

법칙기술범주의 학습에서 법칙의 추출과 본보기정보의 저장에 영향을 미치는 요인⁺

신 현 정

부산대학교 심리학과

범주크기와 사례들의 변별가능성 요인이 법칙기술범주의 학습에서 법칙의 추출과 본보기정보의 저장에 미치는 효과를 검증하기 위하여 두 개의 실험을 실시하였다. 실험 1과 2 모두 사례확인(identification)과제를 통하여 MDS 선택모형에 근거한 MDS해를 구하였으며, 전형적인 학습-전이단계 패러다임에서 사례들의 범주화데이터를 구하였다. 실험 1에서는 범주크기를 한 범주당 16개의 사례까지 늘려보았다. 선행연구 결과들과 비교해볼 때, 범주크기가 증가함에 따라 피험자들이 법칙을 추출하여 범주학습과제에 대처하는 경향성이 증가한다고 볼 수 있다. 실험 2에서는 사례들간의 변별가능성을 높이는 변별단서들을 제공하였다. 그 결과 사례들간의 변별력이 높을 때는 법칙기술범주의 학습에서 피험자들이 단순법칙을 추출하여 사용할 가능성이 더욱 높아진다는 증거를 찾을 수 있었다. 법칙기술범주를 포함한 다양한 범주를 학습하는 데는 많은 요인, 조건, 또는 구속요인들이 있을 수 있다는 점을 논의하였다.

심리학에서는 “정의용이(well-defined)범주”와 “정의곤란(ill-defined)범주”가 구분되어왔다(Neisser, 1967). 이러한 두 유형의 범주가 학습되고 표상되는 내용과 처리과정을 설명하기 위하여 서로 다른 이론적 접근방법이 사용되어왔다. 정의용이범주의 경우에는 사람들이 범주구성원 여부를 결정하는 규칙에 관한 가설을 형성하고 검증한다고 가정되었다(Bruner, Goodnow, & Austin, 1956 참조). 따라서 가설검정에 사용되는 전형적인 실험패러다임은 피험자들에게 몇가지 명백한 차원(예컨대, 크기나 색깔 등)에서 변하는 자극들을 제시하고, 범주구

성원 여부를 결정하는 법칙을 찾아내도록 요구하는 것이다.

반면에 정의곤란범주의 경우에는 범주의 표상이 어떻게 개념화되는 것이냐에 관계없이, 범주화해야할 사례와 범주표상간의 유사성이 핵심적인 이론적 구성체로 상정되어왔다(Smith & Medin, 1981 참조). 예컨대, Rosch와 Mervis(1975)는 자연범주가 정의곤란하며, 친족유사성(family resemblance) 원리에 따라 체제화되어있는 내적 구조를 가지고 있다고 주장하였다.

이러한 흐름에서 최근에는 정의용이범주와

+ 이 논문은 1994년도 교육부지원 한국학술진흥재단의 지방대 육성과제 학술연구조성비에 의하여 연구되었음

정의곤란범주 사례¹⁾들의 범주화성과를 단일 이론적 틀로 설명하려는 시도가 이루어져 왔다 (Bourne, 1982; Martin & Caramazza, 1980). 그렇게 하기 위해서는 우선 법칙이 무엇인지를 형식적으로 규정할 필요가 있다. 광의적인 의미에서는 어떤 진술도 법칙이 될 수 있다. 그렇기는 하지만, 개념형성 연구의 전통에서 볼 때, 법칙이란 범주구성원 여부를 기술하는 단순한 언어적 진술에 대응된다고 흔히 가정되어왔다. 예컨대, 그림 1에서 가장 가능성있는 법칙은 각도 1과 2의 사례들은 범주 1의 구성원이고, 각도 3과 4의 사례들은 범주 2의 구성원이라는 진술이다.

이렇게 '단순한 언어적 진술'이라는 생각을 형식화시킬 수 있는 한가지 방법은 집합이론 논리에 근거하는 것이다(Hunt, 1962). 기본적인 논리연산자인 "and"(\cap), "or"(\cup), 그리고 "not"

(\neg) 뿐만 아니라, "greater than"($>$), "greater than or equal to"(\geq), "less than"($<$), 또는 "less than or equal to"(\leq)와 같은 여러가지 관계연산자들이 사용될 수 있다. 예컨대, 그림 1A에서 범주 1의 본보기들은 다음과 같이 형식적으로 정의될 수 있다:

$$C1: \leq 2'$$

다시 말해서 범주 1의 본보기들은 크기 차원에서 어떤 값을 갖든지간에 각도차원에서 2'와 같거나 작은 값을 갖는다. 물론 범주 1의 본보기들은 $C1: 1' \cap (2' \cap \leq 2')$ 또는 $C1: (3' \cap 1') \cup 2'$ 와 같이 또다른 방식으로도 정의될 수 있다. 각각의 법칙들은 모두 사례들을 두 범주로 정확하게 분할하고 있다. 그렇기는 하지만 사람들은 가장 짧은 집합이론적 법칙을 적용해서 범주들을 분할하려는 경향이 있다고 가정하는 것이 타당성을 갖는다. 사람들이 단순법칙

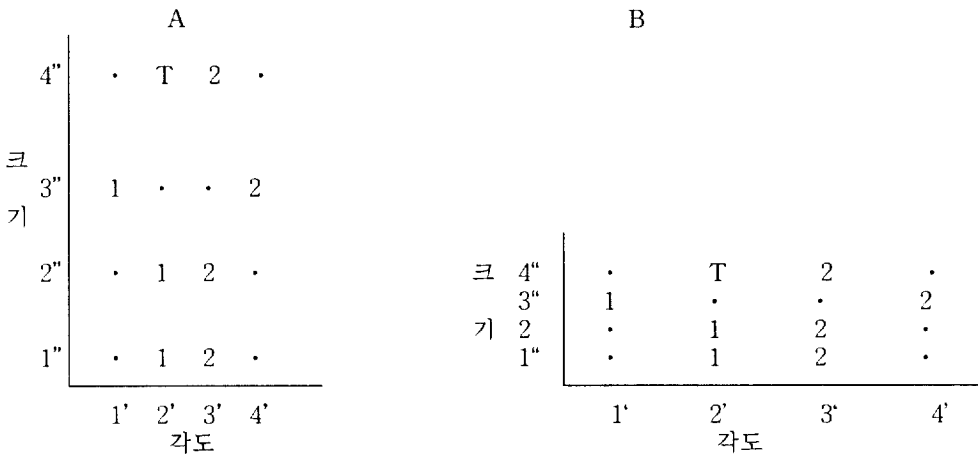


그림 1. A: 2차원 범주구조. '1'은 범주 1의 사례, '2'는 범주 2의 사례를 나타내며, 'T'는 나중에 범주화할 전이사례이다. 여기서 법칙은 작은 각도는 범주 1에 속하고 큰 각도는 범주 2에 속한다는 것이다. B: 각도차원에 선택적으로 주의를 집중한 후의 심리적 범주구조.

1) 한 범주에 속해 있는 사례들을 지칭할 때, '사례', '구성원', 또는 '본보기' 등의 여러 용어가 사용되고 있다. 이 연구에서는 연구자가 구성한 범주를 지칭할 때는 '사례'와 '구성원'이라는 용어를 문장표현에 따라 혼용하였으며, 범주가 사람들의 기억에 표상된 내용을 나타낼 때는 '본보기'라는 용어를 사용하였다.

보다 복잡한 범칙을 선호한다고 가정할 근거가 아무 것도 없기 때문이다. 이러한 가정은 범주 학습의 용이성이 범주를 기술하는 데 필요한 가장 단순한 집합이론적 범칙의 길이와 높은 정적 상관성이 있다는 실험적 증거들과도 일치하는 것이다(Bourne, 1970; Haygood & Bourne, 1965; Neisser & Weene, 1962; Shepard, Hovland, & Jenkins, 1961).

Martin과 Caramazza(1980)는 피험자들에게 도식적 얼굴들을 구성원으로 하는 정의용이범주와 정의곤란범주들을 학습시켰다. 결과는 정의용이범주이든 아니면 정의곤란범주이든 관계없이 피험자들이 사례의 범주화를 위해 논리적 범칙을 형성하는 것으로 나타났다. Medin, Wattenmaker, 그리고 Hampson(1987)은 사람들이 친족유사성 원리에 따라 범주를 구성하게 되는 조건들을 찾아내고자 시도하였다. 이들은 피험자들에게 10개의 사례를 5개씩 가장 자연스럽게 보이는 두 집단으로 나누도록 요구하였다. 사례는 4개의 이원적 차원(binary dimension)을 이용하여 구성하였다. 이들이 얻은 결과는, 범주를 구성하는 속성들이 상호간에 독립적일 때는 피험자들이 친족유사성 원리에 따르기 보다는 단일차원에 근거하여 사례들을 범주화하는 경향이 있다는 것이었다. 그리고 이러한 경향성은 다양한 실험자극, 지시문, 실험 절차, 그리고 범주구조에 걸쳐서 유지되었다.

정의곤란범주와 정의용이범주 사례들의 범주화 성과를 예언하는 또다른 접근방법은 범주 표상이 기억속에 저장된 본보기들로 구성된다는 생각에 기초를 두고있다. Nosofsky(1984, 1986)는 본보기에 근거한 전형적 모형중의 하나인 Medin과 Schaffer(1978)의 맥락모형(context model)을 확장시킨 일반화 맥락모형(generalized context model: 이후 GCM)을 제안하고, 최근의 여러 연구를 통하여 GCM이 정의곤란범주 뿐만이 아니라 전형적인 정의용이

범주인 범칙기술범주(rule-described category) 사례들의 범주화 성과까지도 상당히 정확하게 정량적으로 예언할 수 있다는 결과를 제시하였다(Nosofsky, Clark, & Shin, 1989).

GCM을 범칙기술범주 사례들의 범주화 성과를 예언하는 데 적용할 수 있는 가능성은 심리적 다차원공간에서 사례들간의 거리가 선택적 주의집중에 의해서 수정될 수 있다는 가정에서부터 출발한다. 기하학적으로 표현하면, 선택적 주의집중은 심리적 공간을 좌표축에 따라서 확장시키거나 축소시킨다. 예컨대, 그림 1A의 범주구조를 다시 보자. 그림 1A에서 사례들은 각도와 크기 차원에서 특정한 값을 갖는다. 세 사례는 범주 1의 본보기이고, 네 사례는 범주 2의 본보기이다. 두 범주를 구분하는 명백한 범칙은 각도가 작은 사례는 범주 1이고 각도가 큰 것은 범주 2라는 것이다. 이러한 단순범칙에 따르면, 전이사례 T는 범주 1로 범주화되어야 한다. 그러나 GCM은 사례 T가 범주 2로 범주화될 것이라고 예언한다. 왜냐하면 사례 T는 범주 1의 어느 본보기들보다도 범주 2의 특정 본보기와 가장 유사하기 때문이다. 만일 피험자들이 각도 차원에만 선택적으로 주의를 기울인다면, 범주구조는 그림 1B와 같이 변형될 수 있다. 심리적 공간이 각도차원에서는 확장되고, 크기차원에서는 수축되었다. 이제는 GCM과 단순범칙이 모두 사례 T가 범주 1로 범주화될 것이라고 예언한다. (GCM의 수리적 모형에 관한 보다 자세한 내용은 Shin & Nosofsky, 1992를 참조.)

그러나 Nosofsky 등(1989)의 연구는 몇가지 문제점을 가지고 있다. 우선 범주학습에 사용된 학습사례의 수가 상당히 제한되었다. 이들이 두 범주의 학습사례로 사용한 사례의 수는 모두 7-8개에 불과하였으며, 한 범주는 단지 3-4개의 사례만을 가지고 있었다. 이러한 경우에 7-8개의 사례(두 범주 중에서 하나는 다른

범주에 의해서 자동적으로 정의된다고 가정할 때는 3-4개의 사례)를 개별적으로 기억하는 데 요구되는 인지적 부담이 법칙을 추출하는 데 요구되는 인지적 부담보다 적을 수가 있다. 둘째, 이들은 분리가능한 차원으로 원의 크기와 반지름이 수직에서 시계방향으로 회전된 각도, 그리고 선분의 길이와 음의 고저를 사용하였는데, 이러한 차원의 결합은 지극히 인위적인 것이어서 친숙도가 법칙 추출에 미칠 수 있는 영향을 고려하지 못하였다.

신현정(1993b)은 Nosofsky 등(1989)의 문제점을 보완하고, 법칙기술범주 사례의 유목화에서 범주크기와 사례의 친숙도가 법칙정보와 본보기정보의 상대적 사용에 미치는 영향을 밝혀보고자 하였다. 실험 1에서는 Nosofsky 등(1989)이 사용한 실험자료의 틀을 그대로 사용하되, 두 개의 연속적 차원('선분의 길이'와 '음의 고저')에서 가능한 수준을 5개로 늘려 한 범주의 학습사례 수를 9개까지 확대하였다. 그리고 실험 2에서는 사례의 친숙도를 높이기 위하여 스피커의 크기와 기본음을 두 차원으로 사용하였으며, 피험자에게는 스피커를 크기와 기본음에 근거하여 정품과 불량품으로 분류하는 과제라는 지시를 주었다. 그 결과를 보면 범주크기가 작을 때는(Nosofsky 등, 1989) 단순법칙모형에 비해 GCM이 유목화 성과를 예언하는 데 우수한 반면, 범주크기가 증가하거나 범주사례의 친숙도가 증가할 때는 오히려 단순법칙모형이 GCM에 비해서 다소 우수한 예언력을 나타내는 것으로 나타났다.

그러나 정의곤란범주의 학습에서 범주크기를 18개까지 늘려도 새로운 사례들을 범주화할 때 본보기정보가 계속해서 주도적 역할을 한다는 신현정(1993a)의 결과에 근거해 볼 때, 신현정(1993b)에서 사용된 범주크기가 충분한 것이라고 하기 어렵다. 그리고 학습단계에서 많은 피험자들이 300회 이상의 학습시행을 통해서도

학습기준(마지막 100시행에서 60% 이상의 정확유목화 성과)을 통과하지 못하였다는 사실은 범주학습사례들의 변별성이 의외로 매우 낮았을 가능성을 시사하고 있다.

이 연구의 목적은 두 개의 실험을 통하여 범주크기와 변별가능성 요인이 법칙기술범주의 학습에서 법칙의 추출과 본보기정보의 저장에 미치는 효과를 검증하려는 것이다.

실 험 1

범주학습에서 가장 강력한 영향을 미치는 요인 중의 하나가 범주크기이다. 신현정(1993b)은 단순법칙모형과 본보기모형을 대비시키는 실험에서 한 범주의 크기를 9개의 사례로 증가시켰을 때, 단순법칙의 추출가능성이 매우 높다는 결과를 보고하였다. 그러나 다른 연구맥락에서 수행된 범주학습에 관한 선행연구들과 비교해 볼 때, 9개 사례의 범주크기는 충분한 것이라고 하기 어렵다. 실험 1에서는 신현정(1993b)의 실험방식을 반복하되, 범주크기를 더욱 확장하여 범주크기 요인이 법칙의 추출에 미치는 영향을 보다 구체적으로 밝혀보고자 하였다.

그림 2는 실험 1에서 사용된 범주구조를 보여주고 있다. 사례들은 두개의 연속적 차원('선분의 길이'와 '음의 고저')에서 변하며, 각 차원에는 일곱개의 수준이 가능하다. '선분의 길이'라는 시각적 차원과 '음의 고저'라는 청각적 차원을 사용한 이유는 차원의 분리가능성을 극대화시키고 선행연구들의 틀을 유지하려는 것이다. 범주 1에 16개의 학습사례가 있으며(외곽선으로 표시된 사례), 범주 2에도 16개의 학습사례가 있다(역상으로 표시된 사례). 나머지 17개는 전이사례들이다. 앞에서 보았던 것처럼 두 범주를 규정하는 단순법칙은 다음과 같다:

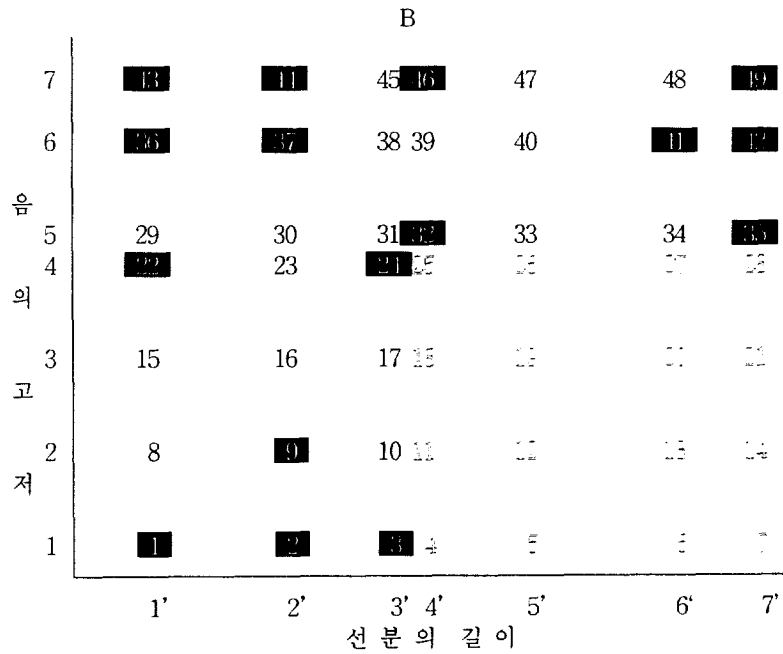
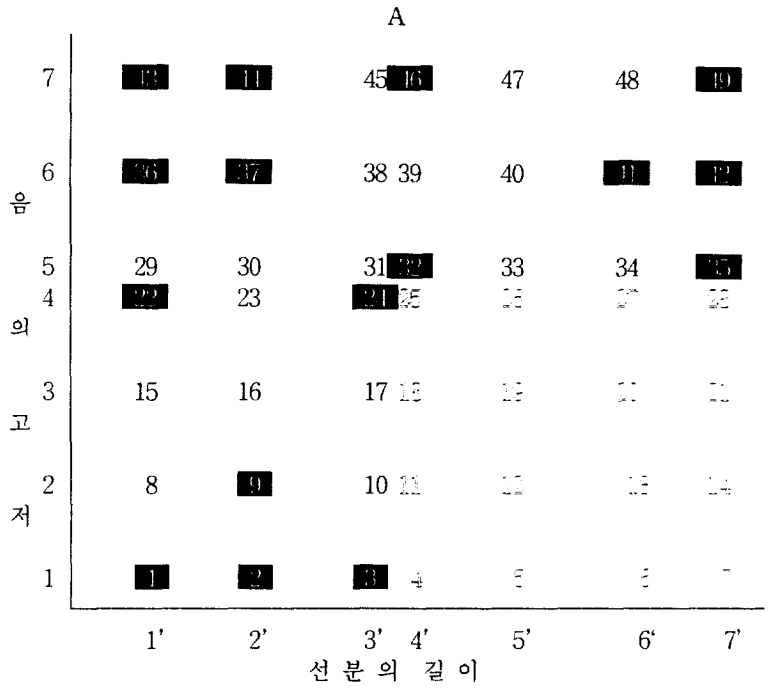


그림 2. (A) 실험 1에서 사용된 범주구조. (외곽선 숫자로 표시된 사례 = 범주 1의 학습사례; 역상 숫자로 표시된 사례 = 범주 2의 학습사례; 나머지 사례 = 전이사례). (B) 확인혼동 데이터로부터 유도된 MDS解

$$C1: \geq 4' \wedge \leq 4$$

$$C2: \leq 3' \vee \geq 5''$$

범주화성과를 예언하는 데 있어서 GCM과 단순범칙모형을 대비시키기 위해서, 선분길이 차원은 수준 3과 4 사이의 간격을 그리고 음의 고저 차원은 수준 4와 5 사이의 간격을 다른 간격에 비해서 작게 만들었다. 따라서 전이 사례 10, 17, 33, 그리고 34가 두 모형을 대비시키는 결정적인 사례가 된다. 단순범칙모형은 네 사례가 모두 범주 2로 유목화될 것이라고 예언한다. 반면에 GCM은 네 사례 모두가 범주 2의 본보기들보다는 범주 1의 본보기들과 더 유사하기 때문에 범주 1로 유목화될 것이라고 예언한다.

범주를 정의하는 데는 두 차원이 모두 필요하기 때문에, 피험자들이 특정한 차원에만 주의를 선택적으로 기울일 것이라고는 예상되지 않는다. 아무튼 선택적 주의집중이 심리적 공간을 왜곡시키는 경우에도 사례 10과 17, 33과 34는 계속해서 결정적 사례가 된다. 예컨대, 만일 피험자들이 선분의 길이 차원에만 선택적으로 주의를 기울인다면, GCM은 사례 33과 34를 범주 1로 유목화하는 반면, 사례 10과 17은 범주 2로 유목화할 것이라고 예언한다. 반대로 음의 고저 차원에만 주의를 기울이면, 반대의 결과를 예언하게 된다.

실험 1에서는 확인(identification)과제와 범주화과제가 피험자들에게 주어졌다. 범주화과제에서는 전형적인 학습단계-전이단계의 실험 패러다임을 사용하였다. 학습단계에서는 두 범주에 할당된 사례들만이 제시되고 피험자들이 반응을 한 후 반응의 정확여부에 대한 피이드백을 받았다. 전이단계에서는 학습사례와 전이 사례가 모두 제시되었으며, 피이드백은 주어지지 않았다.

확인과제의 목적은 MDS 선택모형(Luce, 1963; Nosofsky 등, 1989 참조)을 확인자료에

적용함으로써 본보기들로부터 MDS解를 얻기 위한 것이었다. 범주화과제에서는 피험자에게 범주구조에 대한 정보를 아무 것도 제시하지 않았다. 이 조건의 목적은 사람들이 자연스럽게 범주를 귀납적으로 유도해내는 전략을 발견하기 위한 것이었다.

방 법

피험자 교양심리학을 수강하는 대학생 60명이 수강생의 의무로 실험에 참가하였다. 30명의 피험자는 확인과제를, 나머지 30명은 범주화과제를 수행하였다.

실험재료 사례들은 선분의 길이와 음의 고저 차원으로 구성되었으며, 각 차원에는 일곱 수준이 있었다. 컴퓨터 화면에 제시된 선분의 실제 길이는 10, 30, 60, 70, 110, 160, 그리고 210mm이었으며; 음조의 주파수는 50, 150, 300, 500, 515, 765 그리고 1065Hz이었다. 두 차원의 각 수준들은 상호간에 직교적으로 결합되어 모두 49개의 사례집합을 구성하였다(그림 2). 사례의 제시와 데이터의 수집을 포함한 모든 실험절차는 IBM 호환성 개인용 컴퓨터로 통제되었다.

절차

확인과제 49개 사례 모두가 사용되었다. 각 시행에서 49개 사례중 하나가 무선적으로 선택되어 피험자에게 제시되었다. 피험자는 제시된 사례의 선분길이와 음의 고저를 자판기의 특정 숫자키를 누름으로써(1은 최단선분 또는 최저음, 그리고 7은 최장선분 또는 최고음) 반응하였다. 반응 후에는 컴퓨터로부터 즉각적으로 피이드백이 주어졌다. 실험에 앞서 피험자에게 주어진 지시문에서 중간수준의 값을 갖는 사례

들은 특히 변별하기가 어려우며, 이들을 잘 변별하는 것이 중요하기 때문에 보다 많은 주의 를 기울이도록 요구하였다.

확인조건은 각기 200회의 시행으로 구성된 3 블록으로 구성되었다. 그러나 만일 피험자가 어느 블록에서든지 사례들을 85% 이상 정확하게 확인하게 되면, 실험은 그 블록에서 마치도록 되어있었다. 어느 피험자도 두번째 블록까지 실험을 마치지는 못하였다. 따라서 마지막 블록에서의 반응을 데이터로 사용하였다.

범주화과제 피험자들은 학습단계에서 32개의 학습사례를 범주 1과 범주 2로 유목화하는 것을 학습하였다. 각 시행에서 한 사례가 무선적으로 선정되어 피험자에게 제시되었다. 피험자가 반응을 한 후에는 피이드백이 즉각적으로 주어졌다. 학습단계는 모두 500시행으로 이루어졌다. 학습단계가 끝난 후에는 전이단계가 진행되었으며, 전이단계는 각 49시행으로 이루어진 3개의 블록으로 이루어졌다. 각 사례는 한 블록에서 한번씩 제시되었으며 각 블록에서 제시순서는 무선화되었다.

결과 및 이론적 분석

확인 30명의 피험자중 마지막 200시행(세번째 블록)에서 49개 사례들의 정확확인성과가 평균 75%를 넘는 24명의 자료를 분석에 사용하였다. MDS해를 얻기 위하여 MDS 선택모형을 확인 자료에 적용하였다. 이 실험에서는 분리가능성(separability)이 높은 이질적 차원을 사용하였기 때문에, 다차원공간에서 사례들간의 심리적 거리를 계산하는 데 도시구획척도법(city-block metric)을 사용하였다. 또한 심리적 거리에 근거하여 사례들간의 유사성을 측정하는 데는 지수함수를 사용하였다(Shin & Nosofsky,

1992 참조)

자유모수치의 수를 감소시켜 분석을 단순화시키기 위하여 제한된 다차원공간을 상정하였다. 특히 한 차원에서 동일한 물리적 값을 갖는 모든 사례들은 그 차원에서 동일한 심리적 값을 갖을 것이라고 가정하였다. 선분의 길이 차원과 음의 고저 차원 모두에 각기 7개의 수준이 있으며, 가장 짧은 길이 수준과 가장 낮은 음고 수준을 0으로 상정함으로써 좌표상의 자유모수치의 수를 12개로 줄일 수 있었다. 최대가능성(maximum likelihood) 좌표값 모수치가 표 1에 제시되었다. 그리고 MDS해가 그림 2B에 예시되어있다. 사례들의 심리적 공간에서의 위치가 예상한 것과 꼭 일치하는 것은 아니었으나, 심리적 범주구조는 그림에서 보는 바와 같이 GCM과 단순법칙모형의 예언을 변별할 수 있는 기본구조를 유지하고 있다. MDS 선택모형은 확인 혼동자료에서 나타나는 변산의 98.8%를 설명할 수 있는 것으로 나타났다.

표 1. 확인데이터에 근거한 MDS 선택모형의 최대가능성 좌표값

차원의 수준	선분 길이	음의 고저
1	.000*	.000
2	3.428	2.512
3	6.357	4.088
4	7.531	6.566
5	11.058	7.031
6	15.433	9.659
7	17.924	11.043

* 수치들은 차원 수준의 상대적 위치를 나타내는 임의적인 값이며, 절대적 의미는 없다.

범주화 선행연구의 결과에서 보면, 학습사례의 수가 비교적 적었던 경우에도(총 17개)

피험자들이 범주학습에 어려움을 겪는 것으로 나타났다(신현정, 1993b). 실험 1에서는 학습사례의 수가 비교적 많았기 때문에(총 32개), 피험자들이 더욱 어려움을 겪을 것이라고 예상할 수 있었다. 따라서 총 500 학습시행 중 마지막 200시행에서 70% 이상의 정확유목화 성과를 보인 22명 피험자의 전이단계 데이터만을 분석하였다.

전이단계에서 사례들을 유목화한 결과에 대한 단순법칙모형과 GCM의 적합도를 최대가능성(maximum likelihood) 기준을 사용하여 검증하였다. 많은 피험자들이 학습단계에서 범주 학습을 충분히 하지 못하였고 전이단계에서는 새로운 사례들이 함께 제시되었기 때문에, 단순 추측에 의해 반응할 가능성이 있었다. 이러한 가능성을 고려하여 적합도 검증에서는 추측 모수치를 첨가시켰다. 피험자들의 실험후 보고를 분석한 결과에 따르면 피험자들이 때로는 단순법칙전략을, 때로는 본보기전략을 사용하였을 가능성이 있었다. 이러한 가능성을 확인하

기 위하여 단순법칙모형과 GCM을 결합시킨 혼합모형의 적합도도 검증하였다. 혼합모형에서 피험자가 단순법칙을 사용할 확률을 p , 본보기정보를 사용할 확률을 q 라고 하면, 무선적으로 추측하였을 확률을 $1-p-q$ 라고 가정하였다.

최대가능성 모수치와 적합도를 표 2에 제시하였다. 표 2를 보면 단순법칙모형의 적합도가 GCM 보다 정량적으로 다소 우위에 있는 것으로 나타나고 있다. 특히 두 모형을 대비시키는 전이사례인 '10', '17', '33', 그리고 '34'의 관찰확률에서 '10'과 '17'은 범주 2로 유목화된 비율이 범주 1로 유목화된 비율에 비하여 훨씬 높으며, '33'과 '34'는 두 범주간에 차이가 거의 없었다. 이것은 피험자들이 음의 고저 차원보다는 선분의 길이 차원에 보다 많은 주의를 기울였다는 사실과 함께(표 2 참조) 단순법칙의 추출 가능성을 강력하게 시사하고 있다. 신현정(1993b)의 결과와 비교해볼 때, 범주크기가 증가함에 따라 피험자들이 법칙을 추출하여 범주 학습과제에 대처하는 경향성이 증가한다고 잠

표 2. 단순법칙모형과 GCM의 최대가능성 모수치와 적합도(실험 1)

모형	자유모수치				추측	적합도				
	c	w_1	b_1	SSE		%VAR	$-\ln L$			
법칙모형	2.59	.29	.47	.31	.102	93.01	77.39			
GCM	2.38	.27	.49	.34	.183	87.46	92.31			
	c_r	c_g	w_r	w_g	b_r	b_g				
결합모형 (법칙 + GCM)	3.96	4.16	.23	.36	.72	.33	.29	.083	94.31	68.80

주. c 는 일반적 변별민감도 모수치이고, w_1 은 음의 고저 차원에 주어진 주의집중의 가중치이고($\sum w_i = 1$), b_1 은 '범주 1' 로의 반응편파이다($\sum b_i = 1$). $-\ln L$ 은 가능성 값에 음수를 취한 것이고, SSE는 관찰 확률과 예언확률간의 편차자승의 합이며, %VAR은 설명변량의 백분율이다(여기서 사용한 자유모수치에 관한 자세한 내용은 Shin & Nosofsky, 1992를 참조). 결합모형의 모수치에서 아래첨자가 r인 것은 단순법칙모형이고 g인 것은 GCM의 모수치를 나타낸다. 결합모형에서 단순법칙모형을 채택할 확률이 .42이며, GCM을 채택할 확률이 .29이다.

정적인 결론을 내릴 수 있겠다.

실 험 2

서론에서 언급한 바와 같이, 신현정(1993b)의 피험자들은 두 개의 연속적 차원에서 특정한 값을 갖는 사례들을 두 범주로 유목화하는 범주학습에서 상당한 어려움을 겪었다. 피험자들의 실험후 보고에 따르면, 의외로 사례들의 변별가능성이 낮은 것으로 나타났다. 실험 2에서는 사례들을 변별하는 데 도움을 줄 수 있는 많은 단서들을 제공하여 변별가능성을 높이는 것이 범주추출과 본보기정보의 저장에 미치는 영향을 밝혀보고자 하였다.

방 법

피험자 교양심리학을 수강하는 대학생 60명이 수강생의 의무로 실험에 참가하였다. 30명의 피험자는 확인과제를, 나머지 30명은 범주화과제를 수행하였다.

실험재료 사례들은 선분의 '길이' 차원과 화면에서의 '상하위치' 차원으로 구성되었으며, 각 차원에는 다섯 수준이 있었다. 컴퓨터 화면에 제시된 선분의 실제 길이는 30, 70, 80, 130, 그리고 190mm이었으며; 화면에서의 상하위치는 '최상', '중상', '중양', '중하', 그리고 '최하'이었다. 두 차원의 각 수준들은 상호간에 직교적으로 결합되어 모두 25개의 사례집합을 구성하였다(그림 3).

실험 1에서와 마찬가지로 범주화성과를 예언하는 데 있어서 GCM과 단순범칙모형을 대비시키기 위해서, 선분길이 차원은 수준 2(70mm)와 3(80mm) 사이의 간격을 그리고 상하위치 차원은 수준 3(중양)과 4(중하) 사이의

간격을 다른 간격에 비해서 작게 만들었다. 따라서 전이사례 7과 19가 두 모형을 대비시키는 결정적인 사례가 된다.

사례들의 변별가능성을 높이기 위하여 화면에 각 사례의 좌단과 우단을 나타내는 50개의 점이 항상 찍혀있는 상태에서 사례들을 제시하였다.

사례의 제시와 데이터의 수집을 포함한 모든 실험절차는 IBM 호환성 개인용 컴퓨터로 통제되었다.

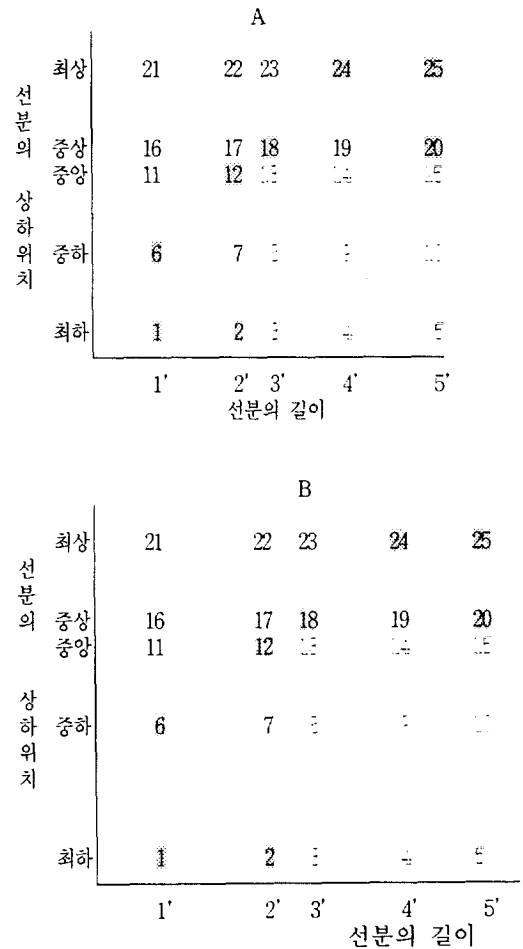


그림 3. (A) 실험 2에서 사용된 범주구조. (외곽선 숫자로 표시된 사례 = 범주 1의 학습사례; 진한 숫자로 표시된 사례 = 범주 2의 학습사례; 나머지 사례 = 전이사례). (B) 확인혼동 데이터로부터 유도된 MDS解

절차

확인과제 전체적으로 실험 1과 동일하였다. 차이점은 사례수가 25개이고, 각 차원의 수준이 다섯 개이며, 각기 100회의 시행으로 구성된 세 블록으로 구성되었으며, 피험자의 확인 성과에 근거하여 둘째 블록에서의 반응을 데이터로 사용하였다는 점이다.

범주화과제 피험자들은 학습단계에서 17개의 학습사례를 범주 1과 범주 2로 유목화하는 것을 학습하였다. 각 시행에서 한 사례가 무선적으로 선정되어 피험자에게 제시되었다. 피험자가 반응을 한 후에는 피이드백이 즉각적으로 주어졌다. 학습단계는 모두 300시행으로 이루어졌다. 학습단계가 끝난 후에는 전이단계가 진행되었으며, 전이단계는 각 25시행으로 이루어진 3개의 블록으로 이루어졌다. 전이단계에서 각 사례는 한 블록에서 한번씩 제시되었으며 각 블록에서 제시순서는 무선화되었다.

결과 및 이론적 분석

확인 피험자들의 확인성과가 세 번째 블록에서는 거의 완벽에 가깝기 때문에 두 번째 블록의 자료를 분석에 사용하여 MDS해를 구하였다. 실험 2에서 사용한 두 차원은 모두 시각적인 것이었다. 그러나 상호 통합적인 차원이 아니기 때문에 실험 1과 마찬가지로 도시구획 척도법과 지수함수를 이용하여 사례들간의 심리적 거리와 유사성을 측정하였으며 제한된 다차원공간을 상정하여 얻어진 최대가능성 좌표값 모수치를 표 3에 제시하였다. 그리고 MDS해가 그림 3B에 예시되어있다. 사례들의 심리적 공간에서의 위치는 선행연구와 실험 1의 결과보다도 사례들의 물리적 특성을 상당히 정확하게 반영하는 것이었다. MDS 선택모형은 확

인 혼동자료에서 나타나는 변산의 99.7%를 설명할 수 있는 것으로 나타났다.

표 3. 확인데이터에 근거한 MDS 선택모형의 최대가능성 좌표값(실험 2)

차원의 수준	선분 길이	상하위치
1	.000*	.000
2	4.367	4.852
3	5.623	7.966
4	8.982	9.427
5	11.574	12.478

* 수치들은 차원 수준의 상대적 위치를 나타내는 임의적인 값이며, 절대적 의미는 없다.

범주화 선행연구와 실험 1의 결과와는 달리, 사례들간의 변별단서를 제공한 실험 2에서는 피험자들의 학습성과가 매우 우수한 것으로 나타났다. 300회의 학습시행 중 마지막 100시행의 평균 정확반응율은 90%를 훨씬 상회하는 것이었다.

전이단계에서 25개 사례들의 범주화성과에 대한 단순법칙모형과 GCM의 최대가능성 모수치와 적합도를 표 4에 제시하였다. 피험자들의 범주학습성과가 비교적 우수하였기 때문에 여기서는 추측에 의한 반응가능성을 배제하였다. 결과를 보면, 단순법칙의 적합도가 GCM에 비해서 상당히 우수한 것으로 나타났다. 이 결과는 사례들간의 변별력을 증진시킬 수 있는 변별단서의 제공이 단순법칙을 추출하는 데 상당한 영향을 미칠 수 있다는 사실을 반영하고 있다.

종합논의

GCM으로 대표되는 본보기모형은 유사성 모

표 4. 단순법칙모형과 GCM의 최대가능성 모수치와 적합도(실험 2)

모형	자유모수치			적합도		
	c	w _i	b _i	SSE	%VAR	-ln L
법칙모형	2.81	.52	.45	.051	97.90	57.42
GCM	1.52	.47	.48	.195	91.97	89.53

주. c는 일반적 변별민감도 모수치이고, w_i은 선분의 상하위치 차원에 주어진 주의집중 가중치이고($\sum w_i = 1$), b_i은 '범주 1' 로의 반응편과이다($\sum b_i = 1$). -ln L은 가능성 값에 음수를 취한 것이고, SSE는 관찰확률과 예언확률간의 편차차승의 합이며, %VAR은 설명변량의 백분율이다.

수치 또는 선택적 주의집중 가중치가 변할 수 있다고 가정함으로써 정의곤란범주 뿐만이 아니라 정의용이범주 사례들의 범주화성과까지도 잘 설명할 수 있다고 제안되어왔다(Medin & Smith, 1981; Nosofsky, 1984, 1986, 1987). 그러나 법칙의 귀납은 심리학 연구에서 항상 등장하는 심리적 구성체이며, 직관적으로 개념 형성 현상을 설명하는 현저한 특징으로 간주되어왔다.

이 연구의 목적은 범주크기와 변별가능성 요인이 법칙기술범주의 학습에서 법칙의 추출과 본보기정보의 저장에 미치는 효과를 검증하려는 것이었다. 이 목적을 위하여 법칙기술범주 사례들의 범주화성과에 대해 GCM과 단순법칙모형을 정량적으로 대비시켜 보았다. 단순법칙모형은 집합이론적 논리에 의해서 정의되었다. 즉, 사람들은 범주를 분할할 때 최단의 집합이론적 기술을 선택하는 경향이 있을 것이라고 가정되었다. 실험 1에서는 범주크기를 각 범주당 사례수를 16개까지 확대하였으며, 실험 2에서는 사례들을 쉽게 변별할 수 있는 단서를 제공하였다.

실험 1의 전이단계에서 얻어진 범주화 데이터를 분석한 결과를 보면, 범주화성과를 예언하는데 있어서 범주크기가 작을 때는 GCM이 단순법칙모형에 비해 우수한 적합도를 나타낸

반면(Nosofsky 등, 1989), 범주크기가 증가하면 할수록 단순법칙모형이 오히려 GCM에 비해 우수한 적합도를 나타내고 있다(신현정, 1993b 참조). 실험 1의 결과는 GCM이 법칙기술범주 사례들의 범주화를 정량적으로 설명할 수 있는 능력을 부분적으로만 지지해준다고 볼 수 있다. 비록 지금까지 GCM이 정의곤란범주 뿐만이 아니라 법칙기술범주의 구조를 사용하여 범주화, 확인, 옛것-새것의 재인, 그리고 이들간의 상호관계에 대한 매우 정확한 정량적 설명을 제공해왔다고 하더라도, 법칙기술범주 사례의 범주화를 설명하는데 있어서 GCM의 한계를 부분적으로나마 보여주고 있는 셈이다. Medin과 Smith(1981)는 단순법칙책략이 본보기모형의 틀 속에서 설명될 수 있음을 제안하기도 하였지만, 이들이 단순법칙에 의해서 완전하게 분할될 수 있는 범주구조를 사용한 결과를 제시한 것은 아니었으며, 본보기모형을 명백하게 형식화된 법칙모형과 대비시킨 것도 아니었다.

실험 2의 결과는 법칙기술범주 사례들의 범주화를 설명하는데 있어서 GCM의 한계를 더욱 명확하게 보여주고 있다. 사례들간의 변별이 용이한 경우에는 서로 다른 범주에 속한 사례들간의 차이점을 명확하게 인지함으로써 범주를 구분하는 규칙을 추출해내기가 그만큼 용

이해지는 것으로 보인다.

이 연구에서는 선행연구들과 마찬가지로 단순법칙의 후보로 최단의 집합이론적 기술(set-theoretic description)을 사용하였다. 그러나 동일한 범주구조에도 무한한 수의 법칙이 적용될 수 있으며, 아직까지는 사람들이 개별 사례들의 경험을 통하여 어떤 유형의 법칙을 유도해 내는지가 명확하지 않다. 만일 사람들이 법칙을 도출할 때 이 연구에서 상정한 집합이론적 논리에 근거하는 법칙을 사용하는 것이 아니라 제삼의 원리에 근거한 법칙을 사용한다면, 이 연구의 의의는 삭감되고 만다. Medin, Wattenmaker, 그리고 Michalski(1987)는 개별 사례들의 경험을 통하여 유도된 법칙이 흔히 범주들을 변별하는 데 필요한 정보 이상의 정보를 포함하고 있다는 사실을 보여주고 있다. 이들은 피험자들에게 사전에 두 범주로 분류된 본보기들에게 적용될 수 있는 법칙을 만들어보라고 요구하였다. 많은 피험자들이 보다 단순한 법칙을 알고 있는 경우에서조차도 굳더더기 정보를 담고있는 법칙을 구성하는 경향을 보여주었다. 피험자들의 실험후 보고에 따르면 사람들은 범주들을 변별하는 데 있어서 단순법칙을 사용하는 것보다는 복잡한 법칙을 사용하는 것이 보다 적절한 것으로 느낀다고 할 수 있다. 이러한 결과는 개별사례들의 경험을 통한 법칙의 유도에는 단순성 이상의 그 무엇이 수반되어 있을 가능성을 시사한다.

이 연구의 한가지 중요한 공헌은 연속적 차원으로 구성된 사례들의 범주화를 예언하는데 있어서 본보기정보의 한계 또는 제한점을 보여준 것이라고 할 수 있다. 법칙의 추출과 사용이 인간사고의 한 특성이라고 전제할 때, 법칙의 유도에 영향을 미치는 요인들의 규명과 그 기제의 제기는 인간인지를 이해하는 선행요건일 수도 있다. 선행연구와 이 연구의 결과는 범주 크기, 범주의 친숙도, 그리고 범주사례들간의

변별가능성 등의 요인이 법칙의 추출에 영향을 미칠 수 있다는 사실을 보여주고 있다. 앞으로 개별사례들의 경험정도, 범주학습이 이루어진 후 경과된 시간, 사례를 구성하는 차원들의 통합가능성과 분리가능성, 그리고 단순법칙의 단순성(또는 복잡성) 등이 법칙기술범주 사례들의 범주화에 미치는 영향을 후속연구를 통해서 검증할 필요가 있겠다.

참고문헌

- 신현정(1993a). 정의곤란범주 사례의 유목화와 재인. *한국심리학회지: 실험 및 인지*, 제 5권, 226-243.
- 신현정(1993). 법칙기술범주의 유목화에서 법칙정보와 본보기정보의 사용. *부산대학교 사회과학논총*, 제 12권, 105-129.
- Bourne, L. E. Jr. (1970). Knowing and using concepts. *Psychological Review*, 77, 546-556.
- Bourne, L. E. Jr. (1982). Typicality effects in logically defined categories. *Memory & Cognition*, 10, 3-9.
- Bruner, J. S., Goodnow, J., & Austin, G. (1956). *A Study of Thinking*. New York: Wiley.
- Haygood, R. C., & Bourne, L. E. Jr. (1965). Attribute-and rule-learning aspects of conceptual behavior. *Psychological Review*, 72, 175-195.
- Hunt, E. B. (1962). *Concept learning: An information processing problem*. New York: Wiley.
- Luce, R. D. (1963). Detection and recognition. In R. D. Luce, R. R. Bush, & E. Galanter (Eds.), *Handbook of mathe-*

- matical psychology*, (pp.103-189). New York: Wiley.
- Martin, R. C., & Caramazza, A. (1980). Classification in well-defined and ill-defined categories: Evidence for common processing strategies. *Journal of Experimental Psychology: General*, 109, 320-353.
- Medin, D. L., & Schaffer, M. M. (1978). Context theory of classification learning. *Psychological Review*, 85, 207-238.
- Medin, D. L., & Smith, E. E. (1981). Strategies and classification learning. *Journal of Experimental Psychology: Human Learning and Memory*, 7, 241-253.
- Medin, D. L., Wattenmaker, W. D., & Hampson, S. (1987). Family resemblance, conceptual cohesiveness, and category construction. *Cognitive Psychology*, 19, 242-279.
- Medin, D. L., Wattenmaker, W. D., & Michalski, R. S. (1987). Constraints and preferences in inductive learning: An experimental study of human and machine performance. *Cognitive Science*, 11, 299-339.
- Neisser, U. (1967). *Cognitive Psychology*. New York: Appleton-Century-Crofts.
- Neisser, U., & Weene, P. (1962). Hierarchies in concept attainment. *Journal of Experimental Psychology*, 64, 640-645.
- 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. (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., 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.
- Rosch, E., & Mervis, C. B. (1975). Family resemblance studies in the internal structure of categories. *Cognitive Psychology*, 7, 573-605.
- Shepard, R. N., Hovland, C. I., & Jenkins, H. M. (1961). Learning and memorization of classifications. *Psychological Monographs*, 75(Whole # 517).
- 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., & Medin, D. L. (1981). *Categories and concepts*. Cambridge, MA: Harvard University Press.

Factors affecting extraction of rules and storage of exemplar information in rule-described category learning

Hyun-Jung Shin

Department of Psychology, Pusan National University

Two experiments were performed to investigate the effects of category size and item discriminability on the rule extraction and storage of exemplar information in learning of rule-described categories. In both experiments MDS-solutions based on the MDS-choice model were obtained from the data of item identification task, and categorization data were obtained using the typical learning-transfer phase paradigm. In Experiment 1, category size was increased up to 16 items per category. Compared to the results of previous research, it seems that tendency to extract rules increases as the category size becomes large. In Experiment 2, discrimination cues to increase the discriminability among the items were given to the subjects. The results showed that a tendency to extract and use rules in learning categories and categorizing new items increase in the case of high discriminability among the items. It was suggested that many factors, conditions, or constraints can affect learning various kinds of categories including rule-described categories.