

KOREAN JOURNAL OF PSYCHOLOGY:
GENERAL

Vol. 44 NO. 1

2025. 3.

ISSN 2734-1127(Online)

한국심리학회지
일반

한국심리학회지
일반

44권 1호 (2025년 3월)



KOREAN JOURNAL OF PSYCHOLOGY: GENERAL

Contents

- Shape of the Null Distribution in the Likelihood Ratio Test for
Selecting Random Effects Structures in Experimental Data Analysis
..... Yonggi Kim · Wooyeol Lee
- The process of generating non-normal data based on power method:
using R lavaan package
..... Minjoo Kim · So-Hyun Yoo · Su-Young Kim

Published by
THE KOREAN PSYCHOLOGICAL ASSOCIATION

44
권 1
호

목 차

- 실험자료 분석 시 무선효과 구조 선택을 위한
우도비 검정에서의 영가설 분포의 모양
..... 김용기 · 이우열
- Power method를 기반으로 한 비정규 자료 생성 절차:
R의 lavaan 패키지를 중심으로
..... 김민주 · 유소현 · 김수영

한국심리학회

한
국
심
리
학
회

발행처: 한국심리학회 인쇄일: 2025년 3월 25일
발행인: 최훈석(성균관대학교) 발행일: 2025년 3월 25일
주소: (04778) 서울시 성동구 뚝섬로 1길 25 서울숲 한라에코밸리 906호 제작처: 책과공간(02-725-9371)
전화: 02-567-0102 팩스: 02-738-0104
홈페이지: https://www.koreanpsychology.or.kr

편집위원장: 나진경(서강대)
부편집위원장: 권미경(서울여대) 김가원(서울대) 김주은(충남대) 박지선(숙명여대) 서해나(서강대) 신지은(전남대)
장혜인(성균관대) 조승빈(부산대) 차욱균(서강대) 최지영(인하대) 최해연(충북대) 최혜원(경희대)
편집위원: 배대석(영남대) 박성현(서울불교대학원대) 한영석(호서대) 허태균(고려대) 송현주(연세대) 김채연(고려대)
서경현(삼육대) 조성근(충남대) 한영주(벡쿠버기독교세계관대학원) 강정석(전북대) 남숙경(국민대)
최이문(경찰대) 서보경(울지대) 정은경(강원대) 김수영(이화여대) 신민섭(서울대병원)
편집간사: 이인영(서강대)

'한국심리학회지: 일반'은 한국심리학회에서 발간하는 학술지로서 연 4회(3월 25일, 6월 25일, 9월 25일, 12월 25일) 간행되며, 심리학 분야의 창의적인 이론연구, 논쟁을 정리하는 개관연구, 심리학의 여러 하위분야의 공통적 관심이 될 수 있는 실증연구, 그리고 측정 및 연구방법론의 논문을 게재합니다. '한국심리학회지: 일반'은 무료로 배포합니다.

Korean Journal of Psychology: General
by The Korean Psychological Association

Korean Journal of Psychology: General, issued four times a year, publishes theoretical papers, empirical research crossing subdisciplines, and measurement and research methodology. Inquiries concerning the subscription for the journal and the submission of manuscripts should be sent by e-mail to the Editor, Korean Journal of Psychology: General, edit@kpsy.or.kr

Editor : Na Jinkyung E-mail: jinkyung@sogang.ac.kr
Associate Editors : Kwon Mee-kyung, Kim Kawon, Kim Jueun, Park Jisun, Suh Hanna, Shin Jieun,
Chang Hyein, Cho Seungbin, Cha ok-kyun, Choi Jiyoung, Choi Haeyeon, Choi Hyewon
Consulting Editors : Bae Daeseok, Park Seonghyeon, Han Yeongseok, Heo Tae-gyun, Song Hyeonju, Kim Chaeyeon
Seo Gyeong-hyeon, Jo Seong-geun, Han Yeoungju, Kang Jeongseok, Nam Suk-gyeong,
Choi Eimun, Seo Bo-gyeong, Jeong Eun-gyeong, Kim Sooyeong, Sin Minseop
Editorial assistant : Lee Inyeong

The Korean Psychological Association
#906, Seoul Forest Halla Eco Valley, 25 Ttukseom-ro 1-gil, Seongdong-gu, Seoul, S. Korea

「한국심리학회지: 일반」 투고논문 작성 안내

- (1) 학회지 게재논문의 성격: 본 지에서는 심리학의 발전에 기여하는 창의적인 이론연구, 논쟁을 정리하는 개관연구, 측정 및 연구방법론 논문, 또는 실증연구를 게재할 수 있다. 실증연구의 경우에는 심리학의 여러 하위분야의 학자들에게 공통적인 관심이 될 수 있는 실증연구들로 게재를 한정한다. 특히, 자기 보고라는 단일 방법에 의한 1회성 설문조사 자료에 기반한 연구(single source, cross-sectional, self-report survey design 연구) 논문은 특별한 경우가 아니라면 심사 대상에서 제외한다. 아울러 다양한 분과학회에 걸쳐 공통 관심사가 되는 주제(예, 학회가 개최하는 학술심포지움의 주제)를 가지고 특집을 꾸밀 수도 있다. 끝으로 해당호에서 논쟁적인(controversial) 글에 대하여 편집위원회 주관하에 논평을 받고 그에 대한 저자의 반론을 실는 것을 시도할 수 있다.
(2) 논문작성의 언어: 한글 논문을 원칙으로 하나 영어 논문도 게재 가능하다.
(3) 논문작성 소프트웨어는 반드시 HWP를 사용한다. 논문작성의 상세 양식은 한국심리학회 저술 <학술논문 작성 및 출판 지침 2판(2012, 박영사)> 과 APA논문 작성 스타일을 따라 작성하며, 2020년 6월부터 투고되는 논문은 참고문헌과 본문 안의 참고문헌 인용 표기를 모두 로마자로 하며 APA 표기법을 따른다.
(4) 모든 연구논문은 150단어(600자) 안팎의 본문앞 초록과 참고문헌뒤 초록, 5개 이내의 주요어를 포함해야 한다. 본문 앞 초록은 본문과 같은 언어를, 참고문헌 뒤 초록은 본문과 다른 언어를 사용한다. 예로서, 본문이 영어논문이면 참고문헌뒤 초록은 한글로 한다. 영문초록은 미국심리학회의 논문 데이터베이스인 'PsycINFO'에 실리므로 미국심리학회(APA) 출판 규정에 맞게 쓰여야 한다.
(5) 논문의 길이는 15-20페이지 이내를 권장한다.
(6) 본문은 휴먼명조체 10호 크기로 하고, 장평 95, 자간 -10, 줄간격 160으로 하여 작성한다. 본 학회지의 한 페이지에는 한글로 약 1,800자, 영문으로 약 3,700자(약 500단어)가 들어감을 고려하여 원고를 작성한다.
(7) 그림이나 표가 있는 경우 HWP file에서 본문과 함께 바로 열릴 수 있는 형식으로 작성한다 그림이나 표는 각 페이지의 상단 또는 하단에 밀착한다. 그림은 흑백으로 작성하여 명료하게 인쇄될 수 있어야 하며, 흐린 선, 가는 점선, 계조 흑백(예를 들어, 회색), 색채 등은 인쇄상의 문제가 있으니 피하기로 한다.
(8) 논문의 접수: 한국심리학회지: ACOMS+ 투고 시스템 (https://acoms.accesson.kr/kpageneral/oprs/main/jmlMain.do)에 회원가입 및 로그인하여 투고한다.
(9) 문의사항 접수: 논문 양식과 관련한 질문이 있을 경우에는 편집위원회 이메일로 연락한다. (E-mail: edit@kpsy.or.kr)

한국심리학회지

일 반

제 44 권 제 1 호

실험자료 분석 시 무선효과 구조 선택을 위한 우도비 검정에서의 영가설 분포의 모양 김용기 · 이우열	1
Power method를 기반으로 한 비정규 자료 생성 절차: R의 lavaan 패키지를 중심으로 김민주 · 유소현 · 김수영	25
부록 1. 논문게재 관련서류	i
부록 2. 논문작성양식	iii
부록 3. 임원진	vi

한 국 심 리 학 회

실험자료 분석 시 무선효과 구조 선택을 위한 우도비 검정에서의 영가설 분포의 모양

김 용 기 이 우 열[†]

충북대학교 심리학과

실험자료 분석을 위해 다층모형을 사용하는 경우, 무선효과 구조 설정에 따라 가설 검정의 결과가 달라질 수 있다. 선행연구들에 따르면, 무선효과 구조를 선택하는 방법 중 우도비 검정(likelihood-ratio test; LRT)은 분산의 모수 공간 제약으로 인해 영가설 분포의 모양이 표준적인 카이제곱 분포와 일치하지 않는다. 본 연구에서는 몬테카를로 시뮬레이션을 통해 무선효과 구조를 검정하기 위한 LRT 영가설 분포의 모양, 1종 오류 비율, 수렴 실패율에 대해 알아 보았다. 본 연구를 진행함에 앞서, 고정효과를 검정하기 위한 LRT 영가설 분포의 모양을 확인함으로써 본 연구방법의 타당성을 확보하였다. 실험설계와 참가자 수, 문항 수를 조작하여 시뮬레이션 실험을 수행한 결과, 무선효과 구조를 검정하기 위한 LRT 영가설 분포의 평균, 분산, 95분위수와 99분위수는 모든 조건에서 표준적인 카이제곱 분포보다 작았다. 표준적인 카이제곱 분포를 사용하여 LRT를 수행했을 때 1종 오류 비율 또한 유의수준인 .05보다 작았다. 실험설계가 복잡하고 무선효과 구조에 상관 구조를 포함한 모형에서 추정 과정에서 수렴에 실패가 빈번하게 발생하였다. 경험적 연구자들이 실험조건 효과 검정을 위해 다층모형을 사용할 때 모형의 무선효과 구조 선택 시 주의할 점을 논의하였다.

주요어 : 다층모형, 우도비 검정, 무선효과 구조, 수렴 실패율, 영가설 분포

[†] 교신저자: 이우열, 충북대학교 심리학과 부교수, (28644) 충북 청주시 서원구 충대로 1, 충북대학교 사회과학대학 심리학과, E-mail: wooyeollee@chungbuk.ac.kr



Copyright © 2025, The Korean Psychological Association. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial Licenses(<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

심리학 연구에서 참가자가 군집에 내재된 자료나 종단연구로부터 수집된 자료, 또는 참가자가 실험조건의 수준에 걸쳐 반복 측정된 자료(참가자 내 실험설계)는 흔하게 수집된다. 다층모형은 이처럼 위계적인 구조를 가진 자료를 분석하기 위해 사용될 수 있다. 실제로, 다층모형은 심리학 연구 자료를 분석하기 위해 점차 널리 사용되고 있다(Eckardt et al., 2021; Hoffman & Walters, 2022; Luo et al., 2021; Meteyard & Davies, 2020).

다층모형은 분석 모형의 선택, 추정 방법의 선택, 가설 검정 방법의 선택 등의 각 절차에서 연구자의 의사결정이 필요하다. 각 절차에서 내리는 연구자의 선택이 연구의 주요 가설을 검정하는 데 영향을 준다. 따라서 경험적 연구자가 적절한 의사결정을 내리기 위한 다층모형의 절차에 대한 연구가 필요하다. 본 연구에서는 다층모형의 절차 중 하나인 무선평과 구조 선택에 초점을 맞추어, 실험자료를 분석하기 위해 다층모형을 사용하는 경우에서 무선평과 구조를 선택하는 방법을 조사하였다.

다층모형에서 무선평과의 구조

다층모형은 선형회귀 모형의 확장된 형태로 고정효과와 무선평과를 포함한 통계 모형이다. 개별 참가자를 상위 수준(between-level)으로, 참가자의 반복된 반응들을 하위 수준(within-level)으로 가정할 때, 고정효과는 일반적으로 자료 수집 단위에서 상위 수준 개체들의 평균적인 효과를 가리킨다. 무선평과는 각 개체들이 갖는 고유한 효과이며 특정 확률분포를 따른다고 가정된다. 예를 들어, 심리학 실험에서 참가자 내 설계로부터 수집된 자료는 종속변인의 개별 반응이 참가자 또는 문항에 내재된

구조를 이루고 있다. 이 자료에 다층모형을 적용했을 때, 고정효과는 예측변인 또는 실험조건의 각 수준에서 평균적인 참가자와 문항에서 기대되는 효과를 가리킨다. 개별 참가자 또는 문항이 종속변인에 미치는 효과는 각각 참가자 무선평과와 문항 무선평과에 해당한다.

선행연구에서 심리학 실험 자료 분석을 위해서 다층모형을 사용하는 경우, 모형에 참가자 무선평과와 문항 무선평과를 모두 포함하는 것이 제안되었다(Baayen et al., 2008; Barr, 2013; Judd et al., 2012). 그 이유는 참가자가 종속변인에 영향을 미치는 것과 마찬가지로, 개별 문항 역시 종속변인에 영향을 미칠 수 있기 때문이다. 문항효과(item effect)는 실험조건의 각 수준의 효과를 측정하기 위해 포함된 문항들이 종속변인에 미치는 영향을 가리킨다. 언어 심리학 분야에서는 문항효과가 실험조건 효과에 대한 가설 검정 결과에 영향을 미친다는 것이 오래전부터 알려져 왔다(Clark, 1973). 문항효과를 무선평과로 포함하는 것은 마치 참가자가 모집단에서 표집되는 것과 같은 논리로 문항이 문항 모집단(item population)에서 표집된다는 가정에 기초한다. 참가자 무선평과와 문항 무선평과를 모형에 포함할 때 관행적으로 이 둘이 독립적임을 가정하는데, 그 이유는 전형적인 참가자 내/문항 내 설계(within-participant and within-item design)에서 참가자와 문항이 종속변인의 개별 반응에 교차하여 걸려있기 때문이다. 이러한 다층모형을 교차 분류 다층모형(cross-classified multilevel model)이라 한다(Rasbash & Goldstein, 1994).

다층모형은 무선평과 구조에 따라 크게 무선평과만 모형(random-intercept only model)과 무선평과 기울기 모형(random slope model)으로 나누어진다¹⁾(Snijders & Bosker, 2011). 여기서 무선평과

구조란 각 무선효과들이 갖는 공분산 구조를 의미한다. 무선절편 모형은 상위 수준 개체가 오직 모형의 절편에 대한 무선효과만 갖는 모형이다. 이때 무선효과는 상위 수준 개체의 전체적인 반응 경향성을 의미한다. 무선기울기 모형은 상위 수준의 개체가 모형의 절편뿐 아니라 기울기에 대해서도 무선효과를 갖는 모형이다. 이때 무선효과는 개별 예측변인 효과에 대한 개인차를 의미한다. 무선기울기 모형은 두 개 이상의 무선효과가 다변량 확률분포를 따른다고 가정한다. 무선기울기 모형의 무선효과 구조가 다변량 정규분포를 따른다고 가정될 때, 연구자는 무선효과의 분산-공분산 구조(variance-covariance structure)를 설정할 수 있다. R의 lme4 패키지(Bates et al., 2015a)의 lmer 함수는 무선기울기 모형에 대해 무선효과 사이의 모든 상관계수를 추정하거나(이하, 상관 구조[correlated structure]), 무선효과 사이의 모든 상관계수를 0으로 고정하고 무선효과의 분산만을 추정할 수 있다(이하, 영상관 구조[zero-correlated structure]).

예를 들어, 세 개의 수준을 갖는 독립변인 한 개가 있고 문항과 참가자가 독립변인의 모든 수준에 걸쳐 반복되는 실험설계에서, 다층 모형과 그 분산-공분산 구조는 다음과 같다. 문장 읽기 시간에 대한 글씨체의 효과를 알아보기 위한 실험 연구에서, 한 집단의 참가자가 명조체, 고딕체, 굴림체 조건 각각에 대해

문장 읽기 과제를 수행하였다고 가정해 보자. 각 참가자는 실험조건에 걸쳐 글씨체를 달리 한 같은 문항들에 반복해서 응답하게 된다. 문항으로 사용한 문장은 어떤 문제 은행에서 연구자가 임의로 선택한 것으로 볼 수 있기 때문에, 문항 모집단에서 추출된 것으로 간주할 수 있다.

이때 각 실험조건에서의 평균 반응시간이 고정효과에 해당한다. 기저선 수준(reference level)인 명조체 조건에서의 평균 반응시간이 절편이고, 명조체 조건의 평균 반응시간(즉, 절편)과 다른 글씨체 조건의 평균 반응시간의 차이값이 기울기가 된다. 문항 무선효과는 개별 문항의 효과, 즉 실험조건 및 참가자에 따른 각 문항의 평균 반응시간과 전체 평균 반응시간의 차이값이다. 참가자 무선효과는 고정효과 대비 각 참가자의 효과, 즉 참가자의 실험조건별 평균 반응시간에서 그에 대응되는 고정효과를 뺀 값이다.

무선효과의 분산은 개별 참가자와 문항이 가진 효과의 변산성을 의미한다. 참가자 무선절편의 분산이 크다면, 참가자에 따라서 명조체 조건에서의 평균 반응시간의 차이가 큼을 의미한다. 그리고 무선효과의 공분산은 무선효과 사이의 선형적 관계의 강도를 의미한다. 만약 참가자 무선절편과 고딕체 효과와의 공분산이 크다면, 명조체 조건에서 평균 반응시간이 큰 참가자가 고딕체와의 반응시간 차이 또한 큼을 의미한다. 만약 무선효과 구조로 영상관 구조를 설정한다면, 연구자는 무선효과 사이의 관계를 가정하지 않음을 의미한다.

위에 서술한 바를 다음과 같이 수식으로 나타낼 수 있다. 식 (1)은 참가자 $j(= 1, 2, \dots, J)$ 가 실험조건의 수준 $k(=1, 2, 3)$ 에 제시된 문항 $i(= 1, 2, \dots, I)$ 에 반응한 종속변인 Y_{ijk} 를 예

1) 익명의 심사위원이 지적한 것처럼, 일부 문헌에서는 다층모형의 종류로 무조건 모형(unconditional model 또는 null model)을 포함한다(예를 들어, Huang, 2022). 이 모형에는 예측변인이 포함되어 있지 않다. 독립변인의 효과 검정을 주요 목표로 하는 실험 연구에서는 무조건 모형이 거의 사용되지 않으므로 본 원고에서는 이 모형을 다루지 않는다.

측하기 위해 참가자 무선효과에 무선키울기를 포함하고 문항 무선효과에 무선허편이 포함된 다층모형의 수식을 나타낸다.

$$Y_{ijk} = \beta_0 + P_{0j} + (\beta_1 + P_{1j})X_{1ijk} + (\beta_2 + P_{2j})X_{2ijk} + S_i + e_{ijk} \quad (1)$$

식 (1)은 종속변인 Y_{ijk} 가 고정효과 $\beta_0, \beta_1, \beta_2$, 참가자 무선효과 P_{0j}, P_{1j}, P_{2j} , 문항 무선효과 S_i , 잔차 e_{ijk} 의 선형조합으로 예측된다는 것을 보여준다. 고정효과는 독립변인에 대한 코딩스킴(coding scheme)에 따라 해석이 달라진다. 더미코딩(dummy coding)을 사용한다면 β_0 는 기저선 수준의 종속변인 평균을, β_1, β_2 는 기저선 수준과 비교되는 수준 사이의 평균 차이를 나타낸다. 문항 무선효과 S_i 와 잔차 e_{ijk} 는 각각 식 (2)와 식 (3)과 같이 평균이 0인 정규분포를 따른다고 가정된다.

$$S_i \sim N(0, \omega^2) \quad (2)$$

$$e_{ijk} \sim N(0, \sigma^2) \quad (3)$$

참가자 무선효과 P_{0j}, P_{1j}, P_{2j} 는 식 (4)와 같이 각 효과의 평균이 0인 다변량 정규분포를 따른다고 가정된다.

$$\begin{bmatrix} P_{0j} \\ P_{1j} \\ P_{2j} \end{bmatrix} \sim MVN \left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \tau_0^2 & & \\ \tau_{10} & \tau_1^2 & \\ \tau_{20} & \tau_{21} & \tau_2^2 \end{bmatrix} \right) \quad (4)$$

참가자 무선효과의 분산-공분산 구조의 모수 중 $\tau_0^2, \tau_1^2, \tau_2^2$ 는 분산을, $\tau_{10}, \tau_{20}, \tau_{21}$ 은 공분산을 나타낸다. 앞에서 언급한 무선효과 구

조는 식 (4)의 공분산 행렬의 설정에 따라 달라진다. 상관 구조는 여섯 개의 분산, 공분산 모수를 제약 없이 모두 추정한다. 영상관 구조는 공분산 모수를 모두 0으로 제약하고 분산 모수인 $\tau_0^2, \tau_1^2, \tau_2^2$ 만을 추정한다. 그리고 무선허편 구조는 τ_0^2 를 제외한 나머지 모수를 모두 0으로 제약한 것과 같다.

무선효과 구조를 결정하는 방법

경험적 연구자의 연구문제가 고정효과에 관한 것이어도, 다층모형을 사용할 때 분석 모형의 무선효과 구조를 결정하는 것은 중요하다. 무선효과 구조가 고정효과의 표준오차 추정과 가설 검정 결과에 영향을 미칠 수 있기 때문이다(Gurka et al., 2011; Kwok et al., 2007; Luo & Kwok, 2009). 분석 모형의 무선효과가 실제보다 지나치게 단순하면 표준오차는 작게 추정되고, 고정효과에 대한 가설 검정에서 1종 오류의 가능성이 증가하게 된다(Baayen et al., 2008; Judd et al., 2012). 반대로 무선효과 구조가 지나치게 복잡하면 검정력이 감소할 수 있다(Shin & Lee, 2022).

분석 모형의 무선효과 구조를 설정할 때, 모형의 적합성(fit)과 간명성(parsimony) 사이의 균형이 연구자에게 요구된다. Barr 등(2013)은 주어진 실험설계에서 가능한 한 최대한으로 복잡한 무선효과 구조를 포함하는 모형의 사용을 제안하였다. 그러나 이 연구자들이 근거로 제시한 실험설계는 현실 세계에 비해 지나치게 단순하다는 문제가 있다(Bates et al., 2015b). 무선효과의 구조를 최대한으로 설정하면 실험설계가 복잡해질수록 추정해야 할 모수의 수가 급격히 증가한다. 예를 들어, 2×2 반복측정 요인설계에서 참가자 무선효과의 구조를 최대한으로 설

정하면, 네 개의 참가자 무선효과에 대해 네 개의 분산과 여섯 개의 공분산 모수를 갖는다(Lee, 2020). 모형이 실제보다 지나치게 복잡하면 추정 과정에서 수렴 실패가 빈번히 발생하고(Park et al., 2020), 고정효과의 검정력이 낮아진다(Shin & Lee, 2022).

모형이 지나치게 복잡해지는 것을 방지하기 위해, 무선효과 구조가 다른 여러 모형을 비교함으로써 결정된 최적의 모형을 분석 모형으로 선택할 수 있다. 이때 최적의 모형을 선택하는 지표는 추정 방법에 따라 달라진다. 예를 들어, 베이저안 추정을 사용했을 때는 베이즈 요인(bayes factor; Jeffreys, 1961)과 DIC(deviance information criterion; Spiegelhalter et al., 2002) 같은 방법이 사용된다. 심리학 연구 맥락에서는 자료에 다층모형을 적합하기 위해 최대우도 추정이 빈번히 사용된다(Luo et al., 2021). 최대우도 추정법에서는 무선효과 구조를 결정하기 위해 AIC(Akaike information criterion; Akaike, 1974), BIC(Bayesian information criterion; Schwarz, 1978)과 같은 정보기준(information criteria)을 참고하거나, 우도비 검정(likelihood ratio test, 이하 LRT; Wilks, 1938)과 같은 가설 검정 방법이 사용될 수 있다.

Park 등(2020)은 심리학 실험연구 맥락에서 다층모형의 무선효과 구조를 선택하기 위해 사용되는 방법의 수행을 시뮬레이션 방법으로 조사하였다. 연구자들은 1, 2, 3개의 예측변인을 시뮬레이션 조건으로 설정하고 각 조건에서 무선절편 모형, 상관 구조 모형, 영상관 구조 모형으로부터 자료를 생성하였다. 교차한 총 아홉 개의 조건에서 생성된 자료에 무선절편 모형, 상관 구조 모형, 영상관 구조 모형을 적합하여 AIC와 BIC가 자료를 생성하는 데 사용된 참 모형을 선택하는 비율을 조사하였다.

그 결과, 참 모형의 무선효과 구조가 단순한 무선절편 구조, 영상관 구조일 때 AIC와 BIC는 적어도 85% 이상의 비율로 참 모형을 선택하였다. 반면 참 모형이 상관 구조일 때, AIC와 BIC 모두 실제보다 간단한 무선효과 구조 모형을 선택하는 비율이 참 모형이 무선절편 구조, 영상관 구조일 때보다 증가하였다. 특히 BIC에서 예측변인의 수가 증가할수록 그러한 경향성이 두드러졌다. 이 때문에 예측변인의 수가 3개인 조건에서 BIC가 참 모형인 상관 구조 모형을 올바르게 선택하는 비율은 0%였다.

무선효과 구조를 결정하기 위한 LRT

LRT는 서로 포함관계인 두 모형을 비교할 때 사용된다. LRT는 간단한 모형을 영가설 모형으로, 복잡한 모형을 연구 모형으로 설정하는 영가설 유의성 검정 방법이다. 참 모형이 영가설 모형일 때 두 모형에서 산출된 이탈도(deviance)의 차이가 검정통계량이 된다. LRT는 검정통계량이 두 모형의 모수의 수 차이를 자유도로 갖는 카이제곱(χ^2) 분포를 따른다고 가정하고 통계적 유의성을 검정한다.

무선절편 구조, 영상관 구조, 상관 구조는 서로 포함관계이므로 무선효과 구조를 선택하기 위해 LRT를 사용할 수 있다. 그러나 무선효과 구조에 대한 가설을 검정하기 위한 LRT 검정통계량이 모수의 수 차이를 자유도로 갖는 표준적인 카이제곱 분포를 따르지 않는다는 연구들이 존재한다(Self & Liang, 1987; Stram & Lee, 1994). 그 이유는 무선효과 구조에 대한 가설을 검정할 때 검정 대상이 되는 모수가 분산인 것과 관련이 있다. 검정하려는 모수가 분산일 때는 모수 공간(parameter space)이 실수

범위 전체가 아니라 0부터 양의 무한대의 범위로 제한된다. 이 때문에 분산 모수를 포함한 LRT 영가설 분포는 표준적인 카이제곱 분포보다 0쪽으로 끌어당겨진 모양을 갖는다. 이 경우, 실제로는 연구 모형이 참 모형에 비해 적합도가 통계적으로 유의하게 높지만, 0쪽으로 끌어당겨진 표준적인 카이제곱 분포로 인해 연구자가 이탈도 차이의 통계적 유의성을 발견하지 못할 수 있다. 이로 인해 연구자가 무선효과 구조를 잘못 설정하게 되면, 고정효과의 가설 검정시 1종 오류 가능성이 증가할 수 있다.

이러한 현상에 대응하기 위해 몇몇 연구자들은 무선효과의 분산 및 공분산 모수 검정을 위한 영가설 분포로 표준적인 카이제곱 분포를 사용하는 것 대신, 자유도가 서로 다른 두 카이제곱 분포의 혼합분포(mixture distribution)를 사용하는 것을 제안하였다(Molenberghs & Verbeke, 2007; Stram & Lee, 1994). 혼합분포는 두 개 이상의 확률분포가 섞여 있는 분포를 가리킨다. 검정 대상인 모수에는 분산, 공분산 모수가 섞여 있고, 그중 분산 모수에만 모수 공간 제약이 있으므로, 영가설 분포의 자유도는 전체 모수의 수 차이와 공분산 모수의 수 차이를 갖는 카이제곱 분포를 혼합하여 생성할 수 있다는 논리에 기반한다. 예를 들어, 하나의 공분산과 하나의 분산을 검정하기 위해서는 $\chi^2(1)$ 과 $\chi^2(2)$ 를 0.5:0.5로 섞은 혼합분포가 영가설 분포로 제안된다. Shapiro(1985)는 이를 확장하여 검정해야 할 분산 모수의 수가 k 일 때, 자유도가 (전체 모수의 수 차이)-(공분산의 수 차이)부터 전체 모수의 수 차이까지의 카이제곱 분포의 혼합비율이 이항분포 $\binom{k}{x}2^{-k}$ 를 따름을 제안하였다. 그러나 시뮬레이션을

통해 LRT 영가설 분포와 혼합 카이제곱 분포를 비교한 결과, 두 분포는 유사하지 않았다(Crainiceanu & Ruppert, 2004).

심리학 실험자료 맥락에서 무선효과 구조 선택 과정에서의 논의사항

LRT를 통해 다층모형의 무선효과를 결정하는 방법에 관한 선행연구들은 다음과 같은 이유로 심리학 연구 맥락에 적용하기엔 충분하지 못할 가능성이 있다. 첫째, 선행연구들(Molenberghs & Verbeke, 2007; Self & Liang, 1987; Stram & Lee, 1994)은 심리학에서 자주 사용되는 다층모형의 형태에 대해 다루지 않았다. 심리학에서 다층모형은 교차 무선효과를 포함하는 형태로 널리 쓰이고 있다. Baayen 등(2008)은 하나의 실험조건 안에서 다수의 참가자가 다수의 실험자극에 걸쳐 반응한 종속 변인을 수집한 상황에서, 모형에 참가자 무선효과와 자극 무선효과를 모두 포함할 것을 제안하였다. 이렇게 참가자로부터 같은 특질을 측정하는 여러 변인을 수집하는 것은 심리학 연구에서 매우 흔하게 발견된다. 그러나 선행연구들은 이러한 교차 무선효과에 대해서 고려하지 않았다. 교차 무선효과를 지닌 다층모형에 대한 선행연구(Baayen et al., 2008; Matuschek et al., 2017)들은 무선효과 구조를 결정하기 위해 LRT를 사용할 것을 언급하였지만, LRT 영가설 분포가 표준적인 카이제곱 분포와 어떻게 다르고 이것이 무선효과 구조 결정에 대한 의사결정에 어떤 영향을 미치는지 서술하지 않았다.

둘째, 선행연구들(Molenberghs & Verbeke, 2007; Self & Liang, 1987; Stram & Lee, 1994) 복잡한 무선효과 구조에 대해 고려하지 않았다.

심리학 실험자료에서 무선효과 구조는 선행연구에서 조사된 것보다 더 쉽게 복잡해진다. 범주형 예측변인이 무선기술기 모형에 포함될 때, 범주의 수가 증가할수록 무선효과의 개수도 증가한다. 게다가 요인설계처럼 모형에 복수의 범주형 예측변인이 포함되고 상호작용효과도 고려된다면, 무선효과의 개수는 기하급수적으로 증가한다. Stoel 등(2006)은 잠재성장 모형의 맥락에서 공분산 구조의 가설검정을 위한 LRT 영가설 분포에 대해 논의하였다. 연구자들은 시뮬레이션 방법으로 영가설 분포를 생성할 것을 제안하였고, 무선효과 구조를 4×4 공분산 행렬까지 확장하여 자신들이 제안한 방법을 적용하였다. 그러나 세 수준 이상의 독립변인을 포함하거나 세 개 이상의 독립변인을 포함한 실험설계에서는 공분산 행렬의 크기가 이보다 더 쉽게 커질 수 있다.

셋째, 선행연구들은(Molenberghs & Verbeke, 2007; Self & Liang, 1987; Stram & Lee, 1994) 무선효과 구조가 복잡해짐에 따라 발생할 수 있는 다층모형의 수렴 실패 증가에 대해 알아보지 않았다. Park 등(2020)은 심리학 실험연구 맥락에 적용되는 다층모형의 경우에, 무선효과 구조가 복잡해지면 수렴 실패율이 증가할 가능성을 제기하였다. 해당 시뮬레이션에서 가장 복잡한 모형(3개의 예측변인과 상관 구조를 포함)에서는 생성 모형과 자료에 적합된 모형이 일치하는 경우에도 0.045의 비율로 수렴 실패가 발생하였다. 이와 같은 수렴 실패율의 증가는 LRT 영가설 분포의 모양을 왜곡할 가능성이 있다. 만약 수렴에 실패한 시행에서의 검정통계량의 분포가 나머지 시행에서와 다르다면, 수렴에 실패한 시행과 성공한 시행으로 이루어진 전체 시행에서의 영가설 분포는 왜곡될 수 있다.

심리학에서 무선효과 구조 선택에서의 관행

통계학에서 무선효과 구조 검정을 위한 LRT의 수행을 조사한 연구들이 존재하는 것에 비해, 심리학에서는 이 주제에 대한 논의가 거의 이루어지고 있지 않다. Meteyard와 Davies(2020)는 2013-2016년에 출판된 심리학, 언어학, 신경과학 논문들을 대상으로 다층모형 사용 시의 관행에 대해 조사하였다. 무선효과 구조 선택에서의 관행 가운데 Barr 등(2013)이 제안한 최대 모형(상관 구조 모형)을 사용한 연구($n=86$)를 제외하면, LRT를 사용한 연구의 수가 가장 많았다($n=25$). 그러나 연구자들은 이들 연구에서 사용된 LRT 영가설 분포를 별도로 보고하지 않았고, 영가설 분포 설정에 대한 제안 또한 언급하지 않았다. 이는 경험적 연구자들 사이에서 LRT 영가설 분포가 표준적인 카이제곱 분포와 달라질 수 있음이 널리 알려지지 않았을 가능성을 보여준다.

현재 다층모형을 위해 널리 사용되고 있는 통계 프로그램은 무선효과 구조를 비교하기 위한 LRT에 앞서 언급한 영가설 분포의 특징을 고려하지 않고 있다. R의 lme4 패키지(Bates et al., 2015a)에서 anova 함수를 사용하여 두 모형을 비교할 때는 모수의 종류와 상관없이 표준적인 카이제곱 분포를 영가설 분포로 사용하여 p 값을 산출한다. 이는 무선효과 구조에 대한 가설을 검정하기 위해 jamovi의 GAMLj3 모듈(Gallucci, 2024)에서 LRT를 사용하는 경우에도 마찬가지이다. 그러므로 심리학 연구자들은 통계 프로그램에서 LRT로 무선효과 구조를 결정하려 할 때, LRT 영가설 분포가 표준적인 카이제곱 분포와 다르다는 것을 고려하지 못한 채 분석을 수행했을 수 있다. 최근

몇몇 R 패키지에서는 다층모형에서 무선효과 구조에 대한 가설을 검정하기 위한 함수를 제공하고 있지만(예: RLRsim 패키지[Scheipl & Bolker, 2022], varTestnlme 패키지[Baey & Khun, 2023]), 심리학 연구자들이 활용하기에는 기능이 제한적이다. 예를 들어, RLRsim 패키지에서는 exactLRT, exactRLRT 함수 모두 단 하나의 분산 모수에 대해서만 검정할 수 있다. 그리고 varTestnlme 패키지의 varCompTest 함수는 교차분류 다층모형을 위해서는 사용할 수 없다.

연구 문제와 가설

선행연구를 종합해 보면 무선효과 구조를 결정하기 위한 LRT 영가설 분포가 표준적인 카이제곱 분포를 따르지 않는다는 것을 알 수 있다. 이 때문에 실험자료를 분석하고자 하는 경험적 연구자는 무선효과 구조를 잘못 선택하게 될 수 있다. 그러나 심리학 연구의 맥락에서 LRT 영가설 분포의 형태를 조사한 연구는 아직 수행되지 않았다. 따라서 본 연구는 다층모형에서 무선효과 구조 선택을 위한 LRT 영가설 분포의 모양을 조사하고, 분포의 모양이 무선효과 구조에 대한 의사결정에 어떤 영향을 미치는지 알아보기 위해 수행되었다. 연구 문제를 알아보기 위해 몬테카를로 시뮬레이션 방법을 사용하여 영가설 분포를 생성한 다음, 이를 표준적인 카이제곱 분포와 비교하였다. 또한, 유의수준 0.05에서의 1종 오류 비율을 구하여 LRT의 수행을 평가하였다. 연구의 타당성을 확보하기 위해 본 연구에 앞서 예비연구에서 고정효과를 검정하는 LRT의 영가설 분포를 확인하고, 이를 표준적인 카이제곱 분포와 비교하였다.

본 연구에서는 무선효과 구조의 복잡성을 조작하여 무선효과의 개수가 증가할 때, LRT 영가설 분포가 어떻게 변화하는지에 관심을 두었다. 또한, Park 등(2020)은 자료의 실제 무선효과 구조에 비해 모형의 무선효과 구조가 더 복잡할 때 수렴 실패율이 높아진다고 보고하였다. LRT 영가설 분포를 생성할 때, 자료 생성 모형인 참 모형의 무선효과 구조가 경쟁 모형보다 언제나 더 단순하기 때문에 수렴 실패율이 높아질 수 있다. 그러므로 본 연구에서도 수렴 실패율을 조사하였다. Meteyard와 Davies(2020)는 표본의 크기가 작으면 수렴에 문제가 생길 가능성이 크다고 예측하였다. 작은 표본에서 자료에 모형을 적합하기 위한 가능한 해(solution)를 찾는 것이 어려울 수 있기 때문이다. 본 연구에서는 수렴 실패율이 자료의 크기에 영향을 받는지 알아보기 위해 참가자 수와 문항 수를 조작하였다.

본 연구의 가설은 다음과 같다. 첫째, 모든 실험설계에서, 무선효과 구조를 검정하는 LRT 영가설 분포는 자유도가 모수의 수 차이인 카이제곱 분포에 비해 평균, 분산, 95분위수, 99분위수가 더 작을 것이다. 둘째, 관행적으로 사용하는 표준적인 카이제곱 분포에 근거하여 영가설 검정을 할 경우, 1종 오류 비율은 유의수준에 비해 더 작을 것이다. 셋째, 실험설계가 복잡할수록 복잡한 무선효과 구조의 모형을 적합할 때의 수렴 실패율이 증가할 것이다. 넷째, 수렴 실패율은 참가자 수와 문항 수가 커질수록 줄어들 것이다.

방 법

본 연구는 무선효과 구조를 선택하기 위한

LRT 영가설 분포의 모양(평균, 분산, 95분위수, 99분위수)을 확인하고, 이 분포가 가설 검정에 어떠한 영향을 미치는지(1종 오류 비율) 알아보기 위해 수행되었다. 또한, 실험설계의 복잡성과 참가자 수, 문항 수에 따른 수렴 실패율의 변화를 조사하였다. 본 연구를 위한 자료를 생성하는 방법으로는 몬테카를로 시뮬레이션이 사용되었다.

본 연구의 절차는 다음과 같다. 첫째, 참 모형과 경쟁 모형을 설정한다. 둘째, 참 모형으로부터 자료를 생성한다. 셋째, 생성된 자료에 참 모형과 경쟁 모형을 각각 적합하고 두 모형의 로그우도(log-likelihood)로부터 LRT 검정통계량인 이탈도(deviance)의 차이를 구한다. 넷째, 앞의 세 절차를 충분한 수만큼 반복하여 수집된 검정통계량의 분포를 확인한다.

한편, 본 연구방법의 타당성을 확보하기 위해 예비 연구가 수행되었다. 시뮬레이션 방법으로 생성된 표집분포에 대해 이론적으로 기대되는 분포가 존재할 때, 생성된 표집분포의 모양이 이론적인 분포와 일치하는지 확인하였다. 고정효과를 검정하기 위한 LRT 영가설 분포의 모양은 모든 실험설계에서 표준적인 카이제곱 분포와 유사하였다. 예비 연구의 절차와 결과는 보충자료 1에서 제시되었다.

예비 연구와 본 연구에서 자료를 생성하고 모형을 적합하는 과정에 R(4.4.0 버전; R Core Team, 2024)의 lme4 패키지(Bates et al., 2015a)의 lmer 함수가 사용되었다. 그리고 자료 생성, 모형 적합, 자료 분석을 위한 R 코드가 보충자료 2에 제시되었다. 보충자료 1과 2는 교신저자의 OSF 저장소(<https://osf.io/4t5sp/>)에서 내려받을 수 있다.

참 모형과 자료 생성

본 연구의 참 모형은 상호작용효과를 포함한 실험설계의 모든 효과가 고정효과로 포함되고, 참가자 무선효과와 문항 무선효과가 모두 무선절편 구조인 다층모형이었다(부록 1 참조). 자료 생성을 위한 실험설계는 참가자와 문항이 실험조건의 수준에 걸쳐 반복되는 반복측정 설계였다. 실험조건의 수준은 더미코딩을 사용하여 선형식으로 표현되었다. 본 연구의 참 모형은 다음의 구성요소로 이루어졌다. 첫째, 고정효과로는 절편만이 포함되었다. 즉, 실험조건의 수준에 걸친 평균 반응만을 고정효과로 포함하고, 모든 독립변인의 효과(기울기)는 0으로 설정하였다. 둘째, 참가자 무선효과 구조는 독립변인 수준의 효과에 대한 무선기울기를 포함하고, 무선효과 사이의 상관 구조 없이 분산만을 모수로 포함하였다. 셋째, 문항 무선효과는 무선절편 구조를 가정하였다.

참 모형의 모수는 다음과 같이 설정되었다. 각각의 고정효과()는 0으로, 모든 참가자 무선효과의 분산(σ_k^2 ; k =실험조건 수준과 상호작용효과의 수)은 0.5로, 문항 무선효과의 분산(σ^2)은 0.5로, 잔차의 분산(σ^2)은 1로 각각 설정되었다. 참가자 수와 문항 수를 30으로 사용한 전형적인 반복측정 요인분석에서 중간 크기의 효과크기(Cohen's $d=0.5$)를 갖는 고정효과가 0.8의 검정력으로 탐지될 수 있다고 알려져 있다(Westfall et al., 2014). 그러므로 참가자와 문항의 수는 시뮬레이션 조건에 따라 각각 30 및 60으로 설정되었다.

경쟁 모형과 시뮬레이션 조건

참 모형과 함께 참가자 무선효과의 구조만 다른 두 종류(영상관 구조, 상관 구조)의 경쟁 모형을 무선키움기 모형으로 설정하였다. 영상관 구조는 참가자 무선효과의 분산만을 고려한 무선키움기 구조이다. 상관 구조는 참가자 무선키움기의 분산뿐만 아니라 참가자 무선키움기 간의 공분산까지 고려한 무선키움기 구조이다. 시뮬레이션의 조건에 따른 참 모형과 경쟁 모형의 수식은 부록 1에, 참 모형과 경쟁 모형의 무선키움기 구조 및 잔차 분포는 부록 2에 제시되었다.

조작된 시뮬레이션 조건은 실험설계, 참가자 수, 문항 수였다. 실험설계는 ‘단일변인 두 수준’, ‘단일변인 세 수준’, ‘2×2 요인설계’, ‘2×3 요인설계’의 네 수준으로 조작되었다. 참가자와 문항이 모든 실험조건 수준에서 반복되었다. 참가자 수와 문항 수의 수준은 30과 60의 두 수준으로 각각 설정되었다. 시뮬레이션 조건의 수준들은 완전히 교차하여 총 시뮬레이션 조건의 수는 4(실험설계)×2(참가자 수)×2(문항 수)=16이었다.

자료분석의 방법 및 준거

참 모형으로부터 시뮬레이션 조건별로 5,000개의 자료를 생성한 다음, 해당 자료에 참 모형과 영상관 구조 모형, 상관 구조 모형을 적합하였다. lmer 함수로 설정된 조건별 분석 모형은 부록 3에 제시되어 있다. 추정을 위해 기본 설정인 nloptwrap 최적화 알고리즘과 전체 정보 최대우도 방법(full information maximum likelihood, FIML)을 사용하였다. 자료에 모형이 적합된 후 참 모형과 영상관 구조 모형 사이의 이탈도, 참 모형과 상관 구조 모형 사이의 이탈도가 각각 계산되었다.

본 연구에서 LRT의 수행은 영가설 분포의 모양, 1종 오류 비율, 수렴 실패율의 측면에서 평가되었다. 평가는 다음과 같이 이루어졌다. 계산된 5,000개의 검정통계량으로 영가설 분포를 생성한 다음에 분포의 평균, 분산, 95분위수와 99분위수를 산출하였다. 이후 각 조건의 자유도에 따른 표준적인 카이제곱 분포(표 1)와 생성된 영가설 분포의 모양을 비교하였다.

다음으로 5,000번의 시행 중 검정통계량이 표준적인 카이제곱 분포의 95분위수보다 큰

표 1. 본 연구의 시뮬레이션에서 표준적인 카이제곱 분포의 모양

경쟁모형	실험설계	자유도(df)	평균(μ)	분산(σ^2)	95분위수	99분위수
영상관 구조	단일변인 두 수준	1	1	2	3.84	6.63
	단일변인 세 수준	2	2	4	5.99	9.21
	2×2 요인설계	3	3	6	7.81	11.34
	2×3 요인설계	5	5	10	11.07	15.09
상관 구조	단일변인 두 수준	2	2	4	5.99	9.21
	단일변인 세 수준	5	5	10	11.07	15.09
	2×2 요인설계	9	9	18	16.92	21.67
	2×3 요인설계	14	14	28	23.68	29.14

시행의 비율인 탐지율을 계산하였다. 참 모형의 고정효과는 모두 0이므로 탐지율은 1종 오류 비율을 나타낸다. 1종 오류 비율은 유의수준에 해당하는 0.05에 가까울수록 좋은 지표임을 나타낸다.

마지막으로 수렴 실패율은 R의 performance 패키지(Lüdtke et al., 2021)의 check_convergence 함수를 통해 확인하였다. 이 함수는 추정 과정에서 최종적으로 산출된 추정값의 상대 기울기(relative gradient) 벡터를 통해 수렴 여부를 판단한다. 5,000번의 시행 가운데 상대 기울기의 최댓값이 0.001보다 큰 시행의 비율을 수렴 실패율로 정의하였다.

추가적으로, 다음 두 가지를 조사하였다. 첫째, 수렴에 성공한 시행만으로 영가설 분포를 생성하고 그 모양을 관찰하였다. 둘째, Shapiro(1985)의 공식에 따른 혼합 카이제곱 분포를 생성된 영가설 분포의 모양과 비교하였다.

결 과

시뮬레이션 조건에 따른 수렴 실패율은 표 2에 제시되었다. 경쟁 모형의 참가자 무선효과가 영상관 구조일 때는 실험설계가 복잡해

표 2. 본 연구의 시뮬레이션에서 LRT 영가설 분포의 수렴 실패율

실험설계	참가자 수, 문항 수	모형의 종류		
		참 모형	경쟁 모형 1 (영상관 구조)	경쟁 모형 2 (상관 구조)
단일변인 두 수준	30명, 30문항	0.000	0.001	0.003
	30명, 60문항	0.000	0.002	0.005
	60명, 30문항	0.000	0.001	0.007
	60명, 60문항	0.000	0.001	0.007
단일변인 세 수준	30명, 30문항	0.000	0.009	0.142
	30명, 60문항	0.000	0.004	0.139
	60명, 30문항	0.000	0.009	0.151
	60명, 60문항	0.000	0.009	0.159
2×2 요인설계	30명, 30문항	0.000	0.008	0.288
	30명, 60문항	0.000	0.007	0.287
	60명, 30문항	0.000	0.010	0.315
	60명, 60문항	0.000	0.007	0.317
2×3 요인설계	30명, 30문항	0.000	0.015	0.558
	30명, 60문항	0.000	0.013	0.552
	60명, 30문항	0.000	0.014	0.623
	60명, 60문항	0.000	0.016	0.591

지더라도 최대 0.016의 낮은 수렴 실패율을 보였다. 반면 경쟁 모형이 참가자 무선효과 구조로 상관 구조를 포함할 때는 실험설계가 복잡해짐에 따라 수렴 실패율이 증가하였다. 단일변인 두 수준의 시뮬레이션 조건에서는 수렴 실패율이 최대 0.007이었다. 그러나 2×3 요인설계에서의 수렴 실패율의 범위는 [0.558, 0.623]이었다. 예측되는 결과와는 반대로, 참가자 수의 증가는 수렴 실패율을 증가시키는 경향을 보였다. 문항 수의 증가는 수렴 실패율에 영향을 주지 못하였다.

무선효과 구조를 검정하기 위한 LRT 영가설 분포의 모양과 분포의 평균, 분산, 95분위수, 99분위수는 그림 1과 표 3에 각각 제시되었다. 시뮬레이션으로 생성된 LRT 분포의 평균, 분산, 95분위수, 99분위수는 자유도가 참 모형과 경쟁 모형의 차이인 표준적인 카이제곱 분포에 비해 작았다. 모양에 대한 통계량은 경쟁 모형의 종류, 실험설계의 복잡성, 참

가자 수, 문항 수에 걸쳐 일관적으로 작았다. 수렴에 성공한 시행만으로 생성한 영가설 분포의 모양(그림 1)은 수렴에 실패한 시행도 포함된 전체 시행으로 생성한 영가설 분포의 모양과 크게 달라지지 않았다(그림 2). 수렴실패 시행을 포함했을 때와 포함하지 않았을 때 사이의 95분위수 차이값과 99분위수 차이값은 모든 시뮬레이션 조건을 통틀어 0.793을 넘지 않았다.

표준적인 카이제곱 분포를 사용한 1종 오류 비율도 모든 조건에서 유의수준인 .05보다 낮았다(표 4). 시뮬레이션 조건에 걸쳐 관찰된 1종 오류 비율의 범위는 0.002에서 0.025였다. 모양에 대한 통계량과 마찬가지로, 1종 오류 비율에 미치는 경쟁 모형의 종류와 시뮬레이션 조건의 영향은 찾기 어려웠다.

또한 Shapiro(1985)에 의해 제안된 혼합 카이제곱 분포와 비교했을 때, 생성된 영가설 분포는 오직 영상관 구조 모형과 비교할 때만

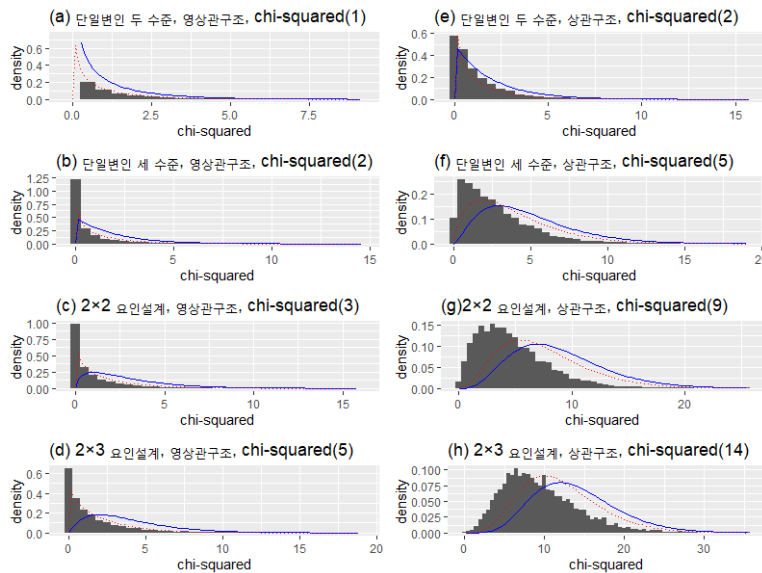


그림 1. 본 연구의 시뮬레이션에서 LRT 영가설 분포의 모양(참가자 수=30, 문항 수=30). 실선(파란색)은 표준적 카이제곱 분포, 점선(빨간색)은 Shapiro(1985)에 의해 제안된 혼합 카이제곱 분포를 각각 나타냄.

표 3. 본 연구의 시뮬레이션에서 LRT 영가설 분포의 모양

실험설계	참가자 수, 문항 수	경쟁 모형							
		영상관 구조				상관 구조			
		평균(μ)	분산(σ^2)	95분위수	99분위수	평균(μ)	분산(σ^2)	95분위수	99분위수
단일변인 두 수준	30명, 30문항	0.358	0.795	2.053	4.538	1.267	2.553	4.443	7.399
	30명, 60문항	0.357	0.787	2.159	4.193	1.319	2.669	4.647	7.512
	60명, 30문항	0.400	1.094	2.254	5.138	1.302	2.718	4.505	7.618
	60명, 60문항	0.400	0.927	2.220	4.678	1.346	2.745	4.720	7.593
단일변인 세 수준	30명, 30문항	0.670	1.712	3.302	6.217	2.827	6.124	7.575	11.668
	30명, 60문항	0.648	1.515	3.101	6.037	2.796	5.701	7.456	10.903
	60명, 30문항	0.754	1.777	3.491	6.060	2.994	6.153	7.887	11.271
	60명, 60문항	0.708	1.680	3.333	5.882	2.933	6.289	7.787	11.696
2×2 요인설계	30명, 30문항	0.951	2.327	4.036	7.119	4.772	10.071	10.822	14.979
	30명, 60문항	0.927	2.107	3.892	6.661	4.705	10.165	10.806	14.883
	60명, 30문항	1.029	2.486	4.239	7.406	4.891	10.060	10.928	14.436
	60명, 60문항	1.013	2.413	4.215	7.077	4.966	11.106	11.262	16.134
2×3 요인설계	30명, 30문항	1.511	3.946	5.548	8.869	9.445	22.186	18.241	23.662
	30명, 60문항	1.473	3.593	5.356	8.395	9.352	20.209	17.575	22.370
	60명, 30문항	1.615	3.855	5.627	8.705	9.988	22.352	18.552	23.818
	60명, 60문항	1.595	3.813	5.551	8.432	10.068	23.806	19.126	24.632

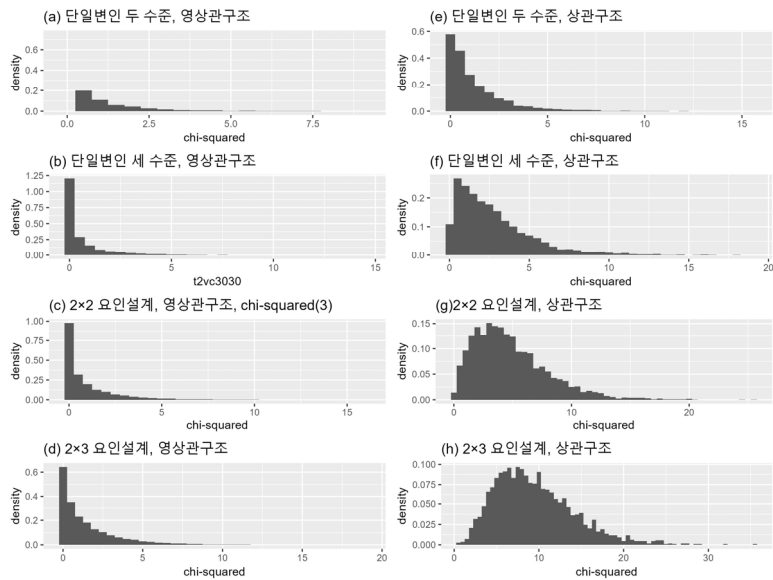


그림 2. 수렴에 성공한 시행만으로 생성한 LRT 영가설 분포(참가자 수=30, 문항 수=30)

표 4. 본 연구의 시뮬레이션에서 LRT 영가설 분포의 1종 오류 비율

실험설계	경쟁 모형	참가자 수, 문항 수			
		30명, 30문항	30명, 60문항	60명, 30문항	60명, 60문항
단일변인 두 수준	영상관 구조	0.015	0.013	0.020	0.016
	상관 구조	0.023	0.024	0.023	0.025
단일변인 세 수준	영상관 구조	0.012	0.101	0.011	0.009
	상관 구조	0.013	0.009	0.011	0.014
2×2 요인설계	영상관 구조	0.006	0.005	0.009	0.007
	상관 구조	0.004	0.004	0.004	0.007
2×3 요인설계	영상관 구조	0.004	0.003	0.003	0.002
	상관 구조	0.010	0.007	0.011	0.013

혼합 카이제곱 분포에 가까웠다(그림 1(a)-(d)). 상관 구조 모형과 비교할 때의 영가설 분포는 혼합 카이제곱 분포보다도 더 0에 치우친 모양을 보였다(그림 1(e)-(h)).

논 의

본 연구는 무선효과 구조를 선택하기 위한 LRT의 영가설 분포 모양을 조사하였다. 몬테 카를로 시뮬레이션을 수행한 결과, 분산, 공분산 모수에 대한 가설을 검정하기 위한 LRT 영가설 분포의 평균과 분산은 모수의 수 차이를 자유도로 갖는 카이제곱 분포보다 작았다. 이 결과는 여러 실험설계에서 일관적으로 관찰되었고 분산만을 검정했을 때뿐만 아니라 분산과 공분산을 함께 검정했을 때도 관찰되었다. LRT 영가설 분포의 1종 오류 비율은 유의수준에 비해 작았다. 참가자 수와 문항 수는 LRT 영가설 분포에 영향을 주지 못했다. 본 연구는 다층모형에서 무선효과 구조 검정을 위한 LRT 영가설 분포를 논의했던 선행연구들과 일

치하는 결과를 보여주었다. 그러나 본 연구는 기존 문헌들에 비해 공분산 구조의 차원을 증가시켜 조사하였다. 또한, 시뮬레이션 방법을 사용하여 LRT 영가설 분포를 관찰하였고 참가자 수와 문항 수를 조작했다는 점에서 기존 문헌들과 구별된다.

추정 과정에서의 수렴 실패는 LRT 영가설 분포의 모양에 직접적인 영향을 주지 않았다. 수렴 실패율은 실험설계가 복잡해지고 무선효과 구조에 분산과 공분산이 모두 포함되어 있을 때 높았다. 그러나 무선효과 구조에 분산만이 포함된 영상관 구조에서는 복잡한 실험설계에서도 수렴 실패율이 높지 않았다. 또한 수렴에 성공한 시행만을 가지고 영가설 분포를 생성했을 때도, 그 영가설 분포의 모양은 변화하지 않았다.

본 연구의 경쟁 모형은 모두 무선기울기 모형이었으므로 복잡한 실험설계일수록 과모수화(overparameterization)가 더 강하게 발생했을 것이다. 과모수화란 모형이 자료의 정보량에 비해 더 많은 모수를 갖는 상태이다(Green et al., 1999). 본 연구는 과모수화와 수렴 실패율

의 관계에 대해 두 가지를 시사한다. 첫째, 과모수화된 모수의 종류는 수렴 실패율에 영향을 미친다. 단일변인 세 수준의 상관 구조 모형과 2×3 요인설계의 영상관 구조 모형 간의 모수 수 차이는 다섯 개로 동일했지만 두 조건에서 수렴 실패율은 0.15 대 0.015 정도로 큰 차이를 보였다. 단일변인 두 수준의 상관 구조 모형과 단일변인 세 수준의 영상관 구조 모형 간의 모수 수 차이는 두 개로 동일하였다. 그러나 두 조건의 수렴 실패율이 모두 0.01 미만이었으므로 조건 사이에 수렴 실패율의 차이가 존재한다고 말하기 어렵다. 추가되는 모수가 공분산인 경우엔 수렴 실패율이 증가하지만, 분산 및 평균을 개별적으로 추정하는 경우엔 모수의 수가 많더라도 수렴 실패율이 급격하게 높아지지 않는 것으로 보인다. 둘째, 추정해야 할 공분산 행렬의 차원이 클 때 참가자 수와 문항 수를 증가시키는 것은 수렴 실패율을 감소시키지 않는다. 상관행렬은 모수 공간의 경계에 제한이 존재한다 (Rousseeuw & Molenberghs, 1994). 차원이 커질수록 모수 공간이 갖는 범위의 제약은 커진다. 예를 들어, 변인의 수가 세 개일 때 [-1, 1] 사이에서 무선적으로 생성된 삼각행렬 중 61.7%만이 가능한 상관행렬이었다. 변인의 수가 네 개, 다섯 개로 늘어난 경우, 가능한 상관행렬의 범위가 18.2%, 2.2%로 줄어들었다 (Numpacharoen & Atsawarungrangkit, 2012; Table 2). 이 같은 상관행렬의 특징이 패턴이 없는 다차원 공분산 구조를 추정하기 어렵게 만들었을 수 있다.

본 연구는 선행연구(Molenberghs & Verbeke, 2007; Shapiro, 1985; Stram & Lee, 1994)에서 제안된 혼합 카이제곱 분포가 다층모형의 공분산 구조를 검정하기 위한 LRT 영가설 분포로

사용하기에 적절하지 않을 가능성을 보여준다. 제안된 혼합 카이제곱 분포는 무선절편 모형과 영상관 구조 모형이 비교될 때에만 생성된 영가설 분포의 모양과 유사하였다. 이때는 오직 분산 모수만이 검정된다. 반면 검정하려는 모수에 분산과 공분산 모수가 함께 포함될 때는 혼합 카이제곱 분포가 영가설 분포를 충분히 교정하지 못했다. Stoel 등(2006)은 혼합 분포의 비율을 설정하기 위해 시뮬레이션 방법을 사용할 것을 제안하였다. 그러나 본 연구에서 생성된 영가설 분포는 공분산 모수의 차이만을 자유도로 갖는 카이제곱 분포에 비해서도 왼쪽으로 끌어당겨진 모양을 보였다. 이 분포는 가장 자유도가 작은 카이제곱 분포가 1, 나머지 분포가 모두 0의 혼합비율을 가진 가장 극단적인 분포라고 볼 수 있으므로, 모든 혼합 카이제곱 분포는 이 분포보다 오른쪽에 있다. 본 연구는 공분산을 포함한 무선효과 구조를 검정할 때 혼합 카이제곱 분포가 생성된 영가설 분포와 일치하지 않는 이유를 제공하지 않는다. 이에 대한 이론적 설명을 위해서 추후 연구가 수행될 필요가 있다.

본 연구는 무선효과 구조의 가설 검정을 위한 LRT의 영가설 분포가 표준적인 카이제곱 분포보다 왼쪽에 위치해 있음을 보였다. 그러나 이 결과만으로 LRT가 무선효과 구조를 실제보다 단순하게 추정한다고 보기 어렵다. 실제 분산과 공분산의 크기가 0이 아닐 때 통계적 유의성을 얼마나 민감하게 탐지할 수 있는지는 1종 오류 비율과 다른 문제이기 때문이다. LRT의 무선효과 구조 추정에 대해 정확하게 알기 위해서는 검정력을 조사해야 한다. LRT의 검정력을 조사하기 위해서는 분산, 공분산 모수에 대한 효과크기가 필요하다. 고정효과를 탐지하기 위한 검정력을 계산할 때,

Cohen's d 와 같은 효과크기가 사용될 수 있다 (Arend & Schäfer, 2019). 그러나 분산-공분산 행렬의 크기가 3×3 이상일 때 효과크기가 어떻게 정의될 수 있는지 알려진 바가 없다. LRT의 검정력을 조사하기 위한 효과크기의 정의에 대해서는 추후 연구문제로 남겨둔다.

무선효과 구조를 선택하기 위한 LRT의 검정력을 간접적으로 추론하기 위해 Shin과 Lee (2022)를 참고할 수 있다. 이 연구의 목적은 2×2 참가자 내 요인설계를 위한 다층모형에서 분석 모형이 고정효과에 대한 가설 검정에 미치는 영향을 조사하는 것이었다. 무선효과를 최대한 포함한 모형(상관 구조 모형)과 LRT를 통해 선택된 무선효과 구조를 포함한 모형의 수행이 비교되었다. 본 연구에서처럼 시뮬레이션 조건은 $\tau^2=1$, $\sigma^2=0.5$ 로 설정되었다. τ^2 의 크기는 무선효과 분산, 공분산에 비례하여 조작되었다. $\tau^2=0.25$ 이상일 때는 상관 구조 모형과 무선절편 모형의 고정효과 검정 결과가 일치하였다. 이는 LRT가 상관 구조 모형과 무선절편 모형 중 상관 구조 모형을 100%에 가까운 비율로 선택하였음을 의미한다. $\tau^2=0.09$ 조건에서는 동일한 결과를 얻지 못했지만 80% 정도의 높은 비율로 상관 구조 모형을 선택하였다. 선행연구의 결과는 무선효과의 분산이 잔차 분산의 크기에 비해 상대적으로 작은 상황에서도 무선효과의 분산, 공분산을 탐지하기 위한 LRT의 검정력이 나쁘지 않음을 함의한다. 그러나 검정력을 이야기하기 위해서는 검정력을 직접 조사한 추가 연구가 필요할 것이다.

본 연구는 전형적인 심리학 실험설계에서 모형 비교를 위한 LRT의 영가설 분포 모양을 시뮬레이션하여 구현하였다. 고정효과와 무선효과 구조에 대한 가설 검정 시 영가설 분포

의 모양에 차이가 있음을 보였다는 점에서 의의가 있다. 그러나 생성 모형이 현실 세계를 얼마나 잘 반영하는지 알 수 없다는 한계점이 존재한다. 본 연구의 생성 모형은 완전한 무선절편 모형으로, 모든 무선효과와 잔차 분산이 정규분포를 따른다. 이 때문에 이론적인 상황에서 결과를 해석할 수밖에 없다.

위와 같은 한계점에도 불구하고 본 연구는 다층모형을 사용하는 심리학 연구자에게 다음과 같은 함의점을 제공한다. 첫째, 다층모형에서 무선효과 구조를 선택하기 위해 LRT를 사용할 경우, 영가설 분포로 자유도를 모수의 수 차이로 사용하는 카이제곱 분포 대신 대안적인 분포를 사용해야 한다. 가능하면 공분산 구조를 검정하는 도구(예: RLRsim 패키지 [Scheipl & Bolker, 2022])로 무선효과 구조를 선택하기를 권장한다. 만약 표준적인 카이제곱 분포를 영가설 분포로 설정해야 하는 경우, p 값은 참고적인 지표로만 사용해야 한다. 단순히 유의수준과 비교하여 의사결정을 내리는 것은 지나치게 보수적인 방법일 수 있다. 둘째, 무선효과 구조의 선택을 위해 LRT와 같은 가설검정 방법뿐 아니라 무선효과의 분산, 공분산의 크기, 그리고 현실 세계에서의 무선효과의 해석 가능성을 모두 고려해야 한다 (Snijder & Bosker, 2012). 가능한 무선효과의 분산이 모두 0이라는 LRT에서의 영가설 모형은 현실 세계에서 종종 지나친 제약일 수 있다. 셋째, 성공적인 모수 추정을 위해 공분산 구조를 필요한 만큼만 설정하여 무선효과 구조의 차원을 줄이거나 복잡성을 줄이는 것이 바람직하다(Bates et al., 2015b). 복잡한 실험설계로 인해 모형에 포함된 무선효과의 수가 많을 때는, 무선효과의 상관 구조를 밝히는 것이 연구의 주목적이 아니라면, 상관 구조를 설정

하지 않는 것이 수렴 실패 가능성을 줄일 수 있다. 베이저안 추정을 통해서도 수렴 실패 가능성을 줄일 수 있다(Eager & Roy, 2017). 복잡한 자료에 다층모형을 적합할 때, ML 추정을 사용하는 lme4는 14%의 수렴 실패율을 보였다. 그러나 베이저안 추정 프로그램인 Rstan을 사용했을 때, 수렴 실패율은 3%였다. 베이저안 추정은 ML 추정과 다르게, 자료에 대한 연구자의 가정한 사전 분포(prior distribution)를 설정함으로써 모수를 추정하는 데에 도움을 줄 수 있다.

참고문헌

- Akaike, H. (1974). A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 19(6), 716-723.
<https://dx.doi.org/10.1109/TAC.1974.1100705>
- Arend, M. G., & Schäfer, T. (2019). Statistical power in two-level models: A tutorial based on Monte Carlo simulation. *Psychological Methods*, 24(1), 1-19.
<https://doi.org/10.1037/met0000195>
- Baayen, R. H., Davidson, D. J., & Bates, D. M. (2008). Mixed-effects modeling with crossed random effects for subjects and items. *Journal of memory and language*, 59(4), 390-412.
<https://doi.org/10.1016/j.jml.2007.12.005>
- Baey, C., & Kuhn, E. (2020). varTestnlme: An R package for variance components testing in linear and nonlinear mixed-effects models. *arXiv preprint arXiv:2007.04791*.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2007.04791>
- Barr, D. J., Levy, R., Scheepers, C., & Tily, H. J. (2013). Random effects structure for confirmatory hypothesis testing: Keep it maximal. *Journal of Memory and Language*, 68(3), 255-278.
<https://doi.org/10.1016/j.jml.2012.11.001>
- Bates, D., Mächler, M., Bolker, B., & Walker, S. (2015a). Fitting linear mixed-effects models using lme4. *Journal of Statistical Software*, 67(1).
<https://doi.org/10.18637/jss.v067.i01>
- Bates, D., Kliegl, R., Vasishth, S., & Baayen, H. (2015b). Parsimonious mixed models. *arXiv preprint arXiv:1506.04967*.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.1506.04967>
- Clark, H. H. (1973). The language-as-fixed-effect fallacy: A critique of language statistics in psychological research. *Journal of Verbal Learning & Verbal Behavior*, 12(4), 335-339.
[https://doi.org/10.1016/S0022-5371\(73\)80014-3](https://doi.org/10.1016/S0022-5371(73)80014-3)
- Crainiceanu, C. M., & Ruppert, D. (2004). Likelihood ratio tests in linear mixed models with one variance component. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, 66(1), 165-185.
<https://doi.org/10.1111/j.1467-9868.2004.00438.x>
- Eager, C., & Roy, J. (2017). Mixed effects models are sometimes terrible. *arXiv preprint arXiv: 1701.04858*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1701.04858>
- Eckardt, R., Yammarino, F. J., Dionne, S. D., & Spain, S. M. (2021). Multilevel methods and statistics: The next frontier. *Organizational Research Methods*, 24(2), 187-218.
<https://doi.org/10.1177/1094428120959827>
- Gallucci, M. (2024). *GAMLj: General Analyses for Linear Models (jamovi module)*.

- <https://gamlj.github.io/>
- Green, S., Marquis, J., Hershberger, S., Thompson, M., & McCollam, K. (1999). The overparameterized analysis of variance model. *Psychological Methods*, 4, 214-233. <https://doi.org/10.1037/1082-989X.4.2.214>.
- Gurka, M. J., Edwards, L. J., & Muller, K. E. (2011). Avoiding bias in mixed model inference for fixed effects. *Statistics in Medicine*, 30(22), 2696-2707. <https://doi.org/10.1002/sim.4293>
- Hoffman, L., & Walters, R. W. (2022). Catching up on multilevel modeling. *Annual Review of Psychology*, 73(1), 659-689. <https://doi.org/10.1146/annurev-psych-020821-103525>
- Huang, F. L. (2022). *Practical multilevel modeling using R*. SAGE Publications.
- Jeffreys, H. (1961). *Theory of Probability*. (3rd ed.). Oxford University Press.
- Judd, C. M., Westfall, J., & Kenny, D. A. (2012). Treating stimuli as a random factor in social psychology: A new and comprehensive solution to a pervasive but largely ignored problem. *Journal of Personality and Social Psychology*, 103(1), 54-69. <https://doi.org/10.1037/a0028347>
- Kwok, O., West, S. G., & Green, S. B. (2007). The impact of misspecifying the within-subject covariance structure in multiwave longitudinal multilevel models: A Monte Carlo study. *Multivariate Behavioral Research*, 42(3), 557-592. <https://doi.org/10.1080/00273170701540537>
- Lee, W. (2020). Linear mixed-effects model for analyzing experimental data. *Korean Journal of Cognitive and Biological Psychology*, 32(2), 197-211. <http://dx.doi.org/10.22172/cogbio.2020.32.2.006>
- Lüdtke, D., Ben-Shachar, M. S., Patil, I., Waggoner, P., & Makowski, D. (2021). Performance: An R package for assessment, comparison and testing of statistical models. *Journal of Open Source Software*, 6(60). <https://doi.org/10.21105/joss.03139>
- Luo, W., & Kwok, O. (2009). The impacts of ignoring a crossed factor in analyzing cross-classified data. *Multivariate Behavioral Research*, 44(2), 182-212. <https://doi.org/10.1080/00273170902794214>
- Luo, W., Li, H., Baek, E., Chen, S., Lam, K. H., & Semma, B. (2021). Reporting practice in multilevel modeling: A revisit after 10 Years. *Review of Educational Research*, 91(3), 311-355. <https://doi.org/10.3102/0034654321991229>
- Matuschek, H., Kliegl, R., Vasishth, S., Baayen, H., & Bates, D. (2017). Balancing Type I error and power in linear mixed models. *Journal of Memory and Language*, 94, 305-315. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jml.2017.01.001>
- Meteyard, L., & Davies, R. A. I. (2020). Best practice guidance for linear mixed-effects models in psychological science. *Journal of Memory and Language*, 112, 104092. <https://doi.org/10.1016/j.jml.2020.104092>
- Molenberghs, G., & Verbeke, G. (2007). Likelihood ratio, score, and Wald tests in a constrained parameter Space. *The American Statistician*, 61(1), 22-27. <https://doi.org/10.1198/000313007x171322>
- Numpacharoen, K., & Atsawarungruangkit, A. (2012). Generating correlation matrices based

- on the boundaries of their coefficients. *PLoS ONE*, 7(11), e48902.
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0048902>
- Park, J., Cardwell, R., & Yu, H.-T. (2020). Specifying the random effect structure in linear mixed effect models for analyzing psycholinguistic data. *Methodology*, 16(2), 92-111. <https://doi.org/10.5964/meth.2809>
- R Core Team. (2024). *R: A language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing. <https://www.R-project.org/>
- Rasbash, J., & Goldstein, H. (1994). Efficient analysis of mixed hierarchical and cross-classified random structures using a multilevel model. *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, 19(4), 337-350.
- Rousseeuw, P. J., & Molenberghs, G. (1994). The Shape of correlation matrices. *The American Statistician*, 48(4), 276-279.
<https://doi.org/10.1080/00031305.1994.10476079>
- Scheipl, F., & Bolker, B. (2022). *RLRsim: Exact (Restricted) Likelihood Ratio tests for mixed and additive models*.
- Schwarz, G. (1978). Estimating the dimension of a model. *Annals of Statistics*, 6, 461-464.
<http://dx.doi.org/10.1214/aos/1176344136>
- Self, S. G., & Liang, K.-Y. (1987). Asymptotic properties of maximum likelihood estimators and likelihood ratio tests under nonstandard conditions. *Journal of the American Statistical Association*, 82(398), 605-610.
<https://doi.org/10.2307/2289471>
- Shapiro, A. (1985). Asymptotic distribution of test statistics in the analysis of moment structures under inequality constraints. *Biometrika*, 72, 133-144.
<https://doi.org/10.1093/biomet/72.1.133>
- Shin, Y. C., & Lee, W. (2022). Comparison of procedures for detecting the experimental condition effect in a linear mixed-effects model. *Korean Journal of Psychology: General*, 41(5), 437-460.
<http://dx.doi.org/10.22257/kjp.2022.12.41.5.437>
- Snijders, T. A. B., & Bosker, R. J. (2011). *Multilevel analysis: An introduction to basic and advanced multilevel modeling*. (2nd ed.). Sage. <https://uk.sagepub.com/en-gb/eur/multilevel-analysis/book234191>
- Spiegelhalter, D.J., Best, N.G., Carlin, B.P. and Van Der Linde, A. (2002), Bayesian measures of model complexity and fit. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, 64: 583-639.
<https://doi.org/10.1111/1467-9868.00353>
- Stoel, R. D., Garre, F. G., Dolan, C., & van den Wittenboer, G. (2006). On the likelihood ratio test in structural equation modeling when parameters are subject to boundary constraints. *Psychological Methods*, 11(4), 439-455.
<https://doi.org/10.1037/1082-989X.11.4.439>
- Stram, D. O., & Lee, J. W. (1994). Variance components testing in the longitudinal mixed effects model. *Biometrics*, 50(4), 1171-1177.
<https://doi.org/10.2307/2533455>
- Westfall, J., Kenny, D. A., & Judd, C. M. (2014). Statistical power and optimal design in experiments in which samples of participants respond to samples of stimuli. *Journal of Experimental Psychology: General*, 143(5), 2020-

한국심리학회지: 일반

2045. <https://doi.org/10.1037/xge0000014>
Wilks, S. S. (1938). The large-sample distribution of the likelihood ratio for testing composite hypotheses. *The Annals of Mathematical Statistics*, 9(1), 60-62.
<https://www.jstor.org/stable/2957648>

1차원고접수 : 2024. 08. 17

2차원고접수 : 2024. 11. 13

최종게재결정 : 2025. 03. 03

Shape of the Null Distribution in the Likelihood Ratio Test for Selecting Random Effects Structures in Experimental Data Analysis

Yonggi Kim

Wooyeol Lee

Department of Psychology, Chungbuk National University

When using a multilevel model to analyze experimental data, the results of hypothesis testing can vary depending on the random effects structure. Previous studies have shown that the likelihood ratio test (LRT) for selecting the random effect structure does not match the shape of the null distribution with the theoretical chi-squared distribution due to the parameter space constraints of the variance. In this study, we investigate the shape, the type 1 error rate, and convergence failure rate of null distribution of LRT to select random effects structures through Monte Carlo simulations. Before proceeding with this study, the validity of the methodology was secured by checking the shape of null distribution of LRT for testing fixed effects. We conducted simulations by manipulating the experimental design, number of participants, and number of items, and found that the mean, variance, 95th and 99th percentiles of null distribution of LRT for selecting random effects structures were smaller than the theoretical chi-squared distribution under all conditions. When LRT was performed using the theoretical chi-squared distribution, the type 1 error rate was smaller than .05 significance level. The convergence failure occurred frequently in models with complex experimental designs and correlation structure in the structure of the random effects. The caveats of choosing the model's random effects structure were discussed for empirical researchers when using multilevel models to test for experimental condition effects.

Key words : multilevel model, likelihood-ratio test, random effects structures, convergence failure rate, null distribution

부 록

부록 1. 참 모형과 경쟁 모형

실험설계	참 모형	경쟁 모형 1 (영상관 구조)	경쟁 모형 2 (상관 구조)
단일변인 두 수준 ²⁾		$Y_{ijk} = \beta_0 + P_{0j} + (\beta_1 + P_{1j})X_{1ijk} + S_i + e_{ijk}$	
단일변인 세 수준 ³⁾		$Y_{ijk} = \beta_0 + P_{0j} + (\beta_1 + P_{1j})X_{1ijk} + (\beta_2 + P_{2j})X_{2ijk} + S_i + e_{ijk}$	
2×2 요인설계 ⁴⁾		$Y_{ijk} = \beta_0 + P_{0j} + (\beta_1 + P_{1j})X_{1ijk} + (\beta_2 + P_{2j})X_{2ijk} + (\beta_3 + P_{3j})X_{1ijk}X_{2ijk} + S_i + e_{ijk}$	
2×3 요인설계 ⁵⁾		$Y_{ijk} = \beta_0 + P_{0j} + (\beta_1 + P_{1j})X_{1ijk} + (\beta_2 + P_{2j})X_{2ijk} + (\beta_3 + P_{3j})X_{3ijk} + (\beta_4 + P_{4j})X_{1ijk}X_{2ijk} + (\beta_5 + P_{5j})X_{1ijk}X_{3ijk} + S_i + e_{ijk}$	

- 2) X_1 : 독립변인의 두 번째 수준을 위한 지표변인
- 3) X_1 : 독립변인의 두 번째 수준을 위한 지표변인, X_2 : 독립변인의 세 번째 수준을 위한 지표변인
- 4) X_1 : 첫 번째 독립변인의 두 번째 수준을 위한 지표변인, X_2 : 두 번째 독립변인의 두 번째 수준을 위한 지표변인
- 5) X_1 : 첫 번째 독립변인의 두 번째 수준을 위한 지표변인, X_2 : 두 번째 독립변인의 첫 번째 수준을 위한 지표변인, X_3 : 두 번째 독립변인의 두 번째 수준을 위한 지표변인

부록 2. 참 모형과 경쟁 모형의 무선효과 구조와 잔차 분포

실험설계	분포		
	참 모형	경쟁 모형 1 (영상관 구조)	경쟁 모형 2 (상관 구조)
단일변인 두 수준	$\begin{bmatrix} P_{0j} \\ P_{1j} \end{bmatrix} \sim MVN\left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \tau_0^2 & \\ & 0 \ 0 \end{bmatrix}\right),$ $S_i \sim N(0, \omega^2), e_{ij} \sim N(0, \sigma^2)$	$\begin{bmatrix} P_{0j} \\ P_{1j} \end{bmatrix} \sim MVN\left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \tau_0^2 & \\ & \tau_1^2 \end{bmatrix}\right),$ $S_i \sim N(0, \omega^2), e_{ij} \sim N(0, \sigma^2)$	$\begin{bmatrix} P_{0j} \\ P_{1j} \end{bmatrix} \sim MVN\left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \tau_0^2 & \\ \tau_{10} & \tau_1^2 \end{bmatrix}\right),$ $S_i \sim N(0, \omega^2), e_{ij} \sim N(0, \sigma^2)$
단일변인 세 수준	$\begin{bmatrix} P_{0j} \\ P_{1j} \\ P_{2j} \end{bmatrix} \sim MVN\left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \tau_0^2 & & \\ & 0 \ 0 & \\ & 0 \ 0 \ 0 & \end{bmatrix}\right),$ $S_i \sim N(0, \omega^2), e_{ij} \sim N(0, \sigma^2)$	$\begin{bmatrix} P_{0j} \\ P_{1j} \\ P_{2j} \end{bmatrix} \sim MVN\left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \tau_0^2 & & \\ & 0 \ \tau_1^2 & \\ & 0 \ 0 \ \tau_2^2 & \end{bmatrix}\right),$ $S_i \sim N(0, \omega^2), e_{ij} \sim N(0, \sigma^2)$	$\begin{bmatrix} P_{0j} \\ P_{1j} \\ P_{2j} \end{bmatrix} \sim MVN\left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \tau_0^2 & & \\ \tau_{10} & \tau_1^2 & \\ \tau_{20} & \tau_{21} & \tau_2^2 \end{bmatrix}\right),$ $S_i \sim N(0, \omega^2), e_{ij} \sim N(0, \sigma^2)$
2×2 요인설계	$\begin{bmatrix} P_{0j} \\ P_{1j} \\ P_{2j} \\ P_{3j} \end{bmatrix} \sim MVN\left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \tau_0^2 & & & \\ & 0 \ 0 & & \\ & 0 \ 0 \ 0 & & \\ & 0 \ 0 \ 0 \ 0 & & \end{bmatrix}\right),$ $S_i \sim N(0, \omega^2), e_{ij} \sim N(0, \sigma^2)$	$\begin{bmatrix} P_{0j} \\ P_{1j} \\ P_{2j} \\ P_{3j} \end{bmatrix} \sim MVN\left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \tau_0^2 & & & \\ & 0 \ \tau_1^2 & & \\ & 0 \ 0 \ \tau_2^2 & & \\ & 0 \ 0 \ 0 \ \tau_3^2 & & \end{bmatrix}\right),$ $S_i \sim N(0, \omega^2), e_{ij} \sim N(0, \sigma^2)$	$\begin{bmatrix} P_{0j} \\ P_{1j} \\ P_{2j} \\ P_{3j} \end{bmatrix} \sim MVN\left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \tau_0^2 & & & \\ \tau_{10} & \tau_1^2 & & \\ \tau_{20} & \tau_{21} & \tau_2^2 & \\ \tau_{30} & \tau_{31} & \tau_{32} & \tau_3^2 \end{bmatrix}\right),$ $S_i \sim N(0, \omega^2), e_{ij} \sim N(0, \sigma^2)$
2×3 요인설계	$\begin{bmatrix} P_{0j} \\ P_{1j} \\ P_{2j} \\ P_{3j} \\ P_{4j} \\ P_{5j} \end{bmatrix} \sim MVN\left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \tau_0^2 & & & & & \\ & 0 \ 0 & & & & \\ & 0 \ 0 \ 0 & & & & \\ & 0 \ 0 \ 0 \ 0 & & & & \\ & 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 & & & & \\ & 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 & & & & \end{bmatrix}\right),$ $S_i \sim N(0, \omega^2), e_{ij} \sim N(0, \sigma^2)$	$\begin{bmatrix} P_{0j} \\ P_{1j} \\ P_{2j} \\ P_{3j} \\ P_{4j} \\ P_{5j} \end{bmatrix} \sim MVN\left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \tau_0^2 & & & & & \\ & 0 \ \tau_1^2 & & & & \\ & 0 \ 0 \ \tau_2^2 & & & & \\ & 0 \ 0 \ 0 \ \tau_3^2 & & & & \\ & 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ \tau_4^2 & & & & \\ & 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ \tau_5^2 & & & & \end{bmatrix}\right),$ $S_i \sim N(0, \omega^2), e_{ij} \sim N(0, \sigma^2)$	$\begin{bmatrix} P_{0j} \\ P_{1j} \\ P_{2j} \\ P_{3j} \\ P_{4j} \\ P_{5j} \end{bmatrix} \sim MVN\left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \tau_0^2 & & & & & \\ \tau_{10} & \tau_1^2 & & & & \\ \tau_{20} & \tau_{21} & \tau_2^2 & & & \\ \tau_{30} & \tau_{31} & \tau_{32} & \tau_3^2 & & \\ \tau_{40} & \tau_{41} & \tau_{42} & \tau_{43} & \tau_4^2 & \\ \tau_{50} & \tau_{51} & \tau_{52} & \tau_{53} & \tau_{54} & \tau_5^2 \end{bmatrix}\right),$ $S_i \sim N(0, \omega^2), e_{ij} \sim N(0, \sigma^2)$

부록 3. 본 연구의 시뮬레이션에서 lmer 함수로 적합된 조건별 분석 모형 설정

모형	실험설계			
	단일변인 두 수준	단일변인 세 수준	2×2 요인설계	2×3 요인설계
참 모형	$y \sim 1 + X1 + (1 Participant) + (1 Item)$	$y \sim 1 + X1 + X2 + (1 Participant) + (1 Item)$	$y \sim 1 + X1 + X2 + X1:X2 + (1 Participant) + (1 Item)$	$y \sim 1 + X1 + X2 + X3 + X1:X2 + X1:X3 + (1 Participant) + (1 Item)$
경쟁 모형 1 (영상관 구조)	$y \sim 1 + X1 + (1 + X1 Participant) + (1 Item)$	$y \sim 1 + X1 + X2 + (1 + X1 + X2 Participant) + (1 Item)$	$y \sim 1 + X1 + X2 + X1:X2 + (1 + X1 + X2 + X1:X2 Participant) + (1 Item)$	$y \sim 1 + X1 + X2 + X3 + X1:X2 + X1:X3 + (1 + X1 + X2 + X1:X2 + X1:X3 Participant) + (1 Item)$
경쟁 모형 2 (상관 구조)	$y \sim 1 + X1 + (1 + X1 Participant) + (1 Item)$	$y \sim 1 + X1 + X2 + (1 + X1 + X2 Participant) + (1 Item)$	$y \sim 1 + X1 + X2 + X1:X2 + (1 + X1 + X2 + X1:X2 Participant) + (1 Item)$	$y \sim 1 + X1 + X2 + X3 + X1:X2 + X1:X3 + (1 + X1 + X2 + X1:X2 + X1:X3 Participant) + (1 Item)$

Power method를 기반으로 한 비정규 자료 생성 절차: R의 lavaan 패키지를 중심으로*

김민주 유소현 김수영†

이화여자대학교 심리학과

실제 자료를 이용할 때 여러 통계 모형의 필수 가정인 정규성 가정을 위배하는 경우가 빈번하게 일어남에 따라 비정규성과 관련한 시뮬레이션의 필요성이 대두되고 있다. 이 과정에서 가장 중요한 것은 연구 목적에 맞는 비정규 자료의 생성인데, 현재 여러 자료 생성 방법들이 제시된 것에 비해 생성 절차에 대하여 구체적으로 논의한 연구는 아직 부족하다. 이에 따라 본 연구에서는 시뮬레이션을 위한 비정규 자료 생성 절차를 단계적으로 보임으로써 연구자가 참고할 수 있는 가이드라인을 제시하고자 한다. 특히 가장 많이 사용되는 자료 생성 방법인 power method를 바탕으로 비정규 자료 생성 절차에 대해 논의하며, 이를 바탕으로 실제 비정규 자료 생성 예시 및 연구자가 활용할 수 있는 코드를 제시함으로써 연구 목적에 맞는 비정규 자료를 생성하는 절차에 대한 이해를 높이고 추후 연구자가 응용할 수 있는 도구를 제공한다.

주요어 : 비정규 자료 생성, power method, 시뮬레이션, R, lavaan

* 이 논문은 2024년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (NRF-2024S1A5C3A03046593).

† 교신저자: 김수영, 이화여자대학교 심리학과, 서울시 서대문구 이화여대길 52
Tel: 02-3277-3792, E-mail: suyoung.kim@ewha.ac.kr



Copyright © 2025, The Korean Psychological Association. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial License(<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

최근 양적 방법론 영역에서는 몬테카를로 (Monte Carlo) 시뮬레이션, 즉 현장에서 실제로 수집된 자료가 아닌 특정 조건을 만족하기 위해 생성된 가상의 자료를 이용하여 모형을 추정하는 연구가 활발히 진행되고 있다. 시뮬레이션 연구의 가장 큰 장점은 특정한 조건 아래에서 모형 추정의 결과를 확인할 수 있다는 것이다. 예를 들어, 어떠한 모형을 추정하기 위한 최소 표본크기의 결정(Kim, 2012; Muthén & Muthén, 2002; Wang et al., 2021), 모형을 잘못 설정하였을 때의 적합도 변화 양상 확인 (Depaoli et al., 2022; Leite & Stapleton, 2011) 등 여러 가지 주제에 대해 연구하는 것이 가능하다. 특히, 사회과학 연구에서 흔히 사용되는 자료들의 경우 확인적 요인분석 모형이나 구조방정식 모형 등의 사용에 필수적인 정규성 가정을 만족하지 못하는 문제가 빈번하게 발생함에 따라(Blanca et al., 2013; Micceri, 1989), 자료의 비정규성이 모형의 추정 (Maydeu-Olivares, 2017; Nevitt & Hancock, 2001) 또는 적합도에 미치는 영향(Brosseau-Liard & Savalei, 2014; Gao et al., 2019)을 탐색하는 연구 역시 함께 발전되었다. 해당 연구들의 경우 시뮬레이션을 진행하기 위해 정규분포를 따르지 않는 자료를 생성하는 것이 중요한데, 지금까지 independent generator(IG) 변환법(IG transformation; Foldnes & Olsson, 2016), copula 접근법(copula approach; Mair et al., 2012)과 같은 다양한 비정규 자료 생성 방법들이 소개된 것에 반해 실질적인 비정규 자료 생성 절차에 대해 구체적으로 논의한 연구는 드물다. 이에 본 연구는 몬테카를로 시뮬레이션을 위한 비정규 자료 생성 과정을 단계별로 설명함으로써 이와 관련한 시뮬레이션을 진행하는 방법론 연구자들에게 가이드라인을 제시하고자 한

다. 특히 최근 가장 많이 사용되고 있는 비정규 자료 생성 방법인 power method(Fleishman, 1978; Headrick, 2002; Vale & Maurelli, 1983)를 중심으로 전반적인 과정을 설명함으로써 양적 방법론 연구자들이 실질적으로 참고할 수 있는 정보를 제공한다.

Power method는 Fleishman(1978)이 처음 제안한 방법으로, 먼저 표준정규분포를 따르는 임의의 변수를 생성한 뒤 해당 변수가 특정 왜도 및 첨도를 갖도록 3차 방정식을 이용하여 해당 변수를 변환한다. 이후 Vale과 Maurelli(1983)는 단변량 자료에 국한되어 있던 Fleishman(1978)의 연구를 다변량 자료로 확장하는 방안에 대해 논의하였으며, Headrick (2002)은 보다 정확한 비정규 자료를 생성할 수 있도록 3차 방정식을 5차 방정식으로 확장하여 이용하였다. 이와 같은 발전 과정을 모두 종합해 보았을 때 power method는 변환식(3차 혹은 5차 방정식)을 이용하여 비정규 자료를 생성하는 방법이라 볼 수 있다. 이 가운데 3차 방정식을 이용하는 power method의 경우 특정 조건을 만족하는 변환식이 여러 개 존재하는 중복도(multiplicity) 문제(Astivia & Zumbo, 2018; Helwig, 2022), 혹은 실제 자료 생성 시 설정한 비정규성 기준보다 낮은 값이 나타나는 하향 편향(downward bias)의 발생(Astivia & Zumbo, 2015; Morgan, 2020)과 같은 단점을 갖고 있음에도 불구하고 그 원리와 과정의 간명성으로 인하여 여러 통계 프로그램에 적용되어 있으며, 전체 비정규 자료 생성 방법 가운데 가장 많이 이용된다. 실제로 power method의 높은 사용성은 비정규성의 정도가 확인적 요인분석 모형의 추정에 미치는 영향을 확인한 Curran 등(1996)과 같은 유명한 연구나 정규성 가정을 요구하지 않는 새로운 CFI

(comparative fit index) 신뢰구간 계산 방법을 제안하고 시뮬레이션을 통해 해당 방법의 유효성을 확인한 Lai(2019)와 같은 최신 연구에서 확인할 수 있다. 뿐만 아니라 3차 방정식을 이용하는 Fleishman(1978) 및 Vale과 Maurelli(1983)의 인용 횟수는 다른 비정규 자료 생성 방법들에 비해 월등히 높은 것으로 나타났다(Astivia & Zumbo, 2018).

이처럼 상대적으로 높은 사용 빈도에도 불구하고 실제로 연구자가 power method를 이용하여 비정규 자료를 생성하는 것은 여전히 쉽지 않다. 그 이유는 power method를 이용하여 비정규 자료를 생성하는 전반적인 절차를 자세히 정리하여 제공한 선행연구가 거의 없기 때문이다. 비정규성과 관련하여 시뮬레이션을 진행한 국외 연구의 경우 자료 생성 방법의 종류만을 언급하거나(Fairchild et al., 2024; Savalei & Falk, 2014; Suh, 2015) 그 원리를 간략하게 설명할 뿐(Astivia & Zumbo, 2015, 2018; Morgan, 2020) 전반적인 생성 절차에 대해 설명한 연구는 찾기 힘들다. 국내 연구 또한 자료 생성 방법의 종류만을 언급하였을 뿐(구남욱, 2014; 이슬 & 장승민, 2014), 사용된 방법의 원리 및 절차에 대한 설명은 포함되어 있지 않다. 비정규 자료의 생성에 실질적인 어려움이 따르는 또 다른 이유는 자료 생성에 이용되는 프로그램의 사용에 대한 정보가 부족한 것이다. 비록 Fairchild 등(2024)이 자료 생성 방법에 따라 사용할 수 있는 프로그램의 종류를 정리하였으나 해당 연구의 경우 실제 사용을 위한 함수 혹은 코드에 대한 구체적인 설명이 부족하다는 한계를 갖는다. 구남욱(2014)은 R 프로그램을 이용하여 비정규 자료를 생성하였다고 언급하였으나 마찬가지로 연구자가 응용할 수 있는 관련 코드나 설명은

존재하지 않는다. 이처럼 비정규 자료 생성과 관련한 정보의 부족은 방법론 연구자들이 power method를 이용하여 시뮬레이션 자료를 생성하는 데에 어려움을 초래한다.

따라서 본 연구는 현재 빈번하게 사용되고 있는 power method를 바탕으로 비정규 자료 생성의 원리 및 절차를 구체적으로 설명함으로써 비정규성 관련 시뮬레이션을 보다 용이하게 진행할 수 있는 가이드라인을 제공하고자 한다. 특히 사회과학 연구에서 많이 사용되는 Mplus(Muthén & Muthén, 1998-2017)와 R(R Core Team, 2024)을 이용해 시뮬레이션 장면에서 연구자가 power method를 직접적으로 이용할 수 있도록 관련 코드 또한 제공할 것이다. 이를 위하여 우선 power method의 기본 개념과 원리를 정리하고 전반적인 자료 생성 절차에 대해 설명한다. 다음으로 R의 lavaan 패키지(Rossee, 2012) 내에 존재하는 비정규 자료 생성 함수와 아규먼트(argument)를 구체적으로 설명함으로써 비정규 자료 생성 방법에 대한 이해를 높인다. 마지막으로 앞서 설명한 일련의 자료 생성 절차 및 관련 코드를 실제 예시를 통해 보임으로써 연구자가 참고할 수 있는 실질적인 도구를 제공한다.

Power method의 이론적 배경

첫 섹션에서는 3차 방정식을 이용하는 power method의 원리를 발전 과정 순으로 설명하고, 이를 이용할 수 있는 lavaan 패키지를 소개한다. 이와 더불어 해당 패키지를 이용할 때 참고해야 할 주의 사항들에 대해 논의한다.

Fleishman(1978)의 단변량 비정규 자료 생성

Fleishman(1978)에 의해 처음 제안된 power method는 표준정규분포를 따르는 자료를 3차 다항식을 이용해 비정규 자료로 변환하는 방법이다. 즉, power method를 이용하기 위해서는 표준정규분포를 따르는 자료를 1차적으로 표집한 뒤 3차 다항식을 이용해 해당 자료를 변환해야 한다. 변환 과정에 사용되는 식으로 인해 해당 방법은 3차 다항식 변환법(third-order polynomial transformation)이라고도 불리며, 자료 변환에 사용되는 3차 다항식은 다음과 같다.

$$Y = a + bX + cX^2 + dX^3 \quad (1)$$

위 식에서 X 는 표준정규분포를 따르는 임의의 표집된 변수, Y 는 연구자가 얻게 될 특정 왜도 및 첨도를 갖는 변수, a, b, c, d 는 변수 Y 의 왜도 및 첨도를 조절하는 다항식의 계수이다. 연구자가 얻고자 하는 변수 Y 는 표준정규분포를 따르는 변수 X 와 다항식의 계수들에 의해 정의되며 다항식의 계수값에 따라 자료의 비정규성 정도는 달라진다. 즉, 연구자가 설정한 왜도와 첨도를 만족하는 자료가 생성되도록 3차 다항식의 계수를 올바르게 설정하는 것이 power method의 핵심이라고 할 수 있다.

식 1의 계수는 변수 Y 의 정의된 평균, 분산, 왜도 및 첨도를 다항식의 계수를 이용하여 표현함으로써 산출될 수 있다. 이 과정에서 평균, 분산, 왜도, 첨도와 관련된 변수 Y 의 1차 적률($E(Y)$), 2차 적률($E(Y^2)$), 3차 적률($E(Y^3)$), 4차 적률($E(Y^4)$)이 이용된다.

변수 Y 의 1차부터 4차 적률을 각각 0, 1, γ_1 , γ_2 , 즉 변수 Y 의 평균을 0, 분산을 1, 왜도를 γ_1 , 첨도를 γ_2 로 설정했을 때 이들은 다항식의 계수를 통해 다음과 같이 정리될 수 있다.

$$a + c = 0 \quad (2)$$

$$b^2 + 6bd + 2c^2 + 15d^2 = 1 \quad (3)$$

$$2c(b^2 + 24bd + 105d^2 + 2) = \gamma_1 \quad (4)$$

$$24(bd + c^2[1 + b^2 + 28bd] + d^2[12 + 48bd + 141c^2 + 225d^2]) = \gamma_2 \quad (5)$$

식 2부터 5는 순서대로 변수 Y 의 평균, 분산, 왜도, 첨도를 다항식의 계수를 통해 표현한 것으로, 식 1의 계수들은 식 2부터 5까지의 비선형 연립방정식을 만족하는 해를 구함으로써 결정된다. 다시 말해, Fleishman(1978)의 방법은 식 1을 통해 정의된 변수 Y 의 기술통계치가 특정 값을 만족하도록 하는 다항식의 계수를 확인하고 이를 이용하여 비정규 자료를 생성해 내는 방법이라 할 수 있다.

Vale과 Maurelli(1983)의 다변량 확장

Fleishman(1978)이 제안한 비정규 자료 생성 방법은 자료 변환의 원리가 기술통계치의 계산 공식에 기반하고 있어 그 과정을 직관적으로 이해할 수 있다는 장점이 존재하지만, 단변량 비정규 자료만을 생성할 수 있다는 단점을 갖는다. 일반적인 시뮬레이션 연구에서는 모형에 기반하여 변수들 간의 관계를 상정한

다변량 비정규 자료를 이용하므로, Vale과 Maurelli(1983)는 이러한 Fleishman(1978)의 단점을 극복하고자 해당 방법을 다변량 장면으로 확장하는 방안을 제안하였다.

3차 다항식 변환법을 이용하여 다변량 자료를 생성하는 경우에 연구자는 설정한 변수 간의 관계가 상정된 변수 X 들을 표집한 뒤 식 1을 이용해 각 변수를 변환한다. 하지만 이와 같은 방법을 사용하게 되면, 변환 전에 설정한 변수들 간의 관계, 즉 상관계수(또는 공분산) 값이 변환 후에도 동일하게 유지되지 않는다는 문제가 발생한다. 이와 같은 문제를 해결하기 위해 Vale과 Maurelli(1983)는 중간상관행렬(intermediate correlation matrix)이라는 개념을 도입하였는데, 이는 자료 변환 후에도 변수들 간의 관계가 달라지지 않도록 조정하는 행렬을 의미한다. 설명을 위해 표준정규분포를 따르는 X_1 과 X_2 를 이용하여 변수들 간의 상관계수가 $r_{Y_1Y_2}$ 이면서 각 변수의 평균이 0, 분산은 1, 왜도는 γ_1 , 첨도는 γ_2 인 변수 Y_1 과 Y_2 를 생성한다고 가정한다. 이를 바탕으로 변수 Y_1 과 Y_2 는 다음과 같이 정의될 수 있다.

$$Y_1 = \mathbf{w}_1' \mathbf{x}_1 = [a_1 \ b_1 \ c_1 \ d_1] \begin{bmatrix} 1 \\ X_1 \\ X_1^2 \\ X_1^3 \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$Y_2 = \mathbf{w}_2' \mathbf{x}_2 = [a_2 \ b_2 \ c_2 \ d_2] \begin{bmatrix} 1 \\ X_2 \\ X_2^2 \\ X_2^3 \end{bmatrix} \quad (7)$$

위 식에서 벡터 \mathbf{x}_1 과 \mathbf{x}_2 는 각각 변수 X_1 과 X_2 로 구성되어 있으며, 벡터 \mathbf{w}_1 과 \mathbf{w}_2 는 각각 변수 Y_1 과 Y_2 의 비정규성을 조절하는 3차 방정식의 가중치(polynomial weights), 즉 계수를 의미한다. 변수 Y_1 과 Y_2 는 표준화되어 있으므로, 두 변수 간 상관계수는 두 변수의 곱의 평균(expected cross product)과 동일하며 다음과 같이 정리될 수 있다.

$$r_{Y_1Y_2} = E(Y_1 Y_2) = E(\mathbf{w}_1' \mathbf{x}_1 \mathbf{x}_2' \mathbf{w}_2) \quad (8)$$

이때 벡터 \mathbf{x}_1 과 \mathbf{x}_2 를 구성하는 변수 X_1 과 X_2 는 표준정규분포를 따르므로 $E(\mathbf{x}_1 \mathbf{x}_2')$ 은 변수 X_1 과 X_2 간의 상관계수인 $r_{X_1X_2}$ 로 이루어진 상관행렬 \mathbf{R} 로 정의될 수 있으며 다음과 같이 정리된다.

$$E(\mathbf{x}_1 \mathbf{x}_2') = \mathbf{R} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & r_{X_1X_2} & 0 & 3r_{X_1X_2} \\ 1 & 0 & 2r_{X_1X_2}^2 + 1 & 0 \\ 0 & 3r_{X_1X_2} & 0 & 6r_{X_1X_2}^3 + 9r_{X_1X_2} \end{bmatrix} \quad (9)$$

가중치 \mathbf{w}_1 과 \mathbf{w}_2 의 경우 상수로 이루어져 있으므로, 식 9를 이용하여 식 8을 다음과 같이 풀어 쓸 수 있다.

$$r_{Y_1Y_2} = [a_1 \ b_1 \ c_1 \ d_1] \times \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & r_{X_1X_2} & 0 & 3r_{X_1X_2} \\ 1 & 0 & 2r_{X_1X_2}^2 + 1 & 0 \\ 0 & 3r_{X_1X_2} & 0 & 6r_{X_1X_2}^3 + 9r_{X_1X_2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_2 \\ b_2 \\ c_2 \\ d_2 \end{bmatrix} \quad (10)$$

$a_1 = -c_1$ 과 $a_2 = -c_2$ (식 2 참조)를 바탕으로 $r_{Y_1Y_2}$ 는 다항식의 계수와 $r_{X_1X_2}$ 를 통해 최종적으로 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$r_{Y_1Y_2} = r_{X_1X_2}(b_1b_2 + 3b_1d_2 + 3b_2d_1 + 9d_1d_2) + r_{X_1X_2}^2(2c_1c_2) + r_{X_1X_2}^3(6d_1d_2) \quad (11)$$

정리하면, Vale과 Maurelli(1983)의 방법은 식 1을 통해 자료를 변환하더라도 $r_{Y_1Y_2}$ 가 사전에 설정한 값으로 유지되도록 하는 중간상관계수(intermediate correlation) $r_{X_1X_2}$ 로 구성된 중간상관행렬 R 과 다항식의 계수들(즉, w_1 과 w_2)을 찾음으로써 연구자가 원하는 다변량 비정규 자료를 생성한다. 즉, 이 방법은 자료의 비정규성에 대한 정보만을 포함하였던 비선형 연립방정식에 변수들 간의 관계에 대한 정보를 추가함으로써 power method의 사용성을 다변량 자료로 확장시켰다고 볼 수 있다.

power method를 이용할 수 있는 lavaan 패키지

3차 방정식을 이용하는 power method의 핵심은 연구자가 설정한 비정규성 조건을 만족하도록 하는 방정식의 계수와 생성된 변수들 간의 관계를 만족하는 원변수들 간의 상관계수(즉, $r_{X_1X_2}$)를 확인하는 것이다. 비선형 연립방정식(식 2, 3, 4, 5, 11 참고)을 설정하고 이들의 해를 산출하는 일련의 과정은 연구자가 직접 실시하거나 혹은 통계 프로그램을 이용해 자동으로 수행할 수 있으며, 이후 식 1을 통해 비정규 자료를 생성하게 된다. 현재 여

러 통계 프로그램 가운데 R의 경우 비선형 연립방정식의 해를 확인할 수 있는 패키지(Demirtas et al., 2021)부터 실제 비정규 자료를 생성하는 패키지(Fialkowski, 2018)까지 power method와 관련된 다양한 패키지들을 연구자의 필요에 따라 선택하여 이용할 수 있다는 장점이 있다. 특히 사회과학 영역에서 많이 사용되는 R의 lavaan 패키지는 power method를 이용한 자료 생성에 있어서 다른 패키지 및 프로그램들과 차별되는 몇 가지 강점을 갖는다. 첫째, 구조방정식 모형이나 잠재성장모형과 같은 구조방정식의 틀에서 표현되는 다양한 모형들을 바탕으로 비정규 자료를 생성할 수 있다. 다시 말해, 모형에 대한 정보가 존재하지 않는 다변량 자료만을 생성할 수 있는 다른 패키지들과 달리 lavaan 패키지를 이용하면 연구자가 설정한 연구 모형의 모수에 대한 정보와 비정규성 기준을 동시에 반영하는 자료를 생성할 수 있다. 둘째, R의 특징을 기반으로 필요에 따라 다른 패키지들의 기능을 결합하여 사용하는 것이 가능하다. 즉, lavaan 패키지가 지원하지 않는 추가적인 기능이 필요할 경우 해당 기능을 지원하는 다른 패키지들을 불러들여 보완할 수 있다. 연구자는 이러한 장점을 이용하여 단순히 비정규 자료를 생성하는 것에 그치지 않고 추가적인 함수를 이용해 자료의 저장 및 정리와 같은 작업들을 동시에 실시함으로써 자료 생성과 사용의 편의성을 높일 수 있다. 셋째, R과 함께 사회과학 영역에서 많이 사용되는 Mplus와 연동하여 응용하는 것이 가능하다. 사회과학 통계 모형의 시뮬레이션 연구에서 많이 사용되는 Mplus에는 power method가 내장되어 있지 않으므로 power method를 이용한 비정규 자료 생성이 불가능하다. 이에 따라 Mplus에서 power

method를 이용한 시뮬레이션을 실시하기 위해서는 다른 프로그램을 이용하여 비정규 자료를 생성한 후 이를 바탕으로 Mplus의 외부 시뮬레이션(external simulation)을 실행하는 것이 필요하다. lavaan 패키지는 앞서 언급한 장점들을 바탕으로 비정규 자료뿐만 아니라 Mplus의 외부 시뮬레이션을 실시하기 위한 추가적인 정보들 또한 쉽게 생성 가능하다. 이에 따라 lavaan 패키지는 구조방정식 모형을 이용하여 비정규성 시뮬레이션을 실시하고자 하는 연구자들에게 보다 실용적인 도구로 사용될 수 있다.

이와 같은 장점에도 불구하고, 실제로 lavaan 패키지를 이용하여 비정규성 자료를 생성하는 절차를 상세히 서술한 연구는 매우 부족하다. 이는 시뮬레이션 상황에서 비정규 자료 생성 절차에 대한 전반적인 설명이나 코드 예시 등 연구자가 실질적으로 필요로 하는 정보들을 쉽게 얻을 수 없음을 의미한다. 자료 생성 절차에 대한 전반적인 설명의 부재는 연구자가 어떠한 순서로 자료를 생성해야 하는지 알기 힘든 문제를 초래할 수 있으며, 코드와 같은 실질적인 도구의 부재는 연구자가 비정규 자료 생성의 원리를 이해했다더라도 실제 해당 방법의 사용을 어렵게 한다. 특히 power method를 이용하기 위해 lavaan 패키지를 사용할 경우 자칫 잘못하면 연구자가 원하는 정확한 비정규 자료를 생성하지 못하는 문제가 생길 수 있으므로 주의해야 한다.

먼저, lavaan 패키지의 자료 생성 함수는 단 하나의 자료 세트만을 생성하기 때문에, 시뮬레이션 조건에 맞는 개수의 자료 세트를 생성하기 위해서는 해당 함수를 반복 수행하도록 코드를 추가 작성해야 한다. 이 과정에서 함수의 특정 아규먼트를 제대로 설정하지 않을

경우 생성된 모든 자료가 동일한 정보를 갖는, 즉 여러 개의 동일한 자료 세트가 생성되는 문제가 발생해 시뮬레이션에서 이용할 수 없다. 이와 더불어 함수를 반복 수행하도록 코드를 작성할 때 자료를 생성하면서 동시에 이를 외부 파일로 저장하고, 저장된 파일명에 대한 정보를 한 번에 정리할 수 있도록 해야 한다. 이는 자료가 의도대로 정확하게 생성되었는지 확인하는 과정에 필요할 뿐만 아니라, 확인 후 해당 자료를 이용하여 시뮬레이션을 실시하는 과정에도 사용되기 때문이다. 즉, 비정규 자료를 생성하면서 동시에 그 결과물로부터 파생된 여러 개의 추가 자료를 함께 사용할 수 있도록 코드를 생성해야만 생성된 자료의 질을 확인하고 Mplus에서 외부 시뮬레이션을 실시할 수 있다. 따라서 본 연구는 다음 섹션에서 이와 같은 주의사항들을 고려하면서 lavaan 패키지를 통해 비정규 자료를 생성하는 절차에 대해 구체적으로 설명한다.

lavaan 패키지를 이용한 비정규 자료 생성

이번 섹션에서는 시뮬레이션에 사용되는 비정규 자료의 생성 절차 전반을 설명하고, 각 단계에서 실행해야 하는 내용들을 구체적으로 제시한다. 특히 lavaan 패키지와 Mplus를 이용하는 단계의 함수와 코드를 자세히 설명함으로써 연구자가 lavaan 패키지를 통해 비정규 자료를 생성하는 데 있어 필수적으로 인지하고 있어야 하는 내용을 논의한다.¹⁾

1) 본 연구는 방법론 연구자들을 대상으로 하는 만큼, R과 Mplus에 대한 배경지식을 갖고 있음을 가정하였다. 만약 R의 설치부터 실행과 같은 R

전반적인 시뮬레이션 자료 생성 과정

정규성 가정이 위배된 상황에서 시뮬레이션을 진행하고자 할 때 자료는 크게 세 단계를 통해 생성된다. 첫 번째 단계에서는 연구 모형의 특성 및 비정규성의 기준을 설정하며 생성될 자료의 조건을 결정한다. 두 번째 단계에서는 power method를 이용해 이전 단계에서 설정한 조건을 만족하는 자료를 생성한다. 마지막 단계에서는 두 가지 기준을 통해 생성된 자료가 조건을 정확하게 만족하는지 확인한다.

Step 1: 연구 모형 및 비정규성 기준 설정

첫 번째 단계에서는 연구 목적에 맞는 모형과 비정규성의 기준을 설정한다. 예를 들어, 연구자가 확인적 요인분석 모형을 연구 모형으로 설정했을 경우, 요인의 개수, 요인 간 상관, 요인당 지표변수의 개수, 오차 간 상관 등 세부적인 모형의 특성을 결정한다. 이와 같은 특성들은 선행연구를 참고하거나 혹은 연구 목적에 맞게 연구자가 직접 설정할 수 있다. 자료의 비정규성 기준, 즉 변수의 왜도 및 첨도 또한 선행연구를 바탕으로 결정할 수 있다. 일반적으로는 Curran 등(1996)이 제안한 비정규성 기준(왜도와 첨도의 절대값이 각각 2와 7 이상)을 이용하지만 연구 목적에 따라 다른 기준을 사용하는 것 역시 가능하다(Lai, 2018). 이와 같이 첫 번째 단계에서 설정되는 내용은 연구의 목적에 따라 달라지며, 본론의 마지막 부분에서 예시와 함께 더욱 자세하게 설명한다.

프로그램에 대한 기본적인 이해가 필요한 경우 김수영(2019)을 참고할 수 있으며, Mplus의 input 파일을 작성하는 방법에 대한 정보가 필요한 경우에는 김수영(2016)을 참고할 수 있다.

Step 2: lavaan 패키지를 이용한 자료 생성

두 번째 단계인 비정규 자료 생성 단계는 연구자가 선택한 방법과 프로그램을 이용하여 실제로 비정규 자료를 생성한다. 본 연구에서는 R의 lavaan 패키지에서 power method를 기반으로 작동하는 자료 생성 함수의 이용 방법을 구체적으로 설명한다. 자료 생성을 위해서는 우선 R 프로그램과 함께 lavaan 패키지가 설치되어 있어야 하는데, R에서 패키지를 다운로드하는 함수는 `install.packages()`로 설치하고자 하는 패키지명을 괄호 안에 ""를 포함하여 작성함으로써 해당 패키지를 다운로드할 수 있다. 다운로드한 패키지는 `library()` 함수를 통해 설치될 수 있으며, 이때는 ""를 이용하지 않고 패키지명만을 기재해야 한다. 만약 이용하고자 하는 패키지가 이미 다운로드 되어 있는 경우, `library()` 함수만을 실행하여 패키지를 설치한다. 패키지와 관련한 사전작업이 완료되면 생성된 자료가 저장될 작업 경로를 설정해야 한다. 현재 설정되어 있는 작업 경로는 `getwd()`를 통해 확인할 수 있으며, 작업 경로의 변경은 `setwd()` 함수의 괄호 안에 연구자가 원하는 세부 경로를 지정함으로써 가능하다. 일련의 과정이 완료되었다면 lavaan 패키지를 이용한 비정규 자료 생성의 기초 작업은 끝났다고 볼 수 있다.

다음으로, 연구자가 설정한 연구 모형과 모수를 자료에 반영하기 위해서는 연구 모형에 대한 정보를 R 환경에서 하나의 객체(object)로 지정하고 이를 자료 생성 과정에 이용해야 한다. lavaan 패키지는 구조방정식의 틀에서 모형을 표현할 수 있는 4가지의 모형 문법을 제공하는데, 먼저 ‘`=~`’는 관찰변수를 이용하여 잠재변수를 측정할 때 사용되는 표현으로 Mplus의 ‘`by`’와 의미 및 기능이 동일하다. ‘`~~`’는

변수들의 분산 및 공분산을 측정할 때 사용되며 Mplus의 ‘with’와 동일하다. ‘~’는 회귀모형을 규정할 때 이용되며 Mplus의 ‘on’와 동일하다. 마지막으로 ‘~1’은 절편을 추정하고자 할 때 사용되는 문법으로, Mplus의 ‘[]’와 동일하다. 만약 연구자가 확인적 요인분석 모형을 바탕으로 시뮬레이션을 진행하고자 한다면 ‘=~’를 이용하여 잠재변수를 표현하고, ‘~~’를 이용하여 요인 간 분산 및 공분산과 지표 변수의 오차분산을 표현할 수 있다. 이와 같은 lavaan 패키지의 모형 문법을 통해 연구자는 연구 모형에 대한 정보를 목적에 맞게 설정한 뒤, 이를 특정 이름의 객체로 저장한 후 자료 생성 함수의 아규먼트로 사용한다.

lavaan 패키지에 내장된 여러 함수 가운데 시뮬레이션 자료를 생성하는 함수는 simulateData()로, 연구자는 이를 이용해 앞서 객체로 저장한 모형에 대한 정보를 바탕으로 정규분포를 따르는 자료, 또는 정규분포를 따르지 않는 비정규 자료를 생성할 수 있다. simulateData() 함수를 사용하기 위해 정의해야 하는 주요 아규먼트 가운데 ‘model’은 자료 생성의 바탕이 되는 연구 모형을 의미하며, 앞서 설정한 연구 모형의 객체를 그 값으로 지정한다. 이를 통해 simulateData() 함수는 연구 모형에서 설정한 변수들 간의 관계가 반영된 자료를 생성하게 된다. ‘model.type’은 연구자가 설정한 모형의 종류를 의미하며, 확인적 요인 분석 모형을 의미하는 ‘cfa’, 구조방정식 모형을 의미하는 ‘sem’, 잠재성장모형을 의미하는 ‘growth’ 총 세 가지 유형을 선택할 수 있다. ‘meanstructure’는 평균 구조의 포함 여부를 의미하는데, 전통적인 구조방정식의 경우 이를 포함하지 않는 것이 일반적이거나 잠재성장모형에는 필수적으로 포함된다. ‘std.lv’는 잠재변수

들의 분산을 1로 고정함으로써 변수들을 표준화하는 것을 의미하며, ‘sample.nobs’는 생성될 자료의 표본크기를 의미한다. ‘skewness’와 ‘kurtosis’는 생성될 자료의 왜도 및 첨도, 즉 자료의 비정규성을 설정하는 핵심 아규먼트로, 각 아규먼트를 특정한 값으로 고정하면 연구 모형에 대하여 설정한 모든 조건을 만족하는 비정규 자료를 생성할 수 있다. 만약 해당 아규먼트들의 값을 설정하지 않을 경우 simulateData()는 연구 모형에 대하여 설정한 조건들을 만족하면서 정규분포를 따르는 자료를 생성한다. 마지막으로 ‘seed’는 난수 생성 공식에 사용되는 시작값으로, 어떠한 값으로 설정하는지에 따라 생성된 자료는 달라진다. 반대로 다른 모든 조건이 동일하다는 가정하에 ‘seed’ 또한 같은 값이 입력될 경우 정확히 동일한 자료가 생성된다. 이러한 특징을 이용하여 ‘seed’는 동일한 자료를 생성한 뒤 결과를 확인하고자 할 때 사용될 수 있다. 그림 1은 비정규 자료 생성의 기초 작업부터 simulateData() 함수의 사용까지의 과정을 실제 코드로 나타낸 것으로, 해당 코드에 사용된 경로 등은 본 연구자가 예시를 위해 적용한 값이다.

일반적으로 시뮬레이션 연구를 진행하기 위해서는 여러 세트의 자료를 생성해야 하지만, simulateData() 함수는 단 하나의 자료 세트만을 제공한다. 이는 해당 함수의 아규먼트 중 replication, 즉 생성할 자료 세트의 개수에 대한 아규먼트가 존재하지 않기 때문이다. 이에 따라 다수의 자료 세트를 생성하기 위해서는 ‘for’문을 이용하여 simulateData() 함수를 원하는 자료 세트의 수만큼 반복 수행해야 한다.²⁾

2) R에서 사용되는 반복문에는 크게 ‘for’문, ‘while’문, ‘repeat’문이 있다. 연구자는 사용 목적에 맞는

```
>install.packages("lavaan")
>library(lavaan)

>getwd()
[1] "C:/Users/kmj93/OneDrive/문서"
>setwd("C:/Users/kmj93/Desktop")

>simulateData(model= , model.type= ,
meanstructure= , std.lv= , sample.nobs= ,
skewness= , kurtosis= , seed= )
```

그림 1. lavaan 패키지를 이용하기 위한 사전작업, 작업 경로 설정 및 비정규 자료 생성 함수 코드 예시

‘for’문은 1부터 연구자가 직접 설정하는 횟수 n 까지 { } 내에 i 가 포함된 코드를 반복하여 실시하도록 하는 명령문이다. 다시 말해, ‘for’문의 { } 내에 simulateData() 함수 내용을 작성하면 연구자가 지정한 반복 횟수 n 번 만큼 해당 함수를 반복 수행하여 n 개의 자료 세트를 생성하게 된다. ‘for’문의 장점은 반복 수행 과정에서 자료의 생성과 저장을 동시에 할 수 있다는 것으로, 원하는 개수의 자료를 생성하면서 동시에 자료를 외부 파일로 저장하고 이 저장된 파일들의 이름에 대한 정보가 담긴 또 하나의 파일을 생성하는 것이 가능하다. 다만 자료 생성 함수를 실행하기에 앞서, 생성될 자료와 파일명이 저장될 빈 공간(리스트)을 만들고 반복 수행 횟수를 하나의 객체로 지정하는 작업이 우선되어야 한다. 객체의 이름은

반복문을 선택해야 하며, 각 반복문은 다음과 같은 특징을 갖는다. ‘for’문은 반복 횟수를 지정함으로써 해당 횟수만큼 함수를 반복 수행하며, ‘while’문은 연구자가 설정한 조건을 만족하는 동안 함수를 반복 수행한다. ‘repeat’문은 ‘if’나 ‘break’를 이용하여 특정 조건을 만족할 때까지 함수를 반복 수행한다. 본 연구에서는 연구자가 필요한 자료 세트의 개수만큼 함수를 반복하는 것이 필요하므로 ‘for’문을 이용하였다.

```
>data<-list() #자료를 저장할 빈 리스트 생성
>file_list<-list() #생성된 모든 자료 파일명을 저장할 빈 리스트 생성
>n_replication<- #실시하고자 하는 replication 횟수
>seed=1234 #난수 생성 시작값

>for(i in 1:n_replication) {
#연구자가 설정한 조건에 맞는 자료 생성
data<-simulateData(model= , model.type= ,
meanstructure= , std.lv= , sample.nobs= ,
skewness= , kurtosis= )
#파일명 설정
file_names<-paste0("filename",i,".csv")
#csv 파일로 자료 저장
write.table(x=data, file=file_names,
row.names=FALSE, col.names=FALSE,
quote=FALSE)
#모든 파일명 통합
file_list<-rbind(file_list, file_names)
}

>write.table(file_list,file="data_list.csv",
row.names=FALSE, col.names=FALSE)
```

그림 2. lavaan 패키지의 simulateData() 함수 반복 수행 코드 예시

연구자가 원하는 대로 설정할 수 있으며, 본 예시에서는 그림 2에 서술된 바와 같이 n_replication으로 지정하였다. 덧붙여, 자료의 확인이 필요할 때에는 함수 내부의 아규먼트가 아닌 ‘for’문 시작 전에 난수 생성 시작 값을 지정해야 한다. 이는 이전 섹션에서 언급하였듯이 seed 값을 아규먼트로 설정한 후 반복문을 실시하면, 함수가 수행될 때마다 난수 생성이 다시 처음부터 실시되므로 결국 동일한 자료 세트가 반복 횟수만큼 생성되는 문제가 발생하기 때문이다.

다음으로 ‘for’문을 이용하여 1부터 설정한 n_replication 횟수만큼 { }내에 작성한 simulateData()를 반복 수행한다. 회차마다 생성된 자료는 사전에 설정한 data라는 빈 리스트

에 저장된다. 그 후 생성된 자료를 파일로 저장하기 위해 먼저 `paste0()` 함수를 사용하여 파일명을 설정한다. R에 내장되어 있는 `paste0()` 함수는 설정한 아규먼트들을 띄어쓰기 없이 하나로 통합하는 함수로, 그림 2의 코드에서는 “filename”(파일명)과 “i”(실시 회차), 그리고 “.csv”(확장자명)를 하나로 통합한다. 해당 함수를 이용해 각 회차별 파일명은 ‘filename*i*.csv’의 형식으로 저장된다. 이후 내장함수인 `write.table()` 함수를 이용하여 생성된 자료를 앞서 설정한 파일명으로 저장한다. 해당 함수는 자료를 파일로 저장할 때 사용되는 함수로, 해당 함수의 아규먼트 가운데 ‘x’는 저장할 자료를, ‘file’은 자료파일의 이름을 의미한다. ‘row.names’는 행 이름의 포함 여부, ‘col.names’는 열 이름의 포함 여부를 의미하는데, `simulateData()` 함수에서 해당 내용에 대해 따로 지정하지 않았으므로 모두 FALSE로 지정한다. ‘quote’는 자료의 각 값에 큰따옴표를 설정할지의 여부를 의미하며 이용하지 않는 기능이므로 FALSE로 설정한다. 그 후 설정한 파일명은 기존 객체에 행을 추가하는 `rbind()` 함수를 이용하여 `file_list` 객체에 누적하여 저장된다. 회차가 끝날 때마다 생성되는 모든 자료 파일은 사전에 `setwd()`를 이용하여 설정한 작업 경로(혹은 설정하지 않았을 경우 `getwd()`를 통해 확인한 작업 경로)에 저장된다. 모든 회차가 완료된 후에는 작업 경로에 설정한 반복 횟수만큼의 자료 세트가 생성되며, `file_list` 객체에는 저장된 모든 파일명이 포함되어 있다. 파일명에 대한 정보 또한 외부 파일로 저장해야 Mplus에서 이용할 수 있으므로 `write.table()` 함수를 이용하여 작업 경로에 저장한다. 해당 함수의 아규먼트에 대한 설명은 앞과 동일하다.

Step 3: 자료 평가

lavaan 패키지를 이용해 생성된 비정규 자료는 두 가지 기준을 통해 자료가 정확하게 생성되었는지 평가할 수 있다. 첫 번째는 생성된 자료를 이용해 모형을 추정함으로써 모형 추정치가 모형 모수(model parameter) 값과 일치하는지 확인하는 것이며, 두 번째는 변수들의 왜도 및 첨도를 확인해 연구자가 사전에 설정한 비정규성 기준을 만족하는지 확인하는 것이다. 만일 생성된 자료가 두 가지 기준을 모두 만족한다면 올바른 자료가 생성되었다고 판단할 수 있으며, 이를 이용해 시뮬레이션을 진행할 수 있다.

모형 추정치와 모수의 비교. 설정한 모수가 자료에 정확히 반영되어 있는지 확인하기 위해서는 모형 추정치를 확인해야 한다. 이는 새롭게 생성된 비정규 자료에 대하여 Mplus의 외부 시뮬레이션 기능을 이용해 모형을 추정함으로써 확인할 수 있다. 일반적으로 모형을 추정하기 위해 사용되는 Mplus의 input 명령어에서 VARIABLE, ANALYSIS, MODEL, OUTPUT 등의 커맨드는 연구자가 설정한 모형 및 추정 방법에 맞춰 작성한다. 그다음 DATA 커맨드만 그림 3과 같이 작성하면 새롭게 생성된 자료들을 전부 이용하여 모형을 추정할 수 있다.

```
DATA: FILE IS 'data_list.csv';
      TYPE IS monteCarlo;
```

그림 3. Mplus 외부 시뮬레이션 실시를 위한 선택스 예시

위의 DATA 커맨드의 FILE 값으로 설정된 ‘data_list.csv’, 즉 데이터 파일은 생성된 모든 자료 세트의 파일명에 대한 정보를 포함하고

있어야 한다. 또한, 해당 파일은 생성된 자료 파일과 동일한 경로에 저장되어 있어야 한다. 다음으로 TYPE 값은 ‘montecarlo’로 설정함으로써 Mplus의 외부 시뮬레이션을 실시할 수 있다. 이와 같이 작성된 input 파일을 실행하면 생성된 모든 비정규 자료 세트를 이용하여 추정된 모형 모수 추정치들의 평균 및 관련 준거(criteria)에 대한 정보를 output 파일로 얻을 수 있다. 해당 내용은 자료의 평가뿐 아니라 이후 자료의 분석 단계에서도 동일하게 사용된다.

자료의 왜도 및 첨도 확인. 모형 추정에 사용되는 Mplus의 경우 시뮬레이션에서 변수의 일변량 왜도 및 첨도에 대한 정보를 제공하지 않으므로, 자료의 비정규성을 확인하기 위해 R을 이용한다. 이는 생성한 모든 자료에 대하여 변수의 왜도 및 첨도를 앞서 언급한 ‘for’문을 이용하여 쉽게 확인할 수 있기 때문이다. 해당 작업을 위해 작업 경로는 자료가 저장되어 있는 경로로 설정되어야 한다. 이는 저장된 자료를 R의 환경으로 불러온 후 작업해야 하기 때문이다. 변수들의 왜도 및 첨도를 확인하기 위해서는 psych 패키지(Revelle, 2024)의 describe() 함수가 필요하다. 만일 해당 패키지가 다운로드 되어있지 않은 경우 install.packages()와 library()를 이용하여 해당 패키지를 설치한다. 이후 기술통계치를 확인하기 전에 필요한 객체들을 우선 설정하며, 코드는 그림 4와 같다.

앞의 자료 생성 단계에서 변수명을 자료 내에 포함하지 않았으므로, 추후 구분을 위해 먼저 변수명을 지정한다. c() 함수는 괄호 안에 작성한 내용을 이용하여 벡터를 생성하는 함수로, 사용할 변수 이름을 “” 안에 작성한다.

```
# 변수 이름 작성
>variable_names<-c()
# 빈 리스트 생성
>lavaan_stats<-list()
```

그림 4. psych 패키지의 describe() 함수를 이용해 기술통계치를 확인하기 위한 객체 설정 예시

예를 들어 y_1 부터 y_3 까지 3개의 변수를 생성했다면, c(“y1”, “y2”, “y3”)와 같이 작성함으로써 각 변수들의 이름을 설정할 수 있다. 다음으로 자료별로 확인한 기술통계치 결과를 저장할 빈 리스트를 생성한다. 마지막으로, 설정한 반복 횟수만큼(n_replication) 저장된 자료를 불러오고, 각 자료마다 왜도 및 첨도를 포함한 기술통계치를 계산한 후 이들을 누적하여 하나의 파일로 저장하도록 그림 5와 같이 코드를 작성한다. 불러올 파일명은 paste0()를 이용해 설정하며, 이는 앞서 지정한 자료 파일명에 따라 내용이 달라진다. 이후 read.table() 함수를 이용하여 파일을 불러오고, 이를 ‘dat’이라는 이름의 객체로 지정한다. 이때 설정하는 아규먼트 값 중 ‘header’는 파일 내 변수명에 대한 정보 유무를 나타내며, 변수명이 포함되어 있지 않을 경우 FALSE로 설정한다. 자료에 변수명에 대한 정보가 없을 경우 names()를 이용하여 해당 자료의 변수명을 설정할 수 있다. names()는 괄호 안에 지정한 자료의 변수명을 확인하는 함수로, 이를 기존에 설정한 변수명 객체로 대체하여 변수명을 변경할 수 있다. 다음으로, psych 패키지에서 제공하는 describe() 함수를 통해 불러온 자료 객체, 즉 dat의 기술통계치를 계산하고 그 결과물을 ‘stats’라는 이름의 객체에 저장한다. R에서 \$는 특정 열을 지정하는 기호로, 추후 결과를 확인할 때 혼동을 피하기 위해 describe() 결과에

```
#자료별 변수의 기술통계치 확인
>for (i in 1:n_replication) {
  #볼러올 파일명 설정
  file_path<-paste0("filename",i,".csv")
  #자료 읽기
  dat<-read.table(file_path, header=FALSE)
  names(dat)<-variable_names
  # 각 변수에 대한 기술통계치 계산
  stats <- describe(dat)
  # vars 열의 값을 변수명으로 대체
  stats$vars <- variable_names
  # 파일 번호를 추가
  stats$file_index <- i
  # 결과를 누적
  lavaan_stats <- c(lavaan_stats, list(stats))
}
```

그림 5. psych 패키지의 describe() 함수를 이용하여 생성한 모든 데이터의 기술통계치를 확인하는 코드 예시

서 제공되는 ‘vars’열을 사전에 설정해 둔 변수명 벡터로 대체한다. 이후 몇 번째 파일에 대한 기술통계치 결과인지 구분하기 위해 파일 번호를 추가한다. 마지막으로 모든 자료 파일에 대한 기술통계치 결과를 누적하여 저장한다. 이는 사전에 생성한 객체(즉, lavaan_stats)에 결과가 저장된 객체(즉, stats)를 병합함으로써 가능해진다. 이를 위해서는 두 객체의 자료 구조가 통일되어야 하므로 list() 함수를 이용해 stats 객체의 자료 구조를 리스트로 변환한다. 그다음 c() 함수를 이용하여 두 객체를 병합한다.

사전에 지정한 반복 횟수만큼 코드가 실행되면, 연구자는 모든 자료에 대한 기술통계치 결과가 통합 저장된 lavaan_stats 객체를 얻게 된다. 연구자는 R에서 describe() 함수를 이용하거나, 해당 객체를 외부 파일로 저장한 후 SPSS와 같은 다른 프로그램을 이용함으로써 변수별 평균 왜도 및 첨도를 계산할 수 있다. R 외의 프로그램을 이용하기 위해 기술통계치

```
# 결과를 데이터 프레임으로 변환
>lavaan_stats_df <- do.call(rbind,
lavaan_stats)
# 결과를 파일로 저장
>write.csv(lavaan_stats_df, "lavaan_stats.csv",
row.names = FALSE)
```

그림 6. 생성한 자료 파일들을 이용하여 계산한 모든 변수들의 왜도 및 첨도의 평균을 확인하기 위해 기술통계치 결과를 외부 파일로 저장하는 코드 예시

결과를 외부 파일로 저장하는 코드는 그림 6과 같다. 우선 병합된 lavaan_stats 객체는 자료 구조가 리스트이므로, 이를 외부 파일로 저장하기 위해 구조를 데이터 프레임(data frame)으로 변환한다. 이를 위해서는 특정 함수를 반복해서 사용하는 do.call() 함수를 이용한다. do.call() 함수는 첫 번째 아규먼트에 적힌 함수를 두 번째 아규먼트인 리스트 자료에 반복 적용하는 함수로, 앞서 병합한 리스트 유형의 기술통계치 결과를 데이터 프레임으로 변환하기 위해 사용될 수 있다. 해당 함수를 이용하여 자료 구조를 데이터 프레임으로 변환한 후, write.csv() 함수를 이용하여 기술통계치 결과들을 .csv 파일로 저장한다. 그림 6의 코드에서는 모든 기술통계치 결과를 통합한 lavaan_stats_df를 lavaan_stats.csv라는 이름의 파일로 저장하며, row.names 아규먼트를 FALSE로 지정하여 행 이름을 저장하지 않았다. 자료 생성 및 평가 절차에서 사용된 모든 R 프로그램 함수들은 부록에 표로 제시되어 있다.

lavaan 패키지를 이용한 실제 비정규 자료 생성 예시

앞서 시뮬레이션 자료를 생성하는 단계 및

lavaan과 Mplus를 연동하여 사용하는 방법에 대해 구체적으로 설명하였다. 이번 섹션에서는 실제 예시를 통해 전체적인 자료 생성 절차 및 결과를 제공함으로써 해당 방법에 대한 연구자들의 이해를 높인다.

연구 모형 및 비정규성 설정

본 연구에서는 요인당 5개의 지표변수를 갖는 이요인 모형(two factor model)이 고려되었다. 분석의 간명성을 위해 요인부하량과 오차분산은 두 요인에 대하여 모두 동일한 값으로 지정되었다. 구체적으로 요인부하량(즉, λ_1 부터 λ_{10})은 Hu 등(1992) 및 Yuan과 Bentler(1998)를 참고하여, 0.7, 0.7, 0.75, 0.8, 0.8, 0.7, 0.7, 0.75, 0.8, 0.8로 설정하였으며, 요인 분산(즉, ϕ_1 과 ϕ_2)은 모두 1로 설정하였다. 이에 따라 각 지표변수의 오차분산(즉, ψ_1 부터 ψ_{10})은 각각 0.51, 0.51, 0.4375, 0.36, 0.36, 0.51, 0.51, 0.4375, 0.36, 0.36으로 자동 설정되었다. 마지막으로 요인 간 공분산(즉, ϕ_{12})은 0.3으로 설정하였으며, 자료의 비정규성 정도는 Curran 등(1996)의 기준에 따라 모든 지표변수에 대하여 왜도 2, 첨도 7로 설정하였다.

자료 생성

lavaan 패키지를 이용하여 비정규 자료를 생성하기 위해, 본 연구는 lavaan 패키지의 문법을 바탕으로 그림 7에 작성된 내용과 같이 모형을 설정하고 'populationCFA'라는 이름의 객체에 저장하였다. 설정한 모형을 바탕으로 표본크기는 표본이 모집단의 특성을 가지고 있을 것으로 기대하기에 충분히 큰 값인

```
>populationCFA<-'  
#요인부하량 설정  
f1=~0.7*y1 + 0.7*y2 + 0.75*y3 + 0.8*y4 +  
0.8*y5  
f2=~0.7*y6 + 0.7*y7 + 0.75*y8 + 0.8*y9 +  
0.8*y10  
#요인분산 및 공분산 설정  
f1~~1*f1  
f2~~1*f2  
f1~~0.3*f2  
#오차분산 설정  
y1~~0.51*y1  
y2~~0.51*y2  
y3~~0.4375*y3  
y4~~0.36*y4  
y5~~0.36*y5  
y6~~0.51*y6  
y7~~0.51*y7  
y8~~0.4375*y8  
y9~~0.36*y9  
y10~~0.36*y10'  
  
>n_replication<-10000  
>skewness<-2  
>kurtosis<-7  
>data<-list()  
>file_list<-list()  
>seed=1234  
>for (i in 1:n_replication) {  
  
data<-simulateData(model=populationCFA,mod  
el.type=cfa,meanstructure=FALSE,std.lv=TRUE,  
sample.nobs=3000,skewness=skewness,kurtosi  
s=kurtosis)  
file_names<-paste0("data",i,".csv")  
  
write.table(data,file=file_names,row.names=FAL  
SE,col.names=FALSE,quote=FALSE)  
  
file_list<-rbind(file_list,file_names)  
}  
>write.table(file_list,file="data_list.csv",  
row.names=FALSE, col.names=FALSE)
```

그림 7. 설정한 연구 모형과 비정규성 기준을 바탕으로 lavaan 패키지를 이용하여 실제 비정규 자료를 생성하는 코드

$N = 3000$ 으로 설정하였으며, `n_replication`은 10000으로 설정하여 총 10,000개의 자료 세트를 생성하였다. 다음으로 지표변수의 왜도 및 첨도를 객체로 지정한 뒤 이를 함수의 아규먼트 값으로 설정하였다. 이는 만약 연구자가 비정규성 기준을 다른 값으로 수정하고자 할 때 코드 수정을 편리하게 하기 위함으로, 함수 내부 아규먼트의 값을 직접 설정하여도 동일한 결과를 생성한다. 그림 7에 제시된 모든 코드를 작성한 뒤 수행하게 되면 “data1.csv”부터 “data10000.csv”까지 총 10,000개의 서로 다른 비정규 자료가 생성되며, “data_list.csv”파일에서 저장된 모든 자료 파일명을 확인할 수 있다.

자료 평가

lavaan 패키지를 통해 생성된 비정규 자료는 두 가지 측면에서 자료의 적절성이 평가되었다. 먼저, 생성된 자료가 사전에 설정했던 비정규성의 기준, 즉 왜도 2와 첨도 7의 기준을 만족하는지 확인하였다. 이를 위해 모든 지표변수의 왜도와 첨도의 평균, 표준편차, 상대적 편향(relative bias, RB)이 검토되었다. RB는 설정한 모수와 추정치 간의 상대적 차이를 의미하며, 다음과 같이 정의된다.

$$RB = \frac{\bar{\theta}_k - \theta_k}{\theta_k} \quad (12)$$

위 식에서 θ_k 는 k 번째 모수값이며 $\bar{\theta}_k$ 은 생성된 모든 자료 세트에 대한 k 번째 모수의 추정치들의 평균을 의미한다. RB가 작을수록 연구 조건에서 설정한 비정규성을 정확히 반영

```
##기술통계치 확인##
variable_names<-c("y1","y2","y3","y4","y5","y6",
,"y7", "y8", "y9", "y10")
# 빈 리스트 생성
lavaan_stats<-list()
skew=2
kurt=7

for (i in 1:n_replication) {
#파일 경로 설정
file_path<-paste0("data",i,".csv")
#자료 읽기
dat<-read.table(file_path, header=FALSE)
names(dat)<-variable_names
# 각 변수에 대한 기술통계치 계산
stats <- describe(dat)
# vars 열의 값을 변수명으로 대체
stats$vars <- variable_names
# 파일 번호를 추가
stats$file_index <- i

# skewness RB 계산
stats$skew_RB<-(stats$skew-skew)/skew
# kurtosis RB 계산
stats$kurt_RB<-(stats$kurtosis-kurt)/kurt

# average skewness RB 계산
stats$aver_skew_RB<-mean(stats$skew_RB)
# average kurtosis RB 계산
stats$aver_kurt_RB<-mean(stats$kurt_RB)
# 결과를 누적
lavaan_stats <- c(lavaan_stats, list(stats))
}
# 결과를 데이터 프레임으로 변환
lavaan_stats_df <- do.call(rbind, lavaan_stats)
# 결과를 파일로 저장
write.csv(lavaan_stats_df, "lavaan_stats.csv",
row.names = FALSE)
```

그림 8. 실제 생성된 모든 데이터에 대한 기술통계치를 확인하는 코드

한 자료가 생성되었다고 볼 수 있다. 선행연구의 기준에 따라(Curran et al., 1996; Flora & Curran, 2004; Kaplan, 1989), 5% 미만의 RB는 trivial bias, 5%에서 10% 사이의 RB는 moderate bias, 10%보다 큰 RB는 substantial bias를 나타내는 것으로 해석된다. 그림 8에 제시된 R 코드는 모든 자료의 기술통계치를 계산하고 의

부 파일로 저장한 후, SPSS 등을 통해 각 변수들이 설정한 검토 기준들을 만족하는지 확인하기 위한 코드이다.

다음으로, 모형 추정치가 설정한 모수를 올바르게 반영하는지 확인하기 위해 Mplus에서 생성된 자료를 이용하여 모형을 추정하였다. 이요인 모형을 추정하기 위해 Mplus 8(Muthén & Muthén, 1998-2019)을 이용하였으며, 모형 추정 방법으로는 비정규 자료의 추정에 널리 이용되는 강건한 ML 추정 방법(Mplus의 MLR 추정 옵션)을 이용하였다. MLR은 모수의 검정에는 수정된 표준오차를 이용하고(Huber, 1967; White, 1980), 모형의 적합도 검정에는 보정계수(scaling correction factor)를 적용한 χ^2 을 이용함으로써(Satorra & Bentler, 1994, 2001) 정규성 위배에 따른 거짓유의성(false positive)의 발생을 감소시키는 것으로 알려져 있다. Mplus에서 제공하는 결과 중 자료를 평가하기 위해 모든 모수(즉, 요인 분산, 요인부하량 및 오차분산)의 상대적 편향(RB), 평균 제곱근 오차(root mean square error, RMSE), 그리고 95% 커버리지(coverage rate)가 검토되었다. RMSE는 시뮬레이션에서 반복 추정에 따른 모수 추정치의 변동성을 나타내는 값으로 다음과 같이 정의된다.

$$RMSE = \sqrt{Var(\hat{\theta}_k) + (\bar{\hat{\theta}}_k - \theta_k)^2} \quad (13)$$

위 식에서 $Var(\hat{\theta}_k)$ 는 k 번째 모수 추정치들의 분산을 의미하며, 해당 값이 0에 가까울수록 모형의 모수를 함의하고 있는 자료가 안정적으로 생성되었다고 볼 수 있다. 95% 커버리지는 생성된 모든 자료 세트 중에서 95% 신뢰구간에 모수가 포함되는 비율을 의미하며,

```
TITLE: nonnormal data generation through
lavaan using 2 factor 5 indicators model;
DATA: FILE is 'data_list.csv';
      TYPE is montecarlo;
VARIABLE: Names are y1-y10;
ANALYSIS: ESTIMATOR = MLR;
MODEL: F1 BY y1-y2*.7 y3*.75 y4-y5*.8;
      F2 BY y6-y7*.7 y8*.75
      y9-y10*.8;
      F1 @1;
      F2 @1;
      F1 with F2 *.3;
      y1-y2*.51;
      y3*.4375;
      y4-y5*.36;
      y6-y7*.51;
      y8*.4375;
      y9-y10*.36;
OUTPUT:
```

그림 9. 생성된 실제 비정규 자료를 이용하여 모형을 추정하는 Mplus 외부 시뮬레이션 신택스

Muthén과 Muthén(2002)의 기준에 따라 .91에서 .98 사이의 값을 갖는 경우 설정한 모형의 모수를 만족하는 자료가 생성된 것으로 간주한다. 모형 추정에 사용된 Mplus 신택스는 그림 9에 서술된 바와 같다.

먼저 자료의 적절성을 평가하고자 생성된 비정규 자료의 왜도 및 첨도를 확인하였으며 그 결과는 표 1과 2에 제공된다. 표 1을 보면, 지표변수들의 왜도 평균이 1.984부터 1.990로서, RB는 -0.8%에서 -0.5%로 5% 미만인 것을 확인할 수 있다. 또한, 표 2를 보면, 지표변수들의 첨도 평균은 6.813에서 6.889로서, RB는 -2.7%에서 -1.6%로 왜도의 경우와 마찬가지로 5% 미만인 것을 알 수 있다. 왜도 및 첨도의 평균을 확인했을 때 설정한 왜도 및 첨도보다 다소 낮은 값이 나타났으나, 이는 Astivia와 Zumbo(2015) 및 Morgan(2020)이 지적했던 바와 같이 power method를 통해 생성된 비정규 자료의 왜도 및 첨도에서 하향 편

표 1. 생성된 변수들의 왜도의 평균, 표준편차, 상대적 편향(RB) 결과

Indicator	mean	sd	RB
y_1	1.989	0.202	-0.005
y_2	1.990	0.204	-0.005
y_3	1.986	0.206	-0.007
y_4	1.985	0.201	-0.008
y_5	1.988	0.208	-0.006
y_6	1.987	0.202	-0.006
y_7	1.989	0.209	-0.005
y_8	1.985	0.203	-0.008
y_9	1.985	0.205	-0.007
y_{10}	1.984	0.198	-0.008

표 2. 생성된 변수들의 첨도의 평균, 표준편차, 상대적 편향(RB) 결과

Indicator	mean	sd	RB
y_1	6.868	2.495	-0.019
y_2	6.887	2.458	-0.016
y_3	6.859	2.511	-0.020
y_4	6.828	2.391	-0.025
y_5	6.871	2.585	-0.018
y_6	6.859	2.409	-0.020
y_7	6.889	2.624	-0.016
y_8	6.832	2.529	-0.024
y_9	6.836	2.519	-0.023
y_{10}	6.813	2.303	-0.027

향(downward bias)이 발생하는 경향이 존재한다는 결과와 일맥상통한다. 전체적으로 보았을 때, 자료의 비정규성이 모두 평가 기준을 만족하였으므로, lavaan 패키지를 통해 생성된 비정규 자료는 사전에 설정한 왜도 및 첨도를 만족한다고 할 수 있다.

다음으로, 자료의 적절성을 평가하고자 생성된 자료를 이용한 이요인 모형 추정 결과 는 표 3에 제공된다. 모형 추정치들의 상대적 편향은 -0.4%에서 0%까지 매우 작은 값을 보였고, RMSE 또한 0.022부터 0.030까지로 상당히 작은 값을 보였으며, 95% 커버리지도

표 3. 이요인 모형 모수 추정치의 상대적 편향(RB), root mean square error(RMSE)와 95% 커버리지(.95 CR)

	Population Parameters	Average Estimates	RB	RMSE	.95 CR
Factor loadings					
λ_1	0.700	0.700	0.000	0.026	0.944
λ_2	0.700	0.700	0.000	0.026	0.946
λ_3	0.750	0.750	0.000	0.028	0.943
λ_4	0.800	0.800	0.000	0.028	0.943
λ_5	0.800	0.800	0.000	0.028	0.942

표 3. 이요인 모형 모수 추정치의 상대적 편향(RB), root mean square error(RMSE)와 95% 커버리지(.95 CR) (계속)

	Population Parameters	Average Estimates	RB	RMSE	.95 CR
Factor loadings					
λ_6	0.700	0.700	0.000	0.026	0.947
λ_7	0.700	0.700	0.000	0.026	0.945
λ_8	0.750	0.750	0.000	0.028	0.941
λ_9	0.800	0.800	-0.001	0.028	0.945
λ_{10}	0.800	0.800	-0.001	0.028	0.943
Factor variance and covariance					
ϕ_1	1.000	-	-	-	-
ϕ_2	1.000	-	-	-	-
ϕ_{12}	0.300	0.300	0.000	0.022	0.947
Error variances					
ψ_1	0.510	0.510	0.000	0.030	0.939
ψ_2	0.510	0.510	-0.001	0.030	0.940
ψ_3	0.438	0.436	-0.004	0.026	0.940
ψ_4	0.360	0.360	-0.001	0.022	0.940
ψ_5	0.360	0.359	-0.002	0.022	0.938
ψ_6	0.510	0.509	-0.001	0.030	0.939
ψ_7	0.510	0.509	-0.002	0.030	0.935
ψ_8	0.438	0.437	-0.003	0.026	0.942
ψ_9	0.360	0.359	-0.003	0.022	0.938
ψ_{10}	0.360	0.359	-0.003	0.022	0.940

주. 모형 추정을 위해 요인 분산을 1로 고정하였음.

0.935에서 0.947까지로 나타나 Muthén과 Muthén(2002)이 제안한 기준을 만족하였다. 즉, 본 연구에서 제공하고 있는 방식으로 lavaan

패키지를 이용하여 생성된 비정규 자료는 설정한 모형 모수를 만족하는 자료를 정확하고 안정적으로 생성하였다. 이와 같은 두 가지

평가 결과에 따라 lavaan 패키지를 통해 생성된 비정규 자료는 이요인 모형 기반의 비정규성 관련 시뮬레이션 연구를 진행하기에 적절하다고 할 수 있다.

결론 및 논의

본 연구의 주요한 목적은 비정규 자료 생성 절차를 power method에 기반하여 구체적으로 제공하고, 실제 비정규 자료를 생성하는 예시를 보임으로써 비정규 자료를 이용하고자 하는 방법론 연구자들에게 유용한 정보를 제공하는 것이었다. 정규성 가정이 위배된 상황을 가정하는 시뮬레이션 연구의 경우 연구 목적에 맞는 비정규 자료를 생성하는 것이 연구 결과에 큰 영향을 미침에도 불구하고 비정규성과 관련된 선행연구들의 경우 어떤 종류의 비정규 생성 방법을 사용하였는지에 대한 언급만 존재할 뿐, 비정규 자료 생성 원리 및 절차를 상세히 설명한 경우는 찾을 수 없다. 이는 연구자가 실제로 연구 목적에 맞는 비정규 자료를 생성하고 이를 시뮬레이션 연구에 활용하는 데 있어 어려움이 존재할 수 있음을 의미한다. 이에 본 연구는 현재 가장 많이 사용되는 비정규 자료 생성 방법인 power method를 바탕으로 해당 방법의 기본 원리와 비정규 자료를 생성하는 절차를 단계별로 자세히 밝힘으로써 비정규 자료 생성에 대한 연구자들의 이해를 높이고자 하였다. 뿐만 아니라 이요인 확인적 요인분석 모형을 이용한 실제 비정규 자료 생성 예시를 제공함으로써 방법론 연구자들이 참고할 수 있는 가이드라인을 제시하였다. 또한, 이 과정에서 연구자가 활용할 수 있는 도구로서 R 코드와 Mplus 실행스

함께 제공함으로써 비정규 자료 생성, 특히 power method의 활용성과 접근성을 높이고자 하였다.

본 연구에서 중점적으로 다룬 비정규 자료 생성 절차는 자료가 반영하고자 하는 연구 모형 및 비정규성의 기준을 설정하고, 해당 내용을 바탕으로 비정규 자료를 생성한 후, 자료가 잘 생성되었는지 평가하는 세 단계로 구성되어 있다. 본 연구는 가장 대중적으로 사용되는 비정규 자료 생성 방법인 power method를 바탕으로 전반적인 절차를 설명하였으며, 특히 자료의 생성 및 평가 단계에서 power method를 지원하는 lavaan 패키지의 사용법에 대해 심도 있게 논의하였다. lavaan 패키지를 이용한 비정규 자료 생성의 핵심은 반복문을 이용하여 비정규 자료뿐만 아니라 평가 단계에 필요한 관련 자료들을 동시에 생성하는 것이다. 다시 말해, 반복문을 통해 조건에 맞는 여러 개의 비정규 자료 세트와 모든 자료 세트의 이름이 정리된 추가 자료를 생성해야 한다. 이를 통해 연구자는 자료의 평가 단계에서 Mplus를 이용하여 자료가 연구 모형 모수를 포함하는지 확인하고, R 혹은 SPSS와 같은 다른 프로그램을 통해 비정규성 기준을 만족하는지 확인할 수 있다. 이처럼 본 연구는 power method를 바탕으로 비정규 자료 생성 절차를 설명하고, Mplus와 연동할 수 있는 lavaan 패키지를 자료 생성에 이용함으로써 실제 활용 가능성이 높은 정보를 제공했다는 장점을 갖는다. 특히 자료 생성 절차를 상세히 설명함으로써 추후 연구자가 다른 비정규 자료 생성 방법을 선택하더라도 참고할 수 있는 기본 틀을 제공했다는 강력한 이점 또한 존재한다.

본 연구는 자료 생성 절차의 단계를 구체적

으로 설명함으로써 비정규 자료 생성에 대한 이해를 높인다는 목적을 달성하였으나 몇 가지 측면에서 여전히 제한점을 가지고 있다. 첫째로, 본 연구는 실제 자료 생성 예시에서 이요인 확인적 요인분석 모형을 연구모형으로 설정한 다음 절차를 설명하였기 때문에 만약 연구자가 다른 모형(예, 구조방정식 모형, 잠재성장모형 등)을 이용하고자 할 경우 모형 설정 부분의 코드를 새로 작성할 필요가 있다. 다만 확인적 요인분석은 다른 모형들로 충분히 확장될 수 있을 뿐만 아니라 lavaan 패키지의 모형 문법 또한 이해하기 어렵지 않으므로 연구자들의 응용이 필요한 부분이다. 둘째로, 본 연구는 실제 비정규 자료 생성 예시를 보이는 과정에서 단 하나의 비정규성 기준만을 설정하였다. 이는 명확한 기준을 바탕으로 전반적인 생성 절차를 선명하게 설명하기 위함이었다. 비록 power method를 이용한 실제 자료 생성 예시에서 선행연구와 비슷하게 왜도 및 첨도에서 하향 편향(downward bias)이 나타났으나, 평가 기준을 벗어날 만큼의 문제는 발생하지 않았다. 이는 자료 생성 과정에서 선택된 lavaan 패키지가 충분히 연구 목적에 맞는 비정규 자료를 생성할 수 있음을 시사한다. 따라서 후속 연구에서는 다른 통계 모형들을 이용하면서 동시에 다양한 비정규성 기준을 설정하였을 때 lavaan 패키지가 여전히 평가 기준에 적합한 비정규 자료를 생성하는 지 확인하는 과정이 필요할 수 있다.

이러한 제한점에도 불구하고 본 연구는 비정규 자료 생성 절차를 구조화하고 단계별 설명을 제공함으로써 방법론 연구자들이 시뮬레이션 연구에 참고할 수 있는 내용을 제공했다는 점에 의의가 있다. 뿐만 아니라 lavaan 패키지의 자료 생성 코드와 Mplus에서 시뮬레이션

을 실시하는 코드를 제공함으로써 power method를 이용한 비정규 자료 생성에 있어서 활용할 수 있는 도구 또한 제공하였다. 이를 통해 본 연구가 비정규 자료 생성, 특히 power method를 이용하여 시뮬레이션 연구를 진행하고자 하는 많은 연구자들에게 실질적인 도움을 제공할 수 있을 것으로 기대한다.

참고문헌

- 구남욱 (2014). 매개효과 연구에서 자료의 분포 형태에 따른 Sobel의 검정방법과 비대칭신뢰한계방법의 비교. *교육평가연구*, 27(1), 163-181.
- 김수영 (2016). 구조방정식 모형의 기본과 확장: Mplus 예제와 함께. 서울: 학지사
- 김수영 (2019). 사회과학통계의 기본: R 예제와 함께. 서울: 학지사
- 이슬, 장승민 (2014). 제3변인이 매개효과와 조절효과를 동시에 갖는 모형에서 제3변인의 왜도가 매개효과의 표준오차 추정에 미치는 영향. *한국심리학회지: 일반*, 33(2), 491-506.
- Astivia, O. L. O., & Zumbo, B. D. (2015). A cautionary note on the use of the Vale and Maurelli method to generate multivariate, nonnormal data for simulation purposes. *Educational and Psychological Measurement*, 75(4), 541-567.
<https://doi.org/10.1177/0013164414548894>
- Astivia, O. L. O., & Zumbo, B. D. (2018). On the solution multiplicity of the Fleishman method and its impact in simulation studies. *British journal of mathematical and statistical*

- psychology*, 71(3), 437-458.
<https://doi.org/10.1111/bmsp.12126>
- Blanca, M. J., Arnau, J., López-Montiel, D., Bono, R., & Bendayan, R. (2013). Skewness and kurtosis in real data samples. *Methodology: European Journal of Research Methods for the Behavioral and Social Sciences*, 9(2), 78-84.
<https://doi.org/10.1027/1614-2241/a000057>
- Brosseau-Liard, P. E., & Savalei, V. (2014). Adjusting incremental fit indices for nonnormality. *Multivariate Behavioral Research*, 49(5), 460-470.
<https://doi.org/10.1080/00273171.2014.933697>
- Curran, P. J., West, S. G., & Finch, J. F. (1996). The robustness of test statistics to nonnormality and specification error in confirmatory factor analysis. *Psychological Methods*, 1(1), 16-29.
<https://doi.org/10.1037/1082-989X.1.1.16>
- Demirtas, H., Shi, Y., Allozi, R., & Gao, R. (2021). *PoisNonNor: Simultaneous generation of count and continuous data*. Retrieved from <https://CRAN.R-project.org/package=PoisNonNor>
- Depaoli, S., Jia, F., & Heo, I. (2022). Detecting model misspecification in Bayesian piecewise growth models. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 30(4), 574-591.
<https://doi.org/10.1080/10705511.2022.2144865>
- Fairchild, A. J., Yin, Y., Baraldi, A. N., Astivia, O. L. O., & Shi, D. (2024). Many nonnormalities, one simulation: Do different data generation algorithms affect study results?. *Behavior Research Methods*, 56(7), 6464-6484.
<https://doi.org/10.3758/s13428-024-02364-w>
- Fialkowski, A. C. (2018). *SimMultiCorrData: Simulation of correlated data with multiple variable types*. Retrieved from <https://CRAN.R-project.org/package=SimMultiCorrData>
- Fleishman, A. I. (1978). A method for simulating non-normal distributions. *Psychometrika*, 43(4), 521-532. <https://doi.org/10.1007/bf02293811>
- Flora, D. B., & Curran, P. J. (2004). An empirical evaluation of alternative methods of estimation for confirmatory factor analysis with ordinal data. *Psychological Methods*, 9(4), 466-491.
<https://doi.org/10.1037/1082-989X.9.4.466>
- Foldnes, N., & Olsson, U. H. (2016). A simple simulation technique for nonnormal data with prespecified skewness, kurtosis, and covariance matrix. *Multivariate Behavioral Research*, 51(2-3), 207-219.
<https://doi.org/10.1080/00273171.2015.1133274>
- Gao, C., Shi, D., & Maydeu-Olivares, A. (2019). Estimating the maximum likelihood root mean square error of approximation (RMSEA) with non-normal data: A Monte-Carlo study. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 27(2), 192-201.
<https://doi.org/10.1080/10705511.2019.1637741>
- Headrick, T. C. (2002). Fast fifth-order polynomial transforms for generating univariate and multivariate nonnormal distributions. *Computational Statistics & Data Analysis*, 40(4), 685-711.
[https://doi.org/10.1016/s0167-9473\(02\)00072-5](https://doi.org/10.1016/s0167-9473(02)00072-5)
- Helwig, N. E. (2022). Computing the real solutions of Fleishman's equations for

- simulating non-normal data. *British journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 75(2), 319-333. <https://doi.org/10.1111/bmsp.12259>
- Hu, L. -t., Bentler, P. M., & Kano, Y. (1992). Can test statistics in covariance structure analysis be trusted? *Psychological Bulletin*, 112(2), 351-362. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.112.2.351>
- Huber, P. J. (1967). The behavior of maximum likelihood estimates under nonstandard conditions. In *Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, 1(1), 221-233.
- Kaplan, D. (1989). A study of the sampling variability and z-values of parameter estimates from misspecified structural equation models. *Multivariate Behavioral Research*, 24(1), 41-57. https://doi.org/10.1207/s15327906mbr2401_3
- Kim, S. -Y. (2012). Sample size requirements in single- and multiphase growth mixture models: A Monte Carlo simulation study. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 19(3), 457-476. <https://doi.org/10.1080/10705511.2012.687672>
- Lai, K. (2018). More robust standard error and confidence interval for SEM parameters given incorrect model and nonnormal data. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 26(2), 260-279. <https://doi.org/10.1080/10705511.2018.1505522>
- Lai, K. (2019). A simple analytic confidence interval for CFI given nonnormal data. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 26(5), 757-777. <https://doi.org/10.1080/10705511.2018.1562351>
- Leite, W. L., & Stapleton, L. M. (2011). Detecting growth shape misspecifications in latent growth models: An evaluation of fit indexes. *The Journal of Experimental Education*, 79(4), 361-381. <https://doi.org/10.1080/00220973.2010.509369>
- Mair, P., Satorra, A., & Bentler, P. M. (2012). Generating nonnormal multivariate data using copulas: Applications to SEM. *Multivariate Behavioral Research*, 47(4), 547-565. <https://doi.org/10.1080/00273171.2012.692629>
- Maydeu-Olivares, A. (2017). Maximum likelihood estimation of structural equation models for continuous data: Standard errors and goodness of fit. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 24(3), 383-394. <https://doi.org/10.1080/10705511.2016.1269606>
- Micceri, T. (1989). The unicorn, the normal curve, and other improbable creatures. *Psychological Bulletin*, 105(1), 156-166. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.105.1.156>
- Morgan, G. B. (2020). Generating nonnormal distributions via Gaussian mixture models. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 27(6), 964-974. <https://doi.org/10.1080/10705511.2020.1718502>
- Muthén, L. K., & Muthén, B. O. (1998-2017). *Mplus User's Guide* (8th ed.). Los Angeles, CA: Muthén & Muthén.
- Muthén, L. K., & Muthén, B. O. (2002). How to use a Monte Carlo study to decide on sample size and determine power. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 9(4), 599-620. https://doi.org/10.1207/s15328007sem0904_8

- Nevitt, J., & Hancock, G. R. (2001). Performance of bootstrapping approaches to model test statistics and parameter standard error estimation in structural equation modeling. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 8(3), 353-377.
https://doi.org/10.1207/S15328007SEM0803_2
- R Core Team (2024). *R: A language and environment for statistical computing*. Vienna, Austria. Retrieved from <https://www.R-project.org/>
- Revelle, W. (2024). *psych: Procedures for psychological, psychometric, and personality research*. Retrieved from <https://CRAN.R-project.org/package=psych>
- Rosseel, Y. (2012). lavaan: An R package for structural equation modeling. *Journal of Statistical Software*, 48(2), 1-36.
<http://www.jstatsoft.org/v48/i02/>
- Satorra, A., & Bentler, P. M. (1994). Corrections to test statistics and standard errors in covariance structure analysis. In A. von Eye & C. C. Clogg (Eds.), *Latent variables analysis: Applications for developmental research* (pp. 399-419). Thousand Oaks, CA: Sage.
- Satorra, A., & Bentler, P. M. (2001). A scaled difference chi-square test statistic for moment structure analysis. *Psychometrika*, 66(4), 507-514. <https://doi.org/10.1007/BF02296192>
- Savalei, V., & Falk, C. F. (2014). Robust two-stage approach outperforms robust full information maximum likelihood with incomplete nonnormal data. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 21(2), 280-302.
<https://doi.org/10.1080/10705511.2014.882692>
- Suh, Y. (2015). The performance of maximum likelihood and weighted least square mean and variance adjusted estimators in testing differential item functioning with nonnormal trait distributions. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 22(4), 568-580.
<https://doi.org/10.1080/10705511.2014.937669>
- Vale, C. D., & Maurelli, V. A. (1983). Simulating multivariate nonnormal distributions. *Psychometrika*, 48(3), 465-471.
<https://doi.org/10.1007/bf02293687>
- Wang, Y., Hsu, H. Y., & Kim, E. (2021). Investigating the impact of covariate inclusion on sample size requirements of factor mixture modeling: A Monte Carlo simulation study. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 28(5), 716-724.
<https://doi.org/10.1080/10705511.2021.1910036>
- White, H. (1980) A heteroskedasticity-consistent covariance matrix estimator and a direct test for heteroskedasticity. *Econometrica*, 48(4), 817-838. <https://doi.org/10.2307/1912934>
- Yuan, K. -H., & Bentler, P. M. (1998). Normal theory based test statistics in structural equation modelling. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 51(2), 289-309.
<https://doi.org/10.1111/j.2044-8317.1998.tb00682.x>

1차원고접수 : 2025. 01. 02

최종게재결정 : 2025. 01. 26

The process of generating non-normal data based on power method: using R lavaan package

Minjoo Kim So-Hyun Yoo Su-Young Kim

Department of Psychology, Ewha Womans University

As many real datasets do not satisfy the normality assumption, the need for simulation studies related to nonnormality has arisen. To conduct such simulation studies, it is important to generate appropriate non-normal data. Although many non-normal data generation methods have been developed, there is a lack of studies that discuss the entire process of non-normal data generation. Therefore, this study offers guidelines that researchers can consider for conducting simulation studies by outlining the process of non-normal data generation with specified steps. Specifically, the non-normal data generation process will be discussed based on the power method, which is the most widely used technique for generating non-normal data, and the program and functions that researchers can utilize will also be examined. Furthermore, by providing a real example of non-normal data generation based on a two-factor CFA model along with the program code, we expect that this study will enhance understanding of the data generation process while providing tools that researchers can use.

Key words : non-normal data generation, power method, simulation, R, lavaan

부 록

비정규 자료 생성 절차에서 사용된 모든 R 프로그램 함수들

구분	함수명	사용 목적
자료 생성	paste0()	설정된 아규먼트들을 띄어쓰기 없이 하나로 통합하는 함수로, 파일명을 생성할 때 사용
	rbind()	기존 객체에 행을 추가하고자 할 때 사용되는 함수
	simulateData()	power method를 통한 비정규 자료를 생성할 때 사용되는 함수
	write.table()	R 환경에서 생성된 자료를 연구자가 설정한 확장자명의 파일로 저장할 때 사용되는 함수
자료 평가	c()	특정 아규먼트를 이용하여 벡터를 생성할 때 사용되는 함수
	describe()	왜도, 첨도를 포함한 변수의 기술통계치를 확인할 때 사용되는 함수
	do.call()	특정 함수를 반복해서 적용하고자 할 때 사용되는 함수
	list()	자료의 구조를 리스트로 변경하는 함수
	names()	자료의 변수명을 확인할 때 사용되는 함수
	read.table()	R 환경이 아닌 외부에 저장되어 있는 파일을 R 환경으로 불러오하고자 할 때 사용되는 함수
	write.csv()	R 환경에서 생성된 자료를 csv 확장자명의 파일로 저장할 때 사용되는 함수

연구자 윤리 서약 및 저작권 이양에 대한 동의서

제1조 저작물의 표시

논문 제목: _____

제2조 저작재산권의 양도

① 저자(들)는 본 논문에 대한 저작재산권 전부를 한국심리학회에게 양도한다.

제3조 저작재산권을 양도한 후의 저자의 권리 행사

- ① 저자(들)는 본 논문의 내용으로 특허권 출원, 실용신안권 출원, 디자인권 설정등록, 상표 설정등록을 할 수 있다. 저자는 이 경우를 제외하고는 본 논문을 상품화하기 위하여 논문에 대한 권리를 영리단체에 양도할 수 없다.
- ② 저자(들)는 교육 또는 개인의 연구 등 개인적인 목적으로 사용하기 위해 논문의 전부 또는 일부를 복제하고 배포할 수 있다.
- ③ 저자(들)는 논문의 전부 또는 일부를 본인의 개인 웹사이트, 저자가 소속된 기관 및 단체의 웹사이트, 연구비를 지원한 단체의 웹사이트에 게재하고 배포할 수 있다.
- ③ 위 사항에 대한 이용은 한국심리학회에서 학술지를 발행한 후에 가능하다.

제4조 보증 및 책임

- ① 본 동의서에 서명함으로써 저자는 다음 사항에 보증한 것으로 본다.
 - 1) 저자(들)는 본 논문에 실질적이고 지적인 공헌을 하였으며 논문의 내용에 대하여 공적인 책임을 공유한다.
 - 2) 논문이 기존에 다른 곳에 공표되지 않았으며 본 학술지에만 제출한 것이다.
 - 3) 논문 내용에 타인을 비방하거나 불법적 문장이 없으며, 타인의 권리를 침해하거나, 피해를 입힐 수 있는 내용이 포함되어 있지 않다.
 - 4) 만약 저작권이 있는 타인의 논문에서 발췌된 내용이 포함된 경우, '갑'은 그 권리자에게 허락을 받거나 적절한 인용의 범위 내에서 출처를 표시하고 이용한다.
- ② 본 저작물의 내용이 제3자의 권리를 침해하여 학회 또는 제3자에 대하여 손해를 끼친 경우에는 저자가 그 책임을 진다.

	성명	소속	이메일
제 1 저자			
제 2 저자			
제 3 저자			
제 4 저자			
제 5 저자			

- ※ 논문에 기술된 순서대로 모든 저자의 성명, 소속, 이메일을 기재하여 주십시오.
- ※ 본 위원회에서 수신한 교신저자의 투고 이메일은 모든 저자들이 연구자 윤리서약 및 저작권 이양에 대한 동의서에 서명날인한 것으로 간주합니다.
- ※ 심사료와 게재료에 대한 규정을 모든 저자가 확인해주십시오. [관련규정 아래 붙임]
- ※ 교신저자에게는 다른 공동저자들과 이 저작권 동의서에 기술된 모든 사실을 투고 전에 반드시 알릴 책임이 있습니다.

2024. . .

한국심리학회 귀하

논문작성 양식

작성양식은 한국심리학회에서 기획하여 출판한 “학술논문 작성 및 출판 지침 2판(2012, 박영사)”에 따른다. 그 출판 지침의 일부를 아래에 소개한다. 영문 작성의 경우 미국심리학회에서 출판한 최근 지침에 따른다.

1. 기본 사항

제목 및 초록은 1단 편집, 본문은 2단 편집 (단 간격 5.0mm)

단, 심사용 논문에서의 본문은 1단 편집도 무방하나, 게재 확정 후에는 반드시 2단으로 제출

편집용지: A4

용지 여백: 위쪽 37mm, 아래쪽 38mm

왼쪽 35mm, 오른쪽 35mm

머리말 13mm, 꼬리말 12mm

용지 방향: 좁게

문단모양: 문단 시작은 두 칸(한 글자)만큼 띄고 시작.

줄간격 160%

마침표 다음: 한 칸 띄도록 (두 칸이 아님)

본문, 참고문헌: 휴먼명조, 10호, 보통모양

국문초록, 영문초록: 휴먼명조, 9호, 보통모양

쪽수 표시

2. 세부 형식

제목	*휴먼명조, 16호, 진하게, 가운데 [‘제목’ 다음에 두 줄 띄우십시오]
국문초록 시작	*휴먼명조, 9호, 보통모양, 양쪽 혼합, 첫 칸을 띄지 않고 시작 문단모양: 왼쪽 3, 오른쪽 3 [‘국문초록’ 다음에 한 줄 띄우십시오]
주요어	*맑은고딕, 9호, 보통모양 [‘주요어’ 다음에 두 줄 띄우십시오]
본문 시작	*휴먼명조, 10호, 보통모양, 양쪽 혼합, 문단 첫줄은 두 칸 띄고 시작 여기서부터 2단 시작 (좌우 양단으로 편집함. 단 간격은 5mm)
본문소제목	*맑은고딕, 10호, 진하게, 양쪽 혼합 [‘본문소제목’이 끝나면 한 줄 띄우십시오]

방 법	*휴먼명조, 11호, 진하게, 가운데 [‘ 방 법 ’ 다음에 한 줄 띄우십시오]
연구대상, 측정도구, 절차 등	*맑은고딕, 10호, 진하게, 양쪽 혼합, 좌측 첫째 칸에서 시작 [‘연구대상, 측정도구, 절차’ 다음에 한 줄 띄우십시오]
연구대상, 측정도구, 절차의 내용	*휴먼명조, 10호, 보통모양, 양쪽 혼합, 첫 칸을 띄우고 시작 [‘연구대상, 측정도구, 절차의 내용’ 다음에 한 줄 띄우십시오]
결 과	*휴먼명조, 11호, 진하게, 가운데 [‘ 결 과 ’ 다음에 한 줄 띄우십시오]
결과의 내용	*휴먼명조, 10호, 보통모양, 양쪽 혼합, 첫 칸을 띄우고 시작
표 1. 표 제목	*맑은고딕, 9호, 보통모양, 표 제목은 표의 위쪽 좌측에, 제목이 길어서 두 줄 이상을 차지하는 경우에는 들여쓰기나 내어쓰기를 하지 않고 그대로 표기
그림 1. 그림 제목	*맑은고딕, 9호, 보통모양, 그림 제목은 그림 아래쪽 좌측에
논 의	*휴먼명조, 11호, 진하게, 가운데 [‘ 논 의 ’ 다음에 한 줄 띄우십시오]
참고문헌	*휴먼명조, 11호, 진하게, 가운데 [‘ 참고문헌 ’ 다음에 한 줄 띄우십시오]
참고문헌의 내용	*휴먼명조, 10호, 보통모양, 양쪽 혼합, 문단 첫 줄부터 여백; 왼쪽 여백 0, 오른쪽 여백 0 첫째줄; 내어쓰기 4 정렬; 양쪽 혼합
[영문초록]	
영문제목	*휴먼명조, 16호, 진하게, 가운데, 페이지를 바꾸어서 시작 [‘ 영문제목 ’ 다음에 한 줄 띄우십시오]
영문초록시작	*휴먼명조, 9호, 보통모양, 양쪽 혼합 문단모양: 왼쪽 3, 오른쪽 3 [‘영문초록시작’ 다음에 한 줄 띄우십시오]
<i>Keywords:</i>	*휴먼명조, 9호, 이탤릭체, 양쪽 혼합, 첫 칸을 띄지 않고 시작 문단모양: 왼쪽 3, 오른쪽 3 [부록이 있을 경우 페이지를 바꾸십시오]
부 록	*휴먼명조, 11호, 진하게, 가운데 [‘ 부 록 ’ 다음에 한 줄 띄우십시오]
부록의 제목	*휴먼명조, 10호, 진하게, 가운데 (부록이 여러 개인 경우 부록마다 일련번호를 붙임)
부록의 내용	*휴먼명조, 9호, 보통모양, 양쪽 혼합

3. ANOVA(Analysis of Variance) 결과에 대한 제시

평이한 다원설계(factorial design)까지는 본문에 풀어쓰고 유의한 경우 유의하지 아니한 경우 모두 F,

df , p , MSE , 및 효과크기(η^2 , ω^2 , d , f 등)를 제시한다. 그러나 설계가 복잡해질수록(예: 집단내/집단간, 위계적 설계 등) 분석의 전문성을 살리는 차원에서 ANOVA표를 제시한다. 이 때 MSE 를 제외한 SS 와 MS 는 생략하되 효과크기는 반드시 제시한다. ANOVA표의 예시는 아래와 같다.

(ANOVA표의 예시)

변산원	df	F	η^2	p
<u>집단간</u>				
인지(A)	2	.80	.05	.52
감정(B)	1	5.57*	.14	.03
AxB	2	1.64	.18	.20
집단내 오차(S/AB)	30	(20.05)		
<u>집단내</u>				
시점(C)	4	1.52	.05	.20
CxA	6	2.52*	.22	.03
CxB	3	3.98**	.26	.01
CxAxB	6	0.30	.02	.70
집단내 오차(CxS/AB)	120	(1.40)		

주. 괄호안의 수치는 오차제곱평균(MSE)을 나타냄.

* $p < .05$, ** $p < .01$

4. 편집디자인 적용 후 검토 시 주의사항

저자의 수정사항을 파란색 또는 붉은색 글씨로 표시한다. 단, 파일의 환경이나 서체 등은 그대로 두고 내용 수정만 한다.

5. 저자의 이름과 소속

투고하는 원고에 저자의 인적사항이 포함되지 않도록 주의한다. 투고 시 저자 정보, 사사표기 및 연구지원 정보, 학위논문의 출판에 대한 알림은 저작권 이양 동의서 양식 투고 신청서에 기록하며 투고하는 원고에서 생략한다. 게재 확정 후 편집단계에서 저자 이름과 소속 정보를 원고에 기록한다.

한국심리학회 임원진

운영위원

회 장	최훈석 (성균관대학교 심리학과)
부 회 장	최기홍 (고려대학교 심리학부)
부 회 장	한영석 (호서대학교 산업심리학과)
총 무 이 사	용정순 (성균관대학교 심리학과)
재 무 이 사	최혜만 (가천대학교 심리학과)
홍 보 이 사	김민정 (아주대학교 교육대학원)
대 외 이 사 1(국내)	서동기 (한림대학교 심리학과)
대 외 이 사 2(국외)	조이수 (성균관대학교 심리학과)
정 보 이 사	박준성 (중앙대학교 심리서비스대학원)
학 외 이 사	윤세리 (법무법인 율촌)

상임위원장

편집위원회	나진경 (서강대학교 심리학과)
윤리위원회	조영일 (동국대학교 경찰행정학부)
학술위원회	한영석 (호서대학교 산업심리학과)
심리검사심의회위원회	박준호 (경상국립대학교 심리학과)
학회발전기획위원회	서경현 (삼육대학교 상담심리학과)
자격제도위원회	최윤경 (계명대학교 심리학과)
공공정책위원회	윤상연 (경상국립대학교 심리학과)
심리학회보편집위원회	곽세열 (부산대학교 심리학과)
재난심리위원회	최해연 (충북대학교 심리학과)
심리사법위원회	최기홍 (고려대학교 심리학부)
학문후속세대교류위원회	김현식 (서강대학교 심리학과)
홍보위원회	김민정 (아주대학교 교육대학원)
국제교류위원회	조이수 (성균관대학교 심리학과)

임시위원장

자살예방위원회	고선규 (임상심리전문가 그룹 마인드웍스)
심리지원정책위원회	정경미 (연세대학교 심리학과)
청년정책위원회	김향숙 (서울대학교 심리학과)
심리학대중화위원회	박준성 (중앙대학교 심리서비스대학원)
심리학R&D지원위원회	최준식 (고려대학교 심리학부)

당연직이사

전임학회장 최진영 (서울대학교 심리학과)

감사

운영감사 정우현 (충북대학교 심리학과)

재무감사 원성두 (대구가톨릭대학교 심리학과)

분과학회장

제 1 분과 임상심리학회	배대석 (영남대학교의료원 정신건강의학과)
제 2 분과 상담심리학회	박성현 (서울불교대학원대학교)
제 3 분과 산업및조직심리학회	한영석 (호서대학교 심리학과)
제 4 분과 사회및성격심리학회	허태균 (고려대학교 심리학과)
제 5 분과 발달심리학회	송현주 (연세대학교 심리학과)
제 6 분과 인지및생물심리학회	김채연 (고려대학교 심리학과)
제 7 분과 문화및사회문제심리학회	서경현 (삼육대학교 심리학과)
제 8 분과 건강심리학회	조성근 (충남대학교 심리학과)
제 9 분과 여성심리학회	한영주 (벤쿠버기독교세계관대학교)
제 10 분과 소비자·광고심리학회	강정석 (전북대학교 심리학과)
제 11 분과 학교심리학회	남숙경 (국민대학교 상담심리학과)
제 12 분과 법심리학회	최이문 (경찰대학교 행정학과)
제 13 분과 중독심리학회	서보경 (울지대학교 중독재활복지학과)
제 14 분과 코칭심리학회	정은경 (강원대학교 심리학과)
제 15 분과 심리측정평가학회	김수영 (이화여자대학교 심리학과)
제 16 분과 디지털심리학회	신민섭 (서울대병원 소아청소년정신과)