

연구논문

코호트연속설계의 통계적 절차 및 잠재성장모형의 다양한 확장

Statistical Procedure of Cohort-sequential Design as Variation of Latent Growth Modeling

홍세희^{a)} · 이청아^{b)} · 신현우^{c)} · 이현정^{d)}

Sehee Hong · Cheong-ah Lee · Hyunwoo Shin · Hyunjung Lee

코호트연속설계(cohort-sequential design)는 서로 다른 연령 코호트를 반복측정하고 자료의 특정 시점을 중복하여 공통의 변화궤적을 추정하는 모형으로, 잠재성장모형의 확장된 형태로 볼 수 있다. 단일 종단패널을 사용한 잠재성장모형에 비해 짧은 시간으로 긴 기간의 변화궤적을 추정하는 등 학문적, 실용적 장점이 있으나, 모형의 설계와 통계적 절차가 복잡하여 연구자들이 적용하는 데 어려움이 있었다. 본 연구에서는 코호트연속설계의 기본 개념과 가정 및 자료 구조를 설명하고, 다집단 분석방법을 활용하여 자료를 분석하는 절차를 제시하였다. 또한 실제 자료에 적용하여 그동안 자세히 연구되지 않았던 다양한 함수모형으로의 확장방법과 분석결과를 제시하였다. 마지막으로 다집단 분석방법의 장점을, 중복되지 않는 시점을 결측으로 처리하는 분석방법과 비교하여 설명하였다. 본 연구는 코호트연속설계의 개념과 가정, 절차 등을 자세히 제시하여 연구자들의 모형 이해도를 높였다는 데 의의가 있다. 이를 통해 많은 연구자들이 자신의 연구에 코호트연속설계 모형을 적용할 수 있기를 기대한다.

주제어 : 코호트연속설계, 잠재성장모형, 다집단분석, 완전정보최대우도법

a) 고려대학교 교육학과 교수.

b) 교신저자(corresponding author): 고려대학교 교육학과 교육측정 및 통계 석사과정.
E-mail: cheongah.lee89@gmail.com.

c) 고려대학교 교육학과 교육측정 및 통계 석사과정.

d) 고려대학교 교육대학원.

As an extension of latent growth modeling, cohort-sequential design estimates a common developmental trajectory from different overlapping age cohorts. Its analytic process has rarely been introduced to researchers although the design has academical and practical advantages. This study introduces basic assumptions and statistical procedure of the design, applying multigroup analysis to longitudinal change of early teenagers' life satisfaction. The study also shows the procedure of extending the model into other trajectory functions, for instance, a quadratic model, and examining predictor effects as well. The benefits of using the multigroup analysis are also introduced, compared to one of the missing data analysis, full information maximum likelihood analysis. This study aids researchers' understanding of cohort-sequential design by providing them with the detailed process and results of analyzing the actual data, and encourages further research using the design.

Key words: cohort-sequential design, latent growth modeling, multigroup analysis, full information maximum likelihood(FIML)

I. 서론

최근 연구자들이 활용할 수 있는 종단 패널자료가 축적되면서 종단연구에 대한 관심이 크게 증가하였고, 이에 따라 다양한 종단연구모형도 발전하였다. 특히 구조방정식에서 발전한 종단연구모형 중 하나인 잠재성장모형(latent growth modeling)은 다양한 분야의 연구자들에 의해 널리 활용되고 있다. 잠재성장모형은 시간에 따른 반복측정 결과를 바탕으로, 각 개인이 시간에 따라 어떤 형태로 변화하고, 개인들의 변화궤적에는 어떤 차이가 있는지 연구하는 모형이다. 이 모형은 시간에 따른 개인

간, 개인 내 차이를 설명할 수 있고, 변화의 개인차를 설명하는 변수 또한 함께 파악할 수 있다는 장점이 있다(Duncan & Duncan 2004).

잠재성장모형의 확장된 형태 중 하나로 코호트연속설계(cohort-sequential design) 모형이 있다. 코호트연속설계의 개념은 Bell(1953)에 의해 처음 제시되었다. Bell(1953)은 횡단연구와 단일 패널로 이루어진 종단연구가 가지고 있는 각각의 단점을 보완하기 위해, 겹치는 시점이 존재하는 반복측정 자료를 결합하는 ‘수렴(convergence)’의 방식이 필요하다고 주장하였다. 이 개념을 발전시켜, 서로 다른 연령 코호트를 반복측정하고, 이 자료의 특정 시점을 중복하여 공통의 변화궤적을 추정하는 모형을 코호트연속설계라고 부르기 시작했고(Baltes & Nesselroade 1979) 횡단연속설계(cross-sectional sequential design)(Prinzle & Onghena 2005) 또는 가속종단설계(accelerated longitudinal design)(Raudenbush & Chan 1992) 등으로도 불린다.

코호트연속설계를 활용하면 짧은 추적기간으로 장기간의 자료를 확보할 수 있다. 실제로 코호트연속설계 모형과 실제 단일 종단패널 자료로 추정한 변화궤적에 유의한 차이가 없다는 연구결과(Duncan et al. 1996)가 보고된 바 있다. 따라서 코호트연속설계는 더 짧은 기간의 측정 자료로, 단일 패널 설계와 동일한 기간의 변화를 설명할 수 있다는 장점이 있다. 추적기간이 짧아지면 종단연구에서 흔히 발생하는 패널 참여자의 중도 이탈율을 낮출 수 있고 비용 또한 절감할 수 있다(Duncan et al. 2006).

이러한 이점에도 불구하고, 코호트연속설계를 적용하여 실제 자료를 분석한 연구는 많지 않다. 해외에서는 초기 실증 연구로 5개 코호트를 4년 간 반복측정하여 총 8년의 청소년 음주습관 자료를 코호트연속설계로 추정한 결과(Duncan et al. 1994)와, 또한 9~16세 청소년의 음주습관의 변화궤적과 영향요인을 분석하거나(Duncan et al. 2006), 청소년의 신체활동의 발달궤적을 분석한 연구(Duncan et al. 2007), 아동의 공격성과 비행의 발달궤적과 영향요인을 파악하려는 연구(Prinzle et al. 2006) 등이 있었다. 그러나 장기간의 변화궤적을 추정함에도 불구하고, 대부분은 선형모형만을 적용하였고 다른 함수모형으로 확장한 경우는 드물었다. 또한 같은 학자들에 의해서만 연구가 진행되어 온 경향이 있다. 이는 코호트연속설계 모형의 설계나 분석절차가 복잡하여 일반 연구자들이 본인의 연구에 쉽게 적용할 수 없었기 때문으로 보인다.

국내 연구의 경우 코호트연속설계를 적용한 일부 연구가 있으나(안길영·박재현 2005; 강지현·오경자 2009; 이수진·오경자 2012; 정승아·이수진 2016) 국외 상황과

마찬가지로 같은 학자들에 의해 비슷한 변수들 위주로 연구된 경향이 있다. 또한 일부 이차함수모형을 적용하려는 시도가 있었으나(안길영·박재현 2005) 설명이 제한적이었고, 대부분은 선형모형을 적용하여 변화를 설명하였다. 최근까지도 실제 자료 적용 연구가 부족할 뿐만 아니라 모형설계, 구체적인 분석절차와 그에 따른 결과 등을 상세히 제시한 연구는 거의 없었다.

이제는 국내·외를 막론하고 다양한 분야의 연구에서 많이 사용되는 성장혼합모형(growth mixture modeling) 같은 경우, 개요나 분석절차를 설명하는 형식의 논문이 많았기 때문에 일반 연구자들이 더 쉽게 자신의 연구분야에 적용할 수 있었다. 잠재성장모형 또한 모형의 기본 개념과 분석과정 등에 대해 상세히 설명한 책이 소개되었으나(Duncan et al. 2013), 이 중 코호트연속설계에 대한 내용은 선형모형, 그 중에서도 무조건 모형만을 간략하게 언급하고 있다는 한계가 있다. 따라서 코호트연속설계를 다양한 함수로 확장하고 모형을 비교, 선택하는 과정이나 영향요인을 투입한 모형을 분석하는 방법 등을 실제 프로그램을 사용하여 설명하는 연구가 필요하다.

따라서 본 연구는 잠재성장모형의 확장으로서 코호트연속설계의 개념과 모형 및 분석과정을 설명하고, 자료의 분석절차와 결과를 다음과 같은 단계로 서술하고자 한다. 첫째, 다집단 분석(multigroup analysis)을 적용하여 무조건 선형 잠재성장모형을 추정하는 절차를 기술하고 결과를 분석한다. 둘째, 코호트연속설계 모형이 선형뿐만 아니라 다양한 함수형태로도 확장될 수 있음을 설명한다. 본 연구에서는 기존 연구들에서 거의 제시되지 않았던 이차함수모형을 적용한 무조건 모형과 영향요인을 투입한 조건 모형을 분석하고 결과를 제시하고자 한다. 셋째, 코호트별로 측정되지 않은 시점을 의도된 결측으로 간주하여 분석하는 절차와 결과를 제시한다. 이와 같은 결측자료 처리방식을 적용한 분석방법에 비해, 앞서 설명한 다집단 분석방법이 가지는 이점을 함께 설명한다. 본 연구 전반에서는 연구자들이 코호트연속설계에 대한 이해도를 높이고 자신의 연구 분야에 적용할 수 있도록 실제 자료를 활용하였다.

II. 코호트연속설계의 개요

코호트연속설계는 잠재성장모형의 확장된 형태이므로, 기본적인 잠재성장모형을

토대로 설명하겠다. 앞서 설명했듯이 잠재성장모형은 반복측정 자료를 활용하여 관측되지 않은 잠재성장요인을 추정하고, 반복측정된 기간 동안의 변화궤적을 추정하는 모형이다.

종속변수 Y 가 m 번 측정되었을 때 잠재성장모형의 선형모형을 행렬로 표시하면 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} Y_{0i} \\ Y_{1i} \\ Y_{2i} \\ Y_{3i} \\ \vdots \\ Y_{mi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \lambda_0 \\ 1 & \lambda_1 \\ 1 & \lambda_2 \\ 1 & \lambda_3 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & \lambda_m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_{0i} \\ \eta_{1i} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{0i} \\ e_{1i} \\ e_{2i} \\ e_{3i} \\ \vdots \\ e_{mi} \end{bmatrix}$$

이때 i 는 개인, λ_m 는 시간에 따른 요인계수를, 잠재성장요인 η_{0i} , η_{1i} 는 초기치와 일차변화율을 뜻한다. 잠재성장요인을 추가하여 이차함수, 분할함수 등 다양한 함수형태로도 확장할 수 있다.

일반적인 잠재성장모형은 관심 변수의 변화를 추정하고자 하는 총 기간 동안 모든 사람을 추적하여 관찰하게 된다. 이 때문에 변화를 추정하고자 하는 기간이 길어질수록 표본의 중도 이탈이 많아지게 되고, 이로 인해 결과의 일반화가 어려워진다. 이를 보완할 수 있는 방법으로, 짧은 기간 동안 여러 연령대의 코호트를 관찰한 결과를 바탕으로 긴 기간의 변화를 추정할 수 있는 코호트연속설계 모형이 대두되었다.

코호트연속설계는 두 개 이상의 서로 다른 연령에서 시작하는 코호트를 측정하여 관찰기간보다 긴 기간의 변화를 추정한다. 이 때 특정 시점이 코호트 간에 중복되도록 패널을 설계하면, 코호트 간 공통의 변화를 추정할 수 있게 된다. 코호트연속설계는 기본적으로 각 코호트가 동일한 모집단에서 표집되었고 모든 코호트는 종속변수에 대해 공통된 변화궤적을 보일 것이라고 가정한다. 따라서 코호트별로 특정 시점을 중복하면 잠재성장요인 η_{0i} , η_{1i} 의 평균과 분산은 동일한 값으로 추정된다.

예를 들어, 코호트연속설계의 자료구조는 <표 1>과 같은 형태로 나타낼 수 있다. <표 1>에서 조사기간은 2010년부터 2013년으로 동일하지만 4개 코호트는 각각 다른 연령으로 구성되어 있다. Cohort1부터 Cohort4는 각각 10세, 12세, 14세, 16세부터 4년간 측정되었으며, 확보된 자료는 10~19세의 자료다. 즉, 연구자는 4년의 관찰기

간으로 10년의 변화를 살펴볼 수 있다. 이 변화궤적을 추정하는 무조건 모형을 도식화하면 <그림 1>과 같다. 시각적 편의를 위해 관측 변수의 오차항은 생략하였고, 오차의 분산만을 표기하였다.

<표 1> 코호트연속설계의 자료구조 예시

		나이									
		10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
Cohort1	측정 시점	2010	2011	2012	2013	-	-	-	-	-	-
Cohort2	측정 시점	-	-	2010	2011	2012	2013	-	-	-	-
Cohort3	측정 시점	-	-	-	-	2010	2011	2012	2013	-	-
Cohort4	측정 시점	-	-	-	-	-	-	2010	2011	2012	2013

이 때 코호트별 중복되는 시점의 요인계수와 오차 분산을 동일하게 제약하면 종속변수의 공통된 변화궤적을 추정할 수 있다. 예를 들어 c 번째 코호트의 t 번째 측정시점의 요인계수를 λ_{tc} 라고 표시하면, <그림 1>에서 요인계수는 다음과 같이 동일하게 제약할 수 있다.

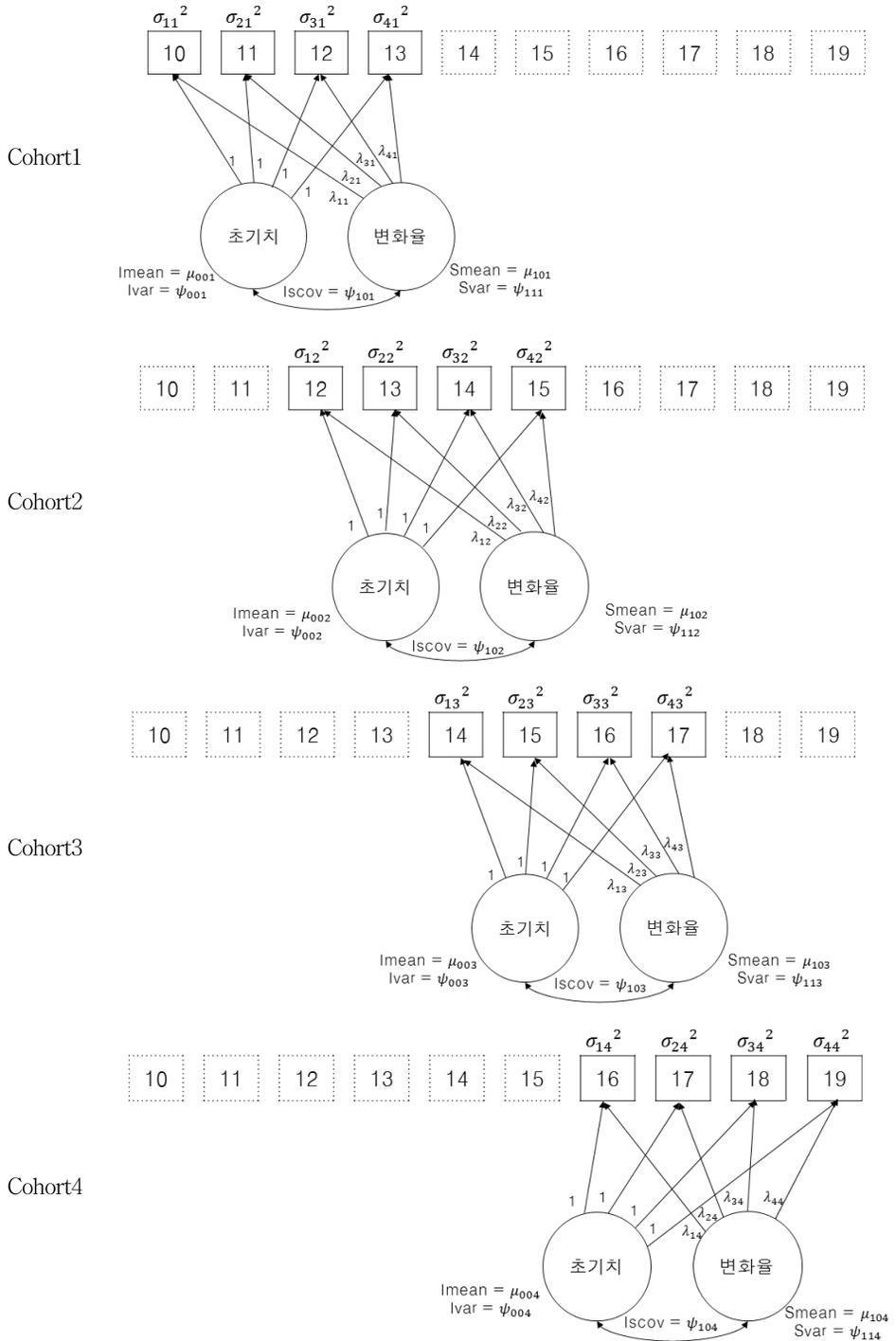
$$\lambda_{31} = \lambda_{12}, \lambda_{41} = \lambda_{22}$$

$$\lambda_{32} = \lambda_{13}, \lambda_{42} = \lambda_{23}$$

$$\lambda_{33} = \lambda_{14}, \lambda_{43} = \lambda_{24}$$

변화궤적을 선형으로 추정했을 때 각 코호트의 요인계수를 행렬로 다시 표현하면 다음과 같다.

$$A_{Cohort1} = \begin{bmatrix} 10 \\ 11 \\ 12 \\ 13 \end{bmatrix} \quad A_{Cohort2} = \begin{bmatrix} 12 \\ 13 \\ 14 \\ 15 \end{bmatrix} \quad A_{Cohort3} = \begin{bmatrix} 14 \\ 15 \\ 16 \\ 17 \end{bmatrix} \quad A_{Cohort4} = \begin{bmatrix} 16 \\ 17 \\ 18 \\ 19 \end{bmatrix}$$



<그림 1> 코호트연속설계 모형의 예시

마찬가지로 c 번째 코호트의 t 번째 측정시점 오차 분산을 σ_{tc}^2 로 정의했을 때, 중복되는 시점의 오차 분산 또한 다음과 같이 동일하게 제약해준다.

$$\sigma_{31}^2 = \sigma_{12}^2, \sigma_{41}^2 = \sigma_{22}^2$$

$$\sigma_{32}^2 = \sigma_{13}^2, \sigma_{42}^2 = \sigma_{23}^2$$

$$\sigma_{33}^2 = \sigma_{14}^2, \sigma_{43}^2 = \sigma_{24}^2$$

종속변수의 공통된 변화궤적을 추정하므로, 각 코호트의 성장요인의 평균과 분산, 요인끼리의 공분산 또한 동일하다. 이 때 c 번째 코호트에서 초기치의 평균을 μ_{00c} , 분산을 ψ_{00c} , 변화율의 평균을 μ_{10c} , 분산을 ψ_{11c} 라고 정의하고 동일화 제약을 수식으로 표현하면 다음과 같다. 이 때 요인 간 공분산 ψ_{10c} 또한 동일하게 제약한다.

$$\mu_{001} = \mu_{002} = \mu_{003} = \mu_{004}, \psi_{001} = \psi_{002} = \psi_{003} = \psi_{004},$$

$$\mu_{101} = \mu_{102} = \mu_{103} = \mu_{104}, \psi_{111} = \psi_{112} = \psi_{113} = \psi_{114}$$

$$\psi_{101} = \psi_{102} = \psi_{103} = \psi_{104}$$

변화궤적에 대한 개인차를 설명하기 위해, 독립변수를 투입하여 코호트연속설계 조건 모형을 설정할 수 있다. 이 때 무조건 모형과 마찬가지로 동일화 제약을 해주어야 하며, 각 독립변수의 경로계수 또한 코호트별로 동일하다는 제약을 추가해주어야 한다. 예를 들어 c 번째 코호트에서 k 번째 독립변수의 경로계수를 γ_{kc} 라고 정의할 때 각 변수의 경로계수가 모든 코호트에서 동일함을 수식으로 표현하면 다음과 같다.

$$\gamma_{k1} = \gamma_{k2} = \gamma_{k3} = \gamma_{k4}$$

코호트연속설계 모형을 분석할 때 두 가지 분석방법을 적용할 수 있다. 하나는 다집단 분석을 사용하는 방법이다. 다집단 분석을 적용하면 각 코호트를 별개의 집단으로 설정하고, 성장요인의 모수를 모두 동일한 값으로 제약하여 공통의 변화궤적을 추정할 수 있다. 이 때 코호트별로 중복되는 시점의 요인계수와 오차 분산은 동일하게 제약해 준다.

다집단 분석을 적용하여 코호트연속설계를 분석할 때는 다음과 같은 사항을 유의해야 한다. 첫째, 모든 코호트가 동일한 모집단에서 표집되었다고 가정하는 경우, 집단 간 모수를 동일하게 제약한 모형과 제약하지 않은 모형에 대한 통계적 비교 검증이 반드시 포함될 필요는 없다. 일반적인 다집단 분석의 경우, 이론적 측면에서 집단 간 차이가 존재하여 그 차이를 확인하는 것을 연구가설로 설정하는 경우가 많다. 따라서 연구자의 가설에 따라 집단 간 차이가 통계적으로 유의한지 모형 비교를 통해 검증하는 것이다. 그러나 앞서 설명하였듯이 코호트연속설계를 적용할 때 하나의 모집단에서 모든 코호트가 표집되었다고 가정하고 코호트 간 차이를 검증하는 것이 목적이 아니라면, 차이 검증이 반드시 필요하지는 않다. 그러나 연구자가 이론적 배경이나 역사적 사건에 의해 코호트가 질적으로 차이가 있어 동일 모집단 가정이 성립할 수 없다고 판단하는 경우, 통계적 차이 검증 절차를 거칠 수 있다.

둘째, 각 코호트를 다집단으로 분석하므로 형태 동일성 가정을 만족해야 시행할 수 있다. 따라서 코호트 간 측정시점의 반복횟수가 동일해야 한다. 형태 동일성은 각 집단을 나타내는 모형의 형태가 동일함을 뜻하며, 일반적인 다집단 분석에서는 형태 동일성 가정을 만족해야 분석과 결과 해석이 가능하다. 따라서 다집단 분석방법을 이용하는 코호트연속설계의 경우, 측정시점의 횟수가 같아야 분석을 시행할 수 있다.

셋째, 코호트 간에 반드시 한 개 시점 이상이 겹쳐야 한다. 각 코호트가 인접 코호트와 한 개 시점 이상이 겹치도록 설계해야, 모수를 제약하여 공통의 변화궤적을 추정할 수 있다. 많은 시점이 중복될수록 안정적인 추정이 가능하지만, 상대적으로 짧은 기간밖에 추정할 수 없기 때문에 이를 종합적으로 고려하여 조사를 설계해야 한다.

코호트연속설계를 분석하는 또 한 가지 방법은 결측자료 처리방식을 적용하여 분석하는 것이다. 결측자료 분석방법을 적용하면, 코호트별로 측정자료가 없는 시점을 설계에 의한 의도적 결측치(missing by design)로 간주하여 모수를 추정한다. 예를 들어 <표 1>의 자료구조 예시에서, Cohort1의 경우에 14~19세 시점, Cohort2에서는 10~11세와 16~19세 시점의 측정자료가 없으므로 이를 결측치로 처리하는 것이다. 이 때 모수는 다집단 분석과 동일하게 추정되지만, 모형의 적합도가 산출되지 않는다는 제한점이 있다. 본 연구에서는 다집단 분석을 적용한 분석절차를 전반적으로 설명하되, 결측자료 처리방법을 적용한 분석절차와 결과도 함께 제시하여 비교하겠다.

Ⅲ. 코호트연속설계 연구방법 및 절차

본 연구에서는 실제 자료를 사용하여 코호트연속설계를 설정하고 다집단 분석방법을 적용하는 절차와 결과를 제시한다.

1. 분석자료

분석에는 한국아동·청소년패널조사(Korean Children and Youth Panel Survey: KCYPS)의 ‘초4패널’ 자료를 활용하였다. 본 연구는 코호트연속설계 절차를 소개하는 것이 주목적이므로, 단일 패널인 초4패널 원자료를 무작위로 두 개의 코호트로 분리하여, 서로 다른 코호트 자료로 가정하였다. 각 코호트를 Cohort1과 Cohort2로 명명하였으며, 코호트별로 각기 다른 4개 시점 자료만을 분석에 활용하였다. Cohort1은 총 1,216명의 초등학교 4학년부터 중학교 1학년 4개 시점, Cohort2는 총 1,115명의 초등학교 6학년부터 중학교 3학년 4개 시점 자료를 사용하였다.

변화함수를 추정할 종속변수는 삶의 만족도다. 삶의 만족도는 KCYPS 패널에서 정의한 바에 따라 3개 문항으로 구성되었고, 4점 리커트 척도(1: 매우 그렇다 ~ 4: 매우 그렇지 않다)로 설계되었다. 해석의 편의를 위해 역코딩하였으며, 3개 문항의 평균값을 사용하였다. 따라서 높은 점수일수록 삶의 만족도가 높은 것으로 해석하였다.

삶의 만족도의 영향요인으로는 학교생활적응도를 활용하였다. 학교생활적응은 KCYPS 패널 설계에 따라 학습활동, 학교규칙, 교우관계, 교사관계의 4개 하위 요인으로 구성되었으며, 각 요인은 5개 문항 4점 리커트 척도(1: 매우 그렇다~4: 전혀 그렇지 않다)로 측정되었다. 해석의 편의를 위해 문항 내용에 따라 역코딩하였고, 각 코호트의 첫 번째 시점에서 측정한 자료의 평균값을 시간독립적 변수로 활용하였다. 문항 내용은 <표 2>와 같다. 통제변수로는 성별, 자연로그를 취한 가정 소득, 부모의 삶의 만족도를 사용하였다.

본 연구에서는 Cohort1의 초4에서 중1 시점과 Cohort2의 초6에서 중3 시점을 결합하여 두 시점(초6, 중1)이 중복되도록 자료를 설계하였고, 따라서 초4에서 중3까지 총 여섯 시점의 변화궤적을 추적할 수 있다. 우선 코호트연속설계의 무조건 모형을

선형함수의 형태로 추정하는 절차와 결과를 설명하도록 하겠다. 이후 다양한 함수로 확장하는 예시 중 하나로, 이차함수모형을 설정하여 추정하는 방법을 제시하고, 선형모형과 모형 적합도를 비교하여 최종 모형을 선택하는 과정을 설명한다. 또한 종속변수의 변화궤적에 영향을 미치는 요인을 독립변수로 투입한 조건 모형의 추정 절차와 결과를 설명한다. 마지막으로 결측자료 처리방법을 이용한 분석방법을 설명하고, 다집단 분석방법과 비교해본다.

〈표 2〉 측정도구 문항내용

변수		문항내용	
종속 변수	삶의 만족도	나는 사는 게 즐겁다*	
		나는 걱정거리가 별로 없다*	
독립 변수	학교 생활 적응	나는 내 삶이 행복하다고 생각한다*	
		- 학교 수업 시간이 재미있다*	
		- 학교 숙제를 빠뜨리지 않고 한다*	
		학습 활동	- 수업 시간에 배운 내용을 잘 알고 있다*
		- 모르는 것이 있을 때 다른 사람(부모님이나 선생님 또는 친구들)에게 물어본다*	
	- 공부 시간에 딴 짓을 한다		
	교우 관계	- 학급당번 등 반에서 맡은 활동을 열심히 한다*	
		- 복도와 계단을 다닐 때 뛰지 않고 조용히 다닌다*	
		학교 규칙	- 학교 물건을 내 것처럼 소중히 사용한다*
		- 화장실이나 급식실에서 차례를 잘 지킨다*	
- 휴지나 쓰레기를 버릴 때 꼭 휴지통에 버린다*			
교사 관계	- 우리 반 아이들과 잘 어울린다*		
	- 친구와 다투었을 때 먼저 사과한다*		
	교우 관계	- 친구가 교과서나 준비물을 안 가져왔을 때 함께 보거나 빌려준다*	
	- 친구가 하는 일을 방해한다		
	- 놀이나 모둠활동을 할 때 친구들이 내 말을 잘 따라준다*		
교사 관계	- 선생님을 만나면 반갑게 인사한다*		
	- 선생님과 이야기하는 것이 편하다*		
	교사 관계	- 학교 밖에서 선생님을 만나면 반갑다*	
	- 우리 선생님께서는 나에게 친절하시다*		
	- 내년에도 지금 선생님께서 담임선생님을 해 주셨으면 좋겠다*		
- 졸업한 다음에도 담임선생님을 찾아뵙고 싶다*			

* 표시문항은 역코딩 처리하였음.

본 연구의 원자료 처리는 SPSS 21, 모형의 분석은 AMOS 20을 사용하였다. 자료의 원래 결측값은 완전정보최대우도법(Full Information Maximum Likelihood)으로 처리하였다. 모형의 적합도는 χ^2 , TLI(Tucker-Lewis Index), CFI(Comparative Fit Index) 및 RMSEA(Root Mean Squared Error of Approximation) 값을 종합적으로 검토하였다. χ^2 은 표본 수에 크게 영향을 받아 증가설을 쉽게 기각하는 경향이 있으나, TLI, CFI, RMSEA는 모형의 간명성과 설명력을 동시에 고려하는 적합도 지수다. TLI와 CFI는 .95 이상(Hu & Bentler 1999), RMSEA의 경우 .05 이하일 때 모형 적합도가 좋은 것으로 해석한다(Browne & Cudeck 1993).

2. 다집단 분석을 적용한 코호트연속설계 모형

1) 무조건 선형모형의 추정

(1) 분석절차

1단계: 다집단 분석을 위한 원자료 처리

다집단 분석에 의한 코호트연속설계 모형은 통계 패키지마다 원자료 처리 방식이 다르다. 참고로 현재 AMOS 프로그램(20 기준)을 사용하는 경우, 코호트 간 측정변수의 이름이 같아야 한다는 제한점이 있다. AMOS는 다집단 분석 시 각 집단마다 별개의 SPSS 원자료 파일을 요구하는데, 각 원자료 파일을 가공할 때 측정시점이 다른 변수라 하더라도 변수명이 같도록 설정해 주어야 한다. 예를 들어 코호트별 시점에 따른 삶의 만족도 평균 및 표준편차를 제시한 <표 3>에서 확인할 수 있듯이, Cohort1의 경우 초4의 변수명을 T0으로, Cohort2의 경우 초6의 변수명을 T0으로 설정하였다.

<표 3> 학년에 따른 삶의 만족도 평균 및 표준편차

		학년					
		초4	초5	초6	중1	중2	중3
	변수명	T0	T1	T2	T3		
Cohort1	M	3.182	3.226	3.216	3.145	-	-
	SD	0.720	0.650	0.679	0.633	-	-
	변수명			T0	T1	T2	T3
Cohort2	M	-	-	3.246	3.166	3.033	3.051
	SD	-	-	0.660	0.631	0.587	0.607

Mplus(7.4 기준)를 사용하는 경우, 다집단 분석을 위해 모든 코호트의 반복측정 자료를 하나의 데이터 파일에 저장하고 각 코호트를 구분하는 집단변수를 추가해주어야 한다. 본 연구에서는 AMOS를 이용한 분석절차를 제시하였으나, Mplus를 사용하고자 하는 연구자도 무리없이 이해하고 프로그램에 맞게 적용할 수 있을 것이다.

2단계: 각 코호트별 성장요인의 평균 및 분산의 동일화 제약

앞서 언급한 바와 같이 본 연구에서는 모든 코호트가 동일한 모집단에서 표집되었다고 가정하였으며, 종속변수인 삶의 만족도는 공통의 변화궤적으로 수렴할 것이다. 따라서 선형모형의 경우 코호트별 초기치와 일차변화율의 평균과 분산을 각각 동일하게 제약해야 한다. 또한 초기치와 일차변화율의 공분산도 집단별로 동일하게 제약해주어야 한다. 또한 모수나 요인계수를 동일하게 제약한 모형과 제약하지 않은 모형을 통계적으로 비교하는 절차는 거치지 않는다. 그러나 연구자가 코호트 간 질적인 차이가 존재하거나 동일한 모집단을 가정하기 어려운 분명한 근거가 있다고 판단하는 경우, 차이에 대한 검증절차를 실시할 수 있다.

3단계: 동일 시점 변수의 요인계수 및 오차 분산 동일화

초기 청소년의 삶의 만족도를 추정하는 코호트연속설계 선형모형에서 Cohort1과 Cohort2의 요인계수 행렬 A_1, A_2 은 각각 다음과 같다. 첫 번째 열은 초기치의 요인계수, 두 번째 열은 일차변화율의 계수이다. KCYPS 초4패널의 삶의 만족도는 일정한 간격을 두고 매년 측정되었으며, 본 연구의 Cohort1의 경우 초등학교 4학년이 중학교 1학년이 되는 시점까지의 자료, Cohort2의 경우 초등학교 6학년이 중학교 3학년이 될 때까지의 자료가 존재한다. 초등학교 6학년과 중학교 1학년의 두 시점 자료가 코호트 간에 중복되며, 따라서 해당 시점의 요인계수를 동일하게 제약하였다. 초6 및 중1 시점은 요인계수뿐만 아니라 오차의 분산도 집단 간에 동일하도록 제약해 주어야 한다.

$$A_1: \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 1 \\ 1 & 2 \\ 1 & 3 \end{bmatrix} \quad A_2: \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 1 & 3 \\ 1 & 4 \\ 1 & 5 \end{bmatrix}$$

(2) 분석결과

코호트연속설계를 적용하여 초기 청소년 삶의 만족도의 선형모형을 분석한 결과는

<표 4>와 같다. 모형 적합도는 TLI가 .916, CFI는 .929, RMSEA 값이 .051로 양호한 편으로 나타났다.

<표 4> 선형모형의 적합도

모형	$\chi^2(df)$	TLI	CFI	RMSEA
선형모형	122.958(17)***	0.916	0.929	0.051

* $p < .05$ ** $p < .01$ *** $p < 0.001$

2) 이차함수모형으로의 확장

앞서 설명한 바와 같이 코호트연속설계모형은 선형뿐만 아니라 이차함수, 분할함수 모형(piecewise growth model) 등 다른 함수형태로 확장이 가능하다. 본 연구에서는 실제 자료의 변화궤적을 이차함수모형으로 설명하는 절차와 분석결과를 제시하겠다.

(1) 분석절차

1단계: 다집단 분석을 위한 원자료 처리

다집단 분석을 위한 원자료 처리 과정은 선형모형의 경우와 동일하다.

2단계: 각 코호트별 성장요인의 평균 및 분산의 동일화 제약

이차함수모형의 경우 코호트별로 초기치와 일차변화율 및 이차변화율의 모수를 코호트 간에 동일하게 제약해야 한다. 또한 마찬가지로 각 성장요인 간 공분산도 동일한 값으로 추정하도록 제약해 준다.

한 가지 유의할 점은 이차함수모형의 경우 이차변화율의 평균은 유의하나 분산이 0 혹은 0에 가까운 음수로 추정되는 경우가 종종 발생한다는 점이다. 이 경우 AMOS나 Mplus 프로그램에서 공분산 행렬이 비양정치(non-positive definite)라는 경고 메시지가 뜬다. 이는 전체적으로 이차함수모형은 적합하나, 이차변화율의 개인차가 거의 존재하지 않음을 의미한다. 잠재성장모형보다 더 일찍 학문적 발전을 거친 다층모형의 경우, 분산이 미약해서 추정이 안 될 때 0으로 고정하는 절차가 일반적으로 시행된다. 이를 ‘분산을 고정모수(fixed parameter)로 선언한다’고 할 수 있다. 같은 맥락에서 잠재성장모형에서도 평균은 추정하되 분산을 0으로 제약할 수 있다. 이때 이차성장요인

과 관련된 공분산 또한 0으로 고정해주어야 한다.

3단계: 동일 시점 변수의 요인계수 및 오차 분산 동일화

이차함수모형에서 Cohort1과 Cohort2의 요인계수 행렬 A_1, A_2 은 각각 다음과 같다. 첫 번째 열은 초기치의 요인계수, 두 번째 열은 일차변화율, 세 번째 열은 이차변화율의 계수이다. 선형모형과 마찬가지로 초등학교 6학년과 중학교 1학년의 두 시점의 요인계수를 동일하게 제약하고 오차의 분산도 집단 간에 동일하도록 제약한다.

$$A_1: \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 4 \\ 1 & 3 & 9 \end{bmatrix} \quad A_2: \begin{bmatrix} 1 & 2 & 4 \\ 1 & 3 & 9 \\ 1 & 4 & 16 \\ 1 & 5 & 25 \end{bmatrix}$$

(2) 분석결과

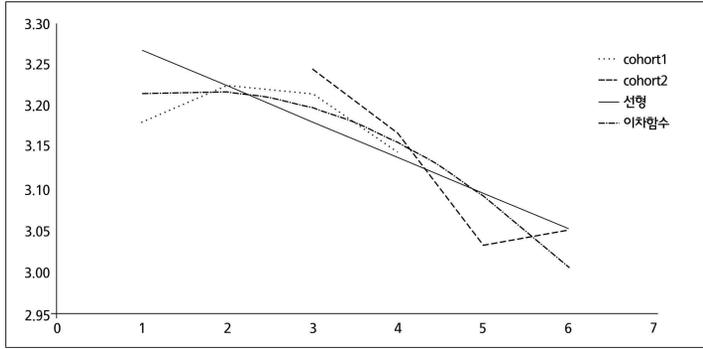
이차함수로 변화함수형태를 분석한 결과는 <표 5>와 같다. 모형의 적합도는 이차함수모형의 TLI가 .952, CFI는 .969, RMSEA 값이 .039로, 선형모형(TLI: .916, CFI: .929, RMSEA: .051)과 비교했을 때 더 좋은 적합도를 보였다.

<표 5> 이차함수모형의 적합도

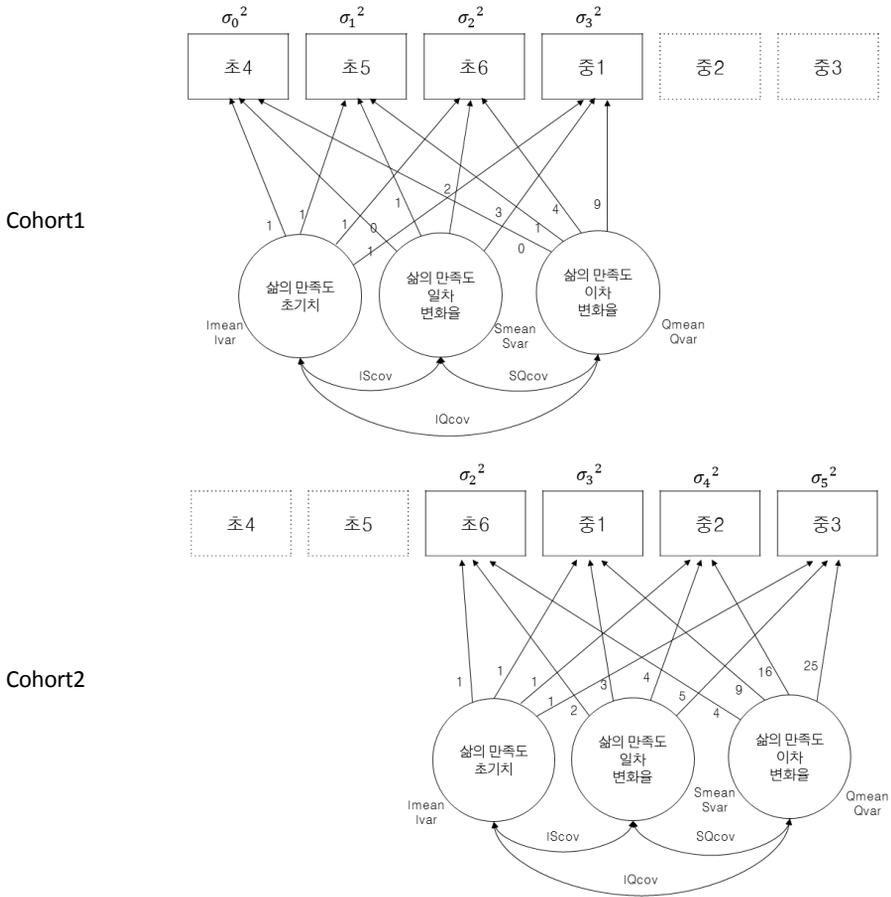
모형	$\chi^2(df)$	TLI	CFI	RMSEA
이차함수모형	59.077(13)***	0.952	0.969	0.039

* $p < .05$ ** $p < .01$ *** $p < .001$

또한 실제 자료와 모형의 추정치를 비교한 <그림 2>를 확인하였을 때도 이차함수모형의 추정 그래프가, 실제 자료의 측정시점별 평균 변화 양상에 더 가까운 것을 확인할 수 있다. 따라서 적합도 수치 및 해석가능성을 모두 고려하여 이차함수모형을 적용하여 삶의 만족도를 설명하고자 한다. 최종 모형을 도식화하면 <그림 3>과 같다. 시각적 편의를 위해 관측 변수의 오차항은 생략하였고, 오차의 분산만을 표기하였다.



〈그림 2〉 실제 측정자료(cohort1, cohort2)와 모형의 추정그래프(선형, 이차함수)



〈그림 3〉 다집단 분석을 적용한 코호트연속설계 이차함수모형

<표 6> 이차함수 변화궤적의 성장요인 추정치(다집단 분석)

		추정치	표준오차
초기치	평균	3.216 ^{***}	0.019
	분산	0.226 ^{***}	0.035
일차변화율	평균	0.013	0.014
	분산	0.083 ^{**}	0.032
이차변화율	평균	-0.011 ^{***}	0.002
	분산	0.003 [*]	0.001
초기치-일차변화율	공분산	-0.064	0.034
초기치-이차변화율	공분산	-0.014	0.007
일차-이차변화율	공분산	0.008 ^{**}	0.008

* $p < .05$ ** $p < .01$ *** $p < 0.001$

삶의 만족도 이차함수모형의 추정치는 <표 6>과 같다. 초기치와 이차변화율의 평균은 유의하였고, 일차변화율의 평균은 유의하지 않았다. 이는 초기에 삶의 만족도의 변화가 크지 않았다가 중학교 이후부터 급격하게 하락하는 형태를 의미한다. 모든 성장요인의 분산은 유의하였는데 이는 각 성장요인에 개인차가 존재함을 나타낸다. 초기치와 일차변화율, 초기치와 이차변화율의 공분산은 유의하지 않았고, 일차와 이차변화율 간의 공분산만 유의하였다. 이는 일차변화율이 높을수록 이차변화율은 천천히 감소한다는 의미다. 즉, 삶의 만족도가 가파르게 증가하는 청소년일수록 이차변화율은 더 완만한 형태를 가지는 것을 의미한다.

3) 조건 모형의 분석

(1) 분석절차

1단계: 기본 가정 확인 및 모형 설계

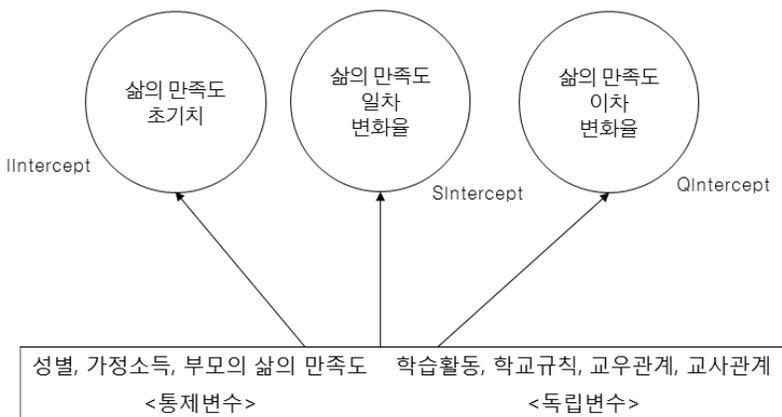
앞선 분석에서 자료를 설명하는 데 가장 적합하다고 판단한 삶의 만족도 이차함수모형의 경우, 모든 성장요인의 분산이 유의하였다. 이는 변화궤적에 개인차가 존재함을 의미한다. 연구자의 연구가설에 따라 이 개인차가 어떤 변수에 영향을 받아 나타나는지 설명하는 조건 모형을 설정하고 검증할 수 있다.

본 자료의 경우, 무조건 모형의 이차함수형태를 추정할 때는 음분산이 발생하지 않았으나, 조건 모형에서 성장요인 중 이차변화율의 잔차 분산이 0에 가까운 음수로 추정되는 현상이 발생하였다. 따라서 잔차 분산을 0으로 고정하고 분석을 진행하였다.

무조건 모형에서 성장요인의 분산이 유의하지 않거나 0으로 고정한 경우에도 연구자가 가설에 따라 독립변수를 추가하여 조건 모형을 분석할 수 있다. 이 때 잔차의 분산도 0 혹은 0에 가까운 음수로 추정되는 경우가 발생할 수 있다. 조건 모형에서 성장요인의 잔차 분산을 0으로 고정하는 것은, 다층모형에서 분산을 체계적 무선계수(non-varying random coefficient)로 선언하는 것과 동일하다.

2단계: 독립변수의 경로계수 제약

코호트연속설계는 동일한 모집단에서 표집된 코호트의 측정 자료들을 결합하여 공통의 변화궤적으로 수렴시킨다. 따라서 영향요인을 검증하는 조건 모형에서도 무조건 모형과 마찬가지로 코호트별 모수 추정치 및 요인계수는 동일하게 제약해준다. 또한 독립변수가 종속변수의 변화궤적에 미치는 영향도 동일하다고 가정하기 때문에, 각 변수의 설명 계수 또한 코호트 간에 동일하게 제약해준다. 최종 조건 모형은 <그림 4>와 같다. 시각적 편의를 위해 측정변수 및 오차항, 성장요인의 잔차항 및 독립변수 간의 공분산은 생략하였다.



<그림 4> 최종 조건 모형

(2) 분석결과

<표 7>에서와 같이 다집단 분석을 적용한 코호트연속설계 조건 모형의 적합도는 TLI, CFI가 각각 .912, .945로 나타났으며, RMSEA 값은 .039로 양호하였다. 이를 바탕으로 추정된 초기치와 일차변화율 및 이차변화율에 대한 영향요인의 경로계수 추정치는 <표 8>에 제시하였다.

성별, 가정 소득, 부모의 삶의 만족도를 통제한 후에 학습활동에 대한 응답은 삶의 만족도 초기치에 긍정적인 영향을 미쳤다. 즉, 학습활동에 잘 적응한 청소년은 삶의 만족도의 초기치가 높은 경향이 있었다. 교우관계가 좋을수록 삶의 만족도의 초기치는 낮은 경향을 보였지만, 일차변화율에는 긍정적인 영향을 미쳤다. 다시 말해 삶의 만족도가 더 빠르게 증가하였다. 교사와의 관계가 좋은 청소년일수록 초기 삶의 만족도가 높았으나 시간이 지날수록 증가속도는 더디게 나타났다. 교사관계의 경우 이차변화율도 유의하였는데, 이는 초기 교사관계가 좋았던 청소년의 삶의 만족도가 시간이 지날수록 더 급격하게 감소하는 이차함수의 형태를 가지는 경향이 있음을 의미한다.

<표 7> 코호트연속설계 조건 모형 적합도

	$\chi^2(df)$	TLI	CFI	RMSEA
연구 모형	380.714(83)***	0.912	0.945	0.039

* $p < .05$ ** $p < .01$ *** $p < 0.001$

<표 8> 경로계수 추정치

영향요인	초기치		일차변화율		이차변화율	
	비표준화 계수 (표준오차)	표준화 계수	비표준화 계수 (표준오차)	표준화 계수	비표준화 계수 (표준오차)	표준화 계수
학습활동	0.227(0.045)***	0.249	-0.022(0.033)	-0.074	-0.003(0.006)	-0.090
학교규칙	0.053(0.041)	0.060	-0.045(0.030)	-0.154	0.007(0.005)	0.198
교우관계	-0.077(0.033)*	-0.236	0.390(0.044)***	0.392	0.003(0.006)	0.065
교사관계	0.166(0.030)***	0.234	-0.103(0.022)***	-0.440	0.015(0.004)***	0.525

* $p < .05$ ** $p < .01$ *** $p < 0.001$

3. 결측자료 분석방법을 활용한 코호트연속설계 모형

코호트연속설계는 다집단 분석 외에도, 결측자료 처리방법으로 분석할 수 있다. 각 코호트 자료 내에는 이미 의도치 않은 결측(missing at random)이 존재한다. 앞서 <표 1>에서 확인할 수 있듯이 각 코호트 별로 측정 자료가 없는 시점은 의도한 결측(missing by design)으로 간주할 수 있으며, 의도치 않은 결측과 의도한 결측을 모두 결측자료 처리방법으로 분석할 수 있다. 본 연구에서는 다양한 결측자료 분석방법 중 구조방정식 모형에서 많이 사용하는 완전정보최대우도법(FIML)을 적용하여 분석 하겠다.

FIML은 각 개인 수준의 우도함수를 계산하여 결측을 처리하는 방법이다. 먼저 개인 수준의 로그우도함수(log-likelihood function)를 계산한 후, 이 함수들의 합을 관측 자료 전체의 로그우도함수로 정의하고, 이를 최대화하는 값으로 모수를 추정한다. i 번째 개인 수준의 로그우도함수식은 다음과 같다.

$$\log L_i = -\frac{1}{2} \log |\Sigma_i| - \frac{1}{2} (X_i - \mu_i)' \Sigma_i^{-1} (X_i - \mu_i)$$

자료 전체의 로그우도함수는 개인 수준의 로그우도함수의 합으로 정의되며, 이는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\log L(\mu, \Sigma) = \sum_{i=1}^N L_i$$

위 함수를 최대화한 값으로 완전정보최대우도가 추정되며, 이를 2차 편미분하여 역행렬을 계산하면 공분산행렬을 추정할 수 있다(Arbuckle & Marcoulides 1996).

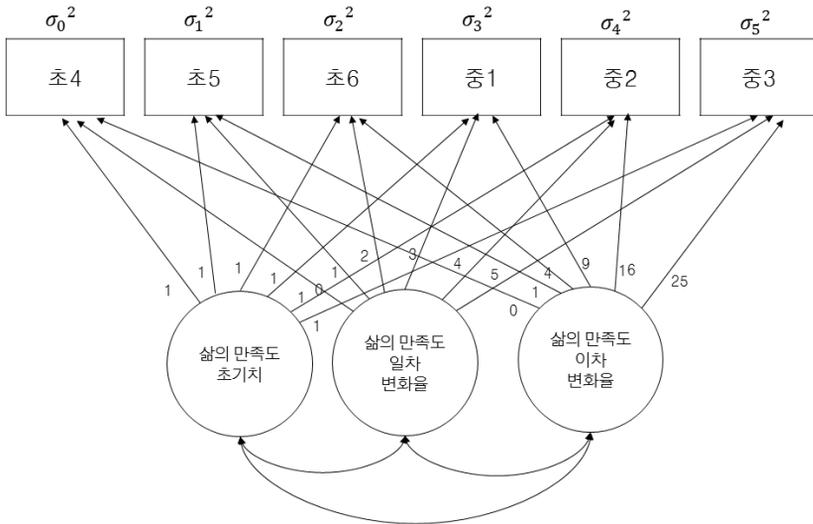
FIML은 의도치 않은 결측을 기본 가정으로 하고 있지만, 이 가정이 만족되지 않아도 분석이 가능하다. 따라서 코호트연속설계 자료에서 의도치 않은 결측과 의도된 결측을 모두 FIML을 적용하여 처리할 수 있으며, 모형의 모수 추정 또한 가능하다.

그러나 결측자료 처리방법으로 코호트연속설계 모형을 분석하는 경우 모형의 적합도를 계산할 수 없다는 제한점이 있다. 측정되지 않은 시점 전체를 결측으로 처리하게

되면, 포화모형에서 측정자료가 존재하는 시점과의 상관을 구할 수가 없어 공분산행렬의 추정이 불가하다. 따라서 로그우도값과 χ^2 값을 구할 수 없기 때문에 이를 기반으로 계산하는 모형의 적합도를 산출할 수 없으나, 모수의 추정은 가능하다.

1) 분석절차

분석에는 동일한 삶의 만족도 자료를 사용하였다. FIML을 적용하여 분석할 때는 다음과 같은 절차를 거친다. 우선 Cohort1, Cohort2의 자료를 하나의 자료로 결합하여 각 코호트에서 측정되지 않은 시점은 결측치로 처리해주어야 한다. 따라서 Cohort1에서는 중2, 중3 시점의 자료, Cohort2에서는 초4, 초5 시점의 자료가 각각 결측으로 처리된다. 무조건 이차함수모형을 도식화하면 <그림 8>과 같다. 마찬가지로 관측변수의 오차항은 생략하였고 오차 분산만을 표기하였다.



<그림 8> FIML을 적용한 코호트연속설계 무조건 모형

2) 분석결과

앞서 설명한 바와 같이 FIML을 적용하여 모형을 분석하는 경우 포화모형을 구할 수 없으며, χ^2 통계량과 이를 기반으로 한 모형의 적합도 지수 또한 산출할 수 없다.

AMOS의 경우 포화모형을 구하는 과정 중 오류가 발생했다는 메시지가 출력된다. 하지만 이를 무시하고 계속 분석을 진행하면 모수추정이 가능하며 <표 9>를 확인해보면 모든 모수가 다집단 분석결과와 동일하게 추정되었음을 알 수 있다.

<표 9> FIML을 적용한 코호트연속설계 이차함수 변화계적의 성장요인 추정치

		추정치	표준오차
초기치	평균	3.216 ^{***}	0.019
	분산	0.226 ^{***}	0.035
일차변화율	평균	0.013	0.014
	분산	0.083 ^{**}	0.031
이차변화율	평균	-0.011 ^{***}	0.002
	분산	0.003 [*]	0.001
초기치-일차변화율	공분산	-0.064	0.034
초기치-이차변화율	공분산	-0.014	0.007
일차-이차변화율	공분산	0.008 ^{**}	0.008

* $p < .05$ ** $p < .01$ *** $p < 0.001$

동일하게 모수가 추정됨에도 불구하고, 결측자료 처리방식을 이용한 분석방법은 다집단 분석에 비해 제한점이 있다. 첫째, 다집단 분석에서는 적합도 지수의 산출이 가능하지만 결측자료 처리방법으로는 적합도 지수가 산출되지 않는다. 따라서 다집단 분석방법을 사용하면 다양한 변화함수 모형의 적합도를 비교 및 평가할 수 있으나, 결측자료 처리방법으로 분석하는 경우, 모형을 객관적으로 비교하고 선택하기 어렵다.

둘째, 다집단 분석을 적용하면 코호트가 질적으로 다른 경우를 분석에 반영할 수 있다. 결측자료 처리방법은 모든 코호트의 자료를 단일 표본으로 간주하지만, 다집단 분석은 각 코호트를 별개의 집단으로 분석한다. 따라서 코호트 간에 질적 차이를 가정할 때는 다집단 분석방법으로 분석이 가능하다. 그러나 연구자의 연구가설이나 분석절차에 따라 위와 같은 해당사항이 없는 경우, 결측자료 처리방법으로 코호트 연속설계 모형을 분석해도 무리가 없다.

IV. 결론

코호트연속설계는 잠재성장모형의 확장으로서, 서로 다른 연령 코호트의 반복측정 자료 중 특정 시점을 중복하여 공통의 변화궤적을 추정하는 설계다(Baltes & Nesselroade 1979). 코호트연속설계는 짧은 기간으로 긴 기간의 변화궤적을 추정할 수 있다는 장점이 있어, 일반적인 단일 종단패널에서 흔히 발생하는 패널 참여자 중도 이탈율을 낮출 수 있으며, 긴 추적기간에 따른 비용 또한 절감할 수 있다(Duncan et al. 2006).

이러한 장점에도 불구하고, 지금까지 코호트연속설계는 일반 잠재성장모형에 비해 널리 사용되지 못하였고, 몇몇 학자들의 일부 연구에만 적용되었다. 이는 코호트연속설계에 대해 상세히 설명한 연구가 부족하고 분석절차도 복잡하여, 일반 연구자들이 연구에 쉽게 적용하지 못했기 때문으로 보인다. 또한 대부분의 연구가 선형모형만을 적용하였으며, 다른 함수로 확장하여 분석한 경우가 부족했다. 본 연구에서는 코호트연속설계의 개념과 기본 가정 및 다집단 분석을 적용하는 방법을 자세히 기술하고, 실제 자료를 사용하여 분석 절차를 설명하였으며, 다양한 함수로 확장하는 연구 또한 제시하였다. 또한 결측자료 처리방법을 적용하여 코호트연속설계를 분석하는 절차도 함께 기술하고 다집단 분석방법과 비교하였다. 그 결과를 정리하면 다음과 같다.

첫째, 다집단 분석방법을 적용하여 코호트연속설계 모형을 분석할 때의 기본 가정과 자료 구조, 분석절차와 결과를 설명하였다. 다집단 분석을 적용하기 위해서는 형태 동일성을 만족하고, 코호트 간에 시점이 하나 이상 중복되어야 한다. 이 때 연구자는 모든 코호트가 동일한 모집단에서 표집되었다고 가정할 수 있고, 이에 따라 종속변수는 공통의 변화궤적으로 수렴한다. 따라서 집단별 성장요인의 모수와 코호트 간 중복되는 동일 시점의 요인계수와 오차 분산을 동일하게 제약해야 한다. 모형을 분석할 때 모수의 추정치와 모형의 적합도를 산출할 수 있으며, 이를 바탕으로 종속변수의 변화를 간명하면서도 적합하게 설명하는 변화함수를 도출할 수 있다. 본 연구에서 적용한 초기 청소년의 삶의 만족도 자료를 적용하여 무조건 선형모형으로 변화궤적을 추정하는 절차와 결과를 제시하였다.

둘째, 코호트연속설계를 다양한 함수형태로 확장할 수 있음을 제시하고, 그 절차와 분석결과를 설명하였으며, 조건 모형의 분석 또한 상세히 설명하였다. 본 연구에서는 이차함수로 확장한 예시로, 초기 청소년의 삶의 만족도 자료를 분석하는 방법을 제시하였고, 선형모형의 적합도와 비교하여 이차함수모형의 적합도가 더 양호한 것을 확인하였다. 이후 조건 모형을 분석할 때 또한 성장요인에 대한 각 독립변수의 경로계수 또한 코호트 간 동일하다고 제약하여 분석하는 절차와 결과 또한 제시하였다.

셋째, 코호트별로 측정자료가 없는 시점을 결측으로 간주하고 완전정보최대우도법을 적용하여 분석한 결과, 모수의 추정치는 다집단 분석을 적용한 결과와 동일하였다. 그러나 결측자료 처리방식을 적용하면 모형의 적합도를 계산할 수 없기 때문에 다양한 변화함수모형을 비교하고 평가하는 데는 제한이 있었다.

본 연구는 국내에 거의 알려지지 않은 코호트연속설계의 개념과 기본 가정 및 분석절차를 자세히 설명하고, 실제 자료와 통계 프로그램을 사용한 결과를 제시하여 연구자들의 모형에 대한 이해도를 높였다는 함의가 있다. 또한 기존 연구에서는 찾아보기 힘들었던 다양한 함수모형을 적용한 절차와 연구결과를 통해 분석의 확장성을 높였다. 본 연구에서는 예시로 이차함수모형만을 제시하였으나, 분할함수모형 등 다른 함수형태로 확장이 가능하다. 본 연구결과를 통해 종단연구에 관심이 있는 많은 연구자들이 코호트연속설계 모형을 활용할 수 있기를 기대한다.

참고문헌

- 강지현·오경자. 2009. “교사가 지각한 유아기 외현화 문제행동의 발달 경로.” 《아동학회지》 30(4): 69-85.
- 안길영·박재현. 2005. “초등학생 신장성장곡선의 추정.” 《한국발육발달학회지》 13(3): 53-61.
- 이수진·오경자. 2012. “아동의 기질과 부모 양육이 부주의와 과잉행동-충동성 문제의 발달경로에 미치는 영향.” 《한국심리학회지: 임상》 31(4): 945-969.
- 정승아·이수진. 2016. “학령 초기 내재화 문제행동의 발달경로에 미치는 아동 인성과 부모양육의 효과.” 《한국심리학회지: 임상》 35(2): 499-518.

- Arbuckle, J.L. and G.A. Marcoulides. 1996. "Full Information Estimation in the Presence of Incomplete Data." in George A. Marcoulides and Randall E. Schumacker(eds.), *Advanced Structural Equation Modeling: Issues and Techniques*(p. 243). New York: Psychology Press.
- Baltes, P.B. and J.R. Nesselroade. 1979. *Longitudinal Research in the Study of Behavior and Development*. New York: Academic Press.
- Bell, R. Q. 1953. "Convergence: An Accelerated Longitudinal Approach." *Child Development*: 145-152.
- Browne, M.W. and R. Cudeck. 1993. "Alternative Ways of Assessing Model Fit" in Kenneth A. Bollen and J. Scott Long(eds.), *Testing Structural Equation Models*(pp. 136-136). Los Angeles: Sage.
- Duncan, T.E., S.C. Duncan, and H. Hops. 1994. "The Effects of Family Cohesiveness and Peer Encouragement on the Development of Adolescent Alcohol Use: A Cohort-sequential Approach to the Analysis of Longitudinal Data." *Journal of Studies on Alcohol* 55(5): 588-599.
- Duncan, S.C., T.E. Duncan, and H. Hops. 1996. "Analysis of Longitudinal Data within Accelerated Longitudinal Designs." *Psychological Methods* 1(3): 236.
- Duncan, T.E. and S.C. Duncan. 2004. "An Introduction to Latent Growth Curve Modeling." *Behavior Therapy* 35(2): 333-363.
- Duncan, S.C., T.E. Duncan, and L.A. Strycker. 2006. "Alcohol Use from Ages 9 to 16: A Cohort-sequential Latent Growth Model." *Drug and Alcohol Dependence* 81(1): 71-81.
- Duncan, S.C., T.E. Duncan, L.A. Strycker, and N.R. Chaumeton. 2007. "A Cohort-sequential Latent Growth Model of Physical Activity from Ages 12 to 17 years." *Annals of Behavioral Medicine* 33(1): 80-89.
- Duncan, T.E., S.C. Duncan, and L.A. Strycker. 2013. *An Introduction to Latent Variable Growth Curve Modeling: Concepts, Issues, and Application*. New York: Routledge.
- Hu, L.T. and P.M. Bentler. 1999. "Cutoff Criteria for Fit Indexes in Covariance Structure Analysis: Conventional Criteria Versus New Alternatives." *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal* 6(1): 1-55.

- Prinzle, P. and P. Onghena. 2005. "Cohort Sequential Design." *Encyclopedia of Statistics in Behavioral Science*. doi: https://doi.org/10.1002/0470_013192. bsa110
- Prinzle, P., P. Onghena, and W. Hellinckx. 2006. "A Cohort-sequential Multivariate Latent Growth Curve Analysis of Normative CBCL Aggressive and Delinquent Problem Behavior: Associations with Harsh Discipline and Gender." *International Journal of Behavioral Development* 30(5): 444-459.
- Raudenbush, S.W. and W.S. Chan. 1992. "Growth Curve Analysis in Accelerated Longitudinal Designs." *Journal of Research in Crime and Delinquency* 29(4): 387-411.

<접수 2019/04/09, 수정 2019/05/17, 게재확정 2019/05/20>