

## 제품속성간의 계층구조와 연관성 파악을 위한 기법 : 비대칭형 다차원척도법의 응용\*

김 근 배\*\* · 이 훈 영\*\*\*

논문접수일 : 95. 1

게재확정일 : 95. 4

### 초 록

제품을 설명하는 속성은 구체적인 속성에서 추상적인 속성까지의 계층구조를 가지고 있다. 마케팅관리자는 제품의 위상을 정립하는데 있어서 제품이 갖고 있는 구체적 속성을 소비자가 제품을 소비하는데 추구하는 바람직한 결과나 가치에 연결시켜야 성공적 포지셔닝이 가능하다.

속성의 계층구조 분석을 위하여 대표적으로 사용되는 기법에는 래더링 기법과 계층적 군집분석이 있다. 그러나 정성적 분석방법인 래더링 기법은 분석자의 주관적인 판단에 많이 의존하여 객관성이 떨어지는 단점이 있다. 또한 계층적 군집분석은 속성간의 계층성을 나타내는 비대칭성에 관련된 정보를 자료의 변환과정에서 상실되는 문제가 있다.

본 논문에서는 기존의 대칭형 다차원척도법에 속성의 인과수준을 나타내는 파라미터를 추가한 비대칭형 다차원척도법을 이용하여 객관적으로 속성의 수평구조와 수직구조(계층구조)를 동시에 파악할 수 있는 방법을 소개하고, 이를 기존의 래더링 기법이나 군집분석에 의한 계층구조방법과 비교 예시하였다. 이 방법은 래더링 기법과 달리 계량적이고 객관적인 모형에 입각하여 계층지도를 그릴 수 있고, 계층적 군집분석에서 처럼 원자료가 갖고 있는 인과관계 정보(속성간의 비대칭성)를 잃지 않고도 자료분석이 가능하다는 장점이 있다.

\* 이 논문은 1994년도 한국학술진흥재단의 공모과제 연구비에 의하여 연구되었음.

\*\* 숭실대학교 경성대학 교수

\*\*\* 경희대학교 정경대학 교수

## 1. 서 론

제품의 위상정립(positioning)을 위한 소비자 조사방법으로는 제품에 대한 유사도로 부터 소비자의 지각도(perceptual map)를 작성하거나, 다속성모델(multi-attribute model)을 사용하여 제품의 여러 속성이나 편익을 분석하는 방법이 사용되고 있다. 다속성모델에서는 제품이 가지고 있는 여러 속성이나 편익을 요인분석하여, 어느 특정한 요인에 적재되는 속성들은 궁극적으로 연관성이 있는 속성을 나타낸다고 보고 있다. 그러나 엄밀히 말하면 같은 요인에 속하는 속성들 간에도 구체적 속성에서 추상적 속성으로의 계층적 구조를 가질 수 있다. 다속성모델에서는 이러한 속성사이의 계층구조(hierarchical structure)는 고려하지 않고 모든 속성이 수평적으로 동일한 수준에 있다고 보고 있다.

사물을 범주화하는 분류체계는 진돗개---개---포유류---동물과 같이 수직적 차원에서도 분류가 가능하고 개--고양이--사자--원숭이와 같이 수평적 차원에서의 분류도 가능하다(Rosch 1978). 마찬가지로 사물을 묘사하는 속성의 분류도 수직적 차원과 수평적 차원에서 가능하다. 수직적 차원에서의 속성의 분류는 한 속성이 얼마만큼 구체적이고 추상적인가, 즉 속성의 추상화 수준(level of abstraction)을 나타낸다(Johnson과 Fornell 1987). 수평적 차원에서의 속성의 분류는 비슷한 추상화 수준에 있는 속성간의 연관관계를 나타낸다고 볼 수 있다. 종래의 포지셔닝을 위한 소비자 조사에서는 속성간의 요인분석이나 다차원척도법, 혹은 상관관계 분석을 통해 속성간의 관계를 파악하는 방법을 사용하였는데 이는 주로 속성의 수평구조상의 속성의 분류에 초점을 맞춘 방법이라 하겠다. 완벽한 상표의 위상정립을 위해서는 경쟁시장을 설명하는 속성들의 수직구조와 수평적 구조가 동시에 파악이 되어야 한다. 본 논문에서는 속성간의 수직적 관계는 '속성의 계층구조'라는 의미로 사용하였음을 밝힌다.

다수의 마케팅학자들에 의해 속성의 계층구조에 관한 많은 연구가 있었다(Young 과 Feign 1975, Gutman 과 Reynolds 1977, 1979, Gutman 1982). 이 가운데 가장 많이 알려진 것이 Gutman의 수단-목적(means-end)모형인데 이에 따르면 소비자가 상표의 속성을 인지하는데 있어 구체적 속성은 점차 연상의 내용이 추상화됨으로써 결과적인 속성으로, 그리고 최종적으로는 개인적 가치를 띠고 있는 속성으로 소비자에게 인식된다. 따라서 이러한 속성-결과-가치

의 연계성이 소비자의 구매의사결정에 작용하는 인지구조를 설명한다는 것이다.

마케팅관리자는 제품의 위상을 정립하는데 있어서 제품이 갖고 있는 구체적 속성을 소비자가 제품을 소비하는데 추구하는 바람직한 결과나 가치에 연결시켜야 성공적 포지셔닝이 가능하다. 예를 들면 맥주의 속성을 나타내는, “암반 천연수로 만들었다”, “신선하다”, “해방감” 등은 같은 요인으로 분류될 수 있다. 그러나 이들 간에도 계층성이 존재한다. 즉 “암반 천연수로 만들었다”라는 구체적 속성(attribute)은 그것의 결과적 성격을 띤 “신선함”으로, 그리고 최종적으로 “해방감”이라는 개인적 가치로 인식될 수 있다. 효과적인 마케팅 커뮤니케이션을 위해서는 소비의 결과로 얻는 편익을 약속해주고 이를 구체적인 속성으로 뒷받침하여야 설득력 있는 메시지이다. 예를 들면 “암반천연수로 만들어 신선하다”나 “신선해서 맛있다”라는 광고 메시지는 바로 소비자가 인지하고 있는 속성간의 계층구조의 파악에 의해서 가능하다.

본 논문의 목적은 기존의 다차원척도법을 개선한 비대칭형 다차원척도법을 이용하여 속성간의 계층구조와 수평적 관계를 동시에 분석할 수 있는 새로운 방법을 소개하고 이를 기존의 래더링 기법이나, 군집분석에 의한 계층구조분석방법과 비교하는 데 있다. 본 논문은 모두 5장으로 이루어져 있다. 제 2장에서는 속성의 계층구조 파악을 위한 마케팅문헌 상의 방법론에 대하여 고찰하였다. 제 3장에서는 비대칭형 다차원척도법을 소개하고 이 모형에서 나온 결과를 어떻게 계층구조 분석에 연결시킬 수 있는가를 설명한다. 제 4장에서는 국내 맥주시장의 속성구조 파악을 위한 소비자조사에 본 방법을 적용 예시하였다. 마지막 장은 결론으로서 속성구조분석 이외에 본 방법론이 적용 가능한 여러 마케팅문제를 설명하고자 한다.

## 2. 계층구조 파악을 위한 기법

### 2.1 래더링기법

마케팅에서는 수단-목적(means-end)모형을 소비자조사를 통하여 측정하는 방법으로 래더링기법이 개발되었다. 이는 소비자가 특정 제품범주에 속해 있는 상표로부터 추출된 제품의

속성을 소비자가 갖고 있는 개인 가치(personal value)와 연결시키는 기법이다. 소비자와의 일대일 심층면접을 통해 속성을 추출하고, 이를 내용분석(content analysis)하여 속성의 계층 구조를 나무그림으로 도출해 낸다. 이와 같이하여 도출된 그림을 흔히 계층적 가치지도(hierarchical value map)라 부른다.

래더링 방법은 속성의 계층구조파악을 위한 심층면접을 통하여 자료를 수집, 이를 휴리스틱(heuristic)을 사용하여 정성적으로만 분석하기 때문에 이 방법은 전혀 계량화 되어있지 않다. 즉 조사자가 속성의 계층수준을 사전에 자의적으로 분류해야 하고 특정한 속성이 다른 속성에 영향을 주는지의 여부를 물어 이 속성이 다른 속성에 영향을 주는 것으로 인식된 빈도를 파악하여 조사자가 정성적으로 계층구조를 그려 나가고 있다. 따라서 이 방법을 사용할 경우, 분석자에 따라 각기 다른 결과가 도출될 수 있는 임의성이 존재한다.

이러한 자료의 정성분석에 따른 문제점을 극복하기 위하여 래더링 방법으로 얻은 자료를 상응분석(correspondence analysis)이나 그래프 이론(graph theory)을 이용하여 보다 체계적으로 분석하는 방법이 제안되었다(Valette-Florence와 Rapacchi 1991). 그러나 상응분석을 이용한 방법은 속성의 위치를 평면적인 지각도에 점으로 표시함으로써 최종분석에서 얻어진 결과는 속성간의 계층구조가 아닌 속성간의 수평적 구조를 나타내는 지각도(perceptual map)일 뿐이다. 반면에 그래프에 의한 방법은 속성간의 연관성을 발견한 후, 연결망모형(network model)을 이용하여 그들 간의 계층적 가치지도를 도출하는 방법이다. 이 방법은 속성을 일련의 연결망으로 보고 이런 속성들을 연결하는 가장 짧은 사슬을 OR기법에 의하여 밝혀 냈다. 그러나 이 그래프에 의한 방법은 속성간의 인과관계는 파악이 되지만 속성간의 연관성은 파악할 수 없다. 따라서 속성간의 인과관계와 연관성을 동시에 파악하는 객관적 분석 방법이 필요해진다.

## 2.2 계층적 군집분석

마케팅에서의 속성구조분석의 의의는 시장구조분석과 대칭적으로 생각해 볼 수가 있다. 시장구조분석은 특정 시장을 대상으로 상표간의 유사성, 대체성, 상표전환율, 교차탄력성 등에

의하여 여러 상표들을 동질적으로 그룹화 하면서 경쟁관계에 있는 제품끼리 집단화하여 경쟁의 양상을 파악하는 기법이다. 시장구조분석이 상표간의 경쟁관계에 주안점이 있다면 속성구조분석은 바로 시장 내에서 상표간 경쟁의 기준(a base of competition)이 무엇인가를 밝히는데 도움을 줄 수가 있다. 즉, 시장구조분석과 속성구조분석은 각각 사물의 범주를 나타내는 외연(extension)과 내포(intension)로 생각해 볼 수가 있다.<sup>2)</sup> 따라서 양자는 분석의 단위가 상표인가 혹은 속성인가에 차이가 있을 뿐 같은 분석기법이 사용될 수 있음을 시사하고 있다.

시장구조분석에 많이 이용된 자료분석 기법 중의 하나는 계층적 군집분석이다 (Srivastava, Leone와 Shocker 1981; Rao와 Sabavala 1981; Johnson 1988). 이 방법은 분석의 대상을 속성으로 하여 속성간의 계층구조를 파악하는 데에도 이용되었다. Green, Wind와 Jain (1973)은 샴푸의 기능을 설명하는 자극단어(stimulus word)를 소비자에게 제시하고, 이것으로부터 생각되는 단어를 자유연상하게 하여 자료를 얻었다. 이 자료를 계층적 군집 알고리즘으로 분석하여 나무그림(dendrogram)을 도출하고, 이 그림으로 속성간 계층구조를 파악하는 기법을 제안하였다.

그러나 이 방법에 의하여 얻어진 속성간의 계층구조를 나타내는 나무그림은 군집화하는 특정 알고리즘(algorithm)에 의하여 나오는 인공적인 결과물(artifact)이기 때문에, 동일한 입력자료를 갖고도 사용하는 군집화 알고리즘에 따라 다른 계층구조 결과가 나올 수 있다는 문제점이 있다(김근배와 이규현 1994). 또한 속성의 계층구조를 파악하기 위하여서는 속성간의 비대칭적인 순서, 즉 A속성이 B속성 보다 작다든지 크다든지 하는 순서가 있어야만 한다(Russell 1903, p. 219). 즉 분석하는 과정에서 속성간의 비대칭적 순서에 관한 정보를 잃어버리지 말아야 한다. 그러나 Green, Wind와 Jain(1973)이 제안한 방법은 비대칭형 입력자료를 사용하였으나 이를 다차원척도법에 입력하여 대칭적인 속성간의 거리를 구해 이를 군집알고리즘에 입력함으로써, 원래의 자료에 있던 비대칭성을 상실한 대칭자료로 속성의 계층구조를 파악하였다는 데에 문제가 있다.

따라서 연구자가 휴리스틱을 사용하여 자의적으로 속성간의 계층구조를 도출하는 래더링방

2) 범주이론(category theory)에서 말하는 내포(intension)란 한 범주에 공통적으로 포함되어 있는 속성의 전체를 말하고 외연(extension)이란 범주에 적용될 수 있는 사물 등의 집합이다. 예를 들면 맥주의 내포는, 알코올, 물, 호프 등이고, 외연은, 크라운, OB, 하이트를 포함한다.

법의 단점을 보완하고, 비대칭형 자료를 사용하여 속성의 계층수준을 계량적이며 본질적으로 파악할 수 있는 속성구조 분석 방법이 필요하다. 3장에서는 각 속성간의 연관성(유사도)을 나타내는 MDS상의 좌표점과 그들 간의 인과관계를 측정하여 수직적(계층적)차원의 척도로 그 위치를 파악하고, 더 나아가 순서분석(order analysis)을 통하여 이들 속성간의 인과사슬을 파악할 수 있는 새로운 속성간 계층구조 분석방법을 제시하고자 한다.

### 3. 비대칭 MDS와 순서분석을 이용한 속성구조분석

일반적인 다차원척도법은 자극물간의 유사도의 대칭성(symmetry of similarity)을 가정하여, 자극물 $i$ 와 자극물 $j$  사이의 유사성과 자극물 $j$ 와 자극물 $i$  사이의 유사성을 동등하게 보았다. 대칭요소(즉 유사성  $S_{ij}$ 와  $S_{ji}$ 간에 차이)가 존재하는 경우에는 응답오차(response error)가 포함되어있다고 간주하여  $S_{ij}$ 와  $S_{ji}$ 의 평균치를 구하여 대칭행렬(symmetric matrix)이 되도록 처리하였다. 그러나 Tversky(1977)가 지적한대로 인간의 유사도 판단에는 비대칭성이 존재한다(즉,  $S_{ij} \neq S_{ji}$ ). 마케팅자료에는 원자료 자체가 비대칭형인 경우가 많다. 예를 들면  $i$ 상표의 광고를  $j$ 상표의 광고로 착각하는 confusion matrix(예를 들면 Keon 1983)나  $i$ 상표에서  $j$ 상표로 전환하는 상표전환행렬(예를 들면 Rao와 Sabavala 1981)의 경우, 짝을 이루는 두개의 상표간에는 비대칭성이 존재한다.

이런 자극물간에 존재하는 비대칭성을 나타내려는 수 많은 수리모형이 제안되었다. 이중 Holeman(1979)의 similarity-bias모형, Krumhansl(1978)의 거리-밀도모형이나 Tversky(1977)의 contrast모형이 소개되었고 이들 모형을 알고리즘화한 연구가 있었다(Okada와 Imaizumi 1978; DeSarbo와 Manrai 1992; DeSarbo et al. 1991). 이들 수리모형은 Nosofsky(1991)가 설명하였듯이 Holeman(1979)이 제안한 similarity-bias모형의 특수한 경우이다. Similarity-bias모형은 명칭 그대로 자극물간의 유사도는 대칭모수(symmetric parameters)로 나타내고 비대칭부분은 편기모수(bias parameter)에 의해서 나타내는 방식이다. 본 논문의 비대칭 다차원척도법도 일종의 similarity-bias모형으로 속성간의 유사도를 나타내

는 대칭모수(symmetric parameters)와 속성간의 인과수준의 차이를 나타내는 편기모수로 구성되어있다.

### 3. 1 입력자료

입력자료로는 대칭형 다차원척도법의 입력자료와 달리 대각선 위와 아래부분까지 포함된 정방행렬자료가 필요하다. N개의 속성이 인과관계(혹은 함축관계)에 의하여 관련이 되어있다고 가정했을 때, 이들 간의 인과관계를 나타내는 정방행렬을  $H(N \times N)$ 라 하자. 행렬의 행(row)은 속성이 원인으로 작용함을 나타내고, 열(column)은 속성이 결과로 작용함을 나타낸다( $H$ 를 인과행렬이라 칭하자). 행렬의 요소인  $h_{ij}$ 는  $i$ 속성이  $j$ 속성에 직접적인 영향의 정도를 나타낸다고 하자. 이러한 속성간의 인과관계를 나타내는 자료는 대표적인 비대칭형 자료이다(즉  $h_{ij} \neq h_{ji}$ ). 여기서 대각선 요소인  $h_{ii}$ 는 각 속성 자신간의 인과관계로 0으로 처리되어 인과관계가 없음을 나타낸다.

〈그림 1〉 H행렬

		결과			
		1	2	..... j	..... N
원인	1				
	2				
	.				
	i		$h_{ij}$		
	.				
	N				

### 3. 2 모형과 모형수립의 직관

인과행렬,  $H$ 는 비대칭 정방행렬(asymmetric square matrix)로 이는 대칭요소(symme-

tric component)인 S와 비대칭요소(skew-symmetric component)인 N의 합으로 나타낼 수 있다(Constantine과 Gower 1978).<sup>3)</sup> 인과행렬, H는 similarity-bias모형에서 S는 대칭모수, N은 편기모수로 파악이 가능하다. 속성 i와 속성 j의 속성공간상의 거리,  $d_{ij}$ 와, 편기를 나타내는  $c_i$ 와  $c_j$ 가 주어지고 오차항을  $e_{ij}$ 라 하면, 본 모형은 다음 식(1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$h_{ij} = \alpha d_{ij} + \beta(c_j - c_i) + k + e_{ij} \quad i, j = 1, 2, \dots, N, i \neq j$$

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{r=1}^R (x_{ir} - x_{jr})^2} \quad r = 1, 2, \dots, R. \quad (1)$$

여기서 k는 추가상수(additive constant)이고,  $\alpha$ 와  $\beta$ 는 대칭모수와 편기모수간의 상대적 중요도를 나타내는 계수이다.  $\alpha$ 는 자료형태에 따라 음이나 양의 부호로 고정 가능하다. 비유사도(disimilarity)자료인 경우에는 양수로 유사도 자료인 경우에는 음수로 고정시켜 모수를 추정할 수 있다.

식 (1)에서 원자료상의 대칭적 요소는 '속성간의 연관성'에 관한 정보가 들어있고 이는 속성간의 거리로 나타난다. 원자료상의 비대칭적 요소는 '속성의 계층성'에 관한 정보가 들어있어 이는 결국 속성간의 원인-결과를 나타내는 因果척도상의 값으로 나타난다. 예를 들어, 속성 i가 속성 j에 4정도의 수준으로 영향을 미치고, 역으로 속성 j가 속성 i에 4정도의 수준으로 영향을 미치면(즉,  $i \rightarrow j$ : 4수준 이고  $j \rightarrow i$ : 4수준 이면), 두 속성은 상호영향을 미치므로 비대칭적 요소는 0이고 따라서 인과수준에 있어서는 동등한 수준에 있는 속성이고, 4만큼의 대칭적인 연관성(association)만 존재한다.

반면에, 두 속성간의 영향에 비대칭성이 존재하면 두 속성간에는 연관성과 아울러 인과관계가 존재한다. 논리모형(logic function)에서도  $i \rightarrow j$  이고  $j \nrightarrow i$ 이면 i는 j를 함축한다고(implication)설명하고 있듯이(Suppes 1960), 두 속성간의 영향이  $i \rightarrow j$  이고  $j \nrightarrow i$ 이면 i는 j의 원인이 된다고 할 수 있다. 예를 들어 속성 i가 속성 j에 5수준으로 영향을 미치고, 그 역으로 속성 j가 속성 i에 1수준으로 영향을 미치는 것으로 측정된다면 (즉,  $i \rightarrow j$ : 5수준 이고  $j \rightarrow i$ : 1수준

3) 즉  $H=S+N$ 이다. 여기서  $S=(H+H')$ 이고,  $N=H-S$ 이다.

이면), 두 속성간에는 상호 3(쌍방 영향의 평균치)수준 정도의 대칭적인 연관성과, 4수준 정도의 인과관계로 설명할 수 있는 비대칭성이 존재한다. 따라서 두 속성간에 인과관계를 나타내는 비대칭성이 크면 클수록, 어느 특정 속성이 원인으로 작용하고 다른 속성이 그 결과로 작용할 가능성이 커진다. 따라서, 여러 속성간의 이러한 일련의 인과관계의 순서(order)가 측정될 수 있다.

이러한 인과수준척도상의 순서(order)는 본 모형상의 편기모수  $c_i$ 로서 추정한다.  $c_i$ 의 값이 작으면 작을 수록 인과관계의 계층구조상에 낮은 수준의 속성으로 원인으로 작용하고, 반대로  $c_i$ 의 값이 클수록 높은 수준의 속성으로서 결과가 됨을 의미한다. 이러한 속성의 인과척도상의 계층수준(hierarchical level)에 관한 정보는 원자료 상에서  $h_{ij}$  와  $h_{ji}$ 값의 차이로서 얻을 수 있다. 이는 아래에서 보는 바와 같이 (1)식의 편기모수인  $c_i$ 와  $c_j$ 값에 의해 결정된다.

$$h_{ij} - h_{ji} > 0 \rightarrow (c_i - c_j) > 0 \rightarrow c_i < c_j, \beta > 0$$

요약하면, 본 논문에서 개발한 방법은 일종의 척도법(scaling method)으로써, 속성간의 인과관계를 물어, 이중 대칭적 연관성은 거리를 나타내는  $d_{ij}$ 로서, 비대칭적 관계는 속성간의 계층적 인과관계를 나타내는  $c_i$ 로 측정하는 방법이다. 본 논문에서는 이렇게 측정된 속성들의 인과수준척도상의 순서(order)를 속성의 계층구조라 칭하였다.

### 3. 3 모형의 추정과 적합도의 측정

위의 식(1)에서  $\beta$ 를 1로 고정함으로써( $\alpha' = \alpha/\beta$ ), 변수를 줄여 모형의 추정을 단순화 할 경우, 위의 문제는 오차항의 제곱의 합(아래의 목적함수 값 F)을 최소화하는  $x_r, c_i$  와  $k$ 를 구하는 수리모형으로 귀착된다.

$$\text{Minimize } F = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N e_{ij}^2 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N [h_{ij} - \alpha' d_{ij} - (c_i - c_j) - k]^2, \quad i \neq j$$

$$\text{Where } d_{ij} = \sqrt{\sum_{r=1}^R (x_{ir} - x_{jr})^2} \quad (r=1, 2, \dots, R)$$

위의 모형에서 얻은 해의 적합도(goodness-of-fit)는 입력자료  $h_{ij}$ 를 종속변수로 하고 출력 결과로 얻은 편기모수에 의해 수정된 속성간의 거리를 독립변수로한 회귀식의  $R^2$ 값에 의하여 추정하였다.  $R^2$ 에 의하여 적합도를 측정하면, 그 값이 0과 1사이로 주어지기 때문에, 입력자료가 비계량(nonmetric scale)일 때 주로 사용되는 Kruskal(1964)의 Stress값 보다 적합도 값이 제시하는 의미를 쉽게 이해할 수 있다. 여기서는  $(1-R^2)$ 가 stress값에 해당하며,  $h_{..}$ 는  $h_{ij}$ 의 평균값에 해당한다.

$$Fit(=R^2) = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N e_{ij}^2}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (h_{ij} - h_{..})^2} \quad (3)$$

가장 적합한 차원 수를 결정하는 방법으로 다차원척도법의 해를 차원수(number of dimensionality)를 늘려가면서 구하여 각 차원수 별로 적합도를 구하고 적합도가 가장 많이 감소하는 차원 수를 살펴 최적차원수로 결정하는 것은 다른 다차원척도법과 동일하다. 또한 각 차원별로 속성 계층수준  $c_i$ 값을 모두 0으로 고정했을 경우, 즉 속성간의 거리만으로 추정한 경우의  $R^2$ 값을 구하여 이를 편기모수,  $c_i$ 값을 포함했을 경우의  $R^2$ 값과 비교함으로써, 속성간 인과관계(계층구조)의 존재여부를 검증할 수가 있다.

### 3. 4 계층지도의 작성

모형에서 얻은 해는 R차원  $X_{ij}$ 값과  $c_i$ 값을 구해 속성구조를 그림으로 나타내야한다. 보통 2차원상의 해를 구한 경우에 평면상  $X_{ij}$ 값을 찍어 속성의 수평구조상의 위치를 나타내고 여기에 수직 축을 그려 넣어 속성 인과수준인  $c_i$ 값을 표시함으로써 속성구조를 입체적으로 나타낼 수 있다. 이에 속성간의 인과사슬을 찾아 그려 넣으면 완전한 계층지도가 작성된다.

속성간의 인과사슬은 논리모형(a logic model)을 이용하여 속성간의 순서구조(order structure)로 밝혀낼 수 있다. 삼단논법적 추론에서는 속성간의 인과사슬을 일련의 인과관계의 연계로 파악할 수 있다. 예를 들면  $A \rightarrow B$ 이고,  $B \rightarrow C$ 이면,  $A \rightarrow B \rightarrow C$ 인 인과사슬을 생각해 볼 수 있다. 앞서서도 언급한 대로 두 속성간의 인과관계는 속성간의 비대칭성에 의해서 알아

별 수가 있다.  $i \rightarrow j$ 가 사실이지만 그 역인  $j \rightarrow i$ 가 거짓인 경우에 논리적으로  $i$ 는  $j$ 를 초래하는 인과관계가 있는 것으로 말할 수 있다.

따라서 속성의 계층구조는 이러한 두 속성간의 인과관계를 모든 가능한 속성 짝에 대하여 파악하여 속성의 계층구조를 완성할 수 있다. 즉  $h_i$ 와  $h_j$ 의 차이와 그 차이의 유의성에 대한 검증을 통하여 두 속성간의 인과사슬을 파악할 수 있다. 차이의 유의성을 통계적으로 검정하는 데는, 속성간의 순서분석(order analysis)을 위해서 Bart와 Kraus(1973)가 제안한 McNemar test를 사용하였다. McNemar test는 아래와 같이 Z값을 구함으로써 속성간의 인과관계를 검증하는 방법이다(McNemar 1947).

$$Z_{ij} = \frac{F_{ij} - F_{ji}}{\sqrt{F_{ij} + F_{ji}}} \quad (4)$$

위의 식에서  $F_{ij}$ 와  $F_{ji}$ 는 각각  $h_i$ 와  $h_j$ 를 특정 값을 기준으로 이산형으로 변환한 변수를 전체 응답자수 만큼 합제한 총합이며,  $Z_{ij}$ 는 정규분포를 갖는 것으로 알려져 있다. 본 프로그램에서는 속성들을  $c_i$ 값의 크기 순으로 배열한  $F_{ij}$ 행렬을 만든 후에, 각 속성쌍 별로  $Z_{ij}$ 를 계산한 출력결과를 내놓는다. 속성들을  $c_i$ 값을 크기 순으로 배열하여  $c_i$ 값이 작은 속성이  $c_i$ 값이 큰 속성의 원인이 되지만 그 역은 성립하지 않도록  $c_i$ 값이 작은 속성부터 시작하여 인과사슬을 그려나갔다.  $Z_{ij}$ 를 계산한 출력결과는 Z값의 임계치(critical value)를 사용자가 선택하도록 되어 인과관계가 유의한 속성 짝은 1로 그렇지 못한 속성 짝은 0으로 표시된다.

#### 4. 맥주시장 적용사례

본 장에서는 본 논문에서 제시한 모형을 국내의 맥주시장의 분석에 적용한 결과를 예시한다. 우선 맥주시장에서 사용되고 있는 속성을 추출하기 위해 기존의 래더링 방법에서 사용하여 왔던 심층면접방법을 사용하였다. 이렇게 하여 추출된 속성을 짝을 지어 응답자에 제시함으로써, 속성간의 인과행렬 자료를 수집하고, 이 자료를 본 논문에서 제시한 모형에 입력 분석

하여, 그 결과로 계층지도를 작성한다. 또한 여기서 얻어진 결과를 Green, Wind와 Jain (1973)이 제안한 계층적 군집분석기법에 의한 결과와 비교 분석하였다.

#### 4. 1 속성추출

다속성모델을 사용하기 위하여는 관련 제품에 대한 소비자의 속성을 추출해야 하는데 속성을 추출하기 위해서는(흔히 포커스그룹 인터뷰나, 개인심층면접을 통하여) 소비자들에게 제품을 알려주고 생각나는 속성이나 이미지를 열거하게 하는 방법을 많이 쓰고 있다. 래더링방법에서는 속성추출(attribute elicitation)방법을 보다 체계적이고 효율적으로 하기 위하여 사회심리학에서 많이 사용하는 삼각분류법(triad sorting)이라고 불리는 Kelly의 Reportory Grid방법을 사용하기도 한다. 이 방법은 조사하려고 하는 제품범주에 속한 여러 상표들을 모든 가능한 3쪽(triad: 예를 들면 펩시, 코카콜라, 칠성사이다)으로 나눈 후 3쪽을 소비자에게 제시하여 소비자로 하여금 같다고 생각되는 두 상표와 이 두 상표와는 다른 하나의 상표로 분류되도록 한다. 이렇게 분류한 후 같다고 생각되는 두개의 상표는 어떤 점에서 같다고 생각하고 나머지 상표와는 어떤 점에서 다르다고 생각하는 가를 묻는데 이를 모든 가능한 3쪽에 대해 반복함으로써 관련 속성을 추출하는 방법이다.

맥주시장의 속성추출을 위해서는 서울소재의 광고대행회사의 도움을 받았다. 이 광고대행회사는 맥주회사의 의뢰를 받아 Reynold와 Gutman(1988)이 제시한 래더링기법을 이용하여 맥주시장에 있어서의 속성의 계층구조를 파악하기 위하여 소비자 조사를 하였다. 본 조사에서는 그 이전의 소비자조사에서 맥주를 주 2회 이상 마셔본 사람 가운데 24명을 무작위로 추출하여 포커스그룹 면접을 행하였는데 포커스그룹이 면접이 끝난 후, 위에서 설명한 방법에 의해 맥주와 관련된 속성을 추출하였다. 동 조사회사로부터 추출된 속성들을 입수하였다. 원래의 조사에서는 25개의 속성이 추출되었으나, 본 논문에서는 방법론의 예시가 목적이므로, 복잡한 것을 피하기 위해 많은 수의 속성보다는 <표 1>과 같이 14개의 속성만을 사용하였다.

〈표 1〉 추출된 속성

1. 암반 천연수	2. 겹질 벗긴 맥아	3. 미세한 필터링
4. 시원하다	5. 순수하다	6. 갈증 해소에 도움을 준다
7. 부드럽다	8. 제대로 만들었다	9. 목 넘김이 좋다
10. 깨끗하게 취한다	11. 근본적으로 맛있다	12. 몸에 덜 해롭다
13. 비열처리	14. 취하기 보다는 즐기는 술	

#### 4. 2 인과행렬 자료의 수집

대전의 한 사립대학교에 재학중인 학생가운데 마케팅과목을 수강하는 학생을 응답자로 선정하였다. 응답자 가운데 맥주를 마시지 못하는 학생은 조사에서 제외하고 최종적으로 39명의 학생을 대상으로 조사하였다. 자료수집방법은 설문지를 이용하지 않고 컴퓨터 프로그램으로 자동화하여 응답자와 상호작용방식(interactive mode)으로 컴퓨터 키보드를 이용하여 직접 입력하도록 했다. 자료수집과정을 컴퓨터로 자동화한 이유는 기존에 래더링방법에서 사용하던 설문지로 인과행렬을 얻는 방법이 우선 속성 수가 증가하면 할수록 응답자에게 많은 부담을 주고 이로 인하여 자료의 신뢰성이 떨어지기 때문이다.

실제로 설문지에 인과행렬을 그리고 행렬의 각 칸에 속성간의 인과관계를 5점척도로 표시하게 하여 인과행렬 자료 수집을 시도한 결과 많은 응답자가 대각선을 중심으로 아래의 대칭되는 부분은 위쪽의 대칭 되는 부분의 응답을 그대로 옮겨 적는 경향을 보였다. 따라서 설문지로 얻은 자료는 사용이 불가능하였다. 또한 순서의 영향(order bias)을 제거하기 위해 속성 짝이 응답자에게 제시되는 순서를 무작위화 할 필요가 있는데 이것이 설문지에 의해서 자료를 얻는 경우에는 불가능하다.

컴퓨터를 통해 자료를 얻는 방법을 설명하면, 처음의 스크린에는 조사목적이 설명되고 응답자로 하여금 본인의 이름을 쳐 넣도록 한다. 다음 스크린에는 인구통계 변수와 맥주 음용습관에 대한 질문을 하고, 이것이 끝나면 〈표 2〉에서 예시한 것과 같은 속성간의 인과관계를 묻는 질문이 나오고 응답자는 1점에서 5점사이의 척도에 대해 키보드를 사용 답하게 된다. 한 속성 짝에 대한 질문이 끝나면 자동적으로 다음의 속성 짝이 나오고 모든 속성 짝에 대해 되풀이

된다. 또한 순서의 영향을 줄이기 위해 속성 짝이 제시되는 순서는 무작위화 하였는데 이는 응답자의 이름을 난수발생기(random number generator)의 종자(seed)로 사용하여 무작위적으로 속성 짝이 선택되도록 하였다.

〈표 2〉 인과행렬을 얻기 위한 스크린상의 설문

1 [부드럽다]라는 사실은 [목 넘김이 좋다] 라는 것에 영향을 미친다. 원인 : [부드럽다] .....> 결과 : [목 넘김이 좋다] ..... [    ] <table style="width: 100%; text-align: center; border: none;"> <tr> <td style="width: 20%;">1</td> <td style="width: 20%;">2</td> <td style="width: 20%;">3</td> <td style="width: 20%;">4</td> <td style="width: 20%;">5</td> </tr> <tr> <td>영향을 안 준다</td> <td>----- +</td> <td>----- +</td> <td>----- +</td> <td>----- 영향을 준다</td> </tr> </table>					1	2	3	4	5	영향을 안 준다	----- +	----- +	----- +	----- 영향을 준다
1	2	3	4	5										
영향을 안 준다	----- +	----- +	----- +	----- 영향을 준다										

이렇게 수집된 자료는 각각 개인별로 자동적으로 입력자료 형태로 만들어진다. 또 이런 원 자료 외에도 인과행렬자료는 4점 이상은 1로 3점 이하는 0으로 변환되어 이산형 자료(binary data)가 만들어진다.

#### 4. 3 비대칭형 다차원척도법 결과

각 개인별 인과행렬로 부터  $h_i$ 가 도출되면 이를 총합하여 하나의 행렬을 만들어 이를 입력 자료로 사용하였다. 본 논문에서 제안한 비대칭형 다차원척도법은 속성 좌표점과 편기모수의 초기값(starting value)을 사용자가 입력하여야 한다. 초기값으로는 c의 초기값은 모두 0으로 하였고, 속성의 좌표점을 나타내는  $X_i$ 값은 KYST와 같은 비계량형 다차원척도법(non-metric MDS)에서와 같이 Torgerson(1958)이 개발한 알고리즘을 사용하여 구한 초기도형(initial configuration)을 초기값으로 사용하였다. 3. 1의 인과행렬자료는 일종의 속성간의 일종의 유사도(비대칭이지만)자료이므로 식(2)에서의  $\alpha'$  /는 -1로 고정시켜 추정하였다.

〈표 3〉은 1차원에서 4차원까지 각 차원별로 모형의 해를 구한 결과이다. 〈표 3〉의  $R^2$ 값은 편기모수  $c_i$ 가 포함되어 있는 경우와 이를 포함하지 않은 경우를 비교한 것이다. 두 경우 모두 1차원에서 2차원으로 늘어날 때  $R^2$ 값이 각각 0.20, 0.18의 가장 큰 증가를 보여 2차원의 해가 최적임을 보여주고 있다. 편기모수를 포함하는 경우가 모형의 설명력인  $R^2$ 값이 0.08정도 증가하는 것으로 나타났다. 따라서  $R^2$ 값의 증가 분은 인과수준(계층구조)을 나타내는 변수를 포함할 때 모형의 설명력에 공헌하는 것으로 판단된다. 각 차원에서 편기모수가 포함되었을 경우와 그렇지 않았을 경우의 비교는 엄밀하게는 편기모수가 포함된 비대칭 다차원척도법의 경우 모수(parameter)가 증가한 만큼의  $R^2$ 의 증가 분이 통계적으로 유의한지를 검정하는 방법이 이상적이지만 본 논문에서는 이를 다루지 않았다.

〈표 3〉 각차원별 비대칭형 MDS모형의  $R^2$

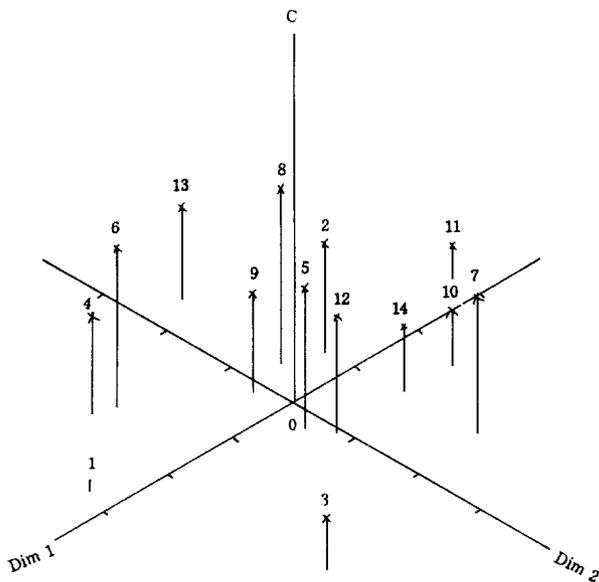
차원수	비대칭형 MDS의 $R^2$	$c_i$ 가 포함되지 않았을 경우의 $R^2$
1차원	0.52	0.46
2차원	0.72	0.64
3차원	0.79	0.71
4차원	0.84	0.76

〈표 4〉는 비대칭형 다차원척도법의 2차원상의 속성의 좌표점과 계층구조상의 위치를 나타내는 모수값의 추정치이다. 〈그림 2〉는 〈표 4〉의 결과를 속성의 수평구조와 수직구조를 동시에 보다 잘 파악하기 위해 1차원과 2차원의 좌표점을 두개의 평면 축으로 하고 속성의 인과수준을 나타내는  $c_i$ 를 수직 축으로 하는 입체도형으로 속성구조를 나타냈다.

〈표 4〉 속성의 좌표점과 편기모수의 추정치

속 성	1차원	2차원	$C_i$
1 암반 천연수	14.42	-1.77	0.00
2 부드럽다	-4.59	-2.08	7.68
3 열처리하지 않았다	10.30	12.92	3.54
4 시원하다	8.68	-7.21	6.89
5 깨끗하게 취한다	1.50	2.31	9.96
6 갈증해소에 도움을 준다	7.29	-6.59	11.00
7 몸에 덜 해롭다	-5.04	9.79	9.57
8 목 넘김이 좋다	-2.10	-3.16	12.07
9 취하기 보다는 즐기는 술	0.89	-2.42	7.18
10 미세한 필터링	-9.19	3.66	3.43
11 껍질 벗긴 맥아	-14.67	-1.75	2.57
12 순수하다	0.38	3.88	8.07
13 근본적으로 맛있다	-2.80	-11.50	6.39
14 제대로 만든다	-5.06	3.92	4.64

〈그림 2〉 입체적 속성구조



〈그림 2〉에서 점은 속성의 평면상의 위치를 나타내고 선은 평면에서 점까지의 수직길이를 나타낸다. 1차원의 축은 “암반 천연수”와, “껍질 벗긴 맥아”가 축의 양 극단에 위치하고 있는 것으로 보아 대략 맥주의 재료와 관련된 속성을 나타내고, 2차원 축은 맨 아래에 “비열처리”, 중간에 “미세한 필터링”, 상단에 “제대로 만들었다”의 속성이 포진한 것으로 보아, 맥주의 제조공정과 관련된 축으로 해석이 가능하다.

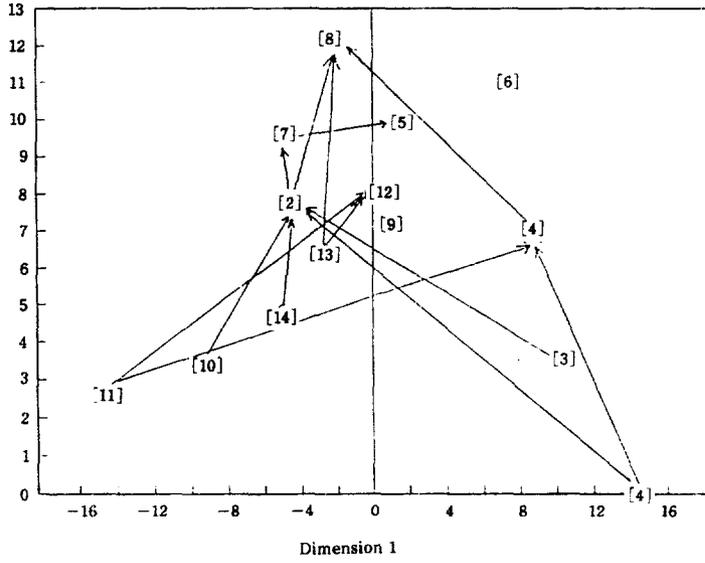
c<sub>i</sub>값으로 비교하여 볼 때 속성은 대략 계층구조상 대략 세 그룹으로 분류할 수 있다. 우선, 첫 번째 그룹은 암반 천연수(1), 비열처리(3), 미세한 필터링(10), 껍질 벗긴 맥아(11), 제대로 만들었다(14) 등의 구체적 속성과, 두 번째 그룹은 부드럽다(2), 시원하다(4), 취하기보다는 즐기는 술(9), 근본적으로 맛있다(13) 등의 결과와 관련된 속성과, 깨끗하게 취한다(5), 갈증해소에 도움을 준다(5), 몸에 덜 해롭다(7), 목 넘김이 좋다(8) 등과 같이 가치와 관련된 속성이다.

다음으로 속성간의 인과사슬을 그려 넣어 계층지도를 완성하기 위해 이산형 자료의 총합을 구하고 (4)식을 사용하여 Z<sub>i</sub>값을 구하였다. 여기서는 Z=1.04의 임계치를 사용 1.04이상인 값만이 두 속성사이에 직접적 인과관계가 있는 것으로 간주하였다(Z=1.04일 때 α값은 0.15이다). 두 속성간의 인과관계가 파악이 되면 이를 종합하여 일련의 인과사슬을 구하였다. 〈그림 2〉의 입체도형에 인과사슬을 그려 넣는 것이 시각적으로 이해하기 다소 복잡하기 때문에 〈표 4〉의 1차원과 c<sub>i</sub>값을 두 축으로, 또 2차원과 c<sub>i</sub>값을 두 축으로 하여 속성의 위치를 나타낸 후 여기에 각각 속성간의 인과사슬을 그린 그림이 〈그림 3〉과 〈그림 4〉이다.

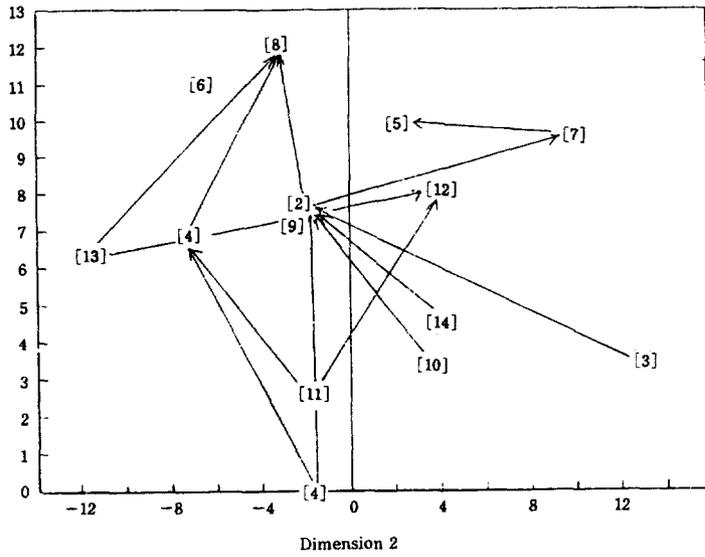
〈그림 3〉과 〈그림 4〉에서 나타난 주요 인과사슬을 살펴보면 암반 천연수(1) → 시원하다(4) → 목 넘김이 좋다(8)의 사슬과, 암반 천연수(1) → 부드럽다(2) → 몸에 덜해롭다(7) → 깨끗하게 취한다(5)의 사슬, 비열처리(3) → 부드럽다(2) → 몸에 덜해롭다(7) → 깨끗하게 취한다(5)의 사슬, 껍질 벗긴 맥아(11) → 시원하다(4) → 목넘김이 좋다(8)의 사슬과 껍질 벗긴 맥아(11) → 순수하다(12)의 사슬을 발견할 수 있다.

위의 속성 계층지도를 포지셔닝 상의 전략적 의미를 갖도록 해석해 볼 수 있다. 맥주회사가 소비자에게 제공할 수 있는 중요한 편익의 약속으로는 맥주의 부드러운 속성을 이용할 수 있으며 이는 최종적으로 “깨끗하게 취한다”는 이미지와 연결되도록 한다. 또 이 약속의 근거로는 여러 구체적 속성 중에서 “비열처리”나 “암반 천연수”등의 속성으로 뒷받침해 줌으로써 성공적인 포지셔닝이 가능함을 시사해 주고 있다.

〈그림 3〉 속성간의 인과사슬(1차원과  $c_1$ )



〈그림 4〉 속성간의 인과사슬(2차원과  $c_1$ )



#### 4. 4 계층적 군집분석에 의한 결과

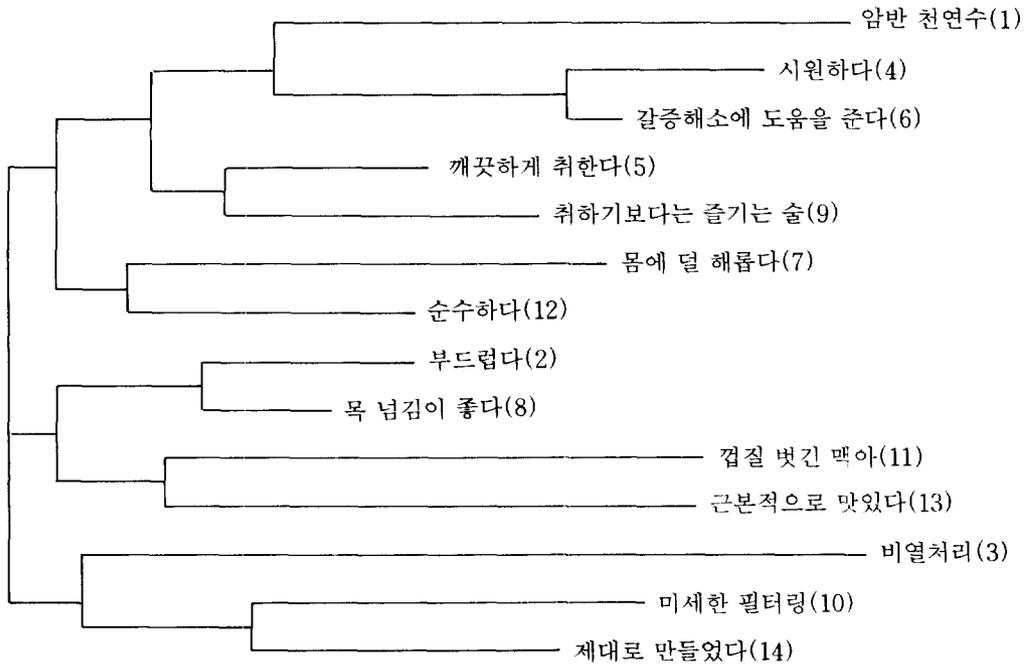
여기서 제안한 속성구조분석을 계층적 군집분석을 이용한 방법과 비교하기 위하여 동일한 자료를 Green, Wind와 Jain(1973)이 제안한 방법을 사용하여 분석하였다. 이 방법은 원자료인 인과행렬의 총합행렬을 비대칭형 자료를 다룰 수 있는 다차원척도법에 입력하여 속성간의 유클리디언 공간상에 위치를 구한다. 속성간의 좌표점이 구해지면 후 이를 속성간의 유클리디언 거리로 변환하여 속성간 거리로 변환된 자료를 계층적 군집알고리즘에 입력하여 속성간의 계층구조를 나타내는 방법이다.

원자료를 비대칭자료의 유사도를 다룰 수 있는 SPSS-X의 ALSCAL알고리즘의 하부모듈인 ASCAL(Asymmetric Euclidean distance model)모형에 입력하였고 row conditional matrix 옵션을 사용하였다(Young 1992). 조건부유사도(conditional proximity)자료를 사용하여 2차원에서 5차원까지의 해를 구해 각 차원별로  $R^2$ 값을 얻은 결과, 0.79, 0.87, 0.92, 0.95 이었다. 원자료의 정보를 최대한으로 살리기 위해 5차원상의 해를 이용하였다. 5차원상의 좌표점을 좌표점 간의 유클리디언 거리로 바꾸고 좌표점 간의 거리를 계층적 군집기법의 일종인 Corter(1991)가 개발한 ADDTREE에 입력하여 <그림 5>와 같은 나무그림구조를 얻었다.

위 출력결과 그림에서 오른쪽에 있는 바깥마디의 번호는 속성을 나타내며 나무그림상의 가로줄들은 path를 나타내고 세로줄은 편의상 그림을 압축하기 위해 그린 것이다. 이들 세로줄을 없애고 path들을 한 점에서 만나도록 다시 그릴수도 있다. path와 path가 만나는 점을 뿌리라고 하는데 뿌리가 같은 속성은 같은 군집에 속한다. 따라서 왼쪽에서 두 번째 뿌리를 기준으로 속성의 군집을 나누면, (1, 4, 6, 5, 9)속성들과, (7, 12)속성들, (2, 8, 11, 13)속성들, (3, 10, 14)속성들의 4개의 군집으로 이루어져 있다. 첫 번째 군집은 암반 천연수를 재료로 하여 맥주의 시원한 성질을 나타내고, 두 번째 군집은 몸에 좋은 순수한 성질, 세 번째 군집은 껍질 벗긴 맥아로 되어 부드러운 성질, 네 번째 군집은 비열처리하고 미세하게 걸러 제대로 된 성질을 나타낸다.

여기서 속성과 속성간의 거리는 마디와 마디를 잇는 최단 path 길이(length)로 표시할 수 있다. 이 출력결과에서  $R^2$ 값은 0.7649로 모델 상에 도출된 속성간의 거리가 원자료인 속성간의 거리행렬의 자료를 76%정도 설명하고 있어, 자료와 모형의 결과와의 일치도는 높게 나타

〈그림 5〉 ADDTREE로 얻은 속성의 계층구조



나고 있다.

Green, Wind와 Jain(1973)은 속성간의 거리를 구하여 이를 ultrametric tree를 나타내는 Johnson(1967)의 전통적인 계층적 군집분석 알고리즘에 입력하여 계층구조를 파악하였으나, 여기서는 ultrametric tree의 단점을 보완한 free tree의 일종인 ADDTREE에 입력하였다 (Sattah와 Tversky 1977). Ultrametric tree와 ADDTREE의 차이점은 전자는 같은 군집으로 묶인 속성들은 뿌리로 부터의 path 길이가 항상 똑같게 나타나지만 ADDTREE에선 〈그림 5〉에서와 같이 동일한 군집에 속해 있는 속성이라도 뿌리에서 마디까지의 path 길이가 각각 다르게 나타난다.

마디에서 뿌리의 길이는(여기서는 원래의 tree그림을 가로로 놓혀 그렸기 때문에 높이가 아니고 길이가 된다) 계층수준으로 해석할 수 있다. 뿌리로부터 마디까지의 path가 길면 길수

록 그 속성은 다른 속성보다 인과관계의 계층구조상 낮은 속성, 즉 구체적 속성을 나타내고 길이가 짧은 속성은 결과가 되는 속성을 나타낸다.<sup>4)</sup> 그림에서 보는 바와 같이 각 속성을 나타내는 path의 길이가 긴, 1(암반 천연수), 3(비열처리), 11(껍질 벗긴 맥아), 10(미세한 필터링)등은 구체적 속성이고 2(부드럽다), 5(깨끗하게 취한다), 8(목 넘김이 좋다)은 길이가 짧아 결과를 나타내는 속성이다.

## 5. 논의 및 결론

본 논문은 속성의 계층수준을 나타내는 모수를 추가한 비대칭형 다차원척도법을 이용, 속성의 수평구조와 수직구조를 동시에 파악할 수 있는 방법을 제안하였다. 이것은 비대칭형 다차원척도법을 마케팅에 응용한 Okada와 Imaizumi(1987)의 연구나 DeSarbo와 Manrai(1992)의 연구와 유사하나 분석의 목적이 상이하다. Okada와 Imaizumi(1987)나 DeSarbo와 Manrai(1992)는 상표전환행렬을 사용하여 이를 시장구조분석에 적용한 반면에, 본 논문에서는 분석의 대상을 속성간의 계층구조에 초점을 맞추었다. 또한 본 논문에서 제시한 모형은 Okada와 Imaizumi(1987)의 모형과 수리적으로는 같으나 알고리즘상의 차이가 있다. Okada와 Imaizumi의 모형은 non-metric algorithm인데 반하여 본 논문에서 사용한 방법은 metric algorithm이다.

본 논문에서 제시한 방법의 장점으로서는 기존에 사용하던 래더링기법에 비해 객관적이고 계량적인 모형에 입각하여 속성간의 인과관계를 보여주는 계층지도를 그릴 수 있다는 점을 들 수 있다. 또한 계층적 군집분석과 비해서는 원자료에서 속성간의 인과관계를 나타내는 비대칭성 정보를 잃지 않고도 자료분석이 가능하다. 더우기 속성간의 계층구조 뿐 아니라 수평적인 관계도 동시에 파악이 가능하다는 장점이 있다.

4) 이와 같은 성질을 가진 tree를 free tree 혹은 path-length tree라고 한다. Free tree와 Ultrametric의 차이점에 관하여는 김근배와 이규현(1994)을 참조 바람.

또한 이 방법은 속성간의 계층구조의 분석에 국한되지 않고 마케팅상의 인과관계분석에도 적용이 가능하다. 특히 소비자의 구매를 저해하는 구매장애요인은 제품요소 외에도 마케팅 믹스요인과 소비자의 생활양식과 관련된 제반 환경요인이 유기적으로 얽혀있기 때문에 쉽게 파악되지 않는다. 따라서 구매장애요인과 이의 해결책을 추출하여, 문제상호간의 인과관계를 물어 장애요인과 해결책간의 인과관계를 그림으로 파악하는 것도 가능하다. 또한 상표전환행렬 자료를 이 모형에 적용 시장구조분석에 사용하는 경우에,  $c_i$ 값은 비대칭적 상표의 흡인력(attraction power)을 나타내어, 출력결과로 상표간 경쟁관계와 상표력을 동시에 파악할 수 있다.

본 논문에서 사용된 편기모수  $c_i$ 는 Krumhansl(1978)나 DeSarbo와 Manrai(1992)의 논문에서 설명하는 밀도와 수리적으로 약간 다르다. DeSarbo와 Manrai(1992)의 논문에서는 밀도를 수식으로 나타낸 제약식이 사용되고 있으나 본 논문에서는 이것이 없다. 따라서 본 연구의 차후 연구과제로서 저자는 DeSarbo와 Manrai(1992)의 모형과 본 논문의 모형의 효용성을 비교 분석해보는 것을 제시하고자 한다. 또한 본 모형을 더욱 발전시켜, tree structure와 Euclidean spaces상의 위치를 동시에 추정하는 완전한 hybrid 모형으로 발전시키는 것도 차후 연구과제로 고려해 볼만하다.

## 참 고 문 헌

1. 김근배와 이규현(1993), "시장구조분석을 위한 군집기법들의 비교," 광고연구, 1993년 겨울호 (21호)
2. Bart, W. and Krus, D. (1973), "An Ordering-theoretic Method to Determine Hierarchies among Items," *Educational and Psychological Measurement*, Vol. 33, p. 291-300.
3. Constantine, A. G. and J. C. Gower(1978), "Graphical Representation of Asymmetric Matrices," *Applied Statistics*, Vol 27, No. 3, p. 297-304.
4. Corter, J. (1991), *ADDTREE/P EXTREE Professional Package*, Version 1. 5

5. Corter, J. and Amos Tverky(1986), "Extended Similarity Trees," *Psychometrika*, Vol. 51, No. 3, pp. 319-45.
6. DeSarbo, W. S., A. K. Manrai, L. A. Manrai and E. A. Edwards(1991), "TSCALE:A New Multidimensional Scaling Procedure Based on Tversky's Contrast Model," working paper, University of Pennsylvania.
7. DeSarbo, W., A. Manrai(1992), "A New Multidimensional Scaling Methodology for the Analysis of Asymmetric Proximity Data in Marketing Research," *Marketing Science*, Vol. 11, No. 2, pp. 1-20.
8. Green, Paul E., Yoram Wind and A. Jain(1973), "Analyzing Free-Response Data in Marketing Research," *Journal of Marketing Research*, Vol. 10(February), pp. 45-52.
9. Gutman, J. and T. J. Reynolds(1977), "A Pilot Test of a Logic Model for Investigating Attitude Structure," in *Moving Ahead with Attitude Research*, Y. Wind and M. Greenberg, eds., Chicago:American Marketing Association, pp. 19-28.
10. Gutman, J. and T. J. Reynolds(1979), "An Investigation of the Levels of Cognitive Abstraction Utilized by Consumers in Product Differentiation," in *Attitude Research Under the Sun*, J. Eighmey, ed., Chicago:American Marketing Association, pp. 128-50.
11. Gutman, J. (1982), "A Means-End Chain Model Based on Consumer Categorization Process," *Journal of Marketing Research*, Vol. 42, No. 2, pp. 60-72.
12. Holeman E. W. (1979), "Monotonic Models for Asymmetric Proximities," *Journal of Mathematical Psychology*, Vol. 20, pp. 1-15.
13. Johnson, Michael D. and C. Fornell(1987), "The Nature and Methodological Implications of the Cognitive Representation of Products," *Journal of Consumer Research*, Vol. 14(September), pp. 214-28.
14. Johnson, Michael D. and C. Fornell(1988), "Comparability and Hierarchical Processing in Multialternative Choice," *Journal of Consumer Research*, Vol. 15 (December), pp. 303-14.

15. Johnson, S. C. (1967), "Hierarchical Clustering Schemes," *Psychometrika*, No. 32, pp. 241-54.
16. Keon, John W. (1983), "Product Positioning: TRINODAL Mapping of Brand Images, Ad Images, and Consumer Preference," *Journal of Marketing Research*, Vol. 20(November), pp. 380-92.
17. Krumhansl, C. L. (1978), "Concerning the Applicability of Geometric Model of Similarity Data: the Interrelationship between Similarity and Spatial Density," *Psychological Review*, No. 85, pp. 445-63.
18. Kruskal, J. B. (1964), "Multidimensional Scaling by Optimizing Goodness of Fit to a Nonmetric Hypothesis," *Psychometrika*, No. 29, pp. 1-27.
19. McNemar, Q. (1947), "Note on the Sampling Error of the Difference between Correlated Proportions or Percentage," *Psychometrika*, No. 12, pp. 153-7.
20. Nosofsky, Robert M. (1991), "Stimulus Bias, Asymmetric Similarity, and Classification," *Cognitive Psychology*, Vol. 23, 94-140.
21. Reynolds, T. J. and Gutman, J. (1988), "Laddering Theory, Method, Analysis, and Interpretation," *Journal of Advertising Research*, Vol. 28, No. 1, pp. 11-31.
22. Okada, Akinori and T. Imaizumi(1987), "Nonmetric Multidimensional Scaling of Asymmetric Proximities," *Behaviormetrika*, No. 21, pp. 81-96.
23. Rao, Vithala R. and Darius J. Sabavala(1981), "Inference of Hierarchical Choice Processes from Panel Data," *Journal of Consumer Research*, 81(June), pp. 85-6.
24. Rosch, Eleanor(1978), "Principles of Categorization," in *Cognition and Categorization*, Eleanor Rosch and B. Lloyd, eds. Hillsdale, NJ: John Wiley and Sons, 81-98.
25. Russell, B. (1903), *Principles of Mathematics*, New York: Norton.
26. Sattath, S. and A. Tversky(1977), "Additive Similarity Trees," *Psychometrika*, No. 42, pp. 319-45.
27. Srivastava, R. K., R.P. Leone and A. D. Shocker(1981), "Market Structure

- Analysis: Hierarchical Clustering of Products Based on Substitution-In-Use," *Journal of Marketing*, 45(Summer), pp. 38-48.
28. Suppes, Patrick(1960), *Axiomatic Set Theory*, D. Van Nostrand Co. Princeton:New Jersey.
29. Torgerson, W. S. (1958), *Theory and Methods of Scaling*, NY:Wiley.
30. Valette-Florence, Pierre and Rapacchi, Bernard(1991), "Improvements in Means-End Chain Analysis Using Graph Theory and Correspondence Analysis," *Journal of Advertising Research*, February /March, pp. 30-45.
31. Young, Forrest, W. (1992), "Multidimensional Scaling," in *SPSS for Window Professional Statistics*, SPSS Inc. , Chicago:Michigan
32. Young, S. and B. Feign(1975), "Using the Benefit Chain for Improved Strategy Formulation," *Journal of Marketing*, 39(July), 72-4.

## A New Method for Analyzing the Hierarchical and Horizontal Structure among Product Attributes : An Application of Asymmetric MDS

Kunbae Kim\* · Hoonyoung Lee\*\*

### ABSTRACT

Product attributes are hierarchically structured. The concrete ones are at the bottom, and the more abstract at the top. Successful positioning of a product requires the knowledge about how the concrete attributes inherent in the product associate with the abstract values that consumers seek. For this, marketers have used the laddering or hierarchical clustering techniques so as to identify the hierarchical structure of attributes. Since the analysis using laddering techniques depends on subjective judgment and heuristics, however, its outcome is not objective enough for general acceptance. Hierarchical clustering approach also mislays the important information about causal relationship among attributes in the process of data transformation.

In this paper, we developed an asymmetric multidimensional scaling method which can simultaneously identify the horizontal and vertical structure of attributes. We applied this method to analyze the underlying structures of beer attributes, and compared its outcome with those of the conventional laddering and clustering techniques. This new method would be superior to the traditional method in systematically and objectively investigating the horizontal and vertical relationship among attributes.

---

\* Assistant Professor, College of Business Administration, SoongSil University.

\*\* Assistant Professor, College of Political Saence and Economics, KyungHee University.