계량분석 Internal Reliability and Cronbach's Alpha

김현우, PhD¹

1 충북대학교 사회학과 조교수

December 10, 2021



진행 순서

- 주성분분석(계속)
- ② 신뢰도
- ③ 크론바흐 알파

요인적재량의 해석을 돕기 위해 회전(rotation)을 수행할 수 있다.

- 회전은 사실 행렬과 삼각함수를 배워야 이해할 수 있는 개념이다. 이른바 회전행렬 (rotation matrix)이 있어 이것을 ω 들의 행렬에 곱하면 그래프의 축을 회전시킬 수 있다.
- 다음 페이지의 왼쪽 그림을 참고로 X₁의 대응하는 두 주성분의 값을 확인해보자.
 이때 축을 뒤틀면 어떻게 될까? 다음 페이지의 오른쪽 그림에서는 축이 뒤틀려 대응하는 두 주성분의 값이 달라졌다.
 이 과정을 회전이라고 부른다.
- 회전의 원리는 상당히 복잡하다. 그런데 X축과 y축이 본래 직교하듯(90도 관계), 직교의 제약을 여전히 유지하면서 x축과 y축을 뒤틀 수 있다. 이것을 직교 회전 (orthogonal rotation) 내지 대각 회전이라고 부르는데 가장 유명한 알고리즘은 베리백스(varimax)이다. Stata의 디폴트도 이것이다.



- 대각 회전의 치명적인 단점은 "주성분 사이에 상관관계가 없다"는 강한 제약을 유지한다는 것이다. 이 단점에도 불구하고 대각 회전은 수학적으로 간결하다 (그러므로 아름답다). 그리고 이 가정이 이론적으로 정당화될 수 있다면(혹은 되어야 한다면!) 괜찮다.
- 대각 회전 대신 사각 회전(oblique rotation)은 x축과 y축 사이의 직교 제약을 완화하여 따로따로 회전시킨다. 그리하여 주성분 사이에 상관관계를 허용한다.
- 이론과 무관하게 데이터 분석의 입장에서 본다면 사각 회전을 해보고 주성분 사이의 통계적으로 유의한 상관계수가 있을 때 사각 회전으로 갈 수 있다.
- 다만 사회통계학을 응용하는 입장에서는 실용적으로 둘 다 해보는 것이 바람직하다.
 큰 차이가 있다면 사각 회전을 따라가는 것을 추천한다. 차이가 없다면 대각 회전을 유지하고 각주 등으로 사각 회전을 확인해보았지만 차이가 없었다고 언급해 둘 수 있다.



Stata에서 주성분분석 이후 회전을 연습해보자([Stata 코드] 참고).

- 다시 renpainters.dta를 열고 모든 변수에 대해 주성분분석을 일차적으로 수행하자. 요인적재량을 들여다보고 주성분을 도출해보자.
- 대각 회전을 실시하자. 요인적재량은 어떻게 바뀌었는가? 요인적재량이 0.4보다 작은 것은 아예 나타나지 않게 하여 관찰해보자.
- 이번에는 promax(3) 사각 회전을 실시하자. 요인적재량은 어떻게 바뀌었는가? 요인적재량이 0.4보다 작은 것은 아예 나타나지 않게 하여 관찰해보자.



회전 이후에도 해석이 모호하다면 능동적으로 내용 구성을 바꾸어야 한다.

- 어떤 변수의 요인적재량이 0.4 이하라면 해당 변수와 주성분 간에는 상관관계가 약한 셈이다. 만일 어떤 주성분에 대해서도 0.4를 넘지 못한다면 주성분보석에서 이 변수를 아예 탈락시키는 것을 고려해 볼 수 있다.
- 반대로 둘 이상의 주성분에 대해 어중간하게 높은 요인적재량을 갖는 경우를 "교차적재량(cross-loading)이 높다"고 표현한다. 이것도 바람직하지 않은 상황이다. 이러한 변수 역시 탈락을 고려할 수 있다.
- 논문이나 보고서에 결과표를 제시할 때는 0.4 보다 작은 요인적재량은 아예 표기하지 않는 것도 보기 좋다.



실제 데이터를 가지고 회전을 연습하자([Stata 코드] 참고).

- 아까 Y1_STD_EDU.csv로 데이터로 돌아가 먼저 대각 회전을 실시하자. 요인적재량은 어떻게 바뀌었는가? 요인적재량이 0.4보다 작은 것은 아예 나타나지 않게 하여 관찰해보자. 이 요인적재량에 근거하여 주성분을 생성한다면 어떨까?
- 요인적재량과 교차적재량을 면밀히 살펴가면서 어떤 문항을 제거하면 주성분분석을 통해 더 깔금한 결과를 얻을 수 있을지 실험해보자.
- 최종적으로 주성분들을 도출한 뒤, 임의의 두 주성분 사이의 상관계수를 확인해보자.
 이 값은 반드시 0이다(Why?).
- 만일 네 개의 주성분을 추출한다면 이것들은 전체 데이터 변량의 몇 퍼센트를 설명할까?
- 각각의 주성분에 이름과 이론적으로 실제 의미를 부여해보자. 각각의 변수들이 이론적으로 예상한 바대로 적절한 주성분 안으로 분류되었는가?
- 시험 점수를 종속변수로 하고 주성분들을 독립변수로 하는 회귀분석을 수행하고 그 결과를 해석해보자.



주성분분석이 필요한가 또는 적절한가 여부를 판단하는 (큰 의미를 갖지 않는) 절차도 있다.

- 주성분분석은 상관계수행렬(혹은 공분산계수행렬)을 사용하므로 원칙상 모든 변수는 숫자형 척도여야 한다. 그러나 관행상 거의 전 분야에서 리커트 척도가 아무렇지도 않게 사용된다.
- 요인분석이 적절한가를 확인하기 위해 다음의 두 가지 절차가 제시되고 있다.
- 상관계수행렬을 그려보고 상관계수가 0.4보다 큰 변수들이 충분히 많이 있는지 확인한다. 이 절차를 공식화한 것이 바렛의 구형성 검정(Barlett's Sphericity Test)와 카이저-마이어-올킨(Kaiser-Meyer-Olkin; KMO)의 표집적절성 점수 (Measure of Sampling Adequacy)이다.
- 통계 컨설턴트에게 맡긴 경우 (맥락이 동떨어져 있는데도) 이런 지표들을 열심히 보고하는 경향이 있다. 그래서 학위논문에 이 지표들이 굉장히 적극적으로 보고되지만, 주성분분석이 사용될 때 전문적인 학술논문이나 연구보고서에서는 생각처럼 열심히 보고되지 않는다.



- 맥락을 되짚어보면 주성분분석을 수행할 때 우리는 이미 타당화된 지표를 사용한다. 다시 말해, 우리는 이미 기존 문헌에서 개발되고 확인적 요인분석을 거쳐 타당화가 완료된 개념과 그 측정항목을 사용한다.
- 그 측정이론(measurement theory)의 전공가가 아닌 이상 새로운 측정도구를 함부로 고안/개발하려고 시도하는 것은 너무 위험하다. 기존 문헌/설문지 자료 등을 꼼꼼히 읽고 거기에서 연구자들이 식별해 놓은 측정도구를 그대로 사용해야 하는 것이다. 이것은 실무자/사회통계학자 레벨에서 볼 때 충분히 납득할 만한 부분이다. 다행히 모두가 궁금해 할 만한 대부분의 사회학적 현상들은 이미 개발된 측정도구가 있다.
- 바로 이 맥락 때문에 앞서 언급한 구형성 검정이나 KMO는 주성분분석을 수행할 때 그렇게 심각한 의미는 갖지 못하게 된다. 물론 보고해도 전혀 잘못된 것은 아니고 리뷰어가 요구하면 해야 한다.



Stata에서 적절성 평가를 연습하자([Stata 코드] 참고).

- 이번에도 renpainters.dta를 가지고 연습해보자.
- 먼저 factortest 라는 user-written command를 설치해야 한다. 바렛의 구형성 검정을 수행하자. 영가설은 무엇인가? 이를 기각할 수 있는가?
- 다음으로 내부 명령어로 KMO를 확인해보자. 개별 변수에 대응하는 값과 종합 값이 0.5보다 크면 문제가 없는 것으로 알려져 있다. 결과는 어떠한가?
- 같은 테스트를 Y1_STD_EDU.csv에 대해서도 수행해보자.



- 어떤 측정도구에 신뢰도가 확보되어 있는가를 확인하기 위한 몇 종류의 기본적 유형 내지 방법이 알려져 있다: (1) 재검사 신뢰도(test-retest reliability), (2) 반분 신뢰도(split-half reliability), (3) 내적 일관성 신뢰도(internal consistency reliability), (4) 채점자간 신뢰도(inter-coder reliability) 등.
- 신뢰도 높은 문항은 엄격한 조작적 정의와 구체적인 측정문항 및 절차를 전제로 하므로 사회학적 개념의 풍부한 의미와 뉘앙스를 박탈하는 것처럼 보인다(Babbie 2021).
- 재검사 신뢰도는 같은 측정도구를 한 번 더 시험해서 앞서 얻은 결과와 얼마나 일관되어 있는지 확인하는 방법 내지 그렇게 확인할 수 있는 유형의 신뢰도이다.
- 반분 신뢰도는 측정도구의 문항들을 임의로 나누어 시험한 뒤, 두 세트의 결과가 얼마나 일관되어 있는지 확인하는 방법 내지 그렇게 확인할 수 있는 유형의 신뢰도이다. 강승호·김양분(2004)은 이를 내적 일관성의 일부로 본다.



- 내적 일관성 신뢰도는 문항들 사이에서 상관관계가 높다면 이에 근거한 측정도구의 (내적) 일관성이 높음을 확인하는 방법 내지 그렇게 확인할 수 있는 유형의 신뢰도이다.
- 채점자간 신뢰도(혹은 코더간 신뢰도)는 조금 다른 맥락(내용분석 등)에서 여러 채점자 간 혹은 코더 간 내용을 평가한 뒤, 이 일관성을 확인하는 방법 내지 그렇게 확인할 수 있는 유형의 신뢰도이다.
- 방법론 자체를 연구하는 경우 "시험을 위한 시험"을 치를 의향이 있으므로 다양한 방식을 고려할 수 있지만 실제 연구에서는 내적 일관성 점수인 크론바흐 알파 (Cronbach's α)를 사용하는 것이 보통이다.
- 리커트 척도나 심지어 더미변수를 사용했을 때도 대체로 잘 작동한다. 방법론 전공자들 사이에서는 크론바흐 알파에 대한 비판적 연구가 이미 많이 나왔지만 (Sijtsma 2009), 여전히 널리 쓰이기 때문에 적어도 2021년 현재에도 크게 걱정할 필요는 없어 보인다.



가장 먼저 신뢰도 비율 (ρ) 의 논리를 이해해야 한다

- 경험과학의 맥락에서 어떤 사회 현상이나 그에 관한 개념은 보통 다차원적이다. 단일한 측정항목을 통해 이러한 다차원성을 한번에 포섭하기란 거의 불가능하다(e.g., "삶의 행복"같은 개념).
- 그러므로 여러 개의 측정항목들을 통해 서로 다른 차원들을 따로따로 측정한 뒤, 개별 측정항목들 $(X_1, X_2, ..., X_k)$ 을 모두 더해 합성지수 $(composite\ index)$ 인 y를 만들 필요가 있다. 측정이론에서는 이렇게 만들어지는 변수를 잠재변수 $(latent\ variable)$ 라고 부른다(t)단 합성지수가 잠재변수와 동의어인 것은 아니다(t)).
- (조사방법론의 맥락에서) 내적 일관성은 바로 잠재변수의 신뢰도를 계산하는 원리이자 방법을 의미한다. 따라서 잠재변수를 따로 구성해 만들지 않았다면 내적 일관성 이야기는 (조사방법론의 맥락에서) 나올 이유가 없다.



• 모든 수학적 논리가 그러하듯 여기에도 몇가지 가정이 있다.

A1:
$$X = T + e$$

A2:
$$E(e) = 0$$

A3:
$$\rho_{eT} \equiv Cov(e, T) = 0$$

A4:
$$\rho_{e_i e_j} \equiv Cov(e_i, e_j) = 0$$

• 이 가정들의 함의를 살펴보면 불편성(unbiasedness), 즉 E(X) = E(T)이 전제되어 있다. 이 맥락에서 신뢰도 계산은 일단 측정지표의 타당성을 전제로 한다.



• 우리가 관찰하는 값(X)에는 본래 측정하고자 의도했던 진정한 값(T)에 오차(e)가 끼어있다.

$$X = T + e$$
 (A1)

 과녁판의 비유에서 살펴보았듯 신뢰도는 분산의 문제이다. 그러므로 양변의 분산을 씌우면 신뢰도의 정도를 살펴볼 수 있다.

$$Var(X) = Var(T + e)$$

$$= Var(T) + Var(e) + 2Cov(T, e)$$

$$= Var(T) + Var(e)$$
(A3)

이제 신뢰도 비율(ρ)을 아래와 같이 측정할 수 있다(Why?)

$$\rho = \frac{Var(T)}{Var(X)} = 1 - \frac{Var(e)}{Var(X)}$$

 그런데 신뢰도 비율은 결국 관찰하는 값(X)과 진정한 값(T) 사이 상관계수의 제곱 (r²_{XT})이다(Why?).

$$\rho = \frac{\text{Var}(T)}{\text{Var}(X)} = \frac{\text{Var}^2(T)}{\text{Var}(X)\text{Var}(T)} = \frac{\text{Cov}^2(X, T)}{\text{Var}(X)\text{Var}(T)} = r_{XT}^2$$

- 수리적 증명 과정(강승호·김양분 2004)은 생략하고 신뢰도 비율의 실질적 의미를 반추해보자! 신뢰도란 결국 진정한 값에 대해 개별 문항들이 얼마나 높은 상관계수의 제곱을 가지는가를 측정한 것이다.
- 모든 신뢰도 평가법(재검사법, 동형검사법, 반분법 등)은 궁극적으로 상관관계로부터 신뢰도를 측정한다.

크론바흐 알파(Cronbach's α)의 논리를 직관적으로 살펴보자.

- 과녁판의 비유에서 살펴보았듯 개별 측정항목의 높은 분산은 곧 해당 측정항목의 높은 불확실성을 의미한다. 개별 측정항목들의 분산합은 결국 사용된 측정항목들의 전반적인 불확실성을 반영한다.
- 그러므로 만약 잠재변수의 전체 분산 (σ_y^2) 에서 개별 측정항목들의 분산합 $(\sum \sigma_x^2)$ 의 비중이 크다면 이는 "일관되지도 않고 재생산되지도 않는" 개별 측정항목들로 그 잠재변수를 만든 것이므로 (그 잠재변수는) 신뢰도가 낮다고 할 수 있다.

$$\rho = \frac{\sigma_{\rm y}^2 - \sum \sigma_{\rm X_i}^2}{\sigma_{\rm y}^2} = 1 - \frac{\sum \sigma_{\rm X_i}^2}{\sigma_{\rm y}^2}$$

• 만일 $\sum \sigma_{X_i}^2 = \sigma_y^2$ 이면 $\rho=0$ 이고, $\sum \sigma_{X_i}^2 = 0$ 이면 $\rho=1$ 이다(Why?).



크론바흐 알파는 변수가 늘어나는 것에 약간 패널티를 준 신뢰도 비율이다.

 합성지수 혹은 잠재변수를 구성하는데 사용한 변수의 수(k)로 적절히 가중된 신뢰도 비율을 계산에 사용한다.

$$\begin{split} \alpha &= \left(\frac{k}{k-1}\right) \left(\frac{S_y^2 - \sum S_{X_1}^2}{S_y^2}\right) \\ &= \left(\frac{k}{k-1}\right) \left(1 - \frac{\sum S_{X_1}^2}{S_y^2}\right) \end{split}$$

- 분자에 들어간 $\sum S_X^2$ 가 S_Y^2 보다 상대적으로 커지면 α 는 감소한다(Why?).
- α는 0에서 1사이에 놓인 값을 갖는다. 1에 가까울수록 내적 일관성이 높다(Why?).
 관행상 0.7보다 높으면 대체로 문제가 없는 것으로 판단한다.
- 경우에 따라 새로운 측정문항을 추가하거나 기존 측정문항을 빼서 α 점수를 높일 필요가 있을 수도 있다.



- 앞의 공식에 나온 k는 합성지수를 계산하기 위해 사용된 변수의 수이다. 상식적으로 생각해서 k=2인 경우 2/1=2 으로 상당히 큰 가중치를 부여하게 되지만, k=5인 경우 5/4=1.25로 훨씬 작은 가중치를 부여하게 된다.
- 한편 k=10인 경우 10/9=1.11로 변수가 두 배 많이 들어갔는데 줄어드는 정도가 그만큼 크지 않다. 따라서 중복되는(redundant) 변수를 억지로 많이 집어넣었을 때도 α 값이 커지는 단점이 있다.
- 말할 필요도 없지만 측정항목이 하나라면 그것만 가지고 합성지수를 만들 수 없다. 최소한 두 개 이상은 필요하기 마련이다.
- 크론바흐 알파는 오로지 내적 일관성 신뢰도를 측정하기 위한 방법일 뿐이므로 신뢰도 일반을 완전하게 측정하는 지표는 아니다.



eCampus에서 Fear_of_Statistics.xlsx를 다운받아 미국 대학생들의 "통계학에 대한 두려움"에 관한 합성지수를 계산하고 그것의 내적 일관성을 평가해보자.

- 이 변수들은 "통계학에 대한 두려움"이라는 개념의 다양한 차원(측면)을 측정하고 있다. 이들을 모두 더하여 하나의 합성지수를 만들어 그것을 잠재변수로 사용하면 좋을 것 같다. 문제는 이 잠재변수가 얼마나 내적 일관성이 있는가 아직 모른다는 점이다.
- 계산된 α 값에 근거할 때 새롭게 계산된 합성지수인 "통계학에 대한 두려움"은 내적 일관성을 가지고 있다고 결론내릴 수 있을까?
- (만약 그렇다면) 이제 모든 변수들을 합산하여 합성지수를 만들자. 새로운 합성지수의 히스토그램을 만들어보자(이때 width는 1로 조정하자). 실무나 연구 맥락에서 매우 중요한 절차는 "이 합성지수가 큰 값을 가지면 무엇을 뜻하는가?" 를 분명히 확인해 두는 것이다. 이 방향성과 일치하지 않는 변수는 사용하지 않거나 역코딩해야 한다.



- 통계분석 패키지가 자동적으로 역코딩을 수행한다. 그러나 이것이 정말로 내가 원하는 방향인지는 장담할 수 없으므로 항상 수동으로 이를 제어하자.
- 어떤 측정항목을 제거함으로써 α 값을 크게 높일수 있다면 적극적으로 제거를 고려하자. 그것은 어차피 신뢰도를 낮추는 요인일 뿐이다!
- α 값은 개별 측정항목을 정규화(normalization)했는지 여부에 따라 달라진다. 개별 측정항목들의 단위가 다른 경우라면 정규화 여부에 따라 α 값에 제법 큰 차이가 날수도 있다. 편리하게 정규화하기 위해서 std 옵션을 사용할 수 있다.
- 여러 개의 더미 변수가 있을 때도 α 값을 계산할 수 있다.



"아니 이제와서 좀 뜬금없지만, 타당도나 신뢰도 이런걸 대체 왜 따지지?"

- 지금까지 우리는 숫자형 척도를 따르는 변수를 분석하는 기법을 꽤 많이 배웠다. 그런데 문제는 (χ^2 검정을 제외한) 이 모든 기법들은 적어도 하나 이상 숫자형 변수가 있어야만 쓸 수 있다는 점이다.
- 문제는 일반적인 사회조사에서 그런 변수가 좀 드물다는 점이다. 어떤 변수들이 숫자형 변수일까? 소득(원 단위), 키, 몸무게, BMI, 또?
- 우리가 궁금한 수많은 사회학적 변수들은 대부분 범주형 변수다. 성역할 태도, 우리사회의 인지된 공정성, 직무 만족도/소외감, 인지된 기후위기 심각성, 최근 3일간 만나 이야기한 친구의 수(Why?) 등은 대체로 범주형 척도로 측정된다.
- 게다가 많은 사회학적 변수들은 다차원적이다. 결국 개별적으로 부각되는(salient) 차원들을 개별적인 (리커트) 측정문항으로 물어본 다음, 단일한 개념을 전달하는 숫자형 변수로 통합하기 위해 나중에 적절히 합칠 수 밖에 없는 것이다.



- 회귀분석은 현대통계학의 핵심이다. 그러나 학부과정 및 석사과정 초년생 레벨에서 회귀분석에는 중대한 제약조건이 있다. 그것은 종속변수가 반드시 숫자형 변수여야 한다는 점이다.
- 아까 언급했듯, 일반적인 사회조사에서는 숫자형 척도로 측정된 변수가 좀 드물다. 그러므로 우리는 관심있는 사회학적 측정문항들을 합쳐 합성지수를 만들어낸 뒤, 이것이 (구성) 타당성이 있고 (내적 일관성) 신뢰성도 있는 지수임을 재확인해야 한다.
- 이렇게 만들어진 합성지수는 비록 진정한 의미에서 숫자형 척도라고는 할 수 없지만 그에 근접한 것으로 여겨진다.
- 독립변수의 경우 숫자형 변수를 넣을 수도 있지만, 설령 범주형 변수라도 더미 변수로 변환하여 넣을 수 있으니 애시당초 문제가 없다. 물론 필요에 따라 합성지수인 독립변수를 사용할 수도 있다.

