한국심리학회지 : 일반
Korean Journal of Psychology: General
2018, Vol. 37, No. 1, 153-183
http://dx.doi.org/10.22257/kjp.2018.03.37.1.153

다지표 잠재성장모형에서 요인동일성과 요인척도 설정의 문제: 모형 적합도와 모수 추정값에 미치는 영향*

박 송 이 장 승 민†

성균관대학교 심리학과

다지표 잠재성장모형(LGM)은 여러 관측변수에 의해 측정되는 요인의 시간에 따른 변화 궤적을 2차 요인모형을 이용하여 분석하는 모형이다. 다지표 LGM은 여러 가지 장점에도 불구하고 요인척도법에 따라 모형 적합도와 모수 추정값이 달라지는 문제를 가지고 있다. 본 연구는 다지표 LGM에서 요인동일성의 수준과 요인척도의 설정 방식에 따라 요인 평균의 의미가 어떻게 달라지는지를 규명하고, 요인척도의 설정이 다지표 LGM의 모형 적합도와 모수 추정값에 어떻게 영향을 미치는지를 확인하였다. 먼저 종단 요인분석 모형에서 요인동일성 제약과 요인척도법에 따라 요인 평균이 어떻게 정의되는지와 모형 적합도가 어떻게 달라지는지 논의하였다. 또한 절편의 합을 0으로 제약하는 설정이 요인 평균을 어떻게 정의하는지 밝히고, 이러한 제약이 약한 요인동일성을 가정한 다지표 LGM의 성장 요인 평균에 대해 일관적인 분석 결과와 해석을 제공한다는 것을 제시하였다. 이어서 패널 자료를 이용한 실제 자료의 분석을 통해 이와 같은 다지표 LGM의 특징을 예시하였다. 끝으로 평균공분산구조 모형의 분석에서 요인동일성과 요인척도 설정의 중요성과 다지표 LGM에서 강한 요인동일성 모형을 사용하는 것의 중요성에 대해 논의하였다.

주요어 : 다지표 잠재성장모형, 요인척도 설정, 요인동일성, 평균구조, 모형 적합도

---

* 본 논문은 제1 저자의 석사학위청구논문의 일부 내용을 포함하여 작성되었음.

† 교신저자: 장승민, 성균관대학교 심리학과, (110-745) 서울시 종로구 성균관로 25-2
E-mail : jahngs@skku.edu

www.kci.go.kr

잠재성장모형(latent growth model: LGM)은 반복 측정된 관측변수의 시간에 따른 변화를 평균을 포함하는 요인모형을 이용하여 분석하는 구조방정식모형(structural equation models: SEM)의 일종이다. LGM은 반복 측정된 변수에서 나타나는 자기상관의 구조를 적절히 반영하고, 시간에 따른 측정변수의 평균적인 변화와 변화에서의 개인차를 유연하게 표현할 수 있다는 장점 때문에 종단자료의 변화 궤적을 분석하기 위한 목적으로 심리학을 포함한 사회과학 분야에서 널리 사용된다(김수영, 석혜은, 2015; Bollen & Curran, 2006).

잠재성장모형은 단일한 측정변수의 변화를 분석하는 모형이지만 우울이나 지능과 같이 여러 관측변수들에 의해 측정되는 구성개념(construct)의 변화를 분석하는 데에도 널리 적용된다. 이러한 경우에는 먼저 구성개념을 측정하는 여러 개의 관측변수를 합산하거나 평균하여 하나의 지표변수를 생성하고, 이 지표변수를 LGM으로 분석하는 것이 일반적이다. 이처럼 구성개념의 변화를 단일한 지표를 생성하여 분석하는 성장모형을 단일지표 잠재성장모형(single-indicator LGM)이라 부른다. 그러나 측정변수들을 합산하여 구성개념의 변화를 분석하는 것은, 측정변수들이 그 구성개념을 오차 없이 측정하고 서로 다른 시점에서 요인동일성(factorial invariance)을 갖는다는 가정을 전제로 한다. 단일지표 LGM이 이 가정에 위배되면 모수 추정값은 편향되고 변화 궤적을 나타내는 성장 요인에 대한 검증력은 낮아진다(Bollen & Curran, 2006; Leite, 2007; Newsom, 2015). 이와 달리 구성개념을 여러 관측변수에 의해 간접적으로 측정되는 잠재변수(1차 요인)로 설정하고 이 잠재변수의 변화를 상위의 성장 요인(2차 요인)으로 설정한 2차(second-order) 요인모형을 이용하여 구성개념의 변화를 분석하는 것도 가능하다. 다지표 잠재성장모형(multiple-indicator LGM, Chan, 1998)[1]으로 불리는 이 모형은 구성개념을 요인으로 설정하기 때문에 측정오차를 고려한 구성개념의 변화를 추정할 수 있고 관측변수의 요인동일성을 검증할 수 있는 장점이 있다(Bollen & Curran, 2006; Little, 2013; Newsom, 2015).

그러나 잠재성장모형을 이용하여 구성개념의 변화를 분석하는 대부분의 경험 연구는 다지표 LGM보다 단일지표 LGM을 주로 사용하고 있으며 이러한 경향은 국내 연구에서 더욱 두드러진다. 국내 연구의 현황을 파악하기 위해 한국심리학회 및 그 분과학회에서 발간하는 학술지 중 7개의 학술지[2]를 선정하여 2012년부터 2016년까지 5년간 해당 학술지에 출판된 논문 전체에서 잠재성장모형을 적용한 경험 논문 11편을 찾아 그 내용을 검토한 결과, 이 중 1편(구재선, 서은국, 2012)은 단일 문항에 대한 분석과 합산점수에 대한 분석을 모두 사용하였고 나머지 10편(곽의현, 정경미, 김은성, 2016; 권선중, 임숙희, 김영호, 2015; 김수

1) 이 모형은 2차 성장곡선모형(second-order growth curve models, Sayer & Cumsille, 2001), 다변량 잠재곡선모형(multivariate latent curve models, MacCallum, Kim, Malarkey, & Kiecol-Glaser, 1997), 요인곡선모형(curve-of-factors models, McArdle, 1988) 등의 다른 이름으로도 불린다.

2) 학술지의 선정은 저자들의 주관적 판단으로 잠재성장모형이 적용될 가능성이 높은 분야를 고려하여 이루어졌으며 그 목록과 해당 논문의 편수는 다음과 같다. “한국심리학회지: 발달”(4편), “한국심리학회지: 임상”(3편), “한국심리학회지: 건강”(1편), “한국심리학회지: 사회 및 성격”(1편), “한국심리학회지: 상담 및 심리치료”(1편), “한국심리학회지: 일반”(1편), “한국심리학회지: 산업 및 조직”(0편).

www.kci.go.kr

정, 곽금주, 2013; 김연수, 곽금주, 2016; 남순현, 2015; 우성범 등, 2012; 이수진, 오경자, 2012; 장혜인, 2015; 정승아, 이수진, 2016; 주혜선, 이나빈, 민문경, 안현의, 2014)은 모두 복수의 문항으로 구성된 척도를 하나의 합산점수로 만들어 단일지표 LGM을 적용하였음을 확인할 수 있었다. 즉, 복수의 변수로 측정된 구성개념의 변화를 다지표 LGM을 적용하여 분석한 논문은 국내 심리학 학술지에서 한 편도 발견할 수 없었다. 국제학술지에 보고된 연구에서도 구성개념의 변화를 분석하는 데 다지표 LGM보다는 단일지표 LGM이 주로 사용되어 왔다(Ferrer et al., 2008).

다지표 LGM이 널리 사용되지 않는 데에는 여러 가지 이유가 있을 수 있다. 우선 다지표 LGM은 상대적으로 연구자들에게 덜 알려져 있다. 또한 모형에 포함되는 변수가 많아 모형의 복잡도는 높은 반면 적합도는 낮게 나타나는 경향이 있다. 게다가 다지표 LGM을 수행하기 위해서는 1차 요인에 척도를 부여하고 측정 시점에 따른 요인동일성의 수준을 결정하는 것이 선행되어야 하기 때문에 여러 단계의 분석을 거쳐야 하는 어려움이 있다. 무엇보다도 다지표 LGM은 요인척도법과 요인동일성의 수준에 따라 분석 결과가 달라질 수 있다(Ferrer, Balluerka, & Widaman, 2008; Stoel, Wittenboer, & Hox, 2004). 따라서 다지표 LGM을 적용할 때에는 요인척도와 요인동일성을 어떻게 설정할지를 신중하게 결정해야 한다.

요인척도의 설정은 요인의 분산과 평균에 척도의 단위를 부여하는 것으로 이를 위해 참조변수법, 요인표준화법, 효과코딩법 등이 사용된다(Brown, 2015). 참조변수법은 각 요인에 포함된 측정변수 중 어느 한 변수(참조변수)의 요인부하량과 절편을 특정한 값으로 고정한다. 요인표준화법은 각 요인의 분산과 평균에 특정한 값을 부여한다. 효과코딩법은 각 요인에 포함된 모든 측정변수들의 요인부하량의 합과 절편의 합을 고정한다.

한편 여러 시점에 측정된 요인을 포함하는 종단 SEM에서는 측정변수들에 의해 해석되는 요인의 의미가 서로 다른 시점에서 동일하게 유지되어야 하며 이를 위해서는 측정변수들이 요인동일성을 충족해야 한다. 요인을 구성하는 일군의 측정변수들은 서로 다른 시점(또는 집단)에서 동일한 요인구조를 가지는가(동일 형태), 동일한 요인부하량을 가지는가(동일 요인부하량), 동일한 절편을 가지는가(동일 절편)에 따라 서로 다른 수준의 요인동일성을 충족한다(Brown, 2015; Meredith, 1993; Millsap & Meredith, 2007).[3] 측정변수들이 동일 형태를 가지는 경우 가장 기본적인 수준인 형태 동일성(configural invariance)이, 동일 형태를 가지는 측정변수들이 동일 요인부하량을 가지면 약한 동일성(weak invariance)이, 약한 동일성을 가지는 측정변수들이 동일 절편을 가지면 강한 동일성(strong invariance)이 충족되며 이 순서에 따라 동일성의 수준이 증가한다.

각 측정변수가 하나의 공통요인과만 관련되는 표준적인 확인적 요인분석(confirmatory factor analysis: CFA) 모형(Kline, 2016, 그림 1 참

3) 요인동일성을 구성하는 형태의 동일성, 요인부하량의 동일성, 절편의 동일성은 각각 측정틀 동일성, 측정단위 동일성, 측정원점 동일성으로도 불린다(이순묵, 금은희, 이찬순, 2010; 이순묵, 김한조, 2011; Vandenberg & Lance, 2000). 요인동일성을 구성하는 다른 요소로 서로 다른 시점(집단)에서 측정변수들의 오차분산이 동일한가와 요인의 분산이 동일한가가 포함되기도 하나 본 연구의 주제와 직접적으로 관련이 없어 이에 대한 논의는 생략하였다.

www.kci.go.kr

고)에서는 요인척도가 설정되는 방식에 따라 모수 추정값이 달라질 수 있지만 모형 적합도는 달라지지 않는다(Brown, 2015; Kline, 2016; Millsap, 2001). 즉, 척도 설정 방식이 다른 요인모형은 서로 동치 모형(equivalent models)으로 볼 수 있다. 이러한 특성은 평균구조가 포함된 다집단 CFA 모형이나 종단 CFA 모형에서도 마찬가지이다. 둘 이상의 시점이나 집단을 포함하는 CFA 모형에서도 요인동일성의 수준이 일정하다면 요인척도법이 달라도 모형의 적합도는 변하지 않는다(Little, 2013; Little, Slegers, & Card, 2006). 그러나 다지표 잠재성장모형에서는 이러한 특성이 유지되지 않는다(Ferrer et al., 2008; Stoel et al., 2004).

Ferrer 등(2008)은 형태 동일성이 가정된 다지표 LGM에서 요인을 구성하는 측정변수 중 어느 변수를 참조변수로 지정하느냐에 따라 모형의 적합도와 성장 요인의 모수 추정값이 달라짐을 보였다. 이들은 분석에 사용된 자료가 충족시키는 요인동일성의 수준이 낮을 때 이러한 차이가 뚜렷하게 나타난다는 점에서 다지표 LGM을 적용할 때는 강한 동일성을 충족시키는 분석 자료를 사용해야 함을 주장하였다. 이들은 또한 다지표 LGM에서 강한 동일성이 가정된 경우에는 참조변수가 달라지더라도 모형 적합도가 동일하게 얻어짐을 보고하였다. 이는 참조변수로 설정된 잠재변수의 변화를 분석하기 위해서는 강한 동일성이 요구된다는 주장(예, Hancock, Kuo, & Lawrence, 2001; Stoel et al., 2004)을 뒷받침한다. 이 주장에 비추어보면, 비록 Ferrer 등에서는 보고되지 않았지만, 약한 동일성이 가정된 다지표 LGM에서는 모형 적합도와 모수 추정값이 참조변수에 따라 다르게 나타날 것으로 예상할 수 있다. 또한 가정된 요인동일성의 수준에 따라 다지표 LGM의 모형 적합도와 모수 추정값이 참조변수의 선정에 영향을 받는다는 것은 요인척도와 요인동일성의 수준이 어떻게 설정되느냐에 따라 이 모형에서 분석되는 요인의 의미가 달라질 수 있음을 시사한다. 그러나 이 문제와 관련하여 이들 사이의 관계를 명확히 설명하고 있는 문헌을 찾기는 어렵다.

본 연구는 다지표 LGM에서 요인동일성의 수준과 요인척도의 설정 방식에 따라 요인의 의미가 어떻게 달라지는지를 규명하고, 요인척도의 설정이 다지표 LGM의 모형 적합도와 모수 추정값에 미치는 영향을 확인하고자 하였다. 특히 다지표 LGM에서 참조변수로 요인의 척도를 설정하는 경우, 형태 동일성과 약한 동일성이 가정될 때에는 참조변수가 달라짐에 따라 분석 결과가 달라지지만 강한 동일성이 가정될 때에는 달라지지 않는 이유를 밝히고 실제 자료의 분석을 통해 이를 예시하였다. 또한 효과코딩을 이용한 요인척도의 설정 방식, 그 중에서도 절편의 합을 0으로 제약하는 것의 의미를 명확히 하고, 약한 동일성이 가정된 경우에도 이러한 설정이 다지표 LGM의 요인 평균에 대한 일관적인 분석 결과와 해석을 제공한다는 것을 보이고자 하였다. 다음 절에서는 표준 CFA 모형에서 요인척도의 설정과 평균구조의 식별, 모형 적합도 및 요인 평균의 정의가 서로 어떻게 관련되는지를 논의하였다. 다음으로 종단 CFA 모형에서 요인동일성의 의미를 소개하고 동일성의 수준에 따라 요인척도 설정에 의해 정의되는 요인 평균의 의미가 어떻게 달라지는지를 설명하였다. 이어서 강한 동일성이 가정되지 않을 때 다지표 잠재성장모형의 모형 적합도가 요인척도법에 따라 달라지는 이유를 설명하고 요인 평균에 대한 효과코딩 제약을 이용해 이를 어떻게

www.kci.go.kr

보완할 수 있는지 제안하였다. 마지막으로 실제 패널 자료를 이용한 다지표 LGM의 분석을 통해 상이한 수준의 요인동일성이 가정될 때 요인척도 설정 방식에 따라 분석 결과가 어떻게 달라질 수 있는지를 예시하였다.

표준 CFA 모형에서 요인척도의 설정

요인척도의 설정과 평균구조의 식별

그림 1은 세 개의 측정변수로 요인을 정의하는 표준 CFA 모형의 예시이다. 그림 1과 같이 J개의 측정변수가 하나의 공통요인을 갖는 표준 CFA 모형에서 j번째(j = 1, 2, ..., J) 측정변수의 값은 다음과 같이 구성된다.

$$y_{ij} = \tau_j + \lambda_j f_i + \epsilon_{ij} \quad (1)$$

각 개인(i)의 개별 관측변수의 값(y_{ij})은 (1) 상수인 절편(τ_j)과 (2) 요인부하량(λ_j)을 가중치로 하는 요인점수(f_i), 그리고 (3) 고유요인과 측정오차를 포함하는 무선 오차(ϵ_{ij}, 그림 1에서는 생략)에 의해 결정된다. 표준 CFA 모형에서는 측정변수의 공분산 정보를 이용하여 요인부하량(λ_j), 요인 분산(σ_f^2), 오차분산(θ_j)을 추정하며 요인이 여러 개인 경우에는 요인들 사이의 공분산도 함께 추정한다. 측정변수의 평균 정보는 요인 평균(κ)과 측정변수의 절편(τ_j)을 추정하는 데 사용된다. 표준 CFA 모형을 포함하여 SEM에서는 측정변수의 공분산 정보만을 이용하여 모수를 추정하거나 공분산 정보와 평균 정보를 함께 이용하여 모수를 추정하는데 전자의 경우를 공분산구조(covariance structure) 분석, 후자의 경우를 평균공분산구조(mean and covariance structures: MACS) 분석으로 구분하기도 한다. 그림 1은 평균구조를 포함한 MACS 표준 CFA 모형을 나타낸 것이다. 이 그림에서 실선은 공분산구조를, 점선은 평균구조를 결정하는 경로를 표현한다. 여기에서 삼각형은 단위 상수(unit constant, 1)를 의미하며, 이것으로부터 출발하여 각 변수에 이르는 경로를 통해 해당 변수의 평균을 결정하는 관계식을 표현할 수 있다. 공분산구조 분석에서는 평균구조가 분석되지 않기 때문에 단위 상수를 포함한 경로가 생략된다(Kline, 2016).

요인을 포함하는 SEM에서는 요인과 관련된 모수를 추정하기 위해 요인에 척도의 단위(평균과 분산)를 부여해야 한다. 그렇지 않으면 요인과 측정변수의 관계를 나타내는 측정모형의 해를 결정할 수 없다. 따라서 SEM에서 요인척도 설정의 일차적인 목적은 모수 추정값을 특정(식별, identification)하기 위한 것이다.

요인표준화에 의한 척도 설정은 각 요인의 평균과 분산에 특정한 값(예, 각각 0과 1)을 부여함으로써 각 요인에 포함된 모든 측정변수의 요인부하량과 절편을 추정할 수 있게 한

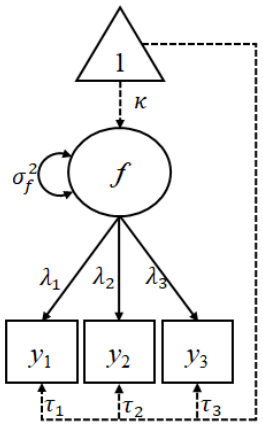

그림 1. 평균구조가 포함된 표준 CFA 모형의 예시. 측정변수의 오차(ϵ_j) 및 오차분산은 생략. 실선은 공분산구조를, 점선은 평균구조를 결정하는 경로를 표현.

www.kci.go.kr

다. 참조변수법은 각 요인의 참조변수의 요인부하량과 절편을 특정한 값(예, 각각 1과 0)으로 고정함으로써 요인에 포함된 나머지 측정변수의 요인부하량과 절편, 요인의 분산과 평균을 추정하게 한다. 효과코딩법은 각 요인을 측정하는 변수들의 요인부하량의 합을 측정변수의 개수로(또는 평균을 1로), 절편의 합을 0으로 제약함으로써 요인에 포함된 모든 측정변수의 요인부하량과 절편, 요인의 분산과 평균을 추정하게 한다(Brown, 2015).

표준 CFA 모형의 평균구조가 요인척도의 설정에 의해 식별되는 원리는 다음과 같다. 측정변수 y_{ij}, 요인 f_i 및 오차 ϵ_{ij}의 평균을 각각 μ_j, κ, 0이라 할 때, 식 (1)의 양변에 기댓값을 취하면 다음의 식이 유도된다.

$$\mu_j = \tau_j + \lambda_j \kappa \tag{2}$$

여기에서 μ_j는 자료에서 얻는 평균구조의 정보이며 나머지는 모형의 모수이다. 모수 λ_j는 특정한 값으로 고정되거나 공분산구조로부터 추정된다. 평균구조를 결정하는 식 (2)의 κ와 τ_j가 식별되기 위해서는 이들 사이에 적어도 하나의 제약이 필요하다. 그림 1의 예에서 측정변수의 평균(μ_j)과 식 (2)의 평균 방정식은 세 개인데 반해 추정해야 하는 평균구조의 모수는 요인의 평균(κ) 하나와 측정변수의 절편(τ_j) 세 개를 더해 모두 네 개가 된다. 이처럼 주어진 정보의 개수가 자유모수의 개수보다 적으면 식별에 이르지 못한다(underidentified). 모형이 식별에 미달할 때에는 모수에 대한 제약을 추가하여 실질적으로 추정해야 하는 모수의 개수를 줄임으로써 식별이 가능하게 할 수 있으며 요인척도의 설정은 곧 모수를 제약하는 기능을 한다. 요인표준화법과 참조변수법은 평균구조의 자유모수들 중 하나에 특정한 값을 부여하는 방식으로, 효과코딩법은 자유모수들의 합에 특정한 값을 부여하는 방식으로 이들을 제약한다. 식 (2)의 모수 κ와 τ_j 사이에 하나의 제약을 부여하면 평균구조의 정보(μ_j)의 개수와 자유모수의 개수가 같아지며 평균구조의 자유도는 0이 된다. 이러한 경우 평균구조는 포화된다(saturated) 또는 포화식별된다(just-identified)고 하며 κ와 τ_j의 추정값은 보통 식 (2)의 등식을 완전히 만족시킨다.

일반적으로 표준 CFA 모형에서는 요인척도 설정 이외에 평균구조에 대한 제약이 추가되지 않으며 따라서 평균구조가 포화식별된다. 평균구조가 포화된 경우 MACS 모형의 적합도는 공분산구조에 의해서 결정된다. 한편 공분산구조 분석에서 모형의 적합도는 매우 특수한 조건을 제외하고는 요인척도법에 의해 영향을 받지 않는다(Kline, 2016; Millsap, 2001). 따라서 평균구조가 포화된 MACS 모형의 모형 적합도는 요인척도 설정 방식과 상관없이 일정하다. 예를 들어 평균구조가 포화된 다집단 CFA 모형이나 종단 CFA 모형에서도 서로 다른 요인척도법이 사용된 모형들의 적합도는 동일하게 산출된다(Little, 2013). 그러나 요인평균의 추정값과 의미는 요인척도의 설정 방식에 따라 달라진다.

요인척도의 설정과 요인 평균

표준 CFA 모형에서 요인 평균은 다음의 과정을 통해 정의될 수 있다. 식 (2)를 요인 평균 κ가 관여하는 모든 측정변수에 대해 적용하여 이 식들을 더하면 다음의 식을 얻을 수 있다.

$$\sum_{j=1}^{J} \mu_j = \sum_{j=1}^{J} \tau_j + \kappa \sum_{j=1}^{J} \lambda_j \tag{3}$$

www.kci.go.kr

식 (3)을 요인 평균 κ에 대해 정리하면 다음과 같다.

$$\kappa = \frac{1}{\sum_{j=1}^{J}\lambda_j}\left(\sum_{j=1}^{J}\mu_j - \sum_{j=1}^{J}\tau_j\right) \quad (4)$$

식 (4)는 요인 평균이 요인부하량의 합의 역수를 가중치로 하는 측정변수 평균의 합과 절편의 합의 차이로 정의될 수 있다는 것을 보여준다.

평균구조가 포화된 표준 CFA 모형에서는 각 측정변수의 평균에 대하여 식 (2)를 정확히 만족시키는 모수 추정값을 얻을 수 있기 때문에 이를 통해 각 모수의 의미를 더 간단히 정의할 수 있다. 예를 들어 요인표준화법에서는 요인의 평균 κ는 0으로 고정되며 이것이 곧 요인 평균의 정의가 된다. 이 값을 식 (2)에 대입하면 각 측정변수의 절편과 평균은 같아진다($\tau_j = \mu_j$). 또한 임의의 참조변수(y_{ij}^{*})의 절편(τ_j^{*})과 요인부하량(λ_j^{*})을 각각 0과 1로 고정하여 식 (2)에 대입하면 요인의 평균은 그 참조변수의 평균과 같아진다($\kappa = \mu_j^{*}$). 결과적으로 요인의 평균은 측정변수 중 어느 변수를 참조변수로 선정하느냐에 따라 그 값이 달라진다.

이에 반해 효과코딩법에서는 특정한 모수를 고정하는 제약이 사용되지 않기 때문에 요인의 평균이 하나의 측정변수 평균에 대한 식으로 간단히 표현될 수 없다. 따라서 이 방식에서 요인 평균의 의미는 모든 측정변수에 대한 식을 동시에 고려한 식 (4)에 의해서만 파악된다. 효과코딩법이 요인부하량과 절편의 합에 대해 부여하는 제약은 다음과 같다.

$$\sum_{j=1}^{J}\lambda_j = J, \quad \sum_{j=1}^{J}\tau_j = 0 \quad (5)$$

식 (5)의 제약을 식 (4)에 대입하면 절편의 합은 생략되고 요인부하량의 합은 상수 J가 된다. 따라서 효과코딩에 의해 척도가 설정된 요인의 평균은 측정변수들의 평균의 평균으로 정의된다($\kappa = \sum\mu_j/J = \bar{\mu}$, Brown, 2015; Little, Slegers, & Card, 2006 참조).

이상에서 살펴본 바와 같이 평균구조를 포함하는 표준 CFA 모형에서 효과코딩법으로 척도를 설정하면 요인의 평균을 측정변수 평균의 평균값으로 해석할 수 있다. 이에 반해 요인표준화법의 경우에는 측정변수의 평균과 상관없이 요인의 평균이 0으로 정의된다. 요인척도를 설정하는 방법으로 가장 널리 사용되는 참조변수법은 요인의 평균이 참조변수의 평균으로 정의되며 따라서 어느 변수를 참조변수로 선정하느냐에 따라 요인 평균의 의미가 달라진다(Brown, 2015).

종단 CFA 모형의 요인동일성

서로 다른 집단이나 시점에서 관찰된 측정변수들은 측정동일성(measurement invariance)을 가질 때 비교될 수 있으며, 요인모형을 따르는 측정변수들의 측정동일성은 요인동일성을 가질 때 확립된다(Meredith, 1993). 또한 요인동일성을 충족시키는 요인은 집단이나 측정 시점이 다른 경우에도 요인과 측정변수의 관련성이 동일하게 유지되고 따라서 요인의 의미를 동일하게 해석할 수 있다. 따라서 서로 다른 시점에 반복 측정된 요인이 포함된 다지표 LGM과 같은 종단 SEM에서는 해당 요인의 시점에 따른 요인동일성이 요구된다(Brown,

www.kci.go.kr

2015; Vandenberg & Lance, 2000).

요인모형에서의 요인은 측정변수들의 요인부하량에 의해서 정의되기 때문에 측정변수들이 서로 다른 시점이나 집단에서 동일한 요인구조를 갖도록 제약하는 형태 동일성은 요인동일성의 가장 기본적인 조건이다. 그러나 다집단 분석이나 종단 SEM 분석에서 일반적으로 지칭하는 요인동일성의 의미는 적어도 요인구조의 동일성뿐 아니라 요인부하량의 동일성을 포함하는 약한 동일성이 충족되는 것을 의미한다. 게다가 다지표 LGM에서와 같이 변수들의 평균구조를 포함하는 SEM의 경우에는 동일 요인의 평균이 서로 다른 시점이나 집단에 따라 비교될 수 있어야 한다. 이를 위해서는 요인의 평균을 정의하는 측정변수의 절편의 동일성이 추가된 강한 동일성이 충족되어야 하는 것으로 알려져 있다(Grimm, Ram, & Estabrook, 2017, Kline, 2016).

그림 2는 평균구조를 포함하는 표준 종단 CFA 모형의 예시이다.[4] 여기에서 요인 f_t는 각 시점 t에서 동일한 측정변수인 y_{1t}, y_{2t}, y_{3t}에 의해 측정되며 동일한 요인구조를 가지고 있다. 요인구조의 동일 형태를 요구하는 형태동일성은 서로 다른 측정 시점(집단)에 동일 요인구조가 설정된 그림 2와 같은 CFA 모형의 카이제곱(χ^2) 값이 기각되지 않거나 모형적합도 지수가 수용할 만한 수준(예, SRMR $\leq$ .8, RMSEA $\leq$ .06, CFI $\geq$ .95, TLI $\geq$ .95, 등)일 때 충족된다고 판단한다.

약한 동일성은 형태 동일성을 충족하는 CFA 모형과 이 모형에 시점에 따른 동일 요인부하량 제약($\lambda_{j1} = \lambda_{j2} = \ldots = \lambda_{jT}$)을 부여한 모형이 의미 있는 적합도의 차이를 보이지 않을 때 충족된다고 판단한다. 여기에서 의미 있는 적합도의 차이란 두 모형의 카이제곱 값의 차이가 통계적으로 유의하거나 두 모형의 모형 적합도 지수의 차이가 일정 수준 이상인 것(예, ΔCFI $\geq$ .01, Chen, 2007; Cheung & Rensvold, 2002)을 의미한다. 강한 동일성은 약한 동일성을 충족하는 CFA 모형과 이 모형에 시점에 따른 동일 절편 제약($\tau_{j1} = \tau_{j2} = \ldots = \tau_{jT}$)을 추가한 모형이 의미 있는 적합도의 차이를 보이지 않을 때 충족된다고 판단한다. 그림 2의 모형의 경우 동일 요인부하량 제약은 각 측정변수의 요인부하량이 두 시점에서 동일한 것($\lambda_{11} = \lambda_{12}$, $\lambda_{21} = \lambda_{22}$, $\lambda_{31} = \lambda_{32}$)을 의미하고 동일 절편 제약은 각 측정변수의 절편이 두 시점에서 동일한 것($\tau_{11} = \tau_{12}$, $\tau_{21} = \tau_{22}$, $\tau_{31} = \tau_{32}$)을 의미한다. 이때 동일성의 수준에 상관없이 그림 2에 표기된 모든 모수를 추정할 수는 없으며

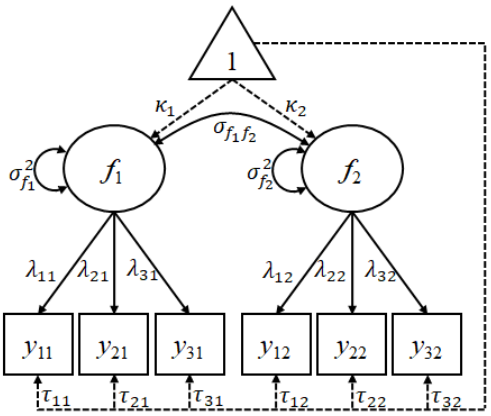

그림 2. 평균구조가 포함된 종단 CFA 모형의 예시. 측정변수의 오차(ϵ_{jt}) 및 오차분산과 오차 공분산은 생략. 실선은 공분산구조를, 점선은 평균구조를 결정하는 경로를 표현.

4) 요인이 여러 시점에 측정된 종단 CFA 모형에서는 서로 다른 시점에 측정된 동일 관측변수의 무선 오차들 사이에 공분산을 허용할 수 있다. 그림 2에서는 편의상 오차와 오차분산 및 오차 공분산을 생략하였다.

www.kci.go.kr

종단 CFA 모형의 경우에도 식별을 위해 일부 모수를 제약하는 요인척도의 설정이 선행되어야 한다.

종단 CFA 모형에서 요인동일성 수준에 따른 요인척도의 설정, 요인 평균 및 모형 적합도

요인표준화법 및 참조변수법에서 요인 평균의 의미와 모형 적합도

앞서 언급한 바와 같이 평균구조가 포화된 종단 CFA 모형에서는 요인척도의 설정 방식이 다르더라도 모형의 적합도가 달라지지 않는다. 또한 표준화된 요인공분산의 추정값, 즉 요인상관 역시 동일하다(Little, 2013). 그러나 종단 CFA 모형의 요인 평균의 의미는 표준 CFA 모형에서와 마찬가지로 요인의 척도를 설정하는 방식에 따라 달라진다. 특히 종단 CFA 모형에서는 척도 설정 방식에 따라 달라지는 요인 평균의 의미를 요인동일성의 수준에 따라 구분하여 이해할 필요가 있다. 식 (2)를 그림 2와 같은 종단 CFA 모형에 적용하여 각 시점 t의 측정변수 평균에 대해 표현하면 다음과 같다.

$$\mu_{jt} = \tau_{jt} + \lambda_{jt}\kappa_t \tag{6}$$

식 (6)을 각 시점의 요인 평균 κ_t가 관여하는 모든 측정변수에 대해 적용하여 더한 후 각 시점의 요인 평균에 대해 정리하면 다음과 같다.

$$\kappa_t = \frac{1}{\sum_{j=1}^{J}\lambda_{jt}}\left(\sum_{j=1}^{J}\mu_{jt} - \sum_{j=1}^{J}\tau_{jt}\right) \tag{7}$$

식 (7)에서 보는 바와 같이 각 시점의 요인 평균은 요인부하량의 합의 역수를 가중치로 하는 해당 시점의 측정변수 평균의 합과 절편의 합의 차이로 정의될 수 있다.

형태 동일성이 가정된 종단 CFA 모형에서는 모수에 대한 추가적인 제약이 없기 때문에 측정시점의 수에 비례해 측정변수와 추정 모수의 개수가 증가하더라도 평균구조가 포화된다. 약한 동일성이 가정될 때도 서로 다른 시점에 대해 요인부하량은 동일하게 제약되지만 절편의 동일성은 제약이 되지 않으므로 평균구조는 여전히 포화된다. 따라서 형태 동일성이나 약한 동일성이 가정된 모형에서는 각 측정변수의 평균에 대하여 식 (6)을 정확히 만족시키는 모수 추정값을 얻을 수 있으며 이를 통해 각 모수의 의미를 더 간단히 정의할 수 있다. 즉, 요인표준화법에서는 모든 시점의 요인 평균 κ_t가 0으로 고정되고 참조변수법($\lambda_{jt}^{*}=1,\ \tau_{jt}^{*}=0$)에서는 각 시점에서 요인 평균과 참조변수의 평균이 같다($\kappa_t = \mu_{jt}^{*}$).

이에 반해 강한 동일성이 가정된 모형에서는 서로 다른 시점에서 각 측정변수의 절편이 동일하도록 제약이 되어 평균구조가 포화되지 않는다. 이 경우 각 측정변수의 평균에 대하여 식 (6)을 정확히 만족시키는 모수 추정값이 얻어지지 않기 때문에 각 모수의 의미를 측정변수의 평균에 관한 하나의 식에 의해 간단히 정의할 수 없으며 요인 평균은 식 (7)에 의해 해석된다. 강한 동일성 모형에서 요인표준화법이 사용되면 식별을 위해 고정해야 하는 한 시점의 요인 평균을 제외한 나머지 시점의 요인 평균을 추정하는 것이 가능하다. 이 경우 일반적으로 첫 시점의 요인 평균을 0으로 고정하고 나머지 시점의 요인 평균은 자유롭게 추정한다. 이때 서로 다른 시점의 요인 평균

www.kci.go.kr

의 차이는 측정변수 평균의 합의 차이에 의해 결정된다. 강한 동일성 모형에서 참조변수법이 사용될 때에도 측정변수의 절편 동일성으로 인해 요인의 평균이 더 이상 참조변수의 평균에 의해서만 결정되지 않고 요인에 포함된 전체 측정변수의 평균과 절편 및 요인부하량에 의해 결정된다. 따라서 참조변수법에서도 서로 다른 시점에서 각 측정변수의 절편과 요인부하량이 동일하도록 제약되면 각 시점의 요인 평균의 차이는 측정변수 평균의 합의 차이에 의해 결정된다. 그러나 강한 동일성 모형에서도 절편의 합과 요인부하량의 합은 참조변수에 따라 달라지며, 따라서 참조변수가 달라지면 요인 평균도 달라진다.

각 시점의 요인 평균을 식 (7)로 이해하면 요인 평균의 비교를 위해 강한 동일성이 요구되는 이유가 명확해진다. 형태 동일성 모형에서는 요인표준화나 참조변수를 이용해 척도를 설정하는 경우 요인 평균을 정의하는 $\sum_{j=1}^{J}\lambda_{jt}$와 $\sum_{j=1}^{J}\tau_{jt}$의 값이 각 시점마다 달라지며 따라서 요인 평균의 의미도 시점마다 달라진다. 약한 동일성 모형에서도 요인부하량 동일성 제약에 의해 요인부하량의 합은 모든 시점에서 동일하지만 절편의 합은 여전히 각 시점마다 다르다. 따라서 이 경우에도 요인 평균의 의미가 시점마다 달라진다. 반면 강한 동일성 모형에서는 요인부하량과 절편의 동일성 제약에 의해 요인부하량의 합과 절편의 합이 시점에 따라 일정하게 유지된다. 따라서 모든 시점에서 요인 평균의 차이는 온전히 각 시점에서의 측정변수 평균의 합의 차이에 의해 결정되고, 요인 평균의 의미는 모든 시점에서 동일하게 유지된다. 또한 이 모형에서는, 요인척도법에 상관없이 모든 시점의 요인 평균이 측정변수 평균의 합에서 일정한 상수(절편의 합)를 빼어 일정한 상수(요인부하량의 합)를 나눈 선형 변환된 값이 되기 때문에, 서로 다른 요인척도 설정에 의해 정의된 요인 평균이 서로 비례한다. 이로 인해 강한 동일성 모형의 평균구조는 포화되지 않음에도 척도 설정 방식에 상관없이 최대우도법에서 동일한 모형 적합도를 산출한다. 따라서 평균구조에 대한 추가적인 제약이 없는 종단 CFA 모형은 형태 동일성이나 약한 동일성이 가정될 때는 평균구조가 포화되기 때문에, 강한 동일성이 가정될 때는 요인 평균의 정의가 서로 비례하기 때문에 요인척도법에 따라 모형 적합도가 달라지지 않는다.

효과코딩 제약과 요인 평균의 의미

효과코딩법에서는 요인동일성의 수준에 상관없이 각 시점에서 요인부하량의 합과 절편의 합에 대해 다음과 같은 제약이 부여된다.

$$\sum_{j=1}^{J}\lambda_{jt}=J,\ \sum_{j=1}^{J}\tau_{jt}=0 \qquad (8)$$

식 (8)의 제약을 식 (7)에 대입하면 효과코딩법에 의한 각 시점의 요인 평균은 각 시점에서 요인에 속한 측정변수 평균들의 평균과 같다($\kappa_t=\sum_{j=1}^{J}\mu_{jt}/J=\overline{\mu_t}$). 평균구조가 포화되는 형태 동일성 모형과 약한 동일성 모형에서는 효과코딩에 의해 정의된 요인 평균의 추정값과 측정변수 평균의 평균이 정확히 일치한다(Little, 2013 참조). 그러나 강한 동일성 모형에서는 평균구조가 포화되지 않기 때문에 일반적으로 추정된 요인 평균과 측정변수 평균의

www.kci.go.kr

평균은 정확히 일치하지 않는다. 여러 문헌에서 효과코딩법이 산출하는 요인 평균을 측정변수 평균의 단순평균으로 기술하지 않고 가중평균으로 기술하고 있는데 이는 강한 동일성 모형에 대한 설명으로 이해할 수 있다(Brown, 2015; Little, Slegers, & Card, 2006 참조).

식 (7)은 요인 분산의 척도 설정과 요인 평균의 척도 설정이 서로 독립적이라는 것을 환기시킨다. 따라서 표준적인 척도 설정 방식에서 제안하는 요인 분산의 설정과 요인 평균의 설정 방식을 반드시 일치시킬 필요는 없다. 예를 들어 요인 분산의 척도를 설정하기 위해 요인 분산을 1로 고정하거나 측정변수 중 하나의 요인부하량을 1로 고정하더라도 측정변수의 절편에 대한 제약은 효과코딩 설정을 따라 합이 0이 되도록 하는 것이 가능하다. 식 (7)에서 절편의 합을 0으로 제약하면 각 시점의 요인 평균은 다음과 같다.

$$\kappa_t = \frac{1}{\sum_{j=1}^{J}\lambda_{jt}} \cdot \sum_{j=1}^{J}\mu_{jt} \qquad (9)$$

식 (9)에서 요인 평균은 각 시점의 요인부하량의 합의 역수를 가중치로 하는 각 시점의 측정변수 평균의 합으로 정의된다. 이 경우 요인 분산의 척도를 어떻게 설정하느냐에 따라 가중치(요인부하량의 합)는 달라지지만 각 시점의 요인 평균이 측정변수의 평균의 합에 비례한다는 점은 변하지 않는다.

이와 같은 척도 설정 방식은 여러 장점을 갖는다. 우선 요인표준화법에서 요인 분산을 1로 고정하되 측정변수 절편의 합을 0으로 고정하면 형태 동일성 모형이나 약한 동일성 모형에서도 적어도 수리적으로는 모든 시점에서 요인의 평균을 추정할 수 있다. 참조변수의 요인부하량을 1로 고정하는 경우에도 참조변수의 절편을 0으로 고정하지 않고 해당 시점의 측정변수 절편의 합을 0으로 고정하면, 요인 평균이 참조변수의 평균이 아닌 전체 측정변수의 평균의 합을 반영하여 추정된다. 특히 약한 동일성 모형에서는 서로 다른 시점의 요인부하량의 합이 동일하기 때문에 요인 분산을 어떻게 제약하든 상관없이 서로 다른 시점의 요인 평균의 의미가 동일하게 유지된다. 한편 강한 동일성 모형에서는 평균구조에 대한 요인표준화 제약($\kappa_1 = 0$)이나 참조변수 제약($\tau^*_{jt} = 0$)을 사용할 때에도 각 시점의 요인부하량의 합과 절편의 합이 동일하게 유지되고 따라서 서로 다른 시점의 요인 평균을 비교할 수 있다. 그러나 절편의 합을 0으로 제약하면 요인 평균은 요인부하량의 합의 역수를 가중치로 하는 측정변수의 평균의 합으로 더 단순하게 해석된다. 요약하자면, 요인 분산 척도의 설정 방법과 무관하게 평균구조 식별을 위한 제약으로서 절편의 합에 대한 효과코딩 설정($\sum_{j=1}^{J}\tau_{jt} = 0$)은 요인동일성의 수준에 상관없이 적어도 수리적으로는 측정변수의 평균이 모두 반영된 요인 평균을 추정할 수 있게 하고 요인 평균의 해석을 명확하게 한다. 특히 약한 동일성과 강한 동일성 모형에서는 서로 다른 시점의 요인 평균을 비교 가능하게 한다.

다지표 잠재성장모형에서 요인동일성 수준과 요인척도의 설정

다지표 LGM에서의 평균구조

잠재성장모형은 여러 시점에 걸쳐 반복 측정된 관측변수의 변화를 성장 요인(growth

www.kci.go.kr

factors)을 이용하여 추정한다. 예를 들어 선형 LGM은 변수의 변화 궤적을 시간의 일차함수로 표현하며 이 함수를 구성하는 절편과 기울기를 절편 요인과 기울기 요인으로 나타낸다. 전형적인 선형 LGM에서 모든 측정변수의 절편 요인에 대한 계수(요인부하량)는 1로 설정되며, 측정 시점이 동일한 간격일 때 기울기 요인에 대한 계수는 측정시점에 따라 0부터 일정하게 증가하도록 설정된다(예, 0, 1, 2, ...). 이러한 설정을 통해 절편 요인은 변수의 첫 시점에서의 예측값(초깃값)으로, 기울기 요인은 인접한 시점 간의 예측값의 차이(변화율)로 해석된다. 변화의 궤적이 이차곡선(quadratic curve)의 형태를 갖는 경우에는 절편 요인 및 기울기 요인과 함께 이차 요인을 모형에 추가하여 이를 표현할 수 있다. 이때 이차 요인의 계수는 기울기 요인의 계수를 제곱한 값으로 설정한다. LGM에서 관측변수의 전반적인 변화 궤적은 성장 요인의 평균을 통해 표현되며 변화 궤적에서의 개인차의 크기는 성장 요인의 분산으로 나타난다(김수영, 석혜은, 2015; Preacher, Wichman, MacCallum, Briggs, 2008).

LGM은 평균구조를 포함하는 MACS 모형의 일종으로 측정변수의 평균구조를 성장 요인의 평균으로 설명한다. LGM에서는 각 측정변수의 절편을 0으로 설정함으로써 측정변수의 평균의 차이가 오로지 성장 요인의 평균에 의해 설명되도록 한다. 따라서 LGM의 평균구조는 일반적으로 포화되지 않는다. 예를 들어 선형 LGM에서는 절편 요인과 기울기 요인의 평균으로 모든 시점의 측정변수의 평균을 설명하기 때문에 측정 시점이 셋 이상인 경우 평균구조의 정보의 개수는 이를 결정하는 추정 모수(절편과 기울기 요인의 평균)의 개수보다 많아진다. 따라서 LGM의 모형 적합도는 (1) 요인 계수에 의해 정의되는 성장 요인과 이들의 분산 및 공분산이 반복 측정된 관측변수의 공분산구조(자기상관)와 얼마나 잘 부합하느냐와 (2) 성장 요인의 평균이 정의하는 변화 궤적이 측정변수의 평균구조(평균의 차이)와 얼마나 잘 부합하느냐에 의해서 결정된다.

다지표 LGM은 잠재성장모형을 여러 변수에 의해 측정되는 잠재변수(요인)의 변화에 적용한 것이다. 이 모형은 2차 CFA 모형의 일종으로, 1차 요인인 잠재변수는 각 측정시점에서 동일한 관측변수의 세트에 의해 측정되며 2차 요인인 성장 요인은 1차 요인의 시간에 따른 변화 궤적을 표현한다. 그림 3은 세 개의 관측변수로 측정된 요인을 세 시점에 측정한 선형 다지표 LGM을 나타낸 것이다. 이 모형의 1차 요인은 종단 CFA 모형의 1차 요인과 동일하게 설정되며 따라서 1차 요인의 평균과 측정변수들의 평균의 관계는 식 (6)을 그대로 따른다.

$$\mu_{jt} = \tau_{jt} + \lambda_{jt}\kappa_t \tag{6}$$

다지표 LGM의 2차 성장 요인 α_i와 β_i는 1차 요인의 시점에 따른 변화의 형태를 결정한다. 선형 다지표 LGM에서는 측정 시점의 간격이 동일할 때 단일지표 LGM에서와 마찬가지로 절편 요인 α_i의 계수를 모두 1로 고정하고, 기울기 요인 β_i의 계수를 0, 1, 2, ..., T-1 (T = 시점의 개수)과 같이 설정한다. 이때 요인점수 f_{it}는 변화 궤적을 나타내는 절편 요인 α_i와 기울기 요인 β_i 및 설명오차 ζ_{it}에 의해 다음과 같이 결정된다.

$$f_{it} = \alpha_i + (t-1)\beta_i + \zeta_{it} \tag{10}$$

www.kci.go.kr

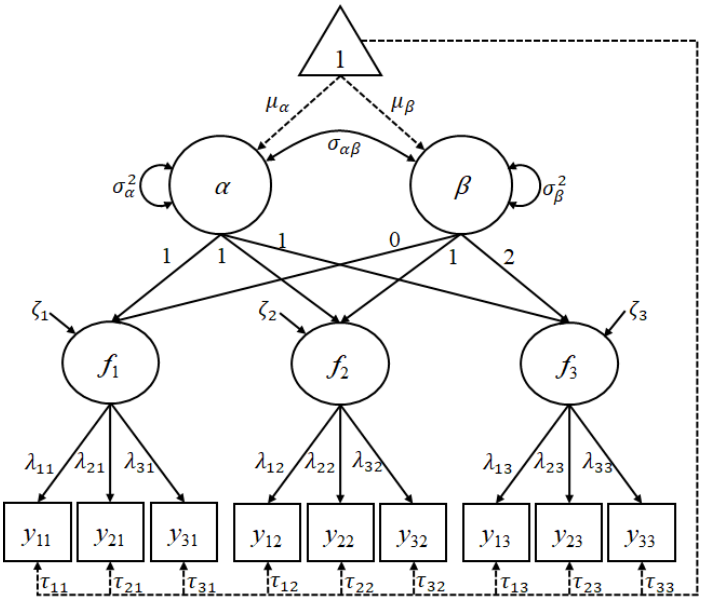

그림 3. 세 개의 관측변수로 측정된 요인을 세 시점에서 측정한 선형 다지표 잠재성장모형의 예시. 측정변수의 오차(ϵ_{jt}) 및 오차분산과 오차 공분산은 생략. 실선은 공분산구조를, 점선은 평균구조를 결정하는 경로를 표현.

식 (10)은 각 개인의 요인점수 f_{it}의 시간(t)에 따른 변화가 절편 α_i와 기울기 β_i를 갖는 회귀선으로 표현된다는 것을 보여준다. 절편 요인 α_i와 기울기 요인 β_i의 평균을 각각 μ_α와 μ_β라 할 때, 식 (10)의 기댓값으로부터 요인 f_{it}의 평균 κ_t와 μ_α, μ_β 사이에 다음과 같은 관계가 성립한다.

$$\kappa_t = \mu_\alpha + (t-1)\mu_\beta \qquad (11)$$

식 (11)을 식 (6)에 대입하면 각 측정변수의 평균은 성장 요인의 평균과 측정변수의 절편에 의해 다음과 같이 결정된다.

$$\mu_{jt} = \tau_{jt} + \lambda_{jt}\mu_\alpha + (t-1)\lambda_{jt}\mu_\beta \qquad (12)$$

식 (12)에서 보듯이 다지표 LGM에서는 평균구조와 관련한 모수로서 1차 요인의 평균(κ_t)을 따로 추정하지 않고 성장 요인의 평균과 측정변수의 절편만을 추정한다. 따라서 측정시점이 셋 이상인 경우 선형 다지표 LGM의 평균구조는 형태 동일성이나 약한 동일성이 가정된 경우에도 포화되지 않는다.[5] 앞서 언급한 대로 MACS 분석에서는 평균구조가 포화될 때 척도 설정 방법이 다르더라도 모형의 적합도가 달라지지 않는다. 그러나 평균구조

5) 이는 측정변수의 절편에 제약이 있는 참조변수법과 효과코딩법에만 해당한다. 요인 평균이 고정되는 요인표준화법에서는 형태 동일성이나 약한 동일성이 가정될 때 모든 절편이 추정되기 때문에, 절편에 별도의 제약이 없다면 성장 요인의 평균을 자유모수로 추정하고자 할 경우 평균구조가 식별되지 않는다.

www.kci.go.kr

가 포화되지 않는 MACS 모형에서 모형 적합도가 척도 설정 방법에 영향을 받지 않는 조건에 대해서는 강한 동일성이 제약될 때(Little, 2013; Little et al., 2006) 이외에는 명확하게 알려진 것이 없다.

요인동일성의 수준과 요인척도 설정에 따른 다지표 LGM의 모형 적합도

앞서 언급한 바와 같이 LGM의 모형 적합도는 반복 측정된 변수의 공분산구조와 평균구조의 적합도에 의해 결정된다. 다지표 LGM의 모형 적합도는 1차 요인모형(측정모형)인 종단 CFA 모형이 측정변수의 공분산구조와 평균구조에 대해 가지는 적합도와 2차 요인모형인 LGM이 1차 요인의 공분산구조와 평균구조에 대해 가지는 적합도에 의해 결정된다. 앞서 보았듯이 종단 CFA 모형에서는 요인동일성의 수준이 같을 때 요인척도의 설정 방식이 달라도 모형 적합도가 동일하다. 따라서 다지표 LGM의 모형 적합도가 요인척도 설정 방식에 따라서 달라진다면 이는 측정모형인 1차 요인모형의 적합도 때문이 아니라 1차 요인의 성장모형인 2차 요인모형의 모형 적합도의 차이로 인한 것이다. 또한 종단 CFA 모형에서는 요인척도 설정 방식이 다르더라도 요인상관이 동일하며 따라서 요인공분산은 서로 비례한다(Little, 2013; Little et al., 2006). 결과적으로 다지표 LGM의 2차 요인모형의 공분산구조의 적합도는 척도 설정 방식에 영향을 받지 않게 된다. 그러나 이 모형에서 요인 평균의 추정값은 요인척도 설정 방식에 따라 달라지기 때문에 다지표 LGM의 모형 적합도가 요인척도 설정 방식에 따라 달라진다면 이는 온전히 2차 요인모형인 성장 요인에 의해 설명되는 요인 평균구조의 적합도의 차이에서 비롯된다고 할 수 있다.

Ferrer 등(2008)에서 나타났듯이 형태 동일성이 가정될 때 참조변수가 달라지면 다지표 LGM의 모형 적합도와 성장 요인 평균의 추정값이 달라진다. 형태 동일성 모형에서 참조변수법에 의해 설정된 1차 요인의 평균은 참조변수의 평균과 같기 때문에 다지표 LGM의 성장 요인의 평균이 추정하는 변화 궤적은 바로 참조변수 평균의 시점에 따른 차이를 모형화한다. 따라서 이 경우 선정된 참조변수의 평균 차이가 성장모형에 얼마나 부합하느냐에 따라 다지표 LGM의 모형 적합도가 달라진다. 요인 평균이 참조변수의 평균과 일치하는 특성은 측정모형의 평균구조가 포화된 약한 동일성 모형에서도 마찬가지이기 때문에 이 경우에도 참조변수가 달라지면 다지표 LGM의 모형 적합도가 달라질 것을 예상할 수 있다. 또한 앞서 살펴본 바와 같이 형태 동일성과 약한 동일성이 가정될 때 요인표준화나 효과코딩에 의해 설정된 요인 평균은 참조변수에 의해 설정된 요인 평균과 다른 의미를 갖기 때문에, 요인 평균의 변화를 모형화하는 다지표 LGM은 척도 설정 방식에 따라 모형 적합도가 다르게 산출될 것으로 예상할 수 있다. 이에 반해 강한 동일성 모형에서는 세 가지 요인척도법이 정의하는 모든 시점의 요인 평균이 측정변수 평균의 합의 선형 변환이라는 공통점을 갖는다. 이로 인해 세 설정 방식에 의해 정의되는 요인 평균은 서로 비례 관계를 가지고, 성장 요인의 평균이 설명하는 요인 평균구조의 최대우도 모형 적합도는 같아진다. 따라서 이 경우에는 요인척도법이 달라도 다지표 LGM의 전체 모형 적합도가 동일하다.

한편 앞서 언급한 바와 같이 요인 분산의 척도를 어떻게 설정하든지 요인 평균의 척도

www.kci.go.kr

를 절편의 합이 0이 되도록 설정하면, 이렇게 설정된 모형이 산출하는 요인 평균은 식 (9)를 따른다. 식 (9)로 정의되는 요인 평균은 각 시점에서 측정변수의 합을 요인부하량의 합으로 나눈 값이기 때문에 서로 다른 시점에서 요인부하량의 합이 일정(약한 동일성)하다면 시점이 다르더라도 동일한 의미를 가진다. 또한 약한 동일성에서 정의되는 요인 평균은 요인 분산의 척도를 설정하는 방식이 서로 다르더라도 서로 비례한다. 따라서 이 경우 다지표 LGM의 모형 적합도는 요인 분산의 척도 설정 방식에 영향을 받지 않고 일정할 것으로 예상할 수 있다. 다음 절에서는 실제 자료의 분석을 통해 요인동일성 수준과 요인 분산과 평균의 척도 설정 방식에 따라 다지표 LGM의 모형 적합도와 성장 요인의 평균 추정값이 어떻게 다르게 산출되는지를 예시하였다.

다지표 LGM 분석의 예시: 요인동일성 수준과 요인척도 설정 방식에 따른 차이

분석 자료 및 변수

분석 예시에는 한국 아동・청소년 패널 자료(KCYPS) 중 초등학교 4학년을 대상으로 2004년부터 2008년까지 5년 동안 매년 1회 수집된 자료가 사용되었다. 분석에 사용된 패널 자료와 변수는 아래 기준에 따라 선정되었다. (1) 구성개념의 측정을 위해 세 개 이상의 측정변수가 사용될 것, (2) 반복 측정된 횟수가 4회 이상일 것, (3) 시점에 따른 구성개념의 변화양상이 뚜렷하게 나타날 것, (4) 확인적 요인분석을 실시하였을 때 모형이 적합할 것, (5) 여러 시점에 걸쳐 요인모형의 측정동일성이 충족될 것. 이 기준에 따라 KCYPS에 포함된 변수 중 네 개의 문항으로 구성된 '부모감독'을 선정하였다. 분석 결과에서 혹시 모를 결측값의 영향을 배제하고자 전체 응답자 2,844명 중 결측이 발생한 응답자의 모든 응답을 제거한 2,267명의 응답을 분석에 사용하였다.[6)]

한국 아동・청소년 패널 자료의 '부모감독'은 자녀의 외출 시 상황에 대해 부모가 알고 있는 정도에 대한 자녀의 인식을 묻는 문항으로 그 내용은 표 1과 같다. 각 문항은 자기보고식의 5점 리커트 양식으로 평정되었으며 1점은 '전혀 그렇지 않다', 5점은 '매우 그렇다'를 의미한다(허묘연, 2000). 각 시점에서 부모감독 4문항 총점의 크론바하 α는 .79 - .89이었다. 문항제거 문항-총점 상관은 .58 - .85이었고 문항 제거시 α가 더 높아지는 문항은 없는 것으로 나타나 높은 내적 일관성을 나타냈다.

표 1. '부모감독'의 문항 내용

문항 번호	문항내용
1	내가 외출했을 때 부모님은 내가 어디에 있는지 대부분 알고 계신다.
2	내가 외출했을 때 부모님은 내가 누구와 함께 있는지 대부분 알고 계신다.
3	내가 외출했을 때 부모님은 내가 무엇을 하고 있는지 대부분 알고 계신다.
4	내가 외출했을 때 부모님은 내가 언제 돌아올지를 대부분 알고 계신다.

6) 본고에서는 지면의 제약으로 보고하지 않았으나 분석 결과의 형태는 결측이 포함된 자료에서도 동일하였다(박송이, 2016 참조). 결측이 포함된 자료의 결과는 교신저자에게 요청할 수 있다.

www.kci.go.kr

분석 모형

동일한 자료에 대해 요인동일성의 수준과 척도 설정 방식을 달리 적용했을 때 다지표 LGM의 분석 결과가 어떻게 다르게 나타나는지를 비교하기 위하여 다양한 모형을 다음과 같이 구분하여 분석하였다.

단일지표 잠재성장모형

먼저 다지표 LGM의 결과가 단일지표 LGM의 결과와 갖는 유사점과 차이점을 확인하기 위하여 단일지표 LGM을 분석하였다. 단일지표 LGM은 각 문항을 단일지표로 하는 4개의 LGM과 전체 문항의 평균을 단일지표로 하는 1개의 LGM을 각각 분석하였다.

다지표 잠재성장모형

다지표 LGM은 요인모형의 요인동일성 수준과 요인척도 설정 방식에 따라 모형을 구분하였다. 형태 동일성 모형과 약한 동일성 모형, 강한 동일성 모형을 모두 분석하였다. 각 동일성 수준에서 참조변수의 요인부하량을 1로, 절편을 0으로 설정하거나 요인 분산을 1로, 요인 평균을 0으로 설정하는 전통적인 요인척도법을 사용한 모형과 요인부하량과 요인 분산의 설정 방법에 상관없이 평균구조에 대한 제약을 절편의 합을 0으로 설정하여 대체한 척도 설정 방법을 사용한 모형을 함께 분석하여 비교하였다. 요인부하량의 합을 측정변수의 개수로 하고 절편의 합을 0으로 하는 표준적인 효과코딩법도 함께 분석하였다. 참조변수법에서는 각 문항을 참조변수로 선정한 모형을 모두 분석하였다. 전통적인 요인표준화법의 경우 형태 동일성이나 약한 동일성이 가정될 때에는 다지표 LGM에 적용할 수 없기 때문에 제외되었다(각주 5 참고). 요인표준화법을 절편의 합을 0으로 제약하는 설정과 함께 사용하였을 때는 형태 동일성 조건에서는 각 시점의 요인 분산이 1이 되도록 고정하였고, 약한 동일성 조건과 강한 동일성 조건에서는 첫 시점의 요인 분산이 1이 되도록 고정하여 분석하였다.[7)]

모형 번호

분석에 사용된 모형이 많기 때문에 혼란을 줄이기 위해 다음의 규칙에 따라 각 모형에 번호를 부여하였다. 모형 번호는 세 자리로 구성되어 있다. 첫 번째 자리의 숫자는 순서대로 단일지표 LGM(1), 형태 동일성이 가정된 다지표 LGM(2), 약한 동일성이 가정된 다지표 LGM(3), 강한 동일성이 가정된 다지표 LGM(4)을 각각 나타낸다. 두 번째 자리에는 단일지표 LGM의 경우 0을, 다지표 LGM 중 참조변수의 절편을 0으로 고정하거나 첫 시점의 요인 평균을 0으로 고정하는 전통적인 평균구조 제약 모형에는 1을, 측정변수의 절편의 합을 0으로 고정하는 평균구조 제약 모형에는 2를

7) CFA 모형에서는 요인이 외생변수이기 때문에 분산을 직접 1로 고정할 수 있지만 다지표 LGM에서는 요인의 분산을 고정하는 것이 매우 복잡할 수 있다. 그 이유는 다지표 LGM에서는 1차 요인인 잠재변수가 2차 요인인 성장 요인에 의해 설명되는 내생변수이기 때문에 잠재변수(요인)의 분산은 성장 요인에 의해 설명되는 분산과 설명오차분산(disturbance)의 합으로 구성되기 때문이다. 다지표 LGM의 1차 요인의 분산을 1로 고정하는 한 가지 단순한 방법은 1차 요인의 어느 한 측정변수의 요인부하량을 CFA 모형에서 요인의 분산을 1로 고정했을 때 추정된 해당 측정변수의 요인부하량의 값으로 고정하는 것이다(Grimm, Ram, & Estabrook, 2017, pp. 351-361 참조). 본 분석에서는 이 방식이 적용되었다.

www.kci.go.kr

표 2. 잠재성장모형의 분석 모형 구분 및 설정

구분	모형번호	모형 설정				
		참조변수	요인 분산 제약	요인절편 제약	요인부하량 동일성 제약	절편 동일성 제약
단일지표 LGM	1-0-1			문항1(단일지표)		
	1-0-2			문항2(단일지표)		
	1-0-3			문항3(단일지표)		
	1-0-4			문항4(단일지표)		
	1-0-E			문항평균(단일지표)		
형태 동일성 모형 (다지표 LGM)	2-1-1	문항1	$\lambda_1 = 1$	$\tau_1 = 0$	X	X
	2-1-2	문항2	$\lambda_2 = 1$	$\tau_2 = 0$		
	2-1-3	문항3	$\lambda_3 = 1$	$\tau_3 = 0$		
	2-1-4	문항4	$\lambda_4 = 1$	$\tau_4 = 0$		
	2-2-1	문항1	$\lambda_1 = 1$	$\sum \tau_j = 0$	X	X
	2-2-2	문항2	$\lambda_2 = 1$			
	2-2-3	문항3	$\lambda_3 = 1$			
	2-2-4	문항4	$\lambda_4 = 1$			
	2-2-0		$\sigma^2_{f_1} = 1$			
	2-2-E		$\sum \lambda_j = J$			
약한 동일성 모형 (다지표 LGM)	3-1-1	문항1	$\lambda_1 = 1$	$\tau_1 = 0$	O	X
	3-1-2	문항2	$\lambda_2 = 1$	$\tau_2 = 0$		
	3-1-3	문항3	$\lambda_3 = 1$	$\tau_3 = 0$		
	3-1-4	문항4	$\lambda_4 = 1$	$\tau_4 = 0$		
	3-2-1	문항1	$\lambda_1 = 1$	$\sum \tau_j = 0$	O	X
	3-2-2	문항2	$\lambda_2 = 1$			
	3-2-3	문항3	$\lambda_3 = 1$			
	3-2-4	문항4	$\lambda_4 = 1$			
	3-2-0		$\sigma^2_{f_1} = 1$			
	3-2-E		$\sum \lambda_j = J$			
강한 동일성 모형 (다지표 LGM)	4-1-1	문항1	$\lambda_1 = 1$	$\tau_1 = 0$	O	O
	4-1-2	문항2	$\lambda_2 = 1$	$\tau_2 = 0$		
	4-1-3	문항3	$\lambda_3 = 1$	$\tau_3 = 0$		
	4-1-4	문항4	$\lambda_4 = 1$	$\tau_4 = 0$		
	4-1-0		$\sigma^2_{f_1} = 1$	$\kappa_1 = 0$		
	4-2-1	문항1	$\lambda_1 = 1$	$\sum \tau_j = 0$	O	O
	4-2-2	문항2	$\lambda_2 = 1$			
	4-2-3	문항3	$\lambda_3 = 1$			
	4-2-4	문항4	$\lambda_4 = 1$			
	4-2-0		$\sigma^2_{f_1} = 1$			
	4-2-E		$\sum \lambda_j = J$			

www.kci.go.kr

각각 부여하였다. 세 번째 자리는 단일지표 LGM의 경우 분석에 사용된 문항 번호를, 다지표 LGM의 경우 요인부하량이 1로 고정되는 참조변수(문항)의 번호를 나타낸다. 다만 단일지표 LGM에서 측정변수의 평균 점수가 분석된 경우와 다지표 LGM에서 요인부하량의 합을 측정변수의 개수로 제약한 경우(효과코딩)는 E로 표기하였으며 다지표 LGM에서 요인분산을 고정(요인표준화)한 경우는 0으로 표기하였다.

이와 같은 방식으로 구분한 모형과 해당 모형의 설정 내용이 표 2에 요약되어 있다. 모형 번호 1-0-1부터 1-0-4는 각 문항을 단일지표로 분석한 LGM을, 1-0-E는 문항 평균 점수를 단일지표로 분석한 LGM을 의미한다. 형태동일성이 가정된 다지표 LGM 중 모형 번호 2-1-1부터 2-1-4는 참조변수의 요인부하량과 절편을 각각 1과 0으로 설정한 모형을 의미한다. 이에 반해 모형 2-2-1부터 2-2-4는 참조변수의 요인부하량을 1로 고정하고 각 시점의 측정변수 절편의 합을 0으로 제약한 모형을 의미한다. 모형 번호 2-2-0과 2-2-E는 절편의 합을 0으로 제약하고 각 시점의 요인 분산을 1로 고정(요인표준화)한 모형과 요인부하량의 합을 측정변수의 개수인 4로 고정(효과코딩)한 모형을 각각 의미한다. 약한 동일성 모형과 강한 동일성 모형도 형태 동일성 모형과 같은 방식으로 번호가 부여되었다. 모형 번호 4-1-0은 첫 시점의 요인 분산을 1, 요인 평균을 0으로 고정한 강한 동일성이 가정된 다지표 LGM을 의미한다. 모든 모형은 절편 요인과 기울기 요인을 포함한 선형 LGM과 이차곡선 요인이 추가된 비선형 LGM에 대해 각각 적용되었다. 선형 LGM에서는 절편 요인의 계수를 모두 1로, 기울기 요인의 계수를 0, 1, 2, 3, 4로 설정하였으며 이차곡선 LGM에 추가된 요인의 계수는 0, 1, 4, 9, 16으로 설정하였다. 모든 분석에는 R 3.2.5와 R의 SEM 분석용 패키지인 lavaan 0.5가 사용되었다.

본 분석에서는 서로 다른 동일성 수준과 척도 설정 방법이 적용된 LGM 모형들 사이의 모형 적합도와 평균구조의 모수 추정값을 비교하는 것에 초점을 두었다. 따라서 각 모형의 분석 결과는 모형 적합도와 성장 요인의 평균의 추정값을 기준으로 비교하였다. 모형 적합도의 비교는 기본적으로 모형 카이제곱 값의 검토를 통해 이루어졌다. 척도 설정 방법이 모형 적합도에 영향을 미치지 않는다면 이는 동일한 카이제곱 값으로 나타난다. 다른 적합도 지수로 CFI, TLI, RMSEA 및 SRMR이 함께 검토되었다. 성장 요인의 평균 추정값의 경우 표준오차, 검정 통계량(추정값/표준오차) 및 표준화 계수가 함께 검토되었다. 요인의 척도가 다를 때 모수 추정값이 다르게 얻어지더라도 이 추정값의 검정 통계량과 표준화 계수가 같다면 추정값의 통계적 유의성과 효과 크기가 척도 설정 방식에 영향을 받지 않고 일관적이라고 평가할 수 있다. 이와 더불어 척도 설정 방법이 성장 요인들 사이의 상관 추정값에 영향을 미치는지도 검토되었다.

결과

분석에 사용된 전체 자료는 5회에 걸쳐 반복 측정된 4개 문항으로 구성되어 있다. 이 20개 측정변수의 평균과 표준편차 그리고 상관계수를 표 3에 제시하였다.

요인동일성 검증

잠재성장모형을 분석하기 전에 '부모감독'

www.kci.go.kr

표 3. 측정 시점별 '부모감독' 측정변수의 평균, 표준편차 및 상관계수

N=2267	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
1. PM11	1.00																			
2. PM12	.55	1.00																		
3. PM13	.53	.54	1.00																	
4. PM14	.39	.44	.47	1.00																
5. PM21	.32	.30	.29	.25	1.00															
6. PM22	.29	.35	.28	.25	.62	1.00														
7. PM23	.29	.30	.30	.27	.60	.65	1.00													
8. PM24	.25	.24	.26	.29	.48	.48	.55	1.00												
9. PM31	.27	.27	.22	.24	.35	.35	.36	.31	1.00											
10. PM32	.27	.28	.23	.24	.34	.37	.36	.28	.69	1.00										
11. PM33	.26	.28	.24	.23	.35	.35	.38	.30	.67	.67	1.00									
12. PM34	.24	.25	.23	.25	.28	.29	.27	.32	.57	.53	.59	1.00								
13. PM41	.21	.21	.17	.15	.30	.25	.30	.27	.36	.32	.34	.30	1.00							
14. PM42	.21	.22	.18	.14	.27	.27	.30	.23	.35	.34	.32	.28	.71	1.00						
15. PM43	.21	.20	.22	.17	.27	.27	.34	.26	.36	.32	.35	.30	.68	.70	1.00					
16. PM44	.18	.19	.19	.19	.26	.22	.24	.27	.28	.25	.25	.31	.54	.54	.60	1.00				
17. PM51	.24	.19	.18	.16	.30	.27	.29	.26	.31	.31	.29	.26	.39	.36	.36	.30	1.00			
18. PM52	.23	.22	.19	.16	.28	.28	.28	.25	.32	.33	.29	.26	.38	.39	.38	.31	.75	1.00		
19. PM53	.24	.21	.20	.17	.28	.27	.29	.26	.29	.29	.30	.25	.39	.38	.41	.31	.72	.73	1.00	
20. PM54	.20	.18	.17	.20	.26	.22	.25	.26	.28	.27	.26	.29	.33	.32	.32	.35	.58	.59	.64	1.00
평균	3.69	3.33	3.26	3.33	3.72	3.54	3.42	3.42	3.73	3.66	3.48	3.50	3.65	3.59	3.44	3.41	3.60	3.57	3.44	3.37
표준편차	1.19	1.24	1.23	1.22	1.11	1.16	1.14	1.15	1.02	1.03	1.05	1.05	1.00	1.04	1.05	1.05	1.00	1.01	1.04	1.02

주. PM11-PM14: 부모감독 문항1-문항4의 1차 측정값; PM21-PM24: 동일문항들의 2차 측정값; PM31-PM34: 동일문항들의 3차 측정값; PM41-PM44: 동일문항들의 4차 측정값; PM51-PM54: 동일문항들의 5차 측정값.

www.kci.go.kr

표 4. 요인동일성 모형의 적합도

	χ^2	df	χ^2_{diff}	Δdf	CFI	RMSEA	SRMR
형태 동일성 모형	716.17***	160			0.976	0.039	0.022
약한 동일성 모형	729.76***	172	13.587	12	0.976	0.038	0.023
강한 동일성 모형	910.35***	184	180.588***	12	0.969	0.042	0.026

*** $p < .001$

요인의 시점 간 요인동일성의 수준을 확인하였다. 요인동일성은 동일 형태, 동일 요인부하량, 동일 절편의 순으로 검토 되었다(표 4). 형태 동일성 모형의 카이제곱(716.17)은 유의수준 .001에서 유의하였으나 CFI와 RMSEA, SRMR 등은 모두 좋은 적합도를 보여 형태 동일성이 충족되는 것으로 나타났다. 형태 동일성 모형과 약한 동일성 모형의 카이제곱 차이[$\chi^2_{diff}(12) = 13.587$, $p = .328$]는 유의하지 않았으나 약한 동일성 모형과 강한 동일성 모형의 차이[$\chi^2_{diff}(12) = 180.588$, $p < .001$]는 유의하였다. 그러나 두 모형의 적합도 지수의 차이가 크지 않아 '부모감독' 요인은 강한 동일성을 충족한다고 볼 수 있다.[8)]

선형 잠재성장모형의 결과

모든 잠재성장모형은 우수한 모형 적합도를 보였다(표 5). 단일지표 LGM의 모든 적합도는 서로 달랐는데 이 차이는 분석에 사용된 변수가 상이하였기 때문에 당연한 것이다. 형태 동일성이 가정된 모형들(2-*-*)은 요인척도 설정 방식이나 참조변수에 따라 카이제곱 값이 모두 다르게 나타났다(Ferrer et al., 2008 참조). 이에 반해 강한 동일성 모형들(4-*-*)은 척도 설정 방법이나 참조변수에 관계없이 모두 동일한 χ^2 값을 보였다(Stoel et al., 2004 참조). 한편 약한 동일성 모형에서는 일반적인 참조변수법(요인부하량 1, 절편 0)이 적용된 모형들(3-1-*)이 모두 서로 다른 모형 적합도를 보였다. 그러나 각 시점의 측정변수 절편의 합을 0으로 고정시킨 모형들(3-2-*)은 참조변수가 달라지거나 다른 방식의 요인 분산 제약(요인 표준화과 효과코딩)이 적용된 경우에도 모두 동일한 χ^2 값을 보였다. 즉, 약한 동일성 모형에서 절편의 합을 0으로 제약하는 요인 평균 설정은 요인 분산의 설정 방식에 상관없이 다지표 LGM의 모형 적합도에 대한 일관적인 분석 결과를 제공하였다. 이와 대조적으로 형태 동일성 모형에서는 측정변수 절편의 합을 0으로 고정시킨 경우(2-2-*)에도 동일한 모형 적합도를 보이지 않았다.

이와 같은 결과는 성장 요인의 평균 추정값에서도 확인된다(표 6). 일반적인 참조변수법이 적용된 형태 동일성 모형들(2-1-*)과 약한 동일성 모형들(3-1-*)이 추정한 절편과 기울기 요인의 평균은 참조변수에 따라 매우 큰 차이를 보였다. 또한 이 값들은 단일지표 LGM (1-0-*)의 절편과 기울기 평균의 추정값들과 거의 일치했다. 이는 형태 동일성이나 약한 동

8) 8) Chen(2007)에 따르면 표본크기가 300이상이고 표본크기가 일정한 조건에서 두 동일성 모형의 적합도 차이가 ΔCFI는 .01이하, ΔRMSEA는 .015 이하, ΔSRMR는 .01이하일 때 더 높은 수준의 동일성 모형이 지지되는 것으로 해석할 수 있다.

www.kci.go.kr

표 5. 선형 잠재성장모형의 모형 적합도

	번호	CFI	TLI	RMSEA	SRMR	χ^2	df
단일지표 모형	1-0-1	0.982	0.982	0.035	0.024	37.828	10
	1-0-2	0.929	0.929	0.071	0.043	123.141	10
	1-0-3	0.962	0.962	0.052	0.037	71.344	10
	1-0-4	0.965	0.965	0.044	0.030	53.861	10
	1-0-E	0.957	0.957	0.070	0.042	119.972	10
형태 동일성 모형	2-1-1	0.974	0.971	0.039	0.029	770.789	170
	2-1-2	0.971	0.967	0.042	0.032	856.091	170
	2-1-3	0.973	0.970	0.040	0.031	800.895	170
	2-1-4	0.973	0.970	0.040	0.030	796.041	170
	2-2-1	0.974	0.971	0.040	0.030	771.438	170
	2-2-2	0.975	0.972	0.039	0.029	760.421	170
	2-2-3	0.975	0.972	0.039	0.030	764.417	170
	2-2-4	0.975	0.972	0.039	0.030	764.956	170
	2-2-0	0.974	0.971	0.039	0.030	770.740	170
	2-2-E	0.971	0.968	0.042	0.034	839.145	170
약한 동일성 모형	3-1-1	0.974	0.973	0.038	0.032	791.563	182
	3-1-2	0.970	0.969	0.041	0.035	874.657	182
	3-1-3	0.973	0.972	0.039	0.033	815.279	182
	3-1-4	0.973	0.972	0.039	0.033	815.536	182
	3-2-1	0.971	0.970	0.040	0.035	852.942	182
	3-2-2	0.971	0.970	0.040	0.035	852.942	182
	3-2-3	0.971	0.970	0.040	0.035	852.942	182
	3-2-4	0.971	0.970	0.040	0.035	852.942	182
	3-2-0	0.971	0.970	0.040	0.035	852.942	182
	3-2-E	0.971	0.970	0.040	0.035	852.942	182
강한 동일성 모형	4-1-1	0.964	0.965	0.044	0.037	1031.98	194
	4-1-2	0.964	0.965	0.044	0.037	1031.98	194
	4-1-3	0.964	0.965	0.044	0.037	1031.98	194
	4-1-4	0.964	0.965	0.044	0.037	1031.98	194
	4-1-0	0.964	0.965	0.044	0.037	1031.98	194
	4-2-1	0.964	0.965	0.044	0.037	1031.98	194
	4-2-2	0.964	0.965	0.044	0.037	1031.98	194
	4-2-3	0.964	0.965	0.044	0.037	1031.98	194
	4-2-4	0.964	0.965	0.044	0.037	1031.98	194
	4-2-0	0.964	0.965	0.044	0.037	1031.98	194
	4-2-E	0.964	0.965	0.044	0.037	1031.98	194

www.kci.go.kr

표 6. 선형 잠재성장모형의 절편 요인과 기울기 요인의 평균 및 상관 추정값

	번호	절편(a)	표준오차(b)	a/b	표준화 계수	기울기(c)	표준오차(d)	c/d	표준화 계수	성장요인 상관
단일 지표 모형	1-0-1	3.739	0.021	179.18	5.513	-0.029	0.007	-4.461	-0.199	-.478
	1-0-2	3.457	0.022	157.72	4.737	0.042	0.007	6.071	0.247	-.552
	1-0-3	3.349	0.021	155.87	4.840	0.031	0.007	4.553	0.195	-.454
	1-0-4	3.404	0.021	160.32	5.121	0.001	0.007	0.135	0.006	-.490
	1-0-E	3.480	0.018	194.13	5.295	0.014	0.005	2.564	0.094	-.478
형태 동일성 모형	2-1-1	3.740	0.021	180.02	5.686	-0.029	0.007	-4.430	-0.197	-.473
	2-1-2	3.460	0.022	159.17	4.909	0.041	0.007	5.991	0.262	-.513
	2-1-3	3.349	0.022	155.31	4.793	0.031	0.007	4.565	0.199	-.483
	2-1-4	3.405	0.021	164.23	5.988	0.001	0.007	0.148	0.008	-.484
	2-2-1	3.498	0.054	65.362	5.290	0.025	0.019	1.321	0.167	-.479
	2-2-2	3.752	0.054	69.00	5.312	-0.021	0.019	-1.095	-0.133	-.516
	2-2-3	3.711	0.054	68.41	5.296	0.016	0.019	0.850	0.103	-.487
	2-2-4	3.014	0.058	51.64	5.293	0.014	0.021	0.656	0.109	-.487
	2-2-0	4.106	0.063	65.31	5.285	0.046	0.022	2.039	0.257	-.468
	2-2-E	3.480	0.018	194.35	5.335	0.014	0.005	2.556	0.095	-.479
약한 동일성 모형	3-1-1	3.740	0.021	179.15	5.629	-0.029	0.007	-4.420	-0.196	-.486
	3-1-2	3.457	0.021	161.17	5.020	0.042	0.007	6.144	0.269	-.482
	3-1-3	3.348	0.022	155.30	4.788	0.032	0.007	4.604	0.200	-.484
	3-1-4	3.404	0.021	164.26	5.981	0.001	0.007	0.174	0.009	-.485
	3-2-1	3.524	0.030	116.43	5.329	0.014	0.006	2.549	0.095	-.480
	3-2-2	3.662	0.031	118.91	5.329	0.015	0.006	2.549	0.095	-.480
	3-2-3	3.714	0.031	119.35	5.329	0.015	0.006	2.549	0.095	-.480
	3-2-4	3.020	0.033	92.40	5.329	0.012	0.005	2.549	0.095	-.480
	3-2-0	4.088	0.035	116.43	5.329	0.016	0.006	2.549	0.095	-.480
	3-2-E	3.480	0.018	194.20	5.329	0.014	0.005	2.550	0.095	-.480
강한 동일성 모형	4-1-1	3.628	0.019	193.95	5.506	0.016	0.005	2.920	0.108	-.480
	4-1-2	3.519	0.019	180.70	5.114	0.017	0.006	2.920	0.108	-.480
	4-1-3	3.382	0.020	171.95	4.848	0.017	0.006	2.920	0.108	-.480
	4-1-4	3.375	0.017	198.53	5.951	0.014	0.005	2.919	0.108	-.480
	4-1-0	0.000	-	-	-	0.018	0.006	2.920	0.108	-.480
	4-2-1	3.508	0.030	115.88	5.323	0.016	0.005	2.920	0.108	-.480
	4-2-2	3.664	0.031	118.79	5.323	0.017	0.006	2.920	0.108	-.480
	4-2-3	3.714	0.031	119.32	5.323	0.017	0.006	2.920	0.108	-.480
	4-2-4	3.019	0.033	92.51	5.323	0.014	0.005	2.919	0.108	-.480
	4-2-0	4.069	0.035	115.88	5.323	0.018	0.006	2.920	0.108	-.480
	4-2-E	3.476	0.018	194.52	5.323	0.016	0.005	2.921	0.108	-.480

www.kci.go.kr

일성이 가정된 다지표 LGM에서 요인의 척도가 참조변수법으로 설정되면 성장 요인이 나타내는 변화 궤적은 본질적으로 참조변수의 변화 궤적을 모형화한다는 것을 보여준다. 이 모형들은 성장 요인 평균의 모수 추정값뿐 아니라 이들의 검정 통계량과 표준화 계수에서도 매우 상이한 값을 나타냈다. 절편 요인과 기울기 요인의 상관도 참조변수에 따라 상이한 추정값을 나타냈다.

강한 동일성이 가정된 다지표 LGM(4-*-*)에서도 절편 요인 평균의 추정값과 검정 통계량은 척도 설정 방법과 참조변수에 따라 모두 상이하게 나타났다. 그러나 일반적인 참조변수법이 적용된 모형들(4-1-*)과는 다르게 각 시점의 측정변수 절편의 합을 0으로 고정시킨 모형들(4-2-*)에서는 참조변수나 요인 분산의 척도 방식에 상관없이 절편 요인 평균의 표준화 계수가 모두 동일하게 나타났다. 반면 강한 동일성이 가정된 다지표 LGM의 기울기 요인 평균은 척도 설정 방법이나 참조변수가 다른 경우에도 모수 추정값이 매우 유사하게 나타났다. 특히 이 모형들은 기울기 요인 평균의 표준화 계수를 모두 동일하게 추정하였으며 검정 통계량도 거의 유사한 값을 산출하였다. 또한 절편 요인과 기울기 요인의 상관도 척도 설정 방법과 참조변수의 선정에 영향을 받지 않고 모두 동일하게 추정되었다.

강한 동일성 모형에서와 마찬가지로 절편의 합을 0으로 제약한 약한 동일성 모형들(3-2-*)에서도 기울기 요인 평균의 추정값이 매우 유사하게 나타났으며, 표준화 계수는 동일하였고, 검정 통계량도 매우 유사하였다. 또한 이 모형들은 절편 요인 평균의 표준화 계수와 성장 요인 사이의 상관도 모두 동일하였다. 특히 후자의 결과는 참조변수의 절편을 고정시킨 같은 약한 동일성 모형(3-1-*)에서는 나타나지 않았다는 점에서 더 주목할 만하다. 이 결과는 평균구조에 대한 제약이 성장 요인 사이의 상관의 추정에도 영향을 미칠 수 있음을 시사한다.

표 6에서 확인할 수 있는 또 다른 특징은 요인동일성의 수준이 다르더라도 효과코딩 설정 방식이 적용된 모형들(2-2-E, 3-2-E, 4-2-E)의 성장 요인 평균 추정값이 매우 유사하다는 것이다. 특히 1차 측정모형의 평균구조가 포화되는 형태 동일성 모형(2-2-E)과 약한 동일성 모형(3-2-E)에서의 절편 요인(3.480)과 기울기 요인(0.014)의 평균 추정값은 측정변수의 평균값을 단일지표로 사용한 분석 결과(1-0-E)와 동일한 값을 보였다. 효과코딩 설정이 사용된 강한 동일성 모형의 성장 요인 평균의 추정값은 이 값들과 완전히 일치하지는 않지만 역시 매우 유사한 값을 보였다. 그러나 이 유사성은 본 분석에서 사용된 자료가 강한 동일성을 충족시키는 특성을 가지고 있기 때문에 나타난 것일 수 있으며 자료가 강한 동일성을 충족하지 않는 경우에는 차이가 더 크게 나타날 수 있다.

이차곡선 잠재성장모형의 결과

표 3에 나타난 개별 측정변수 평균의 시간에 따른 차이는 선형 변화 보다는 일정하게 증가하다 감소하는 이차곡선의 형태를 띠고 있다. 따라서 자료의 특성을 더 잘 표현하는 이차곡선 요인을 추가한 잠재성장모형의 분석 결과도 선형 잠재성장모형의 분석 결과와 유사하게 나타나는지를 확인하였다.

이차곡선 잠재성장모형의 모형 적합도 역시 모두 우수한 값을 보였다(표 7). 선형 LGM에서와 마찬가지로 형태 동일성 모형들은 요인

www.kci.go.kr

표 7. 이차곡선 잠재성장모형의 모형 적합도

	번호	CFI	TLI	RMSEA	SRMR	χ^2	df
단일지표 모형	1-0-1	0.998	0.997	0.015	0.013	9.164	6
	1-0-2	0.990	0.983	0.035	0.019	22.619	6
	1-0-3	0.991	0.984	0.033	0.022	21.191	6
	1-0-4	0.996	0.993	0.020	0.014	11.428	6
	1-0-E	0.991	0.985	0.041	0.023	29.238	6
형태 동일성 모형	2-1-1	0.976	0.972	0.039	0.025	733.629	166
	2-1-2	0.975	0.972	0.039	0.026	746.601	166
	2-1-3	0.975	0.970	0.039	0.027	742.267	166
	2-1-4	0.976	0.972	0.039	0.026	739.095	166
	2-2-1	0.976	0.972	0.039	0.027	740.545	166
	2-2-2	0.976	0.972	0.039	0.026	734.972	166
	2-2-3	0.976	0.972	0.039	0.027	735.130	166
	2-2-4	0.976	0.972	0.039	0.027	735.571	166
	2-2-0	0.976	0.972	0.039	0.026	735.984	166
	2-2-E	0.975	0.972	0.039	0.027	745.352	166
약한 동일성 모형	3-1-1	0.976	0.974	0.038	0.028	750.376	178
	3-1-2	0.975	0.973	0.038	0.028	761.956	178
	3-1-3	0.975	0.974	0.038	0.028	755.822	178
	3-1-4	0.975	0.974	0.038	0.028	754.948	178
	3-2-1	0.975	0.974	0.038	0.028	759.055	178
	3-2-2	0.975	0.974	0.038	0.028	759.055	178
	3-2-3	0.975	0.974	0.038	0.028	759.055	178
	3-2-4	0.975	0.974	0.038	0.028	759.055	178
	3-2-0	0.975	0.974	0.038	0.028	759.055	178
	3-2-E	0.975	0.974	0.038	0.028	759.055	178
강한 동일성 모형	4-1-1	0.968	0.968	0.042	0.031	939.529	190
	4-1-2	0.968	0.968	0.042	0.031	939.529	190
	4-1-3	0.968	0.968	0.042	0.031	939.529	190
	4-1-4	0.968	0.968	0.042	0.031	939.529	190
	4-1-0	0.968	0.968	0.042	0.031	939.529	190
	4-2-1	0.968	0.968	0.042	0.031	939.529	190
	4-2-2	0.968	0.968	0.042	0.031	939.529	190
	4-2-3	0.968	0.968	0.042	0.031	939.529	190
	4-2-4	0.968	0.968	0.042	0.031	939.529	190
	4-2-0	0.968	0.968	0.042	0.031	939.529	190
	4-2-E	0.968	0.968	0.042	0.031	939.529	190

www.kci.go.kr

표 8. 이차곡선 잠재성장모형의 기울기 요인과 이차 요인의 평균 및 상관 추정값

	번호	기울기 (a)	표준오차 (b)	a/b	표준화 계수	이차곡선 (c)	표준오차 (d)	c/d	표준화 계수	성장요인 상관		
										절편-기울기	절편-이차	기울기-이차
단일 지표 모형	1-0-1	0.043	0.022	1.937	0.095	-0.017	0.005	-3.411	-0.180	-.524	.366	-.928
	1-0-2	0.237	0.022	10.61	0.528	-0.046	0.005	-9.170	-0.502	-.558	.356	-.904
	1-0-3	0.148	0.023	6.493	0.370	-0.028	0.005	-5.322	-0.293	-.318	.129	-.897
	1-0-4	0.128	0.023	5.598	0.330	-0.030	0.005	-5.821	-0.375	-.482	.288	-.898
	1-0-E	0.141	0.017	8.297	0.372	-0.031	0.004	-7.852	-0.377	-.439	.242	-.899
형태 동일성 모형	2-1-1	0.043	0.022	1.936	0.113	-0.017	0.005	-3.410	-0.205	-.404	.211	-.898
	2-1-2	0.235	0.023	10.40	0.572	-0.046	0.005	-8.968	-0.507	-.472	.272	-.901
	2-1-3	0.150	0.023	6.567	0.361	-0.028	0.005	-5.406	-0.307	-.436	.244	-.903
	2-1-4	0.129	0.024	5.362	0.391	-0.030	0.005	-5.546	-0.417	-.401	.204	-.900
	2-2-1	0.191	0.070	2.734	0.486	-0.039	0.016	-2.474	-0.447	-.418	.227	-.903
	2-2-2	0.018	0.071	0.257	0.044	-0.009	0.016	-0.567	-0.100	-.474	.276	-.903
	2-2-3	0.146	0.071	2.050	0.351	-0.030	0.016	-1.888	-0.330	-.437	.245	-.903
	2-2-4	0.179	0.079	2.267	0.527	-0.039	0.018	-2.171	-0.521	-.414	.220	-.904
	2-2-0	0.291	0.082	3.544	0.626	-0.057	0.018	-3.109	-0.557	-.399	.212	-.903
	2-2-E	0.141	0.017	8.226	0.364	-0.031	0.004	-7.774	-0.364	-.437	.243	-.903
약한 동일성 모형	3-1-1	0.043	0.022	1.949	0.109	-0.017	0.005	-3.426	-0.199	-.441	.249	-.904
	3-1-2	0.235	0.023	10.41	0.573	-0.046	0.005	-8.948	-0.512	-.441	.247	-.904
	3-1-3	0.150	0.023	6.562	0.360	-0.028	0.005	-5.400	-0.309	-.441	.248	-.904
	3-1-4	0.129	0.024	5.375	0.380	-0.030	0.005	-5.560	-0.414	-.441	.249	-.904
	3-2-1	0.143	0.017	8.215	0.363	-0.031	0.004	-7.768	-0.363	-.440	.247	-.904
	3-2-2	0.149	0.018	8.216	0.363	-0.032	0.004	-7.769	-0.363	-.440	.247	-.904
	3-2-3	0.151	0.018	8.217	0.363	-0.033	0.004	-7.769	-0.363	-.440	.247	-.904
	3-2-4	0.123	0.015	8.203	0.363	-0.027	0.003	-7.758	-0.363	-.440	.247	-.904
	3-2-0	0.166	0.020	8.216	0.363	-0.036	0.005	-7.768	-0.363	-.440	.247	-.904
	3-2-E	0.141	0.017	8.229	0.363	-0.031	0.004	-7.779	-0.363	-.440	.247	-.904
강한 동일성 모형	4-1-1	0.142	0.017	8.273	0.363	-0.030	0.004	-7.694	-0.356	-.440	.247	-.903
	4-1-2	0.149	0.018	8.274	0.363	-0.032	0.004	-7.695	-0.356	-.440	.247	-.903
	4-1-3	0.151	0.018	8.274	0.363	-0.032	0.004	-7.695	-0.356	-.440	.247	-.903
	4-1-4	0.123	0.015	8.254	0.363	-0.026	0.003	-7.678	-0.356	-.440	.247	-.903
	4-1-0	0.165	0.020	8.273	0.363	-0.035	0.005	-7.694	-0.356	-.440	.247	-.903
	4-2-1	0.142	0.017	8.273	0.363	-0.030	0.004	-7.693	-0.356	-.440	.247	-.903
	4-2-2	0.149	0.018	8.274	0.363	-0.032	0.004	-7.695	-0.356	-.440	.247	-.903
	4-2-3	0.151	0.018	8.274	0.363	-0.032	0.004	-7.695	-0.356	-.440	.247	-.903
	4-2-4	0.123	0.015	8.254	0.363	-0.026	0.003	-7.678	-0.356	-.440	.247	-.903
	4-2-0	0.165	0.020	8.273	0.363	-0.035	0.005	-7.693	-0.356	-.440	.247	-.903
	4-2-E	0.141	0.017	8.285	0.363	-0.030	0.004	-7.703	-0.356	-.440	.247	-.903

www.kci.go.kr

분산과 평균의 척도 설정 방식에 따라 χ^2 값이 모두 다르게 나타났다. 이와 달리 강한 동일성 모형들은 척도 설정 방법이나 참조변수에 관계없이 모두 동일한 χ^2 값을 보였다. 이차곡선 LGM에서도 약한 동일성 모형들에 일반적인 참조변수법이 적용되었을 때는 χ^2 값이 모두 다르게 나타났다. 그러나 절편의 합을 0으로 고정시킨 경우에는 요인 분산의 제약 방식에 상관없이 모두 동일한 χ^2 값을 보였다.

성장 요인의 평균 추정값에서도 동일한 결과가 확인되었다(표 8). 형태 동일성 모형들이 추정한 절편(표 8에서는 생략)과 기울기 및 이차곡선 요인의 평균은 모수 추정값, 검정 통계량, 표준화 계수에서 모두 다르게 나타났다. 이에 반해 강한 동일성 모형들은 척도 설정 방법 및 참조변수가 다를 때에도 기울기 요인 평균과 이차곡선 요인 평균의 모수 추정값이 서로 유사하게 나타났으며, 표준화 계수는 모두 동일하였고, 검정 통계량도 매우 유사하게 나타났다. 또한 세 성장 요인 사이의 상관도 척도 설정 방법과 참조변수의 선정에 영향을 받지 않고 모두 동일하게 추정되었다. 강한 동일성 모형에서 나타난 이러한 특성은 절편의 합을 0으로 제약한 약한 동일성 모형에서도 동일하게 확인되었다. 절편의 합을 0으로 제약한 약한 동일성과 강한 동일성 모형들은 세 개의 성장 요인 평균의 표준화 계수가 모두 동일한 값을 보였다.

효과코딩 설정 방식이 적용된 모형들의 절편, 기울기 및 이차곡선 요인의 평균 추정값은 서로 매우 유사하였으며 특히 1차 측정모형의 평균구조가 포화되는 형태 동일성 모형(2-2-E)과 약한 동일성 모형(3-2-E)에서의 성장 요인 평균 추정값들은 측정변수의 평균값을 단일지표로 사용한 분석 결과와 정확히 동일한 값을 보였다.

결 론

본 연구는 다지표 LGM에서 요인척도의 설정 방법에 따라 모형의 분석 결과가 달라질 수 있음을 보이고, 이러한 현상이 무엇 때문에 비롯되며 요인동일성의 수준과 어떻게 관련되는지를 밝히고자 하였다. 이를 위해 먼저 평균공분산구조 분석에서는 평균구조가 포화되면 척도의 설정 방법에 따라 요인 평균의 의미가 달라지더라도 모형 적합도는 동일하게 산출된다는 점을 확인하였다. 그러나 다지표 LGM은 일반적으로 평균구조가 포화되지 않기 때문에 형태 동일성 모형과 약한 동일성 모형에서 요인척도를 어떻게 설정하느냐에 따라, 그리고 참조변수를 이용하는 경우 어느 측정변수를 참조변수로 선정하느냐에 따라 모형 적합도가 달라질 수 있음을 확인하였다. 또한 다지표 LGM과 같이 평균구조가 포화되지 않는 MACS 모형에서도 요인척도법에 의해 정의되는 요인 평균이 서로 비례하면 각 척도 설정 방법이 산출하는 모형 적합도가 동일하다는 점이 논의되었다. 이러한 이유로 모든 요인척도법에서 요인 평균이 서로 비례하도록 정의되는 강한 요인동일성 모형에서는 서로 다른 요인척도법이 동일한 모형 적합도를 산출하게 된다는 것을 확인하였다. 같은 이유로 약한 동일성 모형에서도 절편의 합을 0으로 제약하면, 요인 분산의 척도를 어떻게 설정하느냐와 어느 변수를 참조변수로 선정하느냐에 상관없이 요인 평균의 정의가 비례 관계에 있게 되고 결과적으로 동일한 모형 적합도를 산

www.kci.go.kr

출하게 된다는 점도 논의하였다. 실제 패널 자료를 이용하여 각각의 요인동일성 수준에서 서로 다른 척도 설정 방법을 적용하여 분석한 다지표 LGM의 결과는 이와 같은 특성을 확인하여 주었다.

요인모형을 포함하는 SEM에서 요인의 척도를 설정하는 일차적인 목적은 요인모형의 식별을 위한 것이다. 또한 요인척도는 내용적으로나 수리적으로 미결정성(indeterminacy)을 가지기 때문에 척도의 설정은 임의적이다. 따라서 척도의 설정이 모형 적합도에 영향을 미치지 않는 한, 요인척도의 단위를 어떻게 부여하느냐는 해석의 편의성을 고려한 선택의 문제로 여겨진다. 평균구조를 포함하지 않는 공분산구조 분석에서는 서로 다른 요인척도법에 의해 산출되는 요인의 분산과 공분산의 절대적 크기가 다르더라도 이 값들이 서로 비례하며, 따라서 이 모형들은 동일한 모형함축 공분산과 모형 적합도를 산출하고 서로 동치 관계에 있다. 결과적으로 공분산구조 분석에서는 요인척도 설정 방법의 선택이 그다지 중요하게 다루어지지 않아 왔다. 이에 반해 평균구조를 포함하는 평균공분산구조 모형에서는 다지표 LGM에서와 같이 요인척도 설정 방법에 따라 모형 적합도가 다르게 산출될 수 있기 때문에 요인척도의 설정이 단순한 선택의 문제가 아니게 된다. 앞서 언급한 바와 같이 평균구조가 포화되지 않는 MACS 모형에서는 특수한 제약 하에서만 요인척도법이 다르게 적용된 모형들 사이에 동치 관계가 성립한다. 본 연구는 (1) 강한 동일성을 제약하는 것과 (2) 약한 동일성과 함께 절편의 합이 0이 되도록 제약하는 것이 이와 같은 특수한 제약이 될 수 있음을 제시하였다. 이 제약 하에서 다지표 LGM은 척도 설정 방법에 영향을 받지 않고 모형에 대한 동일한 적합도와 성장 요인 평균에 대한 유사한 모수 추정값, 동일한 효과크기(표준화 계수), 그리고 일관적인 통계적 유의성을 가질 수 있다.

구성개념의 성장모형에 관심이 있는 대부분의 연구자들은 복잡하고 어렵다는 이유로 다지표 LGM의 사용을 꺼려왔다(Ferrer et al., 2008). 그러나 다지표 LGM은 구성개념의 변화 궤적 추정에서 단일지표 LGM보다 여러 측면에서 강점을 갖는다. 첫째, 측정변수의 고유분산이나 방법효과가 제거된 요인의 변화를 추정할 수 있기 때문에 모형의 추정값의 편향이 작다(Geiser & Keller, Lockhart, 2013; Kim & Willson, 2014). 둘째, 측정변수가 아닌 요인의 변화를 모형화하기 때문에 초깃값과 변화율과 관련될 것으로 기대되는 다른 변수가 추가될 경우 이들 사이의 관련성이 과소(혹은 과대)추정되지 않는다(Ferrer et al., 2008). 셋째, 다지표 LGM은 서로 다른 시점에 측정된 요인모형의 요인동일성 수준을 확인할 수 있다(Ferrer et al., 2008; Kim & Willson, 2014). 따라서 구성개념의 변화 궤적을 분석하고자 하는 연구자들은 단일지표 LGM보다는 다지표 LGM을 사용하는 것이 권장되며 적어도 단일지표 LGM을 사용하기에 앞서 측정변수들의 요인동일성을 확인하는 것이 필요하다.

본 연구는 다지표 LGM을 사용할 때 강한 요인동일성 모형을 사용하는 것이 왜 중요한지를 환기시킨다. 동시에 절편의 합을 0으로 제약한다면 약한 요인동일성 모형을 사용하는 것도 가능하지 않은가라는 질문을 던지게 한다. 이와 같은 접근은 이 분야의 전문가들에 의해 전통적으로 지지되어 온 것이 아니기 때문에 한편으로는 무모하거나 위험한 것으로 여겨지겠지만 응용 연구자들에게는 흥미로울

www.kci.go.kr

수 있다. 이 문제는 MACS 모형에서 분석되는 요인의 개념적, 수리적 정의와 요인동일성에 관한 심리측정적 이론을 포괄적으로 다루면서 접근해야 하기 때문에 쉽게 결론내리기 어렵다. 또한 본 연구에서 예시한 분석 결과는 강한 동일성을 충족하는 자료에 국한될 수 있다. 따라서 이를 충족하지 않는 자료를 포함한 더 많은 실제 자료에 대한 분석과 모의실험을 이용한 연구 결과 등을 다각적으로 검토하여 타당성을 평가하여야 할 것이다. 후속 연구에 의해 이와 같은 본 연구의 제한점이 보완되어야 할 것이다.

참고문헌

곽의현, 정경미, 김은성 (2016). 후기 남자 청소년의 우울・불안 발달궤적과 사회적 지지. 한국심리학회지: 임상, 35(1), 243-264.

구재선, 서은국 (2012). 행복은 4년 후 학업성취를 예측한다. 한국심리학회지: 사회 및 성격, 26(2), 35-50.

권선중, 임숙희, 김영호 (2015). 청소년기 게임 관련 신념과 게임 중독의 관계에 대한 재탐색 - 잠재성장모형을 활용한 단기 종단 연구. 한국심리학회지: 건강, 20(1), 267-283.

김수영, 석혜은 (2015). 잠재성장모형의 사용을 위한 표본크기 결정. 한국심리학회지: 일반, 34(2), 599-617.

김수정, 곽금주 (2013). 3세부터 7세까지 어머니의 애정/온정적 양육태도의 변화가 아동의 학교적응에 주는 영향. 한국심리학회지: 발달, 26(2), 1-17.

김연수, 곽금주 (2016). 영아기 기질의 변화가 아동초기 외현화 문제행동에 미치는 영향. 한국심리학회지: 발달, 29(3), 95-111.

남순현 (2015). 청소년의 성격, 애착, 온라인 자기개방, 가족친밀감과 온라인 친구관계의 질 간의 종단적 관계. 한국심리학회지: 발달, 28(4), 1-32.

박송이 (2016). 다지표 잠재성장모형에서 요인척도화와 측정동일성의 문제. 성균관대학교 석사학위청구논문.

우성범, 김성연, 임승우, 백인규, 남덕현, 양은주 (2012). 남녀청소년의 자존감, 친구애착, 비행 간의 관계에 대한 다변량 잠재성장모형 분석. 한국심리학회지: 일반, 31(4), 1093- 1113.

이수진, 오경자 (2012). 이동의 기질과 부모 양육이 부주의와 과잉행동-충동성 문제의 발달경로에 미치는 영향. 한국심리학회지: 임상, 31(4), 945-969.

이순묵, 금은희, 이찬순 (2010). 다집단 분석의 문제: 평균구조분석에서의 측정원점 동일성 검증 필요 여부. 교육평가연구, 23(2), 391-416.

이순묵, 김한조 (2011). 구조방정식 모형의 일반화 또는 집단차 연구를 위한 다집단 분석의 관행과 문제점. 사회과학, 43(1), 63-112.

장혜인 (2015). 아동의 부정적 정서성과 어머니의 우울간의 종단적 상호관계: 교류모형적 접근. 한국심리학회지: 발달, 28(2), 19-39.

정승아, 이수진 (2016). 학령 초기 내재화 문제행동의 발달경로에 미치는 아동 인성과 부모 양육의 효과. 한국심리학회지: 임상, 35(2), 499-518.

주혜선, 이나빈, 민문경, 안현의 (2014). 대학생

www.kci.go.kr

의 우울증상 진행경로에 미치는 정서조절 곤란과 외상 기억 특성의 효과: 잠재성장모형을 통한 단기종단연구. 한국심리학회지: 상담, 26(3), 617-636.

허묘연 (2000). 청소년이 지각한 부모 양육행동 척도 개발 연구. 이화여자대학교 박사학위 청구논문.

Bollen, K. A., & Curran, P. J. (2006). *Latent curve models: A structural equation perspective*. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons.

Brown, T. A. (2015). *Confirmatory factor analysis for applied research* (2nd ed.). New York: Guilford Publications.

Chan, D. (1998). The conceptualization and analysis of change over time: An integrative approach incorporating longitudinal mean and covariance structures analysis(LMACS) and multiple indicator latent growth modeling (MLGM). *Organizational Research Methods*, *1*(4), 421-483.

Chen, F. F. (2007). Sensitivity of goodness of fit indexes to lack of measurement invariance. *Structural equation modeling*, *14*(3), 464-504.

Cheung, G. W., & Rensvold, R. B. (2002). Evaluating goodness-of-fit indexes for testing measurement invariance. *Structural Equation Modeling, 9*, 233-255.

Ferrer, E., Balluerka, N., & Widaman, K. F. (2008). Factorial invariance and the specification of second-order latent growth models. *Methodology*, *4*(1), 22-36.

Geiser, C., Keller, B. T., & Lockhart, G. (2013). First-versus second-order latent growth curve models: some insights from latent state-trait theory. S*tructural equation modeling: a multidisciplinary journal*, *20*(3), 479-503.

Grimm, K. J., Ram, N., & Estabrook, R. (2017). *Growth Modeling: Structural Equation and Multilevel Modeling Approaches*. New York: Guilford Publications.

Hancock, G. R., Kuo, W., & Lawrence, F. R. (2001). An illustration of second-order latent growth models. *Structural Equation Modeling, 8*, 470-489.

Kim, E. S., & Willson, V. L. (2014). Testing Measurement Invariance Across Groups in Longitudinal Data: Multi group Second-Order Latent Growth Model. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal, 21*(4), 566-576.

Kline, R. B. (2016). *Principles and Practice of Structural Equation Modeling* (4th ed.). New York: Guilford Publications.

Leite, W. L. (2007). A comparison of latent growth models for constructs measured by multiple items. *Structural Equation Modeling*, *14*(4), 581-610.

Little, T. D. (2013). *Longitudinal structural equation modeling*. New York: Guilford Press.

Little, T. D., Slegers, D. W., & Card, N. A. (2006). A non-arbitrary method of identifying and scaling latent variables in SEM and MACS models. *Structural Equation Modeling, 13(*1), 59-72.

MacCallum, R. C., Kim, C., Malarkey, W. B., & Kiecolt-Glaser, J. K. (1997). Studying multivariate change using multilevel models and latent curve models. *Multivariate Behavioral Research, 32*, 215-253.

McArdle, J. J. (1988). Dynamic but structural

www.kci.go.kr

equation modeling of repeated measures data. In J. Nesselroade & R. B. Cattel (Eds.), *Handbook of multivariate experimental psychology* (2nd ed., pp. 561-614). New York: Plenum.

Meredith, W. (1993). Measurement invariance, factor analysis and factorial invariance. *Psychometrika*, *58*(4), 525-543.

Millsap, R. E. (2001). When trivial constraints are not trivial: The choice of uniqueness constraints in confirmatory factor analysis. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal, 8*(1), 1-17.

Millsap, R. E., & Meredith, W. (2007). Factorial invariance: Historical perspectives and new problems. In R. Cudeck & R. C. MacCallum (Eds.), *Factor Analysis at 100: Historical Developments and Future Directions*(pp. 131-152). Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum.

Newsom, J. T. (2015). *Longitudinal Structural Equation Modeling: A Comprehensive Introduction*. New York: Routledge.

Preacher, K. J., Wichman, A. L., MacCallum, R. C., & Briggs, N. E. (2008). *Latent Growth Curve Modeling*. Oaks, CA: Sage.

Sayer, A. G., & Cumsille, P. E. (2001). Second-order latent growth models. In. L. M. Collins & A. G. Sayer (Eds.), *New methods for the analysis of change* (pp. 179-200). Washington DC: American Psychological Association.

Stoel, R. D., van den Wittenboer, G., & Hox, J. (2004). Methodological issues in the application of the latent growth curve model. In K. van Montfort, J. Oud, & A. Satorra (Eds.), *Recent Developments on Structural Equation Models* (pp. 241-261). Norwell, MA: Kluwer Academic Publishers.

Vandenberg, R. J., & Lance, C. E. (2000). A review and synthesis of the measurement invariance literature: Suggestions, practices, and recommendations for organizational research. *Organizational research methods*, *3*(1), 4-70.

1차원고접수 : 2017. 09. 26.
수정원고접수 : 2017. 11. 09.
최종게재결정 : 2017. 11. 14.

www.kci.go.kr

한국심리학회지 : 일반
Korean Journal of Psychology: General
2018, Vol. 37, No. 1, 153-183
http://dx.doi.org/10.22257/kjp.2018.03.37.1.153

The Effects of Factorial Invariance and Factor Scaling on Model Fit and Parameter Estimates in the Multiple-Indicator Latent Growth Model

Song Yi Park **Seungmin Jahng**

Department of Psychology, Sungkyunkwan University

The multiple-indicator latent growth model (MI-LGM) is a second-order confirmatory factor model that analyzes latent trajectories of a factor measured by multiple indicators over time. Although MI-LGM can test the factorial invariance of indicators and estimate trajectories of a latent variable controlling measurement error, model fit and parameter estimates of the model may vary depending on factor scaling methods. The purpose of this study is to investigate how factor scaling methods, given a specified level of factorial invariance, change the meaning of the factor mean and thus affects the model fit and parameter estimates of MI-LGM. The authors first explored how factorial invariance and factor scaling affect the definition of factor means and the model fit in longitudinal factor analysis models. Next, they showed that constraining the sum of the indicator' intercepts to zero creates a clear definition of the factor mean and the constraint provides consistent results and interpretation of the means of growth factors in the MI-LGM even under the weak factorial invariance. An analysis of actual panel data then illustrated such characteristics of the MI-LGM. Finally, the authors discussed the importance of factorial invariance and factor scaling in the analysis of mean and covariance structure models and that of using the strong factorial invariance when modeling the MI-LGM.

Key words : multiple-indicator latent growth model, factor scaling, factorial invariance, mean structure, model fit

www.kci.go.kr