한국심리학회지: 일반
Korean Journal of Psychology: General
2019, Vol. 38, No. 3, 377-400
http://dx.doi.org/10.22257/kjp.2019.09.38.3.377

요인분석에서 목표회전의 적용 가능성 탐색

임 경 민　　　　김 수 영†

이화여자대학교

목표회전은 사전에 설계된 요인부하행렬을 요인 회전에 적용시키는 요인분석 방법으로, 전통적인 탐색적 요인분석과는 다르게 연구자의 사전 가설을 요인 모형에 반영할 수 있다는 특징을 갖는다. 본 연구는 목표회전 요인분석을 소개하고, 이론에 따른 구조를 가질 것으로 기대되는 척도의 개발 및 타당화 연구에서 실질적으로 목표회전의 적용 가능성을 탐색하는 것을 목적으로 한다. 이에 따라 요인분석에서의 전통적인 요인 회전과 목표회전 방법의 역사적 발전 과정과 수리적 원리를 체계적으로 정리하고, 실제 자료를 이용한 분석 결과를 비교하여 목표회전의 유용성을 확인하고자 하였다. 가천대학교의 창의성 검사 개발 프로젝트에서 사용된 총 211명의 1차 예비검사 자료가 두 요인분석 방법에 의해 산출된 요인부하행렬을 비교하는 데 이용되었다. 분석 결과, 목표회전 방법은 전통적 방법에 비해 더 간명하고 해석가능성이 높은 요인구조를 확보할 수 있도록 해 주었으며, 사회과학 영역의 척도개발 및 타당화 상황에서도 유용성이 높음이 확인되었다.

주요어: 요인분석, 목표회전, 부분적으로 설정된 회전, 척도개발, 타당화

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

심리학을 포함한 여러 사회과학 영역에서는 다양한 목적에 맞는 척도를 개발하고 이용하는 것이 일반화 되었다. 이렇게 개발된 척도의 타당화 과정에서 탐색적 요인분석(exploratory factor analysis, EFA)은 상당히 중요한 역할을 한다. EFA는 일반적으로 많은 관찰된 지표변수(indicator variables)와 여러 개의 잠재변수(latent variables) 또는 요인(factors) 간 관계를 탐색하는 통계적 분석 기법으로서, 쉽게 수량화할 수 없거나 잠재적이고 이론적인 개념을 측정하고자 할 때 이용된다. 하지만 Spearman(1904)에 의해 제안되고 1세기가 넘는 시간에 걸쳐 대중화된 지금에도 탐색적 요인분석에는 여전히 많은 제한점이 존재한다. 대표적으로 탐색적 요인분석은 연구자의 사전 가설을 분석에 반영시킬 수 없는 문제를 지니고 있다. 어떤 요인을 측정하기 위해 특정한 지표변수들을 개발하였다고 하더라도, 요인분석은 그 관계를 분석의 과정에 고려하지 않는다. 이런 이유로 이론에 의해 작성된 지표변수들로 요인분석을 시행했음에도 실제 관찰된 요인구조가 낮은 해석가능성을 갖는 문제가 드물지 않게 발생한다.

이러한 문제를 내포하고 있는 다양한 전통적인 회전을 이용하는 요인분석(이후 전통적인 요인분석)의 대안으로서 목표회전(target rotation)을 이용한 요인분석(이후 목표회전 요인분석)을 고려할 수 있다. 목표회전 요인분석은 Browne(1972a, 1972b), Gruvaeus(1970) 및 Jöreskog(1969) 등에 의해 제안되고 발전한 방법이다. 목표회전 요인분석은 전통적인 요인분석과는 다르게 요인의 추출과 회전 단계에서 연구자의 사전 가정을 어느 정도 반영할 수 있다는 특징이 있다. 이로 인해 이론에 기반한 척도 개발이 잦은 영역의 타당화 연구에 유용하게 적용될 수 있다. 본 연구에서는 전통적인 요인분석과 목표회전 요인분석을 개념적으로 비교 정리하고, 전통적인 회전 방법에 비해 목표회전 방법을 이용했을 때 얻을 수 있는 여러 강점들을 논의하고자 한다. 나아가 실제 자료를 이용한 분석 결과를 통해 목표회전 방법의 실질적인 유용성과 활용 가능성을 탐색한다.

목표회전을 이용한 요인분석의 유용성을 논의하기 전에 먼저 전통적인 요인분석의 한계점(Amstrong, 1967; Comrey, 1978; Gorsuch, 1997 등)을 살펴보고자 한다. 대표적으로 지적된 문제는 요인의 개수를 결정하는 과정에서 요인의 추출 기준이 모호하다는 것이다(Ford, MacCallum, & Tail, 1986). 전통적인 요인분석은 공통분(communality)에 기초하여 요인의 개수를 결정하고 추출된 요인에 대한 지표변수들의 요인부하 또는 부하량을 추정한다. 이 과정에서 추출된 요인의 개수가 너무 적으면 전체 모형의 설명분산이 감소하고 오차분산이 증가하기 때문에 정보의 손실이 발생하게 된다. 반면 추출된 요인의 개수가 너무 많은 것은 요인분석의 주요한 목적 중 하나인 정보의 축약이라는 관점에서 효율성이 떨어지는 문제를 야기한다. 아직 요인 개수를 결정하는 기준에 대한 명확한 합의는 존재하지 않는다고 할 수 있다(Cudeck & MacCallum, 2007). 연구자들은 여전히 요인의 고유값, 스크리 도표, 설명분산의 합, 해석가능성 등 여러 준거들을 비교하여 요인의 개수를 경험적으로 결정해야만 한다.

만약 연구자가 요인과 지표변수에 대한 사전 가설을 가지고 있다면 요인 개수를 미리 결정할 수 있다. 실제로 사회과학의 많은 척도 타당화 연구에서 연구자가 사전에 구성한

개념적 척도 정보를 기반으로 하여 요인분석을 이용한다. 하지만 요인 개수를 가설과 같이 정해놓는다 하더라도 지표변수들과 요인들이 반드시 연구자의 의도대로 묶이고 생성되는 것은 아니다. 다시 말해, 전통적인 요인분석에서 연구자들이 현실적으로 당면하는 가장 대표적인 문제는 해당 척도에 수반되는 지표변수들에 대한 사전 가설을 반영할 수 없음으로 인해 추출된 요인들이 연구자의 의도대로 될 보장이 없다는 것이다(Henson & Roberts, 2006). 그러므로 요인 개수의 지정은 사전 가설을 반영하기 위한 완전한 해결책이 아니다. 뿐만 아니라, 요인 개수가 정해졌다 하더라도 마지막으로 추출된 요인의 고유값이 매우 낮거나(즉, 설명력이 낮거나) 지표변수들이 상응하는 요인을 제대로 반영하지 못하는 등의 문제가 발생하기도 한다(Comrey, 1978; Pett, Lackey, & Sullivan, 2003).

이러한 문제들은 특히 요인과 지표변수의 개수가 많고, 이론적으로는 구분되지만 통계적으로는 복잡한 구조를 갖는 요인들을 이용하는 사회과학 분야의 자료를 이용할 때 두드러진다. 전통적인 요인분석에서 요인이나 지표변수 간의 높은 상관은 언급한 문제들과 더불어 또 다른 문제를 야기한다. 예를 들어, 구분되어야 할 지표변수들이 동일 요인으로 추출되는 문제, 의도하지 않은 다른 요인에 대해 높은 요인부하를 갖는 문제, 지표변수의 특성들로 인해 기대하지 않은 새로운 요인이 나타나거나 있어야 할 요인이 추출되지 않는 문제 등이 있다. 이렇듯 전통적인 요인분석을 사용함으로써 발생할 수 있는 문제들은 연구자들로 하여금 요인분석 결과에 대한 자의적인 해석을 하도록 유도한다. 그리고 이는 통계분석의 효용성을 감소시키게 된다.

이런 이유로 어떤 연구자들은 구인타당도 확보를 위해 확인적 요인분석(confirmatory factor analysis, CFA)만을 이용하기도 한다. CFA는 척도의 요인구조에 대한 충분한 가설을 가지고 요인부하 중 일부를 0으로 고정함으로써 문항과 요인 간 관계를 제약하는 모형이다. 즉, 요인구조에 대한 특정 가설이 있는 경우에, 그것이 얼마나 자료에 적합한지를 확인하고자 할 때 사용된다. CFA는 대중적인 구인타당도 확인 방법 중 하나이지만, 척도 개발 과정 도중에 요인구조에 대한 탐색 없이 바로 CFA를 이용하는 것은 명확한 한계가 존재한다. 단적인 예로, CFA는 하나의 지표변수가 특정 요인에만 부하된다는 가정을 전제로 모형이 설정되므로 다른 요인에 어느 정도의 요인부하를 가지고 있는지는 확인할 수 없다. CFA에서는 언급한 바와 같이 다른 요인에 대한 요인부하가 0으로 고정되기 때문이다. 따라서 만약 연구자의 가설과 어긋나서 의도하지 않은 다른 요인에 높은 부하량을 갖는 지표변수가 실제로 존재한다 하더라도 이를 발견해 낼 수 없다. 다시 말해, 어떤 지표변수에서 위와 같은 문제가 발생하는지, 그 지표변수가 실제 어떤 요인과 높은 관련성을 갖는지 등을 CFA 결과만으로는 파악할 수 없다. 그러므로 EFA 없이 CFA만으로 새롭게 만들어진 척도의 구인타당도를 확보하는 것은 세밀하지 못한 타당화 과정일 수 있다. 더욱이 CFA만 사용하여 문항을 결정하고 모형을 여러 차례 수정하는 것은 확인적 요인분석의 확인적인(confirmative) 속성을 위배한다는 지적 또한 피할 수 없다(이순묵, 윤창영, 이민형, 정선호, 2016).

목표회전 요인분석은 전통적인 요인분석 절차에서 발생할 수 있는 한계점을 보완하는 하나의 대안으로 볼 수 있다. 목표회전은 요인

부하 행렬을 회전할 때 일부의 요인부하 모수를 연구자가 설정한 가설에 맞도록 임의의 숫자(일반적으로 0)로 지정한다. CFA와 다른 점 중 하나는 요인부하를 0으로 완전히 고정하는 것이 아니라 0에 가까운 값이 나오도록 회전의 함수를 설계하는 것이다. 목표회전 방법은 수학적으로는 전통적인 EFA의 회전방법에 제약(constraint)을 더한 EFA의 일종으로 볼 수 있으나, 위에서 설명한 특성을 고려하면 EFA와는 꽤 다른 면을 가지고 있다. 이런 면에서 목표회전은 요인과 지표변수의 관계를 결정하지 않고 회전을 적용한 EFA와 요인과 지표변수의 관계를 미리 결정해 놓고 회전을 하지 않는 CFA의 중간 어딘가에 해당하는 분석방법(Asparouhov & Muthén, 2009)으로 볼 수 있다.

목표회전 요인분석은 두 요인분석의 장점을 모두 수용하여 실제 연구에서 기존의 전통적인 EFA가 갖는 몇 가지 한계를 극복할 수 있다. 목표회전은 한 모형 안에서 모든 지표변수의 모든 요인에 대한 요인부하를 확인할 수 있다는 EFA의 장점은 그대로 유지하되, 연구자의 사전 가설을 요인부하 행렬에 적용시킬 수 있는 방법이다. 이와 같은 특성 때문에 목표회전 방법은 특히 복잡한 요인구조를 갖는 이론적, 개념적 요인을 이용하는 척도 개발 혹은 타당화 연구에서 더욱 효과적일 수 있다. 덧붙여 최근 대중적으로 사용되고 있는 통계 프로그램인 Mplus(Muthén & Muthén, 1998-2019)를 이용하는 경우 비교적 어렵지 않게 시행할 수 있기 때문에 분석에 대한 접근성도 우수한 편이다.

위와 같은 여러 가지 유용성에도 불구하고 목표회전의 방법론적 및 이론적 연구 적용은 아직 초기단계이다. 몇몇 연구자들이 목표회전의 유용성에 대한 증거를 이제 막 보이기 시작한 단계에 있으나(Abad, Garcia-Garzon, Garrido, & Barrada, 2017; Moore, Reise, Depaoli, & Haviland, 2015; Reise, Moore, & Maydeu-Olivares, 2011), 대부분의 연구들이 시뮬레이션 자료를 이용하는 데 그쳤으며, 실제 자료에도 유용하게 적용될 수 있는지에 대한 탐색은 부족한 상황이다. 국내에서도 김수영(2016) 및 이순묵 등(2016)이 EFA를 설명하는 과정에서 목표회전을 간략하게 소개한 바 있으나, 목표회전에 대한 심도 있는 내용을 다루지는 않았다는 아쉬움이 있다.

이와 같이 국내외를 막론하고 현재까지 목표회전 요인분석에 대한 연구가 많지 않으며, 특히 국내에서는 방법론적 연구 및 실제 자료에 대한 유용성 연구를 거의 찾아볼 수 없다. 따라서 본 연구에서는 요인분석에서 목표회전 방식이 어떻게 지난 수십 년간 발전해 왔고, 어떤 원리로 기능하는지를 자세하고 체계적으로 살펴본다. 이를 위해 먼저 전통적인 요인분석의 원리를 이해하는 것이 중요하므로, 특히 요인의 회전과 관련하여 발전과정 및 모형 추정의 원리를 탐색 및 정리한다. 또한 실제 자료에 목표회전을 적용시킨 요인분석 결과를 전통적인 회전을 적용한 결과와 비교하고자 한다. 이를 통해 일반 연구, 특히 요인분석의 사용이 빈번한 척도 개발 및 타당화 분야에서 목표회전 요인분석 사용의 유용성을 탐색하고자 한다.

요인분석의 전통적인 회전

목표회전 요인분석의 수리적인 원리는 전통적인 요인분석과 크게 다르지 않으나 요인과

지표변수 간의 사전 가설을 분석에 반영한다는 측면에서 다른 점이 있다. 다시 말해, 목표회전 요인분석은 전반적으로 기존의 회전 방법을 따르면서, 회전각도의 결정 단계에서 다른 준거함수를 적용시켜 확장한 방법이다. 따라서 목표회전을 이해하기 위해서는 우선 요인분석의 전통적인 회전방법과 회전각도의 결정 준거를 이해해야 한다.

요인의 추출과 회전

알려진 바와 같이 지표변수와 요인 및 측정오차 등의 관계를 나타내는 요인분석모형에 분산의 함수를 취하면 식 1처럼 표현할 수 있다.

$$R-\Psi=\Lambda\Phi\Lambda'=\Lambda I\Lambda' \tag{1}$$

위 식에서 R은 지표변수들의 상관행렬, Ψ는 측정오차들의 공분산행렬, Λ는 요인부하행렬을 의미한다. Φ는 요인들 간의 공분산 행렬을 뜻하며, 요인분석의 첫 단계에서는 일반적으로 요인 간에 상관이 없다고 가정하므로 단위행렬(identity matrix) I로 정의할 수 있다.

요인의 추출은 다양한 방법을 적용할 수 있으나, 여기서는 원리의 이해를 돕기 위해 대표적인 요인 추출 방법 중 하나인 주축요인분해(principal axis factoring, PAF)를 간략히 설명한다. 좌변 $R-\Psi$의 대각요소(공통분)에 임의의 초기값을 설정하여 우변의 Λ 행렬을 계산하고, 이 값을 이용해서 다시 좌변의 $R-\Psi$ 행렬을 재생산한다. 그리고 재생산된 행렬은 다시 Λ를 계산하는 데 이용된다. 이런 식으로 반복과정을 거쳐 최종적으로 수렴된 Λ는 관찰된 상관행렬 R의 정보를 기반으로 추출된 요인부하행렬이 된다. 따라서 일반적인 요인 추출의 과정은 R을 가장 잘 설명하는 Λ의 해(solution)를 찾는 것이다. 그러나 관찰된 상관행렬 R을 동일하게 잘 설명할 수 있는 요인부하행렬 Λ의 해는 무한히 존재한다. 예를 들어, $TT'=I$를 만족하는 임의의 직교행렬 T가 있다고 가정하면 다음의 식 2가 성립한다.

$$\begin{aligned} R-\Psi &= \Lambda\Lambda'=\Lambda(TT')\Lambda' \\ &= (\Lambda T)(T'\Lambda') \\ &= (\Lambda T)(\Lambda T)' \\ &= \Lambda^*\Lambda^{*\prime} \end{aligned} \tag{2}$$

위의 식을 보면, Λ^*는 초기의 요인부하행렬 Λ에 직교행렬 T가 곱해져서 구해지며 ($\Lambda^*=\Lambda T$), 새로운 요인부하행렬을 통해 계산된 값($\Lambda^*\Lambda^{*\prime}$)은 초기 요인부하행렬을 이용하여 계산된 값($\Lambda\Lambda'$)과 같게 된다. 다시 말해, 초기의 요인구조가 갖는 정보량의 크기는 직교행렬이 곱해진 새로운 요인구조가 갖는 정보량의 크기와 일치한다. 기하학적인 측면에서 초기 요인부하행렬에 직교행렬을 곱하는 것은 초기에 추출된 요인축(factor axis)을 일정 각도만큼 회전시키는 것인데, 이런 이유로 요인분석에서 T를 회전행렬(rotation matrix)이라고 부르고, 회전행렬을 곱하여 새로운 요인부하행렬을 구하는 일련의 과정을 요인의 회전(rotation)이라 한다. $TT'=I$를 만족하는 회전행렬 T는 수학적으로 무한히 존재하므로 초기 요인부하행렬(Λ)과 동일한 수준으로 R을 잘 설명할 수 있는 또 다른 요인부하행렬(Λ^*)을 무한히 생성할 수 있다.

만약 회전행렬 T가 직교행렬이라면, TT'은 단위행렬이 되므로 결과적으로 요인 간 상관이 0이라는 원래의 가정을 유지하게 된다.

이와 같이 회전행렬 T를 직교행렬로 설정하여 회전 후에도 요인 간 상관을 0으로 고정하는 회전 방법을 직교회전(orthogonal rotation)이라고 한다. T가 직교행렬이 아닌 경우 식 2는 더욱 복잡해지지만, 직교행렬을 이용할 때와 마찬가지로 회전 후 정보량은 변하지 않는다는 것이 증명되어 있다(Gorsuch, 2015). 다만 회전행렬이 직교행렬이 아니라면 회전 후 요인 간 공분산행렬이 단위행렬이 되지 않으며, 요인 간 상관에 0이 아닌 값이 나타날 수 있다. 이러한 경우를 사각회전(oblique rotation)이라고 한다.

결론적으로, 회전행렬이 직교행렬이든 아니든 간에 회전행렬 T가 무한히 존재하므로 초기의 요인부하행렬과 동일한 정도로 자료를 잘 설명하는 새로운 요인부하행렬도 무한히 존재하게 된다. 요인분석에서는 위와 같이 단일한 해가 나타나지 않는 부정(indeterminacy)의 문제를 이용하여 무한한 요인부하행렬의 해 가운데 임의의 해를 선택한다. 즉, 연구자는 요인의 회전을 통해 산출될 수 있는 수많은 요인부하행렬의 해 가운데 이론적으로 가장 적절한 해를 생산하는 회전행렬을 결정해야 한다. 회전 행렬의 각 요소들은 요인축의 회전각도(rotation angle)에 의해 정의되는 값이므로, 가장 적절한 회전 행렬을 결정하는 문제는 곧 적절한 요인 회전각도를 결정하는 문제라고 말할 수 있다.

준거함수

요인의 회전각도를 결정하기 위해 이용할 수 있는 기준은 다양하지만, 가장 보편적으로 사용되는 방법은 Thurstone(1947)이 제안한 단순구조(simple structure)의 달성을 회전각도 결정의 기준으로 삼는 것이다. 단순구조란 요인부하행렬에서 한 지표변수의 부하량이 하나의 요인에 대해서만 충분히 큰 값을 갖고, 나머지 요인들에 대해서는 0에 가까운 값으로 나타나는 구조를 의미한다. 단순구조를 확보한 요인부하행렬은 요인과 지표변수 간의 관계성이 명확하게 드러나 해석이 용이해진다는 장점이 있다. 이러한 장점으로 인해 단순구조의 확보는 지금까지 제안된 대부분의 회전절차(rotation procedure)에서 회전각도를 결정하는 기준으로 적용되어왔다.

모든 회전절차는 회전각도 결정 기준에 근거하여 함수를 정의하고, 이 함수에서 추정된 값을 이용해 최적의 회전각도를 결정한다. 만약 단순구조의 확보를 회전각도 결정의 기준으로 삼고자 하면 이 함수는 요인부하행렬의 구조가 단순구조에 부합하는 정도를 추정할 수 있는 형태로 정의되어야 한다. 이와 같이 회전절차에서 회전각도 결정의 기준을 만족하는지를 확인하기 위해 정의되는 함수를 준거함수(criterion function)라고 한다. 단순구조 확보를 목적으로 삼는 직교 및 사각회전에서의 다양한 회전절차들은 각각 특성에 맞는 서로 다른 준거함수를 이용하는데, 사실 수리적으로 부과되는 준거함수의 제약만 다를 뿐 본질적으로 차이는 없다. 이들은 요인부하행렬을 단순구조에 가까워지도록 만드는 준거에 기반하여 회전된 요인부하행렬의 복잡도(complexity) 혹은 단순도(simplicity)를 추정한 뒤 최소 복잡도 또는 최대 단순도 계수를 갖는 요인부하행렬의 해를 찾아 요인의 회전각도를 결정한다.

페널티 함수(penalty function)는 요인부하행렬의 단순구조 달성 정도를 측정하는 대표적인 준거함수 중 하나로서 요인부하행렬의 복잡도를 추정한다. 페널티 함수는 직교회전과 사각

회전에 공통적으로 적용될 수 있는 준거함수로 Thurstone(1947)에 의해 처음 소개되었으며, 이후 여러 학자들에 의해 수정, 보완되며 발전했다. 전통적인 요인분석에서는 McKeon (1968)의 Infomax, Crawford와 Ferguson(1970)의 회전 준거군(family of rotation criteria), Yates(1987)의 Geomin 등의 회전절차에서 페널티 함수를 이용하고 있으며, 목표회전 요인분석에서 사용하는 준거함수 또한 단순구조 페널티 함수의 연장선상에 있다. 본 연구에서는 다양한 페널티 함수 가운데 기본에 해당하는 Thurstone (1947)의 페널티 함수 원리를 간략히 설명한다.

Thurstone(1947)의 초기 페널티 함수는 회전된 요인축이 아닌 제3의 참조벡터(reference vector)를 생성하여 이 벡터들로 이루어진 부하행렬을 계산에 이용했다. 이는 사각회전을 실시할 때 회전행렬 T를 생산하는 과정에서 역행렬을 계산해야만 하는 번거로움을 피하기 위한 것이었다. 또한 참조벡터를 이용하면 몇 가지 이점이 있다(Harman, 1967). 첫째, 기하학적인 측면에서 한 요인의 참조벡터는 다른 요인의 요인축과 직교하는 형태를 가지므로 요인부하를 직접 계산하는 것보다 수리적으로 간단하다. 둘째, 참조벡터의 부하량은 요인부하와 비례하는 관계이기 때문에 참조벡터 부하행렬을 통해 구한 단순구조가 요인부하를 이용할 때와 동일하다. 마지막으로, 참조벡터를 이용해 T를 산출하고 요인부하행렬을 계산하면, 역행렬을 직접 계산하여 T를 산출한 후 요인부하행렬을 계산한 값과 근사적으로 같아진다(Gorsuch, 2015). 이런 이유로 Thurstone은 요인축이 아닌 참조벡터의 회전을 이용하여 단순구조를 확보할 것을 제안했다.

Thurstone의 페널티 함수는 다음과 같은 원리로 작동한다. p개의 지표변수($i = 1,\cdots,p$)와 m개의 요인($j = 1,\cdots,m$)을 가정할 때, 참조벡터를 생성함으로써 요인부하행렬 Λ와 동일한 크기를 갖는 참조벡터 부하행렬 L을 만들 수 있다. 이 때 벡터 L_i은 식 3과 같이 정의된다.

$$L_i = (l_{i1}\ l_{i2} \cdots l_{ij} \cdots l_{im}) \tag{3}$$

위 식에서 l_{ij}는 요인 j에 대한 지표변수 i의 참조벡터 부하량을 의미한다. 벡터 L_i는 참조벡터 부하행렬 L의 각 행에 해당하므로 p개만큼 존재한다. 참조벡터 부하량과 요인부하는 비례 관계에 있으므로, 만약 l_{ij}가 0이라면 요인 j에 대한 지표변수 i의 요인부하 또한 0에 가까운 값을 가질 것이라고 추리할 수 있다. 벡터 L_i의 전체적인 복잡도를 계산하기 위해서 함수 c를 적용하면 식 4와 같다.

$$\begin{aligned} c(L_i) &= l_{i1}^2 l_{i2}^2 l_{i3}^2 \cdots l_{im}^2 \\ &= \prod_{j=1}^{m} l_{ij}^2 \end{aligned} \tag{4}$$

식 4를 이용하면 지표변수 i가 갖는 모든 참조벡터 부하량의 제곱의 곱에 해당하는 단일한 값을 산출할 수 있다. 그리고 각 요소의 제곱값은 언제나 0 이상의 값을 가지므로 ($l_{ij}^2 \geq 0$), $c(L_i)$는 이론적으로 0에서부터 1 사이의 값을 갖는다. 만약 벡터 L_i에서 하나 이상의 요소 l_{ij}가 0이었다면 $c(L_i)$는 0이 된다. $c(L_i)$가 0에 가까운 값이라는 것은 지표변수 i에서 하나 이상의 요인에 대한 해당 지표변수의 요인부하가 0에 가깝다는 것을 의미한다. 즉, $c(L_i)$는 벡터 L_i의 복잡도의 크기

를 나타내는 값으로 정의된다. 이를 기반으로, 전체 참조벡터 부하행렬 L의 복잡도를 계산하기 위한 단순구조 페널티 함수 f를 식 5와 같이 정리할 수 있다.

$$\begin{aligned} f(L) &= \sum_{i=1}^{p} c(L_i) \\ &= \sum_{i=1}^{p}\prod_{j=1}^{m} l_{ij}^2 \end{aligned} \qquad (5)$$

$f(L)$은 벡터 L_i에 대한 복잡도 $c(L_i)$를 모든 지표변수 i에 대해 합산하여 계산된 값으로, L의 복잡도 크기를 나타낸다. $f(L)$이 작을수록 전체 요인부하행렬의 구조가 단순하다는 것을 의미하므로, 이 값을 최소화하면 최적의 단순구조를 확보한 요인부하행렬의 해를 생산하는 적절한 회전각도를 찾을 수 있게 된다.

Thurstone이 위와 같은 페널티 함수를 처음 제안한 이후, 다양한 방식으로 기존의 수식을 보완한 페널티 함수들이 고안되었다. 이 중 현재까지 가장 널리 사용되는 준거함수 중 하나는 Yates(1987)의 Geomin 회전절차에 적용된 페널티 함수이다. Geomin은 단순구조를 잘 확보할 수 있는 회전절차로 알려져 있으며(Browne, 2001), 많은 연구자들이 사용하는 통계프로그램인 Mplus의 디폴트 회전방법이다. Yates에 의해 수정된 페널티 함수 $f(\Lambda)$는 식 6과 같다.

$$\begin{aligned} f(\Lambda) &= \sum_{i=1}^{p} c(\Lambda_i+\epsilon)^{\frac{1}{m}} \\ &= \sum_{i=1}^{p}\left\{\prod_{j=1}^{m}(\lambda_{ij}^2+\epsilon)\right\}^{\frac{1}{m}} \end{aligned} \qquad (6)$$

Yates의 함수는 기본적으로는 Thurstone의 함수와 동일한 구조를 갖지만 더 발전된 방법이다. 우선 페널티 함수에 더 이상 참조벡터를 사용하지 않고 회전 후 요인부하를 직접 적용하여 요인부하행렬의 복잡도를 계산한다. 또한 함수 c에 m제곱근을 취한 기하평균을 적용하여 c를 통해 산출 가능한 값의 범위를 제한함으로써 추정의 안정성을 확보한다. 마지막으로, 페널티 함수의 최소화 과정에서 아주 작은 양수 벡터 ϵ을 더하여 다시 한 번 추정을 안정화 한다. 위와 같이 수정된 공식을 통해 산출되는 $f(\Lambda)$는 식 5의 $f(L)$과 마찬가지로 전체 요인부하행렬의 복잡도를 나타내며, 이 값이 작을수록 Λ가 단순구조에 가까운 요인부하행렬이라는 것을 의미한다. Geomin 회전절차는 $f(\Lambda)$를 최소화하는 회전각도를 이용하여 요인부하행렬의 해를 찾는다.

일반적으로 요인분석의 회전절차는 위와 같은 준거함수를 이용하여 단순구조에 가장 근접한 요인부하행렬을 찾는 과정이며, 단순구조가 확보된 요인부하행렬은 각 지표변수가 하나의 요인에만 가장 큰 요인부하를 가질 확률이 높으므로 요인과 지표변수의 관계를 보다 명료하게 나타낼 수 있게 된다. 따라서 전통적인 요인분석에서 얻을 수 있는 요인부하행렬의 해는 주어진 자료의 정보를 이용하여 추출된 요인부하행렬들 가운데 가장 단순한 요인구조 형태를 산출하도록 요인을 회전시킨 결과라고 볼 수 있다.

목표회전 요인분석

전통적인 요인분석이 오직 단순한 요인부하행렬을 추출하는 것을 목적으로 한다면, 목표

회전 요인분석은 단순하면서도 연구자의 가설에 가장 잘 부합하는 요인부하행렬을 추출하는 것을 목적으로 한다. 이를 위해 기존 요인분석의 요인 추출과 회전 방법을 따르면서도, 회전절차를 수행하는 과정에서 준거함수에 수리적인 제약을 더하게 된다. 이러한 준거함수에 대한 제약은 Procrustes 회전절차(Tucker, 1944; Horst, 1941)에서 기원을 찾을 수 있는데, 이 방법의 가장 큰 특징은 회전절차에서 연구자가 기대하는 이분목표행렬(binary target matrix)을 사전에 설계하고 이에 가장 부합하는 요인부하행렬의 생산을 목표로 한다는 것이다. 여기서 이분목표행렬은 모든 요소가 0 또는 1로 이루어져 있으며, 이는 연구자가 달성하고자 하는 단순구조 요인부하행렬의 목표값들이다. Procrustes 회전 방법은 만약 설정된 이분목표행렬이 자료와 잘 맞는 경우에는 큰 문제가 없으나, 잘 맞지 않는다면 회전 결과가 수렴하지 않거나 무의미한 결과를 도출할 확률이 매우 높기 때문에(Gorsuch, 2015) 탐색적인 성격의 요인분석에서 사용하는 데는 한계가 있다.

이와 같은 단점을 보완하기 위해 사전 정보에 기반한 제약을 포함하면서도 동시에 보다 탐색적인 알고리즘을 사용해야 할 필요성이 대두되었다. Lawley와 Maxwell(1964), Gruvaeus (1970) 등은 요인부하행렬 전체에 대하여 목표행렬을 설정하는 방식이 아닌, 요인부하행렬의 일부 요소에 대해서만 목표를 설정하는 부분적 목표행렬(partial target matrix)을 기반으로 단순구조를 확보하는 기준을 제안했다. 이에 Browne(1972a, 1972b, 2001)은 연구자들의 제언을 바탕으로 부분적 목표행렬을 이용하여 단순구조를 확보하는 준거함수를 수리적으로 정의하였다. 이 방법은 목표회전(target rotation) 또는 부분적으로 설정된 회전(rotation to a partially specified target)으로 불린다.

부분적 목표행렬

목표회전 요인분석은 요인부하행렬 중 일부를 제약하여 회전 후 요인부하행렬이 사전 정보에 기반한 단순구조를 확보하도록 회전각도를 결정하는 방법이다. 이때 목표행렬은 연구자가 목표로 하는 요인부하행렬의 구조를 나타낸 대략적인 청사진으로 이해할 수 있다. 목표행렬은 회전각도의 결정에 반영되며 최종 요인부하행렬의 구조에 대한 가이드라인의 역할을 하므로, 연구자는 올바른 사전 정보를 통해 적절한 목표행렬을 설계해야 한다. 목표행렬은 요인부하행렬과 동일한 크기의 행렬로 정의되며, 기대되는 요인부하행렬의 구조에 대한 부분적인 지식을 반영한다. 예를 들어, p개의 지표변수($i=1,\cdots,p$)와 m개의 요인($j=1,\cdots,m$)을 가진 요인부하행렬에 대한 부분적 목표행렬 B는 식 7과 같다.

$$B_{p\times m}=\begin{bmatrix} b_{11} & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ b_{21} & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ b_{31} & b_{32} & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & b_{42} & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & b_{52} & 0 & b_{54} & \cdots & 0 \\ 0 & b_{62} & b_{63} & 0 & \cdots & b_{6m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & b_{p4} & \cdots & b_{pm} \end{bmatrix} \qquad (7)$$

식 7에서 목표행렬의 모든 요소들은 요인부하행렬의 각 요인부하와 1:1 대응한다. 이 목표행렬이 부분적이라는 것은 목표행렬의 요소들 중 일부가 미리 어떤 상수로 지정된다는 것을 의미한다. 반면에 나머지 요소들은 지정

되지 않고 회전과정에서 자유롭게 추정되는 모수이다. 예를 들어, 식 7의 목표행렬에서 상수 0의 값을 갖는 요소들은 지정된 것들이며, b(예, b_{11}, b_{21}, b_{31} 등)의 값을 갖는 요소들은 지정되지 않은 것들이다.

지정된 요소란 요인부하행렬에서 특정한 값(주로 0)에 가까울 것으로 기대되는 요인부하와 같은 위치에 있는 목표행렬 내의 요소로서 다음과 같이 결정된다. 만약 지표변수 i가 오직 요인 j에만 관련이 있을 것이라는 사전 지식을 가지고 있다면, 지표변수 i의 요인 j를 제외한 모든 요인들에 대한 요인부하의 목표값은 0이 된다. 이 경우 목표행렬에서 해당 위치의 요소들을 지정된 요소로 정의하고 0으로 설정함으로써 연구자는 해당 요인부하량을 0에 가깝게 추정하도록 회전에 제약을 가할 수 있다. 참고로 지정된 요소에는 어떤 값을 설정해도 무방하지만 최종 요인부하행렬의 단순구조를 확보하기 위해 0으로 제약하는 것이 일반적이다.

목표행렬을 설계할 때의 주의점은 목표회전이 판별되기 위해서 일정 개수 이상의 요소가 특정한 값(0)으로 지정되어야 한다는 것이다. 일반적으로 요인의 개수가 m개인 요인분석의 회전을 시행할 때 산출되는 요인부하행렬에는 사각회전의 경우 최소 $m(m-1)$개 이상, 직교회전의 경우에는 $m(m-1)/2$개 이상의 지정된 요소가 있어야 모형이 판별된다(Howe, 1955; Jöreskog, Sörbom, & Magidson, 1979; Mulaik & Millsap, 2000). 목표회전에서는 목표행렬의 제약 정보가 이후 요인 회전에 반영되기 때문에 위의 조건을 만족하는 목표행렬을 설정함으로써 모형 판별에서 문제가 발생할 확률을 줄일 수 있다. 또한 목표행렬에 지정된 요소의 개수가 많을수록 목표회전 결과는 더욱 안정적이고 정확한 요인부하행렬을 제공하므로(Myers, Ahn, & Jin, 2013) 목표행렬을 설계할 때는 최소 기준 이상으로 충분한 개수의 요소를 지정할 것을 권장한다.

목표행렬을 설정할 때는 일반적으로 이론에 기반하여 지정된 요소를 결정하게 되지만, 산출된 요인부하행렬을 검토한 뒤 이를 반영하여 목표행렬을 재설정하는 것도 가능하다. 사전 목표행렬의 지정되지 않은 요소들에 대한 추가적인 제약을 반영하여 반복적으로 목표행렬을 업데이트하는 과정을 거쳐, 자료에 잘 부합하는 최적의 목표행렬을 찾아낼 수도 있다. 다만 이러한 방식을 사용할 때는, 척도 개발과정에서 분석 결과를 통해 사후적으로 목표행렬을 설정하는 것이 어떤 의미인지에 대한 연구자의 충분한 고려가 필요하다. 이론적 배경에 의해 각 하위구인을 대표하도록 만들어진 문항이 실제 추정결과 다른 구인에 높은 부하량을 가진다 할 때, 목표행렬에 이를 반영함으로써 연구자가 얻을 수 있는 이득은 단지 모형의 적합도가 약간 증가하는 것 뿐이다. 따라서 척도 개발 및 타당화를 목적으로 목표회전을 시행할 때에는 위와 같이 목표행렬을 재설정함으로써 목표행렬의 개선에 초점을 맞추기보다는, 왜 기존 이론과 다른 부하량이 나타났는지 그 의미를 해석하는 것에 더 초점을 맞출 필요가 있다.

목표회전의 준거함수 설계

목표회전 요인분석은 앞에서 설정한 목표행렬의 구조에 부합하는 요인부하행렬의 단순구조 달성을 기준으로 회전각도를 결정한다. 단순구조의 달성이 기준이라는 점은 전통적인 요인분석에서의 페널티 함수와 유사하지만,

설명했듯이 목표회전 방법은 준거함수에 목표행렬의 제약 정보를 반영한다는 특징이 있다. Browne(1972a, 1972b)이 정리한 목표회전 요인분석의 준거함수 g는 식 8과 같이 정의된다.

$$g = \sum_{i=1}^{p} \sum_{j=1}^{m} \left\{ a_{ij} (\lambda_{ij} - b_{ij})^2 \right\} \tag{8}$$

위 식에서 λ_{ij}는 요인부하행렬 Λ의 요소이며, b_{ij}는 해당 요인부하와 같은 위치의 목표행렬 B의 요소이다. a_{ij}는 0 또는 1의 값을 갖는 계수로, 만약 b_{ij}가 지정된 요소라면 1로, 지정되지 않은 요소라면 0으로 정의된다. 결국 준거함수 g는 모든 요인 j와 지표변수 i에 대한 요인부하 추정치와 목표값 간의 차이인 $\lambda_{ij} - b_{ij}$의 제곱합이다. 다만 지정되지 않은 요소들에 대한 차이값은 a_{ij}에 의해 0이 되기 때문에, 지정되지 않은 요소의 위치에 해당하는 차이는 합산 결과에 반영되지 않는다. 즉, g는 오직 지정된 요소들에 대한 목표행렬과 요인부하행렬 간의 전체적인 차이를 반영하는 지수를 산출한다. 일반적으로 지정된 요소 b_{ij}는 0으로 제약하므로 $\lambda_{ij} - b_{ij}$가 작다는 것은 결국 해당 위치의 요인부하 λ_{ij}가 0에 가까운 값이라는 뜻이다. 따라서 g의 값이 작을수록 산출된 요인부하행렬의 구조가 목표행렬의 구조와 부합하는 동시에 단순구조에 가깝다는 것을 의미한다. 목표회전 요인분석은 g가 최소화되는 회전각도를 이용하여 요인부하행렬의 해를 찾는다.

목표회전 요인분석에서 유의할 점은 b_{ij}를 0으로 제약한다고 해서 회전 후 상응하는 요인부하가 0으로 고정되지는 않는다는 사실이다. 목표회전에서의 제약은 CFA와 같이 해당 요인에 대해 지표변수가 아무 관련성도 없음을 반영하는 것이 아니다. 연구자가 사전에 특정 요인부하에 대한 제약을 하더라도, 만약 해당 요인과 지표변수의 관련성이 실제로 상당히 커서 그 요인부하가 0에 가까워질 수 없다면 목표회전 결과 나타나는 회전 후 요인부하의 최종 추정치는 0과 크게 다른 값을 보일 수도 있다(김수영, 2016).

이와 같이 실제 요인과 지표변수 간 관계에 따라 목표행렬에서 지정된 값과 다른 요인부하를 보일 수 있다는 것은 목표회전 요인분석이 CFA와는 다르게 여전히 탐색적인 속성을 가지고 있음을 보여준다. 목표회전 요인분석에 적용되는 목표행렬에는 일련의 제약 정보가 반영되며, 이는 연구자가 가정한 요인과 지표변수 간의 관계를 설정(specification)하는 과정에 해당한다. 따라서 만약 연구자가 요인구조에 대해 잘못된 가설을 세웠을 경우, 목표행렬 또한 잘못된 요인구조를 반영할 수밖에 없다는 우려를 낳을 수 있다. 그러나 Myers 등(2015)은 목표회전을 적용한 요인분석의 시뮬레이션 연구에서 목표행렬의 설정에 오류가 발생하는 것이 요인부하행렬 추출의 정확성과 안정성에 거의 영향을 미치지 않음을 확인하였다. 즉, 목표행렬이 잘못된 가설에 의해 설정된다 하더라도 최종적으로 얻어지는 회전 후 요인부하행렬은 실제 자료에서 얻을 수 있는 요인과 지표변수 간의 관계를 크게 왜곡하지 않는다.

목표회전 요인분석은 부분적으로 설정된 목표행렬 정보를 이용하여 회전 후 요인부하행렬의 해가 사전 정보에 기반한 단순구조에 가까워지도록 회전각도를 결정하는 방법이다. 목표회전은 사전에 설정된 목표행렬을 이용하여 회전에 제약을 가한다는 점에서 확인적인

속성을 가지지만, 제약 내에서 가능한 가장 단순한 구조를 확보한다는 탐색적인 속성을 유지하고 있다. 즉, 목표회전 요인분석은 탐색적이면서도 동시에 확인적인 특성을 가진다.

목표회전의 상대적 강점

사회과학에서의 요인분석 연구는 개념적으로는 차이가 있으나 기술적으로는 상관이 높은 변수들을 구분해야 하는 경우가 많다. 이러한 경우 전통적인 요인분석의 추정된 요인부하를 이용하면 연구자가 의도했던 대로 요인이 묶이지 않아 요인구조를 해석하기 어렵게 되는 일이 종종 발생한다(Gibson, 1959; McDonald, 1981; Waller, Tellegen, McDonald, & Lykken, 1996). 심지어 연구자가 설정한 하위구인이 전혀 드러나지 않고 척도가 단일 요인으로 구성되어 있다는 잘못된 결론을 내리게 될 수도 있다(Comrey, 1978; O'Leary-Kelly & Vokurka, 1998). 이는 전통적 요인분석이 이론과 무관하게 서로 상관이 높은 지표변수들이 공통적으로 설명할 수 있는 잠재적인 요인을 추출하기 때문이다.

이러한 전통적인 회전방법에 비하여 목표회전 방법은 몇 가지 상대적인 강점을 가지고 있다. 가장 먼저, 목표회전 요인분석은 전통적인 요인분석처럼 모든 요인에 대한 모든 요인부하를 추정하면서도 목표행렬의 설정을 통해 연구자의 가설을 반영하여 요인구조를 설계할 수 있다. 요인구조에 연구자의 가설을 반영하는 것은 척도개발 과정에서 하위구인들에 대한 요인구조의 해석가능성을 보다 선명하게 확보할 수 있도록 해 준다. 이는 목표회전이 갖는 탐색적이면서도 동시에 확인적인 특성 때문이다. 목표회전을 이용할 경우, 요인구조에 대한 연구자의 기대를 목표행렬을 통해 설정할 수 있다. 다시 말해, 이론적인 하위구인의 의미가 반영된 문항들의 내용적 차이에 대한 연구자의 기대를 목표행렬에 설정할 수 있다. 결국 연구자의 기대가 회전에 반영되게 되고, 해당 문항들이 가지고 있는 내용적인 공통성이 더 잘 반영된, 즉 이론적인 하위구인의 의미에 보다 가까운 공통요인을 추출할 수 있다. 따라서 단순히 수리적인 원리에 의존하여 요인구조를 찾는 전통적인 회전방법에 비해 목표회전은 연구자의 가설에 최대한 가까운 요인부하행렬의 해를 구할 수 있도록 한다. 목표회전을 이용해 추출한 공통요인은 기존의 이론적 구인의 내용을 더 잘 반영하는 요인이 될 수 있는 가능성이 높으며, 해당 공통요인들에 대한 요인구조를 확인하는 것이 사회과학 영역의 척도개발이나 타당화의 목적을 고려했을 때 더 유용할 수 있다.

다음으로 목표회전은 구조방정식의 상용프로그램인 Mplus에서 실행할 수 있기 때문에 접근성이 우수하다. Mplus를 이용하여 목표회전을 실행하게 되면, EFA를 구조방정식의 틀에서 실시할 때의 여러 가지 장점들을 그대로 얻을 수 있다. 대표적으로 복수의 요인부하행렬과 그에 대한 목표행렬을 하나의 모형 안에서 동시에 설정한 후 모든 요인부하행렬을 독립적으로 회전시키는 것이 가능하다. 예를 들면, 연구자가 고차요인(higher-order factor) 구조의 여러 하위 구조에 대한 개별적인 요인분석을 실행하는 대신에 구조방정식의 틀에서 목표회전을 이용하여 각 하위 구조에 대한 요인분석을 동시에 수행할 수 있게 된다. 이 경우 연구자는 여러 하위 구조들에 대한 요인 탐색을 한 번에 실시할 수 있을뿐더러, 전체적인

모형의 적합도에 대해서도 논할 수 있다. 더불어 목표회전에 사용된 문항들의 오차 간 상관을 가정함으로써 측정오차 간의 공분산과 요인을 구성하는 공통분산을 서로 구분할 수도 있다.

타당화 연구뿐만 아니라 다양한 영역에서 진행된 방법론적 연구들로 인해 목표회전 방법의 강점과 유용성은 더욱 부각된다. 최근 여러 연구자들에 의해 활발히 연구되고 있으며 EFA의 확장에 해당하는 탐색적 구조방정식(exploratory structural equation model, ESEM) 영역에서는 요인 구조가 복잡하고 요인의 개수가 많을 때 기존 EFA의 회전절차인 Geomin의 대안으로 목표회전을 이용할 수 있다는 결과가 일관적으로 확인되고 있다(Asparouhov & Muthen, 2009; Grimm, Steele, Ram, & Nesselroade, 2013; Marsh, Morin, Parker, & Kaur, 2014). 이 외에도 Reise, Moore와 Maydeu-Olivares(2011)는 다차원 자료로 일차원 문항반응모형을 추정하였을 때 나타나는 모수의 왜곡 정도를 확인하기 위한 비교모형화(comparison modeling) 연구에서 목표회전을 비교모형 설정에 사용하는 것이 바람직하다는 연구결과를 발표하였다. 또한 Moore 등(2015)은 베이지안 기법을 접목시켜 목표행렬을 반복적으로 개선해나가는 반복목표회전이 복잡한 요인구조를 가진 모형의 요인분석에 보다 적절하다고 발표하였다. Abad 등(2017)은 bifactor 모형의 회전 방법으로 반복목표회전을 이용하였을 때, 기존의 회전 방법들에 비해 가장 명료한 요인구조를 보였다고 보고했다. Myers, Ahn과 Jin(2013)은 몇 가지 시뮬레이션을 통해 목표회전 방법을 적용시킬 때 제약하는 목표 요소의 개수가 요인분석의 정확성에 어떤 영향을 미치는지를 확인하였다. 그들의 연구에서 제약되는 목표의 개수는 요인 모형에서의 공통분과 표본 크기의 영향을 받는다는 것을 확인하였으며, 비록 공통분이 낮더라도 충분한 크기의 표본과 목표 요소의 개수가 확보된다면 정확한 결과를 얻을 수 있다고 보고하였다.

물론 목표회전의 유용성에 대한 선행 연구들에서는 몇 가지 문제점도 언급되었다. 대표적으로 목표회전은 문항들의 공통분이 낮거나 목표 요소의 개수를 충분히 확보하지 못할 경우 동일 표본 크기의 기존 EFA에 비해 일관성 측면에서 더 불안정한 결과를 낳을 수 있다(Myers 등, 2015). 그러나 Myers 등(2015)은 같은 연구에서 추정치의 정확성 측면에서는 목표회전이 기존 EFA 방법에 비해 더 좋은 결과를 보인다는 것을 보고하였으며, 사회과학 연구는 대부분 이론을 기반으로 한 척도를 개발하므로 목표 요소의 개수를 확보하는 데 어려움이 없기 때문에 목표회전을 사용하는 것에 큰 문제를 야기하지는 않을 것으로 보인다.

목표회전의 적용 예시

심리학 및 교육학 등의 사회과학 연구자들이 목표회전을 보다 잘 이해할 수 있도록 목표회전 방식을 실제 자료에 적용하여 문항 및 척도의 양호도를 평가하고, 그 결과를 전통적인 요인분석 결과와 비교한다.

분석 자료 및 방법

2018년 가천대학교에서 실시된 미취학 아동 대상 창의성 검사 개발 프로젝트에 참여한 총 211명의 1차 예비검사 자료를 이용하여 요인분석을 실시하였다. 원 연구에서는 아동의 창

의성을 측정하기 위하여 7개의 하위구인을 5점 척도로 평정하는 검사가 개발되었으며, 해당 검사는 총 60문항으로 구성된다. 본 예시에서는 분석의 결과를 선명하고 효율적으로 드러내기 위하여 비교적 명확히 구분되는 민감성, 융통성, 독창성 하위구인을 제외하였다. 최종적으로 구인 간 높은 상관을 가진 유창성(10문항), 정교성(6문항), 심미성(8문항), 몰입(6문항)[1)]의 4개 하위구인을 사용하였다.

분석 자료에 대하여 Mplus로 전통적인 요인분석과 목표회전 요인분석을 각각 실시하였다(부록 A, B 참고). 전통적인 요인분석에는 Yates(1987)의 Geomin 방법을 이용하여 사각회전을 적용하였고, 목표회전 요인분석에서는 Browne(1972a, 1972b)의 목표회전 방법으로 사각회전을 실시하였다. 그리고 두 요인분석의 추정은 모두 최대우도 기법을 적용하였다.

분석 결과

요인분석에 앞서 각 구인의 총점 간 상관을 먼저 살펴보았다. 표 1에서 확인할 수 있듯이, 본 자료는 창의성이라는 하나의 상위요인을 구성하는 4개의 하위구인으로 이루어져 있어 서로 상당한 상관을 보여주고 있음을 알 수 있다. 변별타당도(discriminant validity)를 해칠 정도로 높은 상관(예를 들어, 0.8 또는 0.9 이상)이 있지는 않지만, 하위구인 간 상관으로 인해 각 구인을 측정하는 문항들 간에도 서로 높은 상관이 있어, 탐색적 요인분석을 실시할 경우 문항들이 2개 이상의 요인에 관련성을 갖는 복잡한 요인구조를 보일 것이 비교적 쉽게 예상된다.

표 1. 창의성 하위구인 총점 간 상관

	유창성	정교성	심미성	몰입
유창성	1.00			
정교성	.68***	1.00		
심미성	.65***	.70***	1.00	
몰입	.48***	.48***	.35***	1.00

*** $p < .001$

전통적인 요인분석과 목표회전 요인분석 모두 모형 적합도에 대한 정보를 제공하며, 요인부하행렬 정보와 각 문항의 잔차분산(residual variance), 추출된 요인 간 상관에 대한 정보, 공통분(communality)을 확인할 수 있다. 요인분석 결과를 본격적으로 비교하기에 앞서 먼저 Geomin 방법을 적용한 전통적인 요인분석과 목표회전 요인분석의 적합도 결과가 표 2에 제공된다. χ^2값을 포함한 모든 적합도 지수가 상당히 비슷한 값임을 확인할 수 있다. 두 모형 모두 CFI는 Bentler(1990)가 제안한 적합도 기준인 .9에는 미치지 못하였으나, RMSEA는 양호한 적합도 지수 기준에 수용되는 0.08에서 크게 벗어나지 않았고(Browne & Cudeck, 1993), SRMR은 0.08 이내의 값을 보여(Hu & Bentler, 1999) 결과를 해석하는데 큰 문제가 없을 것으로 가정하였다. 따라서 산출된 요인부하행렬을 이용하여 두 요인분석 결과를 비교한다.

두 요인분석의 회전 후 요인부하행렬이 표 3에 제공되며, 그에 따른 요인 간 상관계수행렬이 표 4에 제공된다. 요인분석에서는 요인에 대한 각 문항의 요인부하를 확인하고, 특정 요인에 대해 높은 요인부하를 갖는 문항군의 내용적 측면을 고려하여 해당 요인이 어떤

1) 몰입은 본래 총 7문항으로 이루어져 있으나 한 문항의 양호도에 심각한 결함이 있어 이를 제외하였다.

표 2. 요인분석 방법에 따른 요인모형 적합도

방법	χ^2	df	CFI	RMSEA	SRMR
Geomin 회전	796.065***	321	.830	.084(.076-.091)	.049
목표회전	804.960***	321	.828	.085(.077-.092)	.051

*** $p < .001$

구인을 대표하는지를 정의한다. 이러한 요인부하를 해석하는 데는 다양한 기준이 존재하나, 일반적으로는 요인의 의미 있는 해석을 위해 적어도 0.30∼0.40 이상의 요인부하를 가질 것을 권장하고 있다. 본 연구에서도 요인부하의 실용적인 유의성을 고려하여 Hair, Black, Babin과 Anderson(2010)의 예제에서 사용된 0.4 기준을 적용하였으며, 표 3의 전체 요인부하행렬 가운데 0.4 이상의 값을 갖는 요인부하를 음영 표기하고 이 값들을 위주로 결과를 해석한다.

전통적인 요인분석의 Geomin 회전절차를 실시하여 산출된 요인부하행렬이 표 3의 좌측에 제공된다. 결과를 보면, 요인부하행렬에서 문항들이 각 구인별로 명료하게 구분되지 않아 산출된 요인이 각각 어떤 하위구인을 대표하는지를 명명하기 어려워 보인다. 유창성을 제외한 나머지 구인의 문항들이 두 개 이상의 요인과 높은 관련이 있기 때문이다. 예를 들어, 정교성 문항 세 개는 요인 2에 두 개는 요인 1에 실용적으로 유의미한 부하량을 가지고 있고, 심미성 문항은 세 개씩 요인 2와 3에 유의미한 부하량을 가지고 있으며, 몰입 문항도 각 세 개씩 요인 1과 4에 유의미한 부하량을 가지고 있다. 이러한 결과의 요인부하를 이용하여 특정 구인을 정의하기는 매우 애매하다. 다시 말해, 요인분석으로부터 추출된 요인들 1, 2, 3, 4를 창의성의 어떤 하위구인들로 특정할지 어렵게 된다. 이렇게 되면 각 추출된 요인들이 어떤 하위구인을 의미하는지 판단하기 위해서 통계적 결과가 아닌 연구자의 주관이 개입할 수밖에 없다.

이러한 문제는 문항 간에 서로 관련성을 갖는 자료를 이용하는 경우 자주 발생하는데, 이는 전통적 요인분석이 문항의 내용적 측면을 고려하지 않고 지표변수 간 상관만을 고려하여 요인 회전각도를 결정하기 때문이다. 기하학적인 관점에서 전통적인 요인의 회전은 높은 공통분을 갖는 지표변수군을 가장 잘 설명할 수 있는 위치에 요인축을 배치하는 과정이기 때문에, 요인은 문항의 내용과는 관계없이 서로 높은 상관을 갖는 문항군을 잘 설명하도록 정의된다. 그러므로 만약 어떤 두 문항이 내용상으로 동일 구인에 속하는 문항이더라도, 각각 다른 구인의 문항들과 높은 문항 간 상관을 가진다면 이 문항들은 하나의 요인으로 묶이지 않고 서로 다른 요인에 대해 높은 요인부하를 가질 수밖에 없다. 따라서 본 예시에서 사용된 자료와 같이 문항 간 관련성에 의한 불명확한 요인구조가 예상되는 자료에 전통적 요인분석을 사용하면 생산된 요인구조는 복잡하고, 결과는 명료하게 해석되지 않는다.

다음으로 목표회전 요인분석 결과 산출된 4개 요인에 대한 요인부하행렬은 표 3의 우측에 제공된다. 목표회전 방법을 이용하기 위하

표 3. 전통적 회전 방법과 목표회전 방법을 적용한 탐색적 요인분석 결과($n=211$)

	전통적(Geomin) 요인분석					목표회전 요인분석				
문항	요인1	요인2	요인3	요인4	com	유창성	정교성	심미성	몰입	com
유창성1	0.70	-0.05	0.03	-0.17	0.47	0.53	-0.19	0.12	0.19	0.51
유창성2	0.38	0.00	0.44	0.16	0.50	0.58	0.09	-0.09	0.05	0.60
유창성3	0.73	-0.07	0.13	0.04	0.58	0.34	0.31	0.15	0.08	0.59
유창성4	0.52	0.30	0.05	-0.04	0.53	0.56	0.05	0.06	0.04	0.48
유창성5	0.57	0.00	0.28	-0.11	0.49	0.59	-0.02	0.08	-0.02	0.63
유창성6	0.61	0.00	0.34	-0.04	0.61	0.33	0.06	0.05	-0.07	0.27
유창성7	0.47	0.03	0.13	-0.16	0.29	0.66	-0.14	0.09	0.10	0.56
유창성8	0.54	-0.04	0.38	0.06	0.56	0.44	0.07	0.02	0.11	0.51
유창성9	0.59	0.07	0.17	0.07	0.51	0.30	-0.10	0.42	0.03	0.48
유창성10	0.10	0.33	0.46	0.05	0.48	0.38	0.04	0.11	0.02	0.39
정교성1	0.11	-0.06	0.09	0.72	0.58	0.32	0.01	-0.01	0.05	0.25
정교성2	0.44	-0.05	0.18	-0.03	0.25	0.20	0.23	-0.13	0.17	0.29
정교성3	0.48	0.06	-0.19	0.20	0.29	-0.18	0.48	0.54	0.19	0.56
정교성4	0.02	0.76	-0.08	0.00	0.56	0.19	0.51	0.39	0.03	0.59
정교성5	0.37	0.55	-0.07	-0.23	0.62	0.19	0.08	0.29	0.14	0.37
정교성6	0.15	0.42	0.20	0.13	0.40	0.16	0.07	0.07	0.02	0.14
심미성1	0.22	0.18	0.03	0.15	0.16	0.13	0.14	0.16	-0.06	0.24
심미성2	0.17	0.36	0.04	-0.05	0.22	0.03	0.08	0.51	0.04	0.43
심미성3	-0.11	0.64	0.24	0.03	0.47	-0.13	0.26	0.46	0.03	0.42
심미성4	-0.14	0.74	0.01	0.03	0.47	0.00	0.31	0.39	0.13	0.51
심미성5	0.12	0.62	0.04	-0.02	0.48	0.25	-0.30	0.50	0.12	0.58
심미성6	-0.07	0.28	0.65	0.07	0.56	0.19	-0.05	0.41	0.01	0.45
심미성7	0.08	0.38	0.48	-0.29	0.52	0.17	-0.08	0.39	-0.11	0.36
심미성8	-0.01	0.32	0.48	-0.40	0.48	0.13	0.35	0.36	0.00	0.51
몰입1	-0.14	0.03	0.00	0.76	0.57	0.25	0.26	-0.04	0.12	0.35
몰입2	0.53	0.15	-0.12	0.06	0.35	0.29	0.33	-0.11	0.08	0.33
몰입3	0.60	0.06	-0.22	0.00	0.36	0.32	0.22	-0.06	0.18	0.43
몰입4	0.61	0.13	-0.13	0.21	0.50	-0.09	0.00	0.10	0.59	0.54
몰입5	0.06	0.30	0.07	0.44	0.36	-0.08	0.00	-0.12	0.80	0.88
몰입6	0.19	0.11	0.00	0.51	0.36	0.05	-0.20	0.01	0.40	0.26

주. 음영은 0.40 이상의 요인부하계수를 표시함.

여 먼저 사전 목표행렬을 가설에 맞게 작성하였다. 즉, 모든 문항들이 이론에 따라 4개 하위구인에 각각 부하된다고 가정하고, 다른 구인에는 0에 가까운 부하량을 갖도록 제약하였다. 결과표를 보면 전통적인 요인분석과 비교하여 명확히 구분되는 점이 있다. 목표회전 요인분석은 사전에 목표행렬을 이용하여 각 요인들이 어떤 문항들로 구성되어야 하는지에 대한 목표를 정의하므로, 각 요인들은 전통적인 방법에서처럼 요인 1, 요인 2 등 모호한 이름을 갖는 것이 아니라 연구자가 정의하는 하위구인명을 그대로 유지한다는 특징이 있는 것이다. 이러한 목표회전의 특징은 연구자가 분석 결과 추출된 요인의 의미를 더 쉽게 해석할 수 있도록 한다.

결과를 보면, 전통적인 요인분석의 요인부하행렬과 비교하여 각 문항들이 요인별로 더 명료하게 구분된다. 모든 문항 중에서 유창성9와 정교성3을 제외하면 의도했던 요인이 아닌 다른 요인에 0.40 이상의 요인부하를 갖는 문항은 없다. 예를 들어, 심미성과 몰입의 문항들이 전통적인 요인분석에서는 두 개 요인에 대해 고르게 높은 부하량을 가졌으나 목표회전 방법에서는 단일한 요인에 대해서만 0.40 이상의 높은 부하량을 가진다. 그리고 그 단일한 요인들은 모두 가설에 부합하는 요인들이다. 이런 이유로 목표회전 요인분석을 이용하면 산출된 요인들이 각각 어떤 하위구인을 대표하는지를 보다 쉽게 파악할 수 있다. 예를 들어, 심미성 요인에 대해 가장 높은 부하량을 갖는 문항의 대부분이 심미성 구인을 내용적으로 다루고 있는 문항들이므로 해당 요인이 연구자의 이론에 따른 심미성 구인을 제대로 대표하고 있다고 판단할 수 있다.

이와 같이 비교적 명확하게 요인의 의미가 구분되는 이유는 목표회전 요인분석이 목표행렬을 이용해 다른 요인들에 대한 회전 후 요인부하를 제약하기 때문이다. 기하학적인 관점에서 목표회전 요인분석의 회전은 목표행렬에서 0으로 지정된 요소들을 가장 잘 반영할 수 있는 위치에 요인축을 배치한다. 즉, 전통적 요인분석에 비해 지표변수 간 상관이 요인축의 배치에 더 적은 영향을 미친다. 따라서 복잡한 요인구조를 갖는 자료에서도 보다 간명한 요인구조를 얻을 수 있다.

표 4에는 두 회전방법에 따른 요인 간 상관계수 행렬이 제시되어 있다. 전통적 요인분석에 의한 상관은 요인1과 요인2($r = .48, p < .05$), 요인1과 요인4($r = .33, p < .05$)의 상관을 제외하면 요인 간 상관이 거의 나타나지 않은 반

표 4. 전통적 회전 방법과 목표회전 방법을 적용한 요인 상관계수

전통적(Geomin) 요인분석					목표회전 요인분석				
	요인1	요인2	요인3	요인4		유창성	정교성	심미성	몰입
요인1	1.00				유창성	1.00			
요인2	.48*	1.00			정교성	.32***	1.00		
요인3	.13	.12	1.00		심미성	.41***	.22***	1.00	
요인4	.33*	.22	.15	1.00	몰입	.38***	.16**	.30***	1.00

* $p < .05$ ** $p < .01$ *** $p < .001$

면, 목표회전 요인분석 결과 나타난 요인 간 상관은 정교성과 몰입을 제외하고는 .22에서 .41까지의 상관을 보이는 것을 확인하였다.

결과 해석에 덧붙여, 문항이 연구자의 의도와는 다른 요인에 높은 부하량을 갖는 결과가 나올 때, 목표회전은 이 문항들이 구인의 내용에 적합하지 않은 문항이라고 해석할 수 있다. 다시 말해, 표 3에 나타난 목표회전 결과에서 유창성9, 정교성3 문항은 각각 유창성과 정교성 구인을 제대로 대표하지 못하는 문항이라고 유추할 수 있다. 이와 같은 해석을 할 수 있는 이유는 목표회전 요인분석에서 사용되는 준거함수의 설계 방식 때문이다. 특정 문항이 목표한 요인이 아닌 다른 요인에 큰 부하량을 갖는다는 것은 다른 요인에 대해 0에 가까운 부하량을 가진 채로는 회전이 수렴될 수 없었음을 의미한다. 즉, 지정된 값인 0에 최대한 근접하도록 제약을 가했음에도 불구하고 요인부하 추정치가 작지 않은 값을 가졌다면, 해당 문항은 연구자가 의도했던 구인에 잘 부하되지 않는 문항이라는 해석이 가능하다.

논 의

본 연구의 목적은 사회과학 영역 척도의 개발 및 타당화 등의 상황에서 목표회전 방법의 유용성을 탐색하는 것이었다. 특히 심리학 영역의 연구에서는 개념적으로 구인 간, 문항 간에 상관을 가질 때가 많은데, 이 때 전통적인 요인분석을 이용하는 것은 복잡한 요인구조를 주관적인 판단에 의존하여 해석해야만 하는 어려움을 자주 야기한다. 본 연구에서는 이러한 상황에서 전통적 요인분석의 대안으로 요인회전 과정에 제약을 가할 수 있는, 즉 이론에 따라 특정한 요인부하의 목표를 0으로 제약하는 목표회전 요인분석의 발생과정과 원리, 유용성 및 발전과정 등에 대하여 탐색하였다. 또한 실제 자료를 적용하여 전통적 회전방법 중 Geomin과 목표회전 방법의 결과를 비교함으로써 그 실질적인 유용성을 확인하였다.

간략하게 정리한 연구 결과는 다음과 같다. 목표회전 방법을 이용하면 이론적으로 더 의미 있는 요인을 산출할 수 있었으며, 요인구조의 해석이 보다 용이해졌다. 목표회전은 요인의 회전 단계에서 목표행렬을 이용하여 특정 요인부하들의 목표를 0으로 제약함으로써 연구자가 기대하지 않은 문항 간 상관이 최종 요인구조 산출에 미치는 효과를 낮춘다. 이는 표 3의 오른쪽에 나타난 결과처럼 문항이 여러 요인에 걸쳐 유의미한 요인부하를 갖는 문제를 줄일 수 있다. 따라서 표 3의 결과를 보면, 목표행렬을 이용하여 산출된 요인들은 오직 지표변수 간의 상관에만 기반한 요인들보다 연구자가 의도한 구인에 가까운 의미를 가짐을 확인하였다. 산출된 요인이 이론적인 구인에 가깝다는 것은 해당문항이 특정 구인의 적절한 지표라는 뜻이므로, 문항과 구인을 연결해 주는 요인부하를 이용해 문항의 양호도를 평가할 때 보다 신뢰로운 양호도 근거가 된다. 예시에서 얻은 결과를 통해, 목표회전 방법의 적용 가능성을 확인할 수 있었다. 따라서 목표회전 방법은 사회과학 영역 척도의 개발 및 타당화 상황에 유용하게 쓰일 수 있을 것으로 보인다.

위와 같은 강점에도 불구하고, 목표회전을 실제 연구에 적용시킬 때 연구자가 반드시 고려해야 할 몇 가지 주의점이 있다. 우선 목표

회전은 기대하는 요인구조가 없는 경우 목표 행렬을 설정할 수 없기 때문에, 연구자가 목표로 하는 사전 구조가 존재하지 않는다면 이용할 수 없는 방법이다. 또한 목표회전에 적용되는 준거함수의 설계 상, 각 하위구인에 속한 문항 개수가 큰 차이를 보일 경우 요인부하행렬을 결정할 때 하위구인들의 상대적 중요도 비중이 달라질 수 있다. 마지막으로, Mplus를 이용하여 목표회전을 실시할 경우 전통적인 탐색적 요인분석 결과에서 제공하는 정보인 추출된 각 요인의 고유값(eigenvalue)을 결과로 제공하지 않으므로 고유값에 대한 정보가 필요할 경우 각 공통요인의 요인부하를 이용하여 따로 계산해야만 한다. 이러한 고려사항을 염두에 두고, 목표회전을 사용하여 척도를 개발 및 타당화하고자 한다면 다음과 같은 가이드라인을 제안할 수 있다. 첫째, 목표회전은 이론적 기반이 확보된 상황이라면 요인구조가 복잡한 상황에서 기존 방법의 대안으로 충분히 선택될 수 있다. 전통적 EFA 결과 너무 복잡한 요인구조가 산출될 경우, 추가적으로 목표회전 요인분석을 이용하는 것도 가능하다. 둘째, 모형의 추정을 위해 충분한 표본 크기를 확보해야 하며, 적정 수준의 지정된 요소가 결정되어야 한다(Myers, Ahn, & Jin, 2013). 셋째, 준거함수를 고려했을 때 각 하위구인의 문항 개수에 큰 차이가 없는 상황을 권장한다. 덧붙여, 만약 목표회전을 이용하더라도 연구자의 이론에 맞지 않는 요인구조가 발견될 경우, 이는 EFA만으로는 해결하기 어려운 문제일 수 있다. 예를 들어 모든 하위구인에 공통적으로 영향을 미치는 공변인이 존재하는 등의 경우를 생각해볼 수 있는데, 이럴 때는 EFA만을 사용하기 보다는 고차요인 모형(higher-order factor model)에 기반한 ESEM을 통해 요인구조를 찾아내는 것이 보다 바람직한 방법일 수 있다.

목표회전 요인분석의 실제 심리학 자료에 대한 적용 가능성을 탐색하고자 노력하였으나, 다른 모든 연구처럼 본 연구도 제한점을 가지고 있다. 첫째, 실제로 예시에서 사용된 자료의 표본 크기가 충분히 크지 않았다. 요인분석에서 적절한 표본크기는 많은 연구자들에 의해 제안되었는데, 사례와 지표변수의 비율에 대한 기준은 20:1, 10:1, 5:1(Hair et al., 2010; Nunnally, 1978; Tabachnick & Fidell, 2007) 등으로 다양하며, 절대적인 표본 크기가 200개 이상이면 나쁘지 않다(Comrey & Lee, 1992; Guilford, 1956)고 주장하는 학자들도 있다. 본 연구에서 사용된 실제 자료는 총 211명으로 분석에 문제가 될 정도로 작은 크기는 아니었으나 사용된 지표변수의 개수에 비해 충분히 큰 크기도 아니라는 지적이 있을 수 있다. 표본의 크기가 클수록 요인분석 결과는 더욱 안정적으로 확보될 수 있으므로, 추후 다양한 분야의 많은 연구에서 목표회전의 유용성에 대한 보다 충분한 증거가 수집될 수 있을 것으로 기대한다. 둘째, 본 연구에서 확인한 목표회전 방법의 유용성에 대한 증거는 사회과학 연구에서 빈번하게 문제를 발생시키는 다양한 요소들 중 구인 간 높은 상관을 가지는 경우만을 반영한 것이다. 실제 사회과학 영역의 연구에는 높은 상관 뿐 아니라 작은 표본 크기(Comrey & Lee, 1992; Guilford, 1956; Nunnally, 1978), 역문항 사용(DiStefano & Motl, 2006; Zhang, Noor & Savalei, 2016) 등 요인분석 결과에 문제를 발생시킬 수 있는 많은 요인들이 존재한다. 따라서 이러한 문제점들을 반영하여 다양한 시뮬레이션 및 실제 자료 연구가 진행된다면 목표회전 방법의 일반 연구 적용

가능성에 대한 보다 실증적인 결과를 보일 수 있을 것이다.

위와 같은 제한점에도 불구하고, 본 연구는 요인구조의 비선명성 문제에 대한 하나의 해결책으로 국내에서는 거의 다루어진 적이 없는 목표회전 방법을 사용하는 것을 제안하고 그 적용 가능성을 탐색하였다는 데에 의의가 있다. 이에 따라 목표회전 요인분석의 원리를 보이고 이를 사용함으로써 연구자가 얻을 수 있는 여러 상대적 강점을 논의하였다. 나아가, 예시를 통해 전통적인 요인분석과 목표회전 요인분석을 적용하여 산출된 요인구조를 비교함으로써, 실제 척도 개발 상황에서 목표회전이 유용하게 사용될 수 있는 상황과 가능성을 확인하였다.

참고문헌

김수영 (2016). 구조방정식 모형의 기본과 확장. 서울: 학지사.

이순묵, 윤창영, 이민형, 정선호 (2016). 탐색적 요인분석: 어떻게 달라지나?. 한국심리학회지: 일반, 35(1), 217-255.

Abad, F. J., Garcia-Garzon, E., Garrido, L. E., & Barrada J. R. (2017). Iteration of partially specified target matrices: application to bi-factor case. *Multivariate Behavioral Research, 52*(4), 416-429.

Armstrong, J. S. (1967). Derivation of theory by means of factor analysis of Tom Swift and his electric factor analysis machine. *The American Statistician, 21,* 17-21.

Asparouhov, T., & Muthén, B. O. (2009). Exploratory structural equation modeling. *Structural Equation Modeling, 16*, 397-438.

Bentler, P. M. (1990). Comparative fit indexes in structural models. *Psychological Bulletin, 107*(2), 238-246.

Browne, M. W. (1972a). Oblique rotation to a partially specified target. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology, 25*, 207-212.

Browne, M. W. (1972b). Orthogonal rotation to a partially specified target. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology, 25*, 115-120.

Browne, M. W. (2001). An overview of analytic rotation in exploratory factor analysis. *Multivariate Behavioral Research, 36*, 111-150.

Browne, M. W., & Cudeck, R. (1993). Alternative ways of assessing model fit. In Bollen, K.A. & Long, J. S. (Eds.), *Testing structural equation models*(pp. 136-162). Newbury Park, CA: Sage.

Comrey, A. L. (1978). Common methodological problems in factor analytic studies. *Journal of Consulting and Clinical Psychology, 46*, 648-659.

Comrey, A. L., & Lee, H. B. (1992). *A First Course in Factor Analysis*(2nd edition). Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum.

Crawford, C. B. & Ferguson, G. A. (1970). A general rotation criterion and its use inorthogonal rotation. *Psychometrika, 35*, 321-332.

Cudeck, R., & MacCallum, R. C. (2007). *Factor analysis at 100: Historical depelopments and future directions.* Mahwah, NJ: Erlbaum.

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(3), 440-464.

Ford, J. K., MacCallum, R. C., & Tail, M. (1986). The applications of exploratory factor analysis in applied psychology: a critical review and analysis. *Personnel Psychology, 39*, 291-314.

Gibson, W. A. (1959). Three multivariate models: factor analysis, latent structure analysis, and laten profile analysis. *Psychometrika, 41*, 385-404.

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

Gorsuch, R. L. (2015). *Factor Analysis*(classic edition). NY: Routledge.

Grimm, K. J., Steele, J. S., Ram, N., & Nesselroade, J. R. (2013). Exploratory latent growth models in the structural equation modeling framework. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal, 20*(4), 568-591.

Gruvaeus, G. T. (1970). A general approach to procrustes pattern rotation. *Psychometrika, 34*, 493-505.

Guilford, J. P. (1956). The Structure of Intellect. *Psychological Bulletin, 53*, 267-293.

Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2010). *Multivariate Data Analysis*(7th edition). NJ: Prentice Hall.

Harman, H. H. (1967). *Modern Factor Analysis.* Chicago: The University of Chicago Press.

Henson, R. K., & Roberts, J. K. (2006). Use of exploratory factor analysis in published research: Common errors and some comment on improved practice. *Educational and Psychological Measurement, 66*, 393-416.

Horst, A. P. (1941). A non-graphical method for transforming an arbitrary factor matrix into a simple structure factor matrix. *Psychometrika, 6*, 79-99.

Howe, W. G. (1955). *Some contributions to factor analysis.* Report No. ORNL-1919, Oak Ridge National Laboratory, Tennessee: Oak Ridge.

Hu, L., & Bentler, P. (1999). Cutoff criteria for fit indices in covariance structure analysis: conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling, 6*, 1-55.

Jöreskog, K. G. (1969). A general approach to confirmatory maximum likelihood factor analysis. *Psychometrika, 34*, 183-202.

Jöreskog, K. G., Sörbom, D., & Magidson, J. (1979). *Advances in factor analysis and structural equation models.* Cambridge, MA: Abt Books.

Lawley, D. N. & Maxwell, A. E. (1964). Factor transformation methods. *British Journal of Statistical Psychology, 17*, 97-103.

Marsh, H. W., Morin, A. J. S., Parker, P. D., & Kaur, G. (2014). Exploratory structural equation modeling: an integration of the best features of exploratory and confirmatory factor analysis. *Annual Review of Clinical Psychology, 10,* 95-110.

McDonald, R. P. (1981). The dimensionality of tests and items. *British Journal of Mathmatical and Statistical Psychology, 34*, 100-117.

McKeon, J. J. (1968). *Rotation for maximum association between factors and tests.* Unpublished manuscript, Biometric Laboratory, George Washington University.

Moore, T. M., Reise, S. P., Depaoli, S., &

Haviland, M. G. (2015). Iteration of partially specified target matrices: application in exploratory and bayesian confirmatory factor analysis. *Multivariate Behavioral Research, 50*(2), 149-161.

Mulaik, S. A., & Millsap, R. E. (2000). Doing the four-step right. *Structural Equation Modeling, 7*, 36-73.

Muthén, L., & Muthén, B. (1998-2019). Mplus (Version 7). Los Angeles, CA: Muthén & Muthén.

Myers, N. D., Ahn, S., & Jin, Y. (2013). Rotation to a partially specified target matrix in exploratory factor analysis: How many targets?. *Structural Equation Modeling, 20*, 131-147.

Myers, N. D., Jin, Y., Ahn, S., Celimli, S., & Zopluoglu, C. (2015). Rotation to a partially specified target matrix in exploratory factor analysis in practice. *Behavior Research Methods, 47*(2), 494-505.

Nunnally, J. C. (1978). *Psychometric theory*(2nd Edition). New York: McGraw-Hil

O'Leary-Kelly, S. W., & Vokurka, R. J. (1998). The empirical assessment of construct validity. *Journal of Operations Management, 16*(4), 387-405.

Pett, M., Lackey, N. & Sullivan, J. (2003). *Making sense of factor analysis.* Thousand Oaks: Sage Publications, Inc.

Reise, S. P., Moore, T., & Maydeu-Olivares, A. (2011). Target rotations and assessing the impact of model violations on the parameters of unidimensional item response theory models. *Educational and Psychological Measurement, 71*(4), 684-711.

Spearman, C. (1904). "General intelligence," objectively determined and measured. *American Journal of Psychology, 15*, 201-292.

Tabachnick, B. G., & Fidell, L. S. (2007). *Using Multivariate Statistics*(5th edition). New York: Allyn and Bacon.

Thurstone, L. L. (1947). *Multiple Factor Analysis.* Chicago: University of Chicago Press.

Tucker, L. R. (1944). A semi-analytical method of factorial rotation to simple structure. *Psychometrika, 9*, 43-68.

Waller, N. G., Tellegen, A., McDonald, R. P., & Lykken, D. T. (1996). Exploring nonlinear models in personality assessment: Development and preliminary validation of a negative emotionality scale. *Journal of Personality, 64*, 545-576.

Yates, A. (1987). *Multivariate Exploratory Data Analysis: A Perspective on Exploratory Factor Analysis.* Albany: State University of New York Press.

Zhang, X., Noor, R., & Savalei, V. (2016). Examining the effect of reverse worded items on the factor structure of the Need for Cognition scale. *PloS ONE 11*(6): e0157795.

1차원고접수 : 2019. 04. 05.
2차원고접수 : 2019. 06. 24.
3차원고접수 : 2019. 08. 22.
최종게재결정 : 2019. 09. 16.

한국심리학회지: 일반
Korean Journal of Psychology: General
2019, Vol. 38, No. 3, 377-400
http://dx.doi.org/10.22257/kjp.2019.09.38.3.377

Exploring Applicability of Target Rotation in Factor Analysis

Kyungmin Lim **Su-Young Kim**

Ewha Womans University

Target rotation is one of the rotation criteria of factor analysis, which is designed to rotate the pattern matrix to a partially targeted matrix in advance. The factor analysis with targe rotation is different from the traditional exploratory factor analysis in that a priori substantive theory can be reflected to the factor analytic model. The purpose of the present study is to introduce the factor analysis with target rotation and to explore applicability of target rotation in practical situations, especially in the scale development. To achieve this goal, we explore the historical development and the mathematical principles of the two factor analysis methods, traditional exploratory factor analysis vs. factor analysis with target rotation, and compare the performances of the two methods. 211 participants from a pilot study of developing a creativity scale were used for comparing the pattern matrix solutions of each method. The results showed that the solution of the pattern matrix from the target rotation had a simpler structure and better construability than the traditional factor rotation method when data had complex underlying structure and large inter-construct correlations.

Keywords: factor analysis, target rotation, partially specified target, scale development, validation

부록

A. 전통적인 요인분석

```
TITLE: Factor analysis_Geomin
DATA: FILE IS analysis_checklist_geotar.dat;
        FORMAT IS 60f12.0;
VARIABLE: NAMES ARE F1-F10 E1-E6 A1-A8 I1-I7;  !F:유창성, E:정교성, A:심미성, I:몰입
USEVARIABLES ARE F1-F10 E1-E6 A1-A8 I2-I7;
ANALYSIS: TYPE=EFA 4 4; ROTATION=GEOMIN;  !Geomin을 이용한 요인의 회전
OUTPUT: stdYX;
```

B. 목표회전 요인분석

```
TITLE: Factor analysis_ Target rotation
DATA: FILE IS analysis_checklist_geotar.dat;
        FORMAT IS 60f12.0;
VARIABLE: NAMES ARE F1-F10 E1-E6 A1-A8 I1-I7;
USEVARIABLES ARE F1-F10 E1-E6 A1-A8 I2-I7;
ANALYSIS: TYPE=General; ROTATION=Target(oblique);  !목표회전 적용
MODEL:
  f_F by F1-F10 E1-E6 A1-A8 I2-I7
         E1-E6~0
         A1-A8~0
         I2-I7~0(*1);  !유창성 문항을 제외한 모든 문항의 부하량 0으로 설계
  f_E by F1-F10 E1-E6 A1-A8 I2-I7
         F1-F10~0
         A1-A8~0
         I2-I7~0(*1);  !정교성 문항을 제외한 모든 문항의 부하량 0으로 설계
  f_A by F1-F10 E1-E6 A1-A8 I2-I7
         F1-F10~0
         E1-E6~0
         I2-I7~0(*1);  !심미성 문항을 제외한 모든 문항의 부하량 0으로 설계
  f_I by F1-F10 E1-E6 A1-A8 I2-I7
         F1-F10~0
         E1-E6~0
         A1-A8~0(*1);  !몰입 문항을 제외한 모든 문항의 부하량 0으로 설계
OUTPUT: stdYX;
```