

A Comparison of Estimation Approaches of Structural Equation Model with Higher-Order Factors Using Partial Least Squares

Ki-Hyuk Son · Young-Ho Chun · Chang-Soo Ok[†]

Industrial Engineering, Hongik University

PLS를 활용한 고차요인구조 추정방법의 비교

손기혁 · 전영호 · 옥창수[†]

홍익대학교 산업공학과

Estimation approaches for casual relation model with high-order factors have strict restrictions or limits. In the case of ML (Maximum Likelihood), a strong assumption which data must show a normal distribution is required and factors of exponentiation is impossible due to the uncertainty of factors. To overcome this limitation many PLS (Partial Least Squares) approaches are introduced to estimate the structural equation model including high-order factors. However, it is possible to yield biased estimates if there are some differences in the number of measurement variables connected to each latent variable. In addition, any approach does not exist to deal with general cases not having any measurement variable of high-order factors. This study compare several approaches including the repeated measures approach which are used to estimate the casual relation model including high-order factors by using PLS (Partial Least Squares), and suggest the best estimation approach. In other words, the study proposes the best approach through the research on the existing studies related to the casual relation model including high-order factors by using PLS and approach comparison using a virtual model.

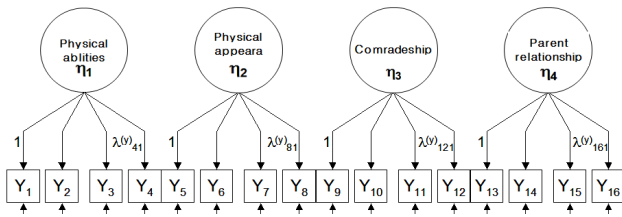
Keywords : PLS, Partial Least Squares, High-Order Factors, Structural Equation Model

1. 서론

인과관계모델은 요인분석, 회귀분석, 경로분석 등을 포괄하는 일반선형모형으로 여러 개의 질문 문항 또는 변수(이하 '측정변수'라 함)와 잠재요인간의 구조적 관계를 파악하고 잠재요인간의 인과관계를 분석하기 위한 통계적 기법이다. 일반적인 인과관계모델은 측정변수와 잠재변수가 직접적으로 연계된 1차 요인구조를 대상으로 한다. 최근 마케팅, 조직문화, 심리학 등 사회과학 분야에

서는 측정변수와 잠재변수 간 관계를 보다 정교하게 고려하기 위하여 2차 이상의 요인구조를 활용하는 사례가 늘어나고 있다[11]. 본 연구는 2차 이상의 요인구조를 포함한 인과관계모델을 추정하는 방법을 살펴보고 이를 비교하여 최선의 방법을 제안하고자 한다.

먼저, 고차요인구조를 포함한 인과관계모델의 추정 접근방법에 대한 논의를 위해서는 고차요인구조의 기반이 되는 요인분석에 대한 이해가 필요하다. 요인분석은 다변량 통계기법 중 하나로 측정변수들 간의 상호관계를 분석해서 이들 사이에 공유, 내재된 구조를 파악하는 분석기법이다. 즉, 전체 분석대상 변수 간 상관관계에 근거하여 이들 변수 간에 존재하는 공유된 구조를 파악하고



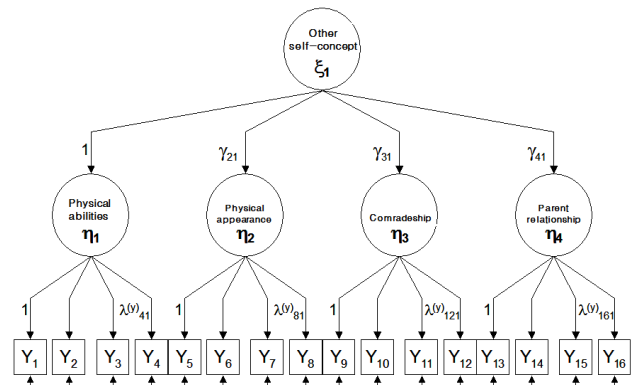
<Figure 1> Variable Reduction with Factor Analysis

전체 변수 개수보다 적은 수의 요인으로 분석대상을 설명하여 분석의 용이성 향상뿐만 아니라 자료에 대한 이해를 용이하게 해주는 분석기법이다.

예를 들어, Marsh와 Hocevar[13]가 호주 시드니에 거주하는 251명의 고교 2년생을 대상으로 조사한 자료를 바탕으로 <Figure 1>과 같은 요인분석 결과를 얻을 수 있다. 16개의 측정변수들은 변수 간 상관관계에 대한 요인분석을 통해 신체적 능력(Physical Abilities), 신체적 외관(Physical appearance), 동료관계(Comradeship) 및 부모관계(Parent relationship) 등 4개의 요인으로 축소될 수 있고 이를 ‘1차 요인’ 또는 ‘First-Order-Factor’라 한다. 한편, 이들 1차 요인들의 배후에 다시 요인(이하 ‘2차 요인’ 또는 ‘Second-Order Factor’)이 존재하고 이들 2차 요인의 배후에 3차 요인(Third-Order Factor)이 존재하는 것으로 보는 경우처럼 추상적인 요인을 차례로 가정하는 모델을 고차요인모델(High-Order Factor Model)이라고 한다. 고차의 요인과 저차의 요인 간 구조적 관계가 존재할 가능성은 오래 전부터 인식되어 왔다[16]. Bollen[2]은 Marsh와 Hocevar[13]의 연구에서 제안된 <Figure 1>의 1차 요인 모델을 <Figure 2>와 같은 1차 요인(First-Order Factor)과 2차 요인(Second-Order Factor)으로 구성된 2차 요인 모델을 제안하였다.

이와 같은 방식으로 1차 요인과 2차 요인만으로 구성된 2차 요인구조는 다시 3차 이상의 요인이 포함된 고차요인구조로 확장될 수 있고 1차 요인부터 고차요인까지의 구조적 관계는 인과관계모델에 의해 설명될 수 있다. 다시 말해, <Figure 2>와 같은 2차 요인구조는 1차 요인과 2차 요인의 구조모델과 1차 요인과 측정변수의 측정 모델을 통해 표현되고 추정될 수 있다.

이와 같이 요인 또는 잠재변수가 포함된 인과관계모델의 추정에는 최대우도법(Maximum Likelihood; ML)이나 최소제곱법을 활용한 PLS(Partial Least Squares) 방법이 많이 사용된다. 그러나 ML 기반의 구조방정식 수립을 위해서는 측정자료가 다변량 정규분포를 따른다는 가정을 만족해야 함으로 모델 추정을 위해 많은 자료가 필요하다는 단점을 가지고 있다. 또한, 요인의 불확정성으로 인해 요인의 지수화가 불가능하여 현상을 명확하게 구별하여 설명하기가 어렵다[4, 8, 10]. 한편, PLS를 통한 추정

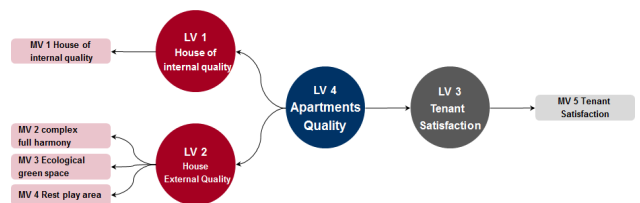


<Figure 2> Higher Order Factor Model with Second Order Factor Structure

은 weight relation을 통해 잠재변수의 지수화가 가능하고 측정 자료에 대한 분포관련 제약이 없어 측정데이터의 수가 적은 경우에도 인과관계모델의 추정이 가능하여 고차요인구조가 포함된 인과관계모델을 추정에 가장 많이 활용된다. 이 PLS 접근방법은 1차 요인의 측정변수를 2차 또는 고차요인에 반복 사용함으로써 경로계수 및 요인의 점수 또는 지수를 추정한다[3, 9, 12, 15, 18]. 단, PLS는 자료분포에 대한 가정이 없고 자료가 uni-dimension으로 측정되기 때문에, 잠재변수에 부여된 의미를 해석하는데 문제가 나타날 수도 있으므로, 데이터가 정규분포를 따를 때는 ML방법보다 설명력이 떨어질 수 있다.

본 연구는 요인점수산출의 가능성, 표본크기 및 분포에 대한 가정 등 실무활용성에서 장점을 보이는 PLS에서, 고차요인구조를 포함한 인과관계모델을 추정하기 위한 다양한 접근방법들을 소개하고 요인점수 및 다양한 적합도 지수를 비교를 통하여 최선의 접근방법을 제시하고자 한다.

2. PLS를 활용한 접근방법에 대한 고찰



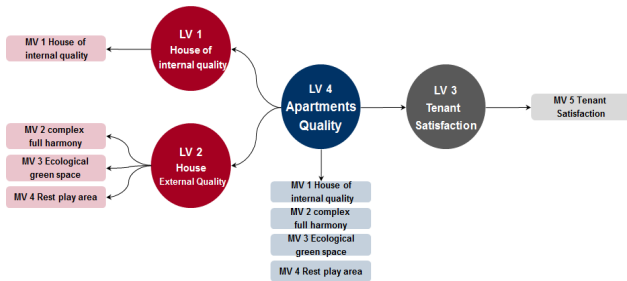
<Figure 3> Estimation Model for Structural Equation with Higher Order Factor Structure

PLS를 활용하여 2차 이상의 고차요인구조를 포함하고 있는 인과관계모델을 추정하기 위한 접근방법에 대해 추정절차 및 장단점을 고찰하기 위해 다음 <Figure 3>과 같은 신규 분양된 아파트 품질의 주택 내부품질(House

of internal quality) 잠재요인과 주택 외부품질(House of External Quality) 잠재요인 중 어떤 요인이 궁극적으로 입주자 만족도에 영향을 미치는지를 확인하기 위한 고차요인구조를 포함하는 인과관계모형을 고려한다.

2.1 Repeated Measures 접근방법

Wold에 의해 제안된 Repeated Measure 접근방법 또는 Hierarchical Component[5, 12, 15, 18]는 연구자들이 선호하는 가장 일반적인 접근방법으로 표준 PLS Algorithm을 통해 고차요인구조를 포함한 인과관계모형을 추정할 수 있다.

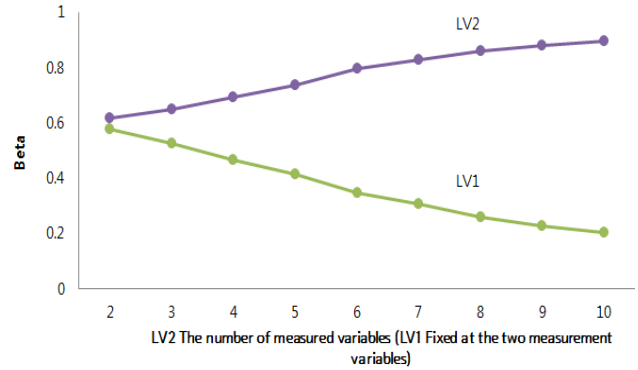


<Figure 4> Repeated Measures Approach

<Figure 4>에서 보는 바와 같이 2차 요인인 아파트품질을 1차 요인 주택 내부품질(House of internal quality)과 주택 외부품질(House of External Quality)의 측정변수를 반복적으로 사용하여 설명함으로써 2차 요인구조를 포함한 인과관계모형이 아닌 1차 요인구조로 변환 후 표준 PLS 알고리즘을 적용하여 전체 인과관계모형을 추정하게 된다.

한편, 1차 요인의 측정변수를 반복 사용하여 고차요인구조를 추정하는 방법은 1차 요인 중 측정변수가 많은 1차 요인에 대한 2차 요인의 설명력으로서 경로계수가 커질 가능성이 높다. 측정변수의 숫자 차이에 따라 경로계수가 커지게 되면 설명하고자 하는 일반 현상이 현실과 다르게 왜곡될 수 있다. 경로계수가 <Figure 5>는 2차 요인구조를 갖는 인과관계모형에 대한 Repeated Measure 접근방법에서 특정 1차 요인의 측정 변수는 2개로 고정하고, 또 다른 1차 요인의 측정 변수를 늘렸을 때 2차 요인의 1차 요인에 대한 경로계수의 변화를 나타낸다[6]. 특정 요인에 대한 측정변수 개수가 늘어날수록 경로계수가 커져 1에 가까워지는 반면, 측정변수의 개수가 고정된 요인은 경로계수가 줄어드는 것을 알 수 있다. 이는 2차 요인에 사용된 측정변수가 1차 요인에 사용된 측정변수를 반복 사용하기 때문에 특정 1차 요인의 측정변수가 많아지면 많아질수록 2차 요인과 해당 1차 요인의 유사성은 높아지고, 그에 따라 2차 요인의 1차 요인에 대한

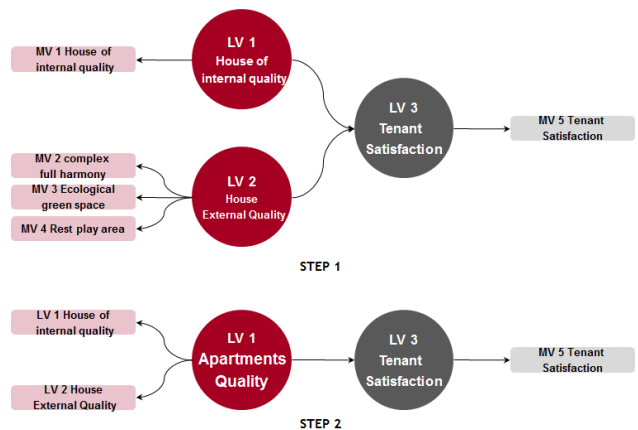
설명력이 높아지기 때문이다. 따라서, Repeated measures 접근방법을 통해 2차 이상의 고차요인구조를 포함한 인과관계모형을 추정할 때는 각 1차 요인에 사용되는 측정변수는 동일 또는 유사해야 한다[3].



<Figure 5> Manifest Variables Versus Beta with Repeated Measures

2.2 Two-Step 접근방법

Two-Step 접근방법은 요인분석에서 요인점수를 구한 후, 회귀분석에 적용하는 방법이다[1, 7]. 1차 요인과 2차 요인 간 관계가 Formative인 경우에도 적용이 가능하고, Monte-Carlo Simulation에 의하면, 작은 표본에서도 추정치가 일관성이 높은 것으로 나타났다[17]. 하지만, 1차 요인의 점수 산출 시 2차 요인이 전혀 고려되지 않는다는 단점이 있다. <Figure 6>은 Two-Step 접근방법의 적용절차를 도식화한 것으로 그 내용을 기술하면 다음과 같다. 먼저, 1단계로 2차 요인인 아파트품을 배제하고 1차 요인인 주택 내부품질(House of internal quality) 및 주택 외부품질(House of External Quality)로 입주자만족도와와의 인과관계를 설정한 모형을 구성한 후 표준 PLS 알고리즘을 적용하여 1차



<Figure 6> Two-Step Approach

요인의 점수 또는 지수를 산출한다. 2단계로 1단계에서 제외되었던 2차 요인(아파트품질(Apartments Quality))을 도입하여, 이와 관련된 1차 요인(주택 내부품질(House of internal quality) 및 주택 외부품질(House of External Quality))을 해당 2차 요인의 측정변수로 대체하여, 표준 PLS 알고리즘을 적용하여 전체 인과관계모형을 추정한다.

Hybrid Approach는 요인 사이의 비선형구조관계(Non-linear Structural Relationships)를 기반으로 1차 요인의 측정변수 중 반을 무작위로 선택하여 모형을 구성하고 이에 표준 PLS 알고리즘을 적용하는 접근방법이다[14]. 소규모 표본에서도 추정치의 일관성이 높으나 무작위로 선택된 측정변수가 무엇이나에 따라 추정치의 편이가능성이 높다.

2.4 최형주[6]의 접근방법

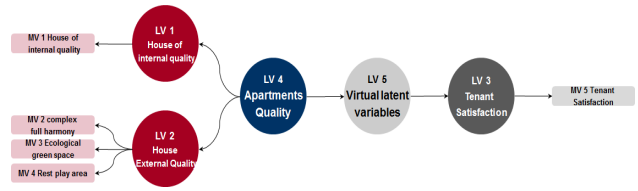
최형주[6]는 고차요인을 포함한 인과관계모형을 표준 PLS 알고리즘을 적용하기 위해 Inner Design¹⁾과 Outer Design²⁾을 개선하고 측정 변수간 공분산과 측정변수와 잠재 변수 간 공분산을 통해 새로운 표본공분산을 만들어 2차 요인구조를 포함하는 모형을 표준 PLS를 통해 추정하는 방식을 제안하였다. 인과관계모델의 추정은 측정변수의 공분산에 근거하여 측정변수와 잠재변수 간 경로계수와 잠재변수 간 경로계수의 추정으로 이루어진다. 1차 요인만으로 구성된 인과관계모델에서 표준 PLS 알고리즘을 통해 각 경로계수를 추정하기 위해서는 먼저 <Figure 8>의 측정변수 공분산(S₁)과 outer design(W₁)에 근거하여 측정변수와 잠재변수의 공분산(T₁)과 잠재변수 간 공분산(R₁)이 산출되어야 한다.

T₁은 W₁과 S₁의 곱(W₁ · S₁)으로 R₁은 W₁ · S₁ · W₁으로 산출할 수 있다. 한편, <Figure 9>와 같이 2차 요인으로서 아파트 품질(Apartments Quality)이 포함될 경우에는 <Figure 10>과 같이 outer design에 아파트품질(Apartments Quality)인 LV4가 포함되기는 하나, 직접 관련된 측정변수가 없기 때문에(W₂) 2차 요인인 아파트품질(Apartments Quality)과 관련된 공분산을 산출할 수 없게 된다.

S: Sample Covariance						W: Outer Design			R: Inner Design				
	MV1	MV2	MV3	MV4	MV5		LV1	LV2	LV3		LV1	LV2	LV3
MV1	S11	S21	S31	S41	S51		1	0	0		0	0	0
MV2	S12	S22	S32	S42	S52		0	1	0		0	0	0
MV3	S13	S23	S33	S43	S53		0	0	0		0	0	0
MV4	S14	S24	S34	S44	S54		0	0	0		0	0	0
MV5	S15	S25	S35	S45	S55		0	0	0		1	0	0

<Figure 8> Covariance, Outer and Inner Design of Manifest Variables

- 1) 잠재변수 간 인과관계로 '구조모델'이라 함.
- 2) 잠재변수와 측정변수간 인과관계로 '측정모델'이라 함.



<Figure 9> Choi[6]'s Approach

S: Sample Covariance						W: Outer Design				R: Inner Design					
	MV1	MV2	MV3	MV4	MV5		LV1	LV2	LV3	LV4		LV1	LV2	LV3	LV4
MV1	S11	S21	S31	S41	S51		1	0	0	0		0	0	0	1
MV2	S12	S22	S32	S42	S52		0	1	0	0		0	0	0	1
MV3	S13	S23	S33	S43	S53		0	0	0	0		0	0	0	1
MV4	S14	S24	S34	S44	S54		0	1	0	0		0	0	0	0
MV5	S15	S25	S35	S45	S55		0	0	1	0		0	0	0	0

<Figure 10> Covariance, Outer and Inner Design of Manifest Variables with Considering Second Order Factors

최형주[6]는 이와 같은 현상을 해소하기 위해 <Figure 11>과 같이 측정변수 공분산인 S₁에 T₁과 R₁을 병합하여 새로운 측정변수 공분산(S)을 생성하고, W₁에 2차 요인과 관련된 1차 요인을 측정변수로 하여 관계를 추가하여 새로운 outer design(W)를 정의하였다.

S: Sample Covariance											W: Outer Design				R: Inner Design			
	MV1	MV2	MV3	MV4	MV5	LV1	LV2	LV3				LV1	LV2	LV3	LV4			
MV1	S11	S21	S31	S41	S51	T11	T21	T31				0	0	0	1			
MV2	S12	S22	S32	S42	S52	T12	T22	T32				0	0	0	1			
MV3	S13	S23	S33	S43	S53	T13	T23	T33				0	0	0	1			
MV4	S14	S24	S34	S44	S54	T14	T24	T34				0	0	0	0			
MV5	S15	S25	S35	S45	S55	T15	T25	T35				0	0	0	0			
LV1	T11	T21	T31	T41	T51	R11	R21	R31				1	0	0	0			
LV2	T12	T22	T32	T42	T52	R12	R22	R32				0	1	0	0			
LV3	T13	T23	T33	T43	T53	R13	R23	R33				0	0	1	0			

<Figure 11> Covariance, Outer and Inner Design of Manifest Variables with Considering Second Order Factors

그러나 1차 및 2차 전체 요인 간 공분산인 W' · S · W가 행렬 크기가 다르므로 <Figure 12>와 같이 가상의 매개변수를 도입하여 1차 요인만으로 구성된 요인을 강제적으로 2차 요인화하고, outer design과 inner design을 재정의함으로써 각 공분산을 산출하는 알고리즘을 개발하였다.

S: Sample Covariance											W: Outer Design					R: Inner Design				
	MV1	MV2	MV3	MV4	MV5	LV1	LV2	LV3				LV1	LV2	LV3	LV4	LV5				
MV1	S11	S21	S31	S41	S51	T11	T21	T31				0	0	0	1	0				
MV2	S12	S22	S32	S42	S52	T12	T22	T32				0	0	0	1	0				
MV3	S13	S23	S33	S43	S53	T13	T23	T33				0	0	0	0	1				
MV4	S14	S24	S34	S44	S54	T14	T24	T34				0	0	0	0	0				
MV5	S15	S25	S35	S45	S55	T15	T25	T35				0	0	0	0	0				
LV1	T11	T21	T31	T41	T51	R11	R21	R31				1	0	0	0	0				
LV2	T12	T22	T32	T42	T52	R12	R22	R32				0	1	0	0	0				
LV3	T13	T23	T33	T43	T53	R13	R23	R33				0	0	1	0	0				

<Figure 12> Covariance, Outer and Inner Design of Manifest Variables with Considering Second Order Factors

3. 자료 수집 및 분석 방법

고차요인구조를 포함한 인과관계모델의 추정을 위한 앞서 언급된 네 가지 접근 방법, (1) Repeated Measure Approach, (2) Two-step Approach, (3) Hybrid Approach, (4) 최형주 접근방법, 에 대한 비교를 위하여 아파트 만족도 조사 결과를 활용하였다.

3.1 자료수집

본 연구를 위한 자료의 수집은 신규 분양된 아파트의 품질로서 아파트단지 및 주택의 품질, 계약에 따른 사전점검 품질 및 입주과정 품질에 관해 입주자에 대한 일대일 개별면접에 의한 10점 척도의 설문을 통하여 이루어졌다.

설문조사는 전국에 신규 분양된 A 아파트 13개 단지에 입주한 390명을 대상으로 이루어졌다. 설문조사 대상의 특성으로는 여자가 327명으로 약 83.8%를 차지하였으며, 30대가 61.0%로 다수를 점유하고 있다. 청약당첨에 의해 입주한 사람이 약 42.8%로 가장 다수를 차지하였으며, 미분양분 계약자, 조합원, 전매권구입자 각각 28.5%, 19.0%, 9.7%로 나타났다. 계약평형은 30평형대가 57.4%로 가장 많은 계약평형이었으며, 20평형, 40평형 및 50평형 이상이 각각 22.3%, 15.6%, 4.6%로 나타났다.

3.2 분석방법

<Figure 3>은 상기와 같이 취합된 자료 중 연구목적에 위해 일부 변수를 활용, 상정한 입주자 만족도 연구모델이다. 본 연구에서는 고차요인구조를 포함한 인과관계모델의 추정을 위한 Repeated Measures 등 접근방법의 비교를 위해 SAS IML 통해 구축된 PLS 프로그램과 PLS Graph를 통해 각종 통계량을 산출하고 비교하였다.

4. 각 접근방법의 비교

4.1 요인점수, 결정계수 및 결정계수를 통한 비교

상정된 모델의 1차 요인으로 최종 종속 잠재변수인 입주자만족도의 경우, 1개의 측정변수와 연계되어 있어 모든 접근방법에 있어 동일한 점수로 산출되었다. 2차 요인으로 입주자만족도의 선행 잠재변수인 아파트품질의 경우, 각 접근방법 별로 상이한 값을 보이고 있어 점수만으로는 그 정확성을 판별하기 곤란하였다.

다만, 아파트품질이 입주자만족도를 설명하는 경로계수인 Beta와 결정계수를 <Table 1>을 통해 살펴보면, Repeated Measures 접근방법이 입주자만족도를 가장 잘 설명하고 있는 것으로 나타났고, 다음으로는 Two-Step과 최형주[6]의 순으로 설명력이 높게 나타났다. 한편, 가장 낮은 값을 보인 Hybrid는 무엇보다도 아파트품질의 측정변수의 선정이 무작위로 선정된다는 점에서 그 값이 변할 가능성이 높다고 판단된다.

2차 요인인 아파트품질이 1차 요인인 주택 내부품질과 주택 외부품을 어느 정도 설명하는지를 <Table 2>의 Beta를 통해 파악해 보면 다음과 같다. 먼저, Repeated Measure는 아파트품을 구성하는 측정변수 4개 중 3개가 주택 외부품질의 측정변수와 동일하므로, 그 설명력이 높은 반면, 주택 내부품질에 대한 설명력은 다소 떨어지는 것으로 나타났다. 최형주[6]의 경우에는 높은 설명력을 보이고 있으며, 예외적이기는 하나 Hybrid 접근방법 또한 높은 설명력을 나타냈다. 반면, Two-Step의 경우는 입주만족도를 종속변수로 한 것으로 주택 외부품질도 낮은 상태이지만, 주택 내부품질은 거의 설명을 하지 못하고 있어, 2단계를 통해 산출될 아파트품질에 대한 설명력이 매우 낮을 것으로 나타났다.

<Table 1> Beta and R-square over Four Approaches

	Apartments Quality	Tenant Satisfaction	Beta	R-Square
Repeated Measures Approach	73.91	75.26	0.5801	0.3365
Two-Step Approach	75.22	75.26	0.5549	0.3080
Hybrid Approach	76.57	75.26	0.5031	0.2532
Choi(2006) Approach	78.39	75.26	0.5533	0.3061

<Table 2> Beta Values with Four Approaches

	Internal Quality of House	External Quality of House
Repeated Measures Approach	0.7651	0.9619
Two-Step Approach	0.0868	0.5403
Hybrid Approach	0.8900	0.8987
Choi(2006) Approach	0.8731	0

4.2 가중치를 통한 각 접근방법의 비교

Repeated Measure의 경우 앞서 언급한 바와 같이 측정 변수의 개수가 많은 1차 요인일수록 2차 요인에 의한 설명력이 높게 나타남에 따라 2차 요인의 점수 또한 개수가 많은 1차 요인에 의해 점수가 결정되는 경향이 매우 높다. 한편, Two-Step의 경우는 1단계에서 2차 요인과 직접적인 관련이 없는 다른 요인을 종속변수로 하여 1차 요인들의 점수를 구하는 관계로 Weight 등이 그에 맞춰 산출되고 따라서 그 점수 또한 그에 맞는 점수가 될 가능성이 높다. 반면, 최형주[6]의 경우는 1차 요인들의 값을 최대한 반영하면서도 단일 처리로 모든 경로계수 및 점수를 추정할 수 있다는 장점을 갖고 있다. 최형주[6]의 접근방법과 Two-Step을 비교해 볼 때, 2단계를 통해 추정되어 각 측정변수의 순수한 변동을 제대로 반영하지 못하는 Two-Step에 비해 최형주[6]의 접근방법이 더 우수한 결과를 보여주고 있다고 할 수 있다.

5. 연구결과 및 추후 연구방향

본 연구에서는 최근 다양한 학문 분야 및 실무에서 그 활용도가 높아진 고차요인 구조를 포함한 인과관계모델에 대해 고찰하였다. 특히, 잠재변수 또는 요인의 지수화가 필요한 영역에서 많이 활용되고 있는 PLS의 고차요인구조의 추정을 위한 Repeated Measurement Approach, Two-Step Approach, Hybrid Approach 및 최형주 접근방법에 대해 사례를 통해 상대적 장단점 분석을 실시하였다.

PLS를 활용하여 2차 요인구조를 포함한 인과관계 모델을 추정하기 위한 네 가지 접근방법을 비교한 바에 의하면, Repeated Measurement와 Hybrid 대비 Two-Step Approach와 최형주[6]의 접근방법이 더 우수한 것으로 나타났다. Two-Step과 최형주[6]의 방법을 비교한 바에 의하면, 2차 요인의 1차 요인에 대한 설명력에 따라 값이 매우 상이하게 산출되었다. 다만 Two-Step의 경우 1차 요인의 점수가 1단계에서 종속변수가 무엇이냐에 따라 다르게 산출될 가능성이 있는 반면 최형주[6]의 방법은 강제적으

로 Inner Design과 Outer Design을 변형하고 2차 요인의 공분산도 포함하는 표본 공분산 행렬의 생성을 통해 전체 모델을 추정할 수 있으므로, Two-Step과 같이 특정 종속 변수에 의해 영향을 받지 않는다는 장점을 보유한 것으로 파악된다.

이와 같이, 본 논문은 네 가지 접근방법의 비교를 통해 고차요인구조를 포함하는 인과관계모델의 추정방법으로 상대적으로 추정의 안정성 및 정확성을 기할 수 있는 방안을 제시하였다.

그러나, 본 연구에서 인과관계모델 추정을 위한 찾기 위해 하나의 사례를 활용하여 각 접근방법을 비교하였으나 보다 일반적이고 명확한 근거를 제시하기 위하여 다양한 사례에 대한 비교가 필요하다. 또한, 요인점수, Weight, Beta 및 R-Square를 통한 기술식 비교가 있었으나, 향후 통계적 검증이나 수리적 비교를 통한 추가 분석이 요구된다.

Acknowledgement

This research was supported by Basic Science Research Program through the National Research Foundation of Korea(NRF) funded by the Ministry of Education, Science and Technology(2011C104701).

References

- [1] Agarwal, R. and Karahanna, E., Time Flies When You're Having Fun : Cognitive Absorption and Beliefs About Information Technology Usage. *MIS Quarterly*, 2000, Vol. 24, No. 4, p 665-694.
- [2] Bollen, K.A., *Structural Equations with Latent Variables*, New York : Wiley, 1989.
- [3] Chin, W., *Partial Least Squares for Researchers : An Overview and Presentation of Recent Advances Using the PLS Approach*, 2000, <http://disc-nt.cba.uh.edu/chin/indx.html>.
- [4] Chin, W.W., *The Partial Least Squares Approach to Struc-*

<Table 3> Weight Values of Manifest Variables with Three Approaches

	Weights of Measurement Variables for External Quality			Weights of Measurement Variables for Apartment Quality	
	Complex Full Harmony	Ecological Green Space	Rest play area	Internal Quality of House	External Quality of House
Repeated Measures Approach	0.3578	0.3101	0.3321	-	-
Two-Step Approach	0.3479	0.3675	0.2847	0.3673	0.6327
Choi(2006) Approach	0.3671	0.3063	0.3266	0.6950	0.3050

- tural Equation Modeling. In Marcoulides, G.A. (Ed.), *Modern Methods for Business Research*, Lawrence Erlbaum, Mahwah, NJ, 1998, p 295-336.
- [5] Chin, W.W., Marcolin, B.L., and Newsted, P.N., A partial least squares latent variable modeling approach for measuring interaction effects : Results from a monte carlo simulation study and an electronic-mail emotion/adoption study. *Information Systems Research*, 2003, Vol. 14, No. 2, p 189-217.
- [6] Choi, H.J., Study on scoring latent variables in structural equation model including high order factor structure [dissertation].[Seoul Korea] : Hongik University, 2006.
- [7] Diamantopoulos, A. and Winklhofer, H.M., Index construction with formative indicators : An alternative to scale development. *Journal of Marketing Research*, 2001, Vol. 38, No. 2, p 269-277.
- [8] Fornell, C. and Bookstein, F.L., Two Structural Equation Models : LISREL and PLS Applied to Consumer Exit-Voice Theory. *Journal of Marketing Research*, 1982, Vol. 19, No. 4, p 440-52.
- [9] Guinot, C., Julie, L., and Michel, T., PLS multiple comparison procedures with unequal n's and/or variance. *Journal of Education Statistics*, 2001, Vol. 1, p 113-125.
- [10] Hulland, J., Use of partial least squares (PLS) in strategic management research: a review of four recent studies. *Strategic Management Journal*, 1999, Vol. 20, No. 2, p 195-204.
- [11] Kim, H.W., Multivariate Second-Order Latent Growth Modeling of the Longitudinal Relationship between Self-Regulated Learning and Academic Achievement [dissertation].[Seoul Korea] : Sookmyung Women's University, 2010.
- [12] Lohmöller, J.B., *Latent Variable Path Modeling with Partial Least Squares*, Heidelberg : Physica-Verlag. 1989.
- [13] Marsh, H.W. and Hocevar, D.A., New, more powerful approach to multitrait multimethod analyses : Application of 2nd-order confirmatory factor-analysis. *Journal of Applied Psychology*, 1988, Vol. 73, p 107-117.
- [14] Marsh, H.W., Wen, Z., and Hau, K-T., *Structural Equation Models of Latent Interaction and Quadratic Effects*. In Hancock, G.R., Mueller, R.O. (Eds.), *Structural Equation Modeling : A Second Course*. Information Age Publishing, Greenwich, 2006, p 225-268.
- [15] Tenenhaus, M., Vincenzo, E.V., Yves-Marie, C. and Carlo, L., PLS Path Modeling. *Computational Statistics and Data Analysis*, 2005, Vol. 48, p 158-205,
- [16] Thurstone, L.L., *Multiple-factor analysis*. Chicago : The University of Chicago Press, 1947.
- [17] Wilson, B. and Henseler, J., Modeling Reflective Higher-Order Constructs using Three Approaches with PLS Path Modeling : A Monte Carlo Comparison. In Thyne, M., Deans, K.R., Gnoth, J (eds.). Australian and New Zealand Marketing Academy Conference. Department of Marketing, School of Business, University of Otago. 2007, 3rd-5th December; p 791-800.
- [18] Wold, H., Soft Modeling : The Basic Design and Some Estimations, in *Systems under Indirect Observation : Causality, Structure, Prediction*, K.G. Jöreskog and H. Wold eds., Amsterdam : North-Holland, 1982, Vol. 2, p 1-54.