한국심리학회지 : 임상
The Korean Journal of Clinical Psychology
2015, Vol. 34, No. 4 1079-1100

〈특별호〉

리커트 척도 개발을 위한 탐색적 요인분석의 사용

장 승 민†

성균관대학교 심리학과

탐색적 요인분석은 심리척도의 개발 과정에서 가장 널리 사용되는 분석 방법이다. 탐색적 요인분석의 올바른 사용에 대한 여러 지침이 있지만 문항 단위의 요인분석에서 특별히 고려되어야 할 사항들은 상대적으로 덜 강조되어 왔다. 본 연구는 척도를 구성하는 문항이 갖는 일반적인 특성들, 예를 들어 문항의 낮은 신뢰도, 리커트 반응 양식의 문항이 보이는 서로 다른 왜도 등이 이들 문항들에 대한 탐색적 요인분석에서 어떻게 고려되어야 하는지를 강조하였다. 문항 단위의 요인분석에서는 검사 점수 단위의 요인분석에 비해 더 큰 표본크기와 요인당 더 많은 문항수가 필요하다는 것을 강조하였다. 피어슨 상관계수 대신 다분상관계수를 사용할 것을 제안하였고 주축요인법과 최소제곱법, 평행분석, 사각회전 등을 사용할 것 또한 강조하였다. 이와 같은 절차를 적용하기 어려울 때는 응답 선택지를 6점 이상으로 할 것을 제안하였다. 마지막으로 대학생들에게서 수집한 로젠버그 자존감 척도 자료에 대해 제안된 고려사항들을 반영한 탐색적 요인분석 과정을 R 프로그램을 사용하여 예시하였다.

주요어 : 탐색적 요인분석, 척도 개발, 리커트 문항 특성, R 프로그램

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

심리척도는 임상심리학을 포함한 심리학 전반, 더 넓게는 행동과학 전반에서 가설적인 구성개념을 측정하기 위해서 가장 널리 사용되는 도구이다. 연구자들은 자신이 관심을 갖는 구성개념을 측정하기 위해 기존에 개발된 척도를 사용하거나 필요에 따라 수정하기도 하고 새로운 척도를 개발하기도 한다. 새로운 척도를 개발할 때에는 자료를 수집하여 다양한 분석을 수행하고 그 결과를 참조하는데 탐색적 요인분석은 이 과정에서 가장 널리 사용되는 분석 절차 중 하나이다(Floyd & Widaman, 1995; Gorsuch, 1997). 연구자들은 탐색적 요인분석을 통해 척도가 측정하고자 하는 구성개념의 요인 구조를 탐색하고 문항을 선별하는 등, 척도 구성에 필요한 핵심적인 작업을 수행한다.

탐색적 요인분석은 척도 개발을 포함해 심리학 연구 전반에서 다양한 목적으로 매우 널리 사용되고 있지만 동시에 잘못 이해되고 오용되는 경우가 흔한 절차이기도 하다. 요인분석을 올바르게 적용하기 위해서는 요인모형의 기본적인 개념을 정확하게 이해하고 분석과정에서 고려해야 하는 다양한 요소들의 상호 관련성을 잘 파악해야 한다. 다시 말해 요인분석을 성공적으로 수행하기 위해서는 분석 결과를 단순히 요약하는 것을 넘어, 분석의 목적과 자료의 특성을 고려하고, 한 단계의 결과를 참고하여 이전 단계의 분석을 다시 수행하는 과정을 반복하는 등 연구자의 종합적인 판단과 적극적인 개입이 필요하다.

척도 개발 과정에 탐색적 요인분석을 적용할 때에도 이 맥락에서 요구되는 특별한 고려사항들을 유념해야 한다. 특히 척도 구성을 위한 요인분석에서 분석의 단위인 문항 점수는 일반적으로 신뢰도가 낮고 점수 범위의 제한으로 평균의 위치에 따라 서로 다른 왜도를 갖는 특성을 갖는다. 이러한 특성은 문항 단위의 요인분석에서 특별히 고려해야 할 사항들을 요구한다.

본 연구는 척도를 개발하는 과정에서 탐색적 요인분석이 어떻게 적절히 사용될 수 있는지를 최근의 연구 성과를 반영하여 제시하였다. 특히 심리학 연구에서 널리 사용되는 리커트 반응양식을 갖는 척도의 개발에서 탐색적 요인분석이 사용될 때 필요한 고려사항들을 강조하였다. 첫 번째 절에서는 탐색적 요인분석의 주요 개념과 이 절차의 적절한 적용을 위한 일반적인 고려사항들을 소개하였다. 두 번째 절에서는 요인분석에서 고려되어야 하는 리커트 양식의 문항이 갖는 특성을 요약하고 문항 단위 요인분석의 각 단계에서 이 특성들이 어떻게 반영되어야 하는지를 논의하였다. 세 번째 절에서는 실제 자료를 이용하여 이와 같은 고려사항들이 문항 단위의 요인분석에 어떻게 적용될 수 있는지를 R 프로그램을 이용하여 예시하였다.

탐색적 요인분석의 기본적 개념

요인분석이란 측정변수들 사이의 상관구조(또는 공분산구조)를 설명하는 잠재적 요인 구조를 정의하는 기법을 말한다. 요인분석은 이론적 구성개념이 하나의 측정변수에 의해 직접적으로 기술될 수 없으며 여러 측정변수의 조합에 의해 표현된다는 전통적인 측정이론의 가정에 바탕을 둔다. 이러한 의미에서 이론적 구성개념은 직접 관찰될 수 없는 잠재변수로 간주된다. 따라서 요인분석의 일차적인 목적은 측정변수들 사이의 관계성의 기저에 있는

잠재변수, 즉 요인의 구조를 탐색하고 확인하는 데 있다.

요인모형의 기본적인 구성은 관찰변수들 사이의 관계를 모형화한 회귀모형의 구성과 유사하다. 회귀모형에서는 결과변수의 값이 예측변수들의 가중합(선형조합)과 오차에 의해 구성된다. 여기서 예측변수들의 가중치인 회귀계수는 결과변수와 예측변수 사이의 상관과 예측변수들 사이의 상관(그리고 각 변수들의 표준편차)에 의해 결정되며 이 값들은 모두 관찰된 값으로서 자료에서 직접 얻을 수 있다. 이와 유사하게 요인모형은 결과변수(측정변수)의 값이 잠재변수(공통요인)들의 가중합과 오차(고유요인)에 의해 구성된다고 가정한다. 그러나 요인모형에서 잠재변수는 관찰된 값들이 아니기 때문에 잠재변수의 가중치(요인부하량: factor loading)는 회귀모형과는 다른 방식으로 얻어야 한다. 만약 측정변수가 여러 개이고 각 측정변수를 구성하는 잠재변수들이 공통적이라면(공통요인), 측정변수들의 상관을 통해 잠재변수들의 가중치를 얻을 수 있다. 다시 말해 요인모형은 측정변수들의 상관이 그들이 공유하는 공통요인에 의해 비롯되었다고 가정함으로써 ('일정한 제약' 하에) 이 상관 정보를 이용하여 공통요인의 가중치를 얻는다. 이를 통해 어떤 측정변수가 어떤 요인들과 높은 가중치(요인부하량)를 갖는지를 검토함으로써 요인의 구조와 내용을 파악한다.

탐색적 요인분석과 확인적 요인분석은 요인모형의 해, 즉 요인부하량을 얻기 위해서 부여해야 하는 '일정한 제약'을 가하는 방식에서 차이를 갖는다. 탐색적 요인분석은 해를 얻기 위해 필요한 최소의 제약만을 가함으로써 자료의 특성에 의해 요인부하량이 결정되도록 한다. 따라서 탐색적 요인분석은 자료에 근거하여 요인구조를 탐색하고자 할 때 사용된다. 확인적 요인분석은 탐색적 요인분석의 제약에 연구자가 제안하는 기저의 요인구조를 반영하는 제약, 예를 들어 특정 측정변수와 특정 요인 간의 관련성을 반영하는 제약을 더한 조건에서 요인부하량이 결정되도록 한다. 따라서 확인적 요인분석은 연구자가 미리 가정한 이론적 요인구조가 경험 자료와 잘 부합하는지를 확인하고자 할 때 사용된다.

탐색적 요인분석에서 요인모형의 해를 구하기 위해 부여되는 최소한의 제약은 (1) p개의 측정변수보다 개수가 적은 m개의 공통요인에 대하여 (2) 공통요인의 평균이 0, 분산이 1이고 공통요인 간에 서로 상관이 없고, (3) 고유요인의 평균은 0이며 고유요인과 고유요인, 그리고 고유요인과 공통요인 간에 서로 상관이 없다는 것이다(Johnson & Wichern, 2002; Nunnally & Bernstein, 1994). 이와 같은 제약을 따르는 요인모형을 직교요인모형이라 하며 상관자료에 대한 직교요인모형에서 요인부하량은 요인과 측정변수의 상관을 의미한다. (1)에서 (3)까지의 제약 하에, 특정한 값을 갖는 $p \times m$개의 요인부하량의 조합(요인행렬)은 측정변수들 간의 특정한 상관값을 산출한다. 이때 요인모형이 산출한 상관값과 실제 자료에서 얻어진 측정변수의 상관값이 최대한 유사하게 얻어지도록 요인부하량의 특정한 조합을 찾는 것(해를 구하는 것)을 요인추출이라고 한다.

요인추출을 통해 요인부하량의 조합이 특정되면 각 측정변수의 분산을 공통요인들이 설명하는 분산(공통분산)과 고유요인이 설명하는 분산(고유분산)으로 나눌 수가 있다. 이때 개별 측정변수의 분산 중 공통분산이 차지하는 비율을 공통분(communality)이라고 한다. 일반적으로 탐색적 요인분석은 상관자료에 대해

수행되기 때문에 모든 측정변수는 분산이 1로 표준화되며 따라서 공통분산의 값이 곧 공통분이 된다. 측정변수의 공통분은 회귀모형의 R^2과 동일한 개념으로 어떤 측정변수의 공통분이 크다면 그 변수는 공통요인들에 의해 잘 설명된다고 할 수 있다. 직교요인모형에서 개별 측정변수의 공통분은 공통요인들과 갖는 m개의 요인부하량의 제곱합으로 얻어진다.

요인 추출법

여러 연구자들에 의해 공통요인을 추출하기 위한 다양한 방법이 제안되었는데 그 중에서 가장 널리 사용되는 것이 주축요인법과 최대우도법이다(Worthington & Whittaker, 2006)[1]. 주축요인법(principal axis or principal factor method)은 (원)상관행렬의 대각에 1 대신 공통분이 들어간 축소상관행렬(reduced correlation matrix)에서 요인을 추출한다. 먼저 축소상관행렬을 고유 분해(eigendecomposition or spectral decomposition)를 통해 p개의 고유값(eigenvalue)과 고유행렬(eigenvector)로 분해하고 그 중(고유값의 크기가 큰 순서대로) m개의 고유값과 고유행렬을 조합하여 요인부하량(요인행렬)을 얻는다. 이것은 (원)상관행렬을 고유분해하여 성분을 얻는 주성분분석과 유사한 절차이다.

주축요인법에서 사용되는 축소상관행렬은 공통분(또는 고유분산)을 알아야 얻을 수 있다. 그러나 공통분은 사전에 미리 알 수 없는데 이는 공통분이 요인부하량에 의해 정의되기 때문이다. 즉, 해를 구하기 위한 조건이 해를 알아야 주어진다는 순환적인 딜레마에 처하게 된다. 이를 해결하기 위해 측정변수들의 상관자료로부터 공통분의 추정치를 얻어 이를 이용하여 요인을 추출한다.

각 측정변수의 공통분의 추정치로는 흔히 해당 변수가 다른 측정변수 모두와 갖는 중다상관제곱(squared multiple correlation: SMC)이 사용된다. 공통분 추정치를 이용하여 구성한 축소상관행렬을 분해하여 요인부하량을 얻으면 이를 이용해 다시 공통분을 산출할 수 있다. 이 값은 보통 처음의 공통분 추정치와 다른 값을 갖는다. 새롭게 얻어진 공통분을 이용하여 다시 해(요인부하량)를 구하고 이를 이용해 다시 공통분을 구하는 과정을 반복함으로써 이 차이가 매우 작은 값 이하로 수렴되도록 할 수 있다. 이를 반복주축요인법이라 하며 일반적으로 '주축요인법'은 반복주축요인법을 지칭한다. 이렇게 추출된 각 요인(축)과 짝을 이루는 고유값은 해당 요인이 측정변수들에 대해 설명하는 분산의 크기로 해석된다(이순묵, 1995; Gorsuch, 1983; Loehlin, 2004).

최대우도법은 요인부하량과 고유분산의 수많은 조합 중 측정변수의 상관행렬을 얻을 확률(우도)을 가장 높게 만드는 조합을 찾는 방식으로 요인을 추출한다. 우도를 계산하기 위해서는 측정변수(또는 공통요인과 고유요인)가 특정한 확률분포를 따른다는 가정이 필요한데 보통 다변량 정규분포를 따른다고 가정한다.

최대우도법은 확률분포에 대한 가정이 적절하다고 할 때, 요인모형과 자료(상관행렬)의 적합도를 수량화 할 수 있고 모형의 적합성을 통계적으로 검증할 수 있다는 장점이 있다. 반면 요인수가 많아지면 모형이 매우 복잡해지고 해가 수렴하지 않거나 헤이우드 케이스(1 이상의 공통분 또는 음의 고유분산) 등이 일어날 가능성이 높아지는 단점이 있다. 헤이

1) 이 글에서 소개하지 않은 다른 요인추출법에 대한 설명은 Nunnally & Bernstein(1994) 또는 Gorsuch (1983)를 참조할 수 있다.

우드 케이스가 발생하면 분석결과를 수용하지 않으며 (1) 공통분 추정치가 좋지 않거나, (2) 요인의 수가 적절치 않거나, (3) 요인당 측정변수의 개수가 적거나, (4) 표본크기가 작거나, (5) 공통요인모형이 적절치 않을 가능성을 암시한다(Fabrigar, Wegener, MacCallum, & Strahan, 1999; Kline, 2011; Loehlin, 2004, McDonald, 1985). 헤이우드 케이스는 최대우도법 뿐 아니라 반복 알고리듬을 사용하는 주축요인법에서도 발생할 수 있지만 최대우도법에서 더 흔하게 발생한다. 헤이우드 케이스가 발생하면 앞서 언급된 가능성들에 대해 검토하여 적절한 조치를 취한 후 다시 요인을 추출해야 한다.

주성분분석 또한 공통요인 모형의 요인추출을 위해 자주 사용되어 왔다. 그러나 그 적절성에 대해서는 많은 논란이 있어 왔다(예, Multivariate Behavioral Research, 1990, Volume 25, Issue 1에서의 논의). 주성분분석은 여러 측정변수의 정보를 이들의 분산을 최대한 설명하는 소수의 성분들로 요약하고자 하는 것이 주요 목적이며, 일반적으로 측정변수의 기저에 있는 요인구조를 찾고자 하는 공통요인 모형의 목적에 부합하지 않는다. 주성분분석은 측정변수들의 수가 많고 공통분이 클수록 다른 추출 절차와 유사한 결과를 제공하지만 대부분의 경우 공통분을 과대 추정하는 등의 문제가 있다. 결론적으로 공통요인모형의 추출법으로 주성분분석을 사용하는 것은 바람직하지 않다(Fabrigar, et al., 1999; Floyd & Widaman, 1995; Reise, Waller, & Comrey, 2000).

비가중최소제곱법(unweighted/ordinary least squares, ULS/OLS)은 표본상관행렬과 요인모형의 요인부하량이 산출하는 모형상관행렬의 각 요소의 차이의 제곱합을 가장 작게 만드는 요인부하량의 조합을 찾는다.[2] ULS 추출법은 측정변수의 공통분이 크고, 요인당 측정변수의 개수가 많고, 측정변수가 정규분포와 같은 대칭분포를 이루는 등 요인분석의 해가 안정적으로 산출될 수 있는 조건에서는 다른 추출법에 비해 뚜렷한 장점이 없어 탐색적 요인분석의 공통요인 추출법으로 널리 사용되지 않는다. 하지만 공통분이 작거나 측정변수 분포의 왜도가 큰 경우와 같이 해가 안정적으로 산출되기 어려운 조건에서는 다른 추출법에 비해 더 우수한 장점이 있다(Briggs & MacCallum, 2003).

요인추출법에 따라 분석의 결과가 달라질 수 있지만 좋은 측정변수로 구성된 분명한 요인구조의 경우에는 그 차이가 크지 않다. 따라서 자신의 요인모형이 얼마나 안정적인지를 확인하고자 한다면 다양한 추출법을 적용하여 결과를 비교해보는 것이 바람직하다(Nunnally & Bernstein, 1994).

요인의 회전과 해석

탐색적 요인분석에서 얻은 요인부하량의 조합이 산출하는 측정변수들 사이의 상관계수와 각 측정변수의 공통분은 요인부하량의 수많은 다른 대안적인 조합에 의해 동일하게 산출될 수 있다. 이를 요인 미결정성이라 한다. 사실 요인추출 과정에서는 앞서 언급했던 해를 얻기 위한 최소의 제약조건에 요인을 결정하기 위한 추가적인 제약이 숨어 있다. 이와 같은 추가적인 제약 아래에서 얻어진 요인행렬을

2) 또 다른 최소제곱법인 가중최소제곱법(weighted LS)과 일반화최소제곱법(generalized LS)은 ULS와 달리 제곱합의 계산에 공통분이 작은 변수의 차이가 더 많이 반영되게 하여 최적 요인부하량의 조합을 찾는다.

초기해(initial solution) 또는 기초해라고 부른다.

공통요인모형의 기초해는(측정변수들이 서로 정적 상관을 가질 경우) 대부분의 측정변수가 첫 번째 요인과 양의 요인부하량을 갖고 두 번째 요인부터는 양과 음의 계수가 섞여서 나타난다. 이 경우 첫 번째 요인은 전체 측정변수에 관여하는 일반요인으로 해석이 가능하나 두 번째 요인부터는 해석이 쉽지 않게 된다. 이 기초해를 해석이 용이하도록(동일한 공통분과 상관계수를 산출하는) 다른 요인부하량 조합을 갖는 새로운 요인행렬로 변환하는 것을 요인회전이라 한다.

일반적으로 해석의 용이성은 변환된 요인행렬이 단순구조에 가까운 형태를 가질 때 높아진다. 단순구조란 간단히 말해서 각 측정변수들이 요인들 중 어느 하나와만 높은 요인부하량을 갖고 다른 요인들과는 영에 가까운 요인부하량을 갖는 것을 의미한다.[3] 단순구조를 위한 요인회전의 방법에는 요인축들이 서로 직교한다는 제약을 유지하는 직각(직교)회전과 이러한 제약이 없는 사각(사교)회전이 있다. 직각회전으로는 베리맥스 방법이, 사각회전으로는 직접 오블리민과 프로맥스 방법이 가장 널리 사용된다.[4] 요인의 회전은 요인 조합과 측정변수 조합 사이의 수학적 속성을 유지하면서 이루어지기 때문에 어떤 회전 방법을 사용하더라도 개개 측정변수의 공통분은 달라지지 않는다.

연구자는 회전 후에 얻은 새로운 요인행렬을 참고하여 회전된 요인의 내용을 해석하고 요인의 이름을 붙일 수 있다. 각 요인은 높은 요인부하량을 보이는 측정변수들과 특히 관련되므로 이 측정변수들에 공통적인 잠재적 속성이 무엇인가를 고려하여 해석한다. 특정 요인의 해석에 주로 참고하는 측정변수들은 해당 요인과 절대값 0.3 또는 0.4 이상의 요인부하량을 갖는 것들이다.

직각회전과 달리 사각회전의 경우에는 요인들이 서로 상관을 갖기 때문에 요인들의 회귀계수를 의미하는 요인부하량이 측정변수와 요인이 갖는 상관과 일치하지 않게 된다. 따라서 요인과 측정변수의 관계를 나타내는 행렬은 하나가 아닌 둘이 되는데 이때 회귀계수(요인부하량) 행렬을 형태행렬, 상관계수 행렬을 구조행렬이라 한다. 직각회전의 경우에는 이 두 행렬이 동일하기 때문에 이를 구분하지 않고 요인행렬로 표현한다. 사각회전 후의 요인을 해석하기 위해서는 형태행렬과 구조행렬을 모두 고려해야 하는데 학자들에 따라 구조행렬을 더 강조하기도 하고(이순묵, 1995; Gorsuch, 1983) 형태행렬을 더 강조하기도 한다(Harman, 1976; Lattin, Carroll, & Green, 2003; Tabachnick & Fidell, 2007).

사각회전을 사용한 경우에는 개별 요인을 해석할 때 다른 요인들과의 관련성을 종합적으로 고려해야 하는 어려움이 있다. 그러나 행동과학에서는 요인분석에 사용되는 잠재변수들이 서로 상관을 갖는다고 보는 것이 더 현실적이기 때문에 일반적으로 직각회전보다는 사각회전이 더 널리 사용된다. 사각회전 후 요인들 사이에 의미있는 상관이 관찰되지 않을 때에는(예, 절대값 .2 이하) 해석의 단순성을 위해 직각회전을 사용할 수 있다(Fabrigar, et al., 1999; Floyd & Widaman, 1995; Reise, et al., 2000). 회전 후 요인의 정확한 해석을 위해

3) 단순구조에 대한 보다 구체적인 정의는 이순묵(1995) 또는 Gorsuch(1983)를 참조할 수 있다.

4) 다른 회전법에 대한 보다 자세한 설명은 Nunnally & Bernstein(1994) 또는 Gorsuch(1983)를 참조할 수 있다.

서는 측정변수들과 요인들간의 관련성을 시각적으로 드러내 주는 요인도표를 확인하는 것이 바람직하다.

요인수의 결정

탐색적 요인분석에서 요인이 추출되기 위해서는 요인의 개수가 미리 정해져야 한다(탐색적 요인분석의 제약 (1) 참조). 요인수의 선택은 탐색적 요인분석에서 가장 중요하고 까다로운 절차 중 하나이다. 공통요인모형에서 요인수를 결정하는 데 사용할 수 있는 정보는 크게 상관행렬과 축소상관행렬의 고유값, 모형 적합도, 회전 후 요인구조가 있다.[5)]

고유값에 기초하여 요인수를 선택하는 가장 단순한 절차는 카이저 기준이다. 이는 상관행렬에서 얻은 1보다 큰 고유값의 개수를 요인수로 선택하는 것이다. 공통요인 모형의 요인수를 선택하기 위해 이 절차를 사용하는 것의 부적절성은 여러 연구자들에 의해 언급되어 왔다(예, Reise, et al., 2000; Worthington & Whittaker, 2006). 따라서 여기에서 이에 대한 별도의 논의는 생략한다.

카이저 기준보다 일반적으로 권장되는 방법은 고유값들을 크기의 순서대로 그린 스크리 도표 상에서 스크리(L자형 모형에서 수평 방향의 요소)를 시각적으로 판단하고 스크리에 포함되지 않는 고유값의 개수를 요인의 수로 삼는 것이다(스크리 검사). 공통요인 모형의 요인수를 결정하기 위해서는 상관행렬의 고유값보다는 축소상관행렬의 고유값의 스크리 도표를 이용하는 것이 더 좋다는 주장도 있다(Fabrigar, et al., 1999).

공통요인이 뚜렷한 경우는 스크리 도표를 이용하여 비교적 명확히 요인수를 판단할 수 있다. 그러나 스크리 도표의 꺽인 지점이 명확하지 않은 경우에는 어디까지가 스크리에 포함되는지에 대한 연구자의 판단이 어렵고 주관적일 수 있다. 또한 표본크기가 작은 경우 스크리 도표 형태의 표본 안정성이 낮아 스크리의 형태를 신뢰할 수 없다. 따라서 스크리 검증법보다 더 객관적인 절차의 필요성이 지속적으로 제기되어 왔다.

이와 관련하여 많은 연구자들이 평행분석(parallel analysis)의 사용을 권장한다(Fabrigar, et al., 1999; Reise, et al., 2000; Timmerman & Lorenzo-Seva, 2011; Worthington & Whittaker, 2006; Zwick & Velicer, 1986). 평행분석이란 실제 자료에서 얻어진 고유값과 무선자료(또는 해당 자료의 독립 순열자료)에서 얻어진 고유값을 순서대로 비교하여, 무선자료에서보다 실제 자료에서 더 큰 값을 보이는 고유값들의 개수를 요인의 수로 정하는 방법이다. 일반적으로 무선자료의 고유값을 여러 차례(예, 500회) 얻어 그 평균, 더 바람직하게는 제95백분위의 값을 비교값으로 사용한다. 평행분석은 그동안 많은 연구자들에 의해 권장되었음에도 불구하고 분석 프로그램의 접근성이 높지 않아 널리 사용되지 못해 왔다. 다행이 O'Conner(2000)에 의해 SPSS, SAS, MATLAB, R을 이용해 평행분석을 수행할 수 있는 공개 프로그램들이 개발되어 평행분석에 대한 접근성이 크게 개선되었다(https://people.ok.ubc.ca/brioconn/nfactors/nfactors.html 참조).

평행분석에서 비교되는 무선자료와 표본자

5) 측정변수의 총분산에 대한 요인모형의 설명비율이 요인수를 결정하는 기준으로 사용되기도 했으나 이는 주성분분석에서 성분의 개수를 결정하는 기준이며 요인수를 결정하는 기준으로는 적절하지 않다(Nunnally & Bernstein, 1994).

료의 고유값은 상관행렬(Horn, 1965) 또는 축소상관행렬(Humphrey & Ilgen, 1969)의 것이 사용될 수 있다. 이론적으로는 축소상관행렬의 고유값을 사용하는 것이 공통요인모형에 더 부합한다고 볼 수도 있으나 이를 뒷받침하는 경험적 근거가 뚜렷하지 않으며 오히려 상관행렬의 고유값을 사용하는 경우가 더 좋은 수행을 보인다는 근거들도 있다(예, Buja & Eyuboglu, 1992; Timmerman & Lorenzo-Seva, 2011). 따라서 다른 경험적 근거가 뒷받침되지 않는 한 축소상관행렬보다는 원상관행렬에 대한 평행분석의 결과를 참조하는 것이 좋다.

최대우도법(또는 일반화최소제곱법)에 의해 요인을 추출하는 경우에는 고유값 이외에도 요인모형과 표본상관의 불일치 정도를 반영하는 수치를 얻을 수 있다. 측정변수들이 다변량 정규분포를 따른다고 가정하면 카이제곱 검증을 통해 이 값으로 모형의 적합도에 대한 통계적 검증이 가능하다. 모형 적합도 카이제곱 검증의 영가설은 m개의 요인수를 가정한 요인모형이 자료와 충분히 부합한다는 것이다. 이 영가설이 기각되면 적어도 m+1개 이상의 요인이 필요하다고 판단하며 기각이 되지 않을 때까지 요인의 수를 늘려가는 방식으로 요인수를 결정한다. 카이제곱 검증은 표본크기가 큰 경우 영가설이 쉽게 기각되어 적절한 요인수를 과대 추정하고 반대로 표본크기가 작은 경우는 기각되기 어려워 요인수를 과소 추정하는 경향이 있다(Fabrigar, et al., 1999; Floyd & Widaman, 1995; Loehlin, 2004). 이 때문에 카이제곱 값에 기반을 둔 대안적인 모형 적합도 지수가 다양하게 제안되었다.

적합도 지수 중에 가장 널리 사용되는 지수로는 RMSEA(root mean square error of approximation), CFI(comparative fit index), TLI(Tucker-Lewis index) 등이 있다. 요인분석 프로그램에 따라 이 지수들을 자동으로 산출하여 주지 않는 경우도 있는데(예, SPSS) 이러한 경우에는 구조방정식모형이나 확인적 요인분석을 다루는 대부분의 교재에서 이 지수들을 산출하기 위해 필요한 공식을 쉽게 얻을 수 있다(예, Hair, Black, Babin, & Anderson, 2010; Kline, 2011; Tabachnick & Fidell, 2007). RMSEA는 .05보다 작으면 매우 좋고 .08보다 작으면 좋은 편이고 .10보다 크면 나쁜 것으로 판단한다. CFI와 TLI는 .95이상이 되는 것이 바람직하나 표본수가 크고 측정변수의 수가 많은 경우에는 덜 엄격한 기준(예, .90)을 적용할 수도 있다(Hair, et al., 2010).

요인의 개수를 최종적으로 결정하기 위해서는 고유값이나 모형 적합도 뿐만 아니라 회전 후 요인의 구조도 고려해야 한다. 요인회전 후에 모든 요인은 높은 요인부하량을 갖는 측정변수가 3개 또는 4개 이상이 되는 것이 바람직하다(Fabrigar, et al., 1999; Tabachnick & Fidell, 2007). 높은 요인부하량을 갖는 측정변수가 많을수록 그 요인이 다른 표본에서도 안정적으로 나타날 가능성이 높아진다. 이때 이 측정변수들은 다른 요인과는 0에 가까운 요인부하량을 가질수록 해석이 용이하다(단순구조). 이 조건(회전 후 요인마다 높은 부하량을 갖는 측정변수가 3개 이상 있을 것)이 충족되지 않는다면 요인이 과대 추출되었을 가능성을 검토해야 한다.

사각회전 후 요인 간 상관이 너무 높은 요인들이 있는 경우도 요인이 과대 추출되었을 가능성이 있으므로 요인의 수를 줄여 분석한 결과와 비교해 보는 것이 좋다. 또한 회전 후의 요인행렬(사각회전의 경우는 형태행렬과 구조행렬)에 의해 요인의 내용이 잘 파악되지

않는다면 요인의 개수를 변경하여 다시 회전을 시도하고 더 잘 해석되는 요인이 얻어지는지를 확인해야 한다. 요인의 해석가능성이 확보되지 않는다면 요인의 개수를 포함하여 탐색적 요인분석의 전체적인 결과에 대한 신뢰성과 타당성을 의심해야 한다.

척도 개발 절차에서 탐색적 요인분석 시의 고려사항

앞 절에서는 탐색적 요인분석의 기본 개념과 일반적 고려사항에 대해서 살펴보았다. 요인분석은 인지능력을 측정하는 여러 소검사들을 이용하여 지능의 요인구조를 탐색하는 경우와 같이 검사 점수 단위의 분석에 사용되기도 하고 척도 개발 절차에서와 같이 문항 점수 단위의 분석에 사용되기도 한다. 이 두 경우에 사용되는 요인모형은 본질적으로 동일하지만 문항 단위의 분석 시에 특별히 추가로 고려해야 할 사항들이 몇 가지 있다.

문항 단위의 요인분석에서 요구되는 특수한 고려사항들은 기본적으로 문항 점수가 갖는 특성에서 비롯된다. Gorsuch(1997)는 합산점수인 검사 점수와 비교할 때 문항 점수가 갖는 특성을 다음의 네 가지로 지적한 바 있다: (1) 문항 점수는 검사 점수에 비해 신뢰도가 낮다, (2) 문항 점수는 측정하고자 하는 구성개념 외에 다른 혼입변수에 의한 체계적 영향을 포함한다, (3) 문항 마다 점수의 분포 형태가 서로 다른 경우가 흔하다, (4) 문항 점수는 대부분 연속적인 값이 아니라 서열척도/순서범주형의 속성을 갖는다. 이 네 가지 특성은 크게 낮은 공통분의 문제와 문항 분포의 문제로 나눌 수 있다.

낮은 문항 공통분

앞서 언급된 네 가지 특성 중 (1)번과 (2)번은 문항 점수의 공통분을 낮추는 결과를 가져온다. 이것은 여러 가지 함의를 갖는데 우선 요인추출의 방법으로 주성분분석을 사용하는 것에 더 신중해야 함을 의미한다. 앞서 언급한 대로 주성분분석이 공통요인의 구조를 파악하기 위해 사용되기 위해서는 측정변수의 공통분이 매우 높아야 한다. 이와 관련하여 문항 단위 요인분석에서 요인수를 결정하기 위해 카이저 기준을 사용하는 것은 더 엄격히 제한되어야 한다. 카이저 기준의 논리적 근거는 고유분산을 가정하지 않는 주성분분석 모형에 기초를 두고 있기 때문이다. 또한 공통분이 낮을 때에는 공통요인 모형을 위한 추출법 중에서도 최대우도법보다는 주축요인법이나 비가중최소제곱법을 사용하는 것이 바람직하다(Briggs & MacCallum, 2003).

둘째로, 문항들이 낮은 공통분을 갖는 경향이 있다는 것은 하나의 요인을 정의하는데 더 많은 문항이 필요하다는 것을 의미한다. 일반적으로 요인분석의 결과가 안정적이려면 하나의 요인에 세 개 이상의 높은 요인부하량을 갖는 측정변수가 필요하다. 만일 어떤 요인이 상대적으로 공통분이 낮은(따라서 요인부하량이 낮은) 문항들로 구성된다면 더 많은 문항이 이 요인과 관련되어야 안정적인 결과를 얻을 수 있을 것이다. Fabrigar 등(1999)은 탐색적 요인분석의 일반적인 맥락에서 요인당 네 개 이상의 측정변수가 포함될 것을 권장하였으나 문항 단위의 분석에서는 그 이상이 바람직할 것이다. 요인당 세 개 이하의 측정변수가 매우 높은 부하량을 보이는 척도의 경우라면 해당 요인구조가 표본이 달라져도 안정적으로

나타날 수 있으나 이 경우에는 그 측정변수들이 연구자가 측정하고자 하는 요인을 내용적으로 포괄하지 못 할 가능성을 검토해야 한다.

세 번째 함의는 표본크기와 관련되어 있다. 일반적으로 탐색적 요인분석을 수행하기 위해 필요한 표본크기는 요인부하량(또는 공통분)의 크기, 요인당 측정변수의 수 등에 따라 달라진다(Fabrigar, et al., 1999; Floyd & Widaman, 1995). 요인부하량이 낮고 요인당 측정변수의 수도 많지 않은 경우라면 500명으로도 표본크기가 충분하지 않다고 할 수 있다. 문항 단위 분석의 경우, 요인부하량이 낮고 요인당 문항수가 4-6 정도라고 한다면 300명 이상의 표본이 바람직할 것이다. 만일 문항들의 평균 요인부하량이 어느 정도(예, .6) 이상이고 요인당 문항수도 4-6 정도라면 200명 정도의 표본도 안정적인 결과를 산출할 수 있다(Fabrigar, et al., 1999; Gorsuch, 1997; MacCallum, Widaman, Zhang, & Hong, 1999).

문항 분포 특성

문항 점수의 네 가지 특성 중 나머지 둘인 (3)번과 (4)번은 본질적으로 문항 점수의 가능한 범위가 제한되어 있다는 것과 관련된다. 전형적으로 리커트 형식의 반응 양식을 가지고 있는 문항은, 예를 들어 1에서 5점 척도의 경우 1, 2, 3, 4, 5와 같이 제한된 범위의 응답범주를 갖는다. 이것은 먼저 점수의 정규분포 가정을 적용한 절차, 예를 들어 최대우도법에 의한 요인추출과 모형 적합도 검증 등의 절차를 적용하는 데 제한점으로 작용한다.

또한 점수 범위의 제한은 문항 점수의 평균에 따라 점수 분포의 형태가 달라지게 한다. 점수 범위가 제한된 경우에는 평균 점수가 하한값(1)에 가까워질수록 분포의 양의 왜도가 커지고 상한값(5)에 가까워질수록 분포의 음의 왜도가 커지는 경향이 있다. 이는 개별 문항의 분포가 정규분포에서 벗어나게 할 뿐만 아니라 문항들 사이의 상관값에도 영향을 미친다. 잘 알려져 있다시피 피어슨 상관계수는 두 변수의 분포가 정확히 같은 형태일 때 완전한 상관(1 또는 -1)을 가질 수 있고 두 분포의 모양(왜도)의 차이가 클수록 상관계수의 가능한 최댓값이 작아진다(Cohen, Cohen, West, & Aiken, 2003; Nunnally & Bernstein, 1994). 척도의 문항은 개인차를 잘 변별하기 위해서 다양한 평균값을 갖도록 고안되기도 하고, 임상적 증상을 묻는 문항들은 왜도가 큰 반응을 보이는 것이 불가피한 경우도 있기 때문에 이러한 문제는 문항의 내용을 바꾸는 것으로 완전히 해결되지 않는다.

탐색적 요인분석은 상관행렬을 분석하는데 문항의 반응양식에 의해 문항 점수 간 상관의 크기가 제약된다면 이는 분석을 통해 얻는 요인구조의 왜곡을 가져올 수 있다. 예를 들어 점수 범위가 제한된 리커트 척도에서 평균이 유사한 문항들은 서로 유사한 왜도를 갖고, 따라서 평균이 상이한 문항들과 비교했을 때 자기들끼리 더 큰 상관을 보일 가능성이 높다. 이러한 경우 평균이 유사한 문항들끼리 같은 요인에 속하게 될 수 있고 이렇게 산출된 요인들은 결과적으로 난이도를 나타내는 요인이 된다. 이 요인들은 측정하고자 하는 구성개념의 내용과 관련 없는 요인이기 때문에 일종의 기술적 요인이자 허위 요인으로 볼 수 있다 (Gorsuch, 1997; Reise, et al., 2000).

이러한 문제를 줄이기 위해 문항들의 피어슨 상관계수 대신 다분상관계수(polychoric correlation coefficient: Olsson, 1979)를 이용하여

요인분석을 수행할 수 있다. 다분상관계수 모형은 두 개의 순서범주형/서열척도 변수들의 분포가, 이변량 표준정규분포를 따르는(순서반응의 기저에 있는) 두 개의 잠재반응변수로부터 얻어졌다고 가정한다. 다분상관계수는 이러한 가정 하에 두 순서범주형 측정변수의 교차빈도분포 자료로부터 두 잠재반응변수들의 피어슨 상관계수를 추정한 값이다. 이때 관찰변수의 각 범주의 빈도는 어떤 형태로 분포되어 있어도 무방하다. 따라서 측정변수들의 분포가 서로 다른 왜도를 가지고 있다고 하더라도 다분상관계수의 최댓값은 제한되지 않는다.

일반적으로 다분상관계수는 동일한 서열자료에서 얻은 피어슨 상관계수보다 큰 값을 갖는다. 서열척도 변수의 다분상관계수는 통계 프로그램(예, SAS PROC FREQ 절차, R의 polychoric 함수)을 이용해 얻을 수 있다. 이렇게 얻은 상관자료를 요인분석용 프로그램에 입력값으로 넣어 요인분석을 수행할 수 있다. 또는 원자료에서 다분상관계수를 계산하여 요인분석을 직접 수행할 수 있는 프로그램(예, Mplus, R의 fa 함수)을 사용할 수도 있다. 이때 모든 서열자료로부터 다분상관계수를 얻을 수 있는 것은 아니며 자료에 따라 수렴이 되지 않거나 부적절한 상관행렬이 얻어지는 경우도 있다.

다분상관계수는 주축요인법이나 최대우도법을 이용한 요인추출에 모두 사용될 수 있지만 일반적으로 최소제곱법(ULS)을 이용할 경우 더 좋은 수행을 보인다(Dolan, 1994; Forero, Maydeu-Olivares, & Callardo-Pujol, 2009; Rhemtulla, Brosseau-Liard, & Savalei, 2012). 또한 요인수를 결정하기 위한 절차에서도 다분상관계수를 사용할 수 있다. Timmerman과 Lorenzo-Seva(2011)는 서열자료의 평행분석에 관한 가상실험연구에서 다분상관계수의 원상관행렬을 이용한 평행분석이 요인수의 추정에서 매우 우수한 수행을 보였음을 보고하였다. 비수렴이나 부적절해 등의 문제로 다분상관계수를 사용할 수 없는 경우에는 대안적으로 피어슨 상관계수를 이용한 평행분석의 결과를 참조할 수 있다.

리커트 양식 문항 점수의 이러한 문제는 응답반응의 수를 늘림으로써 줄일 수도 있다. Gorsuch(1997)는 다분상관계수를 사용하지 않고도 리커트 척도 문항의 응답반응수를 늘림으로써 (예, 7점 척도) 다양한 문항 평균을 가지면서 왜도는 큰 차이를 갖지 않도록 하는 것이 가능하다고 제안하였다. 이 방법이 언제나 성공적인 것은 아니지만 분석절차를 단순화하기 위한 좋은 대안이 될 수 있다.[6] 따라서 탐색적 요인분석의 대상이 되는 리커트 척도를 구성할 때 피어슨 상관계수와 최대우도법을 사용하고자 한다면 응답반응의 수를 6점 또는 7점 이상으로 구성할 필요가 있다.[7] 문항 왜도의 변산성이 우려됨에도 응답반응의 수를

6) 응답 선택지의 수가 7인 경우에도 왜도(비대칭성)가 큰 경우에는 최대우도법이 추출한 요인부하량에 무시할 수 없는 추정 편향이 발생한다(Dolan, 1994; Rhemtulla, Brosseau-Liard, & Savalei, 2012).

7) 리커트 양식의 척도에서 문항의 응답 범주의 수를 결정할 때는 응답자가 서로 다른 반응 선택지를 의미있게 구분할 수 있는지, 선택지를 늘림으로써 예상되는 다른 비용은 없는지, 중간 반응을 허용할 것인지 등의 여러 요소도 함께 고려해야 한다. 또한 척도의 문항수가 동일하다고 할 때 응답 범주 개수의 증가는 척도점수의 신뢰도의 증가와 관련된다. 이와 같은 요소를 종합적으로 고려하여 일반적으로 리커트 문항의 응답 범주 개수를 5-7개로 할 것이 권장된다. 리커트 문항들의 다분상관계수가 아닌 피어슨 상관계수로 요인분석을 한다면 이 필요성은 더 커진다.

줄이는 것이 불가피한 경우라면 적어도 척도의 개발 단계에서라도 응답반응수를 6점 이상으로 구성한 후, 요인구조에 대한 탐색과 확인이 마무리된 이후 척도를 최종적으로 구성하는 단계에서 응답반응의 수를 줄이는 것을 검토해 볼 수 있다.

문항선별

문항의 선별은 척도 개발 과정에서 여러 번에 걸쳐 반복적으로 이루어진다. 측정 대상인 구성개념에 대해 개념적인 정의가 이루어지고 나면 이 내용을 반영하여 문항 풀을 구성한다. 이후 전문가 등에 의해 문항의 내용이 검토되고 이 과정에서 일차로 일부의 문항이 수정되거나 제외된다.

예비 표본에 대해 전체 문항에 대한 1차 자료를 수집하고 나면 문항 분석을 통해 문항을 선별한다. 이 단계에서는 각 문항별로 응답분포의 형태, 평균과 표준편차 등을 검토하여 반응이 고르게 분포하고 있는지, 문항마다 평균과 왜도의 차이가 크지는 않은지, 이러한 차이는 이후의 분석, 특히 개발 표본에 대한 탐색적 요인분석을 수행할 때 분석 결과에 부정적 영향을 미칠 우려는 없는지 등을 검토하여야 한다. 이에 따라 필요한 경우 문항의 내용을 수정하거나 삭제하고 또는 새로운 문항을 추가한다. 또한 문항 간 상관을 탐색하여 어느 문항과도 일정 수준(예, 0.3) 이상의 상관을 보이지 않는 문항이나, 다른 문항과 너무 높은 상관(예, 0.8 이상)을 보여 내용적으로 구분이 힘든 문항들은 없는지 검토하고 이러한 문항들을 제거한다. 이때 문항들이 전체적으로 어느 정도의 상관을 보이는지에 따라 요인분석이 적용될 다음 단계에 필요한 표본크기를 가늠할 수 있다. 예비 표본 자료에 대해 탐색적 요인분석을 실시하여 요인구조에 대한 가벼운 탐색을 시도할 수도 있을 것이다. 그러나 예비 표본은 보통 표본 크기가 작기 때문에 요인분석의 결과를 신뢰하기 어렵고 따라서 이 결과를 근거로 중요한 의사결정을 내리는 것은 바람직하지 않다.

탐색적 요인분석이 문항선별에서 실제로 중요한 역할을 하는 단계는 예비 조사를 통해 1차로 걸러진 문항들을 개발 표본에 실시한 이후이다. 요인수의 선택, 회전 후의 요인구조, 요인 간 상관의 크기, 각 요인당 높은 부하량을 보이는 문항의 수, 요인의 해석 가능성 등을 반복적으로 검토하면서 요인의 구조를 명확히 하고 구성개념에 대한 이해와 정의에 잘 부합하는 해석을 제공하는 방향으로 문항의 선별이 이루어져야 한다. 탐색적 요인분석의 결과 중 문항선별을 위해 비교적 명확하게 우선적으로 적용할 수 있는 기준은 어느 요인과도 높은 부하량을 보이지 않는 문항을 제거하는 것이다. 그 다음으로 여러 요인과 동시에 높은 부하량을 보이는 문항을 제거할 수 있다. 이 과정은 순차적으로 이루어져야 하고 또한 한 문항씩 이루어져야 한다.

사각회전을 사용한 경우에는 형태행렬과 구조행렬의 정보 중 어느 행렬을 기준으로 문항을 제거해야 할까? Gorsuch(1997)는 요인과 문항간 상관 정보인 구조행렬을 기준으로 문항을 제거해야 한다고 하였다. 회귀계수인 형태행렬의 값은 요인모형에 다른 문항들이 포함되는지 제외되는지에 따라 영향을 받고 계수값의 크기가 통계적 유의성과 비례하지 않기 때문에 직접 비교하기에 적절치 않다는 이유에서다. 이러한 접근은 어느 요인에도 높은 부하량을 보이지 않는 문항을 제거하는 기준

으로 사용될 수는 있다. 그러나 요인간 상관이 높은 경우, 구조행렬을 기준으로 여러 요인과 동시에 높은 부하량을 보이는 문항을 제거한다면 상당히 많은 문항들이 제거될 것이고 제거 후의 요인간 상관도 인위적으로 낮아질 것이다. 따라서 이러한 경우는 형태행렬을 기준으로 문항을 제거하는 것이 바람직하다.

문항선별까지 마무리하여 탐색적 단계의 최종 요인구조가 확정되면 척도의 신뢰도를 추정하는데 이때는 각 요인별로 신뢰도 분석을 따로 실시한다. 각 요인을 하나의 큰 척도에 포함되는 하위척도들로 간주한다면 사각회전의 결과에서 요인간에 의미있는 상관이 관찰되어야 한다. 이 경우 요인들의 수가 많다면 하위척도들의 점수를 이용하여 요인들의 상위 요인구조, 즉 이차 요인구조를 확인하고 전체 척도의 신뢰도를 보고하는 것이 필요하다.

로젠버그 자존감 척도의 요인구조: R을 이용한 탐색적 요인분석 예시

이 절에서는 실제 자료를 사용하여 탐색적 요인분석을 수행하는 과정을 간략히 예시하였다. 예시는 일반적으로 잘 사용되지 않지만 앞 절들에서 사용을 추천한 여러 절차들(다분상관계수의 이용, 평행분석, 요인도표의 확인 등)을 중심으로 하였다. 사용된 자료는 국내 한 대학의 심리학과 학부생 149명에게서 얻은 로젠버그 자존감 척도(Rosenberg Self Esteem Scale: RSES)에 대한 응답 자료이다. RSES는 오랜 기간 많은 연구자들에 의해 사용되어온 검증된 척도로 탐색적 분석에 적합한 자료는 아니나 간단한 예시를 제공하기 위해 편의상 선택되었다. 또한 표본의 크기도 탐색적 요인분석에서 권장되는 일반적인 표본크기에 미치지 못한다고 볼 수 있으나 여기에서는 예시의 목적이기 때문에 그대로 사용하였다. 분석은 무료 통계프로그램인 R을 사용해 실시되었으며 탐색적 요인분석에 필요한 여러 유용한 기능들을 제공하는 “psych” 패키지의 함수들이 주로 사용되었다. 각 단계에 사용된 명령어와 이에 대한 설명도 본문에 함께 제공하였다.

RSES는 주로 청소년들의 자존감을 측정하기 위해 Rosenberg(1965)에 의해 개발된 척도로 긍정 문항 5개, 부정 문항 5개의 10문항으로 구성되어 있다. 원 척도는 문항 내용에 동의하는 정도를 4점 리커트 척도에 응답하도록 되어 있으나 본 예시에 사용된 자료는 7점 척도에 응답한 자료이다. 분석에 앞서 부정 문항들에 대해서는 사전에 역코딩을 하였다. RSES의 요인구조에 대해서는 연구자에 따라 단일차원과 이차원으로 입장이 나뉘어 있으나 경험적 증거들은 대개 이차원 구조를 지지하는 것으로 알려져 있다(예, Owens, 1994; Supple, Su, Plunkett, Peterson, & Bush, 2012).

자료 분석은 무료 프로그램인 R(https://www.r-project.org)을 이용하였다. R 프로그램을 실행한 후 이하의 분석에 필요한 “psych” 패키지를 설치하고 자료를 불러왔다.[8)]

8) R 프로그램을 실행하면 콘솔 창이 열린다. 콘솔 창 하단의 “>” 표시 뒤에 이 절에 소개된 각 줄의 명령문을 입력하고 ‘Enter’ 키를 누르면 명령문이 실행된다. R 프로그램은 대/소문자를 서로 다른 문자로 인식하기 때문에 프로그램 명령문의 대/소문자가 바뀌지 않도록 주의해야 한다. R에서 불러올 자료파일의 위치를 지정할 때는 “C:\SE.csv”와 같이 “\”를 사용하지 말고 “C:/SE.csv” 또는 “C:\\SE.csv”와 같이 “/” 또는 “\\”를 사용해야 함을 주의해야 한다.

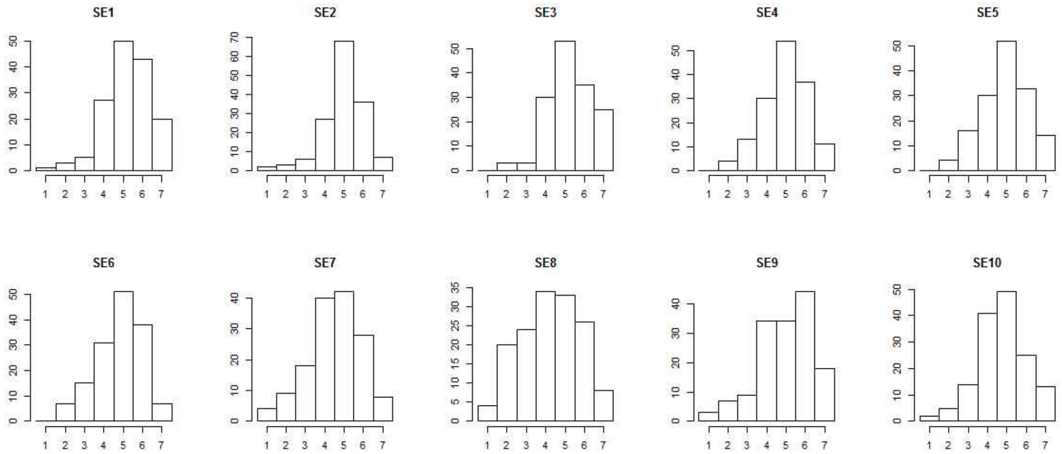

그림 1. RSES의 문항별 히스토그램

```
install.packages("psych")
library(psych)
se=read.csv("SE.csv", header=TRUE)
describe(se)
```

첫 줄은 패키지를 설치하는 명령문이고 그 다음 줄은 설치한 패키지를 활성화시키는 명령문이다. 세 번째 줄은 csv 형식으로 저장된 자료파일(SE.csv)을 불러와 se라는 이름의 자료 객체로 임시저장하라는 뜻이다. 원자료파일의 첫 줄에 변수 이름이 있었기 때문에 header=TRUE 인자가 추가되었다.

이어서 자료의 분포를 확인하기 위하여 각 문항의 히스토그램을 확인하였다(그림 1, 명령

표 1. RSES의 문항별 피어슨 상관계수(대각아래) 및 다분상관계수(대각위)

	SE1	SE2	SE3	SE4	SE5	SE6	SE7	SE8	SE9	SE10
SE1	.	0.62	0.38	0.55	0.25	0.65	0.59	0.04	0.30	0.16
SE2	0.58	.	0.19	0.45	0.21	0.57	0.49	0.04	0.25	0.26
SE3	0.34	0.20	.	0.46	0.44	0.45	0.42	0.18	0.67	0.47
SE4	0.52	0.45	0.42	.	0.38	0.61	0.47	0.12	0.42	0.35
SE5	0.21	0.21	0.40	0.34	.	0.34	0.27	0.36	0.49	0.38
SE6	0.61	0.55	0.39	0.57	0.28	.	0.75	-0.02	0.30	0.16
SE7	0.55	0.49	0.38	0.43	0.22	0.71	.	0.01	0.26	0.11
SE8	0.01	0.02	0.16	0.10	0.35	-0.05	-0.01	.	0.44	0.37
SE9	0.26	0.25	0.62	0.39	0.44	0.26	0.25	0.43	.	0.58
SE10	0.15	0.25	0.46	0.34	0.36	0.14	0.10	0.34	0.57	.

문은 생략). 네 번째 줄의 describe 함수는 se에 포함된 모든 변수들에 대한 기본적인 기술 통계량을 제공하는 함수이다. describe 함수는 앞으로 사용될 대부분의 함수들과 마찬가지로 “psych” 패키지에 내장되어 있는 함수이기 때문에 패키지가 활성화되어 있지 않으면 사용할 수 없다. 모든 문항들은 왜도가 -0.90과 -0.12 사이로 이질성이 크지 않았다. 문항의 척도가 7점이고 왜도의 차이가 크지 않았기 때문에 탐색적 요인분석을 위해 다분상관계수를 사용해야 할 필요성이 크지는 않았다. 그러나 예시를 위하여 문항간 피어슨 상관계수와 다분상관계수를 아래의 명령문을 이용하여 구하였다(표 1).

```
cor(se)
poly=polychoric(se, correct=0, global = FALSE)
```

첫 번째 줄의 cor는 피어슨 상관계수를 구하는 함수이고 두 번째 줄의 polychoric은 다분상관계수를 구하는 함수이다. polychoric 함수는 다분상관계수(rho)를 포함하여 여러 개의 객체를 산출한다. 두 번째 줄의 명령문은 다음 분석에 사용하기 위하여 이 결과를 poly라는 이름의 객체로 임시저장하라는 뜻이다.

다음으로 앞에서 얻은 RSES의 문항간 다분상관계수를 이용하여 평행분석을 실시하였다. 축소상관행렬이 아닌 원상관행렬의 고유값을 사용하였으며 500개의 무선자료에서 얻은 고유값 중 제95백분위의 값과 비교하였다(그림 2).

```
fa.parallel(poly$rho, fa="pc", n.iter=500, quant
=.95, n.obs=149)
```

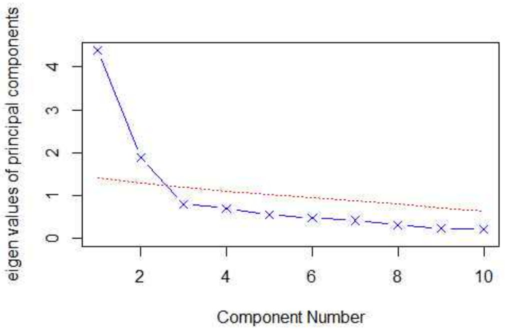

그림 2. RSES 다분상관행렬에 대한 평행분석 도표

fa.parallel 함수는 평행분석을 수행한다. 다분상관분석 결과인 poly 객체에는 rho라는 이름의 다분상관행렬 객체(poly$rho)가 포함되어 있는데 이 상관행렬을 이용하여 평행분석이 수행되었다. fa 인자는 추출방법을 지정하기 위해 사용되었는데 “pc”는 주성분분석을 의미하며 이는 축소상관행렬이 아닌 원상관행렬을 분석에 사용하라는 뜻이다. 표본수는 149임을 n.obs를 통해 지정한다.

fa.parallel 함수는 그림 2와 같은 평행분석 도표를 산출한다. 그림 2에서 보다시피 표본자료의 다분상관행렬의 고유값들(실선) 중 무선자료에서 얻은 고유값의 제95백분위 값(점선)보다 큰 것은 두 개이고 이것이 평행분석이 제시하는 요인의 수가 된다. 스크리 도표의 형태도 2개의 요인수를 지지하였다.

다음으로 요인수 결정을 위한 추가 정보를 얻고자 최대우도법을 이용하여 다분상관행렬에 대해 요인수 1인 모형, 요인수 2인 모형, 요인수 3인 모형의 모형 적합도를 확인하였다.

```
fa1.ml=fa(poly$rho, nfactor=1, fm="ml", n.obs
=149, rotate="none")
summary(fa1.ml)
```

fa 함수는 요인추출을 위한 함수다. 첫 번째 줄에서 두 번째 줄까지의 명령문은 요인수 1인 모형의 최대우도 추출(fm=“ml”)을 요청한다. 이 분석의 여러 결과를 fa1.ml이라는 객체에 임시저장했으며 summary 함수는 fa1.ml의 정보 중 모형 적합도에 대한 간단한 정보를 출력하도록 한다. 요인수 2인 모형과 요인수 3인 모형의 결과도 같은 방식으로 nfactor 인자의 수치만 바꿔서 실행하여 얻을 수 있다.

세 모형 중 요인수 3인 모형의 카이제곱검증 결과만 유의미하지 않았다(p = .074). 이 모형의 TLI는 0.964, RMSEA는 .063으로 높은 적합도를 보였다. 요인수 2인 모형의 TLI는 0.907, RMSEA는 .098로 수용할만한 범위의 값을 얻었지만 충분한 적합도로 보기는 어려웠다. 다분상관행렬이 아닌 피어슨 상관행렬로 같은 분석을 실시했을 때는 카이제곱검증의 경우 동일한 결과가 얻어졌지만 적합도 지수는 요인수 2인 모형의 경우에도 높은 값을 얻었다(TLI=.945, RMSEA=.07). 평행분석과 모형 적합도 분석의 결과는 요인수 2인 모형이 적절하며 요인수 3인 모형도 잠재적인 후보로 검토할 필요가 있음을 시사한다.

최종적인 요인구조를 결정하기 위해 사각회전을 이용하여 회전된 요인의 구조를 살펴보았다.[9] 먼저 피어슨 상관계수에 대한 주축요인분석을 실시하였다. 요인의 수를 2로 지정하고 회전법은 오블리민을 사용하였다.

```
install.packages(“GPArotation”)
library(GPArotation)
fa2.pa=fa(se, nfactor=2, SMC=TRUE, fm=“pa”,
rotate=“oblimin”, scores=TRUE)
print(fa.sort(fa2.pa))
fa.sort(fa2.pa$Structure)
```

첫 번째 줄과 두 번째 줄은 사각회전을 위해 필요한 “GPArotation”이라는 패키지를 설치하고 활성화하는 명령문이다. 세 번째 줄부터 네 번째 줄까지는 요인수 2인 모형을 축소상관행렬(SMC=TRUE)에 대하여 주축요인법(fm=“pa”)으로 추출한 후 오블리민 사각 회전(rotate=“oblimin”)을 하라는 뜻이다. 네 번째 줄의 scores 인자를 통해 요인점수를 산출할 수 있다. 이 분석의 결과가 fa2.pa라는 이름의 객체에 임시로 저장되었다. 다섯 번째 줄은 fa2.pa에 저장된 결과를 형태계수의 크기에 따라 요인별로 정렬(fa.sort)하여 출력(print)하라는 명령문이다. 여섯 번째 줄의 명령문은 크기에 따라 정렬된 구조행렬(fa2.pa$Structure)을 산출한다. 요인수 3인 모형에 대해 주축요인법으로 추출하고 사각회전을 시도하였으나 프로그램으로부터 요인점수를 산출하는 계수행렬에 문제가 있으니 다른 추출법을 시도해 보라는 경고메시지를 받았다. 다른 조건은 동일하게 하고 추출법을 최소제곱법(ULS)으로 바꾸어 2요인 모형과 3요인 모형의 결과를 얻었다. 주축요인법을 이용한 2요인모형 사각회전의 결과와 최소제곱법을 이용한 3요인모형 사각회전의 결과(구조행렬 생략)가 표 2에 있다.

주축요인법 2요인 모형의 결과는 긍정 문항 5개와 부정 문항 5개가 서로 다른 요인으로 묶였다. 각 요인에 의해 설명된 분산은 각각 2.85(요인1)와 2.28(요인2)이었으며 두 요인의

9) 여기까지는 예시의 목적으로 평행분석과 모형적합도 분석에 다분상관계수를 사용하였다. 이후의 분석에서는 피어슨 상관계수에 대한 요인분석을 R로 실행하는 과정을 소개하기 위하여 피어슨 상관계수를 사용하였다. 이후 분석에 다분상관계수를 사용한 결과도 피어슨 상관계수를 사용한 결과와 유사하였다.

표 2. 2요인모형과 3요인모형의 요인행렬

	2요인모형(주축요인법)						3요인모형(최소제곱법)			
	형태행렬		구조행렬		공통분		형태행렬			공통분
문항	PA1	PA2	PA1	PA2		문항	ULS1	ULS2	ULS3	
SE6	0.89	-0.04	0.88	0.29	0.77	SE6	0.88	-0.02	-0.13	0.78
SE7	0.76	-0.02	0.76	0.26	0.57	SE7	0.77	-0.01	-0.15	0.62
SE1	0.75	0.01	0.76	0.28	0.57	SE1	0.74	0.03	0.12	0.57
SE2	0.65	0.04	0.66	0.28	0.44	SE2	0.70	0.03	0.37	0.62
SE4	0.54	0.27	0.65	0.48	0.48	SE4	0.54	0.28	0.05	0.48
SE9	0.02	0.85	0.33	0.86	0.74	SE9	0.01	0.85	-0.02	0.73
SE10	-0.04	0.70	0.21	0.69	0.47	SE10	-0.05	0.71	0.16	0.50
SE8	-0.23	0.57	0.00	0.49	0.28	SE3	0.19	0.64	-0.31	0.63
SE3	0.24	0.57	0.30	0.57	0.48	SE8	-0.22	0.55	0.15	0.29
SE5	0.11	0.53	0.45	0.65	0.33	SE5	0.13	0.50	0.00	0.31

상관은 .37이었다. 최소제곱법을 이용한 2요인 모형에서도 본질적으로 동일한 결과를 얻었다.

최소제곱법을 이용한 3요인 모형은 2요인모형과 유사하게 첫 번째 요인에 긍정문항 5개, 두 번째 요인에 부정문항 5개가 높은 부하량을 보였다. 마지막 요인은 SE2 문항이 .37, SE3 문항이 -.31로 가장 높은 부하량을 보였으나 이 두 문항 모두 각각 첫 번째 요인, 두 번째

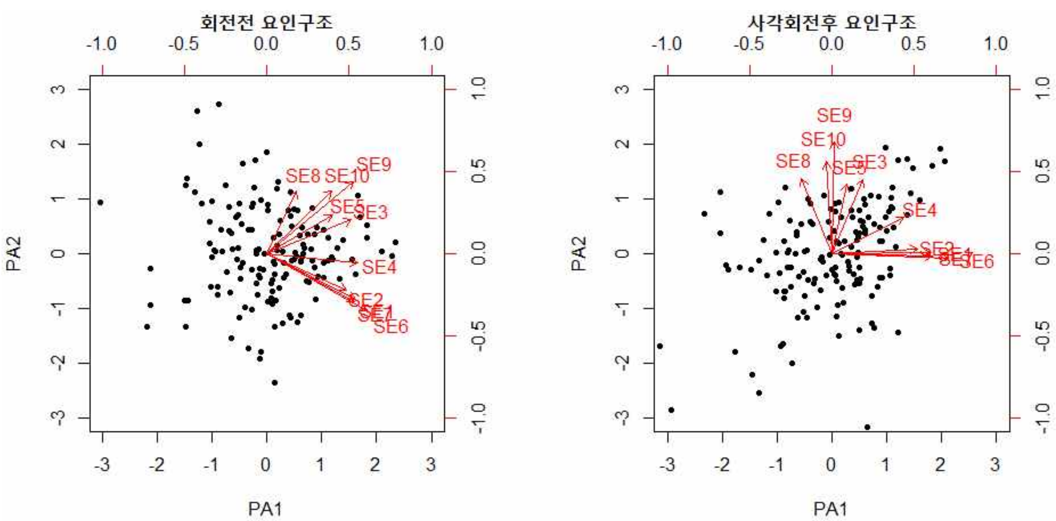

그림 3. RSES 2 요인모형의 회전 전 및 사각회전 후 요인도표

요인과 더 높은 부하량을 갖는 문항들이었다. 각 요인에 의해 설명된 분산은 각각 2.86(요인1), 2.33(요인2), 0.33(요인3)이었다. 요인1과 요인2는 .36의 요인상관을 보였으나 요인3은 나머지 두 요인과 0에 가까운 상관을 보였다. 이상의 결과, 즉 요인의 구조, 요인의 해석가능성, 한 요인당 높은 부하량을 갖는 문항의 수, 평행분석과 모형 적합도 등을 종합적으로 고려하였을 때, RSES 척도는 (문항제거 없이) 2요인으로 구성되어 있다고 결론 내렸다. 각 요인은 긍정적 자존감과 부정적 자존감(역코딩 전)으로 명명하였다(Owens, 1994; Supple, Su, Plunkett, Peterson, & Bush, 2012). 최종 요인 구조의 요인 도표는 biplot.psych 함수를 이용하여 다음과 같은 명령문을 입력하여 간단하게 얻을 수 있다(그림 3).

```
biplot.psych(fa2.pa)
```

논 의

본 논문에서는 척도의 개발 과정, 특히 리커트 반응양식과 같이 문항의 점수 범위가 제한되어 있는 척도의 개발 과정에서 탐색적 요인분석을 적용할 때 고려해야 하는 사항들을 다루었다. 이를 간단히 정리하자면 다음과 같다. 먼저 일반적인 조건에서 척도 개발을 위해 문항 단위의 탐색적 요인분석을 수행할 때는 300 이상의 표본크기가 바람직하다. 300보다 작은 표본크기를 사용하고자 할 때는 자료수집이 끝나고 요인분석을 실시하였을 때 문항들이 높은 요인부하량과 공통분을 보이고 각 요인당 여러 개의 문항이 묶일 것이라는 기대가 합리적인 근거를 갖는지를 검토해 보아야 한다. 자료에 기초하여 이론적 모형을 구성하기 위한 어떤 종류의 탐색적 과정도 많은 수의 자료를 필수적으로 요구한다.

요인당 문항의 수는 네 개 이상, 더 바람직하게는 다섯 개 이상이 되도록 구성한다. 리커트 응답반응의 수가 5 이하인 경우에는 피어슨 상관계수가 아닌 다분상관계수를 이용하는 것이 필요하다. 범주의 개수가 5를 넘더라도 문항 점수의 분포가 심하게 왜곡되어 있는 경우에는 다분상관계수를 이용하는 것이 바람직하다.

다분상관계수를 이용한 요인분석 시 요인의 추출은 주축요인법과 최소제곱법을 사용하며 응답반응수가 6-7 이상이면서 정규성 가정이 타당할 때는 피어슨 상관계수와 최대우도법을 사용하도록 한다. 잠재적 구성개념으로써 공통요인모형을 가정하는 척도의 경우 요인추출에 주성분분석을 사용하는 것은 바람직하지 않다. 반면 스트레스를 유발하는 생활사건과 같이 척도의 측정 대상이 문항 점수의 상관을 야기하는 공통요인이 아닌 경우에는 주성분분석을 사용하는 것이 문제가 되지 않는다.

요인의 개수는 평행분석 및 스크리 검사의 결과를 기초로, 모형적합도(RMSEA, TLI 등)와 회전 후 요인구조를 종합적으로 고려하여 연구자가 합리적으로 판단해야 한다. 요인의 회전은 문항 점수가 심리적 구성개념의 요인구조를 반영한다는 점을 고려하여 적절한 해석을 위해 기본적으로 사각회전을 사용한다. 사각회전의 결과가 직각회전의 결과와 유사한 요인구성을 갖고 요인간 상관이 높지 않은 경우에는 직각회전의 결과를 수용한다. 사각회전 후 어느 요인과도 높은 부하량을 보이지 않는 문항을 제거하고자 할 때는 구조계수를 기준으로, 여러 요인과 높은 부하량을 보이는

문항을 제거하고자 할 때는 형태계수를 기준으로 판단하는 것이 바람직하다.

척도를 개발하는 절차는 일반적으로 (1) 측정 대상인 구성개념에 대한 정의 및 이론적 맥락의 파악, (2) 정의에 따른 예비 척도 구성을 위한 준비(초기 문항 풀의 구성, 반응양식의 결정, 전문가에 의한 내용 검토 등), (3) 예비 조사를 통한 문항 검토 및 수정, (4) 본 조사를 통한 척도의 탐색적 구성(척도의 차원성 및 구조 탐색, 문항 선별 및 구성, 점수 산출 방식의 결정 및 신뢰도 확인, 구성개념에 대한 재정의 등), (5) 다른 표본을 이용한 척도의 타당화(척도의 내적 구조에 대한 타당화, 다른 변수들과의 외적 관계에 대한 타당화 등)의 단계로 요약될 수 있다(Allen & Yen, 1979; DeVellis, 2012; Furr & Bacharach, 2014).

척도 개발의 각 단계들은 서로 유기적으로 연결되어 있다. 예를 들어 구성개념의 이론적 구조를 정의하고, 문항에 대한 반응양식을 결정하고, 예비 문항에 포함시킬 문항의 특성을 정하는 등의 작업은 다음 단계에서 이루어질 탐색적 요인분석과 의사결정이 어떠한 조건에서 효과적이고 성공적으로 이루어질 수 있는지에 대한 이해가 있어야 제대로 수행될 수 있다. 또한 요인구조에 대한 탐색과 척도의 구성이 이루어진 이후의 타당화 과정, 예를 들어 확인적 요인분석을 이용한 요인 구조의 타당화 과정이 성공적으로 이루어지기 위해서도 그 이전 단계에서 탐색적 요인분석이 적절히 수행되어야 한다. 따라서 척도 개발을 위해 탐색적 요인분석의 개념과 절차를 정확히 이해하는 것은 매우 중요하다고 할 수 있다.

이 글에서는 리커트 이외의 다른 반응양식의 검사 개발에 필요한 분석 절차, 예를 들어 긍정응답과 부정응답으로 구성된 이분형 응답이나 강제선택 응답 양식 등을 사용하는 척도 또는 검사의 개발 과정에 대해서는 다루지 않았다. 이와 같은 반응양식을 갖는 척도의 개발 과정에는 이러한 절차에 특화된 문항반응이론 등의 분석 방법을 사용할 수 있다 (Embretson & Reise, 2000; Maydeu- Olivares & Brown, 2010; Stark, Chernyshenko, & Drasgow, 2005)

탐색적 요인분석을 통해 요인 구조가 탐색된 척도 또는 검사는 여러 단계의 타당화 및 표준화 절차를 거친다. 이 단계에서는 확인적 요인분석, 구조방정식 모형, 로지스틱 회귀모형, 규준모형 등 다양한 분석절차가 동원된다. 검사 개발 과정에 동원되는 다양한 타당화 절차에 대해서는 후에 따로 다룰 기회가 있을 것으로 기대한다.

참고문헌

이순묵 (1995). 요인분석 I. 서울: 학지사

Allen, M. J. & Yen, W. M. (1979). *Introduction to measurement theory.* Long Grove, IL: Waveland Press.

Briggs, N. E., & MacCallum, R. C. (2003). Recovery of week common factors by maximum likelihood and ordinary least squares estimation. *Multivariate Behavioral Research, 38*(1), 25-56.

Buja, A. & Eyuboglu, N. (1992). Remarks on parallel analysis. *Multivariate Behavioral Research, 27*(4), 509-540.

Cohen, J., Cohen, P., West, S. G., & Aiken, L. S. (2003). *Applied multiple regression/correlation analysis for the behavioral sciences* (3rd ed.).

Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum.

DeVellis, R. F. (2003). *Scale development: Theory and applications* (2nd ed.). Thousand Oaks, CA: Sage.

Dolan, C. V. (1994). Factor analysis of variables with 2, 3, 5, and 7 response categories: A comparison of categorical variable estimators using simulated data. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology, 47*, 309-326.

Embretson, S. E. & Reise, S. P. (2000). *Item response theory for psychologist*. Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum.

Fabrigar, L. R., Wegener, D. T., MacCallum, R. C., & Strahan, E. J. (1999). Evaluating the use of exploratory factor analysis in psychological research. *Psychological Methods, 4*(3), 272-299.

Floyd, J. F. & Widaman, K. F. (1995). Factor analysis in the development and refinement of clinical assessment instruments. *Psychological Assessment, 7*(3), 286-299.

Forero, C. G., Maydeu-Olivares, A., & Gallardo-Pujol, D. (2009). Factor analysis with ordinal indicators: A Monte Carlo study comparing DWLS and ULS estimation. *Structural Equation Modeling, 16*, 625-641.

Furr, R. M., & Bacharach, V. R. (2014). *Psychometrics: An Introduction*. Los Angeles: Sage Publications.

Gorsuch, R. L. (1983). *Factor analysis* (2nd ed..) Hillsdale , NJ: Lawrence Erlbaum.

Gorsuch, R. L. (1997). Exploratory factor analysis: Its role in item Analysis. *Journal of Personality Assessment, 68*(3), 532-560.

Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2010). *Multivariate data analysis* (7th ed.). London: Prentice Hall.

Harman, H. H. (1976). *Modern factor analysis* (3rd ed.). Chicago, IL: Chicago University Press.

Horn, J. L. (1965). A rationale and test for the number of factors in factor analysis. *Psychometrika, 30*, 179-185.

Humphreys, L. G. & Ilgen, D. R. (1969). Note on a criterion for the number of common factors. *Educational and Psychological Measurement, 29*, 571-578. doi:10.1007/BF02289447.

Johnson, R. A. & Wichern, D. W. (2002). *Applied multivariate statistical analysis*. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall.

Kline, R. B. (2011). *Principles and practice of structural equation modeling* (3rd ed.). New York: Guilford Press.

Lattin, J., Carroll, J. D., & Green, P. E. (2002). *Analyzing multivariate data*. New York: Cengage Learning

Loehlin, J. C. (2004). *Latent variable models* (4th ed.). Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum.

MacCallum, R. C., Widaman, K. F., Zhang, S., & Hong, S. (1999). Sample size in factor analysis. *Psychological Methods, 4*(1). 84-99.

Maydeu-Olivares, A. & Brown, A. (2010). Item response modeling of paired comparison and ranking data. *Multivariate Behavioral Research, 45,* 935-974.

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

Nunnally, J. C. & Bernstein, I. H. (1994). *Psychometric theory* (3rd ed.). New York:

McGraw-Hill.

O'Connor, B. P. (2000). SPSS and SAS programs for determining the number of components using parallel analysis and Velicer's MAP test. *Behavior Research Methods, Instrumentation, and Computers, 32*, 396-402.

Olsson U. (1979). Maximum likelihood estimation of the polychoric correlation coefficient. *Psychometrika, 44*(4), 443-460.

Owens, T. J. (1994). Two dimensions of self-esteem: Reciprocal effects of positive self worth and negative self-esteem on adolescent problems. *American Sociological Review, 59*, 391-407.

Reise, S. P., Waller, N. G., & Comrey, A. L. (2000). Factor analysis and scale revision. *Psychological Assessment, 12*, 287-297.

Rhemtulla, M, Brosseau-Liard, P. E., & 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.

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

Stark, S., Chernyshenko, O. S., & Drasgow, F. (2005). An IRT approach to constructing and scoring pairwise preference items involving stimuli on different dimensions: The multi-unidimentional pairwise-preference Model. *Applied Psychological Measurement, 29*(3). 184-203.

Supple, A. J., Su, J., Plunkett, S. W., Peterson, G. W., & Bush, K. R. (2012) Factor structure of the Rosenberg Self-Esteem Scale. *Journal of Cross-Cultural Psychology, 44*(5), 748-764.

Tabachnick, B. G. & Fidell, L. S. (2007). *Using multivariate statistics* (5th ed.). Boston, MA: Allyn & Bacon.

Timmerman, M. E. & Loranzo-Seva U. (2011). Dimensionality assessment of ordered polytomous items with parallel analysis. *Psychological Methods, 16*(2), 209-220.

Wirth, R. J. & Edwards, M. C. (2007). Item factor analysis: Current approaches and future directions. *Psychological Methods, 12*(1), 58-79.

Worthington, R. L. & Whittaker, T. A. (2006). Scale development research: A content analysis and recommendations for best practices, *The Counseling Psychologist, 34*(6), 806-838.

Zwick, W. R. & Velicer, W. F. (1986). Comparison of five rules for determining the number of components to retain. *Psychological Bulletin, 99*(3), 432-442.

원고접수일 : 2015. 10. 28.
수정원고접수일 : 2015. 10. 29.
게재결정일 : 2015. 10. 29.

한국심리학회지 : 임상
The Korean Journal of Clinical Psychology
2015, Vol. 34, No. 4 1079-1100

〈Special Section〉

Best Practices in Exploratory Factor Analysis for the Development of the Likert-type Scale

Seungmin Jahng

Department of Psychology, Sungkyunkwan University

Exploratory factor analysis (EFA) is a widely used analytical tool for development of psychological scales. Although guidelines for proper use of EFA have been proposed by many experts, special considerations for the item level factor analysis have been less emphasized. The current study highlighted that certain features of Likert-type items, such as low reliability and different levels of skewness, should be considered in EFA for scale development. The author suggested that a more than 5-point response scale is required for the common practice of EFA for the Likert-type scale development and, if not applicable, extraction of polychoric correlations is desirable, rather than Pearson correlations. Great emphasis has been placed on the use of parallel analysis and principle axis factoring or unweighted least squares method on polychoric correlations with oblique rotation. Higher item to factor ratio and larger sample size in comparison with scale level factor analysis are also emphasized. An EFA on the 10 items of the Rosenberg Self-Esteem Scale was illustrated with the proposed practices using the R statistical program.

Key words: exploratory factor analysis, scale development, Likert item characteristics, R program