

SEM 기반 메타분석의 이론 및 적용 - Cheung의 접근법 중심으로

이 현 정 손 수 경 장 유 나 홍 세 회[†]

고려대학교 교육학과

구조방정식모형과 메타분석은 최근 들어 급격히 증가하고 있고 행동과학을 비롯한 모든 영역에서 활발히 적용하고 있는 방법론이다. 최근까지 두 방법론은 각자의 방식대로 발전해왔으며, 각각 서로 다른 연구에 적용되어 왔다. 즉, 구조방정식모형은 연구자가 제안한 연구모형의 검증에 활용되었고 메타분석은 단일 주제 연구들을 통합하는 데 적용되었다. 그러나 메타분석은 구조방정식의 프레임워크에서 수행할 수 있으며, 이 방법은 기존의 방식보다 더 많은 장점을 지닌다. 따라서 본 연구에서는 구조방정식모형을 활용한 메타분석 방법론을 소개하고 이를 실증연구에 적용하여 분석한 예시를 보여주고자 하였다. 최근 Cheung(2008, 2015)이 제시한 SEM 기반 메타분석 방법론을 중심으로 설명하였으며, 국내에서 구조방정식 분석 프로그램으로 널리 사용되고 있는 *Mplus*를 활용하여 분석할 수 있는 방법을 기술하였다. 구체적으로, 먼저 SEM 기반 메타분석의 장점을 기존의 메타분석과 대조하여 자세히 설명하였다. 다음으로 전통적인 메타분석 모형(고정효과, 임의효과, 혼합효과)에 대해 SEM에 기반한 접근법으로 모형을 설명하고 구체적인 분석 방법에 대해서 서술하였다. 또한 이러한 방법론을 적용한 예시로서, 학업지연행동과 학업적 자기효능감의 관계에 대한 실증연구의 효과크기를 통합하고 조절변수로서 연구특성 변인의 효과를 검증하고자 하였다. 마지막으로 본 연구의 의의 및 향후 연구에 대해 논의하였다.

주요어 : 메타분석, 구조방정식, SEM 기반 메타분석, 임의효과 모형, 혼합효과 모형

[†] 교신저자: 홍세회, 고려대학교 교육학과, 서울시 성북구 안암로 145
Tel: 02-3290-2291, E-mail: scheehong@korea.ac.kr

메타분석은 Glass(1976)가 처음으로 사용한 용어로, 다양한 연구 결과를 통합할 목적으로 동일한 주제로 연구된 여러 개별 연구를 통계 분석하여 종합적인 결과를 도출하는 연구 방법으로 정의된다(Glass, 1976; Rosenthal, Hoyt, Ferrin, Miller, & Cohen, 2006; Smith & Glass, 1977). 메타분석은 단일 주제에 대해 연구자들이 서로 다른 결과를 보고하여 논쟁이 있는 경우에 타당하고 신뢰로운 방법을 통해 종합적인 결론을 도출할 수 있으며, 각 주제에서 연구가 상당히 축적된 경우 정보를 체계적으로 압축하고 지식을 정리하는데 유용하게 활용될 수 있다(Jackson, 1980). 또한 메타분석은 개별 연구의 표집을 종합하여 대규모 표집을 대상으로 검증하므로 통계 검증력이 높다(Pillemer & Light, 1980). 이에 따라 메타분석은 1980년대 이후 사회과학, 행동과학, 의학 등 모든 분야에서 급증하고 있으며, 전 세계적으로도 활발히 이루어지고 있는 실정이다(Zhu et al., 2015).

메타분석에 대한 관심과 적용이 급증함에 따라 그 방법론 또한 다양하게 발전해오고 있다. 기존의 메타분석 연구들은 실증연구들의 결과에 대한 효과크기를 단순히 요약하는 수준이었다. 일반적으로 다음과 같은 절차로 이루어진다. 1) 연구 주제와 일치하는 실증연구 결과들(예: 집단별 평균 차이, 상관계수, 위험비나 승산비와 같은 이분변수, 회귀계수 등)을 수집하여 비교 가능한 효과크기로 변환하고, 2) 표집 오차 등을 고려한 가중치를 부여하여 하나의 효과크기로 결합하며, 3) 수집한 효과크기가 동질적인지 이질적인지의 여부를 이질성 검정을 통해 분석한다(Wolf, 1986). 하지만 요약한 효과크기만 보고하는 연구에서는 개별 연구에서 다르게 산출된 효과크기가 왜 다른

지 설명하지 않았으므로, 여기에 조절변수를 모형에 포함하여 효과크기에 영향을 주는 연구특성(예: 출판연도, 출판유형 등)이 무엇인지를 확인하는 메타 회귀분석(meta regression) 연구가 수행되고 있다. 메타 회귀분석은 일반 회귀분석과 같이 연구특성 변수를 독립변수로 투입하여 효과크기에 유의한 영향을 미치는지 확인할 수 있다.

한편, 다층모형을 통해 메타분석에 접근하는 방법이 제시되기도 하였다(Hox, 2010; Kalaian & Kasim, 2008; Raudenbush & Bryk, 2002). 모든 연구에는 원자료가 있으므로, 메타분석 자료는 각 연구 내에 표본이 내재된 다층자료이며, 각 연구마다 고유의 효과가 존재하게 되기 때문이다. 다층 메타분석은 일반 다층모형과 달리 특별한 형태의 다층모형이다. 메타 분석 시 개별 연구에서 이용한 원자료를 사용하는 것이 거의 불가능하여, 1수준 모형의 오차분산은 추정할 수 없고 자료를 통해 미리 제약해 주기 때문이다. 따라서 다층 메타분석은 V-known 모형(level 1 variance-known)으로 불린다. 다층 메타분석을 이용하여 분석을 하게 되면 실제 효과크기와 이에 대한 조절변수의 효과 및 분산 등에 대해 경험적 베이지 추정치(empirical bayes estimator)¹⁾를 제공하므로 단순 OLS 추정치를 제공하는 기존의 메타분석보다 모수를 더 정확하게 추정한다

1) 다층 메타분석을 포함한 일반 다층모형 분석은 2수준의 계수(β_{ij})를 추정할 때 각 집단의 표본 수, 표준오차 등이 다른 것을 고려하기 위해, 집단별 OLS 추정치와 전체 집단 추정치에 신뢰도를 곱함으로써 가중치 적용한 경험적 베이지 추정치를 제공하고 있음(Raudenbush & Bryk, 2002). 이때, 신뢰도는 추정된 평균효과크기의 분산과 각 연구별 조절변수 효과의 표준오차를 고려한 값임.

(Raudenbush & Bryk, 2002). 또한 다층의 프레임워크를 이용하므로 더 높은 수준(예: 3수준)으로의 모델링이 가능하다(Hox & Leeuw, 2003).

최근에는 Cheung을 비롯한 학자들이 구조방정식 모형(SEM)의 프레임워크에서 메타분석을 할 수 있는 ‘SEM에 기반한 메타분석(SEM based meta-analysis)’ 방법론을 소개하고 다양한 분야에서 적용 사례가 제시되고 있다(Card, 2015; Cheung 2008, 2015). SEM에 기반한 메타분석은 구조방정식의 기술과 장점(예: 모수의 제약화, 결측치 변수의 추정 등)을 모두 활용할 수 있다는 점에서 보다 발전한 방법론으로 제시되고 있다. 전통적인 메타분석에서와 같이 각 연구에서 하나의 효과크기를 종합하는 단변량 메타분석 연구를 수행할 수 있으며, 각 연구에서 여러 개의 효과크기를 보고한 경우, 효과크기들 간의 의존성을 고려하여 종합하는 다변량 메타분석도 쉽게 분석이 가능하다.

더 나아가, 기존 연구들이 구조방정식을 이용한 경우에는 구조방정식과 메타분석이 결합된 형태의 ‘메타 구조방정식’도 활발히 연구되고 있다. 메타 구조방정식은 기존 연구들로부터 추출한 상관 혹은 공분산 행렬을 통합하고, 이 통합 상관 행렬에 구조방정식 모형을 적합시키는 방식으로 이루어지게 된다(Jak, 2015). 이와 관련하여 Becker(2001, 2009)는 모형 기반 메타분석(model based meta-analysis 혹은 model-driven meta-analysis)을 소개하였으며, Cheung(Cheung & Chan, 2005; Cheung, 2015) 등은 MASEM(meta-analytic structural equation modeling)을 제시하였다²⁾.

2) 메타구조방정식의 방법에는 전통적인 방법의 단변량 접근법과 다변량 접근법으로 나뉘질 수 있으며, 다변량 접근법은 Becker가 제시한 GLS

현재 국외에서는 메타분석에 구조방정식 접근법을 이용한 연구가 활발히 진행되고 있다. 방법론적으로는 추정방법에 관한 비교 연구(Oort & Jak, 2016), 다변량 분석의 접근법에 대한 비교 연구(Zhang, 2011), 연구 내 상관 계수에 결측치가 발생한 경우(Jak & Cheung, 2017) 등 여러 시뮬레이션 연구가 진행되고 있으며, 조직심리학, 경영학, 심리학 등에서도 이를 적용한 연구가 활발히 보고되고 있다(예: 인성 개발의 유전적 및 환경적 연속성 메타연구, Briley & Tucker-Drob, 2014; 주관적 웰빙과 적응 간 메타분석 연구, Luhmann, Hofmann, Eid, & Lucas, 2012). 그런 반면, 국내에서는 전통적인 메타분석 위주로만 여러 분야에서 적용 연구가 이루어지고 있는 실정이며 구조방정식 접근을 취한 방법론적 연구는 찾아보기 힘들뿐 아니라, 이를 적용한 연구도 매우 제한적으로 이루어지고 있다.

따라서 본 연구에서는 SEM에 기반한 메타분석 방법론 중 단변량 메타분석 방법을 먼저 소개하고 이를 실증 연구에 적용하여 국내 다양한 분야의 연구자들이 실제적으로 활용할 수 있도록 분석 방법을 단계적으로 제시해보고자 한다. 또한 전통적인 메타분석 방법론을 적용하여 분석한 후, 그 결과를 SEM에 기반한 메타분석 결과와 비교함으로써 차별성을 제시하였다.

(generalized least squares) 접근법(Becker, 1992, 1995, 2009)과 Cheung이 제시한 TSSEM (two-stage structural equation modeling) 접근법이 있음(Cheung & Chan, 2005). 이에 대한 자세한 내용은 본 연구의 범위를 벗어나므로 더 자세한 사항은 참고 문헌을 찾아보길 바람.

SEM 기반 메타분석 방법론

구조방정식과 메타분석은 각기 독자적으로 발달해온 방법론이다. 두 방법론은 각기 교육학, 사회학, 행동학 및 의학 분야에서 매우 보편적으로 활용되고 있지만 최근까지도 서로 관련이 없는 듯이 여겨졌다. 구조방정식과 메타분석의 각 방법론은 가정, 모형, 용어가 서로 다르게 사용되었고 분석하는 통계 프로그램도 각기 개발되어왔다. 구조방정식은 연구자가 설정한 가설을 모형화하여 검증하는데 유연한 방법론으로, AMOS, Mplus 등의 프로그램이 널리 쓰이는 반면, 메타분석은 앞서 기술한 바와 같이 연구들을 종합하는 연구로, CMA(Comprehensive Meta Analysis, Borenstein, Hedges, Higgins, & Rothstein, 2005)가 가장 대중적으로 사용되고 있으며, SPSS meta-analysis macro(Wilson, 2005)를 이용할 수 있다. 또한 다층모형으로 메타분석을 할 경우에는 일반 다층모형에서 이용하고 있는 HLM(Hierarchical Linear Modeling, Raudenbush, Bryk, & Congdon, 2004)이 활용되고 있다. 하지만 다층 메타분석은 명령 프롬프트 창을 이용하여 HLM의 interactive batch 모드를 이용해야 하므로³⁾ CMA를 활용한 연구보다 HLM으로 분석한 메타연구는 상대적으로 적은 편이다.

이처럼 두 방법론은 각기 연구되어 왔지만, 기존의 메타분석 모형은 구조방정식의 프레임에서 수학적으로 동일한 모형을 구현할 수 있다(Cheung, 2015). 따라서, 구조방정식과 기존 메타분석의 추정방법이 동일하다면 같은 추정치를 얻을 수 있다. 구체적으로 구조방정식은 보통 ML(Maximum Likelihood) 추정을 하므로,

ML 혹은 REML(Restricted Maximum Likelihood) 추정법을 사용하는 기존의 메타분석(예: 다층 메타분석)과 수학적으로 동일하다(Cheung, 2015). 이에 더하여 SEM 기반 메타분석은 구조방정식이 갖는 이점을 모두 활용 가능하다는 점에서 향후 연구를 확장 및 심화시키는데 그 활용도가 높을 수 있다. SEM 기반 메타분석은 기존의 메타분석보다 방법론적인 측면에서 보다 크게 세 가지 이점을 지닌다.

첫째, SEM 기반 메타분석은 구조방정식에서와 같이 모형 설정을 다양하게 할 수 있고, 융통성 있게 확장 가능하다. 나아가 매개 및 조절변인으로서의 효과검증을 위한 복잡한 모델링이 가능하다. 또한 구조방정식에서는 모수에 대한 동일화 제약이 쉽게 가능하므로, 혼합효과 메타분석에서 두 회귀계수를 동등하게 설정한 후 검증할 수 있다(Cheung, 2009, 2015). 예를 들어, 단일 주제에 대한 개별 연구에서 사용한 여러 종류의 측정도구를 메타분석 모형에서 조절변수로 투입한다면 측정도구에 대한 회귀계수를 동일한 값으로 제약하여(equality constraint) 유의하게 다른지 통계적으로 쉽게 검증이 가능하다. 이에 대한 구체적인 예시는 후반에 제시한 ‘SEM기반의 메타분석의 적용’에서 자세히 설명하였다.

둘째, 기존의 메타분석에서는 조절변수에 결측치가 있는 경우 자료를 삭제하였지만, SEM 기반 메타분석은 결측치를 삭제하지 않고도 분석이 가능하다(Cheung, 2008, 2015). 기본적으로 구조방정식에서는 결측치가 있어도 FIML(Full Information Maximum Likelihood)로 분석하기 때문에 자료를 손실하지 않고도 분석이 가능하며, SEM 기반 메타분석도 같은 원리로 조절변수에 결측이 있어도 추정에 문제가 되지 않는다.

3) 단변량인 경우에는 window 모드에서도 분석이 가능함.

셋째, 구조방정식으로 분석하면 베이지안 추정이 상대적으로 용이하다. 베이지안 추정은 모형이 복잡하여 ML 추정이 쉽지 않거나 표본 수가 적은 경우에도 비교적 정확하게 추정하므로 구조방정식에서 점차 주목을 받고 있으며(Lee, 2007; Song & Lee, 2012), 메타분석에서는 연구 수가 적은 경우에도 효과적으로 추정하므로 매우 유용하게 사용될 수 있다(Cheung, 2013; Sutton & Higgins, 2008). 구조방정식 프로그램인 *Mplus*에서는 간단한 명령어를 이용하여 베이지안 추론을 쉽게 할 수 있다(Muthén & Asparouhov, 2012).

일반적으로 구조방정식 모형을 분석하기 위해 AMOS, *Mplus*, R 등의 프로그램이 사용된다. 가장 널리 쓰이는 AMOS에서는 고정효과(fixed-effects) 메타분석이 가능하나, 임의 기울기(random slope)를 추정하지 못하므로 임의효과(random-effects) 메타분석은 불가능하다. 반면, *Mplus*와 R은 임의 기울기와 다층구조의 분석이 가능하므로, SEM 기반의 메타분석에 적합하다. 본 연구에서는 *Mplus*를 활용한 방법을 중심으로 기술하였다.

SEM 기반 메타분석 모형

일반적인 메타분석은 오차의 가정에 따라 고정효과 모형(fixed-effects model)과 임의효과 모형(random-effects model)으로 구분할 수 있으며, 임의효과 모형에 조절변수의 영향을 고정효과로 추정하여 결합한 혼합효과 모형(mixed-effects model)이 있다. 아래는 Cheung의 접근법(Cheung, 2008, 2015)을 중심으로 일반적인 메타분석의 모형이 SEM 기반 메타분석에서 어떻게 구현되고 분석할 수 있는지를 소개

하였다.

고정효과 모형(Fixed-effects model)

고정효과 모형은 연구들 간에 동일한 하나의 실제 효과크기가 있으며, 연구 간의 효과 크기 차이는 무선오차로 인해서 발생한다고 가정한다. 고정효과 모형은 (식 1)과 같다.

$$y_i = \beta_F + e_i \quad (\text{식 1})$$

y_i 는 i 번째 연구의 효과크기이고, β_F 는 공통의 효과크기를 말하며, e_i 는 i 번째 연구의 무선오차이다. 여기서 각 연구들의 효과크기는 모두 동일함을 가정하므로 $\beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = \beta_F$ 이고, 표본크기가 충분히 크다면 y_i 는 알려진 표집 분산 v_i 를 갖는 정규분포를 따르게 된다($y_i \sim N(\beta_F, v_i)$). v_i 는 y_i 의 정확성을 나타내는 것으로서 주로 표집 크기에 의해 결정되는 가중치 w_i 의 역수로 계산된다. 여기서 중요한 점은 v_i 는 추정해야 할 모수가 아니라 미리 계산한 값을 반영하여 모형에서 공통의 효과 크기 β_F 를 추정한다는 점이다. 이때의 추정방법은 가중최소법(WLS)을 적용하여 F_{WLS} 가 최소화되도록 하는 β_F 값을 찾는 것이다.

$$F_{WLS} = \sum_{i=1}^k w_i (y_i - \beta_F)^2 \quad (\text{식 2})$$

SEM 기반 고정효과 모형은 (식 1)과 함께 표현할 수 있으며, 이를 그림으로 표현하면 그림 1과 같다. 그림에서 삼각형은 상수 1을

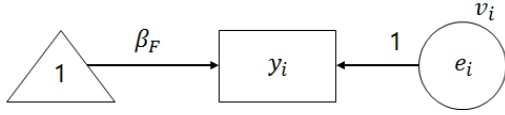


그림 1. SEM 기반 고정효과 모형

나타내며, 이를 독립변수로 간주하여 종속변수에 대한 회귀계수를 추정한다면 그 값은 평균이 된다. 즉, SEM 기반 모형에서는 공통의 효과크기 β_F 가 회귀계수로 나타내어진다.

메타분석에서는 각 연구의 오차분산 $Var(e_i)$ 을 미리 계산하여 모형에 반영하므로, 구조방정식모형에서는 오차분산을 v_i 로 먼저 제약하고 하나의 모수 β_F 만 추정한다. 구조방정식에서 연구마다 서로 다른 오차분산 v_i 를 제약하는 방법은 두 가지가 있을 수 있다 (Cheung, 2015). 첫 번째 방법은 변수변환법으로, 오차분산이 1이 되도록 효과크기를 변환시키는 것이다(Cheung, 2008). 이러한 변환을 통해 오차의 분산을 1로 고정시킬 수 있으며, 독립적이고 동일한 표집분포를 가정할 수 있다. 두 번째 방법은 정의 변수(definition variables)을 활용하는 것이다. 정의 변수는 모형에서 특정 값으로 제약하는 것 대신, 요인계수 행렬에서 값을 비워놓고 각 연구의 오차분산(v_i)을 할당하여 요인계수로 사용하는 것이다(Cheung, 2015). 첫 번째 방법으로 변수변환을 거친 후 분석하는 것은 *Mplus*에서 가능하며, 두 번째 방법으로 정의변수를 활용해 분석하는 것은 R에서 *metaSEM* 등의 패키지로 가능하다.

본 연구에서는 *Mplus*를 활용하여 분석할 수 있는 방법인 변수변환법을 중심으로 기술하였다. 각 효과크기를 변환하는 방법은 (식 1)에서 가중치의 제곱근인 $\sqrt{w_i}$ 을 곱하면 된다

(Cheung, 2008). 이를 적용하여 자료를 변환한 식은 (식 3)과 같다. 여기에서 $\tilde{y}_i = \sqrt{w_i}y_i$ 이고, $\tilde{e}_i = \sqrt{w_i}e_i$ 이다.

$$\begin{aligned} \sqrt{w_i}y_i &= \sqrt{w_i}\beta_F + \sqrt{w_i}e_i \\ \tilde{y}_i &= \sqrt{w_i}\beta_F + \tilde{e}_i \end{aligned} \quad (\text{식 3})$$

$\sqrt{w_i}$ 를 곱하여 변수를 변환하는 이유는 (식 4)의 유도식에서 확인할 수 있다. 가중치는 분산의 역수이므로 $w_i = 1/v_i$ 로 바꾸어 쓸 수 있기 때문에, 변환된 오차 \tilde{e}_i 는 분산이 1로 독립적이며 동일한 분포를 갖는다.

$$\begin{aligned} Var(\tilde{e}_i) &= Var(\sqrt{w_i}e_i) \\ &= w_i Var(e_i) \\ &= w_i v_i \\ &= 1 \end{aligned} \quad (\text{식 4})$$

기존의 메타분석에서는 일반적으로 가중치를 고려한 WLS 추정법을 사용하나, 이와 같이 오차분산이 1로 독립적이고 동일한 분포를 따르도록 변환하면 OLS 추정법과 WLS 추정법은 가중치가 동일하므로 차이가 없기 때문에 OLS 추정법을 사용할 수 있다(Cheung, 2008, 2015). 변수변환법을 적용하여 추정하는 방법의 또 다른 장점은 표준오차(SE)가 정확하게 추정되어 교정이 필요하지 않다는 것이다(Cheung, 2015). 변수변환법을 적용하면 (식 5)와 같이 F_{OLS} 가 구해지며, WLS 추정법과 마찬가지로, OLS 추정법을 이용하여 F_{OLS} 가 최소화 되도록 하는 β_F 값을 찾게 된다. HLM과 같은 메타 회귀분석은 OLS 추정법을 이용하여 추정하지만 표준오차값이 부정확하여 오차의 평균제

곱셈(MS_e)으로 나누어서 교정할 필요가 있었다(Hedges & Olkin, 1985).

$$F_{OLS} = \sum_{i=1}^k (\tilde{y}_i - \sqrt{w_i} \beta_F)^2 \quad (\text{식 5})$$

변수변환법을 적용한 고정효과 모형은 그림 2와 같다. $\sqrt{w_i}$ 는 모형에서 독립변수로 고려되며 $\sqrt{w_i}$ 의 평균과 분산은 분석 모형에서 추정된다. 또한 공통효과로 추정된 β_F 는 $\sqrt{w_i}$ 에서 \tilde{y}_i 로 가는 회귀계수가 된다. Mplus에서는 DEFINE 명령문을 이용하여 $\sqrt{w_i}$ 에 대해 SQRT(var**(-1))로 정의해줄 수 있으며, 각 효과크기와 절편에 이를 곱한 값으로 재 정의하여 모형을 추정할 수 있다.

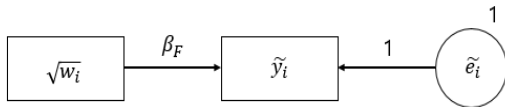


그림 2. 변수변환법을 적용한 고정효과 모형

임의효과 모형(Random-effects model)

임의효과 모형은 연구들 간에 실제 효과크기는 연구에 따라 차이가 있으며, 연구 간 효과크기 차이는 체계적인 요인으로 인한 오차와 무선오차로 인해서 발생한다고 가정한다. 고정효과 모형에서는 무선오차만 고려되는 반면, 임의효과 모형에서는 두 가지의 오차가 고려되어야 한다. 임의효과 모형 식은 (식 6)과 같다.

$$y_i = \beta_R + u_i + e_i$$

$$Var(y_i) = \tau^2 + v_i \quad (\text{식 6})$$

y_i 는 i 번째 연구의 효과크기이고, β_R 는 전체 연구들의 효과크기의 평균, u_i 는 i 번째 연구의 체계적인 요인으로 인한 오차를 말하며, e_i 는 i 번째 연구의 무선오차이다. 모형에서 오차분산은 τ^2 와 v_i 의 합으로 계산되며, τ^2 는 체계적인 오차에 대한 분산 즉, 연구 간의 분산이며, v_i 는 무선오차에 대한 분산 즉, 연구 내의 분산이다. 이 때 τ^2 는 실제 효과크기의 분산으로, 임의효과 모형에서는 고정효과 모형과 비교했을 때 추정하는 모수가 더 많아진다.

SEM에 기반한 임의효과 모형은 (식 7)과 같이 2수준 모형으로 표현할 수 있다. 여기에서 i 번째 연구의 효과크기(y_i)는 i 번째 연구의 실제 효과크기(f_i)와 무선오차의 합으로 나타낼 수 있으며, i 번째 연구의 실제 효과크기(f_i)는 평균 효과크기(β_R)와 체계적인 오차(u_i)의 합으로 나타낼 수 있다($f_i \sim N(\beta_R, \tau^2)$). 1수준과 2수준 식을 합한 통합 식은 (식 7)과 같다.

$$1\text{수준: } y_i = f_i + e_i$$

$$2\text{수준: } f_i = \beta_R + u_i$$

$$\text{통합 식: } y_i = \beta_R + u_i + e_i \quad (\text{식 7})$$

이 식을 구조방정식모형으로 나타내면 그림 3과 같다. 각 연구별 실제 효과크기 f_i 는 임의 효과를 가지므로, 1수준에서는 임의 기울기로 추정되고 2수준에서는 이를 잠재변수로 표현한다(Cheung, 2015). 1수준 모형은 개념적으로 하나의 지표변수(indicator)로 되어 있는 단일요인 CFA 모형과 같은 형태이며, 측정오차는 메타분석에서의 무선오차가 된다. 다만, 기존의

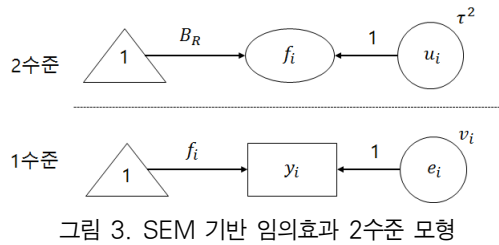


그림 3. SEM 기반 임의효과 2수준 모형

CFA 모형과 달리 측정오차 분산은 연구별로 산출한 값으로 고정한다.

고정효과 모형에서 변수변환법의 적용과 그 이유를 진술한 대로, 임의효과 모형에서도 이를 적용하면 모형식은 (식 8)과 같이 기술할 수 있으며, 그림 4에서와 같이 표현된다. 1수준에서 $\sqrt{w_i}$ 를 독립변수로 고려할 때 $\sqrt{w_i}$ 에서 \tilde{y}_i 로 가는 회귀계수 즉, f_i 는 임의효과를 가진다. 이는 2수준에서 공통효과 β_F 와 체계적인 오차 u_i 로 구성된다.

$$\begin{aligned} \text{1수준: } \tilde{y}_i &= f_i \sqrt{w_i} + \tilde{e}_i \\ \text{2수준: } f_i &= \beta_F + u_i \quad (\text{식 8}) \end{aligned}$$

Mplus에서 임의 기울기를 추정하는 방법은 TYPE = RANDOM 혹은 TYPE = TWOLEVEL RANDOM을 이용할 수 있다. TYPE을 TWOLEVEL로 선언해줄 때에는 within과 between에 사용되는 변수를 추가로 정의해주어

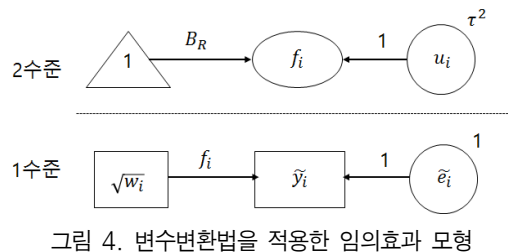


그림 4. 변수변환법을 적용한 임의효과 모형

야 한다. TYPE에 따라 명령문이 약간 달라지지만 수학적으로 동일한 모형으로 결과적으로 모수 추정치는 같다(Cheung, 2015).

임의효과 모형에서는 일반적으로 이질성에 대한 검증 결과를 먼저 보고한다. 효과크기의 이질성이란 실제 효과크기에서 나타나는 분산을 말한다. 즉, 표집오차로 인한 무선오차는 이질성이 아니며, 체계적인 요인으로 인해 나타나는 분산만을 의미한다. 따라서 이질성을 정량화하기 위해서는 관찰된 효과크기의 분산 중에서 실제 연구간 차이 분산을 분리하여 추정할 필요가 있으며, 일반적으로는 Q 와 I^2 통계치를 확인한다.

Q 는 (식 9)와 같이 총 분산 중에서 오차분산의 비율을 반영한 통계치로, 여기서 오차분산은 실제 효과크기에서 분산이 없을 때 기대되는 오차 분산을 말한다. 모든 연구가 동일한 효과크기를 가질 때 Q 는 자유도에 수렴하며, 실제 분산의 크기는 $Q-df$ 로 나타낼 수 있다. Q 에 대한 검증은 χ^2 검증으로 자유도는 $k-1$ (k : 연구 수)이 된다(Borenstein, Hedges, Higgins, & Rothstein, 2009). 또한 I^2 는 총 분산 중에서 실제 효과크기 분산의 비율을 계산한 것으로 (식 10)과 같다. I^2 는 20%는 이질성이 낮은 것, 50%는 중간, 75%는 높은 것으로 해석한다(Higgins, Thompson, Deeks, & Altman, 2003).

$$Q = \sum_{i=1}^k w_i (y_i - \hat{\beta}_F)^2 \quad (\text{식 9})$$

$$\begin{aligned} I^2 &= \left(\frac{Q-df}{Q} \right) \times 100\% \\ &= \left(1 - \frac{k-1}{Q} \right) \times 100\% \quad (\text{식 10}) \end{aligned}$$

Q 와 I^2 통계치는 구조방정식 프로그램에서 계산하여 검증할 수 있다. SEM 기반 메타분석 모형에서는 SE 를 조정할 필요가 없도록 \tilde{y}_i 의 오차분산을 1로 고정했지만, Q 통계량과 I^2 를 계산하기 위해서는 이 제약을 풀어주며, 이에 대한 근거는 Q 통계량을 유도하는 수식에서 확인할 수 있다(Cheung, 2015).

$$\begin{aligned}
 Q &= \sum_{i=1}^k (\sqrt{w_i} y_i - \sqrt{w_i} \hat{\beta}_F)^2 \\
 &= \sum_{i=1}^k (\tilde{y}_i - \sqrt{w_i} \hat{\beta}_F)^2 \\
 &= k \hat{\sigma}_{e_i}^2 \quad (\text{식 11})
 \end{aligned}$$

Q 통계량에 대한 (식 9)은 (식 11)과 같이 정리할 수 있으며, $\hat{\sigma}_{e_i}^2$ 은 추정된 오차분산으로서 $\sum_{i=1}^k (\tilde{y}_i - \sqrt{w_i} \hat{\beta}_F)^2 / k$ 과 같으므로 결국 Q 는 추정된 오차분산에 연구 수를 곱한 값이 된다. *Mplus*에서는 MODEL CONSTRAINT 명령문을 이용하여 통계 검증을 수행할 수 있으며, 마찬가지로 Q 통계량을 바탕으로 I^2 를 계산할 수 있다(부록 2. 이질성 검증 참고).

혼합효과 모형(Mixed-effects model)

혼합효과 모형은 임의효과 모형에서의 실제 효과크기 f_i 가 왜 이질적인지를 설명하기 위해 연구특성 변수를 조절변수로 포함한 모형이다. 혼합효과 모형식은 (식 12)와 같다. 여기에서 \mathbf{x}_i 는 조절변수의 $(m+1) \times 1$ 벡터이며, m 은 조절변수의 수이다. 조절변수가 없다면 \mathbf{x}_i 는 1이 되어 임의효과 모형과 같게 된다.

마찬가지로 β_R 도 $(m+1) \times 1$ 벡터이며, 임의효과 모형에서와 같이 $Var(u_i) = \tau^2$ 이고 $Var(e_i) = v_i$ 가 된다.

$$y_i = \mathbf{x}_i^T \beta_R + u_i + e_i \quad (\text{식 12})$$

SEM에 기반한 혼합효과 모형은 (식 13)과 같이 2수준 모형으로 표현할 수 있다.

1수준: $y_i = f_i + e_i$

2수준: $f_i = \mathbf{x}_i^T \beta_R + u_i$

통합 식: $y_i = \mathbf{x}_i^T \beta_R + u_i + e_i$ (식 13)

하나의 조절변수를 포함한 혼합모형을 SEM 모형으로 나타내면 그림 5와 같다. 실제 효과크기 f_i 가 잠재변수로 표현되며, 조절변수 x_i 의 영향을 받으므로 $f_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + u_i$ 로 표현된다. 관찰된 효과크기는 $y_i = f_i + e_i$ 로 정의된다.

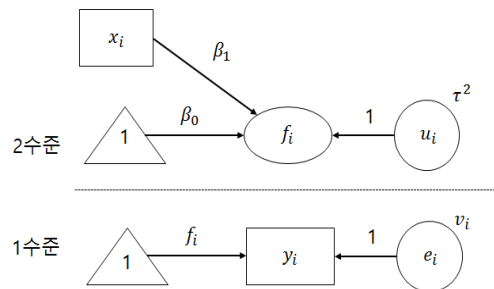


그림 5. SEM 기반 혼합효과 2수준 모형

이때의 기대 평균 벡터와 예상 공분산 행렬의 식은 다음과 같다.

$$E\begin{pmatrix} y_i \\ x_i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \beta_0 + \beta_1 \mu_x \\ \mu_x \end{pmatrix}$$

$$Cov\begin{pmatrix} y_i \\ x_i \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} \beta_1^2 \sigma_x^2 + \tau^2 + v_i & \\ \beta_1 \sigma_x^2 & \sigma_x^2 \end{bmatrix} \quad (\text{식 14})$$

혼합효과 모형에서도 i 번째 연구에 대해 x_i 연구특성이 있다는 가정 하에 변수변환법을 적용하면 모형식은 (식 15)와 같이 기술할 수 있다. 여기에서 x_i 는 f_i 에 영향을 주는 변수로, $x_i = 0$ 일 때의 β_0 은 실제 효과크기의 절편이고, β_1 은 실제 효과크기에 대한 회귀계수이며, $Var(u_i) = \tau^2$ 는 x_i 를 통제된 후의 이질적인 잔차이다.

1수준: $\tilde{y}_i = f_i \sqrt{w_i} + \tilde{e}_i$

2수준: $f_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + u_i$

통합식:

$\tilde{y}_i = \beta_0 \sqrt{w_i} + \beta_1 x_i \sqrt{w_i} + u_i \sqrt{w_i} + \tilde{e}_i$ (식 15)

또한 그림 6에서는 보이지 않으나 $\sqrt{w_i}$ 와 x_i 는 상호작용 항이 발생하게 된다. 즉, 조절 변수의 회귀계수인 β_1 은 그 방향성에 따라 효과크기(β_0)의 영향을 더 증가시키거나 감소시킬 수 있다.

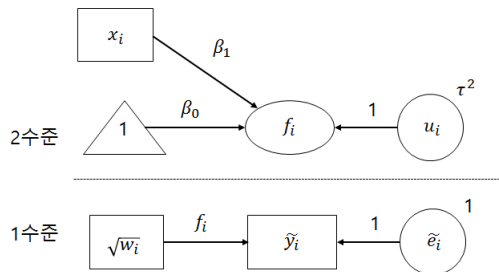


그림 6. 변수변환법을 적용한 혼합효과 모형

예를 들어, 학업지연행동과 학업적 자기효능감의 메타연구에서 효과크기로 상관계수를 이용했다고 가정하자. 효과크기의 절편인 β_0 이 음의 값으로 추정되었다면, 두 변수 사이에는 음의 상관관계가 존재함을 알 수 있다. 연구 특성의 효과를 보기위해 x_i 를 연구의 특성 중 표본의 크기로 가정하고 조절변수로 투입하였을 때, β_1 이 음의 값으로 추정되었다면, 표본 크기가 증가할수록 두 변수의 음의 관계가 더 강해진다고 해석할 수 있다. 만약 양의 값으로 추정되었다면 표본 크기가 증가할수록 β_0 의 효과가 상쇄되므로 효과크기의 영향을 감소시킨다. 실제 효과크기 f_i 는 매개효과 및 조절효과 분석과 같은 더 복잡한 모형에서 독립변수 혹은 종속변수로도 사용될 수 있다 (Cheung, 2015).

SEM 기반 메타분석의 적용

본 장에서는 SEM 기반의 메타분석을 실제 자료에 적용하여 연구자들이 이론을 쉽게 이해하고 자신의 분야에 활용할 수 있도록 하자 하였다. 또한 메타분석에서 가장 보편적으로 활용되고 있는 기존의 분석 방법으로도 분석하여 SEM 기반 메타분석의 결과와 비교하였으며, SEM 기반 메타분석의 장점을 실제적으로 보여주고자, 모수 동일화 제약을 통해 조절변인 영향력의 동일성을 검증해 보았다.

학업지연행동과 학업적 자기효능감

SEM 기반의 메타분석의 적용으로 학업지연행동과 학업적 자기효능감의 관계에 대해 살

펴보고자 한다. 학업장면에서는 주어진 과제를 수행하는데 시간이 제한되는 경우가 대부분이다. 과제에 긍정적인 학생들은 이를 수행하고 마치기 위해 계획을 세우고 실행에 옮기지만, 그렇지 않은 학생들은 수행을 위한 계획을 세우거나 과제를 시작하는 것에 대해 꾸물거리는 행동을 보인다. 또는 과제를 시작했으나 마치기 위한 과정에서 꾸물거리는 등의 학업지연행동을 보인다. 이와 같이 자신에게 주어진 과제의 수행을 의도적으로 미루는 것을 학업지연행동이라고 한다(Solomon & Rothblum, 1984). 학업지연행동이 높은 학생들은 과제 혹은 시험공부를 미루거나 끝내지 못해 낮은 성취를 보이는 경우가 많고, 그에 대해 주관적 불편감을 경험하며, 반복되는 행동문제가 대부분 해결되지 못하고 문제로 남게 된다(Milgram, Mey-Tal, & Levison, 1998). 이러한 학업지연행동은 학년이 올라갈수록 증가하는 경향이 있으며(Owens & Newbegin, 1997), 상대적으로 어린 학생들에게 더 큰 영향을 주며(최윤정, 2009), 성인이 되어서도 다양한 문제를 가져올 수 있는 것으로 알려져 있다. 또한 지속적인 지연행동은 절망감과 우울을 느끼게 하여 낮은 자존감을 갖게 하며, 나아가 대인관계 문제를 초래할 수 있다(Beck, Koons, & Milgrim, 2000; Hammer & Ferrari, 2002).

학업지연행동의 측정은 Aitken(1982)이 개발한 지연행동검사(The Procrastination Questionnaire)가 대표적이다. 자기보고식 검사로 과제를 미루는 경향성에 대해 19문항으로 묻는다. 국내에서는 박재우(1998)가 번안한 것이 주로 사용되고 있다. 이후, Solomon과 Rothblum(1984)이 지연행동평가 검사(Procrastination Assessment Scale - Students, PASS)를 제작하였다. PASS는 지연행동에 대해 스스로 느끼는 문제

의 정도를 평가하고, 지연행동이 발생하는 이유를 조사한다. 국내에서는 윤숙경(1996)이 번안한 것이 주로 사용되고 있다. 이 외에도 Steel(2010)의 비합리적 지연검사(Irrational Procrastination Scale)와 Tuckman(1991)의 Tuckman 지연행동 검사가 사용되고 있다.

많은 연구에서 학업적 지연행동은 학업적 자기효능감과 밀접한 관련이 있는 것으로 보고되고 있다. 자기효능감이란 어떠한 결과를 이루기 위해 필요한 것을 수행할 수 있는 개인의 능력에 대한 자신의 판단으로 정의되며(Bandura, 1986), 학업적 자기효능감은 학습자가 주어진 과제를 위해 필요한 것을 수행할 수 있는 자신의 능력에 대한 판단을 의미한다(Bandura, 1977). 학업적 자기효능감의 측정은 국내에서 개발된 김아영, 차정은(1996)의 검사가 주로 쓰이고 있다. 이 측정도구는 학업적 자기효능감의 하위요인을 자신감, 자기조절 효능감, 과제난이도의 3가지로 구성되어 있으며, 총 24문항으로 측정한다.

학업적 자기효능감이 높은 학생들은 학업적 지연행동을 덜 경험하는 것으로 보고되고 있다. 이는 자기효능감이 높을수록 도전적인 목표를 설정하고, 이러한 목표가 달성될 경우 좋은 수행 결과를 가져와 긍정적 정서 반응으로 강화되므로(김아영, 차정은, 1996), 자기효능감이 강한 경우 학업 행동을 시작하고 지속하는 것을 촉진시킬 수 있다(Haycock, McCarthy, & Skay, 1998). 또한 강은주(2006)는 학업적 자기효능감이 낮은 집단이 높은 집단에 비해 지연행동 빈도가 유의미하게 높게 나타났다고 보고하였으며, 대학생을 대상으로 조사한 한영숙(2011)의 연구에서도 자기효능감이 높은 경우에 학업지연행동을 더 적게 하는 것으로 나타났다. Schraw, Wadkins, &

Olafson(2007)도 지연행동이 자기효능감과 부적 인 상관이라고 보고하였는데, 이러한 선행 연구 결과들을 종합해보면, 학업적 자기효능감은 학업지연행동에 부적적으로 영향을 미치고 있음을 예상해 볼 수 있다. 그러나 그 효과크기는 연구마다 다소 다르게 보고되고 있다. 실증연구들을 수집하여 상관계수를 살펴본 결과, 상관의 방향은 모두 부적적으로 같았지만 그 크기는 -0.15(노아름, 2010)에서부터 -0.69(김중운, 양민정, 2013)에 이르기까지 상당한 차이가 있었다.

따라서 SEM에 기반한 메타분석을 통해 종합적인 효과크기를 파악하고 연구마다 관련성의 정도가 다르게 나타난 이유를 파악해보고자 한다. 학업수행은 학령기의 중요한 발달과제이고 향후 삶에 미치는 영향이 크다는 점에서 두 변인간의 관계를 통합적으로 살펴보는 것은 의미가 있을 것이다.

연구방법

문헌검색

학업지연행동과 학업적 자기효능감의 관계를 종합적으로 파악하기 위해, 국내에서 출판된 석·박사 학위논문과 학술지 논문을 수집하였다. 자료 검색은 한국교육학술정보원(KERIS)의 학술연구정보서비스(RISS)를 이용하였고, ‘학업지연’, ‘학업꾸물거림’, ‘Procrastination’, ‘자기효능감’을 키워드로 검색하였다.

연구물 선정 기준

메타분석에 포함될 최종 연구물을 선정하기 위해 다음과 같은 기준을 적용하였다. 첫째, 연구대상을 초등학교부터 대학생까지로 한정하였다. 둘째, 학위논문과 학술지 논문에서 동

일한 자료로 연구한 경우 중복으로 판단하고, 학술지 논문만 대상으로 포함시켰다. 셋째, 효과크기를 구하기 위해 학업지연행동과 학업적 자기효능감의 상관관계를 제시한 연구로 한정하였다.

데이터입력

위에서 언급한 기준에 충족하는 연구를 최종적으로 결정한 후 데이터입력을 실시하였다. 1차 자료 입력을 3명의 연구자가 분담하여 수행하고, 2차적으로 교차 점검하였다. 입력한 정보는 효과크기 산출을 위한 통계치(상관계수), 출판유형(학위논문, 학술지), 학업지연행동 검사의 종류 [i) Aitken(1982)의 학업지연행동 검사(Aitken Procrastination Inventory: API)를 박재우(1998)가 번안, ii) Solomon과 Rothblum(1984)의 학생용 지연행동평가 검사(Procrastination Assessment Scale-Student: PASS)를 윤숙경(1996)이 번안, iii) 기타검사: Steel(2010)의 비합리적 지연검사(Irrational Procrastination Scale: IPS), Tuckman(1991), 김현정(2004)], 연구대상(아동청소년, 대학생), 출판연도(2001-2017), 표본 수이다. 분석의 용이성을 위해 출판연도와 표본 수를 각각 100으로 나누어 재척도화

표 1. 데이터입력

연구특성	코딩
출판유형	1=학위논문, 0=학술지
학업지연행동 검사	Aitken 1=Aitken 검사, 0=기타 검사 Pass 1=Pass 검사, 0=기타 검사
대상	1=아동청소년, 0=대학생
출판연도	2001 - 2017
표본 수	120 - 830

(re-scaling) 한 후 사용하였다.

효과크기

본 연구에서는 상관계수를 수집하였으므로 효과크기로 변환하여 통합할 필요가 있다. 상관계수는 표준화된 값이긴 하지만 효과크기로 사용되지는 않는다. (식 16)에서와 같이 상관의 분산이 상관값 자체에 강하게 의존하여 정상분포를 따르지 않기 때문이다(Borenstein, Hedges, Higgins, & Rothstein, 2009).

$$V_r = \frac{(1-r^2)^2}{n-1} \quad (\text{식 16})$$

따라서 메타분석에서는 Fisher의 Z값으로 변환하여 효과크기를 통합할 수 있으며 변환식은 (식 17)과 같다. 이렇게 변환한 Z값들은 r의 값에 관계없이 정규분포에 근접하게 되고, Z의 분산(v_z)은 더 이상 r값에 의존하지 않게 된다(Field, 2001, 2005; Hafdahl & Williams, 2009).

$$z = 0.5 \times \ln\left(\frac{1+r}{1-r}\right), \quad (\text{식 17})$$

$$v_z = \frac{1}{n-3}$$

분석 방법 및 연구모형

데이터 변환

앞서 언급했다시피, SEM 기반의 메타분석에서는 구조방정식 프레임에서 분석이 가능한 데이터의 형태가 되도록 먼저 자료를 변환해 주어야 한다(Cheung, 2008). 따라서 본 연구에서는 각 효과크기 Z와 모형의 절편에 가중치

를 곱하여 줌으로써, 모든 효과크기가 독립적이고 동일한 표집 분포를 갖도록 해주었다.

SEM 기반의 메타분석 모형

연구 모형의 검증은 크게 네 절차로 이루어졌다. 모두 Mplus 7.4를 활용하여 SEM 기반 메타연구를 수행하였다.

먼저 효과크기를 통합하기 위해 그림 4와 같이 연구특성 변수를 투입하지 않은 임의효과 모형에 검증하였다. 임의효과 모형에서는 통합한 효과크기(β_R), 통합한 효과크기의 표준편차(SE_{β_R}), 이질성 분산(τ^2)을 추정한다.(부록 1 참조)

다음은 이질성 검증을 수행하였다. 이를 위해 임의효과 모형에서 1로 제약하였던 오차분산을 자유모수로 추정하고 Mplus의 MODEL CONSTRAINT 명령문을 이용하여 오차 분산에 연구 수를 곱한 Q값에 대한 검증을 하였다. 더불어 Q값을 이용하여 I^2 값에 대한 검증도 수행하였다(부록 2 참조).

세 번째로, 임의효과 모형에 연구의 특성변수를 조절변수로 투입한 혼합효과 모형을 검증하였다. 본 연구에서는 출판유형, 검사유형, 대상, 출판연도, 표본 수를 조절변수로 사용하여 각각의 영향력을 검증하였다(부록 3 참조).

마지막으로, SEM 기반의 메타분석에서 모수 제약을 통한 동일성 검증을 보여주고자 두 개의 검사유형의 효과가 유의하게 다른지 알아보기 위해 두 검사유형의 효과를 동일하게 제약하였다. 본 연구에서 상정한 혼합효과 모형은 (식 18)로 표현되며, 이를 도식화한 연구모형은 그림 7과 같다.

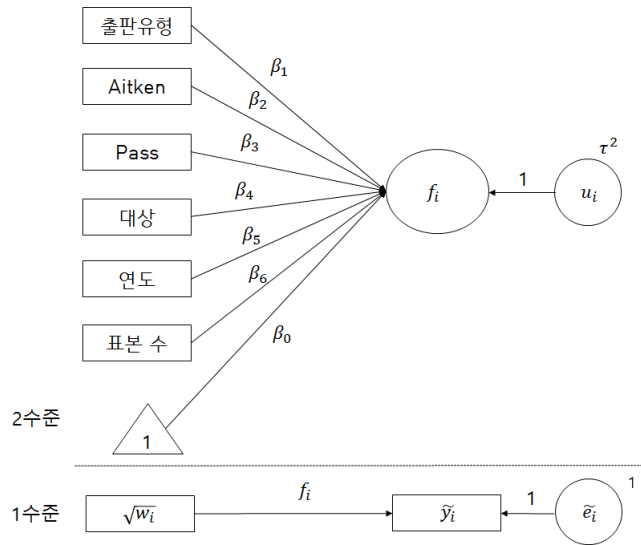


그림 7. 연구모형

1 수준:

$$\tilde{y}_i = f_i \sqrt{w_i} + \tilde{e}_i \quad (\text{식 18})$$

2 수준: $f_i = \beta_0 + \beta_1 z_1 + \beta_2 z_2 + \beta_3 z_3 + \beta_4 z_4 + \beta_5 z_5 + \beta_6 z_6 + u_i$

$z_1 = \text{출판유형}, z_2 = \text{Aitken}, z_3 = \text{Pass}, z_4 = \text{대상}, z_5 = \text{연도}, z_6 = \text{표본수}$

전통적인 메타분석 모형

전통적인 메타분석도 SEM 기반 메타분석에서와 같이 임의효과 모형으로 연구의 효과크기들을 통합하였으며, 이질성 검증을 수행하였다. 또한 조절변수에 대해 메타 회귀분석을 실시하였다. 분석은 CMA 3.0을 활용하였다.

분석 결과

본 연구에서는 논문 선정 기준에 따라 25편의 논문이 수집되었으며 연구들의 효과크기와 표준오차는 표 2와 같다. 먼저 효과크기를 통

합하기 위해 임의효과 모형으로 검증한 결과, 통합한 효과크기(β_R)는 $-0.491(p=.000)$, 통합한 효과크기의 표준편차(SE_{β_R})는 0.036 , 이질성 분산(τ^2)은 $0.030(p=.000)$ 로 나타났다. 통합한 효과크기를 상관으로 역변환한 값은 -0.455 였으며, 이는 학업적 자기효능감이 높을수록 학업 지연행동이 유의하게 낮은 것으로. Cohen의 효과크기 기준에 따르면 그 크기는 상당한 것으로 해석할 수 있다(Cohen, 1988). CMA를 활용한 메타분석 결과, 통합한 효과크기가 $-0.490(p=.000)$, 통합한 효과크기의 표준편차는 0.033 , 이질성 분산이 $0.024(p=.000)$ 로 나타나 동일한 결과를 확인 할 수 있었다.

다음으로 이질성 검증 결과, Q값은 $256.35(p=.000)$ 으로 연구들 간 이질성이 유의하게 존재하는 것으로 나타났다. 또한 I^2 값 역시 90.6% 로, Higgins 외(2003)의 기준에 따라 연구들 간에 이질성이 상당히 높은 것으로 나타났다. 이는 연구들이 갖는 여러 상이한 조건들

표 2. 학업지연행동과 학업적 자기효능감에 대한 연구들의 효과크기

	저자	출판연도	표본 수	출판 유형	효과크기(Z)	SE_z
1	이선영, 봉미미, 김성일	2016	227	2	-0.811	0.067
2	이수민, 양난미	2011	422	2	-0.338	0.049
3	유지원	2012	475	2	-0.549	0.046
4	이선영, 김성일, 봉미미	2016	492	2	-0.604	0.045
5	이선영, 김성일, 봉미미	2016	180	2	-0.758	0.075
6	김종운, 양민정	2013	190	2	-0.838	0.073
7	서은희	2006	829	2	-0.377	0.035
8	유지원, 강명희, 김은희	2013	212	2	-0.354	0.069
9	노아름	2010	179	1	-0.151	0.075
10	길민희	2016	470	1	-0.811	0.046
11	김현정	2003	379	1	-0.337	0.052
12	남경득, 손은정	2013	278	2	-0.343	0.060
13	홍승일, 현명호	2005	221	2	-0.421	0.068
14	이석화	2008	599	1	-0.255	0.041
15	박경희	2010	647	1	-0.400	0.039
16	황현정	2012	296	1	-0.444	0.058
17	여소영	2017	624	1	-0.557	0.040
18	송윤희	2012	121	2	-0.811	0.092
19	황영석	2015	510	1	-0.388	0.044
20	류지연	2002	467	1	-0.448	0.046
21	권혜경	2015	395	1	-0.448	0.051
22	최지연	2001	612	1	-0.388	0.041
23	김광숙, 김정희	2007	460	2	-0.536	0.047
24	김지영	2005	399	1	-0.631	0.050
25	전미현	2013	510	1	-0.354	0.044
	전체				-0.491	0.036

이 서로 다른 결과에 영향을 미친 것으로 볼 수 있다. CMA 분석결과에서는 Q값은 255.14 ($p=.000$), I^2 값 90.59%로 나타났다.

연구들 간 이질성에 대한 원인을 분석하기 위해 출판유형, 학업지연행동 검사(Aitken, Pass), 연구대상, 출판연도, 표본 수를 조절변수

표 3. SEM 기반 메타분석 결과

연구특성	계수	표준오차	하한 값	상한 값	Z	p
출판유형	0.051	0.058	-0.062	0.165	0.885	0.376
Aitken	0.063	0.086	-0.106	0.231	0.732	0.464
Pass	0.293**	0.112	0.074	0.512	2.627	0.009
연구대상	-0.130	0.075	-0.278	0.018	-1.726	0.084
출판연도	-0.062	0.598	-1.234	1.11	-0.104	0.917
표본 수	0.031*	0.015	0.001	0.061	2.039	0.041

로 하여 분석한 결과는 표 3과 같다.

연구특성에 따른 효과크기를 검증한 결과, 학업지연행동을 Pass 검사를 사용하여 측정했을 때 효과크기에 정적으로 유의한 영향을 미쳤다. 즉, 기타 측정도구를 사용했을 때보다 Pass 측정도구를 사용한 연구는 효과크기에 정적(+)인 영향을 주는 것으로 나타났다. 이는 학업지연행동과 학업적 자기효능감의 관계를 나타내는 효과크기가 부적(-1.027)이었으므로, Pass 측정도구를 사용하는 것은 학업지연행동과 자기효능감의 실질적인 관련성을 더 약화시킨다고 해석할 수 있다. 또한 표본 수도 효과크기에 정적(+)으로 유의한 영향을 미쳤다. 마찬가지로 표본 수가 커질수록 학업지연행동

과 자기효능감의 부적 관계가 약해졌다고 해석할 수 있다.

CMA 결과(표 4)와 비교했을 때, 회귀계수의 수치차이는 있으나 Pass 검사 및 표본수가 유의한 조절변수로 나타났으며, 이는 SEM 기반 메타분석과 동일한 결과이다. 또한, 분석 결과에 대한 해석도 같은 방식으로 할 수 있다.

마지막으로, 학업지연행동 검사도구 조절변수의 효과를 동일화 제약한 결과는 표 5와 같다. Aitken 측정도구와 Pass 측정도구의 효과를 동일화 제약하였기 때문에, 효과는 모두 0.095로 추정되었고, 표준오차 값 등 모든 값이 같게 추정되었다. 동일화 제약 전에 Pass 측정도

표 4. 전통적인 메타분석 결과

연구특성	계수	표준오차	하한 값	상한 값	Z	p
절편	-0.717	2.005	-4.646	3.212	-0.360	0.721
출판유형	0.032	0.065	-0.095	0.159	0.490	0.622
Aitken	0.078	0.093	-0.105	0.260	0.840	0.404
Pass	0.320**	0.117	0.090	0.550	2.730	0.006
연구대상	-0.125	0.081	-0.283	0.033	-1.550	0.121
출판연도	0.001	0.099	-0.193	0.195	0.010	0.991
표본 수	0.034*	0.016	0.002	0.066	2.100	0.036

표 5. SEM 기반 메타분석 결과 - 검사도구 동일화 제약

연구특성	계수	표준오차	하한 값	상한 값	Z	p
출판유형	0.098	0.064	-0.027	0.223	1.533	0.125
Aitken(제약)	0.095	0.098	-0.096	0.287	0.974	0.330
Pass(제약)	0.095	0.098	-0.096	0.287	0.974	0.330
연구대상	-0.104	0.086	-0.273	0.065	-1.207	0.227
출판연도	-0.511	0.661	-1.807	0.785	-0.773	0.439
표본 수	0.021	0.017	-0.012	0.055	1.235	0.217

주. 하한 값과 상한 값은 95% 신뢰구간. * $p < .05$, ** $p < .01$

구는 유의한 영향이 있었고, Aitken 측정도구는 유의하지 않았는데, 이를 동일화 제약하여 유의한 조절변수가 하나도 나타나지 않았다. 결과적으로 유의한 변수는 없었으나 이와 같이 SEM 기반 메타분석은 연구 모형에서 동일화 제약이 쉽게 가능함을 확인할 수 있었다.

논 의

본 연구는 구조방정식을 활용한 메타분석에 대해 최근 Cheung이 제시한 방법론을 중심으로 기존의 메타분석 모형을 SEM으로 구현하고 분석할 수 있는 방법에 대해 기술하였다. 또한 이러한 방법론을 적용한 예시로서 학업 지연행동과 학업적 자기효능감의 관계에 대해 실증연구의 효과크기를 통합하고, 이에 대한 연구특성 변인(조절변수)의 효과를 검증하고자 하였다. 지금까지의 내용을 바탕으로 도출한 몇 가지 결론과 논의점에 대해서 정리해 보고자 한다.

첫째, SEM에 기반한 메타분석은 기존의 메타분석 모형을 모두 구현할 수 있다. 구체적으로 전통적인 메타분석에서 행해지던 고정효

과, 임의효과, 혼합효과 모형을 구조방정식의 프레임워크에서 모두 수행할 수 있다. 이는 메타분석 시 구조방정식이 갖는 특징을 모두 활용할 수 있다는 점에서 많은 이점을 지닌다. 따라서, SEM에 기반한 메타분석에서도 그 어떤 방법론보다도 다양한 모형 설정이 가능하며, 연구가설에 따라 모형을 융통성 있게 확장할 수 있다. 특히 변수와 관계 설정이 용이하여 매개 및 조절효과를 쉽게 검증할 수 있으며, 모수 제약화를 통해 조절변수 효과의 동일성을 검증할 수 있다. 또한 구조방정식에서는 결측값을 FIML로 처리할 수 있기 때문에 조절변수에 결측이 있어도 해당 연구를 누락하지 않고 메타분석에 포함시킬 수 있다 (Cheung, 2008, 2015). 이는 더욱 정확한 추정을 가능하게 한다. 마지막으로 구조방정식은 ML 뿐 아니라 베이지안과 같은 추정방법도 활용할 수 있으며, SEM 기반 메타분석에서 베이지안 추정법을 이용할 시, 사전분포에 대해 기존 연구들의 정보(예: 평균, 표준편차)를 활용할 수 있다(Cheung, 2014; Prevost et al., 2007; Sutton, & Abrams, 2001). 이 같은 장점으로 SEM 기반 메타분석 방법론은 향후 활용 가치가 높을 것이다.

둘째, SEM에 기반한 메타분석 모형을 분석할 때의 주요한 특징은 각 효과크기가 독립적이고 동일한 분포를 갖도록 변수를 변환해주어야 한다는 것이다(Cheung, 2008, 2015). *Mplus*에서는 이를 통해 오차분산을 1로 제약하여 모형을 추정할 수 있다. 하지만 반드시 변수 변환법을 적용해야 하는 것은 아니다. R이나 OpenMX와 같은 프로그램을 이용하여 분석한다면 변수를 변환하는 것보다 정의 변수(definition variables)를 활용하여 각 연구의 오차분산을 요인계수에 할당하는 것이 더 간편한 방법일 수 있다. 하지만 국내 연구자들은 *Mplus*를 많이 활용하고 있으므로 본 연구에서도 이 프로그램으로 분석하는 방법에 주안점을 두었다.

셋째, SEM에 기반한 메타분석의 임의효과 모형은 실제 효과크기(f_i)를 임의 기울기인 잠재변수로 추정하며 다양한 변수로 활용이 가능하다. HLM을 이용한 다층 메타분석에서도 임의 기울기를 추정하나 SEM 기반으로 한 모형에서는 임의 기울기에 대한 다양한 모델링이 용이하다는 점에서 차이가 있다(Cheung, 2015). 즉, 다층 메타분석에서는 이질성 분산인 τ^2 혹은 임의 기울기에 영향을 미치는 조절변수의 효과만을 추정할 수 있으나, SEM에서는 임의 기울기를 독립변수, 매개변수, 종속변수 등 다양하게 활용할 수 있다. 예를 들어, 학업지연행동과 학업적 자기효능감의 관계와 학업지연행동과 학업성취의 관계는 연구마다 실제 효과크기에서 차이가 있으며, 그 임의 기울기를 $f_{1,i}$ 와 $f_{2,i}$ 라고 하자. 그리고 $f_{1,i}$ 은 $f_{2,i}$ 에 유의한 영향을 줄 것이라는 연구 가설을 설정할 수 있다. 이 경우는 임의 기울기가 독립변수와 종속변수로 각각 사용된 것이며, 학

업지연행동과 학업적 자기효능감 관계에 대한 실제 효과크기가 클수록, 학업지연행동과 학업성취 관계의 실제 효과크기도 더욱 커지는 경향이 있다는 식의 해석을 할 수 있다.

넷째, 이 연구에서는 각 연구 내에서 하나의 효과크기가 보고되는 경우에 활용할 수 있는 단변량(univariate) SEM 기반 메타분석 방법론에 대해 기술하였다. 하지만 많은 경우, 변인이 다차원 요인구조를 가지므로 각 연구 내에서 여러 개의 효과크기가 보고되기도 한다. 이러한 경우에는 효과크기들이 서로 공분산을 나타내게 되므로, 요인 간 공분산을 가정한 다변량(multivariate) 모형이 고려되어야 한다. 다차원 요인구조를 단변량으로 분석하게 되면 여러 개의 효과크기를 평균하여 사용하거나 공분산을 고려하지 못한 채 즉, 독립적임을 가정하여, 각 하위요인별로 분석할 수밖에 없으며, 이는 모형 추정에 편의를 일으킬 가능성을 높인다(Cheung, 2013). 따라서 추후 연구에서는 구조방정식을 다변량으로 확장한 메타분석에 대한 논의가 요구되며, 이 방법이 각 하위요인을 단변량으로 처리한 연구결과와 어떠한 차이를 보이는지 확인해 볼 필요가 있을 것이다.

마지막으로 본 연구는 국내 연구자들에게 구조방정식을 활용한 메타분석을 소개하고, 실제 분석예시를 통해 활용가능성을 제시하였다는 점에서 의의가 있다. 그리고 학업지연행동의 심리·발달적 기제로서 학업적 자기효능감에 주목하고, 학업지연행동과 학업적 자기효능감 간의 관련성을 살펴본 연구들을 종합하였다는데 의의가 있다.

참고문헌

- *표가 있는 논문은 메타분석에 포함된 연구임.
- 강은주 (2006). 청소년의 학업적 자기효능감과 학업지연행동의 관계. 제주대학교 교육대학원 석사학위논문.
- *권혜경 (2015). 자기효능감 및 완벽주의가 지각된 스트레스에 미치는 영향: 지연행동의 매개효과. 성신여자대학교 일반대학원 석사학위 청구논문.
- *길민희 (2016). 고등학생의 인정욕구가 학업지연행동에 미치는 영향: 평가염려 완벽주의와 자기효능감의 매개효과. 인제대학교 교육대학원 석사학위 청구논문.
- *김광숙, 김정희 (2007). 꾸물거림과 성격의 5요인, 자기효능감, 자기존중감 및 우울의 관계. 한국심리학회지: 상담 및 심리치료, 19(4), 933-947.
- 김아영, 차정은 (1996). 자기효능감의 측정. 산업 및 조직심리학회 동계학술발표대회논문집, 51-64.
- *김중운, 양민정 (2013). 자기통제력, 자기효능감, 우울이 대학생의 학업지연행동에 미치는 영향. 청소년상담연구, 21(2), 247-265.
- *김지영 (2005). 충동성·자기효능감이 초등학생의 지연행동에 미치는 영향. 숙명여자대학교 일반대학원 석사학위 청구논문.
- *김현정 (2003). 완벽주의, 충동성, 자기효능감, 및 실패공포가 지연행동에 미치는 영향. 고려대학교 일반대학원 석사학위 청구논문.
- *남경득, 손은정 (2013). 자기조절학습이 학업성취도에 미치는 영향: 지연행동의 매개효과 검증. 청소년시설환경, 11(4), 41-50.
- *노아름 (2010). Is Procrastination Always Bad? Differentiating Between Intentional and Traditional Procrastination: 지연행동은 언제나 나쁜가? 의도적 지연행동과 전형적 지연행동의 차별화. 고려대학교 일반대학원 석사학위 청구논문.
- *류지연 (2002). 자기효능감 및 완벽주의 성향과 지연행동과의 관계. 서강대학교 교육대학원 석사학위 청구논문.
- *박경희 (2010). 실패공포와 학업적 자기효능감이 고등학생의 학업지연행동에 미치는 영향. 서강대학교 교육대학원 석사학위 청구논문.
- 박재우 (1998). 과제의 자아위협도와 완벽주의가 과제 지연행동에 미치는 영향. 고려대학교 석사학위 청구논문.
- *서은희 (2006). 타인 지향적 완벽주의와 학업적 지연행동의 관계에서 심리적 요인들의 매개효과. 미래교육학연구, 19(2), 24-41.
- *송윤희 (2012). 대학 이러닝 수업에서 학습몰입과 학업지연을 예측하는 요인 분석. 평생학습사회, 8(1), 113-135.
- *여소영 (2017). 고등학생의 수동-능동 지연행동이 스트레스와 시간 관리에 미치는 영향: 자기효능감의 매개효과. 연세대학교 교육대학원 석사학위 청구논문.
- *유지원 (2012). 이러닝 수업에서 대학생의 학업지연행동에 대한 자기조절학습, 두려움, 학업적 자기효능감, 지각된 학업통제감간의 관계. 교육정보미디어연구, 18(3), 249-271.
- *유지원, 강명희, 김은희 (2013). 컴퓨터활용교육: 이러닝 강의를 수강하는 대학생의 학업지연행동에 영향을 미치는 요인들의 관계 규명. 컴퓨터교육학회 논문지, 16(1),

- 81-95.
- 윤숙경 (1996). 완벽성향과 자기개념에 따른 대학생의 지연 특성의 차이. 연세대학교 일반대학원 석사학위 청구논문.
- *이석화 (2008). 완벽주의와 학업적 자기효능감이 초등학생의 학업지연행동에 미치는 영향. 서강대학교 교육대학원 석사학위 청구논문.
- *이선영, 김성일, 봉미미 (2016). 학업지연 행동의 기질적, 환경적, 동기적 선행요인 검증. *교육심리연구*, 30(3), 635-669.
- *이선영, 봉미미, 김성일 (2016). 교실목표구조와 학업지연 행동의 관계: 학업적 자기효능감과 성취목표의 매개 효과. *한국교육학연구*, 22(3), 31-66.
- *이수민, 양난미 (2011). 완벽주의가 학업지연 행동에 미치는 영향. *한국심리학회지: 상담 및 심리치료*, 23(3), 717-738.
- *전미현 (2013). 완벽주의, 자기효능감, 성실성이 지연행동에 미치는 영향. 대구대학교 일반대학원 석사학위 청구논문.
- 최윤정 (2009). 초등학생을 위한 학업적 꾸물거림 극복 프로그램 개발. 경북대학교 박사학위 청구논문.
- *최지연 (2001). 자기효능감과 스트레스 대처방식이 지연행동에 미치는 영향. 연세대학교 일반대학원 석사학위 청구논문.
- 한영숙 (2011). 완벽주의, 자기효능감, 실패공포가 학업지연행동에 미치는 영향. *청소년학연구*, 18(4), 277-299.
- *홍승일, 현명호 (2005). 지연경향성과 심리적 불편감의 관계에서 자기효능감, 대처방식, 과제의 자아위협도의 효과. *한국심리학회지: 일반*, 24(1), 259-277.
- *황영석 (2015). 성실성, 자기효능감이 지연행동에 미치는 영향: 메타인지전략의 조절효과. 대구대학교 일반대학원 석사학위 청구논문.
- *황현정 (2012). 부정적 평가에 대한 두려움과 학업적 자기 효능감이 학업지연행동에 미치는 영향. 가톨릭대학교 상담심리대학원 석사학위 청구논문.
- Aitken, M. E. (1982). *A Personality profile of the college student procrastinator* (Unpublished doctoral dissertation). University of Pittsburgh
- Bandura, A. (1977). Self-efficacy: toward a unifying theory of behavioral change. *Psychological Review*, 84(2), 191-215.
- Bandura, A. (1986). *Social foundations of thought and action: A social cognitive theory*. Eaglewood Cliffs, NJ: Prentice Hall.
- Beck, B. L., Koons, S. R., & Milgrim, D. L. (2000). Correlates and consequences of behavioral procrastination: The effects of academic procrastination, self-consciousness, self-esteem and self-handicapping. *Journal of Social Behavior & Personality*, 15(5), 3-13.
- Becker, B. J. (1992). Using results from replicated studies to estimate linear models. *Journal of Educational Statistics*, 17(4), 341-362.
- Becker, B. J. (1995). Corrections to "Using results from replicated studies to estimate linear models". *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, 20(1), 100-102.
- Becker, B. J. (2001). Examining theoretical models through research synthesis: The benefits of model-driven meta-analysis. *Evaluation & the Health Professions*, 24(2), 190-217.
- Becker, B. J. (2009). Model-based meta-analysis. In H. Cooper, L. V. Hedges, & J. C. Valentine

- (Eds.), *The handbook of research synthesis and meta-analysis* (pp. 377-395). New York, NY, US: Russell Sage Foundation.
- Briley, D. A., & Tucker-Drob, E. M. (2014). Genetic and environmental continuity in personality development: A meta-analysis. *Psychological Bulletin, 140*(5), 1303-1331.
- Borenstein, M., Hedges, L., Higgins, J., & Rothstein, H. (2005). *Comprehensive Meta-Analysis, Version 2.0*. Englewood, NJ: Biostat.
- Borenstein, M., Hedges, L. V., Higgins, J. P. T., & Rothstein, H. R. (2009). *Introduction to Meta-analysis*. Chichester: John Wiley & Sons, Ltd.
- Card, N. A. (2015). *Applied meta-analysis for social science research*. New York: Guilford Publications.
- Cheung, M. W. L. (2008). A model for integrating fixed-, random-, and mixed-effects meta-analyses into structural equation modeling. *Psychological Methods, 13*(3), 182-202.
- Cheung, M. W. L. (2009). *Modeling multivariate effect sizes with structural equation models*. In Association for Psychological Science 21st Annual Convention, San Francisco, CA, USA.
- Cheung, M. W. L. (2013). Multivariate meta-analysis as structural equation models. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal, 20*(3), 429-454.
- Cheung, M. W. L. (2014). Fixed-and random-effects meta-analytic structural equation modeling: Examples and analyses in R. *Behavior Research Methods, 46*(1), 29-40.
- Cheung, M. W. L. (2015). *Meta-analysis: A structural equation modeling approach*. John Wiley & Sons, Ltd.
- Cheung, M. W. L., & Chan, W. (2005). Meta-analytic structural equation modeling: a two-stage approach. *Psychological Methods, 10*(1), 40-64.
- Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences (2nd ed.)*. Hillsdale, NJ: Lawrence Earlbaum Associates.
- Field, A. P. (2001). Meta-analysis of correlation coefficients: a Monte Carlo comparison of fixed-and random-effects methods. *Psychological Methods, 6*(2), 161-180.
- Field, A. P. (2005). Is the meta-analysis of correlation coefficients accurate when population correlations vary?. *Psychological Methods, 10*(4), 444-467.
- Glass, G. V. (1976). Primary, secondary, and meta-analysis of research. *Educational Researcher, 5*(10), 3-8.
- Hafsdahl, A. R., & Williams, M. A. (2009). Meta-analysis of correlations revisited: attempted replication and extension of Field's (2001) simulation studies. *Psychological Methods, 14*(1), 24-42.
- Hammer, C. A., & Ferrari, J. R. (2002). Differential incidence of procrastination between blue-and white-collar workers. *Current Psychology: Developmental, Learning, Personality, Social, 21*(4), 333-338.
- Haycock, L. A., McCarthy, P., & Skay, C. L. (1998). Procrastination in college students: The role of self efficacy and anxiety. *Journal of Counseling & Development, 76*(3), 317-324.
- Hedges, L. V., & Olkin, I. (1985). *Statistical methods for meta-analysis*. Academic Press, New York.

- York, USA.
- Higgins, J. P., Thompson, S. G., Deeks, J. J., & Altman, D. G. (2003). Measuring inconsistency in meta-analyses. *BMJ: British Medical Journal*, 327, 557-560.
- Hox, J. J., & Leeuw, E. D. d. (2003). Multilevel models for meta-analysis. In S. P. Reise & N. Duan (Eds.), *Multivariate applications. Multilevel modeling: Methodological advances, issues, and applications* (pp. 90-111). Mahwah, NJ, US: Lawrence Erlbaum Associates Publishers.
- Hox, J. J. (2010). *The Multilevel Approach to Meta-analysis*. In *Multilevel analysis: Techniques and applications*. New York, NY: Routledge.
- Jak, S. (2015). *Meta-analytic structural equation modelling*. Berlin, Germany: Springer International Publishing.
- Jak, S., & Cheung, M. W. L. (2017). Accounting for Missing Correlation Coefficients in Fixed-Effects MASEM. *Multivariate Behavioral Research*, 53(1), 1-14.
- Jackson, G. B. (1980). Methods for integrative reviews. *Review of Educational Research*, 50(3), 438-484.
- Kalaian, S. A., & Kasim, R. M. (2008). *Multilevel methods for meta-analysis*. In O'Connell, A. A., & McCoach, D. B. (Eds.), *Multilevel modeling of educational data* (pp. 315-343). Charlotte, NC: Information Age Publishing, Inc.
- Lee, S. Y. (2007). *Structural equation modeling: A Bayesian approach*. Chichester, UK: Wiley.
- Luhmann, M., Hofmann, W., Eid, M., & Lucas, R. E. (2012). Subjective well-being and adaptation to life events: a meta-analysis. *Journal of Personality and Social Psychology*, 102(3), 592-615.
- Milgram, N. N., Mey-Tal, G., & Levison, Y. (1998). Procrastination, generalized or specific, in college students and their parents. *Personality and Individual Differences*, 25(2), 297-316.
- Muthén, B., & Asparouhov, T. (2012). Bayesian structural equation modeling: A more flexible representation of substantive theory. *Psychological Methods*, 17(3), 313-335.
- Oort, F. J., & Jak, S. (2016). Maximum likelihood estimation in meta analytic structural equation modeling. *Research Synthesis Methods*, 7(2), 156-167.
- Owens, A. M., & Newbegin, I. (1997). Procrastination in high school achievement: A causal structural model. *Journal of Social Behavior & Personality*, 12(4), 869-887.
- Pillemer, D., & Light, R. (1980). Synthesizing outcomes: How to use research evidence from many studies. *Harvard Educational Review*, 50(2), 176-195.
- Prevost, A., Mason, D., Griffin, S., Kinmonth, A., Sutton, S., & Spiegelhalter, D. (2007). Allowing for correlations between correlations in random-effects meta-analysis of correlation matrices. *Psychological Methods*, 12(4), 434 - 450.
- Raudenbush, S. W., & Bryk, A. S. (2002). *Applications in meta-analysis and other cases where level-1 variances are known*. In *Hierarchical linear models* (2nd ed., pp. 205-227). Thousand Oaks, CA: Sage.
- Raudenbush, S. W., Bryk, A. S., & Congdon, R. (2004). *HLM 6 for Windows* [Computer

- software]. Lincolnwood, IL: Scientific Software International.
- Rosenthal, D. A., Hoyt, W. T., Ferrin, J. M., Miller, S., & Cohen, N. D. (2006). Advanced methods in meta-analytic research: applications and implications for rehabilitation counseling research. *Rehabilitation Counseling Bulletin*, 49(4), 234-246.
- Schraw, G., Wadkins, T., & Olafson, L. (2007). Doing the Things We Do: A Grounded Theory of Academic Procrastination. *Journal of Educational Psychology*, 99(1), 12-25.
- Smith, M. L., & Glass, G. V. (1977). Meta-analysis of psychotherapy outcome studies. *American Psychologist*, 32(9), 752-760.
- Solomon, L. J., & Rothblum, E. D. (1984). Academic procrastination: Frequency and cognitive-behavioral correlates. *Journal of Counseling Psychology*, 31(4), 503-509.
- Song, X. Y., & Lee, S. Y. (2012). A tutorial on the Bayesian approach for analyzing structural equation models. *Journal of Mathematical Psychology*, 56(3), 135-148.
- Steel, P. (2010). Arousal, avoidant and decisional procrastination: do they exist? *Personality and Individual Differences*, 48(8), 926-934.
- Sutton, A. J., & Abrams, K. R. (2001). Bayesian methods in meta-analysis and evidence synthesis. *Statistical Methods in Medical Research*, 10(4), 277 - 303.
- Sutton, A. J., & Higgins, J. P. T. (2008). Recent developments in meta-analysis. *Statistics in Medicine*, 27(5), 625-650.
- Tuckman, B. (1991). The development and concurrent validity of the procrastination scale. *Educational and Psychological Measurement*, 51(2), 473-480.
- Wilson, D. B. (2005). Meta-analysis Macros for SAS, SPSS, and Stata. Retrieved on August, 21, 2017 from <http://mason.gmu.edu/~dwilsonb/ma.html>
- Wolf, F. M. (1986). *Meta-analysis: Quantitative methods for research synthesis* (Vol. 59). Beverly Hills, CA: Sage.
- Zhang, Y. (2011). *Meta-analytic structural equation modeling (MASEM): Comparison of the multivariate methods* (Unpublished doctoral dissertation). The Florida State University.
- Zhu, C., Jiang, T., Cao, H., Sun, W., Chen, Z., & Liu, J. (2015). Longitudinal analysis of meta-analysis literatures in the database of ISI Web of Science. *International Journal of Clinical and Experimental Medicine*, 8(3), 3559-3565.

1차원고접수 : 2017. 08. 30.

수정원고접수 : 2018. 01. 29.

최종게재결정 : 2018. 02. 28.

Theory and Application of SEM-based Meta-Analysis Using Cheung's Approach

Hyunjung LEE

Sookyung Son

Yoon Jang

Sehee Hong

Korea University, Department of Education

Recently, applications of structural equations and meta-analysis are increasing rapidly in many areas. The two methods have been used for different purposes in different fields. That is, structural equation modeling has been used for evaluating theoretical models, while meta-analysis has been applied to integrating individual studies. However, combining the two separate methods, meta-analysis can be done using structural equation modeling. In this study, SEM based meta-analysis was introduced and applied to empirical studies to demonstrate an example of analysis. We focused on the SEM based meta-analysis, which Cheung (2008, 2015) presented, and explained the method using *Mplus*. Our presentation was as follows: first, advantages of SEM-based meta-analysis were explained in detail in comparison with conventional meta-analysis. Next, SEM-based meta-analysis model(fixed-effects, random-effects, mixed-effects model) and analysis method were presented. For a real-data example, the effect sizes of empirical studies on the relationship between procrastination and academic self-efficacy were integrated and the effects of research characteristics as predictors were investigated. Finally, the implications of this study and future research directions were discussed.

Key words : meta-analysis, structural equation modeling, SEM based meta-analysis, random-effects model, mixed-effects model

부 록

1. 연구특성 변수를 투입하지 않은 임의효과 모형

```
TITLE: multi-level random-effects model
DATA: FILE IS data.dat;
VARIABLE: NAMES ARE id z var inter pub
scale1 scale2 adole year N;
USEVARIABLES ARE z w2;

WITHIN=z w2;
CLUSTER=id;

DEFINE:
year= year/100;
N= N/100;
w2 = SQRT(var**(-1));
z = w2*z;

ANALYSIS: TYPE=TWOLEVEL RANDOM;
ESTIMATOR=ML;

MODEL:
%WITHIN%
[z@0.0]; ! Intercept is fixed at 0
z@1.0; ! Error variance is fixed at 1
f | z ON w2;

%BETWEEN%
f*; ! var(u): tau ^ 2
[f*]; ! mean(u): intercept

OUTPUT: SAMPSTAT;
CINTERVAL(symmetric); ! Wald CI
```

2. 이질성 검증

```
TITLE: Q statistic and heterogeneity indices
DATA: FILE IS data.dat;
VARIABLE: NAMES ARE id z var inter pub
scale1 scale2 adole year N;
USEVARIABLES ARE z inter ;

DEFINE: w2 = SQRT(var**(-1));
z = w2*z;
inter = w2*inter;

ANALYSIS: BOOTSTRAP=2000; ! Use
bootstrap analysis

MODEL:
z ON inter;
[z@0.0]; ! Intercept is fixed at 0
z (p1); ! Estimated error variance

MODEL CONSTRAINT:
NEW(Q_stat H2_stat I2_stat);
Q_stat = 25*p1; ! Q statistic
H2_stat = Q_stat/24; ! H2 index
I2_stat = 1-24/Q_stat; ! I2 indice

OUTPUT: SAMPSTAT;
CINTERVAL(BCBOOTSTRAP); ! Bias-corrected
bootstrap CI
```

3. 연구특성 변수를 투입한 혼합 모형

```
TITLE: multi-level mixed-effects model
```

한국심리학회지: 일반

```
DATA: FILE IS data.dat;
VARIABLE: NAMES ARE id z var inter pub
scale1 scale2 adole year N;
USEVARIABLES ARE z pub scale1 scale2 adole
year N w2;
```

```
WITHIN=z w2;
BETWEEN=pub scale1 scale2 adole year N;
CLUSTER=id;
```

```
DEFINE:
year= year/100;
N= N/100;
w2 = SQRT(var**(-1));
z = w2*z;
```

```
ANALYSIS: TYPE=TWOLEVEL RANDOM;
ESTIMATOR=ML;
```

```
MODEL:
%WITHIN%
[z@0.0]; ! Intercept is fixed at 0
z@1.0; ! Error variance is fixed at 1
f | z ON w2;
```

```
%BETWEEN%
f ON pub scale1 scale2 adole year N;
f*; ! var(u): tau ^ 2
{f*}; ! mean(u): intercept
```

```
OUTPUT: SAMPSTAT;
CINTERVAL(symmetric); ! Wald CI
```