

〈특별기고〉

인간발달연구에서의 종단자료 분석: 잠재성장모형을 중심으로

신 택 수¹⁾

명지대학교 청소년지도학과

본 연구에서는 종단자료의 특성과 분석방법을 소개하고 이의 실제 활용에 대하여 논의하였다. 종단학업 성취자료를 이용하여 종단자료 분석기법 중 잠재성장모형(latent growth model: LGM)에 기반한 연구모형들의 구조와 분석결과를 설명하였다. 위계구조와 확인적 요인분석에 근거한 LGM은 관심특성의 변화를 추정하고 이와 관련된 맥락변인들의 효과를 분석하는 모형이다. LGM의 가장 기본적인 분석으로 성장궤적을 추적하는 무조건모형분석에서 수학의 학업성장속도는 시간이 지남에 따라 감소(비선형궤적)하였으며 학력격차는 증가하는 것으로 나타났다. 조건모형분석에서는 초기 성취수준과 성장에 있어 성별 그리고 사회경제적 지위에 따른 유의미한 차이가 발견되었다. 여학생은 초기위치에서 낮은 성취수준을 보고하였으나 성장속도는 남학생보다 오히려 빠른 것을 확인할 수 있었다. 사회경제적 지위가 낮은 학생들의 성취수준이 모든 연도에서 그 외 학생들보다 떨어지는 것으로 나타났다. 다층구조분석을 통하여 최초 측정 시점에서 학교 간 성취수준의 차이가 발견되었으나 성장에서는 학교별 차이가 없는 것으로 나타났다. 또한, 초기위치와 성장요인 간 관계도 유의미하지 않아 학교 간 격차가 지속적으로 유지되고 있는 것을 알 수 있었다. 다변량성장모형 분석에서는 읽기성취가 수학성취에 긍정적인 영향을 미치는 것으로 나타났고 최적의 잠재성장집단은 4개로 추정되었다. 마지막으로 종단연구 시 고려해야 할 사항들에 대하여 논의하였다.

주요어 : 종단연구, 잠재성장모형, 다변량분석, 다층분석, 잠재계층분석

1) 교신저자 : 명지대학교 사회과학대학 청소년지도학과, 교수 (E-mail : shin16@mju.ac.kr)

I. 서론

인간발달과 발달심리이론의 개념 및 현상을 규명하기 위한 과정에서 핵심 목표는 성장과 발달의 결정적 시기(변화속도의 차이), 발달과정에 영향을 미치는 주요 요인, 성장을 유도하는 과정과 성장의 형태(연속성과 불연속성) 등을 추적, 탐구, 예측하는 것이라 할 수 있다. 즉, 개인의 발달과정에서 다양한 인지·정서적 능력이 어떻게 형성, 계발되고 발휘될 수 있었는지 설명하며(강민수, 문용린, 2007), 이러한 능력의 형성과 발달과정을 기술하고, 그 과정에 영향을 주고받는 요인들을 체계적으로 분석하여 인간의 잠재력과 발달기제를 보다 심층적으로 탐구하는 것(Guba, 1990; Csikszentmihalyi, 1996; Gardner, 1999)이 인간발달학의 주요 목적이라 할 수 있다.

교육에 있어서도 학생의 지속적인 성장과 발달을 목적으로 그 기저가 되는 과정을 밝히는데 역점을 두고 있다. Education의 어원을 확인해보면, 라틴어 *educatio*, *educio*, *educere* 그리고 *educare*에서 유래되었는데 공통적으로 포함되어 있는 *e*는 ‘~으로부터(from)’ 또는 ‘~의 안에서 밖으로(out of)’를 뜻하며 *duco*, *ducere* 등의 단어는 ‘이끌어내다’, ‘세우다’, ‘일으키다’, ‘뽑아내다’ 등으로 해석할 수 있다. 즉, 교육의 언어학적 의미가 인간 내부에 잠재되어있는 역량과 능력을 밖으로 끌어내어 것이라면, 교육의 목적은 인간의 올바른 발달과 성장이라 할 수 있으며 교육활동은 교육자원을 효과적으로 투입하여 학생 개개인의 개발과 변화를 이끌어내는 것이라 정의할 수 있다.

연구방법론적 측면에서의 발전은 이러한 목

적들 즉 변화와 성장을 효과적으로 분석·평가하기 위한 방향으로 나아가고 있음은 자명한 일이다. 최근 종단자료에 근거한 연구가 활발히 이루어지고 있는 이유도 종단자료분석이 성장과 발달을 연구하는 최적의 방법론으로 기존의 횡단적인 분석들에서 한 걸음 나아가 더욱 다양한 분석정보를 제공할 수 있기 때문이다. 현재 많은 발달·교육·사회심리연구가 종단분석기법을 이용하여 수행되어 왔으며 앞으로 더욱 활발하게 적용될 것으로 판단한다.

본 연구에서는 먼저 종단자료 분석을 위한 다양한 연구기법들에 대해 고찰하고 이 중 잠재성장모형을 이용한 연구모형과 분석결과를 중점적으로 설명하고자 한다.

II. 종단연구의 특성

1. 종단연구와 횡단연구

관찰시점에 따라 연구방법의 유형을 구분할 때 그 종류는 횡단연구와 종단연구로 분류할 수 있다. 횡단연구는 특정 시기에 모집단으로부터 추출된 표본의 현상을 연구하는 방법으로 한정된 시점에서의 변인 간 관계를 예측 또는 설명하는 것이라 정의할 수 있다. 횡단연구의 장점은 단기간에 연구를 완료할 수 있으며 모집단을 대표하는 대단위 표본에서 얻은 결과의 경우 일반화 즉 연구의 외적타당성을 높일 수 있다. 하지만, 특정 시점만을 토대로 결과를 이끌어 내기 때문에 다양한 관심요인의 효과를 제한적으로 평가할 수밖에 없다.

반면, 종단연구는 연구대상의 특성이 시간에 따라 어떻게 변화하는지를 분석하는 방법이다. 즉, 종단연구에서는 시간의 흐름에 따라 (동일한)대상자의 특징을 반복적으로 측정하고 그 측정치들의 변화 또는 그것들에 영향을 미치는 변인을 분석한다. 이것은 성장과 변화를 분석하려는 인간발달연구의 목적에 부합하는 것으로 횡단연구와 비교하여 다양하고 정확한 분석 정보를 제공할 수 있다. 예를 들어, 입학사정관 입시의 경우 특정 시점에서 학생을 30~40분 면접하여 선발하는 형태와 1년 이상의 장기간적으로 학생들의 인지적/정서적 특징을 관찰하여 선발하는 형태를 비교하였을 때 어떠한 방법이 학생의 역량을 제대로 평가할 수 있는지는 너무나 자명한 일이다. 물론 연구수행에 있어서 시간적/비용적 자원투입이 횡단연구에 비하여 많이 요구되는 것이 단점이기도 하다.

2. 종단연구설계

종단연구설계에는 크게 세 가지가 있는데 이는 다음과 같다.

경향성 연구

모집단과 표본이 다르나 연구목적이 같은 연구로서, 시간간격을 두고 실시하는 연구이다. 예를 들어, 1960년대 초등학생들의 신체측정치와 2000년대 초등학생들의 신체측정결과를 비교한다든지, 1980년대 대학생들의 성에 대한 관념이 2000년대 대학생들에게서는 어떻게 변화하였는지를 확인하는 분석에 사용된다. 해당 연구는 동일한 집단 또는 개인을 시간에

따라 측정하는 기법이 아니기 때문에 통계분석 또한 일반적으로 횡단연구기법에서 사용하는 방법을 이용하게 된다(예: 독립표본 t -검증, 무선배치 분산분석, 시점별 측정된 평균의 단순비교).

동류집단연구

모집단은 고정되어 있으나 측정시점마다 구성원이 다른 표본을 추출하여 그 모집단의 변화경향성을 분석하는 연구이다. 동류집단은 특정 시점 안에서 공통적인 성격을 공유한 집단을 의미한다. 즉, 연구시점마다 동일 대상자가 아닌 다른 대상자들에 대하여 측정을 시도하지만 이들 모두 공통된 모집단에서 무선적으로 추출되었으므로 '동일 대상자를 반복적으로 측정하는 방식'과 유사하게 모집단의 성장과 변화를 추정할 수 있다. 동일 대상자를 반복적으로 측정할 경우 추적에 실패하여 결측치가 자주 발생하는데 이는 분석 상의 어려움을 증가시킬 수 있다. 해당 연구설계는 이러한 단점을 최소화할 수 있다. 동류집단연구는 다양한 사회과학분야에서 이용되고 있으며 특히, 대단위수준 연구에서 효과적으로 사용될 수 있다. 예를 들어, 미국 노동통계국(Department of Labor's Bureau of Labor Statistics: BLS)에서 실시한 '국가종단연구'(National Longitudinal Surveys) 그리고 호주교육부(Australian Department of Education)에서 수집한 '청소년종단설문'(Longitudinal Surveys of Australian Youth) 등에서는 동일 연령대의 개인을 측정 시점별로 무선추출하여 종단적 조사를 시행하고 있다.

패널연구

동일 대상자의 특성을 반복적으로 측정하고 이의 변화가 어떻게 이루어지는 분석하는 설계로서 진정한 의미에서 개인의 성장과 변화를 추정하는 종단연구설계이다. 종속 t -검증, 잠재성장모형, 자기회귀분석, 생존분석 등 대부분의 종단연구분석 기법이 해당 연구설계에 기반하여 개발되었다. 다만, 대상자 추적에 실패하여 결측치가 발생하거나 비용 및 시간 집중적인 설계이기 때문에 개인 수준에서의 자료수집과 분석이 쉽지 않다. 대부분의 종단패널자료들이 국가주도 또는 연구소 주도로 대규모 인적·물적 자원이 투입된 상황에서 얻어지는 것도 사실이다.

III. 종단자료 분석방법

해당 절에서는 종단자료 분석을 위한 연구방법(모형)들에 대하여 설명하도록 한다. 전통적 분석기법에서부터 자기회귀분석(autoregressive model: AR), 생존분석 그리고 잠재성장모형(latent growth model: LGM)에 대해 기술하며, 특히 LGM 분석 하에서 다변량분석, 다층구조분석(위계분석), 잠재계층분석 등 확장된 형태의 분석모형에 대해 설명하도록 한다.

1. 전통적 분석방법

전통적 분석방법인 평균차이를 분석하는 t -검증과 분산분석(analysis of variance)을 기반으로 측정 시점별 평균의 차이와 이에 영향을 미치는 변인에 대한 분석을 실시하는 방법이

다. 해당 접근은 시간의 흐름에 따른 연속적인 변화를 측정하는 것이 아니라 개별 시점 간의 평균 차이를 주요 분석대상으로 하여 기존의 횡단연구 모델링 기법에서 크게 벗어나지 못하고 있다. 측정시점의 수에 따라 두 가지 방법이 있는데, 첫 번째가 대응표본 t -검증(dependent t -test)이다. 가장 기초적인 종단 분석기법으로 두 시점 간의 평균의 차이를 확인하는 방법이다. 실험설계에서 동일집단 또는 이질집단 사전사후검증설계에 사용되며 효과(treatment effect 또는 집단효과)변인이 추가될 경우 공분산분석(analysis of covariance: ANCOVA)으로 확장된다. 두 번째는 다변량 분산분석(multivariate analysis of variance: MANOVA) 또는 반복측정 분산분석(repeated measures ANOVA)이다. 측정시점이 둘 이상일 경우 사용하는 MANOVA는 변인 간 평균 차이를 검증하며 이 때 측정시점이 변인으로 설정된다. 개체내 대비 검증에서 시점 간 평균이 선형 또는 비선형적으로 변화하는지 추세검증을 실시할 수 있으며 집단(효과·통제 집단)과 시간의 상호작용도 검증할 수 있다(MANCOVA). 일반적으로 시점 간 측정값들의 분산과 공분산이 동일하다는 구형성, 변인의 정규분포성 그리고 결측치가 없을 경우를 가정으로 한다.

2. 자기회귀모형

자기회귀모형(AR)에서는 관심 특성의 현재 측정치를 과거 측정치들로 구성된 함수에 의해 회귀시키는 구조로 이루어져 있는데, 이는 과거 측정치가 현재를 예측하는 중요한 근거

가 된다는 것을 의미한다. AR이전에 자기상관계수(autocorrelation function: ACF), 부분 자기상관계수(partial ACF) 등을 통해 예측치를 추정할 수도 있다. AR모형에는 p 계 자기회귀모형(AR(p)), 이동평균모형(moving average: MA) 그리고 자기회귀모형과 이동평균모형을 합친 autoregressive integrated moving average(ARIMA)모형 등이 있다. 먼저 AR(p)모형의 형태는 다음과 같다.

$$y_t = \sum_{j=1}^p \phi_j y_{t-j} + \epsilon_t \quad \text{공식 (1)}$$

y_t 는 시점 t 에서의 측정치를 의미하며 이는 이전 시점에서 측정치 y_{t-j} 들의 영향 정도(가중평균; ϕ_j)와 평균이 0이며 특정 분산이 σ^2 인 정규분포를 따르는 오차의 합과 같다. 즉, 과거의 패턴이 지속된다면 y_t 는 과거 관측치 $y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-j}$ 에 의해 예측할 수 있다는 것이다. 이때 가중치가 -1과 1사이에 있으면 안정적인 시계열(시점 간의 거리가 멀어지면 상관이 0에 수렴) 변화, 만족하지 않으면 불안정적인 시계열 변화라고 한다. 만약 가중치가 1과 같다면 이는 가장 최근의 과거 측정치가 y_t 에 중대한 영향을 미치고 있으며 y_t 는 오차에 의해서만 변화한다는 확률보행(random walk)을 따르게 된다.

MA모형의 경우, y_t 는 현재 및 과거 측정치의 오차항에 대한 가중합으로 구성되는 함수에 의해 예측되며 공식은 다음과 같다.

$$y_t = \mu + \sum_{j=1}^p \beta_j \epsilon_{t-j} \quad \text{공식 (2)}$$

마지막으로 ARMA모형은 시계열 데이터 y_t 의 과거치($y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-j}$)들이 설명변수인 AR과 과거의 오차항(e_{t-1}, e_{t-2}) 등이 설명변수인 MA모형을 합친 것과 같다. 즉, 시계열 관측치가 과거의 패턴에 의한 예측과 과거 오차에 의해 복합적으로 설명된다는 것으로 공식 1과 2를 합친 형태를 취하게 된다.

자기회귀모형의 경우 경제·사회관련 특성의 변화를 예측·설명·제어하는 연구에 많이 사용되며 시간에 따른 불규칙 요인이나 추세 요인 그리고 계정변동 요인과 순환 요인 등을 설명하는 것에 용이하게 활용되고 있다. 또한, 기존 회귀모형과 구조방정식모형의 단점인 경직성과 주관성을 상대적으로 극복할 수 있는 모형이다. 하지만, 변수 자체의 시간 흐름에 따른 특성만을 토대로 모형을 수립하므로 변수 사이의 이론적인 관계를 고려하지 못한다는 한계점이 있다. 무엇보다 시간 흐름에 따라 동일한 특성 또는 구인의 측정치를 독립변인과 종속변인으로 설정하기 때문에 변인 간 공선성(collinearity)이 발생할 확률이 매우 높아진다. 공선성은 모수 추정에 있어 특이행렬 또는 부적 분산과 선형종속 등의 이유로 적절한 모수의 추정을 방해할 수 있다. 이렇게 공선성으로 인한 문제를 피하기 위하여, 자기회귀모형 수립 시 바로 직전 시점의 관측과 오차만을 이용하는 경우가 많다(예: ARMA(1,1)모형; $y_t = \mu + \phi_1 y_{t-1} + \beta_1 \epsilon_{t-1} + \epsilon_t$). 이는 현재로부터 먼 시점의 과거치 및 과거 오차의 영향력은 일반적으로 감소한다는 주장에 근거한 것이다.

3. 생존분석

생존분석(survival analysis: SA)은 언어적 의미에서 보듯이 새로운 치료방법이나 임상실험 등 의학 분야에서 많이 사용된다. 특정 사건이 발생하는 시간에 근거하여 사건발생 확률을 분석하고 생존함수를 추정하며 집단 간 함수의 차이 또는 치료방법이나 생존에 미치는 효과 등을 추정하는데 이용되는 분석모형이다. 일반적으로 생존분석 자료에는 몇 가지 특징이 있는데, 첫째, 시간변수는 항상 양(positive)의 수 즉, 음이 아닌 값을 취하는 연속적인 확률변수로 정의된다. 두 번째로 측정 자료가 정규분포를 이루기보다는 매우 치진 분포(skewed distribution)를 이루고 있으며 연구주체가 생존, 발병 시기, 중도탈락 등과 관련되어 있기 때문에 절단자료(censored data)도 자주 발견된다. 일반적으로 생존함수는 연구에 참여한 총 대상 중 특정시점까지 사망하지 않고 생존한 참여자의 비율(생존확률)로 정의되는데 추정방법으로 모수적 모형에서 지수분포(exponential distribution)모형, Weibull 분포, 로지스틱분포, 비모수적모형에서는 생명표법(life table method), Kaplan-Meier기법, Cox의 비례위험모형 등이 있다. 생존함수분석에서는 여러 인자가 생존기간에 어떠한 영향을 미치는지 검증할 수 있으며, 집단 간 생존의 유의미한 차이를 확인하는 방법으로 우도비검증, log rank, Wilcoxon 검증, Tarone-Ware 검증과 같은 방법이 많이 사용된다. 해당 분석방법에 대한 자세한 기술적·통계적 설명은 Collett(1994), Kalbfleisch와 Prentice(1980), Lee(1992) 등에서 확인할 수 있다.

4. 잠재성장모형

잠재성장모형의 구조

기존의 전통적인 기법들과 자기회귀모형에서는 시간의 흐름에 따라 관측변인 중심으로 모형을 수립하고 분석을 실시하고 있다. 하지만, 잠재성장모형(latent growth model: LGM)은 관측되지 않은 잠재적인 성장요인을 추정하는 것에 그 목적이 있다. 이를 바탕으로 특성의 변화 그리고 이와 관련된 맥락변인들의 효과를 분석하는 모형이다. LGM은 기본적으로 잠재적인 성장특성을 위계구조(hierarchical structure)에 기반하여 추정하며 구조방정식모형을 이용하여 융통성 있는 오차 구조와 변인 간 다양한 관계를 검증할 수 있는 장점이 있다¹⁾.

그림 1은 LGM에서 어떻게 잠재적인 성장요인을 추정하는지 설명해주고 있다. 먼저 총 4개의 시점에서 “개인1”의 관측치를 연결하는 최적의 성장궤적을 얻을 수 있으며 이를 확장하면 다음 그림과 같이 개인(개인1, 개인2, 개인3)마다 측정치를 가장 잘 예측하는 성장곡선(지금의 예에서는 직선)을 추정하게 된다. 마지막으로 이들의 평균적인 초기위치(β_{00})와

1) 잠재성장모형은 또한 확인적 요인분석(confirmatory factor analysis)에 이론적 기초를 두고 있다. 즉, 요인분석을 통하여 효과적으로 성장곡선을 모형화할 수 있도록 구조화하고 있는데, 요인부하량은 곡선의 형태를 부여하는 것으로 요인점수는 개별 케이스에 대한 가중치(예를 들어, 개인 초기위치와 성장점수)를 의미하게 된다. 요인분석에 근거한 잠재성장모형의 이론적 설명은 Baker(1954), Bollen과 Curran(2006), Meredith와 Tisak(1984, 1990), Rao(1958) 그리고 Tucker(1958) 등에서 찾을 수 있다.

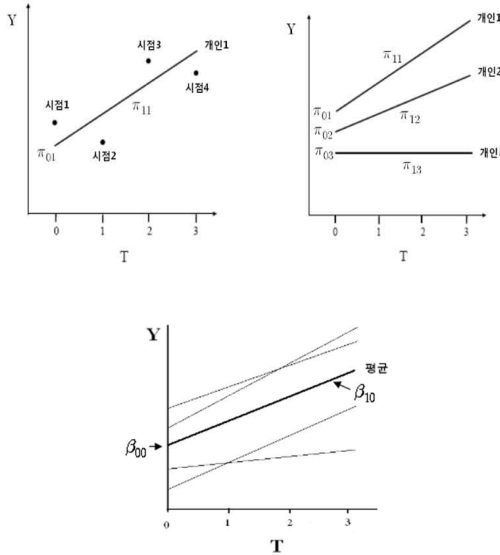


그림 1. LGM 성장요인 추정 과정

성장기울기(β_{01})를 추정하게 되며 이를 공식과 도식화된 구조로 표현하면 다음과 같다.

$$y_{ti} = \pi_{0i} \times 1 + \pi_{1i} \times (t-1) + \epsilon_{ti}$$

$$\pi_{0i} = \beta_{00} + \zeta_{0i} \quad \pi_{1i} = \beta_{10} + \zeta_{1i} \quad \text{공식 (3)}$$

y_{ti} 는 i 번째 사람의 t 시점에서의 관측치가 되며 π_{0i} 는 i 번째 사람의 최초 관측시점 그리고 π_{1i} 는 해당 인물의 성장기울기이다. $(t-1)$ 은 성장요인부하량으로 고정부하량(fixed growth loading)을 사용하며 그림 1, 그림 2와 같이 총 측정시점이 4개일 경우 행렬형태의 성장요인부하량은 다음과 같다.

$$A = \begin{bmatrix} \pi_{01} & \pi_{11} \\ \pi_{02} & \pi_{12} \\ \dots & \dots \\ \pi_{0i} & \pi_{1i} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 2 & 3 \end{bmatrix} \quad \text{공식 (4)}$$

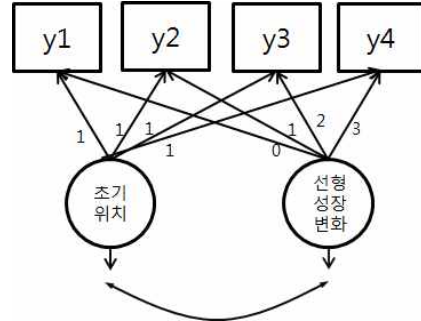


그림 2. 선형 LGM 모형

초기위치요인($\pi_{01}, \pi_{02}, \dots, \pi_{0i}$)에 대한 고정요인부하량은 1로 고정되어 있으며 성장요인($\pi_{11}, \pi_{12}, \dots, \pi_{1i}$)에 대하여서는 선형성장일 경우 $(t-1)$ 즉 최초년도($t=1$)에서는 0, 두 번째년도($t=2$)는 1, 그리고 3과 4차년도에는 각각 2와 3을 곱하는 형태로 부하량을 고정시킨다. 마지막으로 ϵ_{ti} 는 관측치에 대한 오차로 $N(0, \sigma_\epsilon^2)$ 분포를 이루고 있으며, ζ_{0i} 와 ζ_{1i} 는 최초 및 선형성장요인에 대한 개인 차이(분산)를 나타낸다²⁾.

마지막으로 초기위치 및 성장에 대한 공분산(상관관계: 양쪽 화살표로 표시된 관계)을 통하여 요인 간 관계를 확인할 수 있다. 예를 들어, 초기위치와 선형성장이 정적 관계에 있으면 초기 수준이 높은 사람이 성장 또한 빠른 것이고 부적 관계로 나타나면 초기위치가 높은 사람이 성장은 반대로 느린 것이다. 전자의 경우를 fan effect라하며 격차분석(gap analysis)에서 개인 간 격차가 시간 흐름에 따라

2) 개인별 초기위치와 성장은 다음과 같은 다변량 정규분포를 따르고 있다.

$$\begin{bmatrix} \pi_{0i} \\ \pi_{1i} \end{bmatrix} \sim N \left(\begin{bmatrix} \beta_{00} \\ \beta_{10} \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \zeta_0^2 & \zeta_{01} \\ \zeta_{10} & \zeta_1^2 \end{bmatrix} \right)$$

증가할 경우 이러한 효과가 나타나게 된다. 후자의 경우를 cone effect라 하고 격차가 감소하는 경우에 발생한다.

실제 사회과학연구에서는 비선형성장계적도 자주 관측되는데 이를 모형화하기 위해서는 다항함수형태로 성장요인부하량을 추가 설정하게 된다. 이차함수의 경우 비선형성장변화인 π_{2i} 가 더해지고 요인부하량도 $(t-1)$ 이외 π_{2i} 를 위한 $(t-1)^2$ 이라는 고정요인부하량이 추가된다. 즉, 공식 (3)과 (4) 및 그림 2는 다음 공식 (5)와 그림 3과 같이 변하게 되는 것이다.

$$\begin{aligned}
 y_{ti} &= \pi_{0i} \times 1 + \pi_{1i} \times (t-1) + \pi_{2i} \times (t-1)^2 + \epsilon_{ti} \\
 \pi_{0i} &= \beta_{00} + \zeta_{0i} \\
 \pi_{1i} &= \beta_{10} + \zeta_{1i} \\
 \pi_{2i} &= \beta_{20} + \zeta_{2i}
 \end{aligned}$$

$$A = \begin{bmatrix} \pi_{01} & \pi_{11} & \pi_{21} \\ \pi_{02} & \pi_{12} & \pi_{22} \\ \dots & \dots & \dots \\ \pi_{0i} & \pi_{1i} & \pi_{2i} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 2 & 3 \\ 0^2 & 1^2 & 2^2 & 3^2 \end{bmatrix} \quad \text{공식 (5)}$$

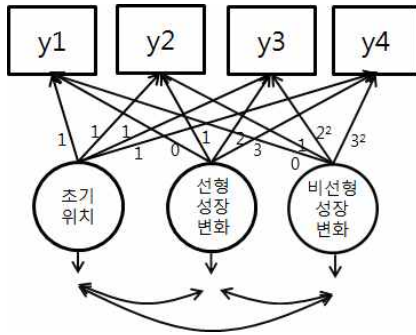


그림 3. 비선형(이차함수) LGM 모형

선형모형과 비교하여 비선형요인(π_{2i})의 평균값인 β_{20} 와 이의 분산 ζ_{2i} 가 추가로 추정된다. 다항함수모형에 근거하여 더욱 복잡한 성장계적을 추적할 경우 성장요인과 부하량이 하나씩 증가하게 되며(π_{3i} 와 β_{30} , π_{4i} 와 β_{40}), 요인부하량도 다항함수 $(t-1)^3$, $(t-1)^4$ 의 형태로 더해지게 된다. 그림 2와 그림 3 형태의 모형을 무조건모형(unconditional model)이라고 한다. 결과적으로 무조건모형을 통하여 우리가 얻게 되는 관심모수는 먼저 평균적인 초기 위치와 변화(성장)이며 이는 대상자들의 일반적 성장변화에 대한 정보를 준다. 다음으로 분산형태의 ζ_{0i} 와 ζ_{1i} 및 ζ_{2i} 을 통하여 최초, 선형성장요인, 그리고 비선형성장요인에 대한 개인 차이를 확인할 수 있다. 즉, 이들 분산 값이 크다면 변화에 있어 개인차이가 상대적으로 크다는 것을 의미한다. 마지막으로 성장요인 간 상관을 통하여 초기위치와 성장과의 관계를 추정하게 된다.

성장요인에 대한 관심매락변인(X)의 효과를 검증하고 싶은 경우 무조건모형은 확장되어야 하며 이를 조건모형(conditional model)이라 한다. 예측변인 또는 설명변인 X는 탐색적인 접근 그리고 이론에 근거한 확인적인 접근 모두에 근거하여 선택가능하며, 선형모형에 기초한 무조건모형 공식 (3)에서 확장된 조건모형 공식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 \pi_{0i} &= \beta_{00} + \gamma_{00}X_i + \zeta_{0i} \\
 \pi_{1i} &= \beta_{10} + \gamma_{01}X_i + \zeta_{1i}
 \end{aligned} \quad \text{공식 (6)}$$

위 공식 (6)에서 보면, X_i 는 공변인(관심 맥

락변인) 그리고 γ_{00} 와 γ_{01} 은 공변인 X 가 초기위치와 성장기울기를 나타내는 두 잠재요인에 미치는 영향 정도(회귀계수)를 나타낸다. 이 때 X_i 가 시간의 흐름에 따라 변하지 않는 고정된 측정값을 가지고 있으면 이를 시간 불변변인(time-invariant variable)이라 한다. 시간 흐름에 따라 그 측정값이 변화하는 변인(time-variant variable)의 효과를 확인하기 위한 구조는 다음 공식 (7)과 같다.

$$y_{ti} = \pi_{0i} \times 1 + \pi_{1i} \times (t - 1) + p_t X_{ti} + \epsilon_{ti}$$

공식 (7)

즉, X_{ti} 는 시점 t 에서 관찰자 i 의 관심맥락 변인에 대한 측정값이고 p_t 는 측정 시점 t 에서 y_{ti} 와 X_{ti} 와의 관계를 나타내는 회귀계수이다.

잠재성장모형의 활용

LGM에서는 전통적인 오차 구조 즉 변인들의 측정오차는 서로 독립적이며 동일하다는 가정에서 벗어나 상관된 오차(correlated error structure)와 이질적 오차(heterogeneous error variance) 등의 구조를 검증할 수 있다. 또한, 다양한 모형 적합도 결과를 제공하여 선형 및 비선형성장궤적에 대한 비교·검증이 가능하다는 장점이 있다. 이 외에도 LGM은 구조방정식모형(structural equation model: SEM) 틀 안에서 다음과 같은 다양한 형태로 발전하고 있다.

다변량잠재성장모형(multivariate latent growth modeling: MLGM). 종단자료를 분석할

때 관심있는 또 하나의 연구문제는 특정 인지·정의적 성격의 변화가 다른 인지·정의적 특성의 변화에 미치는 영향을 확인하는 것이다. 예를 들어, Armbuster, Lehr과 Osborn(2001), Gaddy(2003), Grimm(2008), Jordan, Hanich와 Kaplan(2003) 그리고 Shin, Davison, Long, Chan과 Heistad(2013) 연구에서는 언어특성의 숙련도가 다른 인지 능력의 발전과 밀접한 관계가 있다고 주장하며 읽기와 수학 성취도간 성장관계를 분석하였다. 또한 Lee와 Shin(2005)은 부모·자녀관계의 긍정적 변화가 섭취장애수준의 변화를 유도한다고 주장하였다. 이렇게 한 가지(univariate) 특성의 변화만을 분석하는 단계에서 발전하여 변인 간(multivariate) 변화의 관계를 분석하는 연구가 최근 수행되고 있다. Shin 외(2013) 연구에서 제시한 다변량잠재성장모형의 구조를 확인하면 그림 4와 같다.

다층잠재성장모형. 앞에서도 언급하였듯이 LGM은 기본적으로 위계구조에 근거하여 변화를 추적하는 구조이다. 나아가 교육연구에서는 학교와 교사 수준에서 변인들의 효과가 학생들의 인지·정서 변화에 어떠한 영향을 미치는지에 대한 연구가 많이 이루어진다. 즉, 학생수준 뿐 아니라 교사수준, 학교수준, 그리고 국가수준에서의 변인들이 학생들의 인지적·정의적 특성에 미치는 효과를 분석할 수 있는 모형구조가 필요한데 이것이 바로 다층잠재성장모형(multi-level latent growth model: multi-level LGM)이다. 구조방정식모형(SEM)에서는 수준별 분석을 위하여 자료의 공분산을 위계별로 나누어 분석을 실시한다. 이의 구조는 그림 5와 같다.

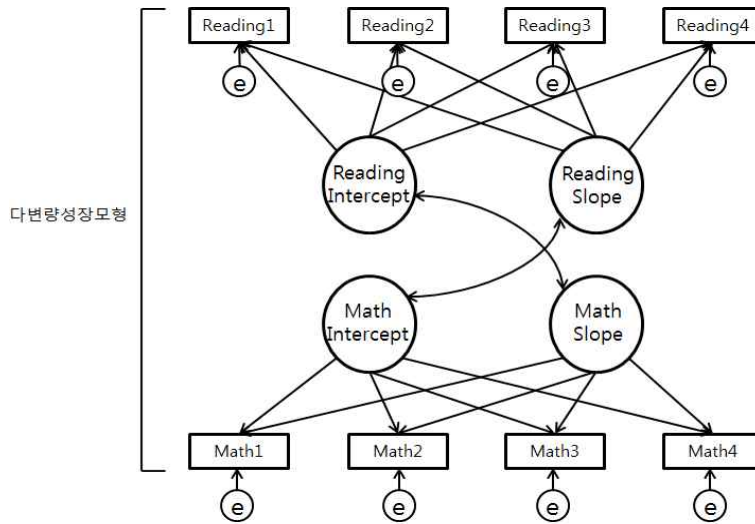
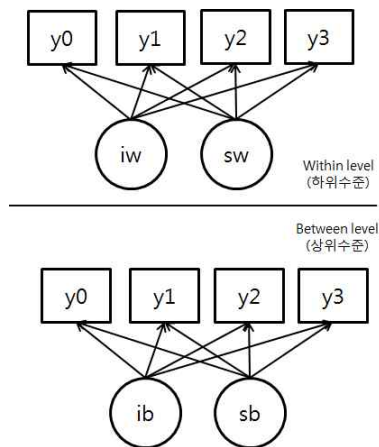
그림 4. 다변량잠재성장모형³⁾

그림 5. 다층잠재성장모형

- 3) 그림 4는 Shin 외(2013) 연구 p.95에 수록된 그림을 편집하여 제시한 것이다. Shin 외(2013) 연구에서는 동일 측정시점 간 측정오차의 상관, 개별 학습구인(수학과 읽기)의 성장요인 간 상관(초기위치와 성장 간 공분산) 그리고 시간변화변인에 대한 효과를 포함한 구조모형이 모두 도식화되어 있다. 해당 그림에서는 두 개의 인지특성에 대한 잠재성장요인간 상관을 허용한 구조만을 제시한다.

즉, 전체 관측 공분산을 하위수준(within level)의 공분산과 상위수준(between level) 공분산으로 분리하고 각 수준에서의 잠재성장모수(하위수준: iw와 sw, 상위수준: ib와 sb)를 추정하게 된다.

학업성취도자료를 이용한 multi-level LGM 분석에 있어서 개별 학생들의 학업성취도 점수와 개인 맥락변인에 대한 분석은 하위수준에서 실시하게 되며(하위수준 변인) 교육청 또는 학교수준에서의 성취변화 분석은 상위수준으로 설정하게 된다(상위수준 변인). 나아가 개별 수준에서 학업성취도변화에 영향을 미치는 관심변인(예를 들어, 개인수준의 사회경제적 지위와 학교수준의 학교유형)의 효과도 수준별로 검증 가능하다. 해당 분석에 대한 자세한 예는 Bentler와 Liang(2003), Linda, Lee와 Poon(1993), Longford와 Muthén(1992), Muthén(1989, 1994) 그리고 Shin(2007) 등에서 확인할 수 있다.

성장혼합모형. 모수통계이론에 근거한 양적 연구방법에서는 전체 집단을 대표하는 특성을 추론하고 변인 간 분석에서도 모든 효과가 개인에 걸쳐 동일하게 적용된다는 가정을 하고 있다. 하지만 최근 사회과학분야에서 활발히 활용되고 있는 잠재계층분석(latent class analysis: LCA)은 집단 내 잠재되어 있는 이질적인 특성을 유형화하고 이렇게 구분된 하위집단과 관심 변인 간의 관계를 추적할 수 있다(선택수, 2010). 비관측 이질성을 분석하는 LCA와 LGM이 결합하여 구조화된 분석모형이 성장혼합모형(growth mixture model; GMM)이다. GMM에서는 하나의 모집단 내 이질적 성장특성을 나타내는 하위집단을 추적하고 특정 변인과 개별 성장집단과의 관계를 분석한다(Hill, White, Chung, Hawkins, & Catalano, 2000; Jackson, Sher, & Schulenberg, 2005). 이와 관련한 수리/기술적 정보는 선택수(2010, 2011), Bauer와 Curran(2003), Muthén(2001), Muthén과 Asparouhov(2007), Verbeke와 Lesaffre(1996) 등에서 확인할 수 있다. GMM의 구조는 그림 6과 같다.

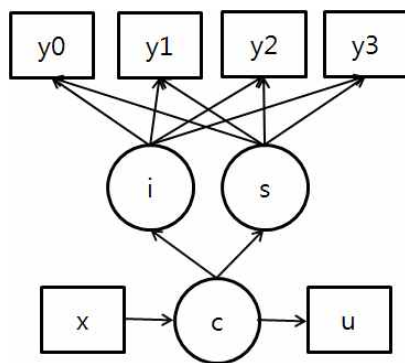


그림 6. 성장혼합모형

선형성장모형에 기초하여 c 는 관측되지 않은 즉 서로 다른 초기위치와 선형성장을 가지는 하위잠재계층을 의미하며 공변인 X 에 의해 회귀된 C 는 개별 계층과 관심변인과의 관계를 분석하는 것이다. 이때, 계층 C 가 유목변인(categorical variable)이기 때문에 이항 또는 다항 로지스틱 회귀모형을 이용하여 분석을 수행하게 된다. 마지막으로 잠재하위계층(C)에 따른 결과변인 U 의 차이도 분석할 수 있다. 종단학업성취도검사를 예로 보면, 학업성취도 변화가 상이한 하위집단(C)에 따라 사회경제적 지위 또는 교육프로그램 등 개인수준 교육맥락 변인(X)의 효과 차이가 있는지 그리고 대학입학, 취업 등의 결과변인(U)이 계층별로 차이가 있는지를 검증한다. 그래서 교육프로그램을 이수한 학생과 사회경제적 지위가 높은 학생이 특정 성장유형을 나타내는 집단(예를 들어, 학업성장속도가 빠른 집단)에 소속될 확률이 높은지($X \rightarrow C$), 또는 학업성장이 빠른 집단이 그렇지 않은 집단보다 상위학교진급과 취업에 성공할 확률이 더 높은지 등을 확인할 수 있는 것이다($C \rightarrow U$).

2차 요인(second-order factor) 잠재성장모형과 비연속사건사분석. 심리연구에 있어 오차를 줄이고 신뢰할 수 있게 인지·정서구인을 측정하기 위하여 검사문항을 1개 이상 개발하는 것이 일반적이다. 이 때 구인의 일차원성, 즉 각 측정변인들의 잠재하고 있는 공통 요인을 찾아내기 위하여 요인분석을 실시하며 이의 특성은 정규분포를 따르는 잠재점수의 형태로 추정된다. 2차 요인 잠재성장모형은 시간의 흐름에 따른 이러한 잠재점수의 변화를

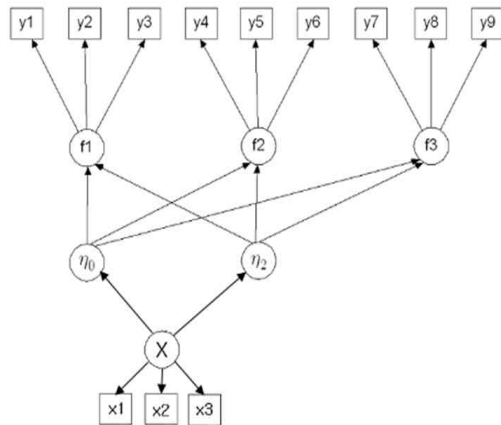


그림 7. 2차요인 잠재성장모형

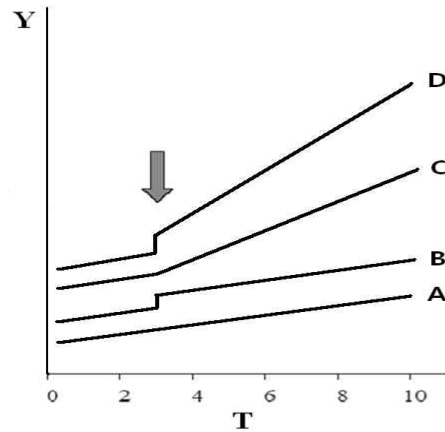


그림 8. 비연속사건사모형

분석하는 것으로 이를 구조화하면 그림 7과 같다.

그림에 보듯이 특정 구인(f)에 대한 측정 변인(y)들이 세 측정 시점을 기준으로 수집되었으며, 이의 일차원성을 대표하는 요인점수(f_1, f_2, f_3)의 종단적 변화를 두 잠재성장요인(초기 위치 η_0 와 성장 η_2)으로 이루어진 성장모형의 틀 안에서 분석하였다. 공변인 X 도 세 측정변인(X_1, X_2, X_3)의 공통 잠재요인으로 두 성장요인(η_0, η_2)에 대한 영향을 검증하고 있다.

비연속시간 사건사 분석에 분할함수를 모형화하는 비연속사건사분석 모형(예: 홍세희, 노연경, 2010)은 특정 시점에서 변화가 급격히 발생하는 경우 사용된다. 양적 변화를 측정하는 성장모형과 비교하여 비연속사건사분석은 질적 변화의 발생여부, 발생시점을 위험함수로 분석하여 특정 시점을 중심으로 사건의 발생확률 변화를 탐구하는 것에 적절한 분석모형이다(홍세희, 노연경, 2010). 예를 들어 고등학교에서 대학교로 전환되는 시기와 같이 주변 상황이 급격히 변하는 경우 정서특성 변화

는 확연히 달라질 수 있다. 그림 8에서 보듯이 A는 일반적인 모형으로 설명 가능하겠지만, B는 측정 위치에서 절편이 명확하게 다른 경우, C는 해당 시점에서 기울기가 다른 경우, 그리고 D는 절편과 기울기 모두 다른 경우이다. B, C, D의 경우에는 비연속사건사모형을 설정하여 분석 가능하다.

불연속변인(이항 및 서열변인)의 변화 추적. 정책에 대한 동의여부, 검사 문항에 대한 정답유무, 그리고 특정 프로그램 이수여부 등 이분형 변인은 일반적으로 0 또는 1의 형태로 입력되며 이러한 변인은 정규분포 조건이 충족되지 못하므로 선형관계에 근거한 통계분석 방법(예: 최소자승법을 이용한 선형회귀분석)을 사용할 수가 없다. 이항 변인 분석을 위하여 다양한 비선형 모형(예: 프로빗 모형)이 개발되었으며 최근 종단연구에서도 로지스틱 알고리즘을 이용한 통계모형 기법이 제안되었다.

로지스틱 회귀모형은 로지스틱 변형 함수를 이용하여 일반화 선형모형의 기능을 이항변인

분석으로 확장한 기법이다. 대표적인 모형으로 주변모형(marginal model)과 무선효과모형(random effects model)이 있다. 무선효과모형은 다시 두 가지 세부 모형으로 구분되는데, 무선절편 효과 모형(Partial Random Effect Model)과 다중무선 효과 모형(Full Random Effect Model)이 그것이다. 무선절편 효과 모형은 로지스틱방정식에서 절편만이 개별 응답자를 대상으로 자유롭게 추정되며, 다중 절편모형은 절편 뿐 아니라 성장 변화 확률도 개별적으로 추정할 수 있게 허락하는 모형이다. 주변모형과 무선효과모형의 대표적인 차이는 주변모형은 이항변인 분석에서 특정 항목에 속할 확률의 평균적 변화를 설명하기 위하여 개발된 모형이고, 무선효과모형은 개별 대상자의 변화를 추적 가능케 하여 전체 평균 변화 확률과 함께 개인의 변화 정도를 동시에 제공할 수 있도록 설계되었다는 것이다. 이러한 이유로 두 모형의 모수치 및 결과 해석은 다르다. 이와 관련된 논의는 선택수(2009)에서 찾을 수 있다.

성장모수의 추정에 있어 종속변인으로 서 열유목화된 불연속변인이 사용되는 경우도 있다. 예를 들어, 참여수준이나 만족도수준 등의 변화를 분석할 때 다항로짓모형(multinomial logistic model), 특히 순서 로짓모형(ordered logistic model)을 이용하게 된다. 각 수준별 변화모형은 해당 수준에서의 역치(threshold)와 초기위치 그리고 성장으로 이루어진 방정식의 로짓을 이용하여 수준별 확률을 예측하게 된다. 이에 대한 자세한 기술적 해설과 결과분석 방법은 조아미와 선택수(2012), Gelman과 Hill(2007)에서 참고할 수 있다.

IV. 연구방법

본 연구의 주요 목적은 다양한 종단자료 분석기법을 소개하고 그 중 LGM 기반 연구모형들의 분석결과를 논의하는 것이다. 해당 장에서는 연구분석을 위해 사용된 종단자료 및 분석절차에 대해 예를 들어 설명하도록 한다.

1. 연구자료

본 연구에서는 기존 연구(Shin, 2007)에서 사용되었던 종단학업성취자료(northwest achievement level test: NALT)를 이용하여 분석결과를 도출하였다. 원 자료는 대도시 교육청에 소속되어 있는 58개 학교 총 1,244명의 수학과 읽기 학업성취도검사 점수로 이루어져 있으며, 연도별로 수직동등화된 점수체계를 이루고 있다. 2학년부터 5학년까지의 시간 구조화된 자료(time-structured data)로서 1998년부터 2001년에 걸쳐 수집되었다. 원 자료에서도 일정 비율의 결측(연도별 약 12%~22%)이 관측되었으나, 본 연구의 목적이 다양한 LGM 기반 분석모형들을 소개하는 것임으로 결측값을 제외한 완전자료를 대상으로 분석을 실시하였다. 최종 분석 대상은 977명이었다. 평균변화는 그림 9와 같으며 기술통계값은 표 1에 제시하였다. 그림 9에서 보듯이 성취도 점수의 성장이 시간 흐름에 따라 감소하는 경향을 보이고 있다. 표 1에서 수학의 경우 분산이 증가하는 패턴을, 읽기에서는 그 반대의 패턴을 보이고 있다. 통계적 검증이 필요하지만 기술통계 결과에 근거했을 때 성장의 궤적은 비선형이 적합할 수 있으며 수학 성적은 고학년으로 올라갈

수록 학력격차가 커지는 경향을, 반대로 읽기
는 격차의 감소를 확인할 수 있을 것으로 예
측해 본다.

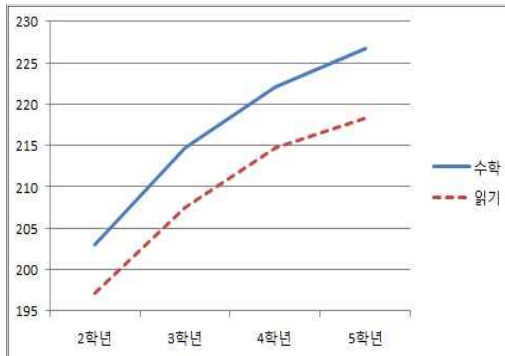


그림 9. 교과목별 평균변화

2. 연구분석

본 연구에서는 다음과 같은 순서로 분석결
과를 제시하도록 한다.

학업성취도 성장궤적 분석

해당 분석은 위에서 제시하였던 ‘무조건모
형분석’에 해당한다. 측정시점이 4개인 점을
감안하여 선형모형과 이차함수 비선형모형
(quadratic model)만을 고려하도록 한다. 삼차함
수 모형(cubic model)의 경우는 현 연구조건에
서 과포화모형이 되기 때문에 분석대상에서
제외하도록 하며, 측정시점이 5개 이상일 경
우부터 해당 모형분석이 가능하게 된다. 다항

표 1. 연도별 학업성취도 공분산과 기술통계

	수학 성적 공분산			
	2학년	3학년	4학년	5학년
2학년	268.27(1.00)	246.54(.89)	244.36(.85)	251.69(.82)
3학년	246.54(.89)	282.06(1.00)	265.11(.92)	274.76(.91)
4학년	244.36(.85)	265.11(.92)	294.48(1.00)	288.75(.94)
5학년	251.69(.82)	274.76(.91)	288.75(.94)	323.80(1.00)
평균	202.94	214.94	222.04	226.74
표준편차	16.38	19.79	17.16	17.99
	읽기 성적 공분산			
	2학년	3학년	4학년	5학년
2학년	320.62(1.00)	267.29(.86)	250.03(.84)	247.92(.83)
3학년	267.29(.86)	299.16(1.00)	258.88(.90)	255.44(.89)
4학년	250.03(.84)	258.88(.90)	274.29(1.00)	252.57(.92)
5학년	247.92(.83)	255.44(.89)	252.67(.92)	253.96(1.00)
평균	197.17	207.54	214.74	218.39
표준편차	17.90	17.29	16.56	16.65

주. 괄호는 상관계수.

함수(polynomials)를 이용한 비선형구조(예: 이차, 삼차함수 모형)는 성장요인부하량이 시간함수의 제곱과 세제곱, 네제곱 등 $((t-1)^2, (t-1)^3, (t-1)^4)$ 의 형태로 변화하기 때문에 요인간 다중공선성이 발생할 확률이 커진다(예: Brekke, Long, Nesbitt, & Sobel, 1997; Huttenlocher, Haight, Bryk, Seltzer, & Lyons, 1991; Shin, Davison, & Long, 2009; Smith, Landry, & Swank, 2000; Stoolmiller, 1995). 이 경우 모수추정이 실패할 가능성이 높아지며, 공선성을 피하기 위해 직교코딩(orthogonal polynomials)을 사용할 수는 있으나 해석 상 어려움이 발생하게 된다(Biesanz, Deeb-Sossa, Papadakis, Bollen, & Curran, 2004). 최근 응용통계학자들은 다항함수를 이용한 성장모형의 문제점을 인지하고 새로운 비선형모형을 제안하고 있다. 예를 들어, fractional polynomials(Bollen & Curran, 2006; Cudeck, 1996; Long & Ryoo, 2010), sigmoid model(Grimm & Ram, 2009; Thieme, 2003), exponential model(Browne, 1993; Blozis, 2007), unstructured model(McArdle, 1989)이 있다. 이러한 대안적 비선형모형들에 대한 기본적인 설명과 활용은 Shin(2012)에서 확인할 수 있으며 나아가 본 연구에서는 이들 모형 중 가장 이해하기 쉬운 unstructured model(UM)을 소개해본다. 해당 모형은 기본 구조가 선형모형과 같으나(공식 3과 4), 공식 (8)과 같이 세 번째와 네 번째 시간요인 부하량을 고정코딩(2와 3)이 아닌 자유모수(*)로 추정하게끔 설정한다. 시간요인 부하량이 0, 1, 2, 3으로 고정되어 있다는 것은 연도별 성장이 일정비율로 이루어지는 선형적 변화를 의미하며 시간요인 부하량을 자유롭게

추정하게 하는 것은 연도별 성장정도가 달라질 수 있다는 비선형성을 가정하는 것이다. 만약 성장속도가 시간에 따라 감소할 경우 시간사이의 요인부하량 간격(interval)이 첫 번째와 두 번째 시간요인부하량 간격인 1보다 작아지게 될 것이고, 증가하는 경우에는 간격이 1보다 커지게 될 것이다.

$$\Lambda = \begin{bmatrix} \pi_{01} & \pi_{11} \\ \pi_{02} & \pi_{12} \\ \dots & \dots \\ \pi_{0i} & \pi_{1i} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & * & * \end{bmatrix} \quad \text{공식 (8)}$$

공변인의 효과 분석

‘조건모형분석’에 해당하며, 본 연구에서는 “성별”이라는 시간불변변인과 사회경제적 지위(socio-economic status: SES)를 대용적(proxy)으로 나타내는 지표인 “무상급식수령여부(free and reduced meal program: FRMP)”를 시간변화변인으로 사용하였다. 즉, 후자의 경우 연도별로 측정값이 달라질 수 있으며 이는 개인별 수령여부가 측정시점마다 달라질 수 있다는 것을 의미한다.

다층구조분석

다층구조분석을 위하여 상위수준 변인은 학교, 하위수준은 개별학생으로 설정하였으며, 상위수준 표본 수는 58개, 즉 58개 학교의 성취정보를 이용하였다. 개별학교에 소속되어 있는 학생 수는 최소 1명부터 최대 40명까지 이었다.

수학과 읽기 성장 관계분석

multivariate LGM으로 지칭되며 본 연구에서

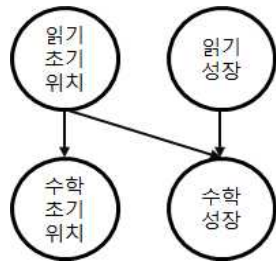


그림 10. Multivariate LGM
분석모형(읽기와 수학성취의 관계)

는 Armbuster 외(2001), Gaddy(2003), Grimm (2008), Hallahan, Lloyd, Kauffman, Weiss와 Martinez(2004), Himmele(2001), Jordan 등(2003)과 Shin 외(2013) 등이 주장한대로 읽기 성적이 기타 인지능력에 영향을 미친다는 이론적·경험적 근거를 바탕으로 다음과 같은 성장요인 간 관계구조를 검증해보고자 한다(그림 10 참조).

성장혼합모형분석

관측되지 않는 이질적 성장유형을 추적하는 분석으로 해당 연구에서는 수학성취도만을 대상으로 잠재계층의 수를 추정해보고자 한다.

Mplus 7.2(Muthén & Muthén, 2014)를 사용하여 모든 분석을 수행하였으며 모수 추정에는 최대우도추정기법(maximum likelihood estimation)을 이용하였다.

V. 잠재성장모형을 이용한 종단자료 분석 결과 및 해석

1. 수학 학업성취수준의 성장변화 추정

수학 학업성취도에 대한 ‘무조건모형분석’

에서 선형, 다항함수를 이용한 비선형모형 그리고 비구조화모형(UM)의 모수추정 및 모형 적합도 결과는 표 2와 같다.

세 모형 중 자료를 가장 잘 설명하는 모형은 비구조화모형인 것으로 나타났다. 우선, 선형모형의 경우 TLI와 CFI가 모두 .90보다 작으며 RMSEA도 .10이 넘는 것을 알 수 있다. 비선형모형의 경우 카이제곱이 .05수준에서 유의미하였지만 기타 적합도지수가 Hu와 Bentler (1999)가 제시한 우수적합도 기준에 부합하는 것으로 나타났다. 하지만, 비구조화모형의 경우 BIC 값이 기타 모형에 비해 작고 자유도가 비선형모형보다 더 큼에도 불구하고 카이제곱 검증은 기각되지 않았다. 또한, 1.00에 가까운 TLI와 CFI 그리고 .05보다 작은 RMSEA 값을 가지는 것으로 나타났다. 선형성장모형에서 성장요인에 대한 시간코딩이 0, 1, 2, 3인데 반해 비구조화모형에서는 0, 1.0, 1.65, 2.05인 것으로 나타났다. 측정 시간사이의 간격이 첫 번째 연도에서 두 번째 연도가 1.0, 두 번째 연도에서 세 번째 연도는 .65 마지막으로 세 번째와 네 번째 연도의 간격이 .40으로 보고되어 시간이 지남에 따라 성장속도가 느려진다는 것을 알 수 있다. 이는 그림 9에서 제시하고 있는 평균성장궤적과 일치하는 것이기도 하다. 비구조화모형에서 초기위치(= 209.58)와 성장속도(= 11.14)에 대한 개인차가(분산) 유의미하게 존재하는 것을 알 수 있으며 둘 사이의 상관이 .15로 초기 학업성취도가 높은 학생의 성장속도가 초기에 낮은 성취도를 보고하는 학생보다 더 빠른 경향을 보이는 것으로 나타났다. 두 잠재성장요인 상관이 정적인 관계를 가지고 있으므로 시간의 흐름에 따라 학

표 2. 무조건모형 분석결과

	선형모형	비선형모형(이차모형)	비구조화모형
모수추정			
초기위치평균	206.77 ^{***}	203.28 ^{***}	203.15 ^{***}
선형(1차)성장평균	6.95 ^{***}	12.74 ^{***}	11.35 ^{***}
비선형(2차)성장평균	-	-1.67 ^{***}	-
초기위치분산	206.77 ^{***}	222.93 ^{***}	209.58 ^{***}
선형성장분산	3.20 ^{***}	25.43 [*]	11.14 ^{***}
비선형성장분산	-	1.57 ^{**}	-
초기위치/선형성장 공분산	9.53(.37) ^{***}	-6.72(-.09)	7.38(.15) [*]
초기위치/비선형성장 공분산	-	3.38(.18)	-
선형성장/비선형성장 공분산	-	-5.54(-.87) [*]	-
모형적합도	(<i>df</i> = 5)	(<i>df</i> = 1)	(<i>df</i> = 3)
카이제곱	76.67 ^{***}	5.44 [*]	7.32
AIC	28269.25	27919.30	27921.79
BIC	28313.21	27982.80	27975.52
TLI	.77	.93	.98
CFI	.81	.99	.99
RMSEA	.12	.07	.04

주. 괄호는 상관계수.

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

력격차가 커지고 있다는 것을 알 수 있었다. 이차함수 모형에 기반한 비선형모형에서도 초기위치와 선형성장의 평균값은 정적인데 반하여 비선형성장(이차함수계수)의 평균은 부적인 것으로 나타나 오목한 형태(concave shape)의 성장궤적을 추정해 볼 수 있다.

세 잠재성장요인(초기위치, 선형성장, 비선형성장) 모두에서 개인차가 발견되었으나 초기위치보다 성장요인들에 대한 분산이 매우 작은 것으로 보아 개인 간 성적변화의 차이가

초기위치에서의 차이보다 크지 않음을 알 수 있었다. 요인 간 유의미도 검증에 있어서는 선형성장과 비선형성장이 서로 부적으로 관계가 있었으며 기타 요인 간 관계는 통계적으로 유의미하지 않았다.

비선형모형에서 요인 간 관계에 대한 해석은 논란의 여지가 있을 수 있다. 초기위치와 선형성장과의 관계는 어떻게 해석할 것인가? 이차방정식구조에 근거하여($y = b_{i0} + b_{i1}t + b_{i2}t^2$) 시간에 따른 미분을 진행할 경우($y' = b_{i1} + 2b_{i2}t$),

선형성장계수 값(b_{11})은 첫 번째 연도($t = 0$ 으로 코딩)에서 두 번째 연도 사이의 변화율을 의미하게 되는데 그렇다면 초기위치와 선형성장과의 관계는 단지 최초 두 시점 사이에서만 국한하여 해석이 가능한 것인가? 이러한 해석방식에 논란이 많은 것이 사실이며 해석적 그리고 모형구조적(다중공선성) 문제 때문에 비구조화모형과 같이 좀 더 간명한 형태의 모형으로 비선형계적을 추정하기 위한 노력이 나타나고 있는 것이다.

2. 시간불변변인과 시간변화변인의 효과 탐색

앞서 언급한 것과 같이 시간불변변인으로 ‘성별’ 그리고 연도별로 그 값이 변화하는 시간변화변인으로 ‘무상급식수령여부(FRMP)’를 선정하였다. 이의 결과는 표 3과 같다.

성별효과에 있어서 여자가 남자보다 초기에는 낮은 수학성적을 보고하고 있으나 성장은 남자보다 오히려 빠른 것을 알 수 있었다. 사회경제적 지위가 학업성취도에 미치는 영향을 측정 시점별로 분석하였을 때 모든 시점에서 무상급식을 수령하는(SES가 낮은) 학생의 수학성적이 프로그램에 참여하지 않는(SES가 높은)

학생들보다 더 낮은 것으로 나타났다. 해당 분석에서는 FRMP 수령여부에 따라 개별 연도의 성적차이를 확인하는 것이기 때문에 이것을 종단적으로 해석할 수 없다. 만약, 2학년 때 FRMP를 받은 모든 학생이 5학년까지 지속적으로 이를 받게 된다면 종단적 해석, 즉 “FRMP를 받은 학생의 점수는 시간에 따라 지속적으로 하락한다”와 같이 설명할 수 있겠지만, 이수여부가 연도에 따라 변화하게 된다면 이의 해석은 “해당 학년도에서 FRMP를 수령한 학생은 프로그램에 참여하지 않은 학생보다 학업성취도가 낮다”와 같이 횡단적인 해석으로 한정된다.

3. 학교 및 학생수준에서의 다층구조분석

학교를 상위수준으로 개별학생의 성적을 하위수준으로 나누어 개인수준에서의 성장 뿐 아니라 학교수준에서의 변화 관계를 확인해 보는 다층구조분석의 결과는 표 4와 같다.

표 2와 비교해 보았을 때, 개인수준(= 203.15)보다 학교수준에서의 초기위치평균(= 199.11)이 더 낮은 반면 평균적인 성장(개인: 11.14, 학교: 14.26)은 학교 수준에서 조금 더

표 3. 조건모형 분석결과

시간불변변인			시간변화변인		
성별효과 (코딩: 남학생=0, 여학생=1)	초기위치요인	-1.09(-.07)***	사회경제적 지위효과	2학년 FRMP	-.84***
	성장요인	.57(.13)***		3학년 FRMP	-1.49***
				4학년 FRMP	-2.11***
				5학년 FRMP	-2.86***

주. 괄호는 상관계수.

*** $p < .001$.

표 4. 다층구조분석

		상위수준 (학교수준)
모수추정 결과	초기위치평균	199.11***
	선형성장평균	14.26***
	초기위치분산	38.16*
	선형성장분산	9.99
	초기위치/선형성장 공분산	-4.11 (-.26)
모형 적합도	카이제곱	28.06***
	AIC	27504.39
	BIC	27587.42
	TLI	.99
	CFI	.99
	RMSEA	.05

주. 괄호는 상관계수.

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

빠른 것을 알 수 있었다. 초기 시점에서 학교 간 학업성취수준의 유의미한 차이가 발견되었지만($= 38.16$), 성장변화에서 학교 간 차이는 없는 것으로 나타났다. 즉, 초기에 학교급간 차이가 학년이 지날수록 큰 변화가 없다는 것을 의미한다. 또한, 학교수준에서 초기위치와 성장요인 간 상관 또한 통계적으로 유의미하지 않는 것($= -4.11$)으로 보아 학교 간 격차도 줄어들지 않고 있음을 알 수 있다. 모형적합도 검증결과에서는 해당 모형구조가 다층구조를 이루는 자료를 잘 설명하는 것으로 나타났다.

4. 다변량구조분석을 통한 수학과 읽기성취변화에 대한 관계검증

해당 절에서는 수학과 읽기 학업성취간 관계를 분석해 보기로 한다. 이론에 근거하여 그림 10과 같은 관계모형을 수립하였으며 본 분석에 앞서 읽기학업성취도에 대한 비구조화성장모형의 적합도를 확인하면 다음과 같다. 카이제곱검증 값은 7.49로 .05수준에서 유의미하지 않았으며 CFI와 TLI는 1.00, RMSEA는 .04인 것으로 보아 수학적성취도분석과 마찬가지로 비구조화모형이 자료를 잘 설명하고 있었다. 성장요인부하량이 0, 1, 1.70, 2.05로 나타나 시간간격이 1에서 .70 그리고 .35로 줄어드는 것을 알 수 있다. 이는 읽기성취의 성장속도가 학년이 높아짐에 따라 감소하는 것을 의미한다. 초기위치와 성장에 대한 유의미한 개인차가 발견되었으며 두 잠재성장요인간 관계가 부적(공분산 $= -14.19$; 상관계수 $= -.30$)인 것으로 나타나 읽기에서는 학생간의 학력격차가 줄어드는 것을 알 수 있었다. 즉, 초기위치에서 높은 읽기 성취수준을 보고한 학생의 성장속도는 오히려 느리다는 것이다. 다음으로 multivariate LGM의 모형적합도와 관심경로계수는 표 5와 같다.

표 5에서 보면 2학년(최초 측정시점) 때 읽기성적이 해당 학년 수학적성적에 정적인 영향($= .86$; 표준화계수 $= .92$), 즉 읽기성취수준이 수학적성적에 긍정적인 영향을 미치는 것으로 나타났다. 두 성취과목 간 성장요인분석에 있어서도 읽기의 학업성장은 수학적성취도 성장에 있어 긍정적인 설명요인(비표준화계수 $= 1.05$; 표준화계수 $= .83$)이 될 수 있음을 알 수 있었

표 5. 다변량성장모형분석

관심경로 모수추정치	읽기초기위치 → 수학초기위치	.86(.92)***
	읽기초기위치 → 수학성장	.06(.30)***
	읽기성장 → 수학성장	1.05(.83)***
	카이제곱	61.40***
모형적합도	AIC	53010.70
	BIC	53132.22
	TLI	.99
	CFI	.99
	RMSEA	.05

주. 괄호는 표준화계수.

*** $p < .001$.

다. 마지막으로 최초 측정시점에서 읽기성취 수준은 수학성장에도 긍정적인 영향(비표준화 계수 = .06; 표준화계수 = .30)을 미치고 있어 읽기가 다른 인지능력의 향상에 도움을 준다는 이론을 뒷받침하고 있다. 영향력의 관계를 읽기에서 수학으로 바꿀 경우(중속: 읽기, 독립: 수학), 즉 수학의 초기위치와 성장이 읽기 학력수준에 영향을 미친다는 모형에서는 수학의 초기성취수준이 읽기의 성장에 부적인 영향을 미치는 것(비표준화계수 = -.05; 표준화계수 = -.28)으로 나타나 과거 연구와 마찬가지로 본 연구에서 수립한 구조(읽기가 수학의 성취에 영향을 미친다)가 이론적으로 더 부합하다고 볼 수 있다.

5. 성장혼합모형을 이용한 이질적 수학성취 변화집단 추정

잠재성장모형을 이용한 마지막 분석으로 모집단수준에서의 대표적인 성취변화와 더불어

관측되지 않는 이질적 성장패턴을 찾는 잠재 계층분석을 수행하였다. 잠재성장모형과 잠재 계층분석이 합쳐진 GMM 분석의 첫 단계는 먼저 적절한 잠재 계층의 수를 추정하는 것이다. 최근 연구(Kim, 2014; Tein, Cox, & Cham, 2013; Nylund, Asparouhov, & Muthén, 2007)에 의하면 BIC, Lo-Mendell-Rubin(LMR), Bootstrap Likelihood Ratio 검증(BLRT) 등의 적합도 지수가 하위집단 수를 가장 정확하게 추정한다고 보고하고 있다. 수학학업성취도 변화에 있어 잠재적으로 추정되는 하위성장계층 수의 적합도결과는 표 6 및 표 7과 같다.

정보지수(information criterion: IC)의 경우 작은 값이 더 좋은 모형을 의미하며 BIC에서는 모형의 복잡도와 표본 수에 대하여 패널티가 부과되는 적합도지수이다. 표 6에서 보면 집단의 수가 두 개에서 네 개로 증가하면서 BIC 값이 지속적으로 감소하고 있으나 계층의 수가 5가 되었을 때 다시 증가하는 것을 알 수 있다. 즉, BIC를 기준으로 할 경우 최적의 잠

표 6. 잠재 집단별 정보지수

IC지수 \ 집단 수(c)	2	3	4	5
BIC	27971.30	27526.783	27505.589	27518.440
보정된 BIC	27920.483	27466.439	27435.717	27439.040

표 7. Lo-Mendell-Rubin(LMR) 검증과 Bootstrap Likelihood Ratio 검증(BLRT)

	집단 1 Vs 집단 2	집단 2 Vs 집단 3	집단 3 Vs 집단 4	집단 4 Vs 집단 5
LMR	91.02***	81.80*	71.67*	50.26
BLRT	92.52***	82.72**	80.85*	7.80

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

표 8. 하위 잠재성장계층의 유형별 특성

모수 \ 집단	집단 1 (n1 = 91; 9.3%)	집단 2 (n2 = 101; 10.3%)	집단 3 (n3 = 234; 24.0%)	집단 4 (n4 = 551 57.0%)
초기위치	172.42	189.76	215.08	199.66
성장	5.27	7.34	14.06	10.53

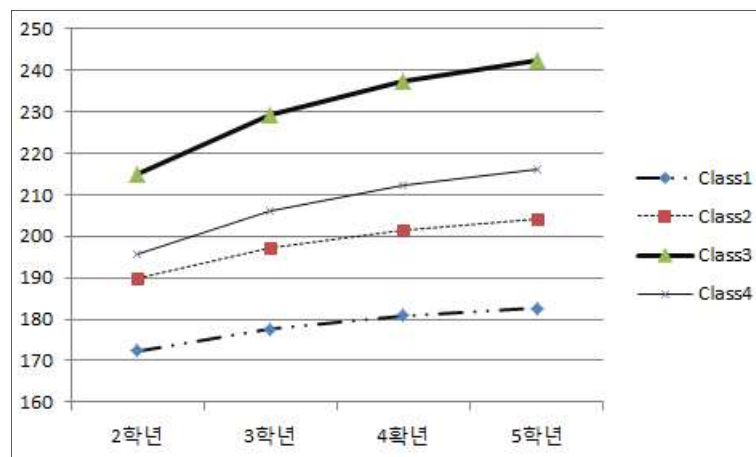


그림 11. 계층별 평균 성장궤적

재하위집단 수는 4개로 볼 수 있다. 집단 간 우도 차이 검증에 근거한 LMR이나 BLRT에서도 집단 4와 집단 5 모형 간 우도차이 검증이 통계적으로 유의미하지 않아 잠재적인 하위성장계층의 수는 4개가 적절하다 볼 수 있다. 집단의 수가 4개일 때 개별 집단의 특성은 표 8과 그림 11에서 확인할 수 있다.

네 개의 하위집단 중 집단 4에 전체의 57.0% 학생이 소속되어 있으며 표 2에서 제시된 전체 집단의 평균적 성장변화와도 비슷한 것을 알 수 있다. 집단 3에 다음으로 많은 24% 학생이 소속되어 있으며 기타 집단과 비교하여 가장 높은 초기 학업성취수준과 빠른 성장을 보이고 있는 집단이다. 다음으로 집단 1과 2는 각각 10% 정도의 학생들이 소속되어 있으며 상대적으로 낮은 학업성취수준과 느린 학업성취도를 보이고 있는 집단이다. 잠재집단분석은 본 연구에서와 같이 하위집단의 수와 유형을 추정하는 것 뿐 아니라 관심 맥락변인(X)을 계층변인(C)으로 회귀시키거나 잠재계층과 결과변인(U)과의 관계를 확인하는 등 확장된 분석을 실시할 수 있다.

VI. 논의 및 결론

본 연구에서는 종단연구의 개념과 분석방법들을 소개하고 특히 LGM 기반 분석모형을 중심으로 이의 실제적 적용을 설명하였다. 마지막 장에서는 모형 구조와 분석적인 측면 뿐 아니라 종단연구에서 추가적으로 고려되어야 할 사항에 대하여 논의해 본다.

먼저 종단자료분석과 관련하여 가장 관심있

는 연구주제는 결측자료의 발생과 이의 분석적 접근에 관한 것이다. 패널연구에서는 동일대상자를 반복적으로 측정하여 이들의 성장과 변화를 추정하게 된다. 이 때 측정 도중 탈락하여 더 이상 측정이 되지 않는 경우(dropout pattern)와 중간에 결측이 되었으나 추후 다시 발견 되는 경우(intermittent pattern) 등과 같은 다양한 결측의 형태가 발견된다. 문제는 우리가 사용하는 대부분의 모수추정방법(예: 최대우도추정방법, 베이지안 추정방법, 최소자승추정방법 등)이 완전자료에 기초하여 개발되었다는 것이다. 더불어 종단자료의 특성상 개인이 연구를 수행할 경우 많은 표본을 지속적으로 수집하는 것에 어려움이 있을 수 있어 상대적으로 작은 표본과 결측치가 결합된 비정상적인(abnormal) 연구환경에 노출되기 쉽다. 관찰간격의 비등간성도 결측자료분석과 마찬가지로 모수추정의 어려움을 증대시킬 수 있다(Jones & Boadi-Boateng, 1991). 이러한 상황에서 많은 연구들이 결측자료가 포함된 연구환경 하에서 다양한 모수추정 방법의 수행력을 비교·검증하고 있다(Enders, 2010; Herzog & Boomsma, 2009; Levy, 2011; Little & Rubin, 2002; Muthén & Asparouhov, 2012; Rajultron, 2001; Savalei, 2010; Savalei & Bentler, 2005; Schafer & Graham, 2002; Yuan, Fan, & Bentler, 2012).

이들 중에는 베이지안 추정방법에 근거한 결측분석연구도 있는데, Markov Chain Monte Carlo(MCMC)를 이용한 베이지안기법은 상대적으로 작은 표본 그리고 정규분포가 위반된 결측자료 분석에 있어 기존의 방법들보다 더욱 정확하게 모수를 추정할 수 있다고 주장하는

연구가 있다. 물론 모수추정에 있어 사전정보를 제공하고 영가설의 근본적인 진위여부를 검증하지 못하는 등 철학적·방법론적인 측면에서의 문제를 제기하는 학자들(예: Gelman, 2008)도 있다.

이 외 종단자료를 분석할 때 측정학적으로 중요하게 논의되어야 할 주제는 연도별 측정값이 비교 가능하게 척도화 되어 있는지 확인하는 것이다. 예를 들어, 본 연구와 같이 ‘학년별 성취점수가 연도별로 비교 가능한 것인지’ 또는 ‘비교 가능하도록 측정학적으로 어떠한 보정작업을 거쳐야 하는지’ 등과 관련된 연구가 활발히 이루어지고 있다. 종단학업성취연구에서는 연도별 점수를 수직동등화(Kolen & Brennan, 1995)하여 측정학적으로 비교 가능케 보정하는 것이 일반적이다. 만약 연도별 측정치가 비교가능한 척도로 구성되어 있지 않은 경우 본 연구에서 제시한 모든 분석방법의 사용은 사실상 어려워지며 이의 해석 또한 성장과 변화에 근거할 수 없게 된다.

마지막으로 본 연구에서는 4개 측정시점 그리고 연속변인만으로 이루어진 자료의 특성상 다양한 비선형모형의 효과를 확인하는데 제약이 있었으며 2차요인 잠재성장모형과 비연속사건사분석 그리고 이항변인분석 등도 수행할 수 없었다는 한계가 있다.

참고문헌

강민수, 문용린 (2007). 생애사 연구의 교육심리학적 고찰. *인간발달연구*, 14(1), 1-19.
 선택수 (2009). 주변효과모형과 무선효과모형

을 이용한 종단이항자료분석(Analysis of longitudinal binary outcomes using marginal and random effect models: 영문투고논문). *교육평가연구*, 22(1), 243-263.
 선택수 (2010). 종단프로파일과 군집분석을 이용한 잠재집단연구: 성장혼합모형과 비교를 통하여. *교육평가연구*, 23(3), 641-664.
 선택수 (2011). 군집분포의 형태와 표본의 크기가 성장혼합모형 분석 결과에 미치는 영향 분석: 몬테-카를로 시뮬레이션 연구. *교육평가연구*, 24(1), 107-127.
 조아미, 선택수 (2012). 성장혼합모형을 활용한 청소년활동 참여 수준의 유형과 특성 분석. *한국청소년연구*, 23(2), 161-184.
 홍세희, 노연경 (2010). 비연속시간 사건사 분석을 위한 분할함수 모형화 방법의 제시 및 적용. *교육평가연구*, 23, 953-973.
 Armbruster, B. B., Lehr, F., & Osborn, J. (2001). *Put reading first: The research building blocks for teaching children to read. Kindergarten through grade 3*. Jessup, MD: The Partnership for Reading.
 Baker, G. A. (1954). Organoleptic ratings and analytical data for wines and analyzed into orthogonal factors. *Food Research*, 19, 575-590.
 Bauer, D., & Curran, P. (2003). Distributional assumptions of growth mixture models: Implications for overextraction of latent trajectory classes. *Psychological Methods*, 8(3), 338-363.
 Bentler, P. M., & Liang, J. (2003). Two-level mean and covariance structures: Maximum likelihood via an EM algorithm. In S. P.

- Reise, & N. Duan (Eds.), *Multilevel modeling: Methodological advances, issues, and applications* (pp. 53-70). Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, Inc.
- Biesanz, J. C., Deeb-Sossa, N., Papadakis, A., Bollen, K. A., & Curran, P. J. (2004). The role of coding time in estimation and interpreting growth curve models. *Psychological Methods*, 9, 30-52.
- Blozis, S. A. (2007). On fitting nonlinear latent curve models to multiple variables measured longitudinally. *Structural Equation Modeling*, 14(2), 179-201.
- Bollen, K. A., & Curran, P. J. (2006). *Latent curve models: A structure equation perspective*. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons.
- Brekke, J. S., Long, J. D., Nesbitt, N., & Sobel, E. (1997). The impact of service characteristics on functional outcomes from community support programs for persons with schizophrenia: A growth curve analysis. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, 65, 464-475.
- Browne, M. W. (1993). Structured latent curve models. In C. M. Cuadras, & C. R. Rao (Eds.), *Multivariate analysis: Future directions* (pp. 171-198). Amsterdam: Elsevier-North Holland.
- Collett, D. (1994). *Modelling survival data in medical research. Texts in statistical science*. London: Chapman & Hall.
- Cudeck, R. (1996). Mixed-effects models in the study of individual differences with repeated measures data. *Multivariate Behavioral Research*, 31(3), 371-403.
- Csikszentmihalyi, M. (1996). *Creativity: Flow and the psychology of discovery and invention*. New York: HarperCollins.
- Enders, C. K. (2010). *Applied missing data analysis*. The Guilford Press; New York, U.S.A.
- Gaddy, B. (2003). *Reading a central focus of no child left behind act*. Aurora, CO: Mid-Continent Research for Education and Learning.
- Gardner, H. (1999). *Intelligence reframed: Multiple intelligences for the 21st Century*. New York: Basic Books.
- Gelman, A. (2008). Objections to Bayesian statistics. *Bayesian Analysis*, 3, 445-450.
- Gelman, A., & Hill, J. (2007). *Data analysis using regression and multilevel/hierarchical models*. Cambridge University Press: New York.
- Grimm, K. J. (2008). Longitudinal associations between reading and mathematics achievement. *Developmental Neuropsychology*, 33(3), 410-426.
- Grimm, K. J., & Ram, N. (2009). Nonlinear growth models in Mplus and SAS. *Structural Equation Modeling*, 16(4), 676-701.
- Guba, E. C. (1990). The alternative paradigm dialog. In E. Guba (Ed.), *The Paradigm Dialog*. Newbury Park-New Delhi, Sage.
- Hallahan, D. P., Lloyd, J. W., Kauffman, J. M., Weiss, M. P., & Martinez, E. A. (2004). *Learning disabilities: Foundations, characteristics, and effective teaching* (3rd ed.). Boston: Allyn & Bacon.
- Herzog, W., Boomsma, A. (2009). Small-sample

- robust estimators of noncentrality-based and incremental model fit. *Structural Equation Modeling*, 16(1), 1-27.
- Hill, K., White, H., Chung, I., Hawkins, J., & Catalano, R. (2000). Early adult outcomes of adolescent binge drinking: Person-and variable-centered analyses of binge drinking trajectories. *Alcoholism: Clinical and Experimental Research*, 24(6), 892-901.
- Himmele, P. (2001). Mathematics reform and English language learners. *Dissertation Abstracts International*: 62(02A), 500. (UMI No. 3003474).
- Hu, L., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling*, 6(1), 1-55.
- Huttenlocher, J., Haight, W., Bryk, A., Seltzer, M., & Lyons, T. (1991). Early vocabulary growth relationship to language input and gender. *Developmental Psychology*, 27, 236-248.
- Jackson, K., Sher, K., & Schulenberg, J. (2005). Conjoint developmental trajectories of young adult alcohol and tobacco use. *Journal of Abnormal Psychology*, 114(4), 612-626.
- Jones, R. H., & Boadi-Boateng, F. (1991). Unequally spaced longitudinal data with AR(1) serial correlation. *Biometrics*, 47, 161-175.
- Jordan, N. C., Hanich, L., & Kaplan, D. (2003). A longitudinal study of mathematical competencies in children with specific mathematics difficulties versus children with co-morbid mathematics and reading difficulties. *Child Development*, 74(3), 834-850.
- Kalbfleisch, J. D., & Prentice, R. L. (1980). *The statistical analysis of failure time data*. New York: John Wiley & Sons.
- Kim, S. Y. (2014). Determining the number of latent classes in single- and multiphase growth mixture models. *Structural Equation Modeling*, 21(2), 263-279.
- Kolen, M. J., & Brennan, R. L. (1995). *Testing equating: Methods and practices*. New York: Springer-Verlag.
- Lee, E. T. (1992). *Statistical methods for survival data analysis* (2nd ed). New York: John Wiley & Sons.
- Lee, J., & Shin, T. (2005, May). *Four-year prospective analysis of adolescent girls: Eating disturbances and self-reported negative affectivity*. Presented at American Psychological Society (APS)
- Levy, R. (2011). Bayesian data-model fit assessment for structural equation modeling. *Structural Equation Modeling*, 18, 663-685.
- Linda, N. Y., Lee, S.-Y., & Poon, W.-Y. (1993). Covariance structure analysis with three level data. *Computational Statistics & Data Analysis*, 15, 159-178.
- Little, R. J. A., & Rubin, D. B. (2002). *Statistical analysis with missing data*, New York; John Wiley.
- Long, J., & Ryoo, J. (2010). Using fractional polynomials to model nonlinear trends in longitudinal data. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 63(1),

- 177-203.
- Longford, N. T., & Muthén, B. O. (1992). Factor analysis for clustered observations. *Psychometrika*, 57, 581-597.
- McArdle, J. J. (1989). Structural modeling experiments using multiple growth functions. In P. Ackerman, R. Kanfer, & R. Cudeck (Eds.), *Learning and individual differences: Abilities, motivation and methodology* (pp. 71-117). Hillsdale: Lawrence Erlbaum Associates.
- Meredith, W., & Tisak, J. (1984, June). *Tuckerizing curves*. Paper presented at the annual meeting of the Psychometric Society, Santa Barbara, CA.
- Meredith, W., & Tisak, J. (1990). Latent curve analysis. *Psychometrika*, 55, 107-122.
- Muthén, B. O. (1989). Latent variable modeling in heterogeneous populations. *Psychometrika*, 54, 557-585.
- Muthén, B. O. (1994). Multilevel covariance structure analysis. *Sociological Methods and Research*, 22, 376-398.
- Muthén, B. O. (2001). Latent variable mixture modeling. In G. A. Marcoulides, & R. E. Schumacker (Eds.), *New developments and techniques in structural equation modeling* (pp. 1-33). Lawrence Erlbaum Associates.
- Muthén, B. O., & Asparouhov, T. (2007). Growth mixture modeling: Analysis with non-Gaussian random effects. Forthcoming in G. Fitzmaurice, M. Davidian, G. Verbeke, & G. Molenberghs (Eds.), *Advances in longitudinal data analysis*. Chapman & Hall/CRC Press.
- Muthén, B., & Asparouhov, T. (2012). Bayesian structural equation modeling: A more flexible representation of substantive theory. *Psychological Methods*, 17(3), 313-335.
- Muthén, L. K., & Muthén, B. O. (2014). Mplus 7.2; User's Guide (Seventh Edition) [statistical software package]. Los Angeles, CA: Muthén & Muthén.
- Nylund, K. L., Asparouhov, T., & Muthén, B. O. (2007). Deciding on the number of classes in latent class analysis and growth mixture modeling: A Monte Carlo simulation study, *Structural Equation Modeling*, 14(4), 535-569.
- Rajulton, F. (2001). The fundamentals of longitudinal research: An overview. Canadian studies in population, *Special Issue on Longitudinal Methodology*, 28, 169-185.
- Rao, C. R. (1958). Some statistical methods for the comparison of growth curves. *Biometrics*, 14, 1-17.
- Savalei, V. (2010). Small sample statistics for incomplete nonnormal data: Extensions of complete data formulae and a Monte Carlo comparison. *Structural Equation Modeling*, 17(2), 241-264.
- Savalei, V., & Bentler, P. M. (2005). A statistically justified pairwise ML method for incomplete nonnormal data: A comparison with direct ML and pairwise ADF. *Structural Equation Modeling*, 12, 183-214.
- Schafer, J. L., & Graham, J. W. (2002). Missing data: Our view of the state of the art. *Psychological Methods*, 7, 147-177.

- Shin, T. (2007). Comparison of three growth modeling techniques in multilevel analysis of longitudinal academic achievement scores: Latent growth modeling, hierarchical linear modeling, and longitudinal profile via multidimensional scaling. *Asia Pacific Education Review*, 8(2), 262-275.
- Shin, T. (2012). The application of various nonlinear models to describe academic growth trajectories: An empirical analysis using four-wave longitudinal achievement data from a large urban school district. *Asia Pacific Education Review*, 13(1), 65-76.
- Shin, T., Davison, M. L., & Long, J. D. (2009). Effects of missing data methods in structural equation modeling with nonnormal longitudinal data. *Structural Equation Modeling*, 16, 70-98.
- Shin, T., Davison, M. L., Long, J. D., Chan, C., & Heistad, D. (2013). Exploring gains in reading and mathematics achievement among regular and exceptional students using growth curve modeling. *Learning and Individual Differences*, 23, 92-100.
- Smith, K. E., Landry, S. H., & Swank, P. R. (2000). Does the content of mothers' verbal stimulation explain differences in the children's development of verbal and nonverbal cognitive skills? *Journal of School Psychology*, 38, 27-49.
- Stoolmiller, M. (1995). Using latent growth models to study developmental processes. In J. M. Gottman (Ed.), *The analysis of change* (pp. 103-138). Mahwah, N. J.: Erlbaum.
- Thieme, H. R. (2003). *Mathematics in population biology*. Princeton: Princeton University Press.
- Tein, J. Y., Coxe, S., & Cham, H. (2013). Statistical power to detect the correct number of classes in latent profile analysis, *Structural Equation Modeling*, 20(4), 640-657.
- Tucker, L. R. (1958). Determination of parameters of a functional relation by factor analysis. *Psychometrika*, 23, 19-23.
- Verbeke, G., & Lesaffre, E. (1996). A linear mixed-effects model with heterogeneity in the random-effects population. *Journal of the American Statistical Association*, 91(433), 217-221.
- Yuan, K. H., Fan, Y., & Bentler, P. M. (2012). ML versus MI for missing data with violation of distribution conditions. *Sociological Methods & Research*, 41(4), 598-629.

1 차원고접수 : 2014. 07. 07.

수정원고접수 : 2014. 08. 12.

최종게재결정 : 2014. 09. 04.

An Analysis of Longitudinal Data in Human Development Study: With a Special Focus on Latent Growth Model

Shin, Tacksoo

Department of Youth Education and Leadership, Myongji University

This study explained characteristics of longitudinal data and analytic tools. It also described how various modeling techniques can be applied to longitudinal study. Among the several longitudinal data methods, the study focused on latent growth modeling (LGM) based analytic approaches. LGM is modeled as a function of an underlying growth process. It also explores effects of specific factors on individual variation in the growth characteristics. In the unconditional analysis, the growth trajectory of mathematics achievement was followed by nonlinear shape (i.e., concave shape). For the analysis of the conditional model, gender differences were found in terms of both initial status and growth. Although female students reported lower initial scores, the growth rate was significantly faster in females than in males. Additionally, low SES students repeatedly reported lower scores across years. In the school level, although significant differences were found on the initial status, the initial status and the growth were not significantly related, suggesting school gap sustained. Lastly, reading ability would have a positive influence on mathematic achievement and the proper number of latent classes was deemed to be 4. Other pertaining issues were also discussed.

Keywords: longitudinal study, latent growth modeling, multivariate analysis, multilevel analysis, latent class analysis