



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](#)

조 영 일 교수 지도

석사학위 청구논문

올바르게 그리고 잘못 설정된
잠재성장모형에서 합치도 지수의 수행

: 자유도가 작은 조건에서 RMSEA, CFI, TLI

그리고 SRMR을 중심으로

2016

성신여자대학교 일반대학원

심리학과

한 우 리

올바르게 그리고 잘못 설정된
잠재성장모형에서 합치도 지수의 수행
: 자유도가 작은 조건에서 RMSEA, CFI, TLI
그리고 SRMR을 중심으로

조 영 일 교수 지도

이 논문을 석사학위 논문으로 제출함

2016년

성신여자대학교 일반대학원
심리학과
한 우 리

인 준 서

한우리의 석사학위 논문으로 인준함.

2016년 05월

심사위원장 _____ (인)

심 사 위 원 _____ (인)

심 사 위 원 _____ (인)

성신여자대학교 대학원

논문개요

본 논문은 2개의 연구와 3개의 연구문제로 구성되어 있다. 연구1에서는 Kenny, Kaniskan과 McCoach(2014)가 올바르게 설정된 모형에서 합치도지수 RMSEA의 수행을 관찰한 연구를 재구성하여 반복 검증하였다. 이를 바탕으로 연구2에서 잘못 설정된 모형에서 합치도 지수 RMSEA, CFI, TLI의 수행을 관찰하였다. 연구1은 모형의 자유도가 합치도지수의 수행에 미치는 영향력을 검증하기 위하여 실시되었다. 연구의 설계는 7(자유도) X 7(사례수)의 요인설계(factorial design)로 구성되었다. 본 연구는 시뮬레이션 연구로, M-plus의 몬테카를로(Monte Carlo) 시뮬레이션 기능을 활용하여 자료를 생성하였다. 연구1의 조건은 올바른 모형에서의 합치도 지수의 수행을 관찰하는 것이므로, 시뮬레이션에 의해 생성된 모형과 분석된 모형은 선형일차잠재성장모형(Linear Latent Growth Model)으로 일치하였다. 연구1의 결과 자유도가 작은 조건에서 RMSEA가 과대추정 되었고, 과대추정된 RMSEA는 올바르게 설정된 모형을 기각하였다. 이러한 연구결과를 바탕으로 잘못 설정된 모형에서 합치도지수의 수행을 관찰하고자 연구2를 설계하였다. 연구2에서는 모형 오지정의 정도가 합치도 지수의 검증력에 미치는 영향과 모형 오지정 조건에서 모형의 자유도가 합치도 지수의 검증력에 미치는 영향을 검증하였다. 연구의 설계는 3(모형 오지정의 크기) X 9(자유도) X 6(사례수)의 요인설계(factorial design)로 구성되었다. 연구1과 동일하게 몬테카를로(Monte Carlo) 시뮬레이션 기법을 활용하여 자료를 생성하였다. 연구2의 조건은 잘못 설정된 모형에서의 합치도 지수의 수행을 관찰하는 것이므로, 시뮬레이션에 의해 생성된 모형은 선형이차잠재성장모형(Linear-Quadratic Latent Growth Curve Model)이었고, 분석된 모형은 일차선형모형이었다. 즉, 생성된 자료와 분석된 모형을 불일치시키는 방식으로

모형이 잘못 설정된 조건을 조작하였다. 연구2의 결과는 다음과 같다. 첫째, 자유도가 1, 3, 5, 8, 10, 50인 모형에서 모형이 잘못 설정된 정도가 증가할수록 RMSEA, CFI, TLI의 검증력이 증가하였다. 둘째, 자유도가 1, 3, 5, 8, 10, 50인 모형에서 모형 자유도의 크기가 증가할수록 RMSEA, CFI, TLI, SRMR의 검증력은 증가하였다. 본 논문의 이러한 연구결과는 합치도 지수의 1종 오류 뿐 아니라 검증력도 관찰하였다는데 의의가 있다. 마지막으로 후속연구를 위한 제언을 논의하였다.

주요어: 적합도, 합치도, RMSEA, CFI, TLI, SRMR, 잠재성장모형, 시뮬레이션, 1종 오류, 검증력

목 차

논문개요

I. 서론.....	1
1. 연구의 필요성 및 목적.....	1
II. 이론적 배경.....	9
1. 구조방정식 모형.....	9
1) 모수 추정.....	16
2) 모형 평가.....	17
(1) chi-square 검증.....	18
(2) RMSEA(Root Mean Square Error of Approximation).....	19
(3) CFI(Comparative Fit Index).....	22
(4) TLI(Tucker and Lewis Index).....	25
(5) SRMR(Standard Root Mean Square Residual).....	26
2. 횡단자료 분석.....	28
3. 종단자료 분석.....	30
1) 자기회귀 교차지연 모형.....	30
2) 잠재성장모형.....	32

Ⅲ. 연구 문제 및 가설	39
1. 연구1: 올바르게 설정된 모형에서 합치도 지수의 수행	39
2. 연구2: 잘못 설정된 모형에서 합치도 지수의 수행	40
Ⅳ. 연구 방법	41
1. 올바르게 설정된 모형(correctly specified model)	41
1) 자료 생성	41
2) 자료 분석	43
2. 잘못 설정된 모형(mis-specified model)	45
1) 자료 생성	45
2) 자료 분석	47
Ⅴ. 연구 결과	50
1. 올바르게 설정된 모형(correctly specified model)	50
1) chi-square의 평균과 표준편차	50
2) RMSEA의 평균과 표준편차 그리고 제 1종 오류	53
3) CFI와 TLI의 평균과 표준편차 그리고 제 1종 오류	63
4) SRMR의 평균과 표준편차 그리고 제 1종 오류	71
2. 잘못 설정된 모형(mis-specified model)	79
1) 모형 오지정의 크기가 합치도 지수의 검증력에 미치는 영향	82
(1) chi-square의 평균과 표준편차	82
(2) RMSEA의 평균과 표준편차 그리고 검증력	86

(3) CFI의 평균과 표준편차 그리고 검증력.....	94
(4) TLI의 평균과 표준편차 그리고 검증력.....	102
(5) SRMR의 평균과 표준편차 그리고 검증력.....	110
2) 모형 오지정 조건에서 자유도의 크기가 합치도 지수의 검증력에 미치는 영향.....	118
(1) chi-square의 평균과 표준편차.....	118
(2) RMSEA의 평균과 표준편차 그리고 검증력.....	122
(3) CFI의 평균과 표준편차 그리고 검증력.....	130
(4) TLI의 평균과 표준편차 그리고 검증력.....	138
(5) SRMR의 평균과 표준편차 그리고 검증력.....	146
VI. 연구 논의.....	154
1. 올바르게 설정된 모형(correctly specified model)	154
2. 잘못 설정된 모형(mis-specified model)	156
1) 모형 오지정의 크기가 합치도 지수의 검증력에 미치는 영향.....	156
2) 모형 오지정 조건에서 자유도의 크기가 합치도 지수의 검증력에 미치는 영향.....	157
3. 종합논의.....	159

참고문헌

ABSTRACT(영문초록)

부 록

표 목 차

〈표 1〉 chi-square의 평균과 표준편차	51
〈표 2〉 RMSEA의 평균과 표준편차	54
〈표 3〉 RMSEA의 제 1종 오류	58
〈표 4〉 CFI와 TLI의 평균과 표준편차	64
〈표 5〉 CFI와 TLI의 제 1종 오류	69
〈표 6〉 SRMR의 평균과 표준편차.....	72
〈표 7〉 SRMR의 제 1종 오류	76
〈표 8〉 3(이차요인의 평균) X 6(사례수) X 9(자유도) 조건에서 1000번 수렴한 확률.....	80
〈표 9〉 오지정 모형에서 chi-square의 평균과 표준편차.....	83
〈표 10〉 오지정 모형에서 RMSEA의 평균과 표준편차	87
〈표 12〉 오지정 모형에서 RMSEA의 검증력	92
〈표 13〉 오지정 모형에서 CFI의 평균과 표준편차	95
〈표 14〉 오지정 모형에서 CFI의 검증력	100
〈표 15〉 오지정 모형에서 TLI의 평균과 표준편차	103

〈표 16〉 오지정 모형에서 TLI의 검증력	108
〈표 17〉 오지정 모형에서 SRMR의 평균과 표준편차	111
〈표 18〉 오지정 모형에서 SRMR의 검증력	116

그림 목 차

〈그림 1〉 측정모형	11
〈그림 2〉 구조방정식 모형	13
〈그림 3〉 독립변수(X)와 종속변수(Y): 관계의 유형	29
〈그림 4〉 자기회귀 교차지연 모형	31
〈그림 5〉 잠재성장모형	34
〈그림 6〉 선형 five-wave 잠재성장모형	42
〈그림 7〉 이차요인의 평균이 0.100인 이차 four-wave 잠재성장모형	46
〈그림 8〉 자유도에 따른 RMSEA 평균	56
〈그림 9〉 RMSEA 제 1종 오류: RMSEA가 0.05 보다 클 확률	60
〈그림 10〉 RMSEA의 제 1종 오류: RMSEA가 .08 보다 클 확률	61
〈그림 11〉 RMSEA의 제 1종 오류: RMSEA가 .10 보다 클 확률	62
〈그림 12〉 자유도에 따른 CFI 평균	66
〈그림 13〉 자유도에 따른 TLI 평균	67
〈그림 14〉 자유도에 따른 SRMR 평균	74
〈그림 15〉 SRMR 제 1종 오류: SRMR이 .08 보다 클 확률	78

<그림 16> 자유도의 크기가 2인 모형에서 RMSEA의 평균	89
<그림 17> 자유도의 크기가 4인 모형에서 RMSEA의 평균	89
<그림 18> 자유도의 크기가 7인 모형에서 RMSEA의 평균	90
<그림 19> 자유도의 크기가 2인 모형에서 CFI의 평균	97
<그림 20> 자유도의 크기가 4인 모형에서 CFI의 평균	97
<그림 21> 자유도의 크기가 7인 모형에서 CFI의 평균	98
<그림 22> 자유도의 크기가 2인 모형에서 TLI의 평균	105
<그림 23> 자유도의 크기가 4인 모형에서 TLI의 평균	105
<그림 24> 자유도의 크기가 7인 모형에서 TLI의 평균	106
<그림 25> 자유도의 크기가 2인 모형에서 SRMR의 평균	113
<그림 26> 자유도의 크기가 4인 모형에서 SRMR의 평균	113
<그림 27> 자유도의 크기가 7인 모형에서 SRMR의 평균	114
<그림 28> 무시된 이차요인의 평균이 0.025인 조건에서 chi-square의 평균 ·	119
<그림 29> 무시된 이차요인의 크기가 0.050인 조건에서 chi-square의 평균 ·	120
<그림 30> 무시된 이차요인의 크기가 0.100인 조건에서 chi-square의 평균 ·	121
<그림 31> 무시된 이차요인의 크기가 0.025인 조건에서 RMSEA의 평균	123
<그림 32> 무시된 이차요인의 크기가 0.050인 조건에서 RMSEA의 평균	124

<그림 33> 무시된 이차요인의 크기가 0.100인 조건에서 RMSEA의 평균 125
<그림 34> 무시된 이차요인의 크기가 0.025인 조건에서 RMSEA의 검증력	.. 127
<그림 35> 무시된 이차요인의 크기가 0.050인 조건에서 RMSEA의 검증력	.. 128
<그림 36> 무시된 이차요인의 크기가 0.100인 조건에서 RMSEA의 검증력	.. 129
<그림 37> 무시된 이차요인의 크기가 0.025인 조건에서 CFI의 평균 131
<그림 38> 무시된 이차요인의 크기가 0.50인 조건에서 CFI의 평균 132
<그림 39> 무시된 이차요인의 크기가 0.100인 조건에서 CFI의 평균 133
<그림 40> 무시된 이차요인의 크기가 0.025인 조건에서 CFI의 검증력 135
<그림 41> 무시된 이차요인의 크기가 0.050인 조건에서 CFI의 검증력 136
<그림 42> 무시된 이차요인의 크기가 0.100인 조건에서 CFI의 검증력 137
<그림 43> 무시된 이차요인의 크기가 0.025인 조건에서 TLI의 평균 139
<그림 44> 무시된 이차요인의 크기가 0.050인 조건에서 TLI의 평균 140
<그림 45> 무시된 이차요인의 크기가 0.100인 조건에서 TLI의 평균 141
<그림 46> 무시된 이차요인의 크기가 0.025인 조건에서 TLI의 검증력 143
<그림 47> 무시된 이차요인의 크기가 0.050인 조건에서 TLI의 검증력 144
<그림 48> 무시된 이차요인의 크기가 0.100인 조건에서 TLI의 검증력 145
<그림 49> 무시된 이차요인의 크기가 0.025인 조건에서 SRMR의 평균 147

〈그림 50〉 무시된 이차요인의 크기가 0.050인 조건에서 SRMR의 평균	148
〈그림 51〉 무시된 이차요인의 크기가 0.100인 조건에서 SRMR의 평균	149
〈그림 52〉 무시된 이차요인의 크기가 0.025인 조건에서 SRMR의 검증력	151
〈그림 53〉 무시된 이차요인의 크기가 0.050인 조건에서 SRMR의 검증력	152
〈그림 54〉 무시된 이차요인의 크기가 0.100인 조건에서 SRMR의 검증력	153
〈그림 55〉 모형 자유도의 크기가 1일 때, 올바른 모형을 기각하는 합치도 지수의 제 1종 오류	165
〈그림 56〉 모형 자유도의 크기가 2일 때, 올바른 모형을 기각하는 합치도 지수의 제 1종 오류	166
〈그림 57〉 모형 자유도의 크기가 3일 때, 올바른 모형을 기각하는 합치도 지수의 제 1종 오류	167
〈그림 58〉 모형 자유도의 크기가 5일 때, 올바른 모형을 기각하는 합치도 지수의 제 1종 오류	168
〈그림 59〉 모형 자유도의 크기가 10일 때, 올바른 모형을 기각하는 합치도 지수의 제 1종 오류	169
〈그림 60〉 모형 자유도의 크기가 20일 때, 올바른 모형을 기각하는 합치도 지수의 제 1종 오류	170

〈그림 61〉 모형 자유도의 크기가 50일 때, 올바른 모형을 기각하는 합치도 지수의 제 1종 오류	171
〈그림 62〉 모형 자유도의 크기가 1일 때, 잘못 설정된 모형을 기각하는 합치도 지수의 검증력: 무시된 이차요인의 평균 = 0.025	172
〈그림 63〉 모형 자유도의 크기가 3일 때, 잘못 설정된 모형을 기각하는 합치도 지수의 검증력: 무시된 이차요인의 평균 = 0.025	173
〈그림 64〉 모형 자유도의 크기가 5일 때, 잘못 설정된 모형을 기각하는 합치도 지수의 검증력: 무시된 이차요인의 평균 = 0.025	174
〈그림 65〉 모형 자유도의 크기가 8일 때, 잘못 설정된 모형을 기각하는 합치도 지수의 검증력: 무시된 이차요인의 평균 = 0.025	175
〈그림 66〉 모형 자유도의 크기가 1일 때, 잘못 설정된 모형을 기각하는 합치도 지수의 검증력: 무시된 이차요인의 평균 = 0.050	176
〈그림 67〉 모형 자유도의 크기가 3일 때, 잘못 설정된 모형을 기각하는 합치도 지수의 검증력: 무시된 이차요인의 평균 = 0.050	177
〈그림 68〉 모형 자유도의 크기가 5일 때, 잘못 설정된 모형을 기각하는 합치도 지수의 검증력: 무시된 이차요인의 평균 = 0.050	178
〈그림 69〉 모형 자유도의 크기가 8일 때, 잘못 설정된 모형을 기각하는 합치도	

지수의 검증력: 무시된 이차요인의 평균 = 0.050	179
〈그림 70〉 모형 자유도의 크기가 1일 때, 잘못 설정된 모형을 기각하는 합치도	
지수의 검증력: 무시된 이차요인의 평균 = 0.100	180
〈그림 71〉 모형 자유도의 크기가 3일 때, 잘못 설정된 모형을 기각하는 합치도	
지수의 검증력: 무시된 이차요인의 평균 = 0.100	181
〈그림 72〉 모형 자유도의 크기가 5일 때, 잘못 설정된 모형을 기각하는 합치도	
지수의 검증력: 무시된 이차요인의 평균 = 0.100	182
〈그림 73〉 모형 자유도의 크기가 8일 때, 잘못 설정된 모형을 기각하는 합치도	
지수의 검증력: 무시된 이차요인의 평균 = 0.100	183

I. 서론

1. 연구의 필요성 및 목적

종단자료의 한 유형인 패널자료(panel data)는 횡단자료(cross-section data)와 시계열자료(time series data)가 합성된 자료이다. 패널자료 중 국가, 도시, 지역 등 집합 단위로 수집되는 자료를 거시패널자료(macro panel data)라고 하며, 개인, 가족 혹은 소규모 집단 단위로 수집되는 자료를 미시패널자료(micro panel data)라고 한다(이희연, 노승철, 2012). 2000년대 후반부터 국내의 다양한 기관들에서 미시패널자료를 수집하면서 사회과학분야에서 사용할 수 있는 미시패널자료(예, 한국아동·청소년 패널, 한국복지패널 등)가 비교적 풍부해 졌으며(이희연, 노승철, 2012), 이렇게 축적된 자료를 일반 연구자들에게 연구에 활용할 수 있도록 공개하고 있다. 따라서 시간과 비용의 문제로 인하여 수집 및 접근이 어려웠던 패널자료를 연구자들이 활용할 수 있는 가능성이 높아졌다. 최근 다양한 사회과학 분야(예, 심리학, 경영학, 교육학, 사회학)에서 연구 문제들을 검증하기 위해 활발하게 사용되고 있는 패널 자료 중 대표적인 것으로 노동패널 자료가 있다(이희연, 노승철, 2012). 이러한 현상에 발맞추어 패널자료를 분석하는데 사용되는 종단자료분석(longitudinal data analysis)이 사회과학에서 활발하게 논의되고 있으며 빈번하게 사용되고 있다(김수영, 석혜은, 2015; 이희연, 노승철, 2012; Bollen & Curran, 2006; Little, 2013).

사회과학에서 종단자료(longitudinal data)를 분석하는 방법은 개인 간 차이(inter-individual difference)에 초점을 둔 자기회귀모형(auto-regression model)과 개인 내 차이(intera-individual difference)와 개인 간 차이에 동시에 초점을 둔 잠재성장모형(Latent Growth Curve Model: LGCM)이 대표적이다.

특히, 개인 내 차이와 개인 내 차이에서 발생하는 개인 간 차이를 모형화하고 추정할 수 있는 잠재성장모형의 활용이 사회과학에서 증가하고 있다(Little, 2013).

잠재성장모형은 종단자료의 분석에 구조방정식모형을 적용하고 모수를 추정한다. 결과적으로, 잠재성장모형은 구조방정식 모형이 가진 장점과 종단자료가 가지는 이점을 동시에 지닌다(Bollen & Curran, 2006). 예를 들어, 종단자료의 수집에서 빈번하게 관찰되는 결측치의 처리에서 장점을 가진다. 보다 구체적으로, 종단자료에 결측치가 포함되어 있어도 모수를 추정할 때 완전정보최대우도(full information maximum likelihood)법을 사용함으로써 모수추정에 편향(bias)이 발생하지 않는다¹⁾.

둘째, 종단자료를 활용하여 검증하고자 하는 변수의 속성이 일정한 방향으로 증가 또는 감소하는 선형(linear change) 뿐 아니라 속성의 변화 폭이 시간에 따라서 달라지는 비선형(non-linear change)의 형태를 가지더라도 추정할 수 있다(Bollen & Curran, 2006). 특히, 변수의 변화 함수에 영향을 미칠 수 있는 예측변수(predictors)와 결과변수(outcome variables)를 포함함으로써 보다 다양한 연구문제를 설정하고 검증할 수 있다.

셋째, 연구자에 의해 설정된 모형과 관찰된 자료가 일치하는 정도인 합치도 지수(Fit index)를 사용하여 모형을 평가할 수 있다. 추가적으로, 모형의 전반적인 합치도에 부적인 영향을 미치는 원인을 추정하고 이를 검증할 수 있다(Bollen & Curran, 2006).

마지막으로, 잠재성장모형은 성장함수의 추정에 잠재변수와 반복측정변수를 사용할 수 있는 등의 장점을 가진다(Bollen & Curran, 2006). 구체적으로, 측정의 매 시점마다 다수의 측정변수를 사용함으로써 시점에 따른 모형을 설정할

1) 결측치를 포함한 종단자료의 분석에서 모수 추정에 완전정보최대가능성법을 사용하는 경우에 모수 추정에 편향이 발생하지 않기 위해서는 결측치가 발생하는 메커니즘에 대한 전제조건이 만족되어야 한다. 구체적으로, 결측치가 발생한 원인은 모형 내에서 설명될 수 있다고 가정하는 무선 결측(missing at random)이 만족되어야 한다.

수 있고, 측정의 오차를 제거한 이후에 잠재변수에 기초하여 성장함수를 추정(즉, 이차 잠재성장모형: 2nd-order latent growth model)하기 때문에 추정의 정확성을 높일 수 있다. 이에 덧붙여서, 잠재성장모형은 종단자료를 분석의 대상으로 설정함으로써 변수들 간의 시간적 선후관계에 대한 검증이 가능하고, 개인 내 변화(intra-individual dynamics)와 개인 간 차이(inter-individual differences)에 대한 관찰이 가능하고, 횡단자료 분석에서 존재하는 대안적 가능성들인 동치모형을 제거할 수 있다(Little, 2013).

하지만, 사회과학 연구에서 주로 사용되는 일차잠재성장모형(1st-order latent growth model)은 측정모형을 가지지 않는 것이 특징이다. 일차잠재성장모형이란 한 개의 측정시점이 한 개의 측정변수가 되고, 측정변수들이 모여 절편과 기울기를 추정하는 모형이다. 이러한 일차잠재성장모형은 측정의 시점에서 측정모형을 가지지 않기 때문에 모형 내 측정변수로 계산되는 정보의 수는 적은 반면에 추정해야 하는 모수의 수는 많다. 결과적으로, 대부분의 일차잠재성장모형은 자유도가 작다. 실제로 2015년 아동학회지에 잠재성장모형을 다룬 8개의 논문들 중 자유도를 보고하지 않은 두 개의 논문을 제외하고는 무조건화 잠재성장모형의 가장 큰 자유도는 5였다(민원홍, 이봉주, 2015; 이정민, 강수정, 이강이, 이순형, 2015; 이정민, 김세리, 이강이, 2015; 이희정, 2015; 황성온, 황지운, 2015).

모형의 자유도는 정보의 수와 추정해야 하는 모수의 차이로 계산되기 때문에 자유도가 작다는 의미는 모형 내에서 추정해야 하는 모수가 많다는 것을 의미한다. 그리고 추정해야 하는 모수가 많은 모형은 복잡한 모형이다. 복잡한 모형은 자료의 많은 부분을 설명하기 위하여 설정된 모형이지만 자료를 자세하게 설명하는 것이 항상 선호되는 것은 아니다. 모형은 자료를 잘 반영하면서도 간단해야 한다. 이러한 원칙을 간명성(parsimonious)의 원리라고 한다. 간명성의 원리란 같은 현상을 설명하는 모형이 여러 개 있을 때, 현상을 더 간명하게 설

명하는 모형을 채택하는 원리이다. 즉, 효율적인 모형이 선호하는 원리이다.

Kenny, Kaniskan과 McCoach(2014)는 모형의 자유도가 모형의 합치도에 미치는 효과를 검증하기 위해서 올바르게 설정된(correctly specified) 잠재성장모형에서 절대적 합치도 지수(absolute fit index)인 RMSEA의 수행을 모의 연구(simulation study)를 활용하여 관찰하였다. 절대적 합치도 지수는 관찰된 변수간의 공분산 행렬과 모형에 의해 재생산된 공분산 행렬이 일치하는 정도를 검증하여 모형을 평가하는 적합도 지수이다. 절대적 합치도 지수로 분류되는 RMSEA는 크기가 클수록 연구모형과 관찰된 자료가 불일치함을 의미하기 때문에 불량도 지수(badness fit)라고도 불린다. RMSEA는 0에 가까울수록 연구모형과 관찰된 자료가 일치함을 의미한다. Browne과 Cudeck(1993)에 의하면, RMSEA가 .05보다 작으면 좋은 모형(good model), .08보다 작으면 적절한 모형(appropriate model), .10보다 작으면 보통의 모형(reasonable model), .10보다 크면 좋지 않은 모형(unacceptable)으로 평가된다.

Kenny 등(2014)의 몬테카를로(Monte Carlo) 시뮬레이션을 사용하여 자료를 생성하였고, 생성한 자료와 일치하는 모형으로 자료를 분석하였다. 그 결과 산출된 RMSEA의 평균 및 표준오차를 관찰하고, RMSEA의 1종 오류(type I error rate)를 추정하였다. 연구결과 RMSEA는 자유도가 작아질수록 올바르게 설정된 모형을 자주 기각하였다. 구체적으로 RMSEA가 .05보다 클 확률, .08보다 클 확률, .10보다 클 확률을 관찰한 결과 자유도와 사례수가 작을수록 RMSEA는 올바르게 설정된 모형을 적합하지 않은 모형으로 평가할 확률이 증가하였다. 즉, 자유도가 작은 모형에서 RMSEA는 과대추정(over estimated)되어 1종 오류가 높아지는 경향이 발견되었다. 이러한 결과에 근거하여, Kenny 등(2014)은 RMSEA는 자료를 적절하게 설명하도록 설정된 모형을 자료를 잘못 설명하고 있다고 판단할 수 있는 잘못된 정보를 제공한다고 주장하였다. 결과적으로, 자유도가 작은 모형에서 RMSEA를 사용하여 내린 합치도 평가는 신

되성이 떨어지는 문제가 발견되었다(Kenny et al., 2014; Rigdon, 1996). 이러한 연구 결과에 근거하여, Kenny 등(2014)은 자유도가 작은 모형에서 적합도 지수를 사용하여 모형을 평가할 때 RMSEA 뿐 아니라 다른 적합도 지수들을 함께 사용하여야 한다고 주장하였다.

CFI와 RMSEA를 비교한 Rigdon(1996)은 RMSEA와 다른 적합도 지수들을 함께 사용해야 한다는 주장들(Bagozzi & Yi, 1988; Bollen, 1986, 1989, 1990)에 대해 그 대안으로 CFI(comparative fit index)의 사용을 제안하고 있다. Rigdon(1996)의 연구에 따르면 CFI와 RMSEA는 같은 데이터를 사용하더라도 합치도(fit measure)를 추정하는 방식, 합치도에 대한 가정 그리고 합치도에 대한 통계적 검증(statistical test)이 서로 상이하기 때문에 어떤 합치도에 기초하여 모형의 적합도를 판단하는지에 따라서 다른 결과가 도출될 수 있다고 하였다. CFI는 연구자가 설정한 모형이 모형 내의 모든 측정변수들 간의 상관관계가 0으로 가정되어 있는 영모형(null model)에 비해 관찰된 자료를 상대적으로 잘 설명하는 정도에 기초하여 추정된 합치도 지수이다. 이러한 합치도 지수를 상대적 합치도 지수(incremental fit index)라고 한다. 이에 반하여, RMSEA는 다른 모형에 대한 고려 없이 연구모형과 관찰된 자료가 일치하는 정도에 기초하여 추정되는 합치도 지수이다. Goffin(1993)의 연구에 따르면 CFI는 다른 합치도 지수 보다 모수의 추정에 더 효율적이었다. 이에 덧붙여서, Bentler(1980)는 자유도와 사례수가 작은 조건에서 CFI를 관찰한 결과 어떠한 편향이 발견되지 않음을 보였다.

또한 RMSEA, CFI와 함께 가장 많이 보고되는 적합도²⁾ 지수로 TLI가 있다(홍세희, 2000). 영모형에 비해 연구자가 설정한 모형이 얼마나 자료를 잘 설명하고 있는지를 반영하는 합치도 지수를 상대적 합치도 지수라고 하는데, TLI는 CFI와 함께 대표적인 상대적 합치도 지수이다(홍세희, 2000). CFI와 TLI는 0

2) 합치도 지수와 적합도 지수는 혼용되어 사용되므로, 본 논문에는 두 가지 모두를 사용하였다.

에서 1의 범위를 가지는 것은 동일하지만 TLI는 1의 넘는 값을 가질 수도 있다. 두 상대적 적합도 지수는 1에 가까울수록 영모형에 비해 연구모형이 관찰된 자료를 상대적으로 잘 설명하고 있음을 나타내고, 0에 가까울수록 연구모형과 영모형의 차이가 없음으로 해석할 수 있다. CFI는 모형의 간명성을 고려하지 않는 반면에 TLI는 모형의 간명성을 고려한다.

즉, Kenny 등(2014)의 연구는 자유도가 작은 모형에서 RMSEA를 신뢰할 수 없다는 것을 보여주었지만, 자유도가 작은 모형에서 신뢰할 수 있는 합치도 지수에 대한 정보는 제공해 주지 못했다는 한계를 가진다. 모형 평가에서 신뢰할 수 있는 합치도 지수는 해당 지수의 값이 좋지 않게 나타난 이유가 모수 추정의 과정에서 설정된 가정이 만족하지 않기 때문인지, 잘못 설정된 모형때문인지 구별할 수 있어야 한다(Gerbing & Anderson, 1993). 그러나 Kenny 등(2014)는 합치도 지수의 수행을 올바른 조건에서만 관찰하였기 때문에, 모형이 잘못 설정된 조건에서 모형을 기각하는 검증력(power)은 관찰하지 않았다는 한계를 가지고 있었다. 따라서 본 연구에서는 올바르게 설정된 모형에서의 합치도 지수와 잘못 설정된 모형(mis-specified model)에서의 합치도 지수를 모두 관찰하였다. 구체적으로, 올바르게 설정된 조건에서 모형을 기각하는 합치도 지수의 1종 오류(Type I error)와 잘못 설정된 조건에서 모형을 기각하는 합치도 지수의 검증력(power)을 살펴보았다. 종합하면, 본 연구는 두 가지 상황에서 RMSEA, CFI, TLI 그리고 SRMR의 수행을 관찰하였다.

연구1에서는 올바르게 설정된 모형 조건에서 합치도 지수의 수행을 관찰하였다. 구체적으로, 선형일차 잠재성장모형으로 생성된 자료를 동일한 모형으로 분석하였다. 모집단과 분석모형이 일치하는 상황에서 기대되는 합치도 지수의 크기는 RMSEA와 SRMR은 0, CFI와 TLI는 1에 가까운 값이다. 연구1에서는 모형이 올바르게 설정된 상황에서 기대되는 합치도 지수와 자료를 사용하여 경험적으로 추정된 합치도 지수의 차이를 사용하여 합치도 지수의 1종 오류를 관찰

하였다.

연구2에서는 잘못 설정된 모형 조건에서 합치도 지수의 수행을 관찰하였다. 구체적으로, 선형이차 잠재성장모형(linear-quadratic LGCM)으로 생성된 자료를 선형일차 잠재성장모형으로 분석하였다. 그리고 모형이 잘못 설정된 정도에 따른 적합도 지수의 수행을 관찰하기 위하여 선형모형을 분석함으로써 무시되는 이차요인의 크기를 세 개의 조건으로 구분하는 방식을 사용하였다. 모형이 잘못 설정된 상황에서 기대되는 합치도 지수는 RMSEA와 SRMR은 1, CFI와 TLI는 0에 가까운 값이다. 연구2에서는 모형이 잘못 설정된 상황에서 기대되는 합치도 지수와 자료를 사용하여 경험적으로 추정된 합치도 지수의 차이를 사용하여 합치도 지수의 검증력을 관찰하였다.

연구는 구조방정식 모형을 분석하기 위한 프로그램들로 구성된 M-plus 6.0(Muthen & Muthen, 2015)을 사용하였다. M-plus는 연구자가 설정한 모형에 기초한 임의표본을 가상적으로 생성해주고, 시뮬레이션 표본들로부터 계산된 결과를 보고해 주는 몬테카를로 시뮬레이션 기능을 제공하고 있다(이현숙, 김수진, 전수현, 2010). 본 연구에서는 M-plus의 몬테카를로 시뮬레이션 기능을 이용하여 모집단을 생성하였다. 그리고 모형을 설정하여, 자료를 분석하고 할당된 각 조건에서 합치도 지수의 1종 오류와 검증력을 관찰하였다. 본 연구의 연구문제는 다음과 같다.

[연구1]

연구문제 1-1: 모형 자유도의 크기는 합치도 지수의 1종 오류에 영향을 미칠 것인가?

[연구2]

연구문제 2-1: 모형 오지정의 정도는 합치도 지수의 검증력에 영향을 미칠

것인가?

연구문제 2-2: 오지정 조건에서 자유도의 크기가 합치도 지수의 검증력에 영향을 미칠 것인가?

II. 이론적 배경

1. 구조방정식 모형

구조방정식 모형(Structure Equation Model: SEM)은 구성개념인 잠재변수를 포함하는 모형으로 구성개념(Constant)을 어떻게 측정하는지와 관련된 측정모형(measurement model)과 잠재변수들 간의 구조적 관계를 분석하는 구조모형(structural model)이 결합된 모형이다. 구성개념은 직접 관찰이 불가능한 개념을 조작적 정의를 통해 측정 가능한 상태로 만든 것을 말한다. 구조방정식 모형에서는 잠재변수(latent variable), 이론변수, 요인(factor)으로 명명되고 동그라미로 기호화 하여 표현된다. 잠재변수를 구성하는 측정변수(measurement variable)는 조작적 정의에 따라 측정된다. 관찰이 가능하다는 의미로 관찰변수(observed variable)로도 명명되고 구조방정식 모형에서 네모로 기호화 하여 표현된다. 측정변수와 잠재변수의 관계는 반영적(reflective)인 관계로 측정변수가 잠재변수를 반영하고 있다(김진호, 홍세희, 추병대, 2007). 잠재변수가 측정변수의 관찰점수에 의해 추정되지만 측정변수가 그러한 점수를 가지는 이유는 잠재변수 때문인 것을 유의해야 한다.

구조방정식 모형은 측정모형과 구조모형이 결합된 분석방법이다. 측정모형과 구조모형은 연구자의 가설을 바탕으로 설정된다(Little, 2013). 자료를 분석하기 이전에 모형을 설정한다는 점에서 선형적이라는 성격을 가진다. 선형적이란 확인적 성격을 말한다. 미리 설정된 모형을 관찰된 자료를 사용하여 확인하는 방식으로 검정이 이루어지기 때문이다. 그러나 관찰된 자료는 항상 현실을 반영하고 있으므로, 연구모형과 관찰된 자료가 일치하지 않는 경우에는 연구자의 가설에 의해 설정된 연구모형을 수정하여야 한다. 이때, 모형의 수정은 이론적 배경에 따라 이루어 져야 한다(Kline, 2010). 이러한 경우에 분석은 탐색적인

방법으로 변화된다.

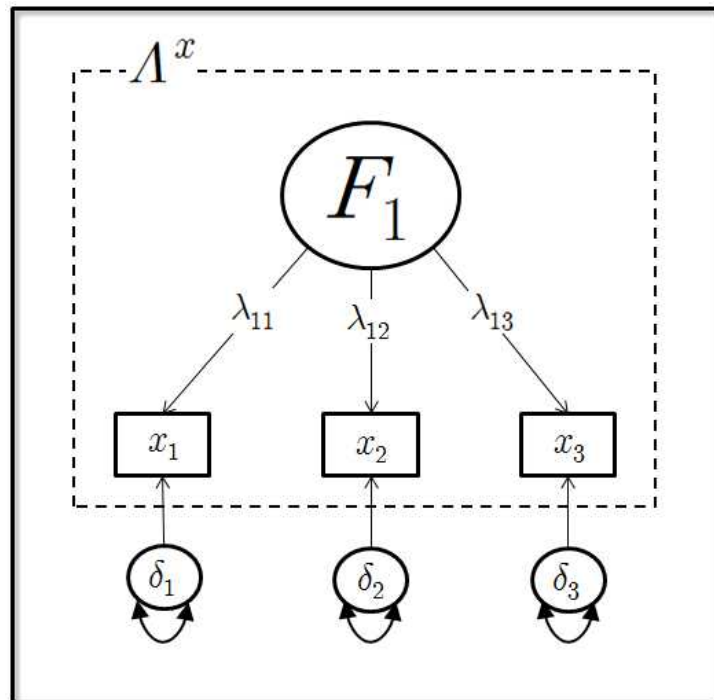
경로모형과 구조모형은 유사하지만 측정변수 대신 잠재변수를 사용한다는 차이점이 있다. 경로모형은 측정변수를 사용하여 변수들 간의 관계를 설정하고 검증하는 모형이고, 구조방정식 모형은 측정변수로 추정된 잠재변수들 간의 관계를 설정하고 검증하는 모형이다. 구조방정식 모형은 측정변수와 잠재변수를 구분하여 사용한다. 측정변수와 잠재변수를 구분하여 사용함으로써 측정의 오차를 통제할 수 있다. 경로모형은 이론적 개념을 측정하는 측정변수가 여러 개가 존재할 때 합산점수 또는 평균점수를 사용하여 한 개의 측정변수로 변환한다. 그리고 이러한 과정에서는 측정의 오차가 없다는 가정이 내재되어 있다. 반면에 구조방정식 모형에서는 여러 개의 관찰변수들에서 추출된 공통분산을 잠재변수로 사용하기 때문에 측정오차(measurement error)를 통제할 수 있다(김진호 등, 2007). 그리고 여러 개의 측정변수를 사용하여 얻은 관찰점수는 하나의 측정변수에서 얻은 점수보다 신뢰도와 타당도가 높고, 구성개념의 다양한 측면을 반영할 수 있다는 장점이 있다(이현숙 등, 2010).

<그림1>은 각 측정변수가 한 개의 요인을 측정하고 있고 오차들이 독립적이라고 가정한 일차원 측정(unidimensional measurement) 모형이다. 오차들의 독립성은 측정오차들 사이에 상관관계가 없으며, 측정변수들 사이에 관찰된 상관관계는 요인에 의해 설명된다는 것을 의미한다(이현숙 등, 2010). 측정변수들 간의 이러한 관계를 지역독립성이라고 하는데, 요인의 효과를 통제하였을 때 측정변수들 사이의 관계가 독립적이라는 것이다.

구조방정식 모형에서 측정모형은 측정변수와 요인의 관계를 가정하고 이를 검증한다는 의미로 요인분석 중에서도 확인적 요인분석(Confirmatory Factor Analysis: CFA)과 동일하다. 확인적 요인분석은 측정변수와 요인의 관계를 확인하는 것으로 요인간의 구조적 관계는 관심의 대상이 아니다. 그러므로 두 요인 간에 존재하는 상관관계 이상에 대해서는 분석하지 않는다. 두 요인 간의

관계를 공분산(양쪽 화살표)으로 간주한다(이현숙 등, 2010). 확인적 요인분석에서 연구자의 주요 관심은 요인 부하량과 오차분산 등이다.

<그림1>을 방정식으로 정리하면 식(2.1)과 같다. 식(2.1)은 잠재변수와 측정 변수들 간의 선형적인 관련성을 나타낸다.



<그림 1> 측정모형

x 는 측정변수, F_1 는 잠재변수(요인), λ 는 측정변수가 요인에 기여하는 정도인 요인 부하량(factor loading) 그리고 δ 는 측정오차를 의미한다. 잠재변수와 측정 오차는 서로 독립이다(이순목, 김한조, 2011).

$$\begin{aligned}
x_1 &= \lambda_{11}F_1 + \delta_1 \\
x_2 &= \lambda_{12}F_1 + \delta_2 \\
x_3 &= \lambda_{13}F_1 + \delta_3
\end{aligned}
\tag{2.1}$$

그리고 식(2.1)을 행렬식으로 표현하면 식(2.2)와 같다.

$$\mathbf{x} = \mathbf{\Lambda}^x \mathbf{F}_1 + \boldsymbol{\delta}
\tag{2.2}$$

벡터 \mathbf{x} 는 $p \times 1$ 의 형태로 측정변수를 나타낸다. 이는 요인계수(Factor loading) 또는 가중치(Weight)라고 불리는 $\mathbf{\Lambda}^x$ 와 잠재변수 또는 요인이라고 불리는 \mathbf{F}_1 의 곱과 측정오차 $\boldsymbol{\delta}$ 의 합으로 구성된다. 구체적인 형태는 벡터 $\mathbf{\Lambda}^x$ 는 $p \times 1$, 벡터 \mathbf{F}_1 는 $m \times 1$, 벡터 $\boldsymbol{\delta}$ 은 $p \times 1$ 이다. p 는 측정변수의 수를 의미하고, m 은 요인의 수를 의미한다.

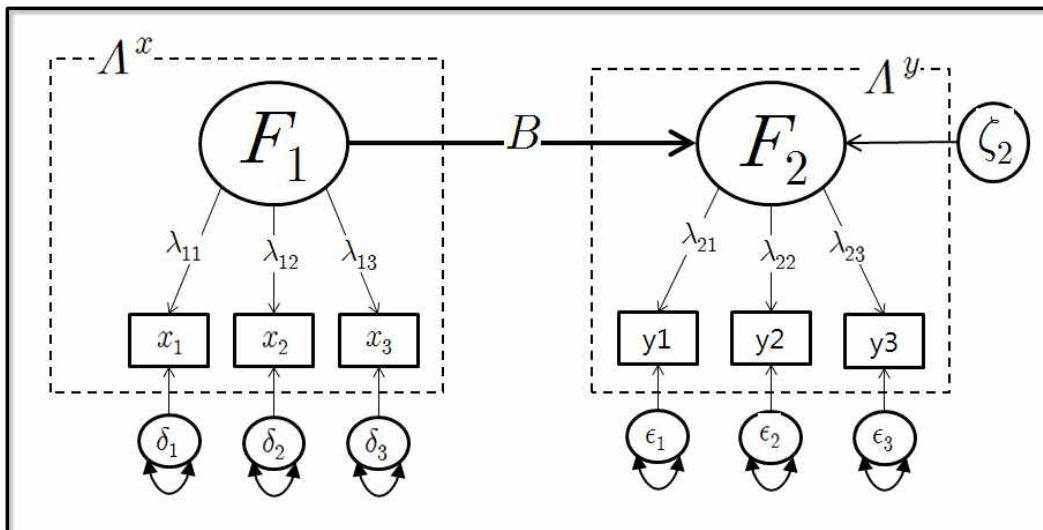
그리고 식(2.2)를 사용하여 식(2.3)과 같이 측정모형의 공분산 행렬을 추정할 수 있다.

$$\hat{\boldsymbol{\Sigma}} = \mathbf{\Lambda}^x \boldsymbol{\Phi} \mathbf{\Lambda}^{x'} + \boldsymbol{\Psi}
\tag{2.3}$$

$\hat{\boldsymbol{\Sigma}}$ 는 추정된 공분산 행렬을 의미한다. 이는 가중치 행렬 $\mathbf{\Lambda}^x$ 과 요인 상관행렬 $\boldsymbol{\Phi}$ 그리고 가중치 행렬의 역행렬 $\mathbf{\Lambda}^{x'}$ 의 곱과 측정변수 잔차들 간의 공분산행렬 $\boldsymbol{\Psi}$ 의

합으로 추정할 수 있다. 요인 상관행렬 Φ 는 $m \times m$ 의 형태이며, 측정변수 잔차들 간의 공분산 행렬 Ψ 은 $p \times p$ 의 형태이다.

<그림1>의 측정모형은 측정변수들 간에 존재하는 상관에서 공통적인 부분이 요인으로 추출되면, 이후에 측정변수들 끼리 상관이 존재하지 않을 것이라고 가정하고 있다. 따라서 측정변수들에서 공통된 부분이 요인으로 추출되고 남은 나머지 부분을 잔차(residual)라고 하며, 잔차들 끼리의 상관이 0임을 가정하는 것을 지역독립성가정(Local independent)이라고 한다.



<그림 2> 구조방정식 모형

측정모형과 구조모형을 모두 포함하는 구조방정식 모형을 <그림2>에 제시하였다. 외생변수와 내생변수의 관점에서 외생변수 F_1 에 의해 설명되는 내생변수는 F_2 이다. 외생변수는 모형 내에서 설명이 되지 않는 변수이고, 다른 변수들의 원인이 되는 변수이다. 내생변수는 모형 내에서 다른 변수에 의해 설명을 받는

변수이다. 따라서 외생변수에 의해 설명이 되지 않는 부분인 설명오차 ζ_2 가 항상 존재한다. <그림2>를 식으로 나타내면 측정모형 F_1 의 식(2.1)과 측정모형 F_2 의 식(2.3) 그리고 구조모형의 식(2.4)로 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} y_1 &= \lambda_{21}F_2 + \epsilon_1 \\ y_2 &= \lambda_{22}F_2 + \epsilon_2 \\ y_3 &= \lambda_{23}F_2 + \epsilon_3 \end{aligned} \quad \text{식(2.4)}$$

$$\begin{aligned} F_1 &= \zeta_1 \\ F_2 &= BF_1 + \zeta_2 \end{aligned} \quad \text{식(2.5)}$$

식(2.4)에서 B 는 요인 간 경로계수이고, ζ 는 설명오차 이다. 요인에 의해 설명되고 남은 부분이 설명오차이므로 요인과 설명오차는 항상 독립이다(이순목, 김한조, 2011). 그런데 F_1 는 외생변수이므로 F_1 을 설명하는 예측변수는 모형 내에 존재하지 않는다. 그러므로 외생변수 F_1 이 잔차에 포함되어 있기 때문에 외생변수 F_1 와 설명오차 ζ_1 가 동일해 지는 것이다(이순목, 김한조, 2011). 식(2.5)을 행렬로 나타내면 식(2.6)와 같다.

$$y = \Lambda^y F_2 + \epsilon \quad \text{식(2.6)}$$

벡터 y 는 $p \times 1$ 의 형태로 측정변수를 나타낸다. 이는 요인계수(Factor loading) 또는 가중치(Weight)라고 불리는 Λ^y 와 잠재변수 또는 요인이라고 불리는 F_2 의 곱과 측정오차 ϵ 의 합으로 구성된다. 구체적인 형태는 벡터 Λ^y 는 $p \times 1$, 벡터 F_2 는 $m \times 1$, 벡터 ϵ 은 $p \times 1$ 이다. p 는 측정변수의 수를 의미하고, m 은 요인의 수를 의미한다.

그리고 공분산 행렬을 식(2.7)과 같이 추정할 수 있다.

$$\hat{\Sigma} = \Lambda^y \Psi \Lambda^{y'} + \Theta \quad \text{식(2.7)}$$

$\hat{\Sigma}$ 는 추정된 공분산 행렬은 가중치 행렬 Λ^y 과 요인 상관행렬 Ψ 그리고 가중치 행렬의 역행렬 $\Lambda^{y'}$ 의 곱과 측정변수 잔차들 간의 공분산행렬 Ψ 의 합으로 추정할 수 있다. 요인 상관행렬 Φ 는 $m \times m$ 의 형태이며, 측정변수 잔차들 간의 공분산행렬 Ψ 은 $p \times p$ 의 형태이다.

마지막으로 구조모형을 행렬로 나타내면 식(2.8)과 같다.

$$F_2 = AF_2 + BF_1 + \zeta \quad \text{식(2.8)}$$

식(2.8)은 행렬 A $p \times p$ 의 형태로 내생변수 간의 효과이고, 행렬 B 는 $p \times p$ 의 형태로 외생변수가 내생변수에 미치는 영향이다. 벡터 ζ 는 $p \times p$ 의 형태로 설명오차를 의미한다.

1) 모수 추정

구조방정식 모형에서 모수의 추정을 위해 가장 널리 사용되는 방법은 최대가능성 추정법(maximum likelihood estimate: MLE)이다(이현숙 등, 2010). 최대가능성 추정법은 모형의 재생산된 공분산 행렬과 관찰된 자료의 공분산 행렬의 차이를 최소화함으로써 관찰된 자료가 전집을 대표하고 있을 가능성을 최대화 시키는 추정방법이다. 차이함수(Discrepancy Function: F)는 모형의 재생산된 공분산 행렬과 관찰된 공분산 행렬을 차이를 의미하는데, 최대가능성 추정법은 차이함수가 가장 작은 모수를 추정한다(Sugawara & MacCallum, 1993). 최대우도 추정법을 사용하면 척도독립성(scale free)과 척도불변성(scale invariant)의 속성을 가지게 된다(Kline, 2010). 척도독립성을 가짐으로써 추정된 모수는 척도에 영향을 받지 않는다. 척도가 달라지더라도 추정된 모수는 변하지 않는다. 그리고 척도불변성을 가짐으로써 추정된 모수는 참가자 집단의 속성에 영향을 받지 않는다. 속성이 서로 다른 집단에서 추정된 모수라 하더라도 모수는 집단의 속성에 영향을 받지 않기 때문에 동등하게 비교가 가능하다.

최대가능성 추정법은 관찰된 자료에 결측치가 없다는 비현실적인 가정을 한다(Jamshidian & Bentler, 1999). 그리고 만일 자료에 결측치가 포함되어 있다면 가용사례이용법 또는 단순 대치(single imputation)법을 사용하여 결측치를 대체한다(Wothke, 2000). 이러한 방법을 사용하는 기저에는 결측치가 발생한 패턴이 완전임의결측(MCAR: missing completely at random)이라는 가정이 존재한다. 완전임의결측은 어떤 변수에서 결측치의 발생 여부가 다른 변수와 전혀 관련이 없다는 가정이다. 이러한 경우 자료에서 발생한 손실이 무시할 수 있는 성격이라 여기고 결측치를 포함하지 않는 자료만 분석하거나 결측치를 다른 값으로 대체하는 방법을 사용한다(Little, 2013).

가용사례 이용법으로는 사례별(Listwise)제거법, 쌍별(Pairwise)제거법이 있다. 사례별 제거법과 쌍별 제거법은 결측치를 다루는 전통적인 방법이다. 쌍별 제거법이란 자료의 상관분석이 불가능한 경우에만 결측치로 보고 제거하는 방법이다. 이와 반대로 사례별 제거법은 만일 어떤 참가자의 설문지에 한 문항이라도 응답에 결측이 있으면 그 참가자의 자료를 분석에서 제외하는 방법이다. 같은 상황에서 쌍별 제거법을 사용하면 결측이 있는 한 개의 문항과 다른 문항이 짝지어 분석되는 상관분석이 불가능할 경우에만 분석에서 제외된다. 단순대치법으로는 평균 대체법 등이 있는데 관찰된 자료의 평균값으로 결측값을 대체하는 방법이다.

관찰된 자료에 결측치가 존재하지 않는다는 비현실적인 가정을 하는 최대우도 추정법 보다 더 안정적인 추정치를 제공해 주는 방법으로 완전정보 최대 가능성 추정법(full information maximum likelihood: FIML)이 있다. 완전정보 최대 가능성 추정법은 결측치가 있음을 인정하는 방법이다. 최근 구조방정식 모형에서 결측치가 포함된 자료를 다루는 방법으로 추천되는 방법이다(Cheung, 2007). 완전정보 최대 가능성 추정법은 결측치를 고려하여 모수를 추정하는 방법이다(Little, 2013). 완전정보 최대 가능성 추정법은 결측치에 대해 임의결측(missing at random: MAR)을 가정한다. 결측의 발생이 관찰된 자료와 관련이 있지만 결측값과는 상관이 없다는 가정이다. 완전정보 최대 가능성 추정법은 관찰된 자료에서 결측에 대한 정보를 얻을 수 있다(Enders & Bandalos, 2001).

2) 모형 평가

측정변수와 잠재변수와의 관계를 나타내는 행렬 Λ^* 는 측정변수들 간의 공분산 행렬을 의미한다. 공분산은 범위에 제한이 없기 때문에 표준화되지 않은 상

관으로도 불리는데 상관 보다 더 많은 정보를 제공해 준다. 공분산은 변수들 간의 관련성과 분산의 크기를 반영해 주는 지표이다. 구조방정식 모형은 공분산구조 분석이라고도 불린다. 공분산구조란 측정변수들 사이의 공분산을 설명하는 관계구조이다. 주로 공분산구조가 분석이 되지만 구조방정식 모형에서 평균구조도 분석이 가능하다. 측정된 변수들의 대푯값인 평균을 설명하는 것이 평균구조이다. 그러나 평균구조의 추정은 공분산구조의 추정을 전제로 하기 때문에 구조방정식 모형의 기본이 되는 통계치는 공분산이라 할 수 있다(이현숙 등, 2010; 이순목, 김한조, 2011).

(1) chi-square 검증

구조방정식 모형이 등장한 1970년대에는 모형의 합치도를 평가할 수 있는 유일한 방법이 χ^2 검정이었다(Kenny, Kaniskan & McCoach, 2014). χ^2 통계치는 모형이 자료를 잘 설명하지 못하고 있는 정도를 나타내며(Hu & Bentler, 1988), χ^2 분포는 자유도에 따라 분포가 달라지며, 자유도가 증가할수록 정규분포를 따른다. 이러한 분포를 가족분포(Family distribution)라고 한다(성태제, 2011).

χ^2 검정은 다음과 같은 문제를 가지고 있다. 첫째, 모형의 합치도를 검증하기 위한 χ^2 검정은 모집단의 공분산행렬과 관찰된 공분산행렬이 동일하다는 영가설을 검증한다(Hu & Bentler, 1998). 다시 말해서, 연구자에 의해 재생산된 공분산행렬에서 관찰된 공분산행렬을 뺀 값은 0이라는 영가설을 설정하고, 두 공분산행렬의 차이를 비교한다. 이러한 접근을 exact fit approach라고 하는데, 현실적으로 매우 엄격한 가정이다(이기종, 2012; 이현숙 등, 2010; Browne & Cudeck, 1993; Hu & Bentler, 1998). 그 이유는 현상을 간명하게 요약하여 나타내는 것이 모형이기 때문에 항상 자료와 어느 정도의 차이(mis-fit)가 존재하기 때문이다(Browne & Cudeck, 1993; Meehl, 1986). 둘째, χ^2 검정은 표본의 크기에 영향을 받는다(Browne & Cudeck, 1993; Hu & Bentler, 1998). 표본의 크기가 큰

경우에는 관찰된 공분산과 모형에 의해 재생산된 공분산의 작은 차이에도 모형이 기각되고, 표본의 크기가 작은 경우에는 관찰된 공분산과 재생산된 공분산의 큰 차이에도 모형을 기각하지 못한다(Gerbing & Anderson, 1992). χ^2 검정이 사례수에 영향을 받는 이유는 카이스퀘어 값이 $(N-1)F$ 로 계산되기 때문이다. F는 차이 함수이며, N은 사례수이다. 즉, 사례수가 클수록 카이스퀘어 값은 큰 크기를 가지게 되고, 반대로 사례수가 작은 경우에는 작은 값을 가지게 된다. 이러한 사실이 밝혀짐에 따라 연구자들은 χ^2 검정의 적합한 표본의 크기를 찾기 위하여 거의 모든 모형을 대상으로 연구를 진행하였지만 실패하였고, 이러한 이유로 1980년대 초 χ^2 검정을 대신하는 합치도 지수를 찾는 연구가 진행되기 시작하였다(Gerbing & Anderson, 1992). 이후에 χ^2 검정을 대신하는 다수의 합치도 지수들이 개발되었으나 여전히 χ^2 검정의 결과를 보고하는 이유는 새로운 합치도 지수들이 χ^2 분포에 기초하여 개발되었기 때문이다.

χ^2 분포는 연구자에 의해 재생산된 공분산행렬에서 관찰된 공분산행렬을 뺀 값은 0이라는 영가설을 설정하고, 검증하는 exact fit이다. exact fit은 비현실적으로 엄격한 가정으로, 연구자에 의해 재생산된 공분산행렬과 관찰된 공분산행렬의 차이가 매우 작은 경우에도 모형을 기각한다. Browne과 Cudeck(1993)은 exact fit 대신에 close fit을 사용할 것을 제안하였다

(2) RMSEA(Root Mean Square Error of Approximation)

Steiger와 Lind(1980)에 의해서 소개되었고, Browne과 Cudeck(1993)에 의해 RMSEA라고 명명된(Rigdon, 1996) 이 적합도 지수는 χ^2 검정과 달리 모집단과 연구모형이 완벽하게 일치할 것을 기대하지 않고, 관찰된 자료와 연구모형의 차이가 .05 보다 작거나 같다는 영가설을 검정한다(Close fit approach)(Browne & Cudeck, 1993).

RMSEA는 오차(error, e)라고도 표현되는데, 모집단(Population)과 연구모형(target model)간의 차이를 의미하는 불량도 지수(badness fit)이기 때문이다. 즉, RMSEA의 값이 작을수록 연구모형과 관찰된 자료가 일치한다는 의미이므로 연구모형이 관찰된 자료를 잘 설명하고 있다고 해석할 수 있다. 반대로 큰 RMSEA 값은 연구모형과 관찰된 자료의 차이가 매우 큰 것을 의미한다.

RMSEA는 표본의 크기(N)와 연구모형(target model)의 자유도(df)도 그리고 비중심 모수 람다(λ)에 의해 계산된다(Browne & Cudeck, 1993).

$$RMSEA = \sqrt{\frac{\lambda}{df(N-1)}} \quad \text{식(3.1)}$$

람다(λ)는 비중심 χ^2 분포를 따르며, $\chi^2 - df$ 로 계산된다. χ^2 가 자유도(df)보다 크면($\chi^2 > df$) 람다(λ)는 $\chi^2 - df$ 의 값을 가지고, χ^2 가 자유도(df)보다 작거나 같으면($\chi^2 \leq df$) 람다(λ)는 0이 된다. 람다(λ)는 음수가 될 수 없다.

$$\lambda = \max(\chi^2 - df, 0) \quad \text{식(3.2)}$$

람다(λ)가 0이 되면, RMSEA도 0이 된다. 다시 말해서, RMSEA가 0일 때는 두 가지 가능성을 고려하여야한다. 자유도(df)가 χ^2 보다 크거나 같을 가능성($\chi^2 \leq df$)과 모집단과 연구모형의 차이가 유의하지 않을 가능성이다.

RMSEA는 χ^2 검정과 달리 모집단과 연구모형이 완벽하게 일치할 것을 기대하지 않는다. RMSEA는 관찰된 자료와 연구모형의 차이가 .05 보다 작거나 같다는 영가설을 검정한다(Close fit approach)(Browne & Cudeck, 1993). 이러한 접근

을 close fit approach라고 하며, exact fit으로 영가설을 평가하는 것 보다 더 현실적이다(Browne & Cudeck, 1993). 가장 널리 사용되는 기준은 Browne과 Cudeck(1993)이 제안한 것으로 RMSEA가 .05 이하이면 매우 좋은(close), .08 이하이면 괜찮은(reasonable), .1 이하이면 보통(mediocre), .1을 초과 하면 좋지 않은(unacceptable) 모형이다. 이외에도 Hu와 Bentler(1999)는 .06 이하가 적합(adequately)하다고 제안하였고, MacCallum, Browne, Sugawara(1996)은 0.01 이하이면 훌륭한(excellent), .05 이하이면 좋은(good), .08 이하이면 보통(mediocre)이라는 기준을 제시하였다.

RMSEA의 또 다른 명칭은 간명성 조정지수이다. 모형의 간명성을 고려하는 적합도 지수라는 의미이다. 모형의 합치도 지수는 대부분 모형에서 추정해야 하는 모수가 증가할 때 개선된다. 즉, 모형이 복잡해질수록 모형과 현실과의 차이가 감소하여 모형의 적합도 지수가 개선된다. 그러나 모형은 현상을 명확하게 기술하고, 현실적으로 간명(parsimony)해야 한다(Browne & Cudeck, 1993; Little, 2013). 이러한 점을 고려하여 RMSEA는 복잡하기 때문에 설명력이 높은 모형보다 설명력과 간명성을 동시에 고려하는 모형에서 더 작은 값을 나타낸다.

RMSEA는 모형 간명성을 고려하기 위하여 자유도를 사용한다. 모형에서 자유도(df)는 정보의 수와 추정해야 하는 모수의 차이로 계산된다. 그러므로 모형에서 추정해야 하는 모수가 증가하면 자유도는 감소한다(Rigdon, 1996). 즉, 모형이 복잡해질수록 자유도는 감소하고, 모형이 간명해질수록 자유도는 증가한다. RMSEA는 식(3.1)에서 볼 수 있듯이 분자를 자유도로 나누어 줌으로써 간명성을 조정해 준다(Rigdon, 1996). 따라서 간명성 지수는 복잡한 모형에 패널티를 주기 때문에 모형의 합치도를 개선하기 위해 임의로 새로운 변수를 추가하는 시도는 오히려 더 나쁜 합치도 지수를 얻는 결과를 초래하게 된다.

간명성을 고려하기 위해 분자를 자유도로 나누어 주는 방법을 사용하였는데, 이러한 방법으로 인해 야기된 RMSEA의 문제는 다음과 같다. 연구모형(target

model)의 자유도와 사례수가 작은 경우에 즉, 추정해야 하는 모수가 많은 복잡한 모형에서 RMSEA는 과대추정 되는 경향을 보인다(Hu & Bentler, 1998; Kenny et al, 2014). 식(3.1)에서 사례수(또는 자유도)가 큰 경우에는 사례수(또는 자유도)로 나누어 준 값이 0에 근접하게 되어 RMSEA 전체에 기여하는 바가 작아진다(Rigdon, 1996). 반대로 사례수(또는 자유도)가 작은 경우에는 사례수(또는 자유도)로 나누어 준 값이 커져 RMSEA 전체에 기여하는 바가 커지므로 과대추정의 문제가 발생한다(Rigdon, 1996).

RMSEA의 다른 장점은 점 추정치에 뿐 아니라 점 추정치에 대한 90%신뢰구간을 제공해 준다는 것이다(Browne & Cudeck, 1993). 신뢰구간은 추정된 점 추정의 신뢰성에 대한 정보이다. 90% 신뢰구간의 하한값이 .05 보다 작게 추정되면 영가설을 기각하지 않는다(Browne & Cudeck, 1993). 반면에 90% 신뢰구간의 상한값이 .10 보다 크게 추정되면 연구자가 설정한 모형과 모집단이 유사하다는 영가설을 기각한다.

(3) CFI(Comparative Fit Index)

Bentler와 Bonett(1980)에 의해 개발되고 Bentler(1990)에 의해 재 정의된 CFI는 RMSEA와 함께 모형의 평가에서 자주 사용되는 합치도 지수이다(Ridon, 1996). 영모형(Null Model)의 공분산 행렬과 관찰된 자료의 공분산 행렬의 차이(F_n)에 비해 연구모형(target model)에 의해 재생산된 공분산 행렬과 관찰된 자료의 공분산 행렬의 차이(F_t)가 개선된 정도를 의미한다고 해서 증분합치도 지수(Incremental fit measure)로 분류되는 이 합치도 지수에 대한 Bentler와 Bonett(1980)의 정의는 다음과 같다.

$$CFI = \frac{F_n - F_t}{F_n} \quad \text{식(4.1)}$$

F_n 는 영모형과 관찰된 자료의 차이이고, F_t 는 연구모형과 관찰된 자료의 차이이다. 만일 연구모형과 관찰된 자료가 완벽히 일치하면 F_t 는 0이 되고 분자와 분모가 동일하므로, CFI는 1이 된다. 반대로 영모형과 관찰된 자료가 완벽히 일치하면 F_n 은 0이 되고 분자가 0인 CFI는 0이 된다. 따라서 CFI는 0에서 1의 범위를 가진다. CFI가 1에 가까울수록 연구모형이 관찰된 자료를 잘 설명하고 있다고 해석할 수 있다.

식에서 CFI를 비중심 모수 λ 로 표현하면 다음과 같다.³⁾

$$CFI = \frac{F_n - F_t}{F_n} = 1 - \frac{\lambda_t}{\lambda_n} \quad \text{식(4.2)}$$

식(4.2)에서 연구모형의 비중심 모수 λ_t 는 RMSEA의 비중심모수와 마찬가지로 $\chi_t^2 - df_t$ 이다. 그리고 $\chi_t^2 \geq df_t$ 이면 λ_t 은 0을 가진다. 방정식으로 표현하면 다음과 같다.

3) 아래첨자 t는 연구모델(target model), 아래첨자 n은 영모델(null model)을 의미한다.

$$\lambda_t = \max(\chi_t^2 - df_t, 0) \quad \text{식(4.3)}$$

따라서 λ_n 도 음수가 될 수 없다. 마찬가지로 영모형의 비중심모수 λ_n 도 $\chi_n^2 - df_n$ 이며, $\chi_n^2 \geq df_n$ 이면 λ_n 는 0을 가진다. 방정식으로 표현하면 다음과 같다. 비중심모수 λ 는 음수가 될 수 없고 CFI도 음수가 될 수 없다.

$$\lambda_n = \max(\chi_n^2 - df_n, 0) \quad \text{식(4.4)}$$

CFI와 동일한 것으로 오해되고 있는 적합도 지수로 RNI(Relative Noncentrality Index(McDonald & Marsh, 1990)가 있다. 두 적합도 지수는 대부분의 조건에서 동일하지만 RNI는 조건에 따라 1 보다 큰 값을 가질 수 있지만 CFI는 1 보다 큰 값을 가질 수 없다(Goffin, 1993). Goffin(1993)의 CFI와 NFI를 비교한 연구결과 RNI 보다 CFI가 모수의 추정에 더 효율적이었으며, NFI는 모형을 비교할 때 더 적합한 수행을 보였다. Bentler(1990)의 연구에서도 CFI와 RNI를 구분하여 관찰하였다.

자유도와 사례수가 작은 조건에서 과대 추정되는 RMSEA와 달리 CFI는 사례수의 영향을 받지 않고(Bentler, 1990), 자유도와 사례수가 작은 조건에서 과대 추정되는 등의 오류를 보이지 않는다(Hu & Bentler, 1998). 잘못 설정된 모형에서도 거의 오류가 없다(Bentler, 1990). CFI가 .90 이상이면 받아들일 만한 값이라고 Bentler와 Bonett(1980)은 제안하였다.

(4) TLI(Tucker and Lewis Index)

CFI와 함께 증분합치도 지수(Incremental fit measure)로 분류 되는 TLI는 Bentler와 Bonett(1980)에 의해 확장되어 NNFI(Non-Normed fit index)라고도 불리지만, 그 전에 이미 Tucker와 Lewis(1973)에 의해 개발되어졌다. Tucker와 Lewis(1973)의 정의는 다음과 같다.

$$TLI = \frac{\frac{F_n}{df_n} - \frac{F_t}{df_t}}{\frac{F_n}{df_n} - \frac{1}{N-1}} \quad \text{식(5.1)}$$

TLI는 원래 카이제곱 분포를 사용하여 개발되었으나 비중심모수 λ 로 변환하여 표현하면 다음과 같다.

$$TLI = \frac{\frac{F_n}{df_n} - \frac{F_t}{df_t}}{\frac{F_n}{df_n} - \frac{1}{N-1}} = \frac{\frac{\lambda_n}{df_n} - \frac{\lambda_t}{df_t}}{\frac{\lambda_n}{df_n} - 1} \quad \text{식(5.2)}$$

CFI와 마찬가지로 비중심모수 λ 는 음수가 될 수 없다.

$$\lambda_t = \max(\chi_t^2 - df_t, 0) \quad \text{식(5.3)}$$

$$\lambda_n = \max(\chi_n^2 - df_n, 0) \quad \text{식(5.4)}$$

이론적으로, 올바른 모형(correct model)의 χ_t^2/df_t 의 기댓값(Expected value)은 1이다(Sugawara & MacCallum, 1993). 따라서 연구모형이 관찰된 자료와 일치할 때 $E(\chi_t^2/df_t)$ 은 1이고 TLI는 1이 된다. 그러므로 TLI는 0에서 1의 범위를 가진다. 1에 가까울수록 연구모형이 관찰된 자료를 잘 설명하고 있다고 해석할 수 있다. 그러나 과적합(over fitting)모델의 경우에는 1보다 큰 값을 가질 수 있다(Sugawara & MacCallum, 1993). TLI가 .90 이상이면 받아들일 만 한 값이라고 Bentler와 Bonett(1980)은 제안하였다.

CFI와 함께 TLI는 사례수가 작은 경우에 추천되는 방법이다(Anderson & Gerbing, 1984; Hu & Bentler, 1998). TLI는 사례수의 영향을 받지 않고 독립적이기 때문이다(Marsh & Balla, 1986). 같은 증분적합도 지수인 CFI와 차이점은 TLI는 복잡한 모형을 수정하도록 하는 간명성을 고려한다는 점이다(McDonald & Marsh, 1990).

(5) SRMR(Standard Root Mean Square Residual)

SRMR은 관찰된 공분산 행렬과 재생산된 공분산 행렬의 차이인 잔차공분산 행렬에 근거한 합치도 지수이다(이현숙 등, 2010). SRMR은 상관을 기초로 하

여 계산되는 RMR을 표준화 시킨 적합도 지수이다. RMR(root mean square residual)은 자료의 상관행렬과 모형에서 재생산된 상관행렬의 차이로 계산된다. 0인 경우에 모형이 자료를 잘 설명하고 있다고 해석할 수 있으며, 값이 클수록 자료가 모형을 잘 설명하지 못하고 있음을 나타낸다. RMR은 상관을 사용하기 때문에 변수의 척도에 따라 값의 범위가 달라지는 문제가 발생하였다. 변수의 척도에 따라 값의 범위가 달라지면 어떤 기준으로 RMR을 해석해야 하는지 문제가 발생한다. 이러한 문제를 해결 위하여 RMR을 표준화시킨 것이 SRMR이다. 표준화된 RMR은 0에서 1의 범위를 가진다. 그리고 0일 때 완벽한 적합도(perfect fit)을 의미하며, 일반적으로 .08이하인 경우에 좋은 적합도로 간주 된다(Hu & Bentler, 1999).

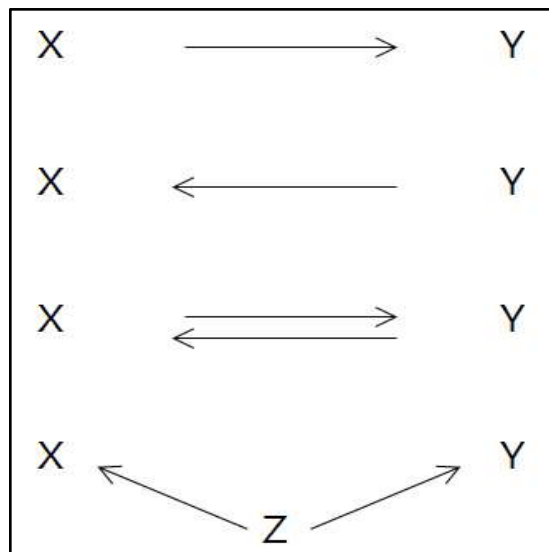
2. 횡단자료 분석

구조방정식 모형은 잠재변수들 간의 인과관계를 검증할 수 있다는 장점을 가진다(이희연, 노승철, 2012). 그러나 구조방정식 모형을 사용하여 잠재변수들간에 인과관계를 설정하고 검증하였다는 것만으로는 부족하다. 구조방정식 모형을 사용하고, 다음과 같은 조건들이 충족 될 때, 변수들 간의 인과관계를 검증할 수 있다. 첫째, 원인이 되는 사건과 결과 사이에 상관성이 존재해야 한다. 둘째, 원인이 되는 사건이 결과가 되는 사건에 선행해야 한다. 셋째, 원인이 되는 사건 이외에 결과가 되는 사건에 영향을 미치는 다른 사건을 통제된 상태에서 인과관계가 존재하여야 한다. 이와 같이 독립변수가 종속변수에 영향을 미치는 경로를 검증하는 것만으로는 독립변수가 종속변수에 시간적으로 선행한다고 주장하기에는 근거가 부족하다. 더하여, <그림3>에서 네 번째 상황과 같이 제 3의 변수(z)를 통제하였더라도 인과관계를 주장하기 어렵다. 그 이유는 독립변수와 종속변수가 서로 영향을 미치고 있을 가능성과 종속변수가 독립변수에 영향을 미치고 있을 가능성이 여전히 존재하기 때문이다.

종합하면 횡단자료를 사용하여 인과관계를 도출하고자 하는 것은 다음과 같은 한계점을 가진다(Gollob & Reichardt, 1991). 첫째, 동일한 시점에서 측정된 변수로 시간적 우선성을 가정하는 것은 어렵다. 횡단자료는 하나의 시점에서 동시에 관찰된 자료이기 때문이다. 둘째, 변수 자기 자신의 효과를 통제할 수 없다. 예를 들어, 횡단자료를 사용하여 성적이 행복에 미치는 효과를 검증하고자 한다. 그러나 이 연구만으로 두 변수의 인과관계를 주장하기 부족한 이유는 과거의 행복수준이 현재의 행복수준에 영향을 미치고 있을 가능성이 여전히 남아있기 때문이다. 자기 자신의 효과란 시간(time)을 t 라고 할 때 $t-1$ 의 A변수의 상태가 t 의 A변수의 상태에 미치는 효과이다.

그러므로 횡단자료 만으로는 자기자신(autoregressive)의 효과를 검증하지 못

하기 때문에 같은 시점에서 측정된 성적이 행복수준에 미치는 효과와 과거시점에서 측정된 행복수준이 현재시점의 행복수준에 미치는 효과의 크기를 비교할 수도 없다. 셋째, 효과는 시간에 영향을 받는다. 하나의 변수가 다른 변수에 영향을 미치기 위해서는 시간을 필요로 한다. 그러나 횡단자료로는 시간에 따른 효과의 변화를 관찰할 수 없다. Gollob와 Reichardt(1991)는 횡단자료를 사용한 연구의 한계를 밝히면서 이에 대한 대안으로 잠재성장모형과 자기회귀교차지연모형과 같은 종단모형을 사용할 것을 제안하였다.



〈그림 3〉 독립변수(X)와 종속변수(Y): 관계의 유형

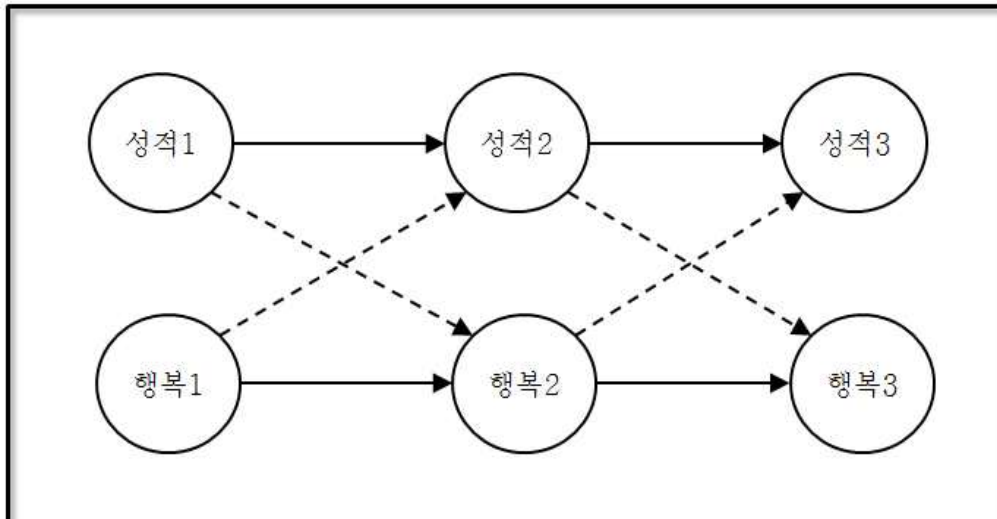
3. 종단자료 분석

자기회귀 교차지연 모형(autoregressive cross-lagged model)과 잠재성장모형(latent growth model)은 구조방정식 모형을 사용하여 종단자료를 분석하는 방법이다. 자기회귀 교차지연 모형은 변수들 간의 구조적 관계를 검증하기 위해 사용되고, 잠재성장모형은 변수의 시간에 따른 변화를 관찰하기 위해 사용된다.

1) 자기회귀 교차지연 모형

자기회귀(autoregressive)는 스스로(auto=self) 설명(regressive)한다는 뜻이다(Little, 2013). 자기회귀경로를 검증함으로써 이전 시점의 변수가 이후 시점의 변수에 미치는 효과를 통제할 수 있다. 구체적으로 <그림4>는 행복은 성적순인가 라는 연구문제를 검증하기 위해 설정된 연구모형이다. <그림4>에서 자기회귀경로는 실선으로 나타내었다. 자기회귀경로는 2차 시점에서 측정된 행복이 1차 시점에서 측정된 성적과 행복으로 설명이 가능한가를 검증하기 위한 경로이다. 두 개의 독립변수로 설명되는 한 개의 종속변수(예: 2차 행복)는 다른 한 독립변수(예: 1차 행복)의 상태를 통제한 상태에서 독립변수(예: 1차 성적)가 종속변수(예: 2차 행복)에 미치는 효과로 해석할 수 있다. 즉, 자기회귀경로를 설정하고 검증함으로써 Gollob와 Reichardt(1991)가 횡단자료의 한계로 언급한 독립변수의 효과를 통제한 상태에서의 자기 자신(autoregressive)효과와 자기 자신의 효과를 통제한 상태에서의 독립변수의 효과를 확인할 수 있다. <그림4>에 점선은 교차지연(cross-lagged)경로이다. 이전 시점의 변수가 이후 시점의 변수를 설명하는 시간적 선후 관계를 검증한다. 구체적으로 이전 시점의 독립변수(예: 1차 성적)가 이후 시점의 종속변수(예: 2차 행복)로 향하는 경로 뿐 아니라 이전 시점의 종속변수(예: 1차 행복)가 이후 시점의 독립변수(2차: 성적)로

향하는 경로를 모두 검증한다. 그리하여 검증하고자 하는 가설의 반대 방향인 행복이 성적에 영향을 미칠 것이라는 가설을 경험적으로 검증하여 기각할 수 있다.



<그림 4> 자기회귀 교차지연 모형

두 개의 변수가 세 개의 시점에서 측정된 자기회귀 교차지연 모형은 식(6.0)과 같이 나타낼 수 있다.

$$Y_t = a_{t-1}X_{t-1} + s_tM_{t-1} + \varepsilon \quad \text{식(6.0)}$$

t시점에서 변수Y는 이전 시점(t-1)의 변수X와 이전 시점(t-1)의 변수Y의 영향으로 설명할 수 있다. 즉, t시점에서 변수Y는 교차지연 효과와 자기회귀 효과로 추정할 수 있다.

2) 잠재성장모형

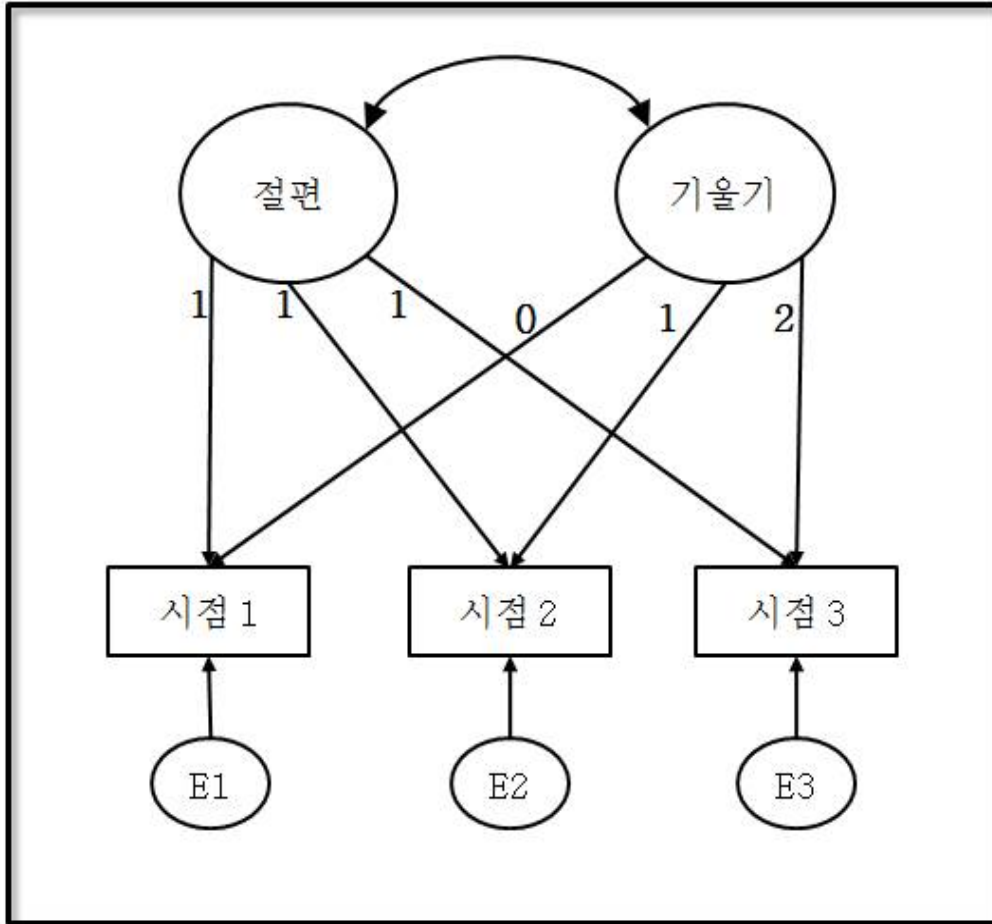
Meredith와 Tisak(1984, 1990)에 의해 소개된 잠재성장모형(Latent Growth Model: LGM)은 구조방정식 모형에서 종단자료를 분석하는 방법이다. 잠재성장 모형은 시간에 따른 인간의 행동변화를 분석하는 방법으로 최근 심리학, 교육학, 보건학 등 사회과학 전반에서 활발하게 사용되고 있다(송태민, 이주열, 안지영, 2010; 최수미, 김수현, 조영일, 2012; 권선중, 임숙희, 김영호, 2015, 민원홍, 이봉주, 2015; 이정민, 강수정, 이강이, 이순형, 2015, 이정민, 김세리, 이강이, 2015; 황성온, 황지온, 2015). 송태민 등(2010)은 보건학 분야에 잠재성장모형을 적용하였다. 잠재성장모형을 사용하여 성인 남성 흡연자의 3년간 니코틴 의존도의 변화를 관찰한 결과 니코틴 의존도의 시간에 따른 변화 형태에서 개인 간에 차이가 나타났다. 심리학 분야에 잠재성장모형을 적용한 사례로는 최수미 등(2012)의 연구가 있다. 잠재성장모형을 사용하여 청소년의 부모 애착과 심리내적 증상 사이에 정서조절의 매개효과를 관찰한 결과 초등학교 4학년부터 5년 동안의 부모애착은 시간에 따라 부모애착수준이 감소하는 형태를 보였으며 이러한 변화의 형태는 개인 간의 차이가 유의하였다.

이처럼 다양한 분야에서 잠재성장모형이 사용되고 있으며, 다양한 연구문제에 활용되고 있다. 잠재성장모형의 주요한 목적은 성장궤적의 절편과 기울기를 추정하고, 절편과 기울기에 영향을 미치는 변수를 밝히는 것이 일반적이다(김수영, 석혜은, 2015). 그러나 잠재성장모형은 변화의 형태 뿐 아니라 개인과 집단 간의 차이를 관찰하는 연구에도 활발히 사용되고 있다.

김도연과 양혜정(2014)은 청소년기에 나타나는 휴대폰 의존의 변화 형태를 잠재성장 모형을 사용하여 분석하였다. 구체적으로 청소년의 자존감의 수준에 따라, 거주 도시의 크기에 따라 집단을 구분하여 시간에 따른 휴대폰 의존도 변화에 차이가 나타나는지를 관찰하였다. 그리고 홍세희와 노연경(2013)은 초

등학교 4학년 남자청소년의 온라인 게임 이용시간의 변화 형태를 잠재성장모형으로 분석하였다. 구체적으로 관찰된 변화의 형태에 따라 집단을 구분하였다. 두 연구의 차이점은 김도연과 양혜정(2014)의 연구는 집단 간 차이를 야기할 것이라고 기대되는 변수를 먼저 설정하고, 집단을 구분하여 변화 형태를 관찰하는 순서로 분석이 진행되었다. 반면에 홍세희와 노언경(2013)의 연구에서는 변화 형태를 관찰 한 다음, 변화의 형태에 차이가 나타나도록 영향을 미친 변수를 밝혀내는 순서로 연구가 진행되었다. 잠재성장모형은 차이 연구에서도 연구문제에 따라 다양한 방식으로 활용이 가능하다.

잠재성장모형을 사용하기 위해서는 다음의 세 가지 조건을 만족하여야한다(Kline, 2010). 첫째, 종속변수가 최소한 세 시점에서 측정되어야 하며, 종속변수는 연속변수이어야 한다. 둘째, 종속변수는 매 시점마다 하나의 동일한 구성개념(construct)을 동일한 단위로 측정해야 한다. 셋째, 측정시점 사이에 동일한 간격(interval)이 요구되지는 않지만, 시간구조(time structure)를 가지는 자료이기 때문에 참가자들 간의 측정시점이 일치하여야 한다. 시간구조(time structure)를 가정하지 않는 자료는 위계적 선형모형(Hierarchical Linear Model: HLM)의 종단자료 분석인 다층성장 모형(Multilevel Growth Model: MLM)으로 분석할 수 있다. 다층성장 모형은 관찰시점을 시간변수로 활용하기 때문에 잠재성장모형에 비해 시간구조에 유연하다. 잠재성장모형은 시간에 따른 변화(growth)의 형태를 검증하기 위한 모형이다(Geiser, 2013; Mackinnon, 2008). 그러므로 변화의 형태가 어떤 함수형태(예: 선형, 이차 등)를 보이든지 설명이 가능하다(Geiser, 2013).



〈그림 5〉 잠재성장모형

잠재성장모형은 확인적 요인분석과 유사한 형태이지만 요인(Factor)과 측정변수(measurement variable)등이 의미하는 바에서 차이가 있다. 잠재성장모형에서 요인은 시간에 따른 변화를 나타낸다는 의미로 성장요인(growth factor)이라고 한다. 요인은 측정변수가 시간에 따라 나타내는 변화를 반영하고 있는데 잠재성장모형에서 측정변수는 서로 다른 시점에서 반복 측정된 변수이기 때문이다. 그러므로 측정변수의 개수는 반복측정된 횟수를 의미한다. 잠재성장 모형을 행렬로 나타내면 식(6.1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$y = \Lambda\eta + \epsilon \quad \text{식(6.1)}$$

수식(6.1)에서 y 는 반복 측정된 관찰변수의 $T \times 1$ 벡터이며, Λ 는 반복측정된 관찰변수와 잠재성장 요인(growth factor)간의 요인 부하량을 의미하며 형태는 $T \times m$ 행렬이다. 그리고 η 는 요인의 $m \times 1$ 벡터이며, ϵ 는 측정변수의 오차인 $T \times 1$ 벡터이다. 즉, 각 시점에서 반복 측정된 관찰변수 y 는 측정시점별 절편과 기울기 그리고 오차의 결합이다.

관찰변수와 잠재성장요인들 간의 요인

요인의 벡터 η 는 다시 요인의 평균과 편차로 나타낼 수 있다. 요인의 평균인 μ_η 는 $m \times 1$ 벡터 이다. 편차 ζ 도 $m \times 1$ 벡터 이다.

$$\eta = \mu_\eta + \zeta \quad \text{식(6.2)}$$

수식(6.1)의 η 에 수식(6.2)를 대입하면 수식(6.3)의 형태가 된다. 따라서 y 는 수식(6.4)와 같은 잠재성장모형의 재생산된 공분산 행렬(model implied variance) Σ 로 나타낼 수 있다.

$$y = \Lambda(\mu_\eta + \zeta) + \epsilon \quad \text{식(6.3)}$$

$$\Sigma = \Lambda\Psi\Lambda' + \Theta_\epsilon \quad \text{식(6.4)}$$

즉, 관찰된 자료의 공분산 행렬과 연구모형의 재생산된 공분산 행렬을 비교하는 구조방정식 모형의 가설에 등장하는 재생산된 공분산 행렬이 식(6.4)이다. 잠재성장 모형은 공분산구조 뿐 아니라 평균구조 까지 포함하고 있으므로, 일반적으로 공분산구조만을 가지고 있는 다른 구조방정식 모형들과 차이가 있다. 수식(6.4)의 Ψ 는 2×2 의 형태로 잠재성장모형의 요인인 절편과 기울기의 분산과 공분산 행렬이고, Θ_ϵ 는 $T \times 1$ 의 측정오차의 분산과 공분산 행렬이다. T 는 측정변수의 관찰된 횟수를 의미한다. 그리고 구조방정식 모형은 오차간의 상관이 0인 지역 독립성 가정을 하고 있으므로, 행렬 Θ_ϵ 은 대각선을 제외한 나머지 부분이 0인 대각행렬(diagonal matrix)이다.

잠재성장모형은 집단에서 개인의 위치와 개인수준의 변화 형태를 관찰할 수 있는데 그 방법을 수식으로 설명하면 다음과 같다. 개인의 요인 점수를 벡터로 표현한 수식(6.2)를 행렬로 풀어쓴 형태가 수식(6.5)이다.

$$\begin{bmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu_\alpha \\ \mu_\beta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \zeta_{\alpha i} \\ \zeta_{\beta i} \end{bmatrix} \quad \text{식(6.5)}$$

절편(intercept) 또는 초기치라고 불리는 α_i 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\alpha_i = \mu_\alpha + \zeta_{\alpha i} \quad \text{식(6.6)}$$

그리고 기울기(slope) 또는 변화율이라고 불리는 β_i 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\beta_i = \mu_\beta + \zeta_{\beta i} \quad \text{식(6.7)}$$

방정식에서 i 는 개인, μ 는 각 절편과 기울기의 평균을 나타낸다. ζ 는 평균점수와 개인(i)점수의 차이인 편차점수를 나타낸다. 수식(6.6)번과 (6.7)번의 방정식이 집단 내 개인의 차이를 나타내는 개인 간 모형(between subject model)이고, 다음의 방정식(6.8)은 시간에 따른 개인의 변화를 나타내는 개인 내 모형(within subject model)이다.

$$y_{it} = \alpha_i + \beta_i \chi_t + \varepsilon_{it} \quad \text{식(6.8)}$$

방정식에서 t 는 측정시점, χ 는 시간을 의미한다. 잠재변수의 평균과 분산으로 집단수준의 변화와 개인수준의 변화를 모두 관찰할 수 있다. 잠재변수의 평균은 고정효과(fixed effect)를 나타내며, 고정효과는 모집단의 평균을 의미한다. 그리고 잠재요인의 분산은 모형의 무선효과(random effect)를 나타내며 집단에서 개인차를 의미한다.

모집단은 연구자가 관심이 있는 집단이지만 현실적인 문제들로 전수조사가 불가능하므로, 표본을 사용하여 모집단의 특성을 추정하고자 한다. 추정하고자 하는 모집단의 특성들은 상수이며, 변화하지 않는다. 이러한 의미로 모집단의 평균을 고정효과라 한다. 그리고 모집단을 추정하기 위해 구성된 표본의 특성은 표집 방법 등에 따라 달라진다. 조건에 따라 변화한다는 의미로 확률변수라고도 하며 이러한 변수의 효과를 무선효과라고 한다.

Ⅲ. 연구 문제 및 가설

1. 연구1: 올바르게 설정된 모형에서 합치도 지수의 수행

[연구문제 1-1] 모형 자유도의 크기는 합치도 지수의 1종 오류에 영향을 미칠 것인가?

가설 1-1-1. 모형 자유도의 크기가 작을수록 RMSEA의 1종 오류는 증가할 것이다.

가설 1-1-2. 모형 자유도의 크기는 CFI의 1종 오류에 영향을 미치지 않을 것이다.

가설 1-1-3. 모형의 자유도의 크기는 TLI의 1종 오류에 영향을 미치지 않을 것이다.

가설 1-1-4. 모형 자유도의 크기는 SRMR의 1종 오류에 영향을 미치지 않을 것이다.

2. 연구2: 잘못된 설정된 모형에서 합치도 지수의 수행

[연구문제 2-1] 모형 오지정의 정도는 합치도 지수의 검증력에 영향을 미칠 것인가?

가설 2-1-1. 모형이 잘못 설정된 정도가 커질수록 RMSEA의 검증력이 증가할 것이다.

가설 2-1-2. 모형이 잘못 설정된 정도가 커질수록 CFI의 검증력이 증가할 것이다.

가설 2-1-3. 모형이 잘못 설정된 정도가 커질수록 TLI의 검증력이 증가할 것이다.

가설 2-1-4. 모형이 잘못 설정된 정도가 커질수록 SRMR의 검증력이 증가할 것이다.

[연구문제 2-2] 모형 오지정 조건에서 모형 자유도의 크기가 합치도 지수의 검증력에 영향을 미칠 것인가?

가설 2-2-1. 모형 오지정 조건에서 모형 자유도의 크기가 작을수록 RMSEA의 검증력은 증가할 것이다.

가설 2-2-2. 모형 오지정 조건에서 모형 자유도의 크기는 CFI의 검증력에 영향을 미치지 않을 것이다.

가설 2-2-3. 모형 오지정 조건에서 모형 자유도의 크기는 TLI의 검증력에 영향을 미치지 않을 것이다.

가설 2-2-4. 모형 오지정 조건에서 모형 자유도의 크기는 SRMR의 검증력에 영향을 미치지 않을 것이다.

IV. 연구 방법

1. 올바르게 설정된 모형(correctly specified model)

1) 자료 생성

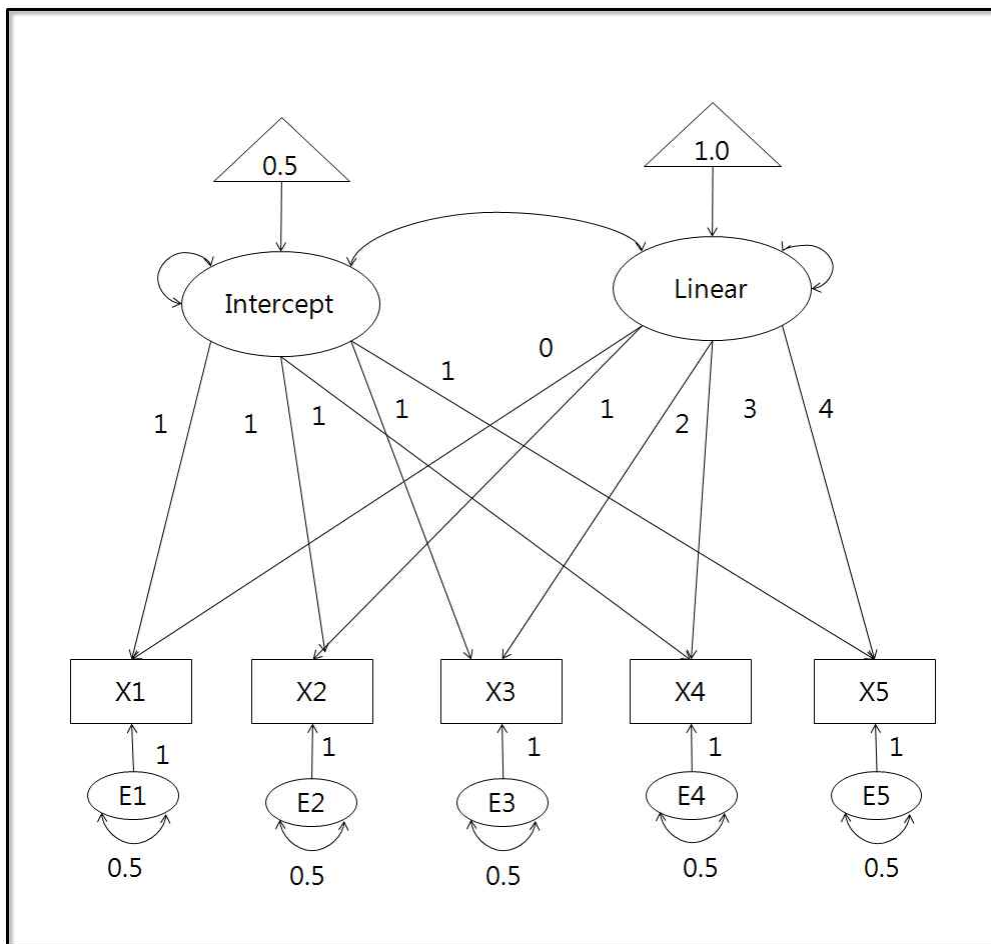
Mplus6의 몬테카를로 시뮬레이션(Monte Carlo Simulation) 기능을 사용하여 자료를 생성하였다. 몬테카를로 시뮬레이션은 본 연구의 목적과 같이 합치도 지수의 밝혀지지 않은 성질이나 유용성을 밝히기 위해 자주 사용되는 연구 방법이다(Gerbing & Anderson, 1992). 구체적으로 몬테카를로 시뮬레이션이란 실험의 한 형태로 연구의 목적에 맞게 통제된 환경을 설정하고 확률적 분포를 따르는 자료를 무선적(random)으로 생성(generate)하는 방법이다(Stephenson & Holbert, 2003).

연구1에서는 절편과 기울기를 요인으로 가지는 선형일차 잠재성장모형을 모집단으로 설정하였다. 모집단의 세부적인 조건은 50, 100, 200, 400, 600, 1000, 2000의 사례수와 1, 2, 3, 5, 10, 20, 50의 자유도를 가지는 $7(N) \times 7(df)$ 의 요인 설계(factorial design)를 바탕으로 자료를 생성하였다. 49개의 조건을 각 1,000번씩 반복하였으므로 모두 49,000개의 자료가 생성되었다.

자유도에 따른 모집단의 형태는 다음과 같다. 자유도1, 2, 3의 모형은 3개의 측정시점을 가지는 three-wave모형이고, 자유도 5의 모형은 4개의 측정시점을 가지는 four-wave모형이고, 자유도 10의 모형은 5개의 측정시점을 가지는 five-wave 모형이고, 자유도 20의 모형은 7개의 측정시점을 가지는 seven-wave모형이며, 마지막으로 자유도 50의 모형은 10개의 측정시점을 가지는 ten-wave모형이다. 절편(Intercept)의 요인부하량은 모든 측정시점에서 1로 고정하였으며, 선형기울기(Linear)의 요인부하량은 0에서부터 1씩 증가하도록 설정하였다. 모든 측정오차는

1로 고정하였으며, 측정오차의 분산도 0.5로 고정하였다.

예를 들어, five-wave모형을 그림으로 나타내면 <그림6>과 같다. 그림에서 요인과 측정오차는 동그라미로, 측정변수는 네모로, 평균은 세모로 표시하였다. 잠재성장모형의 정보의 수를 계산하는 공식은 $N(N+3)/2$ 이며, N은 관찰변수가 반복 측정된 횟수이다. 따라서 <그림6>은 $5(5+3)/2$ 로 정보의 수가 20인 모집단의 모형이다.



<그림 6> 선형 five-wave 잠재성장모형

모형의 자유도는 자유모수를 조정하여 설정하였다. 예를 들어, <그림6>의 five-wave모형에서 자유도가 10인 조건을 설정하기 위해서는 절편과 기울기의 평균과 분산, 공분산 그리고 측정오차의 분산을 자유모수로 설정하여 추정하도록 하였다. 그리하여 정보의 수(10)에서 자유모수의 수(10)를 뺀 자유도의 개수가 10이 되는 모형을 설정할 수 있었다.

2) 자료 분석

생성된 자료와 일치하는 선형일차 잠재성장모형을 설정하고 자료를 분석하였다. 생성된 자료와 일치하는 모형을 분석함으로써 적합한 모형에서 합치도 지수의 수행을 관찰할 수 있다. 좋은 합치도 지수가 기대되는 상황에서 자료와 일치하는 모형을 기각하는 RMSEA, CFI, TLI 그리고 SRMR의 1종 오류를 관찰할 것이다.

연구1을 위한 모형의 재생산된 공분산 행렬을 수식으로 표현하기 위해 식 (6.4) $\Sigma = \Lambda\Psi\Lambda' + \Theta_{\epsilon}$ 에 <그림 6>의 조건을 적용시켰다. 관찰된 자료와 동일한 측정변수의 요인계수 행렬 Λ 는 식(8.1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\Lambda = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 2 & 3 & 4 \end{bmatrix} \quad \text{식(8.1)}$$

그리고 관찰된 자료와 동일한 재생산된 요인 간 분산과 공분산 행렬 Ψ 은 식 (8.2)와 같이 나타난다.

$$\Psi = \begin{bmatrix} 1 & \\ .1 & .2 \end{bmatrix} \quad \text{식(8.2)}$$

연구1의 조건에서 기대되는 적합도 지수는 다음과 같다. RMSEA는 0에 가까운 값이, CFI는 1에 가까운 값이, TLI는 1에 가까운 값이, SRMR은 0에 가까운 값이 기대된다. 경험적으로 이러한 기대가 모형의 간명성에 어떠한 영향을 받는지 관찰하기 위하여 연구1을 설계하였다. 구체적으로 분석결과 추정되는 적합도 지수들의 평균 및 표준편차를 사용하여 합치도 지수의 1종 오류를 관찰하는 것이 연구1의 목적이다.

2. 잘못 설정된 모형(mis-specified model)

1) 자료 생성

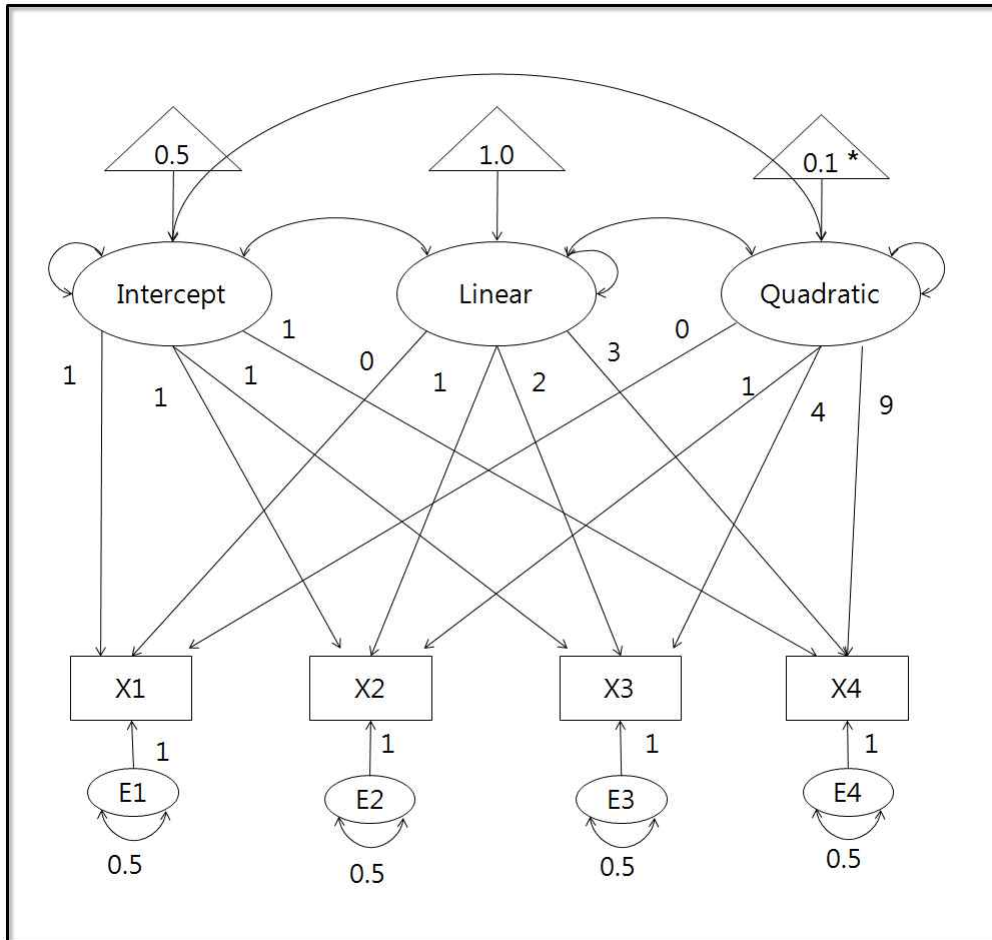
연구1과 동일하게 Mplus6의 몬테카를로 시뮬레이션 기능을 사용하여 자료를 생성하였다. 생성된 자료의 모집단은 연구1과 달리 절편과 선형 기울기, 이차 기울기를 요인으로 가지는 이차 잠재성장모형이었다.

연구2에서는 50, 100, 200, 400, 600, 1000의 사례수와 자유도의 크기가 1, 2, 3, 4, 5, 7, 8, 10, 50 그리고 이차요인의 평균이 0.100, 0.050, 0.025을 가지는 $6(N) \times 9(df) \times 3(\mu_q)$ 의 요인설계(factorial design)를 바탕으로 자료를 생성하였다. 총 162개의 조건은 각 1,000번 씩 반복되어 모두 162,000개의 자료가 생성되었다.

설정된 조건의 모집단의 형태는 3개의 측정시점을 가지는 three-wave모형, 4개의 측정시점을 가지는 four-wave모형, 5개의 측정시점을 가지는 five-wave모형, 그리고 10개의 측정시점을 가지는 ten-wave모형이다. 모형의 세부적인 조건은 다음과 같이 설정하였다. 절편(Intercept)의 요인부하량은 모든 측정시점에서 1로 고정하였으며, 선형(Linear)기울기의 요인부하량은 0에서부터 1씩 증가하도록 설정하였다. 그리고 이차(Quadratic)기울기의 요인부하량은 선형기울기의 제곱으로 증가하도록 설정하였다. 모든 측정오차는 1로 고정하였으며, 측정오차의 분산은 0.5로 고정하였다. 절편과 일차요인간의 상관은 .25였고, 절편과 이차요인간의 상관은 .25였다. 그리고 일차요인과 이차요인간의 상관은 .05였다.

이차요인(quadratic)의 평균이 0.100인 four-wave모형을 그림으로 나타내면 <그림7>과 같다. 그림에서 요인과 측정오차는 동그라미로, 측정변수는 네모로, 평균은 세모로 표시하였다. 잠재성장모형의 정보의 수를 계산하는 공식은 $N(N+3)/2$ 이며, N은 관찰변수가 반복 측정된 횟수이다. 따라서 <그림7>은 4개의

측정시점을 가지므로, $4(4+3)/2$ 로 정보의 수가 14인 모형이다.



〈그림 7〉 이차요인의 평균이 0.100인 이차 four-wave 잠재성장모형

2) 자료 분석

생성된 자료와 일치하지 않는 잠재성장모형을 설정하고 자료를 분석하였다. 생성된 모집단의 자료는 이차잠재성장모형이지만 이차요인을 무시한 선형일차 잠재성장모형을 설정하여 적합하지 않은 조건을 설정하여 합치도 지수의 수행을 관찰하였다.

연구2에서 등장하는 개념인 ‘모형 오지정’은 이차요인의 평균을 의미하며, 모형오지정의 정도는 이차요인의 평균의 크기와 같다. 연구2의 조건에서 의도적으로 무시되는 이차요인이 클수록 모형 오지정의 정도가 큰 것이고, 이차요인이 작을수록 무시되는 부분이 작기 때문에 모형 오지정의 정도가 작은 것을 나타낸다. <그림7>의 이차요인의 평균에 *로 무시되는 부분임을 표시하였다.

모형의 자유도는 자유모수를 조정하여 설정하였다. 예를 들어, <그림7>의 four-wave모형에서 자유도가 5인 조건을 설정하는 방법은 다음과 같다. 이차요인을 무시한 선형 잠재성장모형을 설정하고, 두 요인(절편과 선형기울기)의 평균과 분산, 공분산 그리고 측정오차의 분산을 자유모수로 설정하여 모수를 추정하였다. 그리하여 추정해야 하는 모수가 9개로, 정보의 수(14)에서 자유모수의 수(9)를 뺀 자유도가 5가 되는 모형을 설정하였다.

연구2에서는 모형이 모집단의 특성을 정확하게 반영하지 못하고 있는 상황에서 합치도 지수 RMSEA, CFI, TLI 그리고 SRMR의 수행을 관찰하기 하기 위하여 의도적으로 오지정 모형을 설정하였다. 잘못된 모형을 기각하는 정도를 검증력(power)이라고 하는데, 연구2에서는 오지정의 크기가 검증력에 미치는 영향을 관찰할 것이다. 연구2의 조건에서 기대되는 합치도 지수는 RMSEA는 1에 가까운 값이, CFI는 0에 가까운 값이, TLI는 0에 가까운 값이, SRMR은 1에 가까운 값이다. 이러한 기대를 경험적으로 검증해 보는 것이 연구2의 목적이다.

모형의 오지정의 정도는 이차요인의 평균을 무시하는 모형을 설정하여 모집단의 자료를 분석하는 방법을 사용하였는데, 이 방법을 사용하면 모형의 재생산된 공분산 행렬에서 이차요인과 관련된 부분이 추정되지 않는다. 연구2를 위한 모형의 재생산된 공분산 행렬을 수식으로 표현하기 위하여 식(6.4) $\Sigma = \Lambda\Psi\Lambda' + \Theta_\epsilon$ 에 <그림 7>의 조건을 적용시켰다. 그 결과 측정변수의 요인계수의 행렬 Λ 는 식(9.1)과 같고, 이차요인을 무시하고 설정된 모형의 요인계수 행렬 Λ 는 식(9.2)와 같았다.

$$\Lambda = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 2 & 3 & 4 \\ \underline{0} & \underline{1} & \underline{5} & \underline{9} & \underline{16} \end{bmatrix} \quad \text{식(9.1)}$$

$$\Lambda = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 2 & 3 & 4 \\ \underline{0} & \underline{0} & \underline{0} & \underline{0} & \underline{0} \end{bmatrix} \quad \text{식(9.2)}$$

그리고 관찰된 자료의 요인 간 분산과 공분산 행렬 Ψ 은 식(9.3)과 같지만 이차요인을 무시하고 설정된 모형의 요인 간 분산과 공분산 행렬 Ψ 은 식(9.4)와 같이 나타난다.

$$\Psi = \begin{bmatrix} 1 & & \\ .1 & .2 & \\ \underline{.112} & \underline{.010} & \underline{.2} \end{bmatrix} \quad \text{식(9.3)}$$

$$\Psi = \begin{bmatrix} 1 & & \\ .1 & .2 & \\ \underline{0} & \underline{0} & \underline{0} \end{bmatrix} \quad \text{식(9.4)}$$

연구2의 첫 번째 목적은 오지정의 정도가 합치도 지수의 검증력에 영향을 미치는지를 관찰하는 것이고, 두 번째 목적은 오지정 조건에서 간명성이 적합도 지수의 검증력에 미치는 관찰하는 것이다. 구체적으로, 분석결과 추정되는 적합도 지수들의 평균 및 표준편차를 살펴보고, 합치도 지수의 검증력을 관찰할 것이다.

V. 연구 결과

1. 올바르게 설정된 모형(correctly specified model)

연구1은 Kenny, Kanishkan과 McCoach(2014)의 연구를 반복 검증해 보기 위한 목적으로 진행되었다. Mplus6의 몬테카를로 시뮬레이션(Monte Carlo Simulation) 기능을 사용하여 모집단으로 일차선형모형을 생성하였고, 생성된 자료를 일차선형모형으로 분석함으로써 올바르게 설정된 모형(correctly specified model)조건을 구성하였다.

설정된 조건 하에서 자유도와 사례수의 크기에 따른 적합도지수의 수행을 살펴보기 위하여, 모집단의 사례수를 50, 100, 200, 400, 600, 1000, 2000으로 설정하여 자료를 생성하였고, 생성된 자료를 분석하는 모형의 자유도를 1, 2, 3, 5, 10, 20, 50으로 조작하였다. 즉, 연구는 7(사례수) X 7(자유도) 요인설계로 모두 49개의 조건으로 구성되어 있으며, 설정된 각 조건은 1000번씩 반복 분석 되었다. 그 결과 산출된 각 합치도 지수의 평균과 표준편차를 살펴보고, 올바른 모형을 기각하는 합치도 지수의 제 1종 오류를 분석하였다.

1) chi-square의 평균과 표준편차

chi-square의 평균과 표준편차를 <표1>에 제시하였다. 모형 자유도의 크기가 감소할수록 chi-square의 평균과 표준편차는 감소하였다. 자유도가 1인 모형에서 chi-square의 평균과 표준편차가 가장 작았으며, 자유도가 50인 모형에서 chi-square의 평균과 표준편차가 가장 컸다.

〈표 1〉 chi-square의 평균과 표준편차

<i>N</i>	<i>df</i>	chi-square	
		<i>M</i>	<i>SD</i>
50	1	1.094	1.656
	2	1.994	2.061
	3	3.028	2.557
	5	5.262	3.352
	10	10.727	4.912
	20	21.813	7.099
	50	55.381	11.220
100	1	1.077	1.475
	2	2.066	1.969
	3	2.927	2.392
	5	5.341	3.494
	10	10.438	4.729
	20	20.688	6.474
	50	52.504	10.433
200	1	0.974	1.351
	2	2.043	2.074
	3	3.199	2.507
	5	5.072	3.251
	10	10.240	4.739
	20	20.259	6.570
	50	51.348	9.916
400	1	1.037	1.462
	2	2.050	2.165
	3	2.951	2.369
	5	5.193	3.166
	10	10.245	4.496

	20	20.584	6.565
	50	50.736	10.207
	1	1.023	1.557
	2	1.974	2.011
	3	3.007	2.474
600	5	4.974	3.108
	10	9.953	4.445
	20	19.759	6.565
	50	50.420	10.021
	1	0.962	1.415
	2	2.046	2.066
	3	2.994	2.438
1000	5	4.975	3.373
	10	9.838	4.410
	20	20.194	6.058
	50	50.107	10.547
	1	1.076	1.541
	2	1.943	1.892
	3	3.039	2.595
2000	5	4.881	3.009
	10	9.983	4.581
	20	19.968	6.099
	50	49.909	10.046

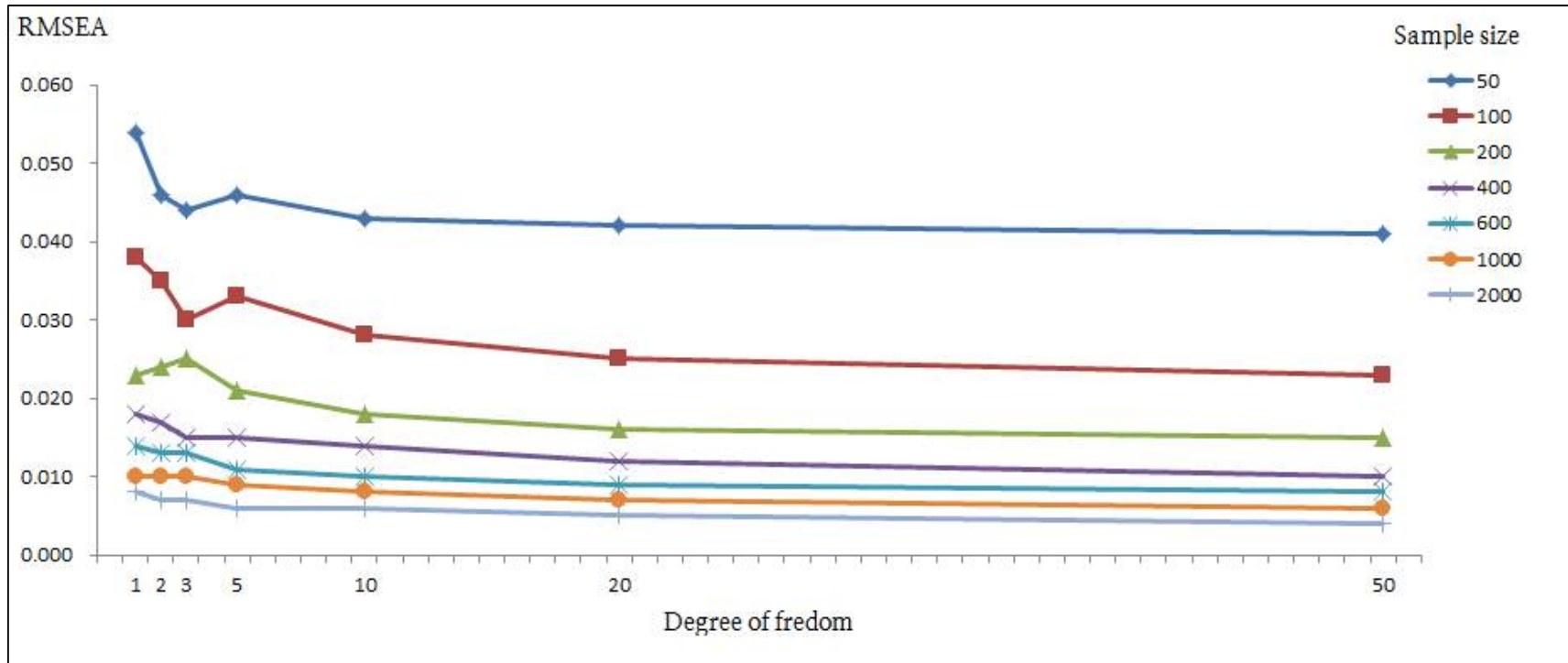
2) RMSEA의 평균과 표준편차 그리고 제 1종 오류

RMSEA의 평균과 표준편차를 <표2>에 제시하였고, 자유도의 크기에 따른 RMSEA 평균의 변화를 <그림8>에 제시하였다. RMSEA는 자유도와 사례수가 감소할수록 평균과 표준편차의 크기가 증가하였다. 구체적으로 자유도가 1일 때 RMSEA의 평균과 표준편차가 가장 컸으며, 사례수가 50일 때 RMSEA의 평균과 표준편차가 가장 컸다. 그리고 자유도가 1이고, 사례수가 50인 조건에서 RMSEA의 평균이 0.054, 표준편차가 0.092로 전체 49개 조건에서 가장 큰 값이 관찰되었다.

〈표 2〉 RMSEA의 평균과 표준편차

<i>N</i>	<i>df</i>	RMSEA	
		<i>M</i>	<i>SD</i>
50	1	0.054	0.092
	2	0.046	0.072
	3	0.044	0.067
	5	0.046	0.060
	10	0.043	0.052
	20	0.042	0.044
	50	0.041	0.037
100	1	0.038	0.063
	2	0.035	0.051
	3	0.030	0.046
	5	0.033	0.043
	10	0.028	0.035
	20	0.025	0.029
	50	0.023	0.024
200	1	0.023	0.042
	2	0.024	0.037
	3	0.025	0.034
	5	0.021	0.029
	10	0.018	0.025
	20	0.016	0.020
	50	0.015	0.016
400	1	0.018	0.031
	2	0.017	0.027
	3	0.015	0.023
	5	0.015	0.020

	10	0.014	0.017
	20	0.012	0.015
	50	0.010	0.011
	1	0.014	0.025
	2	0.013	0.021
	3	0.013	0.019
600	5	0.011	0.016
	10	0.010	0.014
	20	0.009	0.012
	50	0.008	0.009
	1	0.010	0.019
	2	0.010	0.017
	3	0.010	0.015
1000	5	0.009	0.013
	10	0.008	0.01
	20	0.007	0.009
	50	0.006	0.007
	1	0.008	0.014
	2	0.007	0.011
	3	0.007	0.011
2000	5	0.006	0.009
	10	0.006	0.008
	20	0.005	0.006
	50	0.004	0.005



〈그림 8〉 자유도에 따른 RMSEA 평균

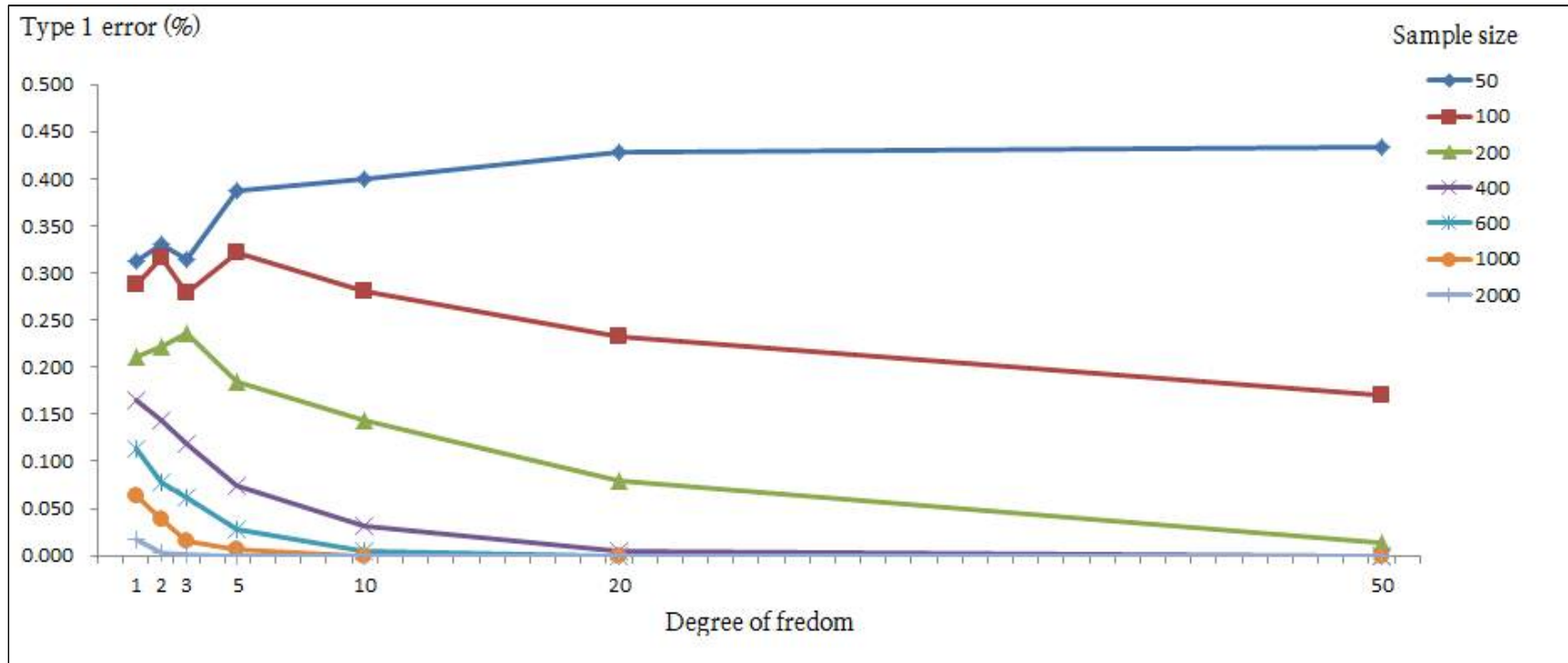
전체 49개의 조건에서 각 조건 당 1000번 반복 분석된 자료를 사용하여 올바르게 설정된 모형을 기각하는 RMSEA의 제 1종 오류를 계산하였다. 그 결과는 <표3>에 제시하였다. 구체적으로 <표3>는 Browne과 Cudeck(1993)의 기준을 사용하였다. Browne과 Cudeck(1993)은 RMSEA가 .05 이하이면 매우 좋으며(close), .08 이하이면 괜찮고(reasonable), .10 이하이면 보통(mediocre), .1을 초과하면 좋지 않다(unacceptable)고 해석의 기준을 제안하였다. Browne과 Cudeck(1993)의 기준에 따라 RMSEA의 제 1종 오류를 계산한 결과 RMSEA의 제 1종 오류는 자유도가 감소함에 따라 증가하는 모습이 관찰되었다.

〈표 3〉 RMSEA의 제 1종 오류

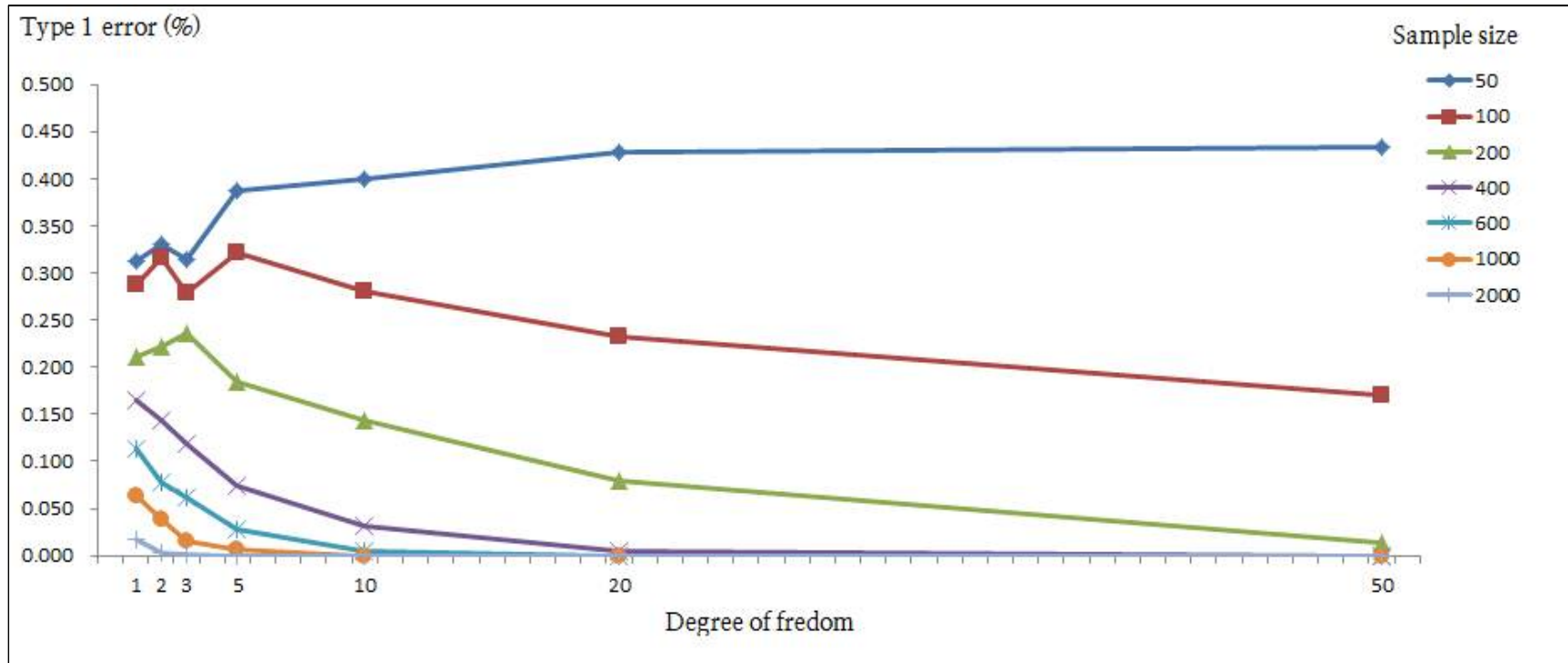
단위: 확률(%)

<i>N</i>	<i>df</i>	RMSEA > .10	RMSEA > .08	RMSEA > .05
50	1	.242	.276	.312
	2	.227	.269	.331
	3	.214	.259	.315
	5	.210	.286	.388
	10	.177	.263	.399
	20	.117	.231	.429
	50	.045	.170	.433
100	1	.183	.225	.288
	2	.148	.214	.316
	3	.116	.166	.278
	5	.089	.160	.321
	10	.036	.105	.281
	20	.005	.049	.233
	50	.000	.006	.171
200	1	.083	.131	.212
	2	.056	.107	.222
	3	.034	.085	.237
	5	.011	.048	.184
	10	.002	.020	.143
	20	.000	.001	.079
	50	.000	.000	.014
400	1	.034	.067	.165
	2	.012	.041	.143
	3	.000	.011	.118
	5	.000	.001	.075

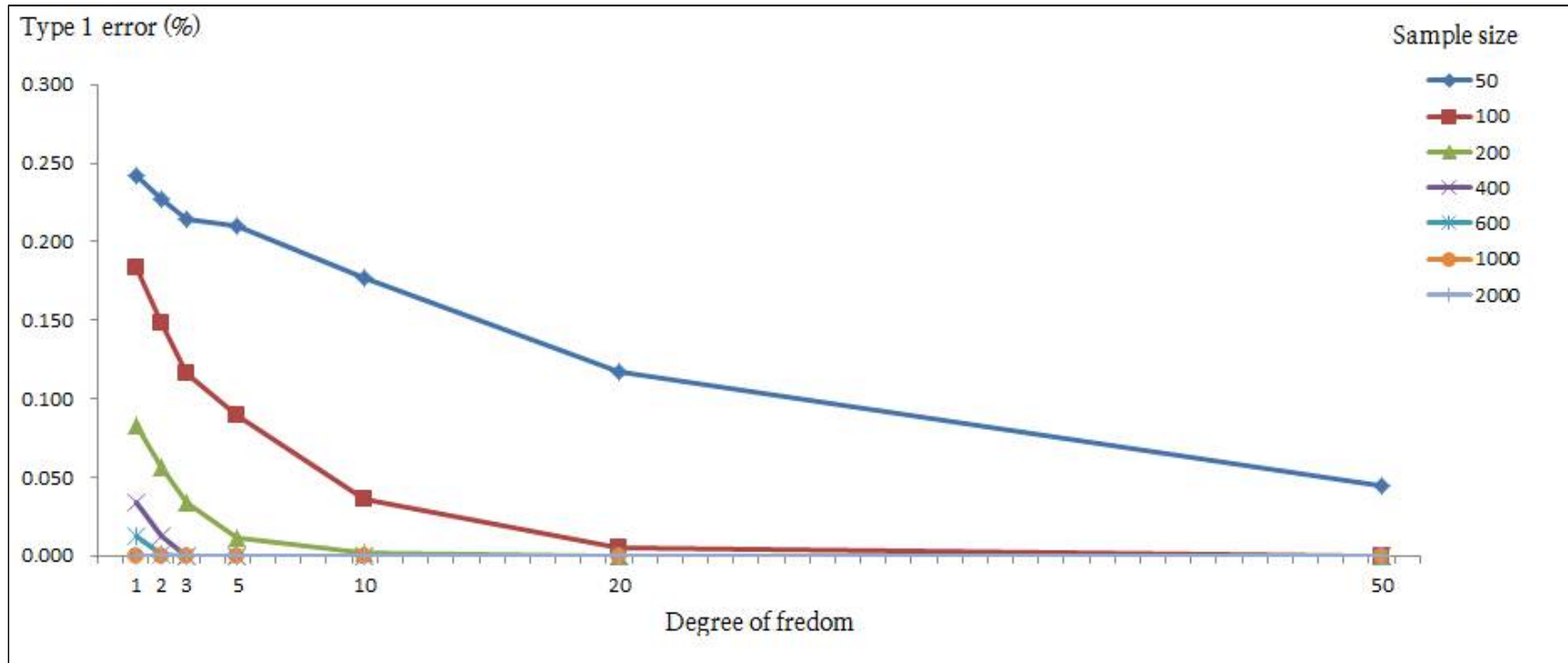
	10	.000	.000	.031
	20	.000	.000	.005
	50	.000	.000	.000
	1	.012	.029	.113
	2	.001	.005	.078
	3	.000	.002	.062
600	5	.000	.000	.028
	10	.000	.000	.005
	20	.000	.000	.000
	50	.000	.000	.000
	1	.000	.006	.064
	2	.000	.000	.038
	3	.000	.000	.015
1000	5	.000	.000	.006
	10	.000	.000	.000
	20	.000	.000	.000
	50	.000	.000	.000
	1	.000	.000	.017
	2	.000	.000	.003
	3	.000	.000	.001
2000	5	.000	.000	.000
	10	.000	.000	.000
	20	.000	.000	.000
	50	.000	.000	.000



<그림 9> RMSEA 제 1종 오류: RMSEA가 0.05 보다 클 확률



<그림 10> RMSEA의 제 1종 오류: RMSEA가 .08 보다 클 확률



<그림 11> RMSEA의 제 1종 오류: RMSEA가 .10 보다 클 확률

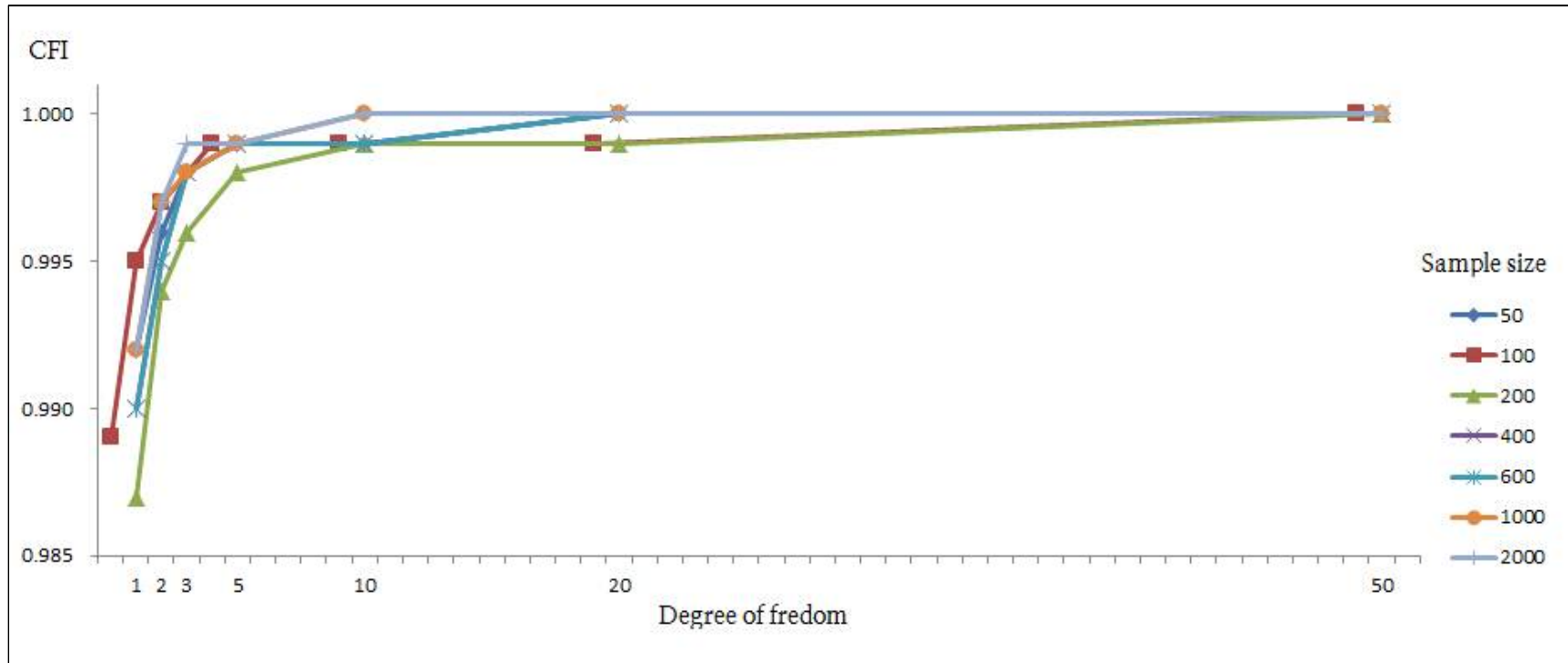
3) CFI와 TLI의 평균과 표준편차 그리고 제 1종 오류

CFI와 TLI의 평균과 표준편차를 <표4>에 제시하였고, 자유도의 크기에 따른 CFI 평균과 TLI 평균을 <그림12>와 <그림13>에 제시하였다. CFI와 TLI는 자유도와 사례수에 따라 영향을 받지 않는 것으로 나타났다. CFI와 TLI는 0.90 이상의 값을 가질 때 양호한 모형으로 해석된다(Hu & Bentler, 1999; Tucker & Lewis, 1993). 모두 49개의 조건 중 가장 작은 CFI의 평균은 0.987($N = 3$, $n = 50$)이었고, 가장 작은 TLI의 평균은 0.995($df = 50$, $n = 50$)였다. 그리고 <그림12>와 <그림13>을 사용하여 CFI와 TLI를 비교해 본 결과 CFI의 평균에 비해 TLI의 평균의 범위가 더 좁은 것으로 나타났다.

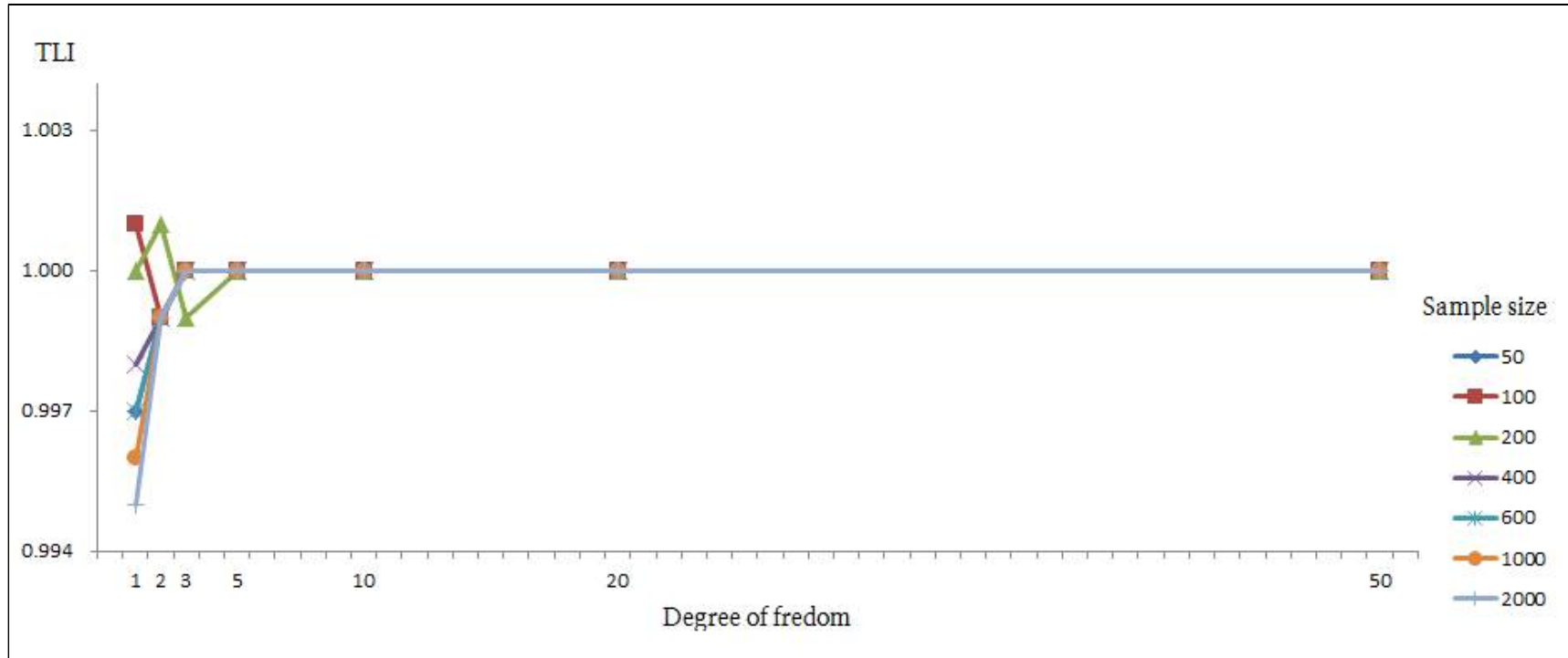
〈표 4〉 CFI와 TLI의 평균과 표준편차

<i>N</i>	<i>df</i>	CFI		TLI	
		<i>M</i>	<i>SD</i>	<i>M</i>	<i>SD</i>
50	1	0.992	0.019	0.997	0.069
	2	0.996	0.009	0.999	0.032
	3	0.998	0.004	1.000	0.015
	5	0.999	0.002	1.000	0.008
	10	0.999	0.002	1.000	0.006
	20	1.000	0.001	1.000	0.003
	50	1.000	0.000	1.000	0.002
100	1	0.989	0.023	1.001	0.045
	2	0.995	0.011	0.999	0.021
	3	0.997	0.006	1.000	0.011
	5	0.999	0.003	1.000	0.006
	10	0.999	0.002	1.000	0.003
	20	0.999	0.001	1.000	0.002
	50	1.000	0.000	1.000	0.001
200	1	0.987	0.026	1.000	0.036
	2	0.994	0.012	1.001	0.017
	3	0.996	0.007	0.999	0.009
	5	0.998	0.003	1.000	0.004
	10	0.999	0.002	1.000	0.003
	20	0.999	0.001	1.000	0.002
	50	1.000	0.001	1.000	0.001
400	1	0.990	0.018	0.998	0.030
	2	0.995	0.010	0.999	0.015
	3	0.998	0.004	1.000	0.007
	5	0.999	0.002	1.000	0.004

	10	0.999	0.001	1.000	0.002
	20	1.000	0.001	1.000	0.002
	50	1.000	0.000	1.000	0.001
	1	0.990	0.016	0.997	0.023
	2	0.995	0.008	0.999	0.011
	3	0.998	0.004	1.000	0.005
600	5	0.999	0.002	1.000	0.003
	10	0.999	0.001	1.000	0.002
	20	1.000	0.001	1.000	0.001
	50	1.000	0.000	1.000	0.001
	1	0.992	0.012	0.996	0.017
	2	0.997	0.005	0.999	0.008
	3	0.998	0.002	1.000	0.004
1000	5	0.999	0.001	1.000	0.002
	10	1.000	0.001	1.000	0.001
	20	1.000	0.000	1.000	0.001
	50	1.000	0.000	1.000	0.000
	1	0.992	0.010	0.995	0.011
	2	0.997	0.004	0.999	0.005
	3	0.999	0.002	1.000	0.002
2000	5	0.999	0.001	1.000	0.001
	10	1.000	0.001	1.000	0.001
	20	1.000	0.000	1.000	0.001
	50	1.000	0.000	1.000	0.000



<그림 12> 자유도에 따른 CFI 평균



<그림 13> 자유도에 따른 TLI 평균

전체 49개의 조건에서 각 조건 당 1000번 반복 분석된 자료를 사용하여 올바르게 설정된 모형을 기각하는 CFI와 TLI의 제 1종 오류를 계산하였다. 그 결과는 <표5>에 제시하였다. 구체적으로 <표5>는 Tucker와 Lewis(1993) 그리고 Hu와 Bentler(1999)의 기준을 사용하였다. 그 결과 올바른 모형을 기각하는 CFI와 TLI의 제2 종 오류는 자유도의 영향을 받지 않았다. CFI의 제 1종 오류는 사례수가 100 이상인 경우 0이었으며, TLI는 사례수가 200 이상인 경우 0으로 나타났다. 사례수가 가장 작은 크기인 50인 경우에는 자유도가 20 이상인 경우에 CFI와 TLI의 제 1종 오류가 0으로 나타났다.

〈표 5〉 CFI와 TLI의 제 1종 오류

단위: 확률(%)

<i>N</i>	<i>df</i>	CFI > 0.900	TLI > 0.900
50	1	.008	.082
	2	.012	.039
	3	.014	.014
	5	.004	.012
	10	.002	.002
	20	.000	.000
	50	.000	.000
100	1	.000	.018
	2	.000	.003
	3	.000	.000
	5	.000	.000
	10	.000	.000
	20	.000	.000
	50	.000	.000
200	1	.000	.000
	2	.000	.000
	3	.000	.000
	5	.000	.000
	10	.000	.000
	20	.000	.000
	50	.000	.000
400	1	.000	.000
	2	.000	.000
	3	.000	.000
	5	.000	.000

	10	.000	.000
	20	.000	.000
	50	.000	.000
	1	.000	.000
	2	.000	.000
	3	.000	.000
600	5	.000	.000
	10	.000	.000
	20	.000	.000
	50	.000	.000
	1	.000	.000
	2	.000	.000
	3	.000	.000
1000	5	.000	.000
	10	.000	.000
	20	.000	.000
	50	.000	.000
	1	.000	.000
	2	.000	.000
	3	.000	.000
2000	5	.000	.000
	10	.000	.000
	20	.000	.000
	50	.000	.000

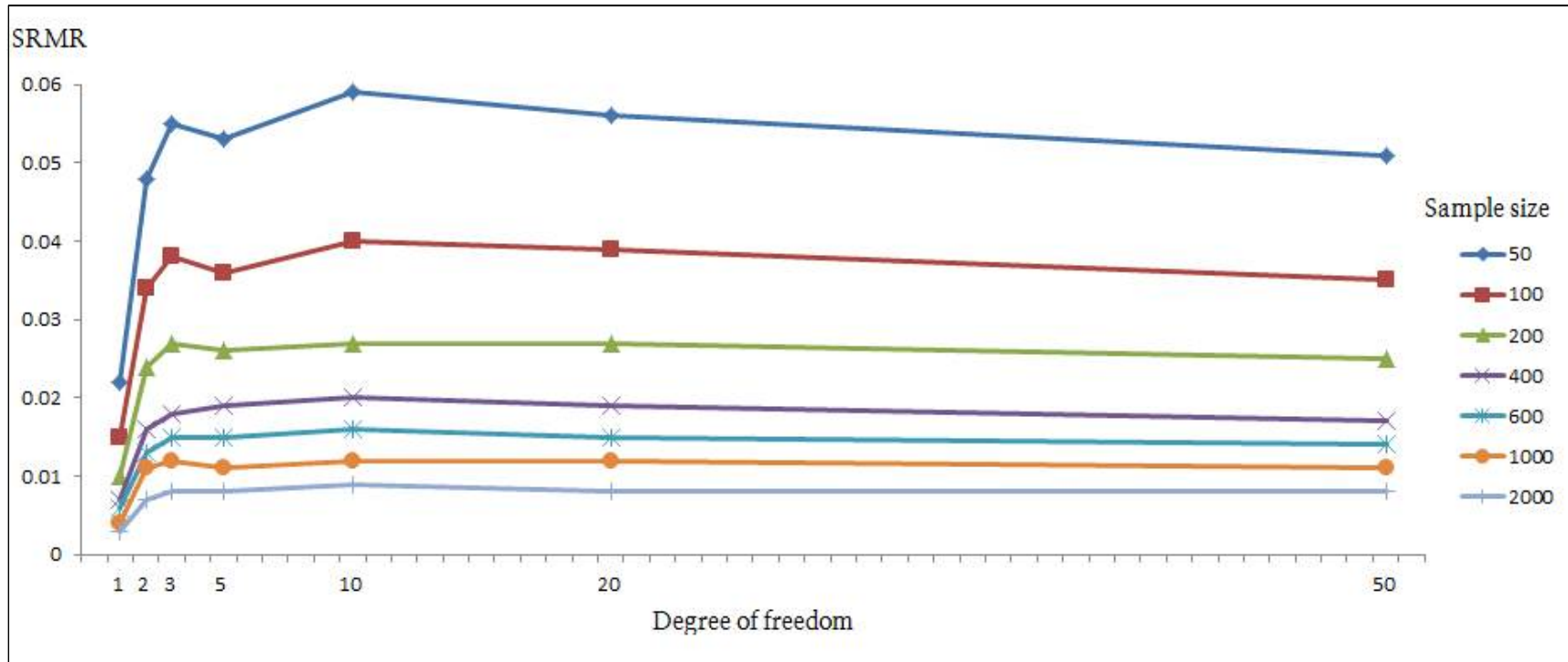
4) SRMR의 평균과 표준편차 그리고 제 1종 오류

SRMR의 평균과 표준편차를 <표6>에 제시하였고, 자유도의 크기에 따른 SRMR 평균을 <그림14>에 제시하였다. SRMR의 평균과 표준편차는 자유도의 크기에 따른 일관된 변화가 관찰되지 않은 반면에 사례수가 감소함에 따라 SRMR 평균과 표준편차가 증가하는 것이 관찰되었다. <그림14>에 따르면 사례수가 감소함에 따라 SRMR의 평균이 증가하는 것을 확인할 수 있다. SRMR은 0이 완벽한 합치도(perfect fit)를 의미하며, 일반적으로 .08 이하일 때 좋은 합치수로 해석된다(Hu & Bentler, 1999). 모두 49개의 조건에서 관찰된 SRMR의 평균 중 가장 큰 값은 0.059($df = 10, n = 50$)이었으며, Hu와 Bentler(1999)가 제안한 기준인 .08 보다 큰 값은 관찰되지 않았다.

〈표 6〉 SRMR의 평균과 표준편차

<i>df</i>	<i>N</i>	SRMR	
		<i>M</i>	<i>SD</i>
1	50	0.022	0.017
	100	0.015	0.011
	200	0.010	0.007
	400	0.007	0.005
	600	0.006	0.004
	1000	0.004	0.003
	2000	0.003	0.002
	2	50	0.048
100		0.034	0.020
200		0.024	0.015
400		0.016	0.010
600		0.013	0.008
1000		0.011	0.007
2000		0.007	0.004
3		50	0.055
	100	0.038	0.020
	200	0.027	0.014
	400	0.018	0.010
	600	0.015	0.008
	1000	0.012	0.006
	2000	0.008	0.004
	5	50	0.053
100		0.036	0.016
200		0.026	0.010
400		0.019	0.007

	600	0.015	0.006
	1000	0.011	0.005
	2000	0.008	0.003
	50	0.059	0.021
	100	0.040	0.013
	200	0.027	0.009
10	400	0.020	0.006
	600	0.016	0.005
	1000	0.012	0.004
	2000	0.009	0.003
	50	0.056	0.017
	100	0.039	0.011
	200	0.027	0.007
20	400	0.019	0.005
	600	0.015	0.004
	1000	0.012	0.003
	2000	0.008	0.002
	50	0.051	0.013
	100	0.035	0.008
	200	0.025	0.006
50	400	0.017	0.004
	600	0.014	0.003
	1000	0.011	0.002
	2000	0.008	0.002



<그림 14> 자유도에 따른 SRMR 평균

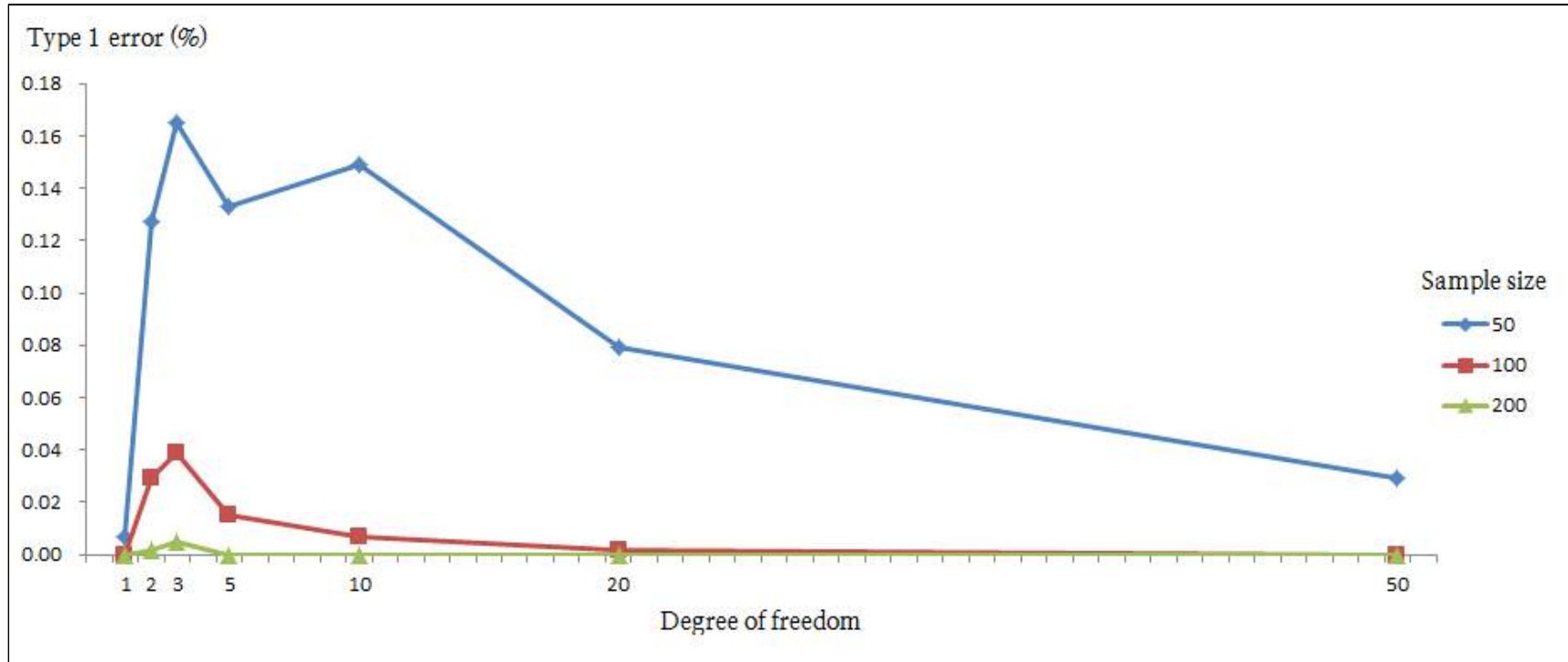
전체 49개의 조건에서 각 조건 당 1000번씩 반복 분석된 자료를 사용하여 올바르게 설정된 모형을 기각하는 SRMR의 제 1종 오류를 계산하였다. 그 결과는 <표7>에 제시하였다. 구체적으로 <표7>은 Hu와 Bentler(1999)의 기준을 사용하였다. Hu와 Bentler(1999)의 기준에 따라 SRMR의 제 1종 오류를 계산한 결과 사례수가 400 이상인 경우에 모든 조건에서 올바른 모형을 기각할 확률이 0으로 관찰되었다. 그리고 자유도가 동일한 조건에서는 사례수가 가장 작은 크기인 50인 경우에 가장 큰 1종 오류가 관찰되었다. 사례수가 400 이상인 경우는 모든 조건에서 올바르게 설정된 모형을 기각할 확률이 0으로 관찰되었다. 사례수가 200 이하인 경우에 자유도의 크기에 따른 SRMR의 제 1종 오류의 확률을 <그림15>에 나타내었다. 자유도의 크기가 2 이상인 모형에서 SRMR의 제 1종 오류는 사례수가 감소함에 따라 증가하였다.

〈표 7〉 SRMR의 제 1종 오류

단위: 확률(%)

<i>df</i>	<i>N</i>	SRMR > .080
1	50	0.007
	100	0.000
	200	0.000
	400	0.000
	600	0.000
	1000	0.000
	2000	0.000
	2	50
100		0.029
200		0.002
400		0.000
600		0.000
1000		0.000
3	2000	0.000
	50	0.165
	100	0.039
	200	0.005
	400	0.000
	600	0.000
5	1000	0.000
	2000	0.000
	50	0.133
	100	0.015
	200	0.000
	400	0.000

	600	0.000
	1000	0.000
	2000	0.000
	50	0.149
	100	0.007
	200	0.000
10	400	0.000
	600	0.000
	1000	0.000
	2000	0.000
	50	0.079
	100	0.002
	200	0.000
20	400	0.000
	600	0.000
	1000	0.000
	2000	0.000
	50	0.029
	100	0.000
	200	0.000
50	400	0.000
	600	0.000
	1000	0.000
	2000	0.000



<그림 15> SRMR 제 1종 오류: SRMR이 .08 보다 클 확률

2. 잘못 설정된 모형(mis-specified model)

연구2는 잘못 설정된 모형(mis-specified model)에서 자유도와 사례수가 합치도 지수에 미치는 영향을 검증하고자 하였다. 모집단의 생성은 연구1과 동일한 조건에서 평균을 0.025, 0.050, 0.100으로 가지는 이차요인을 추가하였다. 구체적으로 선형이차 잠재성장모형으로 모집단을 생성한 후, 이차요인을 무시한 선형일차 잠재성장모형으로 생성된 자료를 분석하는 방식으로 잘못 설정된 모형 (mis-specified model)조건을 구성하였다. 그러므로 본 조건에서 무시된 이차요인의 크기가 모형이 잘못 설정된 크기를 의미한다.

모형 오지정의 정도에 따른 합치도 지수의 수행과 오지정 모형에서 자유도와 사례수의 크기에 따른 합치도 지수의 수행을 살펴보기 위하여, 모집단의 사례수를 50, 100, 200, 400, 600, 1000으로 설정하여 자료를 생성하였고, 생성된 자료를 분석하는 모형의 자유도를 1, 2, 3, 4, 5, 7, 8, 10, 50으로 조작하였다. 즉, 연구는 3(이차요인의 평균) X 6(사례수) X 9(자유도) 요인설계로 모두 162개의 조건으로 구성되었으며, 설정된 각 조건은 1000번씩 반복되었다. 각 조건별로 모형이 수렴된 결과를 <표8>에 제시하였다.

〈표 8〉 3(이차요인의 평균) X 6(사례수) X 9(자유도) 조건에서 1000번 수렴한 확률

단위: 확률 (%)

df	N	quadratic mean = 0.025	quadratic mean = 0.050	quadratic mean = 0.100
1	50	1.000	0.999	1.000
	100	1.000	1.000	1.000
	200	0.999	0.999	1.000
	400	1.000	1.000	1.000
	600	0.999	1.000	1.000
	1000	1.000	1.000	1.000
	2	50	1.000	1.000
100		1.000	1.000	1.000
200		1.000	1.000	1.000
400		1.000	1.000	1.000
600		1.000	1.000	1.000
1000		1.000	1.000	1.000
3		50	1.000	1.000
	100	1.000	1.000	1.000
	200	1.000	1.000	1.000
	400	1.000	1.000	1.000
	600	1.000	1.000	1.000
	1000	1.000	1.000	1.000
	4	50	1.000	1.000
100		1.000	1.000	1.000
200		1.000	1.000	1.000
400		0.999	0.999	0.999
600		0.999	1.000	1.000
1000		0.999	1.000	1.000
5		50	1.000	1.000
	100	1.000	1.000	1.000
	200	1.000	1.000	1.000

	400	1.000	1.000	1.000
	600	1.000	1.000	1.000
	1000	1.000	1.000	1.000
	50	1.000	1.000	1.000
	100	1.000	1.000	1.000
7	200	1.000	1.000	1.000
	400	1.000	1.000	1.000
	600	1.000	1.000	1.000
	1000	1.000	1.000	1.000
	50	1.000	1.000	1.000
	100	1.000	1.000	1.000
8	200	1.000	1.000	1.000
	400	1.000	1.000	1.000
	600	1.000	1.000	1.000
	1000	1.000	1.000	1.000
	50	0.998	0.999	1.000
	100	1.000	1.000	1.000
10	200	1.000	1.000	1.000
	400	1.000	1.000	1.000
	600	1.000	1.000	1.000
	1000	1.000	1.000	1.000
	50	0.998	1.000	1.000
	100	0.999	1.000	0.999
50	200	1.000	1.000	1.000
	400	1.000	1.000	1.000
	600	1.000	1.000	1.000
	1000	1.000	1.000	1.000

1) 모형 오지정의 크기가 합치도 지수의 검증력에 미치는 영향

모형이 잘못 설정된 정도가 합치도 지수의 수행에 미치는 영향을 검증하기 위하여 합치도 지수의 평균과 표준편차 그리고 검증력을 분석하였다.

(1) chi-square의 평균과 표준편차

오지정 모형에서 chi-square의 평균과 표준편차를 <표9>에 제시하였다. 모형에서 무시된 이차요인의 크기가 0.025에서 0.100으로 증가할 때 chi-square의 평균과 표준편차가 증가하였다. 그러나 자유도의 크기가 2, 4, 7인 모형에서는 무시된 이차요인의 크기가 증가할 때 chi-square의 평균은 감소하였다.

〈표 9〉 오지정 모형에서 chi-square의 평균과 표준편차

		chi-square					
<i>df</i>	<i>N</i>	quadratic mean = 0.025		quadratic mean = 0.050		quadratic mean = 0.100	
		<i>M</i>	<i>SD</i>	<i>M</i>	<i>SD</i>	<i>M</i>	<i>SD</i>
1	50	1.137	1.671	1.099	1.570	1.534	1.948
	100	1.186	1.581	1.289	1.724	2.050	2.530
	200	1.075	1.517	1.521	1.997	3.212	3.250
	400	1.269	1.686	1.978	2.380	5.081	4.232
	600	1.347	1.785	2.501	2.849	6.954	4.975
	1000	1.591	1.949	3.635	3.268	11.426	6.347
2	50	3.392	3.073	3.344	3.065	3.055	2.793
	100	4.600	3.382	4.636	3.670	4.141	3.562
	200	7.350	4.675	6.521	4.556	5.903	4.495
	400	12.389	6.344	10.974	6.167	9.069	5.453
	600	17.992	7.997	15.975	7.457	13.086	6.513
3	1000	27.446	9.578	24.751	9.338	20.814	8.417
	50	5.455	3.761	5.552	3.992	5.885	4.035
	100	7.578	4.680	7.840	4.879	8.755	5.018
	200	11.953	6.072	12.290	6.136	13.720	6.642

	400	20.626	8.566	21.405	8.447	24.493	8.946
	600	29.608	9.676	30.741	10.189	35.080	10.838
	1000	47.912	12.694	49.696	13.382	55.605	13.220
	50	19.865	7.856	19.019	7.750	18.887	7.799
	100	35.563	11.203	34.729	10.899	33.878	10.640
4	200	66.969	15.268	65.071	15.665	63.539	15.345
	400	128.950	21.208	125.465	20.919	122.217	21.071
	600	190.788	26.452	186.322	25.689	179.289	25.418
	1000	316.949	32.708	308.662	33.671	299.089	32.889
	50	23.890	8.643	24.252	8.700	25.657	8.960
	100	43.430	12.254	44.741	12.567	45.966	12.232
6	200	81.280	16.966	82.327	16.285	87.680	16.715
	400	157.810	22.351	160.574	23.261	170.196	24.413
	600	234.388	28.225	238.067	28.952	252.446	27.898
	1000	386.627	35.884	395.240	37.820	416.304	38.827
	50	28.969	10.541	28.444	10.426	27.738	10.331
	100	49.719	13.880	48.180	13.540	46.952	13.249
7	200	92.175	19.017	89.261	19.099	85.907	19.329
	400	177.207	27.899	170.101	26.461	165.274	26.894
	600	260.616	32.129	251.989	33.301	243.213	31.904
	1000	427.983	42.929	415.958	42.985	401.216	42.316
8	50	38.331	12.062	38.690	12.091	40.753	12.371

	100	68.516	17.237	69.240	16.200	71.870	17.154
	200	128.032	21.900	130.238	22.164	136.688	23.927
	400	247.670	32.822	250.446	32.520	262.644	33.768
	600	366.384	39.246	373.595	39.087	390.572	41.173
	1000	611.339	49.526	619.279	51.238	642.873	52.744
	50	104.013	18.185	105.574	19.574	106.785	19.079
	100	198.351	27.946	198.003	26.631	202.690	26.749
10	200	385.018	36.495	388.698	36.712	400.772	37.868
	400	763.983	52.891	767.165	55.195	789.324	52.765
	600	1139.933	65.580	1148.627	64.102	1179.275	63.303
	1000	1892.359	82.521	1907.304	82.549	1956.572	81.750
	50	1039.383	73.598	1041.970	71.558	1048.010	72.338
	100	2018.780	100.066	2018.749	101.885	2045.370	101.919
50	200	3980.888	141.715	3991.877	142.492	4035.015	137.697
	400	7896.153	195.430	7921.466	198.425	8020.434	199.762
	600	11823.380	243.151	11871.520	248.850	12010.000	245.513
	1000	19695.920	315.309	19742.390	316.968	19971.210	309.741

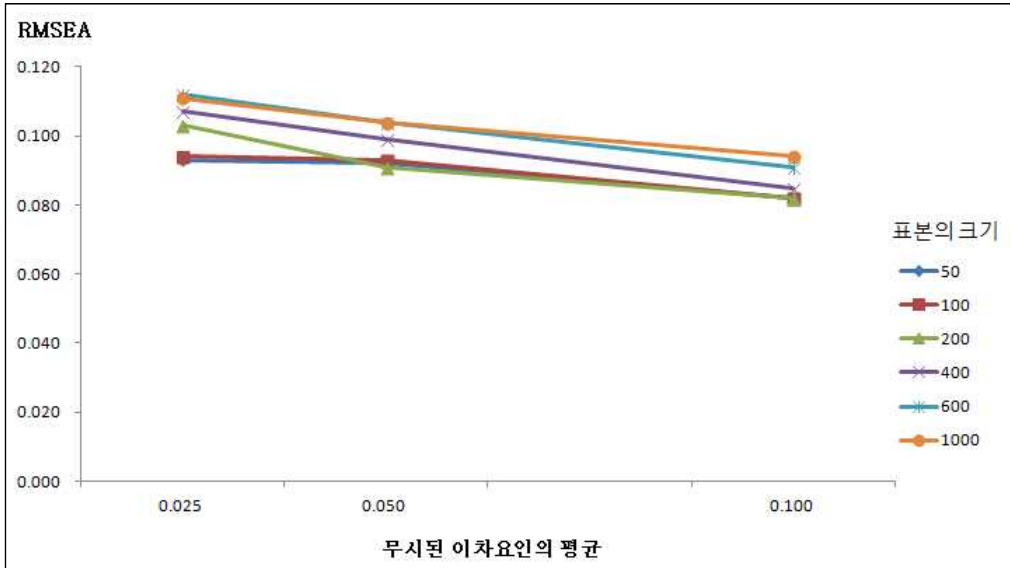
(2) RMSEA의 평균과 표준편차 그리고 검증력

오지정 모형에서 RMSEA의 평균과 표준편차를 <표10>에 제시하였다. 모형에서 무시된 이차요인의 크기가 0.025에서 0.100으로 증가할 때 RMSEA의 평균은 증가하였다. 표준편차는 무시된 이차요인의 크기에 따른 일관된 변화가 관찰되지 않았다. 그러나 <그림16>, <그림17>, <그림18>에 제시한 것과 같이 자유도의 크기가 2, 4, 7인 모형에서는 무시된 이차요인의 크기가 증가할 때 RMSEA의 평균은 감소하였다.

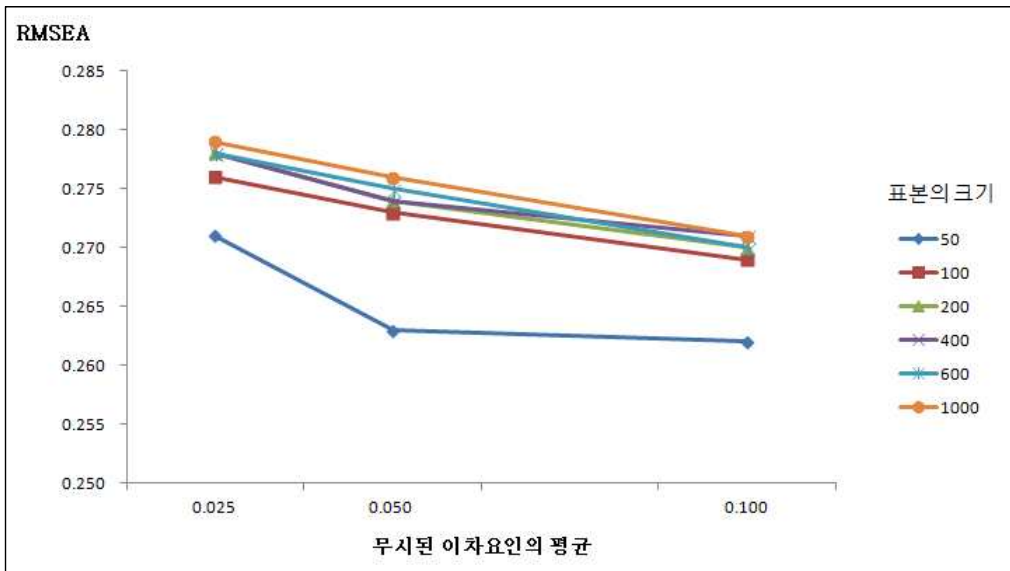
〈표 10〉 오지정 모형에서 RMSEA의 평균과 표준편차

		· RMSEA ·					
df	N	quadratic mean = 0.025		quadratic mean = 0.050		quadratic mean = 0.100	
		M	SD	M	SD	M	SD
1	50	0.055	0.096	0.054	0.092	0.080	0.108
	100	0.043	0.067	0.046	0.070	0.075	0.089
	200	0.026	0.045	0.040	0.055	0.082	0.073
	400	0.023	0.035	0.036	0.044	0.086	0.056
	600	0.020	0.030	0.037	0.039	0.090	0.044
	1000	0.019	0.025	0.042	0.032	0.097	0.033
2	50	0.093	0.098	0.092	0.098	0.082	0.093
	100	0.094	0.073	0.093	0.077	0.082	0.075
	200	0.103	0.055	0.091	0.057	0.082	0.059
	400	0.107	0.038	0.099	0.039	0.085	0.040
	600	0.112	0.029	0.104	0.030	0.091	0.031
	1000	0.111	0.022	0.104	0.022	0.094	0.022
3	50	0.105	0.089	0.106	0.091	0.114	0.092
	100	0.106	0.068	0.110	0.067	0.123	0.066
	200	0.114	0.045	0.116	0.045	0.126	0.044
	400	0.117	0.030	0.120	0.029	0.131	0.029
	600	0.119	0.022	0.122	0.023	0.132	0.023
	1000	0.121	0.017	0.123	0.018	0.131	0.017
4	50	0.271	0.076	0.263	0.076	0.262	0.077
	100	0.276	0.051	0.273	0.050	0.269	0.050
	200	0.278	0.034	0.274	0.036	0.270	0.036
	400	0.278	0.024	0.274	0.024	0.271	0.024
	600	0.278	0.020	0.275	0.019	0.270	0.020
	1000	0.279	0.015	0.276	0.015	0.271	0.015
6	50	0.267	0.066	0.270	0.065	0.280	0.065
	100	0.274	0.045	0.278	0.045	0.283	0.043
	200	0.274	0.031	0.277	0.029	0.286	0.029
	400	0.276	0.020	0.278	0.021	0.287	0.021

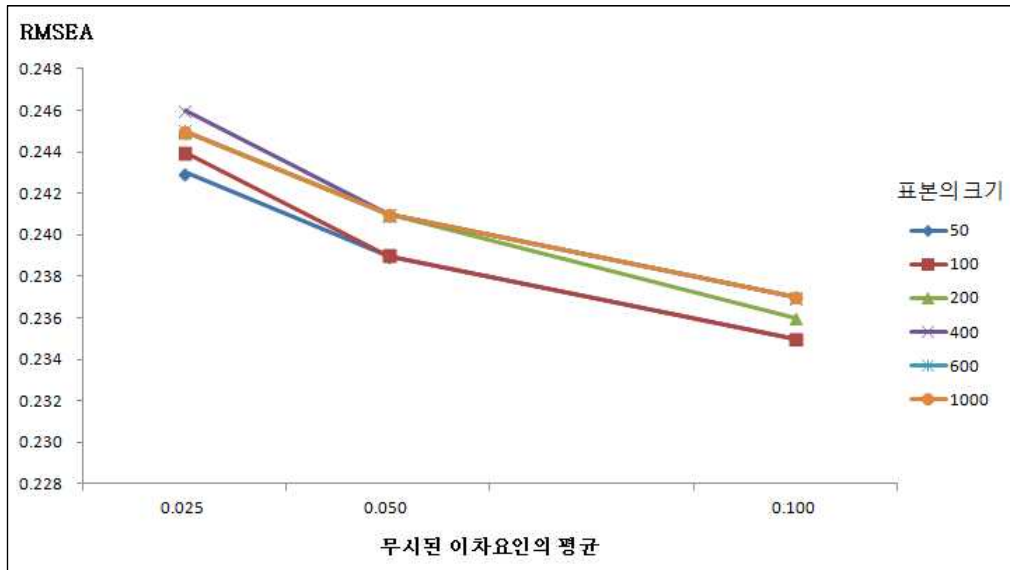
	600	0.276	0.017	0.278	0.017	0.287	0.016
	1000	0.276	0.013	0.279	0.014	0.286	0.014
	50	0.243	0.062	0.239	0.064	0.235	0.063
	100	0.244	0.041	0.239	0.040	0.235	0.040
7	200	0.245	0.028	0.241	0.028	0.236	0.029
	400	0.246	0.020	0.241	0.020	0.237	0.020
	600	0.245	0.016	0.241	0.016	0.237	0.016
	1000	0.245	0.012	0.241	0.013	0.237	0.013
	50	0.270	0.056	0.271	0.056	0.280	0.057
	100	0.272	0.039	0.274	0.037	0.280	0.038
8	200	0.273	0.025	0.275	0.025	0.282	0.026
	400	0.273	0.019	0.275	0.019	0.281	0.019
	600	0.273	0.015	0.276	0.015	0.282	0.015
	1000	0.274	0.011	0.276	0.012	0.281	0.012
	50	0.432	0.043	0.435	0.046	0.438	0.044
	100	0.433	0.032	0.432	0.031	0.438	0.031
10	200	0.433	0.021	0.435	0.021	0.442	0.022
	400	0.434	0.015	0.435	0.016	0.441	0.015
	600	0.434	0.013	0.435	0.012	0.441	0.012
	1000	0.434	0.010	0.435	0.009	0.441	0.009
	50	0.629	0.024	0.629	0.023	0.631	0.023
	100	0.627	0.016	0.627	0.016	0.632	0.016
50	200	0.627	0.011	0.628	0.011	0.631	0.011
	400	0.626	0.008	0.627	0.008	0.631	0.008
	600	0.626	0.006	0.628	0.007	0.631	0.006
	1000	0.627	0.005	0.628	0.005	0.631	0.005



<그림 16> 자유도의 크기가 2인 모형에서 RMSEA의 평균



<그림 17> 자유도의 크기가 4인 모형에서 RMSEA의 평균



<그림 18> 자유도의 크기가 7인 모형에서 RMSEA의 평균

무시된 이차요인의 평균 크기에 따른 RMSEA의 검증력을 <표11>에 제시하였다. 검증력은 RMSEA가 .050 보다 클 확률로 계산되었다. 무시된 이차요인의 크기가 0.025에서 0.100으로 증가함에 따라 RMSEA의 검증력도 증가하였다. 그러나 자유도의 크기가 2인 모형에서는 무시된 이차요인의 크기가 증가할수록 검증력은 감소하였다.

〈표 12〉 오지정 모형에서 RMSEA의 검증력

단위: 확률 (%)

df	N	quadratic mean = 0.025	quadratic mean = 0.050	quadratic mean = 0.100
1	50	0.306	0.311	0.425
	100	0.319	0.328	0.480
	200	0.216	0.339	0.611
	400	0.210	0.349	0.719
	600	0.176	0.353	0.823
	1000	0.135	0.432	0.923
2	50	0.549	0.540	0.504
	100	0.684	0.657	0.607
	200	0.836	0.741	0.697
	400	0.924	0.892	0.815
	600	0.987	0.954	0.902
	1000	0.995	0.992	0.971
3	50	0.660	0.663	0.681
	100	0.760	0.798	0.846
	200	0.910	0.919	0.951
	400	0.988	0.992	0.996
	600	0.998	0.998	1.000
	1000	1.000	1.000	1.000
4	50	0.990	0.986	0.988
	100	1.000	1.000	1.000
	200	1.000	1.000	1.000
	400	1.000	1.000	1.000
	600	1.000	1.000	1.000
	1000	1.000	1.000	1.000
5	50	0.998	0.998	0.999
	100	1.000	1.000	1.000

	200	1.000	1.000	1.000
	400	1.000	1.000	1.000
	600	1.000	1.000	1.000
	1000	1.000	1.000	1.000
	50	0.995	0.989	0.995
	100	1.000	1.000	1.000
7	200	1.000	1.000	1.000
	400	1.000	1.000	1.000
	600	1.000	1.000	1.000
	1000	1.000	1.000	1.000
	50	1.000	1.000	0.998
	100	1.000	1.000	1.000
8	200	1.000	1.000	1.000
	400	1.000	1.000	1.000
	600	1.000	1.000	1.000
	1000	1.000	1.000	1.000
	50	1.000	1.000	1.000
	100	1.000	1.000	1.000
10	200	1.000	1.000	1.000
	400	1.000	1.000	1.000
	600	1.000	1.000	1.000
	1000	1.000	1.000	1.000
	50	1.000	1.000	1.000
	100	1.000	1.000	1.000
50	200	1.000	1.000	1.000
	400	1.000	1.000	1.000
	600	1.000	1.000	1.000
	1000	1.000	1.000	1.000

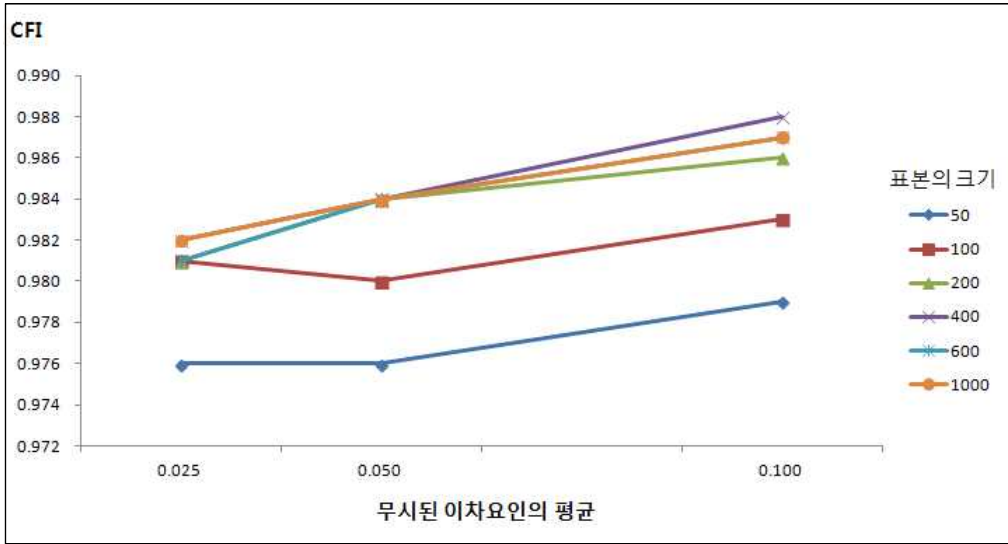
(3) CFI의 평균과 표준편차 그리고 검증력

오지정 모형에서 CFI의 평균과 표준편차를 <표13>에 제시하였다. 모형에서 무시된 이차요인의 크기가 0.025에서 0.100으로 증가할 때 CFI의 평균은 감소하였고, 표준편차는 무시된 이차요인의 크기에 따른 일관된 변화가 관찰되지 않았다. 그러나 <그림19>, <그림20>, <그림21>에 제시한 것과 같이 자유도의 크기가 2, 4, 7인 모형에서는 무시된 이차요인의 크기가 증가할 때 CFI의 평균은 증가하였다.

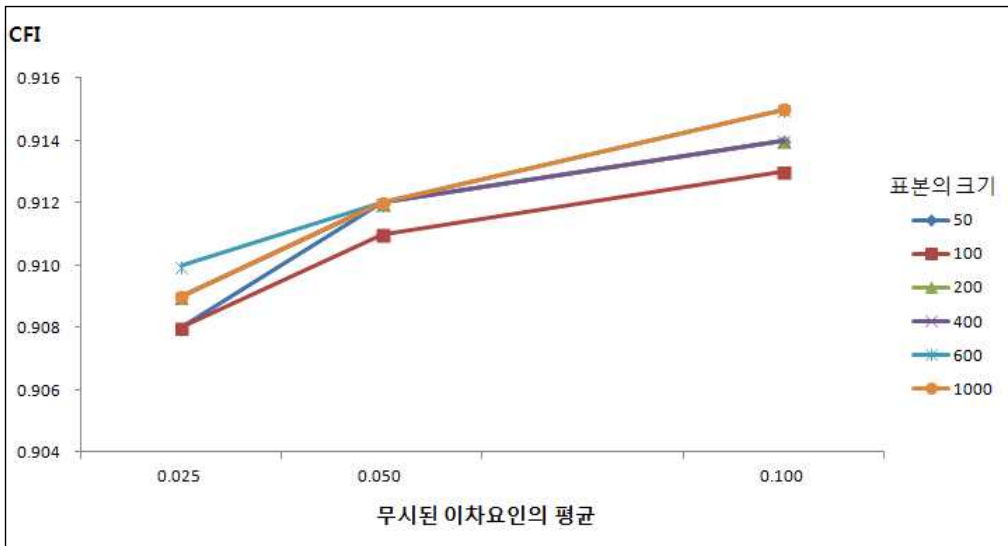
<표 13> 오지정 모형에서 CFI의 평균과 표준편차

df	n	CFI					
		quadratic mean = 0.025		quadratic mean = 0.050		quadratic mean = 0.100	
		M	SD	M	SD	M	SD
1	50	0.992	0.020	0.992	0.020	0.987	0.024
	100	0.995	0.010	0.995	0.010	0.990	0.016
	200	0.998	0.004	0.997	0.007	0.991	0.011
	400	0.999	0.003	0.998	0.004	0.993	0.007
	600	0.999	0.002	0.998	0.003	0.993	0.006
	1000	0.999	0.001	0.998	0.002	0.993	0.004
2	50	0.976	0.035	0.976	0.034	0.979	0.032
	100	0.981	0.021	0.980	0.023	0.983	0.022
	200	0.981	0.015	0.984	0.015	0.986	0.014
	400	0.982	0.011	0.984	0.010	0.988	0.009
	600	0.981	0.009	0.984	0.008	0.987	0.007
	1000	0.982	0.007	0.984	0.006	0.987	0.006
3	50	0.963	0.042	0.962	0.045	0.958	0.047
	100	0.968	0.028	0.967	0.029	0.961	0.032
	200	0.970	0.019	0.968	0.020	0.963	0.021
	400	0.970	0.014	0.968	0.014	0.963	0.014
	600	0.969	0.010	0.968	0.011	0.963	0.012
	1000	0.969	0.008	0.968	0.009	0.964	0.009
4	50	0.908	0.045	0.912	0.044	0.914	0.043
	100	0.908	0.032	0.911	0.030	0.913	0.030
	200	0.909	0.021	0.912	0.022	0.914	0.022
	400	0.909	0.015	0.912	0.015	0.914	0.015
	600	0.910	0.012	0.912	0.012	0.915	0.012
	1000	0.909	0.009	0.912	0.010	0.915	0.009
5	50	0.891	0.047	0.889	0.047	0.880	0.049
	100	0.889	0.033	0.886	0.033	0.881	0.034
	200	0.890	0.023	0.888	0.022	0.880	0.023
	400	0.890	0.015	0.888	0.016	0.880	0.017

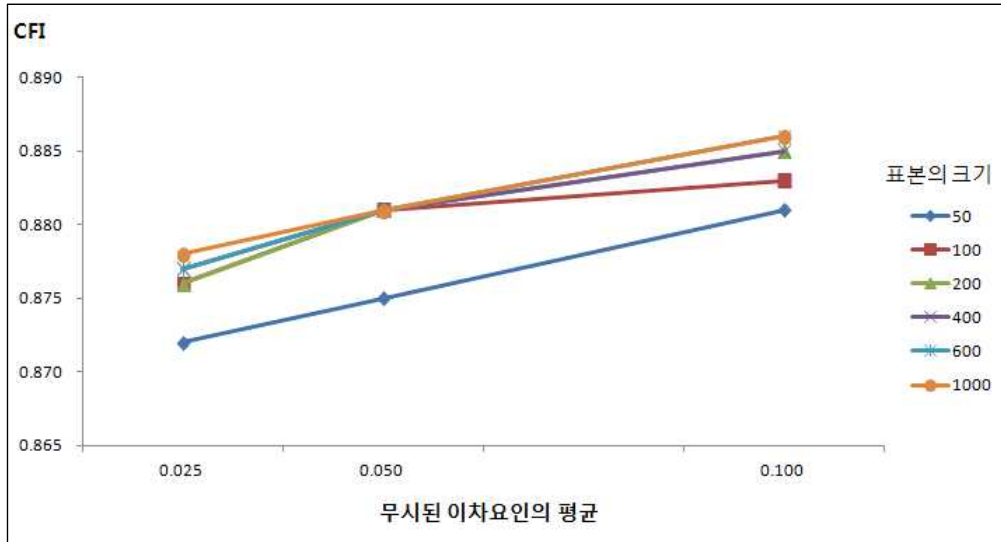
	600	0.889	0.013	0.887	0.013	0.881	0.013
	1000	0.889	0.010	0.887	0.010	0.881	0.011
7	50	0.872	0.060	0.875	0.059	0.881	0.058
	100	0.876	0.040	0.881	0.038	0.883	0.039
	200	0.876	0.027	0.881	0.027	0.885	0.027
	400	0.877	0.020	0.881	0.019	0.885	0.019
	600	0.877	0.015	0.881	0.016	0.886	0.015
	1000	0.878	0.012	0.881	0.012	0.886	0.012
8	50	0.825	0.066	0.823	0.066	0.811	0.067
	100	0.825	0.046	0.823	0.044	0.815	0.047
	200	0.826	0.030	0.823	0.030	0.814	0.033
	400	0.826	0.022	0.824	0.022	0.815	0.023
	600	0.827	0.018	0.824	0.018	0.815	0.018
	1000	0.825	0.014	0.823	0.014	0.816	0.014
10	50	0.722	0.046	0.718	0.048	0.712	0.047
	100	0.721	0.034	0.721	0.033	0.714	0.034
	200	0.722	0.023	0.719	0.023	0.710	0.024
	400	0.720	0.017	0.719	0.017	0.710	0.017
	600	0.720	0.013	0.719	0.013	0.711	0.013
	1000	0.720	0.010	0.718	0.010	0.711	0.010
50	50	0.449	0.024	0.447	0.023	0.440	0.024
	100	0.449	0.016	0.449	0.016	0.442	0.017
	200	0.450	0.010	0.448	0.011	0.442	0.011
	400	0.450	0.008	0.449	0.008	0.442	0.008
	600	0.450	0.006	0.448	0.007	0.442	0.007
	1000	0.450	0.005	0.448	0.005	0.442	0.005



<그림 19> 자유도의 크기가 2인 모형에서 CFI의 평균



<그림 20> 자유도의 크기가 4인 모형에서 CFI의 평균



<그림 21> 자유도의 크기가 7인 모형에서 CFI의 평균

무시된 이차요인의 평균 크기에 따른 CFI의 검증력을 <표14>에 제시하였다. 검증력은 CFI가 0.900 작을 클 확률로 계산되었다. 무시된 이차요인의 크기가 0.025에서 0.100로 증가함에 따라 CFI의 검증력도 증가하였다. 그러나 자유도의 크기가 2, 4, 7인 모형에서는 무시된 이차요인의 크기가 증가할수록 검증력은 감소하였다.

〈표 14〉 오지정 모형에서 CFI의 검증력

단위: 확률 (%)				
df	N	quadratic mean = 0.025	quadratic mean = 0.050	quadratic mean = 0.100
1	50	0.007	0.011	0.017
	100	0.000	0.000	0.002
	200	0.000	0.000	0.000
	400	0.000	0.000	0.000
	600	0.000	0.000	0.000
	1000	0.000	0.000	0.000
	2	50	0.039	0.039
100		0.000	0.009	0.005
200		0.000	0.000	0.000
400		0.000	0.000	0.000
600		0.000	0.000	0.000
1000		0.000	0.000	0.000
3	50	0.090	0.103	0.121
	100	0.021	0.033	0.052
	200	0.001	0.004	0.005
	400	0.000	0.000	0.000
	600	0.000	0.000	0.000
	1000	0.000	0.000	0.000
4	50	0.407	0.351	0.344
	100	0.374	0.331	0.291
	200	0.307	0.280	0.247
	400	0.258	0.208	0.164
	600	0.188	0.150	0.095
	1000	0.135	0.106	0.060
5	50	0.542	0.557	0.618

	100	0.597	0.637	0.680
	200	0.655	0.696	0.795
	400	0.751	0.761	0.881
	600	0.792	0.817	0.943
	1000	0.841	0.907	0.968
	50	0.647	0.637	0.581
	100	0.704	0.661	0.630
7	200	0.800	0.746	0.676
	400	0.890	0.825	0.762
	600	0.932	0.867	0.819
	1000	0.973	0.936	0.870
	50	0.880	0.883	0.904
	100	0.958	0.971	0.980
8	200	0.996	0.998	1.000
	400	1.000	1.000	1.000
	600	1.000	1.000	1.000
	1000	1.000	1.000	1.000
	50	1.000	1.000	1.000
	100	1.000	1.000	1.000
10	200	1.000	1.000	1.000
	400	1.000	1.000	1.000
	600	1.000	1.000	1.000
	1000	1.000	1.000	1.000
	50	1.000	1.000	1.000
	100	1.000	1.000	1.000
50	200	1.000	1.000	1.000
	400	1.000	1.000	1.000
	600	1.000	1.000	1.000
	1000	1.000	1.000	1.000

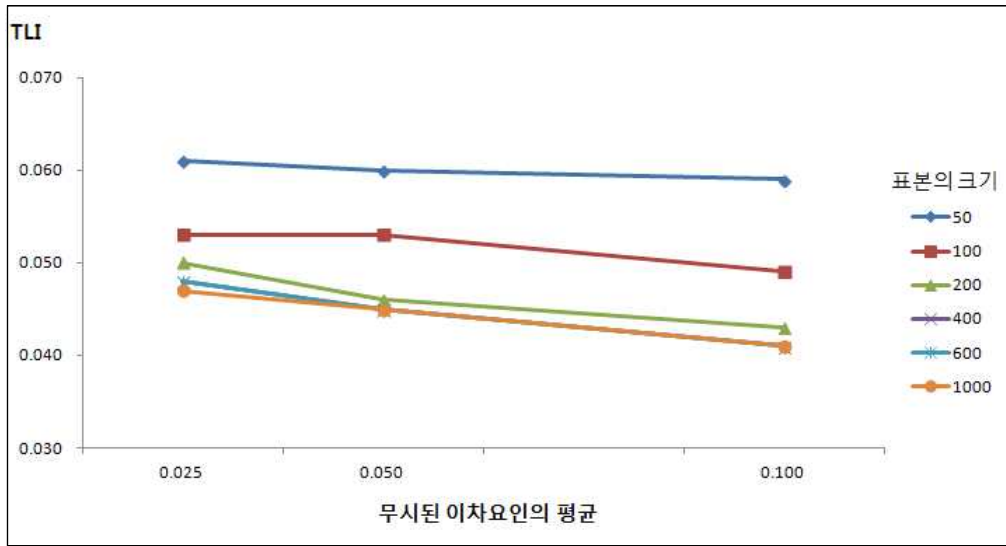
(4) TLI의 평균과 표준편차 그리고 검증력

오지정 모형에서 TLI의 평균과 표준편차를 <표15>에 제시하였다. 모형에서 무시된 이차요인의 크기가 0.025에서 0.100으로 증가할 때 TLI의 평균은 감소하였고, 표준편차는 무시된 이차요인의 크기에 따른 일관된 변화가 관찰되지 않았다. 그러나 <그림 22>, <그림 23>, <그림 24>에 제시한 것과 같이 자유도의 크기가 2, 4, 7인 모형에서는 무시된 이차요인의 크기가 증가할 때 TLI의 평균은 감소하였다.

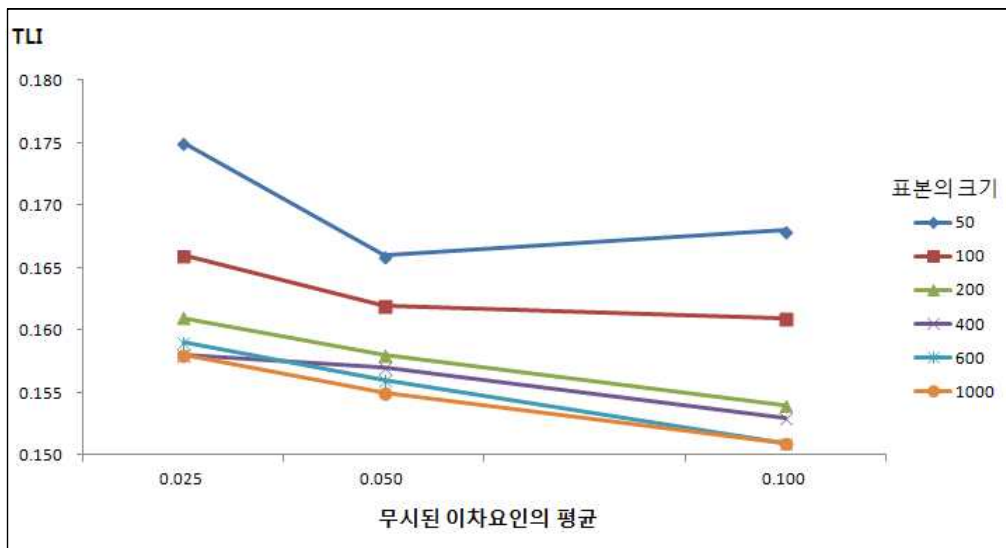
〈표 15〉 오지정 모형에서 TLI의 평균과 표준편차

df	n	TLI					
		quadratic mean = 0.025		quadratic mean = 0.050		quadratic mean = 0.100	
		M	SD	M	SD	M	SD
1	50	0.996	0.071	0.997	0.070	0.978	0.084
	100	0.996	0.035	0.994	0.036	0.978	0.053
	200	0.999	0.016	0.994	0.022	0.976	0.035
	400	0.999	0.009	0.995	0.013	0.978	0.023
	600	0.999	0.006	0.995	0.010	0.979	0.018
	1000	0.999	0.004	0.994	0.007	0.978	0.013
2	50	0.975	0.061	0.976	0.061	0.980	0.056
	100	0.974	0.034	0.974	0.037	0.979	0.036
	200	0.972	0.024	0.977	0.023	0.980	0.023
	400	0.973	0.016	0.977	0.016	0.982	0.014
	600	0.972	0.013	0.976	0.013	0.981	0.011
	1000	0.973	0.010	0.976	0.009	0.980	0.009
3	50	0.969	0.050	0.968	0.052	0.963	0.053
	100	0.970	0.030	0.968	0.031	0.961	0.033
	200	0.970	0.020	0.968	0.020	0.963	0.021
	400	0.970	0.014	0.968	0.014	0.963	0.014
	600	0.969	0.010	0.968	0.011	0.963	0.012
	1000	0.969	0.008	0.968	0.009	0.964	0.009
4	50	0.862	0.068	0.869	0.067	0.871	0.065
	100	0.863	0.047	0.866	0.046	0.870	0.045
	200	0.863	0.032	0.867	0.033	0.871	0.032
	400	0.864	0.022	0.868	0.022	0.871	0.022
	600	0.864	0.018	0.868	0.018	0.873	0.018
	1000	0.864	0.014	0.868	0.014	0.872	0.014
5	50	0.869	0.056	0.867	0.056	0.856	0.059

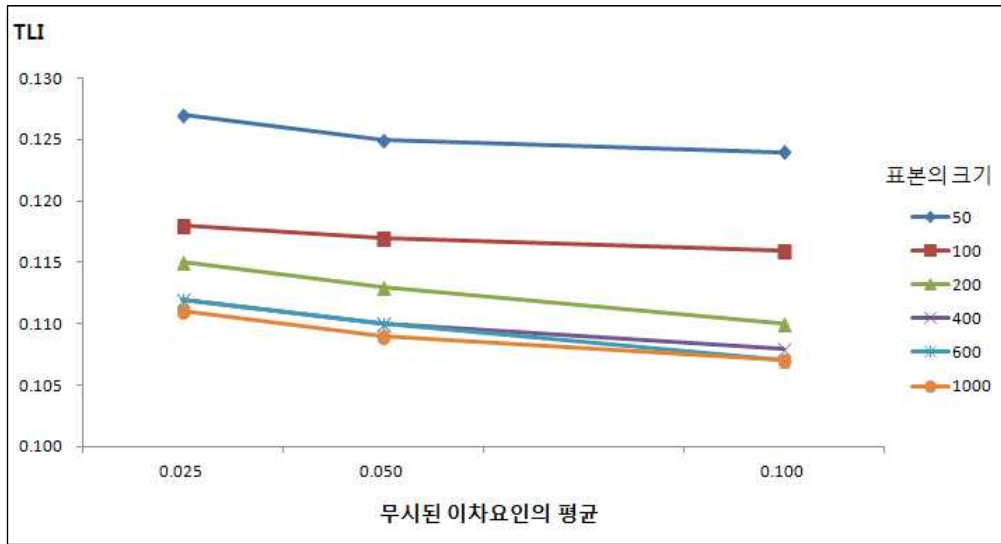
	100	0.867	0.040	0.863	0.040	0.858	0.041
	200	0.868	0.028	0.865	0.027	0.856	0.027
	400	0.867	0.018	0.865	0.019	0.856	0.020
	600	0.867	0.016	0.865	0.016	0.857	0.015
	1000	0.867	0.012	0.864	0.012	0.857	0.013
7	50	0.891	0.052	0.893	0.051	0.898	0.050
	100	0.894	0.034	0.898	0.033	0.900	0.034
	200	0.894	0.023	0.898	0.023	0.902	0.024
	400	0.894	0.017	0.898	0.016	0.902	0.016
	600	0.895	0.013	0.898	0.014	0.902	0.013
	1000	0.895	0.010	0.898	0.010	0.902	0.010
8	50	0.869	0.050	0.867	0.050	0.858	0.050
	100	0.868	0.035	0.867	0.033	0.861	0.035
	200	0.869	0.022	0.867	0.023	0.860	0.025
	400	0.870	0.017	0.868	0.017	0.861	0.017
	600	0.870	0.013	0.868	0.013	0.861	0.014
	1000	0.869	0.010	0.867	0.010	0.862	0.011
10	50	0.722	0.046	0.718	0.048	0.712	0.047
	100	0.721	0.034	0.721	0.033	0.714	0.034
	200	0.722	0.023	0.719	0.023	0.710	0.024
	400	0.720	0.017	0.719	0.017	0.710	0.017
	600	0.720	0.013	0.719	0.013	0.711	0.013
	1000	0.720	0.010	0.718	0.010	0.711	0.010
50	50	0.504	0.022	0.502	0.021	0.496	0.022
	100	0.504	0.014	0.504	0.015	0.498	0.015
	200	0.505	0.009	0.503	0.010	0.498	0.010
	400	0.505	0.007	0.504	0.007	0.498	0.007
	600	0.505	0.006	0.503	0.006	0.497	0.006
	1000	0.505	0.004	0.504	0.005	0.498	0.005



<그림 22> 자유도의 크기가 2인 모형에서 TLI의 평균



<그림 23> 자유도의 크기가 4인 모형에서 TLI의 평균



<그림 24> 자유도의 크기가 7인 모형에서 TLI의 평균

무시된 이차요인의 평균 크기에 따른 TLI의 검증력을 <표16>에 제시하였다. 검증력은 CFI가 0.900 작을 확률로 계산되었다. 무시된 이차요인의 크기가 0.025에서 0.100로 증가함에 따라 CFI의 검증력도 증가하였다. 그러나 자유도의 크기가 2, 4, 7인 모형에서는 무시된 이차요인의 크기가 증가할수록 검증력은 감소하였다.

〈표 16〉 오지정 모형에서 TLI의 검증력

		단위: 확률 (%)		
df	N	quadratic mean = 0.025	quadratic mean = 0.050	quadratic mean = 0.100
1	50	0.090	0.082	0.142
	100	0.029	0.030	0.084
	200	0.001	0.006	0.039
	400	0.000	0.000	0.005
	600	0.000	0.000	0.001
	1000	0.000	0.000	0.000
	2	50	0.116	0.113
100		0.039	0.049	0.037
200		0.008	0.007	0.007
400		0.000	0.000	0.000
600		0.000	0.000	0.000
1000		0.000	0.000	0.000
3		50	0.090	0.103
	100	0.021	0.033	0.052
	200	0.001	0.004	0.005
	400	0.000	0.000	0.000
	600	0.000	0.000	0.000
	1000	0.000	0.000	0.000
	4	50	0.693	0.656
100		0.785	0.764	0.743
200		0.876	0.839	0.810
400		0.950	0.928	0.900
600		0.977	0.967	0.942
1000		1.000	0.992	0.983
5		50	0.676	0.689
	100	0.792	0.811	0.848

	200	0.877	0.907	0.954
	400	0.963	0.972	0.990
	600	0.982	0.988	0.999
	1000	0.998	0.998	1.000
7	50	0.522	0.503	0.471
	100	0.546	0.476	0.459
	200	0.571	0.494	0.427
	400	0.607	0.506	0.433
	600	0.625	0.525	0.409
	1000	0.634	0.541	0.389
	50	0.719	0.744	0.783
8	100	0.806	0.838	0.872
	200	0.913	0.930	0.956
	400	0.975	0.976	0.990
	600	0.987	0.992	0.998
	1000	1.000	1.000	1.000
	50	1.000	1.000	1.000
	100	1.000	1.000	1.000
10	200	1.000	1.000	1.000
	400	1.000	1.000	1.000
	600	1.000	1.000	1.000
	1000	1.000	1.000	1.000
	50	1.000	1.000	1.000
	100	1.000	1.000	1.000
	200	1.000	1.000	1.000
50	400	1.000	1.000	1.000
	600	1.000	1.000	1.000
	1000	1.000	1.000	1.000

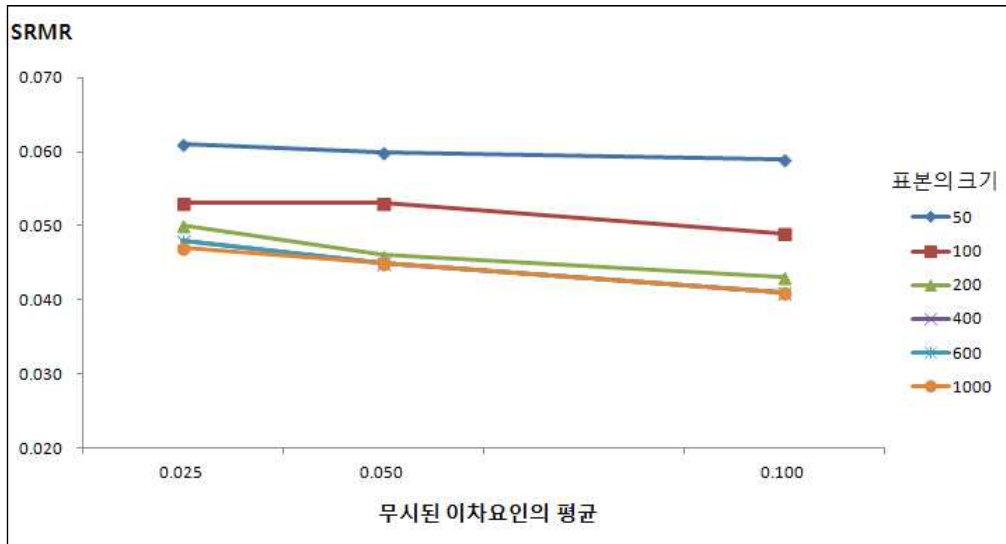
(5) SRMR의 평균과 표준편차 그리고 검증력

오지정 모형에서 SRMR의 평균과 표준편차를 <표17>에 제시하였다. 모형에서 무시된 이차요인의 크기가 0.025에서 0.100으로 증가할 때 SRMR의 평균은 증가하였고, 표준편차는 무시된 이차요인의 크기에 따른 일관된 변화가 관찰되지 않았다. 그러나 <그림25>, <그림26>, <그림27>에 제시한 것과 같이 자유도의 크기가 2, 4, 7인 모형에서는 무시된 이차요인의 크기가 증가할 때 SRMR의 평균은 감소하였다.

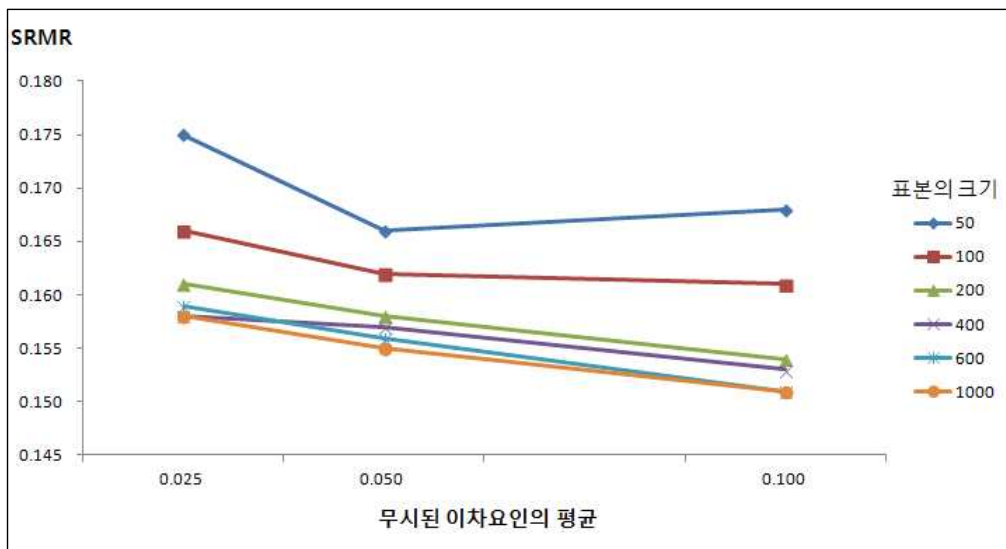
〈표 17〉 오지정 모형에서 SRMR의 평균과 표준편차

		SRMR					
df	n	quadratic mean = 0.025		quadratic mean = 0.050		quadratic mean = 0.100	
		M	SD	M	SD	M	SD
		1	50	0.024	0.020	0.024	0.020
	100	0.017	0.013	0.018	0.014	0.024	0.016
	200	0.011	0.009	0.014	0.010	0.021	0.013
	400	0.009	0.006	0.011	0.008	0.020	0.010
	600	0.007	0.005	0.010	0.007	0.019	0.008
	1000	0.006	0.004	0.010	0.005	0.020	0.006
2	50	0.061	0.034	0.060	0.034	0.059	0.034
	100	0.053	0.025	0.053	0.026	0.049	0.026
	200	0.050	0.019	0.046	0.020	0.043	0.021
	400	0.048	0.014	0.045	0.015	0.041	0.014
	600	0.048	0.012	0.045	0.012	0.041	0.012
	1000	0.047	0.009	0.045	0.009	0.041	0.010
3	50	0.071	0.032	0.071	0.032	0.070	0.031
	100	0.063	0.025	0.062	0.024	0.062	0.023
	200	0.060	0.019	0.059	0.018	0.058	0.018
	400	0.058	0.014	0.057	0.013	0.056	0.013
	600	0.058	0.011	0.057	0.011	0.056	0.011
	1000	0.058	0.009	0.057	0.009	0.055	0.008
4	50	0.175	0.066	0.166	0.063	0.168	0.065
	100	0.166	0.045	0.162	0.044	0.161	0.044
	200	0.161	0.030	0.158	0.031	0.154	0.032
	400	0.158	0.022	0.157	0.021	0.153	0.021
	600	0.159	0.017	0.156	0.017	0.151	0.017
	1000	0.158	0.013	0.155	0.014	0.151	0.013
5	50	0.206	0.073	0.206	0.073	0.208	0.074

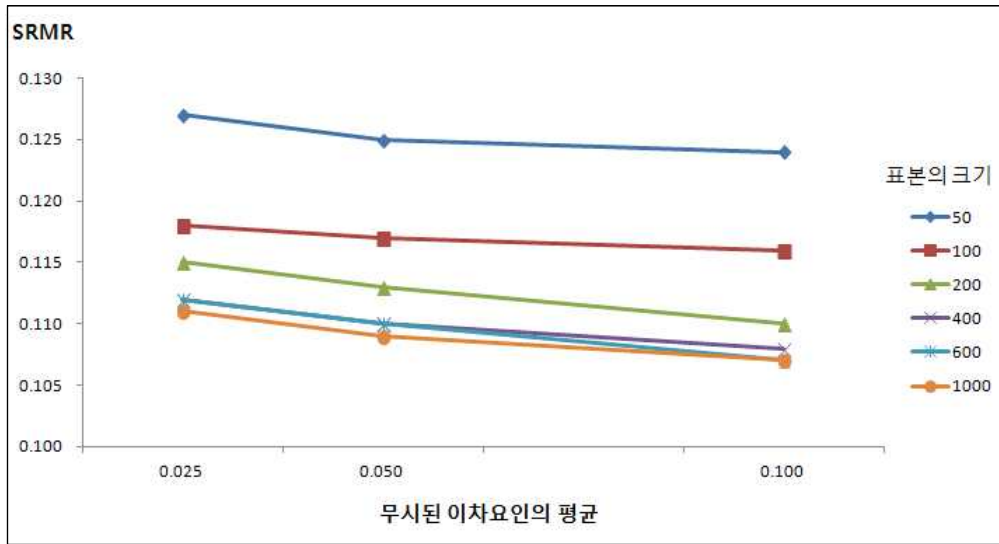
	100	0.201	0.051	0.200	0.050	0.197	0.050
	200	0.194	0.036	0.194	0.035	0.194	0.035
	400	0.191	0.023	0.192	0.024	0.192	0.024
	600	0.192	0.020	0.191	0.020	0.190	0.019
	1000	0.192	0.016	0.192	0.016	0.190	0.016
7	50	0.127	0.037	0.125	0.035	0.124	0.035
	100	0.118	0.025	0.117	0.025	0.116	0.025
	200	0.115	0.018	0.113	0.018	0.110	0.018
	400	0.112	0.013	0.110	0.013	0.108	0.013
	600	0.112	0.010	0.110	0.011	0.107	0.010
	1000	0.111	0.008	0.109	0.008	0.107	0.008
8	50	0.143	0.036	0.143	0.036	0.141	0.035
	100	0.137	0.025	0.135	0.023	0.134	0.024
	200	0.132	0.017	0.132	0.017	0.130	0.017
	400	0.131	0.012	0.129	0.012	0.128	0.012
	600	0.130	0.010	0.130	0.010	0.128	0.010
	1000	0.130	0.007	0.129	0.008	0.127	0.008
10	50	0.384	0.122	0.398	0.141	0.401	0.144
	100	0.362	0.080	0.363	0.083	0.372	0.093
	200	0.348	0.050	0.347	0.046	0.353	0.051
	400	0.341	0.030	0.341	0.030	0.348	0.032
	600	0.339	0.024	0.340	0.023	0.345	0.023
	1000	0.338	0.018	0.340	0.018	0.344	0.018
50	50	7.308	2.476	7.202	2.336	7.296	2.326
	100	7.119	1.480	6.995	1.465	7.117	1.529
	200	6.967	0.937	6.940	0.974	7.083	1.010
	400	6.876	0.703	6.904	0.711	7.026	0.690
	600	6.843	0.547	6.886	0.542	7.043	0.593
	1000	6.857	0.430	6.873	0.437	6.998	0.434



<그림 25> 자유도의 크기가 2인 모형에서 SRMR의 평균



<그림 26> 자유도의 크기가 4인 모형에서 SRMR의 평균



<그림 27> 자유도의 크기가 7인 모형에서 SRMR의 평균

무시된 이차요인의 평균 크기에 따른 SRMR의 검증력을 <표 18>에 제시하였다. 검증력은 SRMR이 .080 보다 클 확률로 계산되었다. 무시된 이차요인의 크기가 0.025에서 0.100으로 증가함에 따라 SRMR의 검증력도 증가하였다. 그러나 자유도의 크기가 2, 4, 7인 모형에서는 무시된 이차요인의 크기가 증가할 수록 검증력은 감소하였다.

〈표 18〉 오지정 모형에서 SRMR의 검증력

단위: 확률 (%)				
df	N	quadratic mean = 0.025	quadratic mean = 0.050	quadratic mean = 0.100
1	50	0.011	0.013	0.032
	100	0.000	0.002	0.006
	200	0.000	0.000	0.000
	400	0.000	0.000	0.000
	600	0.000	0.000	0.000
	1000	0.000	0.000	0.000
	2	50	0.258	0.263
100		0.149	0.153	0.112
200		0.058	0.053	0.048
400		0.009	0.012	0.003
600		0.005	0.002	0.001
1000		0.000	0.000	0.000
3	50	0.364	0.335	0.331
	100	0.244	0.236	0.191
	200	0.135	0.130	0.097
	400	0.056	0.045	0.041
	600	0.023	0.020	0.019
	1000	0.011	0.002	0.002
4	50	0.958	0.949	0.943
	100	0.990	0.987	0.979
	200	0.999	1.000	0.995
	400	1.000	1.000	1.000
	600	1.000	1.000	1.000
	1000	1.000	1.000	1.000
5	50	0.993	0.993	0.989
	100	0.999	0.999	1.000
	200	1.000	1.000	1.000
	400	1.000	1.000	1.000
	600	1.000	1.000	1.000

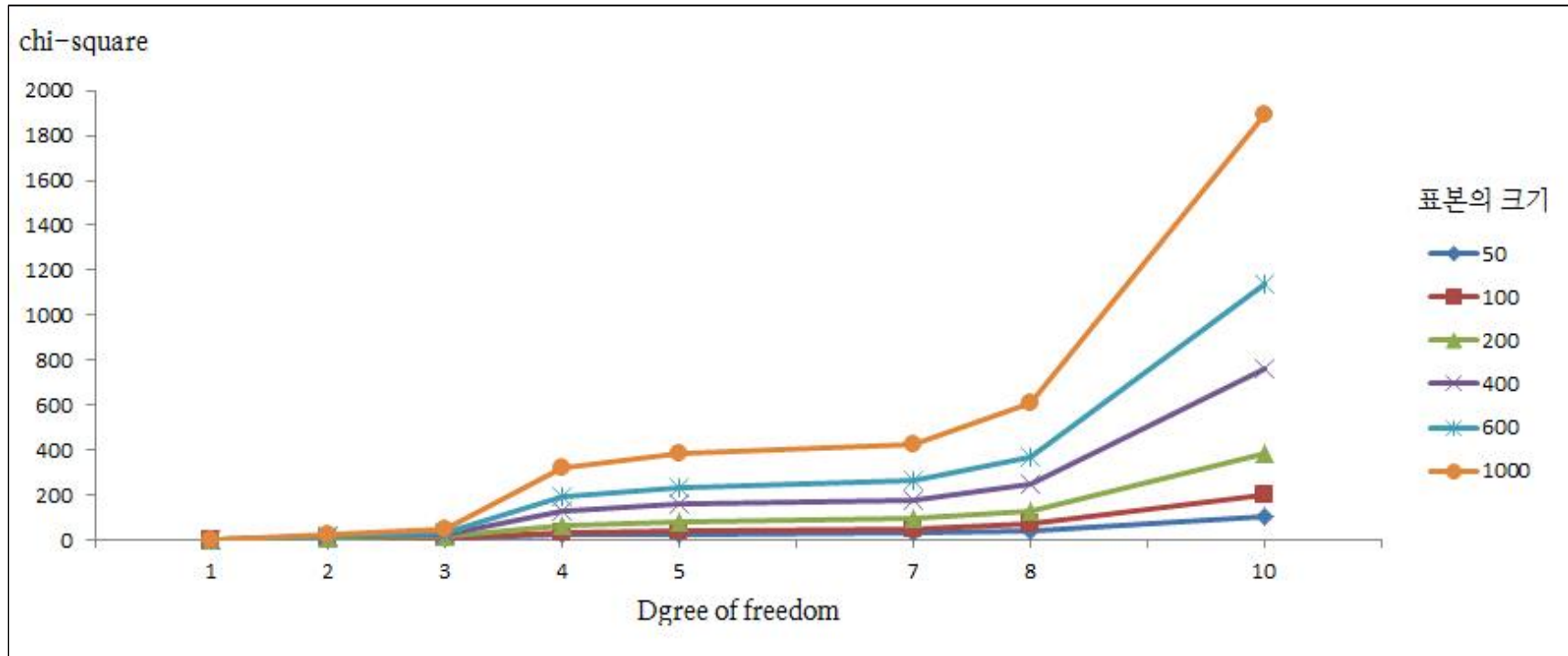
	1000	1.000	1.000	1.000
	50	0.927	0.921	0.905
	100	0.958	0.949	0.930
7	200	0.984	0.977	0.964
	400	0.998	0.993	0.991
	600	1.000	0.999	1.000
	1000	1.000	1.000	1.000
	50	0.992	0.992	0.984
	100	1.000	0.995	0.999
8	200	1.000	1.000	1.000
	400	1.000	1.000	1.000
	600	1.000	1.000	1.000
	1000	1.000	1.000	1.000
	50	1.000	1.000	1.000
	100	1.000	1.000	1.000
10	200	1.000	1.000	1.000
	400	1.000	1.000	1.000
	600	1.000	1.000	1.000
	1000	1.000	1.000	1.000
	50	1.000	1.000	1.000
	100	1.000	1.000	1.000
50	200	1.000	1.000	1.000
	400	1.000	1.000	1.000
	600	1.000	1.000	1.000
	1000	1.000	1.000	1.000

2) 모형 오지정 조건에서 자유도의 크기가 합치도 지수의 검증력에 미치는 영향

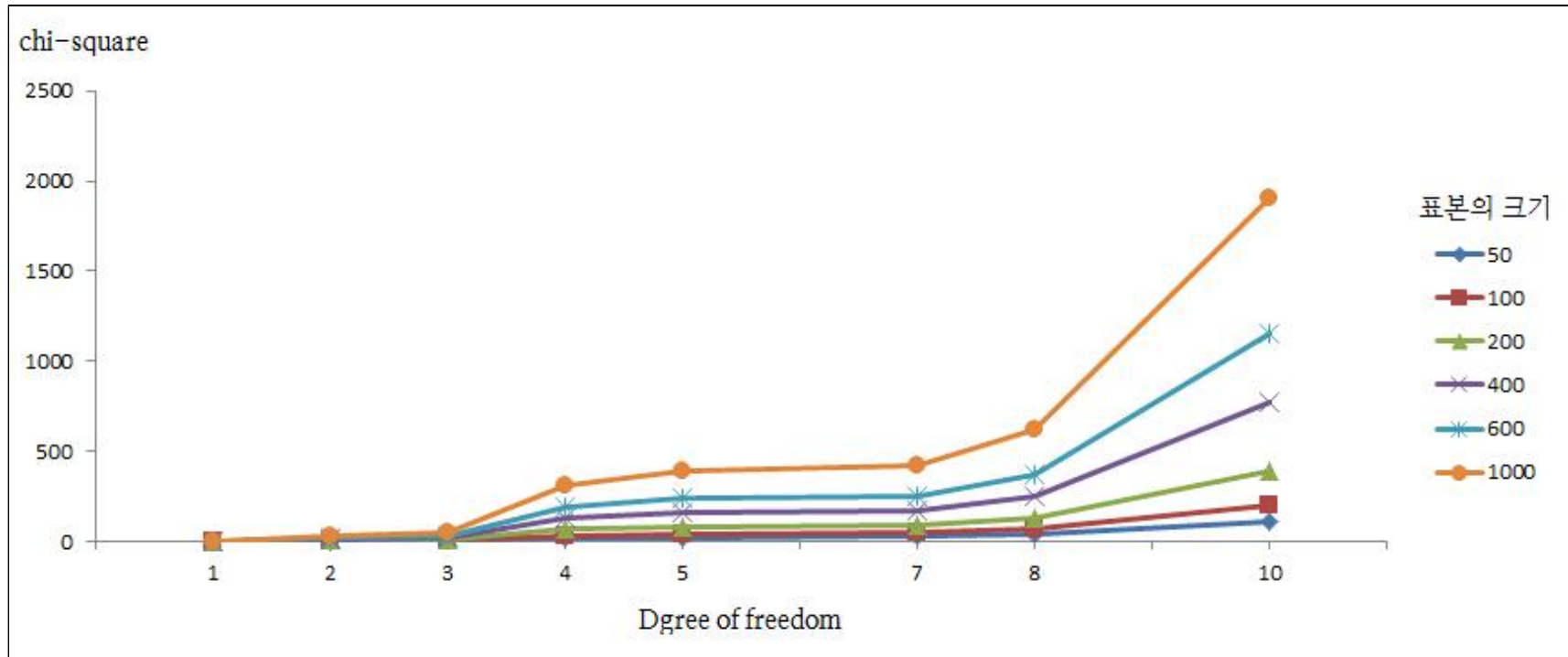
모형이 잘못 설정된 조건에서 자유도의 크기가 합치도 지수의 수행에 미치는 영향력을 살펴보기 위하여, 합치도 지수들의 평균과 표준편차 그리고 검증력을 분석하였다.

(1) chi-square의 평균과 표준편차

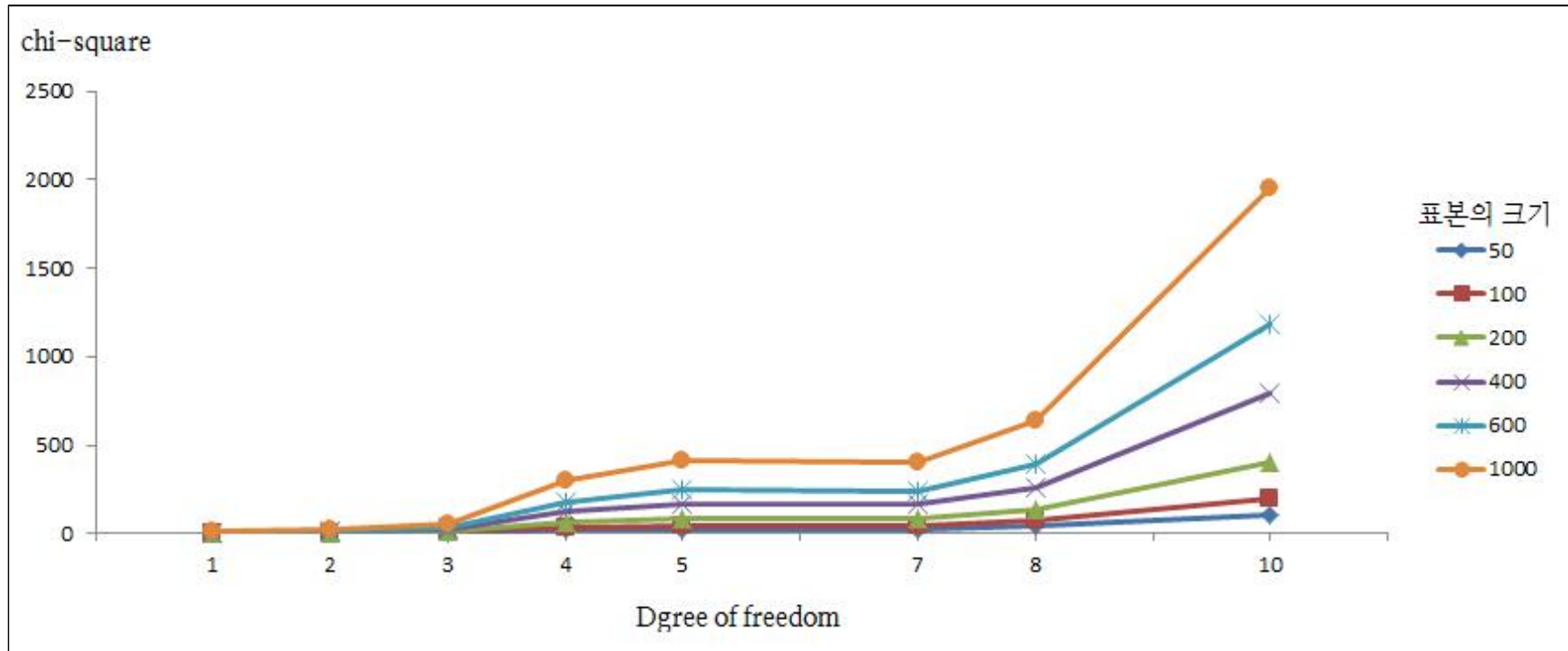
모형이 잘못 설정된 조건에서 chi-square의 평균과 표준편차를 <표 9>에 제시하였고, 모형의 자유도가 1에서 10으로 증가할 때 chi-square의 평균을 <그림 28>, <그림 29>, <그림 30>에 나타내었다. 자유도의 크기가 증가함에 따라 chi-square의 평균도 증가하였으며, 사례수가 커 질수록 증가 폭이 더 큰 것으로 관찰되었다.



〈그림 28〉 무시된 이차요인의 평균이 0.025인 조건에서 chi-square의 평균



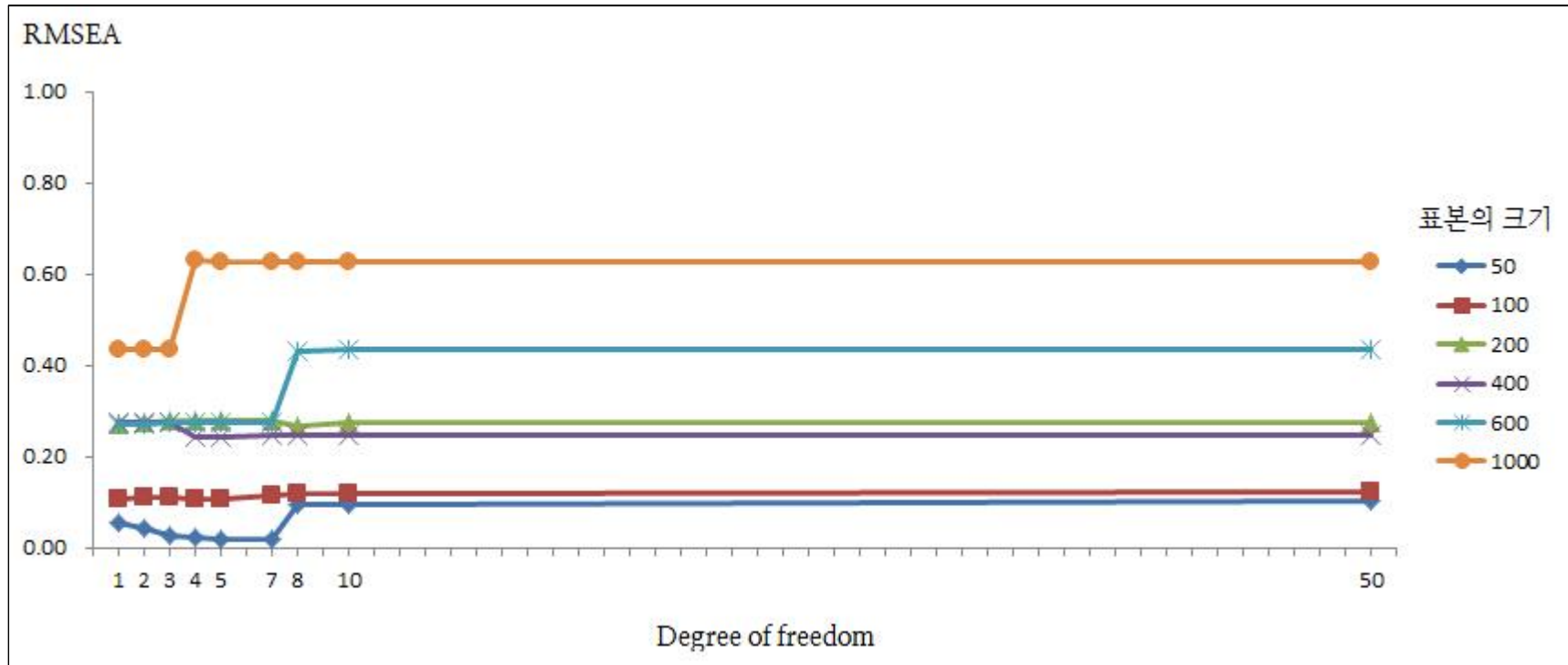
<그림 29> 무시된 이차요인의 크기가 0.050인 조건에서 chi-square의 평균



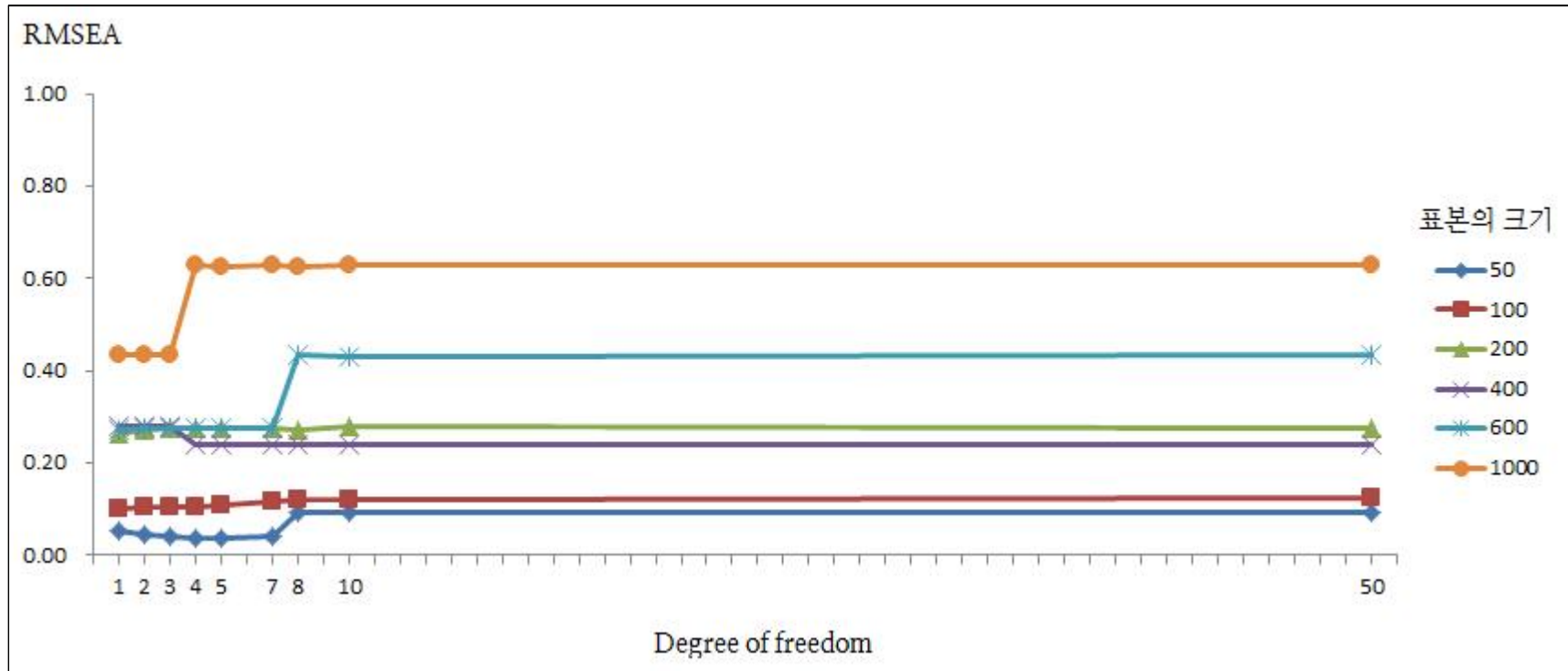
<그림 30> 무시된 이차요인의 크기가 0.100인 조건에서 chi-square의 평균

(2) RMSEA의 평균과 표준편차 그리고 검증력

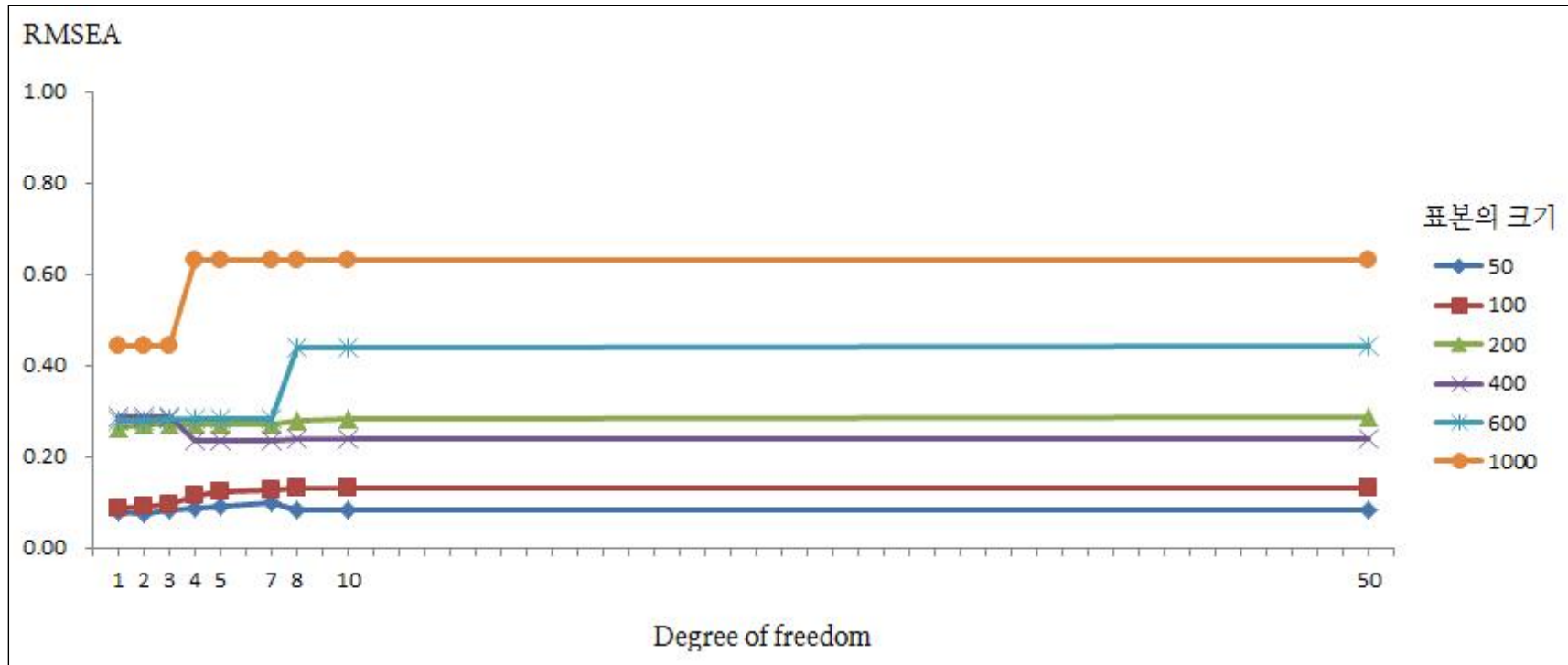
모형이 잘못 설정된 조건에서 RMSEA의 평균과 표준편차를 <표 10>에 제시하였고, 잘못 설정된 모형을 기각하는 RMSEA의 검증력을 <표 11>에 제시하였다. <그림 31>, <그림 32>, <그림 33>은 모형의 자유도가 1에서 50으로 증가할 때 RMSEA의 평균을 나타낸 것이다. RMSEA는 무시된 이차요인의 크기가 작고, 모형 자유도의 크기가 작은 조건에서는 사례수가 작을수록 큰 값을 나타낸 반면에 무시된 이차요인의 크기가 크고, 모형의 자유도의 크기가 증가할 때는 사례수가 클수록 큰 값이 관찰되었다.



<그림 31> 무시된 이차요인의 크기가 0.025인 조건에서 RMSEA의 평균



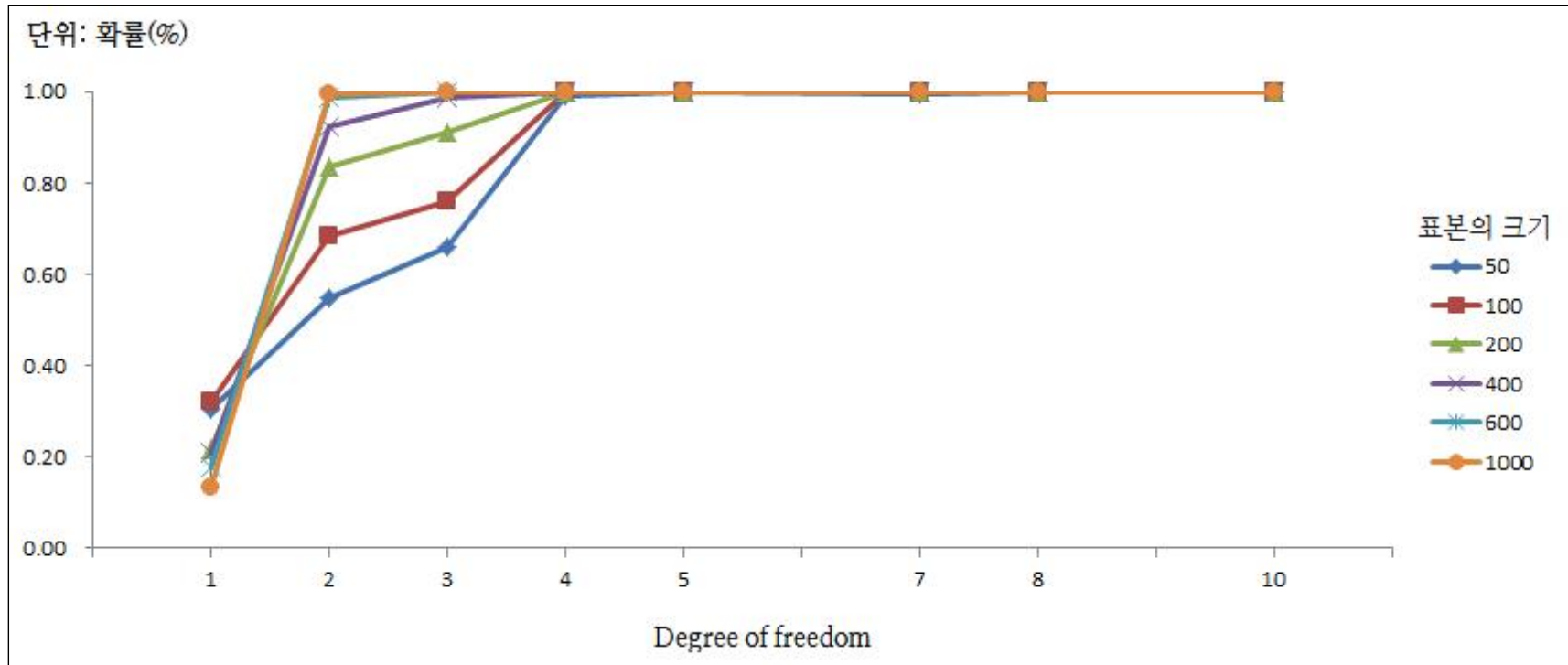
<그림 32> 무시된 이차요인의 크기가 0.050인 조건에서 RMSEA의 평균



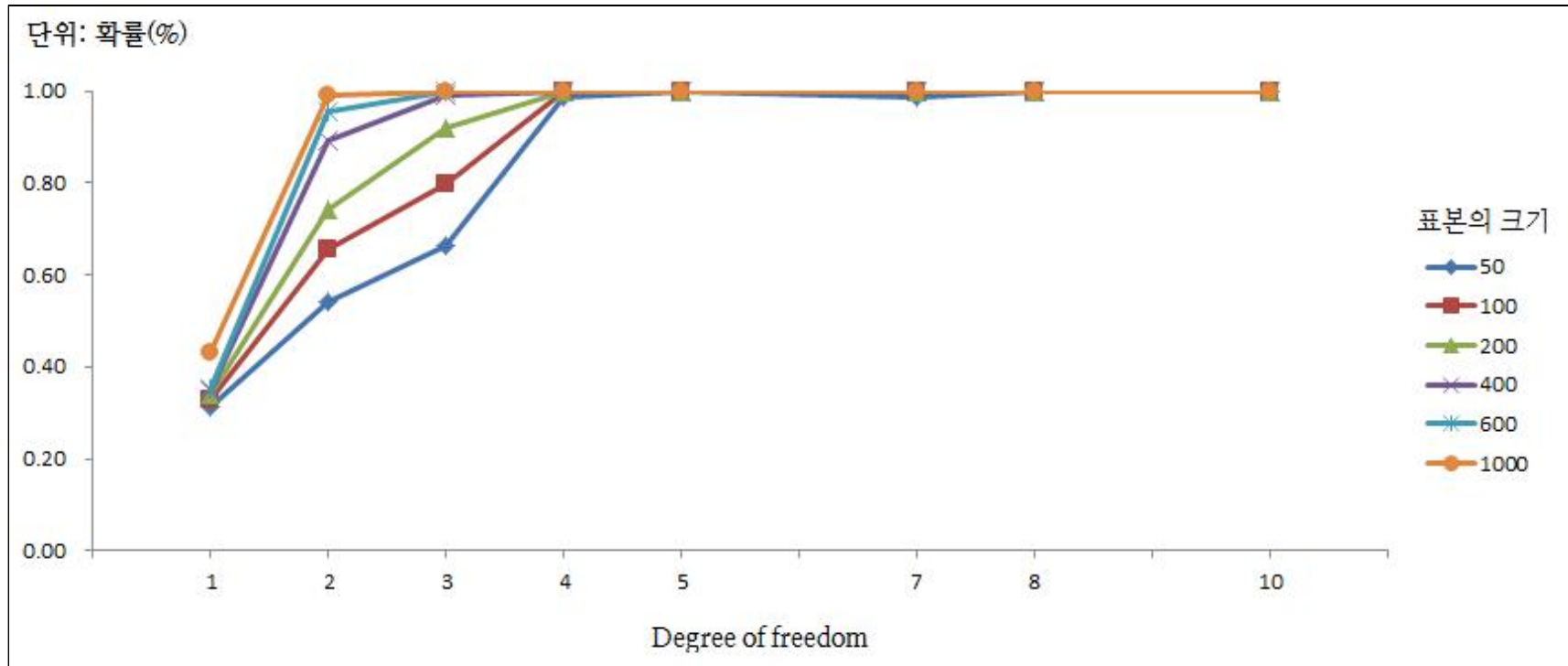
<그림 33> 무시된 이차요인의 크기가 0.100인 조건에서 RMSEA의 평균

모형의 자유도가 1에서 10으로 증가할 때 RMSEA의 검증력을 <그림 34>, <그림 35>, <그림 36>에 나타내었다. 모형의 자유도가 50인 조건에서 RMSEA는 잘못 설정된 모형을 기각하는 검증력이 100%였다. 자유도의 크기에 따른 검증력의 차이를 나타내기 위하여 <그림 34>, <그림 35>, <그림 36>에서는 자유도가 50인 조건을 생략하였다. <그림 34>, <그림 35>, <그림 36>에 따르면 모형 자유도의 크기가 증가함에 따라 RMSEA의 검증력도 증가하였고, 표본의 크기가 클수록 검증력이 더 가파르게 증가하였다. 이차요인의 크기와 관계없이 자유도의 크기가 4 이상이고, 사례수가 50 보다 큰 경우 잘못 설정된 모형을 100%기각하였다.

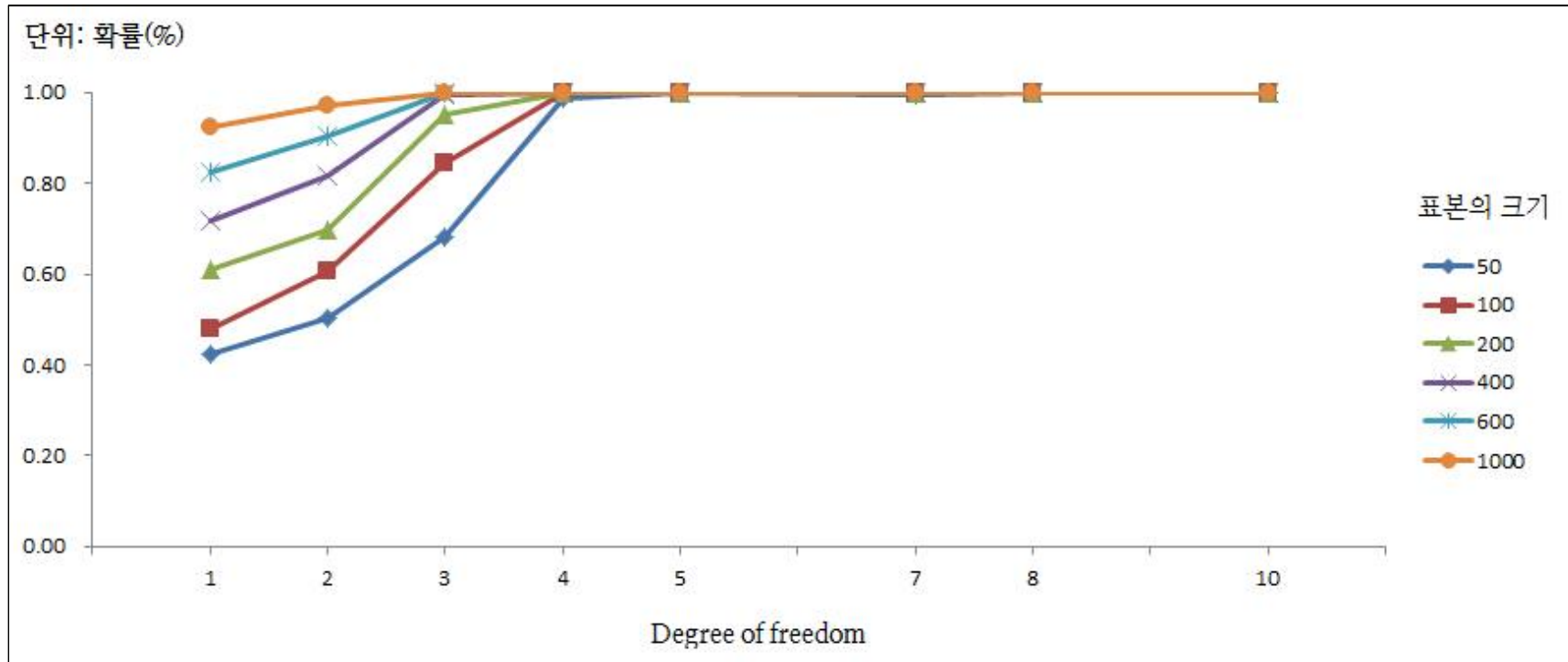
RMSEA의 검증력은 RMSEA가 .050 보다 클 확률로 계산되었다. 즉, RMSEA가 .050 보다 큰 값으로 나타나 모형을 기각하게 될 확률을 의미한다.



<그림 34> 무시된 이차요인의 크기가 0.025인 조건에서 RMSEA의 검증력



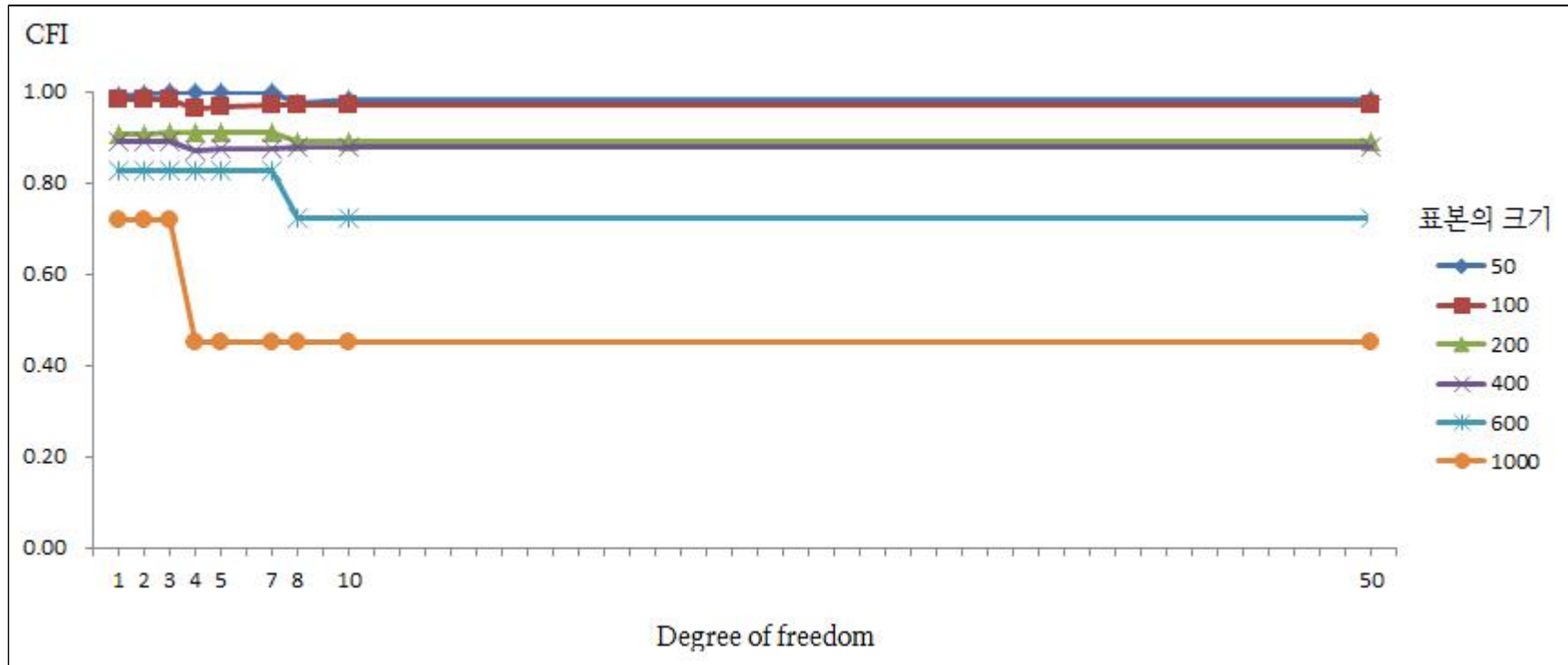
<그림 35> 무시된 이차요인의 크기가 0.050인 조건에서 RMSEA의 검증력



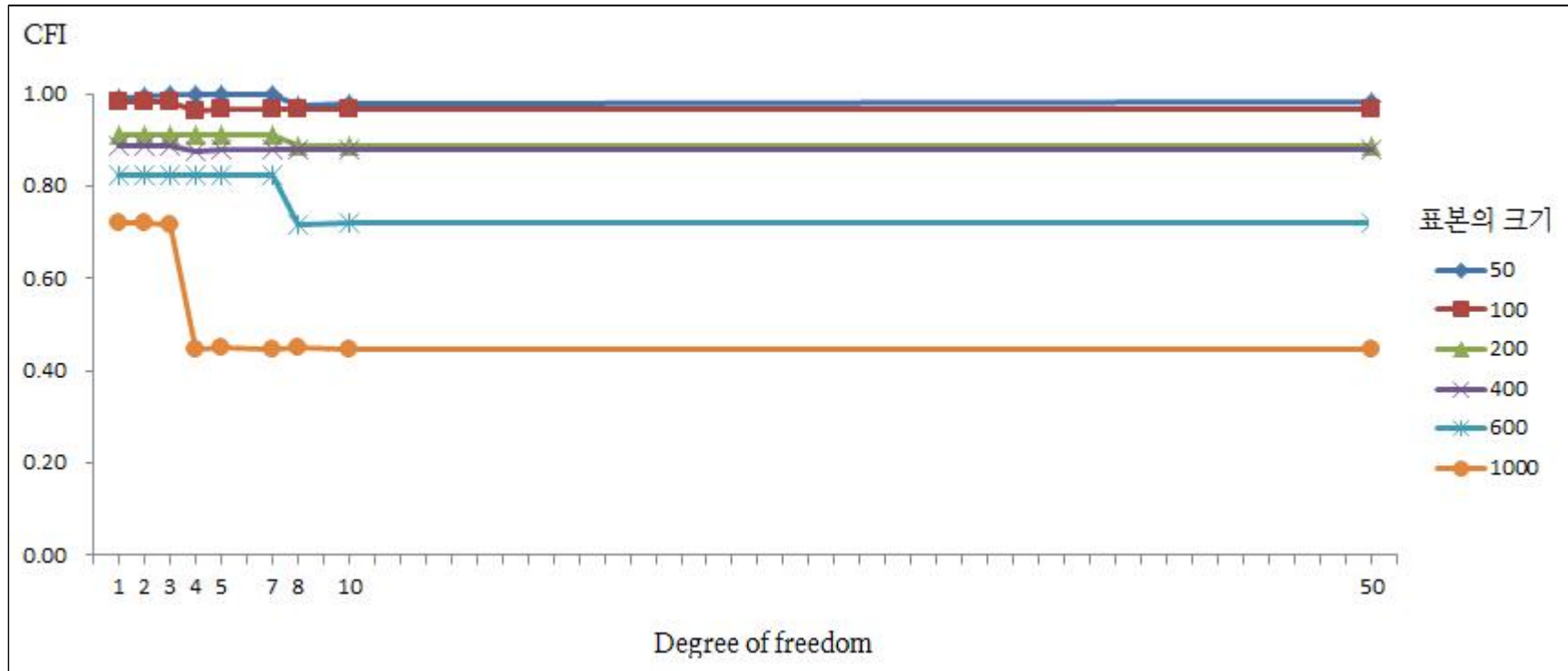
<그림 36> 무시된 이차요인의 크기가 0.100인 조건에서 RMSEA의 검증력

(3) CFI의 평균과 표준편차 그리고 검증력

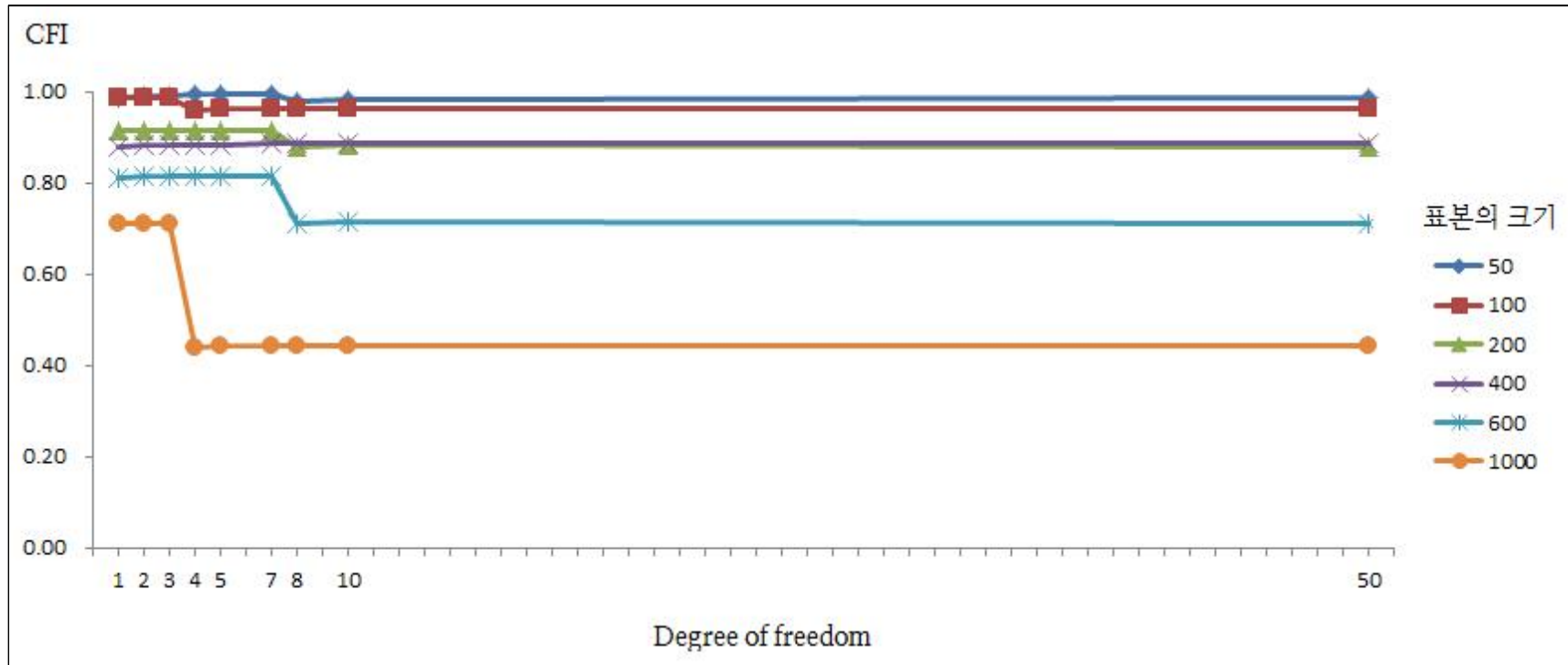
모형이 잘못 설정된 조건에서 CFI의 평균과 표준편차를 <표 13>에 제시하였고, 잘못 설정된 모형을 기각하는 CFI의 검증력을 <표14>에 제시하였다. <그림 37>, <그림 38>, <그림 39>은 모형의 자유도가 1에서 50으로 증가할 때 CFI의 평균을 나타낸 것이다. 모형 자유도의 크기가 증가할 때 CFI의 평균은 감소하였고, 사례수가 클수록 더 가파르게 감소하였다. 그리고 표본의 크기가 클수록 CFI 평균은 작아졌다.



<그림 37> 무시된 이차요인의 크기가 0.025인 조건에서 CFI의 평균



<그림 38> 무시된 이차요인의 크기가 0.50인 조건에서 CFI의 평균

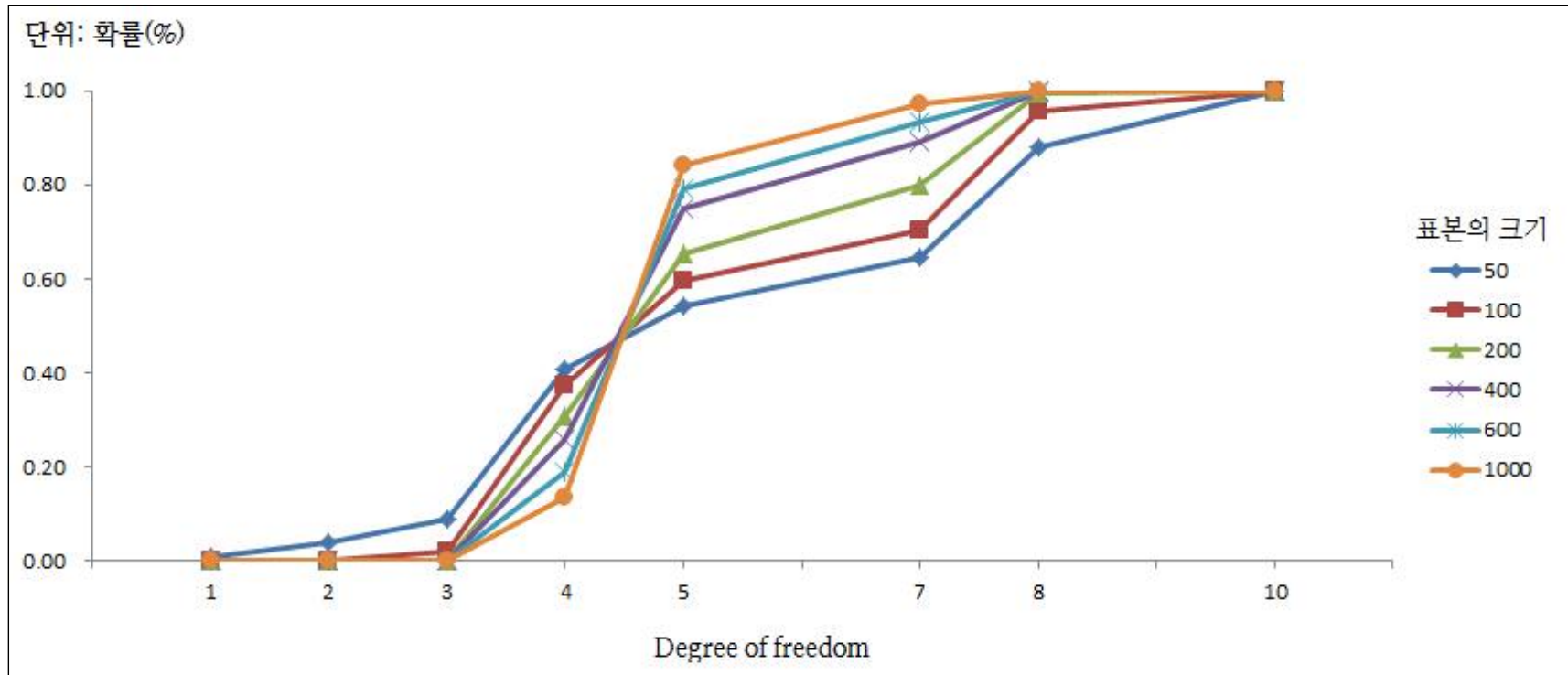


<그림 39> 무시된 이차요인의 크기가 0.100인 조건에서 CFI의 평균

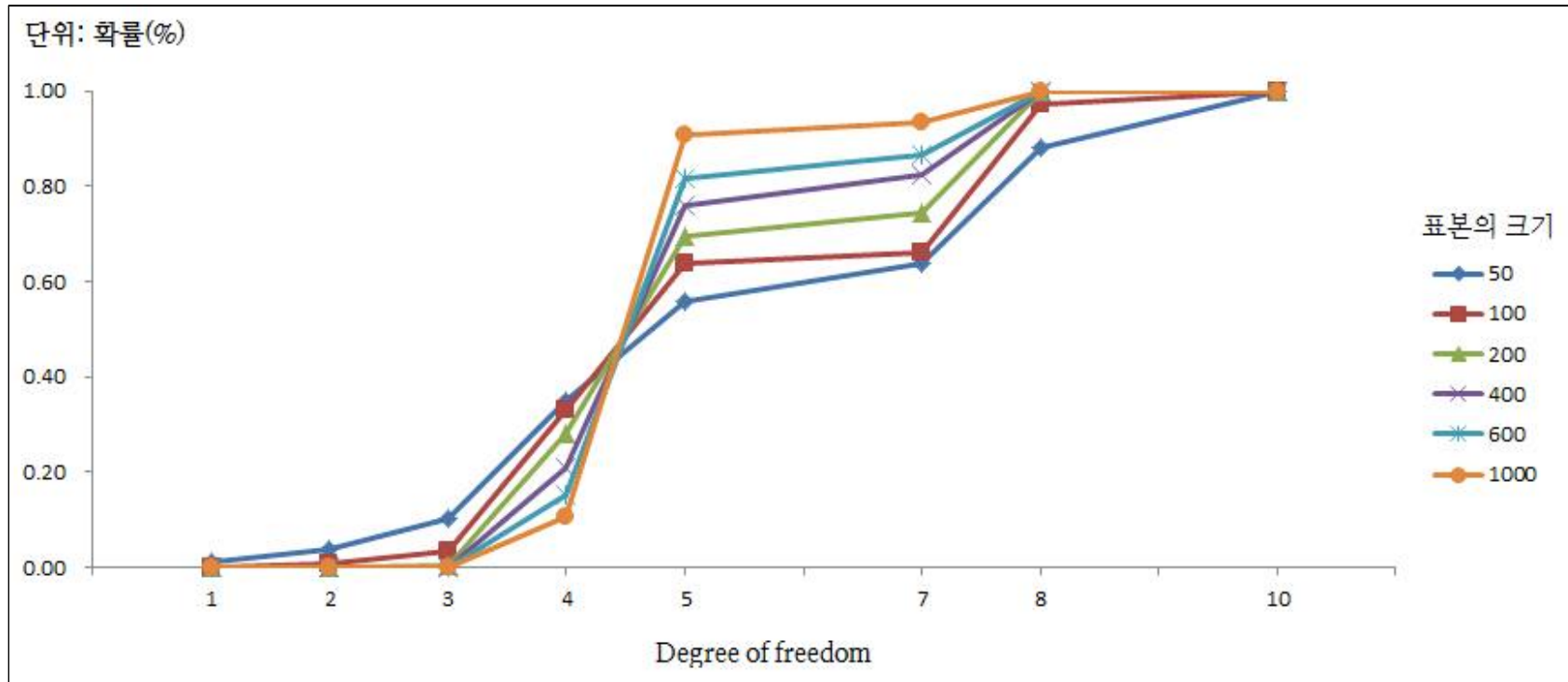
모형의 자유도가 1에서 10으로 증가할 때 CFI의 검증력을 <그림 40>, <그림 41>, <그림 42>에 나타내었다. 모형의 자유도가 50인 조건에서 CFI는 잘못 설정된 모형을 기각하는 검증력이 100%였다. 자유도의 크기에 따른 검증력의 차이를 나타내기 위하여 <그림 40>, <그림 41>, <그림 42>에서는 자유도가 50인 조건을 생략하였다. <그림 40>, <그림 41>, <그림 42>에 따르면 모형 자유도의 크기가 증가함에 따라 CFI검증력도 증가하였다. 그러나 이차요인의 크기가 0.025에서 0.100으로 증가할수록 모형 자유도의 크기가 7인 조건에서 CFI의 검증력이 감소하는 모습이 관찰되었다.

<그림 40>, <그림 41>, <그림 42>에 따르면 모형 자유도의 크기가 작을수록 CFI가 잘못 설정된 모형을 기각하지 못할 확률이 높았다. 자유도의 크기가 10 이상인 경우에 잘못 설정된 모형을 기각하는 검증력이 100%였다.

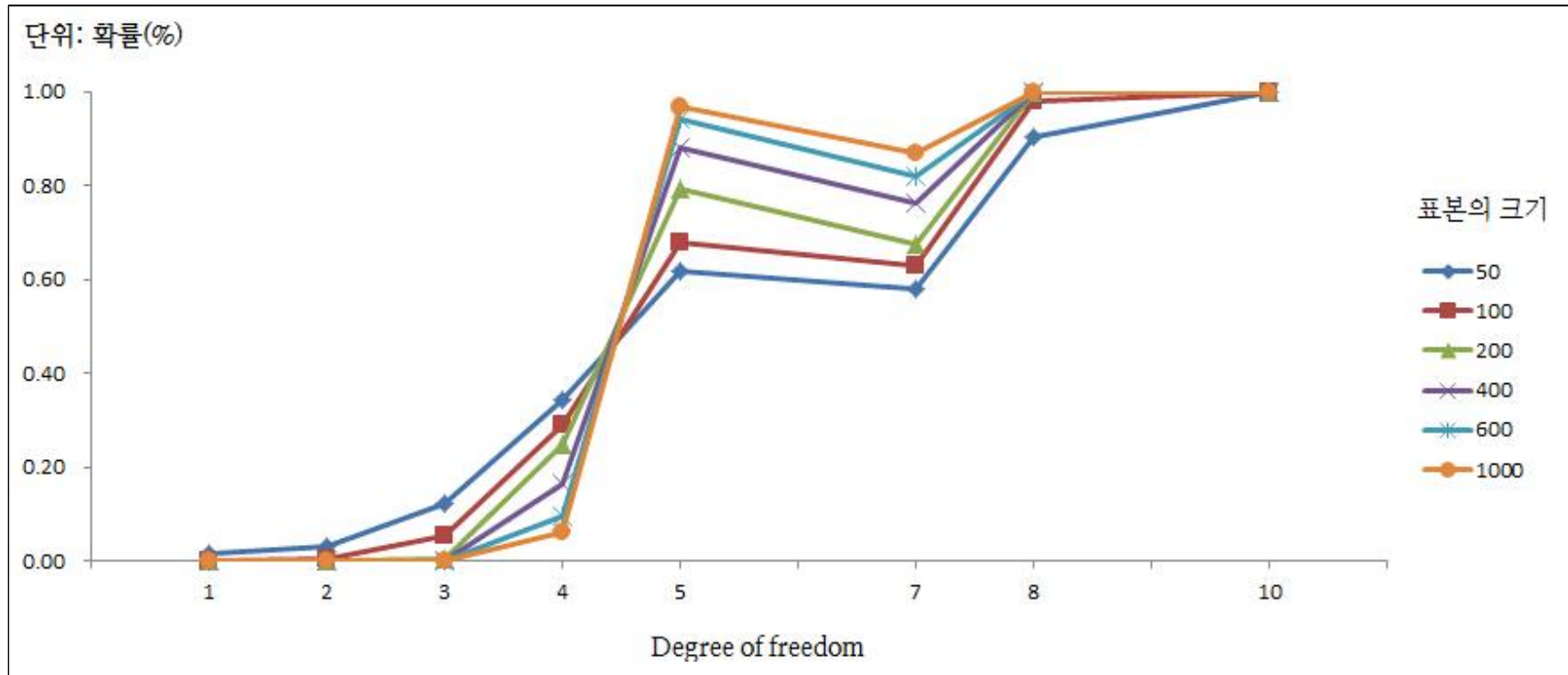
CFI 검증력은 CFI가 0.90보다 작을 확률로 계산되었다. 즉, CFI가 0.90 보다 작은 값으로 나타나 모형을 기각하게 될 확률을 의미한다.



<그림 40> 무시된 이차요인의 크기가 0.025인 조건에서 CFI의 검증력



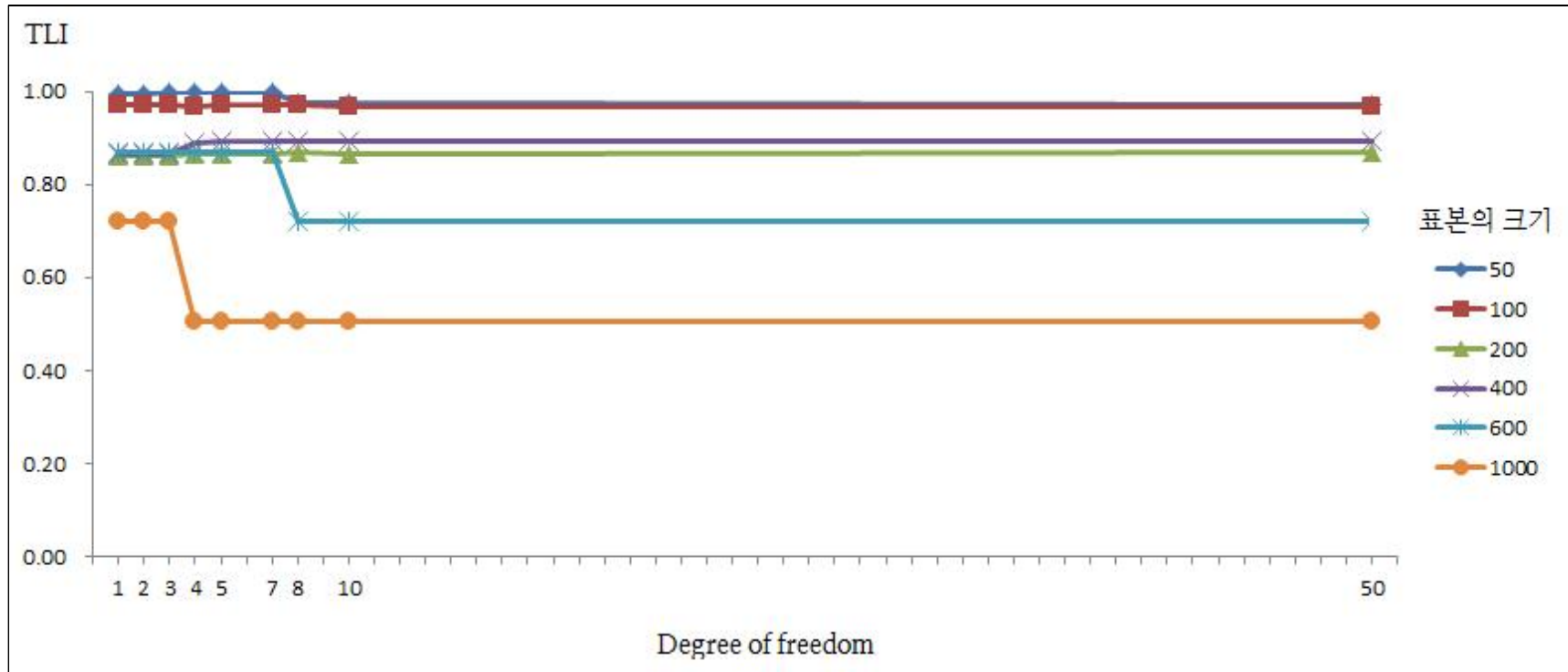
<그림 41> 무시된 이차요인의 크기가 0.050인 조건에서 CFI의 검증력



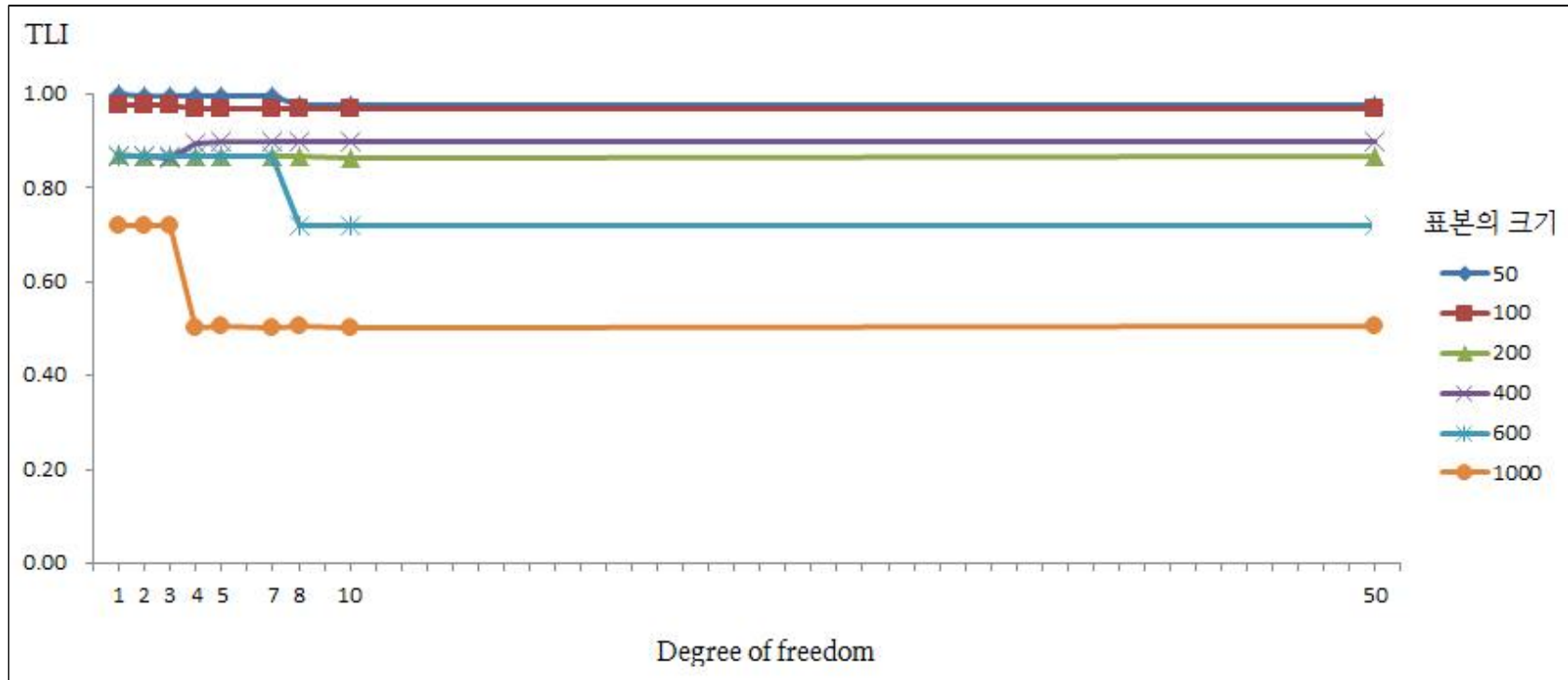
<그림 42> 무시된 이차요인의 크기가 0.100인 조건에서 CFI의 검증력

(4) TLI의 평균과 표준편차 그리고 검증력

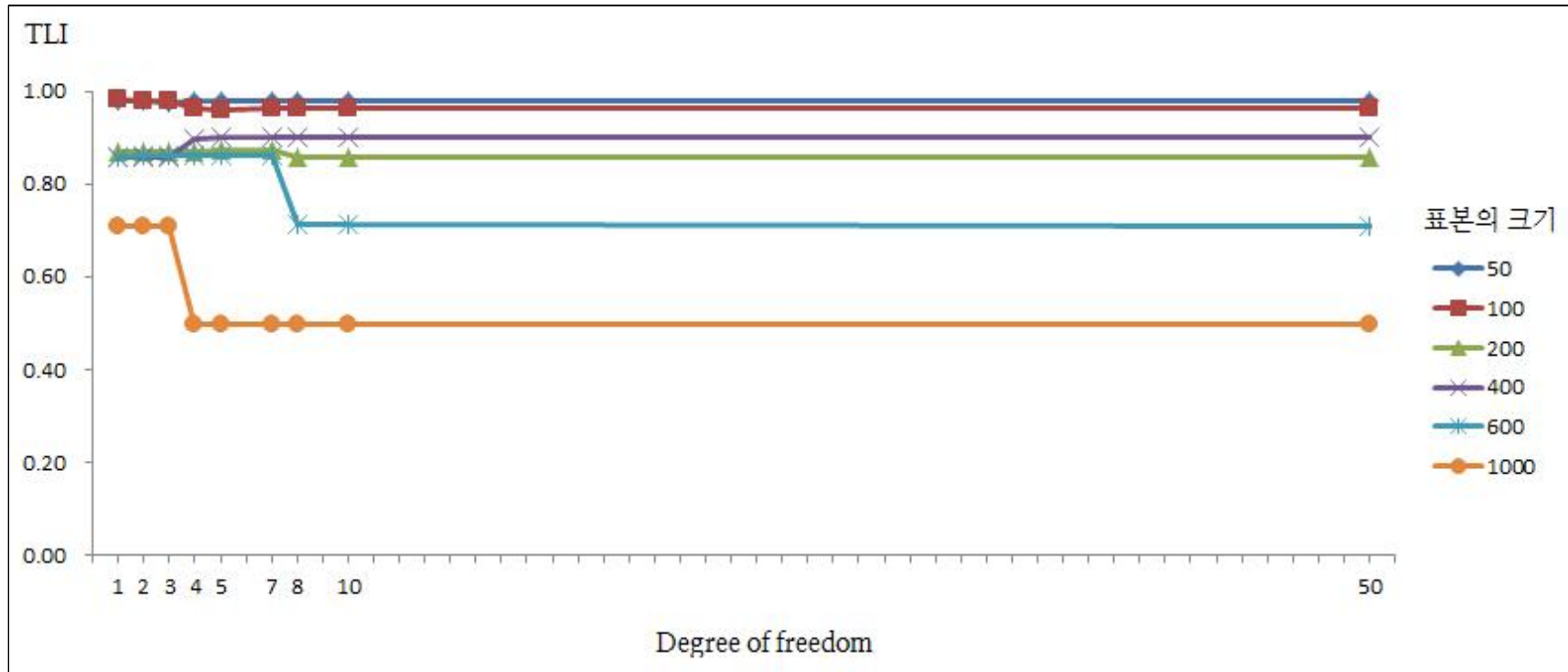
모형이 잘못 설정된 조건에서 TLI의 평균과 표준편차를 <표 15>에 제시하였고, 잘못 설정된 모형을 기각하는 TLI의 검증력을 <표16>에 제시하였다. <그림 43>, <그림 44>, <그림 45>는 모형의 자유도가 1에서 50으로 증가할 때 TLI의 평균을 나타낸 것이다. 모형 자유도의 크기가 증가할 때 TLI의 평균은 감소하였고, 사례수가 클수록 더 가파르게 감소하였다. 그리고 표본의 크기가 클수록 TLI 평균의 크기는 작아졌다.



<그림 43> 무시된 이차요인의 크기가 0.025인 조건에서 TLI의 평균



<그림 44> 무시된 이차요인의 크기가 0.050인 조건에서 TLI의 평균

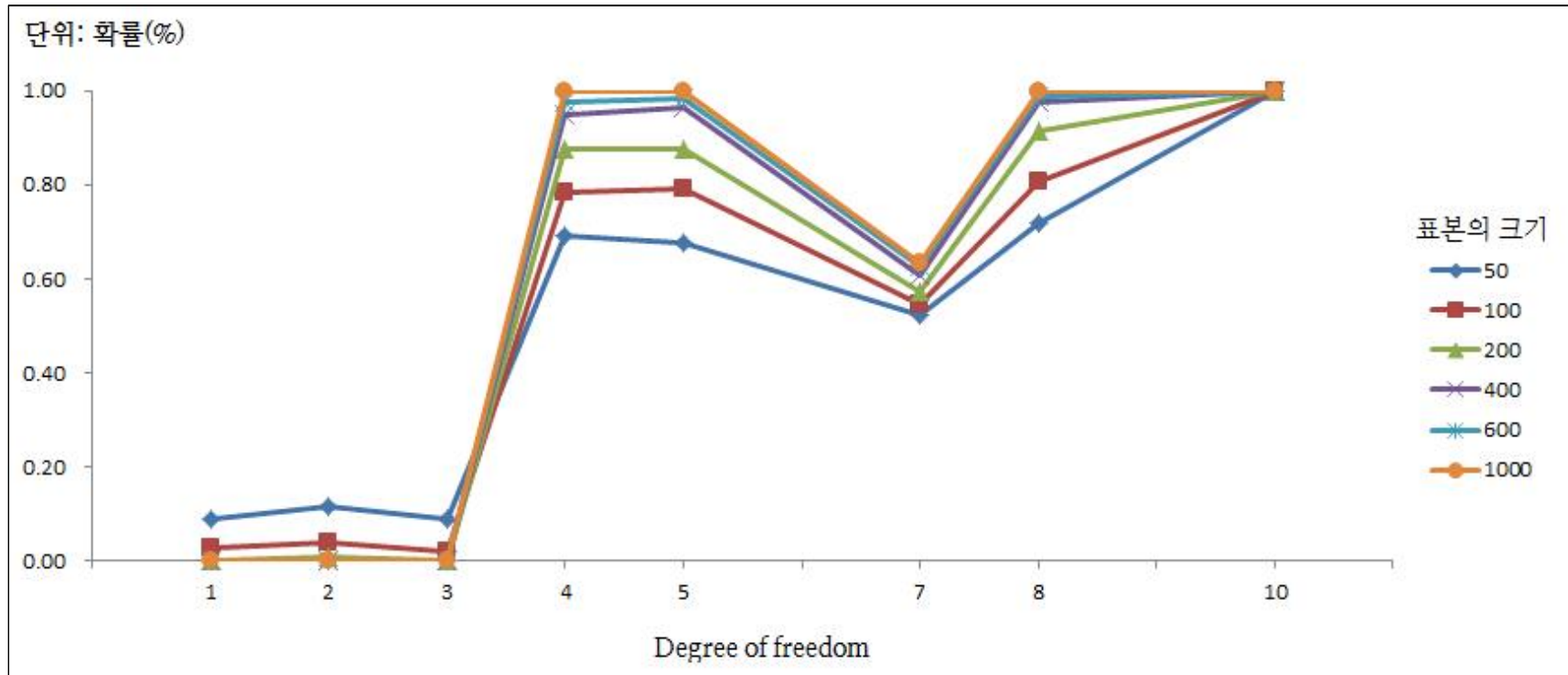


<그림 45> 무시된 이차요인의 크기가 0.100인 조건에서 TLI의 평균

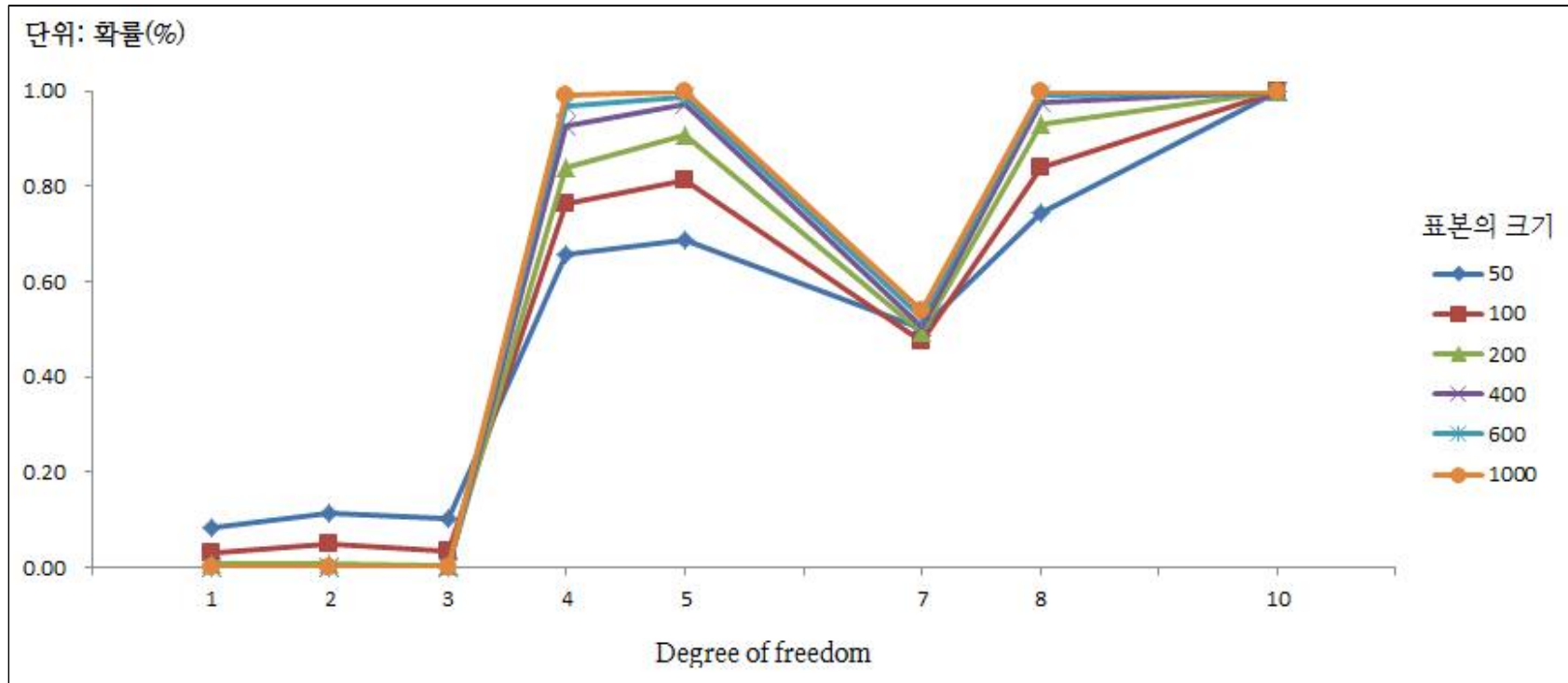
모형의 자유도가 1에서 10으로 증가할 때 TLI의 검증력을 <그림 46>, <그림 47>, <그림 48>에 나타내었다. 모형의 자유도가 50인 조건에서 TLI는 잘못 설정된 모형을 기각하는 검증력이 100%였다. 자유도의 크기에 따른 검증력의 차이를 나타내기 위하여 <그림 40>, <그림 41>, <그림 42>에서는 자유도가 50인 조건을 생략하였다. <그림 40>, <그림 41>, <그림 42>에 따르면 모형 자유도의 크기가 증가함에 따라 TLI검증력도 증가하였다. 그러나 이차요인의 크기가 0.025에서 0.100으로 증가할수록 모형 자유도가 7인 조건에서 TLI의 검증력이 큰폭으로 감소하는 모습이 관찰되었다.

<그림 46>, <그림 47>, <그림 48>에 따르면 모형 자유도의 크기가 3 이하일 때 TLI가 잘못 설정된 모형을 기각하지 못할 확률이 최소 85%였다. 그러나 모형 자유도의 크기가 4 이상일 때 잘못 설정된 모형을 기각할 확률이 최소 65%였다. 그리고 자유도의 크기가 10 이상인 경우에 전체 조건에서 잘못 설정된 모형을 100% 기각하였다.

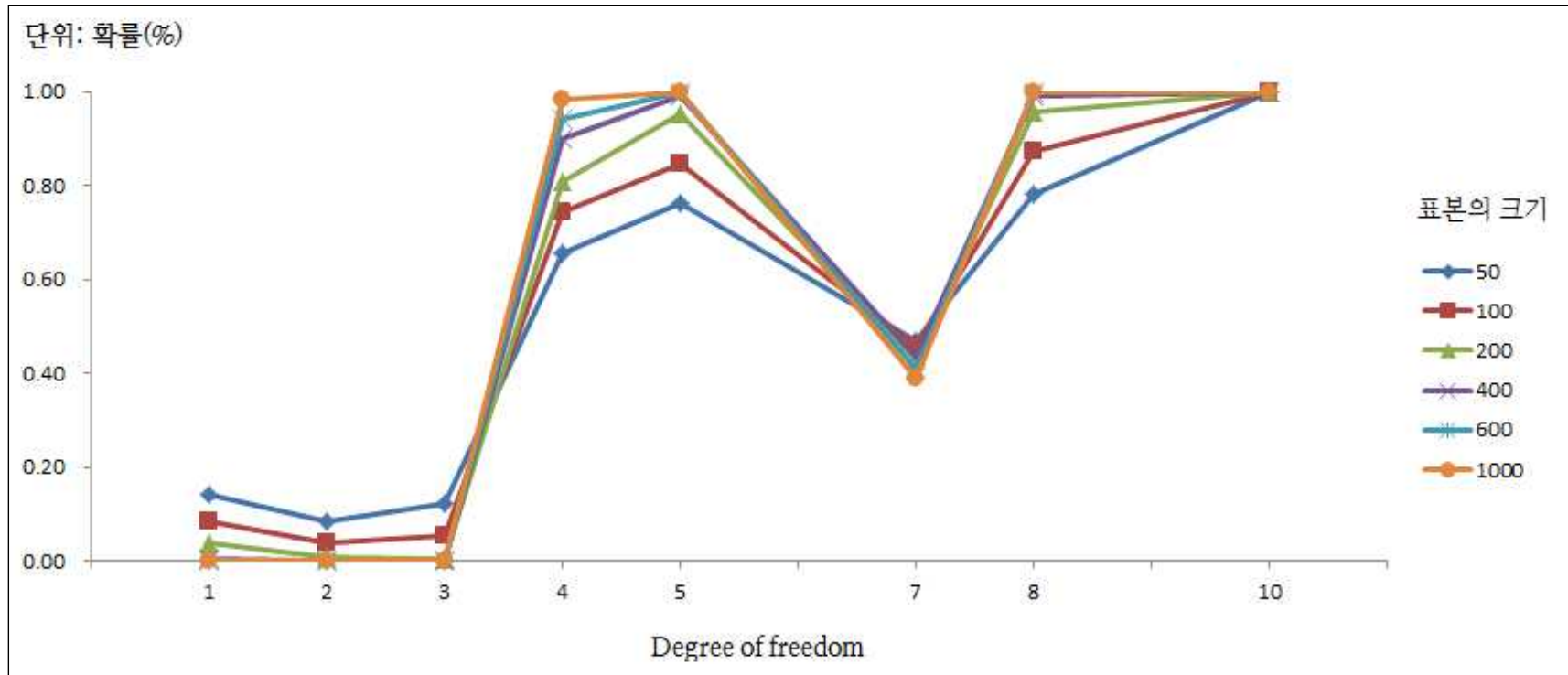
TLI의 검증력은 TLI가 0.90보다 작을 확률로 계산되었다. 즉, TLI가 0.90 보다 작은 값으로 나타나 모형을 기각하게 될 확률을 의미한다.



<그림 46> 무시된 이차요인의 크기가 0.025인 조건에서 TLI의 검증력



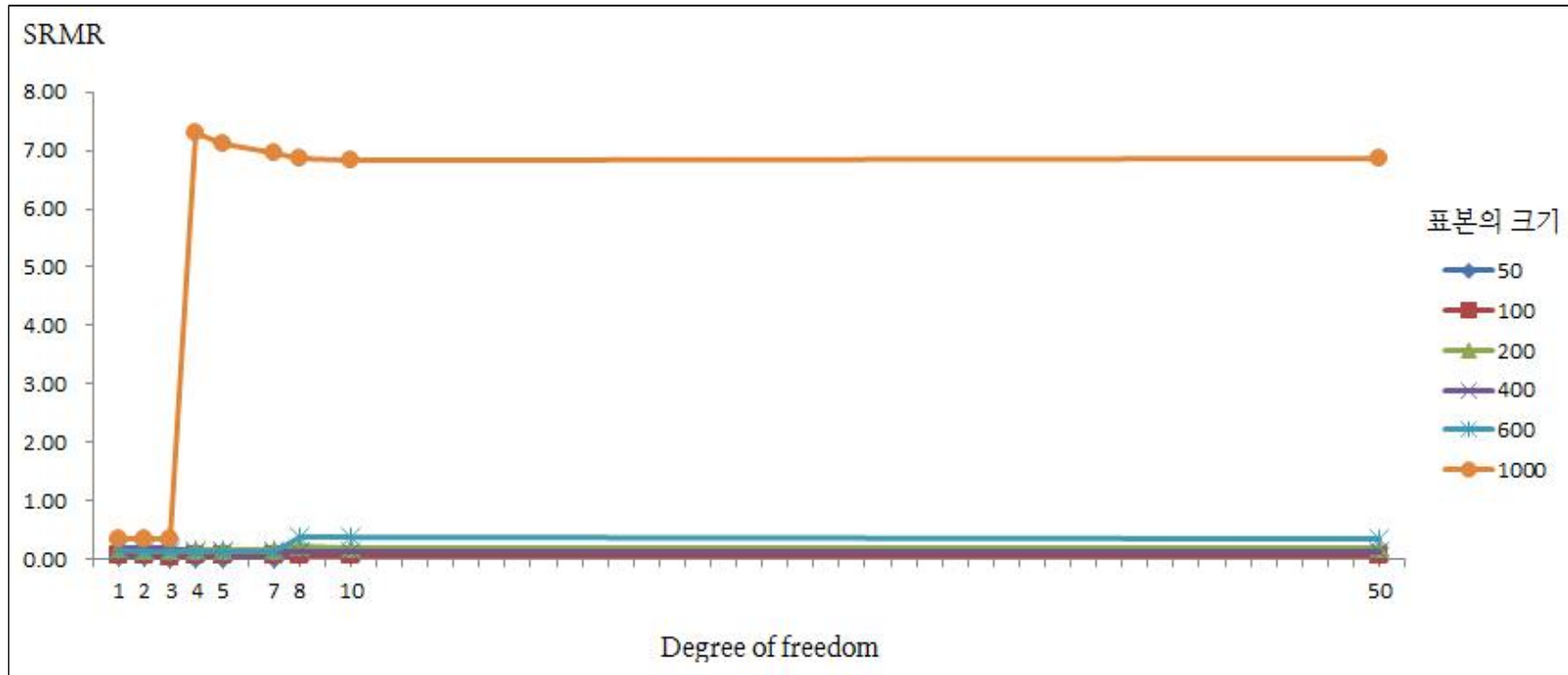
<그림 47> 무시된 이차요인의 크기가 0.050인 조건에서 TLI의 검증력



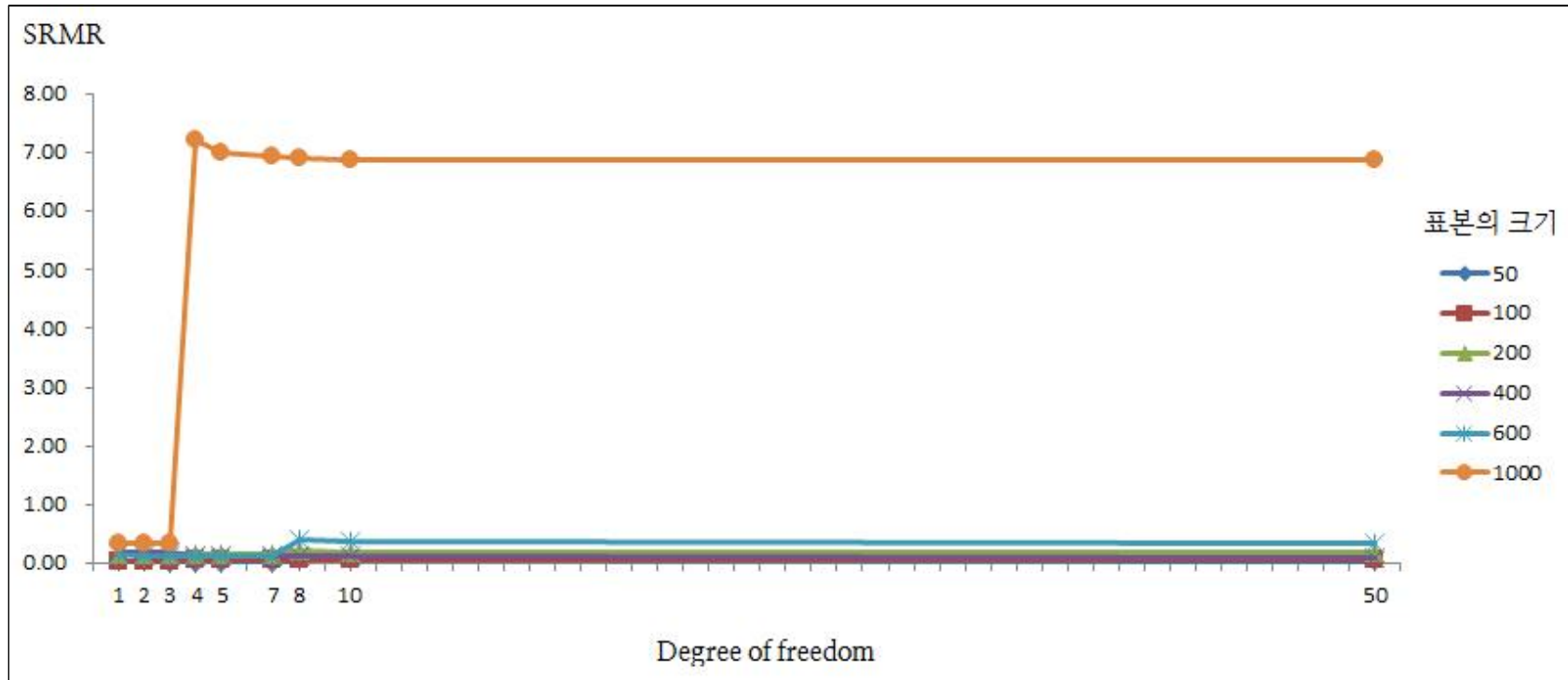
<그림 48> 무시된 이차요인의 크기가 0.100인 조건에서 TLI의 검증력

(5) SRMR의 평균과 표준편차 그리고 검증력

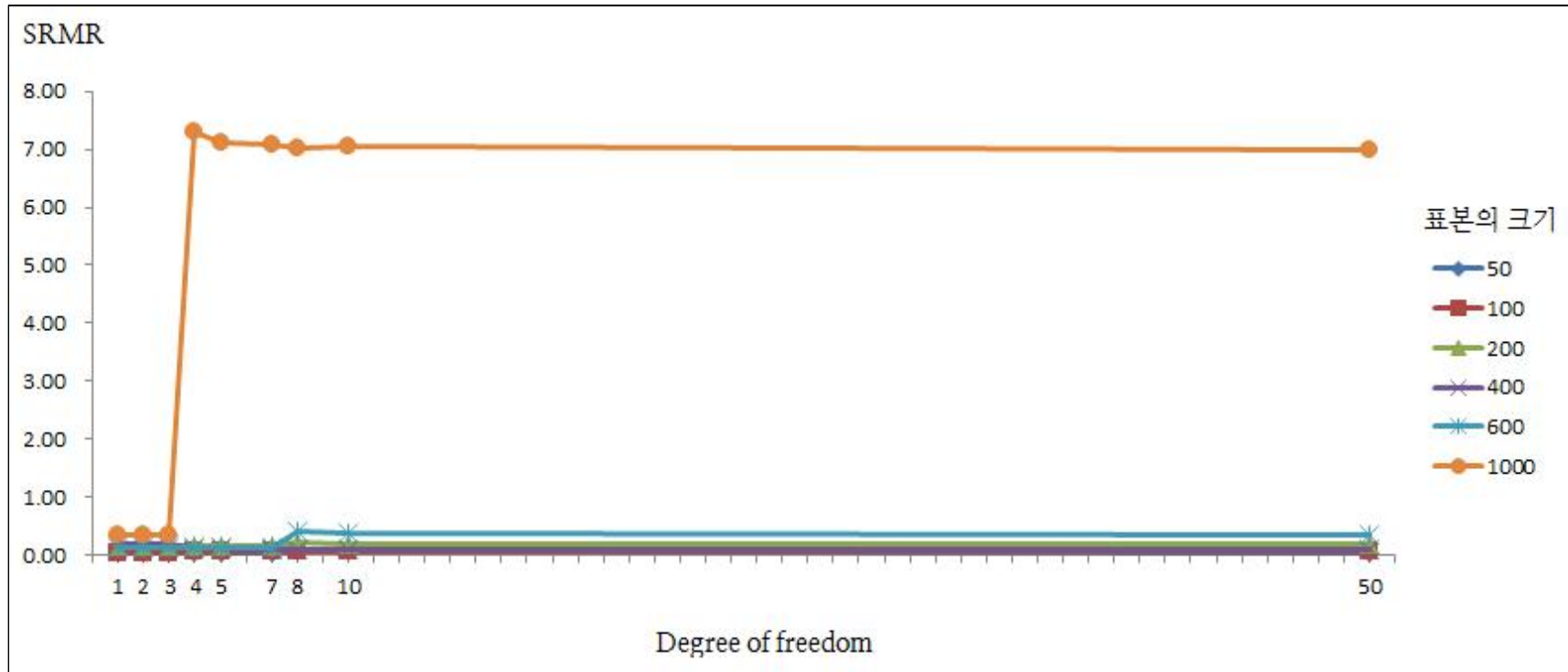
모형이 잘못 설정된 조건에서 SRMR의 평균과 표준편차를 <표 10>에 제시하였고, 잘못 설정된 모형을 기각하는 SRMR의 검증력을 <표 11>에 제시하였다. <그림 49>, <그림 50>, <그림 51>은 모형의 자유도가 1에서 50으로 증가할 때 SRMR의 평균을 나타낸 것이다. 모형의 표본의 크기가 증가할 때 SRMR의 평균의 크기는 감소하였다. 모형 표본의 크기가 1000인 조건에서 SRMR 평균의 크기가 가장 작았고, 표본의 크기가 50인 조건에서 SRMR의 평균이 가장 컸다. 그리고 모형 자유도의 크기가 50인 조건에서 SRMR의 평균은 6 이상의 값을 나타내었다.



<그림 49> 무시된 이차요인의 크기가 0.025인 조건에서 SRMR의 평균



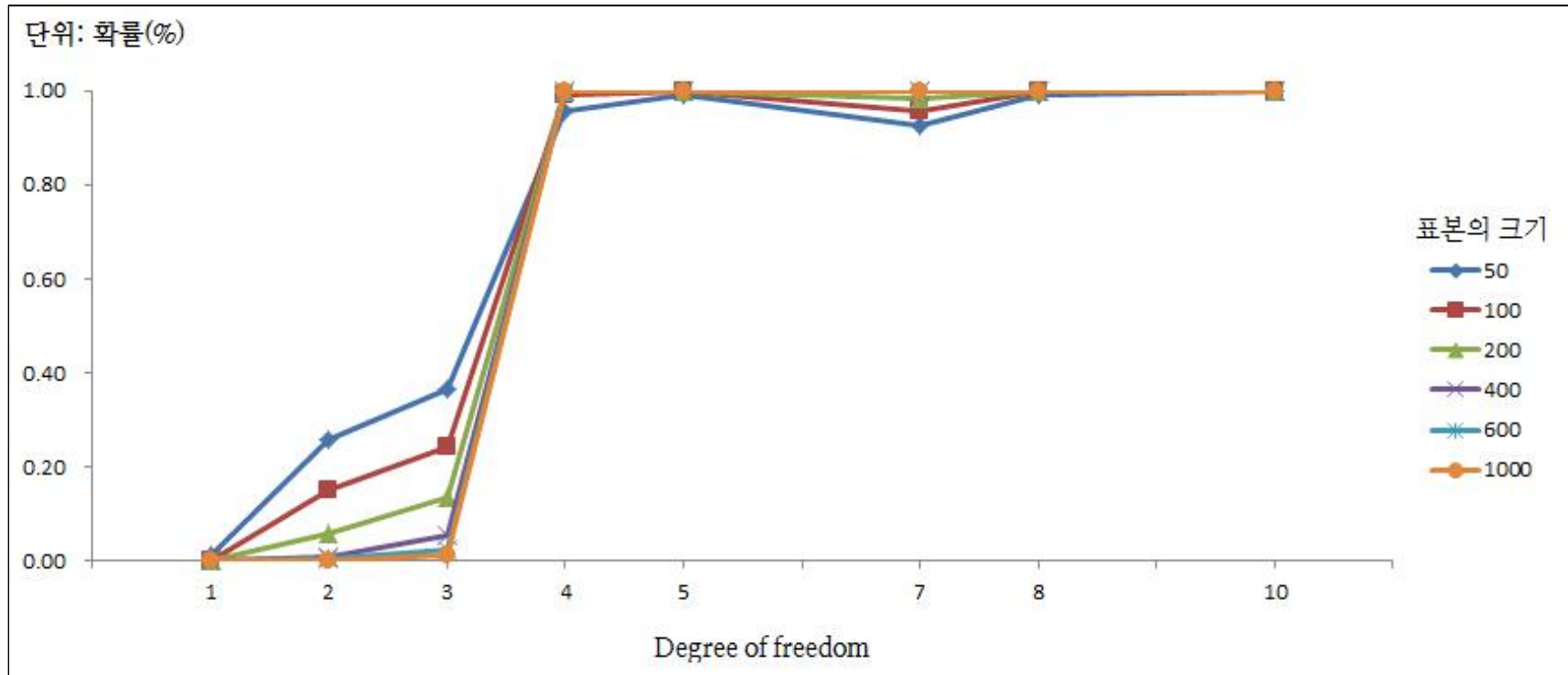
<그림 50> 무시된 이차요인의 크기가 0.050인 조건에서 SRMR의 평균



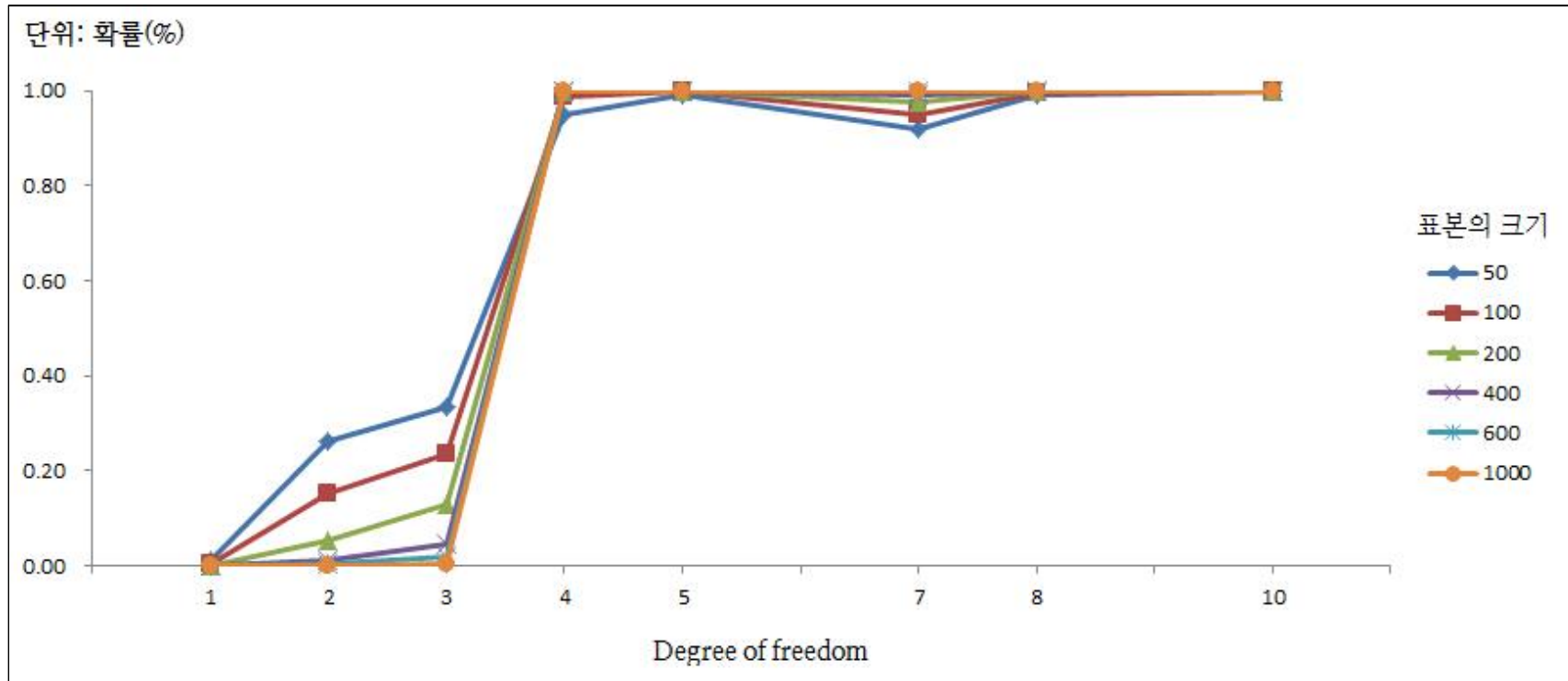
<그림 51> 무시된 이차요인의 크기가 0.100인 조건에서 SRMR의 평균

모형의 자유도가 1에서 10으로 증가할 때 SRMR의 검증력을 <그림 52>, <그림 53>, <그림 54>에 나타내었다. 모형의 자유도가 50인 조건에서 SRMR은 잘못 설정된 모형을 100% 기각하였다. 자유도의 크기에 따른 검증력의 차이를 나타내기 위하여 <그림 52>, <그림 53>, <그림 54>에서는 자유도가 50인 조건을 생략하였다. <그림 52>, <그림 53>, <그림 54>에 따르면 모형 자유도의 크기가 증가함에 따라 SRMR의 검증력도 증가하였고, 구체적으로 모형 자유도의 크기가 1인 경우에 가장 큰 검증력이 1.3%였으나 자유도의 크기가 4 경우 가장 큰 검증력은 100%였다. 모형 자유도의 크기가 1에서 3으로 증가할 때 SRMR의 검증력의 증가는 사례수의 크기가 작을수록 가파르게 증가하였다.

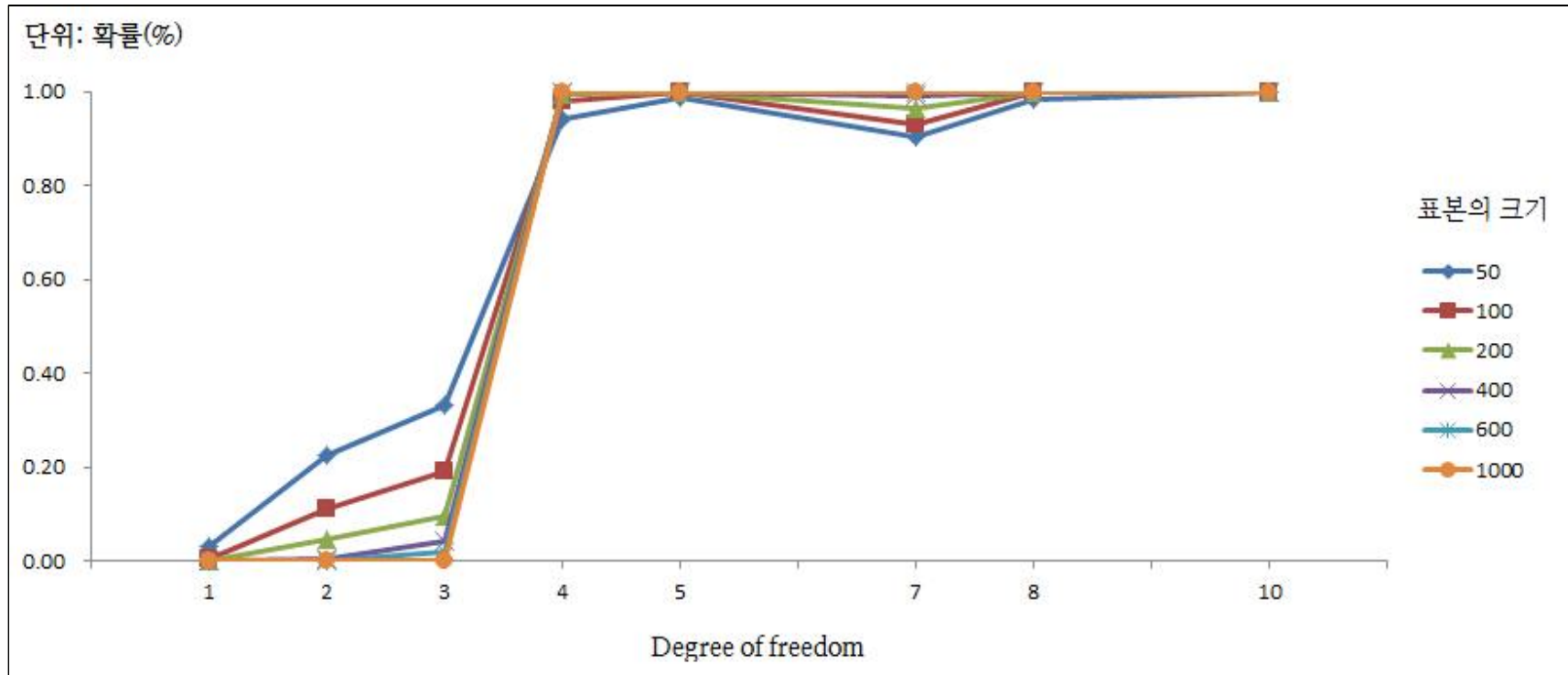
무시된 이차요인의 크기가 0.025, 0.050인 조건에서는 모형 자유도의 크기가 8 이상일 때 SRMR은 잘못 설정된 모형을 100%의 확률로 기각하였으며, 무시된 이차요인의 크기가 0.100인 조건에서는 모형 자유도의 크기가 10 이상일 때 전체 조건에서 SRMR은 잘못 설정된 모형을 100%기각하였다. SRMR의 검증력은 SRMR이 .080 보다 클 확률로 계산되었다. 즉, SRMR이 .080 보다 큰 값으로 나타나 모형을 기각하게 될 확률을 의미한다.



<그림 52> 무시된 이차요인의 크기가 0.025인 조건에서 SRMR의 검증력



<그림 53> 무시된 이차요인의 크기가 0.050인 조건에서 SRMR의 검증력



<그림 54> 무시된 이차요인의 크기가 0.100인 조건에서 SRMR의 검증력

VI. 연구 논의

1. 올바르게 설정된 모형(correctly specified model)

본 논문은 Kenny 등(2014)이 올바르게 설정된(correctly specified)모형에서 모형자유도의 크기가 적합도지수의 수행에 미치는 영향을 검증한 연구를 잘못 설정된(mis specified)모형으로 확장하고자 진행되었다. 본 실험은 Kenny 등(2014)의 연구를 바탕으로 설계되었고, 연구를 진행하기에 앞서 그들의 연구를 반복 검증해 보는 것의 필요성이 제기되었다. 따라서 연구1은 Kenny 등(2014)의 논문에 기초하여 시뮬레이션 조건을 재구성하여 실시하였다. 그 결과 첫째, RMSEA의 수행이 자유도가 작은 조건에서 과대 추정되는 경향성을 관찰할 수 있었다. 구체적으로, 사례수가 100 이상인 조건에서 자유도가 작을수록 제 1종 오류가 증가하였다. 따라서 모형 자유도의 크기가 작을수록 RMSEA의 제 1종 오류가 증가할 것이라는 가설 1-1-1이 지지되었다. RMSEA는 모형 자유도의 크기가 작은 경우에 올바르게 설정된 모형을 자주 기각하였다. 이러한 결과는 자유도가 작은 모형에서 RMSEA가 과대추정 된다는 선행연구들을 지지하는 결과이다(Bagozzi & Yi, 1988; Bollen, 1986, 1989, 1990; Hu & Bentler, 1998; Kenny et al., 2014; Rigdon, 1996).

둘째, CFI와 TLI는 자유도와 사례수의 영향을 받지 않을 것이라고 가정한 가설 1-1-2와 1-1-3은 지지되었다. CFI와 TLI의 제 1종 오류를 관찰한 결과 CFI는 사례수가 100 이상인 경우에 올바르게 설정된 모형을 기각할 확률이 0이었으며, TLI는 사례수가 200 이상인 경우에 올바르게 설정된 모형을 기각할 확률이 0이었다. 자유도의 크기와 관계없이 CFI와 TLI는 올바르게 설정된 모형을 기각하지 않았다. 이러한 결과는 CFI와 TLI가 자유도의 영향을 받지 않을

것이라는 선행연구들을 지지하는 결과였다(홍세희, 2000; Kenny et al., 2014; Hu & Bentler, 1999; MacDanald & Marsh, 1990; MacCallum et al., 1996). 셋째, SRMR에서는 모형 자유도의 크기에 따른 일관된 변화가 관찰되지 않았다. 따라서 모형 자유도의 크기에 SRMR의 제 1종 오류가 영향을 받지 않을 것이라는 가설 1-1-4는 지지되었다. 그리고 SRMR의 제 1종 오류를 관찰한 결과 사례수가 400 이상인 경우에 올바르게 설정된 모형을 기각할 확률이 0으로 관찰되었다.

2. 잘못 설정된 모형(mis-specified model)

연구1의 결과를 바탕으로 잘못 설정된 모형을 기각하는 합치도 지수의 검증력을 관찰하고, 모형 오지정의 조건에서 자유도와 사례수가 합치도 지수의 수행에 미치는 영향을 관찰하고자 연구2를 진행하였다. 연구2에서 잘못 설정된 조건은 이차선형모형을 모집단으로 생성하고, 일차선형모형으로 자료를 분석하는 방식으로 조작하였다.

1) 모형 오지정의 크기가 합치도 지수의 검증력에 미치는 영향

모형오지정의 정도에 따른 합치도 지수의 검증력을 살펴본 결과는 다음과 같았다. 모형 자유도가 1, 3, 5, 8, 10, 50인 모형에서는 무시된 이차요인의 크기가 증가할수록 검증력도 증가하였고, 모형 자유도의 크기가 2, 4, 7인 모형에서는 무시된 이차요인의 크기가 증가할수록 검증력은 감소하였다. 구체적으로 모형 자유도가 1, 3, 5, 8, 10, 50인 모형에서 합치도 지수의 검증력은 다음과 같았다. 첫째, 무시된 이차요인의 크기가 증가함에 따라 RMSEA와 SRMR의 평균은 증가하였고, 잘못 설정된 모형을 기각하는 검증력도 증가하였다. 따라서 모형이 잘못 설정된 정도가 클수록 RMSEA와 SRMR이 모형을 더 잘 기각할 것이라는 가설 2-1-1과 가설 2-1-4는 지지되었다. 둘째, 무시된 이차요인의 크기가 증가함에 따라 CFI와 TLI의 평균은 감소하였고, 잘못 설정된 모형을 기각하는 검증력은 증가하였다. 따라서 모형이 잘못 설정된 정도가 클수록 CFI와 TLI가 모형을 더 잘 기각할 것이라는 가설 2-1-2와 2-1-3은 지지되었다.

반면에 모형의 자유도가 2, 4, 7인 조건에서는 모형이 잘못 설정된 정도가 증가할수록 합치도 지수가 모형을 기각할 확률이 감소하였다. 모형 자유

도의 크기가 2, 4, 7인 모형에서 가설과 반대되는 합치도 지수의 이러한 수행은 모형의 자유도를 조작하는 방법에서 기인한 것으로 보인다. 모형의 자유도를 2, 4, 7로 조정하기 위하여 측정시점의 기울기를 자유모수로 설정하여 추정하는 방식을 사용하였다. 자유도 2는 측정변수 3개를 사용하여 모형을 설정하였고, 마지막 세 번째 측정시점을 자유모수로 설정하여 자유도를 조작하였다. 그리고 자유도 4와 7은 측정변수 4개를 사용하여 모형을 설정하였다. 자유도 4는 마지막 네 번째 측정시점을 자유모수로 설정하였고, 자유도 7은 세 번째와 네 번째 측정시점을 자유모수로 설정하였다. 이러한 방법은 본 논문의 연구1에서 모형의 자유도를 2와 20으로 설정하기 위해서도 사용된 방법이다. 자유도2는 세 개의 측정변수를 사용하여 설정하였고, 자유도 20은 측정변수 7개를 사용하여 설정하였다. 두 모형 모두 각각 마지막 측정시점을 자유모수로 설정하여 모형을 추정하였다. 모형이 올바르게 설정된 조건에서 합치도 지수의 제 1종 오류를 관찰한 연구 1에서는 모형 자유도의 크기가 2와 20인 조건과 모형 자유도의 크기가 1, 3, 5, 10, 50인 조건 사이에 차이가 관찰되지 않았다.

2) 모형 오지정 조건에서 자유도의 크기가 합치도 지수의 검증력에 미치는 영향

모형이 잘못 설정된 조건에서 자유도의 크기가 합치도지수의 수행에 미치는 영향을 관찰한 결과 첫째, 잘못 설정된 조건에서는 자유도가 작은 모형에서 과대추정되는 RMSEA의 경향성이 관찰되지 않았다. 따라서 모형 자유도의 크기가 작을 때 잘못 설정된 모형을 자주 기각할 것이라는 가설 2-2-1은 지지되지 못하였다. 모형이 잘못 설정된 조건에서 RMSEA는 모형 자유도의 크기가 증가할수록 RMSEA의 검증력도 증가하였다. RMSEA는 모형 자유도의 크기가

클수록 잘못 설정된 모형을 더 자주 기각하는 것으로 나타났다. RMSEA의 검증력은 무시된 이차요인의 크기와 관계없이 자유도의 크기가 4 이상이고, 사례 수가 50 보다 큰 경우 잘못 설정된 모형을 100%에 가까운 확률로 기각하였다.

둘째, 모형이 잘못 설정된 조건에서 모형 자유도의 크기가 CFI의 검증력에 영향을 미치지 않을 것이라는 가설 2-2-2는 기각되었다. CFI는 자유도의 크기가 클수록 검증력이 증가하였다. 예외는 자유도의 크기가 7인 조건이었다. 모형이 잘못 설정된 정도가 0.025인 조건에서는 자유도 5에 비해 검증력이 증가하는 모습이 관찰되었으나 모형이 잘못 설정된 정도가 0.050으로 증가함에 따라 증가폭이 감소하였고, 모형이 잘못 설정된 정도가 0.100인 조건에서는 자유도 5에 비해 검증력이 감소하는 모습이 관찰되었다.

셋째, 모형이 잘못 설정된 조건에서 모형 자유도의 크기가 TLI의 검증력에 영향을 미치지 않을 것이라는 가설 2-2-3은 기각되었다. TLI는 모형 자유도의 크기가 클수록 검증력이 증가하였다. 예외는 자유도의 크기가 7인 조건이었다. 모형이 잘못 설정된 정도가 증가할수록 모형 자유도의 크기가 7인 조건에서 검증력의 감소가 더 가파른 것으로 관찰되었다.

마지막으로 모형이 잘못 설정된 조건에서 모형의 자유도의 크기가 SRMR의 검증력에 영향을 미치지 않을 것이라는 가설 2-2-4는 기각되었다. SRMR은 모형 자유도의 크기가 클수록 검증력이 증가하였다. 한편 SRMR은 0에서 1의 값을 가지는 것으로 알려져 있으나 잘못 설정된 조건에서 모형 자유도의 크기가 50일 때 SRMR의 평균은 6 이상의 값을 나타내었다.

3. 종합논의

모형이 올바르게 설정된 조건에서 합치도 지수의 수행을 관찰한 Kenny 등 (2014)의 연구는 두 가지 한계를 가진다. 첫째, 올바르게 설정된 모형을 기각하는 합치도 지수의 제 1종 오류만 관찰하여 잘못 설정된 모형을 기각하는 합치도 지수의 검증력은 관찰하지 않았다는 점이다. 둘째, 자유도가 작은 조건에서 RMSEA를 신뢰할 수 없다는 것을 보여주었지만 자유도가 작은 조건에서 어떤 합치도 지수를 신뢰할 수 있다는 것에 대한 정보를 제공해 주지 않았다.

본 연구의 첫 번째 의의는 모형이 올바르게 설정된 조건에서 올바르게 설정된 모형을 기각하는 합치도 지수의 ‘제 1종 오류’와 모형이 잘못 설정된 조건에서 잘못 설정된 모형을 기각하는 합치도 지수의 ‘검증력’을 모두 관찰하였다는 것이다. 그 결과 모형이 올바르게 설정된 조건과 모형이 잘못 설정된 조건에서 어떤 합치도 지수가 다른 합치도 지수에 비해 상대적으로 더 신뢰로운 수행을 나타낸다는 것을 경험적으로 관찰할 수 있었다. 구체적으로 모형이 올바르게 설정된 조건에서 RMSEA, CFI, TLI, SRMR을 관찰한 결과 CFI와 TLI 그리고 SRMR은 모형 자유도의 크기에 영향을 받지 않는 것으로 나타났으며, RMSEA는 자유도의 크기에 영향을 받아 모형 자유도의 크기가 작은 조건에서 과대추정 되는 경향이 관찰되었다. <그림 55>부터 <그림 61>까지는 자유도의 크기가 각각 1, 2, 3, 5, 10, 20, 50인 모형에서 표본의 크기에 따른 합치도 지수의 제 1종 오류를 나타내었다. CFI는 표본의 크기가 100 이상인 조건에서 제 1종 오류가 0에 가까웠으며, TLI는 표본의 크기가 200 이상인 조건에서 제 1종 오류가 0에 가까웠다. 즉, CFI는 표본의 크기가 100 이상인 경우에 사례수의 영향을 받지 않는 것으로 나타났으며, TLI는 표본의 크기가 200 이상인 경우에 사례수의 영향을 받지 않는 것으로 나타났다. 또한 CFI와 TLI는 모형이 올바르게 설정된 조건에서 자유도의 영향을 받지 않는 것으로 관찰되었다.

그리고 모형이 잘못 설정된 모형에서 RMSEA, CFI, TLI, SRMR을 관찰한 결과 RMSEA, CFI, TLI 그리고 SRMR은 자유도의 크기가 커 질수록 검증력이 증가하는 것이 관찰되었다. <그림 62>부터 <그림 73>까지는 자유도의 크기가 1, 3, 5, 8, 10, 50이고, 무시된 이차요인의 크기가 0.025, 0.050, 0.100인 조건에서 사례수의 크기에 따른 합치도 지수의 검증력을 나타내었다. 그리고 모형이 올바르게 설정된 조건에서와 달리 RMSEA는 모형이 잘못 설정된 조건에서는 모형 자유도의 크기가 작은 조건에서 과대추정 되는 경향이 관찰되지 않았다. 나아가 RMSEA는 관찰된 네 개의 합치도 지수들 중 가장 높은 검증력을 보였다. 즉, 잘못 설정된 모형을 가장 자주 기각하는 합치도 지수는 RMSEA로 나타났다. RMSEA 다음으로 잘못된 모형을 기각하는 검증력이 높은 합치도 지수는 SRMR이었다. SRMR은 CFI와 TLI 보다 자주 잘못된 모형을 기각하였다. 그러나 사례수가 증가할수록 SRMR과 TLI는 유사한 기각률을 보였다. RMSEA와 SRMR의 구체적인 모형 기각률은 다음과 같았다. RMSEA는 모형 자유도의 크기가 4 이상이고, 표본의 크기가 50 이상인 조건에서 잘못된 모형을 100% 기각하였다. SRMR은 모형 자유도의 크기가 5 이상이고, 사례수가 200 이상인 조건에서 잘못 설정된 모형을 100% 기각하였다.

본 연구의 두 번째 의의는 다음과 같다. 본 연구는 올바르게 설정된 모형과 잘못 설정된 모형에서 합치도 지수의 수행을 관찰하였다. 그 결과 올바르게 설정된 모형에서는 모형 자유도의 크기가 작을 때 RMSEA에 비해 CFI, TLI 그리고 SRMR의 수행을 신뢰할 수 있는 것으로 나타났으며, 잘못 설정된 모형에서는 자유도의 크기가 작을 때 CFI, TLI에 비해 RMSEA와 SRMR의 수행을 신뢰할 수 있는 것으로 나타났다. 그리고 SRMR의 수행은 사례수가 작은 조건에서는 CFI와 TLI에 비해 상대적으로 신뢰롭게 나타났으나 사례수가 증가함에 따라 TLI의 수행과 유사하게 나타났다. 이러한 연구결과는 합치도 지수의 수행이 연구의 다양한 조건에 따라 영향을 받으며, 동일한 모형을 평가하는 합치도

지수들 사이에서도 수행에 차이가 나타남을 경험적으로 검증하였다 할 수 있다. 따라서 구조방정식 모형을 사용하여 연구를 진행할 때 한 개의 합치도 지수를 절대적으로 신뢰하는 것 보다 여러개의 합치도 지수를 사용하여 모형을 평가하여야 할 것이다.

본 연구의 제한점은 다음과 같다. 첫째, 본 연구는 합치도 지수들의 수행 관찰하는 방법으로 각 조건간에 개별 합치도 지수들의 수행을 상대적으로 비교하였다. 따라서 관찰된 합치도 지수들 간의 차이를 통계적으로 검증해 보지 않았다는 한계를 가진다. 이와 관련하여 첫째, 연구2에서 모형 자유도의 크기가 2, 4, 7인 조건에서 모형이 잘못 설정된 정도가 클수록 모형이 자주 기각되지 않는 것이 관찰되었다. 구체적으로 무시된 이차요인의 크기가 0.025, 0.050, 0.100으로 커짐에 따라 기각률이 감소하였는데, 관찰된 기각률의 변화가 통계적으로 유의미한 변화인지 검증하지 못하였다. 둘째, 연구2에서 모형 오지정의 정도가 합치도 지수의 검증력에 미치는 영향을 관찰하였고, 모형 오지정조건에서 모형 자유도의 크기가 합치도 지수의 검증력에 미치는 영향력을 관찰하였지만 모형 오지정의 크기와 자유도의 크기가 합치도 지수에 미치는 상호작용 효과는 검증하지 못하였다. 따라서 추후의 연구에서는 모형 오지정의 정도와 모형 자유도의 크기가 합치도 지수의 검증력에 미치는 영향을 통계적으로 검증하고, 두 변수의 상호작용 효과도 통계적으로 검증해 볼 것을 제안한다.

둘째, 본 연구는 올바르게 설정된 모형과 잘못설정된 모형에서 자유도와 사례수 그리고 모형 오지정의 정도가 합치도 지수의 수행에 미치는 영향을 경험적으로 검증하였다. 연구를 위하여 두 개 연구상황 모두 요인설계로 디자인 하였다. 구체적으로 모형이 올바르게 설정된 연구1에서는 7개의 표본의 크기와 7개의 자유도의 크기가 존재하는 모두 49개의 실험조건이 포함되었으며, 모형이 잘못 설정된 연구2에서는 6개의 표본의 크기와 9개의 자유도의 크기 그리고 3개의 무시된 이차요인의 평균이 존재하여 모두 162개의 실험조건이 포함되어

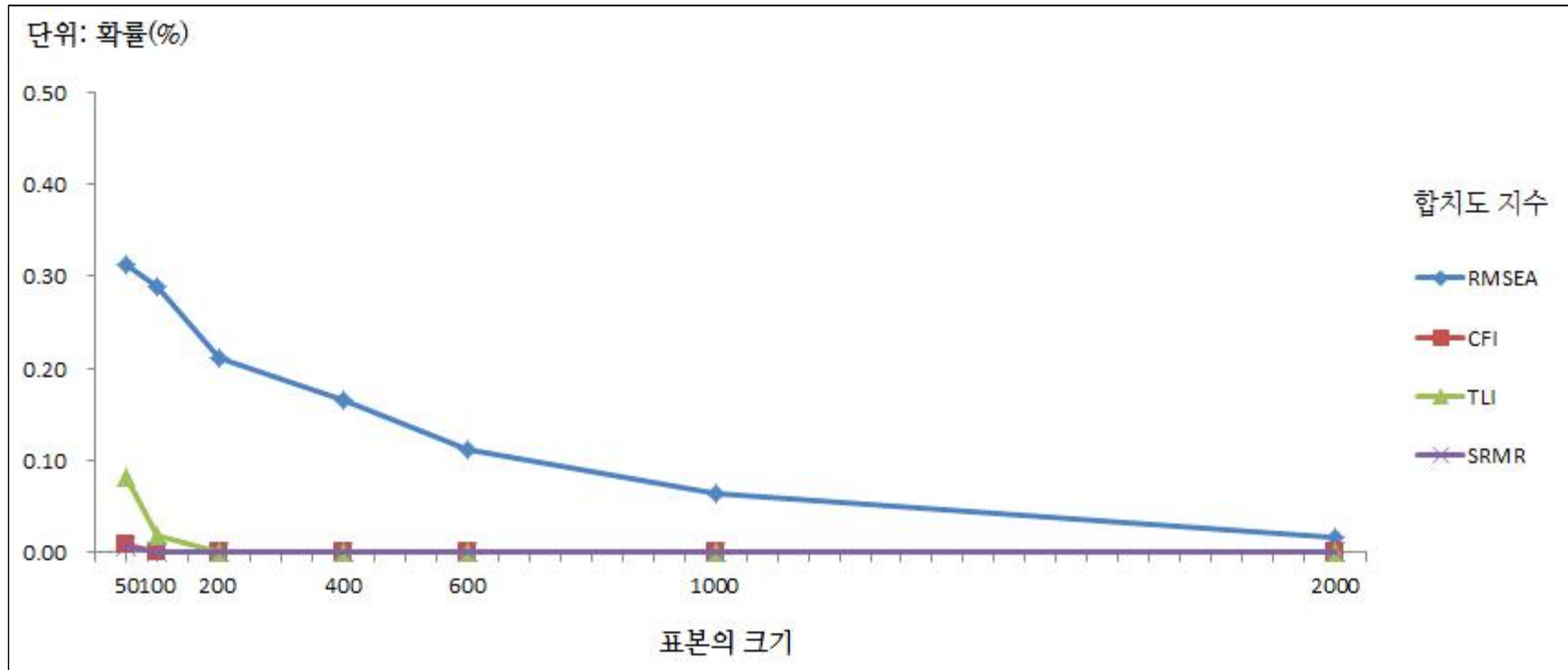
있었다. 이와 같이 다양한 조건에서 합치도 지수의 수행을 경험적으로 검증해 보는 것이 가능하였던 이유는 시뮬레이션 방법으로 연구를 진행하였기 때문이다. 시뮬레이션 방법을 사용함으로써 연구문제에 대해 보다 구체적이고, 다양한 조건을 설정하여 합치도 지수의 수행을 관찰할 수 있었다. 반면에 시뮬레이션 연구를 사용함으로써 가지는 한계는 다음과 같다. 첫째, 연구1의 상황에서 설정된 ‘올바른’ 모형은 실제 연구에서 사용되는 ‘올바른’ 모형과 그 의미에 차이가 있을 것이다. 구조방정식 모형에서는 연구자에 의해 설정된 모형과 자료에 의해 재생산된 모형이 일치하는 정도를 평가하지만 구조방정식 모형을 평가하는 합치도 지수들에 대해 제안된 다양한 기준들에서도 알 수 있듯이 실제 연구들에서는 항상 오차가 존재한다. 그러한 이유로 몬테카를로 시뮬레이션을 사용하여 자료를 생성하고, 자료와 일치하는 모형을 설정한 연구1의 ‘올바른’ 모형은 실제 연구에서의 ‘올바른’ 모형과 차이가 있을 것이다. 둘째, 연구2의 상황에서 ‘잘못된’ 모형은 모형오지정의 정도를 세 가지 조건으로 나누어 설정하였다. 모형오지정의 정도가 가장 작은 조건은 무시된 이차요인의 평균이 0.025였으며, 모형오지정의 정도가 가장 큰 조건은 무시된 이차요인의 평균이 0.100였다. 연구1에서는 생성된 자료와 자료를 분석하는 모형이 완벽하게 일치하는 이상적인 조건이었다면 연구2는 보다 현실에 가까운 연구상황이라고 할 수 있겠다. 그러나 연구2의 결과를 실제 연구에 적용하는데는 다음과 같은 한계가 존재한다. 연구2에서는 이차요인을 무시하여 모형이 잘못 설정된 상황을 설정하였지만 연구에서 관찰된 조건 이외에도 더 다양한 이유로 모형이 잘못 설정된다. 연구 결과 모형 자유도의 크기와 표본의 크기 그리고 이차요인이 무시되었을 때와 무시된 이차요인의 크기에 따라 합치도 지수 수행에 차이가 있음을 관찰할 수 있었다. 그러한 이유로 모형이 어떻게 잘못 설정되었는지에 따라 합치도 지수의 수행서 차이가 나타날 것이라고 예상할 수 있다. 더욱 다양한 변인들을 연구에 포함시키는 후속연구가 필요한 이유라고도 할 수 있다.

본 연구의 제언은 다음과 같다. 첫째, 연구에서 사용된 개념인 ‘제 1종 오류’와 ‘검증력’은 각 올바르게 설정된 모형과 잘못 설정된 모형이 기각될 확률인 기각력이다. 연구에서는 Browne과 Cudeck(1993)의 .05 이하 기준을 사용하여 RMSEA의 기각력을 계산하였고, Bentler와 Bonett(1980)의 .90 이상 기준을 사용하여 CFI와 TLI의 기각력을 계산하였고, Hu와 Bentler(1999)의 .08 이하 기준을 사용하여 SRMR의 기각력을 계산하였다. 그러나 연구에서 사용된 기준 이외에도 RMSEA, CFI, TLI, SRMR를 해석하는 다른 기준들이 존재한다. 구체적으로 RMSEA에 대해 제안된 기준으로는 Browne과 Cudeck(1993)은 모형의 RMSEA가 .05 이하이면 매우 좋으며(close), .08 이하이면 괜찮고(reasonable), .10 이하이면 보통(mediocre), .10을 초과하면 좋지 않다(unacceptable)고 해석의 기준을 제안하였다. 그리고 Hu와 Bentler(1999)는 모형의 RMSEA가 .06 이하이면 적합하다(adequately)고 제안하였으며, MacCallum 등(1996)은 .01 이하이면 훌륭한(excellent), .05 이하이면 좋은(good), .08 이하이면 보통인(mediocre) 모형이라고 해석할 수 있다고 제안하였다. 따라서 본 연구의 결과는 RMSEA가 .05을 초과하는 경우에 모형을 기각하는 확률을 계산하였으므로, 연구에서 사용한 것과 다른 기준을 사용하여 합치도 지수의 ‘제 1종 오류’와 ‘검증력’을 검증해 볼 필요가 있을 것이다.

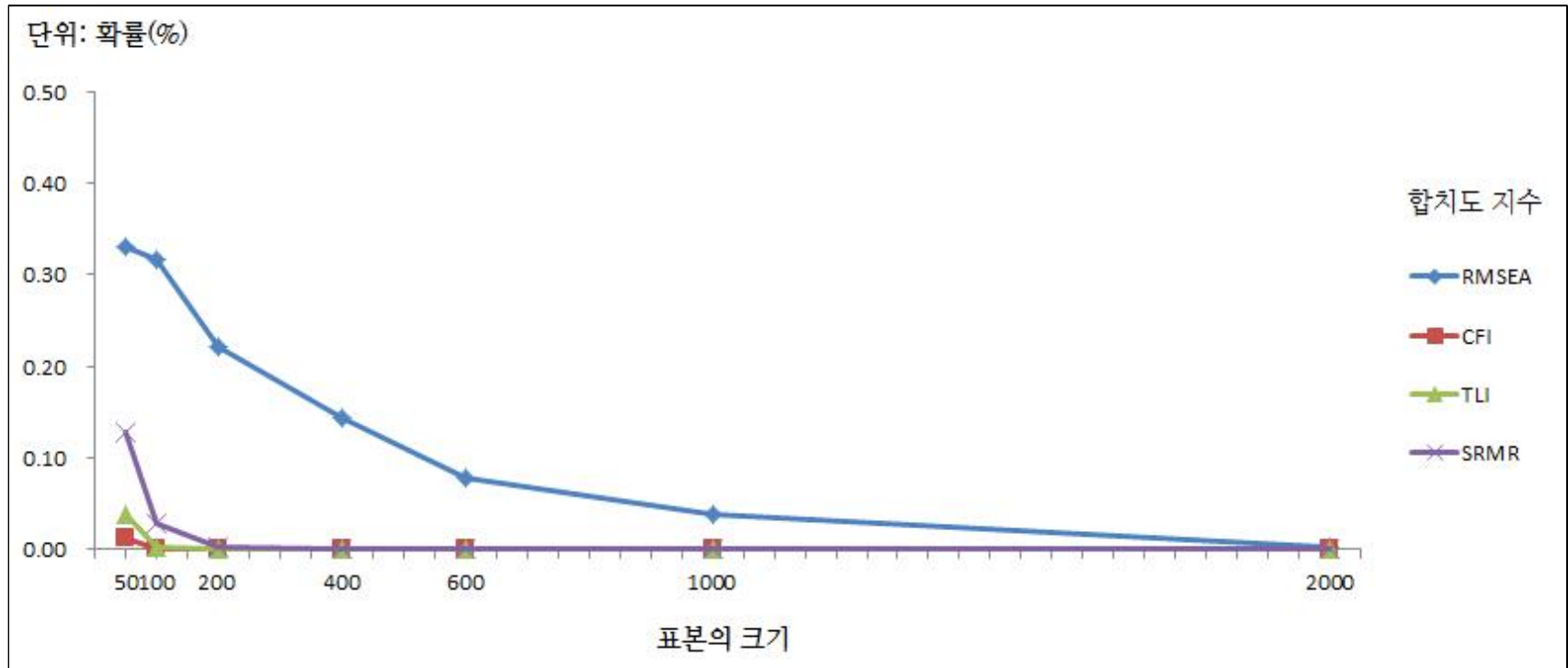
둘째, 본 연구에서는 임의적으로 모형이 올바르게 설정된 조건과 잘못 설정된 조건을 조작하였고, 두 개의 서로 다른 조건에서 합치도 지수의 수행을 관찰하였다. 그런데 실제 연구에서의 출발은 연구자가 설정한 모형이 올바르게 설정되었는지 잘못 설정되었는지 확인하는 것에서부터 시작된다. 본 연구의 결과를 읽은 연구자들은 본인의 연구에서 RMSEA의 값이 .05 보다 크게 나타난 경우에 모형 자유도의 크기가 작은 것 때문인지, 모형이 잘못 설정된 것 때문인지 합치도 지수의 결과를 해석하는데 어려움을 겪을 수 있다. 이러한 문제에 대한 대안으로는 첫째, 구조방정식 모형을 검증하기 이전에 측정모형을 검증해

보는 것이 있다. 실제로 구조방정식 모형을 분석하기 위해서는 측정모형의 검증이 선행되어야 한다. 측정모형은 연구자가 가정한 구성개념과 측정변수들 간의 관계를 확인적 요인분석을 통하여 검증해 볼 수 있다. 둘째, 수정지수(Modification Indication: MI)를 이용하는 방법이다. 수정지수는 구조방정식 모형에서 어떠한 경로가 추가 또는 제거되는 경우에 모형이 개선되는 정도를 보여 준다. 모형의 적합도가 좋지 않은 경우에 수정지수(MI)를 고려하여 모형의 경로를 제거(trimming)하고, 추가(building)하면서 자료를 잘 설명하는 모형을 찾을 수 있다. 이 방법을 사용할 때 주의해야 할 점은 한 번에 한 개의 경로만을 수정해야 하고, 모형을 수정하는 바탕에는 이론적 근거가 있어야 한다는 점이다.

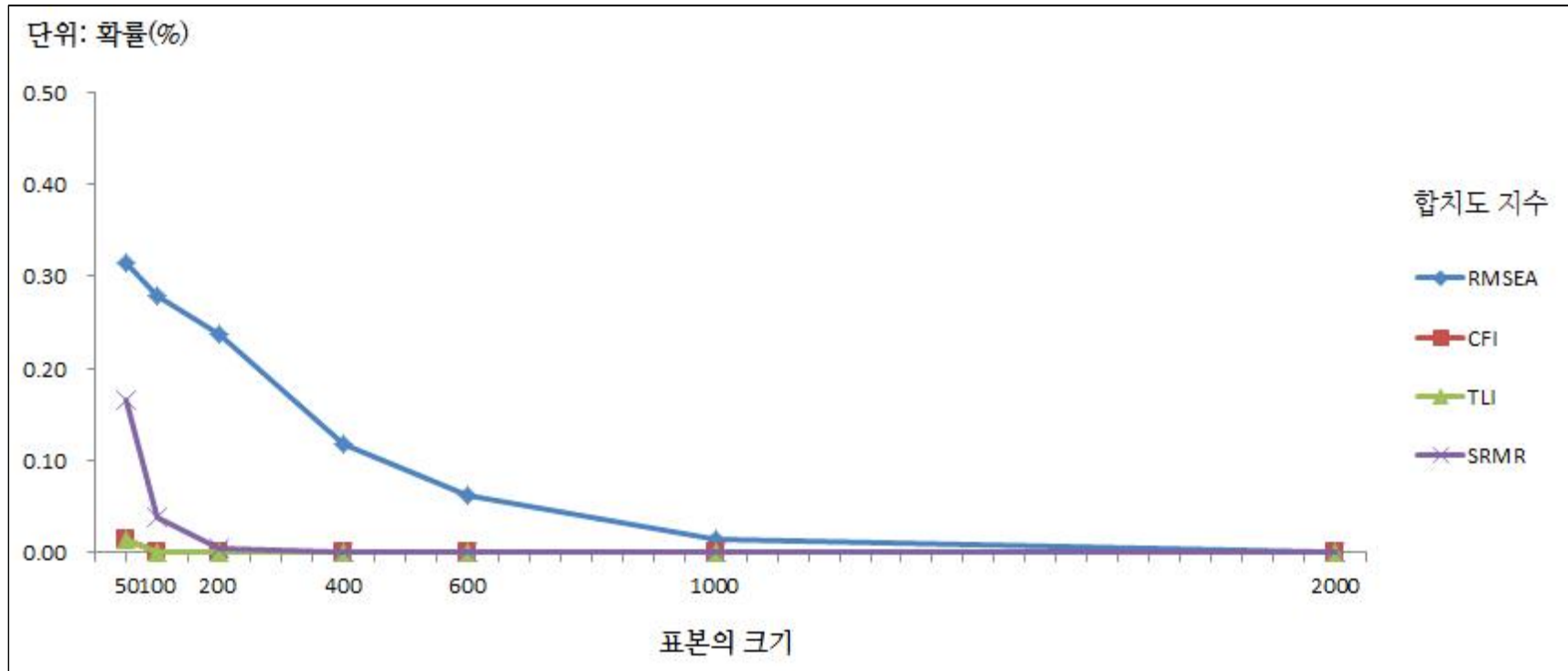
셋째, 본 연구에서는 합치도 지수 RMSEA, CFI, TLI, SRMR의 수행을 관찰하고 제안된 기준에 따라 합치도 지수가 설정된 모형을 기각하는 기각력을 관찰하였다. 앞서도 언급하였듯이 연구에서 사용된 기준 이외에도 다양한 기준들이 제안 되었고, 연구에서 관찰된 네 가지 합치도 지수 이외에도 여러 가지 합치도 지수들이 존재한다. 따라서 어떤 적합도 지수를 선택하여 어떤 기준으로 모형을 평가할 것인지는 연구자의 선택이라 할 수 있다. 이러한 사실에서 추론할 수 있는 것은 합치도 지수는 모형의 타당성에 대한 절대적인 평가 척도가 아니라는 것이다.



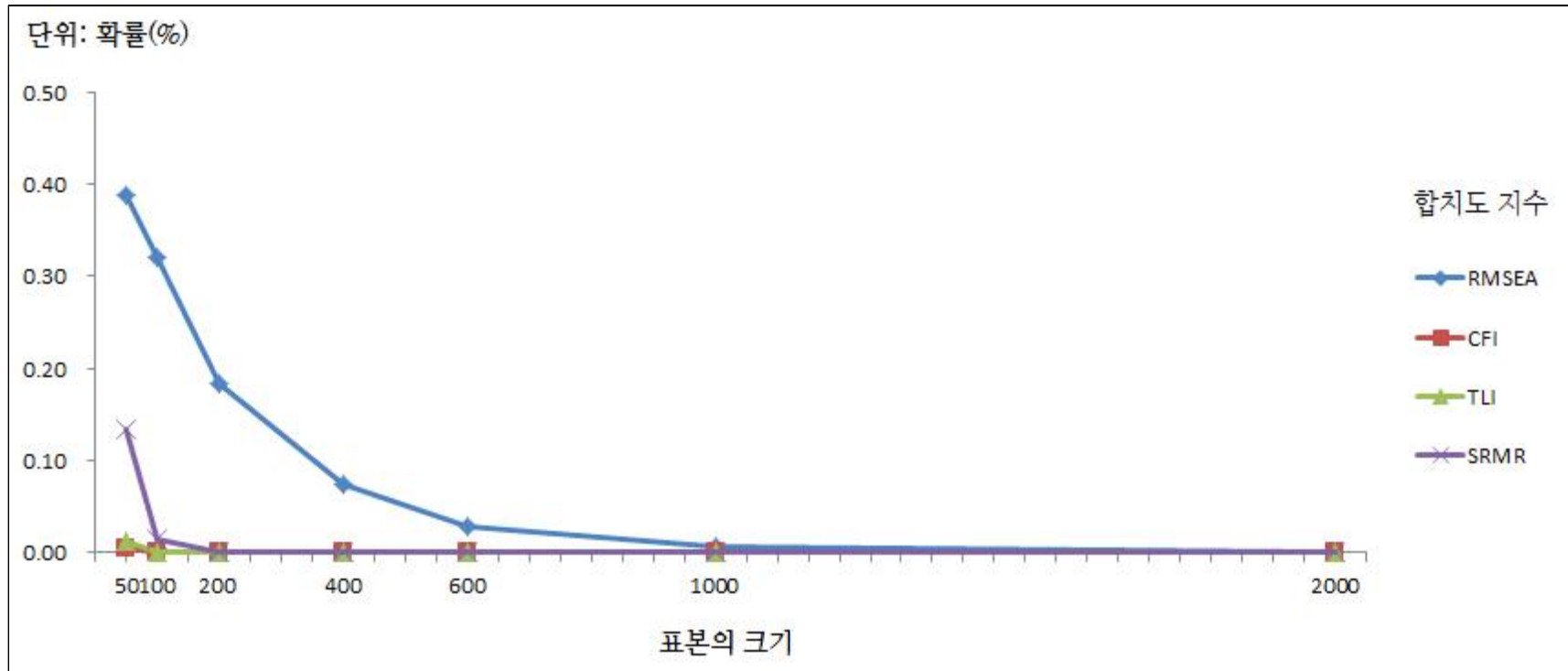
<그림 55> 모형 자유도의 크기가 1일 때, 올바른 모형을 기각하는 합치도 지수의 제 1종 오류



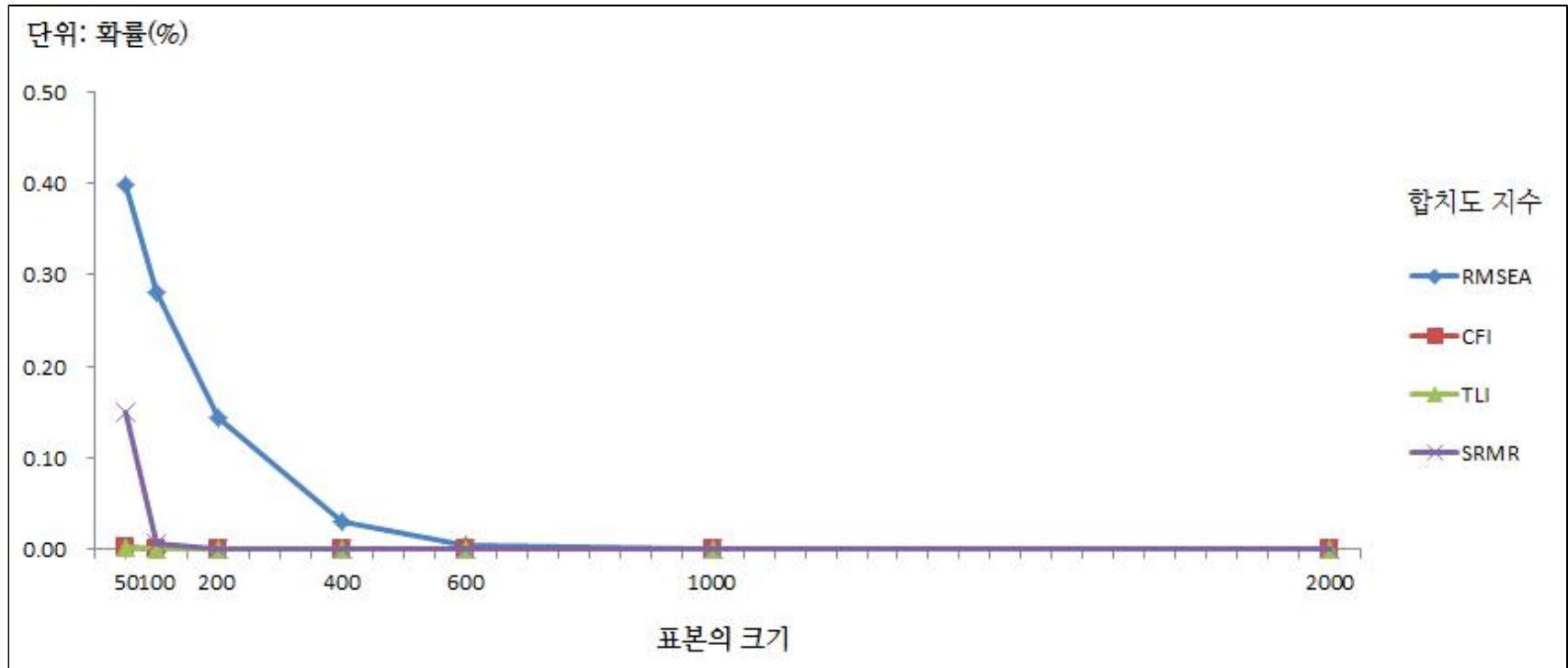
<그림 56> 모형 자유도의 크기가 2일 때, 올바른 모형을 기각하는 합치도 지수의 제 1종 오류



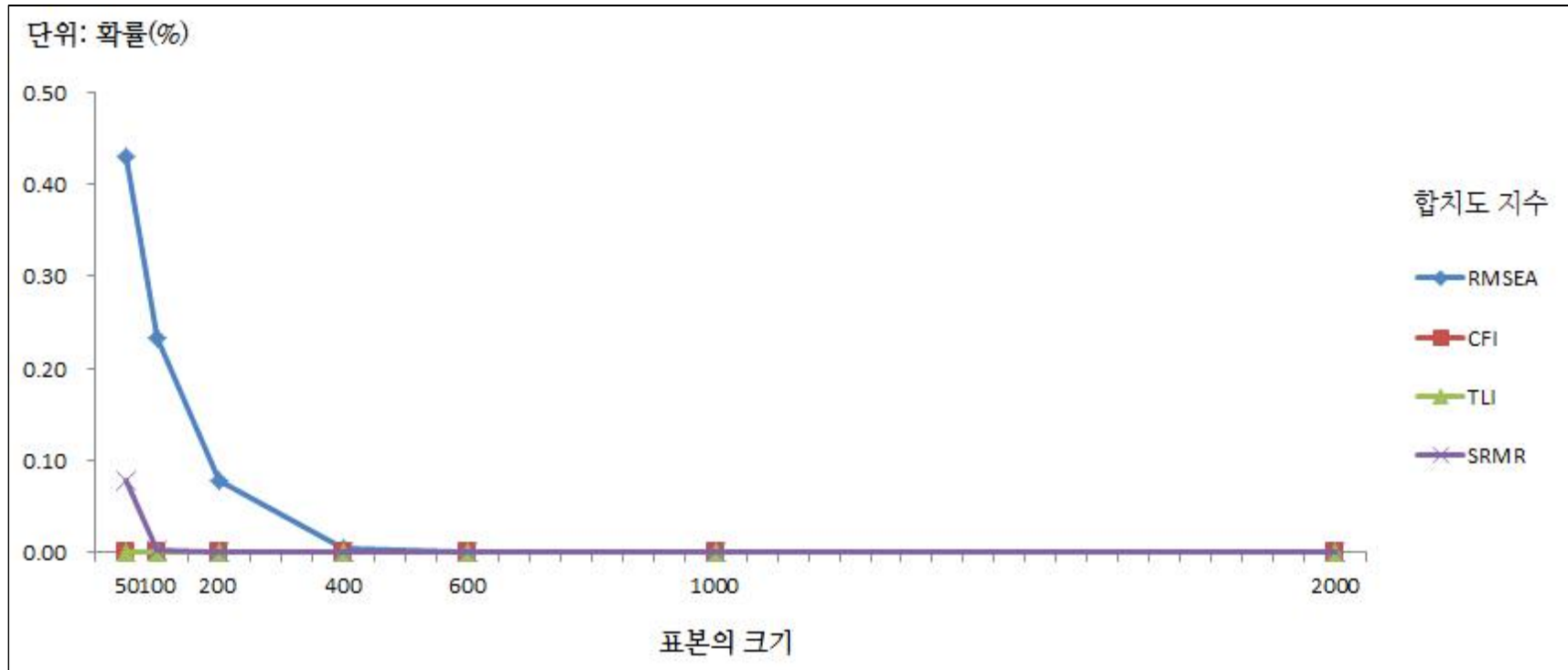
<그림 57> 모형 자유도의 크기가 3일 때, 올바른 모형을 기각하는 합치도 지수의 제 1종 오류



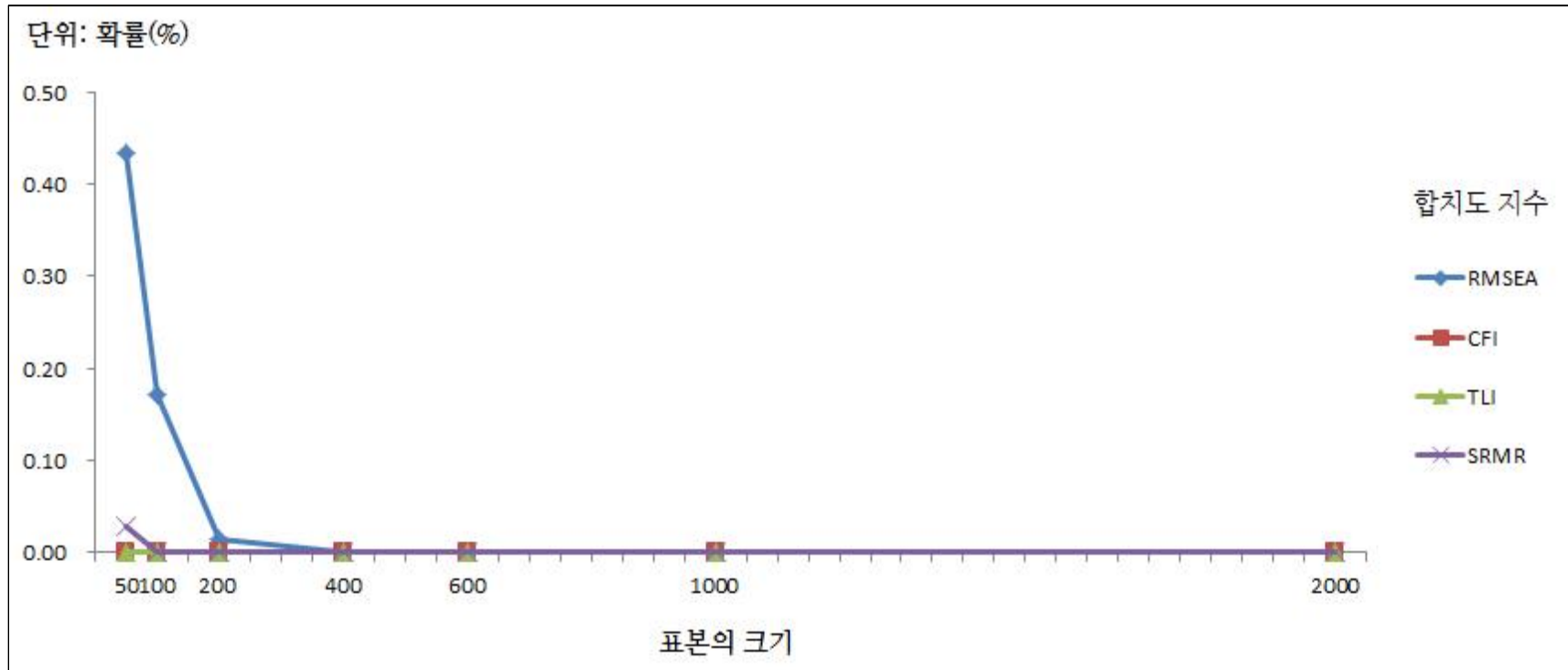
<그림 58> 모형 자유도의 크기가 5일 때, 올바른 모형을 기각하는 합치도 지수의 제 1종 오류



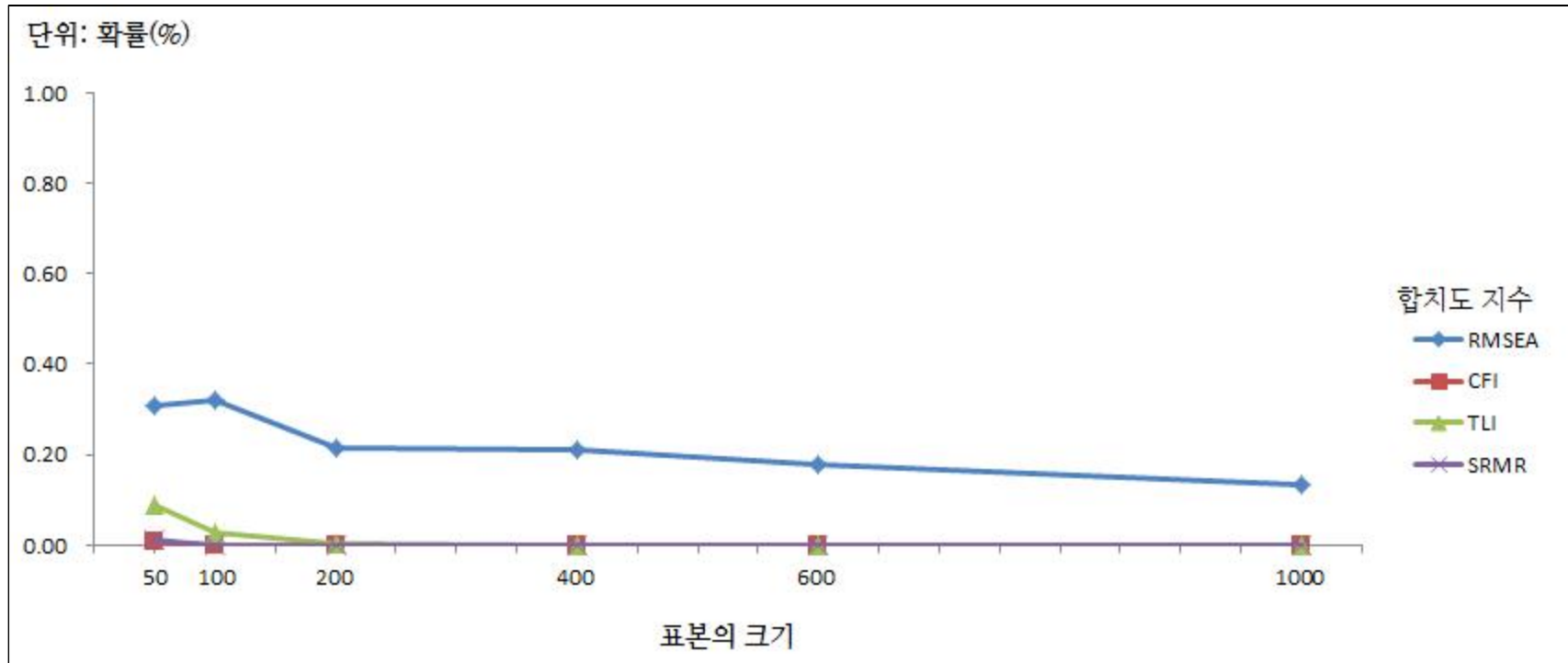
<그림 59> 모형 자유도의 크기가 10일 때, 올바른 모형을 기각하는 합치도 지수의 제 1종 오류



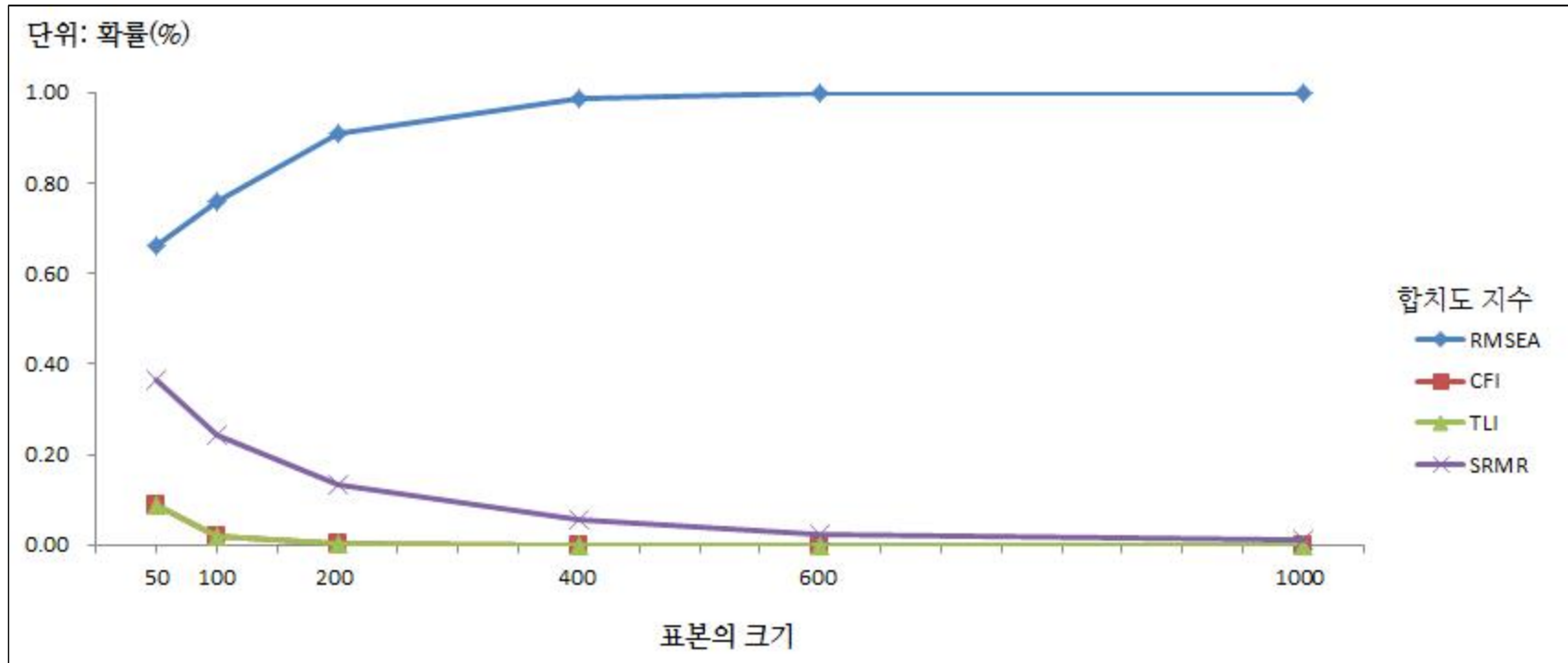
<그림 60> 모형 자유도의 크기가 20일 때, 올바른 모형을 기각하는 합치도 지수의 제 1종 오류



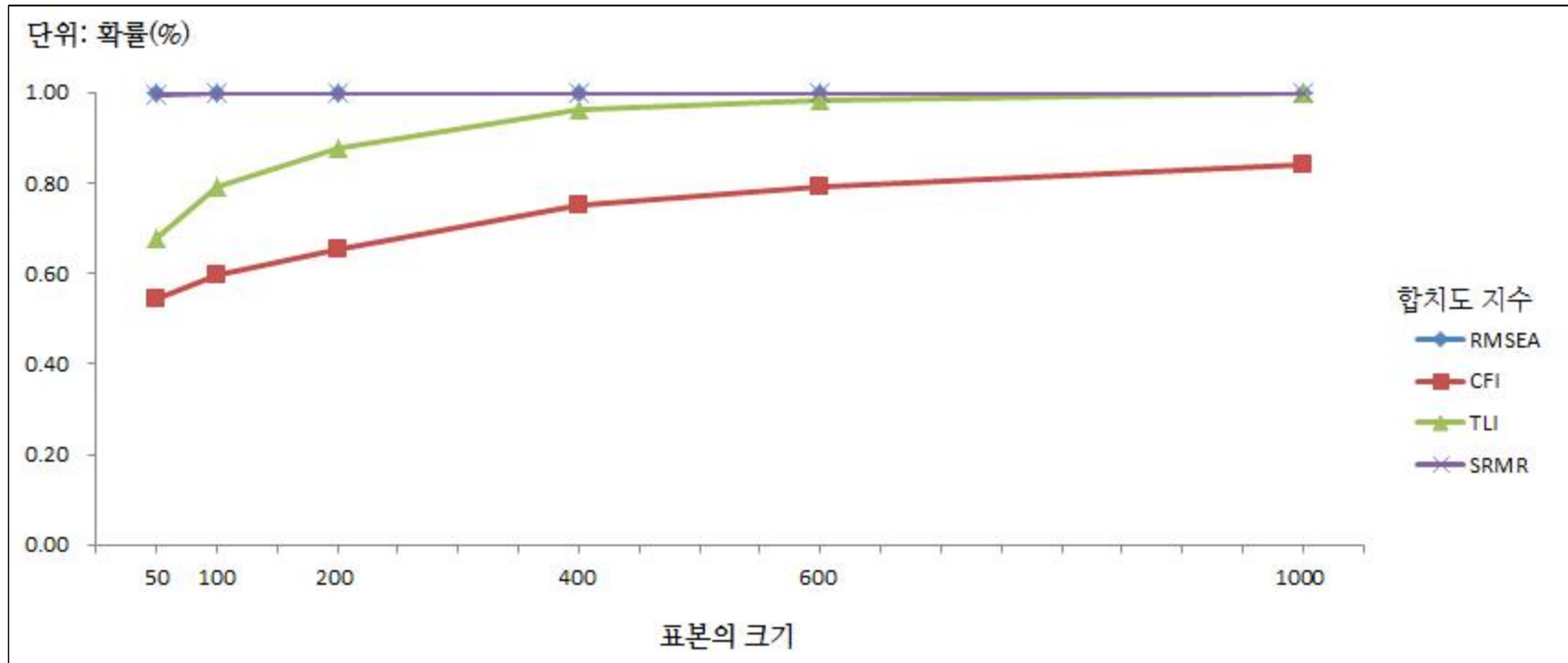
<그림 61> 모형 자유도의 크기가 50일 때, 올바른 모형을 기각하는 합치도 지수의 제 1종 오류



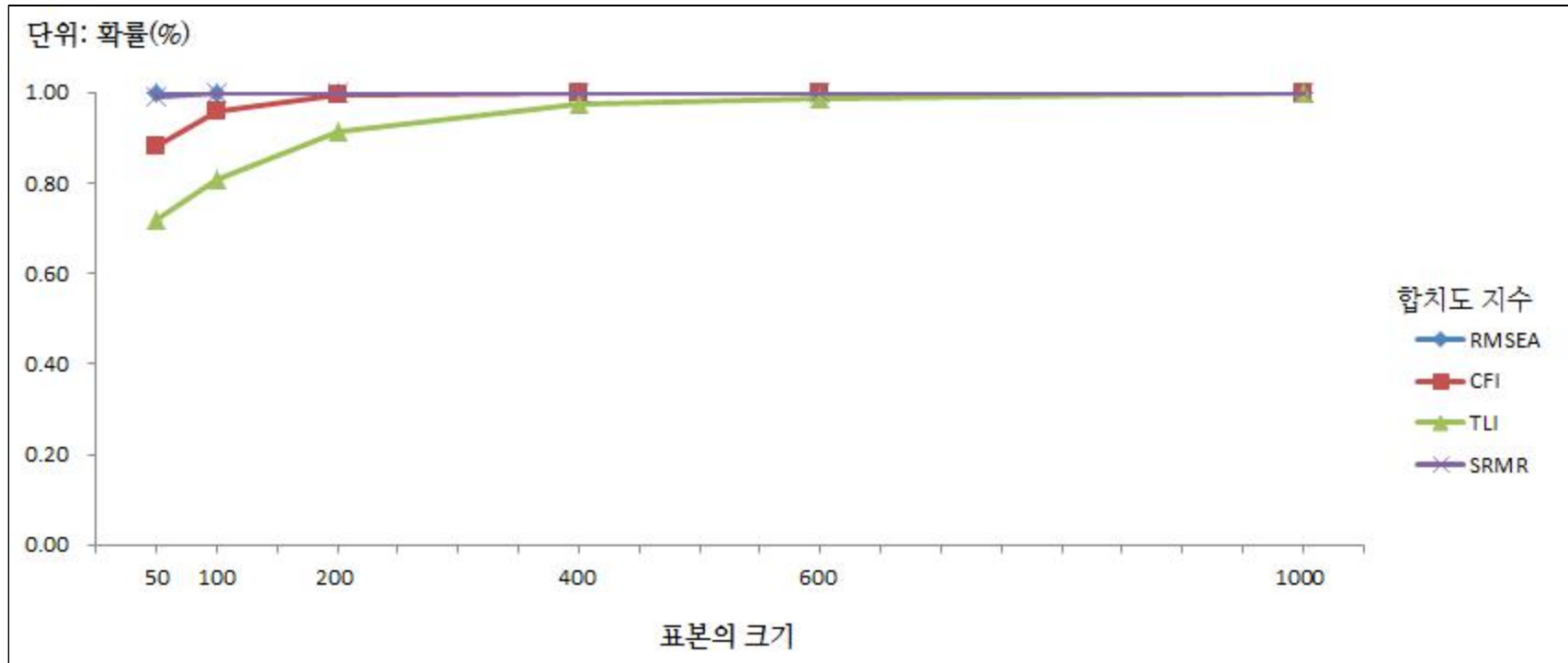
<그림 62> 모형 자유도의 크기가 1일 때, 잘못 설정된 모형을 기각하는 합치도 지수의 검증력: 무시된 이차요인의 평균 = 0.025



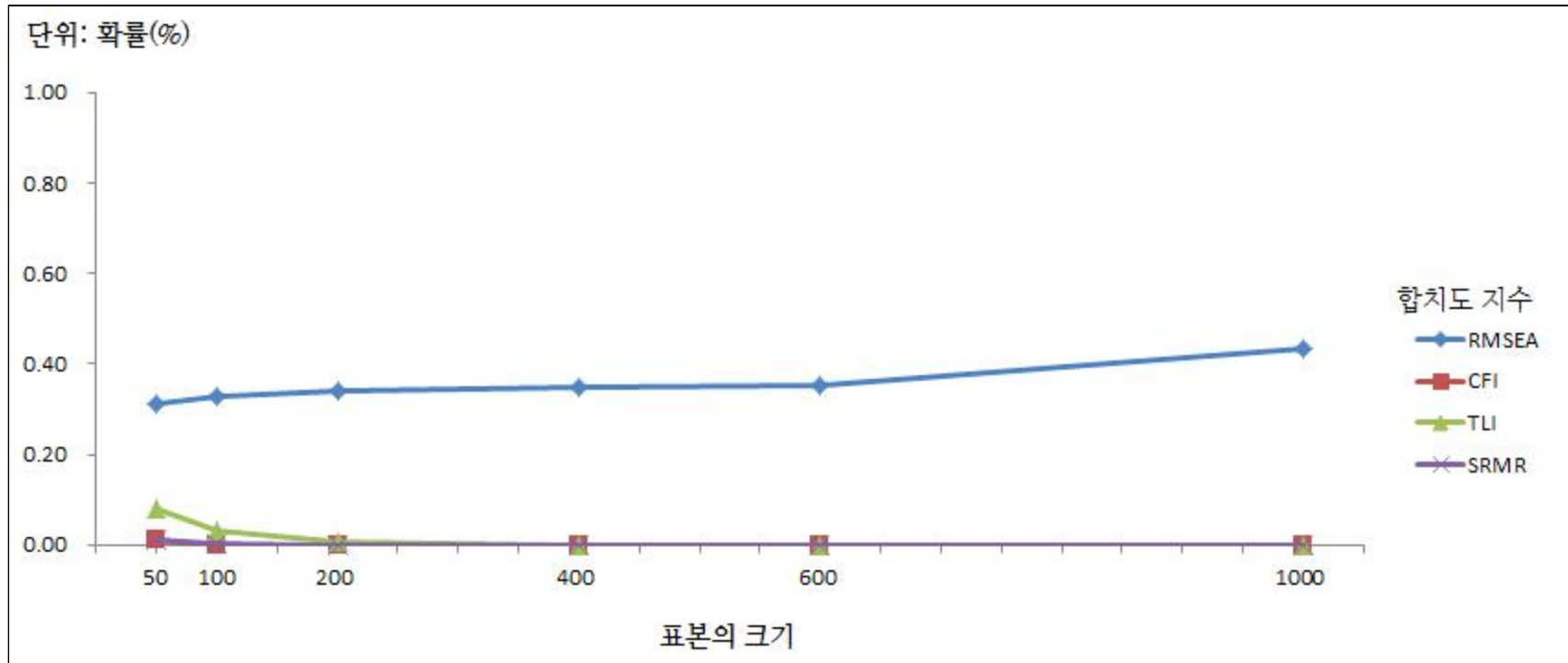
<그림 63> 모형 자유도의 크기가 3일 때, 잘못 설정된 모형을 기각하는 합치도 지수의 검증력: 무시된 이차요인의 평균 = 0.025



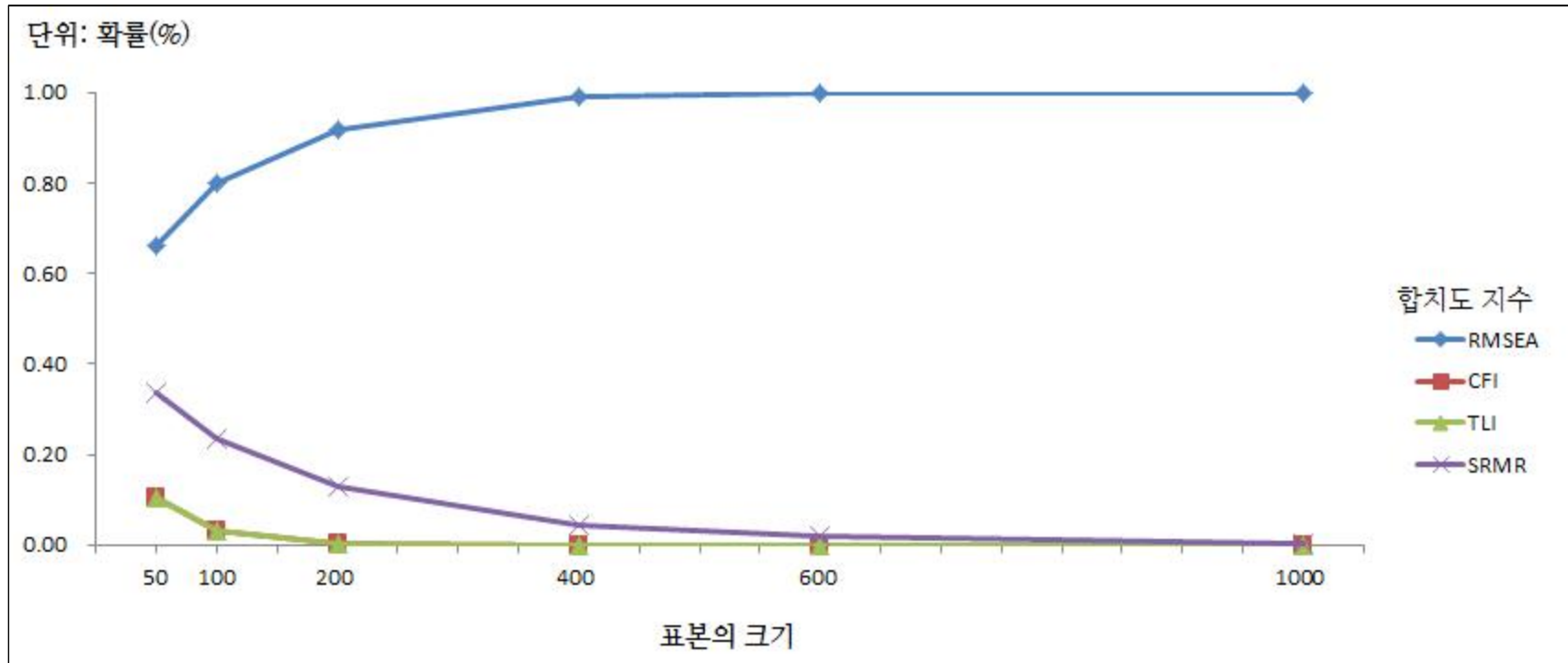
<그림 64> 모형 자유도의 크기가 5일 때, 잘못 설정된 모형을 기각하는 합치도 지수의 검증력: 무시된 이차요인의 평균 = 0.025



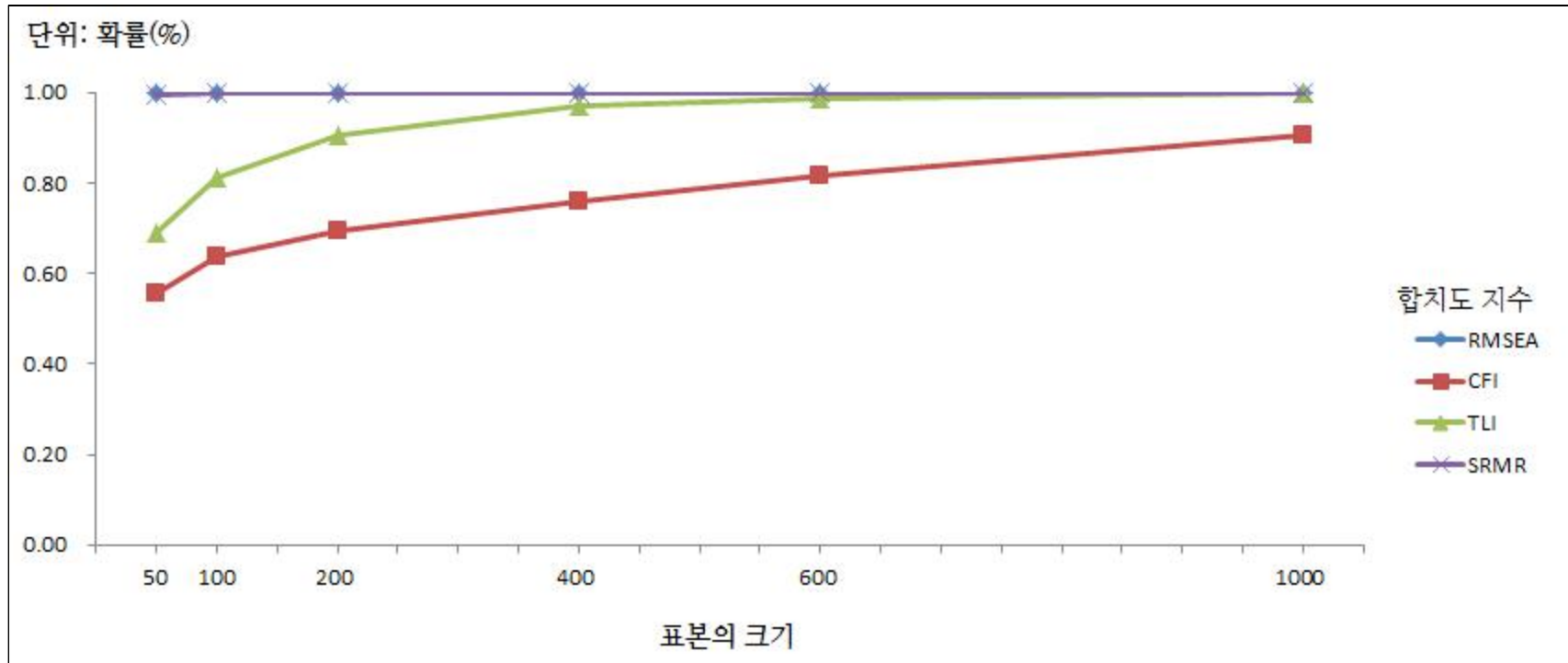
<그림 65> 모형 자유도의 크기가 8일 때, 잘못 설정된 모형을 기각하는 합치도 지수의 검증력: 무시된 이차요인의 평균 = 0.025



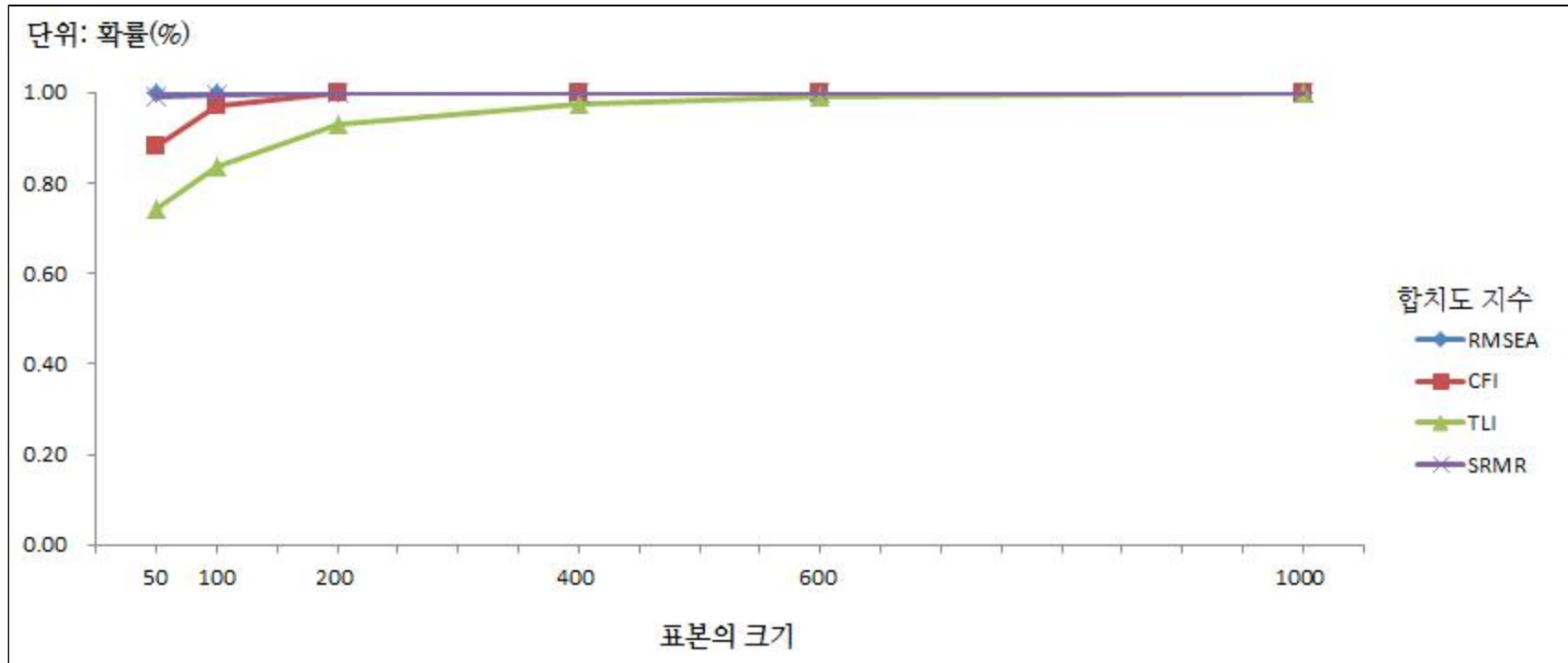
<그림 66> 모형 자유도의 크기가 1일 때, 잘못 설정된 모형을 기각하는 합치도 지수의 검증력: 무시된 이차요인의 평균 = 0.050



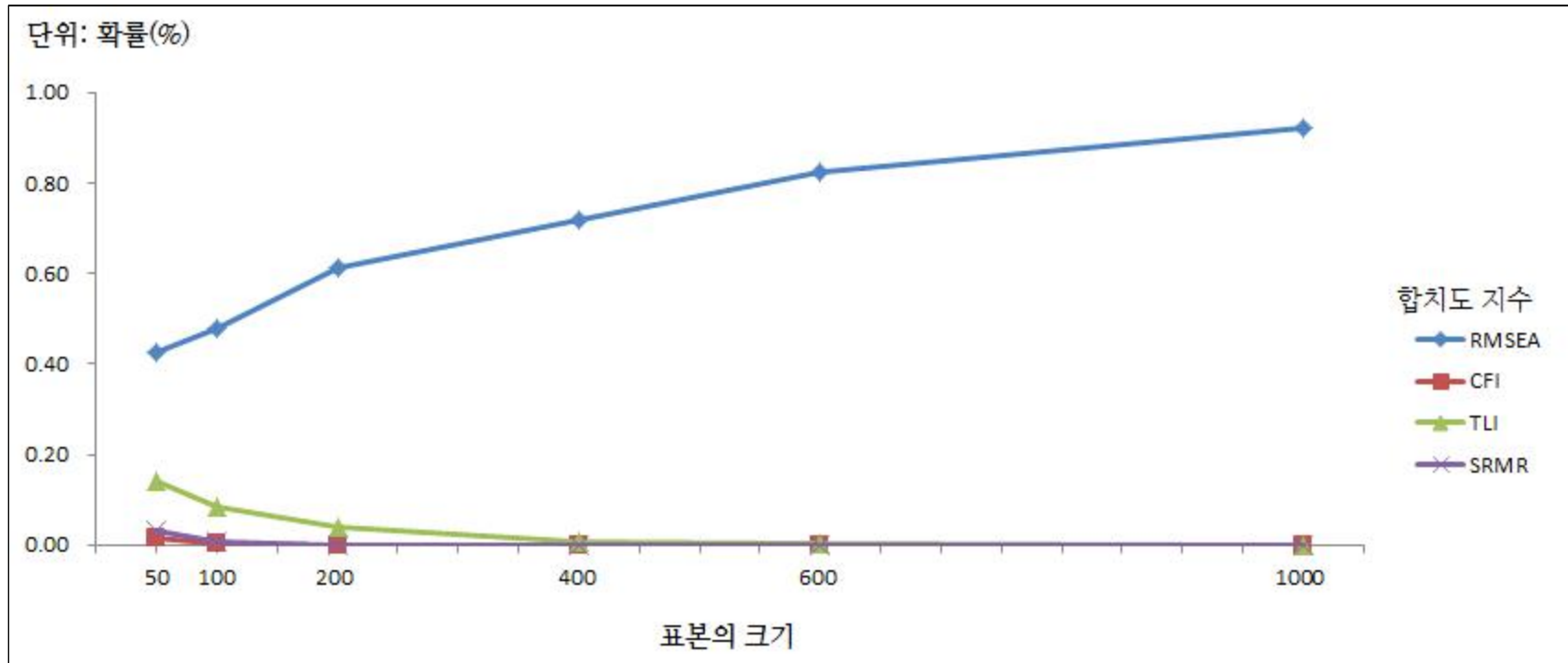
<그림 67> 모형 자유도의 크기가 3일 때, 잘못 설정된 모형을 기각하는 합치도 지수의 검증력: 무시된 이차요인의 평균 = 0.050



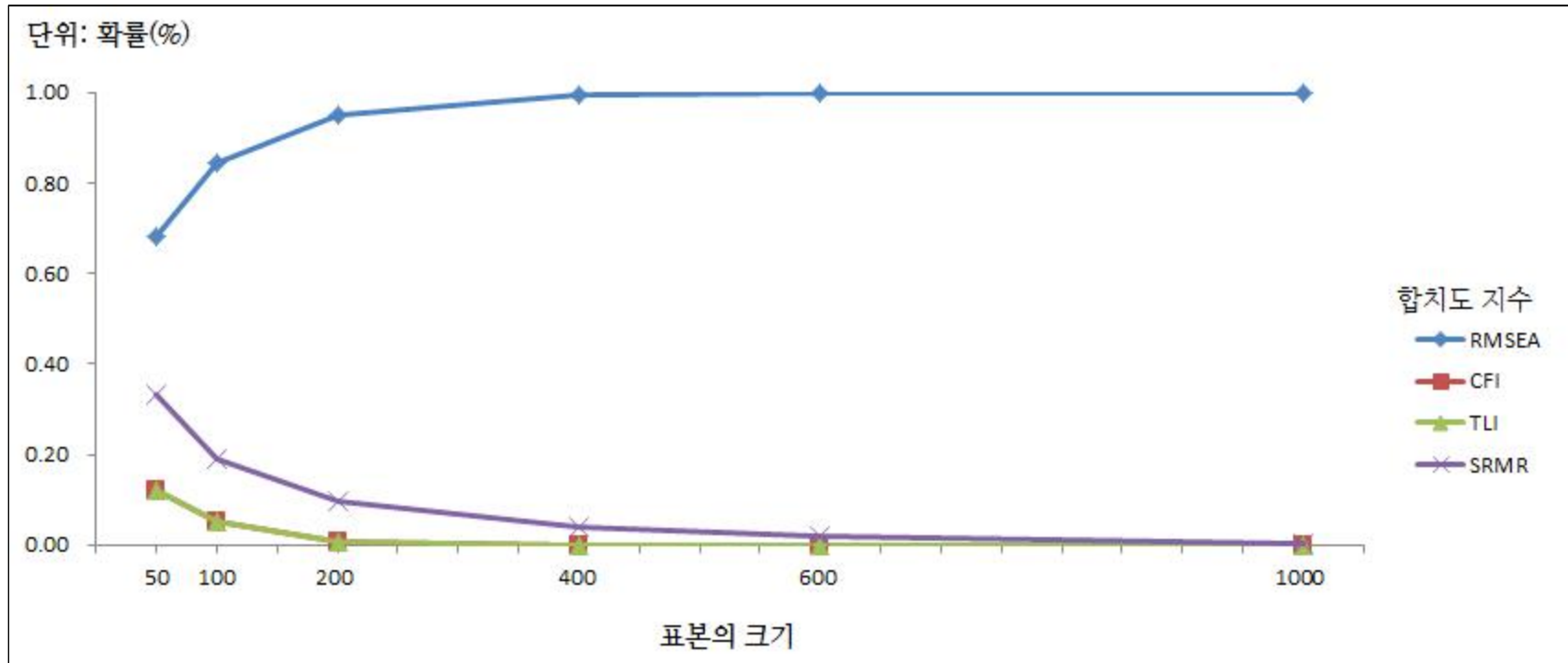
<그림 68> 모형 자유도의 크기가 5일 때, 잘못 설정된 모형을 기각하는 합치도 지수의 검증력: 무시된 이차요인의 평균 = 0.050



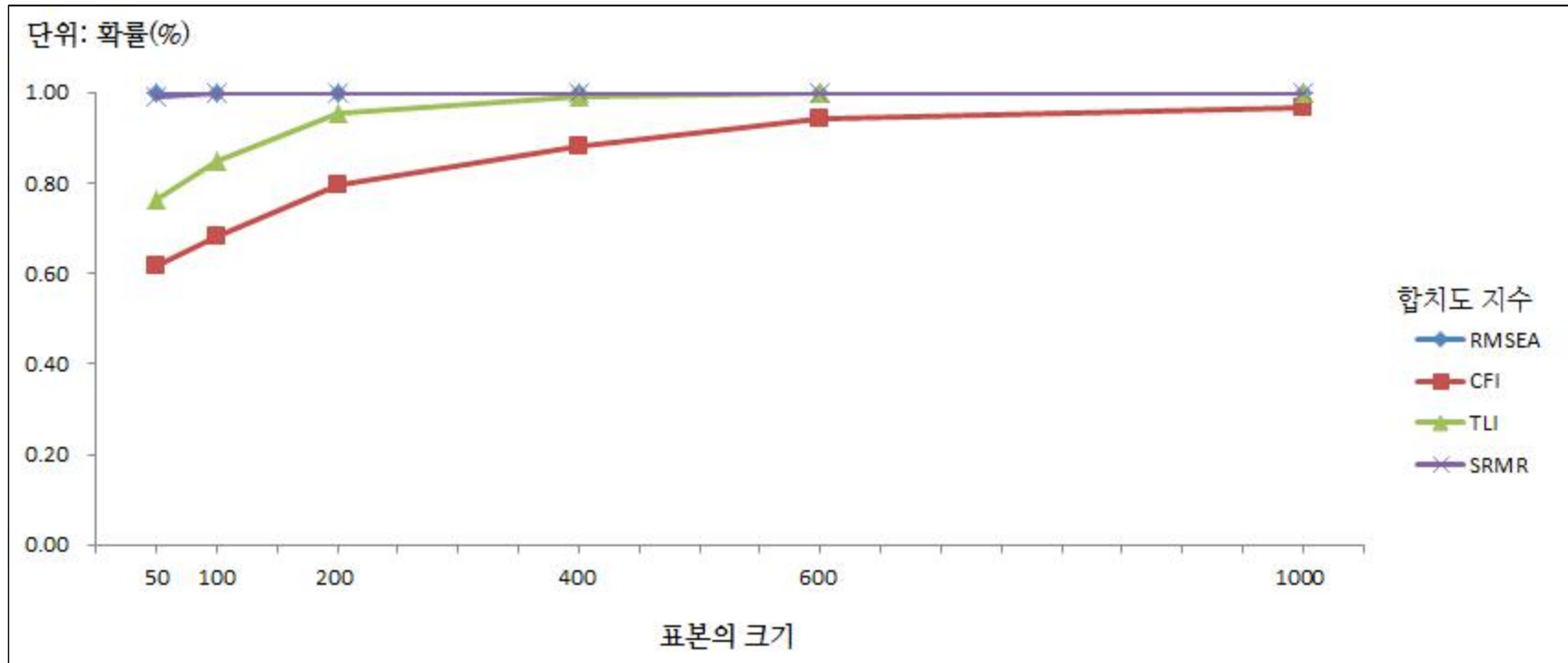
<그림 69> 모형 자유도의 크기가 8일 때, 잘못 설정된 모형을 기각하는 합치도 지수의 검증력: 무시된 이차요인의 평균 = 0.050



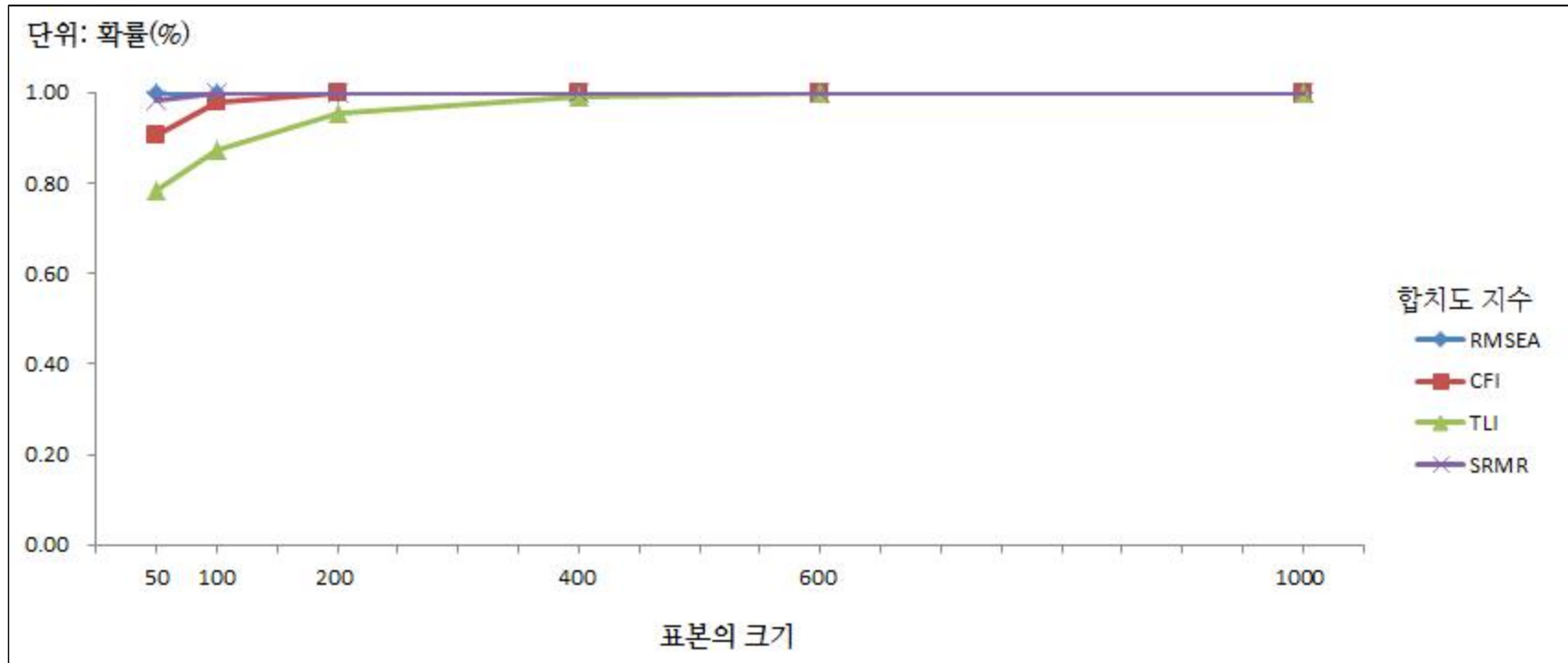
<그림 70> 모형 자유도의 크기가 1일 때, 잘못 설정된 모형을 기각하는 합치도 지수의 검증력: 무시된 이차요인의 평균 = 0.100



<그림 71> 모형 자유도의 크기가 3일 때, 잘못 설정된 모형을 기각하는 합치도 지수의 검증력: 무시된 이차요인의 평균 = 0.100



<그림 72> 모형 자유도의 크기가 5일 때, 잘못 설정된 모형을 기각하는 합치도 지수의 검증력: 무시된 이차요인의 평균 = 0.100



<그림 73> 모형 자유도의 크기가 8일 때, 잘못 설정된 모형을 기각하는 합치도 지수의 검증력: 무시된 이차요인의 평균 = 0.100

참고문헌

- 김도연, 양혜정 (2014). 청소년기 휴대폰 의존의 변화에 대한 생태학적 요인의 영향: 잠재성장모형을 이용한 분석. 한국청소년연구, 25(3), 169-197.
- 권선중, 임숙희, 김영호 (2015). 청소년의 게임관련 신념과 게임 중독의 관계에 대한 재탐색: 잠재성장모형을 활용한 단기 종단연구. 한국심리학회지: 건강, 20(1), 267-283.
- 김수영, 석혜은 (2015). 잠재성장모형의 사용을 위한 표본크기 결정. 한국심리학회지: 일반, 34(2), 599-617.
- 김진호, 홍세희, 추병대 (2007). 경영학 연구에서의 구조방정식 모형의 적용: 문헌 연구와 비판. 경영학연구, 36(4), 897-923.
- 노형진 (2011). Amos로 배우는 구조방정식 모형. 파주: 학현사
- 민원홍, 이봉주 (2015). 청소년기 빈곤과 내재화 문제의 종단적 관계. 한국청소년연구, 26(1), 145-169.
- 배병렬 (2009). Amos 17.0 구조방정식모형: 원리와 실제. 서울: 청람.
- 성태제 (2011). 현대 기초 통계학의 이해와 적용. 서울: 학지사.
- 송태민, 이주열, 안지영 (2010). 금연 실천과 니코틴 의존도의 변화과정에 관한 연구. 보건교육건강증진학회지, 27(4), 141-167.
- 이기종 (2012). 구조방정식모형: 인과성·통계분석 및 추론. 서울: 국민대학교 출판부.
- 이순목, 김한조 (2011). 구조방정식 모형의 일반화 또는 집단차 연구를 위한 다집단 분석의 관행과 문제점. 사회과학(성균관대), 43(1), 63-112.
- 이정민, 강수정, 이강이, 이순형 (2015). 부모의 양육방식이 초등학교 고학년의 학교생활 적응의 변화 궤적에 미치는 영향. 한국아동학회, 36(4),

91-110.

- 이정민, 김세리, 이강이 (2015). 초산모의 출산 후 4년간 자녀가치 변화궤적. *한국아동학회*, 36(4), 177-192.
- 이현숙, 김수진, 전수현 (2010). 구조방정식모형 원리와 적용. 서울: 학지사.
- 이희연, 노승철 (2012). 고급통계분석론-이론과 실습-제2판. 서울: 문우사.
- 최수미, 김수현, 조영일 (2012). 초기 청소년의 부모애착과 심리내적 증상 관계에서 정서조절의 매개효과에 관한 5년 종단연구. *한국상담학회*, 13(3), 1277-1293.
- 홍세희 (2000). 구조 방정식 모형의 적합도 지수 선정기준과 그 근거, *한국심리학회지: 임상*, 19(1), 161-177.
- 홍세희, 노연경 (2013). 남자청소년의 온라인게임 이용시간 변화형태에 대한 잠재계층 추정 및 비행형태와의 관련성 검증, *한국청소년연구*, 24(4), 119-148.
- 황성온, 황지은 (2015). 영아 어머니의 양육스트레스와 양육태도 간의 인과적 종단관계 분석. *한국아동학회*, 36(4), 163-176.
- Anderson, J. C., & Gerbing, D. W. (1984). The effect of sampling error on convergence, improper solutions, and goodness-of-fit indices for maximum likelihood confirmatory factor analysis. *Psychometrika*, 49(2), 155-173.
- Anderson, J. C., & Gerbing, D. W. (1992). Assumptions and comparative strengths of the two-step approach comment on Fornell and Yi. *Sociological Methods & Research*, 20(3), 321-333.
- Bagozzi, R. P., & Yi, Y. (1988). On the evaluation of structural equation models. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 16(1), 74-94.

- Beaujean, A. A. (2014). *Latent variable modeling using R: A step-by-step guide*. New York, NY: Routledge.
- Bentler, P. M. (1980). Multivariate analysis with latent variables: Causal modeling. *Annual Review of Psychology, 31*(1), 419–456.
- Bentler, P. M. (1990). Comparative fit indexes in structural models. *Psychological Bulletin, 107*(2), 238–246.
- Bentler, P. M., & Bonett, D. G. (1980). Significance tests and goodness of fit in the analysis of covariance structures. *Psychological Bulletin, 88*(3), 588–606.
- Bollen, K. A. (1986). Sample size and Bentler and Bonett's nonnormed fit index. *Psychometrika, 51*(3), 375–377.
- Bollen, K. A. (1989). A new incremental fit index for general structural equation models. *Sociological Methods & Research, 17*(3), 303–316.
- Bollen, K. A. (1990). Overall fit in covariance structure models: two types of sample size effects. *Psychological bulletin, 107*(2), 256–259.
- Bollen, K. A., & Curran, P. J. (2006). *Latent curve models: A structural equation perspective* (Vol. 467). Hoboken, NJ: John Wiley.
- Browne, M. W., & Cudeck, R. (1993). Alternative ways of assessing model fit. *Sage Focus Edition, 154*, 136–162.
- Cheung, M. L. (2007). Comparison of methods of handling missing time-invariant covariates in latent growth models under the assumption of missing completely at random. *Organizational Research Methods, 10*, 609–634.

- Collins, L. M., & Horn, J. L. (Eds.). (1991). Best methods for the analysis of change: Recent advances, unanswered questions, future directions. Washington, DC: American Psychological Association.
- Curran, P. J., Bollen, K. A., Paxton, P., Kirby, J., & Chen, F. (2002). The noncentral chi-square distribution in misspecified structural equation models: Finite sample results from a Monte Carlo simulation. *Multivariate Behavioral Research*, *37*(1), 1–36.
- Enders, C. K., & Bandalos, D. L. (2001). The relative performance of full information maximum likelihood estimation for missing data in structural equation models. *Structural Equation Modeling*, *8*(3), 430–457.
- Geiser, C. (2013). Data analysis with Mplus. New York, NY: Guilford Press.
- Gerbing, D. W., & Anderson, J. C. (1992). Monte Carlo evaluations of fit indices for structural equation models. *Sociological Methods & Research*, *21*(2), 132–160.
- Gerbing, D. W., & Anderson, J. C. (1993). Monte Carlo evaluation of goodness-of-fit indices for structural equation models. *Sage Focus Edition*, *154*, 40–40.
- Goffin, R. D. (1993). A comparison of two new indices for the assessment of fit of structural equation models. *Multivariate Behavioral Research*, *28*(2), 205–214.
- Gollob, H. F., & Reichardt, C. S. (1991). Best methods for the analysis of change: Recent advances, unanswered questions, future directions. Washington, DC: American Psychological Association.

- Hu, L. T., & Bentler, P. M. (1998). Fit indices in covariance structure modeling: Sensitivity to underparameterized model misspecification. *Psychological Methods, 3*(4), 424–453.
- Hu, L. T., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling, 6*(1), 1–55.
- Jamshidian, M., & Bentler, P. M. (1999). ML estimation of mean and covariance structures with missing data using complete data routines. *Journal of Educational and Behavioral Statistics, 24*(1), 21–24.
- Kenny, D. A., Kaniskan, B., & McCoach, D. B. (2014). The performance of RMSEA in models with small degrees of freedom. *Sociological Methods & Research, 44*(3), 486–507. <http://online.sagepub.com/>
- Kline, R. B. (2010). *Principles and Practice of Structural Equation Modeling*. New York, NY: Guilford Press.
- Little, T. D., Schnabel, K. U., & rgen Baumert, J. (Eds.). (2000). *Modeling longitudinal and multilevel data: Practical issues, applied approaches, and specific examples*. London: Lawrence Erlbaum Associate.
- Little, P. T. D. (2013). *Longitudinal structural equation modeling*. New York, NY: Guilford Press.
- MacCallum, R. C., Browne, M. W., & Sugawara, H. M. (1996). Power analysis and determination of sample size for covariance structure modeling. *Psychological Methods, 1*(2), 130–149.
- MacKinnon, D. P. (2008). *Introduction to statistical mediation analysis*.

- New York, NY: Erlbaum and Taylor Francis Group.
- Marsh, H. W., & Balla, J. R.. (1986). Goodness-of-fit indexes in confirmatory factor analysis: The effect of sample size. *Psychological Bulletin*, *103*(3), 391–410.
- Meredith, W., & Tisak, J. (1984). Tuckerizing curves. Paper presented at the annual meetings of the Psychometric Society, Santa Barbara, CA.
- Meredith, W., & Tisak, J. (1990). Latent curve analysis. *Psychometrika*, *55*, 107–122.
- McDonald, R. P., & Marsh, H. W. (1990). Choosing a multivariate model: Noncentrality and goodness of fit. *Psychological Bulletin*, *107*(2), 247–255.
- Rigdon, E. E. (1996). CFI versus RMSEA: A comparison of two fit indexes for structural equation modeling. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, *3*(4), 369–379.
- Steiger, J. H., & Lind, J. C. (1980). Statistically based tests for the number of common factors. *In annual meeting of the Psychometric Society*, Iowa City, IA.
- Stephenson, M. T., & Holbert, R. L. (2003). A Monte Carlo simulation of observable versus latent variable structural equation modeling techniques. *Communication Research*, *30*(3), 332–354.
- Sugawara, H. M., & MacCallum, R. C. (1993). Effect of estimation method on incremental fit indexes for covariance structure models. *Applied Psychological Measurement*, *17*(4), 365–377.
- Tucker, L. R., & Lewis, C. (1973). A reliability coefficient for maximum

likelihood factor analysis. *Psychometrika*, 38(1), 1–10.

Wothke, W. (2000). Longitudinal and multigroup modeling with missing data. Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum.

ABSTRACT

Performance of fit measures in correctly and mis-specified model

Woori Han

Department of Psychology

The Graduate school of

Sungshin University

This study showed performance of fit in correctly specified Latent Growth Curve Model(LGCM) and mis-specified LGCM. Study1 was based on Kenny, Kaniskan and McCoach(2014) which tested performance of RMSEA in correctly condition. Study2 was conducted with the extension of research condition that the performance of fit measures in mis-specified model.

Specifically, study1 reconstituted Kenny et al.(2014). The study used factorial designed of 7(degree of freedom) X 7(sample size). Monte Carlo simulation was employed for the generation of linear LGCM. The generated data was analyzed using linear LGCM. All models were estimated by M-plus. As a result of study1, RMSEA was overestimated in small degree of freedom model.

In study2, used factorial designed of 3(quadratic mean) X 7(degree of freedom) X 7(sample size). Monte Carlo simulation was employed for the

generation of linear-quadratic LGCM. The generated data was analyzed with the linear LGCM. The mis-model condition was designed ignoring the quadratic mean. M-plus was used for estimating all models. The results are as follow: First, the power of RMSEA, CFI, TLI, and SRMR was increased as the degree of mis fit increased in df of model was 1, 3, 5, 8, 10, and 50. Second, as mis-specified model, RMSEA was not overestimated in small degree of freedom model. Third, as mis-specified model, the power of RMSEA, CFI, TLI, and SRMR was increased as the degree of freedom increased in df of model was 1, 3, 5, 8, 10, and 50. Lastly, the significance and limitations of the future study are discussed.

Key Words: Fit measure, RMSEA, CFI, TLI, SRMR, Latent Growth Curve Model, LGCM, Simulation, Type *I* error, Power.

부 록

<부록 1> 연구1의 자료 생성을 위한 MPLUS 명령문(ver.6.12)

<부록 2> 연구1의 자료 분석을 위한 MPLUS 명령문(ver.6.12)

<부록 3> 연구2의 자료 생성을 위한 MPLUS 명령문(ver.6.12)

<부록 4> 연구2의 자료 분석을 위한 MPLUS 명령문(ver.6.12)

<부록 1> 연구1의 자료 생성을 위한 MPLUS 명령문(ver.6.12)

TITLE: Generation_wave_사례수

MONTECARLO:

NAMES ARE y1-y3;

NOBSERVATIONS = 50;

NREPS = 1000;

SEED = 9000;

repsave=all;

save=a(0309_1_50)*.dat;

results=0309_1_50.sav;

MODEL POPULATION:

i s | y1@0 y2@1 y3@2;

[i@.5 s@1];

i@1; s@.2;

y1-y3@.5;

i WITH s@.1;

MODEL:

i s | y1@0 y2@1 y3@2;

OUTPUT: TECH9;

<부록 2> 연구1의 자료 분석을 위한 MPLUS 명령문(ver.6.12)

```
TITLE:      Analysis_wave_사례수
DATA:
    type = montecarlo;
    FILE = a(0309_1_50)list.dat;
VARIABLE:
    NAMES = Y1-Y3;
    USEVARIABLE = Y1-Y3;
DEFINE:
ANALYSIS:

MODEL:
i s | y1@0 y2@1 y3@2;

SAVEDATA:  results=a_0309_1_50.sav;
OUTPUT:    TECH9 SAMPSTAT STDYX;
```

<부록 3> 연구2의 자료 생성을 위한 MPLUS 명령문(ver.6.12)

```
TITLE:          wavexGenrationxnx1
MONTECARLO:
    NAMES = y1-y3;
    NOBSERVATIONS = 50;
    NREPS = 1000;
    SEED = 3332;
    repsave=all;
    save=3G(50x0.1)*.dat;
    results=3Gx50x0.1.sav;

MODEL POPULATION:
    i s q | y1@0 y2@1 y3@2;
        [i@.5 s@1 q@.1];
    i@1;    s@.2;    q@.2;
        y1-y3@.5;
    i WITH s@.1;    i WITH q@.1;    s WITH q@.01;

MODEL:
    i s | y1@0 y2@1 y3@2;

OUTPUT: TECH9;
```

<부록 4> 연구2의 자료 분석을 위한 MPLUS 명령문(ver.6.12)

TITLE: Analysis_wave_사례수

DATA:

 type = montecarlo;

 FILE = 3G(50x0.1)list.dat;

VARIABLE:

 NAMES = Y1-Y3;

 USEVARIABLE = Y1-Y3;

DEFINE:

ANALYSIS:

MODEL:

 i s | y1@0 y2@1 y3@2;

SAVEDATA: results=A3x50x0.1.sav;