

정의곤란범주 사례의 유목화와 재인¹⁾

신 현 정

부산대학교 심리학과

정의곤란범주 사례의 유목화와 재인성과를 예언하는데 있어서 다차원척도기법에 근거한 일반화본보기모형(GCM)과 원형추상화모형을 정량적으로 대비시키기 위해 두개의 실험을 실시하였다. 실험 1과 2 모두 전형적인 학습-전이단계 패러다임에서 사례들의 유목화와 재인데이터를 수집하였다. 실험 1에서는 Posner와 Keele(1968, 1970)의 기념비적 연구 이후 정의곤란범주 연구에서 대표적으로 사용되는 무선점패턴을 범주사례로 사용하고 범주 크기를 18개까지 늘려 원형추상화의 가능성을 확장시켰다. 원형모형과 본보기모형의 예언력을 대비시킨 결과 범주사례의 유목화와 재인에 원형정보가 사용된다는 증거를 찾을 수가 없었다. 이것은 무선점패턴 범주의 경우에 범주크기가 원형추상화에 별 공헌을 하지 못하는 것으로 해석되었다. 실험 2에서는 의미성이 비교적 크다고 할 수 있는 Reed(1972)의 도식적 얼굴을 범주사례로 사용하였다. 그 결과 의미성있는 사례들을 범주학습하는 경우에는 추상화된 원형정보가 사례들의 유목화와 재인에 상당한 공헌을 한다는 증거를 찾을 수 있었다. 범주의 표상, 사례간의 유사성 측정의 문제, 그리고 유목화/범주화과정에 대한 대안적 모형들이 논의되었다.

정의곤란범주(ill-defined category)란 그 범주가 필요충분 속성에 의해 규정되지 않으며(즉, 기준속성의 확인이 어렵다), 가능한 사례의 수가 거의 무한하며, 그리고 범주의 경계가 모호한 범주(fuzzy category)를 일컫는다. 반면 단독으로는 필요조건이 되며 공동으로는 충분조건이 되는 기준속성들을 가지고 있는 범주를 고전적 범주(classical category)라 부른다(Smith, 1988). 우리가 일상적으로 사용하는 대부분의 자연범주들은 정의곤란범주에 해당한다.

그렇다면 정의곤란범주로 규정되는 자연범주는 어떻게 학습되어 인지구조 속에 표상되며, 새로운 사례들을 범주화하거나 재인할 때 사용되는가? 이 물음은 인지구조와 처리과정에 대한 가장 기본적인 물음의 하나라 할 수 있으며, 1960년대 이후 이 물음에 대

한 심리학적 견해는 크게 두가지로 대별된다. 하나는 개별사례들의 경험을 통한 범주정보의 추상화를 내세우는 원형이론(prototype theory)의 입장이며, 다른 하나는 경험한 개별사례에 근거한 자극일반화로 대표되는 본보기이론(exemplar theory)의 입장이다. 원형이론에 따르면, 사람들이 범주의 추상화된 요약표상을 기억에 저장하며, 주어진 항목의 범주화 결정은 추상화된 원형과의 유사성에 근거한다. 일반적으로 요약표상, 즉 원형은 범주분포의 중앙경향치 또는 중심(centroid)으로 정의된다(예컨대, Reed, 1972). 반면에 본보기이론에 따르면, 사람들이 범주의 개별사례들을 기억 속에 저장하며, 주어진 항목의 범주화는 저장된 개별사례들과의 유사성에 근거한다.

원형이론과 본보기이론의 예언을 검증하고 대비시키려는 실험적 접근은 크게 두가지 흐름에서 이루어져 왔다. Posner와 Keele(1968, 1970)의 기념비적 연구에서 출발한 한가지 접근에서는 점패턴이나 무선다각형 범주를 실험자료로 사용하고, 학습단계-전이

1) 이 논문은 1991년도 교육부지원 한국학술진흥재단의 자유공포과제 학술연구조성비에 의하여 연구되었음. 실험프로그램의 작성과 실험실시 그리고 자료처리에 도움을 준 최양규와 정운심에게 감사드린다.

단계의 실험패러다임²⁾을 사용하였다. 점패턴과 무선다각형 범주는 사례수가 거의 무한할 수 있으며 복잡한 차원구조를 가지고 있기 때문에, 자연범주의 구조를 비교적 잘 반영하고 있다는 장점을 가지고 있다(Homa, 1984). 이러한 접근방식을 사용한 수많은 연구들은 원형 추상화과정을 지지한다고 생각할 수 있는 많은 결과들, 예컨대, 원형상승효과, 원형의 망각에 대한 저항, 그리고 범주크기효과 등을 제시하였다(Smith & Medin, 1981 참조). 그러나 점패턴을 사용한 연구들은 여러가지 제한점이 있음이 밝혀졌다. 애초에 원형 추상화를 지지하는 것으로 간주되었던 결과들이 본보기이론에 의해서도 긍정적인 수준에서 일관성있게 예언될 수 있다(Busemeyer, Dewey, & Medin, 1984; Hintzman, 1986; Nosofsky, 1988a). 보다 큰 제한점은 실험에 사용된 점패턴들간에 존재하는 심리적 유사성관계가 명확하게 규정되지 못하였다는 점이다. 일반적으로 두 점패턴간의 유사성은 서로 대응되는 점들의 평균거리로 규정되었으나, 사람들이 점패턴을 부호화할 때 각 점의 위치를 심리적 차원으로 삼는다는 근거가 없다. 오히려 점들간의 관계에 근거한 출현속성(emergent property)과 같은 것이 보다 중요한 심리적 차원이 될 수 있다(Hock, Tromley, & Polmann, 1988)

원형이론과 본보기이론을 대비시키려는 또다른 흐름에서는 지각적으로 현저한 차원에서 상이한 값을 가지는 단순지각적 사례들을(예컨대, 색상, 도형의 형태 등) 사용하였다. 따라서 심리적 차원들이 명확한 것이었으며, 다차원 척도기법(multidimensional scaling; 이후부터는 MDS)에 의해서 쉽게 검증될 수 있었다. 특히 이 접근에서는 원형모형과 본보기모형을 정량적인 방식으로 형식화하여 두 이론의 예언을 양적인 측면에서 대비시킬 수 있었다. Nosofsky(1986, 1987, 1988b, 1989, 1991; Nosofsky, Clark, & Shin)는 전형적인 본보기이론의 하나인 Medin과 Schaffer(1978)의 맥락모형(Context Model)을 확장시킨 일반화맥락모형(Generalized Context Model; 이후부터는 GCM)이 원형모형에 비해서 범주사례들의 유목화와 재인성

과를 정량적으로 설명하는데 있어서 매우 우수하다는 사실을 보여주었다. 특히 이들 연구에서 사용된 GCM은 범주사례들에 대한 MDS解(MDS solution)를 결합시킴으로써 사례들간의 유사성을 추정하는 과정에서 발생하는 많은 수의 자유모수치(free parameter)의 문제점을 극복하고자 하였다. 이 접근방식에 있어서 가장 큰 문제점은 사용한 범주의 구조가 지극히 단순하여 실제세계에서 찾아지는 정의관범주를 대표하기 어렵다는 점이었다.

Shin(1990, Shin & Nosofsky, 1992)은 위와 같은 두가지 접근방식을 접목시켜 원형모형과 본보기모형을 보다 엄격하게 정량적으로 대비시키고자 시도하였다. 정의관범주를 비교적 잘 대표하고 있는 점패턴과 무선다각형을 실험자료로 사용하였으며, 범주사례들간의 유사성 판단결과에 근거한 MDS해를 원형모형과 본보기모형에 결합시켜 사례들의 유목화와 재인성과를 정량적으로 예언할 수 있도록 만들었다. 다양한 조건하에서 수행된 세 실험의 결과는 MDS에 근거한 본보기모형인 GCM이 원형모형에 비해 범주사례들의 유목화와 재인성과를 훨씬 우수하게 설명하는 것이었다. 원형모형과 본보기모형을 결합시킨 모형을 통해 원형정보와 본보기정보의 상대적 공헌도를 비교한 결과에서도 원형의 공헌도가 거의 무시할만한 것으로 나타났다. GCM은 전이단계에서 원형, 학습사례, 그리고 새로운 사례 유형의 전반적인 성과수준을 정확하게 예언할 뿐만 아니라, 개별사례들의 유목화 성과도 정확하게 예언할 수 있었다. 또한 GCM은 학습사례와 새사례들이 원형으로부터 변형된 수준의 효과, 범주크기효과 등과 같이 유목화에 영향을 미치는 범주학습 변인의 효과도 정확하게 예언할 수 있었다.

Shin(1990, Shin & Nosofsky, 1992)의 연구는 무선점패턴의 유목화와 재인을 MDS에 근거한 수리적 모형을 통해 정량적으로 접근하려는 첫 시도라는 점에서 중요성을 갖고 있지만, 몇가지 제한점을 지적할 수 있다. 첫째, MDS해를 얻기 위하여 실험에 사용된 범주사례들을 상호간에 짝지어서 유사성 판단을 시켰기 때문에, 실험에 사용된 범주의 수와 학습사례의 수(즉, 범주 크기)가 비교적 작을 수밖에 없었다.³⁾

무선점패턴 범주학습 연구에서 일관성있게 얻어지는 효과 중의 하나가 범주크기효과이다. 즉, 한 범주를 정의하는 학습사례의 수가 증가할수록 전이단계에

2) 이 실험 패러다임에서는 ① 각 범주를 정의하는 원형을 선정하고, ② 원형으로부터 특정한 통계적 규칙에 따라서 사례들을 생성해내며, ③ 생성된 사례들을 제시하여 소속된 범주를 학습시킨다. 그리고 나서 ④ 전이단계에서는 학습단계에서 제시하였던 사례들 뿐만 아니라 그 원형과 새롭게 생성한 사례들의 범주화 또는 재인판단을 검증한다.

서 원형과 새사례의 유목화성도가 증가한다(Breen & Schvaneveldt, 1986; Homa & Chambliss, 1975; Homa, Cross, Cornell, Goldman, & Schwartz, 1973; Homa & Cultice, 1984). Shin(1990)은 세 범주중 한 범주의 학습사례수 9개인 조건(실험 2)과 두 범주의 학습사례가 각각 10개인 조건(실험 3)을 사용하였다. 이러한 조건이 선행 연구들에 비하면 원형 추상화에 유리한 것으로 보일 수도 있지만, 충분한 정도의 범주크기였다고 보기 어려운 점이 있다.

또다른 제한점은 무선점패턴 또는 무선다각형이라는 실험자극 자체에서 찾아볼 수 있다. 이 자극들이 정의곤란범주라는 자연범주의 특성을 반영한다는 장점이 있는 것은 사실이지만, 의미성이라는 측면에서 볼 때 자연범주와는 달리 거의 무의미한 자극에 해당한다고 할 수 있다. 무의미한 자극들로부터 이들을 대표할 수 있는 원형을 추상화한다는 것 자체가 어려운 과제일 가능성이 있다.

이 연구의 목적은 Shin(1990)의 연구가 가지고 있는 제한점을 보완하여, 원형 추상화가 보다 가능한 상황에서 범주사례의 유목화와 재인성도에 대한 원형 모형과 본보기모형의 예언력을 정량적으로 대비시키고자 하는 것이다. 실험 1에서는 무선점패턴을 실험 자료로 사용하되, 각 범주의 학습사례수를 증가시켜서 범주크기가 원형추상화에 미치는 효과를 밝혀보고자 하였다. 실험 2에서는 범주사례의 의미성이 상대적으로 큰 사례들을 사용하였을 때 원형추상화의 가능성을 검증하고자 하였다.

실험 1

실험 1의 일차적인 목표는 무선점패턴으로 구성된 정의곤란범주에서 범주크기가 원형의 추상화에 미치는 효과를 보고자 하는 것이다. 한 범주를 정의하는 학습사례의 수가 증가할수록, 전이단계에서 원형과 새로운 사례의 유목화성도가 증가한다는 범주크기효과는 많은 연구에서 보고되어왔다(Breen &

Schvaneveldt, 1986; Homa & Chambliss, 1975; Homa et al., 1973; Homa & Cultice, 1984). 이러한 기존연구결과에 근거할 때, 범주크기가 증가하면 원형상승효과(prototype enhancement effect)가 일어날 가능성이 커진다고 예상할 수 있다. 즉, 전이단계에서 원형의 유목화성도가 학습사례보다 우수할 가능성이 있다. 따라서 실험 1에서는 범주크기를 보다 증가시킴으로써 원형상승효과가 나타날 가능성이 큰 실험조건을 만들고자 하였다. 왜냐하면 이러한 효과가 본보기모형의 정량적 예언에 강력한 반증을 제공할 수 있는 것으로 보이기 때문이다. Homa, Cultice(1984) 및 Shin(1990)의 결과에 근거하여, 실험 1에서는 세 범주의 크기를 다르게 하고 한 범주내에서 학습사례의 변형수준이 혼재되어 있는 조건을 사용하였다. Shin(1990)의 실험에서는 유사성판단에 따른 현실적인 제약점때문에 30개의 사례만을(3개의 원형, 18개의 학습사례, 그리고 9개의 새로운 사례) 사용할 수 밖에 없었다. 그러나 실험 1에서는 사례쌍의 유사성판단 대신에 분류과제를 사용하여 사례들간의 유사성을 추정함으로써 전체 사례수를 57개로(3개의 원형, 36개의 학습사례, 그리고 18개의 새로운 사례) 증가시킬 수 있었다.

방법

피험자. 부산대학교에서 교양심리학을 수강하는 학생 90명이 수강생의 의무로 실험 1에 참가하였다. 90명 중에서 60명은 범주학습과제에 할당되었으며, 나머지 30명은 사례분류과제에 할당되었다. 범주학습과제에 할당된 60명의 피험자 중에서 학습단계에서 학습기준을 통과한 피험자는 33명이었기 때문에, 실제 분석에는 33명의 자료만이 사용되었다. 분류과제에 할당된 30명의 피험자 중에서 3명은 실험자의 과오로 57개 사례가 모두가 주어지지 않아서 제외되었으며, 2명은 지나치게 많은 유목을 사용하여 제외되었다. 따라서 항목간의 유사성 측정은 나머지 25명의 자료를 사용하였다.

실험재료 및 도구. Shin(1990)이 사용한 방법과 동일한 방식으로 무선점패턴들을 만들었다. 즉, 점패턴들은 Posner, Goldsmith, 그리고 Welton(1967)의 절차에 따라서 생성되었으며, 각 패턴은 9개의 점으로 구성되었다. 우선 3개의 원형을 무선적으로 만들어서 각기 범주크기 6개, 12개, 그리고 18개의 세 범주에 무선할당하였다. 그리고나서 해당 원

3) 범주사례의 수가 너무 많아지면, 유사성판단을 위한 사례쌍들의 수가 지나치게 많아져서 현실적으로 유사성판단 자료를 얻기가 힘들다. 예컨대, 사례수가 30개인 경우에는 $30C_2 = 435$ 개의 사례쌍이 만들어지지만, 사례수가 50개로 늘어난다면 $50C_2 = 1225$ 개의 사례쌍이 만들어진다.

형으로부터 6개, 12개, 그리고 18개의 학습사례들을 Posner et al. (1967)의 절차에 따라서 만들었다. 각 범주에서 학습사례의 1/3은 낮은 변형수준(4 bits/점)으로, 1/3은 중간 변형수준(6 bits/점)으로, 그리고 1/3은 높은 변형수준(7.7 bits/점)으로 만들어졌다. 예컨대, 범주크기가 12개인 범주는 4개의 학습사례가 낮은 수준의 변형이고 4개가 중간수준의 변형이며 나머지 4개가 높은 수준의 변형이었다. 각 원형으로부터 6개씩의 새로운 사례가 만들어졌으며, 이 사례들의 변형수준도 2개는 낮은 수준, 2개는 중간 수준, 그리고 나머지 2개는 높은 수준이었다. 범주학습 실험은 IBM호환용 개인용 컴퓨터를 사용하여 자극 제시와 자료수집이 통제되었으며, 사례분류실험은 7.5 x 12.5 cm의 독서카드를 이용하여 실시하였다. 모든 실험은 개별적으로 이루어졌다.

실험절차

사례분류과제. 범주학습실험의 전이단계에서 사용한 총 57개의 사례들을 각기 7.5cm x 11.5cm의 독서카드에 부착하여 잘 섞은 후에 카드묶음을 피험자에게 주고 1m x 2m 넓이의 책상 위에도 동일한 유목에 들어가겠다고 생각되는 사례들끼리 분류하도록 요구하였다. 카드분류는 3 시행에 걸쳐 실시되었다. 시행 1에서는 유목의 수에 아무런 제한을 가하지 않았으며, 피험자가 원하는 수만큼의 유목을 사용하도록 하였다. 시행 1에서 피험자가 사용한 유목의 수가 6개 이상일 때는 시행 2에서 보다 적은 수의 유목을 사용하여 분류할 것을 요구하였으며, 5개 이하일 때는 그 반대를 요구하였다. 시행 3에서 사용할 유목수의 경우에도 시행 2의 결과에 근거하였다. 카드분류시간은 피험자에 따라서 약간씩 차이가 있었지만, 전반적으로 50분 내외의 시간이 소요되었다.

범주학습과제. 전형적인 학습-전이단계 패러다임을 사용하였다. 학습단계에서 피험자들은 36개의 학습사례들을 각기 A, B, C라고 명명된 세 범주에 유목화하는 범주학습을 하였다. 학습사례들은 블록으로 제시되었다. 각 사례는 한 블록에서 한번씩 제시되었으며, 각 블록 내에서의 제시순서는 무선화하였다. 피험자에게는 각 범주에 동일한 수의 사례가 있을 것이라 기대하지 말 것을 지시하였다. 각 시행에서 학습사례 한개가 컴퓨터 모니터 중앙에 제시되고 피험자가 "A", "B", "C"라고 표시된 버튼 중의 하나를 눌러 반응을 하고 나면, 반응에 대한 피드백이 화

면에 주어졌다. 피험자마다 총 12블록의 학습시행이 예정되었으나, 어느 블록에서든지 정확유목화 성과가 90% 이상이 되면 학습이 충분히 이루어진 것으로 간주하여 그 블록에서 학습단계를 종료하였다. 최종 12번째 블록에서도 평균 80%의 정확유목화에 도달하지 못한 피험자는 범주학습이 제대로 이루어지지 않은 것으로 간주하여 전이단계를 실시하지 않고 실험을 중단하였다. 학습기준을 통과한 피험자의 경우에는 학습단계가 끝난 후 피험자의 의사에 따라서 몇분간의 휴식을 취한 후 곧바로 전이단계를 실시하였다. 전이단계에서는 학습사례, 원형, 그리고 새사례를 모두 포함한 57개 사례가 하나씩 제시되고, 피험자는 각 사례를 유목화할 뿐만이 아니라 학습단계에서 제시되었던 사례인지의 여부를 재인판단하였다. 피험자는 우선 주어진 사례가 보았던 것인지(학습단계에서 제시된 것인지) 아니면 새로운 것인지(학습단계에서 제시되지 않았던 것인지)를 판단하고 나서 다시 그 사례를 유목화하였다. 전이단계에서는 반응에 대한 피드백이 주어지지 않았으며, 두 블록의 전이시행이 실시되었다. 각 사례는 한 블록에서 한번씩 제시되었으며, 제시순서는 무선화하였다. 전이단계에서의 시행수는 총 114회이었다.

실험시간은 피험자 각자의 페이스와 학습단계의 성과에 따라 약간씩 차이가 있었지만, 대체로 50-60분 가량이 소요되었다.

결과

사례분류과제. 25명의 피험자로부터 얻은 카드분류 결과는 다음과 같은 방식을 통하여 유사성행렬로 변환되었다. 우선 피험자 별로 각 시행에서 동일 유목으로 묶인 사례들간에는 유사성 점수 '1'을 부여하였으며, 그 시행에서 사용된 유목의 수를 가중치로 부여하였다. 예컨대, 사례 1, 5, 그리고 13이 동일 유목으로 분류되었다면, 1과 5, 1과 13, 그리고 5와 13 사이에 유사성 점수 1을 주고, 그 시행에서 피험자가 사용한 유목의 수가 4개이었다면, 유사성 점수 1에 가중치 4를 곱한 점수가 세 사례간의 유사성 점수가 되는 것이다. 유목의 수를 가중치로 사용한 이유는 보다 많은 수의 유목이 사용될수록 동일 유목에 속한 사례들간의 유사성이 클 것이라고 가정하였기 때문이다. 그리고 피험자간의 부여된 가중치의 차이를 없애고 모든 유사성 점수를 정규화하기 위하여 사례간의 유사성 점수를 세시행에 걸쳐 사용한 총 유목

의 수로 나누어 주었다. 요약컨대, 동일 유목에 속한 사례들간의 유사성은 그 시행에서 사용한 유목수를 세 시행 전체에서 사용한 유목수로 나눈 값이 할당되었다. 4)

25명 피험자의 평균 유사성행렬을 사용하여 IBM-PC용 KYST 프로그램(Smith, 1986)을 통해서 MDS解를 얻었다. MDS解는 사례분류과제를 통해 얻어진 유사성행렬 데이터에 매우 우수한 적합도를 산출하였다(6차원해의 경우 스트레스값이 .0621이었다). 원형모형과 GCM을 대비시키는 과정에서 4, 5, 6차원 해를 모두 적용하여 보았다. 그 결과는 몇 개의 차원을 사용하는 실험결과와의 적합도에서만 차이가 있을 뿐 근본적으로 아무런 차이를 보이지 않았다. 따라서 이론적 분석에서는 6차원 MDS解를 사용한 결과만을 제시하였다.

유목화와 재인. 범주학습기준을 통과한 33명의 첫번째 블록에서의 정확유목화비율은 0.407이었으며, 블록이 진행됨에 따라서 정확유목화성과는 증가하여 최종 12번째 블록에서 학습기준을 통과한 16명의 피험자의 경우에도 평균 정확비율이 0.849에 이르고 있다. 따라서 피험자들은 학습단계에서 상당히 정확하게 학습사례들을 유목화할 수 있게 되었다고 볼 수 있다.

전단계에서 각 사례가 세 범주로 유목화된 확률이 표 1에 제시되어 있다. 세 범주 전반에 걸쳐서 볼 때, 학습사례가 가장 정확하게 유목화되었으며(88.4%), 원형(86.9%), 그리고 새로운 사례(61.9%) 순으로 나타났다. 원형과 학습사례간에는 정확유목화 비율에서 통계적으로 유의미한 차이를 보이지 않았지만 $t(32) = .55, p > .10$, 원형과 새사례간에 $t(32) = 10.134, p < .01$, 그리고 학습사례와 새사례간에는 유의미한 차이가 있었다 $t(32) = 13.816, p < .01$. 한편 사례의 세 유형내에서 보면 동일 유형(원형, 학습사례, 또는 새사례) 그리고 동일 변형수준(저수준, 중간수준, 또는 고수준)의 사례간에도 상당한 차이를 보이는 경우가 많이 있었다.

여기서 주목할만한 결과는 범주크기가 12인 범주(범주 2)와 18인 범주(범주 3)에서 원형의 정확율이 학습사례의 정확율보다 큰 원형상승효과를 보인다는 점이다. 표 2에서 보면 범주 2의 경우 원형의 정확율

표 1. 실험 1에서 범주반응의 관찰확률과 GCM 및 원형모형의 예언확률

항목\범주반응	관찰확률			GCM			원형모형		
	1	2	3	1	2	3	1	2	3
범주 1									
P1	.682	.288	.030	.615	.340	.046	.677	.276	.047
O111	.803	.167	.030	.664	.288	.048	.309	.634	.057
O112	.667	.242	.091	.736	.185	.080	.528	.366	.106
O113	.864	.136	.000	.686	.280	.034	.529	.435	.036
O121	.773	.197	.030	.688	.252	.060	.780	.150	.070
O122	.924	.030	.045	.881	.062	.058	.537	.154	.309
O123	.909	.076	.015	.901	.060	.039	.669	.151	.180
N111	.606	.379	.015	.610	.343	.047	.685	.283	.052
N112	.591	.364	.045	.623	.331	.046	.541	.407	.053
N113	.606	.364	.030	.567	.383	.050	.730	.240	.030
N121	.545	.379	.076	.602	.325	.072	.640	.263	.097
N122	.348	.470	.182	.567	.286	.147	.588	.224	.188
N123	.197	.606	.197	.253	.406	.341	.348	.324	.328
범주 2									
P2	.045	.924	.030	.083	.886	.032	.043	.937	.020
O211	.015	.894	.091	.109	.806	.085	.035	.873	.092
O212	.016	.864	.030	.065	.906	.030	.036	.945	.020
O213	.000	1.000	.000	.055	.918	.027	.023	.960	.017
O221	.000	.955	.045	.059	.911	.030	.023	.959	.018
O222	.061	.818	.121	.038	.852	.111	.126	.565	.309
O223	.152	.846	.000	.060	.899	.040	.041	.933	.026
N211	.074	.806	.120	.084	.833	.110	.072	.842	.106
N212	.045	.955	.000	.067	.890	.042	.041	.941	.065
N213	.045	.833	.121	.142	.700	.158	.140	.362	.498
N221	.470	.515	.015	.471	.490	.039	.717	.249	.035
N222	.167	.652	.182	.030	.907	.063	.123	.685	.192
N223	.000	.909	.091	.064	.892	.044	.093	.819	.088
N231	.121	.788	.091	.087	.866	.048	.027	.942	.031
N232	.167	.788	.045	.100	.848	.052	.077	.882	.041
N233	.152	.727	.121	.101	.720	.179	.023	.901	.076
N241	.333	.364	.303	.196	.717	.087	.279	.632	.089
N242	.500	.424	.076	.634	.301	.065	.729	.131	.080
N243	.333	.424	.242	.308	.433	.259	.346	.399	.255
범주 3									
P3	.000	.000	1.000	.019	.033	.948	.026	.058	.916
O311	.030	.000	.970	.015	.030	.955	.026	.071	.903
O312	.061	.015	.924	.015	.030	.955	.024	.066	.910
O313	.000	.030	.970	.016	.031	.953	.024	.070	.906
O321	.000	.030	.970	.018	.039	.942	.009	.031	.960
O322	.000	.000	1.000	.014	.028	.958	.022	.060	.918
O323	.000	.000	1.000	.013	.028	.958	.010	.028	.962
O331	.015	.045	.939	.016	.031	.953	.015	.042	.943
O332	.076	.061	.864	.030	.052	.918	.035	.048	.917
O333	.030	.106	.864	.021	.040	.939	.029	.072	.900
O341	.000	.015	.985	.037	.054	.909	.068	.073	.859
O342	.000	.015	.985	.016	.028	.956	.015	.029	.956
O343	.000	.015	.985	.015	.033	.952	.022	.054	.923
N311	.030	.135	.833	.036	.100	.865	.082	.152	.766
N312	.000	.091	.909	.048	.032	.940	.132	.034	.533
N313	.091	.045	.864	.035	.081	.894	.066	.145	.790
N321	.015	.152	.833	.070	.113	.817	.155	.161	.684
N322	.015	.030	.955	.055	.096	.849	.123	.120	.758
N323	.015	.030	.955	.054	.094	.852	.113	.139	.748
N331	.000	.045	.955	.022	.054	.924	.021	.066	.913
N332	.015	.045	.939	.019	.038	.943	.031	.091	.878
N333	.015	.197	.788	.035	.100	.865	.025	.168	.807
N341	.015	.152	.833	.023	.052	.925	.018	.061	.921
N342	.091	.227	.682	.074	.191	.736	.046	.121	.831
N343	.152	.318	.530	.125	.141	.734	.084	.070	.847

Pi는 범주 i의 원형이며, Oijk은 i 변형수준(1은 저수준, m은 중간수준, h는 고수준)이고 j범주의 k번째 학습사례이며, Nijk은 i 변형수준이고 j번째 범주의 k번째 새 항목이다.

표 2. 실험 1에서 사례유형과 변형수준에 따른 관찰된 정확유목화 확률과 GCM 및 원형이론의 예언확률

범주	원형	학습사례			새사례					
		저	중	고	저	중	고			
1(6)	관찰	.682	.735	.818	.917	.823	.598	.576	.273	.482
	GCM	.615	.700	.687	.891	.759	.617	.585	.410	.537
	원형모형	.677	.419	.655	.603	.559	.613	.685	.468	.589
2(12)	관찰	.924	.928	.856	.727	.837	.789	.545	.424	.586
	GCM	.886	.885	.862	.747	.831	.847	.719	.367	.648
	원형모형	.937	.934	.750	.528	.737	.912	.767	.295	.658
3(18)	관찰	1.000	.972	.937	.896	.935	.947	.811	.606	.788
	GCM	.948	.954	.938	.844	.912	.934	.895	.735	.855
	원형모형	.916	.927	.916	.713	.852	.896	.864	.840	.867
전체 관찰		.869	.918	.890	.843	.884	.778	.644	.434	.619
	GCM	.816	.889	.871	.820	.860	.803	.733	.504	.680
	원형모형	.843	.845	.817	.633	.765	.807	.772	.534	.705

a. 저, 중, 고는 범주사례의 변형수준을 의미함
b. ()안의 값은 범주의 크기임

4) 카드분류방법을 통하여 유사성 행렬을 얻는데는 인제대학교의 권오식교수의 도움이 컸다.

이 중간변형수준과 고변형수준 학습사례의 정확율보다 높다. 그리고 범주 3에서는 원형이 모든 변형수준의 학습사례들보다 정확율이 높다.

예상한 바와 같이 범주크기효과가 원형과 새사례 모두에서 관찰되었다. 원형의 정확유목화비율이 크기 6인 범주 1에서는 .682이던 것이 범주 3에서는 1,000으로 증가하였으며, 새사례의 경우 .482에서 .788로 증가하고 있다. 그런데 여기서 한가지 주의할 사항은 학습사례의 경우에도 범주크기에 따라서 정확율이 다소 증가하고 있다는 점이다. 이것은 사례 생성과정에서 우연히 범주크기와 학습사례의 학습용이성이 다소간의 정적상관을 갖게 되었음을 반영하는 것일 수도 있다. 원형상승효과, 범주크기효과, 그리고 위에서 언급한 제 효과를 MDS에 근거한 원형모형과 본보기모형이 정량적으로 얼마나 정확하게 예언할 수 있는지의 문제는 다음의 이론적 분석에서 다루었다.

각 사례가 학습단계에서 제시되었던 사례였다고 재인된 확률이 표 3에 제시되었다. (신호탐지이론으로 보면, 학습사례의 경우에는 정확탐지 hit에 해당하고 원형이나 새사례의 경우에는 허위경보 false alarm에 해당한다.) 재인결과도 유목화결과와 유사한 패턴을 보이고 있으나, 재인의 경우에는 세 범주 전반에 걸쳐서 원형을 보았던 사례라고 재인하는 확률(.859)이 학습사례(.838)의 경우보다도 높게 나타나고 있다. 변형수준의 입장에서 볼 때도 저변형수준의 학습사례(.874)를 제외하고는 원형의 재인확률이 높게 나타나고 있다(표 4 참조). 재인결과도 유목화결과와 마찬가지로 동일 사례유형 그리고 동일 변형수준의 사례간에 상당한 차이를 보이는 경우가 많이 나타나고 있다.

유목화의 이론적 분석

MDS에 근거한 원형모형과 GCM, 그리고 두 모형을 결합한 결합모형들이 Shin(1990; Shin & Nosofksy, 1992)에 상세하게 소개되어 있다. 여기서는 각 모형의 개략적인 내용만을 요약하고 분석결과를 소개하고자 한다. 일반화매락모형(GCM), GCM에 따르면, 사례 i가 범주 J로 유목화될 확률은 범주 J에 속한 사례들과의 유사성의 총화를 전체 사례와의 유사성의 총화로 나눈 것에 해당한다. 이것을 등식으로 나타내면 다음과 같다:

표 3. 실험 1에서 재인의 관찰확률과 예언확률

항목	관찰확률	GCM	원형모형
범주 1			
P ₁	.742	.631	.672
O ₁₁	.879	.788	.672
O ₁₂	.727	.788	.748
O _{m11}	.864	.807	.802
O _{m12}	.864	.817	.720
O _{h11}	.939	.785	.764
O _{h12}	.955	.784	.741
N ₁₁	.742	.720	.692
N ₁₂	.379	.558	.708
N _{m11}	.561	.479	.727
N _{m12}	.318	.473	.683
N _{h11}	.212	.252	.665
N _{h12}	.030	.002	.295
범주 2			
P ₂	.879	.749	.692
O ₂₁	.773	.787	.855
O ₂₂	.909	.829	.707
O ₂₃	.803	.828	.655
O ₂₄	.909	.846	.736
O _{m21}	.864	.782	.628
O _{m22}	.773	.829	.565
O _{m23}	.879	.786	.649
O _{m24}	.803	.820	.561
O _{h21}	.894	.788	.693
O _{h22}	.773	.817	.685
O _{h23}	.621	.783	.311
O _{h24}	.879	.788	.405
N ₂₁	.697	.606	.746
N ₂₂	.485	.500	.531
N _{m21}	.242	.137	.559
N _{m22}	.015	.172	.473
N _{h21}	.258	.454	.670
N _{h22}	.136	.043	.381
범주 3			
P ₃	.955	.904	.824
O ₃₁	.939	.936	.828
O ₃₂	.955	.935	.838
O ₃₃	.909	.932	.847
O ₃₄	.803	.889	.884
O ₃₅	.985	.938	.840
O ₃₆	.894	.929	.842
O _{m31}	.918	.931	.856
O _{m32}	.918	.818	.807
O _{m33}	.788	.900	.853
O _{m34}	.879	.797	.744
O _{m35}	.879	.922	.839
O _{m36}	.773	.896	.836
O _{h31}	.712	.809	.684
O _{h32}	.879	.807	.657
O _{h33}	.652	.789	.671
O _{h34}	.727	.812	.592
O _{h35}	.894	.796	.713
O _{h36}	.758	.841	.773
N ₃₁	.621	.524	.785
N ₃₂	.879	.910	.857
N _{m31}	.364	.580	.715
N _{m32}	.424	.457	.712
N _{h31}	.303	.271	.738
N _{h32}	.318	.165	.575

P_i는 범주 i의 원형이며, O_{ijk}는 i 변형수준(l은 저수준, m은 중간수준, h는 고수준)이고 범주의 k번째 학습사례이며, N_{ijk}는 i 변형수준이고 j번째 범주의 k번째 새 항목이다.

표 4. 실험 1에서 사례유형과 변형수준에 따른 재인율과 GCM 및 원형모형의 예언확률

범주	원형	학습사례				새사례				
		관찰	중 고 전체	저	중 고 전체	관찰	중 고 전체	저	중 고 전체	
1(6)	관찰	.742	.803	.863	.947	.871	.561	.439	121	374
	GCM	.631	.768	.812	.785	.796	.639	.476	127	414
	원형모형	.672	.710	.761	.753	.741	.700	.705	480	628
2(12)	관찰	.879	.848	830	.791	.823	.591	.129	197	306
	GCM	.749	.823	804	.794	.807	.553	.155	249	319
	원형모형	.692	.738	601	.524	.621	.639	.516	526	560
3(18)	관찰	.955	.914	826	.770	.837	.750	.394	311	485
	GCM	.904	.927	877	809	.871	.717	.519	218	485
	원형모형	.824	.847	823	.682	.784	.821	.714	657	731
전체	관찰	.859	.874	834	807	838	.634	321	210	407
	GCM	.761	.869	842	800	837	.636	383	198	406
	원형모형	.729	.788	739	641	723	.720	645	554	640

a. 저, 중, 고는 범주사례의 변형수준을 의미하는 것임.
b. ()안의 값은 범주크기임

$$P(R_j|S_i) = b_j \sum_{k \in C_j} S_{ik} / (\sum_{k \in C_j} b_k \sum_{k \in C_j} S_{ik}) \quad (1)$$

여기서 $b_j (0 \leq b_j \leq 1, \sum b_j = 1)$ 는 범주 J로의 반응편 파이며, s_{ij} 는 사례 i와 j간의 유사성이다.

사례간의 유사성은 MDS解에서 두 사례간의 심리적 거리로부터 도출된다. 두 사례간의 거리는 다음과 같이 가중치를 갖는 Minkowski의 척도를 이용하여 계산할 수 있다:

$$d_{ij} = (\sum w_m (x_{im} - x_{jm})^r)^{1/r} \quad (2)$$

여기서 $r=2$ 이면 우리에게 익숙한 유클리드 척도가 되며, $r=1$ 이면 도시구획 척도가 된다.⁵⁾ x_{im} 은 사례 i가 차원 m에서 갖는 심리적 값이며, $w_m (0 \leq w_m \leq 1, \sum w_m = 1)$ 은 차원 m에 주어지는 가중치이다. 이 가중치는 개념적으로 유목화(또는 재인)할 때 각 차원에 할당하는 주의집중의 정도로 해석할 수 있다(상세한 논의는 Nosofsky, 1984, 1986을 참조하라).

등식 (2)에서 얻어진 심리적 거리는 다음과 같은 지수함수를 이용하여 유사성으로 변환된다:

$$S_{ij} = \exp(-c d_{ij}^r) \quad (3)$$

여기서 $r=1$ 이면 지수감소함수가 되며, $r=2$ 이면 가우스함수가 된다. 이 연구에서는 지수감소함수로 유사성을 도출하였다. (보다 상세한 내용은 Nosofsky, 1985, 1986; Shepard, 1958, 1986, 1987; Shin, 1990을 참조하라.) c 는 심리적 공간에서의 전반적 변별력을 반영하는 민감도 모수치이다.

이렇게 볼 때 6차원 MDS해에 근거한 GCM은 모두 8개의 자유모수치를 갖는다: 등식 3에서 1개의 민감도 모수치, 등식 2에서 5개의 심리적 가중치(가중치의 합이 1이 된다는 제약때문에 추정할 모수치의 수는 5개가 된다), 그리고 등식 1에서 2개의 반응편

5) Shin(1990)은 점패턴의 심리적 거리를 측정하는데 있어서는 유클리드 척도가 도시구획척도에 비해 상대적으로 우수하다는 점을 보여주었기 때문에 이 실험에서도 유클리드 척도를 사용하여 심리적 거리를 측정하였다.

6) likelihood를 통계학에서는 尤度라고 번역하고 있으나, 그 의미가 명확하지 않아서 여기서는 可能性이라는 용어를 사용해보았다. 가능함수는 각 자극에 대한 반응이 다항적으로 분포하며, 각 분포는 독립적이라고 가정한다.

파(반응편파의 합이 1이 된다는 제약이 있다).

전이단계에서의 유목화에 대한 GCM의 적합도를 최대가능성기준(maximum likelihood criterion)⁶⁾을 사용하여 검증하였다. GCM의 최대가능성 모수치와 적합도를 표 5에 제시하였다. GCM의 각 사례에 대한 예언확률은 표 1에 관찰확률과 함께 제시하였다. GCM은 유목화 변량의 95.8%를 설명하고 있으며, 각 사례 유형과 변형수준에 따른 유목화성과를 비교적 잘 설명해주고 있다(표2 참조). 예외적으로 범주 1에서 중간 변형수준의 학습사례가 다소 파소에 언되고 있으며, 새사례가 약간 과대언되고 있는 경향이 있을 뿐이다. GCM은 또한 원형과 새사례의 범주크기효과도 잘 예언하고 있다. 즉, 범주의 크기가 증가함에 따라서 원형과 새사례의 정확유목화를 예언하는 확률도 증가하고 있다. 표 1에서 보는 바와 같이, GCM은 개별사례들의 반응확률도 비교적 정확하게 예언하고 있다. 전체 57개의 사례 중에서 관찰된 확률과 0.1 이상 차이나는 예언을 하는 경우는 범주 1에서 새사례와 범주 2에서 네사례 뿐이다.

표 5의 최대가능성 모수치 중에서 특기할만한 것은 GCM의 경우 반응편파 모수치가 실제 범주크기와

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

모수치	모형				
	GCM	원형 모형	결합 모형 1 ^{a)}	결합 모형 2 ^{b)}	결합 모형 3 ^{c)}
c	8,583	12,984	8,583	8,649	8,961
w1	.145	.172	.145	.149	.150
w2	.127	.094	.127	.127	.120
w3	.065	.069	.065	.066	.069
w4	.154	.217	.154	.153	.152
w5	.220	.266	.220	.218	.204
w6	.299	.192	.299	.297	.315
b1	.391	.203	.391	.384	.377
b2	.375	.404	.375	.378	.340
b3	.234	.393	.234	.238	.283
Pe			1.000		
y				.300	
y1					1.200
y2					3.185
y3					.000
적합도					
-ln L	327,993	545,166	327,993	327,929	326,397
SSE	.951	3.162	.951	.956	.943
설명변량	95,757	85,898	95,757	95,736	95,793

c는 민감도 모수치이고, w_m 은 차원 m에 주어지는 주의집중의 가중치이고, b_j 는 범주반응 R_j 를 할 반응편파이다. $-\ln L$ 은 가능성값에 음수를 취한 것이고, SSE는 관찰확률과 예언확률간의 편차자승의 합이다.
a. 결합모형 1은 본보기정보기 사용될 확률(Pe)과 원형정보기 사용될 확률(Pe)의 합이 1.0이 되도록 만든 모형이다.
b. 결합모형 2는 원형을 특수한 사례로 간주하여 원형의 정보에 가중치를 부여하여 만든 모형이다.
c. 결합모형 3은 결합모형 2를 확대한 것으로서, 범주크기가 다른 세 범주의 원형에 각각 다른 가중치를 부여하여 만든 모형이다.

역상관을 나타내고 있다는 점이다. Shin(1990)의 연구에서도(실험2) 이와 동일한 결과가 얻어졌다. 현재로서는 명확한 이유를 밝히기가 쉽지 않으며, 아마도 피험자들이 세 범주를 가능한 한 동일한 빈도로 사용하려고 시도한 데 원인이 있는 것이 아닌가 보여진다.

원형모형. 원형모형도 MDS에 근거하여 형식화되었다. Reed(1972)와 Nosofsky(1987)의 방식에 따라서 한 범주의 심리적 원형을 다차원 심리공간에 분포하는 범주사례들의 중앙집중치 또는 중심으로 정의하였다. 이러한 형식화는 유목화모형을 검증하려는 기존의 연구들과 맥을 같이 하는 것이다(예컨대, Ashby & Gott, 1988; Franks & Bransford, 1971; Hayes-Roth & Hayes-Roth, 1977; Medin & Schaffer, 1978; Nosofsky, 1987; Rosch, Simpson, & Miller, 1976; Shin, 1990). 한 사례의 유사성을 범주사례들과의 관계에서 계산하는 것이 아니라 원형과의 관계에서 계산한다는 점만이 GCM과 차이가 있을 뿐이다. 즉, 사례 i가 범주 J로 유목화될 확률은 다음과 같다:

$$P(R_j|S_i) = b_{j_i} S_{ipj} / \sum_k b_{k_i} S_{ipk} \quad (4)$$

여기서 S_{ipk} 는 사례 i와 범주 J의 심리적 원형과의 유사성을 의미한다. 유사성은 GCM에서와 동일한 방식으로 계산된다. 우선 사례 i와 원형 J간의 거리는 다음과 같다:

$$d_{ij} = (\sum w_m (x_{im} - p_{jm})^2)^{1/2} \quad (5)$$

여기서 p_{jm} 은 원형 J가 차원 m에서 갖는 심리적 값이다. 이 거리는 지수감소함수를 이용하여 유사성점수로 변환된다. 원형모형의 자유모수치 수도 GCM과 동일하다.

전이단계에서의 유목화 결과에 대한 원형모형의 적합도를 최대가능성 기준을 사용하여 검증하였다. 원형모형의 최대가능성 모수치와 적합도를 표 5에 제시하였으며, 각 사례에 대해 예언하는 확률을 관찰확률과 함께 표 1에 제시하였다. 표 5에서 보는 바와 같이, 원형이론은 GCM에 비해서 유목화 데이터를 예언하는 능력이 훨씬 부족하였다. 원형이론은 사례 유형과 변형수준에 따른 유목화 성과에 대한 예언에 있

어서나(표 2 참조) 개별 사례들의 예언에 있어서나(표 1 참조), 일반적으로 학습사례들의 유목화는 과소예언하고 새사례들의 유목화는 과대예언하는 경향을 나타내었다.

결합모형. Shin(1990)의 방식에 따라서 원형정보와 본보기정보의 상대적인 공헌도를 검증하기 위하여 세가지 결합모형을 구성하였다. 결합모형 1은 비교적 단순한 것으로서, 피험자들이 본보기정보를 사용할 확률(P_o)과 원형정보를 사용할 확률(P_p)을 GCM과 원형이론에 적용한 것이다:

$$P(R_j|S_i) = P_o b_{j_i} \sum S_{ij} / (\sum b_{k_i} \sum S_{ik}) + P_p b_{j_i} S_{ipj} / \sum b_{k_i} S_{ipk} \quad (6)$$

여기서 $P_o + P_p = 1$ 이다.

결합모형 1의 유목화결과에 대한 적합도를 최대가능성 기준을 사용하여 검증하였으나, 표 5의 네번째 열에서 보는 바와 같이 유목화에서 원형정보의 공헌은 전혀 없는 것으로 나타났다.

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

$$P(R_j|S_i) = b_{j_i} (\sum S_{ij} + y S_{ipj}) / (\sum b_{k_i} (\sum S_{ik} + y S_{ipk})) \quad (7)$$

여기서 y는 원형에 부여된 가중치이다. 만일 $y=0$ 이면 등식 (7)은 바로 GCM이 될 것이며, y의 값이 커질수록 원형의 공헌도는 증가하는 것이다.

결합모형 2의 적합도를 최대가능성 기준을 사용하여 검증한 결과가 표 5의 다섯번째 열에 제시되었다. 보는 바와 같이 $y=0.30$ 에 불과하며, 자유모수치 하나를 더 첨가한 효과는 극히 미미하여 원형정보가 유목화에 사용되었다고 보기 힘들었다.

원형추상화에서 강력한 증거로 내세우는 것 중의 하나가 범주크기효과이다. 결합모형 2에 이 점을 반영하여 범주크기가 다른 세 범주의 원형에 각기 다른 가중치를 부여한 것이 결합모형 3이다. 즉, 하나의 가중치 y 대신에 세개의 가중치 y_i 가 사용되었다. 결합모형 3의 적합도 검증 결과가 표 5의 여섯번째 열에 제시되었다. 그 결과도 원형정보가 사용된다는 증

거를 보여주지 못하였다. 여기서 특기할만한 점 하나는, Shin(1990)의 연구에서도 나타났던 결과로서, 범주크기가 제일 큰 범주 3에서는 원형의 효과가 전혀 없는 것으로 나타난 반면, 오히려 범주크기가 작은 범주 1과 범주 2에서만 원형효과가 미미하나마 존재하는 것으로 나타났다는 사실이다.

재인결과의 이론적 분석

일반화본보기모형. Nosofsky(1988a, 1991)는 범주학습의 맥락에서 얻어진 재인결과가 GCM의 틀 속에서 예언될 수 있음을 보여주었다. 여기서 중요한 가정은 주어진 사례의 재인판단이 기억에 저장된 모든 범주사례와의 유사성의 총화에 근거한다는 것이다. Clark(1988)의 방식에 따라서 사례 i 가 학습단계에서 보았던 것이라고 재인될 확률을 다음과 같이 규정하였다:

$$P(\text{old}|S_i) = \frac{\sum_k S_{ik}}{(\sum_k S_{ik} + k)} \quad (8)$$

여기서 k 는 학습단계에서 보았던 것이라고 재인하는 기준에 해당하는 자유모수치이며, S_{ik} 는 GCM의 방식으로 계산해 낼 수 있다.

GCM과 결합된 등식 (8)의 재인데이터에 대한 적합도를 유목화의 경우와 마찬가지로 최대가능성 기준을 사용하여 검증하였다. 추정된 최대가능성 모수치와 적합도 결과가 표 6에 나와있다. 각 사례에 대해 예언하는 확률을 관찰확률과 함께 표 3에 제시하였다. GCM은 전체 변량의 약 91%를 설명하고 있으며, 사례유형과 변형수준에 따른 재인성과의 차이도 비교적 잘 예언하고 있다(표 4 참조). 그러나 GCM은 원형의 재인성과를 다소 과소예언하는 경향을 나타내고 있으며, 총 57개 사례 중 12사례에서 확률 0.1 이상의 오차를 보이고 있다. 표 6에서 특기할만한 사항은 민감도 모수치의 값이 상당히 증가한 것으로 나타났으며(유목화데이터에서 8.583이던 것이 재인데이터에서 31.936으로 증가하였다. 표 5 참조), 주의집중 가중치도 유목화의 경우와 상당한 차이를 보이고 있다. 이러한 결과는 Shin(1990)에서도 찾아진 것으로서 앞으로 해결해야 할 과제 중의 하나이다.

원형모형. 등식 (8)을 원형모형과 결합시켜 재인데이터에 대한 적합도를 검증한 결과가 표 6의 세번

표 6. 실험1에서 재인결과에 대한 GCM과 원형모형의 최대가능성 모수치와 적합도

모수치	모형	
	GCM	원형모형
c	31.936	8.883
w1	.030	.042
w2	.841	.072
w3	.000	.313
w4	.022	.307
w5	.000	.038
w6	.107	.227
k	.278	.050
적합도		
-ln L	232.869	544.329
SSE	1.704	5.302
설명변량	91.014	55.660

c는 민감도 모수치이고, w_m 은 차원 m 에 주어지는 주의집중의 가중치이고, k 는 보았던 것이라고 판단하는 기준이다. -ln L은 가능성값에 음수를 취한 것이고, SSE는 관찰확률과 예언 확률간의 편차제곱의 합이다.

재 열에 제시되어 있다. 그리고 각 사례에 대해 예언하는 확률을 관찰확률과 함께 표 3에 제시하였다. 보는 바와 같이 원형모형의 적합도는 매우 낮은 것으로 나타났으며(전체 변량의 55%만을 설명하고 있다), 유목화의 경우에서처럼 새사례를 지나치게 과대예언하는 반면, 학습사례를 지나치게 과소예언하는 경향을 보이고 있다.

논의

실험 1의 목적은 기존의 연구에 비해서 범주크기를 증가시켜 원형이론의 강력한 증거로 간주되어온 범주 크기효과와 원형상승효과를 찾아낸 후, GCM과 원형이론을 정량적으로 대비시켜 무선점패턴 사례의 유목화와 재인성과를 예언하고자 하는 것이었다. Shin(1990)은 정의곤란범주 사례의 유목화와 재인성과를 예언하는데 있어서 원형정보가 사용된다는 증거를 얻지 못하였으나, 사용된 범주의 크기가 충분하지 않았다는 제한이 있었기 때문이다.

세 범주를 사용하고 각 범주에 6개, 12개, 그리고 18개의 학습사례를 포함시켰다. 그리고 Homa와 Cultice(1984)의 결과에 근거하여 한 범주에 속한 학습사례들의 변화수준을 다르게 하였다. 그 결과 상당한 범주크기효과와 원형상승효과를 찾아내었다. 그러나 GCM과 원형모형의 적합도를 검증한 결과는 Shin(1990)과 마찬가지로 유목화와 재인과정에 원형정보가 사용된다는 증거를 거의 발견할 수가 없었

다. 반면 GCM은 범주크기효과와 원형상승효과를 예언할 수 있었을 뿐만이 아니라 변형수준의 효과도 상당히 정확하게 예언할 수가 있었다. 그리고 사례유형과 변형수준에 따른 유목화와 재인성과의 차이뿐만이 아니라, 개별사례들의 성과도 잘 예언하고 있다.

이 결과는 원형추상화에 범주크기는 거의 아무런 영향을 미치지 않은 것으로 해석될 수도 있겠다. 그러나 실험 1에서 사용한 범주크기도 원형이 추상화되기에는 충분한 것이 아니었을 수도 있다. 무선점패턴은 그 자체가 의미를 부여하기 어려운 것이기 때문에 몇차례의 경험을 통해서 습사리 친숙해지기 어렵다는 문제를 가지고 있기도 하다. 실제로 실험 1에서 60명의 피험자가 범주학습 과제에 참가하여 12블록에 걸쳐 범주를 학습하였으나, '적어도 80% 이상 정확반응'이라는 학습기준을 통과한 피험자는 33명에 불과하였다. 무의미한 사례들을 경험한 후, 그 사례들을 대표할 추상적 정보를 획득하는 것 자체가 어려운 과제일 수도 있다.

실험 2에서는 피험자들이 보다 쉽게 친숙해질 수 있는 사례들을 실험자료로 사용하여 원형추상화의 가능성을 검증하고자 하였다.

실험 2

원형모형과 본보기모형을 정량적으로 대비시켜 원형추상화의 증거를 제시하였던 초기의 대표적인 연구 중의 하나가 Reed(1972)의 것이다. 눈의 높이, 양 눈간의 거리, 코의 길이, 그리고 입의 높이라는 네 차원에서 변하는 도식적 얼굴을 실험자료로 사용한 기념비적인 연구에서 Reed(1972)는 순수한 원형모형이 본보기모형에 비해 유목화성공에 대한 예언력이 크다는 결과를 보고하였다. 각 차원은 3개의 값을 가질 수 있기 때문에 총 81개 얼굴이 가능한 전집에서 34개의 얼굴을 표집하여 이중 10개는 학습사례로 사용하고, 나머지 24개는 전이단계에서 제시하는 새사례로 사용하였다. 자신의 결과에 근거하여 Reed(1972)는 "강력한 채택은 각 범주를 대표하는 추상적 심상 또는 원형을 형성하여, 검사패턴을 두 원형과의 유사성에 근거하여 유목화하는 것"(401쪽)이라고 결론내렸다. 그러나 Reed(1972)가 검증한 본보기모형과 원형모형은 평균거리모형으로써 유사성과 심리적 거리간의 관계가 지극히 비선형적이라는 사실

이 반영되지 않은 것이었다. 따라서 Reed(1972)는 유사성과 심리적 거리간의 비선형적 관계를 가정하는 모형들이 예언하는 것과는 상당히 차이는 모형들을 대비시킨 것이다(예컨대, Estes, 1986; Shepard, 1958, 1987 참조).

Nosofsky(1991)는 범주사례들의 유목화와 재인정을 본보기이론의 틀 속에서 통합하려는 시도에서 Reed(1972)의 실험을 반복하고, GCM이 유목화와 재인성과의 동시에 비교적 정확하게 예언할 수 있음을 보여주었다. 점패턴이나 도식적 얼굴과 같이 연속적 차원에서 구성되는 사례들의 유목화에서는 원형모형의 예언력이 본보기모형보다 우수하다는 Reed(1988)의 주장을 검증하기 위하여 원형모형을 GCM과 비교하였다. 그 결과를 보면, 비록 GCM에 비해서는 약간 뒤떨어지기는 하지만 원형모형도 상당한 설명력을 가지고 있는 것으로 나타났다. 예컨대, 원형모형은 유목화의 경우 전체 변량의 95%이상을 설명하고 있다. 그러나 Nosofsky(1991)의 연구는 몇 가지 점에서 제한점을 갖는다고 할 수 있다.

첫째, 범주사례의 유목화에서 본보기정보와 원형정보의 상대적인 공헌도를 직접적으로 대비시키지 않았기 때문에, 비록 GCM이 원형모형에 비해 다소 우위의 설명력을 가지고 있다 하더라도, 이것이 원형추상화의 불가능성을 보여준 것은 아니다.

둘째, Reed(1972)의 실험을 반복함으로써, 가능한 사례가 모두 81개인 전집에서 34개의 사례들을 사용하였다. 따라서 정의관란범주의 특성을 제대로 반영하였다고 보기 어렵다.

도식적 얼굴은 무선점도형에 비해 의미성이 크기 때문에 친숙도가 높아 범주를 대표하는 추상적 정보를 추출해내기가 상대적으로 용이할 가능성이 있다. 실험 2는 Reed(1972)의 실험을 수정하여 본보기모형과 원형이론을 정량적으로 대비시키고자 하는 것이다. 우선 각 차원의 가능한 값의 수를 20개로 늘림으로써, 전집의 크기를 확대하여 가능한 한 정의관란범주의 특성을 갖추도록 노력하였다. 그리고 원형모형과 본보기모형의 설명력을 개별적으로 검증할 뿐만이 아니라 결합모형을 통해 원형정보와 본보기정보의 상대적 공헌도를 보고자 하였다. 실험 2에서는 전이단계에서 얻은 유목화성공만을 분석하였다.

방법

피험자. 부산대학교에서 교양심리학을 수강하는

대학생 중 실험 1에 참가하지 않았던 102명이 수강생의 의무로 실험 2에 참가하였다. 55명은 범주학습과제에 할당되었으며, 나머지 47명은 유사성판단과제에 할당되었다. 범주학습과제에 할당된 피험자 중에서 학습단계에서 학습기준을 통과한 피험자는 31명이었다. 실제분석에는 이 31명의 결과만이 사용되었다.

실험재료 및 도구. Reed(1972)의 방식에 따라서 도식적 얼굴의 '눈의 높이', '양눈간의 거리', '코의 길이', 그리고 '입의 높이'라는 네 차원을 선정하였다. 실험에서 제시된 얼굴은 눈의 높이가 30-67mm, 양눈간의 거리 5mm-43mm, 코의 길이 3-58mm, 그리고 입의 높이가 22-59mm에서 변화하였다. 각 차원을 19등분하여 최하/최소값으로부터 최상/최대값까지 20개의 값이 가능하도록 하였다. 그런 후에 편의상 각 차원에서 모두 8의 값을 갖는 얼굴과 모두 13의 값을 갖는 얼굴을 두 범주의 원형으로 선정하였다. 두 원형 각각으로부터 학습사례와 새사례를 생성하는데, 학습사례와 새사례가 각 차원에서 갖는 값은 원형의 값으로부터 최대 7만큼 변화가능하도록 하였다. 따라서 8의 값을 갖는 원형으로부터 생성된 사례들은 1부터 15까지의 값이 가능하였으며, 13의 값을 갖는 원형으로부터 생성된 사례들은 6부터 20까지의 값이 가능하였다. 가능한 값의 범위내에서 특정 값이 선택될 확률은 등가적으로 하였다. 각 범주당 학습사례는 9개이었으며, 새사례는 5개이었다. 따라서 실험에 사용된 얼굴은 모두 30개이었다. 범주학습과제와 유사성판단과제 모두 IBM 호환성 개인용 컴퓨터를 이용하여 자극제시와 반응자료의 수집을 통제하였다.

실험절차. 범주학습과제. 몇가지 점을 제외하고는 실험 1과 동일하였다. 실험 1에서는 세개의 범주를 사용한 반면, 실험 2에서는 두개의 범주를 사용하였다. 실험 1에서는 총 36개의 학습사례가 있었던 반면, 실험 2에서는 18개의 학습사례가 사용되었다. 전이단계에서 실험 1에서는 2회의 블록을 실시한 반면, 실험 2에서는 3회의 블록을 실시하였다. 예비실험 결과 도식적 얼굴의 유목화가 기대하였던 것보다 어렵다는 사실에 근거하여 학습기준을 실험 1과는 다르게 설정하였다. 18개의 사례들을 블록으로 제시하면서 언제든지 연속된 7개 블록에서 모든 자극의 정확유목화가 50%를 넘으면 학습기준을 통과한 것으로 간주하였다. 그러나 30블록이 넘어서도 이 기준을 통과하지 못하는 피험자는 범주학습 불가능으로 간주하여

실험을 중지하였다. 이렇게 해서 학습기준을 통과한 피험자는 55명 중 총 31명이었다.

유사성판단과제. 실험에 사용된 30개 사례를 모두 상호간에 짝지어서 컴퓨터 모니터에 한 쌍씩 제시하고 피험자로 하여금 9점 척도상에서 유사성을 판단케 하였다. 유사성이 가장 큰 쌍에는 9점을, 가장 작은 쌍에는 1점을 주고中间的 점수는 판단된 유사성에 따라서 배점하도록 하였다. 피험자들이 판단척도의 가능한 점수범위를 다 사용하도록 하기 위하여 유사성을 판단하기 전에 30개의 사례를 하나씩 보여주었다. 피험자가 유사성을 판단할 준비가 되면, 판단과제를 시작하였다. 총 435개 얼굴쌍의 제시순서는 무선회하였으며, 한 쌍의 얼굴이 왼쪽과 오른쪽에 제시되는 위치도 피험자마다 무선회하였다.

결과

MDS 분석. 47명의 피험자로부터 얻은 유사성판단 결과를 평균한 행렬을 만들어서 개인용 컴퓨터용 KYST 프로그램(Smith, 1986)을 이용하여 MDS해를 얻었다. 2차원에서 6차원까지 변화시켜가면서 MDS해를 얻어본 결과, 예상대로 4차원 MDS해가 유사성판단 데이터에 상당히 우수한 적합도를 보였다(스트레스 = .051). Nosofsky(1991)와 마찬가지로 5차원 이상의 MDS해는 4차원 해에 비해 그렇게 우수한 적합도를 나타내지 못할 뿐만 아니라 해석상의 어려움이 있었다. Nosofsky(1991)는 또한 두개 이상의 차원들이 결합된 형태적 차원(configural dimension)의 가능성을 고려하여 새로운 차원을 첨가시킨 분석을 시도하였으나 그 효과를 전혀 찾아볼 수 없었다. 이 사실에 근거하여 여기에서도 이론적 분석에서는 4차원의 MDS해만을 사용하였다.

유목화. 전이단계에서 각 사례가 두 범주로 유목화된 확률을 표 7에 제시하였다. 두 범주에 걸쳐서 원형의 정확유목화비율이 가장 높은(.920) 원형상승 효과를 보이고 있다. 학습사례와 새사례의 평균 정확유목화비율은 각각 .911과 .822이었다. 원형과 학습사례의 정확유목화비율간에는 통계적으로 유의한 차이가 없었다, $t(30) = .389, p > .10$. 그러나 원형과 새사례, 그리고 학습사례와 새사례간에는 통계적으로 유의한 차이를 보였다. (원형과 새사례: $t(30) = 3.863, p < .01$; 학습사례와 새사례: $t(30) = 5.115, p < .01$.) 개별 항목들을 살펴보면 범주 1에서 학습사례

표 7. 실험 2에서 범주반응의 관찰확률과 GCM 및 원형모형의 예언확률

범주\범주반응	관찰확률		GCM		원형모형	
	1	2	1	2	1	2
범주 1						
P1	.882	.118	.808	.192	.987	.013
O11	.968	.032	.974	.026	.835	.165
O12	.699	.301	.837	.163	.659	.341
O13	.914	.086	.973	.027	.890	.110
O14	.946	.054	.985	.015	.832	.168
O15	.925	.075	.927	.073	.901	.099
O16	.925	.075	.935	.065	.897	.103
O17	.935	.065	.931	.069	.940	.060
O18	.989	.011	.975	.025	.932	.068
O19	.871	.129	.928	.072	.958	.042
N11	.871	.129	.675	.325	.765	.235
N12	.269	.731	.370	.630	.392	.608
N13	.871	.129	.735	.265	.803	.197
N14	1.000	.000	.906	.094	.947	.053
N15	.871	.129	.823	.177	.958	.042
범주 2						
P2	.043	.957	.072	.928	.005	.995
O21	.022	.978	.016	.984	.014	.986
O22	.022	.978	.045	.955	.029	.971
O23	.022	.978	.055	.945	.011	.989
O24	.258	.742	.247	.753	.304	.696
O25	.065	.935	.023	.977	.096	.904
O26	.194	.806	.146	.854	.364	.636
O27	.140	.860	.121	.879	.281	.719
O28	.011	.989	.064	.936	.056	.944
O29	.043	.957	.017	.983	.043	.957
N21	.043	.957	.094	.906	.029	.971
N22	.333	.667	.355	.645	.356	.644
N23	.011	.989	.050	.950	.008	.992
N24	.258	.742	.272	.728	.111	.889
N25	.022	.978	.051	.949	.018	.982

P는 범주 i의 원형이며, O_{ij}는 범주 i의 j번째 학습사례이며, N_{ij}는 j번째 범주의 i번째 새 항목이다.

2와 새사례 2, 그리고 범주 2에서 학습사례 4가 동일 유형의 다른 사례에 비해 유목화비율이 현저하게 떨어지는 차이를 보이고 있다. 개별사례들간의 차이와 사례 유형들간의 차이 뿐만이 아니라 원형상승효과를 MDS에 근거하는 원형모형과 본보기모형이 정량적으로 얼마나 예언할 수 있는지의 문제는 이론적 분석에 다루었다.

유목화의 이론적 분석

일반화확률모형(GCM). 개별사례들의 유목화에 대해 GCM이 예언하는 확률이 표 7에 관찰확률과 함께 제시되었다. 그리고 최대가능성 기준으로 분석한 최대가능성 모수치와 적합도가 표 8에 제시되었다. GCM은 총 변량 중에서 97% 이상을 설명할만큼 유목화성공을 잘 예언하고 있다. 사례유형 별로 보면, 원형은 86.8%, 학습사례는 93%, 그리고 새사례는 76.9%가 정확하게 유목화될 것이라고 예언하고 있다. (관찰된 값이 각각 92.0%, 91.1%, 그리고 82.2%인 것과 비교해보라.) GCM은 또한 개별사례간의 차이도 잘 예언하고 있다. 그러나 관찰확

표 8. 실험 2에서 GCM, 원형모형, 그리고 두 결합모형의 유목화 데이터에 대한 최대가능성 모수치와 적합도

모수치	GCM	모형		
		원형모형	결합모형1'	결합모형2'
* c	7.660	12.064	9.369	8.061
w1	.197	.143	.174	.207
w2	.151	.211	.173	.187
w3	.608	.411	.485	.457
w4	.044	.235	.167	.148
b1	.547	.486	.510	.484
b2	.453	.514	.490	.516
Pe			.647	
y				13.822
적합도				
-ln L	111.541	140.024	88.150	94.524
SSE	.254	.351	.145	.151
설명변량	97.454	96.484	98.552	98.487

c는 민감도 모수치이고, w_m은 차원 m에 주어지는 주외집중의 가중치이고, b_i는 범주반응 R_i를 할 반응면파이다. -ln L은 가능성값에 음수를 취한 것이고, SSE는 관찰확률과 예언확률간의 편차자승의 합이다.

a. 결합모형 1은 본보기정보가 사용될 확률(Pe)과 원형정보가 사용될 확률(Pe)의 합이 1.0이 되도록 만든 모형이다.
 b. 결합모형 2는 원형을 특수한 사례로 간주하여 원형의 정보에 가중치 y를 부여하여 만든 모형이다.

률에서 다른 사례들보다 정확도가 떨어졌던 두 사례(작은 범주 1에서 학습사례 2와 새사례 2)를 조금 과대예언하고 있으며, 다른 두 새사례를 과소예언하는 것으로 나타났다.

표 9의 모수치를 살펴보면 실험 1의 결과와 현저한 차이를 보이고 있는 점이 있다. 그것은 차원 3의 주외집중 가중치가 유난히 크며, 차원 4의 가중치가 매우 작다는 점이다. 이 사실은 유목화과정에서 차원 3, 즉 '코의 길이' 차원이 가장 중요하게 작용하였으며, 차원 4, 즉 '입의 높이' 차원은 상대적으로 중요하지 않았다는 사실을 반영한다.

원형모형. 유목화에 대한 원형모형의 예언확률이 표 7에 관찰확률과 함께 제시되었으며, 최대가능성 모수치와 적합도가 표 8에 제시되었다. 원형모형의 설명력은 GCM에 비해 약간 뒤떨어지기는 하지만 전체 변량의 96% 이상을 설명할 만큼 상당한 예언력을 보이고 있다. 사례 유형에 따른 예언치를 보면 원형의 경우 99.1%로 약간 과대예언하고 학습사례의 경우 86.9% 다소 과소예언하는 경향을 보이지만, 새사례의 경우에는 83.3%로 상당히 정확한 예언력을 보이고 있다. (관찰치 92.0%, 91.1%, 그리고

82.2%와 각각 비교해보라.) 개별사례들의 경우에도 마찬가지로 범주 1의 원형을 과대예언하고, 범주 1의 학습사례 1과 4 그리고 범주 2의 학습사례 6과 7을 과소예언하는 경향을 보였다.

결합모형. GCM이 원형모형에 비해 다소 높은 예언력을 보이는 것은 틀림없지만, 실험 2의 경우에는 원형모형도 상당한 예언력을 보이고 있기 때문에 두 모형의 상대적 공헌도를 확인하는 작업이 더욱 필요하다. 실험 1에서 사용하였던 두 결합모형의 최대가능성 모수치와 적합도를 표 8에 제시하였다. 실험 1의 결과와는 사뭇 달리 원형정보의 공헌도가 상당한 것으로 나타났다.

결합모형 1의 경우에 본보기정보가 유목화에 사용될 확률이 .647이고 원형정보가 사용될 확률이 .353이다. 비록 본보기정보의 공헌도가 높기는 하지만, 원형정보도 유목화성과의 1/3 이상을 공헌하고 있는 것이다. 가능성비율 검증(likelihood-ratio test) 결과, 자유모수치 하나(P)를 첨가함으로써 얻어진 적합도의 증가는 통계적으로 유의하였다, $2(1) = 46.782, p < .01$.

결합모형 2의 경우에도 자유모수치 y의 값이 13.822에 이르고 있다. 이 사실은 원형이 다른 학습사례들보다 상당한 비중을 차지하고 있다는 점을 반영한다. 가능성비율 검증 결과는 적합도의 증가가 결합모형 1과 마찬가지로 통계적으로 유의한 것으로 나타났다, $2(1) = 34.034, p < .01$. 요약컨대, 이 결과는, 상대적으로 의미성이 미약한 무선점패턴과는 다르게, 의미성이 높은 도식적 얼굴을 유목화할 때는 본보기 정보에 근거한 일반화 뿐만이 아니라 원형정보도 사용된다는 증거를 제공하고 있다.

논의

실험 2에서는 비교적 친숙성이 큰 도식적 얼굴을 범주사례로 사용하여 원형모형과 본보기모형의 예언력을 검증하였다. 두 범주 각각 9개의 학습사례를 사용한 결과, 한 범주에서 상당한 원형상승효과를 얻어냈다. 전이단계에서의 유목화성효과를 원형모형과 본보기모형으로 분석한 결과는 두 모형이 모두 상당한 예언력을 갖는 것으로 나타났다(본보기모형이 약간 우세하기는 하다). 예컨대, GCM은 전체 변량의 97% 이상을 설명하고 있으며 원형모형도 96% 이상의 설명력을 가지고 있다. 상대적인 공헌도를 알아보기 위한 결합모형의 적합도는 단일모형의 적합도보다 훨씬

우수한 것으로 나타났다. 적어도 도식적 얼굴의 유목화에서는 본보기에 근거한 일반화 뿐만이 아니라 추상화된 원형도 상당한 역할을 담당한다는 증거이다. Reed(1972)의 연구 이래 정의관란범주의 유목화에 대한 원형이론과 본보기이론의 예언력을 정량적으로 대비시킨 연구에서 원형정보의 사용을 확인한 몇 안 되는 결과를 얻었다는 점에서 실험 2의 결과는 중요성을 갖는다고 하겠다.

종합논의

이 연구의 일차적 목적은 Shin(1990)의 연구를 보완하여 범주크기가 원형추상화에 미치는 영향을 정량적으로 검증하려는 것이었다. 실험 1에서는 9개의 점으로 구성된 무선점패턴을 사례로 사용하였으며, 범주크기(학습사례의 수)를 18개까지 증가시켰다. 전형적인 학습-전이단계 패러다임을 사용하여, 범주크기 효과와 원형상승효과를 확인하였다. MDS기법과 결합된 원형모형과 본보기모형(GCM)이 전이단계에서 얻어진 유목화와 재인자료를 얼마나 잘 예언할 수 있는지를 정량적으로 대비시켰다. Shin(1990)과 마찬가지로 원형모형에 비해서 GCM의 설명력이 월등 우세한 것으로 나타났으며, 상대적 공헌도를 알아보기 위한 결합모형의 적합도검증에서도 원형정보의 기여도는 거의 없는 것으로 나타났다.

범주의 크기가 증가할수록 전이단계에서 원형과 새 사례의 정확유목화수행이 증가한다는 범주크기효과는 전통적으로 원형추상화의 강력한 증거의 하나로 간주되어왔다. 실험 1에서는 상당한 정도의 범주크기효과 뿐만이 아니라 부분적으로는 원형상승효과까지도 나타났으나, 정량적인 측면에서 분석한 결과는 본보기모형이 이 효과들을 모두 잘 설명할 수 있는 반면, 원형모형은 예언의 상당한 오차를 보이고 있다. 여기서 특기할만한 한가지 사항은 범주크기가 다른 세 범주의 원형에 각기 다른 가중치를 부여한 결합모형(결합모형 3)의 결과에서 범주크기가 가장 큰 범주의 가중치는 0이고 오히려 크기가 작은 범주의 가중치가 0이 아닌 값을 갖는다는 점이다. (Shin, 1990의 연구에서도 이와 동일한 결과가 나타났었다.) 요컨대, 무선점패턴으로 구성된 정의관란범주의 경우에는 범주 크기가 18개로 증가된 상황에서도 원형추상화가 이루어지지 않는 것으로 보인다. 이 사실은 두가지 측

면에서 해석될 수 있겠다. 하나는, 원형추상화가 만일 이루어지는 것이라면, 범주크기가 그렇게 중요한 결정인이 아닐 수 있다는 점이다. 다른 하나는 무선 점패턴으로부터 원형추상화가 이루어지기 위해서는 실험 1에서 사용한 범주크기와 학습경험이 충분하지 않았다는 해석이다. 이 문제는 추후 밝혀내야 할 과제 중의 하나이다.

무선점패턴은 정의곤란범주의 특성을 잘 대표한다는 장점이 있는 반면, 의미성이 지나치게 약한 인위적인 자극이라는 지적이 있다. 실험 2에서는 이러한 점을 보완하여 비교적 의미성을 가지고 있으면서 정의곤란범주의 특성을 보유한 사례들을 가지고 원형추상화의 문제를 다루어 보았다.

Reed(1972, 1988)는 도식적 얼굴 사례를 실험자료로 사용한 연구결과에 근거하여 연속적 차원을 갖는 범주의 학습에서는 본보기정보에 앞서 원형추상화가 우선한다고 주장하였으나, 다른 선행연구들과(Nosofsky, 1991; Shin, 1990; Shin & Nosofsky, 1992) 이 연구의 실험 1의 결과는 Reed의 주장이 타당치 않음을 보여주는 것이었다. 원형추상화에는 연속적 차원의 여부보다는 다른 요인이(만일 있다면) 보다 중요할 것이라 예상할 수 있다.

Reed(1972)는, 비록 모형의 형식화에서 문제점이 있기는 하지만, 도식적 얼굴의 범주학습에서 원형추상화가 본보기에 근거한 일반화보다 설명력이 크다는 결과를 제시하였다. 그리고 Nosofsky(1991)는 Reed(1972)의 실험을 반복하여 GCM이 범주학습 맥락에서 얻어진 유목화와 재인성과를 동시에 설명할 수 있다는 점을 보여주면서, 원형모형의 적합도를 함께 검증하였다. 그 결과 비록 원형모형이 GCM에 비해서 설명력은 조금 뒤지기는 하지만, 유목화 변량의 95% 이상을 설명할 수 있는 것으로 나타났다.

이에 근거하여 실험 2에서는 4개의 차원으로 구성된 도식적 얼굴을 범주사례로 사용하였다. 각 차원의 가능한 값의 수를 늘려(각 차원당 20개의 값) 전집의 크기를 확대시켜 정의곤란범주의 특징을 반영하고, 결합모형을 이용하여 정량적으로 원형정보와 본보기정보의 상대적 공헌도를 밝혀보고자 하였다. 유목화의 성과를 MDS에 근거한 원형모형과 본보기모형(GCM)으로 분석한 결과는 선행연구들과 마찬가지로 GCM이 원형모형에 비해서 상대적인 설명력이 우수한 것으로 나타났다. 그러나 원형모형도 전체 변량 중 96% 이상을 설명할 수 있었다. 특히 결합모형

을 통한 상대적 공헌도를 알아본 분석에서는 원형정보의 공헌도가 무시할 수 없는 정도로 나타나고 있다. 이 결과는 전통적으로 원형추상화를 지지하는 것으로 간주되었던 요인들보다는(예컨대, 범주크기효과, 원형상승효과, 또는 원형의 망각저항 등) 의미성과 같은 다른 요인들이 원형추상화의 용이성에 영향을 미치는 것이라고 해석할 수도 있겠다.

원형이론과 본보기이론의 재인성과에 대한 예언은 재인판단이 모든 사례와의 유사성의 합에 근거한다는 가정에 따른 것이었다. 즉, 유사성의 합이 클수록 친숙도가 증가하고, 친숙도가 클수록 재인확률이 증가한다는 가정이다(Gillund & Shiffrin, 1984; Hintzman, 1988 참조). 이러한 가정에 근거하여 재인성과를 원형이론과 본보기이론으로 분석한 선행 연구들은 본보기모형이 상당한 예언력을 갖는 반면, 원형이론은 예언력이 거의 없다는 결과를 제시하였다(Nosofsky, 1988a, 1991; Nosofsky, Clark, & Shin, 1989; Shin, 1990; Shin & Nosofsky, 1992). 그렇기는 하지만 재인성과에 대한 GCM의 설명력은 유목화성과에 대한 설명력에 비하면 상당히 뒤떨어진다. 이 연구의 결과도 마찬가지이다. 이러한 결과는 재인에 대한 유사성 총화 규칙의 일반성에 제약을 가한다고 볼 수 있다. 아마도 사람들은 재인판단을 할 때 여러가지 대안적 전략을 사용하는 것으로 보인다. 여러 연구자들은 전반적 친숙도이외에도 기억탐색이나 인출전략의 가능성을 시사하고 있다(예컨대, Atkinson & Juola, 1974; Tulving & Thomson, 1971). Nosofsky(1991)는 범주사례의 재인에는 개별사례들을 회상하기 위해 사용되는 탐색 전략이 중요한 역할을 담당할 것임을 제안하고 있다. 이 문제도 앞으로 해결하여야 할 과제 중의 하나이다.

이 연구의 궁극적 목적은 원형추상화에 영향을 미치는 변인들에 처치를 가하여 추상화가 용이한 상황에서 얻어진 유목화와 재인성과를 형식적 원형모형과 본보기모형으로 예언하여 정량적으로 대비시키려는 것이었다. 정의곤란범주의 모형 구성을 시도한 선행 연구들과 보조를 같이 하기 위해서 원형을 심리적 다차원공간에 배열된 범주사례들의 중앙집중치 또는 중심점으로 정의하였다. 그러나 최근 각 사례를 심리적 공간의 한 점으로 표상하는 것이 아니라 확률적 분포로 간주하려는 유사성 척도화 모형들이 제안되고 있다(Ashby & Lee, 1991; Ashby & Perrin,

1988 참조). 확률적 척도화 모형들이 유사성의 비대칭성을 비롯한 MDS 접근법의 제한점을 설명할 수 있다는 면에서 후속연구에서는 새로운 모형의 예언력을 검증할 필요가 있겠다.

한편 실험 2의 결과는 원형이론과 본보기이론은 어느 것이 맞고 어느 것이 틀린 이분법적인 견해가 타당치 않음을 시사한다. 오히려 범주 또는 개념에는 원형정보와 본보기정보 두가지가 모두 포함될 수 있음을 실증적으로 보여주고 있다. 후속되는 연구에서는 Shin(1990)과 이 연구에서 사용된 결합모형 이외에 원형정보와 본보기정보를 포괄할 수 있는 새로운 모형들이 검증되기를 기대한다. 한가지 가능성 있는 제안이 Anderson(1990, 1991)에 의해서 제기되었다. 합리모형(rational model)이라고 명명된 이 모형에서는 범주학습과정에서 개별사례들이 군집으로 묶인다. 한 사례가 군집으로 묶일 확률은 각 군집의 크기, 군집의 중앙집중치와의 유사성, 그리고 자유모수치인 결합모수치의 값에 의해서 결정된다. 결합모수치가 0인 경우에는 각 사례가 독립된 군집을 이루며, 1인 경우에는 군집 자체가 한 범주를 구성한다. 전자의 경우가 바로 본보기모형이며, 후자가 순수한 원형모형이다. 결합모수치의 값이 0과 1 사이에 있을 때 일종의 중다원형모형이 되며, 원형정보와 본보기 정보가 공존하는 상황이다. 합리모형은 한 범주를 표상하는 중다원형이 생성되는 알고리즘을 제시하고 있다는 점에서 MDS해와 결합시켜 유목화성과를 정량적으로 예언할 수 있는 힘이 있다. 이것 또한 후속연구에서 다루어져야 할 숙제 중의 하나이다.

참고문헌

- Anderson, J. R. (1990). *The adaptive character of thought*. Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Anderson, J. R. (1991). The adaptive nature of human categorization. *Psychological Review*, 98, 409-429.
- Ashby, F. G., & Gott, R. E. (1988). Decision rules in the perception and categorization of multidimensional stimuli. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 14, 33-53.
- Ashby, F. G., Lee, W. W. (1991). Predicting similarity and categorization from identification. *Journal of Experimental Psychology: General*, 120, 150-172.
- Ashby, F. G., & Perrin, N. A. (1988). Toward a unified theory of similarity and recognition. *Psychological Review*, 95, 124-150.
- Atkinson, R. C., & Juola, J. F. (1974). Search and decision processes in recognition memory. In D. H. Krantz, R. C. Atkinson, R. D. Luce, & P. Suppes (Eds.), *Contemporary developments in mathematical psychology. Vol 1: Learning, memory, and thinking* (pp. 243-293). San Francisco: Freeman.
- 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.
- Clark, S. (1988). *A theory for classification and memory retrieval*. Unpublished doctoral dissertation, Indiana University, Bloomington, Indiana.
- Estes, W. K. (1986). Memory storage and retrieval processes in category learning. *Journal of Experimental Psychology: General*, 115, 155-174.
- Franks, J. J., & Bransford, J. D. (1971). Abstraction of visual patterns. *Journal of Experimental Psychology*, 90, 65-74.
- Gillund, G., & Shiffrin, R. M. (1984). A retrieval model for both recognition and recall. *Psychological Review*, 91, 1-67.

- Hayes-Roth, B., & Hayes-Roth, F. (1977). Concept learning and the recognition and classification of exemplars. *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior*, 16, 321-338.
- Hintzman, D. L. (1986). "Schema abstraction" in a multiple-trace memory model. *Psychological Review*, 93, 411-428.
- Hintzman, D. L. (1988). Judgments of frequency and recognition memory in a multi-trace memory model. *Psychological Review*, 95, 528-551.
- Hock, H. S., Tromley, C., & Polmann, L. (1988). Perceptual Units in the acquisition of visual categories. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 14, 75-84.
- Homa, D. (1984). On the nature of categories. *Psychology of Learning and Motivation*, 18, 49-94.
- Homa, D., & Chambliss, D. (1975). The relative contributions of common and distinctive information on the abstraction from ill-defined 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 the 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. (1988b). Similarity, frequency, and category representations. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 14, 54-65.
- Nosofsky, R. M. (1989). Further tests of an exemplar-similarity approach to relating identification and categorization. *Perception & Psychophysics*, 45, 279-290.
- 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*, *70*, 304-308.
- Reed, S. K. (1972). Pattern recognition and categorization. *Cognitive Psychology*, *3*, 382-407.
- Reed, S. K. (1988). *Cognition: Theory and application*. Belmont, CA: Wadsworth.
- Rosch, E., Simpson, C., Miller, R. S. (1976). Structural bases of typicality effect. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, *2*, 491-502.
- Shepard, R. N. (1958). Stimulus and response generalization: Deduction of the generalization gradient from a trace model. *Psychological Review*, *65*, 242-256.
- 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.
- 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.
- Smith, E. E. (1988). *Concepts and thought*. In R. J. Sterberg & E. E. Smith (Eds.), *The Psychology of human thought*. Cambridge, MA: Cambridge Univ. Press.
- Smith, E. E., & Medin, D. L. (1981). *Categories and concepts*. Cambridge, MA: Harvard Univ. Press.
- Smith, S. M. (1986). *PC-MDS: Multidimensional scaling and conjoint analysis*. Provo, Utah: Brigham Young University.
- Tulving, E., & Thomson, D. M. (1971). Retrieval processes in recognition memory. *Journal of Experimental Psychology*, *87*, 352-373.

Classification and Recognition of Instances in Ill-defined Categories

Hyun-Jung Shin

Department of Psychology, Pusan National University

Two experiments were conducted to contrast quantitatively the MDS-based exemplar model (GCM) and the prototype abstraction model in predicting classification and old-new recognition performance of ill-defined category instances. Both models employed the typical learning-transfer phase paradigm to collect classification and recognition data. Experiment 1 used random dot patterns as instances and increased the category size (up to 18 instances/ category) to extend the possibility of prototype abstraction. The MDS-based GCM and Prototype model were fitted to the data. The overall results of model-based theoretical analyses showed no indication of prototype abstraction. The results were interpreted that category size makes no contribution to prototype abstraction in the case of random dot patterns. Experiment 2 used Reed's(1972) schematic faces as category instances that are more meaningful compared to the random dot patterns. The results of theoretical analyses showed that abstracted prototype can contribute to the classification of schematic faces into categories. Category representation, the problem of similarity measurement, and alternative models for classification process were discussed.