과 <표 11>에 제시하였다. Bradley(1978)의 기준에 근거하여 1종 오류의 변화를 비교하기 위해서 잠재 변인의 상관 수준에 따른 1종 오류의 변화를 <그림 18>, <그림 19>에서 제시하였다.

지표 변인의 요인 부하량이 0.7로 고정된 경우, 측정된 모든 값은 자유로운 기준($0.5\alpha \leq \rho \leq 1.5\alpha$)을 만족하였다. 구체적으로 사례수가 150인 경우의 1종 오류는 모든 잠재 변인의 상관에서 엄격한 기준($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)을 만족하였다. 사례수가 300인 경우의 1종 오류는 잠재 변인의 상관이 0.2일 때 엄격한 기준의 하한선인 0.045미만의 값이 관찰되었으며, 잠재 변인의 상관이 0.3, 0.4일 때는 엄격한 기준을 만족하였다. 사례수가 500과 1000인 경우의 1종 오류는 세 종류의 잠재 변인의 상관에서 모두 엄격한 기준의 하한선인 0.045 미만의 값이 관찰되었다(<그림 18> 참조). PPI 방식에서의 1종 오류의 변화는 증가와 감소가 반복되는 비일관적인 움직임을 보였다.

<표 10> 잠재 변인의 상관에 따른 PPI 분석의 1종 오류 (loading=0.7)

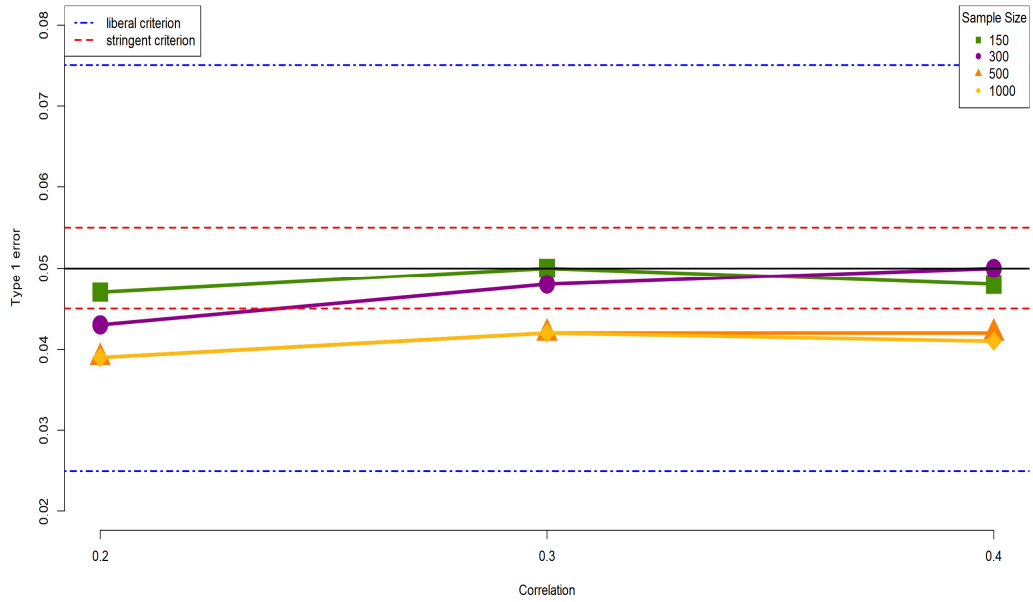
N	$corr(f_1, f_2)$		
	0.2	0.3	0.4
150	0.047	0.050	0.048
300	0.043	0.048	0.050
500	0.039	0.042	0.042
1000	0.039	0.042	0.041

지표 변인의 요인 부하량이 0.5, 0.7, 0.9로 나누어 설정된 경우, 측정된 모든 값은 자유로운 기준($0.5\alpha \leq \rho \leq 1.5\alpha$)을 만족하였다. 구체적으로 잠재 변인끼리의 상관이 0.2, 0.3, 0.4인 경우의 1종 오류는 사례수 150에서 엄격한

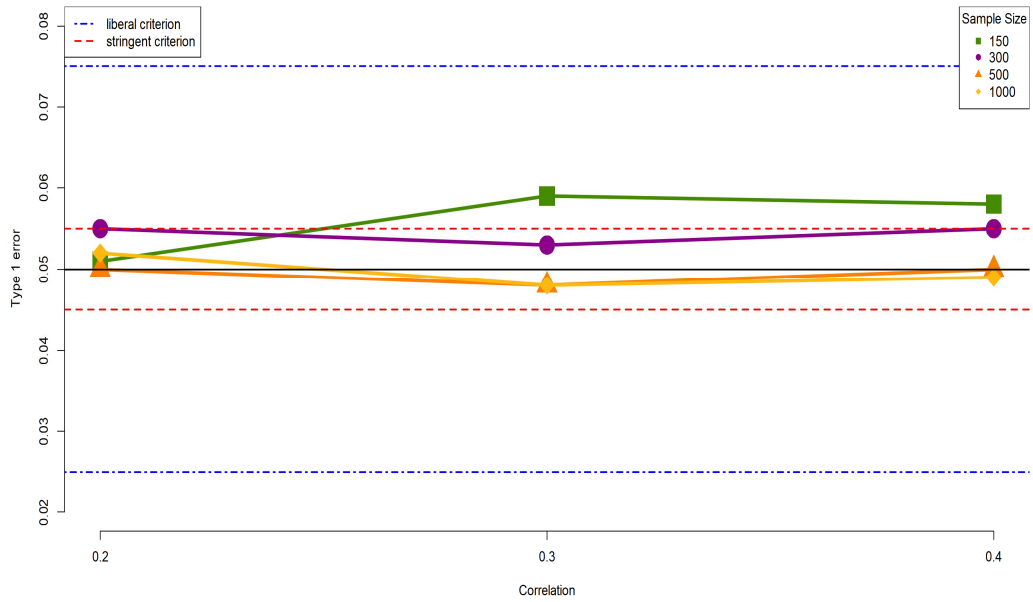
기준 ($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)의 상한선인 0.055초과의 값이 관찰되었으며, 사례수 300, 500, 1000에서는 엄격한 기준을 만족하였다(<그림 19> 참조). PPI 방식에서의 1종 오류의 변화는 증가와 감소가 반복되는 비일관적인 움직임을 보였다.

<표 11> 잠재 변수의 상관에 따른 PPI 분석의 1종 오류 (loading=0.5, 0.7, 0.9)

N	$corr(f_1, f_2)$		
	0.2	0.3	0.4
150	0.051	0.059	0.058
300	0.055	0.053	0.055
500	0.050	0.048	0.050
1000	0.052	0.048	0.049



<그림 18> 잠재 변인의 상관에 따른 PPI 분석의 1종 오류 (loading=0.7)



<그림 19> 잠재 변인의 상관에 따른 PPI 분석의 1종 오류 (loading=0.5, 0.7, 0.9)

잠재 변인의 상관 수준에 따른 OPI 방식의 1종 오류의 변화를 <표 12>과 <표 13>에 제시하였다. Bradley(1978)의 기준에 근거하여 1종 오류의 변화를 비교하기 위해서 사례수별 1종 오류의 변화를 <그림 20>, <그림 21>에서 제시하였다.

지표 변인의 요인 부하량이 0.7로 고정된 경우, 측정된 모든 값은 자유로운 기준($0.5\alpha \leq \rho \leq 1.5\alpha$)을 만족하였다. 구체적으로 사례수가 150, 300인 경우의 1종 오류는 잠재 변인의 상관이 0.2일 때 엄격한 기준($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)의 하한선인 0.045미만의 값이 관찰되었으며, 잠재 변인의 상관이 0.3, 0.4일 때는 엄격한 기준을 만족하였다. 사례수가 500인 경우의 1종 오류는 잠재 변인의 상관이 0.2와 0.4일 때 엄격한 기준의 하한선인 0.045미만의 값이 관찰되었으며, 잠재 변인의 상관이 0.3일 때는 엄격한 기준의 하한선인 0.045가 관찰되었다. 사례수가 1000인 경우의 1종 오류는 측정된 모든 값에서 엄격한 기준의 하한선인 0.045미만의 값이 관찰되었다(<그림 20> 참조). OPI 방식에서의 1종 오류의 변화는 증가와 감소가 반복되는 비일관적인 움직임을 보였다.

<표 12> 잠재 변인의 상관에 따른 OPI 분석의 1종 오류 (loading=0.7)

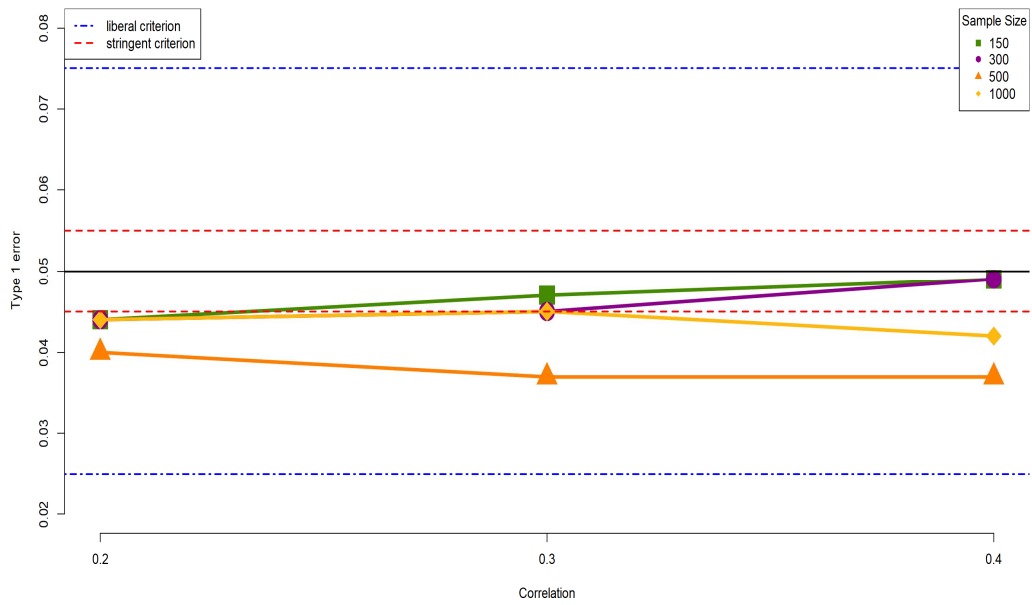
N	$corr(f_1, f_2)$		
	0.2	0.3	0.4
150	0.044	0.047	0.049
300	0.044	0.045	0.049
500	0.040	0.037	0.037
1000	0.044	0.045	0.042

지표 변인의 요인 부하량이 0.5, 0.7, 0.9로 나누어 설정된 경우, 측정된 모든 값은 자유로운 기준($0.5\alpha \leq \rho \leq 1.5\alpha$)을 만족하였다. 구체적으로 사례수가

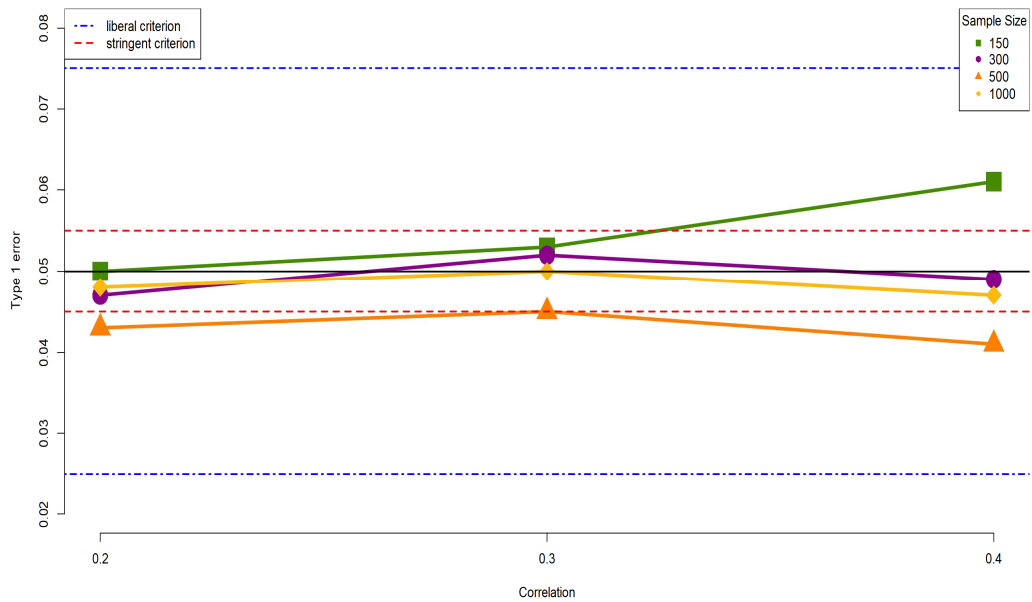
150인 경우의 1종 오류는 잠재 변인의 상관이 0.2, 0.3일 때 엄격한 기준 ($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)을 만족 하였으며, 잠재 변인의 상관이 0.4일 때 엄격한 기준의 상한선인 0.055초과의 값이 관찰되었다. 사례수가 300, 1000인 경우의 1종 오류는 측정된 모든 값이 엄격한 기준을 만족하였다. 사례수가 500인 경우의 1종 오류는 잠재 변인의 상관이 0.2, 0.4일 때는 엄격한 기준의 하한선인 0.045미만의 값이 관찰되었으며, 잠재 변인의 상관이 0.3일 때는 엄격한 기준을 만족하는 값이 관찰되었다(<그림 21> 참조). OPI 방식에서의 1종 오류의 변화는 증가와 감소가 반복되는 비일관적인 움직임을 보였다.

<표 13> 잠재 변인의 상관에 따른 OPI 분석의 1종 오류 (loading=0.5, 0.7, 0.9)

N	$corr(f_1, f_2)$		
	0.2	0.3	0.4
150	0.050	0.053	0.061
300	0.047	0.052	0.049
500	0.043	0.045	0.041
1000	0.048	0.050	0.047



<그림 20> 잠재 변인의 상관에 따른 OPI 분석의 1종 오류 (loading=0.7)



<그림 21> 잠재 변인의 상관에 따른 OPI 분석의 1종 오류 (loading=0.5, 0.7, 0.9)

잠재 변인의 상관 수준에 따른 LMS 방식의 1종 오류의 변화를 <표 14>과 <표 15>에 제시하였다. Bradley(1978)의 기준에 근거하여 1종 오류의 변화를 비교하기 위해서 사례수별 1종 오류의 변화를 <그림 22>, <그림 23>에서 제시하였다.

지표 변인의 요인 부하량이 0.7로 고정된 경우, 측정된 모든 값은 자유로운 기준 ($0.5\alpha \leq \rho \leq 1.5\alpha$)을 만족하였다. 구체적으로 사례수가 150, 300, 500, 1000인 경우의 1종 오류는 측정된 모든 값에서 엄격한 기준 ($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)의 하한선인 0.045미만의 값이 관찰되었다(<그림 22> 참조). LMS 방식에서의 1종 오류의 변화는 증가와 감소가 반복되는 비일관적인 움직임을 보였다.

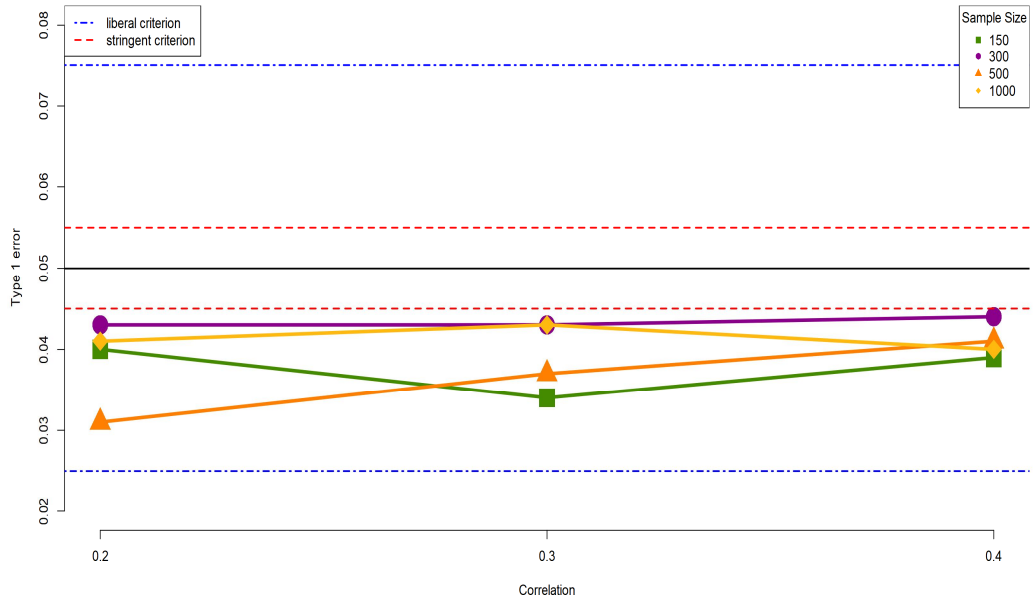
<표 14> 잠재 변인의 상관에 따른 LMS 분석의 1종 오류 (loading=0.7)

N	$corr(f_1, f_2)$		
	0.2	0.3	0.4
150	0.040	0.034	0.039
300	0.043	0.043	0.044
500	0.031	0.037	0.041
1000	0.041	0.043	0.040

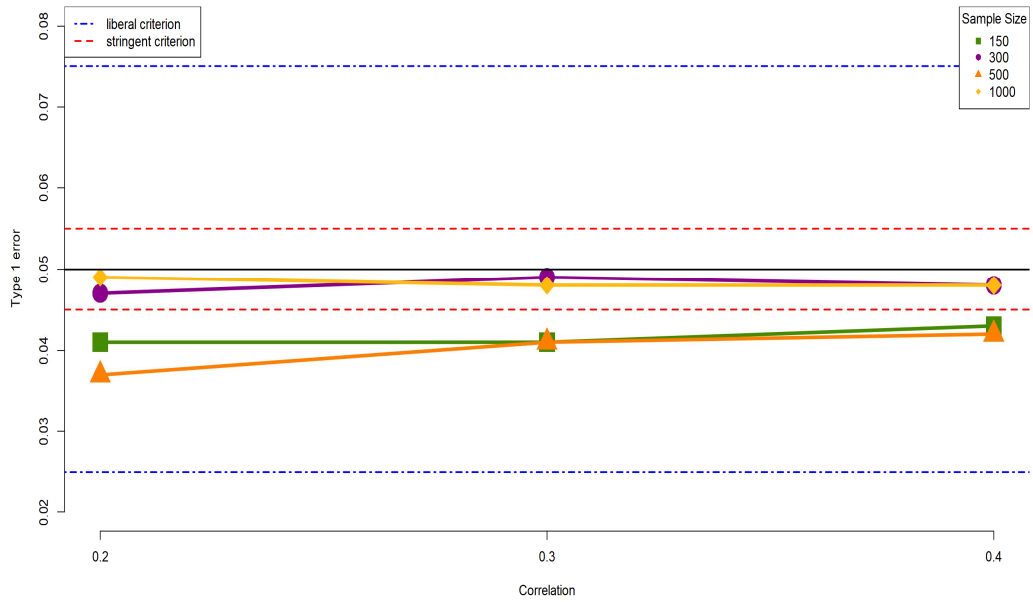
지표 변인의 요인 부하량이 0.5, 0.7, 0.9로 나누어 설정된 경우, 측정된 모든 값은 자유로운 기준 ($0.5\alpha \leq \rho \leq 1.5\alpha$)을 만족하였다. 구체적으로 사례수가 150, 1000인 경우의 1종 오류는 측정된 모든 값이 엄격한 기준 ($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)의 하한선이 0.045미만의 값이 관찰되었다. 사례수가 300, 500인 경우의 1종 오류는 측정된 모든 값이 엄격한 기준을 만족하였다(<그림 23> 참조). LMS 방식에서의 1종 오류의 변화는 증가와 감소가 반복되는 비일관적인 움직임을 보였다.

<표 15> 잠재 변인의 상관에 따른 LMS 분석의 1종 오류 (loading=0.5, 0.7, 0.9)

N	$corr(f_1, f_2)$		
	0.2	0.3	0.4
150	0.041	0.041	0.043
300	0.047	0.049	0.048
500	0.037	0.041	0.042
1000	0.049	0.048	0.048



<그림 22> 잠재 변인의 상관에 따른 LMS 분석의 1종 오류 (loading=0.7)



<그림 23> 잠재 변인의 상관에 따른 LMS 분석의 1종 오류 (loading=0.5, 0.7, 0.9)

(3) 지표 변인의 요인부하에 따른 1종 오류

지표 변인의 요인부하에 따른 PPI 방식의 1종 오류의 변화를 <표 16>, <표 17>와 <표 18>에서 제시하였다. Bradley(1978)의 기준에 근거하여 1종 오류의 변화를 비교하기 위해서 지표 변인의 요인부하에 따른 1종 오류의 변화를 <그림 24>, <그림 25>와 <그림 26>에서 제시하였다.

잠재 변인의 상관인 0.2로 고정된 경우, 측정된 모든 값은 자유로운 기준 ($0.5\alpha \leq \rho \leq 1.5\alpha$)을 만족하였다. 지표 변인의 요인부하가 0.7로 고정된 경우, 사례수가 150 일 때의 1종 오류는 엄격한 기준 ($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)을 만족하였으며, 사례수가 300, 500, 1000 일 때의 1종 오류는 엄격한 기준의 하한선인 0.045 미만의 값이 관찰되었다. 지표변인의 요인부하가 0.5, 0.7, 0.9로 나누어진 경우, 측정된 모든 값은 엄격한 기준을 만족하였다(<그림 24> 참조). PPI 방식에서의 1종 오류는 지표 변인의 요인부하가 일정할 때보다 일정하지 않을 때 증가한 값이 관찰되었다.

<표 16> 지표 변인의 요인부하에 따른 PPI 분석의 1종 오류 ($corr(f_1, f_2) = 0.2$)

N	loading	
	0.7, 0.7, 0.7	0.5, 0.7, 0.9
150	0.047	0.051
300	0.043	0.055
500	0.039	0.050
1000	0.039	0.052

잠재 변인의 상관인 0.3으로 고정된 경우, 측정된 모든 값은 자유로운 기준 ($0.5\alpha \leq \rho \leq 1.5\alpha$)을 만족하였다. 지표 변인의 요인부하가 0.7로 고정된 경우, 사례수가 150, 300 일 때의 1종 오류는 엄격한 기준 ($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)을 만

족하였으며, 사례수가 500, 1000 일 때의 1종 오류는 엄격한 기준의 하한선인 0.045 미만의 값이 관찰되었다. 지표변인의 요인부하가 0.5, 0.7, 0.9로 나누어진 경우, 사례수가 150 일 때의 1종 오류는 엄격한 기준의 상한선인 0.055 초과인 값이 관찰되었으며, 사례수가 300, 500, 1000 일 때의 1종 오류는 엄격한 기준을 만족하였다(<그림 25> 참조). PPI 방식에서의 1종 오류는 지표 변인의 요인부하가 일정할 때보다 일정하지 않을 때 증가한 값이 관찰되었다.

<표 17> 지표 변인의 요인부하에 따른 PPI 분석의 1종 오류($corr(f_1, f_2) = 0.3$)

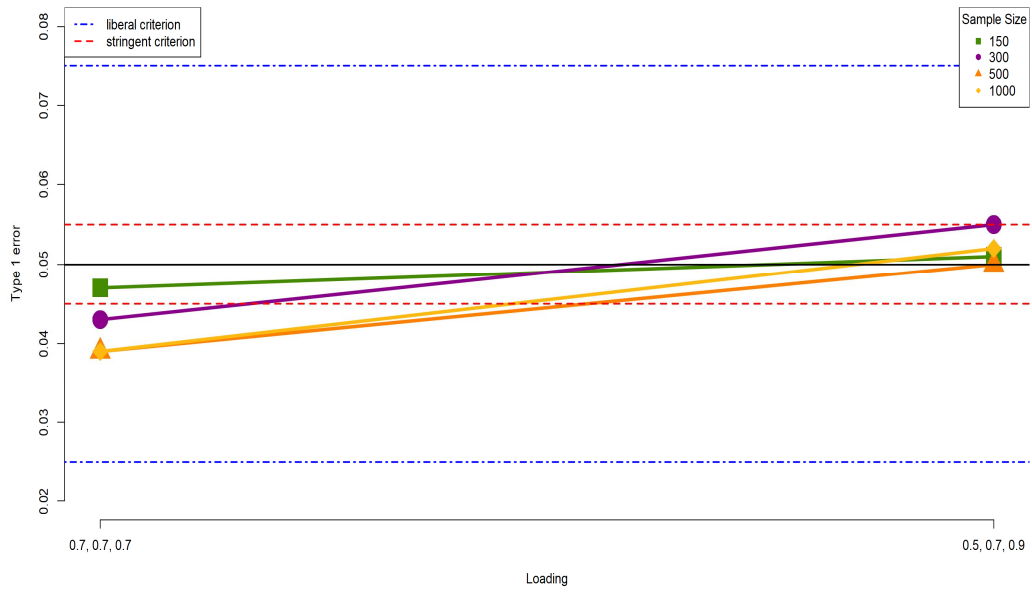
N	loading	
	0.7, 0.7, 0.7	0.5, 0.7, 0.9
150	0.050	0.059
300	0.048	0.053
500	0.042	0.048
1000	0.042	0.048

잠재 변인의 상관인 0.4로 고정된 경우, 측정된 모든 값은 자유로운 기준 ($0.5\alpha \leq \rho \leq 1.5\alpha$)을 만족하였다. 지표 변인의 요인부하가 0.7로 고정된 경우, 사례수가 150, 300 일 때의 1종 오류는 엄격한 기준 ($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)을 만족하였으며, 사례수가 500, 1000 일 때의 1종 오류는 엄격한 기준의 하한선인 0.045 미만의 값이 관찰되었다. 지표변인의 요인부하가 0.5, 0.7, 0.9로 나누어진 경우, 사례수가 150 일 때의 1종 오류는 엄격한 기준의 상한선인 0.055 초과인 값이 관찰되었으며, 사례수가 300, 500, 1000 일 때의 1종 오류는 엄격한 기준을 만족하였다(<그림 26> 참조). PPI 방식에서의 1종 오류는 지표 변인의 요인부하가 일정할 때보다 일정하지 않을 때 증가한 값이 관

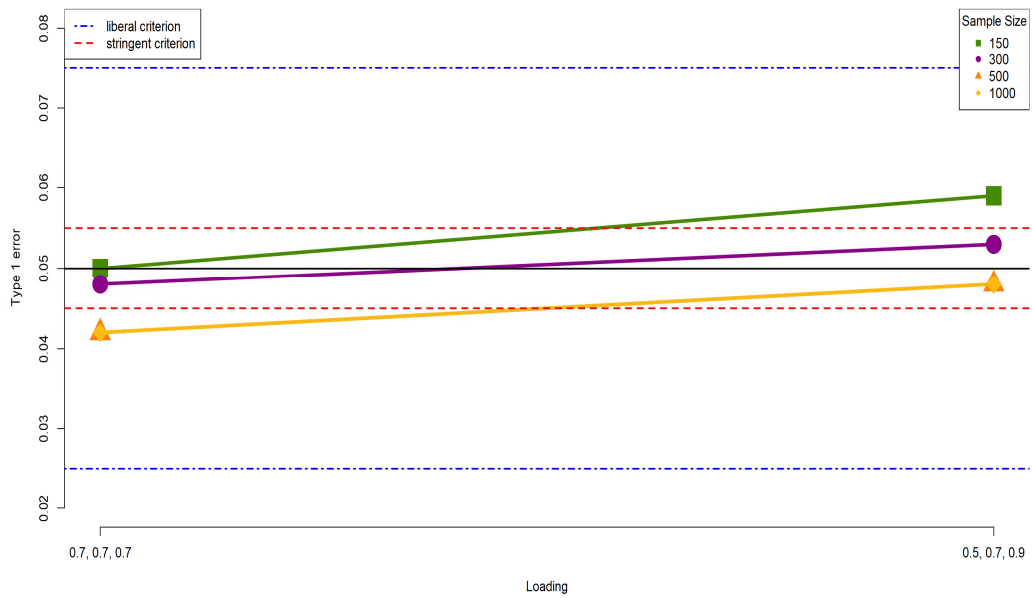
찰되었다.

<표 18> 지표 변인의 요인부하에 따른 PPI 분석의 1종 오류($corr(f_1, f_2) = 0.4$)

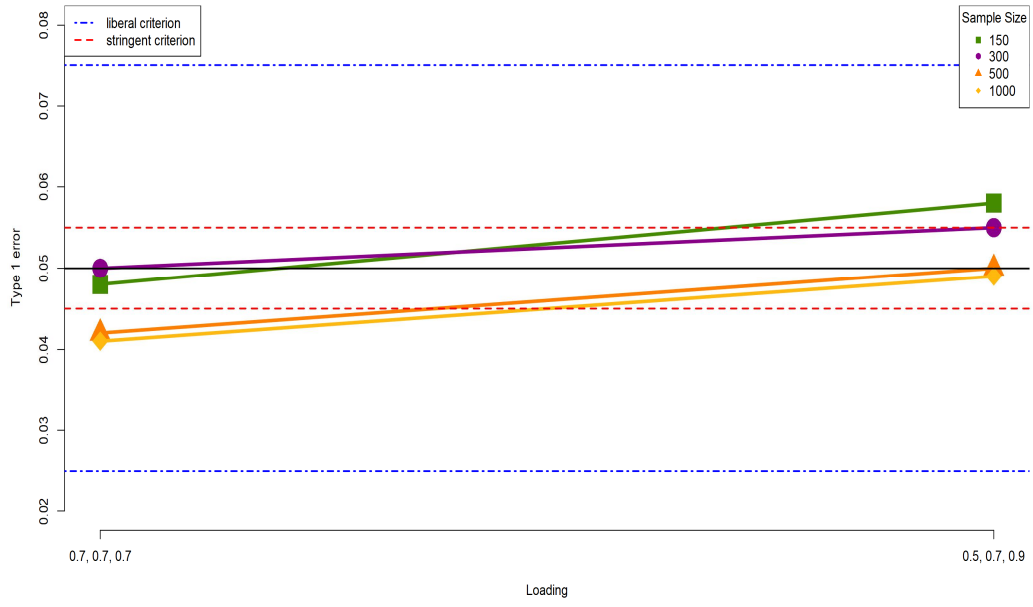
N	<i>loading</i>	
	0.7, 0.7, 0.7	0.5, 0.7, 0.9
150	0.048	0.058
300	0.050	0.055
500	0.042	0.050
1000	0.041	0.049



<그림 24> 지표 변인의 요인부하에 따른 PPI 분석의 1종 오류 ($corr(f_1, f_2) = 0.2$)



<그림 25> 지표 변인의 요인부하에 따른 PPI 분석의 1종 오류 ($corr(f_1, f_2) = 0.3$)



<그림 26> 지표 변인의 요인부하에 따른 PPI 분석의 1종 오류 ($corr(f_1, f_2) = 0.4$)

지표 변인의 요인부하에 따른 OPI 방식의 1종 오류의 변화를 <표 19>, <표 20>와 <표 21>에서 제시하였다. Bradley(1978)의 기준에 근거하여 1종 오류의 변화를 비교하기 위해서 사례수별 1종 오류의 변화를 <그림 27>, <그림 28>와 <그림 29>에서 제시하였다.

잠재 변인의 상관인 0.2로 고정된 경우, 측정된 모든 값은 자유로운 기준 ($0.5\alpha \leq \rho \leq 1.5\alpha$)을 만족하였다. 지표 변인의 요인부하가 0.7로 고정된 경우, 측정된 모든 값은 엄격한 기준 ($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)의 하한선인 0.045 미만의 값이 관찰되었다. 지표변인의 요인부하가 0.5, 0.7, 0.9로 나누어진 경우, 사례수가 150, 300, 1000일 때의 1종 오류는 엄격한 기준을 만족하였으며, 사례수가 500일 때의 1종 오류는 엄격한 기준의 하한선인 미만의 값이 관찰되었다(<그림 27> 참조). OPI 방식에서의 1종 오류는 지표 변인의 요인부하가 일정할 때보다 일정하지 않을 때 증가한 값이 관찰되었다.

<표 19> 지표 변인의 요인부하에 따른 OPI 분석의 1종 오류($corr(f_1, f_2) = 0.2$)

N	loading	
	0.7, 0.7, 0.7	0.5, 0.7, 0.9
150	0.044	0.050
300	0.044	0.047
500	0.040	0.043
1000	0.044	0.048

잠재 변인의 상관인 0.3으로 고정된 경우, 측정된 모든 값은 자유로운 기준 ($0.5\alpha \leq \rho \leq 1.5\alpha$)을 만족하였다. 지표 변인의 요인부하가 0.7로 고정된 경우, 사례수가 150, 300, 1000 일 때의 1종 오류는 엄격한 기준 ($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)을 만족하였으며, 사례수가 500 일 때의 1종 오류는 엄격한 기준의 하한선인 0.045 미만의 값이 관찰되었다. 지표변인의 요인부하가 0.5, 0.7, 0.9로 나누

어진 경우, 사례수가 150, 300, 1000 일 때의 1종 오류는 엄격한 기준 ($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)을 만족하였으며, 사례수가 500 일 때의 1종 오류는 엄격한 기준의 하한선인 0.045 미만의 값이 관찰되었다(<그림 28> 참조). OPI 방식에서의 1종 오류는 지표 변인의 요인부하가 일정할 때보다 일정하지 않을 때 증가한 값이 관찰되었다.

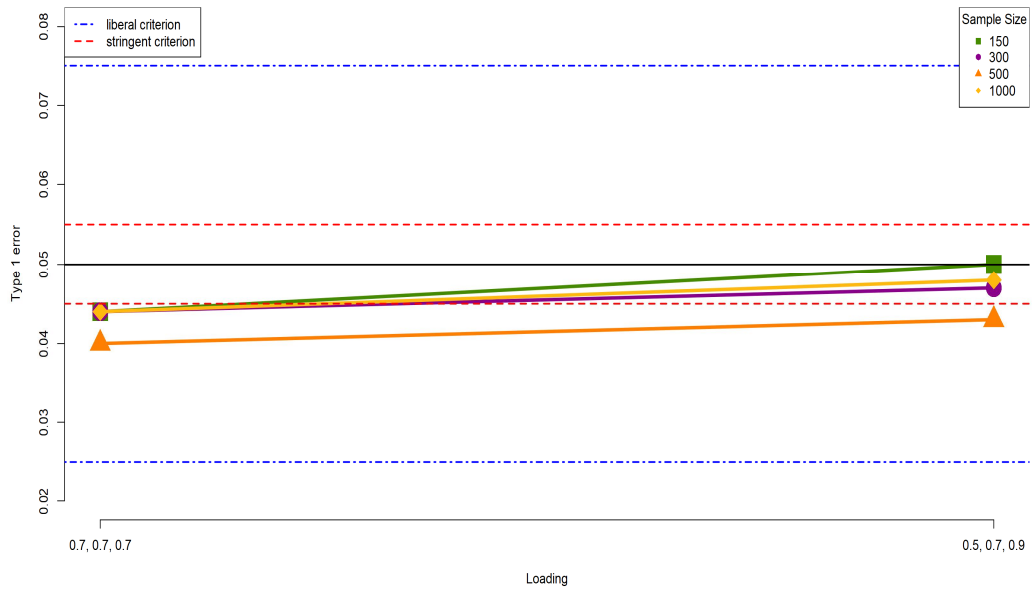
<표 20> 지표 변인의 요인부하에 따른 OPI 분석의 1종 오류($corr(f_1, f_2) = 0.3$)

N	loading	
	0.7, 0.7, 0.7	0.5, 0.7, 0.9
150	0.047	0.053
300	0.045	0.052
500	0.037	0.045
1000	0.045	0.050

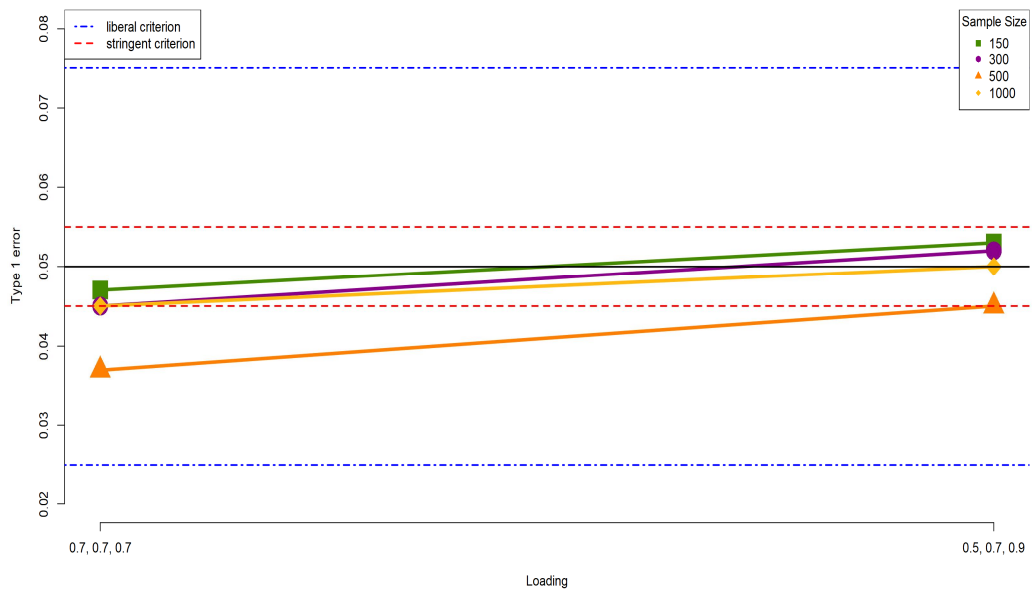
잠재 변인의 상관이 0.4로 고정된 경우, 측정된 모든 값은 자유로운 기준 ($0.5\alpha \leq \rho \leq 1.5\alpha$)을 만족하였다. 지표 변인의 요인부하가 0.7로 고정된 경우, 사례수가 150, 300 일 때의 1종 오류는 엄격한 기준 ($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)을 만족하였으며, 사례수가 500, 1000 일 때의 1종 오류는 엄격한 기준의 하한선인 0.045 미만의 값이 관찰되었다. 지표변인의 요인부하가 0.5, 0.7, 0.9로 나누어진 경우, 사례수가 150 일 때의 1종 오류는 엄격한 기준의 상한선인 0.055 초과 값이 관찰되었으며, 사례수가 300, 1000 일 때의 1종 오류는 엄격한 기준을 만족하는 값이 관찰되었다. 사례수가 500 일 때의 1종 오류는 엄격한 기준의 하한선인 0.045 미만의 값이 관찰되었다(<그림 29> 참조). OPI 방식에서의 1종 오류는 지표 변인의 요인부하가 일정할 때보다 일정하지 않을 때 증가한 값이 관찰되었다.

<표 21> 지표 변인의 요인부하에 따른 OPI 분석의 1종 오류($corr(f_1, f_2) = 0.4$)

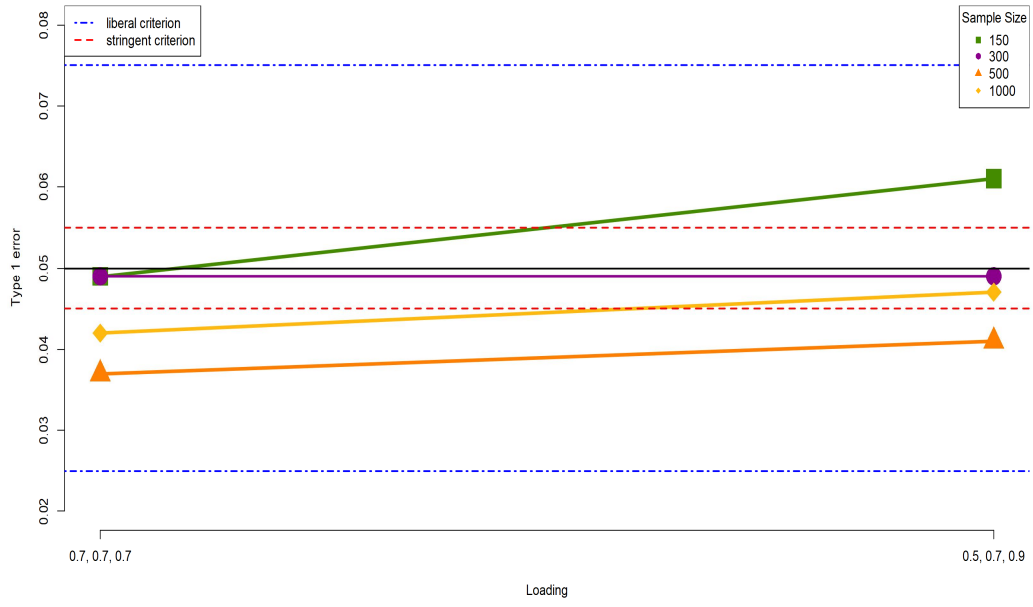
N	<i>loading</i>	
	0.7, 0.7, 0.7	0.5, 0.7, 0.9
150	0.049	0.061
300	0.049	0.049
500	0.037	0.041
1000	0.042	0.047



<그림 27> 지표 변인의 요인부하에 따른 OPI 분석의 1종 오류 ($corr(f_1, f_2) = 0.2$)



<그림 28> 지표 변인의 요인부하에 따른 OPI 분석의 1종 오류 ($corr(f_1, f_2) = 0.3$)



<그림 29> 지표 변인의 요인부하에 따른 OPI 분석의 1종 오류 ($corr(f_1, f_2) = 0.4$)

지표 변인의 요인부하에 따른 LMS 방식의 1종 오류의 변화를 <표 22>, <표 23>와 <표 24>에 제시하였다. Bradley(1978)의 기준에 근거하여 1종 오류의 변화를 비교하기 위해서 사례수별 1종 오류의 변화를 <그림 30>, <그림 31>와 <그림 32>에서 제시하였다.

잠재 변인의 상관이 0.2로 고정된 경우, 측정된 모든 값은 자유로운 기준 ($0.5\alpha \leq \rho \leq 1.5\alpha$)을 만족하였다. 지표 변인의 요인부하가 0.7로 고정된 경우, 측정된 모든 값은 엄격한 기준 ($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)의 하한선인 0.045 미만의 값이 관찰되었다. 지표변인의 요인부하가 0.5, 0.7, 0.9로 나누어진 경우, 사례수가 300, 1000 일 때의 1종 오류는 엄격한 기준을 만족하였으며, 사례수가 150, 500 일 때의 1종 오류는 엄격한 기준의 하한선이 0.045 미만의 값이 관찰되었다(<그림 30> 참조). LMS 방식에서의 1종 오류는 지표 변인의 요인부하가 일정할 때보다 일정하지 않을 때 증가한 값이 관찰되었다.

<표 22> 지표 변인의 요인부하에 따른 LMS 분석의 1종 오류($corr(f_1, f_2) = 0.2$)

N	loading	
	0.7, 0.7, 0.7	0.5, 0.7, 0.9
150	0.040	0.041
300	0.043	0.047
500	0.031	0.037
1000	0.041	0.049

잠재 변인의 상관이 0.3으로 고정된 경우, 측정된 모든 값은 자유로운 기준 ($0.5\alpha \leq \rho \leq 1.5\alpha$)을 만족하였다. 지표 변인의 요인부하가 0.7로 고정된 경우, 측정된 모든 값은 엄격한 기준 ($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)의 하한선인 0.045 미만의 값이 관찰되었다. 지표변인의 요인부하가 0.5, 0.7, 0.9로 나누어진 경우, 사례

수가 300, 1000 일 때의 1종 오류는 엄격한 기준을 만족하였으며, 사례수가 150, 500 일 때의 1종 오류는 엄격한 기준의 하한선이 0.045 미만의 값이 관찰되었다(<그림 31> 참조). LMS 방식에서의 1종 오류는 지표 변인의 요인부하가 일정할 때보다 일정하지 않을 때 증가한 값이 관찰되었다.

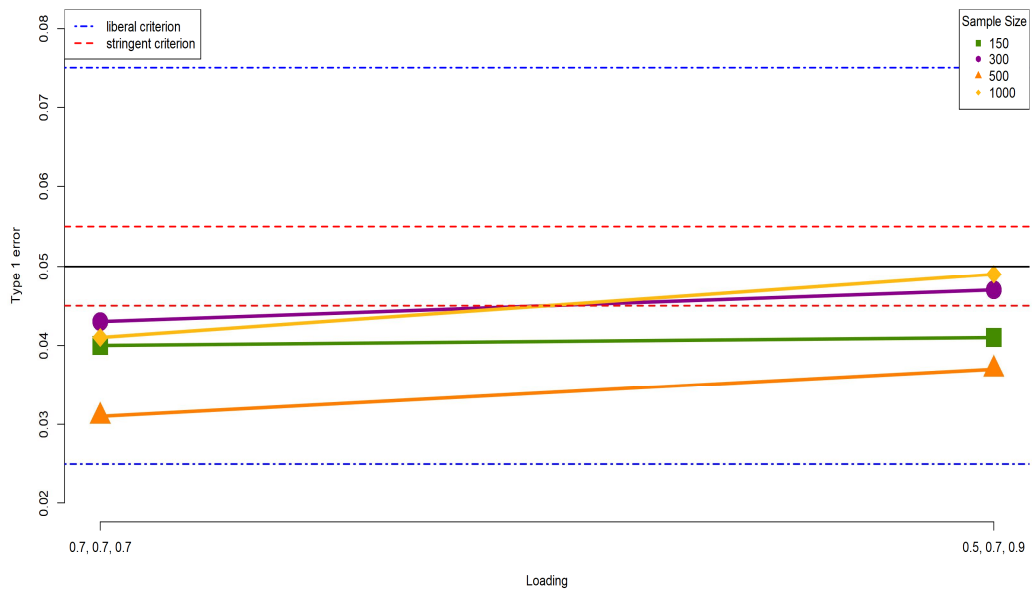
<표 23> 지표 변인의 요인부하에 따른 LMS 분석의 1종 오류($corr(f_1, f_2) = 0.3$)

N	<i>loading</i>	
	0.7, 0.7, 0.7	0.5, 0.7, 0.9
150	0.034	0.041
300	0.043	0.049
500	0.037	0.041
1000	0.043	0.048

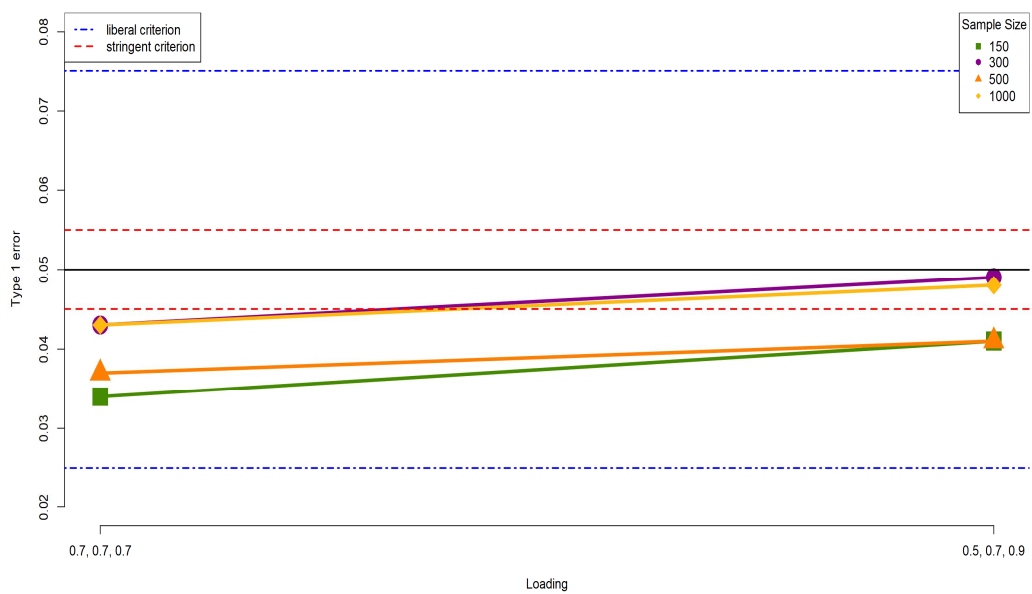
잠재 변인의 상관이 0.4로 고정된 경우, 측정된 모든 값은 자유로운 기준 ($0.5\alpha \leq \rho \leq 1.5\alpha$)을 만족하였다. 지표 변인의 요인부하가 0.7로 고정된 경우, 측정된 모든 값은 엄격한 기준 ($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)의 하한선인 0.045 미만의 값이 관찰되었다. 지표변인의 요인부하가 0.5, 0.7, 0.9로 나누어진 경우, 사례수가 300, 1000 일 때의 1종 오류는 엄격한 기준을 만족하였으며, 사례수가 150, 500 일 때의 1종 오류는 엄격한 기준의 하한선이 0.045 미만의 값이 관찰되었다(<그림 32> 참조). LMS 방식에서의 1종 오류는 지표 변인의 요인부하가 일정할 때보다 일정하지 않을 때 증가한 값이 관찰되었다.

<표 24> 지표 변인의 요인부하에 따른 LMS 분석의 1종 오류($corr(f_1, f_2) = 0.4$)

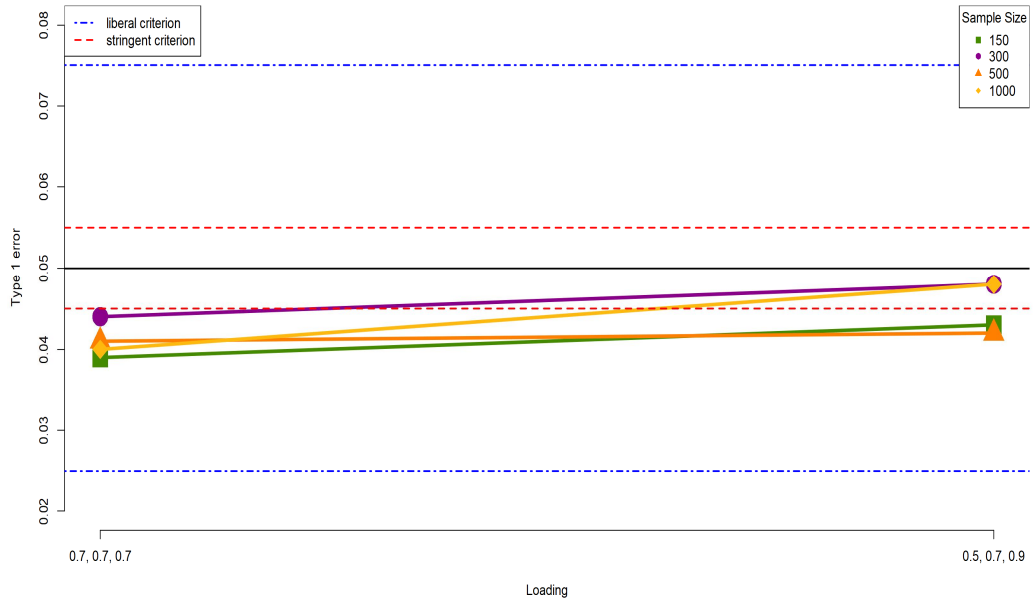
N	<i>loading</i>	
	0.7, 0.7, 0.7	0.5, 0.7, 0.9
150	0.039	0.043
300	0.044	0.048
500	0.041	0.042
1000	0.040	0.048



<그림 30> 지표 변인의 요인부하에 따른 LMS 분석의 1종 오류($corr(f_1, f_2) = 0.2$)



<그림 31> 지표 변인의 요인부하에 따른 LMS 분석의 1종 오류($corr(f_1, f_2) = 0.3$)



<그림 32> 지표 변인의 요인부하에 따른 LMS 분석의 1종 오류($corr(f_1, f_2) = 0.4$)

(4) 분석 방법에 따른 1종 오류

지표 변인의 요인부하가 0.7로 고정된 환경에서의 분석 방법에 따른 1종 오류의 변화를 <표 25>, <표 26>와 <표 27>에 제시하였다. Bradley(1978)의 기준에 근거하여 1종 오류의 변화를 비교하기 위해서 분석 방법에 따른 1종 오류의 변화를 <그림 33>, <그림 34>와 <그림 35>에서 제시하였다.

잠재 변인의 상관이 0.2로 고정된 경우, 측정된 모든 값은 자유로운 기준 ($0.5\alpha \leq \rho \leq 1.5\alpha$)을 만족하였다. PPI 분석의 1종 오류는 사례수가 150 일 때 엄격한 기준 ($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)을 만족하였으며, 사례수가 300, 500, 1000 일 때에는 엄격한 기준의 하한선인 0.045 미만의 값이 관찰되었다. OPI 분석과 LMS 분석의 1종 오류는 모든 사례수에서 엄격한 기준의 하한선인 0.045 미만의 값이 관찰되었다(<그림 33> 참조). 분석 방법에 따른 1종 오류는 증가와 감소가 반복되는 비일관적인 움직임을 보였다.

<표 25> 분석 방법에 따른 1종 오류 (loading= 0.7, $corr(f_1, f_2) = 0.2$)

N	Method		
	PPI	OPI	LMS
150	0.047	0.044	0.040
300	0.043	0.044	0.043
500	0.039	0.040	0.031
1000	0.039	0.044	0.041

잠재 변인의 상관이 0.3로 고정된 경우, 측정된 모든 값은 자유로운 기준 ($0.5\alpha \leq \rho \leq 1.5\alpha$)을 만족하였다. PPI 분석의 1종 오류는 사례수가 150과 300 일 때 엄격한 기준 ($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)을 만족하였으며, 사례수가 500과 1000 일 때에는 엄격한 기준의 하한선인 0.045 미만의 값이 관찰되었다.

OPI 분석의 1종 오류는 사례수가 150, 300, 1000 일 때에는 엄격한 기준을 만족하였으며, 사례수가 500 일 때에는 엄격한 기준의 하한선인 0.045 미만의 값이 관찰되었다. LMS 분석의 1종 오류는 모든 사례수에서 엄격한 기준의 하한선인 0.045 미만의 값이 관찰되었다(<그림 34> 참조). 분석 방법에 따른 1종 오류는 증가와 감소가 반복되는 비일관적인 움직임을 보였다.

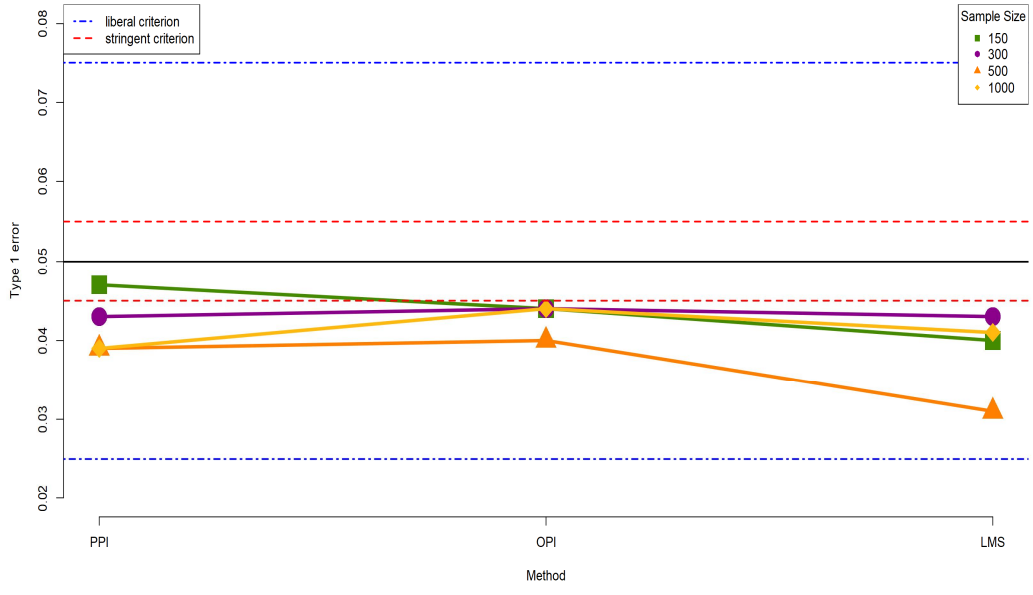
<표 26> 분석 방법에 따른 1종 오류($\text{loading} = 0.7, \text{corr}(f_1, f_2) = 0.3$)

<i>N</i>	<i>Method</i>		
	PPI	OPI	LMS
150	0.050	0.047	0.034
300	0.048	0.045	0.043
500	0.042	0.037	0.037
1000	0.042	0.045	0.043

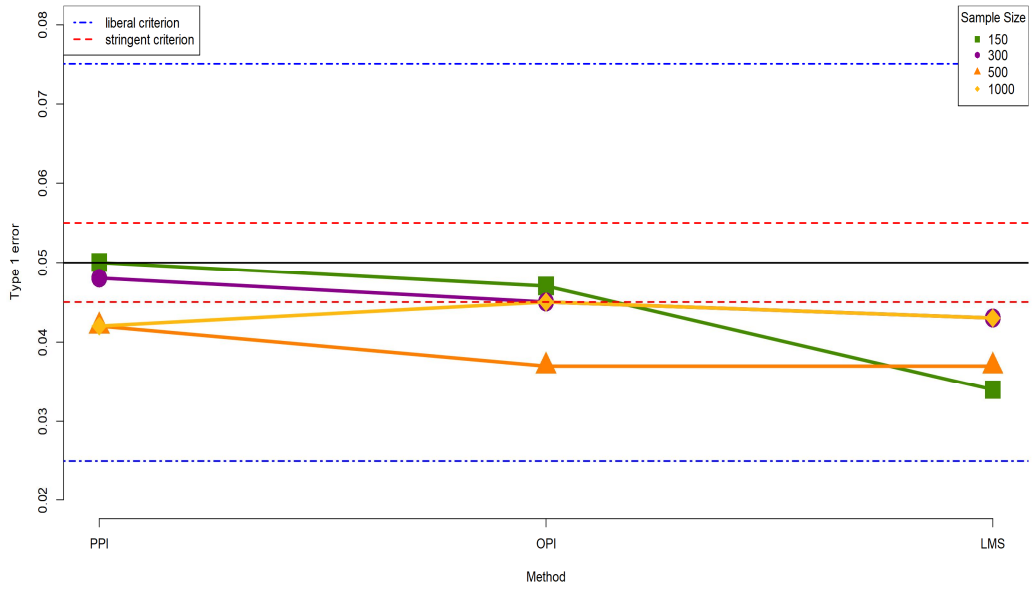
잠재 변인의 상관인 0.4로 고정된 경우, 측정된 모든 값은 자유로운 기준 ($0.5\alpha \leq \rho \leq 1.5\alpha$)을 만족하였다. PPI 분석의 1종 오류는 사례수가 150과 300 일 때 엄격한 기준 ($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)을 만족하였으며, 사례수가 500과 1000 일 때에는 엄격한 기준의 하한선인 0.045 미만의 값이 관찰되었다. OPI 분석의 1종 오류는 사례수가 150, 300 일 때에 엄격한 기준을 만족하였으며, 사례수가 500, 1000 일 때에는 엄격한 기준의 하한선인 0.045 미만의 값이 관찰되었다. LMS 분석의 1종 오류는 모든 사례수에서 엄격한 기준의 하한선인 0.045 미만의 값이 관찰되었다(<그림 35> 참조). 분석 방법에 따른 1종 오류는 증가와 감소가 반복되는 비일관적인 움직임을 보였다.

<표 27> 분석 방법에 따른 1종 오류($\text{loading} = 0.7, \text{corr}(f_1, f_2) = 0.4$)

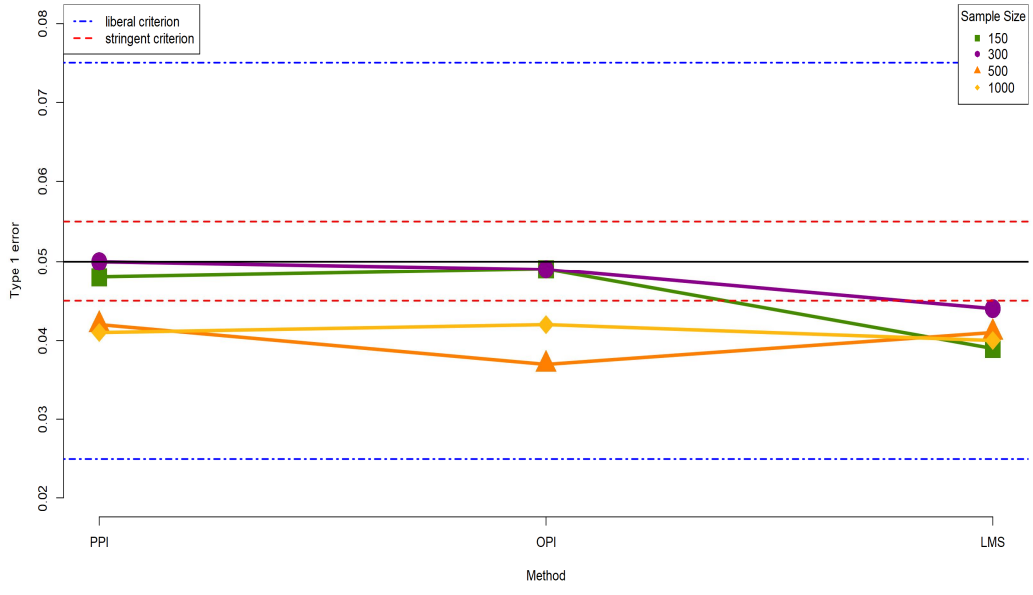
N	<i>Method</i>		
	PPI	OPI	LMS
150	0.048	0.049	0.039
300	0.050	0.049	0.044
500	0.042	0.037	0.041
1000	0.041	0.042	0.040



<그림 33> 분석 방법에 따른 1종 오류 (loading= 0.7, $corr(f_1, f_2) = 0.2$)



<그림 34> 분석 방법에 따른 1종 오류 (loading= 0.7, $corr(f_1, f_2) = 0.3$)



<그림 35> 분석 방법에 따른 1종 오류 (loading= 0.7, $corr(f_1, f_2) = 0.4$)

지표변인의 요인부하가 0.5, 0.7, 0.9로 나누어진 경우, 분석 방법에 따른 1종 오류의 변화를 <표 28>, <표 29>와 <표 30>에 제시하였다. Bradley(1978)의 기준에 근거하여 1종 오류의 변화를 비교하기 위해서 사례수별 1종 오류의 변화를 <그림 36>, <그림 37>와 <그림 38>에서 제시하였다.

잠재 변인의 상관이 0.2로 고정된 경우, 측정된 모든 값은 자유로운 기준 ($0.5\alpha \leq \rho \leq 1.5\alpha$)을 만족하였다. PPI 분석의 1종 오류는 모든 사례수에서 엄격한 기준 ($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)을 만족하였다. OPI 분석의 1종 오류는 사례수가 150, 300, 1000 일 때 엄격한 기준 ($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)을 만족하였으며, 사례수가 500 일 때에는 엄격한 기준의 하한선인 0.045 미만의 값이 관찰되었다. LMS 분석의 1종 오류는 300, 500 일 때 엄격한 기준 ($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)을 만족하였으며, 사례수가 150, 1000 일 때에는 엄격한 기준의 하한선인 0.045 미만의 값이 관찰되었다(<그림 36> 참조). 분석 방법에 따른 1종 오류는 증가와 감소가 반복되는 비일관적인 움직임을 보였다.

<표 28> 분석 방법에 따른 1종 오류 (loading= 0.5, 0.7, 0.9 $corr(f_1, f_2) = 0.2$)

N	Method		
	PPI	OPI	LMS
150	0.051	0.050	0.041
300	0.055	0.047	0.047
500	0.050	0.043	0.037
1000	0.052	0.048	0.049

잠재 변인의 상관이 0.3로 고정된 경우, 측정된 모든 값은 자유로운 기준 ($0.5\alpha \leq \rho \leq 1.5\alpha$)을 만족하였다. PPI 분석의 1종 오류는 사례수가 300, 500, 1000 일 때 엄격한 기준 ($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)을 만족하였으며, 사례수가 150 일 때에는 엄격한 기준의 상한선인 0.055 초과 값이 관찰되었다. OPI 분석의 1

중 오류는 모든 사례수에서 엄격한 기준($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)을 만족하였다. LMS 분석의 1중 오류는 300, 500 일 때 엄격한 기준($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)을 만족하였으며, 사례수가 150, 1000 일 때에는 엄격한 기준의 하한선인 0.045 미만의 값이 관찰되었다(<그림 37> 참조). 분석 방법에 따른 1중 오류는 증가와 감소가 반복되는 비일관적인 움직임을 보였다.

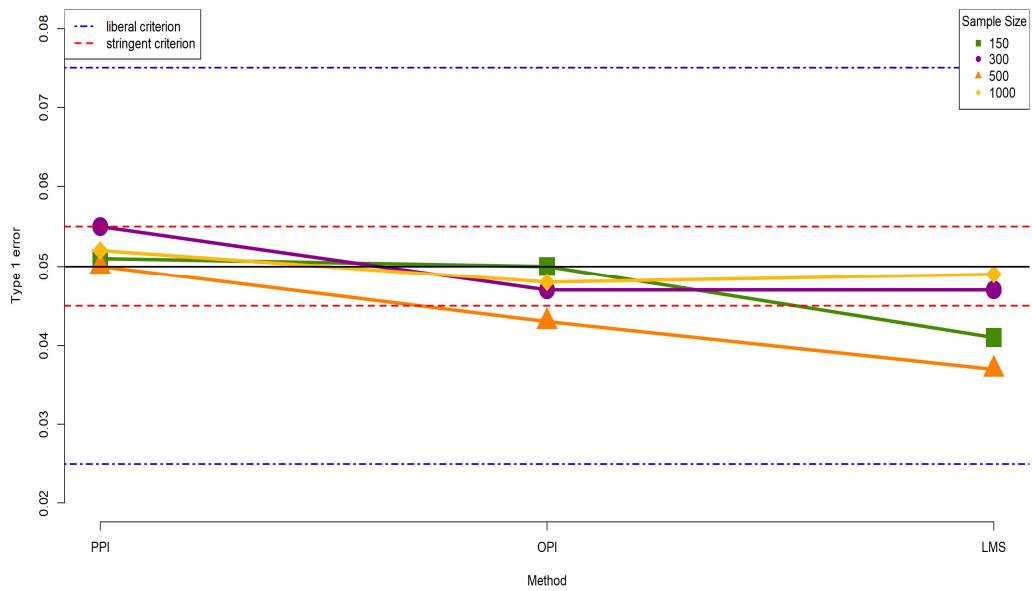
<표 29> 분석 방법에 따른 1중 오류($\text{loading} = 0.5, 0.7, 0.9 \text{ corr}(f_1, f_2) = 0.3$)

N	Method		
	PPI	OPI	LMS
150	0.059	0.053	0.041
300	0.053	0.052	0.049
500	0.048	0.045	0.041
1000	0.048	0.050	0.048

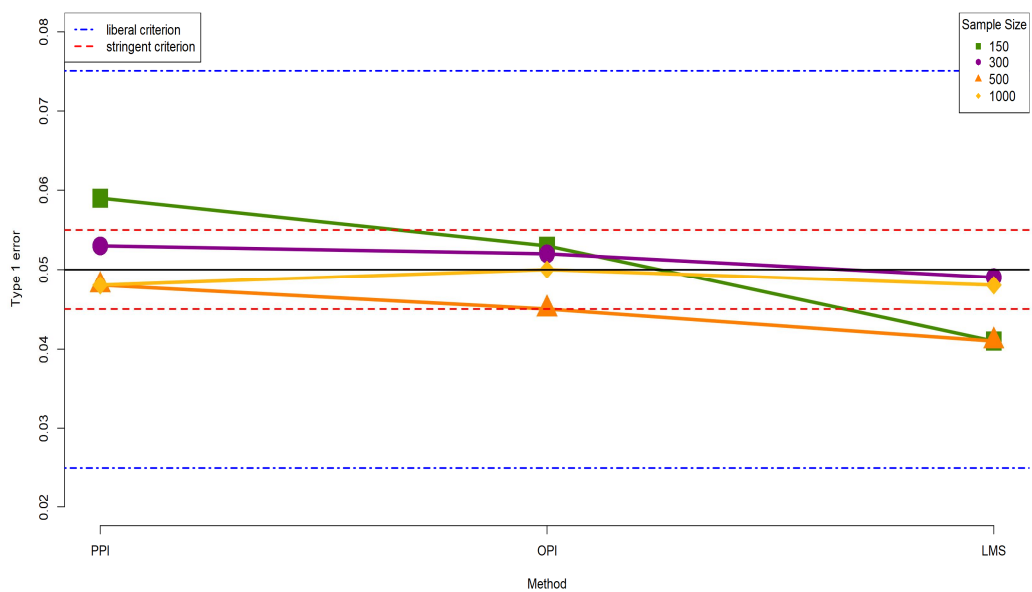
잠재 변수의 상관이 0.4로 고정된 경우, 측정된 모든 값은 자유로운 기준($0.5\alpha \leq \rho \leq 1.5\alpha$)을 만족하였다. PPI 분석의 1중 오류는 분석의 1중 오류는 300, 500, 1000 일 때 엄격한 기준($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)을 만족하였으며, 사례수가 150 일 때에는 엄격한 기준의 상한선인 0.045 초과 값이 관찰되었다. OPI 분석의 1중 오류는 사례수가 150 일 때 엄격한 기준의 상한선인 0.045 초과 값이 관찰되었으며, 300, 1000 일 때 엄격한 기준($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)을 만족하였고, 사례수가 500 일 때에는 엄격한 기준의 하한선인 0.045 미만의 값이 관찰되었다. LMS 분석의 1중 오류는 300, 1000 일 때 엄격한 기준($0.9\alpha \leq \rho \leq 1.1\alpha$)을 만족하였으며, 사례수가 150, 500 일 때에는 엄격한 기준의 하한선인 0.045 미만의 값이 관찰되었다(<그림 38> 참조). 분석 방법에 따른 1중 오류는 증가와 감소가 반복되는 비일관적인 움직임을 보였다.

<표 30> 분석 방법에 따른 1종 오류 (loading= 0.5, 0.7, 0.9 $corr(f_1, f_2) = 0.4$)

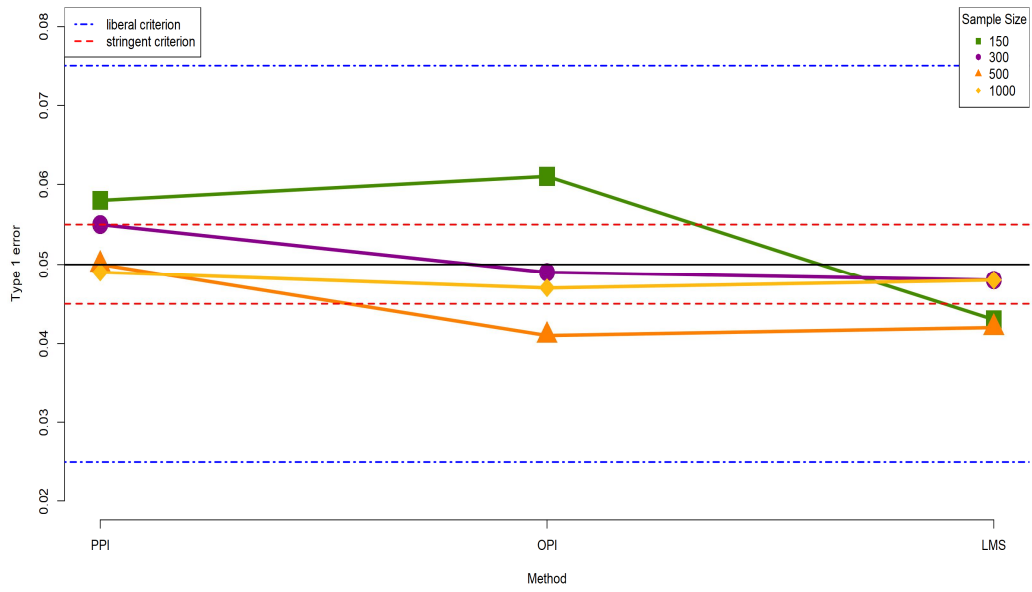
N	<i>Method</i>		
	PPI	OPI	LMS
150	0.058	0.061	0.043
300	0.055	0.049	0.048
500	0.050	0.041	0.042
1000	0.049	0.047	0.048



<그림 36> 분석 방법에 따른 1종 오류 (loading= 0.5, 0.7, 0.9 $corr(f_1, f_2) = 0.2$)



<그림 37> 분석 방법에 따른 1종 오류 (loading= 0.5, 0.7, 0.9 $corr(f_1, f_2) = 0.3$)



<그림 38> 분석 방법에 따른 1종 오류 (loading= 0.5, 0.7, 0.9 $corr(f_1, f_2) = 0.4$)

2. 연구2: 상호작용 효과가 존재하는 모형

연구2는 3가지 분석 방식(즉, PPI, OPI, LMS)을 사용하여 4개의 조작 변수(즉, 사례수, 상호작용 효과 수준, 잠재 변인끼리의 상관, 요인 부하량)들의 각각의 수준에 따라서 추정되는 검정력을 확인하기 위해서 실시하였다. 연구2은 4(사례수) * 2(상호작용 효과 수준) * 3(잠재 변인끼리의 상관) * 2(요인 부하량)로 총 48개의 조건이다.

<표 31> 모형에 따른 세부 조건

분석 방식	사례수	상호작용 효과 수준	잠재 변인끼리의 상관	요인 부하량
PPI	150	0.2	0.2	0.7, 0.7, 0.7
	300			
OPI	500	0.3	0.3	0.5, 0.7, 0.9
	1000			

데이터의 생성은 Mplus 8을 사용하여 LMS방식을 기반으로 하여 생성하였다. 데이터의 생성 후 PPI 방식과 OPI방식을 사용하기 위해 데이터를 가공하였다. LMS방식을 사용하여 데이터를 생성하면 지표변수 6개와 종속변수 3개가 생성된다. PPI 방식의 경우 지표변수들끼리의 곱항(x_1x_4 , x_2x_5 , x_3x_6)이 필요하기 때문에 R을 사용하여 각 곱항을 생성하여 추가하였다. OPI방식의 경우 직교화 된 항이 필요하기 때문에 R을 사용하여 계산 후 추가하였다. 각 조건은 1,000을 반복하여 데이터를 생성하였다. 생성된 데이터는 PPI 방식, OPI 방식, LMS을 사용하여 분석하였다.

1) 조작 변수가 검정력에 미치는 효과

(1) 사례수에 따른 검정력

사례수 수준에 따른 PPI방식의 검정력의 변화를 <표 32>, <표 33>, <표 34>, <표 35>에 제시하였다. <그림 39>, <그림 40>, <그림 41>, <그림 42>를 사용하여 검정력의 변화를 제시하였다. 검정력은 유의수준이 0.05이상일 확률로 계산하였다.

지표 변인의 요인 부하량이 모두 0.7로 고정되고 상호작용의 효과 수준이 0.2로 고정된 경우 사례수가 150에서 1000으로 증가함에 따라 PPI방식의 검정력도 증가하였다(<그림 39> 참조).

<표 32> 사례수 수준에 따른 PPI 방식의 검정력($r_3 = 0.2$, loading=0.7)

$corr(f_1, f_2)$	N			
	150	300	500	1000
0.2	0.404	0.702	0.873	0.996
0.3	0.424	0.728	0.895	0.997
0.4	0.458	0.759	0.919	0.997

지표 변인의 요인 부하량이 0.5, 0.7, 0.9로 고정되고 상호작용의 효과 수준이 0.2로 고정된 경우 사례수가 150에서 1000으로 증가함에 따라 PPI방식의 검정력도 증가하였다(<그림 40> 참조).

<표 33> 사례수 수준에 따른 PPI 방식의 검정력($r_3 = 0.2$, loading=0.5, 0.7, 0.9)

$corr(f_1, f_2)$	N			
	150	300	500	1000
0.2	0.407	0.715	0.893	0.996
0.3	0.426	0.743	0.902	0.999
0.4	0.462	0.761	0.921	0.999

지표 변인의 요인 부하량이 모두 0.7로 고정되고 상호작용의 효과 수준이

0.3으로 고정된 경우 사례수가 150에서 1000으로 증가함에 따라 PPI방식의 검정력도 증가하였다(<그림 41> 참조).

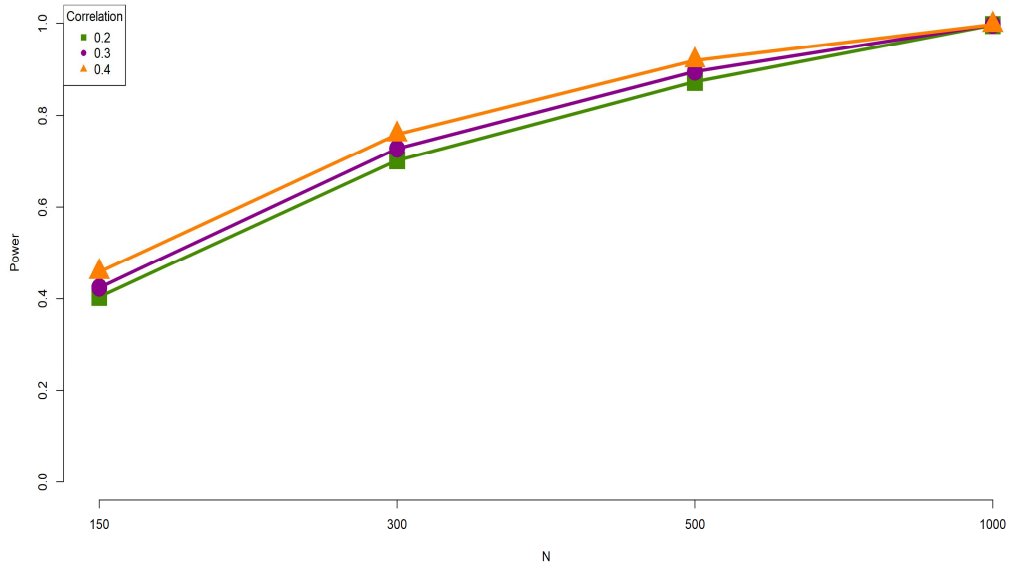
<표 34> 사례수 수준에 따른 PPI 방식의 검정력($r_3 = 0.3$, loading=0.7)

$corr(f_1, f_2)$	N			
	150	300	500	1000
0.2	0.712	0.948	0.997	1
0.3	0.733	0.957	0.997	1
0.4	0.764	0.968	0.998	1

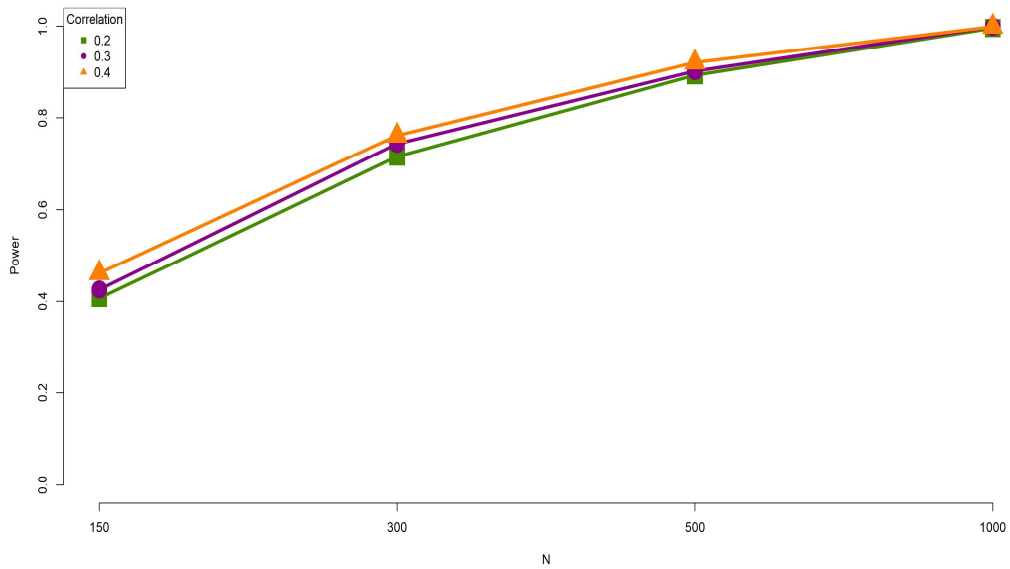
지표 변인의 요인 부하량이 0.5, 0.7, 0.9로 고정되고 상호작용의 효과 수준이 0.3으로 고정된 경우 사례수가 150에서 1000으로 증가함에 따라 PPI 방식의 검정력도 증가하였다(<그림 42> 참조).

<표 35> 사례수 수준에 따른 PPI 방식의 검정력($r_3 = 0.3$, loading=0.5, 0.7, 0.9)

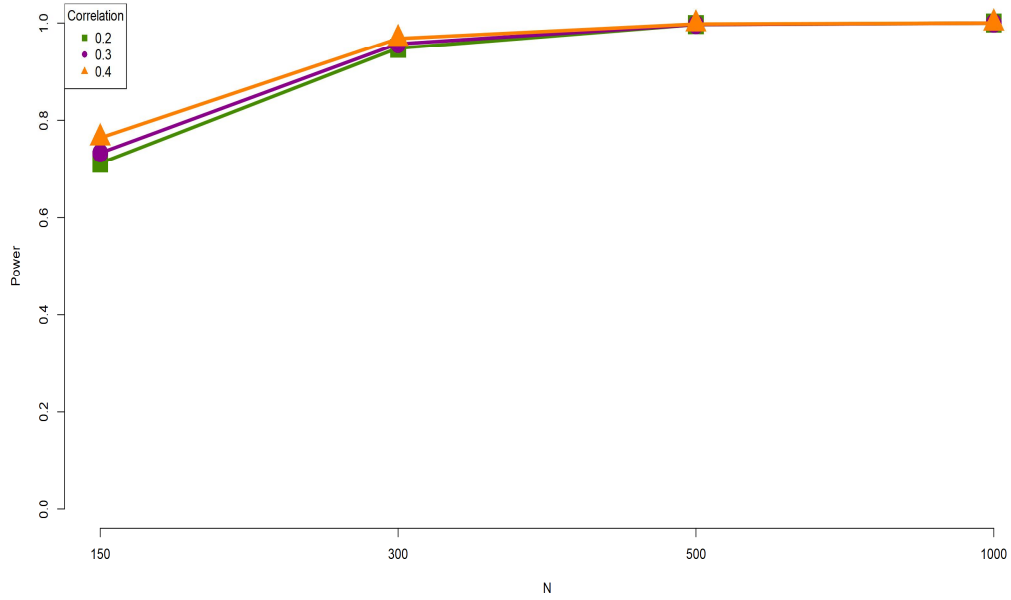
$corr(f_1, f_2)$	N			
	150	300	500	1000
0.2	0.708	0.951	0.995	1
0.3	0.729	0.956	0.995	1
0.4	0.760	0.959	0.998	1



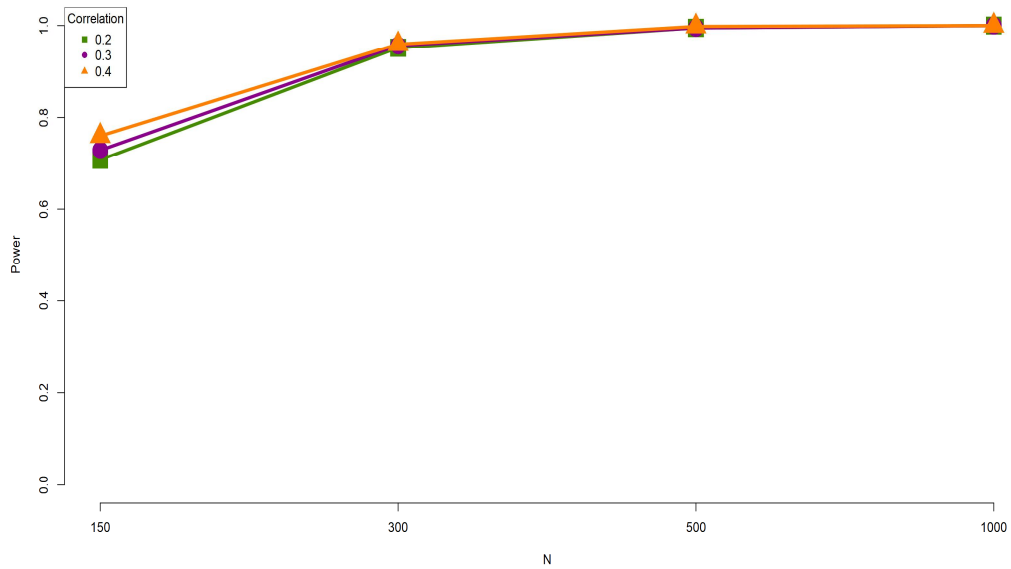
<그림 39> 사례수 수준에 따른 PPI 방식의 검정력 ($r_3 = 0.2$, loading=0.7)



<그림 40> 사례수 수준에 따른 PPI 방식의 검정력 ($r_3 = 0.2$, loading=0.5, 0.7, 0.9)



<그림 41> 사례수 수준에 따른 PPI 방식의 검정력 ($r_3 = 0.3$, loading=0.7)



<그림 42> 사례수 수준에 따른 PPI 방식의 검정력 ($r_3 = 0.3$, loading=0.5, 0.7, 0.9)

사례수 수준에 따른 OPI방식의 검정력의 변화를 <표 36>, <표 37>, <표 38>, <표 39>에 제시하였다. <그림 43>, <그림 44>, <그림 45>, <그림 46>을 사용하여 검정력의 변화를 제시하였다. 검정력은 유의수준이 0.05이상일 확률로 계산하였다.

지표 변인의 요인 부하량이 모두 0.7로 고정되고 상호작용의 효과 수준이 0.2로 고정된 경우 사례수가 150에서 1000으로 증가함에 따라 OPI방식의 검정력도 증가하였다(<그림 43> 참조).

<표 36> 사례수 수준에 따른 OPI 방식의 검정력($r_3 = 0.2$, loading=0.7)

$corr(f_1, f_2)$	N			
	150	300	500	1000
0.2	0.428	0.726	0.904	0.997
0.3	0.450	0.745	0.926	0.998
0.4	0.475	0.782	0.938	0.998

지표 변인의 요인 부하량이 0.5, 0.7, 0.9로 고정되고 상호작용의 효과 수준이 0.2로 고정된 경우 사례수가 150에서 1000으로 증가함에 따라 OPI방식의 검정력도 증가하였다(<그림 44> 참조).

<표 37> 사례수 수준에 따른 OPI 방식의 검정력($r_3 = 0.2$, loading=0.5, 0.7, 0.9)

$corr(f_1, f_2)$	N			
	150	300	500	1000
0.2	0.419	0.738	0.911	0.997
0.3	0.436	0.758	0.919	0.998
0.4	0.472	0.780	0.936	0.999

지표 변인의 요인 부하량이 모두 0.7로 고정되고 상호작용의 효과 수준이 0.3으로 고정된 경우 사례수가 150에서 1000으로 증가함에 따라 OPI방식의 검정력도 증가하였다(<그림 45> 참조).

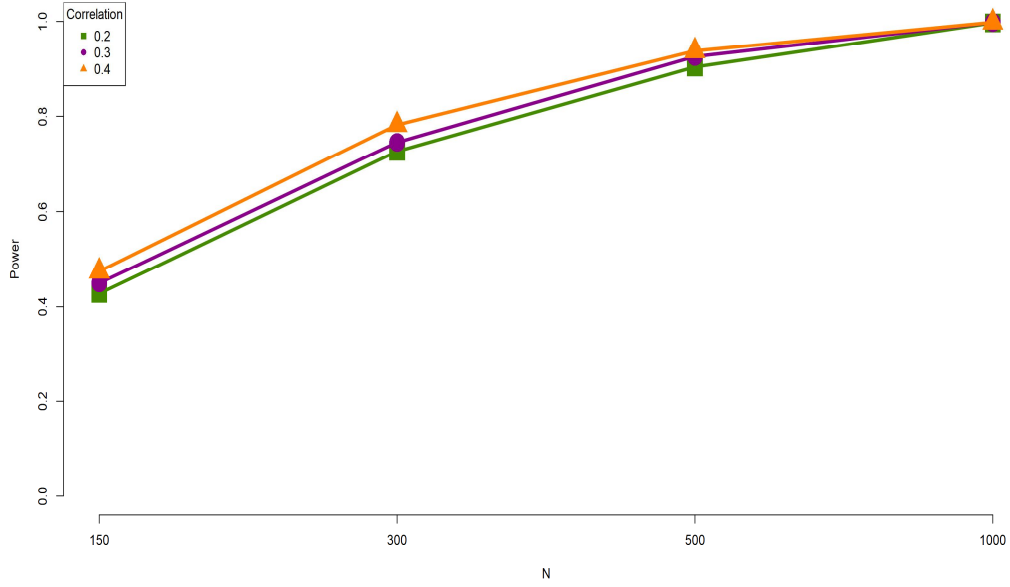
<표 38> 사례수 수준에 따른 OPI 방식의 검정력($r_3 = 0.3$, loading=0.7)

$corr(f_1, f_2)$	N			
	150	300	500	1000
0.2	0.713	0.956	0.997	1
0.3	0.731	0.963	0.998	1
0.4	0.765	0.973	0.999	1

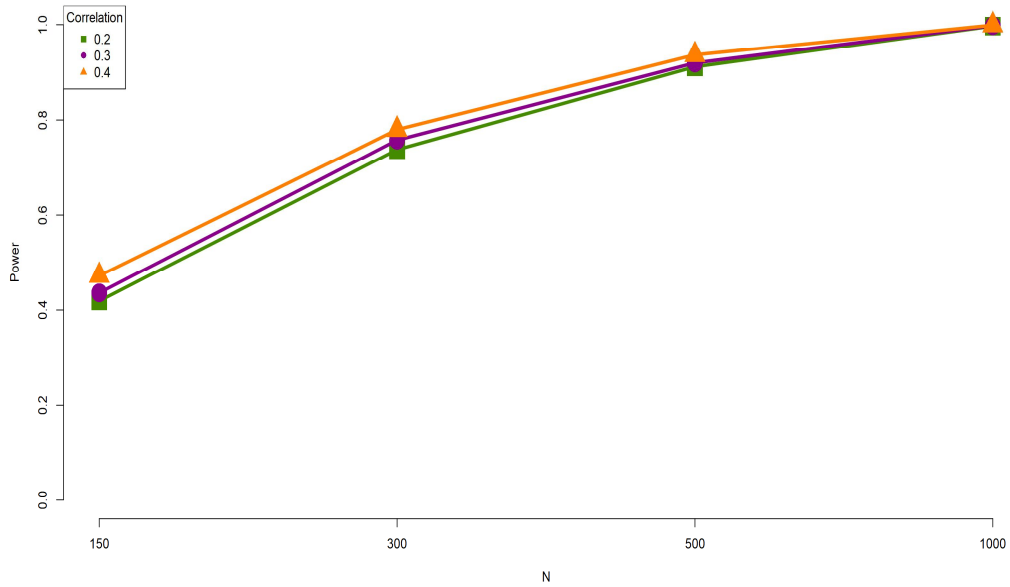
지표 변인의 요인 부하량이 0.5, 0.7, 0.9로 고정되고 상호작용의 효과 수준이 0.3으로 고정된 경우 사례수가 150에서 1000으로 증가함에 따라 OPI 방식의 검정력도 증가하였다(<그림 46> 참조).

<표 39> 사례수 수준에 따른 OPI 방식의 검정력($r_3 = 0.3$, loading=0.5, 0.7, 0.9)

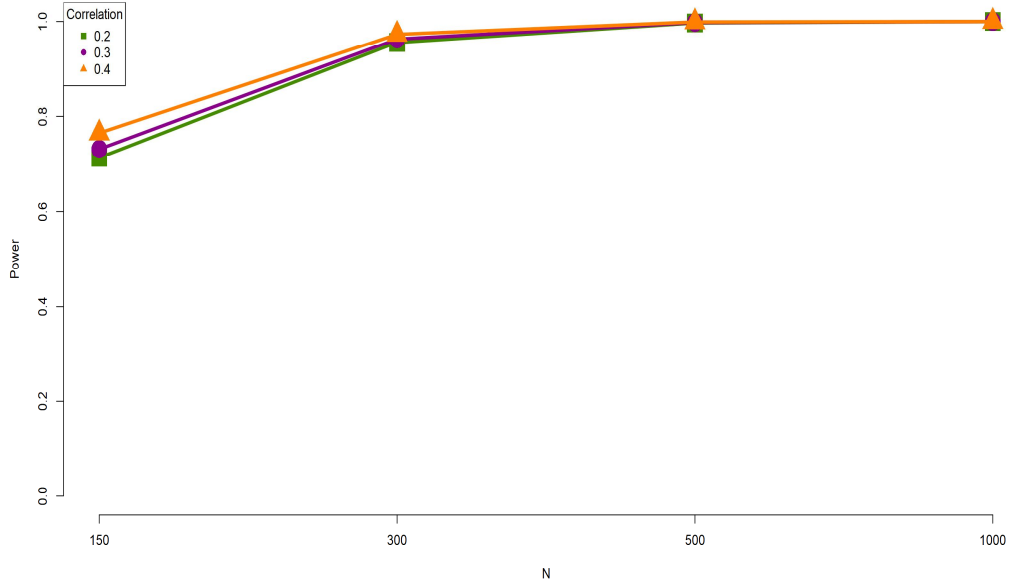
$corr(f_1, f_2)$	N			
	150	300	500	1000
0.2	0.715	0.959	0.996	1
0.3	0.729	0.967	0.997	1
0.4	0.760	0.973	0.998	1



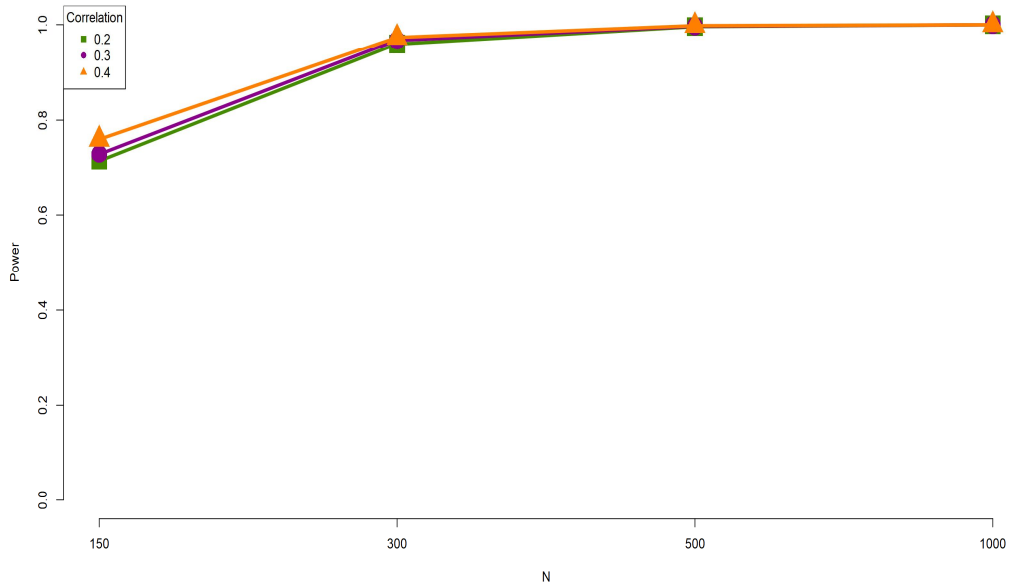
<그림 43> 사례수 수준에 따른 OPI 방식의 검정력 ($r_3 = 0.2$, loading=0.7)



<그림 44> 사례수 수준에 따른 OPI 방식의 검정력 ($r_3 = 0.2$, loading=0.5, 0.7, 0.9)



<그림 45> 사례수 수준에 따른 OPI 방식의 검정력 ($r_3 = 0.3$, loading=0.7)



<그림 46> 사례수 수준에 따른 OPI 방식의 검정력 ($r_3 = 0.3$, loading=0.5, 0.7, 0.9)

사례수 수준에 따른 LMS방식의 검정력의 변화를 <표 40>, <표 41>, <표 42>, <표 43>에 제시하였다. <그림 47>, <그림 48>, <그림 49>, <그림 50>를 사용하여 검정력의 변화를 제시하였다. 검정력은 유의수준이 0.05이상일 확률로 계산하였다.

지표 변인의 요인 부하량이 모두 0.7로 고정되고 상호작용의 효과 수준이 0.2로 고정된 경우 사례수가 150에서 1000으로 증가함에 따라 LMS방식의 검정력도 증가하였다(<그림 47> 참조).

<표 40> 사례수 수준에 따른 LMS 방식의 검정력($r_3 = 0.2$, loading=0.7)

$corr(f_1, f_2)$	N			
	150	300	500	1000
0.2	0.421	0.740	0.916	0.997
0.3	0.451	0.765	0.933	0.997
0.4	0.480	0.793	0.949	0.999

지표 변인의 요인 부하량이 0.5, 0.7, 0.9로 고정되고 상호작용의 효과 수준이 0.2로 고정된 경우 사례수가 150에서 1000으로 증가함에 따라 LMS방식의 검정력도 증가하였다(<그림 48> 참조).

<표 41> 사례수 수준에 따른 LMS 방식의 검정력($r_3 = 0.2$, loading=0.5, 0.7, 0.9)

$corr(f_1, f_2)$	N			
	150	300	500	1000
0.2	0.423	0.746	0.926	0.999
0.3	0.449	0.779	0.930	0.999
0.4	0.471	0.802	0.945	0.999

지표 변인의 요인 부하량이 모두 0.7로 고정되고 상호작용의 효과 수준이 0.3으로 고정된 경우 사례수가 150에서 1000으로 증가함에 따라 LMS방식의 검정력도 증가하였다(<그림 49> 참조).

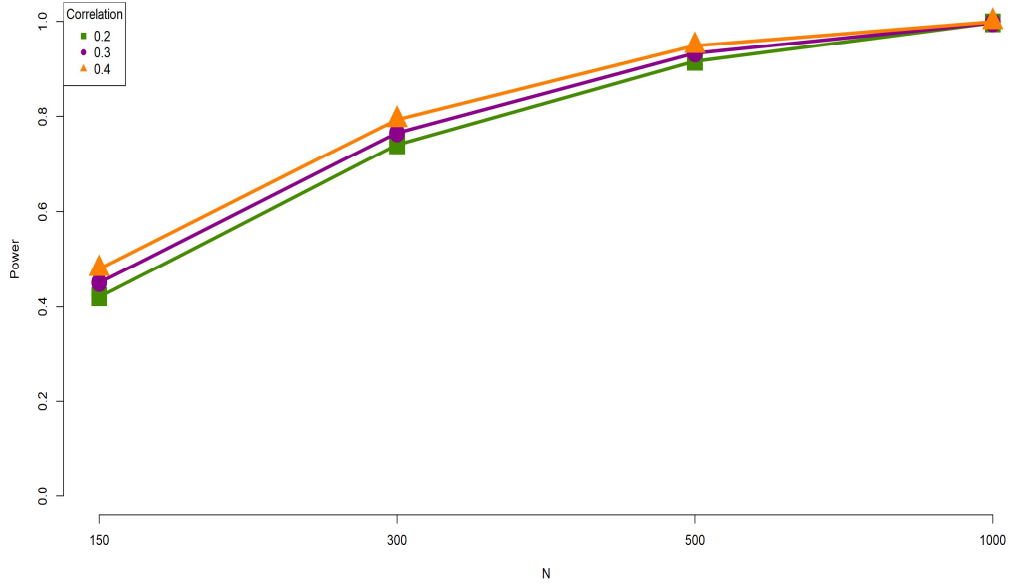
<표 42> 사례수 수준에 따른 OPI 방식의 검정력($r_3 = 0.3$, loading=0.7)

$corr(f_1, f_2)$	N			
	150	300	500	1000
0.2	0.727	0.967	0.998	1
0.3	0.743	0.972	0.999	1
0.4	0.786	0.979	0.999	1

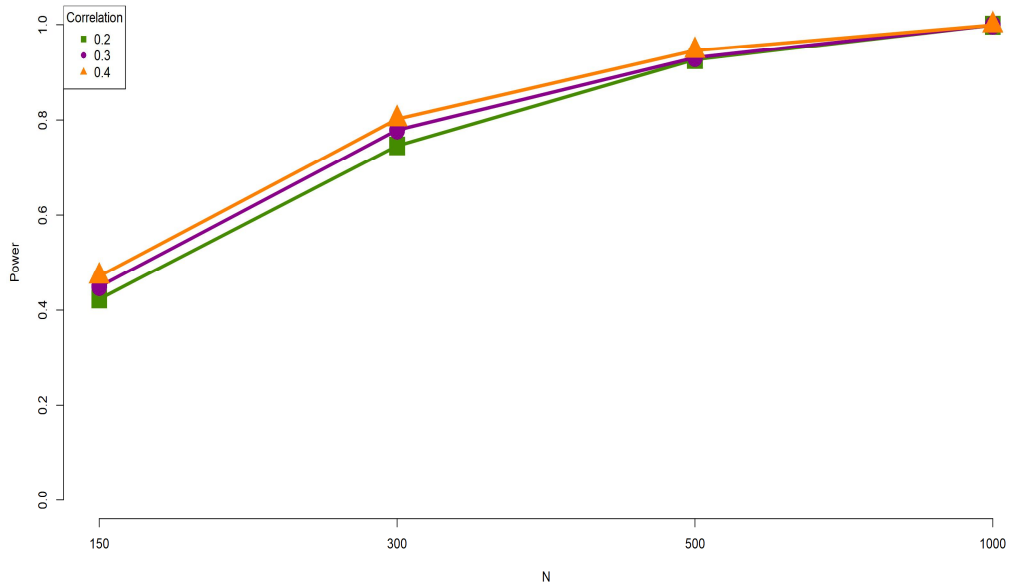
지표 변인의 요인 부하량이 0.5, 0.7, 0.9로 고정되고 상호작용의 효과 수준이 0.3으로 고정된 경우 사례수가 150에서 1000으로 증가함에 따라 LMS 방식의 검정력도 증가하였다(<그림 50> 참조).

<표 43> 사례수 수준에 따른 LMS 방식의 검정력($r_3 = 0.3$, loading=0.5, 0.7, 0.9)

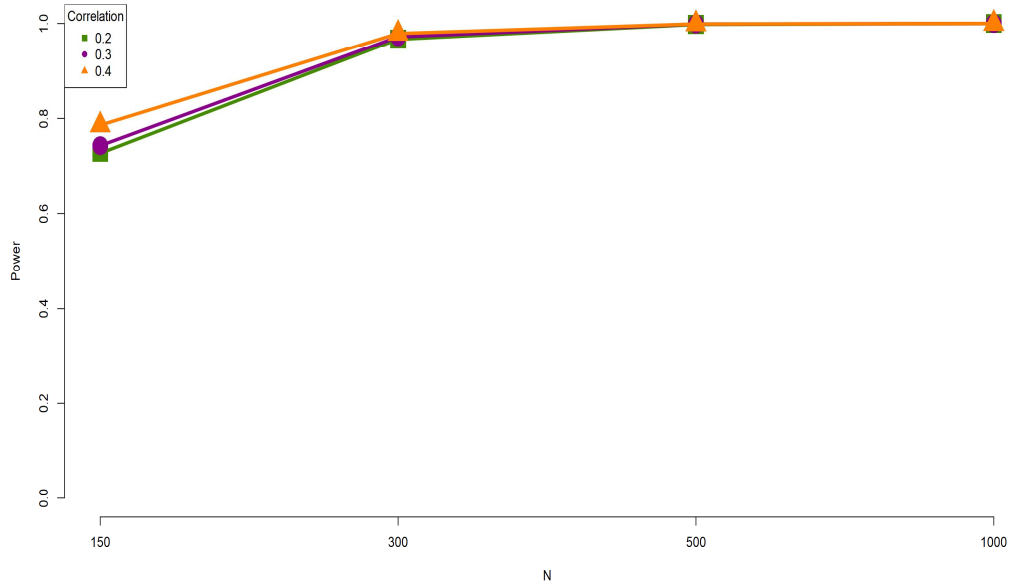
$corr(f_1, f_2)$	N			
	150	300	500	1000
0.2	0.746	0.964	0.998	1
0.3	0.767	0.973	1	1
0.4	0.804	0.981	1	1



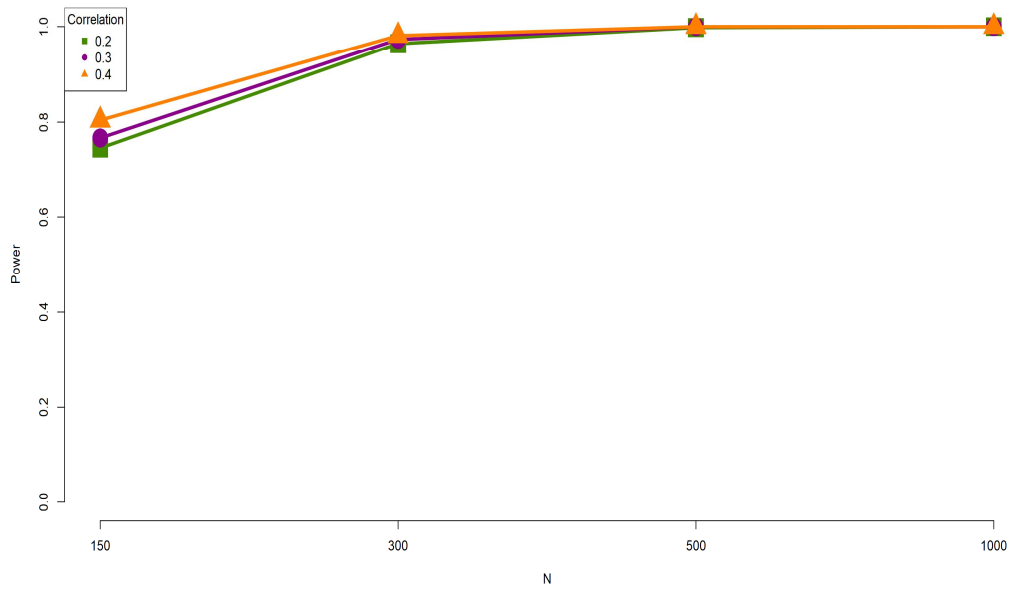
<그림 47> 사례수 수준에 따른 LMS 방식의 검정력 ($r_3 = 0.2$, loading = 0.7)



<그림 48> 사례수 수준에 따른 LMS 방식의 검정력 ($r_3 = 0.2$, loading = 0.5, 0.7, 0.9)



<그림 49> 사례수 수준에 따른 OPI 방식의 검정력 ($r_3 = 0.3$, loading=0.7)



<그림 50> 사례수 수준에 따른 LMS 방식의 검정력 ($r_3 = 0.3$, loading=0.5, 0.7, 0.9)

(2) 상호작용항의 효과 수준에 따른 검정력

상호작용항의 효과 수준에 따른 PPI방식의 검정력의 변화를 <표 44>, <표 45>, <표 46>, <표 47>, <표 48>, <표 49>에 제시하였다. <그림 51>, <그림 52>, <그림 53>, <그림 54>, <그림 55>, <그림 56>을 사용하여 검정력의 변화를 제시하였다. 검정력은 유의수준이 0.05이상일 확률로 계산하였다.

지표 변인의 요인 부하량이 모두 0.7로 고정되고 잠재 변인끼리의 상관성이 0.2로 고정된 경우 상호작용항의 효과 수준이 0.2에서 0.3으로 증가함에 따라 PPI방식의 검정력도 증가하였다(<그림 51> 참조).

<표 44> 상호작용항의 효과 수준에 따른 PPI 분석의 검정력

N	r_3	
	0.2	0.3
150	0.404	0.712
300	0.702	0.948
500	0.873	0.997
1000	0.996	1

$corr(f_1, f_2) = 0.2$, loading=0.7

지표 변인의 요인 부하량이 0.5, 0.7, 0.9로 고정되고 잠재 변인끼리의 상관성이 0.2로 고정된 경우 상호작용항의 효과 수준이 0.2에서 0.3으로 증가함에 따라 PPI방식의 검정력도 증가하였다(<그림 52> 참조).

<표 45> 상호작용항의 효과 수준에 따른 PPI 분석의 검정력

N	r_3	
	0.2	0.3
150	0.407	0.708
300	0.715	0.951
500	0.893	0.995
1000	0.996	1

$corr(f_1, f_2) = 0.2$, loading=0.5, 0.7, 0.9

지표 변인의 요인 부하량이 모두 0.7로 고정되고 상호작용의 효과 수준이 0.3로 고정된 경우 상호작용항의 효과 수준이 0.2에서 0.3으로 증가함에 따라 PPI방식의 검정력도 증가하였다(<그림 53> 참조).

<표 46> 상호작용항의 효과 수준에 따른 PPI 분석의 검정력

N	r_3	
	0.2	0.3
150	0.424	0.733
300	0.728	0.957
500	0.895	0.997
1000	0.997	1

$corr(f_1, f_2) = 0.3$, loading=0.7

지표 변인의 요인 부하량이 0.5, 0.7, 0.9로 고정되고 잠재 변인끼리의 상관 0.3로 고정된 경우 상호작용항의 효과 수준이 0.2에서 0.3으로 증가함에 따라 PPI방식의 검정력도 증가하였다(<그림 54> 참조).

<표 47> 상호작용항의 효과 수준에 따른 PPI 분석의 검정력

N	r_3	
	0.2	0.3
150	0.426	0.729
300	0.743	0.956
500	0.902	0.995
1000	0.999	1

$corr(f_1, f_2) = 0.3$, loading=0.5, 0.7, 0.9

지표 변인의 요인 부하량이 모두 0.7로 고정되고 잠재 변인끼리의 상관 0.4로 고정된 경우 상호작용항의 효과 수준이 0.2에서 0.3으로 증가함에 따라 PPI방식의 검정력도 증가하였다(<그림 55> 참조).

<표 48> 상호작용항의 효과 수준에 따른 PPI 분석의 검정력

N	r_3	
	0.2	0.3
150	0.458	0.764
300	0.759	0.968
500	0.919	0.998
1000	0.997	1

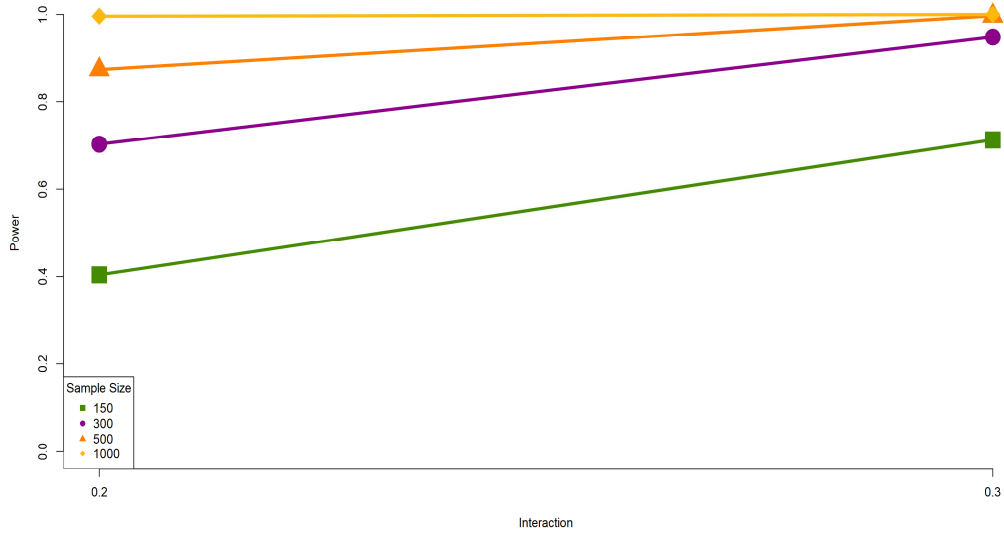
$corr(f_1, f_2) = 0.4$, loading=0.7

지표 변인의 요인 부하량이 0.5, 0.7, 0.9로 고정되고 잠재 변인끼리의 상관 0.4로 고정된 경우 상호작용항의 효과 수준이 0.2에서 0.3으로 증가함에 따라 PPI방식의 검정력도 증가하였다(<그림 56> 참조).

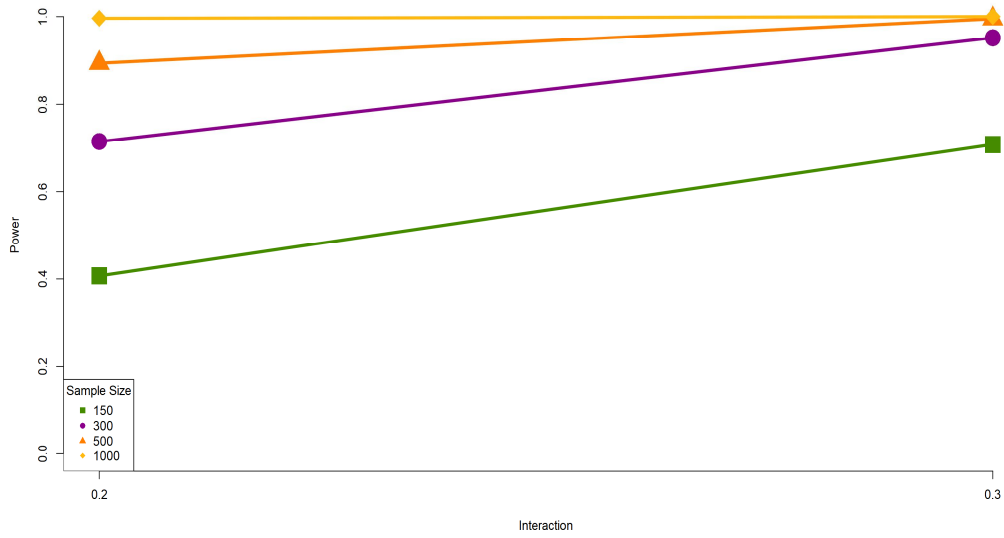
<표 49> 상호작용항의 효과 수준에 따른 PPI 분석의 검정력

N	r_3	
	0.2	0.3
150	0.462	0.760
300	0.761	0.959
500	0.921	0.998
1000	0.999	1

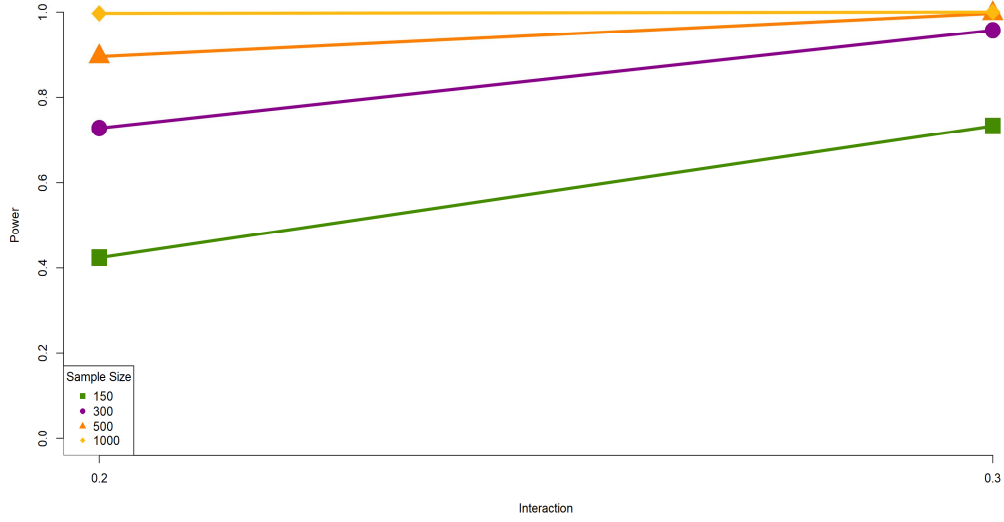
$corr(f_1, f_2) = 0.4$, loading=0.5, 0.7, 0.9



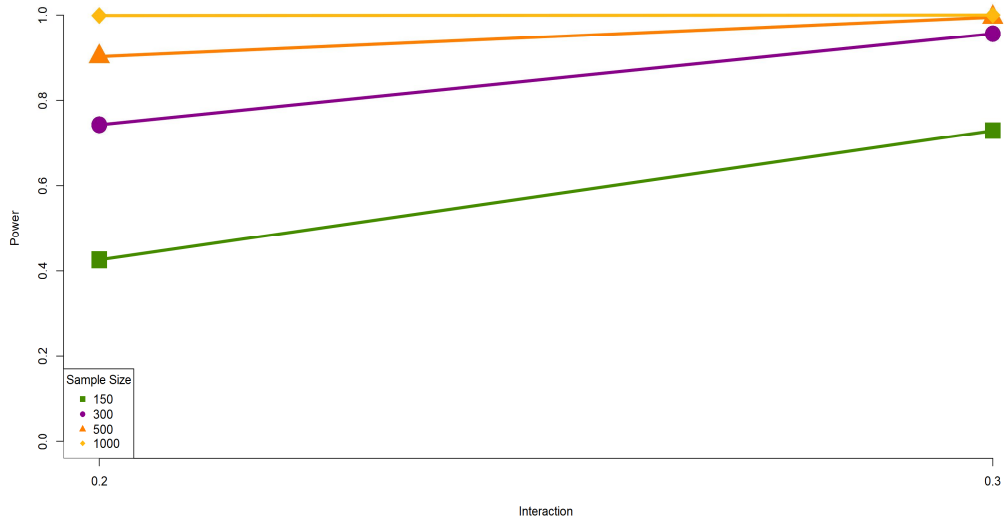
<그림 51> 상호작용항의 효과 수준에 따른 PPI 분석의 검정력
 $(corr(f_1, f_2) = 0.2, \text{loading} = 0.7)$



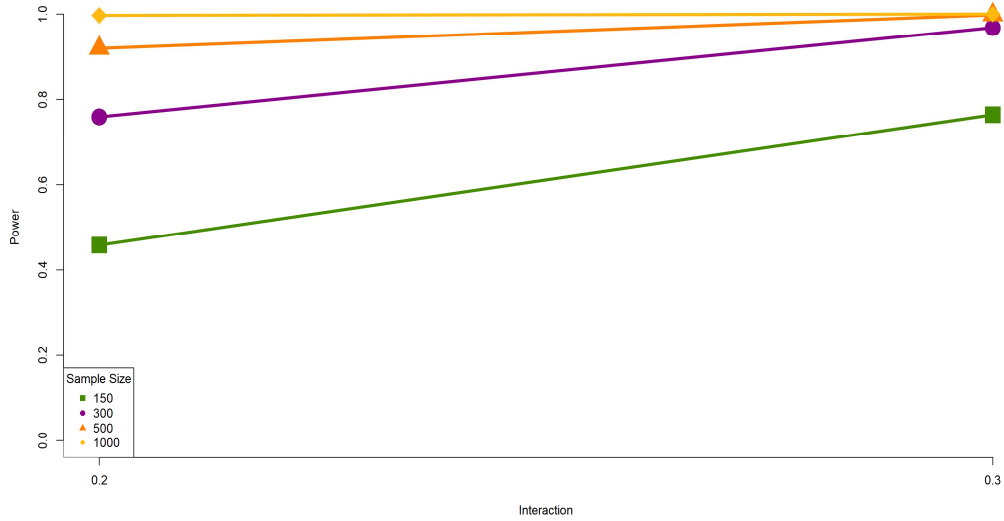
<그림 52> 상호작용항의 효과 수준에 따른 PPI 분석의 검정력
 $(corr(f_1, f_2) = 0.2, \text{loading} = 0.5, 0.7, 0.9)$



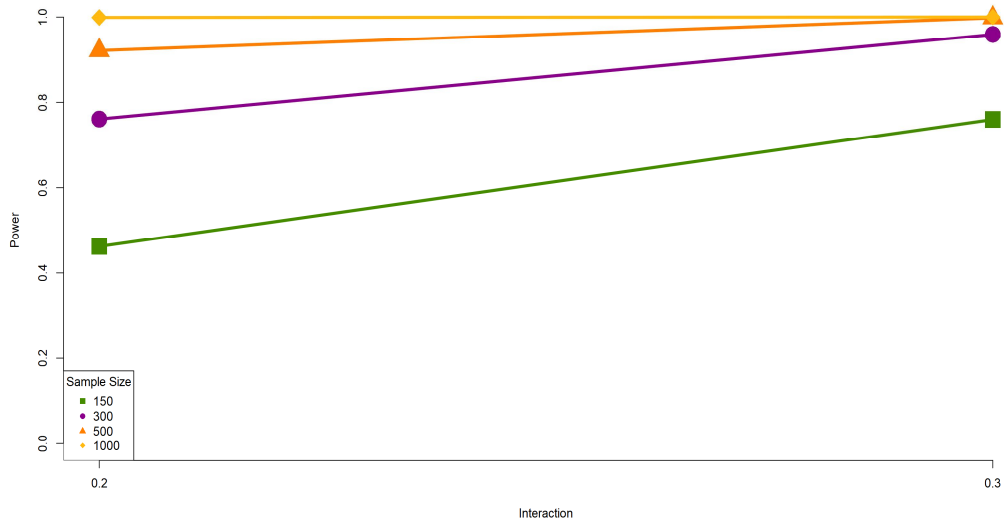
<그림 53> 상호작용항의 효과 수준에 따른 PPI 분석의 검정력
 $(corr(f_1, f_2) = 0.3, \text{loading} = 0.7)$



<그림 54> 상호작용항의 효과 수준에 따른 PPI 분석의 검정력
 $(corr(f_1, f_2) = 0.3, \text{loading} = 0.5, 0.7, 0.9)$



<그림 55> 상호작용항의 효과 수준에 따른 PPI 분석의 검정력
 $(corr(f_1, f_2) = 0.4, loading = 0.7)$



<그림 56> 상호작용항의 효과 수준에 따른 PPI 분석의 검정력
 $(corr(f_1, f_2) = 0.4, loading = 0.5, 0.7, 0.9)$

상호작용항의 효과 수준에 따른 OPI방식의 검정력의 변화를 <표 50>, <표 51>, <표 52>, <표 53>, <표 54>, <표 55>에 제시하였다. <그림 57>, <그림 58>, <그림 59>, <그림 60>, <그림 61>, <그림 62>을 사용하여 검정력의 변화를 제시하였다. 검정력은 유의수준이 0.05이상일 확률로 계산하였다.

지표 변인의 요인 부하량이 모두 0.7로 고정되고 잠재 변인끼리의 상관 0.2로 고정된 경우 상호작용항의 효과 수준이 0.2에서 0.3으로 증가함에 따라 OPI방식의 검정력도 증가하였다(<그림 57> 참조).

<표 50> 상호작용항의 효과 수준에 따른 OPI 분석의 검정력

N	r_3	
	0.2	0.3
150	0.428	0.713
300	0.726	0.956
500	0.904	0.997
1000	0.997	1

$corr(f_1, f_2) = 0.2$, loading=0.7

지표 변인의 요인 부하량이 0.5, 0.7, 0.9로 고정되고 잠재 변인끼리의 상관 0.2로 고정된 경우 상호작용항의 효과 수준이 0.2에서 0.3으로 증가함에 따라 OPI방식의 검정력도 증가하였다(<그림 58> 참조).

<표 51> 상호작용항의 효과 수준에 따른 OPI 분석의 검정력

N	r_3	
	0.2	0.3
150	0.419	0.715
300	0.738	0.959
500	0.911	0.996
1000	0.997	1

$corr(f_1, f_2) = 0.2$, loading=0.5, 0.7, 0.9

지표 변인의 요인 부하량이 모두 0.7로 고정되고 잠재 변인끼리의 상관 0.3로 고정된 경우 상호작용항의 효과 수준이 0.2에서 0.3으로 증가함에 따라 OPI방식의 검정력도 증가하였다(<그림 59> 참조).

<표 52> 상호작용항의 효과 수준에 따른 OPI 분석의 검정력

N	r_3	
	0.2	0.3
150	0.450	0.731
300	0.745	0.963
500	0.926	0.998
1000	0.998	1

$corr(f_1, f_2) = 0.3$, loading=0.7

지표 변인의 요인 부하량이 0.5, 0.7, 0.9로 고정되고 잠재 변인끼리의 상관 0.3로 고정된 경우 상호작용항의 효과 수준이 0.2에서 0.3으로 증가함에 따라 OPI방식의 검정력도 증가하였다(<그림 60> 참조).

<표 53> 상호작용항의 효과 수준에 따른 OPI 분석의 검정력

N	r_3	
	0.2	0.3
150	0.436	0.729
300	0.758	0.967
500	0.919	0.997
1000	0.998	1

$corr(f_1, f_2) = 0.3$, loading=0.5, 0.7, 0.9

지표 변인의 요인 부하량이 모두 0.7로 고정되고 잠재 변인끼리의 상관 0.4로 고정된 경우 상호작용항의 효과 수준이 0.2에서 0.3으로 증가함에 따라 OPI방식의 검정력도 증가하였다(<그림 61> 참조).

<표 54> 상호작용항의 효과 수준에 따른 OPI 분석의 검정력

N	r_3	
	0.2	0.3
150	0.475	0.765
300	0.782	0.973
500	0.938	0.999
1000	0.998	1

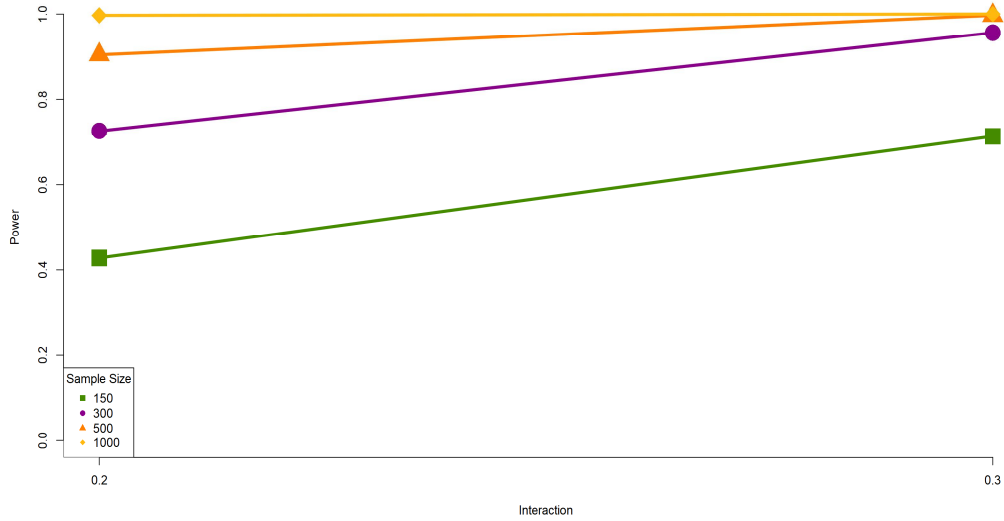
$corr(f_1, f_2) = 0.4$, loading=0.7

지표 변인의 요인 부하량이 0.5, 0.7, 0.9로 고정되고 잠재 변인끼리의 상관 0.4로 고정된 경우 상호작용항의 효과 수준이 0.2에서 0.3으로 증가함에 따라 OPI방식의 검정력도 증가하였다(<그림 62> 참조).

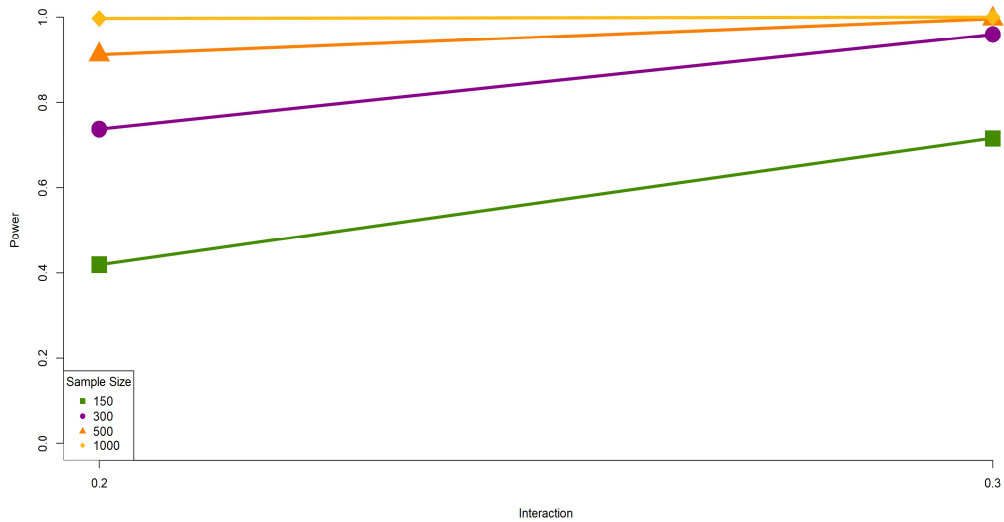
<표 55> 상호작용항의 효과 수준에 따른 OPI 분석의 검정력

N	r_3	
	0.2	0.3
150	0.472	0.760
300	0.780	0.973
500	0.936	0.998
1000	0.999	1

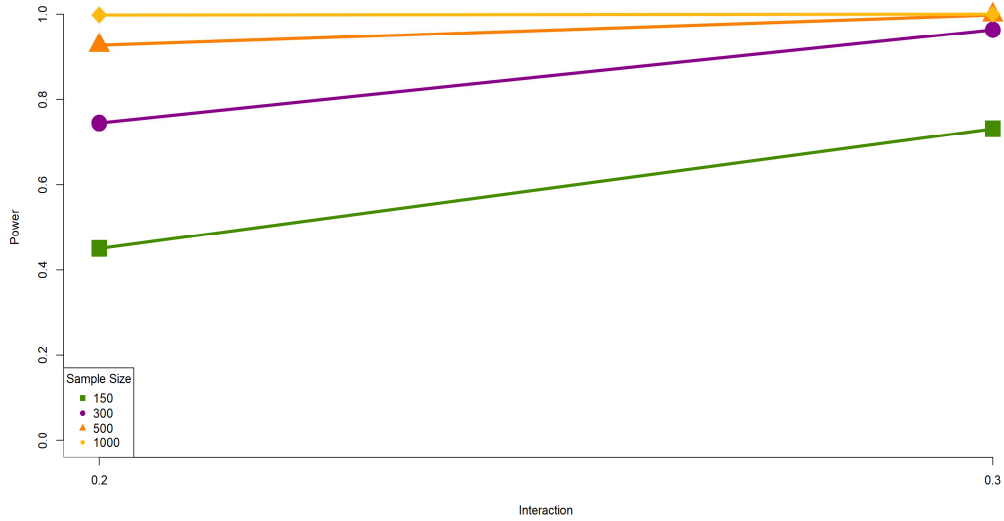
$corr(f_1, f_2) = 0.4$, loading=0.5, 0.7, 0.9



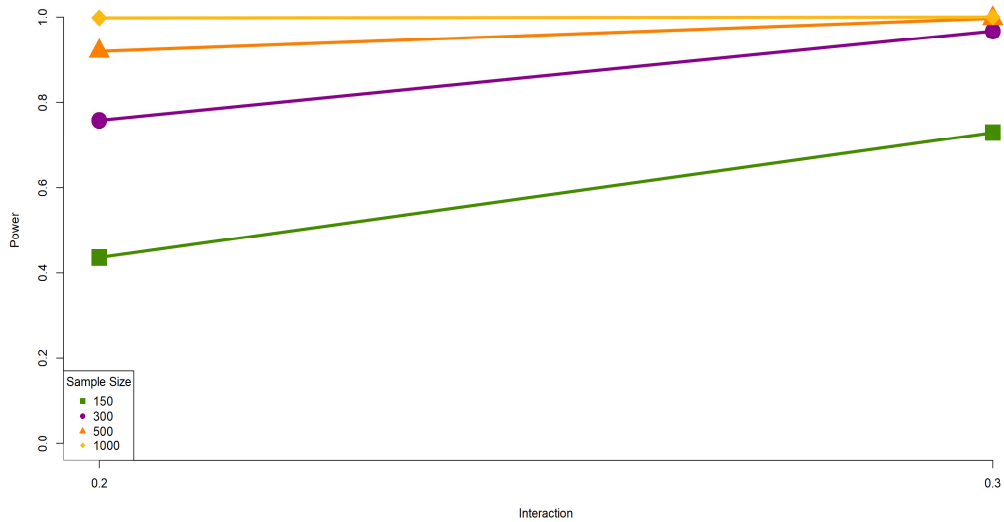
<그림 57> 상호작용항의 효과 수준에 따른 OPI 분석의 검정력
 $(corr(f_1, f_2) = 0.2, loading = 0.7)$



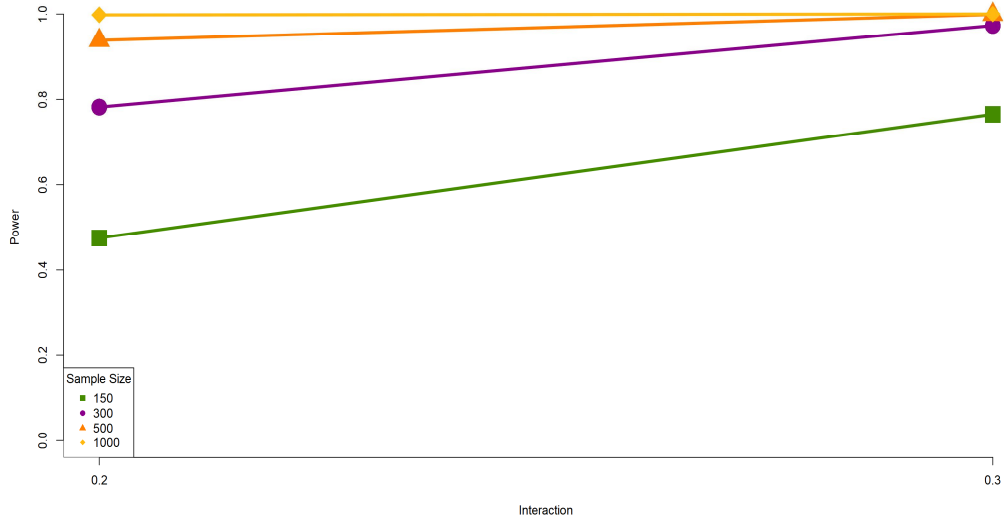
<그림 58> 상호작용항의 효과 수준에 따른 OPI 분석의 검정력
 $(corr(f_1, f_2) = 0.2, loading = 0.5, 0.7, 0.9)$



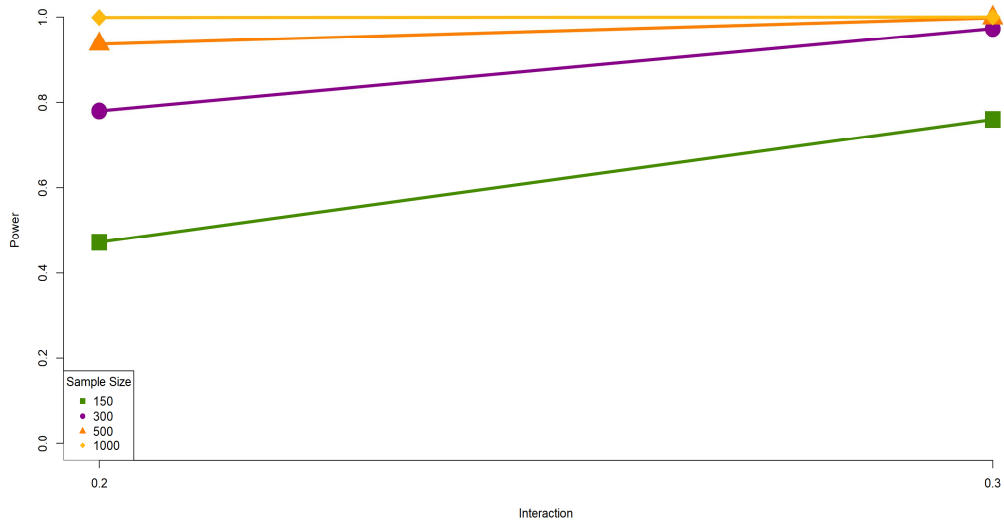
<그림 59> 상호작용항의 효과 수준에 따른 OPI 분석의 검정력
 $(corr(f_1, f_2) = 0.3, \text{loading} = 0.7)$



<그림 60> 상호작용항의 효과 수준에 따른 OPI 분석의 검정력 $(corr(f_1, f_2) = 0.3,$
 $\text{loading} = 0.5, 0.7, 0.9)$



<그림 61> 상호작용항의 효과 수준에 따른 OPI 분석의 검정력
 $(corr(f_1, f_2) = 0.4, loading = 0.7)$



<그림 62> 상호작용항의 효과 수준에 따른 OPI 분석의 검정력 $(corr(f_1, f_2) = 0.4,$
 $loading = 0.5, 0.7, 0.9)$

상호작용항의 효과 수준에 따른 LMS방식의 검정력의 변화를 <표 56>, <표 57>, <표 58>, <표 59>, <표 60>, <표 61>에 제시하였다. <그림 63>, <그림 64>, <그림 65>, <그림 66>, <그림 67>, <그림 68>을 사용하여 검정력의 변화를 제시하였다. 검정력은 유의수준이 0.05이상일 확률로 계산하였다.

지표 변인의 요인 부하량이 모두 0.7로 고정되고 잠재 변인끼리의 상관 0.2로 고정된 경우 상호작용항의 효과 수준이 0.2에서 0.3으로 증가함에 따라 LMS방식의 검정력도 증가하였다(<그림 63> 참조).

<표 56> 상호작용항의 효과 수준에 따른 LMS 분석의 검정력

N	r_3	
	0.2	0.3
150	0.421	0.727
300	0.740	0.967
500	0.916	0.998
1000	0.997	1

$corr(f_1, f_2) = 0.2$, loading=0.7

지표 변인의 요인 부하량이 0.5, 0.7, 0.9로 고정되고 잠재 변인끼리의 상관 0.2로 고정된 경우 상호작용항의 효과 수준이 0.2에서 0.3으로 증가함에 따라 LMS방식의 검정력도 증가하였다(<그림 64> 참조).

<표 57> 상호작용항의 효과 수준에 따른 LMS 분석의 검정력

N	r_3	
	0.2	0.3
150	0.423	0.746
300	0.746	0.964
500	0.926	0.998
1000	0.999	1

$corr(f_1, f_2) = 0.2$, loading=0.5, 0.7, 0.9

지표 변인의 요인 부하량이 모두 0.7로 고정되고 잠재 변인끼리의 상관 0.3로 고정된 경우 상호작용항의 효과 수준이 0.2에서 0.3으로 증가함에 따라 LMS방식의 검정력도 증가하였다(<그림 65> 참조).

<표 58> 상호작용항의 효과 수준에 따른 LMS 분석의 검정력

N	r_3	
	0.2	0.3
150	0.451	0.743
300	0.765	0.972
500	0.933	0.999
1000	0.997	1

$corr(f_1, f_2) = 0.3$, loading=0.7

지표 변인의 요인 부하량이 0.5, 0.7, 0.9로 고정되고 잠재 변인끼리의 상관 0.3로 고정된 경우 상호작용항의 효과 수준이 0.2에서 0.3으로 증가함에 따라 LMS방식의 검정력도 증가하였다(<그림 66> 참조).

<표 59> 상호작용항의 효과 수준에 따른 LMS 분석의 검정력

N	r_3	
	0.2	0.3
150	0.449	0.767
300	0.779	0.973
500	0.930	1
1000	0.999	1

$corr(f_1, f_2) = 0.3$, loading=0.5, 0.7, 0.9

지표 변인의 요인 부하량이 모두 0.7로 고정되고 잠재 변인끼리의 상관 0.4로 고정된 경우 상호작용항의 효과 수준이 0.2에서 0.3으로 증가함에 따라 LMS방식의 검정력도 증가하였다(<그림 67> 참조).

<표 60> 상호작용항의 효과 수준에 따른 LMS 분석의 검정력

N	r_3	
	0.2	0.3
150	0.480	0.786
300	0.793	0.979
500	0.949	0.999
1000	0.999	1

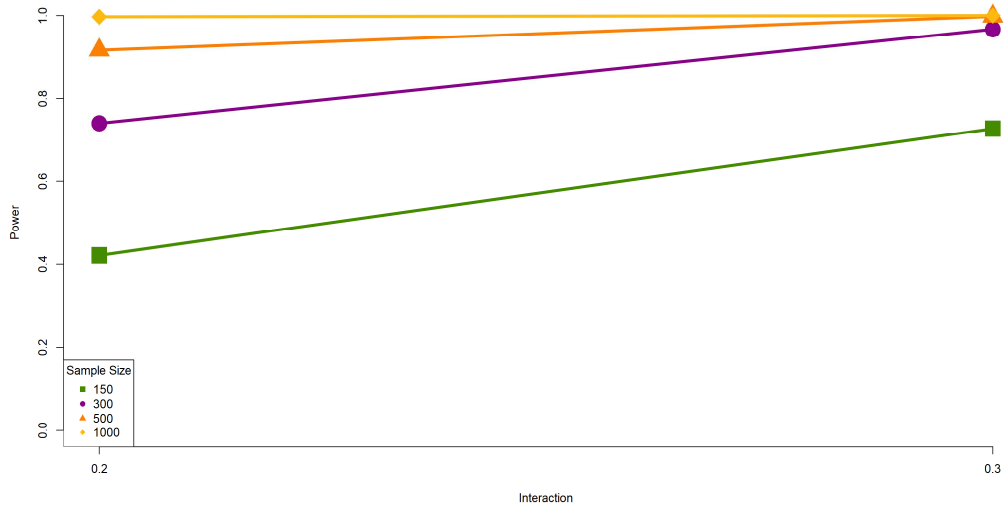
$corr(f_1, f_2) = 0.4$, loading=0.7

지표 변인의 요인 부하량이 0.5, 0.7, 0.9로 고정되고 잠재 변인끼리의 상관 0.4로 고정된 경우 상호작용항의 효과 수준이 0.2에서 0.3으로 증가함에 따라 LMS방식의 검정력도 증가하였다(<그림 68> 참조).

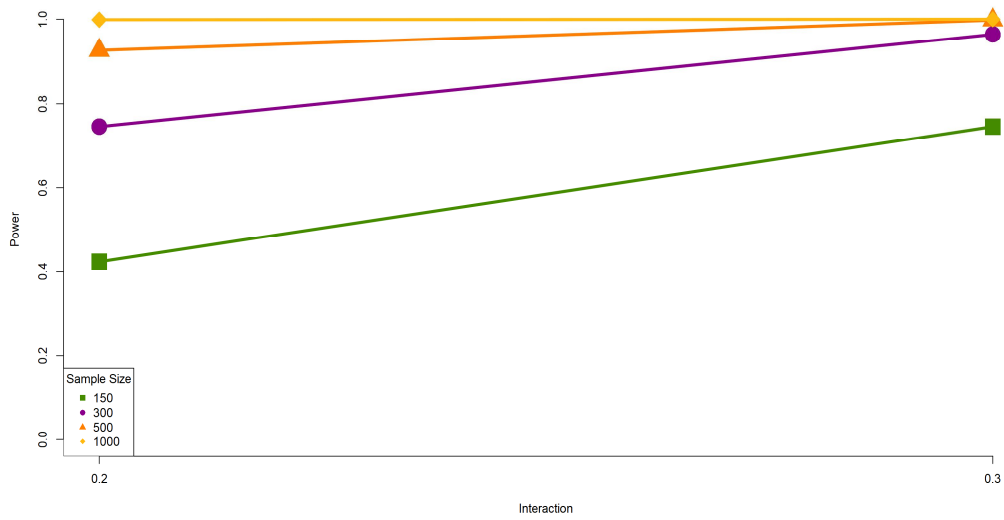
<표 61> 상호작용항의 효과 수준에 따른 LMS 분석의 검정력

N	r_3	
	0.2	0.3
150	0.471	0.804
300	0.802	0.981
500	0.945	1
1000	0.999	1

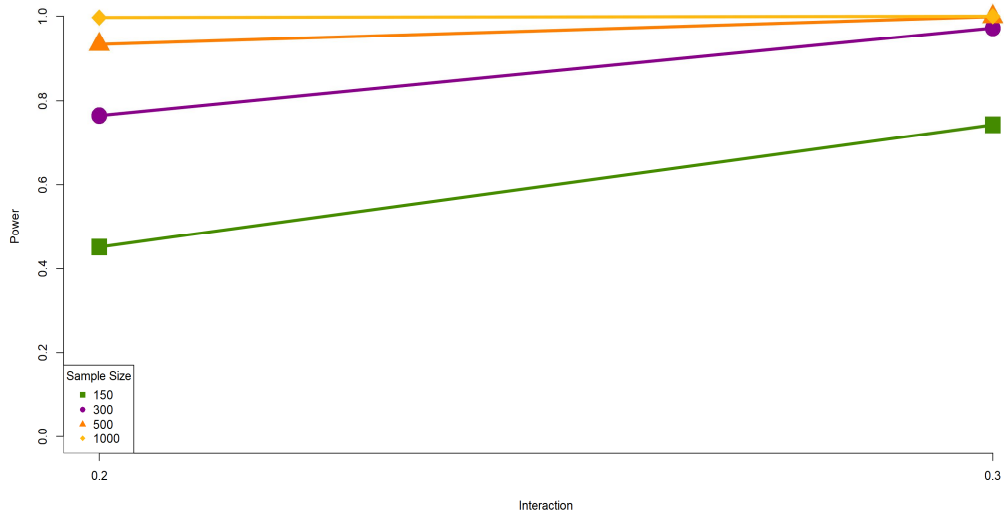
$corr(f_1, f_2) = 0.4$, loading=0.5, 0.7, 0.9



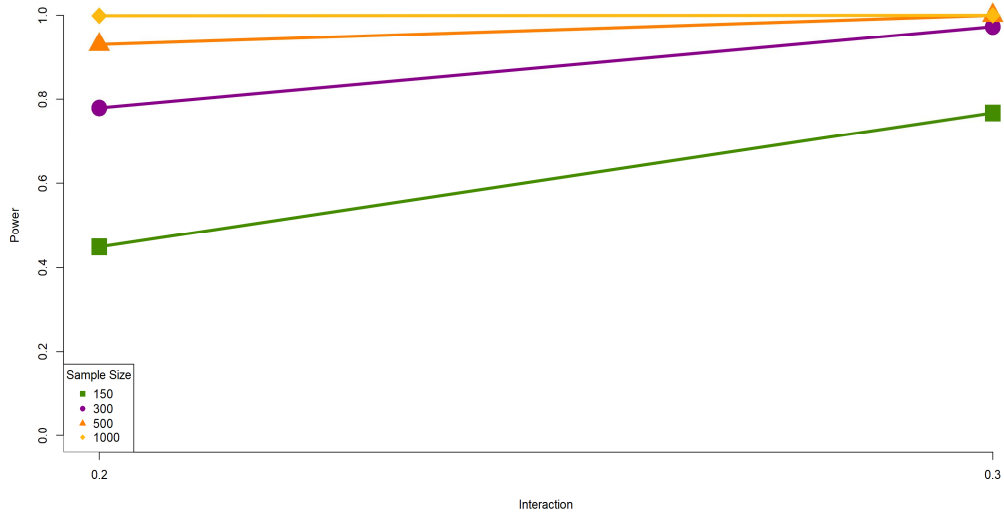
<그림 63> 상호작용항의 효과 수준에 따른 LMS 분석의 검정력
 $(corr(f_1, f_2) = 0.2, \text{loading} = 0.7)$



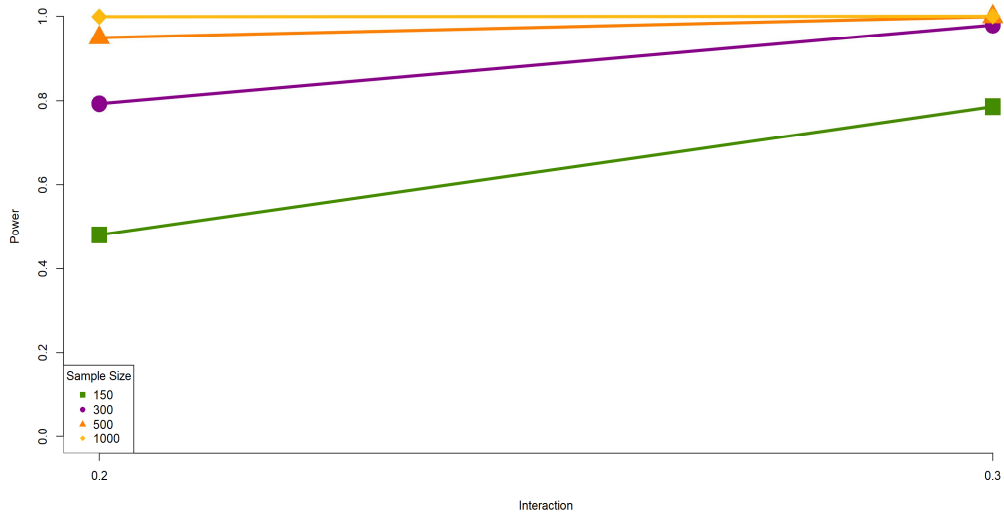
<그림 64> 상호작용항의 효과 수준에 따른 LMS 분석의 검정력
 $(corr(f_1, f_2) = 0.2, \text{loading} = 0.5, 0.7, 0.9)$



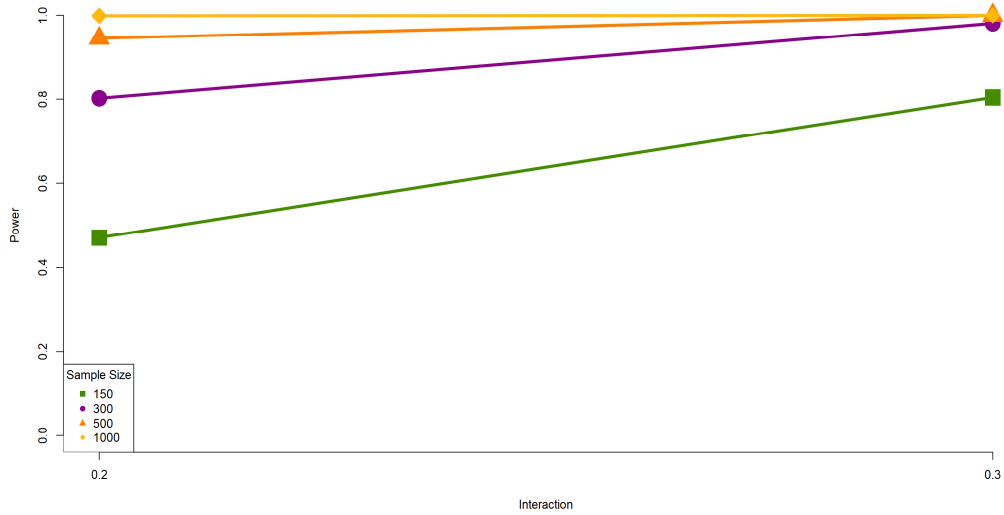
<그림 65> 상호작용항의 효과 수준에 따른 LMS 분석의 검정력
 $(corr(f_1, f_2) = 0.3, loading=0.7)$



<그림 66> 상호작용항의 효과 수준에 따른 LMS 분석의 검정력
 $(corr(f_1, f_2) = 0.3, loading=0.5, 0.7, 0.9)$



<그림 67> 상호작용항의 효과 수준에 따른 LMS 분석의 검정력
 $(corr(f_1, f_2) = 0.4, loading=0.7)$



<그림 68> 상호작용항의 효과 수준에 따른 LMS 분석의 검정력
 $(corr(f_1, f_2) = 0.4, loading=0.5, 0.7, 0.9)$

(3) 잠재 변인의 상관에 따른 검정력

잠재 변인의 상관에 따른 PPI방식의 검정력의 변화를 <표 62>, <표 63>에 제시하였다. <그림 69>, <그림 70>, <그림 71>, <그림 72>를 사용하여 검정력의 변화를 제시하였다. 검정력은 유의수준이 0.05이상일 확률로 계산하였다.

지표 변인의 요인 부하량이 모두 0.7로 고정되고 상호작용의 효과 수준이 0.2로 고정된 경우 잠재 변인의 상관이 0.2에서 0.4로 증가함에 따라 PPI방식의 검정력도 증가하였다. 지표 변인의 요인 부하량이 0.5, 0.7, 0.9로 고정되고 상호작용의 효과 수준이 0.2로 고정된 경우 잠재 변인의 상관이 0.2에서 0.4로 증가함에 따라 PPI방식의 검정력도 증가하였다(<그림 69>, <그림 70> 참조).

<표 62> 잠재 변인의 상관에 따른 PPI 분석의 검정력($r_3 = 0.2$)

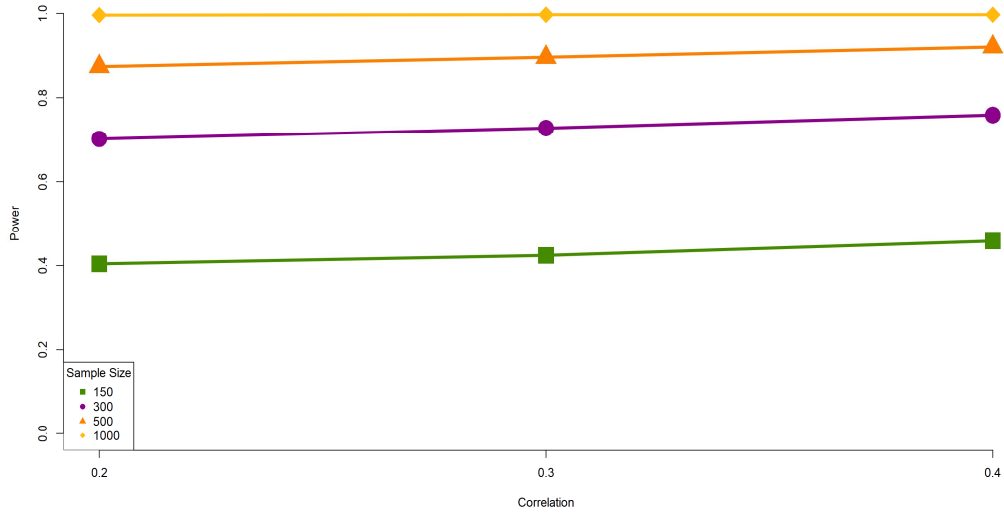
loading	N	$corr(f_1, f_2)$		
		0.2	0.3	0.4
0.7, 0.7, 0.7	150	0.404	0.424	0.458
	300	0.702	0.728	0.759
	500	0.873	0.895	0.919
	1000	0.996	0.997	0.997
0.5, 0.7, 0.9	150	0.407	0.426	0.462
	300	0.715	0.743	0.761
	500	0.893	0.902	0.921
	1000	0.996	0.999	0.999

지표 변인의 요인 부하량이 모두 0.7로 고정되고 상호작용의 효과 수준이 0.3로 고정된 경우 잠재 변인의 상관이 0.2에서 0.4로 증가함에 따라 PPI방식의 검정력도 증가하였다. 지표 변인의 요인 부하량이 0.5, 0.7, 0.9로 고정되고 상호작용의 효과 수준이 0.3로 고정된 경우 잠재 변인의 상관이 0.2에서

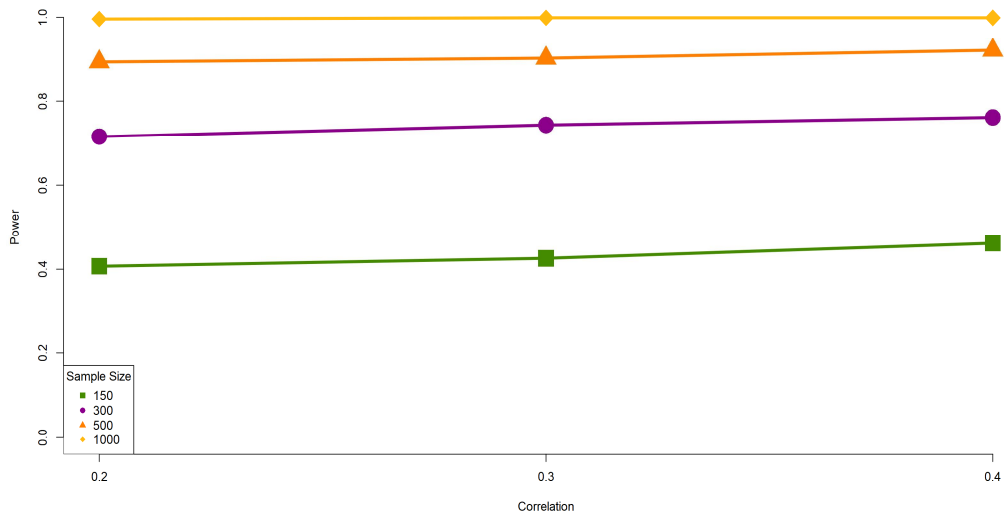
0.4로 증가함에 따라 PPI방식의 검정력도 증가하였다(<그림 71>, <그림 72> 참조).

<표 63> 잠재 변인의 상관에 따른 PPI 분석의 검정력 ($r_3 = 0.3$)

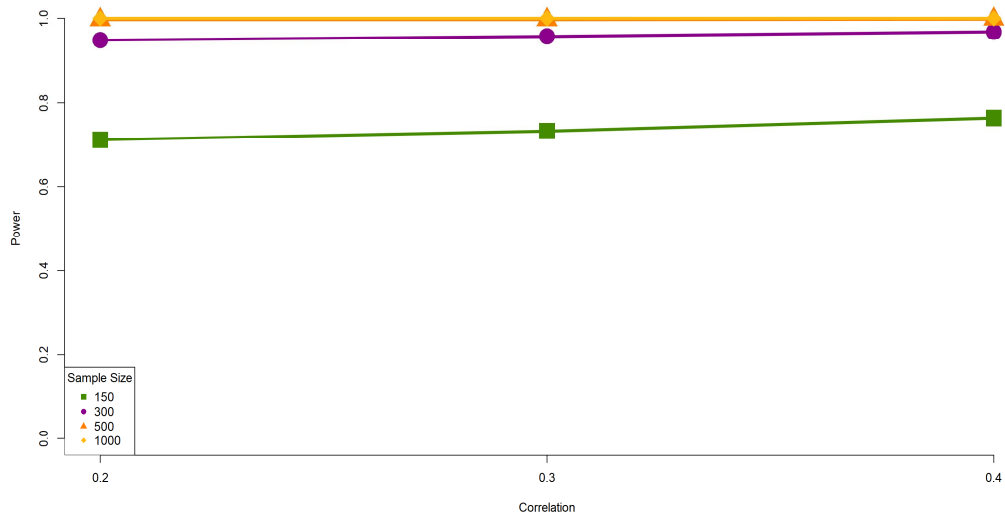
loading	N	$corr(f_1, f_2)$		
		0.2	0.3	0.4
0.7, 0.7, 0.7	150	0.712	0.733	0.764
	300	0.948	0.957	0.968
	500	0.997	0.997	0.998
	1000	1	1	1
0.5, 0.7, 0.9	150	0.708	0.729	0.760
	300	0.951	0.956	0.959
	500	0.995	0.995	0.998
	1000	1	1	1



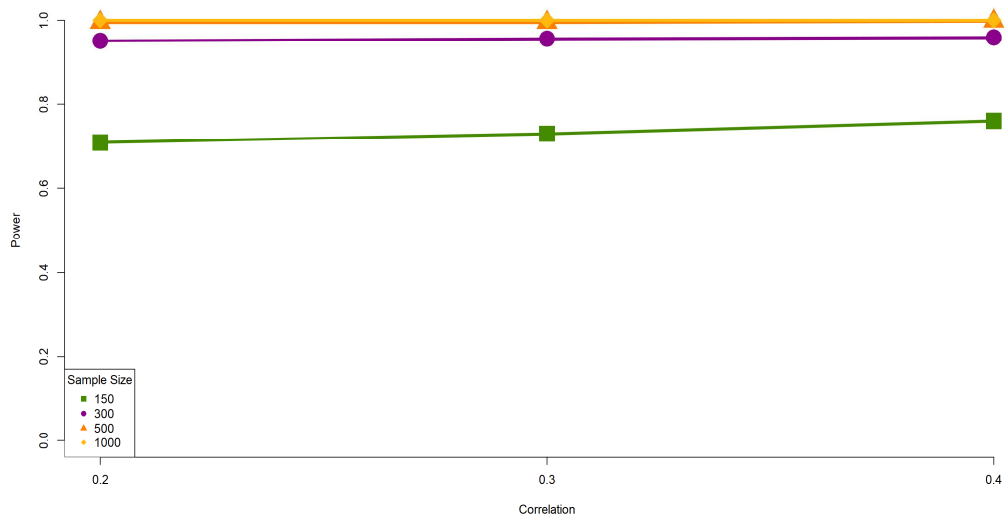
<그림 69> 잠재 변인의 상관에 따른 PPI 분석의 검정력
 ($r_3 = 0.2$, loading = 0.7, 0.7, 0.7)



<그림 70> 잠재 변인의 상관에 따른 PPI 분석의 검정력
 ($r_3 = 0.2$, loading = 0.5, 0.7, 0.9)



<그림 71> 잠재 변인의 상관에 따른 PPI 분석의 검정력
 ($r_3 = 0.3$, loading=0.7, 0.7, 0.7)



<그림 72> 잠재 변인의 상관에 따른 PPI 분석의 검정력
 ($r_3 = 0.3$, loading=0.5, 0.7, 0.9)

잠재 변인의 상관에 따른 OPI방식의 검정력의 변화를 <표 8-3>, <표 8-4>에 제시하였다. <그림 72>, <그림 73>, <그림 74>, <그림 75>를 사용하여 검정력의 변화를 제시하였다. 검정력은 유의수준이 0.05이상일 확률로 계산하였다.

지표 변인의 요인 부하량이 모두 0.7로 고정되고 상호작용의 효과 수준이 0.2로 고정된 경우 잠재 변인의 상관이 0.2에서 0.4로 증가함에 따라 OPI방식의 검정력도 증가하였다. 지표 변인의 요인 부하량이 0.5, 0.7, 0.9로 고정되고 상호작용의 효과 수준이 0.2로 고정된 경우 잠재 변인의 상관이 0.2에서 0.4로 증가함에 따라 OPI방식의 검정력도 증가하였다(<그림 72>, <그림 73> 참조).

<표 64> 잠재 변인의 상관에 따른 OPI 분석의 검정력 ($r_3 = 0.2$)

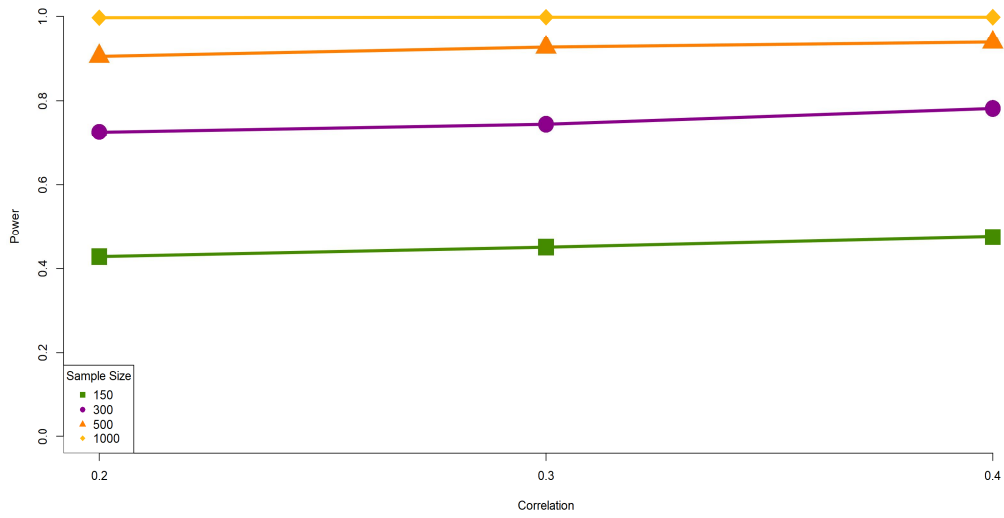
loading	N	$corr(f_1, f_2)$		
		0.2	0.3	0.4
0.7, 0.7, 0.7	150	0.428	0.450	0.475
	300	0.726	0.745	0.782
	500	0.904	0.926	0.938
	1000	0.997	0.998	0.998
0.5, 0.7, 0.9	150	0.419	0.436	0.472
	300	0.738	0.758	0.780
	500	0.911	0.919	0.936
	1000	0.997	0.998	0.999

지표 변인의 요인 부하량이 모두 0.7로 고정되고 상호작용의 효과 수준이 0.3로 고정된 경우 잠재 변인의 상관이 0.2에서 0.4로 증가함에 따라 OPI방식의 검정력도 증가하였다. 지표 변인의 요인 부하량이 0.5, 0.7, 0.9로 고정되고 상호작용의 효과 수준이 0.3로 고정된 경우 잠재 변인의 상관이 0.2에서 0.4로 증가함에 따라 OPI방식의 검정력도 증가하였다(<그림 74>, <그림 75>

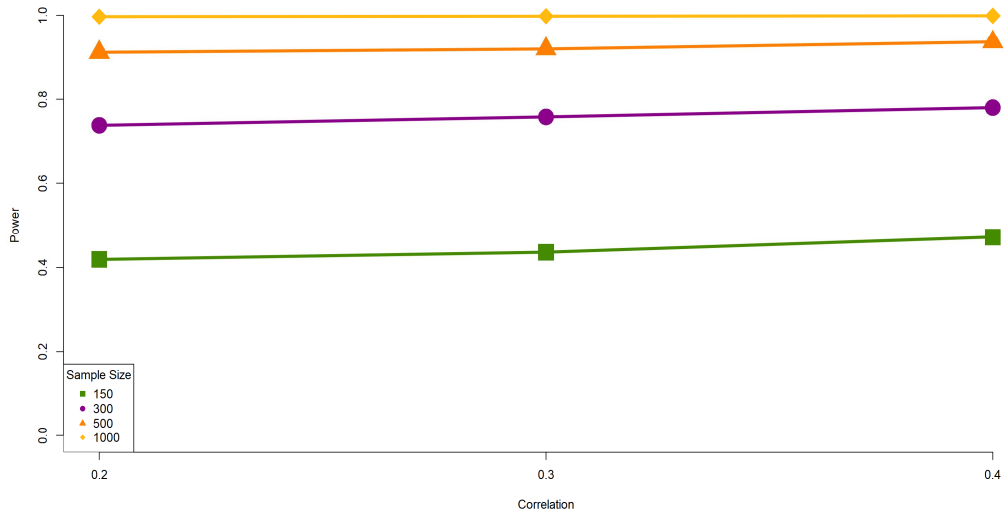
참조).

<표 65> 잠재 변수의 상관에 따른 OPI 분석의 검정력 ($r_3 = 0.3$)

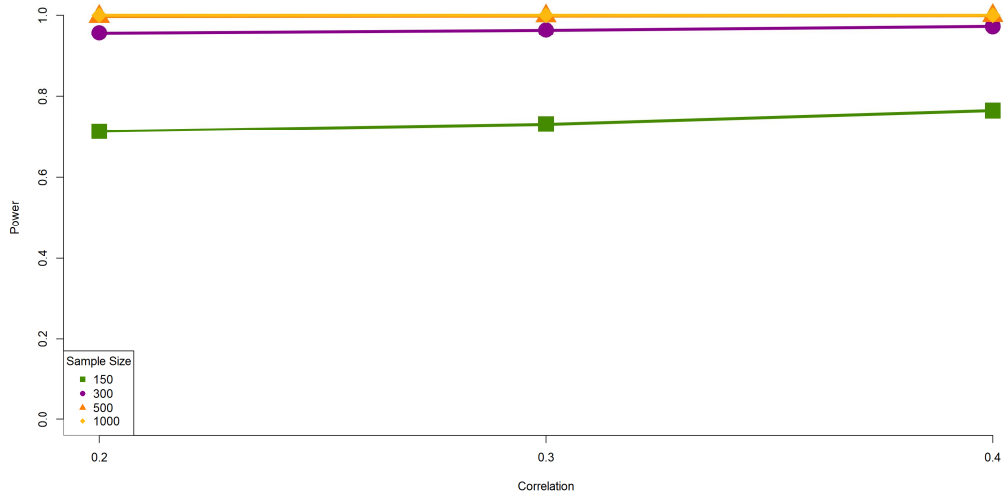
loading	N	$corr(f_1, f_2)$		
		0.2	0.3	0.4
0.7, 0.7, 0.7	150	0.713	0.731	0.765
	300	0.956	0.963	0.973
	500	0.997	0.998	0.999
	1000	1	1	1
0.5, 0.7, 0.9	150	0.715	0.729	0.760
	300	0.959	0.967	0.973
	500	0.996	0.997	0.998
	1000	1	1	1



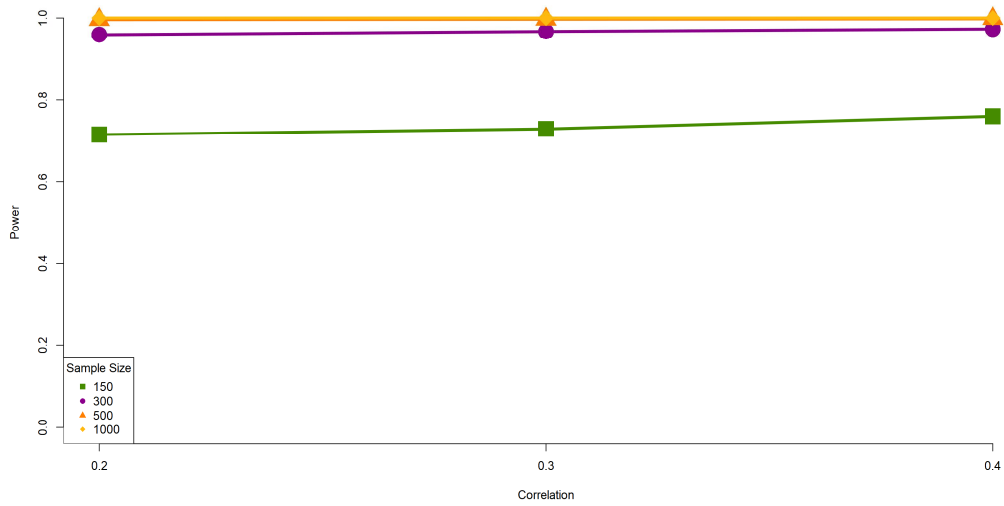
<그림 73> 잠재 변인의 상관에 따른 OPI 분석의 검정력
($r_3 = 0.2$, loading = 0.7, 0.7, 0.7)



<그림 74> 잠재 변인의 상관에 따른 OPI 분석의 검정력
($r_3 = 0.2$, loading = 0.5, 0.7, 0.9)



<그림 75> 잠재 변인의 상관에 따른 OPI 분석의 검정력
 ($r_3 = 0.3$, loading=0.7, 0.7, 0.7)



<그림 76> 잠재 변인의 상관에 따른 OPI 분석의 검정력
 ($r_3 = 0.3$, loading=0.5, 0.7, 0.9)

잠재 변인의 상관에 따른 LMS방식의 검정력의 변화를 <표 66>, <표 67>에 제시하였다. <그림 77>, <그림 78>, <그림 79>, <그림 80>을 사용하여 검정력의 변화를 제시하였다. 검정력은 유의수준이 0.05이상일 확률로 계산하였다.

지표 변인의 요인 부하량이 모두 0.7로 고정되고 상호작용의 효과 수준이 0.2로 고정된 경우 잠재 변인의 상관이 0.2에서 0.4로 증가함에 따라 LMS방식의 검정력도 증가하였다. 지표 변인의 요인 부하량이 0.5, 0.7, 0.9로 고정되고 상호작용의 효과 수준이 0.2로 고정된 경우 잠재 변인의 상관이 0.2에서 0.4로 증가함에 따라 LMS방식의 검정력도 증가하였다(<그림 77>, <그림 78> 참조).

<표 66> 잠재 변인의 상관에 따른 LMS 분석의 검정력($r_3 = 0.2$)

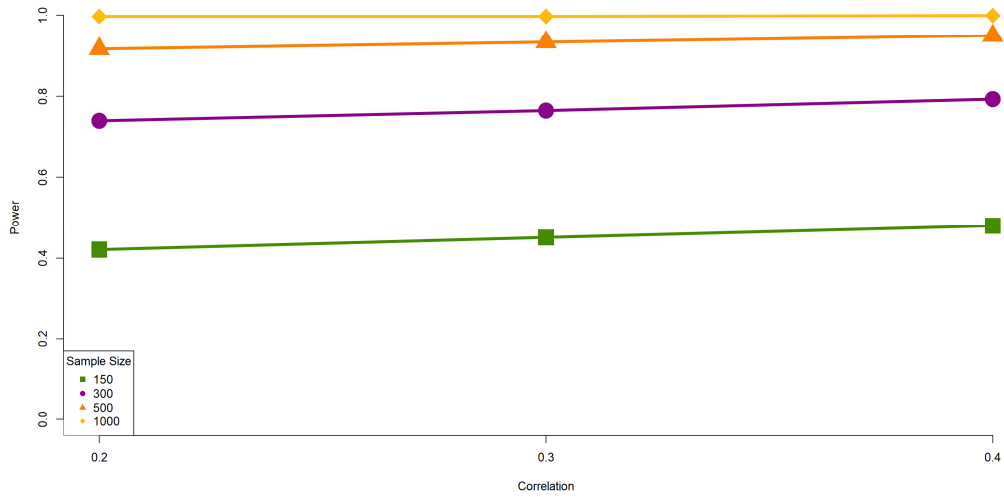
loading	N	$corr(f_1, f_2)$		
		0.2	0.3	0.4
0.7, 0.7, 0.7	150	0.421	0.451	0.480
	300	0.740	0.765	0.793
	500	0.916	0.933	0.949
	1000	0.997	0.997	0.999
0.5, 0.7, 0.9	150	0.423	0.449	0.471
	300	0.746	0.779	0.802
	500	0.926	0.930	0.945
	1000	0.999	0.999	0.999

지표 변인의 요인 부하량이 모두 0.7로 고정되고 상호작용의 효과 수준이 0.3로 고정된 경우 잠재 변인의 상관이 0.2에서 0.4로 증가함에 따라 LMS방식의 검정력도 증가하였다. 지표 변인의 요인 부하량이 0.5, 0.7, 0.9로 고정되고 상호작용의 효과 수준이 0.3로 고정된 경우 잠재 변인의 상관이 0.2에서 0.4로 증가함에 따라 LMS방식의 검정력도 증가하였다(<그림 79>, <그림

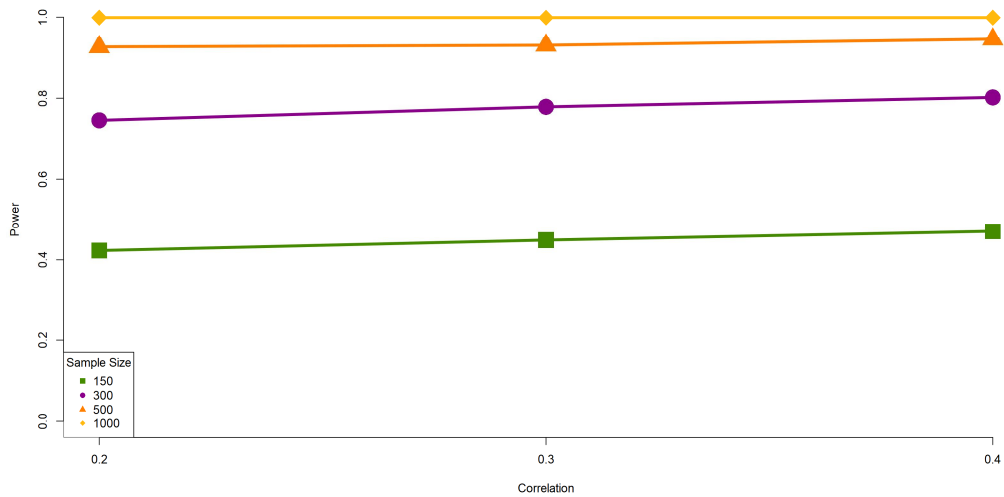
80> 참조).

<표 67> 잠재 변수의 상관에 따른 LMS 분석의 검정력 ($r_3 = 0.3$)

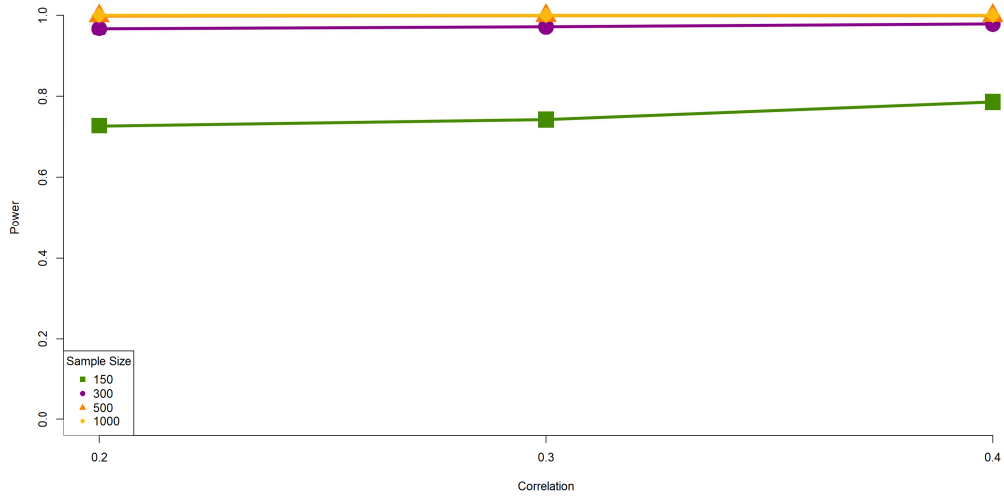
loading	N	$corr(f_1, f_2)$		
		0.2	0.3	0.4
0.7, 0.7, 0.7	150	0.727	0.743	0.786
	300	0.967	0.972	0.979
	500	0.998	0.999	0.999
	1000	1	1	1
0.5, 0.7, 0.9	150	0.746	0.767	0.804
	300	0.964	0.973	0.981
	500	0.998	1	1
	1000	1	1	1



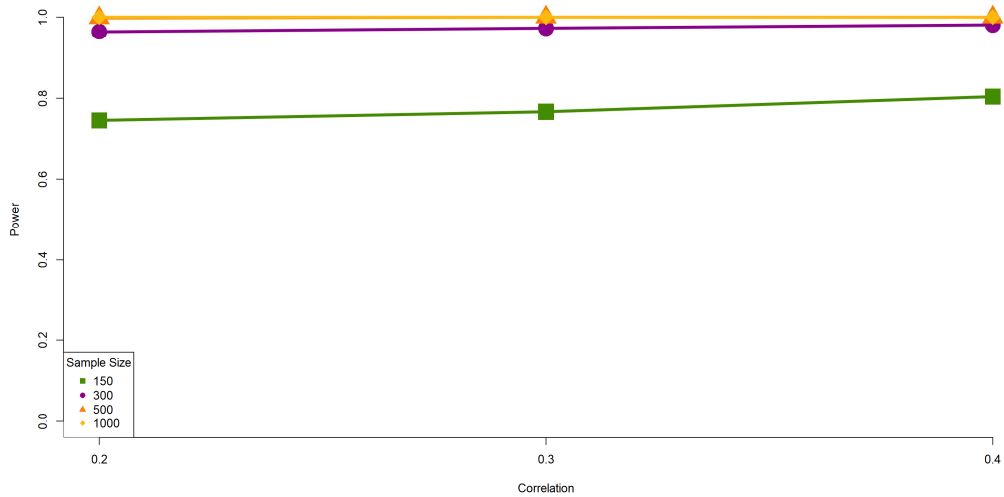
<그림 77> 잠재 변인의 상관에 따른 LMS 분석의 검정력
 ($r_3 = 0.2$, loading=0.7, 0.7, 0.7)



<그림 78> 잠재 변인의 상관에 따른 LMS 분석의 검정력
 ($r_3 = 0.2$, loading=0.5, 0.7, 0.9)



<그림 79> 잠재 변인의 상관에 따른 LMS 분석의 검정력
 ($r_3 = 0.3$, loading = 0.7, 0.7, 0.7)



<그림 80> 잠재 변인의 상관에 따른 LMS 분석의 검정력
 ($r_3 = 0.3$, loading = 0.5, 0.7, 0.9)

(4) 지표 변인의 요인부하에 따른 검정력

지표 변인의 요인부하에 따른 PPI방식의 검정력의 변화를 <표 68>, <표 69>에 제시하였다. <그림 81>, <그림 82>, <그림 83>, <그림 84>, <그림 85>, <그림 86>를 사용하여 검정력의 변화를 제시하였다. 검정력은 유의수준이 0.05이상일 확률로 계산하였다.

상호작용의 효과 수준이 0.2로 고정되고, 잠재 변인의 상관이 각각 0.2, 0.3, 0.4일 때, 지표 변인의 요인 부하량이 0.7로 고정된 경우 보다 0.5, 0.7, 0.9로 증가하는 경우 검정력이 높게 관찰되었다(<그림 81>, <그림 82> 참조).

<표 68> 지표 변인의 요인부하에 따른 PPI 분석의 검정력($r_3 = 0.2$)

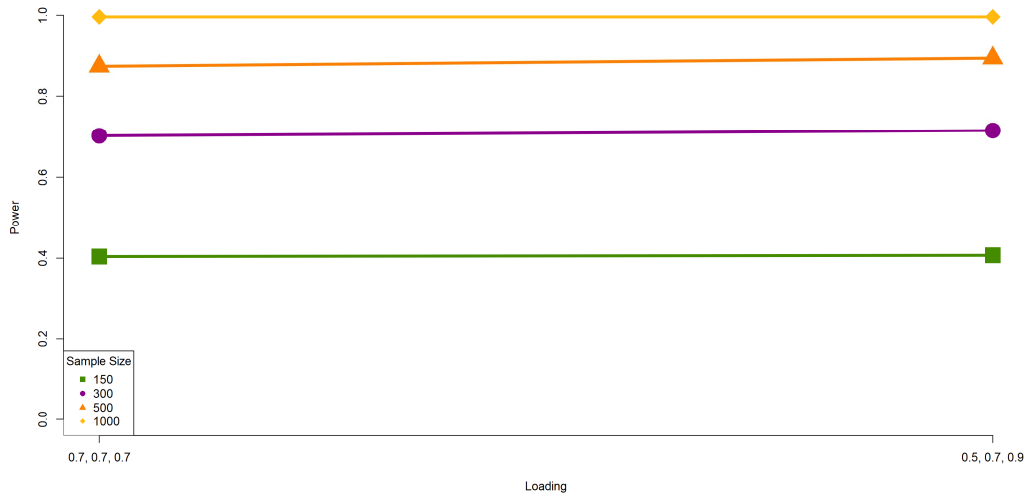
$corr(f_1, f_2)$	N	<i>loading</i>	
		0.7, 0.7, 0.7	0.5, 0.7, 0.9
0.2	150	0.404	0.407
	300	0.702	0.715
	500	0.873	0.893
	1000	0.996	0.996
0.3	150	0.424	0.426
	300	0.728	0.743
	500	0.895	0.902
	1000	0.997	0.999
0.4	150	0.458	0.462
	300	0.759	0.761
	500	0.919	0.921
	1000	0.997	0.999

상호작용의 효과 수준이 0.3으로 고정되고, 잠재 변인의 상관이 각각 0.2, 0.3, 0.4일 때, 지표 변인의 요인 부하량이 0.7로 고정된 경우 보다 0.5, 0.7,

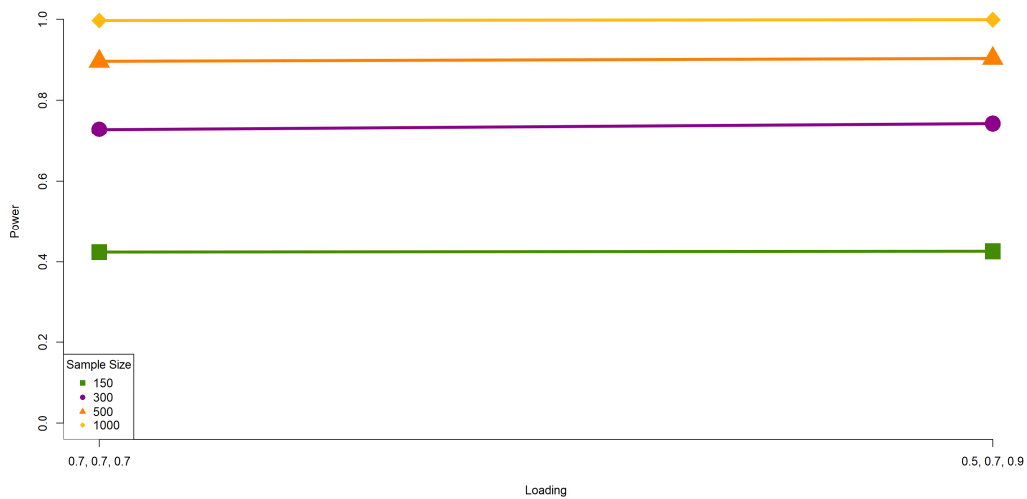
0.9로 증가하는 경우 검정력이 높게 관찰되었다(<그림 83>, <그림 84> 참조).

<표 69> 지표 변인의 요인부하에 따른 PPI 분석의 검정력($r_3 = 0.3$)

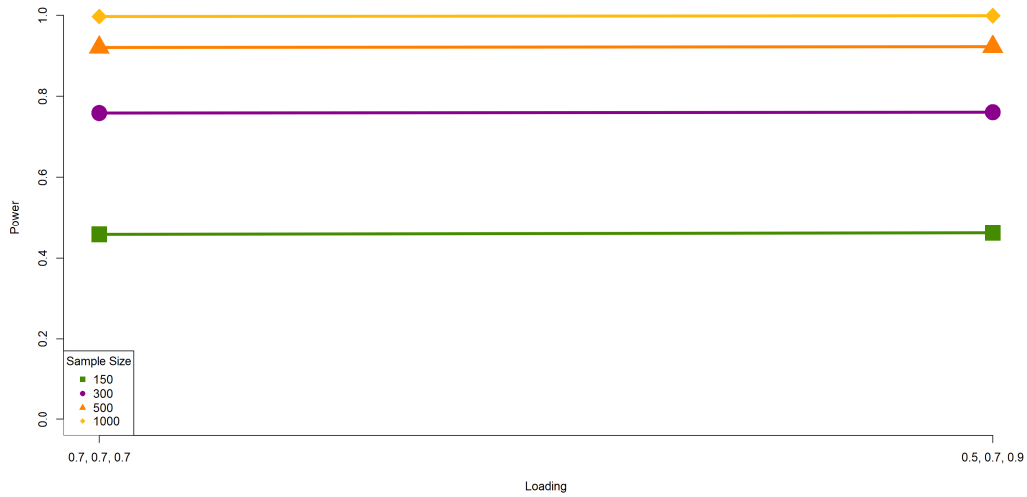
$corr(f_1, f_2)$	N	<i>loading</i>	
		0.7, 0.7, 0.7	0.5, 0.7, 0.9
0.2	150	0.712	0.708
	300	0.948	0.951
	500	0.997	0.995
	1000	1	1
0.3	150	0.733	0.729
	300	0.957	0.956
	500	0.997	0.995
	1000	1	1
0.4	150	0.764	0.760
	300	0.968	0.959
	500	0.998	0.998
	1000	1	1



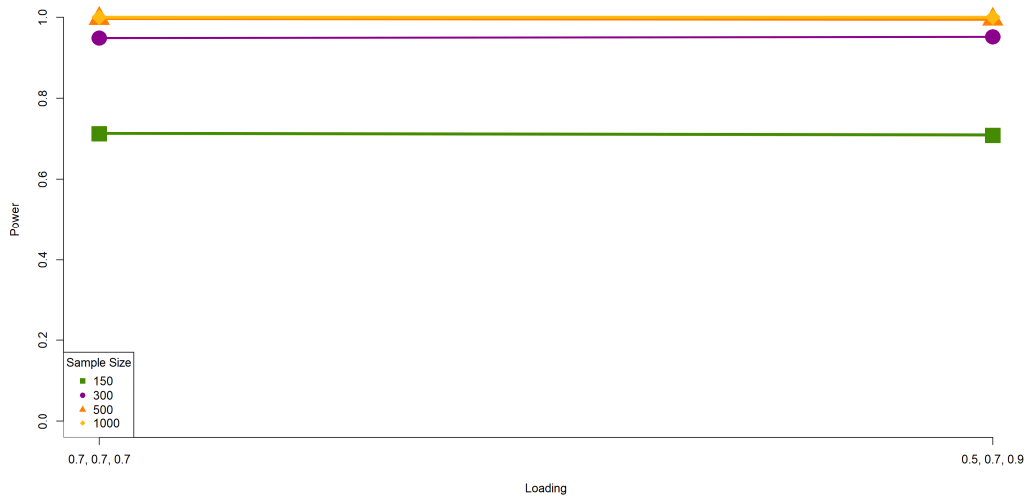
<그림 81> 지표 변인의 요인부하에 따른 PPI 분석의 검정력
 $(r_3 = 0.2, \text{corr}(f_1, f_2) = 0.2)$



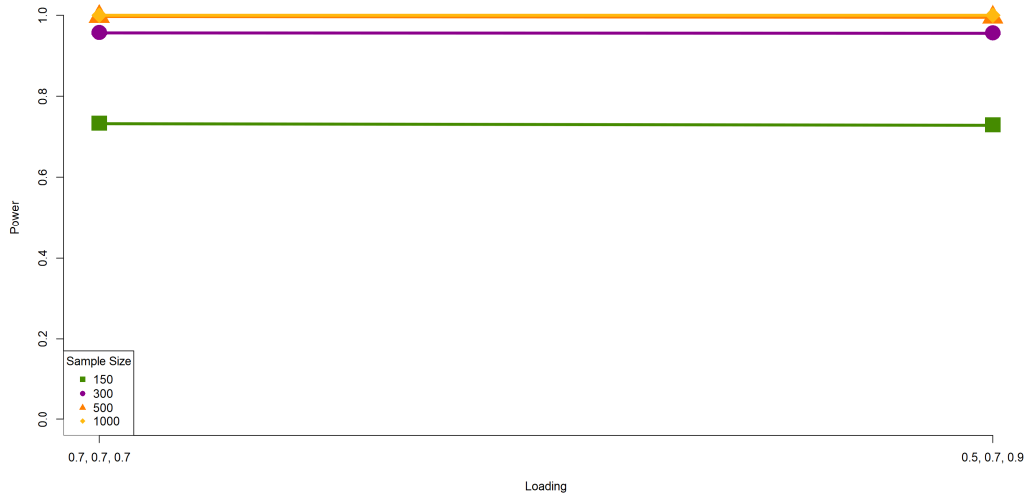
<그림 82 > 지표 변인의 요인부하에 따른 PPI 분석의 검정력
 $(r_3 = 0.2, \text{corr}(f_1, f_2) = 0.3)$



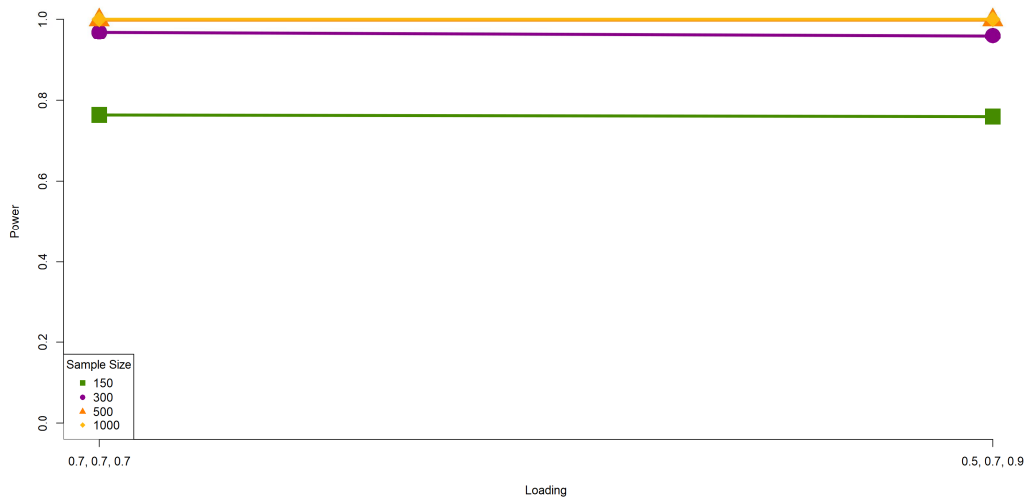
<그림 83> 지표 변인의 요인부하에 따른 PPI 분석의 검정력
 $(r_3 = 0.2, \text{corr}(f_1, f_2) = 0.4)$



<그림 84> 지표 변인의 요인부하에 따른 PPI 분석의 검정력
 $(r_3 = 0.3, \text{corr}(f_1, f_2) = 0.2)$



<그림 85> 지표 변인의 요인부하에 따른 PPI 분석의 검정력
 $(r_3 = 0.3, \text{corr}(f_1, f_2) = 0.3)$



<그림 86> 지표 변인의 요인부하에 따른 PPI 분석의 검정력
 $(r_3 = 0.3, \text{corr}(f_1, f_2) = 0.4)$

지표 변인의 요인부하에 따른 OPI방식의 검정력의 변화를 <표 70>, <표 71>에 제시하였다. <그림 87>, <그림 88>, <그림 89>, <그림 90>, <그림 91>, <그림 92>를 사용하여 검정력의 변화를 제시하였다. 검정력은 유의수준이 0.05이상일 확률로 계산하였다.

상호작용의 효과 수준이 0.2로 고정되고, 잠재 변인의 상관관계가 각각 0.2, 0.3, 0.4일 때, 지표 변인의 요인 부하량이 0.7로 고정된 경우 보다 0.5, 0.7, 0.9로 증가하는 경우 검정력이 높게 관찰되었다(<그림 87>, <그림 88> 참조).

<표 70> 지표 변인의 요인부하에 따른 OPI 분석의 검정력($r_3 = 0.2$)

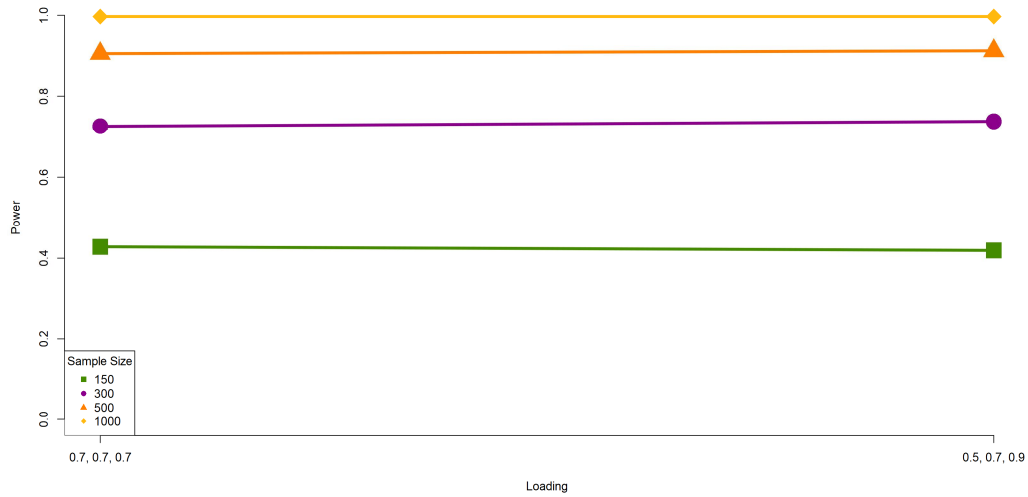
$corr(f_1, f_2)$	N	<i>loading</i>	
		0.7, 0.7, 0.7	0.5, 0.7, 0.9
0.2	150	0.428	0.419
	300	0.726	0.738
	500	0.904	0.911
	1000	0.997	0.997
0.3	150	0.450	0.436
	300	0.745	0.758
	500	0.926	0.919
	1000	0.998	0.998
0.4	150	0.475	0.472
	300	0.782	0.780
	500	0.938	0.936
	1000	0.998	0.999

상호작용의 효과 수준이 0.3으로 고정되고, 잠재 변인의 상관관계가 각각 0.2, 0.3, 0.4일 때, 지표 변인의 요인 부하량이 0.7로 고정된 경우 보다 0.5, 0.7,

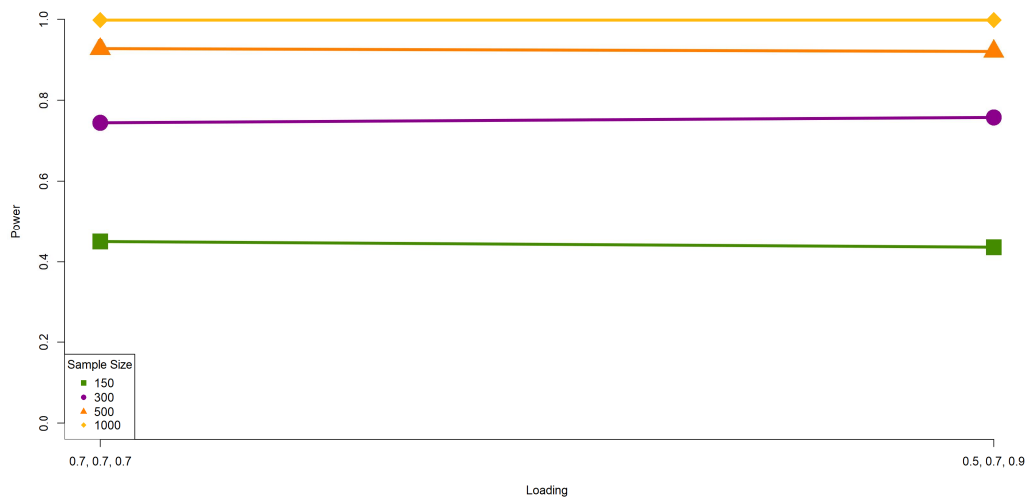
0.9로 증가하는 경우 검정력이 높게 관찰되었다(<그림 89>, <그림 90> 참조).

<표 71> 지표 변인의 요인부하에 따른 OPI 분석의 검정력($r_3 = 0.3$)

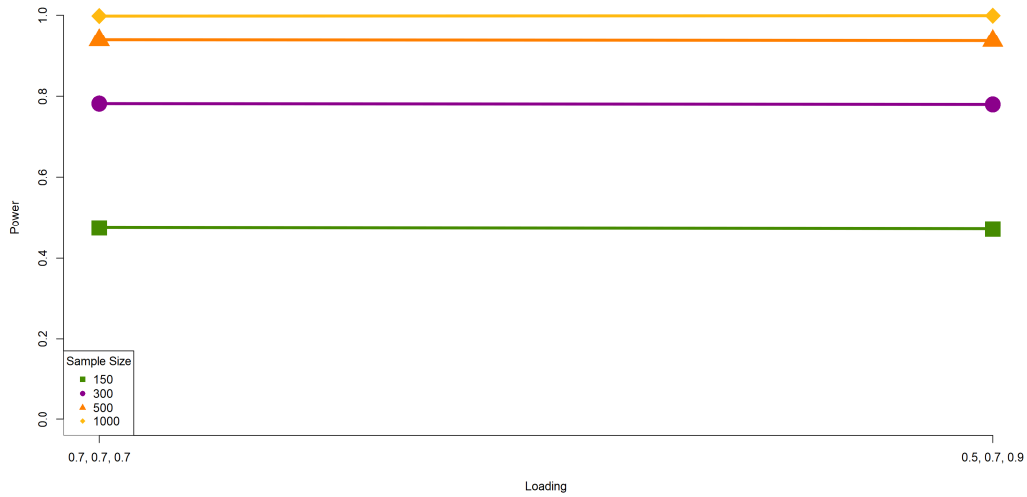
$corr(f_1, f_2)$	N	<i>loading</i>	
		0.7, 0.7, 0.7	0.5, 0.7, 0.9
0.2	150	0.713	0.715
	300	0.956	0.959
	500	0.997	0.996
	1000	1	1
0.3	150	0.731	0.729
	300	0.963	0.967
	500	0.998	0.997
	1000	1	1
0.4	150	0.765	0.760
	300	0.973	0.973
	500	0.999	0.998
	1000	1	1



<그림 87> 지표 변인의 요인부하에 따른 OPI 분석의 검정력
 $(r_3 = 0.2, \text{corr}(f_1, f_2) = 0.2)$



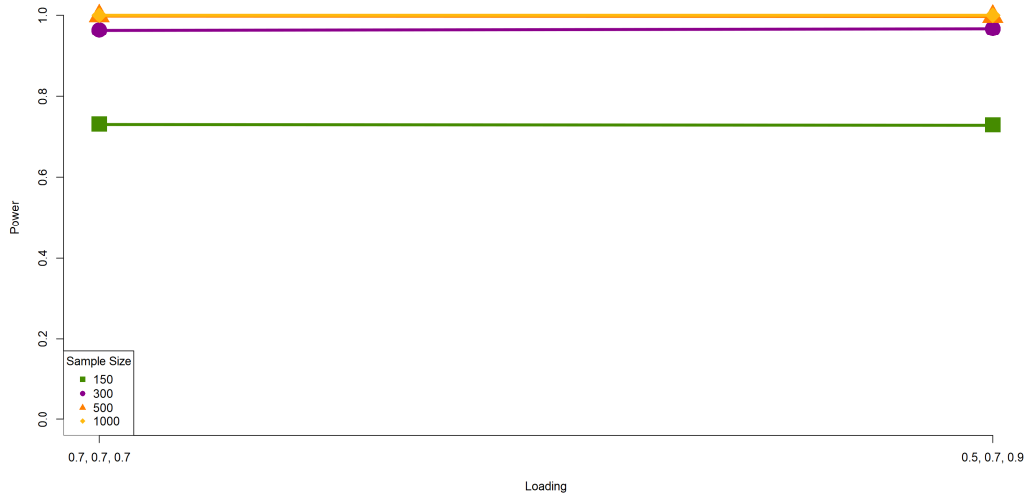
<그림 88> 지표 변인의 요인부하에 따른 OPI 분석의 검정력
 $(r_3 = 0.2, \text{corr}(f_1, f_2) = 0.3)$



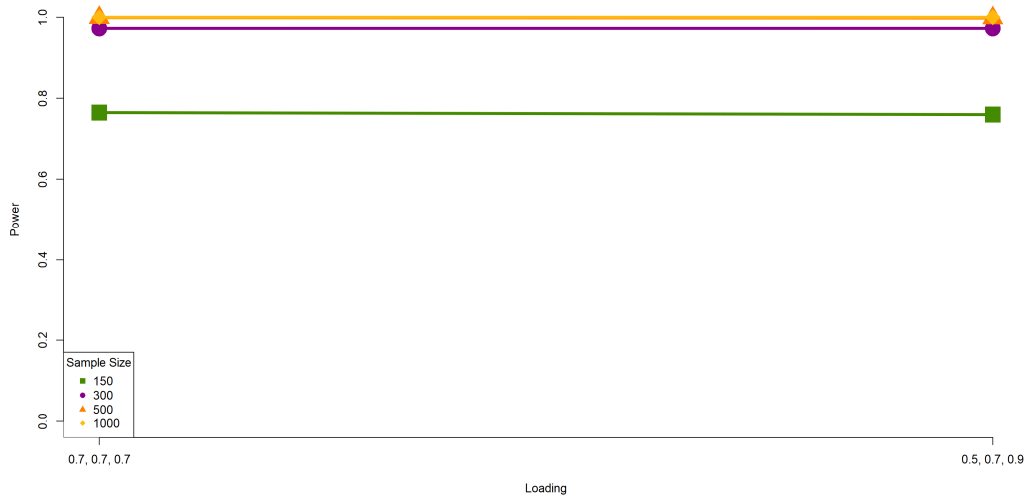
<그림 89> 지표 변인의 요인부하에 따른 OPI 분석의 검정력
 $(r_3 = 0.2, \text{corr}(f_1, f_2) = 0.4)$



<그림 90> 지표 변인의 요인부하에 따른 OPI 분석의 검정력
 $(r_3 = 0.3, \text{corr}(f_1, f_2) = 0.2)$



<그림 91> 지표 변인의 요인부하에 따른 OPI 분석의 검정력
 $(r_3 = 0.3, \text{corr}(f_1, f_2) = 0.3)$



<그림 92> 지표 변인의 요인부하에 따른 OPI 분석의 검정력
 $(r_3 = 0.3, \text{corr}(f_1, f_2) = 0.4)$

지표 변인의 요인부하에 따른 LMS방식의 검정력의 변화를 <표 72>, <표 73>에 제시하였다. <그림 93>, <그림 94>, <그림 95>, <그림 96>, <그림 97>, <그림 98>를 사용하여 검정력의 변화를 제시하였다. 검정력은 유의수준이 0.05이상일 확률로 계산하였다.

상호작용의 효과 수준이 0.2로 고정되고, 잠재 변인의 상관이 각각 0.2, 0.3, 0.4일 때, 지표 변인의 요인 부하량이 0.7로 고정된 경우 보다 0.5, 0.7, 0.9로 증가하는 경우 검정력이 높게 관찰되었다(<그림 93>, <그림 94>, <그림 95> 참조).

<표 72> 지표 변인의 요인부하에 따른 LMS 분석의 검정력($r_3 = 0.2$)

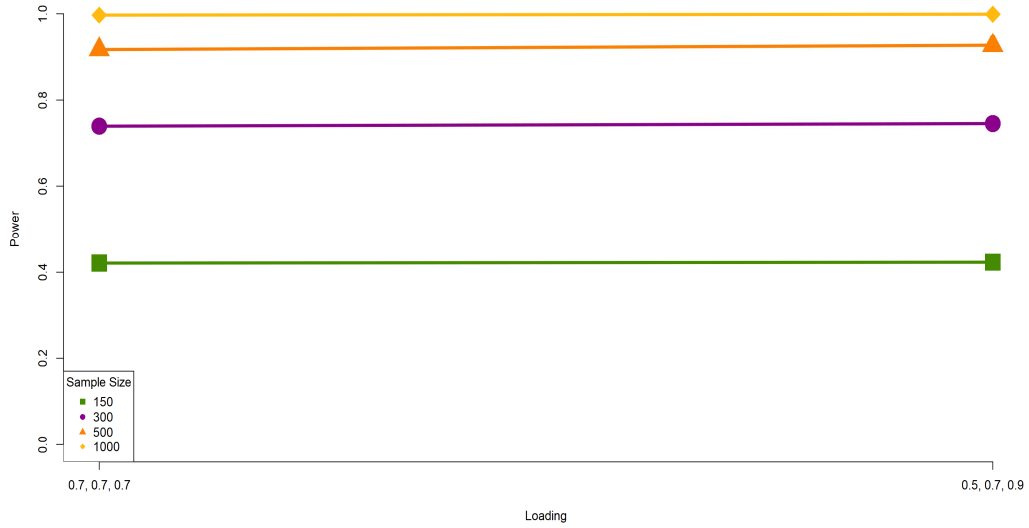
$corr(f_1, f_2)$	N	loading	
		0.7, 0.7, 0.7	0.5, 0.7, 0.9
0.2	150	0.421	0.423
	300	0.740	0.746
	500	0.916	0.926
	1000	0.997	0.999
0.3	150	0.451	0.449
	300	0.765	0.779
	500	0.933	0.930
	1000	0.997	0.999
0.4	150	0.480	0.471
	300	0.793	0.802
	500	0.949	0.945
	1000	0.999	0.999

상호작용의 효과 수준이 0.3으로 고정되고, 잠재 변인의 상관이 각각 0.2, 0.3, 0.4일 때, 지표 변인의 요인 부하량이 0.7로 고정된 경우 보다 0.5, 0.7, 0.9로 증가하는 경우 검정력이 높게 관찰되었다(<그림 93>, <그림 94>, <그림 95> 참조).

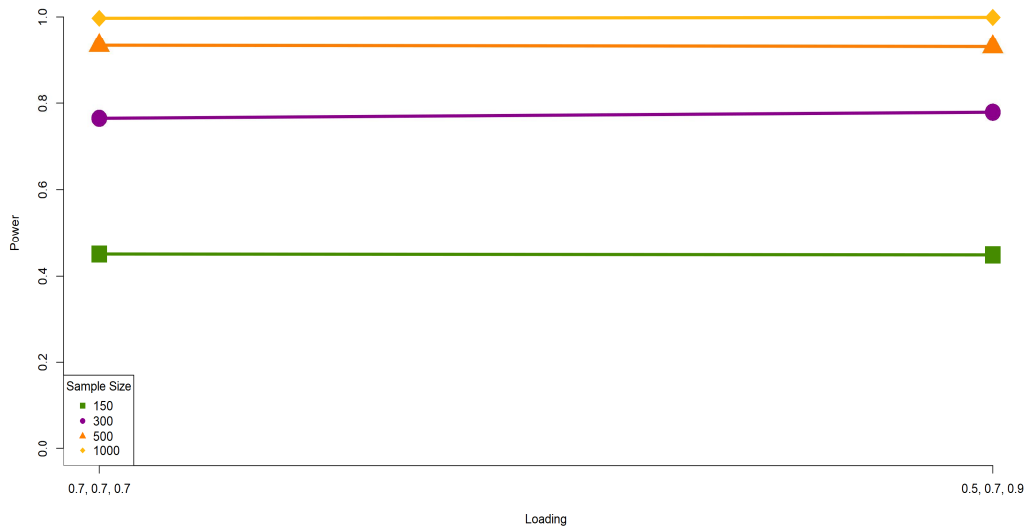
림 95> 참조).

<표 73> 지표 변인의 요인부하에 따른 LMS 분석의 검정력 ($r_3 = 0.3$)

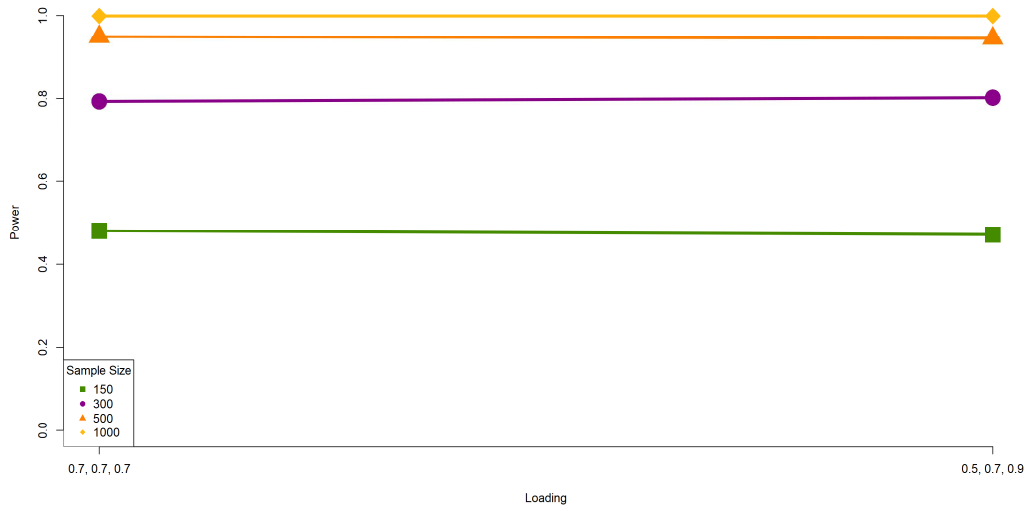
$corr(f_1, f_2)$	N	<i>loading</i>	
		0.7, 0.7, 0.7	0.5, 0.7, 0.9
0.2	150	0.727	0.746
	300	0.967	0.964
	500	0.998	0.998
	1000	1	1
0.3	150	0.743	0.767
	300	0.972	0.973
	500	0.999	1
	1000	1	1
0.4	150	0.786	0.804
	300	0.979	0.981
	500	0.999	1
	1000	1	1



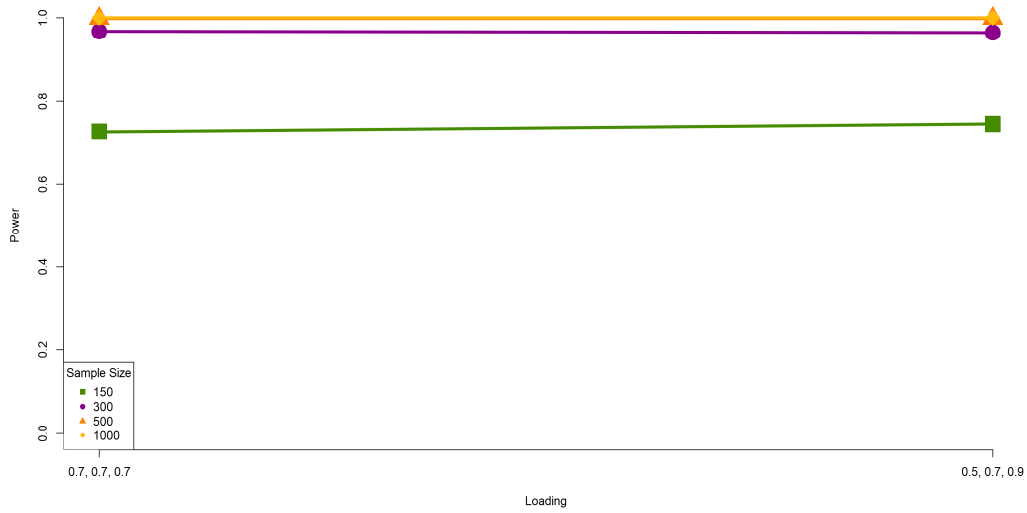
<그림 93> 지표 변인의 요인부하에 따른 LMS 분석의 검정력
 $(r_3 = 0.2, \text{corr}(f_1, f_2) = 0.2)$



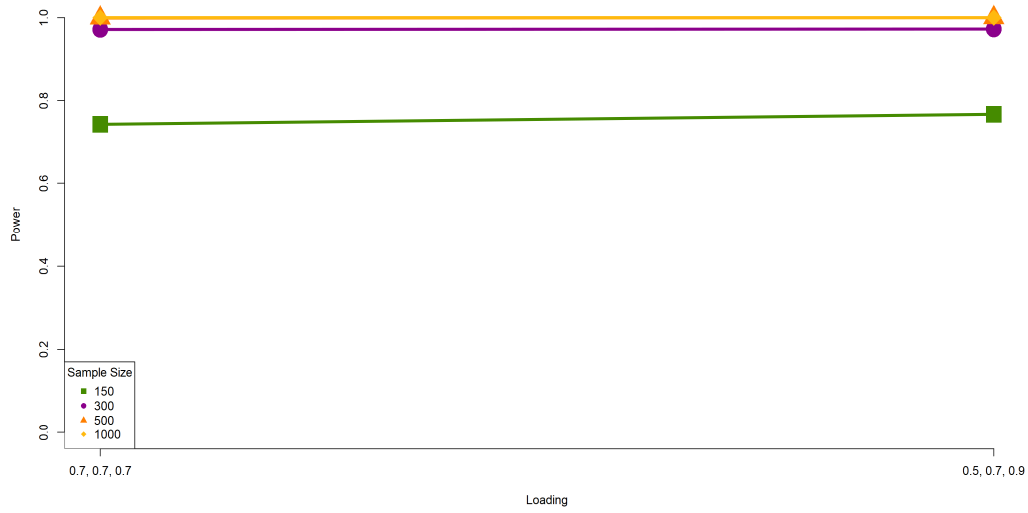
<그림 94> 지표 변인의 요인부하에 따른 LMS 분석의 검정력
 $(r_3 = 0.2, \text{corr}(f_1, f_2) = 0.3)$



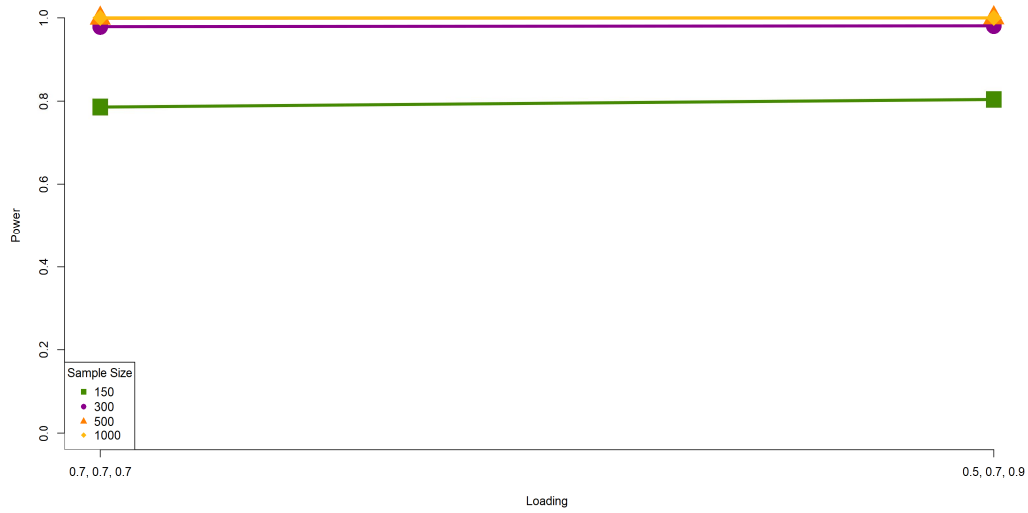
<그림 95> 지표 변인의 요인부하에 따른 LMS 분석의 검정력
 $(r_3 = 0.2, corr(f_1, f_2) = 0.4)$



<그림 96> 지표 변인의 요인부하에 따른 LMS 분석의 검정력
 $(r_3 = 0.3, corr(f_1, f_2) = 0.2)$



<그림 97> 지표 변인의 요인부하에 따른 LMS 분석의 검정력
 $(r_3 = 0.3, corr(f_1, f_2) = 0.3)$



<그림 98> 지표 변인의 요인부하에 따른 LMS 분석의 검정력
 $(r_3 = 0.3, corr(f_1, f_2) = 0.4)$

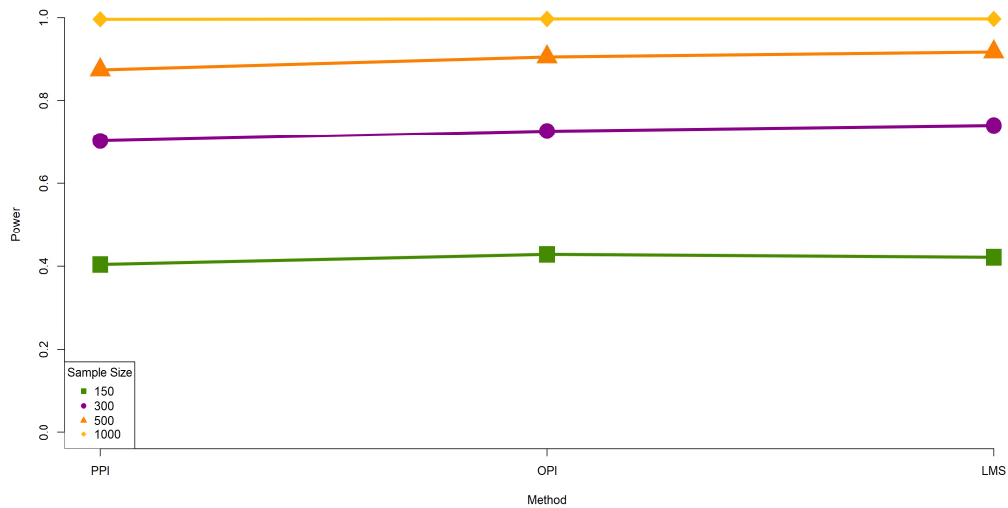
(5) 분석 방법에 따른 검정력

분석 방법에 따른 검정력의 변화를 <표 74>, <표 75>에 제시하였다. <그림 99>, <그림 100>, <그림 101>, <그림 102>, <그림 103>, <그림 104>, <그림 105>, <그림 106>, <그림 107>, <그림 108>, <그림 109>, <그림 110>를 사용하여 검정력의 변화를 제시하였다. 검정력은 유의수준이 0.05이상일 확률로 계산하였다.

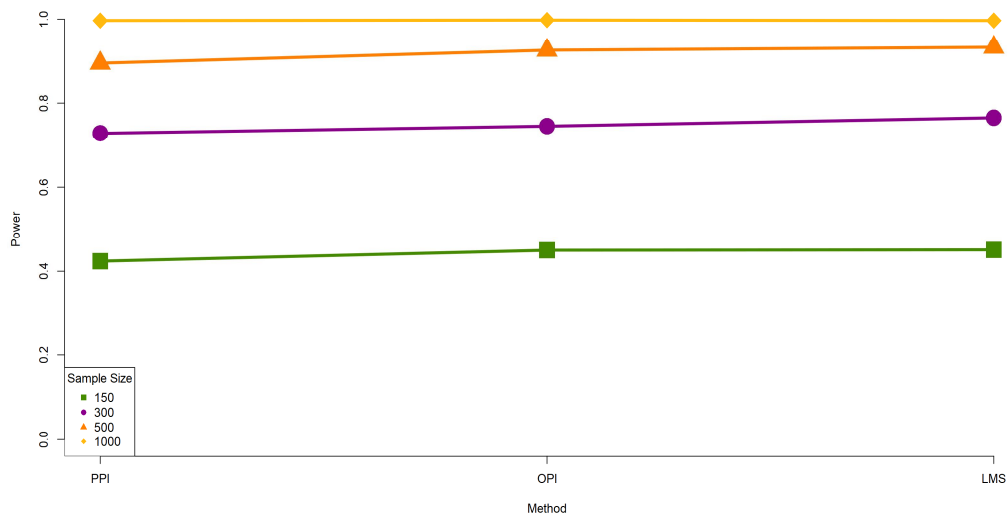
지표 변인의 요인부하량이 0.7, 0.7, 0.7로 고정한 모형에서 검정력은 PPI, OPI, LMS의 순서대로 증가하였다. 구체적으로 상호작용의 효과 수준이 0.2이며 잠재변인 끼리의 상관인 경우 PPI 방식, OPI 방식, LMS 방식의 검정력은 0.763, 0.781, 0.787의 순서로 증가하였다. 호작용의 효과 수준이 0.3이며 잠재변인 끼리의 상관인 경우 PPI 방식, OPI 방식, LMS 방식의 검정력은 0.923, 0.925, 0.931의 순서로 증가하였다.(<그림 99>, <그림 100>, <그림 101>, <그림 102>, <그림 103>, <그림 104> 참조).

<표 74> 분석 방법에 따른 검정력 (loading= 0.7, 0.7, 0.7)

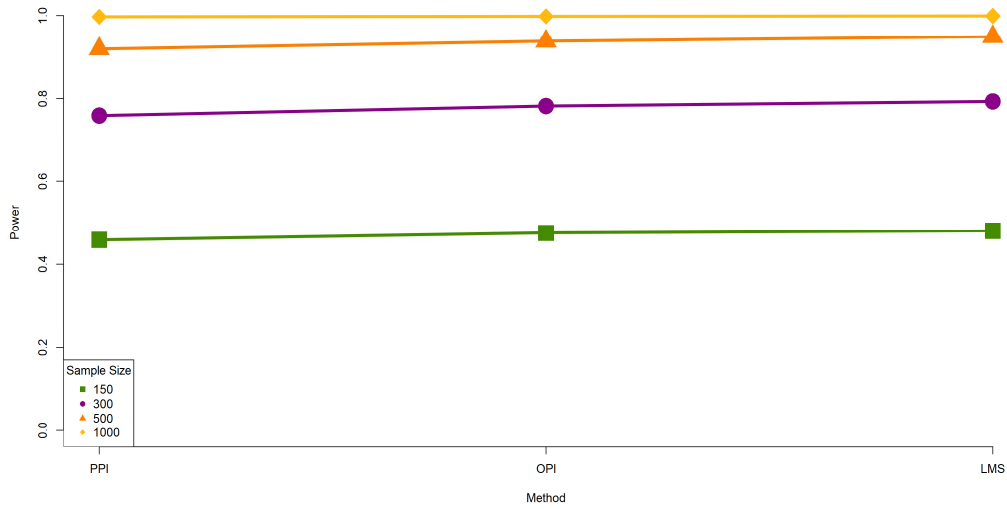
r_3	$corr(f_1, f_2)$	N	<i>Method</i>		
			PPI	OPI	LMS
0.2	0.2	150	0.404	0.428	0.421
		300	0.702	0.726	0.740
		500	0.873	0.904	0.916
		1000	0.996	0.997	0.997
	0.3	150	0.424	0.450	0.451
		300	0.728	0.745	0.765
		500	0.895	0.926	0.933
		1000	0.997	0.998	0.997
	0.4	150	0.458	0.475	0.480
		300	0.759	0.782	0.793
		500	0.919	0.938	0.949
		1000	0.997	0.998	0.999
0.3	0.2	150	0.712	0.713	0.727
		300	0.948	0.956	0.967
		500	0.997	0.997	0.998
		1000	1	1	1
	0.3	150	0.733	0.731	0.743
		300	0.957	0.963	0.972
		500	0.997	0.998	0.999
		1000	1	1	1
	0.4	150	0.764	0.765	0.786
		300	0.968	0.973	0.979
		500	0.998	0.999	0.999
		1000	1	1	1



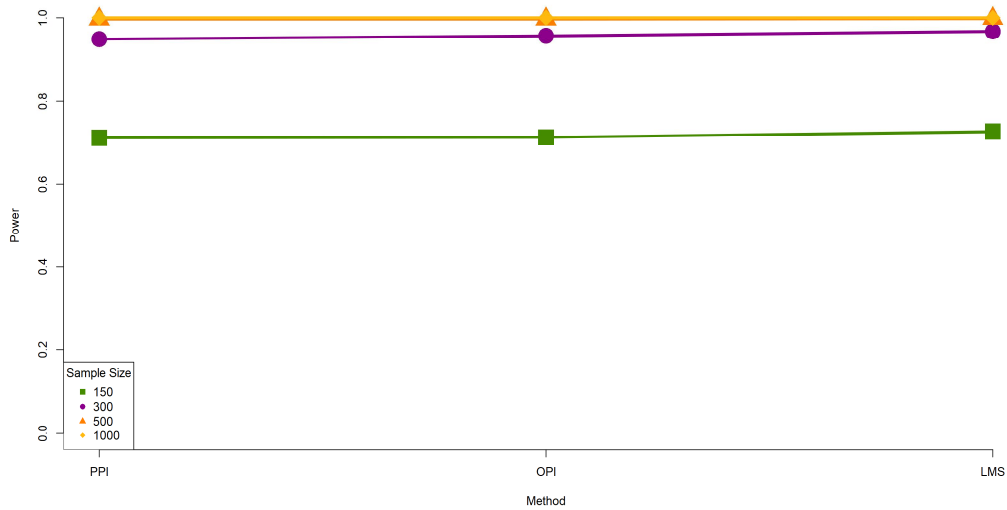
<그림 99> 분석 방법에 따른 검정력
 (loading = 0.7, 0.7, 0.7, $r_3 = 0.2$, $corr(f_1, f_2) = 0.2$)



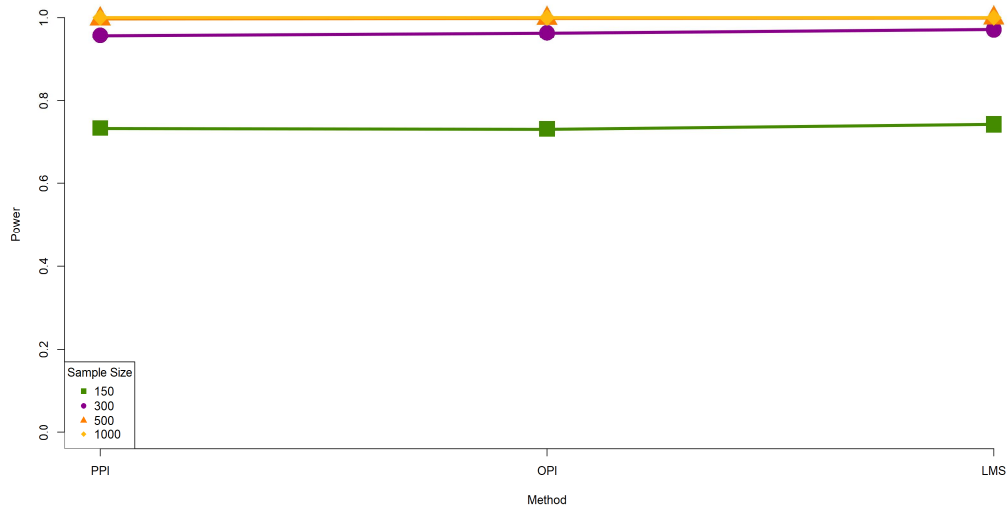
<그림 100> 분석 방법에 따른 검정력
 (loading = 0.7, 0.7, 0.7, $r_3 = 0.2$, $corr(f_1, f_2) = 0.3$)



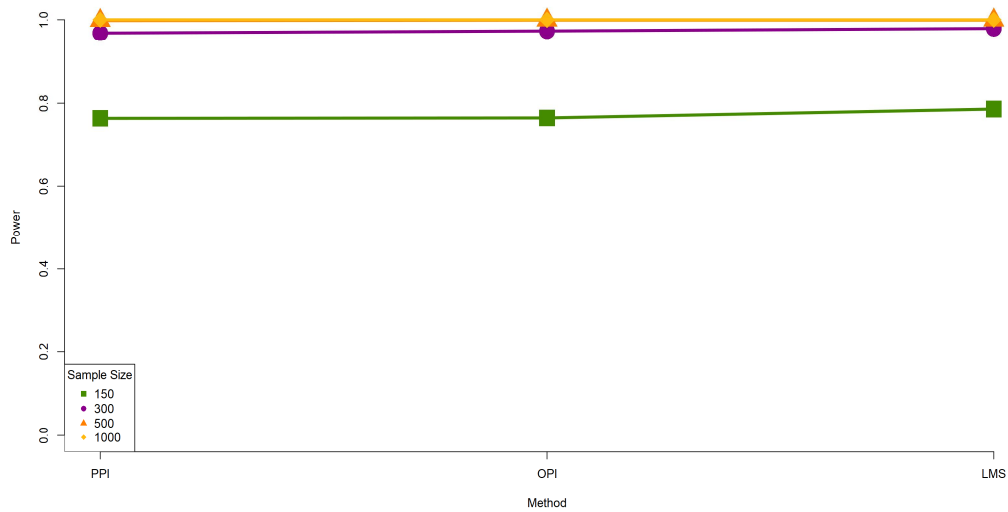
<그림 101> 분석 방법에 따른 검정력
 (loading= 0.7, 0.7, 0.7, $r_3 = 0.2$, $corr(f_1, f_2) = 0.4$)



<그림 102> 분석 방법에 따른 검정력
 (loading= 0.7, 0.7, 0.7, $r_3 = 0.3$, $corr(f_1, f_2) = 0.2$)



<그림 103> 분석 방법에 따른 검정력
 (loading = 0.7, 0.7, 0.7, $r_3 = 0.3$, $corr(f_1, f_2) = 0.3$)

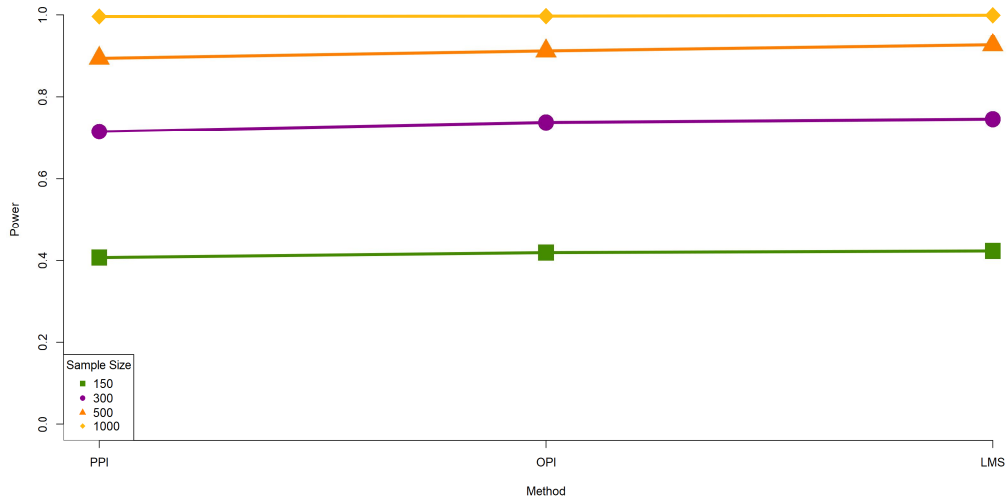


<그림 104> 분석 방법에 따른 검정력
 (loading = 0.7, 0.7, 0.7, $r_3 = 0.3$, $corr(f_1, f_2) = 0.4$)

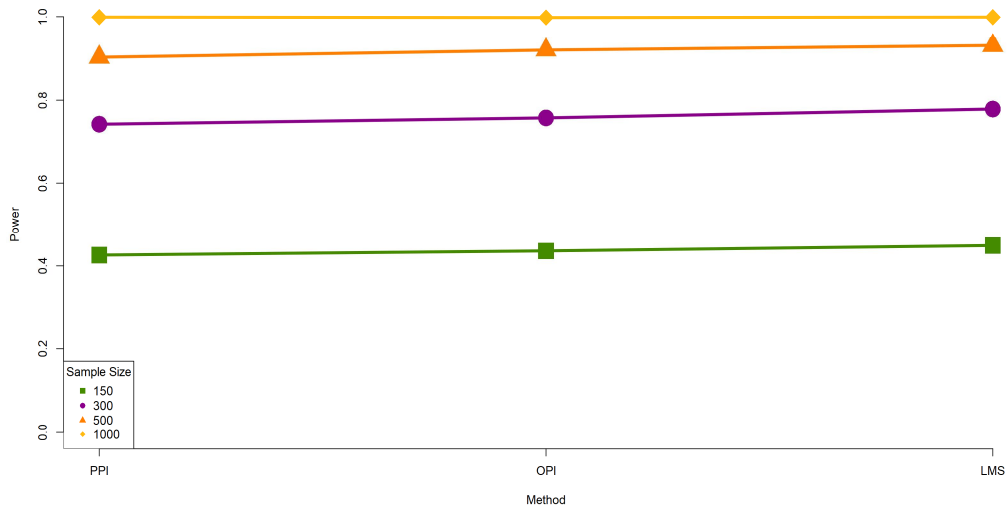
지표 변인의 요인부하량이 0.5, 0.7, 0.9로 고정된 모형에서 검정력은 PPI, OPI, LMS의 순서대로 증가하였다. 구체적으로 상호작용의 효과 수준이 0.2이며 잠재변인 끼리의 상관이 0.2, 0.3, 0.4인 경우 PPI 방식, OPI 방식, LMS 방식의 검정력은 0.769, 0.780, 0.789의 순서로 증가하였다. 상호작용의 효과 수준이 0.3이며 잠재변인 끼리의 상관이 0.2, 0.3, 0.4인 경우 PPI 방식, OPI 방식, LMS 방식의 검정력은 0.921, 0.925, 0.936의 순서로 증가하였다.(<그림 105>, <그림 106>, <그림 107>, <그림 108>, <그림 109>, <그림 110> 참조).

<표 75> 분석 방법에 따른 검정력 (loading= 0.5, 0.7, 0.9)

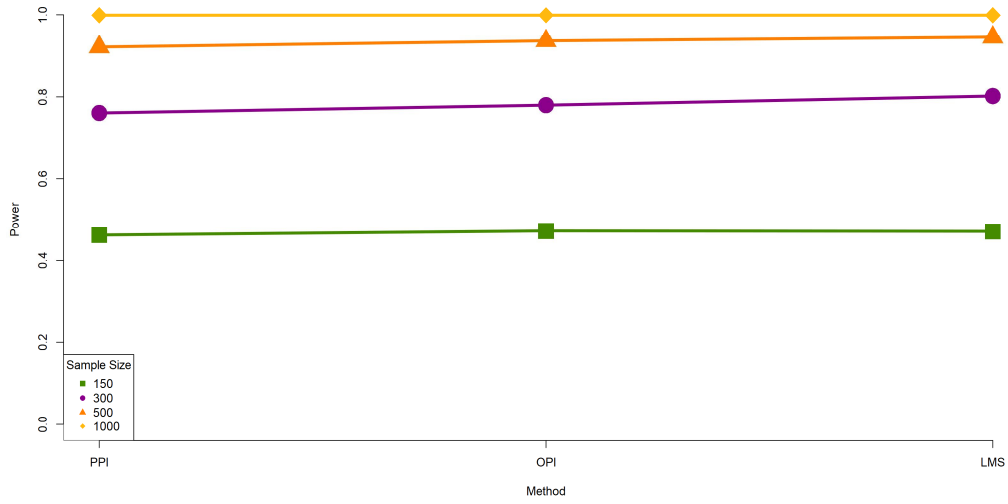
r_3	$corr(f_1, f_2)$	N	<i>Method</i>		
			PPI	OPI	LMS
0.2	0.2	150	0.407	0.419	0.423
		300	0.715	0.738	0.746
		500	0.893	0.911	0.926
		1000	0.996	0.997	0.999
	0.3	150	0.426	0.436	0.449
		300	0.743	0.758	0.779
		500	0.902	0.919	0.930
		1000	0.999	0.998	0.999
	0.4	150	0.462	0.472	0.471
		300	0.761	0.780	0.802
		500	0.921	0.936	0.945
		1000	0.999	0.999	0.999
0.3	0.2	150	0.708	0.715	0.746
		300	0.951	0.959	0.964
		500	0.995	0.996	0.998
		1000	1	1	1
	0.3	150	0.729	0.729	0.767
		300	0.956	0.967	0.973
		500	0.995	0.997	1
		1000	1	1	1
	0.4	150	0.760	0.760	0.804
		300	0.959	0.973	0.981
		500	0.998	0.998	1
		1000	1	1	1



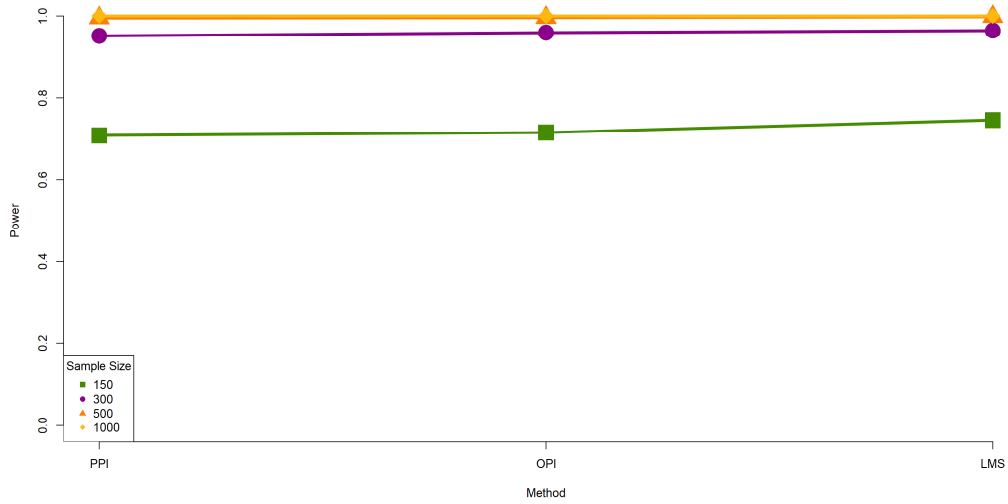
<그림 105> 분석 방법에 따른 검정력
 (loading= 0.5, 0.7, 0.9, $r_3 = 0.2$, $corr(f_1, f_2) = 0.2$)



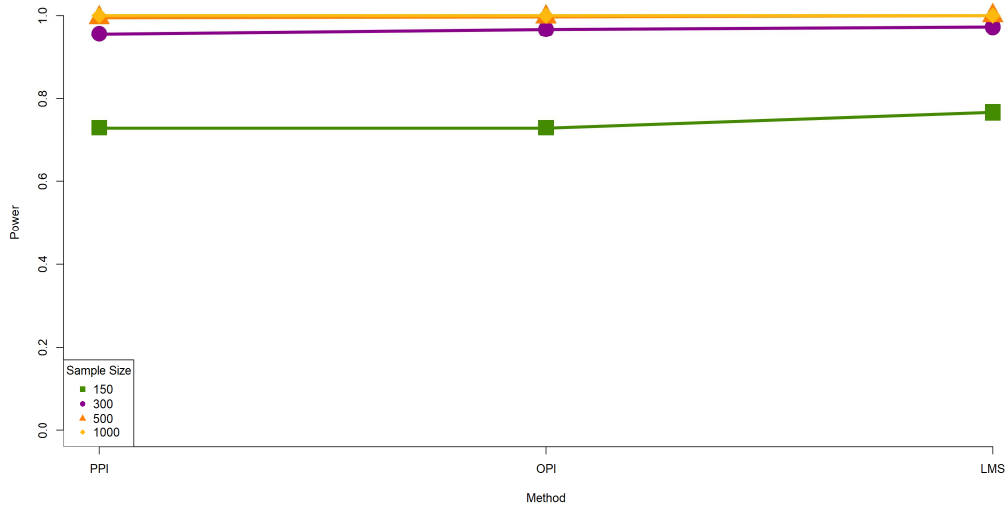
<그림 106> 분석 방법에 따른 검정력
 (loading= 0.5, 0.7, 0.9, $r_3 = 0.2$, $corr(f_1, f_2) = 0.3$)



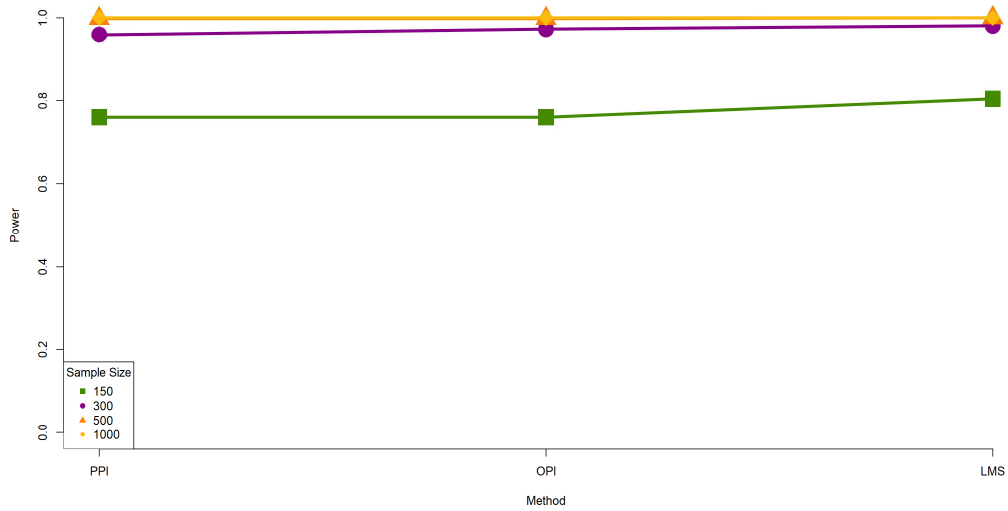
<그림 107> 분석 방법에 따른 검정력
 (loading= 0.5, 0.7, 0.9, $r_3 = 0.2$, $corr(f_1, f_2) = 0.4$)



<그림 108> 분석 방법에 따른 검정력
 (loading= 0.5, 0.7, 0.9, $r_3 = 0.3$, $corr(f_1, f_2) = 0.2$)



<그림 109> 분석 방법에 따른 검정력
 (loading= 0.5, 0.7, 0.9, $r_3 = 0.3$, $corr(f_1, f_2) = 0.3$)



<그림 110> 분석 방법에 따른 검정력
 (loading= 0.5, 0.7, 0.9, $r_3 = 0.3$, $corr(f_1, f_2) = 0.4$)

VI. 논의

1. 상호작용 효과가 존재하지 않는 모형

1) 조작 변수가 모수 추정의 1종 오류에 미치는 효과

본 연구는 구조방정식에서의 상호작용효과를 검증하기 위해서 시행된 시뮬레이션 연구이다. 본 연구의 목적을 달성하기 위해서 상호작용효과의 추정과 검증에 Marsh 등(2010)이 제안한 PPI 방식, Little 등(2006)이 제안한 OPI 방식, Muthén, Asparouhov(2012)가 제안한 LMS 방식을 채택하였다. 시뮬레이션의 조건은 Kenny와 Judd(1987)의 논문을 기반으로 하여, Marsh 등(2010)의 논문에서 사용된 세부 조건들을 차용하여 재구성하였다.

연구문제 1에서는 1종 오류를 사용하여 상호작용효과 검증을 평가하였으며, 이를 위해서 Bradley(1978)의 기준을 사용하였다. 각 연구 결과에 따른 가설 지지 및 기각은 다음과 같다.

첫째, 가설 1-1-1의 ‘사례수의 크기가 증가할수록 1종 오류는 명목 값으로 근접할 것이다.’는 지지되지 않았다. PPI 방식, OPI 방식, LMS 방식에서의 1종 오류를 관찰한 결과, 사례수가 증가함에 따라 1종 오류는 증가와 감소가 반복되는 비일관적인 움직임을 보였다. 다만, 사례 수에 따라 1종 오류의 값은 비일관적이거나, 변화의 폭은 엄격한 기준을 근거로 하여 설정된 범위인 0.01안에서 움직이기 때문에 PPI 방식, OPI 방식, LMS 방식에서 1종 오류는 사례수에 영향을 받지 않는다고 해석할 수 있다.

둘째, 가설 1-1-2의 ‘잠재 변인의 상관은 1종 오류에 영향을 미치지

않을 것이다.’ 는 지지되었다. PPI 방식, OPI 방식, LMS 방식에서의 1종 오류를 관찰한 결과, 잠재 변인의 상관이 증가함에 따라 1종 오류는 증가와 감소가 반복하는 비일관적인 움직임을 보였다. 다만, 잠재 변인의 상관에 따라 1종 오류의 값은 비일관적이거나, 변화의 폭은 엄격한 기준을 근거로 하여 설정된 범위인 0.01안에서 움직이기 때문에 PPI 방식, OPI 방식, LMS 방식에서 1종 오류는 잠재 변인의 상관에 영향을 받지 않는다고 해석할 수 있다.

셋째, 가설 1-1-3의 ‘지표 변인의 상관은 1종 오류에 영향을 미치지 않을 것이다.’ 는 지지되었다. PPI 방식, OPI 방식, LMS 방식에서의 1종 오류를 관찰한 결과, 지표 변인의 상관이 증가함에 따라 1종 오류는 증가와 감소가 반복하는 비일관적인 움직임을 보였다. 다만, 지표 변인의 상관에 따라 1종 오류의 값은 비일관적이거나, 변화의 폭은 엄격한 기준을 근거로 하여 설정된 범위인 0.01안에서 움직이기 때문에 PPI 방식, OPI 방식, LMS 방식에서 1종 오류는 지표 변인의 상관에 영향을 받지 않는다고 해석할 수 있다.

넷째, 가설 1-1-4의 ‘분석 방법은 1종 오류에 영향을 미치지 않을 것이다.’ 는 지지되었다. PPI 방식, OPI 방식, LMS 방식에서의 1종 오류를 관찰한 결과, 분석 방법에 따른 1종 오류의 변화는 증가와 감소가 불규칙하게 발생하는 비일관적인 모습이 관찰되었다. 그러나 관찰된 모든 값의 변화의 폭은 엄격한 기준에서 측정된 범위인 0.01안에서 움직이기 때문에 1종 오류는 분석 방법에 영향을 받지 않는다고 해석할 수 있다.

2. 상호작용 효과가 존재하는 모형

1) 조작 변수가 검정력에 미치는 효과

연구 2는 검정력을 근거로 하여 상호작용효과를 검증할 때 상황별 적합한 검정법을 제안하고자 진행되었다. 연구 2에서는 상호작용항을 유의미하게 설정(0.2, 0.3)하여 모집단을 생성하고, 생성된 가상의 자료를 세 가지(PPI 방식, OPI 방식, LMS 방식)의 분석방법으로 분석하였다. 검정력은 반복 시행된 총 시행수인 1,000번 중에서 상호작용의 효과를 유의미하게 검증한 횟수로 계산하였다. 각 연구 결과에 따른 가설 지지 및 기각은 다음과 같다.

첫째, 가설 2-1-1의 ‘사례수의 크기가 증가할수록 검정력은 증가할 것이다’는 지지되었다. PPI 방식, OPI 방식, LMS 방식에서의 검정력을 관찰한 결과, 모든 경우에서 사례수가 증가함에 따라 검정력은 증가하였다.

둘째, 가설 2-1-2의 ‘상호작용 항의 효과 수준이 증가할수록 검정력은 증가할 것이다’는 지지되었다. PPI 방식, OPI 방식, LMS 방식에서의 검정력을 관찰한 결과, 모든 경우에서 상호작용 항의 효과 수준이 증가함에 따라 검정력은 증가하였다.

셋째, 가설 2-1-3의 ‘잠재 변인의 상관성이 증가할수록 검정력은 증가할 것이다’는 지지되었다. PPI 방식, OPI 방식, LMS 방식에서의 검정력을 관찰한 결과, 모든 경우에서 잠재 변인의 상관성이 증가함에 따라 검정력은 증가하였다.

넷째, 가설 2-1-4의 ‘지표 변인의 요인부하에 따라 검정력에 차이가 있을 것이다.’는 기각되었다. PPI 방식, OPI 방식, LMS 방식에서의 검정력을 관찰한 결과, 모든 경우에서 지표 변인의 요인부하에 따른 검정력은 주목할 만한 차이를 보이지 않았다.

다섯째, 가설 2-1-4의 ‘분석 방법에 따라 검정력에 차이가 있을 것이다.’는 지지되었다. 검정력의 크기는 PPI 방식, OPI 방식, LMS 방식의 순서대로 증가하였다.

3. 종합논의

연구 문제를 검증하기 위하여 2개의 연구를 수행하고 정리하였다. 각 연구의 결과에 따른 논의를 정리하면 다음과 같다.

첫째, 본 논문의 첫 번째 의의는 PPI, OPI, LMS 방식을 비교하였던 선행 연구(Little et. al, 2006)를 확장하여 분석했다는 점이다. 선행 연구에서는 실제 데이터와 하나의 조건으로 제한된 시뮬레이션 연구가 진행되었다. 그렇기 때문에 다양한 조건에서도 세 가지의 방법이 다른 조건에서도 동일한 경향성을 가지고 작동하는 지는 확인되지 않았다. 본 연구에서는 선행연구의 조건을 기준으로 하여 조건을 확장하여 실험을 진행하였기 때문에 선행 연구에서 부족하였던 일반화 가능성을 확인하였다.

둘째, 연구 1에서는 구조방정식에서의 상호작용 효과를 PPI 방식, OPI 방식, LMS 방식으로 분석하여 상호작용이 존재하지 않는 모델에서의 1종 오류를 확인하였다. 연구에 대한 결과는 다음과 같이 요약된다. 진행된 모든 조건에서 1종 오류는 설정된 유의 수준인 0.05에 근사한 값으로 관찰되었다. 결과 값들은 Bradley(1978)가 제시한 1종 오류 강건성 기준에서 자유로운 기준을 모두 만족하였으며, 1종 오류의 변화 폭이 0.01로 엄격한 기준에서 제시된 변화량 안에서 변화하였다. 이는 잠재 변인의 상관, 지표 변인의 요인부하와 분석 방법, 사례 수는 1종 오류에 영향을 미치지 않는다는 것을 의미한다. 그러나 사례 수의 조건에서는 명목 유의수준으로 수립하는 양상을 보이지 않았다. 이는 조건에서 사용된 사례수의 값이 구조방정식을 분석하기 위해서 요구되는 최소한의 수를 만족했기 때문이라고 해석할 수 있다(Anderson & Gerbing, 1988). 연구 1의 결과를 근거로 하여, 연구자가 실험을 진행 할 때 잠재 변인의 상관, 지표 변인의 요인부하, 분석 방법은 연구에 영향을 미치지 않으며 최소한의 사례수 만을 충족시켜주면 된다는 것을 의미한다.

셋째, 연구 2에서는 상호작용이 존재하는 모형을 검증하였다. 연구에 대한 결과는 다음과 같이 요약된다. 사례수의 크기가 증가 할수록, 상호작용 항의 효과 수준이 증가할수록, 잠재 변인의 상관이 증가할수록 검정력을 증가하였다. 사례수는 300에서 평균적으로 0.7의 값을 나타냈으며 사례수 500부터 0.8이상의 검정력이 나왔다. Cohen(2013)의 기준인 0.8을 근거로 하여 검정력을 판단할 때 300과 500 사이의 사례수부터 0.8이 나올 것으로 추정되며 정확한 결과를 얻기 위해서 연구 모형의 복잡성에 고려하여 사례수를 설정해야 한다. 상호작용 항의 효과 수준은 0.2인 경우와 0.3인 경우를 비교해 보았는데 두 경우의 검정력은 유의미한 차이를 보였다. 연구의 핵심이 상호작용항을 검증한다는 점에 있다는 것을 생각해 보았을 때, 상호작용 항의 크기가 클수록 검증이 쉬워진다는 것을 의미한다. 분석 방법에 따른 차이에서는 모든 상황에서 LMS 방식이 가장 높은 검정력을 보여주었다. 연구의 전반적인 결과를 보았을 때 LMS 방식은 사례수가 적고 잠재변인끼리의 상관과 상호작용 항의 효과 크기가 낮은 제한된 상황에서도 다른 두 가지 분석 방식에 비해서 더 효과적으로 기능하는 것으로 나타났다. 따라서 구조방정식에서 상호작용 모형을 검증할 때 LMS 방식을 사용하는 것을 추천한다.

연구의 제한점과 후속연구는 다음과 같다. 첫째, 사례수를 설정함에 있어서 더 정밀한 방법이 요구된다. 본 연구에서는 사례수를 150, 300, 500, 1000으로 나누어 진행하였는데 가장 적은 사례수인 150은 Anderson과 Gerbing(1988)가 주장한 기준을 근거로 하여 설정하였다. 하지만 최근 논문에서는 구조방정식을 실험할 때 필요한 사례수를 정하기 위해서 정형화된 수치가 아닌 모형의 복잡성을 고려하여 정해야 된다고 주장한다(Jackson, 2003). 본 연구에서 1종 오류는 모든 사례수에서 일정한 값이 나왔지만 검정력의 경우 사례수가 500 이상인 경우 안정적으로 나온 것으로 미루어 보

아 연구를 설계할 때 연구 모형의 복잡성을 고려해야할 것이다.

둘째, 연구의 결과에서는 잠재 변인의 상관이 검정력에 영향을 미치는 값을 보여주었지만 상관의 값들이 차이가 크지 않다. 잠재 변인의 상관크기는 설정할 때 조작 변수의 수준 지정은 두 개의 후보가 있었다. 첫째는 Cohen(1988)의 기준이며, 두 번째는 선행논문(Marsh et. al, 2004)에서 사용된 기준이다. 본 논문은 선행 논문의 확장에 중점을 두고 있었기 때문에 선행논문의 기준을 차용하여 사용하였다. 하지만 선행논문을 기반으로 하여 설정된 조건들은 각 조건간의 차이가 크지 않고 그 결과 검정력이 명확한 차이를 보이지 않았다. 그렇기 때문에 잠재 변인의 상관에 따른 검정력의 변화량에 대한 차이를 명확히 보기 위해서는 후속연구에서는 Cohen(1988)의 기준과 같은 상관의 차이가 명확하게 구분되는 기준을 사용하여 검증해 볼 것을 제안한다.

셋째, 지표 변인의 요인부하에 따라 검정력에 차이가 있을 것이라는 가설은 지지되지 않았는데 이는 지표변인의 크기에 따른 차이가 없는 것인지, 지표변인의 요인부하의 값에 차이에 따른 차이가 없는 것인지가 명확하지 않다. 이를 확인하기 위해서 0.7로 고정된 모형과 이보다 더 크거나 혹은 작은 수치로 고정된 모형을 설정하여 비교하는 것이 필요하다. 또는 요인부하의 값의 차이가 적었기 때문에 명확한 결과를 도출하지 못했을 경우를 상정하여, 0.5, 0.7, 0.9가 아닌 요인부하의 값의 차이가 극명하게 나타나는 경우를 설정하여 비교하는 연구가 필요하다.

마지막으로 연구1과 연구2의 결과를 근거로 하여 생각했을 때 구조방정식에서의 상호작용 효과를 검증하기 위해서 LMS 방식을 권장한다. LMS 방식은 조작 변수의 수준에 영향을 많이 받지 않으며 다른 두 방식에 비해서 높은 검정력을 보여주었다⁴⁾. LMS 방식은 결과의 정확성과 더불어 코드

4) 조작 변수의 수준에 따른 방법 별 검정력의 차이는 <부록 4>에 수록해 두었다.

작성이 쉽다는 장점을 가지고 있다. 하지만 LMS 방식은 직접적으로 상호작용항을 형성해서 계산하는 방식이 아니라 분포를 추정해서 상호작용항을 구해야하는 방식을 사용하고 있기 때문에 분석을 할 때 변인의 수가 증가할수록 걸리는 시간 다른 두 가지 방식보다 오래 걸리는 경향이 있다. 또한 앞서 이야기 했듯이 모형의 적합도에 대한 정보를 제공하지 않는다는 단점도 가지고 있다. 이러한 내용을 반영하였을 때, 연구자가 상호작용 항을 계산하는 지식을 가지고 있으며 합치도 지수가 필요하고, 모형이 간단한 경우에는 PPI나 OPI 방식을 사용해도 무방하다. 하지만 연구가 복잡하거나 합치도 지수가 필요하지 않은 경우에는 LMS 방식을 사용하는 것을 권장한다.

참고문헌

- 강상진. (2002). 회귀분석의 이해. 서울: 교육과학사.
- 김수영. (2016). 구조방정식 모형의 기본과 확장. 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.
- 성태제. (2014). 현대 기초통계학: 이해와 적용. Hakchisa.
- 이순목. (2000). 요인분석의 기초. 서울: 교육과학사.
- 이형권. (2015). 매개분석·조절분석 및 조절된 매개분석, 신영사.
- 이형권. (2016). 조절분석과 조절된 매개분석 및 매개된 조절분석의 오해와 진실. **관광연구**, **31**(3), 213-248.
- 정선호, & 서동기. (2016). 회귀분석을 이용한 매개된 조절효과와 조절된 매개효과 검증 방법. **한국심리학회지: 일반**, **35**(1), 257-282.
- 홍세희, & 정승. (2014). 회귀분석과 구조방정식 모형에서의 상호작용효과 검증: 이론과 절차. **인간발달연구**, **21**, 1-24.
- Algina, J., & Moulder, B. C. (2001). A note on estimating the Jöreskog-Yang model for latent variable interaction using LISREL 8.3. *Structural Equation Modeling*, *8*, 40-52.
- Anderson, J. C., & Gerbing, D. W. (1988). Structural equation modeling in practice: A review and recommended two-step approach. *Psychological Bulletin*, *103*, 411-423.
- 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, 1173.
- Becker, J. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2018). Estimating moderating effects in PLS-SEM and PLSc-SEM: Interaction term generation* data treatment. *Journal of Applied Structural Equation Modeling*, 2, 1-21.
- Bohrstedt, G. W., & Goldberger, A. S. (1969). On the exact covariance of products of random variables. *Journal of the American Statistical Association*, 64, 1439-1442.
- Bollen, K. A., & Paxton, P. (1998). Interactions of latent variables in structural equation models. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 5, 267-293.
- Bradley, J. V. (1978). Robustness?. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 31, 144-152.
- Carvalho, R., Stubstad, R., Briggs, R., Selezneva, O., Mustafa, E., & Ramachandran, A. (2012). *Simplified techniques for evaluation and interpretation of pavement deflections for network-level analysis* (No. FHWA-HRT-12-023). United States. Federal Highway Administration. Office of Infrastructure Research and Development.
- Cham, H., West, S. G., Ma, Y., & Aiken, L. S. (2012). Estimating latent variable interactions with nonnormal observed data: A comparison of four approaches. *Multivariate Behavioral Research*, 47, 840-876.
- Champoux, J. E., & Peters, W. S. (1987). Form, effect size and power in moderated regression analysis. *Journal of Occupational*

- Psychology*, 60(3), 243–255.
- Cohen, J. (1992). Statistical power analysis. *Current Directions in Psychological Science*, 1, 98–101.
- Cohen, J. (2013). *Statistical power analysis for the behavioral sciences*. Academic press.
- Enders, C. K. (2010). *Applied missing data analysis*. Guilford press.
- Epskamp, S. (2015). semPlot: Unified visualizations of structural equation models. *Structural Equation Modeling: a multidisciplinary journal*, 22, 474–483.
- Geldhof, G. J., Pornprasertmanit, S., Schoemann, A. M., & Little, T. D. (2013). Orthogonalizing through residual centering: Extended applications and caveats. *Educational and Psychological Measurement*, 73, 27–46.
- Hall, G. F., & Cohen, M. J. (1988). Dendritic amputation redistributes sprouting evoked by axotomy in lamprey central neurons. *Journal of Neuroscience*, 8, 3598–3606.
- Hallquist, M. N., & Wiley, J. F. (2018). MplusAutomation: an R package for facilitating large-scale latent variable analyses in M plus. *Structural Equation Modeling: a multidisciplinary journal*, 25, 621–638.
- Hallquist, M., Wiley, J., & van Lissa, C. (2018). Package ‘MplusAutomation’ .
- Hancock, G. R., & Mueller, R. O. (Eds.). (2013). *Structural Equation Modeling: A second course*. Iap.
- Hayes, A. F. (2009). Beyond Baron and Kenny: Statistical mediation

- analysis in the new millennium. *Communication Monographs*, *76*, 408–420.
- Hayes, A. F. (2017). *Introduction to mediation, moderation, and conditional process analysis: A regression-based approach*. Guilford publications.
- Henseler, J., & Chin, W. W. (2010). A comparison of approaches for the analysis of interaction effects between latent variables using partial least squares path modeling. *Structural Equation Modeling*, *17*, 82–109.
- Jackman, M. G. A., Leite, W. L., & Cochrane, D. J. (2011). Estimating latent variable interactions with the unconstrained approach: A comparison of methods to form product indicators for large, unequal numbers of items. *Structural Equation Modeling*, *18*, 274–288.
- Jackson, D. L. (2003). Revisiting sample size and number of parameter estimates: Some support for the N: q hypothesis. *Structural Equation Modeling*, *10*, 128–141.
- Jose, P. E. (2013). *Doing statistical mediation and moderation*. Guilford Press.
- Kenny, D. A., & Judd, C. M. (1984). Estimating the nonlinear and interactive effects of latent variables. *Psychological Bulletin*, *96*, 201–210.
- Klein, A., & Moosbrugger, H. (2000). Maximum likelihood estimation of latent interaction effects with the LMS method. *Psychometrika*, *65*, 457–474.

- Kline, R. B. (2015). *Principles and practice of structural equation modeling*. Guilford publications.
- Klößner, S., & Klopp, E. (2019). Explaining constraint interaction: How to interpret estimated model parameters under alternative scaling methods. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, *26*, 143–155.
- Lance, C. E. (1988). Residual centering, exploratory and confirmatory moderator analysis, and decomposition of effects in path models containing interactions. *Applied Psychological Measurement*, *12*, 163–175.
- Lee, S. Y., Song, X. Y., & Poon, W. Y. (2004). Comparison of approaches in estimating interaction and quadratic effects of latent variables. *Multivariate Behavioral Research*, *39*(1), 37–67.
- Leifeld, P., & Leifeld, M. P. (2017). Package ‘texreg’ .
- Little, T. D., Bovaird, J. A., & Widaman, K. F. (2006). On the merits of orthogonalizing powered and product terms: Implications for modeling interactions among latent variables. *Structural Equation Modeling*, *13*, 497–519.
- Little, T. D., Card, N. A., Bovaird, J. A., Preacher, K. J., & Crandall, C. S. (2007). Structural equation modeling of mediation and moderation with contextual factors. *Modeling Contextual Effects in Longitudinal Studies*, *1*, 207–230.
- Marcoulides, G. A., & Schumacker, R. E. (Eds.). (2001). *New developments and techniques in structural equation modeling*. Psychology Press.

- Marsh, H. W., Wen, Z., & Hau, K. T. (2004). Structural equation models of latent interactions: Evaluation of alternative estimation strategies and indicator construction. *Psychological Methods, 9*, 275.
- Marsh, H. W., Wen, Z., Hau, K. T., Little, T. D., Bovaird, J. A., & Widaman, K. F. (2007). Unconstrained structural equation models of latent interactions: Contrasting residual- and mean-centered approaches. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal, 14*, 570–580.
- Marshall, S. W. (2007). Power for tests of interaction: effect of raising the Type I error rate. *Epidemiologic Perspectives & Innovations, 4*, 4.
- Maslowsky, J., Jager, J., & Hemken, D. (2015). Estimating and interpreting latent variable interactions: A tutorial for applying the latent moderated structural equations method. *International Journal of Behavioral Development, 39*, 87–96.
- Mayo, D. G., & Spanos, A. (2011). Error statistics. In *Philosophy of Statistics* (pp. 153–198). North-Holland.
- Moosbrugger, H., Schermelleh-Engel, K., & Klein, A. (1997). Methodological problems of estimating latent interaction effects. *Methods of Psychological Research online, 2*, 95–111.
- Moulder, B. C., & Algina, J. (2002). Comparison of methods for estimating and testing latent variable interactions. *Structural Equation Modeling, 9*, 1–19.
- Muthén, B., & Asparouhov, T. (2003). Modeling interactions between

- latent and observed continuous variables using maximum-likelihood estimation in Mplus. *Mplus Web Notes*, 6, 1-9.
- Muthén, B., & Asparouhov, T. (2012). Latent variable interactions. *Unpublished manuscript*. Retrieved. [http://statmodel2.com/download/Latent% 20variable% 20interactions. pdf](http://statmodel2.com/download/Latent%20variable%20interactions.pdf).
- Muthén, L. K., & Muthén, B. (2018). Mplus user' s guide. Version 8; 2017.
- Muthén, L. K., & Muthén, B. O. (2002). How to use a Monte Carlo study to decide on sample size and determine power. *Structural Equation Modeling*, 9, 599-620.
- Ping Jr, R. A. (1996). Latent variable interaction and quadratic effect estimation: A two-step technique using structural equation analysis. *Psychological Bulletin*, 119, 166.
- Raykov, T., & Marcoulides, G. A. (2012). *A first course in structural equation modeling*. Routledge.
- Rose, S. A., & Markman, B. (2016). JMASM40: Monte Carlo Simulations For Structural Equation Modelling (Revolution R). *Journal of Modern Applied Statistical Methods*, 15, 43.
- Rosseel, Y. (2012). Lavaan: An R package for structural equation modeling and more. Version 0.5-12 (BETA). *Journal of Statistical Software*, 48, 1-36.
- Rosseel, Y. (2014). The lavaan tutorial. *Department of Data Analysis: Ghent University*.
- Shaughnessy, J. J., Zechmeister, E. B., & Zechmeister, J. S. (2000).

Research methods in psychology. McGraw–Hill.

- Stephenson, M. T., & Holbert, R. L. (2003). A Monte Carlo simulation of observable versus latent variable structural equation modeling techniques. *Communication Research, 30*, 332–354.
- Wall, M. M., & Amemiya, Y. (2001). Generalized appended product indicator procedure for nonlinear structural equation analysis. *Journal of Educational and Behavioral Statistics, 26*, 1–29.
- Wolf, E. J., Harrington, K. M., Clark, S. L., & Miller, M. W. (2013). Sample size requirements for structural equation models: An evaluation of power, bias, and solution propriety. *Educational and Psychological Measurement, 73*, 913–934.
- Wu, A. D., & Zumbo, B. D. (2008). Understanding and using mediators and moderators. *Social Indicators Research, 87*, 367.

ABSTRACT

Testing the interaction effect in Structural Equation Models.

Nara Lee

Department of Psychology

The Graduate School of

Sungshin University

This study is a simulation study comparing the structural equations model's latent interaction effect by using 3 analysis methods (PPI, OPI, LMS) under various study conditions. To compare latent interaction effects in the structural equations model, two research problems are suggested. Concretely, research problem 1 is composed of 4 hypotheses, and research problem 2 is composed of 5 hypotheses. In these two research, 5 manipulated variables (Sample size, Interaction effects level, Correlation coefficient between latent variable, Loadings relating each indicator, Method of analyzing interaction effect) is used. According to the level of manipulated variable, total 144 conditions are set up: $4(\text{Sample size}) * 2(\text{Interaction effects level}) * 3(\text{Correlation coefficient between latent$

variable)*2(Loadings relating each indicator)*3(Method of analyzing interaction effect). Each condition is generated repeatedly 1000 times. Data generated by using Mplus 8 and statistics program R.

In research 1, type 1 error of interaction effect according to the level of a manipulated variable is observed. The result of analysis says the effect of latent interaction effect' s valuable difference is not observed under sample size, interaction effects level, correlation coefficient between latent variable, loadings relating each indicator, method of analyzing interaction effect. In research 2, a latent interaction effect' s power of verification according to the level of a manipulated variable is observed. The result of the analysis says the power of verification has no difference according to relating each indicator and the more sample size is increased and the more correlation coefficient between latent variable, the power of verification increased. Also, under the method of a latent interaction effect, the power of verification is increased in the order of PPI, OPI, LMS.

This study has a meaning in an aspect that it used 5 manipulated variables to creat various conditions that a researcher can face when research' s progress and suggest the efficient way of latent interaction effects. Lastly, the limitation of this study and proposal for the follow up study is discussed.

Key Words: SEM, Interaction effect, Moderating effect, PPI, OPI, LMS, Program R

부 록

<부록 1> 자료 생성을 위한 Mplus 코드

<부록 2> 조건별 1종 오류 합산 그래프

<부록 3> 조건별 검정력 합산 그래프

<부록 4> 조건별 분석 방법에 따른 합치도 지수

<부록 1> 자료 생성을 위한 Mplus 코드

MODEL POPULATION:

```
[x1-x3*3 x4-x6*3 y1-y3*3];  
x1-x3*.3; x4-x6*.3; y1-y3*.3;
```

```
f1 BY x1*.7 x2*.7 x3*.7;
```

```
f2 BY x4*.7 x5*.7 x6*.7;
```

```
f3 BY y1*.7 y2*.7 y3*.7;
```

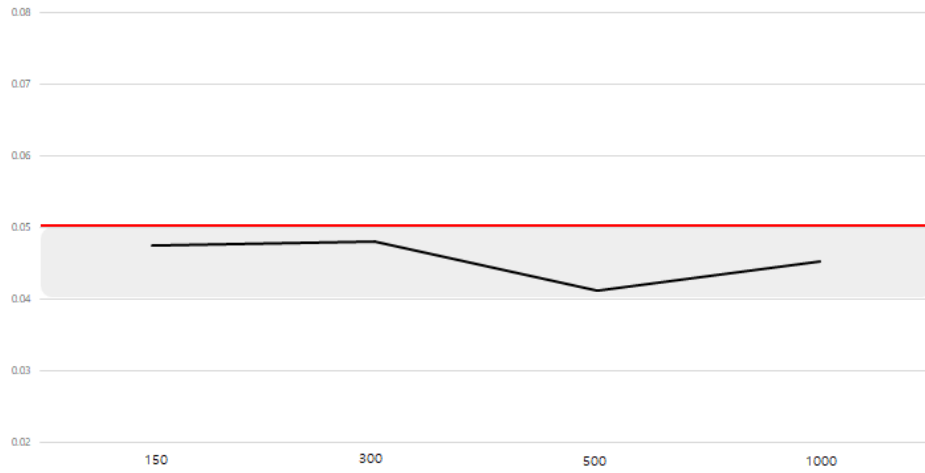
```
f1@1; f2@1; f3@1;
```

```
f1f2 | f1 XWITH f2;
```

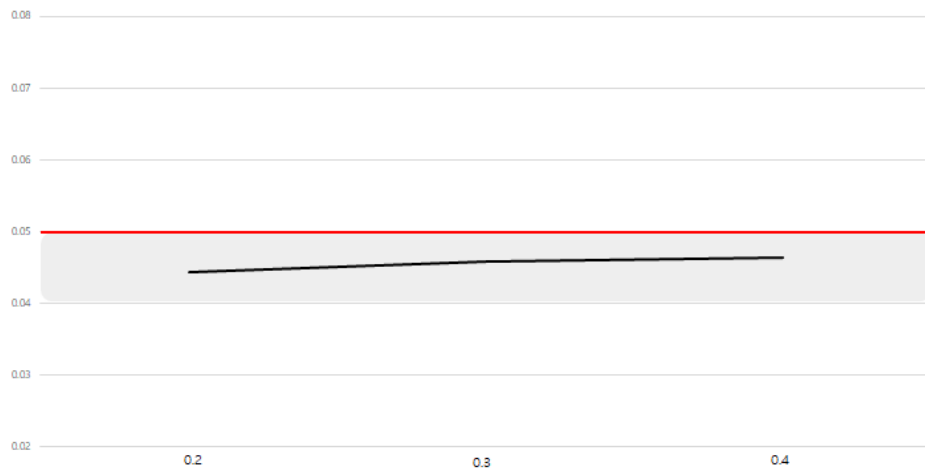
```
f3 ON f1*.4 f2*.4 f1f2*.2;
```

```
f2 WITH f1*.2;
```

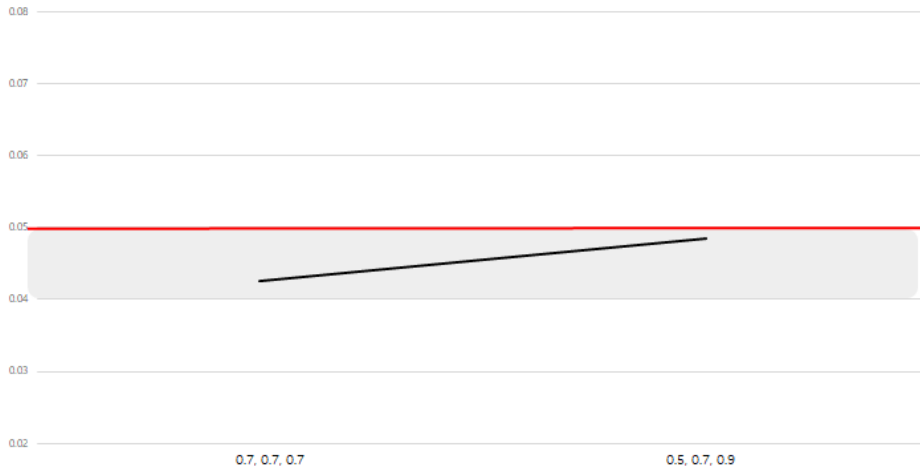
<부록 2> 조건별 1종 오류 합산 그래프



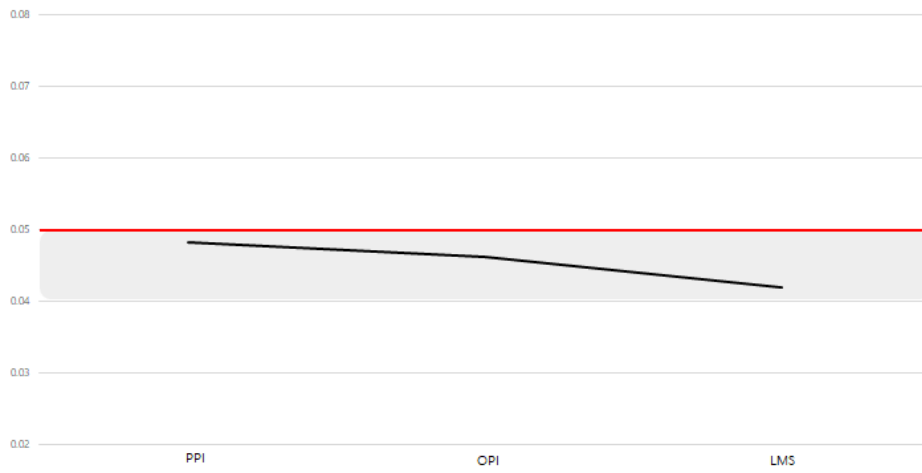
<그림 111> 사례수에 따른 1종 오류



<그림 112 > 잠재 변인의 상관에 따른 1종 오류

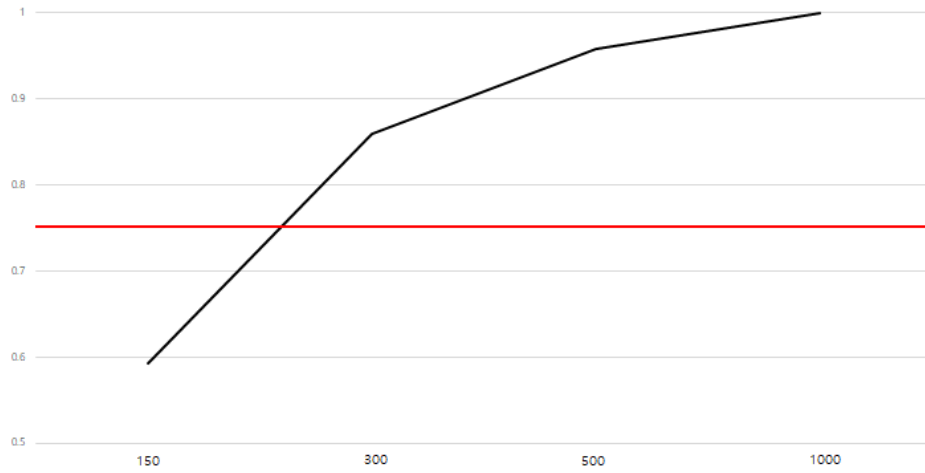


<그림 113> 지표 변인의 요인부하에 따른 1종 오류

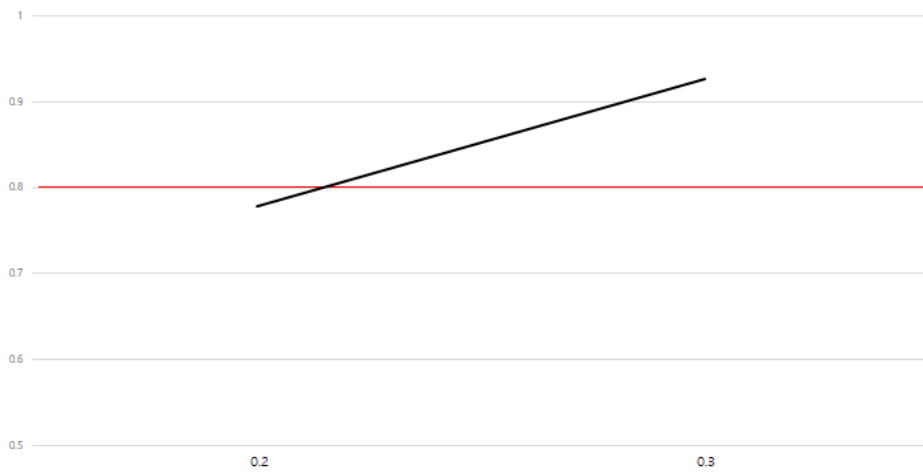


<그림 114> 분석 방법에 따른 1종 오류

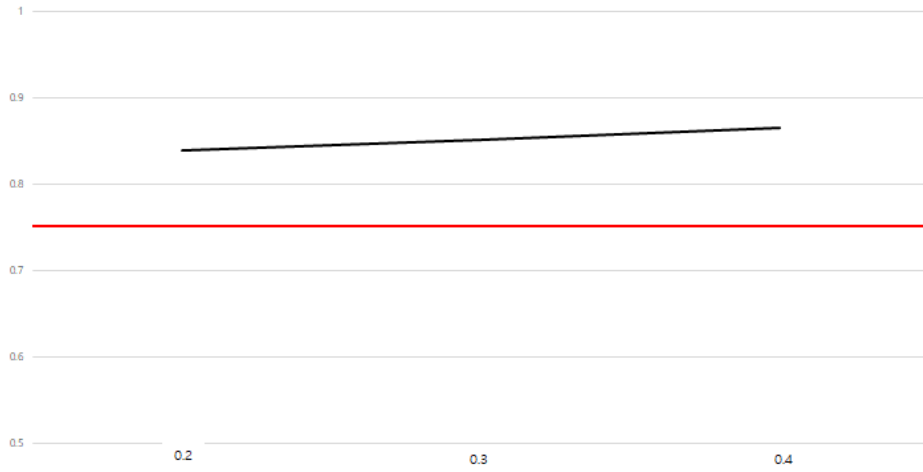
<부록 3> 조건별 검정력 합산 그래프



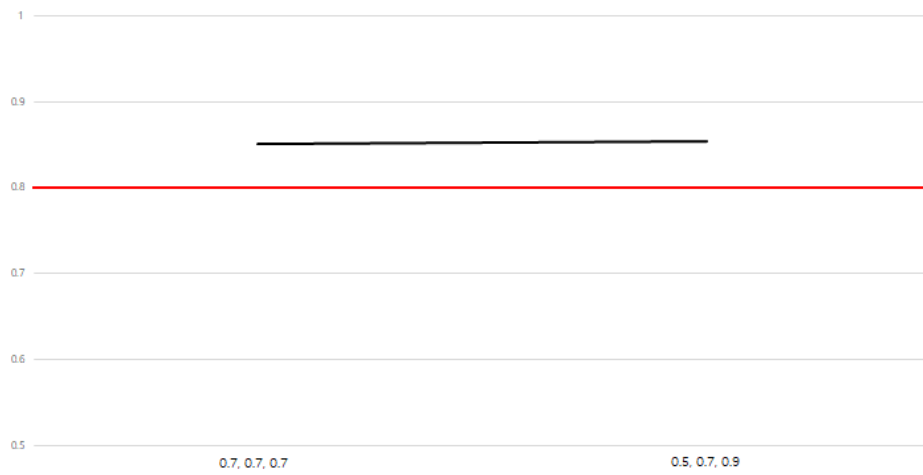
<그림 115> 사례수에 따른 검정력



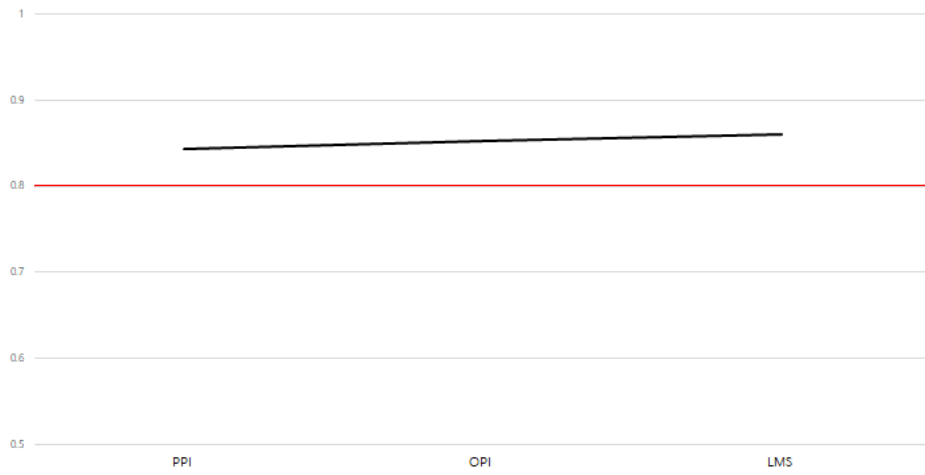
<그림 116> 상호작용항의 효과 수준에 따른 검정력



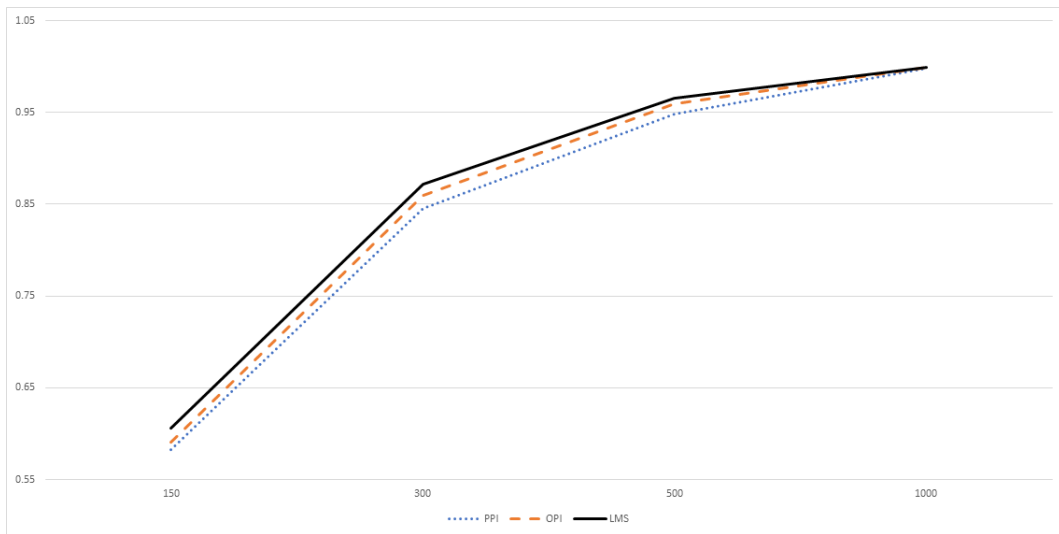
<그림 117> 잠재 변인의 상관에 따른 검정력



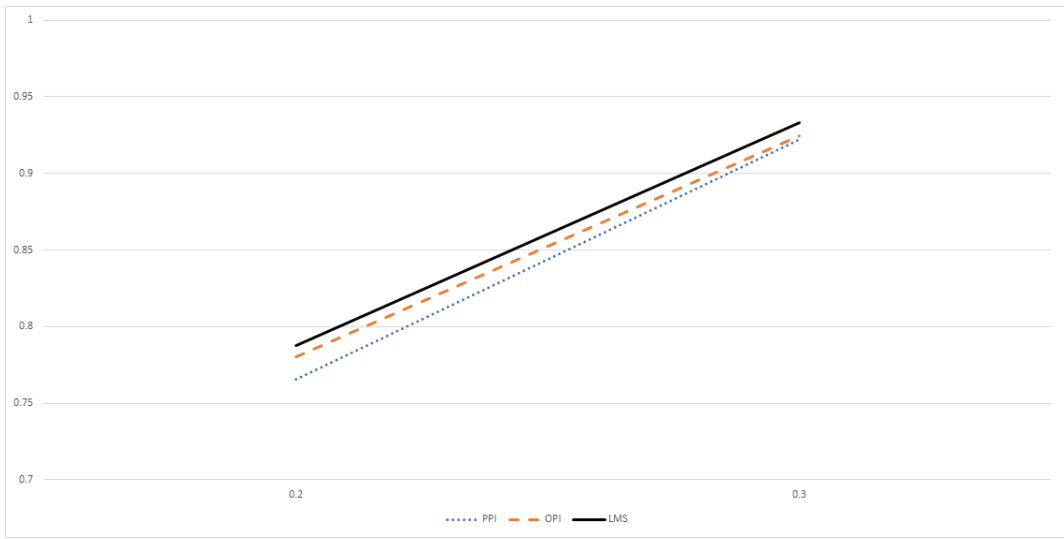
<그림 118> 지표 변인의 요인부하에 따른 검정력



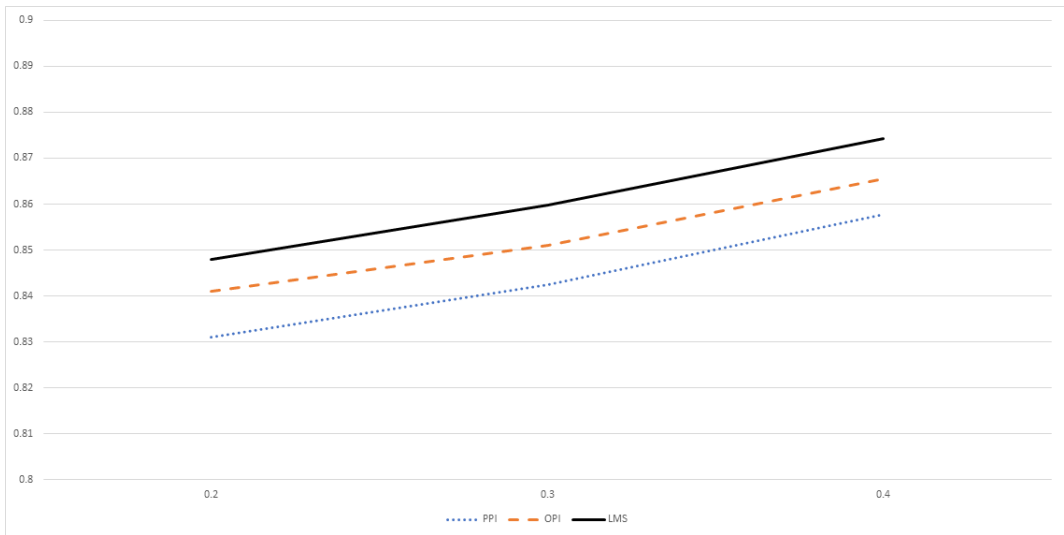
<그림 119> 분석 방법에 따른 검정력



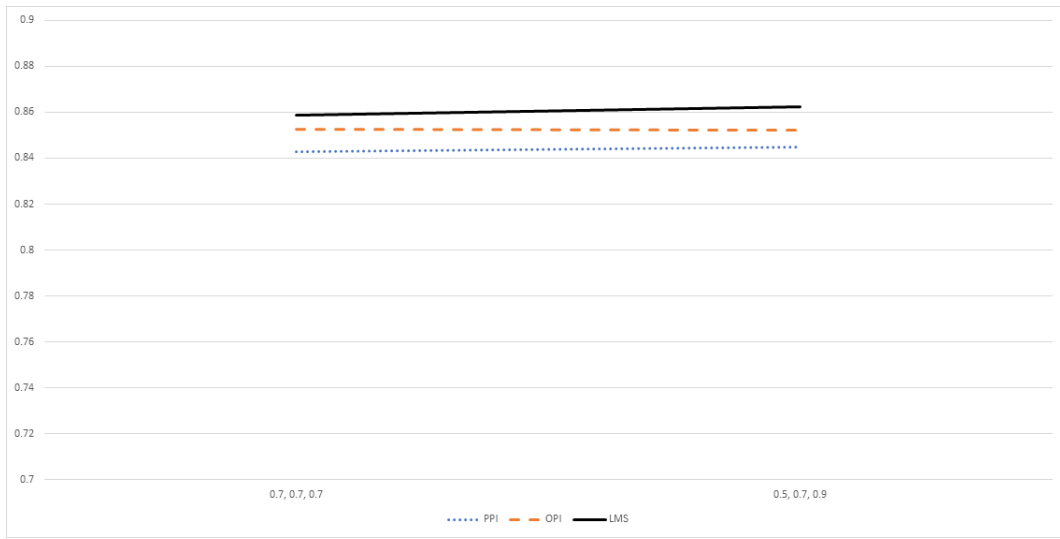
<그림 120> 사례수 수준에 따른 분석 방법별 검정력



<그림 121> 상호작용항의 효과 수준에 따른 분석 방법별 검정력



<그림 122> 잠재 변인의 상관에 따른 분석 방법별 검정력



<그림 123> 지표 변인의 요인부하에 따른 분석 방법별 검정력

<부록 4> 조건별 분석 방법에 따른 합치도 지수

r_3	N	Model fit	<i>Method</i>			
			PPI		OPI	
			M	SD	M	SD
0.2	150	χ^2	43.662	9.785	59.224	11.747
		CFI	0.993	0.009	1.000	0.000
		TLI	0.997	0.022	1.046	0.012
		RMSEA	0.019	0.02	0.000	0.001
		SRMR	0.044	0.007	0.030	0.004
	300	χ^2	42.697	9.308	56.609	10.969
		CFI	0.997	0.004	1.000	0.000
		TLI	0.999	0.011	1.024	0.005
		RMSEA	0.012	0.014	0.000	0.000
		SRMR	0.031	0.005	0.021	0.003
	500	χ^2	42.449	9.472	56.193	10.951
		CFI	0.998	0.003	1.000	0.000
		TLI	1.000	0.007	1.014	0.003
		RMSEA	0.009	0.010	0.000	0.000
		SRMR	0.024	0.004	0.016	0.002
	1000	χ^2	42.659	9.692	55.738	10.737
		CFI	0.999	0.001	1.000	0.000
		TLI	1.000	0.003	1.007	0.001
		RMSEA	0.006	0.008	0.000	0.000
		SRMR	0.017	0.003	0.012	0.002

loading= 0.7, 0.7, 0.7, $corr(f_1, f_2) = 0.2$

r_3	N	Model fit	<i>Method</i>			
			PPI		OPI	
			M	SD	M	SD
0.3	150	χ^2	43.754	9.8	59.471	11.755
		CFI	0.993	0.009	1	0
		TLI	0.996	0.022	1.045	0.012
		RMSEA	0.019	0.020	0	0.001
		SRMR	0.044	0.007	0.03	0.004
	300	χ^2	42.774	9.326	56.886	11.053
		CFI	0.997	0.004	1	0
		TLI	0.999	0.011	1.023	0.005
		RMSEA	0.012	0.014	0	0
		SRMR	0.031	0.005	0.021	0.003
	500	χ^2	42.519	9.517	56.468	11.009
		CFI	0.998	0.003	1	0
		TLI	1	0.007	1.014	0.003
		RMSEA	0.009	0.011	0	0
		SRMR	0.024	0.004	0.016	0.002
	1000	χ^2	42.742	9.716	56.032	10.814
		CFI	0.999	0.001	1	0
		TLI	1	0.003	1.007	0.001
		RMSEA	0.006	0.008	0	0
		SRMR	0.017	0.003	0.012	0.002

loading= 0.7, 0.7, 0.7, $corr(f_1, f_2) = 0.2$

r_3	N	Model fit	<i>Method</i>			
			PPI		OPI	
			<i>M</i>	<i>SD</i>	<i>M</i>	<i>SD</i>
0.2	150	χ^2	43.633	9.775	59.419	11.814
		CFI	0.993	0.009	1	0
		TLI	0.997	0.022	1.045	0.012
		RMSEA	0.019	0.020	0	0.001
		SRMR	0.043	0.007	0.03	0.004
	300	χ^2	42.665	9.352	56.794	11.054
		CFI	0.997	0.004	1	0
		TLI	0.999	0.011	1.023	0.005
		RMSEA	0.012	0.014	0	0
		SRMR	0.031	0.005	0.021	0.003
	500	χ^2	42.445	9.506	56.381	10.992
		CFI	0.998	0.003	1	0
		TLI	1	0.007	1.014	0.003
		RMSEA	0.009	0.010	0	0
		SRMR	0.024	0.004	0.016	0.002
	1000	χ^2	42.637	9.700	55.909	10.75
		CFI	0.999	0.001	1	0
		TLI	1	0.003	1.007	0.001
		RMSEA	0.006	0.008	0	0
		SRMR	0.017	0.003	0.011	0.002

loading= 0.7, 0.7, 0.7, $corr(f_1, f_2) = 0.3$

r_3	N	Model fit	<i>Method</i>			
			PPI		OPI	
			M	SD	M	SD
0.3	150	χ^2	43.726	9.794	59.672	11.831
		CFI	0.993	0.009	1	0
		TLI	0.997	0.022	1.044	0.012
		RMSEA	0.019	0.020	0	0.001
		SRMR	0.043	0.007	0.03	0.004
	300	χ^2	42.742	9.373	57.081	11.143
		CFI	0.997	0.004	1	0
		TLI	0.999	0.011	1.023	0.005
		RMSEA	0.012	0.014	0	0
		SRMR	0.031	0.005	0.021	0.003
	500	χ^2	42.515	9.551	56.669	11.053
		CFI	0.998	0.003	1	0
		TLI	1	0.006	1.014	0.003
		RMSEA	0.009	0.011	0	0
		SRMR	0.024	0.004	0.016	0.002
	1000	χ^2	42.721	9.730	56.213	10.832
		CFI	0.999	0.001	1	0
		TLI	1	0.003	1.007	0.001
		RMSEA	0.006	0.008	0	0
		SRMR	0.017	0.003	0.011	0.002

loading= 0.7, 0.7, 0.7, $corr(f_1, f_2) = 0.3$

r_3	N	Model fit	<i>Method</i>			
			PPI		OPI	
			M	SD	M	SD
0.2	150	χ^2	43.625	9.776	59.692	11.907
		CFI	0.994	0.009	1	0
		TLI	0.997	0.021	1.043	0.012
		RMSEA	0.019	0.020	0	0.001
		SRMR	0.043	0.007	0.029	0.004
	300	χ^2	42.641	9.397	57.056	11.155
		CFI	0.997	0.004	1	0
		TLI	0.999	0.010	1.022	0.005
		RMSEA	0.012	0.014	0	0
		SRMR	0.03	0.005	0.021	0.003
	500	χ^2	42.451	9.55	56.649	11.048
		CFI	0.998	0.003	1	0
		TLI	1	0.006	1.013	0.003
		RMSEA	0.009	0.011	0	0
		SRMR	0.023	0.004	0.016	0.002
1000	χ^2	42.628	9.727	56.168	10.785	
	CFI	0.999	0.001	1	0	
	TLI	1	0.003	1.007	0.001	
	RMSEA	0.006	0.008	0	0	
	SRMR	0.017	0.003	0.011	0.002	

loading= 0.7, 0.7, 0.7, $corr(f_1, f_2) = 0.4$

r_3	N	Model fit	<i>Method</i>			
			PPI		OPI	
			M	SD	M	SD
0.3	150	χ^2	43.72	9.799	59.954	11.941
		CFI	0.994	0.009	1	0
		TLI	0.997	0.021	1.043	0.012
		RMSEA	0.019	0.020	0	0.001
		SRMR	0.043	0.007	0.029	0.004
	300	χ^2	42.721	9.422	57.357	11.251
		CFI	0.997	0.004	1	0
		TLI	0.999	0.010	1.022	0.005
		RMSEA	0.012	0.014	0	0
		SRMR	0.030	0.005	0.020	0.003
	500	χ^2	42.523	9.593	56.954	11.113
		CFI	0.998	0.003	1	0
		TLI	1	0.006	1.013	0.003
		RMSEA	0.009	0.011	0	0
		SRMR	0.023	0.004	0.016	0.002
	1000	χ^2	42.715	9.764	56.486	10.871
		CFI	0.999	0.001	1	0
		TLI	1	0.003	1.007	0.001
		RMSEA	0.006	0.008	0	0
		SRMR	0.017	0.003	0.011	0.002

loading= 0.7, 0.7, 0.7, $corr(f_1, f_2) = 0.4$

r_3	N	Model fit	<i>Method</i>			
			PPI		OPI	
			M	SD	M	SD
0.2	150	χ^2	43.694	9.786	59.516	11.792
		CFI	0.993	0.010	1	0
		TLI	0.996	0.024	1.048	0.013
		RMSEA	0.019	0.020	0	0.001
		SRMR	0.046	0.007	0.032	0.005
	300	χ^2	42.677	9.251	56.783	10.999
		CFI	0.997	0.005	1	0
		TLI	0.999	0.011	1.025	0.006
		RMSEA	0.012	0.014	0	0
		SRMR	0.032	0.005	0.022	0.003
	500	χ^2	42.493	9.443	56.449	10.989
		CFI	0.998	0.003	1	0
		TLI	1	0.007	1.015	0.003
		RMSEA	0.009	0.011	0	0
		SRMR	0.025	0.004	0.017	0.002
	1000	χ^2	42.561	9.567	55.92	10.668
		CFI	0.999	0.002	1	0
		TLI	1	0.004	1.008	0.001
		RMSEA	0.006	0.008	0	0
		SRMR	0.018	0.003	0.012	0.002

loading= 0.5, 0.7, 0.9, $corr(f_1, f_2) = 0.2$

r_3	N	Model fit	<i>Method</i>			
			PPI		OPI	
			M	SD	M	SD
0.3	150	χ^2	43.823	9.821	59.836	11.818
		CFI	0.993	0.010	1	0
		TLI	0.996	0.024	1.048	0.013
		RMSEA	0.019	0.020	0	0.001
		SRMR	0.046	0.007	0.032	0.005
	300	χ^2	42.788	9.292	57.134	11.119
		CFI	0.997	0.005	1	0
		TLI	0.999	0.011	1.025	0.006
		RMSEA	0.012	0.014	0	0
		SRMR	0.032	0.005	0.022	0.003
	500	χ^2	42.59	9.494	56.792	11.075
		CFI	0.998	0.003	1	0
		TLI	1	0.007	1.015	0.003
		RMSEA	0.009	0.011	0	0
		SRMR	0.025	0.004	0.017	0.002
1000	χ^2	42.65	9.58	56.286	10.771	
	CFI	0.999	0.002	1	0	
	TLI	1	0.004	1.007	0.002	
	RMSEA	0.006	0.008	0	0	
	SRMR	0.018	0.003	0.012	0.002	

loading= 0.5, 0.7, 0.9, $corr(f_1, f_2) = 0.2$

r_3	N	Model fit	<i>Method</i>			
			PPI		OPI	
			M	SD	M	SD
0.2	150	χ^2	43.699	9.765	59.696	11.842
		CFI	0.993	0.010	1	0
		TLI	0.996	0.023	1.047	0.013
		RMSEA	0.019	0.020	0	0.001
		SRMR	0.045	0.007	0.031	0.005
	300	χ^2	42.672	9.313	56.975	11.072
		CFI	0.997	0.005	1	0
		TLI	0.999	0.011	1.024	0.005
		RMSEA	0.012	0.014	0	0
		SRMR	0.032	0.005	0.022	0.003
	500	χ^2	42.475	9.469	56.601	10.993
		CFI	0.998	0.003	1	0
		TLI	1	0.007	1.015	0.003
		RMSEA	0.009	0.011	0	0
		SRMR	0.025	0.004	0.017	0.002
	1000	χ^2	42.545	9.563	56.082	10.653
		CFI	0.999	0.001	1	0
		TLI	1	0.003	1.007	0.001
		RMSEA	0.006	0.008	0	0
		SRMR	0.018	0.003	0.012	0.002

loading= 0.5, 0.7, 0.9, $corr(f_1, f_2) = 0.3$

r_3	N	Model fit	<i>Method</i>			
			PPI		OPI	
			M	SD	M	SD
0.3	150	χ^2	43.814	9.793	60.029	11.88
		CFI	0.993	0.010	1	0
		TLI	0.996	0.023	1.047	0.013
		RMSEA	0.019	0.020	0	0.001
		SRMR	0.045	0.007	0.031	0.005
	300	χ^2	42.771	9.339	57.314	11.182
		CFI	0.997	0.005	1	0
		TLI	0.999	0.011	1.024	0.005
		RMSEA	0.012	0.014	0	0
		SRMR	0.032	0.005	0.022	0.003
	500	χ^2	42.573	9.518	56.958	11.083
		CFI	0.998	0.003	1	0
		TLI	1	0.007	1.015	0.003
		RMSEA	0.009	0.011	0	0
		SRMR	0.025	0.004	0.017	0.002
	1000	χ^2	42.636	9.584	56.462	10.763
		CFI	0.999	0.001	1	0
		TLI	1	0.003	1.007	0.001
		RMSEA	0.006	0.008	0	0
		SRMR	0.017	0.003	0.012	0.002

loading= 0.5, 0.7, 0.9, $corr(f_1, f_2) = 0.3$

r_3	N	Model fit	<i>Method</i>			
			PPI		OPI	
			M	SD	M	SD
0.2	150	χ^2	43.714	9.744	59.965	11.935
		CFI	0.993	0.010	1	0
		TLI	0.997	0.022	1.046	0.012
		RMSEA	0.019	0.020	0	0.001
		SRMR	0.045	0.007	0.031	0.005
	300	χ^2	42.66	9.356	57.206	11.146
		CFI	0.997	0.004	1	0
		TLI	0.999	0.011	1.024	0.005
		RMSEA	0.012	0.014	0	0
		SRMR	0.032	0.005	0.022	0.003
	500	χ^2	42.468	9.501	56.823	11.011
		CFI	0.998	0.003	1	0
		TLI	1	0.007	1.014	0.003
		RMSEA	0.009	0.011	0	0
		SRMR	0.024	0.004	0.017	0.002
	1000	χ^2	42.544	9.577	56.334	10.662
		CFI	0.999	0.001	1	0
		TLI	1	0.003	1.007	0.001
		RMSEA	0.006	0.008	0	0
		SRMR	0.017	0.003	0.012	0.002

loading= 0.5, 0.7, 0.9, $corr(f_1, f_2) = 0.4$

r_3	N	Model fit	<i>Method</i>			
			PPI		OPI	
			<i>M</i>	<i>SD</i>	<i>M</i>	<i>SD</i>
0.3	150	χ^2	43.832	9.785	60.304	11.97
		CFI	0.993	0.009	1	0
		TLI	0.996	0.022	1.045	0.012
		RMSEA	0.019	0.020	0	0.001
		SRMR	0.045	0.007	0.031	0.005
	300	χ^2	42.761	9.383	57.562	11.264
		CFI	0.997	0.004	1	0
		TLI	0.999	0.011	1.023	0.005
		RMSEA	0.012	0.014	0	0
		SRMR	0.031	0.005	0.021	0.003
	500	χ^2	42.568	9.549	57.198	11.106
		CFI	0.998	0.003	1	0
		TLI	1	0.007	1.014	0.003
		RMSEA	0.009	0.011	0	0
		SRMR	0.024	0.004	0.017	0.002
	1000	χ^2	42.639	9.606	56.731	10.78
		CFI	0.999	0.001	1	0
		TLI	1	0.003	1.007	0.001
		RMSEA	0.006	0.008	0	0
		SRMR	0.017	0.003	0.012	0.002

loading= 0.5, 0.7, 0.9, $corr(f_1, f_2) = 0.4$