

개인차분석법을 이용한 실험결과의 통계적 분석의 확장*

김 청 택

서울대학교 심리학과, 인지과학 협동과정

본 연구에서는 인지심리학 이론에서 암묵적으로 가정하는 개인차의 유형을 개관하고, 이론에서 정하는 개인차 모형과 자료분석 시 사용되는 개인차 모형이 일치하지 않을 때 발생하는 문제점에 관하여 논의하였다. 이러한 문제점을 해결하기 위한 개인차 분석 기법을 제안하였다. 심리학이론에서 암묵적으로 가정되는 개인차를 모든 사람의 반응이 동일하다는 반응측정치의 불변성 가정, 자극과 반응의 함수적 형태만 동일하다는 함수적 형태의 불변성 가정, 그리고 함수적 형태도 개인마다 다를 수 있다는 함수형태의 변화 가정의 세 가지로 분류하였고, 인지심리학 연구에서는 함수적 형태의 불변성이 인지이론에서 흔히 제안되는 가정임을 논의하였다. 함수적 형태의 불변성에 적합한 통계적 모형으로 확률적 파라미터 모형을 제시하였고 이러한 모형의 적절성을 검토하기 위해 심상회전 실험을 시행하여 그 자료가 개인차를 반영하는 통계적 모형에 의하여 분석되었다. 분석결과, 심상회전의 속도가 개인마다 다르며 속도는 시행이 진행됨에 따라 빨라지나 그 반응의 개인간 변산성은 감소됨을 발견하였다. 또한 회전속도의 개인차는 내포된 그림 검사점수에 의하여 설명될 수 있음을 보았다. 이러한 결과는 개인차의 모형이 인지심리학적 질문에 대하여 보다 풍부한 답을 할 수 있음을 시사한다.

주제어 개인차, 확률적 파라미터 모형, 심상회전

본 연구의 목적은 인지과정을 다루는 연구에서 개인차가 어떠한 역할을 하며, 개인차를 무시하는 것이 어떠한 문제점을 발생시키는지 알아보고, 이러한 문제점을 해결하는 방안을 제시하는 것이

* 본 연구는 1999년도 서울대발전기금 일반학술연구비 (200-19990005)의 지원에 의해 수행되었다.
논리의 전개에서부터 세세한 표현에 이르기까지 주신 도움을 주신 세분의 심사위원께 감사 드립니다.
논문을 읽어주고 논평을 해 준 박민규박사와 이병택박사에게도 감사드립니다.
교신저자 주소: 김청택, 서울시 관악구 신림동 산 51 서울대학교 심리학과 (우) 151-746
E-mail: ctkim@snu.ac.kr

다. 먼저 심리학에서 개인차에 대한 연구 방법들을 개관하고 그 방법론들이 어떻게 실험 심리학의 연구들에 적용될 수 있는가를 살펴보자. 사람들은 각기 다르며, 같은 상황에서도 다르게 반응한다는 사실에 이견을 가진 연구자는 없을 것이다. 하지만 어떠한 측면에서 어떤 개인차가 존재하는지에 대해서는 심리학자들마다 견해가 다르다. 다시 말해서, 서로 다른 영역의 심리학 연구자들은 개인차에 대해 서로 다른 가정을 하고 있다.

성격 및 심리측정을 비롯한 영역(이하 개인차 심리학)에서는 개인차를 연구함으로써 인간을 이해하려한다. 즉 개인차 심리학은 인간마다 심리적 구조와 기능이 다름을 가정하고, 개인의 심리적 구조나 기능들을 재는 측정치들 간의 연관성을 밝힘으로써 인간을 이해하고자 한다(Cattell, 1952; Hull, 1945; Tucker, 1992). 예를 들어, 언어 능력이 높은 사람들이 수리적 능력이 높은지 낮은지를 조사함으로써 지능의 특성을 연구한다. 다변량 분석법들과 같은 많은 심리측정의 통계적 기법들이 이러한 개인차 연구를 위해 개발되었다. 그러나 공통적인 심리구조와 과정은 존재하지만, 처리 속도 등과 같은 양적인 측면에서 차이가 나는 과정에 대한 연구는 소홀히 다루어져 왔다.

한편 실험 심리학에서는 기본적으로 개인차를 가정하지 않는다. 개인마다 반응이 다른 이유를 단순히 측정오차로 돌린다. 바꾸어 말하면, 실험 심리학자들은 주어진 자극에 대해 모든 피험자들이 동일하게 반응함을 가정하고, 반응들이 서로 다른 이유는 단순히 피로나 실험할 때의 기분과 같은 규칙성이 없이 발생하는 요인들 때문이라고 설명한다. 실험심리학은 이러한 가정에 근거하여 분산분석이나 회귀분석 같은 개인차를 가정하지 않는 통계적 모형을 주로 이용하였다. 이렇게 분야별로 연구자들이 개인차에 대해 암묵적으로 서로 다른 가정을 하고 거기에 따라 서로 다른 통계적 방법을 사용하고 있으므로, 이 시점에서 개인차를 명시적으로 정의해 볼 필요가 있다.

개인차에 대한 심리학적 가정

여기에서는 개인들 간에 공유하는 규칙성이 어떠한 것인지를 살펴봄으로써 개인차를 정의하고자 한다. 과학으로서의 심리학이 행동의 규칙성을 발견하는 것이라면, 특정수준에서의 불변적인 규칙에 대한 가정은 다시 개인차를 어떻게 가정하는지로 환원될 수 있다. 다음에 크게 세 가지의 다른 불변성을 살펴보겠다. 첫 번째 불변성은 동일한 자극에 대해 개인들이 동일하게 반응함을 가정하는 것이다(반응 측정치의 불변성, *Invariance in Value*). 이러한 가정 하에서는 관찰되는 자료가 모든 개인들에게 동일해야 하며, 개인차는 단순히 무선적 오차에 지나지 않는다. 수리적으로 표현하면,

$$y_i = f(x; \theta) + e_i. \quad (1)$$

여기에서 y_i 는 i 번째 개인의 반응을 나타내고, f 는 자극 x 와 반응 y_i 를 연결시켜주는 함수를 나타내고, e_i 는 함수에 의해 설명될 수 없는 오차를 나타낸다. θ 는 x 와 y 간 관계를 나타내는 파라미터로 함수 f 의 양적인 특성을 나타내어 준다. 예컨대 f 가 선형함수인 경우 파라미터는 기울기와 편인데, 기울기는 변화율이고, 절편은 x 가 0일 때의 y 의 크기이다. 여기서 주목할 점은 이 모형에서는 첨자(subscript)가 없다는 것이다. 이는 모든 사람이 동일한 함수와 동일한 파라미터의 값을 가짐을 의미한다. 이 모형에서 유일한 확률변수(random variable)는 e_i 이다.

두 번째의 불변성은 개인들이 동일한 반응을 하지는 않지만 자극과 반응을 연결하는 함수의 형태가 동일하다는 것이다(함수 형태의 불변성, *Invariance in Functional Form*). 수리적으로 표현하면,

$$y_i = f(x; \theta_i) + e_i. \quad (2)$$

이 모형은 첫 번째 모형과는 달리 파라미터가 첨자를 가지고 있다. 이는 모든 개인이 동일한 함수를 따르지만, 파라미터의 값은 개인마다 다를 수 의미한다. 따라서 이 모형에서 θ_i 도 e_i 와 더불어 확률변수이다.

마지막으로 세 번째의 불변성은 모든 개인이 전혀 다른 형태의 반응을 함을 가정하는 것이다 (**함수 형태의 변화, Variance in Functional Form**). 수리적으로 표현하면,

$$y_i = f_i(x; \theta_i) + e_i. \quad (3)$$

이 모형에서는 개인마다 서로 다른 함수와 파라미터의 값을 가지고 있음을 가정한다. 예컨대 개인의 특성에 따라 어떤 사람은 x 와 y 사이에 지수함수의 관계를 가지고, 다른 사람은 선형함수의 관계를 가질 수 있다. 이 모형에서 파라미터뿐만 아니라 함수 f 에도 첨자가 있는 것은 이러한 이유 때문이다.

보다 이해를 돕기 위하여, 인지과정의 이론적 모형을 예를 들어 설명하여 보자. Shepard와 Metzler(1971)의 심성회전 이론에 따르면, 두 형상(image)이 동일한지의 여부를 판단하기 위해서는 형상 짝짓기(matching) 과제에서 한 형상을 다른 형상과 같은 각도로 심성회전을 시킨 다음 비교한다. 따라서 심성회전의 각도가 클수록 반응시간이 비례하여 길어짐을 예언한다. 그 반응시간의 증가 정도가 선형적이라 가정하면, 심성회전 모형은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$y_i = a_i + b_i x + e_i. \quad (4)$$

여기서 y_i 는 반응시간을 나타내고, x 는 두 자극간의 각도 차이, 즉 회전해야 할 각도를 나타낸

다. 절편과 기울기에 해당하는 a_i 와 b_i 는 파라미터들로, b_i 는 1° 회전하는 데 걸리는 반응시간을 나타내고, a_i 는 회전이 필요 없을 때 걸리는 반응시간을 나타낸다.

반응 측정치의 불변성을 가정하는 이론들에서는 1° 회전하는 데 걸리는 시간인 b_i 가 모든 개인들에게 동일하고 그 절편, a_i 도 모든 개인들에게 동일하다는 것을 가정한다. 함수 수준에서의 불변성을 가정하는 이론들에서는 피험자가 심성회전을 한다고 가정하지만 즉 반응시간이 자극간 각도차이 크기의 일차식으로 표현될 수 있다고 가정하지만, 모든 피험자가 같은 속도로 심성회전을 한다고는 가정하지 않는다. 다시 말해서, a_i 와 b_i 가 피험자마다 다를 수 가정한다.

인지과정에 관한 이론들을 조심스럽게 검토해 보면, 대부분의 이론들은 반응측정치 불변성을 가정하기보다는 함수형태의 불변성을 암묵적으로 가정하고 있음을 알 수 있다. 즉 대부분의 이론들은 예컨대 두 조건의 반응시간 차이가 20 msec여야 한다고 예측하기보다는 어느 조건에서 반응시간이 더 길어야 한다고 예측한다. 그러나 이론에서 가정하고 있는 바와는 다르게, 심리학 연구에서 이러한 이론들을 검증하기 위해 통계적 기법을 사용할 때는 고정효과 모형의 ANOVA나 고정효과 모형의 회귀분석과 같이 반응 측정치의 불변성을 가정하는 분석법을 주로 사용한다. 따라서 개인차에 대한 이론적 가정과 자료 분석적인 가정이 일치되지 않는 것이 어떤 문제점을 발생시킬 수 있는지를 연구하는 것이 필수적일 것이다. 먼저 이러한 심리이론의 개인차 가정과 통계적 분석법에서의 개인차 가정의 불일치가 심리학 연구에 어떠한 영향을 주는지를 알아보고 왜 개인차 연구가 중요한지를 살펴보겠다.

개인차 연구의 중요성

실험심리학에서 개인차를 무시한 통계적 기법으로 가장 많이 사용되는 것은 피험자들을 묶어서 얻은 각 실험 조건의 평균을 통계분석에 이용하는 것이다. 이러한 분석법의 가장 큰 가정은 피험자를 묶으면 각 피험자의 자료에서 발생하는 오차만을 상쇄시킬 수 있다는 논리에 근거하고 있다. 수식 (1)과 같이 확률변수가 오직 하나만 (e_i) 존재할 때는, 피험자를 묶어서 내는 평균은 오직 오차항만을 상쇄시킬 수 있으므로 평균을 구하는 과정은 오차항을 제거하고 진점수 추정해 내는 과정으로 볼 수 있다. 즉 수식 (1)의 평균은

$$\begin{aligned} \bar{y}_i &= \overline{f(x; \theta) + e_i} \\ &= \overline{f(x; \theta)} + \overline{e_i} = \overline{f(x; \theta)}. \end{aligned}$$

로 되어 자료의 평균은 오차항만을 제거한다. 그러나 수식 (2)와 같이 확률변수가 하나 이상 (θ_i, e_i) 존재할 때에는 평균이 단순히 오차항만을 상쇄시키는 것은 아니다. 즉 수식 (2)의 평균은

$$\begin{aligned} \bar{y}_i &= \overline{f(x; \theta_i) + e_i} \\ &= \overline{f(x; \theta_i)} + \overline{e_i} = \overline{f(x; \theta_i)}. \end{aligned}$$

과 같이 표시될 수 있고 $\overline{f(x; \theta_i)} \neq \overline{f(x; \theta)}$ 이므로, 식 (2)로 표현될 수 있는 자료에서는 평균이 개인의 자료 패턴을 대표하지 못할 수도 있다. 즉 함수에 첨자가 들어가기 때문에 자료를 평균하는 것은 파라미터의 평균을 함수에 대입한 자료패턴과 일치하지 않는다.

이러한 현상 때문에 개인차가 존재할 때 개인차를 무시하는 통계적 기법을 사용하면, 그릇된 결론을 유도하기 쉽다는 몇몇 증거들이 있다. 첫

째로, Estes(1956)는 함수가 선형적이지 아닐 때, 개인들의 자료를 묶은 평균들의 패턴은 개별적 자료의 패턴을 따르지 않을 수 있음을 보여 주었다. 최근 Anderson과 Tweney(1997)는 자료 묶음에 의한 편향성이 무선적이지 아니라 특정한 모형을 지지하는 쪽으로 체계적으로 편향됨을 보여주었다. 그들의 연구에서 개인들의 자료를 묶은 평균을 분석에 사용했을 때, 멱함수에서 나온 자료와 지수함수에서 나온 자료들이 모두 멱함수를 지지하는 쪽으로 편향된 결과를 내었다. Myung, Kim과 Pitt(2000)은 이러한 편향이 단순평균에 의한 분석의 결과임을 증명하였다. 그밖에 Ashby, Maddox와 Lee(1994)의 연구에서도 개인별로 관찰된 자료패턴이 피험자를 묶어서 만든 평균 자료에서는 관찰되지 않고, 평균 자료에서는 관찰된 패턴이 개인별 자료에서는 관찰되지 않음을 보여주었다.

이렇게 개인차를 고려하지 않는 통계적 분석은 잘못된 결론을 이끌 수 있다는 점에서 개인차를 고려한 통계적 분석법은 필수적인 것이다. 여기에 덧붙여, 개인차는 아마도 인간의 행동 패턴을 예언하는데 다른 어떠한 실험조작보다도 더 강력한 영향력을 가질 것이다. 이러한 관점에서 개인차의 존재는 인간을 이해하는데 불필요한 소음이라기 보다는 인간의 이해를 도와주는 도구로 사용될 수 있다.

개인차 연구를 위한 통계 모형

개인차는 실험적 조작과는 달리 인간에게 이미 존재하기 때문에 개인차를 조작하는 것이 가능하지 않고, 개인차를 통계적 모형에 포함시키는 기법을 사용해야만 이 문제에 접근할 수 있다. 인간에게 공통적으로 일어나는 인지과정을 연구하는 실험심리학에서는 평균자료의 구조가 주 관심 대상이다. 이는 앞서서도 언급한 바와 같이 평균 패턴이 오차를 제거한 진 자료 패턴에 가장 가깝다고 믿었기 때문이다. 반면에 개인차를 연구하기

위해서는 평균 구조보다는 분산이나 공분산의 구조를 조사해야 한다. 평균에 비해 개인의 점수가 얼마나 높은지 낮은지가 개인차를 반영하고, 이에 대한 정보는 분산이 가지고 있다. 또한 한 측정치의 점수가 높은 피험자가 다른 측정치의 점수가 높은지 낮은지를 나타내는 정보는 공분산이 가지고 있다. 분산과 공분산을 나타내는 공분산 행렬을 살펴봄으로써 개인차에 관한 직관을 얻을 수 있을 것이다.

이러한 공분산 행렬은 개인차 심리학의 분야에서 많이 연구되어 왔다. 여기서 특히 실험 심리학과 관련되어 언급되어야 할 점은 실험 심리학에서는 여러 변수들간의 상관 자체보다는 반복적으로 측정된 값들에서 추정되는 실험 효과들 간의 상관에 더 관심이 있다. 예컨대, 통제조건과 실험조건의 반응시간들이 성별과 어떤 연관을 가지나 보다는, 실험조건과 통제조건의 차이로 나타내어지는 실험효과가 남녀간에 어떤 차이가 나는지에 더 많은 관심이 있다. 이때 실험효과는 앞에서 든 심리모형에서 파라미터에 해당된다. Shepard와 Metzler(1971)의 심성회전의 예에서, 각 회전 조건당 측정된 반응시간보다는 파라미터 즉 심성회전 속도가 다른 변수 (예컨대 공간지각 능력)와 어떤 연관을 가지는지에 더 관심이 있을 수 있다. 그러나 파라미터가 고정된 것으로 취급하는 통계적 모형들 (예, 고정효과 ANOVA, 회귀분석 모형)에서는 파라미터(실험효과)가 고정된 값이기 때문에, 이 실험효과와 공간지각 능력과 같은 다른 변수와의 상관을 볼 수 있는 방법이 없다. 파라미터가 확률적으로 변하는 경우에만 상관을 구할 수 있다. 연구자가 이러한 상관에 관심이 있는 경우에는 파라미터가 확률적으로 변하는 통계적 모형의 적용이 불가피하다. 이러한 모형의 후보자로 개별적 분석법, 공분산 구조 모형, 확률적 파라미터 모형 등을 들 수 있다. 다음에 이 각각의 방법이 파라미터의 개인차를 가정하는 모형에 적용될 수 있는지를 살펴볼 것이다.

개별적 분석법

이 방법은 자료를 개인별로 모형에 적합시켜서 파라미터의 값들을 구하고 그 값을 실제로 관찰된 자료처럼 이용하는 것이다. 즉 각 개인별로 식 (2)의 θ_i 를 구한다. 심성회전의 예에서 θ_i 는 절편과 기울기인데, 이 분석법에서 θ_i 는 개인별로 다르다. 구해진 기울기의 분산은 개인차의 정도를 나타내는 지표로 사용될 수 있고, 기울기와 다른 변수와의 상관을 분석하는 것은 기울기의 개인차를 설명할 수 있는 변수를 발견할 수 있게 한다. 이 분석법은 함수형태에서의 불변성을 가정했을 때 직관적으로 타당한 것으로 보이며, 실제로 많이 사용되는 방법 중의 하나이다. 하지만 문제점은 이 방법이 각 개인별로 파라미터를 추정할 때 발생하는 오차를 전혀 고려하지 않았다는 점에서 개별 파라미터에 의한 분석은 편향된 결론을 내릴 수 있다는 것이다. 즉 이 모형은 개별분석에 의하여 구해진 θ_i 가 이미 추정오차를 포함하고 있다는 사실을 고려하지 않고 있다 (이와 비슷한 예는 x와 y에 측정오차가 포함된 경우에 x와 y의 상관계수는 두 진점수들 간의 상관계수와 다르다는 것이다).

보다 이해를 돕기 위해서 두 개인의 파라미터를 사용하여 개별적 분석법을 적용시키는 경우를 생각하여 보자. 그림 1은 두 개인의 자료를 가상적으로 만든 것인데, 회귀분석 모형에서 두 개인은 서로 다른 기울기를 가진다. 만약에 연구자가 두 기울기 .30과 .99를 진점수처럼 취급하여 그 점수를 이후의 분석에 사용한다면, .30을 추정할 때의 오차가 .99를 추정할 때의 오차보다 훨씬 큰 사실을 무시하는 것이다. 예컨대, 두 기울기의 평균을 구한다면 약 .65가 될 것이다. 그러나 직관적으로 판단할 때 두 기울기의 평균은 .99에 더 가까워져야 할 것이다. 이렇게 오차구조를 무시하는 것은 파라미터에 대한 진점수 (true score)를 추

정하는데 편향성을 유발한다. 이러한 편향성은 분산이나 공분산을 추정하는 과정에서 더욱 강하게 작동되는데, 한 예로, 추정된 절편과 기울기를 $\hat{\beta}_0$ 과 $\hat{\beta}_1$ 라 하고 β_0 와 β_1 을 진점수 값이라 할 때, $\hat{\beta}_0$ 과 $\hat{\beta}_1$ 의 분산, 공분산과 β_0 와 β_1 의 분산, 공분산은 동일하지 않음은 이미 잘 알려진 사실이다.

$$Cov(\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1) \neq Cov(\beta_0, \beta_1).$$

이러한 편향성은 두 파라미터간의 상관계수를

이 두 확률변수에 의해 결정된다. 보다 이해를 돕기 위하여 그림 2의 개인차를 가정한 자료구조에서 이 관계를 도식적으로 기술하였다. β_{0i} 와 β_{1i} 를 심성회전에서 i 번째 개인의 절편과 기울기라 하고, 이들을 확률변수로 보자. 이때 이 두 파라미터는 특정한 분포를 따른다. 그리고 이 분포로부터 각 개인의 두 파라미터가 결정된다. 이렇게 각 개인의 절편과 기울기가 결정되면 하나의 선형적 반응 시간패턴을 형성하게 된다. 실제 실험 자료에서는 이러한 개인별 반응시간 패턴에서 다소 이탈된 반응 시간을 관찰하게 되는데, 이러한

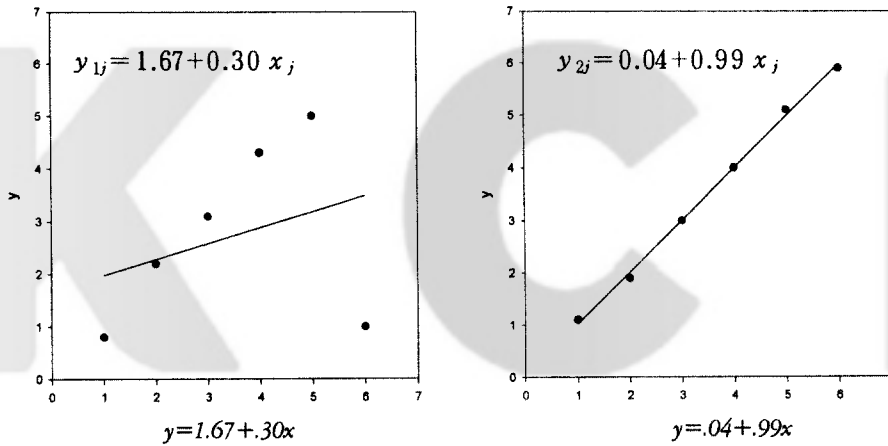


그림 1. 두 개인의 회귀분석 결과

일반적으로 낮게 추정하게 하여 통계적 검증력을 약화시킨다. 따라서 개별적 분석법은 최선의 해결책은 될 수 없다.

개인차를 가정했을 때의 자료구조

개인차를 포함시키는 심리모형에서 발생한 자료는 특정한 형태의 공분산 구조를 가진다. 다시 수식 (2)로 돌아 가면, 파라미터 θ_i 와 측정오차 e_i 가 모두 확률변수이므로, 한 측정치의 분산은

편차는 제 2의 확률변수인 오차항 (e_{ij})의 분포에 의해 결정된다. 따라서 두 확률변수에 의해 최종적으로 산출되는 자료는 그림 2의 맨 아래에 제시된 자료 패턴이다. 이 자료 패턴만 보면 개인차에 의해 발생하는 편차의 부분과 오차항에 의해서 발생하는 편차의 부분을 구분할 수 없다. 하지만 연구자의 목표는 두 가지 다른 변산원을 찾아내는 것이다. 다음의 절에서 기술될 통계적 기법들은 이러한 자료구조를 복구하는 기법들이다.

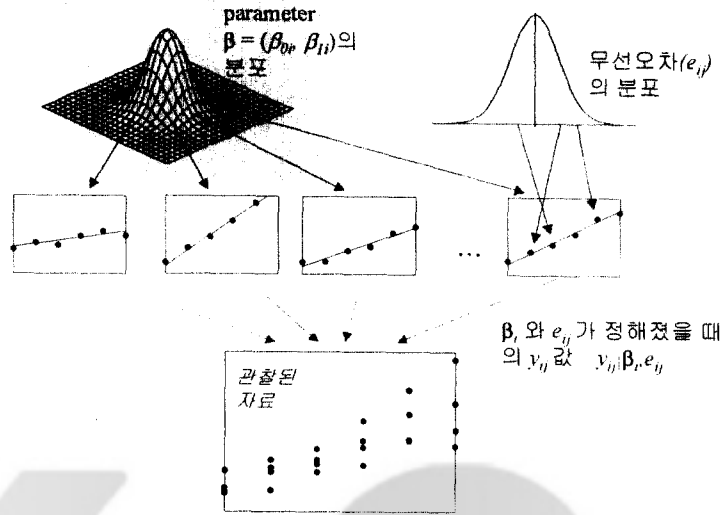


그림 2. 개인차를 가정했을 때의 자료구조

공분산 구조의 모형

그림 2와 같은 자료 구조를 가정할 때, 이 자료는 특정한 형태의 공분산 구조를 따라야 된다. 실제 자료가 이러한 공분산 구조를 따르는지를 검증하고 모수치를 추정함으로써, 가정된 통계모형의 타당성을 판단하고 개인차에 해당하는 정보와 오차에 해당하는 정보를 분리시켜 얻을 수 있다. 앞에서도 언급한 바와 같이 실험 심리학자들은 주로 평균의 패턴만을 분석하여 왔으나, 개인차를 심리 모형에 통합시키기 위해서는 공분산 구조에 관한 모형도 평균 구조 모형과 함께 필요함을 다시 한번 강조한다.

다시 심성회전 모형의 예로 돌아가자. i 번째 개인 j 번째 반응시간 y_{ij} 는

$$y_{ij} = \beta_{0i} + \beta_{1i}x + e_{ij}. \quad (5)$$

β_{0i} 와 β_{1i} 는 각각의 평균을 나타내는

β_0 와 β_1 과 각 개인 파라미터의 평균으로부터의 편차를 나타내는 b_{0i} 와 b_{1i} 로 다시 기술될 수 있다.

$$y_{ij} = (\beta_0 + b_{0i}) + (\beta_1 + b_{1i})x + e_{ij}. \quad (6)$$

이때 측정오차 e_{ij} 가 동일한 분산을 가지고 서로 독립인 (independently identically distributed) 정상분포를 따른다고 가정하고,

$$e_{ij} \sim N(0, I\sigma)$$

b_{0i} , b_{1i} 가 2변량 정상분포를 따른다고 가정하면,

$$(b_{0i}, b_{1i}) \sim N(\beta, D)$$

측정 반응시간 y_{ij} 의 공분산 구조 V 는

$$V = I\sigma + XDX'$$

이때 X 는 독립변수들로 구성된 행렬을 나타낸다.

우리가 가정한 모형으로부터 평균에 대한 구조와 공분산에 대한 구조가 명시되었으므로, 최우 추정 상실 함수(Maximum Likelihood Loss Function)나 일반화 최소 자승 상실 함수(Generalized Least Square Loss Function)를 이용하여 모수치에 대한 추정치를 구할 수 있다. 한 가지 첨가할 점은 다른 공분산 구조모형과는 달리 이 모형은 공분산과 함께 평균구조도 추정되어야 한다는 것이다. 이러한 평균구조의 설치는 몇몇 공분산구조 프로그램에서 특별한 처리를 요구한다. 보다 자세한 설명을 위해서는 MacCallum, Kim, Marlarkey와 Kiecolt-Glaser(1997)을 참조하라.

확률적 파라미터 모형

확률적 파라미터 모형은 원칙적으로 평균구조를 포함하는 공분산 구조 모형과 이론적으로 그리고 계산적으로 유사하지만, 실험 심리학적 입장에서 개념적으로 더 이해하기 쉽다. 이 모형에서는 자극과 반응사이를 결정하는 규칙이 하나의 함수로 기술될 수 있다고 가정할 때, 그 함수의 형태는 동일하고 파라미터의 값은 개인마다 다를 것으로 예측한다. 이러한 자료구조는 경험적 베이스(Empirical Bayes, Maritz, 1970) 방법의 틀에서 이해될 수 있다.

먼저 경험적 베이스 방법을 살펴보면, 각 자료 y_i 의 분포는 사전분포(θ_i)에 의해 결정된다. 그림 2와 같은 다층 모형의 맥락에서 보면, 개인별 파라미터가 이 사전분포에 해당한다. 따라서 하나의 자료가 관찰되었을 때 실제로 베이스 이론에서 존재하는 자료는 (y_i, θ_i) 의 쌍이다. 심성회전의 맥락에서 다시 말하면, y_i 는 관찰된 반응시간이고 θ_i 는 개인의 절편과 기울기 같은 매개함수

이다. 베이스 이론에서는 이러한 사전분포는 사전의 지식에 의해 독립적으로 제공되어야 하지만, 여기에서 살펴본 실험상황에서는 θ_i 는 직접적으로 관찰되지 않는다. 이러한 의미에서 진정한 베이스 방법을 적용하는 것은 가능하지 않다. 대신 사전분포를 자료로부터 추정하는 것이 가능한데, 이러한 방법을 경험적 베이스 방법이라 한다. 여기에서는 자료에 근거하여, 먼저 θ_i 의 분포를 가정한다. 그런 다음에 그 분포에 근거하여 자료의 기대치를 구하고(Expectation), 이 기대치에 근거하여 다시 우도함수를 최대화(Maximization)하는 θ_i 의 분포를 구한다. 이러한 과정을 반복하여, 추정치들이 이 과정을 반복함에도 실질적으로 변하지 않을 때의 값을 최종 추정치로 간주한다. 이러한 추정 과정을 E-M과정이라 하고(Lindstrom & Bares, 1988), 확률적 매개 모형에서 많이 사용된다. 이러한 통계적 방법론은 개인차를 반영하는 파라미터의 분포(평균과 분산)와 오차에 의한 분산을 추정하는 것을 가능하게 한다.

이 통계적 기법은 선형모형의 경우, 계층적 선형모형(Hierarchical linear model, Bryk & Raudenbush, 1987; 1992)이나 다층 모형(Multi-level model, Goldstein, 1995)이라 불리며, 교육학이나 약물효과에 대한 연구 등에서 많이 사용되고 있으나 심리학에서는 비교적 사용되지 않는 방법이다.

확률적 매개 변수를 설명하는 변수들

확률적 파라미터를 사용하는 또 하나의 장점은 한 심리과정을 나타내는 파라미터가 다른 변수에 의해 예측가능하다는 것이다. 수식(5)에서 보듯이, 각각의 피험자들은 각기 다른 절편과 기울기를 가지고 있다. 이때 심성회전 실험 예에서 공간지각 능력을 재는 다른 독립적인 측정치를 가지고 있다면, 개인의 심성회전의 속도를 나타내는

기울기는 개인의 공간지각 능력 점수에 의해 예측될 수 있어야 할 것이다. 수식 (5)으로부터

$$\begin{aligned}\beta_{0i} &= \lambda_0 x_i + r_{0i} \\ \beta_{1i} &= \lambda_1 x_i + r_{1i}\end{aligned}\quad (7)$$

여기에서 x_i 는 각 개인의 공간지각 능력을 나타내고, λ_0 와 λ_1 는 각각 공간지각 능력 점수가 1만큼 증가했을 때 심성회전의 절편과 기울기를 얼마나 증가시켜 주는지를 나타낸다. r_{0i} 와 r_{1i} 는 각각 공간지각 능력에 의해 예측되지 못하는 절편과 기울기를 나타낸다. 이때, 확률적 파라미터 모형에서는 λ_0 와 λ_1 를 추정할 수 있고 r_{0i} 와 r_{1i} 의 분산과 공분산을 추정할 수 있다. 또한 r_{0i} 와 r_{1i} 의 분산과 수식 (6)에서의 b_{0i} 와 b_{1i} 의 분산을 비교함으로써 공간지각능력 x_i 에 의해서 설명되는 분산도 산출할 수 있다.

인지심리학연구에서 개인차 연구방법론의 유용성

공분산 구조 분석이나 확률적 파라미터 모형을 이용할 때, 파라미터의 분산을 측정함으로써 개인차의 정도를 추정할 수 있었고, 그 개인차를 독립적으로 측정된 다른 변수들을 이용하여 기술 혹은 설명할 수 있음을 앞에서 보았다. 이러한 방법론의 이용은 심리학 이론 발전에 다음과 같은 측면에서 도움을 줄 수 있다. 첫째로 개인차를 무시한 평균치들만의 분석은 경우에 따라서는 잘못된 결론을 유도할 수 있다. 따라서 비록 개인차가 연구의 주제가 아니라 할지라도 개인차를 자료 분석에 이용하는 것은 모든 개인에서 공통적으로 발생하는 인지과정의 연구에 장애를 주기보다는 도움을 준다.

둘째로 개인차의 분산과 측정오차에 의한 분산 부분을 분리시키는 것은 관찰된 자료의 해석에 중요한 의미를 준다. 예컨대 ANOVA에서 통계적으로 의미없는 결과를 얻었을 때, 그 원인이 자료에 개인차 분산이 많아서 그런 것인지 아니면 측정오차에 의해서 그런 것인지를 변별할 수 있으면, 이 결과는 추후의 실험계획법이 어떠한지에 관하여 방향을 잡아줄 수 있다. 만약 측정오차에 의해서라면, 새로운 실험설계법으로 측정오차를 줄일 수 있는 방법을 모색해야 할 것이다. 만약 개인차에 의한 것이라면, 개인차를 줄이는 방향으로 피험자를 구하든지, 그렇지 않으면 수식 (7)에서 제시된 것과 같이 개인차를 설명할 수 있는 변수를 찾아내어 개인차를 설명한 다음 실험 처치 효과가 유의한지를 검증해야 할 것이다. ANOVA에서 통계적으로 의미있는 결과를 얻었을 때도, 각 조건내 측정치의 분산이 측정오차의 기인하는 것인지 개인차에 기인하는 것인지에 따라 이론적으로 서로 다른 해석이 가능할 것이다.

셋째로 확률적 파라미터 모형은 이론에서 가정하는 정보 처리의 양적인 특성이 개인별로 얼마나 다른지에 대한 지표를 제공할 수 있다. 다시 심성회전 모형으로 돌아가서, 확률적 파라미터 모형을 적용하면 심성회전의 속도의 평균 뿐만 아니라 개인별로 그 속도가 어느 정도 차이가 나는지를 기울기의 분산으로 추정할 수 있다. 예컨대 기울기의 평균이 40msec이고 표준편차가 5msec라면, 정규분포의 이론으로부터 95%의 피험자가 30msec에서 50msec사이의 회전속도를 가지고 있다고 추론할 수 있다.

넷째로 확률적 파라미터 모형은 개인차의 정도를 측정함과 더불어 개인차를 설명함으로써 측정치들 간의 일관성을 재는 척도를 제공할 수 있다. 수식 (7)에서와 같이 심리과정의 개인차를 나타내는 개인의 파라미터의 크기를 개인차를 예측하는 새로운 변수로 설명할 수 있다면, 이는 파라미터의 심리적 의미에 관한 외적 타당도를 제공할 수

있다. 심성회전의 예에서 만약 연구자가 심성회전이 심성이미지를 회전함에 의하여 이루어지는 것이라 가정하면, 수식 (7)에서와 같이 개인간의 공간지각 능력 차이가 심성회전의 속도를 예측해야 한다. 만약 λ_1, λ_2 가 통계적으로 유의하게 0보다 크다면, 공간지각 능력 점수가 심성회전 속도를 예측할 수 있음을 보여준다.

과학으로서의 심리학이 직접적으로 관찰 가능하지 않은 구성개념의 측정을 위해 조작적 정의들을 사용한다는 점을 고려해 볼 때, 이러한 외적 타당도는 심리학 이론의 발전에 도움이 될 것이다. 우리가 만약 심성 이미지의 존재를 연구한다면, 심성 이미지가 존재한다는 가정 하에서 예언하는 실험 결과가 심성회전의 존재를 지지해 주는 하나의 증거이다. 이러한 실험결과에 대해서 공간지각 능력이 심성 이미지의 존재와 관련된 변수이므로 이 두 가지의 측정치가 하나의 수렴하는 결과를 제공한다면 그렇지 않은 경우보다 심성 이미지의 존재를 더 강력하게 지지하여 줄 수 있을 것이다. 이전의 연구들에서는 단순히 두 연구 결과들의 수렴성을 언어적으로 논의하였지만 여기에서 제시된 통계적 방법론은 통계적으로 이러한 수렴이 존재하는지, 존재하면 얼마나 많은 분산을 설명할 수 있는지에 대한 정보를 제공할 수 있다.

예시 실험: 개인차 연구법의 적용 (심성회전 모형)

이 연구에서는 개인차 연구를 위해 확률적 파라미터 모형을 이용하여 분석하는 방법을 예시하고 이 방법이 현재 많이 사용되는 개별적 분석법에 비해 어떤 이점을 가지고 있는지를 살펴보고자 하였으며, 이러한 기법을 이용하여 심상회전에서 개인차의 역할을 밝혀보고자 하였다. 본 연구에서는 Shepard의 심성회전 과제가 사용되었다

(그러나 이 연구는 심성회전에 대한 연구를 목적으로 한 것은 아니다). 모형에서 먼저 반응시간은 두 자극사이의 각도의 차이에 의해 예측되었다.

$$RT_{ij} = a_i + b_i (Angle)_j + e_{ij} \quad (8)$$

절편을 나타내는 a_i 와 기울기를 나타내는 b_i 는 각각 개인차 변수인 내포된 그림 검사 (Embedded Figure Test)의 점수에 의해 설명될 수 있는 것으로 가정되었다. 즉

$$\begin{aligned} b_i &= \gamma_{00} + \gamma_{01}(\text{내포된 그림 검사 점수}) + u_{0i} \\ a_i &= \gamma_{10} + \gamma_{11}(\text{내포된 그림 검사 점수}) + u_{1i} \end{aligned} \quad (9)$$

회전 속도가 연령에 따라, 성별에 따라 다르다는 것은 여러 연구에서 발견되었으나 (Berg, Hertzog, & Hunt, 1982; Kail, 1986; Kail, Carter, Pellegrino, 1979; Mumaw, Pellgrino, Kail, & Carter, 1984), 내포된 그림 검사 점수가 회전속도를 예측할 수 있다는 연구는 저자가 개관한 바로는 발견되지 않았다. 그러나 내포된 그림 검사는 복잡한 장면에서 일정한 그림을 찾아내는 과제로서 심성회전과 관련된 변수로 보여진다. 내포된 그림 검사의 수행을 위하여서는 회전된 형태의 그림에 대한 형태를 재인할 수 있어야 되고 이 검사는 개인의 능력을 반영하고 있기 때문에 개인차 변수로 적절할 것으로 보인다.

실험 방법

피험자 서울대학교 일반심리학을 수강하는 학생 27 명이 실험에 참가하였다. 모든 피험자는 자원자들이었다.

실험 절차 피험자는 개별적으로 실험에 참가하였다. 실험의 각 시행에서 좌우로 분할된 컴퓨터

터 화면의 각 화면에 하나씩 두 개의 자극이 제시되었다. 자극은 영어 철자 (R), 한국어 글자 (가) 그리고 무선적으로 형성된 그림의 세 가지 종류였다. 왼쪽 화면에서 하나의 자극이 제시되었고 오른쪽 화면에서 0, 10, 20, ... 180도로 왼쪽 그림을 회전한 자극이 제시되든지 혹은 왼쪽 자극의 역상이미지를 회전한 자극이 제시되었다. 피험자의 과제는 컴퓨터 화면에 제시되는 두 그림이 동일한지의 여부를 가능한 한 빨리 / 단추(예)나 Z 단추 (아니오)를 눌러 판단하는 것이었다. 자극 3가지와 회전조건 19개 그리고 예/아니오 조건 2개의 114개의 시행이 하나의 블록을 형성하였고 이러한 블록이 4번 반복되었다.

개인차 변수 심성회전과 관련된 개인차 변수로 내포된 그림 검사(Embedded Figures Test)가 도

다. 피험자가 획득한 점수는 27점에서 41점 사이였고, 평균은 37.11이고 표준편차는 4.21이었다.

결과 및 논의

분석은 HLM (Bryk & Raudenbush, 1992) 프로그램을 사용하여 이루어졌다. 제1모형으로 절편과 기울기의 개인차만 반영하는 모형이 설정되었다.

$$RT_{ij} = a_i + b_i (Angle)_j + e_{ij}$$

$$b_i = \gamma_{00} + u_{0i}$$

$$a_i = \gamma_{10} + u_{1i}$$

즉 반응시간은 회전각도에 의하여 결정되며, 회

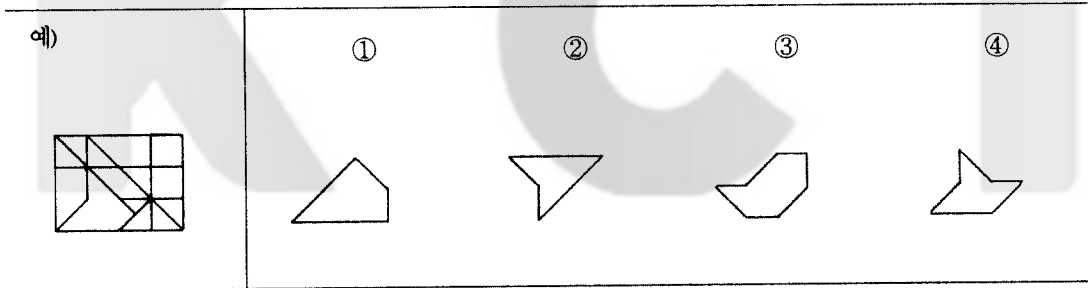


그림 3. 내포된 그림 검사의 예제 문항

입되었다. 이 검사는 서울대학교 심리과학 연구소에서 개발된 검사로, 복잡한 주변의 사상들 속에서 특정 대상을 지각할 때, 지각의 대상을 주변 환경으로부터 독립적으로 쉽게 찾을 수 있는 능력을 측정하는 과제이다. 피험자의 과제는 그림 3에서 제시된 바와 같이 왼쪽 도형에 오른쪽 도형들 중 어떤 도형이 내포되어 있는지를 정해진 시간 내에 정확하게 찾아내는 것이었고, 점수는 정확반응의 수로 채점되었다. 이 검사의 신뢰도는 .79 (Cronbach alpha)이었으며, 점수는 41점이 만점이었

전속도(기울기)와 완전히 동일한 두 자극(회전각도가 0일 때)을 판단하는 데 걸리는 반응시간(절편)에 있어서 개인차가 있다고 가정한 모형이었다. 이 모형에서는 평균 절편과 기울기(고정효과 모형), 그리고 개인차를 반영하는 절편과 기울기의 분산 내지는 표준편차(확률효과 모형)가 추정되고 검증될 수 있다. 또한 절편과 기울기의 개인차에 의하여 설명되지 않는 개인내의 오차항 e_{ij} 의 분산이 추정된다. 제1모형에서 개인차를 반영하는 절편과 기울기의 분산이 통계적으로 0과 같지 않

표 1. 고정효과 모형에 대한 결과(제1모형)

고정효과	추정된 계수	표준오차	t	p
절편(a_i)				
γ_{00}	711.72	72.06	9.88	0.000
기울기(b_i)				
γ_{10}	26.20	5.20	5.03	0.000

표 2. 분산성분에 대한 결과(제1모형)

확률효과	표준편차	분산성분	자유도	χ^2	p
절편(a_i)	320.95	103006.38	26	85.03	0.000
기울기(b_i)	19.59	383.86	26	55.14	0.001
개인내의 오차	422.65	178636.94			

으면, 개인차가 존재함을 확인하여 준다. 만약 그렇지 않으면, 개인차가 존재한다는 증거는 없고 굳이 개인차에 대한 분석이 필요하지 않게 된다.

제2모형은 회전속도와 동일자극 반응시간의 개인차를 내포된 그림 검사의 점수로 예언하는 것이었다. 즉

$$b_i = \gamma_{00} + \gamma_{01}(\text{내포된 그림검사점수}) + u_{0i}$$

$$a_i = \gamma_{10} + \gamma_{11}(\text{내포된 그림검사점수}) + u_{1i}$$

이 모형에서는 내포된 그림검사점수가 1점 증가할 때 기울기와 절편이 얼마나 증가하는 지를 나타내는 γ_{01} 과 γ_{11} 의 평균과 (고정효과 모형),

내포된 그림자극에 의해 설명되지 않는 기울기와 절편의 분산 (즉 u_{0i} 과 u_{1i} 의 분산)이 추정된다. 또한 개인차에 의하여 설명되지 않는 개인내의 오차항 e_{ij} 의 분산이 추정된다.

이 두 모형에 의하여 자료가 분석될 것이다. 블록간의 효과를 보기 위하여 여기에서는 제일 첫 번째 블록과 마지막 블록에 대한 분석이 따로 행하여 졌다.

제 1블록에 대한 분석

제 1모형의 결과는 다음과 같다. 각도차 1도당 평균 회전속도 (평균기울기)는 26.20msec ($t=5.03$,

표 3. 고정효과 모형에 대한 결과(제2모형)

고정효과	추정된 계수	표준오차	t	p
절편(a_i)				
γ_{00}	317.98	655.02	0.49	0.631
γ_{01} (내포된 그림)	10.61	17.54	0.61	0.550
기울기(b_i)				
γ_{10}	86.860	45.90	1.89	0.070
γ_{11} (내포된 그림)	-1.63	1.23	-1.33	0.196

표 4. 분산성분에 대한 결과(제2모형)

확률효과	표준편차	분산성분	자유도	χ^2	p
절편의 잔차(u_{0i})	325.81	106149.26	25	83.19	0.000
기울기의 잔차(u_{1i})	19.07	363.69	25	51.76	0.002
개인내의 오차	422.60	178594.56			

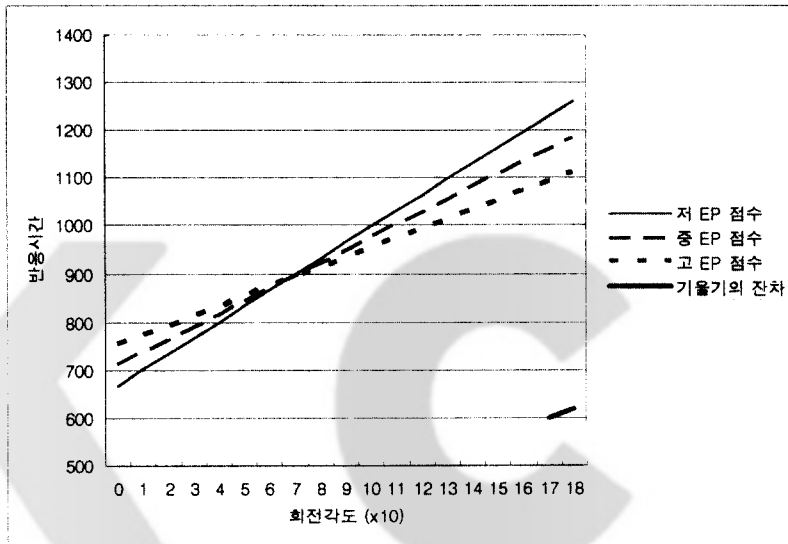


그림 3. 내포된 그림 점수에 따른 예언된 반응패턴

저 EP 점수는 내포된 도형검사 점수가 평균보다 1 표준편차만큼 낮은 집단을 나타내고 중 EP 점수는 평균, 고 EP 점수는 1 표준편차만큼 높은 집단을 나타낸다. 기울기의 잔차는 내포된 도형검사점수에 의해 설명되지 않는 기울기의 양 (표준편차)을 나타낸다.

$p=.000$)이었고, 표준편차는 $19.59(\chi^2=55.14, p=.001)$ 이었다. 기울기의 표준편차가 통계적으로 유의미하고 0보다 크기 때문에 회전속도에 있어 개인차가 있음이 검증되었다. 즉 사람마다 회전 속도가 다르다. 동일한 두 자극에 대한 판단시간(절편)의 평균시간은 711.7msec 였으며 표준편차는 320.95msec 로 통계적으로 유의미하고 0보다 컸다 ($\chi^2=85.03, p=.000$). 이러한 결과는 동일한 두 자극에 대한 판단시간에 있어서도 개인차가 있음을 보여주는 결과이다.

회전속도와 동일자극에 대한 판단시간에 있어

개인차가 발견되었으므로, 이 개인차를 설명하는 변수인 내포된 그림 검사의 점수로 예언하였다. 즉 모형 2가 적용되었다. 그 결과는 표 3과 표 4에 제시되어 있다. 먼저 내포된 그림검사 점수는 절편과 기울기의 개인차를 예측하지 못하였다($t=.61, p=.550; t=1.33, p=.196$). 이러한 결과는 과제가 익숙하지 않은 단계에서는 심성회전에 있어서 회전속도나 동일한 그림을 비교하는 시간에 있어서 개인차가 있으며, 내포된 그림 검사의 점수가 이러한 개인차를 설명하지 못하는 것을 시사하고 있다.

이해를 돕기 위하여 이러한 결과를 그래프로 요약하면 그림 3과 같다. 내포된 그림 점수가 평균인 37점(중 EP 점수)과 평균보다 1 표준편차 낮은 33점(저 EP점수), 그리고 평균보다 1 표준 편차만큼 높은 41점(고 EP 점수)에 해당하는 예언치를 표 3에서 구해졌다. 즉 저 EP 점수에 해당하는 직선은

$$\hat{y} = 317.98 + 10.61 \cdot 33 + (86.86 - 1.63 \cdot 33) \cdot (\text{각도})$$

로 구해졌고 중과 고 EP점수에 해당하는 식도 33 대신에 37과 41을 대입함으로써 구해졌다. 또한 내포된 그림점수에 의해 설명되지 않는 기울기 잔차의 크기(19.07)가 표준편차의 형태도 그림 3의 오른쪽 하단에 표시되어 있다. 이 잔차는 내포된 그림점수에 의해 설명되지 않는 기울기의 개인차를 나타낸다. 그림에서 보는 바와 같이 세 직선이 유사한 패턴을 이루고 있는 것을 알 수 있다.

마지막 블록에 대한 분석

첫 번째 블록에 대한 분석에서 회전속도나 동일 그림 비교 시간의 개인차를 내포된 그림검사 점수로 예언하는 데 실패하였다. 여러 가지 해석이 가능하지만 한가지 가능성은 피험자들이 과제에 충분히 익숙하지 않은 상황에서 동일한 개인 내의 시행들간의 반응 변산성이 크기 때문에 예언에 실패하였을 가능성이 있다. 이를 살펴보기 위해 마지막 블록에 대한 분석이 이루어졌다. 먼저 개인내의 오차항을 비교하여 보면, 첫 번째 블

록에서는 표준편차가 423msec 인데 반해서 마지막 블록에서는 163msec였다. 즉 동일한 개인의 같은 조건하에서 발생하는 반응시간의 변산성이 마지막 블록에서 약 1/3로 감소하였다. 따라서 마지막 블록이 첫 번째 블록보다는 안정된 자료를 산출하고 있는 것을 알 수 있다. 제 1 모형의 분석 결과를 살펴보면, 평균 동일자극 비교시간(절편)은 557msec였고, 평균 회전속도(기울기)는 7.20msec ($t=1.69$, $p=.104$)로 통계적으로 유의하지 않았다. 그러나 분산성분을 살펴보면 동일자극 비교시간과 회전속도의 개인차가 통계적으로 유의미하였다(표준편차 113.13msec, $\chi^2=59.87$, $p=.000$ 동일자극 비교시간; 표준편차 12.66; $\chi^2=38.86$; $p=.05$). 이러한 결과는 평균수준에서는 회전속도가 통계적으로 0과 다르다는 증거가 없지만, 이러한 원인이 개인의 회전속도의 차이에 의해 발생하고 있음을 알 수 있다. 이러한 개인차를 설명하기 위하여 내포된 그림 검사 점수가 도입되었다.

모형 2에서는 동일자극 비교시간과 회전속도가 내포된 그림 검사점수로 예측되었다. 먼저 각 개인의 동일자극 비교시간은 개인의 내포된 그림 검사점수에 의하여 예측되었다. 즉

$$\text{절편}(a_i) = 1360 - 21.60(\text{내포된 그림 검사 점수})$$

로 예측되었으며 내포된 그림 검사점수가 1점 높아지면 동일자극 비교시간은 21.6msec 감소됨을 발견하였으며 이는 통계적으로 유의하였다($t=.77$, $p=.001$). 또한 각 개인의 심성회전 속도가 내포된 그림 검사점수에 의하여 예측되었는데,

표 5. 고정효과 모형에 대한 결과(제1모형)

고정효과	추정된 계수	표준오차	t	p
절편(a_i)				
V_{00}	557.46	28.74	19.40	0.000
기울기(b_i)				
V_{10}	7.20	4.27	1.69	0.104

표 6. 분산성분에 대한 결과(제1모형)

확률효과	표준편차	분산성분	자유도	χ^2	p
절편(a_i)	113.13	12799.34	26	59.87	0.000
기울기(b_i)	12.66	160.19	26	38.86	0.050
개인내의 오차	162.60	26437.99			

기울기(b_i) = $-97.11 + 2.80(\text{내포된 그림 검사 점수})$

내포된 그림 검사 점수가 1점 높아지면, 회전 속도는 2.80msec/10degree 높아짐을 발견하였다 ($t=3.80, p=.005$). 이는 내포된 그림을 잘 찾는 피험자들은 동일한 자극에 대한 비교시간에 있어서 빨라지며, 회전속도도 빨라짐을 보여주는 결과이다. 분산성분의 결과를 살펴보면 절편의 잔차와 기울기의 잔차가 통계적으로 0과 다르지 않으므로, 개인차의 대부분이 내포된 그림검사에 의해 설명되었음을 알 수 있다. 그림 4는 내포된 그림 점수가 높아짐에 따라 달라지는 자료의 패턴을 보여주고 있다. 여기에서 주목할 점은 저 EP 점수 피험자들은 회전각도에 따라 반응시간이 증가되

는 패턴을 보이지 않는다는 것이다. 이 자료만으로는 해석하기에 무리가 있으나, 내포된 그림 점수가 높은 집단과 낮은 집단이 서로 다른 전략을 사용하여 과제를 해결할 가능성을 시사한다. 즉 내포된 그림 점수가 낮은 집단은 심성회전을 하기도는 세부특징을 분석함에 의하여 문제를 해결하고 높은 집단은 아날로그식 회전을 한다는 것이다. 내포된 그림 검사에서 세부특징에 초점을 두고 형태에 초점을 두지 않으면, 낮은 점수를 받을 것이므로 이러한 해석을 지지한다. 또한 이 분석에서는 다루어지지 않았는데 기울기와 절편의 상관계수의 형태에 따라 다른 예언이 가능하다.

내포된 그림검사에 의해 설명되는 개인차의 부분은 다음과 같은 방식으로 계산될 수 있다. 개인

표 7. 고정효과 모형에 대한 결과(제2모형)

고정효과	추정된 계수	표준오차	t	p
절편(a_i)				
γ_{00}	1360.81	214.47	6.35	0.000
γ_{01} (내포된 그림)	-21.60	5.73	-3.77	0.001
기울기(b_i)				
γ_{10}	-97.11	34.02	-2.85	0.009
γ_{11} (내포된 그림)	2.80	0.91	3.083	0.005

표 8. 분산성분에 대한 결과(제2모형)

확률효과	표준편차	분산성분	자유도	χ^2	p
절편의 잔차(u_{0i})	75.08	5636.36	25	38.21	0.044
기울기의 잔차(u_{1i})	7.28	52.97	25	27.72	0.321
개인내의 오차	162.05	26261.73			

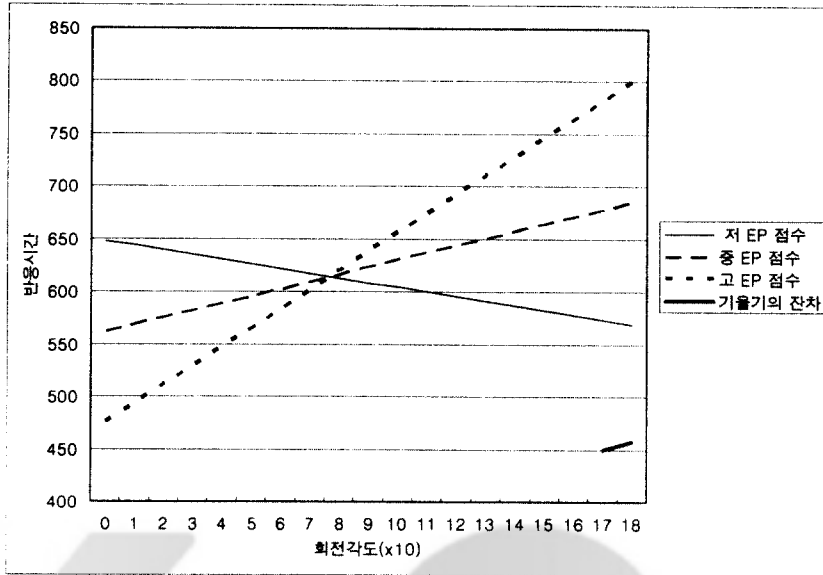


그림 4. 내포된 그림 점수에 따라 예언된 반응패턴

저 EP 점수는 내포된 도형검사 점수가 평균보다 1 표준편차만큼 낮은 집단을 나타내고 중 EP 점수는 평균, 고 EP점수는 1 표준편차만큼 높은 집단을 나타낸다. 기울기의 잔차는 내포된 도형 검사점수에 의해 설명되지 않는 기울기의 양 (표준편차)을 나타낸다.

들의 회전속도의 분산은 160.19였으며, 내포된 그림 검사로 회전속도를 예측하였을 때 내포된 그림 검사에 의해 설명되지 않는 잔차는 52.97이었다. 따라서 내포된 그림검사에 의해 설명할 수 있는 회전 속도의 분산은 $160.19 - 52.97 = 107.22$ 이다. 이는 전체 회전속도 분산의 67% ($107.22/160.19$)가 내포된 그림검사에 의해 설명될 수 있음을 나타낸다. 동일한 방법에 의하여 개인들의 동일자극 비교시간 분산의 56%가 내포된 그림 검사 점수에 의해 설명될 수 있었다.

심성회전 모형에 대한 실험의 결과를 요약하면 다음과 같다. 연습이 충분히 진행되지 않은 첫 번째 블록의 회전속도와 동일 형상 짝짓기 시간이 연습이 충분히 진행된 네 번째 블록의 시간들보다는 느렸으며, 그들의 개인차의 정도는 시행이 진행될수록 작아지는 특성을 지녔다. 특히 첫 번째 블록에서는 이러한 개인차가 내포된 그림 검사에 의하여 설명되지 못하였으나, 네 번째 블록에서는

설명될 수 있었다. 이러한 결과는 연습이 진행되어 감에 따라 심성회전이 회전의 특성을 띠기보다는 여러 형태로 변형된 도형의 존재를 확인하는 능력과 연관된 특성과 관련이 있음을 시사하여 주는 결과이다. 이를 네 번째 블록에서 회전 속도가 통계적으로 0과 다르지 않다는 결과와 연결하여 볼 때, 연습의 진행이 심성회전에서 모양찾기 (pattern recognition)와 더 관련이 있을 수 있음을 시사한다 (물론 이러한 해석은 현재의 자료로서는 충분한 증거는 아니다). 또한 첫 번째 블록에서 절편과 기울기의 개인차는 발견되었지만 그 개인차를 내포된 그림 검사가 설명하지 못하였다는 사실은 이 검사가 첫 번째 블록의 개인차를 설명하기에는 적절하지 않았을 가능성이 있고, 첫 번째 블록의 자료가 안정화되어 있지 않았을 가능성이 있다. 특히 두 번째 가능성은 첫 번째 블록의 개인 내 오차는 422msec인 반면 마지막 블록의 개인내 오차가 162msec인 점을 고려하면 더욱 분명해 진

다. 따라서 첫 번째 블록의 시행 수를 늘인다든지 블록의 개인차를 설명할 수 있는 다른 변수를 찾는 추후 연구가 진행되어야 한다.

이 논문에서 강조하고 싶은 것은 개인차의 연구 기법을 사용하지 않았을 때는 이러한 추론을 유도할 분석결과를 얻을 수 없다는 것이다. 개인차에 대한 연구는 실험결과의 다양한 측면을 보여줄 수 있다는 점에서 실험연구에서 반드시 고려해야 할 점일 것이다. 이러한 개인차에 대한 분석은 위의 실험에서 행한 분석 방법에만 국한되지 않는다. 이 분석법은 개인차를 설명할 수 있는 변수를 새롭게 도입하여 개인차를 모형화할 수 있을 뿐만 아니라, 한 과제 안에서 개인차를 연구하는 방법에도 적용될 수 있다. 한 실험에서 우리가 관심을 가지는 변수는 보통 하나 이상이고 이들 사이의 관련성을 연구함에 의하여 인지과정의 개인차 연구를 행할 수 있다. 예컨대 위의 실험에서 각 개인의 심성 회전속도는 개인의 평균 반응에 의해 예측된다면, 심성회전속도는 심성회전에만 한정되는 심리과정에서 일어나는 개인차라기 보다는 개인의 일반적인 처리속도에 의해서 결정된다고 해석할 수 있을 것이다. 개인차를 포함하는 방법은 이와 같이 여러 가지 방법으로 사용될 수 있을 것이다.

종합 논의

지금까지 실험 심리학 자료에 개인차를 포함해야 하는 필요성과 개인차를 포함하는 통계모형을 소개하였고, 이를 적용하여 심상회전의 실험 자료를 분석하였다. 이러한 모형을 적용하는 것은 이론적인 측면에서 그리고 제공받는 정보의 질과 양의 측면에서 고려하여 볼 때 반드시 필요한 것이다. 실험심리학에서 이러한 통계적 방법론을 적용되지 않았던 가장 큰 이유는 실험 심리학자들이 그 통계적 방법론에 익숙하지 않다는 데 있을 것이다. 개인차를 분석하기 위해서는 자료의 평균

구조 뿐만 아니라 공분산 구조에 대해서도 통계적으로 명세할 수 있어야 한다. 일반적으로 평균 구조만을 분석하는 ANOVA나 회귀분석에서는 사전에 정해진 틀에 따라 단순히 컴퓨터가 요구하는 조건과 값들을 연구자가 제공하기만 하면 컴퓨터가 분석을 해주며 거기에 대한 해석도 비교적 기계적이다. 반면, 공분산 분석을 포함하는 통계 모형은 실험 자료에 적합한 통계 모형을 연구자가 스스로 만들어야 하며 따라서 약간의 프로그래밍도 요구된다. 결과의 해석도 기계적이라기 보다는 여러 결과들을 통합하여 자료에 대한 해석을 해야 한다. 여기에 더해서 ANOVA나 회귀분석법은 단순히 마우스를 누름에 의해서 분석할 수 있는 프로그램들이 존재하지만, 공분산 구조분석 모형이나 확률적 파라미터 모형에서는 그렇게 사용하기 용이한 프로그램이 존재하지 않는다. 그러나 개인차의 문제가 인지심리학에서 다루어져야 할 주제이고 인지과정의 이해에 도움을 줄 수 있다면, 이러한 문제들은 극복되어야 할 것이다.

공분산 구조에 대한 모형을 사용하지 않고도 개별적 분석을 통하여 피험자별 파라미터(예, 기울기)를 구하여 기울기의 분포를 관찰하여 개인차의 존재 여부를 판단할 수도 있고, 실험설계에서 개인차 변수를 집단화하여 하나의 요인으로 포함시키는 방법 등이 존재한다. 그러나 이러한 모형들은 기본적으로 공분산 구조를 직접적으로 다루는 분석법은 아니나 이용하기 쉬운 장점이 있다. 최근에 공분산 구조를 다루는 비교적 사용하기 용이한 프로그램들이 개발되고 있다. 먼저 공분산 구조 분석 프로그램으로 LISREL (Jöreskog & Sörbom, 1994), EQS (Bentler, 1989), AMOS (Arbuckle & Wothke, 1999) 등이 있다. 이들 프로그램은 다른 프로그램에 비해 공분산 구조와 함께 평균 구조에 대한 모형이 가능하므로 실험 자료에서의 개인차 연구에 적합하다. 이밖에 RAMONA (Browne & Mels, 1996)나 SAS에 포함되어 있는 CALIS같은 프로그램도 비록 평균구조의

통합을 제공하지는 않지만, Meredith와 Tisak (1990)에서 제시된 기법을 쓰면 평균구조도 포함시킬 수 있다. 사실 가장 개인차연구에 적합하고 강력한 프로그램은 Mx (Neale, 1995)이나 사용하기가 가장 어렵다는 단점이 있다. 확률 파라미터 모형 프로그램으로 HLM (Bryk & Raudenbush, 1992), MLwiN (Goldstein, Rasbash, Plewis, Draper, Browne, Yang, & Healy, 1998) 프로그램과 SAS의 한 모듈인 MIXED가 있다. 이 프로그램은 비교적 사용하기에 편한 장점이 있다.

그러나 앞에서 열거한 프로그램들은 원칙적으로 선형 모형만을 다룰 수 있다. 비선형 모형에서는 과제에 특수한 여러 독립적인 프로그램들이 개발되어 있고, SAS의 Macro인 MIXNLIN (Vonesh & Chinchilli, 1997)과 SPLUS (MathSoft, 1997)의 모듈인 NLME가 비교적 사용하기가 편하다. 그밖에 NONMEM (Beal & Sheiner, 1989)도 사용하기는 그리 쉽지 않지만 비선형 모형을 다룰 수 있다.

개인차는 실험심리학에서 통제되어야 될 대상이고 연구관심의 대상이 아니었다. 하지만 개인차를 무시한 통계적 기법의 이용은 때로는 그릇된 결론에 도달하게 하고, 실제로 존재하는 실험 효과를 발견하는 것을 방해한다. 또한 개인차 연구 자체가 실험 심리학의 영역을 확장시킬 수 있다는 점에서 개인차의 연구는 어쩌면 필수적인 것일 수도 있다. 통계적 기법의 이용이 현재는 그리 용이하지 않다는 단점이 있지만, 개인차 연구 방법의 중요성을 고려할 때, 다소의 시간을 투자하여 개인차에 대한 연구방법을 숙달하는 것은 심리 이론의 발전 과정에서 비용에 비해 훨씬 많은 보상을 제공할 것이다.

참고 문헌

- Anderson, R. B. & Tweney, R. D. (1997). Artifactual power curves in forgetting. *Memory and Cognition*, 25, 724-730.
- Ashby, F. G., Maddox, W. T., & Lee, W. W. (1994). On the dangers of averaging across subjects when using multidimensional scaling or the similarity-choice model. *Psychological Science*, 5, 144-151.
- Beal, S. L., & Sheiner, L. B. (1989). *NONMEM Users Guide*. University of California at San Francisco, San Francisco, California.
- Bentler, P. M. (1989). *Theory and implementation of EQS, a structural equations program*. L.A. Cal: BMDP Statistical Software.
- Berg, C., Hertzog, C., & Hunt, E. (1982). Age differences in the speed of mental rotation. *Developmental Psychology*, 18, 95-107.
- Browne, M. W., & Mells, G. (1996). *Path analysis: RAMONA. SYSTAT for windows: Statistics*. Chicago, IL: SPSS Inc.
- Bryk, A. A., & Raudenbush, S. W. (1987). Application of hierarchical linear models to assessing change. *Psychological Bulletin*, 101, 147-158.
- Bryk, A. S., & Raudenbush, S. W. (1992). *Hierarchical linear models: Applications and data analysis methods*. Newbury Park, CA: Sage.
- Cartell, R. B. (1952). *Factor Analysis*. New York: Harper.
- Estes, W. K. (1956). The problem of inference from curves based on group data. *Psychological Bulletin*, 53, 134-140.
- Jöreskog, K. G. & Sörbom, D. (1994). *Lisrel 8 user's guide*. Chicago, IL: Scientific.
- Goldstein, H. (1995). *Multilevel statistical models (2nd ed.)*. New York, NY: Halsted.
- Goldstein, H., Rasbash, J., Plewis, I., Draper, D. Browne, W. Yang, M., & Woodhouse, G. Healy, M. (1998). *A users guide to MLwiN*. London, England: University of London Institute of Education.
- Hull, C. L. (1945). The place of innate individual and species differences in a natural science theory of behavior. *Psychological Review*, 87, 398-410
- Kail, R. V. (1986). The impact of extended practice on rate of mental rotation. *Journal of Experimental Child Psychology*, 42, 378-391.
- Kail, R. V., Carter, P., & Pellegrino, J. W. (1979). The locus of sex differences in spatial ability. *Perception*
- Arbuckle, J. L., & Wothke, W. (1999). *AMOS 4.0 user's guide*. Chicago, IL: SmallWaters Corp.

- & *Psychophysics*, 26, 182-186.
- Lindstrom, M. J. & Bates, D. M. (1988). ewton-Ralphson and EM algorithms for linear mixed-effects models of repeated-measures data. *Journal of the American Statistical Association*, 83, 1014-1022.
- MacCallum, R. C., Kim, C., Marlarkey, W. B., & Kiecolt-laser, J. K. (1997). Studying multivariate change using multilevel models and latent curve models. *Multivariate Behavioral Research*, 32, 215-253.
- Maritz, J. S. (1970). *Empirical Bayes methods*. London: Methuen & Co. Ltd.
- MathSoft. (1997). *S-PLUS 4 guide to statistics*. Seattle, W.A.: Mathsoft.
- Meredeth, W. & Tisak, J. (1990). Latent curve analysis. *Psychometrika*, 55, 107-122.
- Munmaw, R. J., Pellegrino, J. W., Kail, R. V. & Carter, P. (1984). Different slopes for different forks: Process analysis of spatial aptitude. *Memory & Cognition*, 12, 515-521.
- Myung, I. J., Kim, C., & Pitt, M. (2000). Toward an explanation of the power law artifact: Insight from Response Surface Analysis. *Memory & Cognition*, 28, 831-842.
- Neale, M. C. (1995). *Mx: Statistical modeling*. Richmond: Medical College of Virginia.
- Shepard, R., & Metzler, J. (1971). Mental rotation of f three-dimensional objects, *Science*, 171, 701-703.
- Tucker, L. R (1992). Remarks on the study of the variety of individuals. *Multivariate Behavioral Research*, 27, 635-647.
- Vonesh, E. F., & Chinchilli, V. M. (1997). *Linear and nonlinear models for the analysis of repeated measurements*. New York, NY: Marcel Dekker.

How to Incorporate Individual Differences in Experimental Data

Cheong-tag Kim

Department of Psychology & Programs of Cognitive Science, Seoul National University

The present study reviewed assumptions of individual differences implied in cognitive models, pointed out that the discrepancy in individual difference assumptions between cognitive models and data-analytic techniques may cause misleading conclusions in interpreting data, and finally a data-analytic technique that can incorporate individual differences was proposed. The assumptions of individual differences were categorized into three different types: invariance in value, invariance in functional form, and no invariance. It is claimed that cognitive models mostly assume invariance in functional form, and the corresponding statistical model is a stochastic parameter model. To illustrate the use of the model, a mental rotation experiment was performed and the data were analyzed using data analytic methods incorporating individual differences. The results of analysis showed that mental rotation speed was faster but the variance of speed across individuals was getting smaller over experimental blocks, and the variance can be explained by individuals' embedded figure test scores. These results suggest that stochastic parameter model can help researchers provide rich information to the questions about cognitive processes.

Keywords Individual differences, stochastic parameter model, mental rotation

1차 원고접수 2002. 4. 22.
2차 원고접수 2002. 6. 11.
최종 게재결정 2002. 6. 17.