

☒ 연구논문

구성 타당성 평가방법에 관한 연구  
- A Study on the Methods for Assessing Construct  
Validity -

이 광 회\*1)

Lee, Kwang Hee

이 선 규\*\*

Lee, Sun Kyu

장 성 호\*\*\*

Chang, Sung Ho

Abstract

The purpose of this study is to establish a basis for assessing construct validity of measures used in organizational research. The classic Campbell and Fiske's(1959) criteria are found to be lacking in their assumptions, diagnostic information, and power. The inherent confounding of measurement error with systematic trait and method effects is a severe limitation for a proper interpretation of convergent and discriminant validity. The confirmatory factor analysis(CFA) approach overcomes most of the limitations found in Campbell and Fiske's(1959) method. However, the CFA approach confounds random error with unique variance specific to a measure. The second-order confirmatory factor analysis(SOCFA) was shown to harbor rather restrictive assumptions and is unlikely to be met in practice. The first-order, multiple-informant, multiple-item(FOMIMI) model is a viable option, but it may also be of limited use because of the large number measures required for its implementation and the possibility of overfitting factors to data.

Therefore in assessing construct validity a researcher should explicitly consider the nature of the assumptions underlying each procedure, examine the plausibility of these assumptions, select the most appropriate one.

1. 서론

구성 타당성은 조직론 연구에서 중심이 되는 문제이다[15, 13, 11]. 측정치의 구성 타당성을 평가하지 않으면 연구자는 무작위 오차와 기법 분산이 초래하는 교란 효과를 추정하고 수정할 수 없으며 그 결과 이론이 적절하거나 적절하지 않기 때문이 아니라 측정 상의 오차에 의해서 가설이 채택되거나 기각될 수 있다.

모든 사회과학에서 사용되는 측정치들은 이론적 개념 뿐 아니라 측정 오차를 반영한다. 측

\* 금오공과대학교 경영공학과 조교수

\*\* 금오공과대학교 경영공학과 교수

\*\*\* 금오공과대학교 산업공학과 부교수

정하고자 하는 이론적 개념을 조작적 측정치가 측정하는 정도를 구성 타당성이라고 하며[5] 측정치 중에서 이론적 개념을 측정하고 있지 않은 부분을 측정 오차라 한다.

측정 오차는 무작위 오차와 기법에 의한 분산(method variance)과 같은 체계적 오차(systematic error)로 나누어질 수 있다[6]. 기법 분산은 관심이 되는 개념(construct)에 의해서 발생된 것이 아닌 측정기 법에 기인한 분산을 말한다. 예를 들면, 정보 제공자의 편견, 한계, 현혹효과, 사회적 바람직성 등을 말한다. 기법 분산은 동일한 기법으로 측정된 변수간의 관찰된 관계를 과대 평가하게 함으로써 잘못된 결과를 가져오게 한다. 무작위 오차는 관찰된 변수간의 관계를 왜곡하여 잘못된 추론을 초래케 하며 어떤 경우는 모수 추정치를 과대 평가하게 하기도 한다[3].

측정 오차(즉 무작위 오차와 기법 분산)는 실증 연구 결과의 타당성에 잠재적인 위협 요인이 되기 때문에 이론을 검증하기 전에 측정치의 타당성을 검증하고 이러한 오류들의 영향을 제거하는 것이 중요하다. 측정 오차의 문제를 해결하기 위해서는 여러 가지 방법을 사용하여 다중 측정치를 구해야 한다[4]. 하나의 측정치만 사용해서는 오차를 고려한 분석을 할 수 없기 때문이다. 마찬가지로 사용되는 기법 특성에 의해 측정하고자 하는 개념이 오염될 수 있기 때문에 하나의 기법만 사용해서는 기법 분산 문제를 해결할 수 없다. 따라서 구성 타당성 분석을 적절히 수행하려면, 여러 기법을 사용하여 여러 측정치를 구하여 얻은 다특성-다기법 행렬(multitrait-multimethod: MTMM)분석을 수행해야 한다.[4].

MTMM 행렬에 대한 분석 방법은 10여 가지의 방법들이 소개되어 있다. 그러나 각 방법들은 각기 가정이 다르고 어떤 특정 환경 하에서만 적절한 가정들이다. 최근까지도 이들 절차들에 대하여 언제 사용하는 것이 적절하고 어떻게 선정할 것인가에 대한 가이드 라인이 거의 없다. 대부분의 연구들에서는 보통 한가지 방법에만 초점을 맞추며 각 대안들의 기준이나 장단점에 대한 충분한 고려를 하지 않는다. 더욱이 접근법들에 대한 통합적이고 비판적인 언급이 거의 없다.

이에 이 연구에서는 구성 타당성을 조사하는 데 필요한 체계적인 틀을 모색하고자 한다. 먼저 Campbell과 Fiske의[4] 고전적인 기준을 살펴보고 확인적 요인분석(Confirmatory Factor Analysis:CFA)을 검토한다. 그 다음에는 특이 분산과 무작위 오차가 혼재되는 문제에 대하여 논의하고 이 문제를 해결하기 위한 2가지의 대안을 검토하였다. 측정치가 특성과 기법요인에 직접 적재되는 모델인 2단계 확인적 요인분석(Second-Order Confirmatory Factor Analysis; SOFA)과[2] 특성, 기법, 그리고 측정 특이성에 대하여 개별적인 요인을 가지고 있는 1단계 다정보원 다항목(First-Order Multiple- Informant, Multiple-Item: FOMIMI)모델이다[9].

여기에서는 구성 타당성에 있어서 기법 오류 뿐 아니라 수렴 타당성과 판별 타당성에 대하여도 살펴보았다. 그리고 특성, 기법 그리고 오차 효과가 이러한 특성들과 어떻게 관련되는지 보이고자 하였다.

## 2. 고전적인 구성 타당성 평가 방법

### 2.1. CAMPBELL과 FISKE'S의 기준

Campbell과 Fiske는[4] 구성 타당성의 두 가지 측면 즉, 수렴 타당성과 판별 타당성을 제시하였다. 수렴 타당성은 하나의 개념을 측정하는 여러 측정치가 일치하는 정도로 정의된다. 이 아이디어는 같은 개념을 측정하는 두 개 이상의 측정치들이 만일 그 개념을 타당하게 측정하고 있다면 서로 높은 상관관계를 가질 것이라는 것이다. 판별 타당성은 다른 개념을 측정하고 있는 측정치들이 구별되는 정도이다. 이 개념의 논리는 만일 두 개 이상의 개념이 독특한 것이고 각 개념의 측정치들이 타당하다면 이들 간의 상관관계는 높지 않을 것이라는 것이다.

수렴 타당성과 판별 타당성의 정의에 있는 생각을 보다 공식화하기 위해 Campbell과 Fiske[4]는 MTMM행렬의 조사에 기초하여 네 가지의 평가 기준을 개발하였다. 첫째는 수렴 타당성에 관련된 것으로 동일한 특성들 사이와 여러 기법들 사이의 상관관계, 즉 단특성-이기법 상관관계가 0과 유의하게 다르고 충분히 크면 수렴 타당성이 달성된다. 나머지 3가지 기준은 판별 타당성을 위한 필요조건이다. 첫째 단특성-이기법 상관관계들은 다른 기법들로 측정된 다른 특성들 사이의 이특성-이기법 상관관계들보다 커야 한다. 즉 타당성 대각 값이 이특성-이기법 감각에서 그 값이 위치하는 행과 열의 값보다 커야 한다. 둘째 단특성-이기법 상관관계들이 이특성-단기법 상관관계보다 커야 한다. 즉 같은 특성을 다른 기법들로 측정된 값들 사이의 상관관계가 같은 기법으로 측정된 다른 특성들보다 커야 한다. 마지막으로 이특성-단기법 삼각들과 이특성-이기법 삼각들 모두에서 특성의 상호 상관관계 패턴이 같아야 한다. 이러한 기준을 만족시키면 내재된 특성들에 진정한 상관이 있고 반면에 이 기준에 충족되지 않으면 어떤 기법에 의해 측정된 관찰된 상관관계는 기법 오류에 기인한 것이다.

## 2.2 Campbell과 Fiske방법의 한계점

Campbell과 Fiske방법의 평가 기준은 다음의 3가지 전제를 기초로 한다. (1) 특성과 기법 요인들 사이에는 상관관계가 없다. (2) 모든 특성들은 기법 요인에 의해 동일하게 영향을 받는다. (3) 기법 요인들은 상관되어 있지 않다는 것이다[12]. 첫 번째 가정은 실제에 있어서 어느 정도 타당성을 갖는다. 왜냐하면 실제에서는 특성과 기법은 혼동되는 경우는 많지 않기 때문이다. 둘째와 셋째 가정은 대부분의 경우에 있어서 타당하지 않다. 특성 측정치들은 기법에 의해 다르게 영향을 받는 경우가 많기 때문이다.

Campbell과 Fiske의 방법이 가지고 있는 또 다른 문제는 자료가 이 기준에 얼마나 잘 맞는가에 대한 정확한 기준이 없다는 것이다. 대신에 MTMM에서 사용되는 기준에 대하여 나타난 상관관계를 비교하여 이 기준과 일치되는 것과 일치되지 않는 수를 질적 평가에 의존하여 행한다. Campbell과 Fiske의 방법은 선정된 상관관계의 수가 다른 것들보다 많은가에 초점을 두기 때문에 수렴 타당성과 판별 타당성의 정도를 반영하는 상관관계 크기의 차이를 무시한다.

Campbell과 Fiske의 절차의 또 다른 단점은 측정치의 분산에 특성, 기법 그리고 무작위 오차 등이 미치는 영향의 정도에 대한 정보를 제공하지 않는다는 것이다.

## 3. 측정치 분산 요인 분해에 의한 구성 타당성 평가 방법

### 3.1 확인적 요인 분석(Confirmatory Factor Analysis:CFA) 모델

CFA모델은 구성 타당성에 대한 답을 찾는 데 있어서 강력한 기법이다. 앞서 살펴본 Campbell과 Fiske의 방법에 비하여 보다 적은 가정을 하며 타당성과 신뢰성에 대한 보다 많은 진단적 정보를 제공한다. CFA모델은 다음과 같은 장점을 갖는다. (1) 카이제곱 검증을 통하여 어떤 특정 모델의 전반적인 적합도를 평가할 수 있다. (2) 카이제곱 차이검증을 통하여 특성에 대한 요인 적재값의 크기, 그리고 특성 상관관계 추정치를 얻을 수 있기 때문에 수렴 타당성과 판별 타당성이 있는가 얼마나 있는가에 대한 유용한 정보를 얻을 수 있다. (3) 자승된 요인 적재량과 오차 분산을 통하여 특성, 기법 그리고 오차 요소로 분산을 분해할 수 있다.

CFA모델에서는 측정치가 특성에 기인한 분산, 기법에 기인한 분산 그리고 오차에 기인한 분산 등 3가지의 분산의 원천을 갖는다고 가정한다.

r측성과 s기법을 가진 MTMM에 대한 CFA모델의 일반적 형태는 다음의 두가지 식을 통하여 표현될 수 있다.(즉, Werts and Linn, 1970; Jöreskog, 1974):

$$y = [ \Lambda_T \Lambda_M ] \begin{bmatrix} \eta_T \\ \eta_M \end{bmatrix} + \epsilon$$

$$\Sigma = \Lambda_T \Psi_T \Lambda_T' + \Lambda_M \Psi_M \Lambda_M' + \theta.$$

여기서  $y$ 는  $r$ 특성과  $s$ 기법에 대한  $rs$ 의 관찰된 측정치 벡터이고,  $\eta = [\eta_T \eta_M]$ 은 특성과 기법요인의  $(r+s) \times 1$  벡터이다.  $\epsilon$ 는  $y$ 에 대한  $rs$ 잔차의 벡터이다.  $\Sigma$ 는  $y$ 에 대한  $rs \times rs$ 의 implied 상관행렬이다.  $\Psi_T$ 는 기법에 대한  $s \times s$ 의 상관행렬이다.  $\theta$ 는  $rs \times rs$ 의  $\epsilon$ 에 대한 특이분산 대각행렬이다.  $\Lambda_T = [\Lambda_1, \Lambda_2, \dots, \Lambda_s]'$ ,  $\Lambda_j$ 는  $r \times r$ 대각행렬로  $j$  번째 기법에 의해 측정된  $r$ 특성에 대한 요인 적재를 가진다. 그리고

$$\Lambda_M = \begin{bmatrix} \lambda_1 & . & . & . & . & 0 \\ . & \lambda_2 & . & . & . & 0 \\ . & . & . & . & . & 0 \\ . & . & . & . & . & 0 \\ . & . & . & . & . & 0 \\ 0 & 0 & . & . & 0 & \lambda_s \end{bmatrix}$$

여기서  $\lambda_j$ 는  $j$  번째 기법에 대한  $r \times 1$ 의 요인적재 벡터이다. MTMM자료에 대한 CFA분석에서는  $\Lambda_T$ ,  $\Lambda_M$  그리고  $\theta$ 에서의 요인 적재량 자승하여 특성, 기법 그리고 무작위 오차별로 분산을 분해하여 검증할 수 있다.

CFA모델은 LISREL과 같은 통계 프로그램을 통하여 추정할 수 있다[8]. 모델의 적합적인 적합도는 LISREL에서 제공하는 카이제곱 통계량을 통하여 검증할 수 있다. 모델이 타당하고 관찰된 측정치가 다변량 정규분포를 따른다면 이 통계량은 관련된 자유도를 갖는 카이 제곱분포를 따른다. 카이제곱 값이 작을 수록 모델의 적합도가 높다고 할 수 있다. 카이제곱 값이 유의하면 연구자는 모델을 채택(기각할 수 없다)한다. 또한 모수 추정치를 표준 오차로 나눈 값인  $t$ 값을 조사하여 개별 추정치들의 유의성을 검증할 수 있다.  $t$ 값이 2.00보다 큰 값을 가지는 모수 추정치는 .05수준에서 유의한 것으로 간주할 수 있다. 또한 두 개의 모델에서 한 모델이 다른 모델에 추가적인 제약을 함으로써 만들어질 수 있는 네스티드된 형태이라면, 두 모델의 카이제곱 값의 차이는 두 모델의 자유도의 차이의 자유도를 갖는 카이제곱 분포를 갖는다. 카이제곱 차이는 두 모델 사이의 모수차이에 대한 유의성 평가 검증에 사용될 수 있다. 다음에서 보듯이 다음의 네가지 네스티드 된 모델들을 식별하고 비교함으로써 구성 타당성을 조사하는데 있어서 보다 의미있는 가설 검증을 할 수 있다[17].

모델 1(귀무모델): 측정치에 특이 분산만이 있다고 가정하는 모델

모델 2(특성 모델): 측정치의 분산이 특성과 무작위 오차에 의해서 완전하게 설명된다고 가정하는 모델

모델 3(기법 모델): 측정치의 분산이 기법과 무작위 오차에 의해서 완전하게 설명된다고 가정하는 모델

모델 4(특성-기법 모델): 측정치의 분산이 특성, 기법, 그리고 무작위 오차에 의해서 완전하게 설명된다고 가정하는 모델

모델4(특성-기법 모델)은 식 (1)과 (2)에서 암묵적으로 가정하는 모델이다. 이 모델은 측정치의 분산을 설명하기 위하여 특성과 기법 요인들이 모두 필요하다는 가정을 한다. 모델 1-3은 모델 4의 특정 모수를 제약하여 생기는 특정한 경우이다. 모델 1은 모집단에서 관찰된 측정치들이 서로 상관관계가 0이라는 가정을 한다. 이것은 기본 모델이 되며 MTMM이 아무런 정보도 제공하지 않는다는 것의 의미한다. 모델 2(특성 모델)은  $\Lambda_M$ 에서의 모든 요인 적재값이 0이라고 제약하는 것이다.

(즉 기법 요인 효과가 없다는 가정을 한다). 이 모델은 기법 분산이 무시할 만하고 측정치들이 단지 특성과 무작위 오차 분산만을 반영한다고 가정하는 것이다. 모델 3(기법 모델)은  $\Lambda_T$ 에서의 모든 적재값이 0이라는 제약을 하는 것이다. 이 모델은 특성분산이 무시할 만하고 따라서 측정치들은 단지 기법과 오차 분산만을 반영한다고 가정한다. 위에서 귀무 모델은 기법 모델과 특성 모델 모두에 네스티드 되어 있다. 반면에 기법 모델과 특성 모델은 특성-기법모델에 네스티드 되어 있다. 따라서 특성, 기법 그리고 특성-기법 분산이 존재하는가에 대하여 카이제곱 차이 검증을 실시할 수 있다. 구체적으로, 특성 분산의 유의성 검증은 모델 1과 2 사이 그리고 모델 3과 4 사이의 카이제곱 검증을 비교하여 얻을 수 있다. 비슷하게 기법 분산의 유의성에 대한 검증은 모델 2와 4에 대한 비교와 모델 1과 3에 대한 비교를 통하여 얻을 수 있다.

### 3.2 확인적 요인 분석 모델의 한계점

CFA모델에 내재되어 있는 가정 중의 하나는 오차항이 특이 분산과 오차 분산을 동시에 가지고 있다는 것이다. 오차 분산은 무작위로 발생하는 측정 오차이며 특이 분산은 특성과 기법에 의해 설명되지 않은 분산 중에서 측정 오차가 아닌 분산이다.

이 문제는 서로 다른 척도들의 신뢰성이 다를 때 특히 중요하다. 왜냐하면 이 차이는 척도들간 관계 추정, 잠재된 기법 요인과 특성 요인에 대한 요인적재, 잠재 요인들간의 관계, 그리고 이러한 모수 추정치에 기초한 통계량에 왜곡을 초래하기 때문이다[10].

CFA모델의 두번째 단점은 측정치 분산이 특성, 기법, 그리고 오차의 선형결합으로 구성된다고 가정하는 것이다. 즉, CFA모델에서 특성, 기법, 그리고 오차가 측정치들에 대하여 加算的인 영향을 미친다고 가정한다. 이것은 한 기법이 갖는 효과가 특성 요인들에 따라 변하지 않을 경우에만 타당한 가정이다. 그러나 경우에 따라 특성과 기법은 상호작용을 할 수 있다.

## 4. 오차 분산 요인 분해에 의한 구성 타당성 평가 모델

### 4.1 2차 확인적 요인분석(Second-Order Confirmatory Factor Analysis: SOCFA) 모델

측정 오차와 특이 분산을 구별하지 못하는 문제에 대한 해결 방안 중의 하나는 2차확인적 요인 분석 모델이다(SOCFA: Second-Order Confirmatory Factor Analysis) [1, 2]. 이 접근법에서 각 측정치는 1차 특성 요인과 기법 요인에 직접 적재된다. 그리고 이 1차 요인들은 다시 2차의 특성과 기법 요인들에 적재된다. 구체적으로 SOCFA모델은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$y = [ \Lambda_{T^*} \Lambda_{M^*} ] \begin{bmatrix} \eta_{T^*} \\ \eta_{M^*} \end{bmatrix} + \epsilon^*$$

$$\begin{bmatrix} \eta_{T^*} \\ \eta_{M^*} \end{bmatrix} = [ \Gamma_T \Gamma_M ] \begin{bmatrix} \xi_T \\ \xi_M \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \zeta_T \\ \zeta_M \end{bmatrix}$$

여기서  $y$ 는  $r$ 특성들,  $s$ 기법들, 그리고  $t$  아이템의  $rst$ 측정치들의 벡터이다.  $\Lambda_{T^*}$ 는 1차 특성-아이템 요인들에 대한 ( $rst \times t$ )의 적재값 행렬이다. 그리고  $\Lambda_{M^*}$ 은 1차 기법요인에 대한 ( $rst \times s$ ) 적재값 행렬이다.  $\eta_{T^*}$  그리고  $\eta_{M^*}$  는 각각  $rt$  특성-아이템 그리고  $s$ 기법의 1차 요인들의 벡터이다.  $\epsilon^*$ 는 무작위 오차의  $rst$ 벡터이고  $\xi_T$   $\xi_M$ 은 각각  $r$ 특성과 하나의 상위 차수 기법에 부합하는 2차 요인벡터이다.  $\Gamma_T$  그리고  $\Gamma_M$ 는 1차의 특성과 기법 요인들을 자신의 2차 요인에 연결하는 적재값이다. 그리고  $\zeta_T$  그리고  $\zeta_M$ 는 각각 2차 특성과 기법에 대한 특이 요인이다.

SOCFA모델의 장점은 무작위 오차 분산과 특이 분산을 구별할 수 있다는 것이다. 이 기법에서는 특성, 기법, 오차 그리고 특이 분산에 대한 개별적인 추정이 가능하다.

#### 4.2 2차 확인적 요인 분석 모델의 한계점

이 방법은 두가지 면에서 단점을 갖는다. 하나는 SOFA모델은 CFA모델 보다 2배가 많은 측정치를 필요로 한다는 것이다. 이것은 SOCFA모델이 분산의 원천을 식별하기 위해서 각 기법에 의해 측정되는 각 특성을 위한 항목이 최소한 2개 이상 필요하기 때문이다.

SOCFA모델이 가지는 보다 근본적인 문제는 방법론적 제약을 가지고 있다는 데 있다. SOCFA모델은 항목별 측정치에 대한 특성 분산의 비율들이 모든 기법에 대하여 같다는 가정을 한다[9]. 이것은 현실에서는 찾기 어려운 엄격한 가정이다. 더욱이 SOCFA모델에서는 이 가정을 완화하는 것이 불가능하기 때문에 이것은 검증이 불가능한 가정이다. 간단히 말해서 만일 SOCFA모델이 데이터를 만족하지 못하는 적합도를 가진 것으로 나타났을 때 이 적합도의 부족이 이 제약의 위반 때문인지, 표본 선정의 잘못 때문인지, 아니면 이론과 자료 사이에 부합성이 결여된 때문인지를 알 수 없다는 것이다.

#### 4.3 1차 다정보원 다항목(FOMIMI:First-Order, Multiple-Informant, Multiple-Item)모델

Kumar and Dillon은[9] 1차 다정보원, 다항목(:First-Order, Multiple-Informant, Multiple-Item FOMIMI) 모델을 제안하였다. 이 방법은 무작위 오차와 특이 분산을 구별하지 못하는 CFA모델의 문제를 극복하며 동시에 SOCFA모델에서 가정하고 있는 분산의 비율에 대한 가정을 하지 않는다. 이 모델은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$X_{ijk} = \lambda'_{ijk} \xi^t_i + \lambda^m_{ijk} \xi^m_j + \lambda^s_{ijk} \xi^s_k + \delta_{ijk}$$

여기서  $X_{ijk}$ 는 k번째 아이টে에 대한 j 번째 기법에 의한 i번째 특성의 측정치이다.  $\xi_{sk}$ 는 k 번째 아이টে의 특이성 측정치에 대한 요인이다.  $\lambda$ 는 이에 대응하는 요인 적재이다. 그리고  $\delta_{ijk}$ 는  $X_{ijk}$ 에서의 무작위 오차이다.

이 모델은 CFA모델에서 하나의 오차항( $\epsilon$ )이 특정-특이성과 오차 분산의 두 항으로 각각 대체되었다는(즉  $\lambda_{sijk} \xi_{sk} + \delta_{ijk}$ ) 것을 제외하고는 식 (1)과 (2)에서의 CFA모델과 비슷하다. FOMIMI모델의 경로 도형을 그리면 CFA 모델의 경로 도형과 매우 비슷하다. 차이점은 특이 분산의 원천에 해당하는 측정치 요인이 추가적으로 도입되었다는 것만 다르다.

FOMIMI모델은 LISREL이나 다른 프로그램으로 실행될 수 있다. 이것은 CFA와 유사한 적합도 측정치와 진단자료를 제공하기 때문에 Campbell과 Fiske's의[4] 기준이 요인 적재 그리고  $\Phi$ 를 분해한  $\Phi_T$ ,  $\Phi_M$ , 요인간 공분산 행렬 등에 대한 조사를 통하여 평가될 수 있다. 수렴 타당성은 특성 요인에 대한 적재값이 높으면 이루어졌다고 할 수 있다. 판별 타당성은 특성간의 상관관계가 1.00보다 유의하게 작으면 달성된다.

#### 4.4 1차 다정보원 다항목 모델의 한계점

FOMIMI모델은 장점뿐 아니라 단점도 가지고 있다. 실무적인 면에서 대부분의 FOMIMI모델은 각 기법에 의해서 얻어진 각 특성에 대하여 3개 이상의 측정 항목이 필요하다. 만일 식 (8)에 의해 제시된 모델에 아무런 제약도 하지 않는다면 FOMIMI모델은 CFA모델에 비하여 3 배의 측정치가 필요하다. 그러나 대부분의 경우 이렇게 많은 항목을 얻는 것이 쉽지 않다.

FOMIMI모델이 갖는 두 번째 결점은 과잉 적합에 관한 문제이다. 두개의 특성, 세가지 기법 그리고 특성별로 세 측정 항목이 있는 경우를 생각해 보자 이 모델은 18개의 측정치와 11개의 요인(2특성, 3 기법, 6 측정 특이성)을 갖는다. 측정 항목에 비하여 요인이 너무 많을 경우 부적절한 해가 나오고 수렴 타당성을 얻기가 매우 어렵다[14]. 이 문제는 실제에서 자주 나타난다. 이 경우 불필요한 요인을 제거함으로써 보다 간명한 모델을 찾을 필요가 있다.

### 5. 결론

Campbell과 Fiske의[4] 고전적인 접근법은 구성 타당성을 평가하는데 있어서 엄격하지 못한 방법이다. 측정 오차와 특성과 기법의 체계적인 영향을 구별해 내지 못한다는 것은 수렴 타당성과 판별 타당성을 해석하는데 있어서 심각한 한계점으로 작용한다. 이 방법은 모든 특성들이 기법 요인들로부터 동일하게 영향을 받으며 기법들간에 상관관계가 없다는 비현실적인 가정을 한다. 그러나 현실적으로 이들의 가정이 충족되기는 어렵기 때문에 만일 이 방법을 사용한다면 Type I 오류와 Type II 오류가 발생할 가능성이 높다.

확인적 요인분석은 Campbell과 Fiske의[4] 방법이 갖는 한계점을 대부분 극복하는 방법이다. 기법들이 특성에 미치는 영향이나 기법간 상관관계에 대한 제약이 없을 뿐 아니라 CFA모델은 전반적인 적합도 지수를 제공한다. 또한 수렴 타당성과 판별 타당성을 평가할 수 있는 정확한 기준을 제공하면 특성, 기법, 그리고 오차 분산에 대한 추정치를 제공하기 때문에 구성 타당성을 평가하는데 있어서 보다 명확한 진단적 정보를 가질 수 있다. 만일 자료가 이 방법이 가지고 있는 가정들을 적절히 충족한다면 CFA모델은 구성 타당성 평가에 있어서 풍부한 정보를 얻을 수 있는 적절한 평가 방법이 될 것이다.

CFA방법이 갖는 단점은 무작위 오차와 측정치가 갖는 특이 분산을 구별하지 못한다는 것이다. 이 방법은 순수한 무작위 오차와 어떤 특정 항목이 갖는 체계적 오차(예컨대, 항목에서 사용하는 어휘나 어투 등으로 인해 발생하는)를 구별하지 못한다는 것이다.

SOCFA모델은 이 문제를 해결할 수 있는 방법이다. 그러나 현실적으로 충족하기 쉽지 않은 엄격한 가정을 한다는 단점을 가지고 있다. FOMIMI 모델은 이에 대한 대안이 될 수 있는 방법이다. 이 방법이 가지고 있는 단점은 상대적으로 많은 수의 측정치가 요구되며 요인들이 과잉 적합될 가능성이 있다는 것이다.

CFA, SOCFA, FOMIMI 모델등이 가지고 있는 공통적인 한계점은 특성과 기법이 加算的인 효과를 갖는다고 가정하는 것이다. 그러나 실제 상황에서는 특성과 기법이 상호작용하는 경우도 있다.

<표 1> 구성타당성 평가방법의 비교

타당성 평가방법	한계점	적용조건
고전적 모델	- 오차, 특성, 기법 분산을 구별하지 못함	- 모든 특성들이 기법 요인들로부터 동일하게 영향을 받으며 기법들간에 상관관계가 없다가정이 성립할 때
CFA모델	- 무작위오차와 특이분산을 구별하지 못함	- 초기 분석시유리 - 특이 분산이 없거나 무작위 오차가 측정치에 따라 변하지 않을 때
SOCFA모델	- 상대적으로 많은 관측치 필요 - 엄격한 가정	- 특이 분산이 존재하거나 무작위 오차가 측정치에 따라 유의하게 변할 때 - 항목별로 2개 이상의 관측치가 있을 때
FOMIMI 모델	- 상대적으로 많은 관측치 필요 - 과잉적합 가능성	- 특이 분산이 존재하거나 무작위 오차가 측정치에 따라 유의하게 변할 때 - 항목별로 3개 이상의 관측치가 있을 때

CFA모델은 가정을 적게 하고 보다 간명하다는 장점 때문에 초기 분석을 수행할 때 좋다. 그러나 측정치의 특이 분산이 존재하거나 무작위 오차가 측정치에 따라 유의하게 변한다면 무작위 오차와 특이분산을 식별하는 방법인 SOCFA, 혹은 FOMIMI 모델을 사용하는 것이 좋다. 만일 충분한 측정치를 가지고 있다면 어려운 제약조건을 가지고 있는 SOCFA 모델 보다 FOMIMI모델이 더 적절하다.

구성 타당성을 평가하는 것은 복잡하고 어려움이 많은 작업이다. 구성 타당성을 평가하기 위한 여러 방법들은 각기 다른 가정에 기초하고 있기 때문에 만일 자료의 특성이 채택한 분석 방법의 가정에 따르지 않는다면 잘못된 결론에 이르게 된다. 따라서 구성 타당성 평가에 대한 올바른 통찰을 얻으려면 이러한 가정들이 현실적으로 잘 충족되는가를 살펴보고 가장 적절한 방법을 선정하여야 한다.

### 참고문헌

- [1] Anderson, James. C., "A measurement model to assess measure-specific factors in multiple-informant research." *Journal of Marketing Research*, 22: 86-92, 1985.
- [2] Anderson, James. C., "An approach for confirmatory measurement and structural equation modeling of organizational properties." *Management Science*, 33: 525-541, 1987.
- [3] Bagozzi, Richard. P., "Structural equation models in marketing research." In W. D. Meale (ed.), *First Annual Advanced Research Techniques Forum*: 335-379. Chicago: American Marketing Association. 1991.
- [4] Campbell, Donald T., and Donald W. Fiske, "Convergent and discriminant validation by the multitrait-multimethod matrix." *Psychological Bulletin*, 56: 81-105, 1955.
- [5] Cook, Thomas D., and Donald T. Campbell, *Quasi-Experimentation: Design and Analysis Issues in Field Settings*. Boston: Houghton Mifflin, 1979.
- [6] Fiske, Donald W., "Convergent-discriminant validation in measurements and research strategies." In D. Brinberg and L. H. Kidder (eds.), *Forms of Validity in Research*: 77-92. San Francisco: Jossey-Bass. 1982.
- [7] Joreskog, Karl G., "Analyzing psychological data by structural analysis of covariance matrices." In R. C. Atkinson, D. H. Krantz, R. D., Luce, and P. Suppes (eds.), *Contemporary Developments in Mathematical Psychology*, 2: 1-56. San Francisco: Freeman. 1974.
- [8] Joreskog, Karl G., and Dag Sorbom, *LISREL 7: A Guide to the Program and Applications*, 2d ed. Chicago: SPSS, Inc. 1989.
- [9] Kumar, Ajith, and William R. Dillon, "On the use of confirmatory measurement models in the analysis of multiple-informant reports." *Journal of Marketing Research*, 27: 102-111. 1990.
- [10] Marsh, Herbert W., and Dennis Hocevr, "A new, more powerful approach to multitrait-multimethod analyses: Application of second-order confirmatory factor analysis." *Journal of Applied Psychology*, 73: 107-117. 1988.
- [11] Mitchell, Terence R., "An evaluation of the validity of correlational research conducted in organizations." *Academy of Management Review*, 10: 192-205. 1985



- [12] Schmitt, N., and D. N. Stults, "Methodology review: Analysis of multitrait-multimethod matrices." *Applied Psychological Measurement*, 10: 1-22. 1986
- [13] Schwab, Donald P., "Construct validity in organizational behavior." In L. L. Cummings and B. Staw (eds.), *Research in Organization Behavior*, 2: 3-43. Greenwich, CT: JAI Press. 1980.
- [14] Van Driel, O. P., "On various causes of improper solutions of maximum likelihood factor analysis." *Psychometrika*, 43: 225-243. 1978.
- [15] Webb, Eugene H., and Karl E. Weick, "Unobtrusive measures in organization theory: A reminder." *Administrative Science Quarterly*, 24: 650-659. 1979.
- [16] Werts, C. E., and R. L. Linn, "Path analysis: Psychological examples." *Psychological Bulletin*, 74: 193-212. 1970.
- [17] Widaman, Keith F., "Hierarchically nested covariance structure models for multitrait-multimethod data." *Applied Psychological Measurement*, 9: 1-26. 1985.