한국심리학회지: 일반
Korean Journal of Psychology: General
2017, Vol. 36, No. 4, 477-504
http://dx.doi.org/10.22257/kjp.2017.09.36.4.477

쌍요인(Bifactor) 모형을 이용한 심리척도의 측정적 속성 연구방법 개관*

신 재 은 이 태 헌†

중앙대학교 심리학과

최근 심리척도의 차원 구조를 연구하기 위한 측정적 속성 탐색에 있어 쌍요인(Bifactor) 모형 활용에 대한 논의가 증가하고 있다. 쌍요인 모형은 척도의 모든 문항의 공통 분산을 공유하는 하나의 일반요인(general factor)과 일반요인이 설명하지 못하는 문항의 분산을 공유하는 집단요인(group factor)로 이루어져있으며 일반요인과 집단요인은 서로 상관이 없다(orthogonal)고 가정하는 모형이다. 쌍요인 모형을 활용하면, 이론적으로 하나의 일반요인을 측정하고자 제작된 척도가 문항의 표현 효과(wording effect) 등과 같은 방법 요인(method factor)으로 인해 다차원으로 구성된 척도인 것처럼 보이는 것이 아닌지 테스트할 수 있다. 본 논문에서는 척도의 차원성을 연구할 때 매우 유용하게 사용될 수 있고 쌍요인 모형 적합 결과부터 도출될 수 있는 모형 기반 신뢰도인 오메가 계수(ω coefficients)와 일차원 검정을 분명하게 할 수 있는 일차원 검정 지수인 ECV(Explained Common Variance)를 중심으로 쌍요인 모형의 유용성을 개관하고자 한다. 이들 지수들을 어떻게 계산하고 해석하는지 예시하기 위하여 본 개관 논문에서는 Rosenberg 자아존중감 척도와 정서접근적 대처 척도(Emotional Approach Coping Scale)를 사용하였다. 확인적 요인분석 결과 Rosenberg 자아존중감 척도의 경우 쌍요인 모형의 적합도가 가장 우수하며 오메가 계수와 일차원 지수(ECV) 값을 모두 고려할 때 방법요인으로부터 설명되는 개인차는 매우 적고 일반요인의 영향력이 가장 커 단일 차원으로 보는 것이 타당한 것으로 밝혀졌다. 정서접근적 대처 척도의 경우 모형 적합도는 쌍요인 모형이 가장 우수하였으나 오메가 계수와 일차원 지수(ECV) 값을 고려할 때 집단요인에 비해 일반요인의 크기가 상대적으로 지배적이지 않아 2요인 구조로 척도를 이해하는 것이 이론적·해석적 측면에서 용이한 것으로 나타났다. 이를 통해 쌍요인 모형 적용 시 적합도 뿐 아니라 도출할 수 있는 여러 지수를 통해 보다 명확한 척도의 차원성을 밝힐 수 있음을 제시하였다.

주요어 : 쌍요인 모형, 일반요인, 집단요인, 오메가 계수, 일차원 지수(ECV), 확인적 요인분석

---

* 이 성과는 2017년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (2017R1C1B2012424).

† 교신저자: 이태헌, 중앙대학교 심리학과, (16704) 서울특별시 동작구 흑석로 84
Tel: 02-820-5896, E-mail: lee0267@cau.ac.kr

성격 및 정신 병리에 대한 대부분의 심리 척도는 기본적으로 특정한 구성개념에 대한 개인차를 평정하도록 설계되어 있다. 현재 사용되고 있는 많은 심리척도는 하나 이상의 상관이 있는 요인들로 구성된 다차원(multidimensional) 측정 모형을 이용하여 개발 및 타당화 되어왔다(Reise, Moore, & Haviland, 2010). 그러나 아직까지도 많은 연구자들이 다양한 심리척도의 차원 구조에 대해 연구와 논쟁을 이어오고 있는데 최근 심리척도의 측정적 속성 탐색에 있어 쌍요인(Bifactor) 모형 활용에 대한 논의가 증가하고 있다(Reise, 2012; Reise, Bonifay, & Haviland, 2013; Reise et al., 2010; Reise, Morizot, & Hays, 2007).

예를 들면, 국외에서는 Rosenberg 자아존중감 척도가 단일차원인지 다차원인지에 대한 논쟁이 활발하게 이루어져 왔다. Rosenberg 자아존중감 척도는 5개의 부정적 기술 문항(역산 문항)을 포함하는 10개의 문항으로 구성되어 있는데 이 다섯 개의 부정적 기술 문항이 의도치 않은 방법 효과(method effect)를 야기한다고 지적되어 왔다(Bagozzi, 1993). 이에 최근 진행된 Rosenberg 자아존중감 척도 요인구조에 대한 연구들에서 단일 요인인지, 문항 기술 방식에 따라 2요인(긍정적 자아존중감(PSE), 부정적 자아존중감(NSE))으로 구분되는지를 확인하고자 시도하였다(e.g., Corwyn, 2000; DiStefano & Motl, 2006; Dunbar, Ford, Hunt, & Der, 2000; Gana et al., 2013; Marsh, 1996; Marsh, Scalas, & Nagengast 2010; Quilty, Okman, & Risko., 2006; Supple, Su, Plunkett, Peterson, & Bush, 2013).

이후 쌍요인 모형을 적용해 Rosenberg 자아존중감 척도의 심리 측정적 속성에 대한 연구를 확장한 Mackay, Boduszek과 Harvey(2014)의 연구 결과에서 Rosenberg 자아존중감 척도 10개 문항은 일반요인(global factor)과 집단요인(group factor) 혹은 방법 요인(method factor)으로 구성되어 있으며 자아존중감 2요인(PSE, NSE)이 잠재적인 구성 개념을 반영한다기보다는 방법 요인으로 이해하는 것이 더 타당하다고 제시하였다. Donnellan, Ackerman과 Brecheen(2016)은 Mackay 등(2014)의 연구 결과를 보다 확장하여 일반요인과 집단요인이 준거변수와의 상관을 달리하는지 살펴본 결과, 준거변수(Big Five, Optimism, Life Satisfaction, Narcissism)와 일반요인과 집단요인들 간의 상관을 비교하였을 때, 일반요인에 해당하는 전반적인 자아존중감(global self esteem)과 준거변수의 상관은 기존에 사용되는 자아존중감 척도 총점과의 상관과 유사한 수준이었으나 집단요인과 준거변수와의 상관은 약하여 자아존중감 척도의 해석에서 총점 사용의 타당성을 제시하였다.

한편, 국내에서는 전병재(1974)가 Rosenberg 자아존중감 척도를 처음 번안한 이후 이훈진과 원호택(1995)이 번역을 시도하였으며 다수의 연구에서 매우 빈번하게 사용되고 있다. 이후 요인구조에 대한 타당도의 검증이 충분히 이루어지지 않은 채 사용되었는데 최근 국내에서도 Rosenberg 자아존중감 척도의 요인구조에 대한 논의가 이루어지고 있다. 이미리(2005)와 정병삼(2010)의 연구에서는 척도가 긍정적 자아평가와 부정적 자아 평가의 2개 요인으로 구분해야 한다고 하였으며, 이자영, 남숙경, 이미경, 이지희, 이상민(2009)은 문항 수준 타당도 분석 연구를 시행하여 척도의 번역의 문제로 인해 신뢰도와 타당도를 위협하고 있는 문항이 없는지 확인한 결과, 초, 중, 고, 대학생 대상자에서 모두 일관된 단일 요

인구조가 나타났다고 제시하였다. 다만, 문항 8번("나는 내가 내 자신을 좀 더 존중할 수 있으면 좋겠다.")이 나머지 9개의 문항과 낮은 상관을 보였으며, 개별 문항을 삭제하여 Cronbach's α 신뢰도 계수의 증감을 살펴보았을 때 8번 문항이 척도의 내적 합치도(Cronbach's α)를 저해하는 것으로 밝혀져 문항 8번의 수정이나 삭제를 고려해야 한다고 언급하였다.

그러나 이미리(2005), 이자영 등(2009) 및 전병삼(2010)의 연구에서는 확인적 요인분석 절차 없이 탐색적 요인분석 결과만을 이용하여 결론을 도출하였고, 모형 적합도 지수를 고려하지 않았다는 한계가 있었다. 이에 최수미와 조영일(2013)의 연구에서 부정문항이 포함된 척도의 요인구조 및 방법효과 검증과 성차 비교를 주제로 Rosenberg 자아존중감 척도에 대해 6개의 요인구조 모형의 적합도(goodness of fit)를 비교하는 확인적 요인분석을 시행하였다. 그 결과 부정적 기술 문항을 방법 요인으로 고려한 쌍요인 모형이 가장 적합하다는 결론을 제시하였다.

자아존중감 척도의 예를 통해서 알 수 있듯이 국내외의 여러 연구들에서 쌍요인 모형을 이용한 심리 척도의 측정적 속성 연구가 활발하게 이루어지고 있어 그 어느 때 보다 쌍요인 모형을 언제, 그리고 어떻게 활용할 수 있는지에 대한 개관이 매우 필요한 시점이라고 할 수 있다. 본 개관 논문에서는 어떤 심리 척도를 실제로 사용하는 연구자의 입장에서 1) 주어진 문항이 중심개념인 일반요인을 얼마나 잘 반영하는지, 2) 전체 척도 점수를 이용하여 중심개념에 대한 개인차를 신뢰롭게 변별할 수 있는지, 3) 주어진 척도를 단일요인 측정모형을 사용하여 통계적 분석을 하여도 괜찮은지 등에 대한 보다 직접적인 정보를 얻을 수 있는 방법을 소개하는 데 초점을 맞추고자 한다.

본 개관 논문에서는 1), 2), 3)과 관련하여 보다 직접적인 정보를 제공하는 모형-기반 신뢰도와 일차원 검정을 분명하게 할 수 있는 일차원 검정 지수를 중심으로 쌍요인 모형의 유용성을 개관 하고자 한다(Rodriguez, Reise, & Haviland, 2016b). 이 지수들은 지금까지 쌍요인 모형을 이용하여 자료를 분석한 국내 논문에서 다루어 지지 않았지만 쌍요인 모형 적합 결과로부터 쉽게 도출될 수 있어 주어진 척도의 차원 구조를 연구하는데 매우 유용하다. 쌍요인 모형에 대한 보다 공정한 논의를 위하여 쌍요인 모형의 유용성 뿐 만 아니라, 모형의 사용에 있어서 유의할 점도 함께 논의한다.

쌍요인(Bifactor) 모형의 소개

쌍요인 모형은 하나의 일반요인(general factor)과 하나 이상의 집단요인(group factor)이라는 두 가지 종류의 요인들로 구성되어 있고, 요인들 간 상관은 없다고 가정하는 요인분석 모형이다(Holzinger & Swinford, 1937)[1]. 일

1) Holzinger와 Swinford(1937)는 주어진 문항이 하나의 일반요인과 하나 이상의 집단 요인에 의해 동시에 영향을 받을 수 있는 쌍요인 모형 역시 소개하고 있다. 그러나 본 논문에서는 독자들의 이해를 돕고 모형 추정 관련 문제가 상대적으로 덜 발생하는(Lance, Noble, & Scullen, 2002) 가장 기본적인 형태의 쌍요인 모형을 다루기로 한다. 본 논문에서 소개할 형태의 확인적 쌍요인 모형 외에도, 탐색적 쌍요인 모형 및 유사 쌍요인(bifactor-like) 모형 등 다양한 종류의 모형이 있으나 이들의 사용에 대해서는 후속 논문에서 다루

반요인은 척도가 측정하고자 하는 광범위하고 중심적인 구성개념을 반영하는 요인으로서, 척도를 구성하는 모든 문항 간 공분산을 설명한다고 가정된다. 반면, 집단요인은 일반요인에 의해 설명되지 않는 문항 간 공분산 즉, 잔차 혹은 나머지 공분산(residual covariance)을 설명하기 위하여 가정되는 요인으로서 영역특수(domain-specific) 요인 혹은 특수(specific) 요인으로 불리기도 한다(Asparouhov & Muthén, 2009; Muthén & Muthén, 2010; Reise, 2012, p.668).

예를 들면, 아동불안척도(March, 1998)에 속한 모든 문항들은 '불안'이라는 중심 개념을 공통적으로 반영하며 이 때 모든 문항에 영향을 미치는 요인을 일반요인이라 부를 수 있다. 반면, 불안을 조작적으로 정의할 때 사용된 하위 영역중 하나인 '신체 증상'과 관련된 문항들은 '불안'이라는 일반요인만으로는 설명되지 않는 나머지 공분산을 가질 수 있는데 이 때 신체 증상 관련 문항들에만 영향을 미치는 요인을 집단요인으로 부를 수 있다(Rodriguez et al., 2016b). 또 하나의 예로서, 신체에 관한 자기 지각(physical self-perception) 척도(Fox & Corbin, 1989)에 속한 모든 문항들은 자신의 신체에 관한 자기 지각이라는 중심 개념을 공통적으로 반영하는 일반요인에 의해 영향을 받을 뿐만 아니라, 일반요인만으로는 설명되지 않는 '스포츠 능력', '체력', '외모', '신체적 강인함' 등과 관련된 영역을 설명하기 위한 집단요인들에 의해서도 영향을 받는다고 할 수 있다(Chung, Liao, Song, & Lee, 2016).

국내에서 쌍요인 모형을 적용한 연구 중 하나인 이순묵, 채정민, 최승원(2016)의 한국형 일상우울의 예비검사 개발 연구에서는 남성에 대한 일상우울 척도의 경우 일상우울 전반을 의미하는 일반요인과 정서부전, 수면곤란, 신체증상의 3개의 세부요인으로 구성된 것으로 파악되었으며 여성에 대한 일상우울 척도의 경우 일반요인과 활동성 저하 및 신체증상, 사회적 철수, 인지적 부담 및 수면장애의 3개의 세부요인으로 구조를 파악하였다고 밝혔다. 이러한 세부요인들은 일반요인이 설명하지 못하는 영역을 설명하기 위한 집단요인으로 이해할 수 있다.

앞서 예시로 든 아동불안척도, 신체에 관한 자기 지각 척도 그리고 한국형 일상우울 척도의 경우에 집단요인 중 일부는 일반요인으로 설명되지 않아 해당 집단요인에 대한 개별적인 해석이 필요하지만 쌍요인 모형에 사용되는 집단요인이 반드시 해석 가능한 실질적 의미를 지니지 않을 수 있다. 예를 들면, 부정기술(negatively-worded) 방법을 공유 하는 문항들은 척도가 측정하고자 하는 핵심 구성 개념에 의해서만 설명될 수 없는 나머지 공분산을 가질 수 있는데, 이를 설명하기 위한 요인을 '부정기술방법'이라는 집단요인으로 간주할 수 있다. 따라서, 긍정기술문항과 부정기술문항이 혼재해 있는 척도를 이용하여 수집된 자료를 쌍요인 모형을 이용하여 분석을 할 경우, '기술방법'이라는 오염(nuisance) 요인을 통제한 상태에서, 주어진 척도가 애초에 측정하고자 했던 하나의 일반요인에 대한 통계적 추론을 진행할 수 있는 장점이 있다. Rosenberg 자아존중감 척도를 예로 들면, 실제로 수많은 국내외 연구(최수미, 조영일, 2013; 홍세희, 노언경, 정송, 2011; Corwyn, 2000; DiStefano & Motl, 2006; Horan, DiStefano, & Motl, 2003;

고 본 논문에서는 확인적 쌍요인 모형만을 다루기로 한다.

Marsh, 1996; Tomas & Oliver, 1999; Marsh et al., 2010; Quilty et al., 2006; Wu, 2008)에서 '부정기술방법'이라는 집단요인을 포함하는 쌍요인 모형을 사용하여 '방법 요인'을 교정한 후 전반적인 자아존중감(globl self-esteem)이라는 '일반요인'에 대한 추론을 할 수 있다는 것을 보여주었다.

본 논문에서도 쌍요인 모형을 이용하여 부정문항이 포함된 척도의 차원 구조를 연구하는 방법을 논의할 것이다. 그러나 본 논문의 초점은 쌍요인 모형의 적합 결과를 통해 산출할 수 있는 다양한 통계적 지수들을 설명하고 척도의 차원성을 연구하는데 있어서 이 지수들을 이용하는 방법을 논의하는데 있다. 이 지수들은 국내 논문에서는 아직 소개된 적이 없으나, 쌍요인 모형이 보이는 모형 적합도 관련 특성을 고려하면(Reise, Kim, Mansolf, & Widaman, 2016; Gu, Wen, & Fan, 2017; Murray & Johnson, 2013), 적합도 지수와 더불어 쌍요인 모형을 통해 산출 가능한 통계적 지수들이 척도의 측정적 속성 연구에 매우 유용하게 사용될 수 있고, 실제로 사용되어야할 통계적 지수들이라 할 수 있다.

국내에서 쌍요인 모형을 적용한 연구에서는 주로 모형 적합도 지수를 기준으로 최적의 모형을 선택하는 경향이 있어 온 것이 사실이다. 즉, 다양한 종류의 측정 모형들의 적합도를 비교한 결과 쌍요인 모형의 적합도가 가장 높다는 결과를 토대로 주어진 척도의 차원성을 논의하여왔다. 그러나 본 논문에서는 적합도 지수와 더불어 척도의 차원성 판단에 사용할 수 있는 통계적 지수들을 중심으로 쌍요인 모형의 유용성을 개관하고자 한다. 보다 구체적인 맥락의 제공을 위하여 Rosenberg 자아존중감 척도를 이용하여 쌍요인 모형의 유용성을 개관하고 추후 국내의 다양한 종류의 심리척도 개발 및 타당화 연구에서 쌍요인 모형의 적용이 활발히 이루어질 수 있도록 쌍요인 모형을 통해 도출할 수 있는 통계적 지수들에 대한 산출 방법과 해석방법을 자세히 설명하고자 한다. 쌍요인 모형의 유용성뿐만 아니라, 사용에 있어서 유의할 점도 논의한다. 이에 관한 보다 구체적인 논의와 예시를 위하여, 이론적으로 양의 상관을 가진 두 개의 심리적 구성개념으로 구성되어 있으며, 기존의 경험적 연구에서 2요인 구조로 확인된 정서접근적 대처 척도(Emotional Approach Coping Scale)에 대한 쌍요인 모형 적용 결과를 살펴보고 1요인 및 2요인 확인적 요인분석의 결과와 비교할 것이다.

쌍요인 모형으로부터 산출될 수 있는 지수[2]

2) 아래 소개되는 여러 가지 지수들 중 오메가 계수(ω)와 일차원 지수(Explained Common Variance; ECV)는 쌍요인 모형에서만 산출될 수 있는 것은 아니다. 상관요인모형(correlated factor model)이나 고차요인모형(higher-order factor model) 등에서도 계산되어질 수 있으며 정의 및 산출 방법은 McDonald(1999), Raykov(1997; 2001), Raykov & Shrout(2002), 그리고 Raykov & du Toit(2005) 등에 설명되어 있다. 그러나 일반요인의 오메가 위계계수(Omega Hierarchical, ω_H)는 쌍요인 모형의 맥락에서만 정의되며, 일차원 지수(ECV)의 경우 쌍요인 모형을 다룬 많은 논문(Sijtma, 2009; Reise, 2012; Reise, Moore, & Haviland, 2013;Rodriguez, Reise, & Haviland, 2016)에서 일반요인의 집단요인에 대한 상대적 영향력의 크기를 나타내는 지표(an index of unidimensionality)로서 다루고 있고 본 논문 역시 같은 목적으로 일차원 지수(ECV)를 소개하고자 하였기 때문에 일차원 지수로 번역하였다.

쌍요인 모형의 수식

우선 다양한 지수들을 보다 명확히 정의하기 위해서 본 논문에서 다루는 (확인적) 쌍요인 모형을 정의할 필요가 있다. 쌍요인 모형에서는 관찰 점수가 일반요인(general factor), 집단요인(group factor), 그리고 고유요인(unique factor)이라는 세 부분으로 나누어 질 수 있다고 가정한다. 즉, i 번째 피험자의 j 번째 문항의 점수를 x_{ij}라고 할 때, 이 점수는 일반요인 점수 g_i, r 번째 집단요인 점수 f_{ir}, 고유요인 점수 u_i의 세 부분으로 구성되어 있다고 가정하는 모형이다. 논의를 단순화하기 위하여 본 논문에서는 주어진 관찰 점수는 일반요인과 고유요인, 그리고 K 개의 집단요인 중 단 하나의 집단요인에 의해서 영향을 받는다고 가정을 하는 쌍요인 모형을 다룬다. 이 모형을 수식으로 표기하면 아래와 같다.

$$x_{ij} = c_j g_i + a_{jr} f_{ir} + u_i \tag{1}$$

여기서 c_j는 일반요인에서 j번째 문항에 대한 요인계수, a_{jr}은 r 번째 집단요인에서 j 번째 문항에 대한 요인계수를 가리킨다. 즉, j 번째 문항 점수는 일반요인과 고유요인, 그리고 r 번째 집단요인에 의해서 영향을 받는다고 가정한다. 또한, 쌍요인 모형에서는 일반요인 g와 집단요인 f 그리고 고유요인 u간 상관은 0이라고 가정한다. 그리고 모형의 식별(identification)을 위해서는 대개 일반요인과 집단요인의 분산을 1의 값으로 고정시키거나 각 요인 당 하나의 측정문항의 요인계수를 1의 값으로 고정시키며, 하나의 집단요인은 적어도 세 개의 측정문항을 지니도록 한다(Bollen, 1999).

총 p 개의 문항으로 구성된 척도로부터 얻은 p 개의 문항 반응 점수들을 한데 묶어 벡터로 표시하면 아래와 같이 표기할 수 있다[3].

$$\boldsymbol{x} = \boldsymbol{c}g + \boldsymbol{A}\boldsymbol{f} + \boldsymbol{u} \tag{2}$$

여기서 $\boldsymbol{x}$는 크기가 $p \times 1$인 관찰 점수 벡터, g는 일반요인, $\boldsymbol{c}$는 크기가 $p \times 1$인 일반요인에 대한 요인계수 벡터, f는 크기가 $K \times 1$인 집단요인벡터($K < p$), $\boldsymbol{A}$는 크기가 $p \times K$인 집단요인에 대한 요인계수 행렬, 그리고 $\boldsymbol{u}$는 크기가 $p \times 1$인 고유요인벡터[4]를 가리킨다.

예를 들어 6개의 문항($p = 6$)으로 구성된 척도가 일반요인(g)과 두 개의 집단요인($r = 2$)으로 구성된 쌍요인 모형을 따른다고 하자. 그리고 1번부터 3번 문항은 첫 번째 집단요인을 4번부터 6번 문항은 두 번째 집단요인을 반영한다고 할 때, 이 척도의 문항반응

3) 여기서부터 표기의 편의상 아래첨자 i는 생각하기로 한다. 여러 가지 지수들의 공식을 벡터 형식으로 표현한 것은 Zinbarg, Revelle, Yovel, & Li. (2005)을 차용하였고, 이를 다시 스칼라(scalar)형식으로 표현하여 가독성을 높이고자 하였다.

4) 고유요인(unique factor)은 또다시 체계적 오차를 가리키는 문항특수요인(item specific factor)과 무선오차(random error)로 쪼개질 수 있다. 그러나 이 두 가지는 구분하여 추정한다는 것은 횡단자료에서는 불가능하며 종단연구를 사용한다 하더라도 특수한 가정을 하는 경우에만 가능하다고 알려져 있다(McDonald, 1985, 1999). 따라서 오메가 계수를 이용하여 척도의 신뢰도를 추정하는 접근에서는 문항특수요인과 무선오차를 구분하지 않고 이 둘의 합인 고유요인을 오차점수로 간주하고, 일반요인과 집단요인을 진점수로 간주한다(Zinbarg et al. 2005). 본 논문에서도 이와 같은 관점을 취하고 논의를 진행한다.

벡터는 아래와 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \\ x_5 \\ x_6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ c_3 \\ c_4 \\ c_5 \\ c_6 \end{bmatrix} g + \begin{bmatrix} a_{11} & 0 \\ a_{21} & 0 \\ a_{31} & 0 \\ 0 & a_{42} \\ 0 & a_{52} \\ 0 & a_{62} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ u_3 \\ u_4 \\ u_5 \\ u_6 \end{bmatrix} \quad (3)$$

여기서 $\boldsymbol{x}' = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6]'$,
$\boldsymbol{c}' = [c_1, c_2, c_3, c_4, c_5, c_6]'$, $\boldsymbol{f}' = [f_1, f_2]'$,
$\boldsymbol{u}' = [u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, u_6]'$,
$\boldsymbol{A}' = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{21} & a_{31} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & a_{42} & a_{52} & a_{62} \end{bmatrix}'$ 이다.

공식 (1) 혹은 (2)의 쌍요인 모형을 자료에 적합 시키면 $\boldsymbol{c}$와 $\boldsymbol{A}$의 추정치 $\hat{\boldsymbol{c}}$와 $\hat{\boldsymbol{A}}$을 얻을 수 있다. 본 개관 논문에서는 이들 추정치를 이용하여 도출될 수 있는 다양한 통계적 지수를 소개하고 이들을 이용하여 척도의 차원성을 판단하는 방법을 개관할 것이다. 이후 논의에서는 표기의 간편성을 위하여 $\hat{\boldsymbol{c}}$와 $\hat{\boldsymbol{A}}$을 사용하지 않고 $\boldsymbol{c}$와 $\boldsymbol{A}$를 이용하여 지수를 표기하기로 한다.

오메가 계수(Omega Coefficient, ω)

척도 점수의 분산 중 진점수의 분산이 차지하는 비율을 신뢰도(reliability coefficient)라고 하는데 오메가 계수는 모형-기반 신뢰도 추정방법으로 이해할 수 있다. 오메가 계수는 전체 척도 점수뿐만 아니라 하위척도 점수에 대해서도 구할 수 있다.

공식 (1) 혹은 (2)에 주어진 쌍요인 모형을 이용하면, 척도 점수 Y는

$$\boldsymbol{Y} = \mathbf{1}'\boldsymbol{x} = \sum_{j=1}^{p} x_j \quad (4)$$

와 같이 나타낼 수 있다. 여기서 $\mathbf{1}$은 크기가 $p \times 1$이고 원소가 모두 1로 구성되어 있는 벡터로서 여기서는 관찰점수벡터 $\boldsymbol{x}$에 속한 p개의 관찰점수의 총점 즉 척도 점수를 구하는 수리적 표현으로 이해하면 된다. 쌍요인 모형에서 j 번째 문항의 진점수는

$$t_j = c_j g + a_{jr} f_r \quad (5)$$

로 표기할 수 있고, 따라서 척도의 진점수 $\boldsymbol{T}$는 아래와 같이 정의될 수 있다.

$$\begin{aligned} \boldsymbol{T} &= \mathbf{1}'[\boldsymbol{c}g + \boldsymbol{A}\boldsymbol{f}] \\ &= \left(\sum_{j=1}^{p} c_j\right) g + \sum_{k=1}^{K}\left(\sum_{j=1}^{p} a_{jk} f_k\right) \end{aligned} \quad (6)$$

단, a_{jk}는 j 번째 문항이 r 번째 집단요인를 측정하는 문항일 경우 a_{jr}, 그렇지 않은 경우 $a_{jk} = 0$이 된다. 공식 (4)와 (5)를 이용하면 오메가 계수를 아래와 같이 표현할 수 있다[5].

$$\begin{aligned} \omega &= \frac{Var(\boldsymbol{T})}{Var(\boldsymbol{Y})} = \frac{\mathbf{1}'\boldsymbol{c}\boldsymbol{c}'\mathbf{1} + \mathbf{1}'\boldsymbol{A}\boldsymbol{A}'\mathbf{1}}{Var(\boldsymbol{Y})} \\ &= \frac{\left(\sum_{j=1}^{p} c_j\right)^2 + \sum_{k=1}^{K}\left(\sum_{j=1}^{p} a_{jk}\right)^2}{VAR\left(\sum_{j=1}^{p} x_j\right)} \end{aligned} \quad (7)$$

5) 공식 (7)에 주어진 오메가 계수는 일반요인과 집단요인의 분산은 1의 값으로 고정되었다고 가정한다. 상관요인모형(correlated factor model)에서처럼 요인 간 상관이 영이 아닌 모형에서 오메가의 정의 및 산출 방법은 Raykov(1997; 2001), Raykov & Shrout(2002), Raykov & Du Toit(2005)를 참고하기 바란다.

여기서도 a_{jk}는 j 번째 문항이 r 번째 집단요인를 측정하는 문항일 경우 a_{jr}, 그렇지 않은 경우 $a_{jk}=0$의 값을 가지게 된다. 척도점수 Y의 분산을 구할 때는 총점의 분산 즉, $VAR\left(\sum_{j=1}^{p} x_j\right)$을 이용할 수도 있고, 모형적합 결과인 요인계수 추정치와 고유분산 추정치를 이용하여 아래와 같이 구할 수도 있는데 그 결과는 동일하다.

$$\left(\sum_{j=1}^{p} c_j\right)^2 + \sum_{k=1}^{K}\left(\sum_{j=1}^{p} a_{jk}\right)^2 + \sum_{j=1}^{p} \psi_j \qquad (8)$$

여기서 ψ_j는 j 번째 문항의 고유분산을 나타낸다.

오메가 위계 계수(Omega Hierarchical, ω_H)

오메가 위계 계수는 척도 점수의 분산 중 (집단요인을 제외하고) 일반요인의 분산이 차지하는 비율을 일컫는다. 따라서 오메가 위계 계수는 아래와 같이 표현할 수 있다.

$$\omega_H = \frac{\mathbf{1}'\boldsymbol{cc}'\mathbf{1}}{Var(Y)} = \frac{\left(\sum_{j=1}^{p} c_j\right)^2}{VAR\left(\sum_{j=1}^{p} x_j\right)} \qquad (9)$$

공식 (7)과 (9)를 비교하면 아래와 같은 관계가 성립함을 알 수 있다.

$$\omega - \omega_H = \frac{\mathbf{1}'\boldsymbol{AA}'\mathbf{1}}{Var(Y)} = \frac{\sum_{k=1}^{K}\left(\sum_{j=1}^{p} a_{jk}\right)^2}{VAR\left(\sum_{j=1}^{p} x_j\right)} \geq 0 \qquad (10)$$

주어진 척도가 모든 문항에 강한 영향을 미치는 일반요인과 몇 개의 집단요인으로 구성되어 있을 경우 오메가 계수가 오메가 위계 계수보다 더 크다는 것은 공식 (8)을 이용하면 쉽게 이해할 수 있다. 만약 오메가 계수가 .90이고 오메가 위계 계수가 .81 이라면, 이는 .81/.90, 즉, 진점수의 분산 중 90%가 일반요인에 대한 개인차를 반영한다는 의미로서, 척도 점수는 본질적으로 일반요인을 반영하는 점수로 해석할 수 있다는 것을 의미한다.

반면, 주어진 척도가 단일차원으로서 일반요인만을 측정할 경우 이론적으로 모든 a_{jk}의 값은 0이므로 $\boldsymbol{A}$는 영행렬이 되고 오메가 계수와 오메가 위계 계수는 동인한 값을 가져 그 차이는 0이 된다. 반대로, 주어진 척도가 일반요인을 측정하지 않고 여러 개의 집단요인만을 측정하는 경우 이론적으로 $\boldsymbol{c}$는 영벡터가 되어, 오메가 위계 계수는 0의 값을 가지게 된다. 이 경우에도 주어진 척도가 집단요인에 의해 영향을 받는 정도에 따라 즉, a_{jk}의 크기에 따라 오메가 계수는 큰 값을 가질 수 있다(Cortina, 1993). 그러나 이러한 이유로 오메가 계수가 높은 경우에는 척도 점수에 대한 개인차를 일반요인에 대한 개인차로 해석하지 않도록 유의하여야 한다. 이러한 경우 즉, ω계수는 크고 ω_H는 매우 작은 경우 개별 집단요인을 반영하는 하위척도별로 오메가 계수를 개별적으로 계산하고 사용하는 것이 더욱 적절할 수 있다(Zinbarg et al. 2006, p.124).

하위척도의 오메가(Omega Subscale, ω_S) 및 오메가 위계 계수(Omega Hierarchical Subscale, ω_{HS})

오메가 및 오메가 위계 계수는 하위척도 점

수에 대해서도 계산할 수 있다. 하위척도의 오메가 계수는 하위척도 점수의 분산 중 진점수의 분산이 차지하는 비율을 말하며, 특정 하위척도에 해당하는 문항들만을 모은 하위척도에 대하여 공식 (7)을 적용하여 구할 수 있다(Reise et al., 2013; Rodriguez et al., 2016b). 전체 p개의 문항 중 s개의 문항으로 구성된 r 번째 하위척도의 점수 Y_r는

$$\boldsymbol{Y_r} = \boldsymbol{S'x} = \sum_{j=1}^{s} x_j \tag{11}$$

로 표현할 수 있다. 여기서 $\boldsymbol{S}$는 크기가 $p \times 1$인 벡터로서, 특정 하위척도에 해당하는 문항들을 골라내는 역할을 하는 벡터이다. 예를 들면 10개의 문항으로 구성된 척도에서 1번부터 5문항이 첫 번째 하위척도를 구성한다고 했을 때, $\boldsymbol{S'} = [1,1,1,1,1,0,0,0,0,0]'$가 된다. 따라서 r 번째 하위척도의 오메가 계수는

$$\omega_{S_r} = \frac{\boldsymbol{S'cc'S} + \boldsymbol{S'AA'S}}{Var(Y_r)} \tag{12}$$

$$= \frac{\left(\sum_{j=1}^{s} c_j\right)^2 + \left(\sum_{j=1}^{s} a_{jr}\right)^2}{\left(\sum_{j=1}^{s} x_j\right)^2}$$

로 표현할 수 있다.

하위척도의 오메가 위계 계수는 하위척도 점수의 분산 중에서 집단요인의 분산이 차지하는 비율을 가리킨다. 하위척도의 오메가 위계 계수는 하위척도의 오메가 계수를 구하는 과정과 동일하나 분자에서 일반요인의 분산이 차지하는 비율을 제외하고 해당 집단요인의 분산이 차지하는 비율만을 고려한다는 점이 다르다. 즉, 하위척도의 오메가 위계 계수는

$$\omega_{HS_r} = \frac{\boldsymbol{S'AA'S}}{Var(Y_s)} = \frac{\left(\sum_{j=1}^{s} a_{jr}\right)^2}{\left(\sum_{j=1}^{s} x_j\right)^2} \tag{13}$$

로 구할 수 있다.

공식 (12)와 (13)을 비교하면 알 수 있듯이, 주어진 하위척도의 오메가 계수와 오메가 위계 계수의 값의 차이가 크다면, 예를 들어, $\omega_{S_r} = .80$이고, $\omega_{HS_r} = .10$이라면, 이는 r 번째 하위척도 점수의 분산 중 대부분은 일반요인에 대한 개인차로 발생한 것이며, 집단요인에 관한 개인차로 설명될 수 있는 부분은 매우 적다는 것을 의미한다.

일차원 지수(ECV; Explained Common Variance)

일차원 지수(ECV)(Sijtma, 2009)는 일반요인과 집단요인의 분산인 공통분산(common variance) 중에서 일반요인의 분산이 차지하는 비율을 가리킨다. 이 값이 큰 경우, 예를 들면 일차원 지수(ECV)가 .80인 경우 일반요인이 공통분산의 80%를 설명하며 나머지 20%의 공통분산은 집단요인에 의해 설명된다는 의미이다. 따라서 일차원 지수(ECV) 값은 자료가 얼마나 단일차원에 가까운지를 판단하는데 사용될 수 있는 지수이다(Reise, Moore, & Haviland, 2013; Ten Berge & Sočan, 2004; Stucky & Edelen, 2014; Stucky, Thissen, & Edelen, 2013). 일차원 지수(ECV)는 개별문항에 대해서 구할 수도 있고, 전체 척도에 대해서 구할 수도 있다. 우선, j 번째 문항의 일차원 지수(ECV)는

$$ECV_j = \frac{S_j cc' S_j'}{S_j cc' S_j' + S_j AA' S_j'} \quad (14)$$

$$= \frac{c_j^2}{c_j^2 + a_{jr}^2}$$

로 표현할 수 있다. 여기서 S_j는 j 번째 원소가 1이고 나머지가 0인 크기가 $p \times 1$ 벡터이다. 전체척도의 일차원 지수(ECV)는

$$ECV = \frac{c'c}{c'c + Trace(AA')} \quad (15)$$

$$= \frac{\sum_{j=1}^{p} c_j^2}{\sum_{j=1}^{p} c_j^2 + \sum_{j=1}^{p}\sum_{k=1}^{K} a_{jk}^2}$$

와 같이 구할 수 있다. 위 공식에서 a_{jk}은 j 번째 문항이 r 번째 집단요인를 측정하는 문항일 경우 a_{jr}, 그렇지 않은 경우 $a_{jk} = 0$의 값을 가지게 된다.

일차원 지수(ECV) 값을 이용하면 척도의 차원성을 직접적으로 판단하는데 매우 유용한 정보를 얻을 수 있다. 즉, 일차원 지수(ECV)는 일반요인의 분산과 집단요인의 분산의 상대적 크기를 비교한 결과로서 주어진 척도가 얼마나 단일차원에 가까운지를 판단할 수 있는 근거로 사용될 수 있다. 일차원 지수(ECV)는 개별 문항에 대해 각각 계산할 수 있는데 일차원 지수(ECV) 값이 큰 문항들만을 골라 최대한 단일차원에 가까운 척도를 구성할 수 있다 (Stucky et al., 2014).

방 법

연구대상

서울 소재의 C대학과 K대학의 대학생 및 대학원생을 대상으로 2017년 3월부터 4월까지 실시하였다. 총 223명이 본 연구에 참여하였으며 각 참여자에게 연구에 대한 정보를 제시하고 연구 동의서에 서명을 받았다. 참여자의 남녀 비율은 남성 31.3%, 여성 68.7%였으며, 표본의 평균 연령은 22.81세 (*SD*=5.53)였다.

측정도구

한국판 Rosenberg 자존감 척도(Rosenberge Self Esteem Scale)

Rosenberg(1965)가 개발한 것으로 본 연구에서는 고려대학교 부속행동과학연구소(1999)가 출판한 심리척도핸드북에 수록된 문항을 사용하였다. 자아존중감 척도는 자기 개념의 전반적인 자존감을 측정하는 척도로 “나는 내 자신에 대하여 긍정적인 태도를 가지고 있다.” 등의 문항을 포함해 총 10문항, 4점 척도로 구성되어 있으며 10에서 40점의 점수 범위를 가진다. 본 연구에서는 이지영 외(2009)의 연구에서 문항 8번의 내용을 수정할 필요성이 있다는 제안에 따라 기존의 “나는 내가 내 자신을 좀 더 존중할 수 있으면 좋겠다.”를 “나는 나를 더 존중하지 못해 안타깝다.”로 수정하여 설문을 진행하였다.

정서접근적 대처 척도(Emotional Approach Coping Scale)

Stanton 등(2000)이 개발한 정서접근적 대처 척도를 강성록과 양재원(2015)이 번안하여 타당화한 척도를 사용하였다. 정서처리와 정서

표현으로 명명된 2개의 정서접근적 대처 요인으로 구성되어 있으며 요인별로 각 4문항씩 총 8문항, 4점 척도로 8점에서 32점의 점수 범위를 가진다.

자료 분석

Mpuls.7프로그램을 사용하여 Rosenberg 자아존중감 척도와 정서접근적 대처 척도 모두 1요인 모형, 2요인 모형, 그리고 쌍요인 모형에 대한 확인적 요인분석을 실시하였다. Rosenberg 자아존중감 척도의 경우, 긍정기술 문항으로 구성된 긍정적 자아존중감과 부정기술문항으로 구성된 부정적 자아존중감을 두 개의 요인(2요인 모형) 혹은 집단요인(쌍요인 모형)으로 분류되어 분석되었다. 정서접근적 대처 척도의 경우 정서처리(1, 2, 3, 4번 문항)와 정서표현(5, 6, 7, 8번 문항)이 두 개의 요인(2요인 모형) 혹은 집단요인(쌍요인 모형)으로 분류되어 분석되었다.

쌍요인 모형에서 도출된 일반요인과 집단요인의 요인계수와 고유분산(uniqueness)을 바탕으로 전체 및 하위척도에 대한 오메가 (위계) 계수(ω coefficients)와 일차원 지수(ECV)를 산출하였다.

모형의 식별(identification)을 위해서 요인의 분산을 1.0으로 고정하는 방법을 사용하였다. 모수의 추정을 위해서는 로버스트 최대우도법(Robust Maximum Likelihood)을 사용하였고, 모형의 적합도는 평균과 분산을 교정한 카이제곱 통계량(Muthen, 1993)[6]과 더불어 표본 크기에 영향을 덜 받는다고 알려진 상대적 적합도 지수인 CFI, TLI, 모형의 간명성을 고려한 절대적 적합도 지수인 RMSEA, SRMR과 Akiake Information Criterion을 사용하였다. CFI, TLI가 대략 .95 이상(Bentler, 1990; Hu & Bentler, 1999), SRMR, RMSEA가 .05 미만(Bentler, 1990; Hu & Bentler, 1999), Akiake Information Criterion이 상대적으로 더 작은 값을 가지는 모형이 좋은 적합도를 보인다고 할 수 있다 (Akaike, 1974).

결 과

확인적 요인분석

표 1에서 Rosenberg 자아존중감 척도의 1요인 모형, 2요인 상관 모형 및 쌍요인 모형에서의 각 문항에 대한 표준화된 요인계수 (standardized factor loadings)[7]를 제시하였다.

쌍요인 모형에서 도출된 일반요인 및 집단요인에 대한 요인계수와 고유분산을 바탕으로 Rosenberg 자아존중감 척도에 대한 오메가 계수, 오메가 위계 계수, 하위척도 오메가 계수,

6) 자료가 4점 척도로부터 얻어진 점을 감안할 때 자료의 비정규성을 고려한 다양한 모수 추정 방법과 모형적합도 계산 방법이 존재한다 (Rhemtulla, Brosseau- Liard, & Savalei, 2012). 하지만 본 개관논문의 목적상 이들을 비교하는 것은 큰 의의가 없기 때문에 많이 사용되고 있는 방법 중 하나를 선택한 후 그 결과를 이용하여 논의를 진행하기로 하였다.

7) 다분상관행렬(polychoric correlation)을 일반최소제곱법(ordinary least squares method)이나 가중최소제곱법(weighted least squares method)를 이용하여 모형을 추정하고 로버스트 교정법을 적용한 결과에서도 동일한 패턴의 요인 계수를 얻을 수 있었다. 요인의 분산을 1.0으로 고정하는 방법으로 모형을 식별하였는데 이 경우 표준화된 요인계수와 비표준화된 요인계수는 동일하다.

하위척도 오메가 위계 계수와 일차원 지수(ECV)의 산출 과정을 제시하였다. Rosenberg 자아존중감 척도는 총 문항수가 10개이며 집단요인이 2개로 p값은 10, K 값은 2이다. c_1부터 c_{10}의 값은 일반요인에 대한 요인계수이며, a_{11}부터 a_{51}의 값은 첫 번째 집단요인(K_1)에 해당하는 긍정적 자아존중감(PSE)에 대한 요인계수, a_{62}부터 a_{102}의 값은 두 번째 집단요인(K_2)에 해당하는 부정적 자아존중감(NES)에 대한 요인계수이다.

공식 (7)을 적용하여 오메가 계수(ω)를 산출하였다. 분모는 일반요인에 대한 요인계수($c_1\sim\ c_{10}$) 합의 제곱 값과 두 집단요인에 대한 요인계수($a_{11}\sim\ a_{51},\ a_{62}\sim a_{102}$) 합의 제곱 값 그리고 고유분산(($\psi_1\sim\psi_{10}$)의 합을 모두 더한다. 분자는 일반요인에 대한 요인계수 합의 제곱 값과 두 집단요인에 대한 요인계수 합의 제곱 값을 더하여 아래와 같이 계산할 수 있다.

표 1. Rosenberg 자아존중감 척도 1요인 모형, 2요인 상관 모형 및 쌍요인 모형 확인적 요인 분석

문항	1요인 모형	2요인 상관 모형		쌍요인 모형				
	자아 존중감	긍정적 자아 존중감	부정적 자아 존중감	자아 존중감(c)	긍정적 자아 존중감(K_1)	부정적 자아 존중감(K_2)	고유분산	I-ECV
1	.739	.734		.729(c_1)	.145(a_{11})		.447(ψ_1)	.962
2	.673	.602		.599(c_2)	.179(a_{21})		.609(ψ_2)	.918
3	.579	.314		.320(c_3)	.343(a_{31})		.780(ψ_3)	.465
4	.761	.848		.870(c_4)	-.165(a_{41})		.215(ψ_4)	.965
5	.740	.786		.779(c_5)	.002(a_{51})		.393(ψ_5)	1.000
6	.720		.765	.694(c_6)		.228(a_{62})	.466(ψ_6)	.903
7	.658		.715	.713(c_7)		.041(a_{72})	.489(ψ_7)	.997
8	.506		.481	.380(c_8)		.332(a_{82})	.746(ψ_8)	.567
9	.603		.770	.627(c_9)		.774(a_{92})	.007(ψ_9)	.396
10	.566		.553	.445(c_{10})		.323(a_{102})	.698(ψ_{10}))	.655
		1	.882					
		.882	1					

주. I-ECV는 개별 문항에 대한 일차원 지수(ECV) 값을 의미한다.
표 1에서는 계수 산출 설명의 용이함을 위하여 자아존중감 척도 긍정기술문항 1, 2, 4, 6, 7번을 문항 1~5번으로 부정기술문항 3, 5, 8, 9, 10번을 문항 6 ~ 10번으로 제시하였다.

$$\omega = \frac{(c_1 + c_2 + \ldots + c_9 + c_{10})^2 + \left\{(a_{11} + \ldots + a_{51})^2 + (a_{62} + \ldots + a_{102})^2\right\}}{(c_1 + c_2 + \ldots + c_9 + c_{10})^2 + \left\{(a_{11} + \ldots + a_{51})^2 + (a_{62} + \ldots + a_{102})^2\right\} + (\psi_1 + \ldots + \psi_{10})}$$

$$\omega = \frac{(.729 + .599 + \ldots + .627 + .445)^2 + \left\{\begin{matrix}(.145 + \ldots + .002)^2 \\ + (.228 + \ldots + .323)^2\end{matrix}\right\}}{(.729 + .599 + \ldots + .627 + .445)^2 + \left\{\begin{matrix}(.145 + \ldots + .002)^2 \\ + (.228 + \ldots + .323)^2\end{matrix}\right\} + 4.850}$$

$$= .894$$

오메가 위계 계수(ω_H)는 공식 (9)를 적용하여 계산할 수 있으며 공식 (6)과 분모는 동일하나 분자가 일반요인에 대한 요인계수 합의 제곱 값으로 구성되어 있다.

$$\omega_H = \frac{(c_1 + c_2 + \ldots + c_9 + c_{10})^2}{(c_1 + c_2 + \ldots + c_9 + c_{10})^2 + \left\{(a_{11} + \ldots + a_{51})^2 + (a_{62} + \ldots + a_{102})^2\right\} + (\psi_1 + \ldots + \psi_{10})}$$

$$\omega_H = \frac{(.729 + .599 + \ldots + .627 + .445)^2}{(.729 + .599 + \ldots + .627 + .445)^2 + \left\{\begin{matrix}(.145 + \ldots + .002)^2 \\ + (.228 + \ldots + .323)^2\end{matrix}\right\} + 4.850}$$

$$= .826$$

하위척도 오메가 계수(ω_S)는 공식 (12)을 적용하여 계산한다. ω_{PSE}는 첫 번째 집단요인인 긍정적 자아존중감을 구성하는 1번부터 5번 문항에 대한 하위척도 오메가 계수이다. 분모는 1번부터 5번 문항에 대한 일반요인계수($c_1 \sim c_5$) 합의 제곱 값과 해당 집단요인계수($a_{11} \sim a_{51}$) 합의 제곱 값 그리고 1번부터 5번 문항까지의 고유분산($\psi_1 \sim \psi_5$)의 합을 모두 더한다. 분자는 일반요인계수($c_1 \sim c_5$) 합의 제곱 값과 해당 집단요인계수($a_{11} \sim a_{51}$) 합의 제곱 값을 더하여 아래와 같이 계산한다.

$$\omega_{PSE} = \frac{(c_1 + \ldots + c_5)^2 + (a_{11} + \ldots + a_{51})^2}{(c_1 + \ldots + c_5)^2 + (a_{11} + \ldots + a_{51})^2 + (\psi_1 + \ldots + \psi_5)}$$

$$\omega_{PSE} = \frac{(.729 + \ldots + .779)^2 + (.145 + \ldots + .002)^2}{(.729 + \ldots + .779)^2 + (.145 + \ldots. + .002)^2 + 2.444}$$

$$= .819$$

ω_{NSE}는 두 번째 집단요인인 부정적 자아존중감을 구성하는 6번부터 10번 문항에 대한 하위척도 오메가 계수로 분모는 6번부터 10번 문항에 대한 일반요인계수($c_6 \sim c_{10}$) 합의 제곱 값과 해당 집단요인계수($a_{62} \sim a_{102}$)합의 제곱 값 그리고 6번부터 10번 문항까지의 고유분산($\psi_6 \sim \psi_{10}$)의 합을 모두 더한다. 분자는 일반요인계수($c_6 \sim c_{10}$)합의 제곱 값과 해당 집단요인계수($a_{62} \sim a_{102}$)합의 제곱 값을 더하여 아래와 같이 계산한다.

$$\omega_{NSE} = \frac{(c_6 + \ldots + c_{10})^2 + (a_{62} + \ldots + a_{102})^2}{(c_6 + \ldots + c_{10})^2 + (a_{62} + \ldots + a_{102})^2 + (\psi_6 + \ldots + \psi_{10})}$$

$$\omega_{NSE} = \frac{(.694 + \ldots + .445)^2 + (.228 + \ldots + .323)^2}{(.694 + \ldots + .445)^2 + (.228 + \ldots. + .323)^2 + 2.406}$$

$$= .821$$

하위척도 오메가 위계 계수(ω_{HS})는 공식 (13)을 적용하여 계산할 수 있으며 공식 (12)와 분모는 동일하나 분자가 각 하위척도에 해당하는 문항의 집단요인계수 합의 제곱 값으로 구성되어 있다. w_{HS^*PSE}는 긍정적 자아존중감 집단요인에 대한 하위척도 오메가 계수, ω_{HS^*NSE}는 부정적 자아존중감 집단요인에 대한 하위척도 오메가 계수로 아래와 같이 산출할 수 있다.

$$\omega_{HS^*PSE} = \frac{(a_{11} + \ldots + a_{51})^2}{(c_1 + \ldots + c_5)^2 + (a_{11} + \ldots + a_{51})^2 + (\psi_1 + \ldots + \psi_5)}$$

$$\omega_{HS^*PSE} = \frac{(.145 + \ldots + .002)^2}{(.729 + \ldots + .779)^2 + (.145 + \ldots + .002)^2 + 2.444}$$

$$= .019$$

$$\omega_{HS^*NSE} = \frac{(a_{62} + \ldots + a_{102})^2}{(c_6 + \ldots + c_{10})^2 + (a_{62} + \ldots + a_{102})^2 + (\psi_6 + \ldots + \psi_{10})}$$

$$\omega_{HS^*NSE} = \frac{(.228 + \ldots + .323)^2}{(.694 + \ldots + .445)^2 + (.228 + \ldots + .323)^2 + 2.406}$$

$$= .214$$

일차원 지수(ECV)는 공식 (15)를 적용하여 구한다. 분모의 경우 일반요인에 대한 요인계수 제곱 값(c_j^2)의 합과 두 개의 집단요인의 요인계수 제곱 값(a_{jk}^2)의 합을 더하는 것이며 분자의 경우 일반요인의 요인계수 제곱 값(c_j^2)의 합으로 아래와 같이 산출할 수 있다.

$$ECV = \frac{(c_1^2 + c_2^2 + \ldots + c_9^2 + c_{10}^2)}{(c_1^2 + c_2^2 + \ldots + c_9^2 + c_{10}^2) + \left\{ \begin{array}{l} (a_{11}^2 + \ldots a_{51}^2) \\ + (a_{62}^2 + \ldots + a_{102}^2) \end{array} \right\}}$$

$$ECV = \frac{\left\{ \begin{array}{l} (.729)^2 + (.599)^2 + \ldots \\ + (.627)^2 + (.445)^2 \end{array} \right\}}{\left\{ \begin{array}{l} (.729)^2 + (.599)^2 + \ldots \\ + (.627)^2 + (.445)^2 \end{array} \right\} + \left\{ (.145)^2 + \ldots + (.002)^2 \right\} + \left\{ (.228)^2 + \ldots + (323)^2 \right\}}$$

$$= .793$$

개별 문항에 대한 일차원 지수(I-ECV)의 경우, 공식 (14)를 적용하여 구할 수 있다. Rosenberg 자아존중감 척도 1번 문항의 ECV_1를 예시로 들면 해당 문항에 대한 일반요인계수 제곱 값(c_1^2)과 집단요인계수 제곱 값(a_1^2)의

합을 분모로 하고 해당 문항의 일반요인계수 제곱 값(c_1^2)을 분자로 하여 계산할 수 있으며 산출 과정은 아래와 같다.

$$ECV_1 = \frac{c_1^2}{c_1^2 + a_1^2} = \frac{(.729)^2}{(.729)^2 + (.145)^2} = .962$$

산출 결과를 정리하면, Rosenberg 자아존중감 척도의 오메가 계수(ω)가 .894이고 일반요인의 오메가 위계 계수(ω_H)는 .826으로 나타났다. Rosenberg 자아존중감 척도의 오메가 계수와 오메가 위계 계수의 비율은 .826/.894로 총점에서 진점수가 차지하는 분산 중 약 92.4%가 일반요인에서의 개인차로 설명 가능하며 Rosenberg 자아존중감척도의 전체 점수는 일반요인을 반영하는 점수로 해석하는 것이 타당하다. 긍정적 자아존중감과 부정적 자아존중감의 하위척도 오메가 계수(ω_S)값은 각각 .819와 .821이었으며, 하위척도 오메가 위계 계수(ω_{HS})값은 각각 .019와 .214이다. 일차원 지수(ECV)는 .793으로 일반요인이 79.3%의 공통 분산을 설명한다.

표 2에서 Rosenberg 자아존중감 척도의 1요인, 2요인 상관 모형과 쌍요인 모형의 적합도 지수를 비교한 결과, 쌍요인 모형이 x^2(25, N=222) = 44.272, p < .01, CFI = .971, TLI = .948, $SRMR$= .031, $RMSEA$ = .059(90% CI [.029 - .087]), AIC = 3922.146으로 모든 지표에서 좋은 적합도를 보이는 것으로 나타났다.

표 3에서 정서접근적 대처 척도의 1요인 모형, 2요인 상관 모형 및 쌍요인 모형에서의 각 문항의 표준화된 요인계수(standardized factor loadings)를 제시하였다.

쌍요인 모형에서 도출된 요인계수와 고유분산을 바탕으로 정서접근적 대처 척도에 대한 오메가 계수, 오메가 위계 계수, 하위척도 오메가 계수, 하위척도 오메가 위계 계수와 일차원 지수(ECV)의 산출 과정을 제시하였다. 앞에서 설명하였듯이 정서접근적 대처 척도는 총 문항수가 8개이며 집단요인이 2개로 p값은 8, K 값은 2이다. c_1부터 c_8의 값은 일반요인에 대한 요인계수이며, a_{11}부터 a_{41}의 값은 첫 번째 집단요인(K_1)에 해당하는 정서처리에 대한 요인계수, a_{52}부터 a_{82}의 값은 두 번째 집단요인(K_2)에 해당하는 정서표현에 대한 요인계수이다.

정서접근적 대처 척도 오메가 계수(ω)를 산출하기 위한 식은 공식 (7)을 적용하여 아래와 같이 표현할 수 있다.

$$\omega = \frac{(c_1 + c_2 + \dots + c_7 + c_8)^2 + \{(a_{11} + \dots + a_{41})^2 + (a_{52} + \dots + a_{82})^2\}}{(c_1 + c_2 + \dots + c_7 + c_8)^2 + \{(a_{11} + \dots + a_{41})^2 + (a_{52} + \dots + a_{82})^2\} + (\psi_1 + \dots + \psi_8)}$$

표 2. Rosenberg 자아존중감 척도 모형 적합도 지수

모형	df	x^2	CFI	TLI	SRMR	RMSEA	90% CI RMSEA	AIC
1요인	35	99.314	.904	.877	.051	.091	.070-.112	3969.520
2요인 상관	34	81.639	.929	.906	.045	.079	.057-.102	3949.477
쌍요인	25	44.272	.971	.948	.031	.059	.029-.087	3922.146

표 3. 정서접근적 대처 척도 1요인 모형, 2요인 상관 모형 및 쌍요인 모형 확인적 요인 분석

문항	1요인 모형	2요인 상관 모형		쌍요인 모형				
	정서 접근적 대처	정서 처리	정서 표현	정서 접근적 대처(c)	정서 처리(K_1)	정서 표현(K_2)	고유분산	I-ECV
1	.320	.877		.566(c_1)	.573(a_{11})		.351(ψ_1)	.494
2	.308	.868		.603(c_2)	.752(a_{21})		.072(ψ_2)	.391
3	.417	.433		.738(c_3)	-.122(a_{31})		.441(ψ_3)	.973
4	.431	.310		.645(c_4)	-.223(a_{41})		.534(ψ_4)	.893
5	.385		.365	.408(c_5)		.172(a_{52})	.804(ψ_5)	.849
6	.753		.766	.288(c_6)		.740(a_{62})	.369(ψ_6)	.132
7	.907		.992	.488(c_7)		.763(a_{72})	.179(ψ_7)	.290
8	.813		.809	.429(c_8)		.697(a_{82})	.330(ψ_8)	.275
		1	.339					
		.337	1					

$$\omega=\frac{(.566+.603+...+.488+.429)^2+\left\{\begin{matrix}(.573+...-.223)^2\\+(.172+...+.697)^2\end{matrix}\right\}}{(.566+.603+...+.488+.429)^2+\left\{\begin{matrix}(.573+...-.223)^2\\+(.172+...+.697)^2\end{matrix}\right\}+3.080}$$

$$=.886$$

정서접근적 대처 척도 오메가 위계 계수(ω_H)는 공식 (9)를 적용하여 아래와 같이 산출한다.

$$\omega_H=\frac{(c_1+c_2+...+c_7+c_8)^2}{(c_1+c_2+...+c_7+c_8)^2+\left\{(a_{11}+...+a_{41})^2+(a_{52}+...+a_{82})^2\right\}+(\psi_1+...+\psi_8)}$$

$$\omega_H=\frac{(.566+.603+...+.488+.429)^2}{(.566+.603+...+.488+.429)^2+\left\{\begin{matrix}(.573+...+.223)^2\\+(.172+...+.697)^2\end{matrix}\right\}+3.080}$$

$$=.642$$

정서접근적 대처 척도 하위척도 오메가 계수(ω_S)는 공식 (12)를 적용하여 아래와 같이 산출한다.

$$\omega_{정서처리}=\frac{(c_1+...+c_4)^2+(a_{11}+...+a_{41})^2}{(c_1+...+c_4)^2+(a_{11}+...+a_{41})^2+(\psi_1+...+\psi_4)}$$

$$\omega_{정서처리} = \frac{(.566+...+645)^2+(.573+...-.223)^2}{(.566+...+645)^2+(.573+...-.223)^2+1.398}$$

$$=.842$$

$$\omega_{정서표현} = \frac{(c_5+...+c_8)^2+(a_{52}+...+a_{82})^2}{(c_5+...+c_8)^2+(a_{52}+...+a_{82})^2+(\psi_5+...+\psi_8)}$$

$$\omega_{정서표현} = \frac{(.408+...+.429)^2+(.172+...+.697)^2}{(.408+...+.429)^2+(.172+...+.697)^2+1.682}$$

$$=.854$$

정서접근적 대처 척도 하위척도 오메가 위계 계수(ω_{HS})는 공식 (13)을 적용하여 아래와 같이 산출한다.

$$\omega_{HS*정서처리} = \frac{(a_{11}+...+a_{41})^2}{(c_1+...+c_4)^2+(a_{11}+...+a_{41})^2+(\psi_1+...+\psi_4)}$$

$$\omega_{HS*정서처리} = \frac{(.573+...-223)^2}{(.566+...+.645)^2+(.573+...-223)^2+1.398}$$

$$=.108$$

$$\omega_{HS*정서표현} = \frac{(a_{52}+...+a_{82})^2}{(c_5+...+c_8)^2+(a_{52}+...+a_{82})^2+(\psi_5+...+\psi_8)}$$

$$\omega_{HS*정서표현} = \frac{(.172+...+.697)^2}{(.408+...+.429)^2+(.172+.697)^2+1.682}$$

$$=.568$$

공식 (15)를 적용하면 정서접근적 대처 척도의 일차원 지수(ECV) 값은 다음과 같다.

$$ECV = \frac{(c_1^2+c_2^2+...+c_7^2+c_8^2)}{(c_1^2+c_2^2+...+c_7^2+c_8^2)+\left\{\begin{matrix}(a_{11}^2+...+a_{41}^2)\\+(a_{52}^2+...+a_{82}^2)\end{matrix}\right\}}$$

$$ECV = \frac{\{(.566)^2+(.603)^2+...+(.488)^2+(.429)^2\}}{\{(.566)^2+(.603)^2+...+(.488)^2+(.429)^2\}+\{(.573)^2+...+(-.223)^2\}+\{(.172)^2+...+(.697)^2\}}$$

$$=.471$$

정서접근적 대처 척도 1번 문항의 ECV_1는 공식 (14)를 적용하여 아래와 같이 산출한다.

$$ECV_1 = \frac{c_1^2}{c_1^2+a_1^2} = \frac{(.566)^2}{(.566)^2+(.573)^2} = .494$$

산출 결과를 정리하면, 정서접근적 대처 척도의 오메가 계수(ω)가 .886이며 오메가 위계 계수(ω_H)는 .642로 나타났다. 정서접근적 대처 척도의 오메가 계수와 오메가 위계 계수의 비율은 .642/.886으로 총점에서 진점수가 치지하는 분산 중 약 72.5%가 일반요인에서의 개인차로 설명 가능하다. 정서처리와 정서표현에 대한 하위척도 오메가 계수(ω_S)값은 각각 .842, .854였으며, 하위척도 오메가 위계 계수(ω_{HS})값은 각각 .108과 .568이다. 일차원 지수(ECV)는 .471로 일반요인이 47.1%의 공통분산을 설명한다.

표 4에서 정서접근적 대처 척도의 1요인 모형, 2요인 상관 모형과 쌍요인 모형의 적합도 지수를 비교한 결과, 이론적인 배경과 기존의

표 4. 정서접근적 대처 척도 모형 적합도 지수

모형	df	x^2	CFI	TLI	SRMR	RMSEA	90% CI RMSEA	AIC
1요인	20	211.052	.648	.508	.136	.207	.182-.233	3397.875
2요인 상관	19	89.196	.871	.810	.117	.129	.102-.156	3231.613
쌍요인	12	17.862	.989	.975	.031	.047	.000-.089	3151.484

경험적 연구에서 2요인 상관 모형으로 밝혀진 것과는 달리 쌍요인 모형이 $x^2(12, N=222) = 17.862$, $p < .01$, $CFI = .989$, $TLI = .975$, $SRMR = .031$, $RMSEA = .047$(90% CI [.000 - .089]), $AIC = 3151.484$로 상대적으로 좋은 적합도를 보이는 것으로 나타났다.

논 의

본 개관 논문의 목적은 쌍요인 모형의 적합결과를 이용하여 도출할 수 있는 다양한 통계적 지수들을 이용하여 척도의 차원성을 연구하는데 유용하게 활용할 수 있음을 보여주는데 있다. 좀 더 구체적으로, 일반요인과 한 개 이상의 집단요인이 존재한다고 가정되는 경우에 집단요인이 해석 가능한 실질적 의미를 지니는지 혹은 이론적으로는 단일차원이지만 방법 효과에 따른 ‘오염’ 요인(nuisance factor)으로 인해 다차원성이 의심되는 척도가 실질적인 의미를 지닌 잠재 변인으로 인한 다차원성인지 아니면 방법 효과로 인한 것인지를 오메가 계수, 오메가 위계 계수 그리고 일차원 지수(ECV) 등을 활용하여 판단할 수 있음을 보이고자 하였다.

오메가 계수(ω)는 모형-기반 신뢰도 계수로서 쌍요인 모형 적합결과를 이용하여 구할 수 있다. 오메가 계수가 높다는 것은 척도 점수의 분산 중 진점수가 차지하는 분산의 비율이 높다는 것을 의미한다. 본 연구에서 223명의 대학생 및 대학원생으로부터 얻은 자료를 분석한 결과 자아존중감 척도와 정서접근적 대처척도에 대한 오메가 계수는 각각 .894와 .886으로 높게 나타났다. 단, 오메가 계수는 일반요인과 집단요인의 분산을 모두 진점수의 분산에 반영하기 때문에 오메가 계수가 높은 값을 보인다는 것만으로 척도 점수가 단일차원의 일반요인에 대한 개인차를 반영한다고 결론 내려서는 안 된다. 즉, 오메가 계수가 높다는 것을 기준으로 척도 점수가 전반적인 자아존중감 혹은 전반적인 정서접근적 대처라는 단일한 개념을 반영한다고 해석해서는 안 된다는 점을 유의할 필요가 있다.

전체 척도 점수의 분산 중 일반요인의 분산이 차지하는 비율을 알아보기 위해서는 오메가 위계 계수(ω_H)를 이용하는 것이 더욱 바람직하다. 자아존중감척도의 오메가 위계 계수(ω_H)는 .826 그리고 정서접근적 대처 척도에서의 오메가 위계 계수(ω_H)는 .642로 나타났다. 오메가 위계 계수는 진점수의 분산 중 집단요인의 분산을 제외하고 일반요인의 분산만을 사용하기 때문에 오메가 위계 계수보다 크기가 작을 수밖에 없다. 그러나 자아존중감 척도와 같이 ω와 ω_H의 차이가 크지 않은 경

우(.894 vs .826) 전체 척도 점수는 본질적으로 일반요인 즉 전반적인 자아존중감에 있어서의 개인차를 반영하는 것으로 간주할 수 있다. 반면, 정서접근적 대처 척도에서는 ω에 비하여 ω_H가 상당히 작은 것으로 드러났다(.886 vs .642). 이러한 결과는 전체 척도 점수의 신뢰도는 높지만 전체 척도 점수 상에서의 개인차를 무엇에 대한 개인차로 해석해야할지 명확하지 않을 수 있음을 의미한다.

하위척도 점수의 신뢰도가 일반요인을 반영하는 정도를 알아보기 위해서는 개별 하위척도에 대한 오메가 계수(ω_{S_r})와 오메가 위계 계수 (ω_{HS_r})를 비교해 볼 수 있다. 자아존중감 척도에서 문항 기술 방식에 따라 구분한 긍정적 자아존중감과 부정적 자아존중감의 하위척도에 대한 오메가 계수(ω_S)는 각각 .819와 .821이었으며 하위척도 오메가 위계 계수(ω_{HS})값은 각각 .019와 .214로 나타났다. 이는 각각의 하위척도 점수의 분산 중 긍정기술방법 혹은 부정기술방법이라는 집단요인에 있어서의 개인차는 매우 적은 부분을 차지하는 반면 대부분은 일반요인에 대한 개인차로 설명될 수 있음을 의미한다. 이는 곧 자아존중감 척도에 대하여 굳이 하위척도 점수를 계산하고 사용할 근거가 매우 미약함을 의미한다. 반면, 정서접근적 대처 척도에서 정서처리와 정서표현 하위척도에 대한 오메가 계수(ω_S)는 각각 .842와 .854이었으며 하위척도 오메가 위계 계수(ω_{HS})는 각각 .108과 .568로 오메가 위계 계수와 상대적인 값을 비교할 때 정서처리의 경우 하위척도 위계 계수가 상대적으로 낮은 값을 보였으나 정서표현의 경우 하위척도의 분산을 집단요인에 관한 개인차로 설명할 수 있는 부분이 상당한 것으로 나타났다.

지금까지 요인분석을 이용한 대부분의 경험적 연구들을 살펴보면 모형의 적합도를 기준으로 쌍요인 모형이 최적의 모형으로 선택되어온 것이 사실이다. 그러나 Reise 등(2016)은 쌍요인 모형이 "적합도 대회에서 우승한 챔피언(model champion in the fit contest)"이라고 해서 무조건 채택되어야 하는 것은 아니라는 점을 매우 설득력 있게 보여주었다. 즉, 쌍요인 모형이 단일요인모형이나 2요인 모형에 비해 적합도가 높은 것은 쌍요인 모형이 다양한 종류의 반응 패턴을 더 잘 모델링할 수 있는 적합 경향성(fitting propensity, Preacher, 2006) 때문이라는 점을 매우 설득력 있게 보여준다. Murray와 Johnson(2013) 역시 시뮬레이션 연구를 통하여 자료 생성 모형이 쌍요인 모형이 아니라, 교차요인 부하량(cross loading) 혹은 오차상관(correlated residuals)을 포함하는 고차요인분석모형(Higher-order model)일 경우에도 쌍요인 모형이 자료 생성 모형에 비해 더 높은 적합도 지수를 가질 수 있음을 제시하였다. 결론적으로 쌍요인 모형의 적합도 지수가 가장 높다는 것만으로 단일차원의 구성개념을 측정하기 위해 설계된 척도의 차원 구조와 척도를 구성하는 문항들의 질(quality)에 대한 최종적인 결론을 도출할 수는 없다는 것이다.

표 4에 제시된 모형의 적합도 지수들을 비교해보면 쌍요인 모형이 가장 적합한 것으로 나타난다. 그러나 표 3에 제시된 쌍요인 모형의 요인계수 패턴을 살펴보면 일반요인에 대한 요인계수보다 정서처리와 정서표현이라는 집단요인에 대한 요인계수 값이 더 큰 것을 보여주고 있다. 이러한 패턴은 집단요인이 일반요인보다 문항반응에 더 강한 영향력을 지닌다는 것을 의미한다. 또한, 정서접근적 대처 척도가 이론적으로도 단일요인을 측정하도록

제작되지 않았다는 점에서 적합도지수를 맹신하여 무조건 쌍요인 모형을 채택하는 것은 조심하여야 할 것이다.

이러한 경우, 즉 쌍요인 모형이 적합도 측면에서 가장 좋지만 요인계수 패턴과 이론적 배경이 단일한 일반요인을 측정한다는 증거를 확실히 제공하지 않을 경우 척도의 차원성을 판단하는데 일차원 지수(ECV)가 또 하나의 유용한 정보를 제공할 수 있다. 정서접근적 대처 척도의 문항별 일차원 지수(I-ECV)를 살펴보면 많은 문항들에서 일반요인의 상대적 강도가 낮게 나타나고, 전체척도의 일차원 지수(ECV)는 .471로서 전체 공통 분산 중 47.1%만이 일반요인에 의해 설명된다. 이는 곧 주어진 척도가 일반요인을 측정하기 위하여 제작되지 않았고 실제 자료도 그렇지 않음을 보여주고 있다고 할 수 있다. 반면 자아존중감 척도는 쌍요인 모형의 적합도가 가장 높았을 뿐만 아니라 문항별 일차원 지수(I-ECV)를 살펴보면 대부분의 문항에서 일반요인의 설명력이 매우 강하게 드러났고 전체 척도의 일차원 지수(ECV) 역시 .793으로서 일반요인이 79.3%의 공통 분산을 설명하고 있는 것으로 드러났다. 즉, 자아존중감 척도는 이론적으로도 단일요인으로서의 자아존중감을 측정하기 위해 개발되었고 실제 자료에서도 본질적으로 단일차원의 척도임을 지지하는 증거를 찾을 수 있었다.

일차원 지수(ECV)가 높다는 것은 자료를 단일차원의 측정 모형을 이용하여 모델링하여도 무방하다는 것을 의미한다. Gu, Wen, & Fan (2017)은 일차원 지수(ECV)가 .75 이상일 경우 쌍요인 모형으로부터 자료가 생성되었다 하더라도 단일차원측정모형을 사용한 준거타당도 계수 추정치에 편향이 거의 없다는 것을 보여주었고, Rodriguez, Reise, & Haviland(2016a)는 일차원 지수(ECV)가 .70이상일 경우 단일차원의 측정모형에서의 요인계수와 쌍요인 모형에서 일반요인에 대한 요인 계수에 큰 차이가 없다는 것을 보여 주었다. 이를 종합하면, 일차원 지수(ECV)가 .70이상일 경우 자료를 단일차원의 측정모형을 이용하여 모델링을 하여도 큰 문제가 없다는 것을 의미한다. 실제로 자아존중감척도의 경우 표 2에서 확인할 수 있듯이 1요인 모형의 요인계수와 쌍요인 모형에서 일반요인에 대한 요인계수가 매우 비슷하다는 것을 알 수 있다. 반면, 정서접근적 대처 척도의 경우 표 3이 보여주듯이 1요인 모형에서의 요인계수와 쌍요인 모형에서 일반요인에 대한 요인계수는 매우 큰 차이를 보이고 있다는 것을 알 수 있다.

오메가 (위계) 계수와 일차원 지수(ECV)는 다른 종류의 정보를 제공한다는 점을 유의할 필요가 있다. 만약, 척도 점수의 분산 중 대부분이 오차 분산이면 일반요인과 집단요인의 분산 즉, 공통분산의 비율이 작을 것이므로 오메가 계수와 오메가 위계 계수는 작아진다. 그러나 전체 분산에서 공통분산이 차지하는 비율이 아니라, 일반요인과 집단요인의 분산의 상대적 크기를 비교하는 일차원 지수(ECV)는 일반요인의 분산과 집단요인의 분산의 상대적 크기에 의해 결정된다. 이런 의미에서 일차원 지수(ECV)는 자료가 본질적으로 단일차원인지 여부를 판단할 수 있는 근거로 사용될 수 있으며, 판단의 기준으로 일차원 지수(ECV)가 .70 혹은 .80 이상의 값을 가질 경우 측정 모형에서 집단요인을 제거한 단일차원 측정모형을 사용하여 통계적 분석을 실시해도 무방하다는 연구가 존재한다(Gu et al. 2017; Rodriguez et al., 2016a).

한편, 상관-요인 모형에서 요인 간 상관이 매우 높을 경우 자료가 일반요인만을 지니는 단일-요인 모형(single-factor model) 혹은 일반요인과 집단요인을 가지는 쌍요인 모형에 의해서 잘 설명될 가능성이 높다(Reise et al., 2007). 실제로 표 1에서 볼 수 있듯이, Rosenberg 자아존중감 척도의 두 요인 간 상관은 .882로 매우 높았고, 쌍요인 모형 적합 결과 모형 적합도가 매우 좋았으며(표 2), 오메가 위계 계수 및 일차원 지수 역시 매우 높다는 것이 드러났다. 그러나 상관-요인 모형 적합 결과 얻을 수 있는 요인 간 상관 계수는 주어진 척도의 차원성을 평가할 때 연구자가 사용할 수 있는 한 가지 정보에 불과하며, 요인 간 상관이 곧 척도점수 및 하위척도 점수 사용과 일반요인의 강도에 대한 직접적인 정보를 제공하지는 않는다. 상관-요인 모형에서 얻을 수 있는 요인 간 상관에 대한 정보와 더불어, 쌍요인 모형 적합 결과 산출할 수 있는 오메가 위계 계수(ω_H), 하위척도에 대한 오메가 위계 계수(ω_{HS}) 및 일차원 지수(ECV)를 통해 척도 점수 및 하위 척도 점수 사용의 타당성과 단일-요인 측정모형의 채택의 정당성에 대한 정보를 얻을 수 있을 때 주어진 척도의 차원성을 보다 완전하게 평가할 수 있을 것이다.

이러한 점들을 종합하면 Rosenberg 자아존중감 척도는 문항 기술 방식으로 인한 2개의 방법 요인을 가지는 단일 구성 개념을 측정하는 척도로 보는 것이 타당하고 척도의 문항 총점을 사용함으로써 전반적인 자아존중감에 대한 개인차를 측정하고자하는 목적을 신뢰롭게 달성할 수 있다는 결론을 내릴 수 있다. 반면, 정서접근적 대처 척도는 비록 모형 적합도 측면에서는 쌍요인 구조를 가지는 것처럼 보이나 개별 문항 및 척도 전체에서 집단요인에 비해 일반요인의 상대적 크기가 지배적으로 크지 않았다. 무엇보다도 이론적으로 단일한 개념을 측정하기 위해 만들어진 척도가 아니기 때문에 모형 적합도만을 기준으로 쌍요인 구조를 가진다는 결론을 내려서는 안 될 것이고 또한 오메가 계수가 높다는 것만을 바탕으로 전체척도 점수를 계산하고 이용하는 것에도 유의하여야 할 것이다. 비록 모형 적합도에 있어서는 쌍요인 모형에 비해 부적합 하였고 일반적 기준으로도 '적합'의 기준에 도달하지는 못하였으나 2요인 모형이 이론적으로 더욱 적합하고 해석하기 용이하기 때문에 2요인 모형을 좀 더 정교화 하는 방향[8]으로 모델링을 진행하는 것이 더욱 바람직 할 수 있다.

또한 앞서 논의했듯이 쌍요인 모형은 대체로 상관을 가정한 다요인 모형에 비해 더 나은 적합도를 보이는 경우가 많아 모형을 해석할 때에는 적합도 지수 뿐 아니라 척도의 이론적 배경을 고려하는 것이 중요하고 오메가 계수와 일차원 지수(ECV) 등을 모두 고려하여 척도의 차원성을 이해하고 해석할 필요가 있다(Dunn, Baguley, & Brunsden, 2014; Yang & Green, 2011). 이에 본 논문에서는 쌍요인 모형 적합 결과 도출될 수 있는 통계적 지수들의 계산 및 활용 방법을 구체적인 예시를 통하여 개관하고자 하였고 이를 위해 Rosenberg 자아존중감 척도와 정서접근적 대처척도를 이용하였다. 아직도 많은 연구자들이 고전검사이론에 바탕을 둔 알파 계수(Cronbach's α coefficient)를 이용하여 척도의 신뢰도를 추정

8) 교차부하량이 높은 문항을 찾거나 오차항간의 상관이 높은 문항을 찾아 해당 문항들의 수정 혹은 삭제를 고려하는 등의 추후 연구를 진행하는 방향을 생각해 볼 수 있다.

하고 있다. 알파계수를 계산하고 보고하는 것 자체에는 문제가 없으나 알파 계수는 오메가 계수와 마찬가지로 그 값이 크다고 해서 총점 혹은 하위척도 점수가 단일한 잠재 변인을 반영한다고 볼 수가 없다. 그럼에도 불구하고 많은 연구자들이 높은 값의 알파계수를 가진 심리척도는 단일한 차원으로서 개인차를 평가할 수 있다고 오해하여 안심하고 전체 척도 점수를 사용하는 경우가 많다(Rodriguez et al., 2016b). 그러나 척도 점수 사용의 타당성을 확보하기 위해서는 척도의 차원성을 보다 정확히 이해하는 것이 반드시 필요하다. 이 때 쌍요인 모형 적합 결과 도출될 수 있는 전체 및 하위척도에 대한 오메가 (위계) 계수, 일차원 지수(ECV) 등은 척도의 차원성 및 척도 점수 사용의 타당성을 판단하는데 매우 유용한 정보를 제공할 것이다.

종합적으로, 주어진 심리 척도의 심리 측정적 속성 탐색에 있어서 쌍요인 모형의 유용성은 다음과 같이 정리할 수 있다. 첫째, 척도가 일반요인과 집단요인으로 구성되어 있을 때 이 두 가지 요인의 분산을 분할(partitioning)하고 상대적 크기를 비교할 수 있다. 둘째, 심리적 구성개념이 이론적으로 단일차원으로 알려져 있지만 척도가 ‘오염’ 요인(nuisance factor)으로 인해 다차원 구조(multidimensional structure)를 보이는 것으로 의심될 때 다차원성을 통계적으로 통제한 후 중심적인 구성개념인 일반요인에 관한 분석을 진행할 수 있다. 셋째, 총점(척도 점수)과 하위척도 점수 사용의 타당성을 평가할 수 있다. 넷째, 일반요인과 집단요인이 미치는 영향력의 상대적 크기에 대한 정보를 이용하여 단일차원 측정모형 채택의 근거를 확보할 수 있다(Rodriguez et al., 2016a; Rodriguez et al., 2016b). 이러한 쌍요인 모형의 유용성 혹은 장점들을 고려하면 상관요인을 가정하는 확인적 요인분석과 더불어 쌍요인 모형을 함께 사용하여 주어진 심리척도를 분석함으로써 해당 심리척도의 측정적 속성과 차원성을 보다 완전하게 평가하고 이해할 수 있을 것이다.

본 논문에서는 국내 심리척도 연구 분야에서 상대적으로 덜 알려져 있는 쌍요인 모형 및 적합 결과로부터 산출 가능한 지표들을 설명하고 기존에 잘 알려진 척도의 구조를 쌍요인 모형을 적용해 재확인해 봄으로써 쌍요인 모형의 유용성과 그 사용에 있어서 유의점을 보다 쉽게 개관하고자 하였다. 본 연구를 출발점으로 쌍요인 모형에 대한 활발한 논의와 연구가 진행되었으면 한다. 다시 강조하자면, 본 논문에서 소개된 쌍요인 모형-기반 오메가 위계 계수 및 일차원 지수(ECV)의 적용은 Rosenberg의 자아존중감 척도에서처럼 긍정 혹은 부정 기술방식에 의해 정의되는 집단요인을 지니는 척도의 분석에만 국한되지 않는다. 앞서 예로 들었던 신체자기지각 척도(Fox & Corbin, 1989)에서처럼 “스포츠 능력”, “외모”, “신체적 강인함” 등에 관련된 영역을 설명하기 위한 집단요인을 지니는 척도의 차원성 연구에도 쌍요인 모형-기반 오메가 위계 계수 및 일차원 지수를 이용할 수 있다(Chung, Liao, Song, & Lee, 2016). 국내에서 우울 척도로 빈번하게 사용되는 CES-D(Center for Epidemiology Studies Depression Scale)의 경우 기존에 명확한 4요인으로 밝혀진 바 있으나(전겸구, 최상진, 양병창, 2001; 허만세, 박병선, 배성우, 2015) 최근 쌍요인 모형을 적용한 국외의 연구 결과에 따르면 일반요인이 CES-D 전체 척도 점수 분산의 대부분을 설명하는 한편, 기존의 하위요인 중 긍정적 정서 요인이 세부요인으로서

개별적인 설명 영역을 갖는 것으로 나타났으며 국내에서 진행된 연구에서는 일반요인이 강한 설명력을 가지는 단일차원으로 보는 것이 적절한 것으로 파악되었다(신재은, 윤소진, 이태헌, in progress; Gomez & Mclaren, 2015). Tedischi와 Calhoun(1996)이 개발한 외상 후 성장 척도(PTGI)의 경우 기존에 5개의 요인으로 확인되었는데(송승훈, 김교헌, 권선중, 이홍석, 2006), 쌍요인 모형을 적용한 요인 구조 확인 결과 전체 척도 점수의 분산 중 일반요인이 설명하는 부분이 가장 커 하위척도 점수의 적용보다는 총점을 활용하고 해석하는 것이 적절하다고 밝혔다(Thege, Kovăcs, & Balog, 2014). 이에 국내 연구자들이 한국판 심리척도의 요인구조에 대해 보다 명확한 이해를 얻기 위해 쌍요인 모형을 보다 적극적으로 활용할 수 있기를 바란다.

참고문헌

강성록, 양재원 (2015). 정서접근적 대처 척도의 타당화 예비연구. 한국심리학회지: 임상, 34(2), 455-475.

고려대학교 부설 행동과학연구소편(1999). 심리척도핸드북. 서울: 학지사.

배성우, 신원식 (2005) CES-D 척도(The Center for Epdemiologic Studies-Depression Scale)의 요인구조 분석. 보건과 사회과학, 18, 165-190.

송승훈, 김교헌, 권선중, 이홍석 (2006). 한국판 외상 후 성장 척도(K-PTGI)의 신뢰도와 타당도. 한국심리학회 학술대회 자료집, 252-253.

신재은, 윤소진, 이태헌 (in progress). Bifactor 모형을 적용한 CES-D 척도의 차원성 검증.

이미리 (2005). 청소년기 자아존중감과 가족, 친구, 학업, 여가, 직업 변인들의 관계: 긍정적 자아평가와 부정적 자아평가를 중심으로. 한국청소년연구, 16(2), 263-292.

이미숙 (2002). 한국판 CES-D 척도(The Center for Epdemiologic Studies-Depression Scale)의 요인구조분석에 대한 재검토. 보건과 사회과학, 12, 43-62.

이순묵, 채정민, 최승원 (2016). 한국형 일상우울의 예비검사 개발, 한국심리학회 학술대회 자료집. 107-107.

이자영, 남숙경, 이미경, 이지희, 이상민 (2009) Rosenberg의 자아존중감 척도: 문항수준 타당도분석. 한국심리학회지: 상담 및 심리치료, 21(1), 173-189.

이훈진, 원호택 (1995). 편집증 척도의 신뢰도, 타당도 연구. 한국심리학회지: 임상, 14(1), 83-94.

전겸구, 최상진, 양병창 (2001). 통합적 한국판 CES-D 개발. 한국심리학회지: 건강, 6(1), 59-76.

전병재 (1974). Self-esteem: A test of its measurability. 연세논총, 11, 109-129.

정병삼 (2010). 부모-자녀관계애착과 부모지도감독이 청소년의 자아존중감의 변화에 미치는 종단적 영향. 한국청소년연구, 21(4) 5-30.

최수미, 조영일 (2013). 부정문항이 포함된 척도의 요인구조 및 방법효과 검증과 남녀간의 차이 비교: Rosenberg 자기존중감 척도를 중심으로. 한국심리학회지: 일반, 32(3). 571-589.

허만세, 박병선, 배성우 (2015). 한국어판 축약

형 CES-D 척도의 측정불변성 검증. 정신보건과 사회사업. 43(2), 313-339.

홍세희, 노언경, 정 송 (2011). 부정문항이 포함된 검사의 요인구조: 자아존중감 검사의 예. 교육평가연구, 24(3), 713-732.

Akaike, H. (1974). A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, *19*, 716-723.

Asparouhov, T., & Muthén, B. (2009). Exploratory structural equation modeling. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, *16*(3), 397-438.

Bagozzi, R. P. (1993). Assessing construct validity in personality research: Applications to measures of self-esteem. *Journal of Research in Personality, 27,* 49-87.

Bentler, P. M. (1990). Comparative fit indexes in structural models. *Psychological Bulletin*, *107*, 238-246.

Bollen, K. (1989) *Structural Equations with Latent Variables*. New York: Wiley & Sons.

Chung, C., Liao, X., Song, H., & Lee, T. (2016). Bifactor approach to modeling multidimensionality of physical self-perception profile. *Measurement in Physical Education and Exercise Science, 20*(1), 1-15.

Cortina, J. M. (1993). What is coefficient alpha? An examination of theory and applications. *Journal of Applied Psychology, 78*(1), 98-104.

Corwyn, R. F. (2000). The factor structure of global self-esteem among adolescents and adults. *Journal of Research in Personality, 34,* 357-379.

DiStefano, C., & Motl, R. W. (2006). Further investigating method effects associated with negatively worded items on self-report surveys. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal, 13,* 440-464.

Donnellan, M. B., Ackerman, R. A., & Brecheen, C. (2016). Extending structural analyses of the Rosenberg Self-Esteem Scale to consider criterion-related validity: Can composite self-esteem scores be good enough?, *Journal of Personality Assessment, 98*(2), 169-177.

Dunbar, M., Ford, G., Hunt, K., & Der, G. (2000). Question wording effects in the assessment of global self-esteem. *European Journal of Psychological Assessment, 16,* 13-19.

Dunn, T. J., Baguley, T., & Brunsden, V. (2014). From alpha to omega: A practical solution to the pervasive problem of internal consistency estimation. *British Journal of Psychology, 105,* 399-412.

Fox, K. R., & Corbin, C. B. (1989). The physical self-perception profile: Development and preliminary validation. *Journal of Sport and Exercise Psychology, 11*(4), 408-430.

Gana, K., Saada, Y., Bailly, N., Joulain, M., Herve, C., & Alaphilippe, D. (2013). Longitudinal factorial invariance of the Rosenberg Self-Esteem Scale: Determining the nature of method effects due to item wording. *Journal of Research in Personality, 47,* 406-416.

Gomez. R., & McLean, S. (2015). The Center for Epidemiologic Studies Depression Scale: Support for a bifactor model with a dominant general factor and a specific factor for positive affect. *Assessment, 22*(3), 351-360.

Gu, H., Wen, Z., & Fan, X. (2017). Examining and controlling for wording effect in a self-report measure: A Monte Carlo simulation study. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal, 24*(4), 545-555.

Horan, P. M., DiStefano, C., & Motl, R. W. (2003). Wording effects in self-esteem scales: Methodological artifact or response style?. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal, 10*(3), 435-455.

Holzinger, K. J., & Swinford, F. (1937). The bi-factor method. *Psychometrika, 2*(1), 41-54.

Hu, L., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal, 6*(1), 1-55.

Lance, C. E., Noble, C. L., & Scullen, S. E. (2002). A critique of the correlated trait-correlated method and correlated uniqueness models for multitrait-multimethod data. *Psychological methods*, 7(2), 228.

March, J. S. (1998). *Manual for the Multidimensional Anxiety Scale for Children (MASC).* Toronto: Multi-Health Systems.

Marsh, H. W. (1996). Positive and negative global self-esteem: A substantively meaningful distinction or artifactors? *Journal of Personality and Social Psychology, 70,* 810-819.

Marsh, H. W., Scalas, L. F., & Nagengast, B. (2010). Longitudinal tests of competing factor structures for the Rosenberg Self-Esteem Scale: Traits, ephemeral artifacts, and stable response styles. *Psychological Assessment, 22,* 366-381.

McDonald, R. P. (1985). *Factor analysis and related methods*. Hillsdale, NJ: Erlbaum.

McDonald, R. P. (1999). *Test theory: A unified treatment*. Mahwah, NJ: Erbaum.

McKay, M. T., Boduszek, D., & Harvey, S. (2014). The Rosenberg Self-Esteem Scale: A bifactor answer to a two-factor question? *Journal of Personality Assessment, 96,* 654-660.

Murray, A. L., & Johnson, W. (2013). The limitations of model fit in comparing the bi-factor versus higher-order models of human cognitive ability structure. *Intelligence, 41*(5), 407-422.

Muthén, B. O. (1993). Goodness of fit with categorical and other nonnormal variables. In K. A. Bollen & J. S. Long (Eds.), *Testing structural equation models* (pp. 205-234). Newbury Park, CA: Sage.

Muthén, L. K. & Muthén, B. O. (2010). *Mplus User's Guide.* Los Angeles, CA: Muthén & Muthén.

Quilty, L. C., Oakman, J. M., & Risko, E. (2006). Correlates of the Rosenberg Self-Esteem Scale method effects. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal, 13*(1), 99-117.

Raykov, T. (1997). Estimation of composite reliability for congeneric measures. *Applied Psychological Measurement*, *21*(2), 173-184.

Raykov, T. (2001). Estimation of congeneric scale reliability using covariance structure analysis with nonlinear constraints. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, *54*(2), 315-323.

Raykov, T., & Du Toit, S. H. (2005). Estimation of reliability for multiple-component measuring instruments in hierarchical designs.

Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal, *12*(4), 536-550.

Raykov, T., & Shrout, P. E. (2002). Reliability of scales with general structure: Point and interval estimation using a structural equation modeling approach. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal,* *9*(2), 195-212.

Reise, S. P. (2012). The rediscovery of bifactor measurement models. *Multivariate Behavioral Research, 47,* 667-696.

Reise, S. P., Bonifay, W. E., & Haviland, M. G. (2013). Scoring and modeling psychological measures in the presence of multidimensionality. *Journal of Personality Assessment, 95,* 129-140.

Reise, S. P., Kim, D. S., Mansolf, M., & Widaman, K. F. (2016). Is the bifactor model a better model or is it just better at modeling implausible responses? Application of iteratively reweighted least squares to the Rosenberg Self-Esteem Scale. *Multivariate Behavioral Research, 51*(6), 818-838.

Reise, S. P., Moore, T. M., & Haviland, M. G. (2010). Bifactor Models and rotations: Exploring the extent to which multidimensional data yield univocal scale scores. *Journal of Personality Assessment, 92,* 544-559.

Reise, S. P., Moore, T. M., & Haviland, M. G. (2013). Applying unidimensional item response theory models to psychological data. In K. Geisinger (Ed.), *APA handbook of testing and assessment in psychology: Vol. 1. Test theory and testing and assessment in industrial and organizational psychology* (pp. 101-119). Washington, DC: American Psychological Association.

Reise, S. P., Morizot, J., & Hays, R. D. (2007). The role of the bifactor model in resolving dimensionality issues in health outcomes measures. *Quality of Life Research, 16,* 19-31.

Revelle, W., & Zinbarg, R. E. (2009). Coefficient alpha, beta, omega, and the glb: Comments on Sijtsma. *Psychometrika, 74,* 145-154.

Rhemtulla, M., Brosseau-Liard, P. É., & Savalei, V. (2012). When can categorical variables be treated as continuous? A comparison of robust continuous and categorical SEM estimation methods under suboptimal conditions. *Psychological Methods, 17*(3), 354-373.

Rodriguez, A., Reise, S. P., & Haviland, M. (2016a). Applying bifactor statistical indices in the evaluation of psychological measures. *Journal of Personality Assessment, 98*(3), 223-237.

Rodriguez, A., Reise, S. P., & Haviland, M. (2016b). Evaluating bifactor models: Calculating and interpreting statistical indices. *Psychological Methods, 21*(2), 137-150.

Rosenberg, M. (1965). *Society and adolescent self-image.* Princeton, NJ: Princeton University Press.

Schmitt, N. (1996). Uses and abuses of coefficient alpha. *Psychological assessment*, *8*(4), 350.

Sijtsma, K. (2009). On the use, the misuse, and the very limited usefulness of Cronbach's alpha. *Psychometrika, 74*(1), 107-120.

Stanton, A. L., Kirk, S. B., Cameron, C. L., & Danoff-Burg, S. (2000b). Coping through emotional approach: Scale construction and validation. *Journal of Personality and Social Psychology, 74,* 1078-1092.

Stucky, B. D., & Edelen, M. O. (2014). Using hierarchical IRT models to create unidimensional measures from multidimensional data. In S. P. Reise & D. A. Revicki (Eds.), *Handbook of item response theory modeling: Applications to typical performance assessment*, (pp. 183-206). New York, NY: Routledge/Taylor & Francis Group.

Stucky, B. D., Thissen, D., & Orlando Edelen, M. (2013). Using logistic approximations of marginal trace lines to develop short assessments. *Applied Psychological Measurement*, *37*(1), 41-57.

Supple, A. J., Su, J., Plunkett, S. W., Peterson, G. W., & Bush, K. R. (2013). Factor structure of the Rosenberg Self-Esteem Scale. *Journal of Cross-Cultural Psychology, 44,* 748-764.

Tavakol, M., & Dennick, R. (2011). Making sense of Cronbach's alpha. *International Journal of Medical Education*, *2*, 53-55.

Tedeschi, R. G., & Calhoun, L. G. (1996). The posttraumatic growth inventory: Measuring the positive legacy of trauma. *Journal of Traumatic Stress, 9*(3), 455-471.

Ten Berge, J. M., & Sočan, G. (2004). The greatest lower bound to the reliability of a test and the hypothesis of unidimensionality. *Psychometrika*, *69*(4), 613-625.

Thege, B. K., Kovǎcs, E., & Balog, P. (2014). A bifactor model of the Posttraumatic Growth Inventory. *Health Psychology & Behaviroural Medicine, 2*(1), 529-540.

Tomas, J. M., & Oliver, A. (1999). Rosenberg's self esteem scale: Two factors or method effects. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal, 6*(1), 84-98.

Wu, C. H. (2008). An examination of the wording effect in the Rosenberg Self-Esteem Scale among culturally Chinese people. *The Journal of Social Psychology, 148*(5), 535-552.

Yang, Y., & Green, S. B. (2011). Coefficient alpha: A reliability coefficient for the 21st century? *Journal of Psychoeducational Assessment, 29*(4), 377-392.

Zinbarg, R. E., Revelle, W., Yovel, I., & Li, W. (2005). Cronbach's α, Revelle's β, and McDonald's ω H: Their relations with each other and two alternative conceptualizations of reliability. *Psychometrika, 70*(1), 123-133.

Zinbarg, R. E., Yovel, I., Revelle, W., & McDonald, R. P. (2006). Estimating generalizability to a latent variable common to all of a scale's indicators: A comparison of estimators for ωh. *Applied Psychological Measurement, 30*(2), 121-144.

1차원고접수 : 2017. 09. 26.
수정원고접수 : 2017. 10. 31.
최종게재결정 : 2017. 11. 14.

한국심리학회지: 일반
Korean Journal of Psychology: General
2017, Vol. 36, No. 4, 477-504
http://dx.doi.org/10.22257/kjp.2017.09.36.4.477

Bifactor Modeling Approach to Investigate Studying of Psychometric Properties of Psychological Measures

Jaeeun Shin Taehun Lee

Chung-Ang University, Department of Psychology

Bifactor modeling approach is increasingly being applied to the study of psychometric properties of psychological measures. A bifactor structure consists of a single general factor that is purported to explain co-variances of all the items and a set of group factors that are purported to explain residual co-variances of some items that cannot be accounted for by a general factor. The model assumes that the general and group factors are uncorrelated. Bifactor modeling approach enables researchers to test whether a given psychological scale that is originally designed to measure a theoretically unidimensional construct appears to be multidimensional due to nuisance factors such as method factors. In this article, we gave an overview of statistical indices such as omega coefficients and explained common variance(ECV) that can be effectively employed to investigate dimensionality of a given scale. We illustrated how to compute various types of omega coefficients and explained common variance(ECV) and interpret them using Rosenberg Self-esteem scale(RSES) and Emotional Approach Coping Scale(EAC).

Key words : Bifactor model, general factor, group factor, omega coefficients, ECV, confirmatory factor analysis