예방의학회지 제37권 제3호(2004년 8월)
J Prev Med Public Health 2004;37(3):212-216

다수준 분석

Multi-level Analysis

이 무 송
Moo-Song Lee

울산대학교 의과대학 예방의학교실
Department of Preventive Medicine University of Ulsan College of Medicine

서 론

다수준 분석은 교육학 등 사회학적 연구에서 개발되어 활용되었으며, 십 수 년 전부터 의학연구 분야에 소개되었다. 특히 사회역학연구의 연구자료 분석에 유용하게 쓰이고 있다.

새로이 소개된 방법론의 도입 과정에서 흔히 관찰되는 바와 같이 초기 채택자의 지나친 열성과 동시에, 전혀 새로울 것이 없다는 비판이 병존하고 있는 상태이다. 물론 전통적인 단일 수준(single-level) 모델보다 유용한 통계적 추론을 가능하게 한다는 점에는 이론이 없다고 하겠다. 그러나 근본적 개념이나 알고리즘에 있어서는 기존의 통계 분석, 특히 랜덤 효과 모델(random-effects model 등)과 동일하다. 단지 분석 틀의 개념적 이해와 분석 결과의 해석이 용이하는 것뿐이다.

다수준 분석은 집단 단위로 배정된 중재조치의 효과를 평가하는 군집 임상시험(cluster randomized trial), 위험요인의 다중수준 질병 인과성의 평가, 그리고 의료 제공자의 상대적 수행 능력을 평가하는데 흔히 활용된다.

단순 다수준 모델

성별과 거주지역(neighborhood, 이하 지역)에 패스트푸드점이 있는지에 따라 각 개인의 체질량지수가 변화한다고 하자. Y_{ij}을 j번째 지역에 사는 i번째 개인의 체질량지수라 한다. 각 지역 내에서 대상자의 체질량지수는 지역 특수 평균이 β_{0j}, 분산이 σ^2인 정규분포를 따른다고 가정한다. 또한 지역 특수 평균들은 평균 γ_{00}, 분산 τ_{00}인 정규분포를 따른다고 가정한다.

이때 단순한 형태의 다중 수준 모델인 2-수준 모델은 아래 식과 같다.

〈식1*a*〉 $Y_{ij}=\beta_{0j}+e_{ij}$

〈식1*b*〉 $\beta_{0j}=\gamma_{00}+u_{0j}$

〈식1*c*〉 $e_{ij}\sim(i)\,N(0,\sigma^2),$

$u_{0j}\sim(i)\,N(0,\tau_{00}),\ cov(e_{ij},u_{0j})=0$

식 1*a*는 각 지역 내 체질량지수의 변이(지역 내 변이)를 나타내며, 수준-1 모델에 해당한다. 한편 식 1*b*는 지역 간 체질량지수의 변이(지역 간 변이)를 나타내며, 수준-2 모델에 해당한다. 식 1*c*는 분산-공분산 구조를 나타낸다. 단 ~(i)는 서로 독립이며 다음 분포를 따른다는 의미이다. 식 1*a*, *b*를 하나의 식으로 정리하면 다음과 같다.

〈식2〉 $Y_{ij}=\gamma_{00}+u_{0j}+e_{ij}$

위 식에서 γ_{00}은 전체 대상자의 체질량지수 평균, u_{0j}는 지역간 변이, e_{ij}는 개인의 랜덤 변이(random variation)를 의미한다. 위 모델에는 공변량(covariates)이 포함되지 않았으며, 실질적으로 일원 랜덤효과 분산분석(one-way random effects ANOVA)과 동일하다.

이상의 2-수준 모델에서 전체 변이는 두 수준으로 분할된다. 즉 Y_{ij}의 전체 변이($=\sigma^2+\tau_{00}$) 중 τ_{00}는 지역간 변이에 해당한다. 이 때 군집내 상관계수(intracluster corrleation coefficient, ICC)는 체질량지수의 변이 중 지역간 변이가 차지하는 분율로 정의된다.

〈식3〉 $\rho=\dfrac{\tau_{00}}{\sigma^2+\tau_{00}}$

단순 다수준 모델의 확장 : 수준-1(개인 수준) 공변량의 포함

위의 예에서 체질량지수에 영향을 미치는 공변량에는 개인 수준의 공변량과 집단 수준의 공변량이 있다. 전자를 수준-1, 후자를 수준-2 공변량이라 한다. 개인 수준의 공변량, 예를 들어 성별이 미치는 영향을 평가하기 위한 다중 수준 모델로 확장한다고 하자.

다수준 모델에 수준-1 공변량인 X_{ij}을 포함한다. 단 여자는 X_{ij}이 0, 남자는 1이라고 정의하였다고 하자. 식 2는 아래와 같이 변화된다.

〈식4*a*〉 $Y_{ij}=\beta_{0j}+\beta_{1j}X_{ij}+e_{ij}$

〈식4*b*〉 $\beta_{0j}=\gamma_{00}+u_{0j}$

〈식4*c*〉 $\beta_{1j}=\gamma_{10}+u_{1j}$

〈식4*d*〉 $e_{ij}\sim(i)\,N(0,\sigma^2),\begin{pmatrix}u_{0j}\\u_{1j}\end{pmatrix}$

$\sim(i)\,N\left(\begin{pmatrix}0\\0\end{pmatrix},\begin{pmatrix}\tau_{00} & \tau_{00}\\ \tau_{10} & \tau_{11}\end{pmatrix}\right)$

식 4*a*에 공변량이 포함됨에 따라 모형은 식 4*b*, 4*c*와 같이 변화한다. 즉 일정 지역에서 여자의 평균 체질량지수는 β_{0j}, 남자의 평균 체질량지수는 $\beta_{0j}+\beta_{1j}$와 같다. 따라서 일정 지역 내에서 남녀간 체질량지수의 차이는 평균적으로 β_{1j}에 해당한다. 한편 지역 간으로 볼 때, 평균 체질량지수는 여자 γ_{00}, 남자 $\gamma_{00}+\gamma_{10}$이다. 평균 차이는 γ_{10}이다. 남녀 차이는 지역에 따라 일정하지 않은데(β_{1j}), 그 차이는 평균 γ_{10}, 분산이 τ_{10}인 정규분포를 따른다. 따라서 τ_{11}가 0인 경우 남녀 차이는 모든 지역에서 일정하다.

2004년도 예방의학회 하계 워크숍에서 발표된 내용을 특강의 형태로 정리하였음.

책임저자 : 이무송 (서울시 송파구 풍납동 388-1, 전화 02-3010-4285, 팩스 02-477-2898, E-mail leems@amc.seoul.kr)

단순 다수준 모델의 확장 : 수준-2(집단 수준) 공변량의 포함

집단 수준 공변량인 W_j는 지시(indicator) 변수로서 j번째 지역에 패스트푸드점이 있으면 1, 아니면 0의 값을 가진다. 다중 수준 모델은 아래와 같다.

〈식5*a*〉 $Y_{ij}=\beta_{0j}+e_{ij}$

〈식5*b*〉 $\beta_{0j}=\gamma_{00}+\gamma_{01}W_j=u_{0j}$

〈식1*c*〉 $e_{ij}\sim(i)\,N(0,\sigma^2)$,

$u_{0j}\sim(i)\,N(0,\tau_{00}),\ cov\,(e_{ij}.u_{0j})=0$

한편 분산-공분산 구조는 식 1*c*와 동일하다. 식 5*a*에 따라 각 지역 내에서 체질량지수가 평균 β_{0j}이고, 분산이 σ^2인 정규분포를 따른다. 식 5*b*에서 패스트푸드점이 없는 지역에서 체질량지수의 평균이 γ_{00}주변에 위치하며, 패스트푸드점이 있는 지역에서는 $\gamma_{00}+\gamma_{01}$주변에 위치한다.

단순 다수준 모델의 확장 : 수준-1과 수준-2 공변량의 포함

두 가지 형태의 공변량을 감안할 때 아래 식과 같다.

〈식6*a*〉 $Y_{ij}=\beta_{0j}+\beta_{1j}X_{ij}+e_{ij}$

〈식6*b*〉 $\beta_{0j}=\gamma_{00}+\gamma_{01}W_j+u_{0j}$

〈식6*c*〉 $\beta_{1j}=\gamma_{10}+\gamma_{11}W_j+u_{1j}$

〈식4*d*〉 $e_{ij}\sim(i)\,N(0,\sigma^2),\begin{pmatrix}u_{0j}\\u_{1j}\end{pmatrix}$

$\sim(i)\,N\left(\begin{pmatrix}0\\0\end{pmatrix},\begin{pmatrix}\tau_{00} & \tau_{00}\\ \tau_{10} & \tau_{11}\end{pmatrix}\right)$

한편 분산-공분산 구조는 식 4*d*와 동일하다. 식 6*a*-6*c*를 종합하면 식 7과 같다.

〈식7〉 $Y_{ij}=\gamma_{00}+\gamma_{10}X_{ij}+\gamma_{01}W_j+\gamma_{11}X_{ij}$

$W_j+u_{0j}+u_{1j}X_{ij}+e_{ij}$

이상의 식에서 수준-1 지수에 해당하는 β_{0j},β_{1j}을 마이크로 지수(microparameter), 수준-2 지수인 $\gamma_{00},\gamma_{01},\gamma_{10},\gamma_{11}$등을 마크로 지수(macroparameter)라 한다. 한편 u_{0j},u_{1j}는 랜덤 효과(random effects), $\sigma^2,\tau_{00},\tau_{11},\tau_{01},\tau_{10}$ 등을 분산 요소(variance components)라 한다.

두 가지 종류의 공변량이 존재할 경우 수준간 상호작용을 감안하여야 하는데, 식 7의 $\gamma_{11}X_{ij}W_j$에 해당하며, 식 6*c*에서는 $\gamma_{11}W_j$에 해당한다. 상호작용은 두 가지 측면에서 해석할 수 있다. 첫째 남녀의 평균 차이가 해당 지역에 패스트푸드점이 존재하는지에 따라 달라진다는 것이다. 위 식에서 패스트푸드점이 없는 지역에서는 γ_{10}, 있는 지역에서는 $\gamma_{10}+\gamma_{11}$이다. 둘째로 패스트푸드점의 존재 여부에 따른 지역간 차이는 개인의 성별에 따라 달라진다는 해석이 가능하다. 즉 여성의 경우 패스트푸드점이 존재하는 지역에서 존재하지 않는 지역에 비하여, γ_{01}만큼 체질량지수가 변화하며, 남자는 $\gamma_{01}+\gamma_{11}$만큼 변화한다. 한편 식 6*c*에서 $\gamma_{11}W_j$이 제거되면 상호작용이 없어진다.

다수준 모델의 일반화

이전에 제시한 단순한 형태의 모델이나 간단한 확장 이외에도 다양한 영역이나 상황에의 일반화가 가능하다. 예를 들어 소아의 성장 정도를 반복측정한 자료가 있다 하자. 이 경우 대상자 각각은 수준 2에 해당하며, 각각의 측정 시간은 수준 1에 해당하는 2-수준 다수준 모델로 분석할 수 있다.

이상의 모델은 분석 대상 변수인 Y_{ij}이 정규분포를 따르는 경우를 국한하였다. 그러나 다양한 분포 가정을 수준-1 모델에 적용할 수 있다. 정규분포를 따르는 변수, 이분성 분포를 따르는 변수, 범주형 변수, 순서형 변수, 횟수(count)로 측정되는 변수, 율로 표현하는 변수, 사건 발생까지의 시간(time-to-event) 등을 다중 분석 모델로 분석할 수 있다. 예를 들어 Y_{ij}가 비만 여부라면, 베르누이 분포와 로지스틱 연결 함수(link function)를 이용하여 분석할 수 있다.

한편 수준이 세 개 이상인 상황에의 확장이 가능하다. 예를 들어 수 개 지역에서 개인별로 체질량지수를 반복측정하였다면, 지역은 수준-3, 각 개인은 수준-2, 그리고 각 측정시간을 수준-1로 간주하여 다수준 모델을 적용할 수 있다.

활용 영역 : 집단-수준 중재조치의 효과

다수준 모델은 군집 무작위 시험(cluster-randomized trials)의 분석에 활용된다. 군집 무작위 시험에서는 집단(도시, 학교, 학급, 작업장 등) 수준에서 중재조치를 무작위 배정하며, 결과 변수(중재조치의 효과)는 개인 수준에서 측정된다. 즉 수준-2의 독립변수(중재조치), 수준-1의 결과 변수를 가진 다수준 모형으로 분석 가능하다.

주요 질문은 '중재조치에 의해 결과 변수에 차이가 생겼는가?' 이며, 집단 수준 공변량을 가진 다중 수준 모델에 해당한다. 따라서 식 5*a*, 5*b*의 γ_{01}로서 중재조치의 효과를 평가할 수 있다.

군집 무작위 시험에서 다수준 분석이 아니라 개인 수준의 단일 수준 분석을 하면 1종 오류가 증가한다. 즉 군집 내에서 개인간의 의존성을 무시함으로써 γ_{01}추정치의 정밀도(precision)가 과장되므로, 실제 유의하지 않더라도 유의한 분석결과를 얻을 가능성이 높아진다. 한편 다중수준 모델에서는 데이터의 변이 원(source of variation)을 정확히 반영함으로써, 보다 정확한 검정통계량, ρ값 및 신뢰구간이 추정된다.

한편 군집 무작위 시험의 분석에서 개인을 무시하고, 집단 수준에서 분석하는 경우도 있다. 예를 들어 군집별로 처치 효과의 평균(예를 들어 특정 처치를 한 집단의 치료 성공률)을 각각 구한 다음에 이를 종속변수로 간주하여 분석한다. 군집별 평균을 구하는 단계에서 개인 수준의 공변량을 보정할 수도 있는데, 특정한 공변량 분포를 각 군집에 적용하여 계산하는 방법이다. 이렇게 구해진 보정된 평균을 결과변수로 취급하는 것이다. 예를 들어 처치 효과를 사망률로 평가하는 경우, 표준화 사망비(standardized mortality ratio, *SMR*)를 처치군(군집)별로 구하여 이를 비교하는 것이다. 이때 표준화 사망비는 해당 군집의 성별, 연령 변수를 보정하여 구해지므로 공변량 분포를 감안한 결과변수로 생각할 수 있다.

위의 두 가지 방법(집단을 무시하거나 개인을 무시하여 분석하는 방법)과 달리 다수준 모델에서는 두 가지 측면을 동시에 감안하여 분석할 수 있다. 우선 개인 수준의 공변량은 수준-1 모델에 포함하여 직접 보정할 수 있다. 또한 처치군별 치료 효과는 수준-2 모델로서 분석할 수 있다. 개인

별 공변량과 처치군 공변량의 동시 효과(예를 들어 상호작용) 또한 모델에 상호작용 항을 포함함으로써 분석할 수 있다. 다중 수준 모델에서는 대부분의 경우 통계적 검정력도 증가한다.

한편 군집 무작위배정 시험을 설계하는데 필요한 정보를 제공할 수 있다. 예를 들어 각 처치법에 배정되는 군집의 숫자, 각 군집의 대상자 숫자 및 군집 내 상관계수를 이용하여 적절한 표본 크기를 산정할 수 있다.

활용 영역 : 다수준의 질병 인과성을 평가

지역 및 지역 특성이 건강에 중요한지를 평가하는 사회역학적 연구에서 다수준 모델은 유용하게 활용된다. 일정한 지역에 거주하는 대상자들이 공유하는 물리, 사회적 환경의 특성은 개인의 건강에 중요한 영향을 줄 수 있다. 그러나 이러한 생태학적 관련성을 분석하는데는 기존의 단일 수준 방법이 적절하지 않기 때문에, 다수준 모델의 필요성이 제기된다.

1. 분산의 초기 분할(initial partitioning)

지역의 주요 건강 지표에 미치는 영향을 평가하기 위해서는 변이의 분석이 유용하다. 예를 들어 지역에 따른 건강지표의 변이는 지역의 영향을 평가하는데 활용된다. 이러한 변이는 다수준 모델의 변이 요소 중 τ_{00}에 해당하며, 다수준 모델을 데이터에 적합화하여 그 추정할 수 있다. 또한 귀무가설 $\tau_{00}=0$(즉 지역간 변이가 없다.)을 검정함으로써 지역이 건강지표에 미치는 영향을 검정할 수 있다. 한편 건강지표가 연속형인 경우 모델에 의하여 σ^2의 추정치를 구할 수 있으며, 군집 내 상관계수 ρ을 추정할 수 있다(식 3).

다수준 모델을 이용한 분석에서 주의할 점은 다음과 같다. 첫째 귀무가설($\tau_{00}=0$) 검정의 검정력이 낮은 편이므로 2종 오류의 가능성이 있다. 둘째 건강 지표가 비연속형 변수인 경우 수준-1의 변이를 σ^2과 같은 단일 항으로 요약하는 것이 쉽지 않다. 따라서 ρ의 계산도 어렵다. 셋째 특정 수준에서의 변이 정도와 집단 간 차이 간에 직접적 대응관계가 없을 수도 있다. 예를 들어 상관계수의 값이 작더라도, 상대적으로 큰 집단 간 차이가 있을 수 있다. 넷째 지역간 변이는 개인 수준의 특성에 기인하여 발생할 수도 있다. 또한 지역간 변이가 작더라도 지역별 변수가 유의한 영향을 줄 수도 있다. 따라서 연구자는 τ_{00}이 작더라도, 지역 수준 공변량의 기여도를 무시하여서는 안 되며, 반드시 평가하여야 한다.

2. 지역 특성과 개인 특성

관찰된 지역간 변이는 지역 특성에 기인한 부분과 해당 지역 거주자의 특성에 의한 부분으로 구성된다. 이를 각각 지역 특성(context)과 개인 특성(composition)에 기인한 부분으로 명명한다.

지역 특성과 개인 특성에 기인한 변이의 상대적 중요성을 평가하기 위해서는 위에서 언급한 방법 이외에도 다양한 방법이 사용되는데 하나의 예를 들면 다음과 같다. k개의 개인-수준 공변량 $X_{1ij}, \cdots, X_{kij}$을 수준-1 모델(식 4)에 포함시키며, 그 계수를 고정한다. 즉 $\beta_{1j}=\gamma_{10}, \cdots, \beta_{kj}=\gamma_{k0}$ 또는 $\tau_{11}=\cdots=\tau_{kj}=0$. 이후 얻어지는 수준-2의 분산 요소 τ^*_{00}의 추정치는 개인-수준 공변량에 의한 변이가 제거된 상태의 새로운 추정치이다. 이때 귀무가설 $\tau^*_{00}=0$을 검정하거나 비조건부 모델에서 얻어진 τ_{00}와 τ^*_{00}을 비교한다. τ^*_{00}가 0이 아니라면, 지역간 변이의 일부는 개인 특성이 아니라 지역 특성에 기인하였다는 의미이다. 여기서 τ^*_{00}/τ_{00}을 지역간 변이 중 지역 특성에 기인한 분율로 해석할 수 있다.

한편 위의 방법과 같이 개인과 지역 특성의 상대적 중요성을 평가하는 방법에서 주의할 점이 있다. 첫째 인과적으로 중요한 개인-수준 공변량이 수준-1 모델에서 무시하였거나, 포함된 공변량이 측정오류를 가지고 있을 가능성이 있다.

이때는 개인 특성에 기인한 변이가 완전히 제거되지 않기 때문에, τ^*_{00}가 과대평가된다. 둘째 수준-2 공변량이 무시됨으로써 수준-1 공변량의 기여도가 과장될 수 있다. 이때 τ^*_{00}은 과소평가된다. 이때 수준-2 공변량은 수준-2 모델에 포함되지 않았고, 종속변수와 상관성이 있으며, 수준-1 모델의 1개 이상의 개인-수준 공변량과 상관성이 있어야 한다. 후자의 문제는 대부분의 상황에서 발생하는데, 개인 특성과 지역 특성이 상당 부분 서로 교란되어 있기 때문이다.

이러한 문제점을 해결하는 몇 가지 전략이 제안되어 활용되고 있다. 2단계 분석 전략은 다음의 두 단계로 구성된다. 1단계로 식 4a-4c와 유사한 모델을 적합화하되, 기울기를 고정한다($u_{1j}=0$). 즉 개인-수준 공변량을 집단-평균에 대해서 중앙화한다(group-mean centering the individual-level covariates).

<식4a> $Y_{ij}=\beta_{0j}+\beta_{1j}(X_{ij}-X_{.j})+e_{ij}$

<식4b> $\beta_{0j}=\gamma_{00}+u_{0j}$

<식4c> $\beta_{1j}=\gamma_{10}$

<식1c> $e_{ij}\sim(i)N(0,\sigma^2)$,

$u_{0j}\sim(i)N(0,\tau_{00}), cov(e_{ij}, u_{0j})=0$

단 $X_{.j}$는 공변량 X_{ij}의 지역-특수 평균이다. 이때 집단-평균에 중앙화된 공변량은 지역-수준 공변량 $W_{.j}$와 독립이므로, γ_{10}는 X_{ij}의 지역 내 효과의 평균에 해당한다.

다음 단계로 보정된 종속변수를 만든다. 즉 이후 을 종속변수로 하여 식 1a-1c의 모델을 적합화하면, 는 1단계에 포함된 모든 개인-수준 공변량이 보정된 상태로서, 지역-수준 공변량에 기인한 모든 변이를 반영한다. 그러나 여전히 중요한 X_{ij}가 무시되었거나, 측정오류를 가질 수 있다. 따라서 τ^*_{00}은 개인 특성에 기인하지 않은 지역간 변이의 상한값을 제시하는 것으로 간주할 수 있다.

마이크로 지수의 해석 및 활용

지역 변이의 정도나 공변량의 중요성 등이 분석이 주요 초점이기는 하지만, 종종 j 군집 각각의 마이크로 지수 β_{0j}, β_{1j}의 값이 관심사가 되는 경우가 있다. 이러한 경우 마이크로 지수의 추정을 위해서는 실증적 베이즈 추정(empirical Bayes estimation)이 활용된다.

식 1a-1c를 중심으로 기술한다. j번째 군

집에서는 2개의 가능한 β_{0j}추정치가 존재하는데, 군집-특수 표본 평균인 $Y_{.j}$와 전체 평균(grand mean)인 γ_{00}이다. 마이크로 지수의 최적(optimal) 추정치는 현실적으로 이 두 개의 가중 평균이다. 따라서

<식9> $\beta^*_{0j}=\lambda_j \gamma_{.j}+(1\gamma_{01}-\lambda_j)\gamma_{00}$

단 λ_j는 신뢰성 지수로서, 군집-특수 표본평균에서 실제 점수와 전체 점수 분산의 비(ratio of true score to total score variance)의 비이다. 그 크기는 해당 군집의 크기가 클수록 크다. 즉 규모가 큰 군집에서 얻어진 평균은 신뢰성이 높고, 가중치가 커진다는 의미이다. 따라서 β^*_{0j}은 $\gamma_{.j}$에 근접한다. 반대로 크기가 작으면 β^*_{0j}은 다른 군집에서 정보를 빌려서, 그 표본 평균과 관련된 통계적 불안정성 문제를 보완한다. 이때 λ_j을 데이터에서 추정하게 되므로, 이러한 방법을 실증적 베이즈 추정치라 한다.

실증적 베이즈 추정치는 주로 다음의 두 가지 영역에서 활용된다. 첫째 흔치 않은 질병의 소규모 인구집단에서의 발생률을 추정할 때이다. 관찰된 율 $Y_{.j}$을 사용할 경우 실제 율의 좋은 지표가 아닐 가능성이 있기 때문이다. 반대로 전체 군집의 인구집단 평균 율(population average rate)을 사용하는 것도 적절하지 않다. 두 가지 방법을 보완하여 인구집단 특수 발생률 등을 추정하는 방법으로 베이즈 추정이 유용하다.

둘째 여러 의료 제공자의 상대적 수행능력을 평가할 때이다. 제공자의 수행능력 지표로는 예를 들어 특정 수술에서 의사- 또는 병원-수준의 사망률 등이 사용된다. 이때 제공자별 수행능력 지표를 추정하는데 두 가지를 감안하여야 하는데 자료의 신뢰도와 위험도 보정의 문제이다.

제공자의 특정 결과(예를 들어 수술 사망률)에 대해 관찰된 평균적 값은 체계적인 요소와 우연적 요소를 모두 반영한다. 체계적 요소가 의료 제공자를 비교하는 근거가 되어야 한다는 점에는 이론이 없을 것이다.

그러나 우연적 요소가 너무 커서 주어진 데이터에서 체계적 요소를 추론할 기반이 거의 없는 경우도 있다. 이때 해당 제공자에 대해서 관찰된 자료의 신뢰도가 낮다고 한다. 한편 제공자는 각기 다른 환자 믹스(patient mix)를 가지므로 위험도를 보정하여야 한다.

제기된 두 가지 문제를 해결하는데 실증적 베이즈 추정치가 유용하다. 베이즈 추정치는 다른 제공자의 자료를 감안하여 수행능력 지표를 추정하므로 수행능력 지표의 신뢰도를 높이며, 다수준 모델에서 환자-수준의 위험도 또는 질병 경중도 측도를 포함함으로써, 위험도 보정이 가능하기 때문이다.

식 4a-4c(수준-1은 환자와 수준-2은 의료제공자)를 이용하여 안정화되고(stabilized), 위험도를 보정한 의료제공자 수행능력 지표를 구할 수 있다. X_{ij}을 j번째 의료제공자에게 치료 받은 i번째 환자의 위험도 측도(measure of risk)라 하자. 이러한 측도의 영향은 흔히 고정된 것으로 간주할 수 있다(즉 $\tau_{11}=\cdots=\tau_{kk}$). 또한 β^*_{0j}는 j번째 의료제공자에게 치료 받은 환자의 위험도를 보정한 수행능력 지표로 해석할 수 있다.

베이즈 추정치를 사용하는 데는 기술적으로 세 가지 측면에 주의하여야 한다. 첫째 수준-1 모델의 설정 단계이다. 수준-1 모델에는 제공자와 무관한 위험도의 차이를 모두 제거할 수 있는 환자 수준의 공변량이 포함되어야 한다. 그러나 이러한 공변량은 제공자에서 받은 의료의 질에 기인한 차이까지 제거하지는 않아야 한다. 둘째 베이즈 추정치를 사용하더라도 각각의 제공자를 효과적으로 비교하기에는 충분한 안정성을 확보하기 못하는 경우가 흔히 있다.

마지막으로 바이어스의 문제를 고려하여야 한다. 통계적 이론에 따르면 $Y_{.j}$가 j번째 군집의 평균에 대한 바이어스 없는 추정치인 것은 당연하다. 그러나 β^*_{0j}는 이러한 불편 추정치로부터 $(1-\lambda_j)\gamma_{00}$만큼 떨어져 있는 값이다. λ_j가 크면 그 바이어스가 매우 작지만, 종종은 상당한 수준이다. 더구나 표본 크기가 다를 경우, 바이어스의 정도는 군집마다 다르다.

표본 크기가 같다면 모든 제공자별 추정치가 전체 평균인 γ_{00}을 향해 이동하지만, 각 제공자의 순위가 바뀌지는 않는다. 그러나 크기(예를 들어 치료한 환자의 숫자)가 제공자마다 다를 경우 순위가 변할 수도 있다. 즉 환자를 많이 보는 제공자의 수행능력이 부당하게 낮은 것으로 추정되고, 소규모의 수행능력이 떨어지는 제공자가 엉뚱하게 수행능력이 높은 것으로 추정되는 경우도 있다. 따라서 베이즈 추정 과정에서는 안정성(신뢰성)과 바이어스 간의 균형을 감안하여야 한다.

결 론

다수준 모델은 교육학 분야에서 교육 방식 등이 학생의 성취도에 영향을 미치는지 평가하는데 활용되었는데 최근 10년 동안 역학 연구의 분석에 도입되었다.

다중적인 자료 구조를 개념적으로 이해하고 분석하는데 유용한 틀을 제공하지만, 유일한 방법은 아니다. 예를 들어 다중적 자료 구조 분석에 이미 활용되던 랜덤 효과 모형으로도 동일한 분석결과를 얻을 수 있으며, 기본적으로는 랜덤 효과 모형의 한 변형이라 할 수 있다.

하지만 복잡한 구조를 가진 자료에 랜덤 효과 모형을 적절히 구축하여 적용하기는 쉽지 않다. 반면 다수준 모델은 개념적으로 명확한 분석 틀을 구축하여 분석하는 일이 가능하다. 이러한 측면에서 예방의학 연구자가 다중적 구조를 가진 자료를 적절히 분석하는데 적절하다.

흔히 접하는 다중적 구조의 자료로는 대상자를 반복하여 측정하는 경우(반복측정 자료), 생존 자료 중 대상자의 예후 요인이 추적기간 동안 변화하는 경우(시간 의존성 생존자료), 지역과 개인 특성이 질병 발생에 미치는 영향을 동시에 평가하여야 하는 경우(사회역학 분야의 자료) 등이다. 또한 다수준 분석은 통상적인 SAS 등의 패키지로도 분석이 가능하지만, 다중 수준 분석을 위하여 개발된 MLWin 등의 패키지로 쉽게 분석할 수 있다.

다수준 분석은 랜덤 효과 모형이 필요한 복잡한 자료 분석에 있어서 유용한 분석 및 해석 틀을 제공한다. 예방의학 분야에서 이러한 연구 자료가 점증하는 점을 감

안할 때 그 유용성 또한 증가할 것으로 예상된다.

참고문헌

1. Bingenheimer JB, Raudenbush SW. Statistical and substantive inferences in public health: Issues in the application of multilevel models. *Ann Rev Public Health* 2004; 25: 53-77
2. Diez-Roux AV. Investingating neighborhood and area effects on health. *Am J Public Health* 2001; 91: 1783-1789
3. Diez-Roux AV. Multilevel analysis in public health research. *Ann Rev Public Health* 2000; 21: 171-192
4. Greenland S. Principles of multilevel modelling. *Int J Epidemiol* 2000; 29: 158-167
5. Merlo J. Multilevel analytical approaches in social epidemiology: measures of health variation compared with traditional measures of association. *J Epidemiol Community Health* 2003; 57: 550-552
6. Pickett KE, Pearl M. Multilevel analyses of neighbourhood socioeconomic context and health outcomes: a critical review. *J Epidemiol Community Health* 2001; 55: 111-122
7. Schwartz S, Carpenter KM. The right answer for the wrong question: consequences of type III error for public health research. *Am J Public Health* 1999; 89: 1175-1180