

구조방정식모델에서 다차원성 개념의 항목묶음 편향에 대한 연구

우종필(주저자)

세종대학교 경영학과 부교수

(yujongpil@sejong.ac.kr)

본 연구는 구조방정식모델을 채택한 논문에서 자주 사용되는 항목 묶기의 개념에 대해서 알아본 후, 다양한 항목 묶기의 방법과 그 장, 단점 등에 대해서 살펴보았다. 지금까지 연구들이 항목 묶기의 장점에 대해서는 활발히 진행되어 온 반면, 단점이나 이로 인해 발생할 문제점들에 대해선 실증적인 연구가 거의 진행되지 않았었다. 본 연구는 이러한 점에 착안하여, 데이터를 단일차원과 다차원으로 구성된 표본들로 분리한 후, 다양한 방법(무작위 할당법, 구성개념 항목 균형법, 다차원 접근법)의 항목묶음을 실행 하고, 이들 항목묶음들이 종속변수에 영향을 미치는 모델을 설정한 후, 각 모델들에서의 경로계수의 유의성 및 모델적합도의 변화량을 살펴보았다.

분석결과는 다음과 같다. 첫 번째, 두 표본에서 모두 개별 항목들이 측정된 확인적 요인분석 결과에 비해 항목묶음으로 구성된 확인적 요인분석의 요인부하량 및 모델적합도의 수치가 더 좋아졌음을 알 수 있었다. 이는 모델이 단순화되었기 때문에 어찌 보면 당연한 결과이라고 할 수 있지만, 표본에 따라서 결과에 상이한 차이를 보였다. 단일차원 표본의 경우 어떠한 방법으로 항목묶음을 하던 큰 차이가 없었지만, 다차원 표본의 경우, 무작위 할당법이나 항목 균형법은 모델적합도와 표준화된 요인부하량등이 유의하게 변하는 등 다차원 접근법을 통한 항목묶음법의 결과와 현저한 차이가 있는 것으로 나타났다.

두 번째, 개별항목과 다양한 항목묶음들이 종속변수에 영향을 미치는 인과관계로 설정되어 있는 모델의 경우, 단일차원으로 구성된 표본에서는 모델들 간 경로계수들에 큰 차이가 없었지만, 다차원으로 구성된 표본에서는 모델 간 경로계수들간 큰 차이가 있는 것으로 나타났다. 즉, 단일차원으로 구성된 표본의 항목묶음들은 어느 방법으로 묶음을 하던 종속변수에 비슷한 영향을 미치지만, 다차원으로 구성된 항목묶음의 경우는 항목묶음의 방법에 따라 종속변수에 얼마든지 다르게 영향을 미칠 수 있으며, 모델적합도 역시 변하기 때문에 결과에 편향을 일으키고 있음을 알 수 있었다.

주제어: 구조방정식모델, 항목묶음, 단일차원성, 다차원성

1. 서론

요즘 들어 많은 경영학 관련 논문들에서 구조방정식모델이 연구모델을 분석하는 틀로서 사용되어지고 있다. 구조방정식모델은 잠재변수의 사용, 동시추정, 총 효과 및 간접효과 등의 추정, 제약모수와 같은 다양한 표현기법의 활용 등 다수의 장점을 지닌 분석 기법임에 틀림없다(우종필, 2012). 하지만, 단

점도 존재하는데 예를 들어, 과도하게 많은 관측변수가 한 모델에 사용되었을 때 다양한 문제가 발생한다. 만약, 조사자가 하나의 구성개념을 측정하기 위해서 30여개의 설문항목을 사용했고, 그렇게 일곱 개의 구성개념을 측정하여 총 210여개가 넘는 설문항목의 데이터를 수집했다고 가정해 보자. 구조방정식모델에서는 이렇게 과도한 항목을 한 모델에 모두 넣고 분석하는 것은 권장되지 않는데, 너무 많은 항목으로 인해 모델이 복잡해져 분석 시 대표본

이 요구되어지거나 모델적합도등에 문제가 발생하기 때문이다.

하지만 조사자가 어쩔 수 없이 복잡한 연구모델이나 측정항목이 많은 구성개념을 사용해야 하는 경우라면, 대다수의 조사자들은 지금까지 항목묶음(item parceling)을 통해 이런 문제를 해결해 왔다. 항목묶음은 어떤 구성개념이 다수의 항목에 의해 측정되었을 때, 측정항목들의 합산이나 평균 등을 통해 새롭게 만들어진 항목들의 묶음을 의미한다(Hair et al., 2006).

그렇다면 항목묶음은 조사자들에게 다수의 항목에 대한 문제를 해결해주는 만능 해결사일까? 항목묶음을 하게 되면 개별항목 분석에 비해 정규성이 높아지고 이로 인해 모수의 추정도 안정적으로 되며, 모델이 간명하게 되면서 모델적합도가 좋아지는 장점이 존재한다. 하지만, 항목묶음을 하기 전 구성개념에 대한 단일차원성에 대한 검증이 필수임에도 불구하고 이러한 검증과정이 이루어지지 않은 상태에서의 항목묶음을 하게 된다면, 구성개념의 하위개념들이 무시되어 원래 구성개념이 가지고 있는 의미가 왜곡되며, 그렇게 형성된 항목묶음은 다른 변수와 관계에서 편향된 결과를 제공한다(Little et al., 2002; Bandalos, 2008; Matsunaga, 2008).

리더십을 예로 들어 보도록 하자. 개념적으로 리더십은 하나의 개념이지만, 비전 제시형 리더십(조직원들과 목표를 함께 공유하는 스타일), 지시형 리더십(어떤 상황에서 일방적으로 방향성을 제시하는 스타일), 분석형 리더십(현재 상황을 제대로 평가한 후 대안을 제시하는 스타일), 관계 중시형 리더십(감정적 유대감과 조화를 이끌어 내는 스타일)등 다양한 형태의 리더십으로 나뉘질 수 있다. 이러한 하위차원의 리더십들은 서로 개념적으로 상이하기 때문에 하위차원의 개념들 간 높은 상관도 존재하지 않

으며, 조직원들의 만족이나 기업의 성과 같은 다른 구성개념들에 서로 독립적인 영향을 미치게 된다.

예를 들어, 비전 제시형과 관계 중시형 리더십은 직원들의 만족과 기업의 성과에 정의방향으로 유의한 영향을 미치는 반면, 지시형과 분석형 리더십은 이들 변수에 유의하게 영향을 미치지 않을 수도 있다. 특히 지시형 리더십의 경우 직원만족에 어떠한 부의 방향으로 영향을 미칠 수도 있을 것이다(우종필, 2014). 이렇게 특성이 다른 하위 차원들이 존재하는 상황에서 단일 차원성(uni-dimensionality)에 대한 검증 없이, 개념적으로 리더십이 하나라는 이유로 다수의 측정항목들이 단일항목으로 항목 묶음화 된다면 어떠한 결과가 나타날까? 분석적으로는 항목묶음으로 인해 모델의 경로 간 유의성이 증가하고 모델 적합도는 높아지는 장점이 있을지 몰라도, 전혀 다른 특성의 리더십이 하나로 묶이게 되어 리더십이라는 개념이 어떤 리더십인지 그 정의가 모호해질 수 있다. 또한 개별항목 분석에서는 논리적으로나 이론적으로 어떠한 관계도 존재하지 않아야 할 경로가 항목묶음을 통해 통계적으로 유의하게 영향을 미치는 경로로 변화할 수 있으며, 조사자는 이렇게 잘못된 인과관계에 대한 편향된 결과를 일반화하는 오류를 범할 수 있다.

본 연구는 이런 점에 착안하여 항목묶음에 대한 개념적 고찰과 함께 데이터를 단일차원인 표본과 다차원인 표본으로 나누고, 이들을 이용하여 다양한 항목묶음을 생성 한 후, 개별항목과 항목묶음 다른 종속변수에 미칠 때의 경로계수 및 모델적합도의 변화에 대해서 비교분석 해 보았다. 요즘 들어 구조방정식모델의 사용이 급격하게 늘면서 항목묶음에 대한 관심이 높아지고 그 장점에 대한 연구들은 꾸준히 진행되고 있지만, 그 부작용에 대한 연구는 국내 외적으로 활발하게 진행되지 않고 있는 만큼, 이 논

문의 결과는 더욱 가치가 있다고 할 수 있겠다.

II. 이론적 배경

2.1 구조방정식모델에서 적절한 관측변수의 수와 표본의 크기

구조방정식모델에서 관측변수 수(측정항목 수)와 표본의 크기는 밀접한 관계가 있다. 관측변수의 수가 증가할수록 모델의 복잡성이 증가하기 때문에 그만큼 많은 양의 표본의 크기가 필요하게 된다. 만약 한 모델에서 5~6개의 잠재변수가 사용되고, 하나의 잠재변수에 관측변수가 3~4개 정도 사용되었다고 한다면, 총 관측변수의 수는 15~24개로 평균 20개 정도가 필요하다고 볼 수 있다(Bentler and Chou, 1987). 하지만 이것은 일반적인 경우를 설명한 것으로 모든 논문에서 이 기준으로 맞추는 것은 적절하지 않다.

그렇다면 표본의 크기는 어떠할까? 표본의 크기에 대해서 많은 학자들이 주장(Joreskog and Sorbom, 1996; Mitchell, 1993; Kline, 2005)을 했지만 일반적으로 200을 단일 임계치로 보고 있다(Hoyle, 1995). 하지만 이것 역시 모델의 복잡성을 고려한다면 얼마든지 변화할 수 있는데, Kline(2005)은 추정될 자유모수 당 표본의 크기가 20배 이상이면 좋으나, 10배 정도도 양호하다고 주장했는데, 만약 추정될 자유모수에 5배 이하라면 그 분석결과에 대해서 의문점이 발생할 수 있다고 했다. 즉, 모델의 복잡성에 따라 표본의 크기도 변화해야 한다는 주장들 역시 강하게 제기되고 있는 것이다(Hair et al., 2006).

2.2 항목묶음의 필요성

표본의 크기는 모델의 복잡성에 따라 결정 되어 하나, 표본의 크기가 제한되어 있는 경우라면 모델을 단순화하는 과정이 필요하게 된다. 이때 항목묶음은 모델 단순화에 좋은 수단이 된다. 만약 조사자가 제한된 표본의 크기에도 불구하고, 원하는 수의 항목들을 한 모델에 모두 사용한다면 모델의 복잡성이 증가하여 낮은 모델적합도 수치를 보이거나 경로 계수의 유의성이 낮아지는 등의 문제가 발생하게 되기 때문이다(우종필 2012).

2.3 항목묶음 방법

조사자가 항목묶음을 하기로 결정을 했다면, 어떤 방법으로 항목묶음을 할 것인지 선택해야 하는데 그 방법들은 다음과 같다(Little et al, 2002)

1) 무작위 할당법(Random Assignment): 무작위 할당법은 조사자가 항목을 무작위로 할당하는 방법으로, 결정된 묶음의 개수에 따라 항목들이 무작위로 할당되어 묶음화 된다. 즉, 15개 항목을 3개의 묶음으로 나누려 한다면, 조사자가 15개 항목을 무작위로 5개씩 3개의 묶음에 지정하는 방법이다.

2) 구성개념의 항목균형(Item-to-construct balance): 이 방법은 구성개념을 측정하고 있는 항목의 요인부하량을 기준으로 가장 높은 요인부하량을 보이는 항목과 가장 낮은 요인부하량을 보이는 항목들을 쌍으로 묶고, 그 다음으로 높은 요인부하량 항목과 낮은 요인부하량항목을 쌍으로 묶어 항목묶음들간 요인부하량의 균형을 유지하는 방법이라고 할 수 있다.

3) 다차원 접근법(Approaches to multidimensionality): 이 접근법에 대해서 Kishton and Widaman

(1994)은 두 가지 방법을 제시했다. 예를 들어 A, B, C 라는 세 개의 구성개념이 존재하고, 각 구성개념들이 3개의 항목들로(A: A1~A3, B: B1~B3, C: C1~C3) 측정이 되었다면, 첫 번째 묶음 방법은 A1~A3의 평균이나 총점을 이용하여 구성개념 A에 대한 항목묶음을 하고, 같은 방법으로 나머지 2개의 묶음인 B(B1~b3), C(C1~C3)를 만드는 방법이다. 두 번째 항목묶음 방법은, 각 구성개념의 측정도구를 하나씩 모아(A1, B1, C1)를 한 묶음으로 하고, 묶음2(A2, B2, C2)와 묶음 3(A3, B3, C3) 등을 다른 두 묶음으로 하여 3개의 항목묶음을 하는 경우 이다.

4) 선형적 설문지 구성법(A priori questionnaire construction): 이 방법은 긍정적인 항목들과 부정적인 항목들을 분리하여 측정한 후, 두 항목들 중 한 쪽을 역코딩(reverse coding)하여 항목묶음을 하는 방법으로, 긍정적 편향(positivity bias)과 부정적 편향(negativity bias)을 수정해주는 효과가 있다. 하지만 단점도 존재하는데 하나의 구성개념에 부정적인 측면과 긍정적인 측면이 공존하는 경우라면, 이 방법은 추천되지 않는다. 예를 들어, 통제(control)라는 구성개념이 사용되었다면, 단어가 자체가 어떠한 목적을 통해 행위를 제약하는 의미를 가지고 있어서 부정적일 수 있지만, 그 행위 자체가

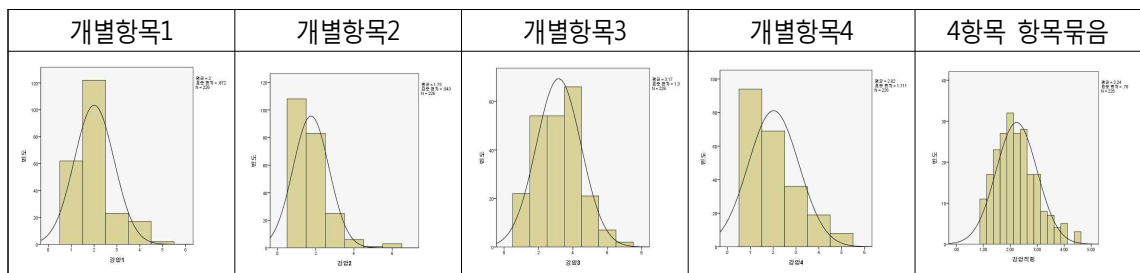
잘못된 경우라면 통제는 긍정적인 의미를 가질 수 있다. 이런 경우처럼, 긍정적인 측면과 부정적인 측면이 동시에 혼재되어 있는 구성개념들은 선형적 설문지 구성법은 적절하지 않을 수 있다.

2.4 항목묶음의 장점

항목묶음은 다양한 장점들이 존재하는데 그 장점에 대해서 알아보면 다음과 같다(Matsunaga, 2008).

1) 첫 번째 장점으로서는 척도의 커뮤널리티(communality)를 증가시키며, 지표에 대한 일반 공통 비율(common to unique ration)을 증가시키고 무작위 오차(random error)를 줄이게 된다. 어떤 구성개념이 단일차원이라 하더라도 그것이 하나의 측정항목만으로 측정되는 것은 바람직하지 않은데, 단일 측정항목으로 하나의 구성개념을 완벽하게 표현하는 것이 불가능하기 때문이다. 그렇지 않고 다수의 측정항목으로 측정된 후, 하나의 항목으로 묶음화 되는 것은 어떤 구성개념을 좀 더 적절하게 설명할 수 있게 된다(Rushton, Brainerd and Pressley, 1983).

2) 두 번째 장점은 각 개별적인 항목보다 항목묶음의 경우 표본이 정규분포 곡선에 더 가까워진다는



〈그림 1〉 4개의 개별항목들과 항목묶음의 히스토그램

것이다. 일반적으로 개별적인 항목이 정규분포 곡선을 이루기가 쉽지 않기 때문에, 항목묶음이 되었을 경우 정규분포 곡선에 가까워지기 때문에 자연스럽게 비정규분포(non-normality)의 문제를 해결할 수 있게 된다. 다음의 그림을 보면 4개의 개별항목들의 정규성보다 그 항목들의 평균을 이용한 항목묶음이 정규분포곡선에 좀 더 가까워지고 있음을 알 수 있다. Bandalos(2002) 역시 데이터가 정규분포가 아닌 경우나 표본의 크기가 작을 경우, 항목묶음은 이런 문제를 해결하는 가장 좋은 방법 중 하나라고 주장했다.

3) 세 번째 장점으로서는 추정의 안정성(Estimation stability)이다. 추정을 안정화 하는 가장 좋은 방법은 무엇보다도 표본의 크기를 증가시키는 것이지만, 표본의 크기에 대해서 조사자가 임의대로 크기를 늘리기 어렵기 때문에 표본의 크기가 작을 경우라면, 다수의 항목에 대한 항목묶음은 모수를 추정하는데 있어서 유용한 방법이 될 수 있다. 특히, 구조방정식 모델 프로그램들에서 가장 기본적으로 사용되고 있는 추정법이 최대우도법(Maximum Likelihood, ML)인데, 이 추정법은 대표본의 다변량 정규분포를 가정으로 하고 있기 때문에 항목묶음을 할 경우, 변수의 특성이 정규분포 특성에 가까워지므로 표본들이 최대우도법에 적합할 수 있게 된다(Nasser and Wisenbaker, 2003).

4) 네 번째로 항목묶음은 개별적인 항목으로 연구 모델을 분석했을 때보다 좋은 모델적합도(model fit)를 제공한다. 특히 개별적인 항목으로 측정된 모델의 경우 항목묶음으로 측정된 모델에 비해서 강건한(rubust) 적합도인 CFA나 RMSEA등에서도 좋지 않은 결과를 보였고(Holbert and Stephenson, 2002), Bandalos(2002)의 연구에서도 카이스퀘어, CFI, RMSEA 의 경우 개별적인 항목으로 측정

된 결과보다 항목묶음으로 분석한 결과가 더 좋게 나왔음을 보여주었다.

2.5 항목묶음의 단점

항목묶음은 이처럼 다양한 장점이 존재하지만, 그에 따른 치명적인 단점도 존재한다.

1) 첫 번째 문제는 측정도구의 차원성(dimensionality of measurement)이다. 항목묶음의 경우, 반드시 측정항목들에 대한 단일차원성이 전제 되어야 한다. 단일차원성의 경우라면, 각 측정항목들에 대한 내용이 중복되기 때문에 항목묶음이 큰 문제가 되지 않지만, 개념적으로 다른 하위개념의 항목들이 하나로 뭉쳐질 경우, 본래의 항목들에 대한 의미가 왜곡되는 상황이 발생할 수 있다. 그런데 실제로 항목묶음 전 이러한 단일차원성에 대한 검증 여부는 조사자의 개인적 판단에 의해서 이루어지는 경우가 대부분으로 문제의 소지가 있다고 할 수 있다.

2) 두 번째 문제는 추정편향(Estimation Bias)이다. 첫 번째 문제와 관련되어 항목묶음이 잘못되었을 경우, 개별항목 분석보다 좋은 결과들은 보여줄 수 있지만 왜곡된 분석결과를 제공하게 된다. 예를 들어 개별항목 분석에서는 논리적으로 유의하지 않은 경로라도, 항목묶음 후 분석에서는 같은 경로의 결과가 유의하게 나타내 질 수 있다. 즉, 분석결과에서 편향된 경로계수의 결과를 보여줄 수 있는 것이다. 이런 이유로 Matsunaga(2008)는 데이터가 잘 수집된 경우(clean and well conditioned data)라면 큰 편향(distort estimation)을 일으킬 수 있는 항목묶음 방법보다 개별항목 분석이 더 적합하다고 했으며, Hair et al(2006) 역시 15항목 미만인 경우 항목묶음을 굳이 할 필요가 없다고 주장했다.

III. 연구문제의 제기

항목묶음에 대한 장점과 단점이 공존하는 상태에서 장점에 대한 연구는 꾸준히 진행되어 왔으나, 단점에 대해서는 몇몇 학자들이 개념적으로만 언급했지(Matsunaga 2008; Little et al 2002), 그 문제점에 대한 실증적 연구는 거의 이루어지지 않았다. 따라서 본 연구는 다음과 같은 연구문제를 제시하고자 한다.

연구문제 1: 단일차원과 다차원의 표본으로 구성된 측정항목들의 경우, 항목묶음에 대한 결과는 다르게 나타날 것이다.

연구문제 2: 그렇게 구성된 항목묶음들은 종속변수에 서로 다르게 영향을 미칠 것이다.

위 연구문제의 검증 위해, 데이터를 단일차원과 다차원으로 구성된 표본으로 나누고 이들 표본들에 대한 단일차원성을 검증하였다. 다음으로 이들 표본들을 이용하여 항목묶음을 실행 한 후, 확인적 요인 분석을 통해 표준화된 요인부하량 및 모델적합도를 확인 하였고, 마지막으로 이들 항목묶음들이 종속변수에 영향을 미치는 모델을 설정한 후, 각 모델들에서의 경로계수 및 모델적합도의 변화량을 살펴보았다.

IV. 실증연구

4.1 표본의 분류 및 단일차원성 검증

실증연구를 위해 데이터는 두 표본으로 분류되었

다. 표본1(N=300)은 단일차원성으로 구성된 12개의 항목으로 구성되었고, 표본2(N=300)는 4개의 하위차원으로 이루어진 12항목으로 구성되었다. 표본들에 대한 단일차원성 검증하기 위해 위해서 항목 묶음에서 Kim and Hagtvet(2003)이 제시한 3가지 단계 1) 내적 일관성(Internal consistency), 2) 탐색적 요인분석의 요인부하량(factor loadings in a preliminary exploratory factor analysis) 3) 확인적 요인분석의 요인부하량과 모델적합도(factor loadings and overall model fit index in confirmatory factor analysis)를 순서대로 검증 분석해 보았다.

4.1.1 내적일관성

표본1과 표본2의 내적 일관성을 알아보기 위해서 신뢰성분석과 상관관계 분석을 실시하였다.

(1) 신뢰성 분석

표본1과 표본2에 대한 신뢰성에 대한 결과는 다음과 같다.

〈표 1〉 신뢰계수

		총 항목 수	신뢰성 계수
표본1 전체문항		12	.967
표본2	전체문항	12	.779
	하위요인1	3	.916
	하위요인2	3	.896
	하위요인3	3	.910
	하위요인4	3	.911

결과표에서 알 수 있듯이, 표본1의 신뢰성 계수는 .967이며, 표본2의 신뢰성 계수는 .779로, 단일차원으로 구성된 표본1의 신뢰계수가 표본2보다 더

높은 것으로 나타났다. 하지만 표본2에서도 각 하위 요인별 신뢰계수는 .916, .896, .910, .911로 각각 나타나 하위차원들을 측정한 문항들은 잘 구성되어 있음을 알 수 있다.

(2) 상관관계 분석

표본1 과 표본2에 대한 상관관계분석 결과는 다음과 같다.

상관관계분석의 경우, 표본1에서는 항목들 간 상

〈표 2〉 표본1의 상관관계표

	항목1	항목2	항목3	항목4	항목5	항목6	항목7	항목8	항목9	항목10	항목11	항목12
항목1	1											
항목2	.784**	1										
항목3	.619**	.624**	1									
항목4	.741**	.729**	.769**	1								
항목5	.714**	.725**	.671**	.796**	1							
항목6	.706**	.703**	.608**	.726**	.687**	1						
항목7	.675**	.706**	.551**	.679**	.681**	.806**	1					
항목8	.753**	.720**	.609**	.754**	.720**	.757**	.787**	1				
항목9	.740**	.689**	.639**	.766**	.734**	.726**	.706**	.825**	1			
항목10	.706**	.658**	.618**	.735**	.689**	.679**	.656**	.736**	.797**	1		
항목11	.707**	.673**	.611**	.715**	.686**	.690**	.684**	.735**	.724**	.726**	1	
항목12	.736**	.731**	.622**	.735**	.771**	.705**	.740**	.754**	.777**	.687**	.775**	1

〈표 3〉 표본2의 상관관계표

	항목1 (요인1)	항목2 (요인1)	항목3 (요인1)	항목4 (요인2)	항목5 (요인2)	항목6 (요인2)	항목7 (요인3)	항목8 (요인3)	항목9 (요인3)	항목10 (요인4)	항목11 (요인4)	항목12 (요인4)
항목1 (요인1)	1											
항목2 (요인1)	.823**	1										
항목3 (요인1)	.744**	.784**	1									
항목4 (요인2)	.377**	.403**	.408**	1								
항목5 (요인2)	.362**	.366**	.375**	.779**	1							
항목6 (요인2)	.350**	.321**	.390**	.698**	.761**	1						
항목7 (요인3)	-.046	-.057	-.049	.014	.005	.004	1					
항목8 (요인3)	-.085	-.091	-.109	-.114*	-.116*	-.131*	.800**	1				
항목9 (요인3)	-.085	-.056	-.068	-.041	-.035	-.066	.721**	.791**	1			
항목10 (요인4)	-.034	-.057	-.073	-.008	-.018	-.072	.462**	.483**	.478**	1		
항목11 (요인4)	-.051	-.035	-.038	-.026	-.041	-.101	.474**	.522**	.482**	.852**	1	
항목12 (요인4)	-.049	-.001	-.041	-.012	-.046	-.091	.451**	.512**	.433**	.724**	.771**	1

관계수가 골고루 높은 것을 알 수 있으나, 표본2에서는 하위요인의 항목끼리는 상관은 높지만 다른요인들 간 항목의 상관은 높지 않은 것을 알 수 있다. 특히 요인1(항목1~3)과 요인3(항목7~9), 요인4(항목10~12)의 상관은 매우 낮아서(-.131 ~ .014) 이들 요인의 항목들 간 상관이 거의 존재하지 않고 있음을 알 수 있다.

4.1.2 탐색적 요인분석의 요인부하량

두 번째 단계로 표본1과 표본2에 대한 탐색적 요인분석을 실시하였으며 분석결과는 다음과 같다. 회전요인은 베리맥스 방법을 사용하였다.

분석결과 표본1은 단일 요인으로 단일차원성이 확보되었지만, 표본2에서는 4개의 하위요인으로 확연하게 구분되고 있음을 알 수 있다.

4.1.3 확인적 요인분석의 요인부하량과 모델적합도

표본1과 표본2에 대해서 하나의 잠재변수로 구성된 확인적 요인분석을 실시하였으며, 추정법은 ML법이 사용되었다. 표본2의 경우, 모델은 하위요인별로 구성하지 않고, 하나의 구성개념으로 간주해 단일 잠재변수에 12개의 측정항목이 붙어있는 구성된 모델로 분석하였다. 분석결과는 다음과 같다.

분석 결과, 요인부하량의 경우는 표본1에서 표본2보다 요인부하량의 수치들(.742~.885)이 더 높고 편차가 적어 안정적인 결과를 보이는 반면, 표본2의 경우는 항목1~항목5까지의 C.R.은 1.965미만으로 유의하지도 않았으며 요인부하량 수치들간 편차(-.121~.899) 역시 상당히 큰 것을 알 수 있다. 모델적합도의 경우도 표본1에서는 대부분 양호한 결과를 보이는 반면, 표본2에서는 기준치를 충족하는 모델적합도는 하나도 없는 것으로 나타났다. 즉, 표

〈표 4〉 탐색적 요인분석 결과

표본1의 탐색적 요인분석결과		표본2의 탐색적 요인분석결과				
항목	요인1	항목	요인1	요인2	요인3	요인4
항목1	.864	항목1	.904			
항목2	.850	항목2	.922			
항목3	.768	항목3	.875			
항목4	.889	항목4		.871		
항목5	.863	항목5		.909		
항목6	.855	항목6		.880		
항목7	.843	항목7			.879	
항목8	.891	항목8			.885	
항목9	.888	항목9			.870	
항목10	.845	항목10				.883
항목11	.849	항목11				.896
항목12	.879	항목12				.862

* 요인부하량 .50 이하는 표에서 제외

〈표 5〉 개별항목 확인적 요인분석 결과

요인	표본1			표본2		
	요인부하량	S.E	C.R.	요인부하량	S.E	C.R.
항목1	.850	.052	18.255	-.108	.075	-1.798
항목2	.832	.052	17.648	-.103	.075	-1.710
항목3	.742	.064	14.901	-.116	.074	-1.934
항목4	.875	.054	19.121	-.087	.068	-1.435
항목5	.849	.059	18.196	-.093	.064	-1.547
항목6	.839	.053	17.871	-.121	.071	-2.008
항목7	.829	.054	17.546	.835	.062	17.319
항목8	.885	.051	19.500	.899	.061	19.505
항목9	.883	.054	19.395	.833	.062	17.262
항목10	.830	.054	17.583	.642	.072	12.013
항목11	.833	.051	17.675	.667	.069	12.609
항목12	.869	.057	18.897	.634	.068	11.825
모델 적합도	$\chi^2 = 265.93$ (df =54) p =.000, GFI=.880, AGFI=.812, IFI= .943, CFI=.943, RMR=.043, RMSEA=.115			$\chi^2 = 1724.85$ (df =54) p =.000, GFI=.482, AGFI=.252, IFI= .367, CFI=.364, RMR=.367, RMSEA=.322		

본2는 다차원으로 구성되어 있기 때문에 단일차원 형태로의 분석은 적절하지 않음을 보여주고 있다.

4.2 항목묶음의 실행

항목묶음은 이론적 배경에서 언급한 1) 무작위 할당법, 2) 구성개념의 항목균형법, 3) 다차원 접근법 등이 사용되었고, 선행적 설문지 구성법은 긍정과 부정항목이 서로 개별적으로 측정되어야 하기 때문에 본 연구에서는 제외되었다.

4.2.1 무작위 할당법

무작위 할당법의 경우, 표본1과 표본2에 대해서 조사자가 항목묶음의 개수를 4개로 결정 한 후, 3개 씩의 측정항목들을 각 묶음에 무작위로 할당하였다. 각 표본들의 항목묶음에 대한 개별항목 목록과 그에 따른 확인적요인분석 결과는 다음과 같다.

분석결과, 요인부하량의 경우는 표본1에서 표본2보다 요인부하량의 수치들이 더 높고 편차가 적어 안정적인 결과를 보이고 있다. 하지만, 표본2의 경

〈표 6〉 무작위 할당법에서 항목묶음 개별항목

	표본 1	표본 2
항목묶음1	항목1, 항목4, 항목8	항목1(요인1), 항목11(요인4), 항목5(요인2)
항목묶음2	항목2, 항목5, 항목12	항목10(요인4), 항목7(요인3), 항목4(요인2)
항목묶음3	항목3, 항목11, 항목10	항목9(요인3), 항목2(요인1), 항목3(요인2)
항목묶음4	항목6, 항목7, 항목9	항목8(요인3), 항목6(요인2), 항목12(요인4)

〈표 7〉 무작위 할당법의 항목묶음 확인적 요인분석

요인	표본1			표본2		
	요인부하량	S.E	C.R.	요인부하량	S.E	C.R.
항목묶음1	.964	.044	22.632	.704	.040	13.370
항목묶음2	.929	.048	21.184	.900	.040	18.683
항목묶음3	.910	.046	20.434	.526	.049	9.318
항목묶음4	.924	.046	20.956	.864	.039	17.593
모델 적합도	$\chi^2 = .468$ (df =2) p =.791, GFI=.999, AGFI=.996, IFI= 1.001, CFI=1.000, RMR=.002, RMSEA=.000			$\chi^2 = 98.25$ (df =2) p =.000, GFI=.869, AGFI=.345, IFI= .847, CFI=.846, RMR=.064, RMSEA=.401		

우도 개별항목 분석 때와 달리 요인부하량의 수치도 훨씬 좋아지고 C.R.값 역시 모든 경로에서 유의한 것으로 바뀌게 되었다. 모델적합도의 경우도 표본1과 표본2에서 모두 개별적인 확인적 요인분석의 결과보다 좋은 결과를 보였으나 표본2의 경우 GFI, AGFI, CFI 등 적합도는 매우 좋아진 것을 알 수 있다. 표본2의 경우, 무작위 할당법을 이용한 항목 묶음을 통해 유의하지 않은 요인들(요인1, 요인2)의 요인부하량들이 유의하게 되었으며, 모델적합도 역시 낮은 수준에서 수용 가능한 수준까지 좋아졌음을 알 수 있다.

4.2.2 구성개념의 항목균형법

구성개념 항목균형법의 경우도 표본1과 표본2에

대해서 조사자가 묶음의 개수를 4개로 결정한 후, 측정항목의 요인부하량을 기준으로 각 묶음별로 최대한 균등하게 항목을 할당했다. 각 표본들의 항목 묶음에 대한 개별항목 목록과 그에 따른 확인적 요인분석 결과는 다음과 같다.

분석결과, 무작위 할당법의 결과와 비슷하게 표본1에서 표본2보다 요인부하량의 수치들이 더 높고 모델적합도 역시 더 좋은 것을 알 수 있다. 그런데 표본2의 경우도 무작위 할당법의 결과와 비슷하게 개별항목 분석때 보다 요인부하량의 수치도 좋아졌을 뿐만 아니라 모델적합도 역시 어느정도 수용 가능한 수준까지 높아진 것을 알 수 있다. 특히, 요인부하량 수치의 크기나 모델적합도의 수치만을 봤을 때 무작위 할당법보다 더 높은 좋은 수치들을 보여 주고 있다.

〈표 8〉 항목균형법의 항목묶음 개별항목

	표본 1	표본 2
항목묶음1	항목8, 항목3, 항목5	항목1(요인1), 항목9(요인3), 항목12(요인4)
항목묶음2	항목1, 항목4, 항목11	항목2(요인1), 항목8(요인3), 항목6(요인2)
항목묶음3	항목9, 항목10, 항목6	항목3(요인1), 항목7(요인3), 항목11(요인4)
항목묶음4	항목12, 항목2, 항목7	항목4(요인2), 항목10(요인4), 항목5(요인2)

〈표 9〉 항목균형법의 항목묶음 확인적 요인분석

요인	표본1			표본2		
	요인부하량	S.E	C.R.	요인부하량	S.E	C.R.
항목묶음1	.938	.047	21.551	.911	.038	19.380
항목묶음2	.955	.044	22.244	.739	.039	14.371
항목묶음3	.929	.046	21.189	.869	.040	18.050
항목묶음4	.926	.046	21.035	.589	.045	10.721
모델 적합도	$\chi^2 = .898$ (df =2) p =.638, GFI=.998, AGFI=.992, IFI=1.001, CFI=1.000, RMR=.002, RMSEA=.000			$\chi^2 = 54.98$ (df =2) p =.000, GFI=.923, AGFI=.613, IFI=.919, CFI=.919, RMR=.039, RMSEA=.298		

4.2.3 다차원 접근법

다차원 접근법의 경우, 항목내에 있는 하위 차원들에 의해서 묶이는 형태이므로, 표본1의 경우 하나의 묶음(단일차원)으로 묶이는 형태가 되고, 표본2의 경우 4차원이므로 4가지 차원으로 묶이는 형태

가 된다. 각 표본들의 항목묶음에 대한 개별항목 목록과 그에 따른 확인적요인분석 결과는 다음과 같다. 분석결과, 하나의 묶음화 된 표본1에 대한 요인부하량의 수치나 모델적합도는 도출되지 않았기 때문에 표본2와 비교분석은 불가능하다. 단, 표본2의 경우, 다차원 접근법의 결과는 무작위 할당법이나 항

〈표 10〉 다차원 접근법의 항목묶음 개별항목

	표본 1	표본 2
항목묶음1	항목1~항목12 (단일차원)	항목1(요인1), 항목2(요인1), 항목3(요인1)
항목묶음2		항목4(요인2), 항목5(요인2), 항목6(요인2)
항목묶음3		항목7(요인3), 항목8(요인3), 항목9(요인3)
항목묶음4		항목10(요인4), 항목11(요인4), 항목12(요인4)

〈표 11〉 다차원 접근법의 항목묶음 확인적 요인분석

요인	표본1 (단일차원)			표본2		
	요인부하량	S.E	C.R.	요인부하량	S.E	C.R.
항목묶음1	-	-	-	-.108	-1.599	.110
항목묶음2	-	-	-	-.096	-1.419	.156
항목묶음3	-	-	-	.822	3.834	.000
항목묶음4	-	-	-	.683	3.773	.000
모델 적합도	단일항목으로 모델적합도 추정불가			$\chi^2 = 63.45$ (df =2) p =.000, GFI=.913, AGFI=.563, IFI=.658, CFI=.650, RMR=.161, RMSEA=.321		

목균형법의 결과와는 상이한 결과를 보여주고 있다. 예를 들어, 개별적인 항목 분석처럼 각 요인부하량의 편차(-.108~.822)가 심하고, 모델적합도 역시 GFI를 제외한 나머지 수치들이 좋지 않음을 알 수 있다. 결론적으로, 표본2처럼 다차원의 측정항목들의 경우라면 조사자가 어떤 식으로 항목묶음을 하느냐에 따라 요인부하량의 결과와 그에 따른 모델적합도의 결과가 판이하게 달라짐을 알 수 있다.

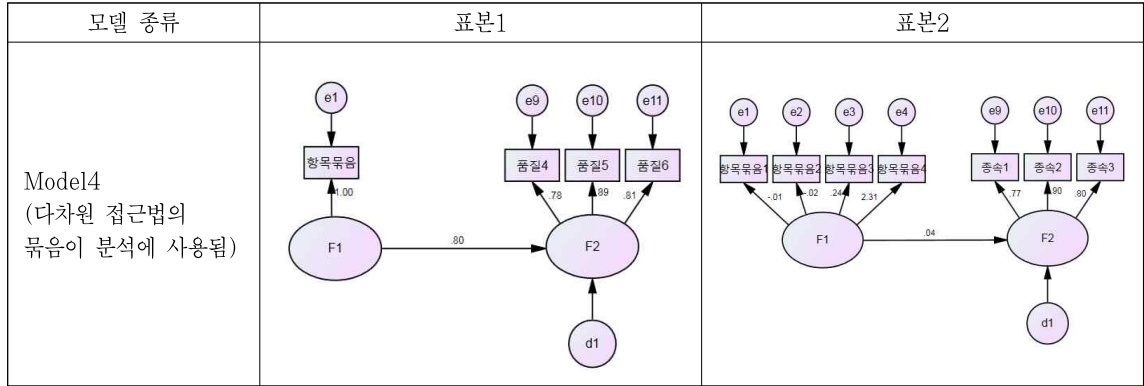
4.3 다양한 모델에서 경로계수의 변화

각 표본의 개별항목들과 앞에서 만든 항목묶음들이 종속변수(종속1, 종속2, 종속3)에 영향을 미치는 모델을 설정하고, 각 모델에서 변수간 인과계수의 변화량을 알아보았다. 모델의 형태와 경로계수에 대한 결과는 다음과 같다.

〈표 12〉 모델의 형태

모델 종류	표본1	표본2
Model1 (개별항목이 모두 분석에 사용됨)		
Model2 (무작위 할당법의 항목묶음이 분석에 사용됨)		
Model3 (구성개념 항목균형법의 묶음이 분석에 사용됨)		

〈표 12〉 모델의 형태 (계속)



〈표 13〉 모델의 경로계수의 결과

		표준화 계수	비표준화 계수	S.E	C.R	P
Model1	표본1	.810	.657	.050	13.210	.000
	표본2	.048	.040	.053	.747	.455
Model2	표본1	.815	.710	.049	14.403	.000
	표본2	.244	.392	.107	3.675	.000
Model3	표본1	.817	.704	.050	14.184	.000
	표본2	.314	.379	.078	4.854	.000
Model4	표본1	.801	.702	.048	14.696	.000
	표본2	.044	.014	.070	.194	.847

위의 표에서 알 수 있듯이 단일차원으로 이루어진 표본1의 경우 4개의 모델에서 표준화 경로계수가 .801~.817로 개별항목 분석이든 항목묶음이든 큰 차이가 없음을 알 수 있다. 하지만 표본2의 경우, 모델들의 표준화 경로계수가 .044~.314까지 큰 차이를 보였으며 Model1과 Model4는 경로간 유의한 차이를 보이지 않는 반면, Model2와 Model3에서는 유의한 결과를 보였다. 즉, 개별항목모델의 경우, 독립변수(외생변수)와 종속변수(내생변수)간 유의한 인과관계가 존재하지 않는 상황임에도 불구하고 항목묶음을 한 모델의 경우 두 변수간 관계가 유의

한 것처럼 변화 한 것을 알 수 있다.

흥미로운 점은 다차원 접근법의 결과가 개별항목의 결과와 비슷하고, 경로 결과 역시 유의하지 않거나 다차원 접근법이 개별항목 분석 결과와 가장 비슷함을 알 수 있었다. 이들 결과는, 항목묶음에 앞서 단일항목에 대한 검증이 반드시 선행되어야 함을 보여주고 있으며, 잘못된 항목묶음이 인과계수의 유의성에 편향을 일으킬 수 있음을 보여주고 있다. 각 모델별 표본에 대한 모델 적합도지수의 변화는 다음과 같다.

표에서 알 수 있듯이, 모든 모델에서 표본1이 표

〈표 14〉 모델의 모델적합도 결과

		χ^2	GFI	AGFI	IFI	CFI	RMR	RMSEA
Model1	표본1	359.88	.861	.812	.939	.939	.046	.101
	표본2	1830.66	.508	.337	.447	.444	.343	.256
Model2	표본1	23.41	.977	.952	.995	.995	.018	.052
	표본2	161.31	.853	.683	.869	.868	.113	.195
Model3	표본1	30.69	.971	.937	.992	.992	.019	.067
	표본2	91.128	.923	.834	.932	.931	.058	.142
Model4	표본1	2.371	.996	.981	.999	.999	.012	.025
	표본2	143.44	.873	.727	.810	.808	.224	.183

본2보다 좋은 모델 적합도를 보여주고 있는 반면 표본2에서는 각 모델 간 적합도에서 상당한 격차를 보이는 것으로 나타났다. 특히 표본2에서 Model3의 경우 모델 적합도는 표본1보다는 낮지만, 일반적인 기준치를 충족하는 적합도 들이 없지 않기 때문에 조사자들로 하여금 모델 자체가 적합하다는 결론을 내릴 수 있는 오류를 유도할 수 있다.

V. 연구결과 및 시사점

본 연구는 구조방정식모델에서 자주 사용되고 있는 항목 묶기의 개념에 대해서 알아본 후, 다양한 항목 묶기의 방법과 그 장, 단점 등에 대해 알아보았다. 항목 묶기로 인해 발생하는 문제점에 대한 실증적인 분석을 위해 데이터를 단일차원과 다차원으로 구성된 표본들로 분리한 후, (1) 무작위 할당법, (2) 항목균형법, (3) 다차원 접근법을 통한 항목묶음을 생성하였고, 이들 항목묶음들이 종속변수에 영향을 미치는 모델을 설정한 후, 각 모델들에서의 경로계수 및 모델적합도의 변화량을 살펴보았다. 분

석결과는 다음과 같다.

첫 번째, 개별 항목들이 측정된 확인적 요인분석 결과에 비해 항목묶음으로 구성된 확인적 요인분석의 요인부하량 및 모델적합도의 수치가 더 좋아졌음을 알 수 있었다. 이는 모델이 단순화되었기 때문에 어쩌면 당연한 결과이라고 할 수 있지만, 표본에 따라서 결과에 상이한 차이를 보였다. 표본1의 경우, 개별항목 분석보다 항목묶음의 결과에서 표준화된 요인부하량이나 모델적합도에서 좋은 수치를 보여준 것이 맞지만, 항목묶음별 결과에는 큰 차이를 보이지 않았다. 다시말해서, 무작위 할당법이나 항목균형법으로 생성된 항목묶음의 결과들에서는 큰 차이를 보이지 않았다. 반면, 표본2의 경우는 개별항목 분석보다 항목묶음을 통해 요인부하량과 모델적합도의 결과는 좋아졌지만, 그 좋아진 격차가 표본1보다 훨씬 컸으며, 개별항목 분석에서는 유의하지 않았던 요인(요인1, 요인2)들의 수치가 무작위 할당법과 항목 균형법에서는 항목묶음을 한 후 유의하게 변함을 보여주었다. 이를 통해, 이론적으로 상이하여 단일화가 되어서는 안 되는 측정항목들이라 하더라도, 항목묶음을 하게 되면 통계적으로는 유의한 결과인 것처럼 포장되는 오류가 발생함을 알 수 있었다. 하

지만, 다차원 접근법을 통한 항목묶음의 경우, 개별 항목 분석보다 모델 적합도는 좋아졌지만, 하위 차원별로 항목묶음을 하였기 때문에 개별항목 분석과 거의 동일한 요인부하량 유의성의 결과를 보여주었다. 요약하면, 조사자가 항목묶음을 꼭 해야 한다면 반드시 단일차원성에 대한 검증이 선행되어야 하며, 표본이 단일차원성이라면 어떠한 방법으로 항목묶음을 하던 큰 차이가 없지만, 표본이 다차원으로 구성되어 있는 경우라면, 무작위 할당법이나 항목 균형법은 권장되지 않고 다차원 접근법을 통한 항목묶음법이 가장 적합함을 알 수 있었다.

두 번째, 개별항목과 다양한 항목묶음들이 종속 변수에 영향을 미치는 인과관계로 설정되어 있는 모델의 경우, 표본1에서는 Model1(개별항목 사용), Model2(무작위 할당법 항목묶음 사용), Model3(항목균형법 항목묶음 사용), Model4(다차원 접근법 항목묶음 사용)간 표준화 계수의 변화량(.801~.817)이 거의 차이가 없는 것으로 나타났다. 모델적합도 역시 모델 간 큰 변화가 없는 것으로 나타났다. 하지만 표본2의 경우, 각 모델 간 경로계수의 변화량(.043~.314)은 차이가 있는 것으로 나타났으며, Model2와 Model3에서는 독립변수(외생변수)가 종속변수(내생변수)에 유의한 영향을 미치는 반면, Model1과 Model4에서는 유의하지 않은 결과를 미치는 것으로 나타났다. 즉, 단일차원으로 구성된 표본의 항목묶음들은 어느 방법으로 묶음을 하던 종속 변수에 비슷한 영향을 미치지만, 다차원으로 구성된 항목묶음의 경우는 항목묶음의 방법에 따라 종속 변수에 얼마든지 다르게 영향을 미칠 수 있으며 모델 적합도 역시 상이한 결과를 보여주고 있음을 알 수 있었다.

결론적으로, 어떤 표본이든지 항목묶음을 통해 조사자는 유의하고 높은 수치의 경로계수(혹은 요인부

하량)을 얻을 수 있으며, 높은 모델적합도 수치를 얻을 수도 있다. 하지만 그 전에 표본들에 대한 단일차원성 검증이 반드시 선행되어야 하는데, 그렇지 않은 경우라면 항목묶음을 통해 구성개념이 왜곡되는 현상이 발생할 뿐만 아니라, 실제로 존재하지도 않는 인과관계를 항목묶음이라는 기법 통해 유의하게 만들뿐만 아니라 모델 적합도 역시 수용할 수 있는 수준만큼 높이는 오류를 범할 수 있다. 그래서 개별분석에서는 가능하지 않는 결과를 항목묶음을 통해 조사자가 원하는 결과대로 만들어낼 수 있는 수단이 될 수도 있음을 고려야 봐야 한다.

VI. 연구의 문제점 및 한계

본 연구는 기존의 선행연구들에서 개념적으로만 지적되어 왔던 항목문제의 문제점을 본 연구에서는 실증적인 방법을 통해 체계적으로 검증했다고 할 수 있다. 하지만 그에 따른 문제점 및 한계도 존재한다. 먼저 논문의 복잡성과 지면의 제한으로 인해 12개의 측정항목과 4개의 항목묶음으로 표본을 제한시켰지만, 실제 30개 이상의 측정항목과 4차원 이상으로 구성된 표본을 연구대상으로 삼았다면 조금 극명한 확실한 결과를 얻었으리라 예측해 본다. 또한 다차원 접근법의 경우, 탐색적 요인분석을 통한 차원의 분리와 개념적으로 분리되어 있는 경우로 나누어 볼 수 있는데 조사자가 개념적으로 분리하여 항목묶음을 해야 하는지, 탐색적 요인분석을 통해서 얻어진 개념으로 분리해야 할지에 대한 비교 연구등도 향후 흥미로운 결과를 보일 거라 생각한다.

참고문헌

- 우종필(2012), “구조방정식모델 개념과 이해,” 한나래아카데미.
- 우종필(2014), “구조방정식모델 오해과 편견,” 한나래아카데미.
- Bandalos, D. L.(2008). Is Parceling Really Necessary? A Comparison of Results from Item Parceling and Categorical Variable Methodology. *Structural Equation Modeling*, 15(2), 211-240.
- Bandalos, D. L.(2002). The Effects of Item Parceling on Goodness-of-fit and Parameter Estimate Bias in Structural Equation Modeling. *Structural Equation Modeling*, 9(1), 78-102.
- Bentler, P. M., and Chou, C. P.(1987). Practical Issues in Structural Modeling. *Sociological Methods & Research*, 16(1), 78-117.
- Hair, J. F., Black, W. C, Babin, B. J, Anderson, R. E, and Tatham, R. L.(2006). *Multivariate Data Analysis* (Vol. 6). Upper Saddle River, NJ: Pearson Prentice Hall.
- Holbert, R. L., and Stephenson, M. T.(2002). Structural Equation Modeling in the Communication Sciences, 1995 - 2000. *Human Communication Research*, 28(4), 531-551.
- Hoyle, R. H. (Ed.).(1995). *Structural Equation Modeling: Concepts, Issues, and Applications*. Sage Publications.
- Jöreskog, K. G., and Sörbom, D.(1996). *LISREL 8 User's Reference Guide*. Scientific Software International.
- Kim, S., and Hagtvet, K. A.(2003). The Impact of Misspecified Item Parceling on Representing Latent Variables in Covariance Structure Modeling: A Simulation Study. *Structural Equation Modeling*, 10(1), 101-127.
- Kishton, J. M., and Widaman, K. F.(1994). Unidimensional Versus Domain Representative Parceling of Questionnaire Items: An Empirical Example. *Educational and Psychological Measurement*, 54(3), 757-765.
- Kline, R. B.(2005), Principles and Practice of Structural Equation Modeling (2nd Edition ed.). New York: The Guilford Press.
- Little, T. D., Cunningham, W. A, Shahar, G, and Widaman, K. F.(2002). To Parcel or not to Parcel: Exploring the Question, Weighing the Merits. *Structural Equation Modeling*, 9(2), 151-173.
- Matsunaga, M.(2008). Item Parceling in Structural Equation Modeling: A Primer. *Communication Methods and Measures*, 2(4), 260-293.
- Mitchell, R. J.(1993). Path Analysis: Pollination. In: Design and Analysis of Ecological Experiments.(S. M. Scheiner &J. Gurevitch, eds), pp. 211-231. Chapman &Hall, New York.
- Nasser-Abu Alhija, F., and Wisenbaker, J.(2006). A Monte Carlo Study Investigating the Impact of Item Parceling Strategies on Parameter Estimates and their Standard Errors in CFA. *Structural Equation Modeling*, 13(2), 204-228.
- Rushton, J. P., Brainerd, C. J. and Pressley, M. (1983). Behavioral Development and Construct Validity: The Principle of Aggregation. *Psychological Bulletin*, 94(1), 18.

The Item Parceling Bias of Multi- Dimensionality in the Structural Equation Modeling

Jong Pil Yu*

Abstract

This study examined the theoretical concepts, and pros and cons of item parceling. While many preceding studies have focused on the merits of item parceling, very few study have researched demerits or limitations of it.

To empirically test item parceling results, data were divided by two samples: uni-dimensional sample(sample1), and multi-dimensional sample(sample 2). Then, these samples were item parceled by several different item parceling methods such as random assignment, item-to-construct balance, and approaches to multi-dimensionality. Using these item parcels, we test that how these item parcels affect dependent variables, and compare the variations of path coefficients and model fits.

The results show that the factor loadings and model fits of confirmatory factor analysis with uni-dimensionality sample shows good values than these of confirmatory factor analysis with multi-dimensionality sample. It would be logical conclusion, however there are critical points between the results of sample1 and sample2.

While there is no big differences among the models in sample 1, the results are very distinguishable depending on the types of item parceling in sample 2. Thus, if the researcher should use item parceling method, the verification of uni-dimensionality of data have to be conducted before item parceling.

Also, about the models which item parceling directly influence on dependent variable, there are minor differences among path coefficients in sample 1, however, there are significant differences among path coefficients in sample2. Consequently we found that dimensionality of data significantly influence the results of item parceling, and item parceling methods also critically affect path coefficients.

Key words: Business, Structural Equation Modeling, Uni-dimensionality, Multi-dimensionality

* Sejong University, Associate Professor