

파지기간과 자극의 친숙도가 정의곤란범주사례의 유목화와 재인에 미치는 효과

권 오 영 신 현 정

부산대학교 심리학과

학습-전이단계 패러다임을 사용하여 파지기간의 경과와 자극의 친숙도가 정의곤란범주 사례들의 유목화와 재인에 미치는 영향을 알아보았다. 일반화 맥락모형(GCM)과 원형 추상화모형을 수리적으로 형식화시켜서 정의곤란범주 사례의 유목화와 재인성과의 예언을 정량적으로 대비시켰다. 실험 1에서는 정의곤란범주의 특징을 잘 반영하는 무선 점패턴을 범주사례로 사용하였고, 실험 2에서는 비교적 의미성이 크다고 할 수 있는 Reed(1972)의 도식적 얼굴을 범주사례로 사용하였다. 두 실험에서 파지기간은 즉시, 일주일, 그리고 한달조건으로 구성하였다. 실험 1에서는 선행연구와 마찬가지로, 범주사례의 유목화와 재인에 원형정보가 사용된다는 증거를 거의 찾을 수 없었다. 그렇기는 하지만 파지기간이 경과할수록 일반화 맥락모형의 적합도는 낮아지는 반면, 원형모형의 적합도는 높아지는 경향성이 발견되었다. 반면에 도식적 얼굴을 범주사례로 사용한 실험 2에서는 범주사례의 유목화와 재인에 원형정보가 상당한 공헌을 한다는 증거가 찾아졌다. 특히, 두 모형의 상대적 공헌도를 비교한 결합모형에서는 파지기간이 경과할수록 본보기정보보다 원형정보의 공헌이 더 큰 것으로 나타났다. 종합논의에서는 정의곤란범주 사례들의 유목화와 재인에 관한 기존 연구들의 결과와 비교하여 이 연구가 갖고 있는 함의를 다루었다.

Posner와 Keele(1968, 1970)의 점패턴 연구로부터 시작된 인공범주 연구와 Rosch(1973; Rosch, Mervis, Gray, Johnson, & Boyes-Braem, 1976)의 전통에 따른 자연범주연구들은 관찰된 사례들에서 원형(prototype)을 추상화해낸다는 원형모형을 지지하는 증거들을 계속해서 제시해 왔다. 예컨대, 전형적인 범주학습단계-전이단계의 실험패러다임에서 한 범주를 정의하는 학습사례의 수(범주크기)가 증가할수록 학습단계에서 경험하지 않았던 원형의 유목화성도가 전이단계에서 증가하는 범주크기효과, 심지어는 원형의 유목화성도가

학습사례의 유목화성도보다 우수한 원형상승 효과(prototype enhancement effect)가 찾아졌다. 그리고 파지기간이 경과할수록 원형에 비해 학습사례의 유목화성도가 급격하게 떨어지는 원형의 망각저항현상 등이 찾아졌다(예컨대, Breen & Schvaneveldt, 1986; Homa & Chambliss, 1975; Homa, Cross, Cornell, Goldman & Shwartz, 1973; Homa & Cultice, 1984).

그러나 이러한 연구결과들은 유목화를 자극일반화로 설명하려는 본보기 모형의 입장(예컨대, Medin & Schaffer, 1978)에서도 정성

적인(qualitative) 수준에서는 일관성있게 설명될 수 있었다. 예컨대 본보기모형의 입장에서는, 원형이 다른 사례에 비해 기억에 저장된 본보기들과 유사성이 더 높기 때문에 원형상승효과가 나타나고, 전이단계가 지연될수록 기억속에 저장된 사례들이 서로 구별되기 어려워지기 때문에 개별사례의 범주화성과는 떨어지는 반면, 원형의 범주화성과는 유지된다고 설명한다.

이러한 사실에 근거하여 최근에는 두 모형을 정량적인(quantitative) 수준에서 대비시키기 위한 수리적 형식모형을 개발하려는 시도가 많이 이루어져 왔다. 많은 연구에서(예컨대, Busemeyer, Dewey, & Medin, 1984; Nosofsky, 1988a, 1991; Nosofsky, Clark, & Shin, 1989; Shin, 1990; Shin & Nosofsky, 1992) 수리적으로 형식화시킨 원형모형과 본보기모형이 정의곤란범주 사례들의 유목화성과를 얼마나 잘 예언할 수 있는지를 정량적으로 대비시켜 왔다. 그 결과는 전반적으로 본보기모형이 원형모형에 비해 보다 우수한 예언력을 갖는 것으로 나타났다. 예컨대, 범주크기효과와 원형상승효과가 나타난 유목화성과 조차도 본보기모형이 보다 정확하게 예언하였다. 더우기 범주의 크기가 큰 범주에서는 원형의 효과가 전혀 없는 것으로 나타난 반면, 범주크기가 작은 범주에서는 원형의 효과가 미약하게나마 나타나는 경우도 있었다(Shin, 1990; 신현정, 1993).

형식적 모형을 대비시킨 대부분의 연구들은 주로 범주크기효과를 다루었으며, 파지기간의 경과에 따른 지연효과 즉, 원형의 망각저항현상을 다룬 연구는 소수에 불과하다. 더구나 지연의 기간도 1주일이상 다룬 연구는 찾아볼 수가 없다. 예컨대, Shin과 Nosofsky (1992)는 무선 점패턴을 사용하여 파지기간을 일주일 지연시켰을 때도 원형모형에 비해 본보기모형의 예언력이 매우 우수하다는 결과를 보고하였다. 그러나 즉시조건에서의 결과와 비교해보면 원형모형의 예언력(모형 적합

도)은 증가한 반면, 본보기모형의 예언력은 감소하는 경향성을 보였다. 따라서 파지기간을 더 길게 하면 원형정보가 더 우세하게 사용될 가능성을 상정할 수 있다.

전통적인 망각곡선에 근거하여 파지기간의 효과를 보면, 학습후 초기에는 급격한 망각현상을 보이다가 점차 완만한 망각현상을 나타낸다. 따라서 일주일의 파지기간도 원형의 망각저항현상을 밝히기 위해서는 충분하다고 볼 수도 있다. 그러나 이러한 망각곡선은 주로 무관한 자극(예컨대, 무의미철자나 단어 등)을 사용하였을 때의 결과였다.

그에 반해 그림에 대한 기억은 훨씬 더 오래 지속되는 것으로 보여진다(Erdelyi & Kleinbard, 1978; Shepard, 1967; Standing, 1973 참조).

그림자극의 파지효과에 대한 연구결과에 유추해볼 때, 주로 도형이나 패턴 또는 도식적 얼굴 등 그림자극을 사용한 범주학습 연구에서는 파지기간을 더 늘려볼 필요가 있다. 따라서 이 실험에서는 한달이라는 파지기간을 첨가하여 범주화과정에서 원형정보가 사용되는 정도를 알아보고자 하였다.

Posner와 Keele(1968, 1970)의 연구이래 정의곤란범주의 획득과 사용기제를 밝히려던 수많은 연구에서 무선 점패턴이 실험자극으로 사용되어 왔다. 무선 점패턴이 정의곤란범주의 특징을 잘 반영하고 있기 때문이다. 그러나 이 자극은 실생활에서 전혀 접할 수 없으며, 아무런 의미를 가지고 있지 않다는 점에서 자극의 의미성과 친숙성면에서 문제점을 가지고 있다. 이러한 문제점을 보완하기 위하여 신현정(1993)은 Reed(1972)의 도식적 얼굴을 범주사례들로 사용하였다. 그 결과를 보면, 파지기간이 없는 즉시조건에서조차도 사례들의 유목화에 원형정보가 상당한 정도로 사용되고 있다. 무선 점패턴을 범주사례들로 사용한 연구에서(예컨대, Shin과 Nosofsky, 1992) 사례들을 유목화할 때 원형정보가 사용된다는 증거를 하나도 찾지 못하였던 것과

비교해 볼 때, 상당한 대조를 이루는 결과이다. 그렇기는 하지만 신현정(1993)은 파지기간의 지연에 따른 효과를 다루지는 못하였다. 따라서 도식적 얼굴을 범주사례들로 사용하였을 때 파지의 지연효과를 검토할 필요가 있다.

이 연구의 목적은, 전이단계의 지연(즉, 파지기간의 경과)과 범주사례의 친숙성/의미성이 정의곤란범주 사례의 유목화와 재인에 있어서 원형정보와 본보기 정보의 사용에 미치는 영향을 알아보려고 하는 것이다.

먼저 이 연구에서 대비시킨 본보기모형과 원형모형, 그리고 범주사례의 유목화에서 본보기정보와 원형정보의 상대적 공헌도를 직접 대비시킨 결합모형이 어떻게 형식화되는지를 살펴보고자 한다.

Nosofsky(1984, 1986)는 대표적인 본보기 모형의 하나인 Medin과 Schaffer (1978)의 맥락 모형(Context Model)을 확장시킨 일반화맥락 모형(Generalized Context Model; 이후부터는 GCM)을 제안하고, GCM이 정의곤란범주의 유목화와 재인성과를 정량적으로 꽤 정확하게 설명할 수 있다는 사실을 보여주었다.

GCM에 의하면, 사례 i 가 범주 J 로 유목화될 확률은 범주 J 에 속한 모든 사례들과의 유사성의 총화를 전체 사례와의 유사성의 총화로 나눈 것에 해당한다:

$$P(R_j | S_i) = b_j \sum_{k \in C} s_{ij} / (\sum_{k \in C} b_k \sum_{k \in C} s_{jk}) \quad (1)$$

b_j ($0 \leq b_j \leq 1, \sum b_j = 1$)는 범주 J 의 반응편파 모수치이며, s_{ij} 는 사례 i 와 j 간의 유사도이다.

GCM에서는 다차원 공간상에 위치한 사례들간의 심리적 거리를 유사성의 이론으로 채택한다. 각 사례들은 다차원 공간에서 하나의 점으로 표상되며, 유사성은 거리의 단조감소함수라고 가정한다. MDS解 즉, 심리적 다차원공간상에서 사례간의 거리가 가까울수록

사례간의 유사도는 커지게 된다. 두 점간의 거리(d_{ij})는 가중치를 준 Minkowski의 멱함수(power function)를 사용하여 계산된다(Carroll & Wish, 1974):

$$d_{ij} = \left[\sum_{m=1}^n w_m |X_{im} - X_{jm}|^r \right]^{1/r} \quad (2)$$

X_{im} 은 차원 m 에서 사례 i 가 갖는 심리적 값이며, w_m ($0 \leq w_m \leq 1, \sum w_m = 1$)은 차원 m 에 주어지는 선택적 주의집중의 가중도수치이다. 모든 가중치들의 합이 일정하다고 가정하는 것($\sum w_m = 1$)은 제한된 처리용량체계의 가정을 반영한다. r 의 값은 사례를 구성하는 차원의 유형에 달려있다. 점패턴의 심리적 거리를 측정하는 데는 도시구획 척도($r = 1$)보다 유클리드 척도($r = 2$)가 상대적으로 더 우수하다는 Shin(1990)의 결과에 근거하여, 이 실험에서도 유클리드 척도를 사용하여 심리적 거리를 측정하였다.

두 사례의 유사도(s_{ij})는 두 사례간의 심리적 거리(d_{ij})의 단조감소함수로 나타낼 수 있다:

$$s_{ij} = e^{-p \cdot d_{ij}^p} \quad (3)$$

$p = 1$ 인 지수감소함수는 변별이 용이한 사례들을 유목화하는 상황에 적합한 반면, $p = 2$ 인 가우스함수는 매우 유사한 사례들을 집중적으로 변별학습하는 지각적 변별 상황에서 적합한 것으로 보인다(Nosofsky, 1985, 1986, 1987; Shepard, 1986, 1987). 여기서 C 는 심리적 공간에서의 전반적인 변별력을 반영하는 민감도 모수치이다. Shin(1990)의 연구에 근거하여, 이 연구에서는 지수감소함수로 유사성을 도출하였다. 위의 등식 (1), (2), 그리고 (3)을 결합하여 GCM이라 한다.

원형모형도 MDS에 근거하여 형식화시킬 수 있다. 단지 한 사례와 특정 범주간의 유사

도를 범주분포의 중앙경향치 또는 중심으로 정의되는 원형과의 관계에서 계산한다는 점에서 GCM과 차이가 있다. 즉, 원형모형에서 사례 i 가 범주 J 로 유목화될 확률은 다음과 같다:

$$P(R_j | S_i) = b_j s_{ip_j} / \sum_k b_k s_{ip_k} \quad (4)$$

여기서 s_{ip_j} 는 사례 i 와 범주 J 의 심리적 원형 (P_j)과의 유사도를 의미한다. 유사도는 GCM에서와 동일한 방식으로 계산된다. 먼저, 사례 i 와 원형 J 간의 심리적 거리는 다음과 같다:

$$d_{ij} = [\sum w_m | X_{im} - P_{jm} |^r]^{1/r} \quad (5)$$

여기서 P_{jm} 은 원형 J 가 차원 m 에서 갖는 심리적인 값이다. 사례 i 와 원형 J 간의 심리적 거리는 GCM에서와 마찬가지로 등식 (3)을 이용하여 유사도 점수로 변환된다.

한편, 범주화할 때 본보기정보와 원형정보 모두 사용될 수 있음을 가정한 여러 결합모형들이 등장하였다. Shin(1990)은 범주학습에서 원형정보와 본보기정보의 상대적 공헌도를 규명하기 위한 여러가지 결합모형을 제안하였다. 예컨대, 결합모형 1은 피험자들이 본보기정보를 사용할 확률(P_e)과 원형정보를 사용할 확률(P_p)을 GCM과 원형모형에 적용한 것이다:

$$P(R_j | S_i) = P_e b_j \sum s_{ij} / (\sum b_k s_{ik}) + P_p b_j s_{ip_j} / \sum_k b_k s_{ip_k} \quad (6)$$

여기서 $P_e + P_p = 1$ 이다.

원형정보의 사용에 보다 민감한 결합모형의 하나는 원형을 특수한 지위를 차지하는 또다른 사례로 간주하는 것이다(Shin, 1990). 이 결합모형 2는 다음과 같이 규정될 수 있다:

$$P(R_j | S_i) = b_j [\sum s_{ij} + y s_{ip_j}] / [\sum_k (b_k (\sum s_{ik} + y s_{ip_k}))] \quad (7)$$

여기서 y 는 원형에 부여된 가중치이다. 만일 $y = 0$ 이면 등식 (7)은 GCM의 결정규칙이 될 것이며, y 의 값이 커질수록 원형의 공헌도는 증가하는 것이다. 이 연구에서는 등식(6)과 등식(7)의 결합모형을 통하여 원형정보와 본보기정보의 상대적 공헌도를 비교하였다.

GCM은 범주화 뿐만 아니라 주어진 사례가 과거에 경험하였던 것인지 아니면 새로운 것인지를 재인하는 성과를 설명하기 위해 확장되어 왔다. 예컨대, Nosofsky(1988a, 1991)는 범주학습의 맥락에서 얻어진 재인결과가 GCM의 틀속에서 예언될 수 있음을 보여주고 있다. 여기서 중요한 가정은 주어진 사례의 재인판단이 모든 범주 속에 들어있는 모든 사례들과의 유사도의 총화에 근거한다는 것이다. 이 연구에서는 Clark(1988)의 방식에 따라서 사례 i 가 학습단계에서 보았던 자극으로 재인될 확률이 다음의 결정규칙을 따를 것이라고 가정하였다:

$$P(\text{old} | S_i) = \sum s_{ik} / [\sum s_{ik} + K] \quad (8)$$

여기서 K 는 학습단계에서 보았던 것이라고 재인하는 기준에 해당하는 자유모수치이며, 유사성 s_{ik} 는 등식(2)과 등식(3)에 근거하여 계산해 낼 수 있다. 마찬가지로 등식 (8)을 원형과의 유사성에 근거하여 재인데이터에 대한 적합도를 검증할 수 있다(보다 자세한 내용은 Nosofsky(1988a, 1991), Shin(1990)을 참조).

실 험 1

범주학습에서 강력한 영향을 미치는 요인 중의 하나가 파지기간의 경과이다. 파지기간이 경과할수록 원형의 범주화 성과는 크게 감소하지 않는 반면, 학습사례의 성과는 많이 감소한다. 이러한 사실을 원형모형은 원형의 망각에 대한 저항으로 설명한다. 즉, 원형에 비해 개별사례에 대한 정보는 상당히 망각되어 결과적으로 원형에 대한 범주화성과가 상대적으로 더 우수하게 되며, 새로운 사례들을 범주화할 때 원형정보가 상대적으로 더 많이 사용된다는 것이다. 반면, 본보기모형에 따르면 개별사례는 부분적으로 망각되더라도 기억속에 남아있는데 원형이 그들과 가장 유사한 사례이기 때문에 범주화의 성과가 더 우수한 것이며, 새로운 사례의 범주화는 계속해서 본보기정보에 근거하여 이루어진다고 주장한다.

Shin과 Nosofsky(1992)는 두 모형의 주장을 정량적으로 대비시키기 위하여 무선 점패턴들로 구성된 범주를 학습시킨 후 전이단계를 1주일 지연시켰다. 그 결과, 예상과는 달리 지연조건에서 원형의 범주화성과가 학습사례의 범주화성과에 비해서 크게 높지 않았다. 최대가능성기준에 따른 모형의 적합도검증의 결과를 보면, 두 모형 모두 즉시조건에 비해 지연조건에서 예언력이 조금 떨어지긴 했지만, 두 조건에서 GCM의 예언력이 원형모형보다 월등히 높았다.

Shin과 Nosofsky(1992)가 사용한 무선 점패턴은 일종의 그림자극이다. 그림자극은 상대적으로 오랫동안 파지될 수 있다는 사실을 감안할 때, 1주일이라는 파지기간이 원형의 망각저항현상을 드러내기에는 충분한 기간이 아닐 수 있다. 따라서 실험 1에서 파지기간을 1개월로 연장시켜 보았다.

범주의 크기는 두 범주당 각각 학습사례 9개, 새사례 6개, 원형 1개를 포함 총 32개가 되도록 하였고, 전이단계의 지연간격은 학습

단계로부터 즉시, 일주일, 그리고 한달로 구성하였다.

방 법

피험자. 부산대학교에서 교양심리학을 수강하는 학생 133명이 수강생의 의무로 실험 1에 참가하였다. 이들 중 50명은 유사성판단 과제에, 나머지 83명은 범주학습과제에 무선적으로 할당되었다. 범주학습과제에 할당된 83명중 66명이 학습기준(실험절차 참조)을 통과하였다. 전이단계에는 학습단계에서 학습기준에 통과한 피험자에 한하여 즉시조건에 20명, 일주일조건에 20명, 그리고 한달조건에 24명이 무선 할당되었다. 일주일조건에 할당된 2명의 피험자가 실험에 참석하지 않아 학습기준에 통과한 피험자중에서 2명이 대치되었다.

실험재료 및 도구. Shin(1990)이 사용한 방법과 동일한 방식으로 무선점패턴들을 만들었다. 즉, 점패턴들은 Posner, Goldsmith, 및 Welton(1967)의 절차에 따라 생성되었고 각 패턴들은 9개의 점으로 구성되었다. 먼저 2개의 원형을 무선적으로 만들어서 두 범주에 하나씩 할당하고, 원형을 변형하여 각 범주당 학습사례 9개, 새사례 6개를 생성하였다. 각 범주에서 학습사례의 1/3은 낮은 변형수준(4 bits/점)으로 하고, 1/3은 중간 변형수준(6 bits/점)으로, 그리고 나머지 1/3은 높은 변형수준(7.7 bits/점)으로 만들어졌다. 즉, 각 범주에서 3개의 학습사례는 낮은 변형수준이고 3개는 중간 변형수준, 그리고 3개는 높은 변형수준이었다. 학습사례의 변형수준을 변화시킨 이유는 원형상승효과를 찾아내기 위한 것이었다(Shin & Nosofsky, 1992 참조). 각 범주당 6개씩의 새로운 사례들의 변형수준도 낮은 수준, 중간 수준, 그리고 높은 수준이 각각 두 개씩이 되도록 하였다. 유사성 판단과제와 범주학습 과제는 IBM호환성 개인용 컴퓨터를

사용하여 자극제시와 자료수집이 통제되도록 하였다.

실험절차

유사성판단과제. 범주학습실험의 전이단계에서 사용한 총 32개의 사례들에 대한 쌍들($32C_2 = 496$ 개)을 컴퓨터 모니터에 한 쌍씩 제시하고 사례쌍들에 대한 유사성판단을 하도록 하였다. 유사성판단은 9점척도상에서 실시하였으며 유사성이 가장 큰 쌍에는 9점을, 가장 작은 쌍에는 1점을 주고中间的 점수들은 판단된 유사성의 정도에 따라 배점하였다. 가급적이면 9개의 점수를 골고루 사용하도록 유사성 판단을 실시하기 전에 32개의 사례들을 사전에 하나씩 보여주었다. 총 496개 사례쌍의 제시순서는 무선회하였고, 각 쌍의 두 사례가 제시되는 좌우위치도 피험자마다 무선회하였다.

범주학습과제. 전형적인 학습-전이단계 패러다임을 사용하였다. 학습단계에서 피험자들은 18개의 학습사례들을 각기 “범주 A”, “범주 B”라고 명명된 두 범주에 유목화하는 범주학습을 하였다. 학습단계는 블록으로 진행되었다. 학습사례들은 한 블록에서 한번씩 제시되었으며, 각 블록내에서 제시순서는 무선회하였다. 각 사례는 컴퓨터 화면 중앙에 하나씩 제시되고 피험자에게 “A”, “B”라고 표시된 키보드중 하나를 누르도록 하였다. 이때, 반응에 대한 正誤 피드백이 주어졌다. 연속하는 5블록에서 각 사례의 정확유목화 성공이 80%이상에 도달하면 학습이 충분히 이루어진 것으로 보고 그 블록에서 학습단계를 종료하였다. 30번째 블록에서도 80%이상의 정확유목화에 도달하지 못한 사례가 있는 피험자는 범주학습이 제대로 이루어지지 않은 것으로 간주하고 전이단계를 실시하지 않았다.

전이단계에서는 범주당 학습사례 9개, 새사

례 6개, 그리고 원형 1개를 포함한 총 32개의 사례가 사용되었으며, 자극제시는 학습단계와 마찬가지로 블럭으로 진행되었다. 총 3블럭으로 이루어졌으며, 각 블럭내에서 자극제시 순서는 무선회하였다. 자극이 제시되면 우선 학습시에 보았던 자극인지 아니면 새로운 자극인지를 재인판단하게 한 다음, 두 범주중 한 범주로 유목화하도록 하였다. 이때 학습단계에서와는 달리 반응에 대한 正誤 피드백은 주어지지 않았다.

실험설계

이 실험에서는 사례유형(학습사례, 새사례, 원형), 그리고 전이단계의 지연조건(즉시조건, 일주일조건, 한달조건)을 독립변인으로 한 3 X 3 부분반복설계이다. 지연조건은 피험자간 변인이며, 사례유형은 피험자내 변인이었다.

결과

유사성판단과제. 50명의 피험자로 부터 얻은 유사성행렬 데이터를 근거로 6차원까지 다차원 척도解(MDS solution)를 구하였다. 그러나 해석가능성의 문제와 Scree검사의 결과에 근거하여 5차원 解(스트레스값은 .10606)를 이론적 분석에 적용하여 각 모형을 대비시켰다. 실제로 Shin (1990)은 4차원, 5차원, 그리고 6차원 척도解를 사용한 이론적 분석이 동일한 결과패턴을 보인다고 보고하였다. MDS解에서 얻어진 차원들이 심리적 실재를 반영하는지의 여부를 확인해 보기 위해, MDS解에서 각 점패턴들의 좌표값에 대하여 유의미한 상관관계를 갖는 객관적 측정치들을 찾아보았다. 그 결과가 표 1이다. 표 1의 두번째 열에 제시한 명칭이란 객관적 측정치들이 나타내는 패턴에 이름을 붙여본 것이다. 여기서 주의할 사항은, 비록 유의미한 상관이 있다하더라도 피험자들이 유사성판단에서 이러한 객관적 측정치를 사용하였다는 보장은 없

다는 점이다.

표1. 실험 1에서 5차원 解에 대한 점패턴 좌표들과 객관적 측정들간의 상관관계

차원	명칭	객관적 측정	상관(r)
1	점형태의 세로길이	최상점과 최하점간의 차이	.59(p= .00)
2	수평축으로부터의 최소자승 분산	x축으로부터의 변량	.66(p= .00)
3	오른쪽 또는 아래쪽 최대의 꼬리길이	y좌표값과 최대의 x좌표값간의 차이	.37(p= .04)
4	수직축으로부터 오른쪽 점들의 거리	오 최소자승 x축으로부터의 왼쪽 점들의 거리	.41(p= .02)
5	점들의 분포위치	평균점과 절대영점간의 거리	.52(p= .00)

유목화와 재인. 전이단계에서 개별 사례들이 두 범주로 유목화된 확률은 표 2의 관찰확률과 같다. 이것을 원형, 학습사례, 그리고 새사례의 유형별로 정리한 것이 표 3이다. 표 3에서 보는 바와 같이 파지기간이 경과할수록 정확유목화비율은 감소했다($F(2,61) = 7.18, p < .01$). 사례유형간에도 정확유목화비율에서 차이가 있었으며($F(2,61) = 82.68, p < .01$), 파지기간과 사례유형간에 상호작용효과가 있는 것으로 나타났다($F(4,62) = 4.04, p < .01$). 사례유형간에 차이가 나타난 것은 원형이나 학습사례에 비해서 새사례의 정확유목화비율이 현격하게 낮았기 때문이다. 상호작용효과가 나타난 이유는 원형과 학습사례는 시간이 경과할수록 정확유목화비율이 감소한 반면, 새사례는 시간의 경과에 관계없이 일정하게 낮은 정확유목화비율을 나타냈기 때문이었다(그림 1참조). 각 지연조건별로 학습사례와 원형의 정확유목화비율간에는 통계적으로 유의미한 차이가 나타나지 않았지만, 파지기간이 증가할수록 원형의 정확유목화비율이 학습사례보다 높게 나타나는 원형상승효과의 경향성을 나타내었다.

각 사례가 학습단계에서 보았던 사례라고 재인된 확률을 표 4에 제시하였다. 실제로 원형과 새사례를 '보았던 사례'라고 반응하는

것은 신호탐지론의 허깨비 반응(false alarm)에 해당되고, 학습사례를 '보았던 사례'라고 반응하는 것은 정확탐지(hit)에 해당된다. 각 조건에서 원형을 보았던 사례라고 재인하는 확률(지연의 즉시조건에서 .867, 일주조건에서 .775, 그리고 한달조건에서 .785)은 학습사례(각각 .766, .726, .748)의 경우보다 높게 나타났다.

모형의 이론적 분석

유목화. 앞에서 제시한 형식화된 각 모형들을 최대가능성기준(maximum likelihood criterion)을 사용하여 적합도를 검증하였다. 추정해야 할 자유모수치의 수는 MDS解에 따

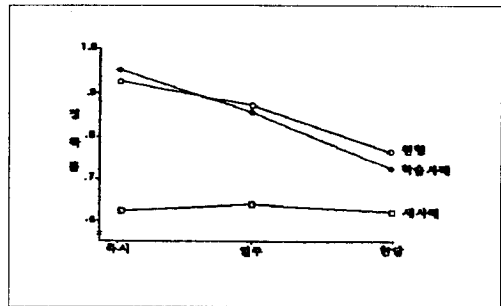


그림 1. 실험 1에서 파지기간에 따른 평균정확 유목화비율

라 달라진다. 앞에서 언급한 바와 같이, 이 분석에서는 5차원 MDS解를 사용하였기 때문에, GCM과 원형모형의 적합도 검증에는 모두 6개의 자유모수치를 추정하여야 했다: 즉, 주의집중 가중치 4개, 반응편파 모수치 1개, 그리고 민감도 모수치 1개(주의집중 가중치의 합과 반응편파의 합이 1이 된다는 제약으로 추정해야할 모수치가 2개 줄어들었다). 결합모형 1은 본보기정보와 원형정보가 사용될 확률의 합이 1이 되도록 만든 모형이다. 결합모형 2는 원형을 특수한 사례로 간주하여 원형에 가중치를 부여한 모형이다. 결합모형 1

표 2. 실험 1에서 범주반응의 관찰확률과 GCM, 원형모형, 그리고 결합모형의 예언확률

조건	관찰 확률			GCM			원형모형			결합모형 1 ^a			결합모형 2 ^b		
	즉시	일주	한달	즉시	일주	한달	즉시	일주	한달	즉시	일주	한달	즉시	일주	한달
범주 1															
P1	.900*	.900	.694	.856	.826	.706	.985	.937	.784	.856	.827	.705	.856	.822	.706
O111	.950	.950	.764	.964	.898	.780	.973	.916	.824	.964	.904	.783	.964	.896	.780
O112	.967	.900	.681	.967	.898	.747	.868	.840	.638	.967	.885	.743	.967	.885	.747
O113	.950	.800	.792	.961	.845	.748	.880	.807	.611	.961	.834	.729	.961	.830	.748
Om11	.900	.850	.722	.929	.803	.704	.918	.820	.767	.929	.822	.717	.929	.827	.704
Om12	.983	.917	.819	.971	.913	.816	.917	.854	.770	.971	.905	.816	.971	.906	.816
Om13	.950	.883	.806	.972	.883	.741	.859	.774	.705	.972	.880	.745	.972	.881	.741
Oh11	.967	.950	.861	.988	.893	.836	.948	.869	.806	.988	.910	.839	.988	.928	.836
Oh12	.983	.917	.750	.991	.896	.826	.926	.864	.752	.991	.889	.820	.991	.935	.826
Oh13	.933	.817	.750	.877	.798	.696	.930	.846	.752	.877	.804	.707	.877	.839	.696
NI11	.917	.883	.819	.878	.835	.736	.976	.917	.771	.878	.833	.732	.878	.807	.736
NI12	.933	.867	.694	.896	.848	.740	.983	.931	.833	.896	.855	.745	.896	.866	.740
Nm11	.783	.750	.722	.888	.858	.730	.920	.857	.754	.888	.853	.740	.888	.862	.730
Nm12	.717	.517	.583	.622	.655	.655	.773	.703	.651	.622	.640	.650	.622	.620	.655
Nh11	.450	.383	.542	.549	.532	.649	.515	.506	.590	.549	.529	.642	.549	.502	.649
Nh12	.400	.517	.681	.440	.420	.594	.328	.358	.518	.440	.419	.590	.440	.391	.594
범주2															
P2	.967	.850	.875	.933	.864	.786	.901	.837	.821	.933	.872	.795	.933	.869	.786
O121	.983	.917	.833	.948	.881	.796	.877	.838	.752	.948	.879	.790	.948	.873	.796
O122	.983	.933	.861	.950	.882	.805	.896	.835	.786	.950	.881	.801	.950	.875	.805
O123	.967	.883	.903	.949	.890	.802	.926	.868	.818	.949	.894	.808	.949	.891	.802
Om21	.933	.900	.694	.934	.855	.763	.809	.793	.679	.934	.849	.751	.934	.851	.763
Om22	.917	.767	.792	.943	.863	.772	.876	.831	.758	.943	.869	.772	.943	.868	.772
Om23	.967	.850	.792	.942	.871	.796	.873	.816	.791	.942	.873	.800	.942	.871	.796
Oh21	.967	.750	.625	.971	.831	.688	.830	.755	.529	.971	.835	.682	.971	.838	.688
Oh22	.950	.767	.583	.960	.811	.598	.704	.641	.492	.960	.814	.603	.960	.747	.598
Oh23	.850	.850	.500	.709	.608	.551	.532	.591	.395	.709	.599	.540	.709	.635	.551
NI21	.633	.717	.611	.637	.694	.582	.787	.766	.638	.637	.692	.580	.637	.693	.582
NI22	.717	.783	.722	.848	.812	.749	.808	.756	.772	.848	.812	.760	.848	.821	.749
Nm21	.767	.683	.569	.749	.749	.715	.735	.717	.746	.749	.747	.731	.749	.759	.715
Nm22	.550	.567	.417	.551	.651	.467	.825	.769	.558	.551	.644	.462	.551	.650	.467
Nh21	.300	.683	.597	.348	.539	.519	.684	.697	.583	.348	.528	.526	.348	.580	.519
Nh22	.450	.500	.528	.594	.593	.527	.658	.728	.517	.594	.597	.515	.594	.578	.526

Pi는 범주 i의 원형이며, Oijk는 i번형수준(1은 저수준, m은 중간수준, h는 고수준)이고 j범주의 k번째 학습사례이며, Nijk는 i번형수준이고 j번째 범주의 k번째 새사례이다.

a. 결합모형 1은 본보기정보가 사용될 확률(Pe)과 원형정보가 사용될 확률(Pp)의 합이 1이 되도록 만든 모형이다.

b. 결합모형 2는 원형을 특수한 사례로 간주하여 원형의 정보에 가중치 y를 부여한 모형이다.

c. 여기서 제시된 확률은 범주 1의 사례는 범주 1로 범주화한 확률이며, 범주 2의 사례는 범주 2로 범주화한 확률이다.

표 3. 실험 1에서 사례유형에 따른 관찰된 정확목화확률과 GCM 및 원형모형의 예언확률

범주		즉시			일주			한달		
		원형	학습사례	새사례	원형	학습사례	새사례	원형	학습사례	새사례
1	관찰	.900	.954	.700	.900	.887	.653	.694	.772	.674
	GCM	.856	.958	.712	.826	.869	.693	.706	.766	.684
	원형모형	.985	.891	.750	.937	.825	.712	.784	.723	.686
2	관찰	.967	.946	.570	.850	.846	.656	.875	.731	.574
	GCM	.933	.923	.621	.864	.832	.673	.786	.730	.593
	원형모형	.901	.814	.750	.837	.774	.739	.821	.667	.636
전체	관찰	.934	.950	.635	.875	.867	.655	.785	.752	.624
	GCM	.895	.941	.667	.845	.851	.683	.746	.748	.639
	원형모형	.943	.853	.750	.887	.800	.726	.803	.695	.661

에서는 원형(또는 본보기)정보가 사용될 확률에 대한

표4. 실험 1에서 재인의 관찰확률과 예언확률

	관찰확률			GCM			원형모형		
	즉시	일주	한달	즉시	일주	한달	즉시	일주	한달
범주1									
P 1	.833	.733	.681	.597	.478	.515	.813	.721	.728
O1 11	.717	.517	.500	.795	.722	.746	.693	.608	.640
O1 12	.750	.767	.750	.780	.698	.717	.428	.390	.458
O1 13	.717	.617	.708	.782	.707	.723	.766	.717	.729
Om 11	.767	.800	.806	.783	.713	.719	.786	.754	.763
Om 12	.750	.633	.639	.783	.706	.732	.500	.446	.523
Om 13	.750	.500	.569	.780	.702	.720	.520	.482	.532
Oh 11	.917	.833	.833	.778	.698	.712	.769	.764	.764
Oh 12	.950	.883	.931	.777	.693	.709	.527	.512	.573
Oh 13	.833	.683	.722	.823	.749	.752	.820	.743	.753
NI 11	.700	.450	.514	.601	.493	.508	.748	.655	.686
NI 12	.683	.600	.569	.614	.491	.526	.760	.664	.692
Nm 11	.050	.150	.167	.096	.128	.248	.444	.408	.473
Nm 12	.233	.167	.403	.258	.228	.285	.497	.443	.515
Nh 11	.083	.117	.139	.238	.172	.265	.267	.242	.312
Nh 12	.100	.050	.139	.093	.061	.148	.080	.083	.121
범주2									
P2	.933	.817	.889	.757	.721	.785	.693	.603	.647
O1 21	.917	.833	.889	.843	.798	.829	.728	.650	.685
O1 22	.917	.917	.931	.842	.795	.836	.735	.651	.684
O1 23	.933	.833	.903	.833	.788	.811	.689	.598	.647
Om21	.683	.717	.764	.817	.764	.788	.741	.682	.704
Om22	.650	.650	.750	.797	.731	.777	.698	.627	.661
Om23	.700	.700	.736	.804	.742	.790	.630	.547	.601
Oh 21	.767	.683	.653	.778	.697	.708	.516	.492	.533
Oh 22	.750	.783	.667	.779	.698	.708	.328	.333	.394
Oh 23	.767	.717	.699	.822	.748	.751	.787	.710	.730
NI 21	.233	.350	.347	.308	.382	.407	.754	.713	.728
NI 22	.283	.217	.375	.351	.369	.446	.493	.432	.506
Nm21	.200	.167	.194	.390	.324	.362	.413	.366	.450
Nm22	.133	.133	.250	.063	.076	.163	.209	.192	.239
Nh 21	.133	.200	.292	.069	.104	.158	.643	.622	.662
Nh 22	.133	.083	.236	.134	.127	.295	.484	.445	.511

Pi는 범주 i의 원형이며, Oijk는 i 변형수준(은 저수준, m 은 중간수준, h는 고수준)이고 j범주의 k번째 학습사례이며, Nijk는 i변형수준이고 j번째 범주의 k번째 새사례이다.

모수치, 그리고 결합모형 2에서는 원형정보에 부여한 가중치가 추가되어 추정해야 할 자유모수치는 각기 7개가 된다.

유목화성공에 대한 각 사례의 관찰확률과 GCM, 원형모형, 그리고 결합모형 1, 2의 예언확률을 표 2에 제시하였다. 전반적으로 GCM은 원형모형에 비해 개별사례에 대한 예언을 비교적 잘 하고 있다. 전체 32개의 사례중에서 관찰된 확률과 0.1 이상 차이가 나는 예언을 한 경우를 보면, GCM에서는 즉시조건에서 4개, 일주일조건에서 5개, 그리고 한달조건에서 1개였고, 원형모형에서는 각각 11개, 10개, 그리고 8개였다.

표 3에서 보는 바와 같이, 각 사례의 유형에 따른 유목화성공에서도 GCM이 원형모형보다 비교적 더 잘 설명하고 있다. 원형모형은 각 조건에서 학습사례의 유목화에 대해서는 과소예언을 하는 경향이 있고 새사례의 유목화에 대해서는 과대예언을 하는 경향이 있었다. 이러한 결과는 신현정(1993)의 연구에서도 발견되었다.

원형에 대한 두 모형의 예언력은 다소 차이를 보이고 있다. 원형모형은, 범주 1에서 원형에 대해 각 조건마다 다소 과대예언을 하였고 범주 2에서는 다소 과소예언을 하였다. 그러나 GCM은, 범주 1의 원형에 대해 즉시조건과 일주일조건에서 다소 과소예언을 하였고 범주 2에서는 즉시조건과 한달조건에서 과소예언을 했다. 두 범주에서 관찰된 원형의 유목화확률에도 차이가 발견되었는데, 즉시조건에서는 범주 2의 원형이, 일주일조건에서는 범주 1의 원형이, 그리고 한달조건에서는 범주 2의 원형이 더 잘 유목화되었다. 이러한 결과에 대한 뚜렷한 원인은 알 수 없으나, 추측컨대 유사도를 평정할 때와 유목화를 할 때 서로 다른 책략이 사용되기 때문에 나타나는 현상이 아닐까 생각한다.

유목화성공에 대한 GCM과 원형모형의 적합도를 비교해 보면(표 3참조), GCM은 파지기간이 경과함에 따라 적합도가 감소하는 경향이 있는 반면(-ln L의 값이 증가하고 있다), 원형모형은 오히려 적합도가 증가하는 경향이 있었다. 설명변량에서, GCM은 세조건에서 유목화 변량의 93%이상을 설명하고 있으며, 특히 즉시조건에서는 97.735%를 설명하고 있다. 원형모형은 세조건 모두에서 85%를 약간 상회하는 정도의 변량만을 설명하고 있을 뿐이다. 이러한 결과는 무선 점패턴을 범주사례로 사용한 경우, 사례들의 범주화에서 원형정보가 사용될 가능성이 거의 없다는 기존의 연구결과와 일치하는 것이다. 그렇기는 하지만 파지기간이 경과함에 따라 극히 미진하지만 범주화에서 원형정보가 사용될 가능성이 증가한

표 5. 실험 1에서 유목화성과에 대한 GCM, 원형모형, 그리고 결합모형의 최대가능성 모수치와 적합도

모수치 \ 조건	측 시	모 형												
		GCM			원형모형			결합모형 1 ^a			결합모형 2 ^b			
	일 주	한 달	측 시	일 주	한 달	측 시	일 주	한 달	측 시	일 주	한 달	측 시	일 주	한 달
c	3.844	2.449	1.694	4.369	2.408	2.995	3.844	2.792	1.912	3.844	3.528	1.694		
w1	.081	.125	.128	.108	.162	.085	.081	.107	.113	.081	.086	.129		
w2	.280	.206	.344	.000	.000	.236	.280	.215	.336	.280	.332	.344		
w3	.136	.225	.000	.262	.363	.064	.136	.196	.000	.136	.149	.000		
w4	.276	.100	.241	.188	.230	.106	.276	.153	.236	.276	.098	.240		
w5	.227	.344	.287	.442	.245	.509	.227	.329	.315	.227	.335	.287		
b1	.622	.572	.561	.602	.546	.555	.622	.572	.560	.622	.575	.561		
b2	.378	.428	.439	.398	.454	.445	.378	.428	.440	.378	.425	.439		
Pe							1.000	.800	.800					
y										.000	16.765	.000		
적합도														
-ln L	76.424	96.288	93.544	189.572	126.812	113.707	76.424	95.994	93.229	76.424	92.558	93.544		
SSE	.214	.413	.240	1.338	.711	.480	.214	.414	.236	.214	.351	.240		
설명변량(%)	97.735	93.794	93.400	85.836	88.427	86.770	97.735	93.782	93.493	97.735	94.729	93.400		

c는 민감도 모수치이고, Wm은 차원 m에 주어지는 주의집중의 가중치이고, bi는 범주반응 Ri를 할 반응편파이다. -ln L은 가능성값에 음수를 취한 것이고 SSE는 관찰확률과 예언확률간의 편차자승의 합이다.

a. 결합모형 1은 본보기정보가 사용될 확률(Pe)과 원형정보가 사용될 확률(Pp)의 합이 1이 되도록 만든 모형이다.

b. 결합모형 2는 원형을 특수한 사례로 간주하여 원형의 정보에 가중치 y를 부여한 모형이다.

표 6. 실험 1에서 재인성과에 대한 GCM 및 원형모형의 최대가능성 모수치와 적합도

모수치 \ 조건	측 시	모 형				
		G C M		원형모형		
	일 주	한 달	측 시	일 주	한 달	한 달
c	6.916	5.814	4.733	2.828	2.359	1.994
w1	.004	.012	.038	.239	.256	.207
w2	.126	.104	.153	.000	.000	.000
w3	.070	.105	.096	.460	.505	.561
w4	.400	.286	.508	.052	.000	.000
w5	.400	.491	.205	.249	.239	.232
K	.287	.445	.431	.159	.303	.350
적합도						
-ln L	123.450	121.324	135.592	328.363	275.425	273.471
SSE	.644	.728	.680	3.754	3.102	2.452
설명변량(%)	90.533	85.518	84.724	42.542	38.269	44.883

c는 민감도 모수치이고, Wm은 차원 m에 주어지는 주의집중의 가중치이고, K는 보았던 것이라고 판단하는 기준이다. -ln L은 가능성값에 음수를 취한 것이고 SSE는 관찰확률과 예언확률간의 편차자승의 합이다.

다는 점을 반영한다고 생각해 볼 수 있겠다.

본보기정보와 원형정보가 모두 사용되었을 가능성을 고려한 결합모형 1에서, 즉시조건에서는 원형정보의 공헌이 전혀 없는 것으로 나타났다지만 일주일조건과 한달조건에서는 원형정보의 공헌도가 20%로 나타났다. 그러나 적합도를 고려해 보면, 일주일조건과 한달조건 모두에서 GCM의 예언력과 유의미한 차이를 보이지 않았다(일주일조건: $\chi^2(1) = .59, p > .05$, 한달조건: $\chi^2(1) = .63, p > .05$).

원형을 특수한 사례로 간주하여 원형정보의 사용에 보다 민감하도록 만든 결합모형 2에서, 즉시조건과 한달조건에서는 원형정보가 사용되지 않았지만(즉, 가중치 $y = 0$) 일주일조건에서는 가중치 y 가 16.77로써 원형정보가 사용될 가능성을 상당히 반영하고 있다. 실제로 일주일조건에서는 결합모형 2가 GCM에 비해서 우수한 적합도를 나타내고 있다($\chi^2(1) = 7.46, p < .01$). 그러나 동일조건에서 GCM의 설명변량과 비교해 본다면 결합모형 2가 단지 0.935%만 더 설명할 뿐 아니라, 개별사례들의 예언에 있어서도 관찰확률과 0.1 이상 차이가 나는 사례는 GCM의 5개보다 오히려 2개가 더 많은 7개나 되었다. 이러한 결과로 볼 때, 결합모형 2도 GCM보다 더 우수한 적합도를 나타내었다고 보긴 힘들다.

재 인. 등식(9)를 GCM 또는 원형모형과 결합하여 재인데이터에 대한 적합도를 유목화와 마찬가지로 최대가능성기준을 사용하여 검증하였다(표 6 참조). GCM과 원형모형이 각 사례에 대해 예언하는 확률은 표 4에 관찰확률과 함께 제시하였다. 재인도 유목화와 마찬가지로 GCM이 원형모형에 비해 훨씬 우수한 설명력을 나타내고 있다. 그러나 전반적으로 볼 때, 재인에 대한 예언력은 유목화에 대한 예언력에 비해 상당히 낮은 것으로 나타나고 있다(표 5와 표 6참조). 아무튼 총 32개의 사례중 관찰확률과 예언확률이 0.1 이상 차이가 나는 사례는 GCM에서는 즉시조건, 일주일조

건, 그리고 한달조건에서 각각 9개, 9개, 10개 인데 비해 원형모형에서는 무려 19개, 20개, 21개였다.

자유모수치 비교(표 5, 표 6참조). 유목화 성과와 재인성과에서 민감도 모수치(C)는 시간이 지연됨에 따라 낮아지는 경향성을 보였다. 즉, 파지기간이 증가함에 따라 사례들 간의 변별력이 감소하였는데, 이 결과는 지극히 예상할 수 있는 것이다.

주의집중 가중치를 보면 그 값들이 유목화와 재인의 경우 상당한 차이를 나타내고 있다. 예컨대, GCM의 경우 유목화에서는 차원 2와 5가 상대적으로 높은 주의집중을 받는데 반해 재인에서는 차원 4와 5가 높은 주의집중의 대상이 되고 있다. 원형모형의 경우를 보면, 유목화에서는 차원 3과 5가 높은 값을 갖는데 반해, 재인에서는 차원 1, 3, 그리고 5가 비교적 높은 값을 갖는 것으로 나타났다. 이러한 사실은 사람들이 사례들을 범주화할 때와 재인할 때, 비중을 두는 차원이 고정되어 있지 않다는 점을 반영한다고 볼 수 있다. 다시 말해서 사례들간의 유사성판단이 주어진 과제에 따라 달라질 수 있다는 것이다.

논 의

실험 1에서는 무선 점패턴을 사용하여 파지기간을 즉시, 일주일, 그리고 한달로 구성하였다. 파지기간이 경과할수록 원형이 상대적으로 더 잘 유목화되는 원형상승효과가 명확하게 나타나기를 기대하였으나, 유감스럽게도 원형상승효과의 경향성만을 나타내었다. 모형의 예언력을 분석한 결과는 기존 연구와 마찬가지로 GCM이 원형모형보다 유목화와 재인 성과를 더 잘 예언하는 것으로 나타났다.

실험 1의 목적은 파지기간을 한달로 늘려서 유목화와 재인의 성과에 대해, 형식화시킨 GCM모형과 원형모형을 정량적으로 대비시킴으로써 원형정보의 증거를 찾고자 하는 것이

었다. 그러나 기존연구와 맥을 같이 하기 위해서 무선 점패턴을 범주사례로 사용한 실험 1에서는 파지기간이 연장되어도 원형정보가 사용된다는 증거를 찾지 못하였다. 이러한 결과는 무선 점패턴이라는 자극 그 자체가 원형을 추상화하기에 어려운 자극이기 때문에 일어날 수도 있다. 실험 2에서는 무선 점패턴보다는 의미성/친숙성이 높은 도식적 얼굴을 사용하여 파지기간의 지연에 따른 원형추상화의 가능성을 검토해보고자 하였다.

실험 2

실험 1에서 사용한 무선 점패턴은 필요충분 속성을 정의하는 것이 어렵다는 자연범주의 특징을 잘 반영하지만 의미성이라는 면에서는 단점이 있는 자극이다. 실험 2에서는 의미성이 보다 높은 도식적 얼굴을 범주사례로 사용하였다. 도식적 얼굴은 눈의 높이, 양눈간의 거리, 코의 길이, 그리고 입의 높이라는 네 차원에서 변화하였다. 이러한 도식적 얼굴은 추상적 정보를 형성하기가 상대적으로 용이할 수 있겠다. 실험 1과 비교해 보기 위하여 두 범주의 크기도 동일하게 구성하였으며, 학습 단계후 전이단계의 지연도 즉시조건, 일주일 조건, 그리고 한달조건으로 하였다.

방 법

피험자. 부산대학교에서 교양심리학을 수강하는 학생중 실험 1에 참가하지 않은 학생 136명이 수강생의 의무로 실험 2에 참가하였다. 이들 중 50명은 유사성판단과제에, 나머지 86명은 범주학습과제에 무선적으로 할당되었다. 범주학습과제에 할당된 86명중 66명이 학습기준을 통과하였다. 전이단계에는 학습단계에서 학습기준을 통과한 피험자에 한하여 즉시조건에 20명, 일주일조건에 20명, 그리고 한

달조건에 25명이 할당되었다. 일주일조건에 할당된 1명의 피험자가 실험에 참석하지 않아 학습기준을 통과한 다른 피험자로 대체되었다.

실험재료 및 도구. 신현정(1993)의 방식에 따라 실험에서 사용된 얼굴은 눈의 높이 30-67mm, 양눈간의 거리 5-43mm, 코의 길이 3-58mm, 그리고 입의 높이 22-59mm에서 변화하였다. 각 차원을 19등분하여 최하/최소값으로부터 최상/최대값까지 20개의 값이 가능하도록 하였다. 각 차원에서 편의상 모두 8의 값을 갖는 얼굴과 13의 값을 갖는 얼굴을 두 범주의 원형으로 선정하였다. 두개의 원형을 중심으로 각각 학습사례와 새사례를 구성하였는데, 각 사례들이 각 차원에서 갖는 값은 원형의 값으로부터 최대 7만큼 변화가능하도록 하였다. 예컨대, 8의 값을 갖는 원형은 1에서 15까지의 값을 갖는 사례들로 구성되었으며 13의 값을 갖는 원형은 6에서 20까지의 값을 갖는 사례들로 구성되었다. 각 범주의 학습사례는 각각 9개이며, 새사례는 6개씩으로 구성하였다. 실험에 사용된 사례는 총 32개였다. 범주학습과제와 유사성판단과제 모두 IBM 호환성 개인용 컴퓨터를 사용하여 자극을 제시하고 반응자료의 수집을 통제하였다.

실험절차

유사성판단과제. 실험 1과 동일한 방식으로 하였다.

범주학습과제. 학습단계에서 피험자들은 도식적 얼굴 18개의 학습사례들을 편의상 각기 “김씨네 얼굴”, “이씨네 얼굴”이라고 명명된 두 범주에 유목화하는 범주학습을 하였다. 각 사례는 컴퓨터 화면 중앙에 하나씩 제시되고 피험자에게 “김”, “이”라고 표시된 키보드 중 하나를 누르도록 하였다. 그외는 실험 1과 동일한 절차로 하였다. 연속하는 7블럭에서

모든 사례의 정확유목화 성과가 각기 57%이상이 되면(즉, 모든 사례에 대해 7번 제시중 4번이상을 맞추게 되면) 학습이 이루어진 것으로 보고 그 블럭에서 학습단계를 종료하였다. 30번째 블럭에서도 학습기준에 도달하지 못한 피험자에게는 범주학습이 제대로 이루어지지 않은 것으로 간주하고 전이단계를 실시하지 않았다. 학습기준을 실험 1과 다르게 설정한 이유는 학습단계에서의 유목화성과가 기대하였던 것보다 낮았기 때문이었다. 전이단계에서의 절차는 실험 1과 동일하였다.

결 과

유사성판단과제. 50명의 피험자로부터 얻은 유사성행렬 데이터를 근거로 MDS解를 구하였다. 실험 2에서는 눈의 높이, 눈간의 거리, 코의 길이, 그리고 입의 높이라는 비교적 명확한 지각적 차원 4개를 설정하였으므로 4차원 解(스트레스값은 .09061)를 이론적 분석에 적용하여 각 모형을 대비시켰다. 각 차원과 유사성 판단근거와의 상관관계는 표 8과 같다.

표 8. 실험 2에서 4차원 解에 대한 도식적 얼굴과 객관적 측정들간의 상관관계

차 원	객관적 측정	상관(r)
1	눈의 높이	.91(p= .00)
2	눈간의 거리	.96(p= .00)
3	코의 길이	.72(p= .00)
4	입의 높이	.60(P= .00)

유목화와 재인. 전이단계에서 개별 사례들이 두 범주로 유목화된 확률은 표 9의 관찰 확률과 같다. 이것을 원형, 학습사례, 그리고 새사례의 유형별로 정리한 것이 표 10이다. 표 10에서 보는 바와 같이 파지기간이 경과할 수록 정확유목화비율은 감소했다($F(2,62) =$

$7.19, p<.01$). 사례유형간에도 정확유목화비율에서 차이가 있었지만($F(2,62) = 9.95, p<.01$), 파지기간과 사례유형간에 상호작용효과는 나타나지 않았다. 실험 1과 마찬가지로 즉시조건에서는 학습사례, 원형, 새사례순으로 정확유목화성과를 보였지만 일주일조건과 한달조건에서는 원형, 학습사례, 새사례 순으로 나타났다(그림 2참조). 특히 실험 1과는 달리, 한달조건에서 원형과 학습사례간에 통계적으로 유의미한 차이가 나타나($t(24) = -2.94, p<.01$) 원형상승효과를 찾을 수 있었다. Scheffé 방식으로 사후검증을 실시한 결과, 학습사례는 파지기간이 경과함에 따라 유목화성과가 유의미하게 낮아진 반면, 원형은 차이를 보이지 않았다.

각 사례가 학습단계에서 보았던 사례라고 재인된 확률을 표 11에 제시하였다. 원형을 보았던 사례라고 재인하는 확률(즉시조건에서 .800, 일주조건에서 .775, 그리고 한달조건에서 .880)은 즉시조건을 제외한 두 지연조건에서 학습사례보다(각각 .808, .660, .794) 높게 나타났다. 이 결과는 유목화의 결과와 유사한 것이었다.

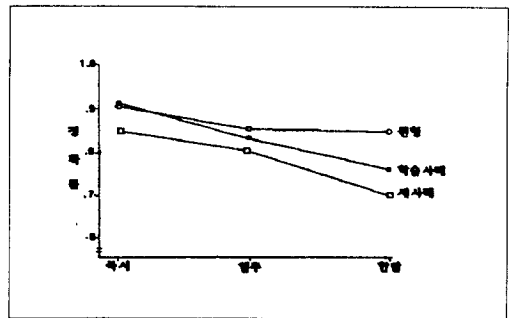


그림 2. 실험 2에서 파지기간에 따른 평균정확유목화비율(한달조건에서 뚜렷한 원형상승효과가 나타났고 파지기간의 경과에 따른 원형의 망각저항현상이 나타났다)

표 9. 실험 2에서 범주반응의 관찰확률과 GCM, 원형모형, 그리고 결합모형의 예언확률

조건	관찰 확률			GCM			원형모형			결합모형 1 ^a			결합모형 2 ^b		
	즉시	일주	한달	즉시	일주	한달	즉시	일주	한달	즉시	일주	한달	즉시	일주	한달
범주1															
P1	.900 ^c	.900	.853	.888	.853	.779	.992	.967	.908	.913	.913	.854	.962	.938	.901
O11	1.000	.783	.693	.966	.876	.711	.911	.808	.643	.953	.862	.698	.969	.875	.688
O12	.750	.483	.453	.866	.740	.563	.759	.595	.458	.840	.664	.505	.843	.657	.475
O13	.967	.983	.853	.965	.928	.860	.956	.945	.836	.959	.946	.816	.961	.937	.853
O14	.917	.883	.600	.976	.843	.690	.904	.759	.652	.945	.823	.716	.979	.860	.732
O15	.983	.900	.800	.967	.926	.860	.861	.872	.799	.941	.925	.817	.953	.918	.798
O16	.967	.883	.853	.962	.904	.818	.932	.877	.795	.967	.911	.848	.944	.891	.819
O17	.950	.900	.907	.910	.893	.785	.890	.860	.749	.942	.876	.799	.899	.870	.781
O18	.967	.983	.853	.982	.953	.898	.942	.920	.853	.975	.953	.887	.975	.948	.867
O19	.933	.883	.827	.961	.881	.735	.968	.898	.786	.976	.897	.790	.960	.878	.765
N11	.900	.867	.760	.852	.847	.766	.797	.833	.746	.830	.846	.712	.847	.852	.717
N12	.433	.467	.440	.411	.417	.397	.637	.536	.498	.526	.450	.464	.459	.428	.465
N13	.950	.833	.547	.888	.724	.546	.890	.727	.574	.913	.725	.539	.898	.709	.521
N14	.983	.933	.800	.913	.833	.696	.959	.888	.750	.947	.859	.739	.931	.865	.740
N15	.917	.833	.733	.911	.865	.776	.967	.921	.830	.922	.898	.788	.925	.889	.790
N16	.933	.900	.840	.946	.896	.820	.862	.847	.783	.936	.898	.836	.917	.880	.810
범주2															
P2	.917	.800	.840	.913	.866	.818	.987	.951	.910	.951	.909	.882	.949	.913	.905
O21	1.000	.950	.853	.972	.943	.899	.975	.934	.893	.982	.941	.921	.968	.934	.907
O22	.983	.900	.853	.939	.879	.830	.979	.947	.883	.962	.919	.849	.957	.914	.831
O23	.967	.900	.880	.939	.884	.836	.983	.943	.898	.970	.920	.884	.955	.912	.886
O24	.600	.733	.747	.819	.796	.777	.824	.836	.797	.837	.822	.761	.823	.820	.755
O25	.883	.867	.747	.931	.873	.815	.821	.792	.703	.881	.845	.744	.910	.852	.774
O26	.850	.467	.627	.783	.636	.624	.559	.457	.532	.777	.578	.615	.759	.591	.577
O27	.867	.717	.813	.843	.688	.664	.702	.557	.592	.831	.649	.664	.831	.663	.669
O28	.900	.950	.907	.947	.888	.820	.961	.892	.824	.960	.895	.823	.943	.883	.808
O29	.900	.833	.680	.959	.911	.844	.868	.790	.720	.931	.863	.790	.948	.887	.774
N21	.917	.850	.867	.841	.826	.800	.937	.895	.859	.912	.858	.851	.868	.854	.850
N22	.567	.617	.573	.680	.576	.594	.563	.495	.557	.570	.552	.551	.667	.536	.540
N23	1.000	.983	.960	.954	.912	.862	.989	.954	.910	.971	.935	.891	.963	.926	.895
N24	.833	.567	.627	.666	.555	.579	.851	.672	.652	.734	.626	.623	.698	.576	.618
N25	.967	.967	.800	.910	.880	.838	.915	.870	.822	.921	.879	.839	.905	.875	.832
N26	.933	.917	.733	.902	.858	.796	.949	.868	.794	.902	.860	.783	.907	.857	.788

Pi는 범주 i의 원형이며, Oij는 i범주의 j번째 학습사례이며, Nij는 i번째 범주의 k번째 새사례이다.

a. 결합모형 1은 본보기정보가 사용될 확률(Pe)과 원형정보가 사용될 확률(Pp)의 합이 1이 되도록 만든 모형이다.

b. 결합모형 2는 원형을 특수한 사례로 간주하여 원형의 정보에 가중치 y를 부여한 모형이다.

c. 여기서 제시된 확률은 범주 1의 사례는 범주 1로 범주화한 확률이며, 범주 2의 사례는 범주 2로 범주화한 확률이다.

표 10. 실험 2에서 사례유형에 따른 관찰된 정확유목화확률과 GCM 및 원형모형의 예언확률

범주		즉시			일주			한달		
		원형	학습사례	새사례	원형	학습사례	새사례	원형	학습사례	새사례
1	관찰	.900	.937	.853	.900	.853	.806	.853	.760	.687
	GCM	.888	.951	.820	.853	.883	.764	.779	.769	.667
	원형모형	.992	.795	.852	.967	.837	.792	.908	.730	.697
2	관찰	.917	.883	.870	.800	.813	.817	.840	.790	.760
	GCM	.913	.904	.826	.866	.833	.768	.818	.790	.745
	원형모형	.987	.852	.867	.951	.794	.792	.910	.760	.766
전체	관찰	.909	.910	.862	.850	.833	.812	.847	.775	.724
	GCM	.901	.928	.823	.860	.858	.766	.799	.780	.706
	원형모형	.990	.824	.860	.959	.816	.792	.909	.745	.732

모형의 이론적 분석

유목화. 실험 1에서와 마찬가지로 방식으로 형식화된 각 모형들을 최대가능성기준을 사용하여 적합도를 검증하였다. 4차원 MDS解를 적용하였기 때문에 주의집중가중치에 해당하는 자유모수치가 한개 줄어들었다는 점을 제외하고는 실험 1과 동일하다.

유목화성과에 대한 각 사례의 관찰확률과 GCM, 원형모형, 그리고 결합모형 1, 2의 예언확률을 표 9에 제시하였다. 전체 32개의 사례중에서 관찰확률과 0.1 이상 차이가 나는 예언을 한 경우, GCM에서는 즉시조건에서 4개, 일주일조건에서 4개, 그리고 한달조건에서 5개였고, 원형모형에서는 각각 5개, 8개, 그리고 2개였다. 한편, 결합모형 1과 결합모형 2에서는 개별사례에 대한 예언에 있어서 관찰확률과 0.1 이상 차이가 나는 예언을 한 경우, 즉시조건에 각각 3개, 1개, 일주일조건에 각각 4개씩, 그리고 한달조건에 각각 1개, 4개로 나타나 GCM이나 원형모형보다 우수한 예언력을 보이고 있다. GCM은 즉시조건과 일주일조건에서 원형모형보다 개별사례에 대한 예언을 비교적 잘 하고 있지만, 한달조건에서는 오히려 원형모형이 예언을 더 잘하고 있다. 또한 실험 1에서와는 달리 개별사례에 대한 원형모형의 예언력도 상당하였다.

표 10에서 보는 바와 같이, 원형모형은 각 조건에서 학습사례의 유목화에 대해서는 과소예언하는 경향이 있고 새사례의 유목화에 대해서는 비교적 정확하게 예언하는 경향이 있었다. 그러나 실험 1에서와는 달리 실험 2에서는 GCM이 학습사례에 대해서는 과대예언을 하는 경향이 있었고, 새사례에 대해서는 과소예언하는 경향이 발견되었다. 원형에 대한 예언에 있어서, 원형모형은 모든 조건에서 관찰된 확률보다 과대예언을 보였다. 반면

GCM은 원형모형보다 원형에 대해서 비교적 우수한 예언력을 보였다.

표 11. 실험 2에서 재인의 관찰확률과 예언확률

	관찰확률			GCM			원형모형		
	즉시	일주일	한달	즉시	일주일	한달	즉시	일주일	한달
범주1									
P1	.750	.767	.853	.775	.733	.805	.842	.814	.867
O11	.950	.633	.827	.830	.714	.793	.789	.642	.778
O12	.700	.567	.867	.843	.754	.816	.764	.707	.782
O13	.817	.717	.693	.755	.683	.708	.634	.628	.639
O14	.800	.750	.813	.784	.643	.775	.753	.569	.695
O15	.717	.700	.720	.808	.720	.801	.747	.689	.744
O16	.783	.550	.813	.817	.739	.834	.823	.677	.862
O17	.933	.867	.867	.842	.796	.804	.821	.772	.772
O18	.883	.800	.827	.793	.736	.796	.781	.705	.762
O19	.733	.633	.680	.823	.710	.786	.788	.716	.776
N11	.817	.833	.747	.770	.698	.777	.752	.724	.732
N12	.800	.717	.880	.800	.728	.811	.839	.787	.855
N13	.717	.583	.613	.740	.540	.648	.761	.629	.663
N14	.900	.700	.827	.782	.698	.775	.811	.718	.808
N15	.783	.600	.880	.733	.649	.789	.793	.716	.838
N16	.750	.583	.853	.778	.692	.792	.815	.677	.820
범주2									
P2	.850	.783	.907	.813	.786	.829	.840	.813	.866
O21	.800	.817	.587	.835	.793	.819	.835	.804	.775
O22	.850	.783	.907	.793	.745	.802	.772	.735	.809
O23	.833	.867	.907	.849	.801	.840	.822	.769	.856
O24	.767	.617	.720	.832	.756	.806	.745	.720	.773
O25	.633	.650	.787	.763	.705	.739	.679	.656	.705
O26	.917	.767	.853	.806	.750	.822	.804	.708	.823
O27	.883	.817	.773	.804	.709	.803	.732	.642	.757
O28	.750	.800	.760	.835	.746	.800	.775	.714	.772
O29	.800	.800	.893	.831	.766	.828	.825	.734	.815
N21	.650	.717	.667	.738	.706	.774	.805	.727	.825
N22	.333	.350	.533	.391	.463	.637	.673	.615	.720
N23	.683	.750	.640	.768	.709	.769	.788	.710	.786
N24	.717	.633	.733	.756	.662	.736	.802	.706	.772
N25	.900	.817	.840	.779	.736	.791	.824	.798	.804
N26	.850	.817	.827	.785	.717	.786	.818	.757	.832

P_i 는 범주 i 의 원형이며 O_{jk} 는 j 범주의 k 번째 학습 사례이고, N_{jk} 는 j 번째 범주의 k 번째 새사례이다.

유목화성과에 대한 GCM과 원형모형의 적합도를 비교해 보면(표 12참조), 실험 1에서와 마찬가지로 GCM은 시간이 경과함에 따라 적합도가 감소하는 경향이 있고 원형모형은 적합도가 증가하는 경향이 있었다. 특히 실험 1에서와는 달리, 한달조건에서 GCM보다 원형모형의 적합도가 더 우수하였다. 또한, 두 결합모형은 GCM과 원형모형보다 모든 조건에서 더 우수한 적합도를 보이는 것으로 나타났다. 예컨대, 일주일조건과 즉시조건에서 원형

표 12. 실험 2에서 유목화성과에 대한 GCM, 원형모형, 그리고 결합모형의 최대가능성 모수치와 적합도

모수치\조건	GCM			모 형 원형모형			결합모형 1 ^a			결합모형 2 ^b		
	즉시	일주	한달	즉시	일주	한달	즉시	일주	한달	즉시	일주	한달
c	3.109	2.159	1.585	4.981	3.012	2.271	5.116	2.679	3.189	3.334	2.377	2.909
w1	.290	.508	.462	.165	.243	.225	.128	.294	.133	.236	.346	.148
w2	.245	.204	.342	.258	.334	.374	.187	.337	.214	.245	.294	.228
w3	.441	.288	.195	.491	.423	.288	.285	.400	.105	.514	.360	.126
w4	.024	.000	.000	.086	.000	.113	.400	.029	.548	.005	.000	.498
b1	.614	.591	.516	.576	.561	.501	.589	.575	.497	.595	.573	.495
b2	.386	.409	.484	.424	.439	.499	.411	.425	.503	.405	.427	.505
Pe							.659	.521	.359			
y										4.721	8.901	37.691
적합도												
-ln L	89.538	94.494	106.320	121.805	103.852	100.849	79.427	87.382	92.616	87.202	89.802	95.587
SSE	.295	.353	.320	.564	.371	.289	.226	.265	.199	.267	.279	.224
설명변량(%)	97.277	95.703	94.065	94.796	95.477	94.655	97.916	96.769	96.322	97.537	96.602	95.847

c는 민감도 모수치이고, Wm은 차원 m에 주어지는 주의집중의 가중치이고, bi는 범주반응 R_i를 할 반응편파이다.

-ln L은 가능성값에 음수를 취한 것이고 SSE는 관찰확률과 예언확률간의 편차자승의 합이다.

a. 결합모형 1은 본보기정보가 사용될 확률(Pe)과 원형정보가 사용될 확률(Pp)의 합이 1이 되도록 만든 모형이다.

b. 결합모형 2는 원형을 특수한 사례로 간주하여 원형의 정보에 가중치 y를 부여한 모형이다.

표 13. 실험 2에서 재인성과에 대한 GCM 및 원형모형의 최대가능성 모수치와 적합도

모수치\조건	GCM			모 형 원형모형		
	즉 시	일 주	한 달	즉 시	일 주	한 달
c	4.312	2.691	2.581	.776	1.037	1.266
w1	.009	.006	.090	.008	.004	.168
w2	.066	.176	.105	.035	.291	.000
w3	.022	.234	.246	.179	.326	.407
w4	.903	.584	.649	.778	.379	.425
K	.381	.770	.552	.315	.336	.175
적합도						
-ln L	101.569	100.470	110.388	120.662	110.118	112.181
SSE	.372	.434	.377	.668	.592	.417
설명변량(%)	93.736	88.219	93.469	88.771	83.941	92.800

c는 민감도 모수치이고, Wm은 차원 m에 주어지는 주의집중의 가중치이고, K는 보았던 것이라고 판단하는 기준이다. -ln L은 가능성값에 음수를 취한 것이고 SSE는 관찰확률과 예언확률간의 편차자승의 합이다.

모형보다 우수한 적합도를 보인 GCM과 결합 모형 2를 비교해본 결과, 통계적으로 유의미한 차이를 보였다(즉시조건: $\chi^2(1) = 4.672$, $p < .05$, 일주일조건: $\chi^2(1) = 9.384$, $p < .01$). 한달조건에서 원형모형과 결합모형 2를 비교해본 결과에서도 통계적으로 유의미한 차이를 보였다($\chi^2(1) = 10.524$, $p < .01$).

설명변량에서, GCM은 세조건에서 유목화 변량의 94% 이상을 설명하고 있으나 시간이 경과됨에 따라 줄어드는 경향이 있었다. 원형 모형도 전체변량의 94% 이상을 설명하고 있다. 특히, 두 결합모형은 GCM과 원형모형보다도 더 많은 설명변량을 보이고 있다. 이러한 결과는 실험 1과는 달리 유목화과정에서 원형정보의 사용증거를 나타내고, 아울러 본보기정보와 원형정보가 동시에 사용됨을 시사한다고 볼 수 있다.

재 인. 재인데이터에 대하여 최대가능성기준으로 분석한 적합도를 표 13에 제시하였다. GCM은 세 조건에서 전체변량의 88% 이상을 설명하고 있다. 실험 1에서 재인성과에 대한 원형모형의 설명변량이 50%에도 못미치는 결과를 보인 것과는 달리, 실험 2에서는 세조건에서 83% 이상을 설명하고 있다. 특히, 한달조건에서는 전체변량의 92.8%라는 높은 설명력을 보이고 있다. 각 사례에 대해 예언하는 확률과 관찰확률을 표 11에 제시하였다.

사례유형에 따른 재인성과에 있어서, 원형 모형은 학습사례에 대해서는 과소예언을, 새 사례에 대해서는 과대예언을 하였다(표 11참조). 반면, GCM은 학습사례와 새사례 모두에 비교적 정확하게 예언을 하였다. 원형에 대해 GCM은 즉시조건과 일주일조건에서는 비교적 정확하게 예언을 하였지만 한달조건에서는 다소 과소예언을 하였다. 반면, 원형모형은 원형에 대해 즉시조건과 일주일조건에서는 다소 과대예언을 했지만 한달조건에서는 과소예언을 하는 경향을 보였다.

자유모수치 비교(표 12, 표 13참조). 민감도 모수치를 비교해보면, 유목화성과에 있어서는 GCM과 원형모형이 모두 시간이 지남됨에 따라 낮아졌다. 그러나 재인성과에서는 실험 1과는 차이를 보였다. GCM에서는 민감도가 시간의 경과에 따라 낮아졌지만 원형모형에서는 오히려 조금씩 높아지는 경향을 보였다. 두 결합모형에서는, 즉시조건에 비해 일주일조건에서는 민감도 모수치가 낮아졌지만 한달조건에서는 오히려 일주일조건보다는 약간 높아지는 결과가 나타났다.

주의집중 가중치를 보면, 실험 1에서처럼 유목화와 재인의 경우 뚜렷한 차이를 나타내고 있다. 유목화에서는 GCM과 원형모형의 경우 차원 4가 주의집중을 거의 받지 않는 것으로 나타난 반면, 재인에서는 차원 4가 상당한 주의집중의 대상이 되고 있는 등 차원들의 주의집중 정도가 유목화와 재인에서 상반되는 패턴을 나타내고 있다. 이러한 사실은 사람들이 사례들을 범주화할 때와 재인할 때, 비중을 두는 차원이 고정되어 있지 않다는 점을 다시 한번 반영한다고 볼 수 있겠다.

두 결합모형에서 나타나는 바와 같이, 시간이 경과함에 따라 본보기정보의 사용확률은 점차 줄어들고 원형정보가 차지하는 비율은 상당히 증가하고 있음이 발견되어 실험 1과는 대조를 이루었다.

논 의

실험 2의 목적은 의미성과 친숙성이 보다 높은 도식적 얼굴에 대한 유목화와 재인의 성과에 대해, 형식화시킨 GCM과 원형모형을 정량적으로 대비시킴으로써 원형정보의 증거를 찾고자 하는 것이었다. 파지기간을 실험 1과 마찬가지로 즉시, 일주일, 그리고 한달로 구성한 결과, 파지기간이 경과할수록 원형이 학습사례보다 더 잘 유목화되는 원형상승효과가 나타났다. 특히 한달조건에서는 통계적으로 유의한 차이를 보이면서 원형이 학습사례보다

정확 유목화성효과가 더 우수한 원형상승효과가 찾아졌다.

전이단계에서의 유목화성효과를 원형모형과 GCM으로 분석한 결과, 원형모형도 전체변량의 94%이상의 설명력을 보였으며, 특히 한달 조건에서는 원형모형이 GCM보다 더 우수한 적합도를 나타내었다. 본보기정보와 원형정보의 상대적 공헌도를 반영한 결합모형과 원형을 특수한 사례로 간주하고 가중치를 준 결합모형의 적합도는 단일모형의 적합도보다 훨씬 더 우수하였다. 특히 파지기간의 경과가 길수록 결합모형의 적합도는 보다 우수한 경향을 보였다. 따라서 도식적 얼굴의 유목화에서는 본보기정보 뿐만 아니라 추상화된 원형정보도 상당한 역할을 하며, 시간이 경과할수록 원형정보의 역할이 더 비중을 차지한다고 볼 수 있겠다.

종합논의

이 연구에서는 학습사례의 범주크기를 9개 씩으로 고정하고 파지기간의 경과와 자극의 친숙도가 원형 추상화에 미치는 효과를 검토하고자 하였다. 실험 1에서는, 9개의 점으로 구성된 무선 점패턴을 범주사례로 사용하였으며 전이단계의 파지기간을 즉시, 일주일, 그리고 한달로 하였다. 그 결과, 파지기간이 경과할수록 원형상승효과의 경향성이 발견되었지만, 선행연구와 마찬가지로 원형모형에 비해 GCM이 훨씬 우수한 설명력을 보였다. 본보기정보와 원형정보의 상대적 공헌도를 고려한 결합모형에서는 시간이 경과할수록 미미하지만 원형추상화의 가능성만을 발견하였다.

무선 점패턴보다 의미성/친숙성이 높은 도식적 얼굴을 범주사례로 사용한 실험 2에서는 한달조건에서 원형상승효과를 찾을 수 있었다. 또한 파지기간이 경과할수록 GCM의 적합도는 떨어지고 원형모형의 적합도는 상승하는 결과를 얻었다. 특히 한달조건에서는 원형모

형이 GCM보다 더 우수한 적합도를 보였다. 본보기정보와 원형정보의 상대적인 공헌도를 고려한 결합모형에서도 원형정보의 뚜렷한 사용증거를 찾을 수 있었고, 원형을 특수한 사례로 간주하여 원형에 부여한 가중치를 반영하는 결합모형에서도 시간의 경과에 따라 원형정보의 사용증거는 현저하였다.

실험 1과 2를 종합해보면, 첫째, 원형의 추상화에는 자극의 친숙성/의미성이 중요한 변수가 될 수 있다는 것이다. 실생활에서 거의 접할 수 없는 무선 점패턴보다는 비교적 친숙성/의미성이 높은 도식적 얼굴에서 원형 추상화의 증거를 쉽게 찾을 수 있었다. 둘째, 파지기간의 경과가 원형 추상화에 영향을 미친다는 것이다. 파지기간이 경과할수록 GCM의 적합도는 떨어지고 원형모형의 적합도는 오히려 증가하는 경향이 발견되었다. 특히 실험 2에서는 파지기간의 경과가 원형 추상화에 많은 영향을 주었고 결합모형에서 보는 바와 같이, 원형정보가 본보기정보보다 더 많이 사용됨을 확인할 수 있었다.

실험 1의 결과를 비추어볼 때, 적어도 원형이 추상화되기에는 범주의 크기가 충분히 크지 않았기 때문일 수도 있고, 무선 점패턴이라는 자극 그 자체가 원형을 추상화하기에 어려운 자극일 수도 있겠다. 어쩌면 자극의 특성상 무선 점패턴의 원형이 추상화되기에는 한달이라는 기간이 충분하지 않을 수도 있다. 또한 자연범주와는 달리 실험실 상황에서 일시적인 자극경험으로 원형정보를 획득하리라는 기대가 심리적 실제와는 거리가 멀 수가 있다.

범주크기와 파지기간 경과의 상호작용이 원형 추상화에 미치는 효과와 지속적인 경험 또는 간헐적인 경험이 원형 추상화에 미치는 효과는 차후의 연구에서 밝혀지기를 기대한다.

참 고 문 헌

- 신현정 (1993). 정의관란범주 사례의 유목화와 재인. 한국심리학회지: 실험 및 인지, 제 5 권, 226-243.
- Breen, T. J., & Schvaneveldt, R. W. (1986). Classification of empirically derived prototypes as a function of category experience. *Memory and Cognition*, 14, 313-320.
- Busemeyer, J. R., Dewey, G. I., & Medin, D. L. (1984). Evaluation of exemplar-based generalization and the abstraction of categorical information. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 10, 638-648.
- Carroll, J. D., & Wish, M. (1974). Models and methods for three-way multidimensional scaling. In D. H. Krantz, R.C. Atkinson, R. D. Luce, & P. Suppes(Eds.), *Contemporary developments in mathematical psychology* (vol. 2). San Francisco: W. H. Freeman.
- Clark, S. (1988). *A theory for classification and memory retrieval*. Unpublished doctoral dissertation, Indiana University, Bloomington, Indiana.
- Erdelyi, M. H., & Kleinbard, J. (1978). Has Ebbinghaus decayed with time?: The growth of recall(hypermnnesia) over days. *Journal of Experimental Psychology: Human Learning and Memory*, 4, 275-289.
- Homa, D., & Chambliss, D. (1975). The relative contributions of common and distinctive information on the abstraction from ill-define categories. *Journal of Experimental Psychology: Human Learning and Memory*, 1, 351-359.
- Homa, D., Cross, J., Cornell, D., Goldman, D., & Schwartz, S. (1973). Prototype abstraction and classification of new instances as a function of number of instances defining the prototype. *Journal of Experimental Psychology*, 101, 116-122.
- Homa, D., & Cultice, J. (1984). Role of feedback, category size, and stimulus distortion on the acquisition and utilization of ill-defined categories. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 10, 83-94.
- Medin, D. L., & Schaffer, M. M. (1978). Context theory of classification learning. *Psychological Review*, 85, 207-238.
- Nosofsky, R. M. (1984). Choice, similarity, and context theory of classification. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 10, 104-114.
- Nosofsky, R. M. (1985). Overall similarity and the identification of separable-dimension stimuli: A Choice model analysis. *Perception and Psychophysics*, 38, 415-432.
- Nosofsky, R. M. (1986). Attention, similarity, and the identification-categorization relationship. *Journal of Experimental Psychology: General*, 115, 39-57.
- Nosofsky, R. M. (1987). Attention and learning processes in the identification and categorization of integral stimuli. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 13, 87-108.
- Nosofsky, R. M. (1988a). Exemplar-based accounts of relations between classification, recognition, and typicality. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 14, 700-708.
- Nosofsky, R. M. (1991). Tests of an exemplar model for relating perceptual classification and recognition memory. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 17, 3-27.
- Nosofsky, R. M., Clark, S. E., & Shin, H. J (1989). Rules and exemplars in categorization,

- identification, and recognition. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 15, 282-304.
- Posner, M. I., & Goldsmith, R., & Welton, K. E. (1967). Perceived distance and the classification of distorted patterns. *Journal of Experimental Psychology*, 73, 28-38.
- Posner, M. I., & Keele, S. W. (1968). On the genesis of abstract ideas. *Journal of Experimental Psychology*, 77, 353-363.
- Posner, M. I., & Keele, S. W. (1970). Retention of abstract ideas. *Journal of Experimental Psychology*, 83, 304-308.
- Reed, S. K. (1972). Pattern recognition and categorization. *Cognitive Psychology*, 3, 382-407.
- Rosch, E. (1973). On the internal structure of perceptual and semantic categories. In T. E. Moore (Ed.), *Cognitive development and the acquisition of language*. New York: Academic Press.
- Rosch, E., Mervis, C. B., Gray, W. D., Johnson, D. M., & Boyes-Braem, P. (1976). Basic objects in natural categories. *Cognitive Psychology*, 8, 382-439.
- Shin, H. J. (1990). *A Similarity-scaling study of "dot pattern" classification and recognition*. Unpublished doctoral dissertation, Indiana University, Bloomington, Indiana.
- Shin, H. J., & Nosofsky, R. M. (1992). Similarity-scaling studies of dot-pattern classification and recognition. *Journal of Experimental Psychology: General*, 121, 278-304.
- Shepard, R. N. (1967). Recognition memory for words, sentences, and pictures. *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior*, 6, 156-163.
- Shepard, R. N. (1986). Discrimination and generalization in identification and classification: Comment on Nosofsky. *Journal of Experimental Psychology: General*, 115, 58-61.
- Shepard, R. N. (1987). Toward a universal law of generalization for psychological science. *Science*, 237, 1317-1323.
- Smith, J. E. K. (1980). Models of identification. In R. S. Nickerson (Ed.), *Attention and Performance* (Vol. 8). Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
- Smith, E. E., & Medin, D. L. (1981). *Categories and concepts*. Cambridge, MA: Harvard Univ. Press.
- Standing, L. (1973). Learning 10,000 pictures. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 25, 207-222.

Effects of Retention Interval and Familiarity of Stimuli on Classification and Recognition of Ill-defined Category Instances

Oh-Young Kwon and Hyun-Jung Shin

Department of Psychology, Pusan National University, Korea

Two experiments were conducted to examine the effects of retention interval and the familiarity of stimuli on classification and old-new recognition of ill-defined category instances using the learning-transfer phase paradigm. The generalized context model(GCM) and the prototype abstraction model were formalized to quantitatively contrast in predicting classification performance. In experiment 1, random dot patterns were used as category instances reflecting the characteristics of ill-defined category well. In experiment 2, Reed's(1972) schematic faces were used as category instances that were more meaningful than the random dot patterns. The retention interval was manipulated in immediacy, a week, and a month. The results of experiment 1 using dot patterns showed that prototype information was not used in the classification and old-new recognition of category instances. However, there was a tendency that the fitness of GCM was decreased and that of prototype model was increased as the retention interval increased. In contrast, the results of experiment 2 using schematic faces showed that prototype information contributed significantly to the classification of category instances. Especially, the combined models showed that prototype information made more contribution than exemplar information to the classification and old-new recognition of category instances as the retention interval increased. The implications of this study were discussed.