

범주화에 미치는 자극의 왜곡 및 학습경험의 효과 : 절충적 범주화 모형에 관한 일 연구*

이 태연

한서대학교

이 연구는 기존의 범주화 모형들이 제안한 가정들과 그 문제점들을 개관하고, 그에 대한 대안으로서 절충적 범주화 모형의 타당성을 검증하기 위해 계획되었다. 특히 범주학습에 미치는 자극왜곡의 효과를 중심으로 요약정보를 정의하는 기준의 방식이 적절한지 그리고 사례빈도와 범주크기간의 상호작용이 절충적 범주화 모형을 지지하는 증거로 볼 수 있는지를 검토하였다. 실험 1과 실험 2에서는 범주사례들이 원형으로부터 왜곡된 정도에 의해 범주를 고왜곡 범주와 저왜곡 범주로 구분한 후 두 범주에서 경험적 원형과 객관적 원형에 대한 범주판단의 정확성이 범주크기가 증가함에 따라서 어떻게 변화하는지를 검토하였다. 그 결과에 따르면 고왜곡 범주에서는 범주의 크기가 커질수록 요약정보에 의존하여 범주화하려는 경향이 증가하였으나 저왜곡 범주에서는 범주의 크기가 적더라도 범주원형과 유사한 사례들이 더 정확하게 범주화되었다. 실험 3에서는 범주에 대한 경험이 적을 경우에는 사례정보가 범주화를 결정하는데 비해 범주에 대한 경험이 증가하면 요약정보가 범주화를 결정한다는 절충적 범주화 모형의 가정을 범주사례들이 원형으로부터 왜곡된 정도를 조작하여 다시 검토하였다. 그 결과 고왜곡 범주에서 사례빈도의 효과는 학습시행수가 증가함에 따라서 점차 감소하여 기준 절충적 모형의 가정을 지지하는 결과를 얻었으나 저왜곡 범주에서는 학습시행수가 작을 경우에도 사례빈도의 효과가 관찰되지 않았다. 이러한 결과들은 범주화 과정이 원형추출과정이나 사례인출과정만으로는 설명되기 어려우며 학습조건에 따라 수행을 최적화시키는 역동적인 과정으로 보는 것 이 더 적절함을 시사한다.

개념들이 어떤 과정을 거쳐 학습되며, 어떻게 표상되고, 기억에 표상된 개념들에 어떻게 접근하게 되는지를 밝히는 일은 언어나 추리와 같은 인지현상을 이해하는데 있어서 중요한 문제이다. 개념획득의 심리적 과정인 범주화(categorization)에 대한 이해는 사례들에 대한 경험을 통해 학습되는 범주정보의 표상방식에 대한 가정에서 시작된다. 일반적으로 어떤 범주의 사례들을 경험하게 되면 그 범주를 특징짓는 규칙들(rules), 즉 요약표상(summary representation)을 획득하게 되며 새로운 범주사례들은 이 요

약표상과 비교되어 범주화된다(Posner & Keele, 1968; Smith & Medin, 1981). 이와 같이 귀납적 과정(inductive process)을 통해 개념이 형성된다고 가정하는 범주학습이론들은 크게 원형모형(prototype model)과 빈도모형(frequency model)으로 구분될 수 있다. 두 모형은 범주학습에서 획득되는 요약정보의 표상방식이나 범주화 과정에 대해서는 서로 다른 가정을 하고 있으나 사례들에 대한 경험의 결과로 사례들에 대한 요약된 기술(summary description)만이 저장되어 개별사례들에 대한 정보가 따로 저장되지는 않는다고 가정하는 면에서는 크게 다르지 않다. 그러나 사례모형(Medin & Schaffer, 1978; Hintzman, 1986; Nosofsky,

* 이 논문은 1993년도 한국학술진흥재단의 자유공모과제 연구비에 의하여 연구되었음.

1988)에서는 범주화를 기억과정으로 보기 때문에 우리가 어떤 개념의 사례를 경험하면 그 사례는 개별적인 기억흔적(memory trace)으로 저장된다고 가정한다. 따라서 새로운 범주사례가 제시되면 그것과 유사한 사례들이 기억에서 인출하여 유사성(similarity)을 계산하고 그 결과에 의해 범주화한다.

그러나 기존의 범주화모형들은 범주학습과정을 설명하는데 있어서 많은 문제점들을 가지고 있다. 우선 범주학습에서 요약표상이 획득된다고 가정하는 모형들은 개별사례에 대한 정보들이 상실된다고 가정하고 있다. 그러므로 범주크기, 사례빈도, 범주사례의 왜곡된 정도, 범주속성간의 상관관계 등과 같은 범주의 개별사례들이 가지는 속성들이 피험자들의 수행에 영향을 미친다는 연구결과들을(Estes, 1986; Homa, Dunbar, & Nohre, 1991; Malt & Smith, 1983, Nosofsky, 1988) 설명하기 어렵다. 그뿐만 아니라 범주학습에서 요약표상이 어떻게 획득되는지에 대해 아직 분명한 가정을 제안하지 않고 있기 때문에 사례모형과 뚜렷하게 구분되는 실험가설을 제안하지 못하고 있다(Ross, Perkins, & Tenpenny, 1990; Smith & Medin, 1981). 그러나 사례모형도 역시 범주학습과정을 설명하는데 문제점을 지니고 있다. 예를 들면, 사례모형은 범주학습에서 경험한 사례들의 기억흔적이 서로 독립적이라고 가정하기 때문에 이전에 학습했던 범주사례들이 새로운 범주사례의 약호화에 영향을 미친다든지(Nosofsky, 1986), 어떤 경우에는 범주사례들에 대한 경험을 통해 범주원형이 학습되기도 한다는 결과(Posner & Keele, 1969, Elio & Anderson, 1981; Malt, 1989)를 적절하게 설명하지 못한다. 그뿐만 아니라 사례모형을 지지하는 연구들은 실험절차 상의 문제점도 지니고 있는데, 예를 들어 Brooks(1978)나 Medin & Schaffer(1978)의 연구에서 쓰인 범주들은 그 구성원이 4개나 6개 정도로 매우 적고, 학습도달 기준도 매우 낮아서 범주에 대한 충분한 경험이 불가능하였다. 이러한 실험절차 하에서 피험자들은 범주사례들 간의 규칙성에 주의를 기울이기 보다는 오히려 개별사례에 대한 기억에 의존하여 범주를 판단했을 가능성이 매우 크다. 또한 범주화가 범주사례의 인출과정에 의존한다는 것을 증명하기 위해서는 인출가능성에 영향을 미치는 요인들이 범주화에도 영향을 미침을 증명해야 하는데도 그 동안 기억 가능성(memory availability)의 지표인 채인판단의 정확성이 범주판

단의 정확성과 유의미한 상관관계를 보이는 연구결과들이 많지 않다(Estes, 1986).

이러한 문제들은 범주학습을 범주원형의 추출과정이나 사례의 인출과정만으로 설명하려고 하기 때문에 발생한다. 이와 관련하여 Homa, Sterling, 및 Trepel(1981)은 범주의 크기를 5, 10, 20개로 조작한 후 전이검사를 즉시 실시하거나 혹은 1주일 후에 실시하였다. 특히 전이검사에서 학습항목과 전이항목 간의 유사성 정도를 Euclid metric으로 1단위에서 5단위까지 변화시켜 피험자에게 제시하였다. 그 결과 학습항목과 전이항목간의 유사성 효과는 범주의 크기나 학습과 전이검사간의 간격이 증가할수록 감소하였는데, 예를 들어 범주의 크기가 5개이고 즉시 전이검사를 수행한 경우에는 범주의 원형에 비해 학습항목과 유사한 전이항목이 모든 조건에서 더 우수한 수행을 보였으나, 범주의 크기가 20개이고 1주일 후에 전이검사가 실시된 경우에는 다른 조건에 비해 범주의 원형이 더 우수한 수행을 보였다. 이러한 결과는 범주에 대한 경험이 적은 경우에는 새로운 사례가 사례정보에 의해 범주화되는데 비해 범주에 대한 경험이 증가할수록 점차 요약정보에 의존하는 경향이 있음을 시사한다. 그러나 범주판단의 정확성에 대한 확신평정치에서는 범주원형이 새로운 사례들에 비해 범주의 크기나 학습과 전이검사간의 간격에 따른 변산을 그다지 보이지 않고 있는데 이것은 학습경험이 적을 경우에도 어느 정도의 추상화는 일어남을 말해준다. 또한 Elio와 Anderson (1981)의 연구에서는 추상화가 쉽게 일어나도록 자극구성이 되어있는 범주가 추상화가 어려운 조건에 비해 더 빨리 학습되고 전이검사에서도 더 우수한 수행을 보여 범주학습과정에서 요약정보가 획득됨을 지지하는 결과를 얻었다. 그러나 추상화가 거의 불가능하게 범주사례이 구성된 범주도 학습이 가능하며, 범주의 원형을 일정하게 통제하고 학습항목과 전이항목간의 중첩정도를 조작하였을 때 중첩이 더 클수록 범주판단이 더 정확하였다. 이러한 결과는 범주화가 단순히 원형과의 유사성에 의해서만 결정되지 않으며 사례와의 유사성도 범주화에 영향을 미침을 증명한다. 이러한 연구들은 범주화가 사례정보나 요약정보 중 어느 하나에만 의존하여 설명되기 어려움을 보여준다. 이러한 연구들은 범주학습에서 요약정보뿐만 아니라 각 사례에 대한 정보도 함께 획득되며 범주화에 두 정보들이 모두 사용되고 있음을 시사한다. 이에 대해 Medin, Altom, 및 Murphy

(1984)는 범주학습에서 범주사례들에 대한 사례정보(exemplar information)와 범주전체에 대한 원형정보(prototype information)가 기억에 표상되며 새로운 사례의 범주화에 두 정보가 모두 사용된다고 제안하였다. 그밖에도 Homa, Dunbar, 및 Nohre (1991)는 범주학습의 초기 단계에서 피험자는 학습했던 사례들과의 유사성에 의해 범주화하지만, 범주에 대한 경험이 증가함에 따라서 개별사례들보다는 범주의 중앙집중경향치(즉 범주원형)와 비교하여 범주화함을 입증하였다.

이렇게 범주학습이 사례정보나 요약정보에만 의존하여 설명될 수 없다는 주장이 범주학습연구에서 제기되고 있기는 하지만 아직 이와 관련한 체계적인 이론이 제안되거나 실험이 수행되지는 않았다. 절충적 범주화 모형이 범주화에 대한 대안적 모형으로 타당한지를 검증하기 위해서는 우선 범주정보의 획득과정에 대한 가정을 검토해야 한다. 일반적으로 절충적 범주화 모형에서는 사례정보를 범주사례들에 대한 개별적인 기억흔적으로 보는데 비해 요약정보는 범주의 원형으로 간주한다(Homa, Dunbar, & Nohre, 1991; Medin, Altom, & Murphy, 1984). 그러나 원형이 어떻게 획득되며 새로운 범주사례들에 대한 경험을 통해 어떻게 보정(updating)되는지에 대해서 분명하게 밝혀져 있지 않아(Lingle & Medin, 1984; Ross, Perkins, & Tenpenny, 1990) 범주 연구들에서는 대개 범주사례들을 구성하기 위해 임의로 설정한 자극을 원형으로 정의해왔다(Posner & Keele, 1969; Smith & Medin, 1981). 그러나 요약정보의 획득과정을 사례들의 중앙 집중치를 계산하는 과정으로 본다면 피험자가 실험과정에서 실제로 경험하는 범주사례들이 실험조건에 따라서 변화하므로 피험자가 획득한 요약정보도 실험조건에 따라서 다를 수 있다. 예를 들면, 가령 임의의 자극으로부터 각각 3개와 9개의 범주사례를 만들어 두개의 범주를 구성했다고 가정할 때 기준의 정의에 따르면 하나의 원형만 존재하지만 실제로 피험자가 경험한 사례들이 다르므로 두개의 원형이 존재할 가능성도 있다. 그러므로 절충적 범주화 모형의 타당성을 검증하기 위해서는 요약정보의 획득과정에 대한 실험적 검토가 선행되어야 한다.

범주학습에서 사례정보와 요약정보가 획득된다고 가정하더라도 범주에 대한 경험이 증가함에 따라 두 정보의 상대적인 중요성이 어떻게 변화되어 가는지에

대해 절충적 범주화 모형들은 아직 일관된 설명을 하지 못하고 있다. 예를 들면 두 정보가 모두 범주학습 초기부터 범주화에 영향을 미칠 가능성도 있고 (Medin 등, 1984), 범주학습 초기에는 사례들이 사례정보에 의해 범주화되다가 범주학습 후기부터는 요약정보에 의존하여 범주화될 가능성도 있다(Homa 등, 1991). 또한 범주학습 초기에는 범주사례들로부터 요약정보를 추상화하려고 시도하다가도 획득된 요약표상이 지나치게 많은 예외를 갖게 되면 사례표상에 의존하여 범주화하게 될 가능성도 있다(Fried & Holyoak, 1984; Malt, 1989). 이렇게 연구자들마다 설명이 불일치하는 원인은 범주학습연구들에서 조작되었던 범주사례의 자극속성이나 범주의 크기와 같은 학습변인들이 범주화 과정을 반영하는 측정치와 혼입(confounding)되어 있기 때문으로 볼 수 있다. 예를 들면, 범주사례들의 수가 많거나 원형에서 조금 왜곡된 사례들로 범주가 구성된 경우에 피험자는 범주학습에서 개별사례들을 기억하려고 하기보다는 사례들간의 규칙성에 주의를 기울이게 되므로 요약정보와의 유사성에 의해 새로운 범주사례들을 범주화할 가능성이 커진다. 그러나 범주사례들의 수가 적거나 원형으로부터 크게 왜곡된 사례들로 범주가 구성된 경우에는 사례들로부터 규칙성을 추출하는 것이 어렵기 때문에 개별사례를 기억했다가 새로운 사례의 범주화에 이용할 가능성이 상대적으로 증가한다. 따라서 절충적 범주화 모형이 기존의 범주화 모형들에 비해 범주화 과정을 더 적절하게 설명하는지를 알아보기 위해서는 범주화 과정에 미치는 학습변인들의 효과를 체계적으로 검토할 필요가 있다. 본 연구의 목적은 범주사례의 속성이나 범주크기와 같은 학습변인을 체계적으로 조작함으로써 범주학습에서 획득되는 범주정보의 유형이나 범주화 과정에서 접근되는 범주정보의 유형에 이러한 변인들이 어떤 영향을 미치는지를 검토하여 범주화 과정에 대한 기존의 범주화모형과 절충적 범주화모형의 설명을 비교하는데 있다.

실험1 : 범주정보의 학습과정에 미치는 자극속성의 효과 1

범주화에 미치는 요약정보와 사례정보의 상대적 중요성을 평가하기 위해서는 이러한 범주정보들이 어떻게 획득되는지를 우선 설명해야 한다. 특히 요약정보

가 어떤 과정을 통해 학습되는지를 분명하게 설명하는 이론이 아직 제안되어 있지 않은 상황에서 절충적 범주화 모형과 기존의 범주화 모형을 비교하는 것은 매우 어렵다. 이와 관련하여 Breen & Schvaneveldt (1986)은 원형을 객관적 원형(objective prototype)과 경험적 원형(empirical prototype)으로 구분하였다. 객관적 원형은 앞서 언급했듯이 범주를 구성하기 위해 임의로 정한 자극이라 할 수 있고, 경험적 원형은 실험에서 피험자가 실제로 경험한 범주사례들로부터 계산된 중앙집중경향치이다. Breen과 Schvaneveldt(1986)는 요약정보의 획득과정을 표집평균에 의한 모집단평균의 추정과정으로 보고 범주의 크기가 점차 증가한다면 경험적 원형에 대한 판단정확성은 객관적 원형에 점차 근접할 것으로 예측하였다. 그러나 실험결과에서 경험적 원형에 대한 판단은 범주크기가 증가함에도 불구하고 객관적 원형에 비해 항상 정확하였으며 두 원형에 대한 판단정확성은 수렴하지 않았다. Breen 등(1986)은 경험적 원형에서 범주크기의 효과가 나타난 것은 범주에 대한 경험이 증가함에 따라서 범주화를 결정하는 사례정보와 요약정보의 상대적 가중치가 변화하기 때문이라고 설명하고 만일 범주크기가 더 크다면 경험적 원형과 객관적 원형의 수렴이 관찰될 수 있을 것이라고 주장하였다.

그러나 Breen 등(1986)의 연구에서 경험적 원형과 객관적 원형간의 수렴이 관찰되지 않았던 원인은 실험에서 사용된 범주들이 객관적 원형으로부터 크게 왜곡된 사례들로 구성되어 피험자들이 학습시행에서 범주의 원형을 추출하기 어려웠을 가능성이 있고 사전에 각 범주의 사례들을 미리 제시했기 때문에 피험자들이 개별사례들에게 주의를 기울였을 가능성도 있다. 실험 1에서는 범주의 크기를 5, 10, 15개로 늘려 범주에 대한 경험을 증가시키고 범주사례를 미리 제시하지 않음으로서 피험자들이 범주의 사례들에 대해 의도적으로 주의를 기울이지 못하도록 한 후 범주를 객관적 원형에서 크게 왜곡된 고왜곡 범주와 적게 왜곡된 저왜곡 범주로 구분하여 범주사례의 왜곡이 범주학습에 어떤 영향을 미치는지를 검토하였다. 만일 범주학습이 통계치에 의한 도수차 추정과정이라면 자극속성에 상관없이 범주크기가 작을 경우에는 경험적 원형에 대한 범주판단이 객관적 원형에 비해 더 정확하겠지만 범주크기가 증가함에 따라서 객관적 원형과 경험적 원형간의 차이는 점차 감소할 것이다.

그러나 범주사례의 왜곡이 피험자의 범주학습방략에 영향을 미친다면 범주사례들간의 규칙성이 불분명한 고왜곡 범주에서 피험자는 개별사례들에 더 주의를 기울이게 되므로 범주학습 초기에는 경험적 원형에 대한 판단이 객관적 원형에 비해 더 정확하지만 범주크기가 증가함에 따라서 이러한 차이는 감소할 것으로 예측되는데 비해, 범주사례들로부터 규칙성이 쉽게 발견될 수 있는 저왜곡 범주에서 피험자는 개별사례들에 대해 주의를 기울이기보다는 사례들로부터 획득한 규칙성에 의해 범주를 판단할 가능성이 크기 때문에 범주의 크기가 작더라도 경험적 원형에 대한 판단의 정확성이 객관적 원형과 별다른 차이를 보이지 않을 것으로 예측된다.

방법

피험자. 심리학개론을 수강하는 한서대학교 남녀 학생 40명이 자원하여 참여하였다. 피험자 중에서 20명은 저왜곡 자극조건에 나머지 20명은 고왜곡 자극조건에 할당되었다.

자극 및 도구. 범주의 원형자극은 Homa 등 (1981)의 절차에 따라 30X30 행렬에서 무선적으로 9개의 점을 선택한 다음 그 점들 사이를 일정한 규칙에 따라 연결하여 제작되었다. 범주의 사례들은 원형자극의 각 점을 중심으로 20X20 행렬을 구성하고 행렬을 5개의 영역으로 구분한 다음 1번 구역에 원형자극의 점을 위치시키고 5개의 영역에 속해있는 점들이 선택될 확률을 일정하게 고정시키고 각 영역내의 선택확률을 동등하게 한 후 새로운 범주사례의 좌표위치를 차례로 계산하였다. 3bit 왜곡자극의 경우 5개의 영역에 할당된 확률값은 .59, .20, .16, .03, .02이고, 7.7bit 왜곡자극의 경우 5개의 영역에 할당된 확률은 .00, .40, .32, .15, .13이었다. 저왜곡 범주조건은 원형에서 3bit 왜곡된 자극들로 구성되었고, 고왜곡 범주조건은 원형에서 7.7bit 왜곡된 자극들로 구성되었으며 각 범주에 속한 범주의 크기는 각각 5, 10, 15개로 하였다. 각 범주로부터 5개의 학습자극, 객관적 원형자극, 경험적 원형자극이 전이자극에 포함되었으며 객관적 원형과 경험적 원형으로부터 각각 3 bit 저왜곡된 자극 3개와 7.7 bit 고왜곡된 자극 3개가 전이자극에 추가되었다. 여기에서 경험적 원형자극은 피험자에게 제시된 사례들의 좌표들을 평균하여 계산되었다. 실험자극의 제작 및 제시와 실험진행은 IBM-PC 호환기종으로 수행되었으며 실

험자극들은 14인치 칼라모니터에 제시되었다.

절차. 피험자는 개인별로 실험에 참가하였으며 실험절차에 대해 사전에 간략히 알려주었다. 실험순서는 연습시행, 학습시행, 검사시행으로 진행되었다. 연습시행은 생소한 범주사례에 대한 친숙도를 높이기 위한 것으로 범주사례이 제시되면 그냥 키보드의 <리턴>키를 눌러 다음 시행으로 넘어가게 되어 있었다. 학습시행에서는 각 범주에 속하는 사례들이 제시되며 피험자는 그것이 어떤 범주에 속하는지를 판단하면 된다. 만일 피험자의 판단이 정확하면 "맞았습니다."라는 말이 화면에 제시되고, 틀렸으면 "틀렸습니다"라는 말과 함께 경고음이 나오는데 이 때 피험자는 화면의 상단에 제시된 정답을 기억해야 한다. 한 구획이 끝날 때마다 피험자는 자신의 판단정확성에 대한 정보를 제공받는데 이 절차는 피험자가 한 구획에서 모든 자극을 정확하게 판단했거나 50구획이 지나도록 판단정확성이 100%에 도달하지 못했을 경우에 종료된다. 검사시행은 학습시행과 동일하지만 피험자의 판단이 맞았는지 틀렸는지에 대한 피드백이 제시되지 않는다는 점에서 다르다. 실험에서 피험자의 반응은 컴퓨터에 기록되어지며 실험시간은 40분정도 소요되었다.

결과 및 논의

실험에 참가한 피험자 중에서 고왜곡 범주조건에 속한 3명의 피험자가 요구된 학습기준에 미달하여 새로운 피험자로 대체되었다. 예측한 바와 같이 고왜곡 범주의 경우에 학습기준에 도달하는데 소요된 구획수는 20.4구획이었는데 비해 저왜곡 범주의 경우에는

4.15구획만에 학습기준에 도달하여 원형으로부터 많이 왜곡될수록 범주학습이 어려워짐을 보여준다.

범주의 크기에 따른 전이자극에 대한 평균 오반응율이 그림 1과 그림 2에 범주유형별로 제시되어 있다. 고왜곡 범주의 오반응율에 대한 변량분석 결과 범주의 크기가 증가함에 따라 오반응율이 유의미하게 감소하였으며 ($F(38, 2) = 3.51, p < .05$), 경험적 원형에 대한 판단이 객관적 원형보다 더 정확하였다 ($F(19, 1) = 4.75, p < .05$). 그리고 Breen 등 (1986)의 결과와 마찬가지로 경험적 원형에 대한 범주판단은 범주의 크기가 증가하더라도 여전히 객관적 원형에 비해 더 정확하여 수렴경향을 보이지 않았다. 그러나 저왜곡 범주에 대한 변량분석 결과 객관적 원형에 대한 판단은 경험적 원형에 비해 더 정확하였으며 ($F(19, 1) = 4.17, p < .05$), 특히 경험적 원형에 대한 오반응율은 범주크기가 증가하더라도 별다른 변화가 관찰되지 않은 반면 ($F(38, 2) = 1.19, n.s.$), 객관적 원형에 대한 오반응율은 유의미하게 감소하여 ($F(38, 2) = 5.78, p < .006$) 원형조건과 범주크기간의 이원상호작용이 관찰되었다 ($F(38, 2) = 35, p < .05$). 이러한 고왜곡 범주와 저왜곡 범주간의 차이는 범주사례의 왜곡이 범주학습방략에 영향을 미침을 시사한다. 즉 범주사례들이 원형으로부터 크게 왜곡되어 사례들로부터 규칙성을 추출해내기가 곤란한 고왜곡 범주의 경우에는 피험자들이 개별사례들에 주의를 기울이게 되어 사례들의 중앙집중경향치인 경험적 원형에서 범주크기의 주효과가 관찰되는데 비해 범주사례들로부터 규칙성이 쉽게 추출되는 저왜곡 범주에서는 범주의 크기가 증가해도 사례정보에 의존하는 경험적 원형에

그림 1. 고왜곡 범주에서의 평균오반응율

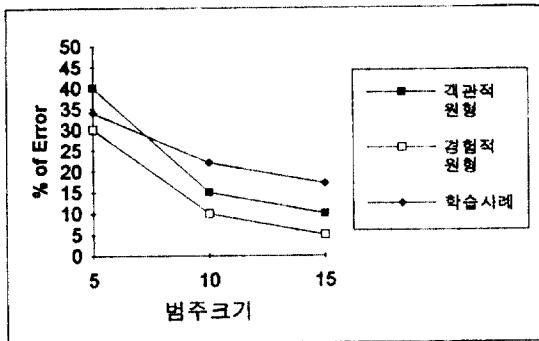
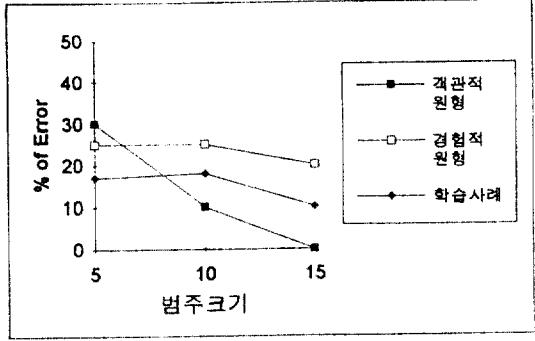


그림 2. 저왜곡 범주에서의 평균오반응율



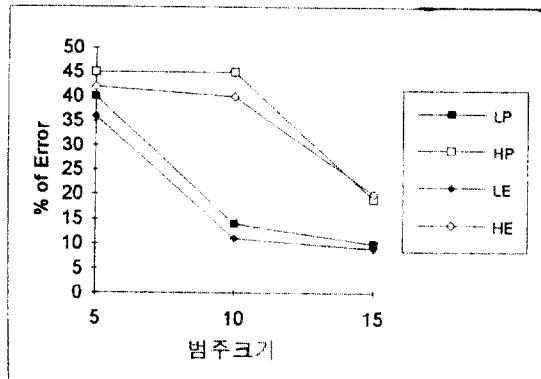


그림 3. 고왜곡 범주에서 전이자극의 평균오반응율

(LP:객관적 원형/저왜곡 전이자극, HP: 객관적 원형/고왜곡 전이자극, LE:경험적원형/저왜곡 전이자극, HE:경험적 원형/고왜곡 전이자극)

내한 범주판단의 정확성이 별다른 차이를 보이지 않았다. 그에 비해 객관적 원형에 대한 범주판단은 범주사례의 왜곡조건에 상관없이 범주의 크기가 증가할수록 더 정확해지는 경향을 보여 원형정보의 추출과 정이 학습조건에 비교적 독립적인 과정임을 시사한다.

객관적 원형과 경험적 원형으로부터 왜곡된 정도를 조작하여 만들어진 전이자극에 대한 평균 오반응율이 그림 3과 그림 4에 범주유형별로 제시되어 있다. 고왜곡 범주에서는 고왜곡 전이자극에 비해 저왜곡 전이자극에 대한 범주판단이 유의미하게 정확하였고 ($F(19, 1)=22.73$, $p<.001$), Breen 등(1986)의 결과와 마찬가지로 경험적 원형에서 왜곡시켰던 전이자극들에 대한 범주판단이 객관적 원형에서 왜곡시켰던 전이자극에 비해 더 정확한 경향을 보였다 ($F(19, 1)=2.82$, $p<.10$). 범주의 크기가 증가함에 따라서 객관적 원형으로부터 왜곡된 전이자극과 경험적 원형으로부터 왜곡된 전이자극간의 차이가 점차 감소하는 경향을 보이기는 하지만 유의미한 이원상호작용은 보이지 않았다. 한편 저왜곡 범주에서도 고왜곡 전이자극에 비해 저왜곡 전이자극이 더 정확한 범주판단을 보였으나 ($F(19, 1)=15.44$, $p<.001$), 고왜곡 범주와는 달리 원형유형과 범주크기간의 유의미한 이원상호작용이 관찰되었다 ($F(38, 2)=6.71$, $p<.01$). 즉 경험적 원형으로부터 왜곡된 전이자극에 대한 범주판단은 범주의 크기가 증가해도 별다른 차이를 보이지 않는데 비해 객관적 원형으로부터 왜곡된 전이자극들에 대한 범주판단은 범주크기가 증가할수록 더 정확해지는 경향을 보였다.

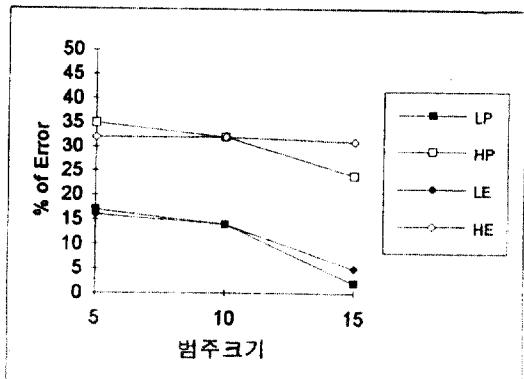


그림 4. 저왜곡 범주에서 전이자극의 평균오반응율

(LP:객관적 원형/저왜곡 전이자극, HP: 객관적 원형/고왜곡 전이자극, LE:경험적원형/저왜곡 전이자극, HE:경험적 원형/고왜곡 전이자극)

실험 1의 결과는 범주의 구성원들이 원형으로부터 얼마나 왜곡된 사례들인가에 범주학습방법에 영향을 미침을 보여준다. 즉 고왜곡 범주의 경우에는 Breen 등(1986)의 실험에서와 같이 개별사례들의 중앙집중 경향치를 반영한 경험적 원형에 대한 판단이 범주의 크기가 증가하면 더 정확해지는 경향을 보였으나 저왜곡 범주에서는 이러한 경향이 관찰되지 않았다. 이러한 결과를 볼 때 범주학습에서 범주사례들로부터 규칙성이 쉽게 추출되는 경우에는 개별사례들보다는 사례들이 공유한 속성들에 주의를 기울이게 되므로 경험적 원형의 범주판단에 범주의 크기가 별다른 영향을 미치지 않았는데 비해 범주사례들이 원형으로부터 크게 왜곡되어 사례들로부터 규칙성을 추출하기 어려울 경우에는 개별사례들에 대해 더 주의를 기울이게 되므로 경험적 원형에 대한 범주판단의 정확성이 범주의 크기가 커질수록 증가했다고 볼 수 있다. 그러나 실험 1에서 객관적 원형에 대한 범주판단은 범주사례들이 원형으로부터 얼마나 왜곡되었는지에 상관없이 범주의 크기가 클수록 더 정확하였다. 이러한 결과는 범주학습에서 원형추출과정이 비교적 안정된 학습과정임을 시사한다. 그러나 실험 1의 가설과 달리 고왜곡 범주에서 범주의 크기가 증가하는데도 불구하고 객관적 원형과 경험적 원형에 대한 범주판단의 정확성이 수렴하지 않았는데 이것은 실험 1과 Breen 등(1986)의 연구가 공통적으로 갖고 있는 절차상의 문제에 기인할 수 있다. 즉 범주의 크기조건을 피험자내 변인으로 했기 때문에 범주의 크기가 큰 범주의 경우에는 피험자들이 범주의 사례들을 충분히 경험할 기회를 갖지 못하였을 가능성이 있고, 작은

범주에 속해 있는 범주사례들의 제시빈도가 큰 범주의 범주사례에 비해 더 높았기 때문에 범주간의 식별이 쉬웠을 가능성이 있다. 또한 전이시행에서 제시되었던 전이자극들이 대부분 범주의 원형과 관련된 사례들이었기 때문에 피험자들이 원형정보에 더 주의를 기울였을 가능성도 있다.

실험2 : 범주정보의 학습과정에 미치는 자극속성의 효과 2

실험 1에서는 범주사례들이 범주의 원형으로부터 얼마나 왜곡되었는지에 따라 경험적 원형에 대한 범주판단이 범주크기의 영향을 받을 수도 있고 받지 않을 수도 있음이 밝혀져 범주정보의 학습과정에 범주의 크기나 자극속성과 같은 학습변인이 영향을 미침을 증명하였다. 그러나 실험 1의 결과는 범주의 크기가 증가하면 객관적 원형에 대한 범주판단의 정확성이 경험적 원형에 접근할 것이라는 절충적 범주화 모형의 가설을 지지하지 않았다. 실험 2에서는 이 가설을 다시 검토하기 위해 실험 1과는 달리 범주의 크기를 피험자간 변인으로 하며 피험자가 경험하는 사례의 빈도를 통제하고 학습사례와 관련된 전이자극의 수를 범주의 원형과 관련된 전이자극과 비슷한 비율로 구성하여 피험자가 전이시행에서 원형정보에 더 주의를 기울이지 못하도록 하였다.

방법

피험자. 심리학개론을 수강하는 한서대학교 남녀

학생 60명이 자원하여 참여하였다. 피험자 중에서 30명은 저왜곡 자극조건에 나머지 30명은 고왜곡 자극조건에 할당되었다.

자극. 학습자극은 실험 1과 같은 절차에 따라 제작되었으며 범주는 사례들이 범주의 원형으로부터 얼마나 왜곡되었는지에 따라 고왜곡 범주와 저왜곡 범주로 구분되었다. 또한 범주의 크기도 실험 1과 마찬가지로 5, 10, 15개로 하였으나 범주의 크기를 피험자간 변인으로 하였다. 그리고 각 범주마다 학습자극 5개, 학습자극에서 3bit 왜곡시킨 전이자극 5개와 7.7bit 왜곡시킨 전이자극 5개가 전이자극에 포함되었고, 각 범주의 객관적 원형자극, 객관적 원형자극으로부터 3bit 왜곡시킨 전이자극 5개와 7.7bit 왜곡시킨 전이자극 5개, 및 경험적 원형도 전이자극에 추가되었다.

절차. 실험 1과 동일하였다.

결과 및 논의

실험에 참가한 피험자 중에서 고왜곡 범주의 범주크기가 10개인 조건에 속한 피험자 2명과 15개인 조건에 속한 피험자 3명이 학습기준에 도달하지 못하여 다른 피험자로 교체되었다. 실험 1과 마찬가지로 고왜곡 범주에서는 학습기준에 도달하는데 24.1구획이 소요되었는데 비해 저왜곡 범주에서는 4.3구획만에 학습기준에 도달하였다. 특히 범주의 크기가 증가할수록 학습기준에 도달하는데 더 많은 구획이 소요되었으나 그 차이는 고왜곡 범주에서만 유의미하였다.

범주의 크기에 따른 전이자극에 대한 평균 오반응율이 그림 5와 그림 6에 범주유형별로 제시되어 있

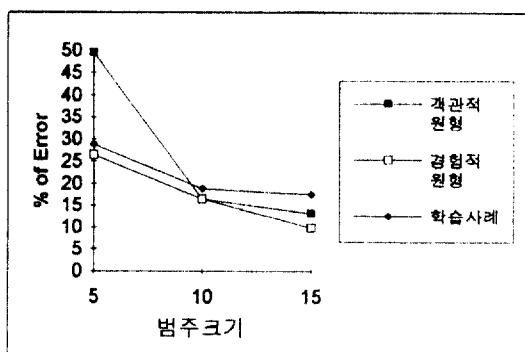


그림 5. 고왜곡 범주에서 평균오반응율

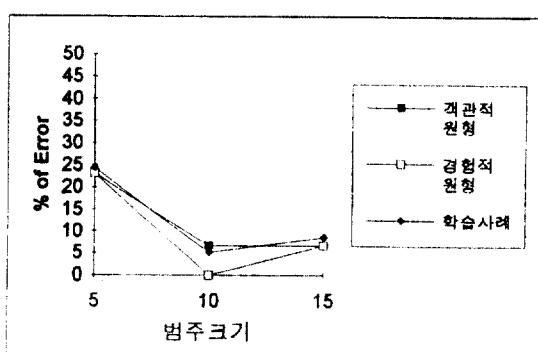


그림 6. 저왜곡 범주에서의 평균오반응율

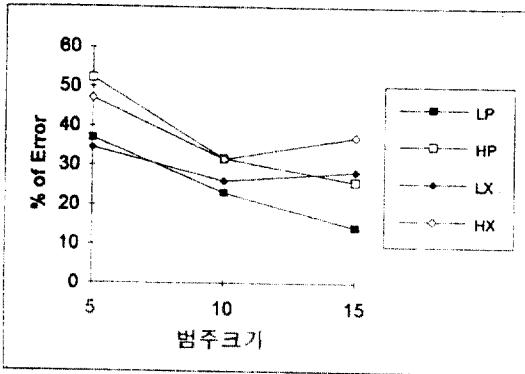


그림 7. 고왜곡 범주에서 전이자극의 평균오반응율

(LP:객관적 원형/저왜곡 전이자극, HP: 객관적 원형/고왜곡 전이자극, LX:학습사례/저왜곡 전이자극, HX:학습사례/고왜곡전이자극)

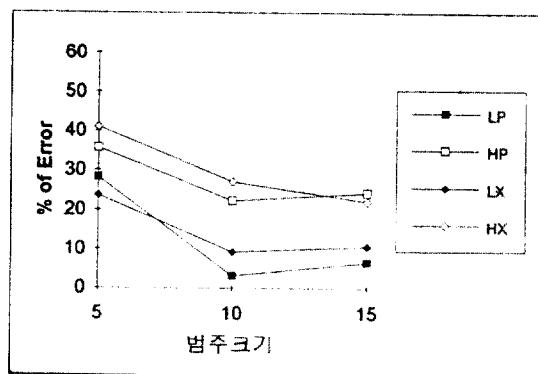


그림 8. 저왜곡 범주에서 전이자극의 평균오반응율

다. 고왜곡 범주의 오반응율을 변량분석한 결과 범주의 크기가 증가할수록 오반응율이 유의미하게 감소하는 경향을 보였으나($F(27, 2)=4.51, p<.05$), 실험 1과는 달리 범주판단의 정확성에서 경험적 원형과 객관적 원형간의 차이가 유의미하지 않았다($F(27, 1)=1.37, p<.10$). 특히 범주의 크기가 작을 경우에는 경험적 원형에 대한 범주판단이 객관적 원형에 비해 더 정확하였으나 범주의 크기가 증가하면 두 원형간의 차이는 거의 사라지는 경향을 보여($F(27, 2)=1.54, p<.10$) 절충적 범주화 모형의 가설을 지지하였다. 또한 저왜곡 범주에 대한 변량분석 결과에서 범주판단의 오반응율은 고왜곡 범주와 마찬가지로 범주의 크기가 증가하면 크게 감소하였으나($F(27, 2)=4.87, p<.05$), 실험 1과는 달리 범주판단의 정확성에서 객관적 원형과 경험적 원형간의 차이는 유의미하지 않았고 원형유형과 범주크기간의 상호작용도 유의미하지 않았다. 실험 2의 결과는 몇 가지 점에서 실험 1과 차이를 보이는데 우선 고왜곡 범주에서 범주의 크기가 증가할수록 경험적 원형과 객관적 원형의 오반응율이 수렴하는 경향을 보였으며, 저왜곡 범주에서도 경험적 원형에서의 오반응율이 범주의 크기가 증가함에 따라서 유의미하게 감소하는 경향을 보였다($F(29, 2)=5.47, p<.01$).

한편 객관적 원형과 학습사례로부터 왜곡한 정도를 조작하여 만들어진 전이자극에 대한 평균 오반응율이 그림 7과 그림 8에 범주유형별로 제시되어 있다. 고왜곡 범주에서는 범주의 크기가 증가함에 따라 범주판단의 오반응율이 유의미하게 감소하였고($F(27, 2)=3.06, p<.06$), 범주의 원형에 대한 범주판단이 학

습사례에 비해 우월하였다($F(27, 1)=4.48, p<.05$). 또한 왜곡된 전이자극에 비해 원래의 학습사례에 대한 범주판단이 더 정확하였고($F(54, 2)=3.12, p<.05$), 자극유형과 왜곡조건간의 이원상호작용도 관찰되었다($F(54, 2)=12.99, p<.001$). 자극유형과 왜곡조건간의 이원상호작용을 분석한 결과 범주의 크기가 작을 경우에는 범주의 원형으로부터 적게 왜곡된 전이자극에 대한 범주판단이 많이 왜곡된 전이자극에 비해 더 정확하였으나($F(54, 2)=10.02, p<.001$) 범주의 크기가 증가할수록 두 왜곡조건간의 차이는 점차 감소하였다($F(54, 4)=2.54, p<.05$). 그러나 범주의 크기가 적을 경우에 학습사례로부터 적게 왜곡된 전이자극에 대한 범주판단은 많이 왜곡된 전이자극에 비해 더 정확하며($F(54, 2)=7.63, p<.001$) 범주의 크기가 증가하더라도 이러한 차이는 감소되지 않았다. 이렇게 범주의 크기가 작을 경우에는 범주판단의 정확성에서 범주의 원형과 학습사례간의 차이가 거의 나타나지 않으나 범주의 크기가 증가할수록 원형에 대한 판단이 더 정확해지는 실험 2의 결과는 범주의 크기가 증가할수록 요약정보에 의존하여 범주화할뿐만 아니라(Homa 등, 1981) 요약정보에 의한 일반화 경향도 역시 증가함을 시사한다. 저왜곡 범주에서는 고왜곡 범주와 달리 범주크기의 주효과가 관찰되지 않았으며 범주의 원형과 학습사례간의 이원상호작용도 유의미하지 않았다. 그러나 범주의 원형으로부터 많이 왜곡될수록 전이자극에 대한 범주판단의 정확성은 감소하였으나($F(54, 2)=4.10, p<.05$), 자극유형과 왜곡조건간의 이원상호작용은 관찰되지 않았다.

실험 2에서는 Breen 등(1986)의 연구와 달리 고왜곡 범주에서 경험적 원형과 객관적 원형간의 수렴 경향이 관찰되었는데 이것은 요약정보의 추출과정이 표본치에 의한 모수치 추정과정이라고 가정하는 Breen 등(1986)의 가설을 지지하는 증거로 볼 수 있다. 또한 이 결과는 범주학습 초기에는 사례정보에 더 의존하지만 범주에 대한 경험이 증가할수록 요약 정보에 의존하여 범주화한다는 절충적 범주화 모형에 의해 잘 설명된다. 이러한 절충적 범주화 모형의 설명은 고왜곡 범주에서 범주의 크기가 작을 경우에는 객관적 원형에 비해 학습사례에 대한 범주판단이 훨씬 정확한데 비해 범주의 크기가 증가하면 이러한 차이가 사라지는 실험 2의 결과로도 지지된다. 또한 저왜곡 범주에서는 실험 1과 달리 경험적 원형에 대한 범주판단에 범주의 크기가 영향을 미쳤는데 이것은 범주사례들로부터 규칙성을 쉽게 추출할 수 있는 경우에도 학습시행에서 개별사례들에 대해 주의를 기울이도록 하면 사례정보가 범주화에 영향을 미칠 수 있음을 시사한다. 즉 실험 1과 달리 학습사례에 대한 범주판단의 정확성이 범주의 크기가 증가하더라도 범주의 원형과 큰 차이를 보이지 않는 실험결과는 피험자들이 학습시행에서 범주의 개별사례들에 대해 주의를 기울였음을 증명한다.

실험3 : 학습시행수와 사례빈도간의 상호작용에 미치는 자극속성의 효과

실험 1과 실험 2에서 범주화는 요약정보와 사례정보에 모두 의존하기는 하지만 범주학습에서 어떤 약호화 방략이 사용되는지에 따라 요약정보와 사례정보의 상대적 가중치가 변화하며 이러한 변화는 범주화에 영향을 미칠 수 있음을 증명되었다. 실험 3은 이러한 범주학습방략의 효과가 기존의 절충적 범주화 모형에 의해 적절하게 설명될 수 있는지를 검토하기 위해 수행되었다. 특히, Homa 등(1991)은 학습시행수가 증가함에 따라서 사례빈도의 효과가 감소하는 실험결과를 근거로 하여 범주학습 초기에는 사례정보에 의존하여 범주화하지만 범주에 대한 경험이 증가하면 요약정보에 의존하여 범주화한다고 제안하였다. 그러나 범주를 구성하는 사례들이 범주의 원형에서 얼마나 왜곡되었는지에 따라서 범주학습과정이 변화 할 수 있음을 밝힌 실험 1과 실험 2의 결과를 볼 때

Homa 등(1991)의 연구결과는 다르게 해석될 수도 있다. 즉 범주에 대한 경험이 적은 경우에 피험자가 사례정보에 의존하여 범주판단을 하는 이유는 Homa 등(1991)의 연구에서 사용된 범주사례들이 범주의 원형으로부터 크게 왜곡된 자극들이어서 사례들로부터 규칙성을 추출하기 어려우므로 개별사례들에 대한 정보에 의존하여 범주화하려고 시도하였기 때문으로도 설명될 수도 있다. 예를 들어, Medin, Altom, 및 Murphy(1984)는 4개의 차원을 가진 기하학적 도형으로 구성된 범주를 학습하면서 사례들만 제시하거나 원형을 먼저 제시하고 사례들을 제시하거나 원형과 사례들을 동시에 제시하였다. 그리고 범주판단에서 원형정보에 얼마나 의존하는지를 분석한 결과에 의하면 원형을 먼저 제시하거나 원형과 사례를 동시에 제시한 조건에서는 원형정보에 더 의존하여 범주를 판단하는데 비해 사례만을 제시한 조건에서는 사례정보에 더 의존하는 경향을 보였다. 따라서 범주사례들로부터 규칙성이 쉽게 추출될 수만 있다면 범주에 대한 경험이 적더라도 사례들을 원형정보에 의존하여 범주화할 가능성이 있다. 따라서 실험 3에서는 범주를 고왜곡 범주와 저왜곡 범주로 구분하고 학습시행의 수를 1회, 5회, 10회로 조작한 후 사례빈도의 효과가 학습경험에 따라서 어떻게 변화되는지를 검토한다. Homa 등(1991)이 제안한대로 범주학습 초기에는 사례정보에 의존하다가 범주에 대한 경험이 증가함에 따라 요약정보에 의존하여 범주화가 일어난다면 범주사례가 범주의 원형에서 얼마나 왜곡되었는지와 상관없이 학습시행수가 적을 때는 사례빈도가 높을수록 더 정확한 범주판단을 하는데 비해 학습시행이 증가하면 사례빈도의 효과는 감소할 것이다. 그러나 범주사례가 원형으로부터 왜곡된 정도에 따라 범주학습방략이 변화된다면 범주사례들로부터 요약정보를 추출하기 어려운 고왜곡 범주에서는 Homa 등(1991)의 실험결과와 마찬가지로 학습시행수와 사례빈도간의 상호작용이 관찰될 것으로 예측되는데 비해 요약정보가 쉽게 추출되는 저왜곡 범주에서는 학습시행수가 작은 조건에서도 사례빈도의 효과가 관찰되지 않을 것으로 예측된다.

방법

피험자. 심리학개론을 수강하는 한서대학교 남녀 학생 60명이 자원하여 참여하였다. 피험자 중에서 30명은 저왜곡 자극조건에 나머지 30명은 고왜곡 자

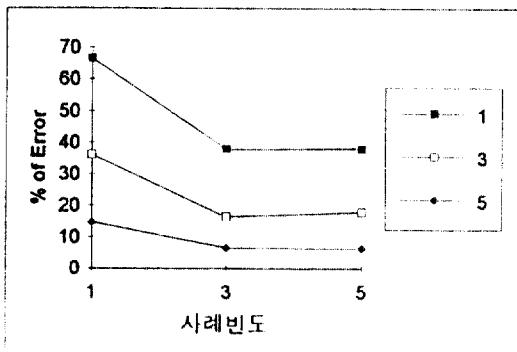


그림 9. 고왜곡 범주에서 학습시행수와 사례빈도에 따른 평균오반응률

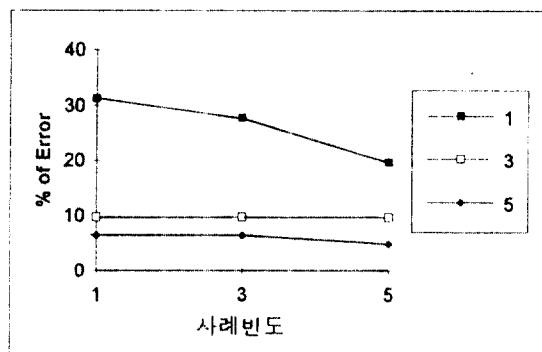


그림 10. 저왜곡 범주에서 학습시행수와 사례빈도에 따른 평균오반응률

극조건에 할당되었다.

자극. 범주사례를 제작하는 절차는 실험 1과 같으며 범주의 사례들이 원형으로부터 얼마나 왜곡되었는지에 따라서 범주는 저왜곡 범주와 고왜곡 범주로 구분되었다. 범주의 크기는 5개로 같았으며 각 범주에 속해 있는 사례들 중에서 1/3은 한번만 제시되었고, 1/3은 3회 반복하여 제시되었고, 나머지 1/3은 5회 반복하여 제시되었다. 전이자극으로는 각 범주의 사례빈도조건마다 각각 학습자극 3개, 학습자극에서 3bit 왜곡시킨 전이자극 3개와 7.7bit 왜곡시킨 전이자극 3개, 그리고 각 범주의 객관적 원형자극이 포함되었다.

절차. 실험절차는 실험 1과 같으나 피험자가 도달해야 하는 학습기준 대신에 학습시행조건에 따라서 1회, 3회, 5회씩 학습자극이 반복하여 제시되었다. 각 구획이 끝날 때마다 실험 1과 마찬가지로 피험자의 판단정확율을 제시하여 더 정확하게 반응하도록 요구하였다. 전이시행절차는 실험 1과 동일하였다.

결과 및 논의

그림 9와 그림 10에 사례빈도조건과 학습시행수조건에 따른 범주판단의 평균 오류율이 범주유형별로 제시되어 있다.

전체분석결과 예측대로 사례빈도가 증가할수록 범주판단의 정확성이 증가함이 관찰되었으며 ($F(108, 2) = 9.22, p < .001$), 학습시행수와 사례빈도간의 이원상호작용도 유의미하였다 ($F(108, 4) = 3.97, p < .001$). 또한 범주유형과 사례빈도 및 전이자극의 왜곡된 정도간의 삼원상호작용이 유의미하였고 ($F(216, 4) = 2.6$,

$p < .05$), 학습시행수와 사례빈도 및 전이자극의 왜곡조건간의 상호작용도 유의미하였다 ($F(216, 8) = 2.32, p < .05$). 더 자세한 분석을 위해 범주유형별로 추가분석을 행하였다. 고왜곡 범주의 오반응율을 분석한 결과 사례빈도의 주효과가 관찰되었고 ($F(54, 2) = 2.91, p < .06$), 학습시행수와 사례빈도간의 유의미한 이원상호작용이 관찰되었다 ($F(54, 4) = 2.95, p < .05$). 학습시행수별로 다시 분석한 결과 범주사례가 한번만 제시된 조건에서는 사례빈도가 높을수록 더 정확하게 범주를 판단하는데 비해 ($F(18, 2) = 4.36, p < .02$), 범주사례들이 제시되는 회수가 증가하면 사례빈도에 따른 차이가 거의 관찰되지 않았다. 이러한 결과는 Homa 등(1991)의 연구에서도 관찰된 것으로 범주에 대한 경험이 적을 경우에는 사례정보에 의존하여 범주화하는데 비해 범주에 대한 경험이 증가하면 사례정보에 대한 의존하여 범주화하려는 경향은 감소한다. 한편 저왜곡 범주의 오반응율을 분석한 결과 사례빈도의 주효과는 관찰되었으나 ($F(54, 2) = 6.83, p < .001$), 학습시행과 사례빈도간의 이원상호작용은 유의미하지 않았다 ($F(54, 4) = 1.71, n.s.$). 학습시행수별로 사례빈도의 효과에 대한 분석을 해본 결과 모든 조건에서 사례빈도에 따른 차이가 유의미하지 않았다. 이 결과는 실험 1이나 실험 2에서와 마찬가지로 저왜곡 범주에서 피험자들이 사례정보에 의존하기보다는 범주사례들로부터 추출한 요약정보에 의해 범주화하고 있음을 시사한다. 고왜곡 범주의 경우에는 범주의 원형과 학습사례가 범주판단의 정확성에서 거의 차이가 없으며 범주의 크기가 증가하더라도 별다른 차이를 보이지 않는데 비해 저왜곡 범주의 경우에

는 학습시행수가 적을 경우에도 범주의 원형에 대한 범주판단이 학습사례에 비해 더 정확한 실험 3의 결과는 ($t(9)=3.29$, $p<.05$) 저왜곡 범주에서 피험자들이 개별사례들에 대해 주의를 그다지 기울이지 않고 있음을 입증한다.

고왜곡 범주에서 학습사례들이 반복하여 제시될수록 사례빈도에 의한 차이가 감소하는 실험 3의 결과는 Homa 등(1991)의 가설을 지지하지만 저왜곡 범주에서 학습시행수가 적을 경우에도 사례빈도에 의한 차이가 관찰되지 않은 것은 실험 1이나 실험 2에서와 마찬가지로 범주학습과정이 범주사례들이 원형으로부터 왜곡된 정도에 따라 변화될 수 있음을 시사한다. 그러나 저왜곡 범주에서 사례빈도에 의한 차이가 관찰되지 않은 것이 개별사례들에 대해 주의를 기울이지 않았기 때문인지 오반응율이 지나치게 낮기 때문에 나타나는 바닥효과(floor effect)인지 불분명하기 때문에 이를 검토하기 위해서 학습사례로부터 왜곡하여 만들어진 전이자극들을 학습시행수별로 추가분석하였다. 그 결과 학습사례로부터 더 왜곡될수록 범주판단의 정확성은 떨어졌으나 ($F(54, 4)=3.43$, $p<.05$), 저왜곡 범주의 경우에 사례빈도에 의한 차이는 고왜곡 조건이나 저왜곡 조건에서 모두 관찰되지 않았다.

전체논의

이 연구는 범주사례의 왜곡이나 범주의 크기와 같은 학습변인들이 범주학습을 통해 획득되는 범주정보의 유형이나 범주화 과정에서 접근되는 범주정보의 유형에 어떠한 영향을 미치는지를 검토하여 기존의 범주화 모형과 절충적 범주화 모형의 설명을 비교하고자 계획되었다. 실험 1과 실험 2에서는 절충적 범주화 모형이 구체화되기 위해서 우선 해결되어야 할 문제인 요약정보의 학습과정이 검토되었고, 실험 3에서는 범주학습에 미치는 학습방법의 영향이 기존의 절충적 범주화 모형에 의해 적절하게 설명될 수 있는지를 검토하였다. 그 결과 실험 1의 고왜곡 범주에서는 경험적 원형에 대한 범주판단이 객관적 원형에 비해 더 정확하였고 ($F(19, 1)=4.75$, $p<.05$) 범주의 크기가 증가하더라도 이러한 차이는 변하지 않았다. 그러나 저왜곡 범주에서는 객관적 원형에 대한 판단이 경험적 원형에 비해 더 정확하였으며 ($F(19, 1)=4.17$,

$p<.05$), 객관적 원형에 대한 오반응율은 범주의 크기가 증가함에 따라서 크게 감소하는데 ($F(38, 2)=5.78$, $p<.006$) 비해 경험적 원형에 대한 오반응율은 별다른 차이를 보이지 않았다 ($F(38, 2)=1.19$, $n.s.$), 실험 1의 결과는 범주사례의 왜곡이 범주정보의 획득과정에 큰 영향을 주고 있음을 시사한다. 즉 고왜곡 범주의 경우에는 Breen 등(1986)의 연구와 마찬가지로 사례들의 중앙집중경향치를 반영하는 경험적 원형에 대한 범주판단이 범주의 크기가 증가할수록 더 정확해졌으며 객관적 원형에 비해 더 정확하였는데 이것은 사례들이 범주의 원형으로부터 크게 왜곡된 자극들이어서 피험자들이 요약정보를 추출하려고 하기보다는 개별사례들에 대한 정보를 기억하여 범주화하였기 때문으로 보인다. 그에 비해 저왜곡 범주에서 경험적 원형에 대한 범주판단은 범주의 크기가 증가하더라도 별다른 차이를 보이지 않았는데 이것은 사례들로부터 요약정보가 쉽게 추출될 수 있으므로 개별사례들을 기억하기보다는 요약정보를 추출하려고 했기 때문이라고 설명될 수 있다. 한편 실험 2에서는 실험 1과 달리 범주크기 조건을 피험자간 변인으로 하고 학습사례와 관련된 전이자극을 범주의 원형과 관련된 전이자극과 비슷한 비율로 구성하여 범주화에 미치는 원형정보의 선택적인 영향을 통제하였다. 그 결과를 보면 고왜곡 범주에서는 범주의 크기가 증가할수록 객관적 원형에 대한 범주판단의 정확성이 경험적 원형에 접근해 가는 경향을 보여 절충적 범주화 모형의 가설을 지지하였다. 그리고 저왜곡 범주에서는 범주의 크기가 증가함에 따라서 객관적 원형뿐만 아니라 경험적 원형의 오반응율도 유의미하게 감소하는 경향을 보여 ($F(29, 2)=5.47$, $p<.01$) 피험자들이 범주학습에서 요약정보를 쉽게 추출할 수 있더라도 개별사례들에 대한 정보를 어느 정도는 약호화하며 이러한 사례정보가 범주판단에 영향을 미칠 수 있음을 시사한다. 실험 3에서는 범주사례들이 원형과 유사하여 요약정보의 추출이 쉬울 경우에도 범주학습 초기에는 사례정보에 의존하는데 비해 범주에 대한 경험이 증가하면 요약정보에 의존하여 범주화한다는 절충적 범주화 모형의 가설이 적용될 수 있는지를 검증하였다. 그 결과 고왜곡 범주나 저왜곡 범주에서 사례빈도가 높은 학습사례에 대한 범주판단이 사례빈도가 낮은 학습사례에 비해 더 정확하였으나 ($F(54, 2)=2.91$, $p<.06$; $F(54, 2)=6.83$, $p<.001$), 학습시행수와 사례빈도간의 이원상호작용은 고왜곡 범주에서

만 관찰되었다. 즉 고왜곡 범주에서 학습시행수가 작을 경우에는 사례빈도가 높을수록 더 정확하게 범주를 판단하는데 비해 학습시행수가 증가하면 사례빈도에 의한 차이가 거의 나타나지 않아서 Homa 등 (1991)의 가설을 지지하는 결과를 보였다. 그에 비해 저왜곡 범주에서는 학습시행수가 작을 경우에도 사례빈도에 의한 차이가 관찰되지 않아 요약정보가 쉽게 추출되는 경우에는 범주학습에서 요약정보를 추출하려고 시도하며 그에 따라서 범주화에 미치는 사례정보의 영향은 감소한다.

이와 같이 고왜곡 범주에서 범주의 크기가 증가할 수록 객관적 원형에 대한 범주판단의 정확성이 경험적 원형에 접근하는 경향을 보인다든지 학습시행수가 증가할수록 사례빈도에 의한 차이가 감소한다는 것은 범주학습 초기에는 사례정보에 의존하여 범주화하는데 비해 범주에 대한 경험이 증가할수록 요약정보에 더 의존한다는 절충적 범주화 모형의 가설을 지지한다. 그러나 경험적 원형에 대한 범주판단의 정확성이 나 사례빈도의 효과가 범주의 크기나 사례가 범주의 원형으로부터 얼마나 왜곡되었는지에 영향을 받는 본 연구의 결과는 기존의 범주화 모형뿐 아니라 절충적 범주화 모형에 의해서도 설명되기 어렵다. 즉 범주학습에서 획득되는 범주정보는 자극의 속성이나 범주의 크기와 같은 학습변인의 영향을 받으며 피험자는 범주화 수행을 극대화하기 위해서 학습방략을 학습조건에 따라 최적화하고 있음을 보여준다. 예를 들어, 범주의 사례들이 원형으로부터 크게 왜곡되어 있는 경우에는 사례들로부터 규칙성을 추출하는 것이 어렵기 때문에 개별사례들에 대한 정보를 기억하려고 하는데 비해 범주의 사례들이 원형과 유사할 경우에는 사례들로부터 요약정보를 추출하려고 시도한다. 이렇게 볼 때 범주학습에서 피험자는 수행을 최적화시키기 위해 범주사례의 요소차원에 주의를 할당할뿐만이 아니라(Nosofsky, 1984) 최적의 범주화를 위해 필요한 범주정보를 선택적으로 약호화하려는 학습방략도 사용하고 있음을 알 수 있다. 예를 들어, Brooks (1978)는 피험자들에게 개별사례들에 대한 정보를 기억해야 하는 동시과제(concurrent task)를 수행하도록 했을 경우에 피험자들이 사례들로부터 요약정보를 추출하려고 시도하기보다는 사례들에 대한 정보를 기억하려고 시도한다는 것을 증명하였다. 따라서 범주화 현상은 절충적 범주화모형들이 가정한 것 보다 더 역동적이며 범주화 현상에 대한 보다 완전한

설명이 가능하기 위해서는 범주화 현상에 미치는 학습변인들의 영향이 더 자세히 밝혀져야 할 것이다.

참고문헌

- 이관용, 김기중, 이태연(1988). 범주화모델에 대한 고찰- 범주학습원리를 중심으로. *심리학의 연구문제*, 3, 281-308.
- Breen, T. J., & Schvaneveldt, R. W. (1986). Classification of empirically derived prototypes as a function of category experience. *Memory and Cognition*, 14, 313-320.
- Brooks, L. (1978). Nonanalytic concept formation and memory for instances. In E. Rosch & B. B. Lloyd(Eds.), *Cognition and categorization*. Hillsdale, N.J.: Erlbaum.
- 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.
- Elio, R., & Anderson, J. R. (1981). The effects of category generalizations and instance similarity on schema abstraction. *Journal of Experimental Psychology: Human Learning and Memory*, 7, 397-417.
- Fried, L. S., & Holyoak, K. J. (1984). Induction of category distributions: A Framework for classification learning. *Journal of Experimental Psychology: Human Learning and Memory*, 10, 234-257.
- Estes, W. K. (1986). Memory storage and retrieval processes in category learning. *Journal of Experimental Psychology: General*, 115, 155-174.
- Hintzman, D. L. (1986). "Schema

- abstraction" in a Multiple-Trace Memory Model. *Psychological Review*, 93, 411-428.
- Homa, D. (1978). Abstraction of ill-defined form. *Journal of Experimental Psychology: Human Learning and Memory*, 4, 407-416.
- Homa, D., Dunbar, S., & Nohre, L. (1991). Instance frequency, categorization, and the modulating effect of experience. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 17, 444-458.
- Homa, D., Sterling, S., & Trepel, L. (1981). Limitations of exemplar-based generalization and the abstraction of categorical information. *Journal of Experimental Psychology: Human Learning and Memory*, 7, 418-439.
- Malt, B. C. (1989). An On-line investigation of prototype and exemplar strategies in classification. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 15, 539-555.
- Medin, D. L., Altom, M. W., & Murphy, T. D. (1984). Given versus induced category representations: Use of prototype and exemplar information in classification. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 10, 333-352.
- Medin, D. L., & Schaffer, M. M. (1978). Context theory of classification learning. *Psychological Review*, 85, 207-238.
- Medin, D. L., Smith, E. E. (1984). Concepts and concept formation. *Annual Review of Psychology*, 35, 113-138.
- Nosofsky, R. M. (1988). Exemplar-based accounts of relations between classification, recognition, and typicality. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 14, 700-708.
- Nosofsky, R. M. (1986). Attention, Similarity, and the identification-categorization relationship. *Journal of Experimental Psychology: General*, 115, 39-57.
- Lingle, J. H., & Medin, D. L. (1984). Of cabbages and kings: Assessing the extendibility of natural object concept models to social things. In *Handbook of Social Cognition*, 4, 71-117.
- Posner, M. I., & Keele, S. W. (1968). On the genesis of abstract ideas. *Journal of Experimental Psychology*, 77, 353-363.
- Ross, B. H., Perkins, S. J., & Tenpenny, P. L. (1990). Reminding-based category learning. *Cognitive Psychology*, 22, 460-492.

Effects of Stimulus Distortion and Learning Experience on Categorization : A Study on the Hybrid Model of Categorization

Tae-Yeon Lee

Hanseo University

This study was planned to survey assumptions and problems of existing categorization models and to test the relative plausibility of an hybrid categorization approach based on mixed representation. Specially, we explored whether we could regard empirically defined prototypes as proper summary representations of a category and two-way interaction between exemplar frequencies and learning trials as a reasonable evidence for an hybrid categorization model. In experiment 1 and experiment 2, we distorted exemplars from category prototype and investigated change patterns of category judgment accuracy with category size. Results showed that category learning strategies weren't fixed but adjusted by learning conditions ceaselessly. In experiment 3, we distorted exemplars from category prototypes and examined an existing hybrid model's assumption that categorization depends on exemplar information primarily and summary information later. In consequence, we found same results as Homa, Dunbar, & Nohre (1991)'s study in the highly distorted category but couldn't find out two-way interaction between exemplar frequencies and learning trials in low distorted category. In conclusion, these results implicated that categorization processes are not prototype abstraction processes nor exemplar retrieval processes but dynamic learning processes optimizing performance according to learning conditions.