

## 시장점유율, 상표애호도 및 경쟁구조에 대한 마케팅믹스변수들의 효과분석\*

### The Analysis of The Effects of Marketing Variables of Market Share, Brand Loyalty, and Market Structure

最初論文 接受日 : 93. 10.  
修正本 接受日 : -  
論文 掲載 確定日 : 93. 12.

임 병 훈\*\*  
채 서 일\*\*\*

#### 초 록

마케팅변수들의 효과파악은 기업의 마케팅담당자들에게 가장 중요한 과제중의 하나이다. 본 연구는 이에 대한 대안으로 베타-로지스틱 모형(The Beta-Logistic Model)을 소개하고 그 적용과정을 상세히 제시함으로써 마케팅변수들의 효과를 체계적으로 측정하려는 시도이다. 본 모형은 마케팅변수들의 시장점유율에 미치는 효과분석에 주안점을 두는 기존의 로짓모형에 비해 마케팅변수들의 시장점유율 및 상표애호도와 시장의 경제구조에 미치는 영향까지를 종합적으로 분석케 하여줌으로서 보다 의미있는 자료를 제시하여 줄 수 있다. 또한 본 모형은 로짓모형에 비해 이용되는 자료에 제약이 적으며 소비자 이질성을 모형에 적절히 반영한다는 장점을 갖고 있다. 실증적 분석으로 캐주얼신발 및 칼라텔레비전구매자료와 같은 구매빈도가 적은 내구재 또는 준내구재자료를 이용하여 본 모형을 적용하였으며 분석결과는 기업의 마케팅담당자들에게 의미있는 결론들을 제시해 주고 있다.

\*\* 인하대학교 경영학과 전임강사

\*\*\* 고려대학교 경영학과 교수

## I. 서론

마케팅믹스변수들의 정확한 효과분석은 마케팅업무를 담당하는 담당자들에게 매우 중요한 문제이며, 기업의 모든 마케팅활동의 효과적인 수행을 위한 기초가 된다. 이에 따라 마케팅학계에서는 마케팅변수들의 효과분석에 대해 많은 노력을 기울여 왔으며, 그 중 로짓 모형(the logit model)은 여러가지 마케팅변수들의 효과를 체계적으로 분석하기 위해 최근의 마케팅연구에서 널리 이용되어지는 모형중의 하나이다. 구미의 경우 스캐너-패널(scanner-panel) 자료가 점점 더 많은 제품에 대해 입수가 가능해 짐에 따라, 특히 소비자 일용품(frequently purchased products)의 연구에 있어서 소비자의 구매행동에 영향을 미치는 변수들의 파악과 효과 측정을 위해 로짓 모형이 널리 이용되어지고 있다. 로짓 모형의 이론적 고찰은 이미 기존의 많은 연구에 있어 상세히 이루어졌으며 (안광호, 채서일 1993, McFadden 1973, Flath 와 Leonard 1979, Gensch 와 Recker 1979, Malhortra 1984, Ben-Akiva 와 Lerman 1985), Guadagni와 Little은 1983년의 연구를 통해 마케팅 변수들의 판매에 미치는 효과를 분석하는 실용적인 과정을 상술하였다. 로짓 모형에 있어서 문제가 되는 소비자의 이질성(heterogeneity)문제는 상표애호도(Guadagni and Little 1983, Gupta 1988, Kalwani 와 1990)라는 개인 수준에 있어서의 변수를 측정, 모형에 반영함으로써 해결하였다.

그러나 로짓모형을 이용한 마케팅믹스변수들의 효과분석은 주로 이들 변수들이 각 상표들의 시장점유율에 어떠한 변화를 주는가에 초점을 맞추고 있으며 마케팅담당자들에 있어서 또 다른 주요한 문제점들인 상표애호도나 시장의 경쟁구조에 미치는 영향을 파악하는 데는 한계점이 따르고 있다. Guadagni와 Little(1983)의 연구에서는 개인적 수준에서의 상표애호도를 독립변수로 하여 시장점유율에 미치는 영향을 파악하고 있지만 반대로 마케팅변수들이 소비자의 상표애호도에 어떠한 영향을 미치는가에 대한 분석은 이루어지지 않고 있다. Sabavala와 Morrison(1977)의 연구에서 지적된 바와 같이 소비자의 상표애호도는 바로 어떤 상표의 장기적인 시장점유율을 결정짓는 지표로서 상표애호도의 정확한 측정과 이를 통한 시장점유율의 예측은 마케팅담당자들에게 매우 중요한 문제이지만 로짓모형의 분석만으로는 이러한 정보를 얻는 데는 많은 한계점이 따르고 있다.

기업의 마케팅담당자의 입장에서 해결되어지는 또 다른 문제는 마케팅변수들의 효과가 자사 상표뿐만이 아니라 경쟁상표들에 어떠한 영향을 미치는 지도 명확히 파악하여야 한다는 것이다. 선택적으로 경쟁상표를 견제하면서 자사상표에 최대한의 효과를 발생시키는 마케팅 변수를 이용할 수 있어야 하며, 한 단계 더 나아가 자사상표에 가장 큰 영향을 미치는 경쟁상표와 경쟁상표의 마케팅변수까지를 찾아내는 시장내의 경쟁구조의 분석에 대한 연구가 이루어져야 하는 것이다. 물론 이러한 분석은 Guadagni 와 Little(1983)의 연구의 Appendix에서 보여준 바와 같이 로짓모형에서도 어느 정도 분석이 가능하나 매우 복잡한 계산과정을 거쳐야 한다는 문제점을 갖고 있다.

로짓모형의 또 다른 한계점은 분석을 위한 자료의 입수가 용이하지 않다는 것이다. 즉, 로짓 모형이 패널자료를 이용한 많은 일용품의 분석에 이용되어졌지만, 소비자 내구재(consumer durable products)나 산업재(industrial products)의 분석에 있어서는 거의 그 응용사례가 없는 실정이다. 물론 그 이유는 이러한 제품들에 있어서는 장기간에 걸쳐서도 그 구매빈도가 매우 낮으며, 구매에 관한 자료가 로짓 모형에서 이용가능한 형태로 체계적으로 정리되어져 있지 않기 때문이다. 또한 낮은 구매빈도로 인해, 일용품의 분석에 있어서 가장 중요한 변수이며 소비자의 이질성(heterogeneity)문제를 해결하기 위해서 필요한 개인 수준에 있어서는 상표애호도에 대한 효과적인 측정이 어려운 상태이다. 소비자의 이질성이 모형에 반영되지 않았을 경우 Chamberlain(1980)과 Horowitz(1981)는 계수들의 추정치에 문제가 있음을 지적한 바 있다. 물론 지난번 구매한 상표와 같은 상표애호도에 대한 제한된 정보가 이용될 수도 있으나 로짓 모형의 문제점을 근본적으로 해결하여 주지는 못한다.

이상에서 논의된 바와 같이 로짓모형은 마케팅믹스변수들의 시장점유율에 미치는 영향을 체계적으로 파악케 하여 주었지만 많은 추가적인 정보를 요구하는 기업의 마케팅담당자들의 입장에서 이용하는 데는 한계점을 보이고 있다. 이에 본 연구는 로짓 모형과 달리 마케팅변수들의 효과분석의 대상이 단지 시장점유율뿐만이 아니라 상표애호도 및 시장내의 경쟁구조에 대한 분석까지도 가능케 하여 주는 베타-로지스틱모형(The Beta-Logistic Model)을 소개하고 실증적 자료를 이용하여 그 응용과정을 보여주려 한다. 본 모형의 장점은 로짓 모형과는 달리 자료의 형태에 큰 구애를 받지 않으면서도 마케팅담당자들에게 로짓 모형보다 더욱 의미있는 결과를 제시하여 줄 수 있다는 것이다. 베타-로지스틱 모형은 비록 로짓 모형과 다른 가정하에서 모형이 도출되어지지만 최종적인 모형은 로짓 모형과 동일한 형태를 취하게

된다. 그러나 요구되어지는 자료의 형태에 있어서는 로짓 모형과 달리 일반적인 기술적(descriptive)인 연구에서 얻어지는 자료를 그대로 이용할 수 있다는 장점을 갖게 된다.

다음 장의 문헌고찰부분에서는 스토캐스틱 모형을 이용한 상표애호도에 대한 연구와 시장 경쟁구조에 대한 기존의 연구들을 간단히 고찰한 후 본 연구의 중심이 되는 베타-로지스틱 모형의 도출 과정을 제시하며, 제 III 장에서는 실증적 자료를 이용하여 본 모형의 적용과정을 상술하고, 제 IV 장에서 결과의 해석과 기업의 실무자들에게 주는 의미를 살펴보기로 한다. 마지막으로 제 V 장에서 결론을 맺기로 한다.

## II. 문헌 고찰

### 1. 스토캐스틱 모형(Stochastic Model)을 이용한 상표애호도의 연구

스토캐스틱 모형을 이용한 상표애호도에 대한 연구는 Behavioral Approach에서 강조되는 개인적 수준에서의 연구보다는 전체 소비자 또는 세그먼트단위의 소비자집단수준에서의 연구에 초점이 맞추어 졌으며 주로 구매확률의 분포(the distribution of purchase probabilities)를 이용하여 연구되어졌다. Stewart(1979)는 이러한 분포를 애호도분포(The Loyalty Distribution)라 칭하였으며, 많은 종류의 소비자 비내구재제품의 경우 U 형태가 가장 많이 관찰되어 진다고 하였다. 후에 그는 베타모수(the beta parameters)들을 이용하여 U 형태의 구매확률분포의 조건을 제시하기도 하였다.

Sabavala와 Morrison(1977)은 텔레비전 프로그램들에 대한 소비자의 애호도(loyalty)를 측정하기 위해 극화지수(The Polarization Index)  $\phi$ 를 제시하였다. 그들은 구매확률이 다양한 형태의 확률분포를 나타낼 수 있는 베타분포를 따른다고 가정한 후, 두 개의 베타모수인  $\alpha$ 와  $\beta$ 를 이용하여  $\phi$ 를  $\phi = (1 / (\alpha + \beta + 1))$ 로 정의하였다. 이 지수는 0부터 1사이의 값을 취하며 다음의 표 1에 제시된 바와 같이 소비자의 전반적인 구매확률 또는 상표애호도가 커질수록 높은 값을 취하게 된다.

<표 1> 극화지수  $\phi$ 의 특성

	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)	(f)
$f(p)$						
$\alpha, \beta$ 의 범위	$\alpha, \beta \rightarrow \infty$	$\alpha, \beta > 1$	$\alpha = \beta = 1$	$0 < \alpha < 1$ $\beta > 1$	$0 < \alpha, \beta < 1$	$\alpha = \beta = 0$
$\phi$ 의 범위	$\phi = 0$	$0 < \phi < \frac{1}{3}$	$\phi = \frac{1}{3}$	$0 < \phi < \frac{1}{2}$	$\frac{1}{3} < \phi < 1$	$\phi = 1$

## 2. 시장경쟁구조분석에 대한 고찰

어떤 산업에 있어서 상표들간의 경쟁구조를 명확히 파악하는 일은 마케팅담당자에 있어서 매우 중요한 일이며 이를 위해 마케팅학계에서는 많은 연구를 행하여 왔다. 어떤 시장내에서 직접적으로 경쟁을 하는 상표들의 모임으로 정의되는 partition을 찾아냄으로서 신제품의 도입 또는 cannibalization을 통한 자원상의 비효율적 운영을 줄이기 위한 기존제품의 재포지셔닝과 같은 마케팅의 핵심적 의사결정이 가능한 것이다.

시장내의 경쟁구조를 파악하기 위한 연구들로는 우선 상표간의 교차탄력성(the cross-elasticity)을 이용한 기본적인 경제학적 접근방법을 들 수 있으며(Allenby 1989 참조), 그 외에도 다양한 기법을 통한 연구가 이루어졌다. 이 중 가장 대표적인 방법으로는 자료의 입수가 용이하다는 장점으로 인해 마케팅분야에서 가장 집중적으로 이용되어진 상표전환행렬(the brand switching matrix)를 이용한 연구들을 들 수 있으며(Kalwani와 Morrison 1977, Urban, Johnson 과 Hauser 1984), 그 외에도 구매주기(inter-purchase time)나 소비자의 사용상의 대체(in-use substitution) 자료를 이용한 연구들을 들 수 있다 (Fraser와 Bradford 1983, Day, Shocker와 Srivastava 1979).

### 3. 베타-로지스틱 모형(The Beta-Logistic Model)

베타-로지스틱 모형의 발전은 마케팅분야가 아닌, 이산적선택(discrete choice)이 문제가 되는 다른 학문분야에서 이루어졌다. Heckman과 Willis(1977)은 노조에의 가입문제를 분석하기 위해, Davis(1984)는 거주지 이동에 관한 문제를 분석하기 위해 이 모형을 적용하였다. 또한 Dunn과 Wrigley(1984)는 본 모형을 다변량의 경우(the multivariate case)로 확장하여 쇼핑단지 선택문제에 적용하였다. 그러나 마케팅에 있어서는, 본 모형의 이용잠재력에도 불구하고 전혀 응용되어지지 않은 상태이다. 이하에서는 우선 본 모형의 이론적 도출과정에 대해 설명하기로 한다.

#### 3.1 로짓 모형(The Logit Model)

로짓 모형에 있어서, 어떤 상표의 선택확률은 대개 여러개의 외생변수(exogenous variables)의 함수로 나타나진다. 예를 들면, 간단한 이변량(bivariate)의 분석에 있어서 상표 1의 선택확률  $P_1$ 은 다음과 같이 표시된다.

$$P_1 = \frac{\exp(x\beta)}{1 + \exp(x\beta)}$$

여기서  $x$ 란 외생변수들의 벡타(vector)이며  $\beta$ 는 추정되어야 하는 모수들의 벡타이다. 이 모델에서 추정되는  $P_1$ 의 의미는 비슷한 값(value)을 갖는 소비자들의 평균 선택확률(mean purchase probability)을 나타낸다. 그러나 이 값은 이러한 소비자 집단내의 개인적 차이를 전혀 반영해주지 못한다는 문제점을 갖게 된다. 어떤 소비자집단내에서 비록 그 평균이 동일하다 하더라도 제품 선택확률의 분포에는 많은 차이가 있을 수 있으며, 이에 따라 기업 실무자들의 의사 결정도 달라져야 하는 것이다. 그러나 현재의 로짓 모형은 이러한 문제점을 해결하지 못하고 있다. 비록 상표애호도와 같은 개인수준에 있어서 차이를 반영해주는 변수들이 모형에 추가되어져도 결과는 마찬가지이다.

다음에서 보여질 베타-로지스틱 모형에 있어서는 이러한 문제를, 종속변수로 나타나는 상표 선택확률 자체가 분포를 갖도록 함으로서 소비자의 이질성문제를 해결하는 독특한 기법

이다. 이하에서는 본 모형의 도출과 특성을 설명하기로 한다.

### 3.2 베타-이항모형(The Beta-Binomial Model)

베타-이항모형에 있어서 어떤 상표의 선택확률은 두개의 모수(parameter)인  $\alpha$  와  $\beta$ , 그리고 구매회수인  $n$ 의 함수로 나타나게 된다.

$$f(p) = f(p;\alpha,\beta,n) \\ = \frac{\Gamma(\alpha+\beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} p^{\alpha-1}(1-p)^{\beta-1}, \text{ where } \alpha,\beta > 0 \text{ and } 0 < p < 1 \quad (1)$$

여기서 베타분포(The Beta Distribution)의 평균(mean)과 분산(variance)은 다음과 같이 나타난다.

$$E(p) = \frac{\alpha}{\alpha+\beta} \quad (2)$$

$$\text{Var}(p) = \frac{\alpha\beta}{(\alpha+\beta+1)(\alpha+\beta)^2} \quad (3)$$

그리고 총  $n$ 번의 구매중 어떤 상표를  $k$ 번 사는 확률은 다음과 같이 표시된다.

$$f(k;\alpha,\beta,n) = \binom{n}{k} \frac{\Gamma(\alpha+\beta)\Gamma(\alpha+k)\Gamma(\beta+n-k)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)\Gamma(\alpha+\beta+n)} \quad (4)$$

### 3.3 베타-로지스틱 모형(The Beta-Logistic Model)

베타-로지스틱 모형은 베타-이항모형의 두 모수인  $\alpha$ 와  $\beta$ 를 마케팅변수나 인구통계학적 변수(demographic variables)들로 나타내는 것이다. 즉, 베타-이항 모형의 두 모수들을 마케팅변수나 소비자특성에 따라 변화하도록 만드는 것이다.

$$\begin{aligned} \alpha &= \exp(xr_1) \\ \beta &= \exp(xr_2) \end{aligned} \quad (5)$$

여기서  $r=(r_1, r_2)$ 는 모수들의 벡타이며  $x$ 는 마케팅변수나 인구통계학적 변수인 외생변수들(exogenous variables)이다. 식 (5)에서 지수(exponential)형태를 취한 이유는 이를 통해 두개의 베타 모수들이 항상 양(positive)의 값을 갖도록 해주며, 또한 로짓모형과의 비교를 용이하게 하기 위함이다.

다음으로 식 (5)를 식 (2)에 대입함으로써, 다음과 같은 베타-로지스틱 모형을 얻게 되는 것이다.

$$E(p) = \frac{\exp(x(r_1-r_2))}{1+\exp(x(r_1-r_2))} \quad (6)$$

식 (6)은 모수벡타의 형태만을 제외하고는 로짓 모형과 동일한 형태이다. 이 모형과 외생 변수들의 실제 값들을 이용하면 각 소비자집단에 대한 평균 구매확률(식 (2)를 통해)이 쉽게 얻어지게 되며, 또한 두개의 베타모수들을 이용하여 집단별 선택확률의 분포도 얻게된다.

$r$ 의 추정은 MLE(Maximum Likelihood Estimation)을 통해 이루어지게 되며 Likelihood 함수는 식 (5)를 식 (4)에 대입함으로써 얻어지게 되며, 구체적으로 식 (7)에 제시되어 있다.

$$Ll(k;r,n,x) = \frac{\Gamma(\exp(xr_1)+\exp(xr_2))\Gamma(\exp(xr_1)+k)\Gamma(\exp(xr_2)+n-k)}{\Gamma(\exp(xr_1))\Gamma(\exp(xr_2))\Gamma(\exp(xr_1)+\exp(xr_2)+n)} \quad (7)$$

### 3.4 디리킬렛-로지스틱 모형(The Dirichlet-Logistic Model)

앞에서 보여진 베타-로지스틱 모형은 쉽게 다변량(multivariate)의 경우로 확장되어질 수 있다.  $m$ 개의 상표로 구성된 시장을 가정하고, 어떤 소비자가 총  $n$ 번의 구매중 각 상표를  $k_1, k_2, k_3, \dots, k_m$ 번 구매했다고 가정하자. 그러면 이를 설명하는 모형인 다항 모형(The Multinomial Model)은 다음과 같이 나타나게 된다.

$$f(K|P,n) = \frac{n!}{k_1! \cdots k_m!} P_1^{k_1} \cdots P_m^{k_m} \quad (8)$$

여기서  $n = \sum_{i=1}^m k_i$ ,

$$K = (K_1, K_2, \dots, K_m),$$

$$P = (P_1, P_2, \dots, P_m).$$

여기서 만일 우리가 선택확률의 벡터인  $P$ 가  $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$  ( $\alpha_i$ 의 합은  $\alpha$ )의 모수들을 갖는 디리킬렛 분포(The Dirichlet Distribution)를 따른다고 가정하면, 각 상표들의 평균 선택확률과 분산은 다음과 같이 나타난다.

$$E(p_i) = \frac{\alpha_i}{\alpha} \quad (9)$$

$$\text{Var}(p_i) = \frac{\alpha_i(\alpha - \alpha_i)}{(\alpha + 1)(\alpha)^2} \quad (10)$$

다음 다항 모형과 디리킬렛 분포를 결합한 다항-디리킬렛 모형 (The Multinomial-Dirichlet Model)을 도출해 내면 다음과 같으며, 이는 베타-이항분포인 식 (4)를 다변량의 경우로 확장한 형태이다.

$$f(K|\alpha,n) = \frac{n!}{x_1! \cdots x_m!} \frac{\Gamma(\alpha) \prod_{i=1}^m \Gamma(k_i + \alpha_i)}{\Gamma(n + \alpha) \prod_{i=1}^m \Gamma(\alpha_i)} \quad (11)$$

여기서  $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m)$ .

여기서 앞서 설명한 바와 같이 마케팅믹스변수나 인구통계학적 변수들과 같은 외생변수들로 디리킬렛 모수(Dirichlet Parameters)들을 나타내면 다음과 같게 된다.

$$\alpha_1 = \exp(xr_1),$$

$$\alpha_2 = \exp(xr_2),$$

$$\begin{aligned} & \vdots \\ \alpha_m &= \exp(xr_m). \end{aligned} \tag{12}$$

여기서  $r_1, r_2, \dots, r_m$ 은 외생변수  $x$ 에 대한 추정치의 벡터가 된다. 식 (9)와 (12)를 이용하면 상표  $i$ 의 평균 선택확률은 다음과 같이 표시된다.

$$E(p_i) = \frac{\exp(xr_i)}{\sum_{j=1}^m \exp(xr_j)} \tag{13}$$

여기서 우리는 식 (13)이 다변량 로짓 모형(Multivariate Logit Model)과 동일한 형태임을 알 수 있다. 모수들의 추정은 앞서와 같이 MLE를 이용하게 되며, 각 소비자마다의 Likelihood함수는 다음과 같이 나타난다.

$$L(K|N, r, x) = \frac{\Gamma(\sum \exp(xr_i)) \prod_{i=1}^m (\Gamma \exp(xr_i) + k_i)}{\prod_{i=1}^m \Gamma(\exp(xr_i)) \Gamma(N + \sum \exp(xr_i))} \tag{14}$$

마지막으로  $r$ 의 추정은 전체 소비자들에 대한 Log-Likelihood함수의 합을 극대화함으로써 얻어지게 된다.

### Ⅲ. 실증적 분석

본 장에서는 제 II 장에서 개발된 모형들에 실제 자료들을 이용하여 분석을 실시하고 그 결과를 보여주는 부분이다. 이를 위해 우리나라에서 수집된 소비자들의 캐주얼 신발 및 칼라텔 레비전 구매자료를 본 모델에 적용하였으며 그 결과를 제시하였다.

#### 1. 분석 자료

##### 1.1 캐주얼 신발자료

본 연구에서 이용한 자료는 358명의 한국 소비자들에게서 수집된 캐주얼 신발류의 구매자료이다. 자료는 1986년 7월에 수집되었으며 이들 소비자들은 조사시점으로부터 과거 약 5년에 걸쳐 577켤레 또는 1.6켤레의 캐주얼 신발류를 구매한 것으로 나타났다.

조사당시 우리나라의 캐주얼 신발류 시장은 크게 2개의 시장 선도 상표인 A상표와 B상표 및 기타 상표들로 구성되어 있었다. 각 상표들의 시장 점유율은 A상표가 53.6%, B상표가 1%로 나타났으며 기타 군소 상표가 전체 시장의 23.3%를 차지하는 것으로 나타났다.

구체적으로 수집된 자료의 내용은 각 소비자의 제품 구매에 대해 다음과 같은 정보를 측정하였다.

- 1) 광고에의 노출 정도(6점 척도로 측정)
- 2) 캐주얼 신발류 구매에 있어서 디자인, 편안함, 가격의 상대적 중요성
- 3) 소비자들의 각 상표에 대한 디자인, 편안함, 가격의 평가
- 4) 인구통계학적 변수

전체 자료는 다시 모형을 찾아내기 위한 calibration 표본과 모형의 예측력(predictive ability)를 측정하기 위한 검증(validation) 표본으로 양분하였다. Calibration 표본은 총 436켤레의 캐주얼 신발류를 구매한 268명의 소비자들로 구성되었으며, 검증표본은 총 141켤레의

캐주얼 신발류를 구매한 90명의 소비자들로 구성되었다.

## 1.2 칼라 텔레비전 자료

본 연구에서 이용된 또 하나의 자료는 서울지역에 거주하는 가구들 중 임의표본추출방법에 의해 선택된 263가구의 1981년에서 1988년사이의 칼라텔레비전 구매자료이다. 동 기간동안 본 표본가구들은 368대 또는 가구당 1.4대의 칼라텔레비전을 구매하였으며 본 자료는 각 구매마다 각 상표별 성능, 디자인, 경제성(또는 가격의 적정성) 차원에서 가장 우세한 상표를 선택토록 하였다. 또 각 가구별 소득수준과 가구원의 수와 같은 인구통계학적 변수들도 포함되어 있다.

시장은 금성, 삼성, 대우 및 외제상표의 4가지 상표로 구성되어 있으며 동 기간동안 금성이 약 50%의 시장점유율을 갖고 있었으며 삼성, 외제상표, 대우가 각각 28.3%, 14.4%, 및 7.3%의 시장점유율을 갖고 있었다.

앞서와 마찬가지로 전체 자료는 다시 모형을 찾아내기 위한 calibration 표본과 모형의 예측력을 측정하기 위한 검증표본으로 양분하였다. Calibration 표본은 총 288대의 칼라텔레비전을 구매한 199가구들로 구성되었으며, 검증표본은 총 80대를 구매한 64가구들로 구성되었다.

## 2. 모형의 적용 및 결과

이하에서는 실제적 자료를 이용한 베타-로지스틱 및 디리킬렛-로지스틱 모형의 적용과정과 결과를 보여준다. 모수추정을 위해서는 Kalwani와 Morrison(1980)이 보여준 베타분포와 디리킬렛분포의 likelihood 함수를 이용하였으며, 모수추정을 위한 program으로 Powell이 제시한 최적화(optimization) 기법을 이용하였다(Kuester 와 Mize 1973 참조). 이하의 분석에서는 우선 베타-로지스틱 모형을 이용하여 모형의 적용과정과 실무적인 응용 절차를 보여주며, 다음 전체 시장 차원에서의 분석을 하는 디리킬렛-로지스틱 모형의 적용에 있어서는 로짓 모형과의 비교에 주안점을 두었다.

## 2.1 베타-로지스틱 모형의 적용

### 2.1.1 캐주얼신발 자료분석

베타-로지스틱분석의 적용에 있어서 본 모형을 캐주얼 시장의 두번째 상표인 B상표에 먼저 적용하였다. 이를 위해 우선 앞서 제시된 모든 마케팅변수와 인구통계학적 변수 및 상표애호도의 효과를 보기위해 지난번에 구매한 상표를 고려하였다. 구체적인 모형의 적용은 매 단계에 있어서 가장 유의한(significant) 변수를 찾아내는 단계적(stepwise)분석을 시도하였다. 최초 모델의 적용에 있어서는 각 상표마다 일종의 dummy 변수인 상수(constant)만을 모형에 집어 넣었으며, 다음으로 매 단계마다 가장 유의한 변수를 찾아내기위한 likelihood 검정을 실시하였다. 이 검정의 구체적인 절차는 각 단계마다 null 모형과 하나의 변수가 추가된 새 모형의 likelihood을 비교하여, 다음과 같은 통계치를 계산해 내게 된다.

$$\lambda = -2(\log\text{-likelihood}(\text{null 모형}) - \log\text{-likelihood}(\text{새 모형})).$$

표본의 크기가 충분히 클 때,  $\lambda$ 는 자유도 2의  $\chi^2$ 분포를 따르게 되며 이를 통해 어떤 변수가 유의한 지를 밝혀내는 것이다.

다음의 <표 2>는 상수만으로 구성된 최초의 모형으로부터 단계적으로 가장 유의한 변수를 선정하여 최종 모델에 이르는 과정을 보여준다.

<표 2>에서 보는 바와 같이 앞서 고려된 변수들중 최종적으로 3개의 변수가 Log-likelihood Test 결과 유의하게 나타났고 최종 모형에 반영되었음을 보여주고 있다. 그 중 광고에의 노출정도가 가장 의미있는 변수로 밝혀졌으며, 소비자들의 제품 디자인과 가격 변수에 대한 평가도 매우 유의한 것으로 밝혀졌다. 반면 지난번 구매제품으로 측정된 상표애호도 변수는 그다지 중요하지 않은 것으로 나타났는바, 이는 제품 특성상 제품 자체가 유행에 따라 빨리 변화하고 소비자의 제품선택에 있어 제품 디자인 같은 다른 마케팅 변수가 지난 번 구매제품보다 중요하기 때문이다. 또한 제품구입 주기(inter-purchase time)가 길어서 지난번 제품의 영향이 일용품과 같이 빈번히 구매되는 제품에 비해 적기 때문에 상표애호도의 영향은 적은 것으로 나타났다. 또한 인구통계학적 변수들도 상표선택에 큰 영향을 미치고 있지 않은 것으로 밝혀졌다. 다만 인구통계학적 변수들중 성별(sex)만은 최초 변수 선정에서 10%수준

〈표 2〉 베타-로지스틱 모형의 적용 결과(캐주얼 신발자료)

모형	모수추정치	Log-likelihood	LR Test <sup>a</sup>	$\rho^2$
1. 상수만 이용시	$\log(\alpha_{1g}) = -.644$ $\log(\alpha_{2g}) = +.554$	-317.34		.192
2. 상수와 광고에의 노출정도	$\log(\alpha_{1g}) = -.9922 + .8625 * ad$ $\log(\alpha_{2g}) = +.5998 + .3826 * ad$	-304.98	24.72	.223
3. 상수, 광고 및 디자인	$\log(\alpha_{1g}) = -1.09 + .473 * ad + 1.18 * des$ $\log(\alpha_{2g}) = +1.138 + .238 * ad + .486 * des$	-300.76	8.56	.234
4. 최종모형 (상수, 광고, 디자인, 경제성)	$\log(\alpha_{1g}) = -2.20 + .321 * ad + 1.05 * des + .64 * eco$ $\log(\alpha_{2g}) = +1.23 + .148 * ad + .406 * des + .173 * eco$	-297.18	7.04	.243

<sup>a</sup>  $\chi^2_{.05}(2) = 5.99$ ,  $\chi^2_{.01}(2) = 9.21$

- ◎ des 는 1, 소비자가 B상표의 디자인이 가장 좋다고 평가할 때  
0, 그렇지 않은 경우
- ◎ eco 는 1, 소비자가 B상표의 가격이 가장 적정하다고 평가했을 때  
0, 그렇지 않은 경우
- ◎ yad 는 0, 만일 소비자가 B상표의 광고에 전혀 노출되어지지 않은 경우  
5, 소비자가 B상표의 광고에 가장 많이 노출된 경우

에서 의미있게 나타났으며, 여성의 경우 이 상표에 대한 선택확률이 다소 높은 것으로 나타났다.

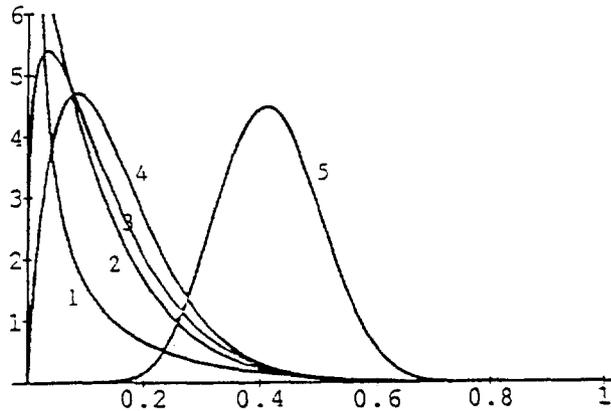
베타-로지스틱 모형의 적용 결과는 기본적으로 소비자 세그먼트 또는 마케팅변수가 유사한 값을 갖는 소비자 집단의 차원(level)에서 이루어지게 된다. 즉 위 〈표 1〉의 최종적 모형과 각 소비자 집단별 특성을 이용하여 각 집단의 평균 선택확률, 즉 시장 점유율과 두 개의 베타 모수인  $\alpha$ 와  $\beta$ 를 이용하여 집단별 선택확률의 분포를 그려내게 되는 것이며 그 결과가 각각 〈표 3〉과 [그림 1]에 나타나 있다.

<표 3> 소비자 집단별 특성 및 구매확률 분포의 특성(캐주얼 신발자료)

소비자유형 <sup>a</sup>	$\alpha$	$\beta$	평균	분산	비율
1	.252	4.067	.058	.0103	4.0%
2	.99	8.004	.110	.010	18.3%
3	1.252	8.525	.128	.012	7.2%
4	1.887	10.76	.149	.0093	5.4%
5	12.87	18.08	.416	.0076	1.8%

<sup>a</sup> 각 소비자 유형별 특성은 [그림 1]에 나타나 있음.

[그림 1] 소비자 집단별 구매확률 분포도(캐주얼 신발자료)



변수	집단 1	2	3	4	5
광고에의 노출	없음	중간	높음	높음	높음
경제성평가	낮음	낮음	낮음	낮음	높음
디자인평가	낮음	높음	낮음	높음	높음

위의 <표 3>과 [그림 1]에 제시된 바와 같이 소비자들은 본 상표의 광고에 더 많이 노출될 수록, 또 제품 디자인과 가격에 대한 평가가 나아질수록, 평균 선택확률로 나타나는 시장 점유율은 점차 증가되어지고 있으며, 선택확률의 분포는 역-J형태로 부터 종(Bell)형태로 변

화되어짐을 볼 수 있다. 그러나 광고에 가장 많이 노출이 되고 본 제품에 대한 평가가 우수한 경우라도 시장점유율은 어느 정도 증가되었지만 확률분포의 형태는 보다 바람직한 J형태로 바뀌어지지 않는 상표애호도 측면에 있어서는 다소 문제가 있음을 보여주고 있다.

다음으로는 캐주얼 시장의 선도 상표인 A상표에 대해 베타-로지스틱 모형을 앞서 설명한 것과 동일한 방식에 의해 적용하였으며, 그 결과 다음의 <표 4>에 보여진 바와 같이, 편안함이라는 변수만이 유의한 것으로 나타났다. A상표 제품들이 편안하다고 응답한 소비자들에 있어서 (전체 응답대상자중 약 1/3) 확률분포는 상표애호도가 상당히 강한 J형태였으며, 나머지 2/3의 소비자들에 있어서도 선택확률의 분포는 종(bell) 형태를 취해 B상표에 비해 전체적으로 시장 점유율뿐만 아니라 상표애호도에 있어서도 우위에 있음을 보여주고 있다.

<표 4> A상표에 대한 베타-로지스틱 모형의 적용 결과

상표	최종 모형
A	$\log(x_{1g}) = .885 + 1.1254 \text{ com}$ $\log(x_{2g}) = 1.392 - .754 \text{ com}$

◎ com 은 1, 만일 소비자가 A상표의 편안함을 가장 높게 평가한 경우  
0, 그렇지 않은 경우

### 2.1.2 칼라텔레비전자료분석

칼라텔레비전자료의 경우 우선 시장의 선도상표의 금성TV에 대한 분석을 실시하였다. 세개의 평가변수들과 앞서 언급된 두개의 인구통계학적 변수들(소득수준 및 가구원의 수) 및 지난 번에 구매한 상표를 이용하여 앞서와 같은 단계적(stepwise)분석을 실시하였다. 6개의 변수중 세개의 평가변수들만이 유의한 것으로 밝혀졌으며 지난 번 구매상표와 인구통계학적 변수의 영향력은 유의하지 않은 것으로 나타났다. 세 개의 제품속성 평가변수들중에는 제품의 성능이 가장 유의한 것으로 나타났고, 디자인, 경제성이 다음으로 유의한 것으로 밝혀졌다. 다음의 <표 5>는 각 단계별로 변수가 선정된 과정을 제시해 주고 있다.

본 연구결과에 대한 해석은 앞의 캐주얼 신발자료분석과 마찬가지로 <표 5>에 제시된 최종모형을 이용하여 속성평가에 따른 소비자집단별 분석을 통하여 이루어지게 된다. 즉 다음의 <표 6>에 제시된 바와 같이 전체 소비자중 51.8%는 어느 한 속성에서도 금성제품이 우수

하지 않다고 평가하였는데 이들 소비자집단에 있어서 금성제품을 살 확률 또는 이들 집단내에서의 금성상표의 시장점유율은 약 30%정도로 낮게 나타나고 있다. 또한 이들 집단의 상표애호도는 [그림 2]에 제시된 바와 같이 역-J형태로 매우 낮음을 알 수 있다. 그러나 <표 6>과 [그림 2]의 결과를 보면 본 상표에 대한 평가가 좋아질수록 구매확률은 30%에서 거의 100%로 접근하고 있음을 알 수 있으며 상표애호도를 나타내는 구매확률의 분포 또한 역-J형태에서 J형태로 변화되어 상표애호도가 높아짐을 보여주고 있다.

<표 5> 베타-로지스틱 모형의 적용 결과 (금성 TV 자료)

모형	모수추정치	Log-likelihood	LR Test <sup>a</sup>	$\rho^2$
1. 상수만 이용시	$\log(\alpha_{1g}) = +.995$ $\log(\alpha_{2g}) = +.1004$	-257.3		.002
2. 상수와 제품 성능 이용시	$\log(\alpha_{1g}) = -.2998 + .999 * Q$ $\log(\alpha_{2g}) = +.1026 - .206 * Q$	-237.97	38.6	.077
3. 상수와 제품성능, 디자인 이용시	$\log(\alpha_{1g}) = -.4263 + .830 * Q + 1.11 * D$ $\log(\alpha_{2g}) = +.2418 - .296 * Q - .639 * D$	-229.46	17.0	.110
4. 최종모형 (상수, 성능, 디자인, 경제성)	$\log(\alpha_{1g}) = -.4509 + 1.21 * Q + .76 * D + 1.87 * E$ $\log(\alpha_{2g}) = +.3956 - .124 * Q - .84 * D - .012 * E$	-224.24	10.6	.131

<sup>a</sup>  $\chi^2_{.05}(2) = 5.99, \chi^2_{.01}(2) = 9.21$

- ◎ Q 는 1, 소비자가 금성의 성능이 4개 상표중 가장 좋다고 응답할 때 0, 그렇지 않은 경우
- ◎ D 는 1, 소비자가 금성의 디자인이 4개 상표중 가장 좋다고 응답할 때 0, 그렇지 않은 경우
- ◎ E 는 1, 소비자가 금성의 경제성이 4개 상표중 가장 좋다고 응답할 때 0, 그렇지 않은 경우

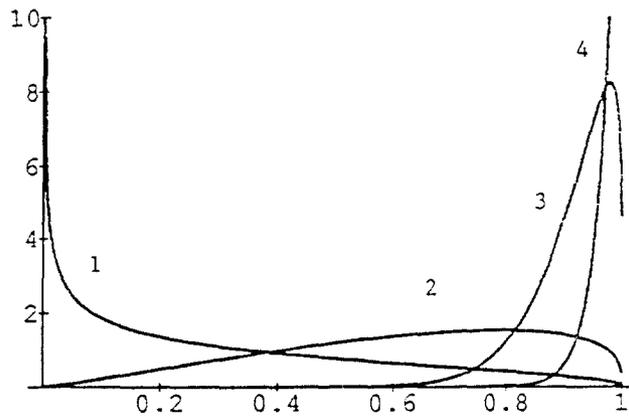
다른 상표들에 대한 최종모형들은 표 7에 제시되어져 있다. 전체적으로 제품의 성능이 상표선택에 있어서 제일 중요한 변수로 밝혀졌으며 대우와 외제 TV의 경우에는 경제성 또는 가격의 적정성은 유의하지 않은 것으로 나타났다. 따라서 이들 두 제품에 있어서는, 특히 대우TV의 경우에는 저렴한 가격을 강조하는 것이 시장점유율 신장에 크게 도움을 주지 못함

을 알 수 있다.

<표 6> 소비자 집단별 특성 및 구매확률분포의 특성(금성 TV 자료)

소비자 형태	$\alpha$	$\beta$	평균	분산	비율
금성제품을 어느 속성에 있어서도 높게 평가하지 않은 경우	.637	1.485	.30	.067	51.8%
금성제품을 성능에서만 높게 평가한 경우	2.126	1.312	.61	.053	34.6%
금성제품을 성능과 경제성에서 높게 평가	13.79	1.297	.91	.005	7.1%
모든 속성에서 금성을 가장 높게 평가한 경우	29.49	.5598	.98	.001	0.4%

[그림 2] 소비자 집단별 구매확률 분포도(금성 TV 자료)



집단	특성
1	금성제품을 어느 속성에 있어서도 높게 평가하지 않은 경우
2	금성제품을 성능에서만 높게 평가한 경우
3	금성제품을 성능과 경제성에서 높게 평가한 경우
4	금성제품을 모든 속성에서 높게 평가한 경우

<표 7> TV상표들에 대한 베타-로지스틱 모형의 적용결과

상 표	최 종 모 형
삼 성	$\log(\alpha_{1g}) = 1.073 + 1.660 * Q + 1.831 * D + 2.817 * E$ $\log(\alpha_{2g}) = .440 - .186 * Q - .531 * D + .629 * E$
대 우	$\log(\alpha_{1g}) = -2.241 + 1.709 * Q + 2.817 * D$ $\log(\alpha_{2g}) = .777 - .752 * Q - 1.636 * D$
외 제	$\log(\alpha_{1g}) = -1.498 + 1.589 * Q + 1.899 * D$ $\log(\alpha_{2g}) = .951 - .006 * Q - .324 * D$

- ◎ Q 는 1, 만일 소비자가 그 상표를 성능면에서 가장 우수하다고 평가한 경우  
0, 그렇지 않은 경우
- ◎ D 는 1, 만일 소비자가 그 상표를 디자인면에서 가장 우수하다고 평가한 경우  
0, 그렇지 않은 경우
- ◎ E 는 1, 만일 소비자가 그 상표를 경제성면에서 가장 우수하다고 평가한 경우  
0, 그렇지 않은 경우

## 2.2 디리킬렛-로지스틱 모형의 적용

본 연구의 다변량적 모형의 적용에 있어서는 앞서 설명한 바와 같이 분석의 초점을 로짓 모형과의 비교에 두었다. 패널 자료를 이용한 일용품의 분석에 있어서 로짓 모형은 마케팅 변수들의 효과를 잘 설명해주는 것으로 나타나 있으나 우리나라와 같이 개인적 수준에 있어서의 패널 자료가 존재하지 않거나 내구재 또는 산업재와 같이 자료가 충분하지 않은 경우에 로짓 모형의 적용에는 한계가 있는 것으로 알려져 그 응용이 거의 제한되어 있는 상태이다. 따라서 본 절에서는 이러한 제한된 자료에 대해 디리킬렛-로지스틱 모형과 로짓모형을 동시에 적용하여 두 모형을 비교하며, 이를 통해 디리킬렛-로지스틱 모형의 상대적 우수성을 보여 주려 한다. 이를 위해 분석에 앞서 두 모형의 설명력을 비교할수 있는 3개의 비교 척도를 먼저 제시하고 다음 이 척도들을 이용하여 두 모형들을 비교하기로 한다.

### 2.2.1 설명력 비교를 위한 척도

두 모형의 성과(performance)를 비교하기 위해 본 연구에서는 3 개의 척도를 이용하였다. 이중 처음 두개의 척도는 모형의 적합도(goodness-of-fit)를 비교하게 되며, 나머지 하나는 모형의 예측력(predictive ability)을 비교하도록 하여 준다.

$$1) \rho^2 = 1 - \frac{\text{분석모형의 Log-likelihood}}{\text{귀무(null)모형의 Log-likelihood}}$$

$$2) \text{Adjusted } \rho^2 = 1 - \frac{\text{분석모형의 Log-likelihood} - \text{모수의 수}}{\text{귀무(null)모형의 Log-likelihood}}$$

3) Hit Ratio : 이는 calibration 표본에 의해 도출된 모형을 이용하여 검증(validation) 표본에서 가장 높은 선택확률을 가진 상표를 실제로 소비자가 구매하는 비율이며 이는 Kalwani, Meyer와 Morrison의 1991년 연구에서 이용된 척도와 동일한 척도이다.

### 2.2.2 디리킬렛-로지스틱 모형의 적용(캐주얼 신발자료)

본 절에서는 우선 캐주얼 신발자료의 calibration 표본과 앞서 설명한 변수들을 이용하여 분석을 실시하였다. 디리킬렛-로지스틱 모형의 분석에 있어서는 베타-로지스틱 모형과 마찬가지로 간 단계마다 가장 유의한 변수들을 선택하여 나가는 단계적(stepwise) 분석을 실시하였으며 최초의 귀무(null)모형과 최종 모형이 표 7에 제시되어 있다.

5 개의 마케팅 변수가 유의한 것으로 나타나 최종모형에 반영되었으며, 이들은 각 상표의 디자인과 편안함에 대한 소비자의 평가와, 제품(product) 차원에 있어서의 가격의 중요도이다. 인구통계학적 변수와 상표애호도는 앞서 언급된 이유로 인하여 본 제품류에서는 유의하지 않은 것으로 나타나 모형에서 제외되었다. <표 8>에 나타난 모수추정치에 의하면 제품 차원에서의 가격의 중요도가 두개의 고가 상표들과 기타 상표들을 구분하는데 중요한 변수로 나타났다. 또한 각 상표의 편안함과 디자인변수들이 두 고가상표종의 하나를 선택하는 데 있어서 중요한 것으로 밝혀졌다. 또한 모형의 적합도와 예측력을 나타내 주는 척도값들도 <표 8>에 제시되어 있는데 적합도 및 예측력 모두 우수한 것으로 나타나 있다.

다음으로 이 모형과 로짓모형의 예측력을 비교하기 위해 동일한 자료에 대해 로짓 모형이 적용되었다. 이를 위해 LIMDEP Program의 Discrete Choice Model이 적용되어졌고 그 결

과가 <표 9>에 제시되어져 있다.

<표 8> 디리킬렛-로지스틱 모형의 적용 결과(캐주얼 신발자료)

모형	모수추정치	Log-likelihood
1. 상수만 이용시	$\log(\alpha_{1g}) = +.974$ $\log(\alpha_{2g}) = -.0907$ $\log(\alpha_{3g}) = +.9999$	-441.13
2. 최종모형	$\log(x_{1g}) = -1.72 + .90 * cco + .267 * id + 2.04 * ic - 1.11 * yd - .13 * yc$ $\log(\alpha_{2g}) = -3.27 + .90 * cco - .140 * id + 1.56 * ic - .18 * yd - .90 * yc$ $\log(\alpha_{3g}) = +5.14 - 4.06 * cco - .406 * id + 2.15 * ic - .66 * yd + .42 * yc$	

$\rho^2 : .524$

Adjusted  $\rho^2 : .474$

Hit Ratio : 70.2%

- ◎ yd 는 1, 소비자가 B상표 제품들의 디자인이 가장 우수하다고 평가할 때  
0, 그렇지 않은 경우
- ◎ yc 는 1, 소비자가 B상표 제품들의 편안함이 가장 우수하다고 평가할 때  
0, 그렇지 않은 경우
- ◎ ld 는 1, 소비자가 A상표 제품들의 디자인이 가장 우수하다고 평가할 때  
0, 그렇지 않은 경우
- ◎ lc 는 1, 소비자가 A상표 제품들의 편안함이 가장 우수하다고 평가할 때  
0, 그렇지 않은 경우
- ◎ eco는 0, 소비자가 캐주얼 신발의 구입에 있어 경제성이 가장 중요한 변수라고 응답한 경우  
1, 그렇지 않은 경우

<표 9>에서 제시된 바와 같이 제품의 디자인과 편안함이 중요한 것으로 나타났으나, 모형의 적합도와 예측력에 있어서는 베타-로지스틱모형에 비해 낮은 것으로 밝혀졌다.

〈표 9〉 로짓 모형의 적용 결과(캐주얼 신발자료)

변 수	모수추정치 <sup>a</sup>
편 안 합	0.897 (0.148) <sup>b</sup>
디 자 인	0.302 (0.123) <sup>b</sup>

<sup>a</sup> 괄호안의 수치는 추정된 모수의 표준오차(standard error)임.

<sup>b</sup>  $\alpha = .01$ 수준에서 유의함

Log-likelihood(Full model) : -455.3

Log-likelihood(Null model) : -476.8

$\rho^2$  : .045

Adjusted  $\rho^2$  : .041

Hit Ratio : 58.2%

### 2.2.3 디리킬렛-로지스틱 모형의 적용(칼라텔레비전자료)

칼라텔레비전자료의 분석에 있어서도 앞에서 보여진바와 같이 소비자들의 각 상표에 대한 성능, 디자인, 경제성에 대한 평가자료 및 소득수준과 가족구성원의 수와 같은 인구통계학적 변수들을 이용하여 각 단계마다 가장 유의한 변수를 찾아내는 단계적(stepwise) 분석을 실시하였다. 또한 지난번에 구매한 상표의 영향력도 모델에 반영하여 효과를 살펴보았으며 최종적인 결과가 다음의 〈표 10〉에 제시되어 있다.

5개의 변수들(2개의 성능변수, 2개의 디자인 변수 및 1개의 경제성 변수)이 유의한 것으로 밝혀졌고 최종 모형에 반영되어졌다. 인구통계학적 변수들과 지난번 구매상표의 영향력은 유의하지 않은 것으로 밝혀져 모형에서 제외되었다. 전반적으로 제품의 성능이 두개의 시장선도상표들의 선택에 중요한 영향을 미치는 변수들이며, 시장점유율이 적은 두 상표들에 있어서는 디자인이 선택에 영향을 미치는 것으로 나타났다. 삼성의 경우에는 경제성도 선택에 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났다. 전체적으로 추정된 모수(parameter)들은 예상된 부호를 보여주었다. 즉 한 상표가 어떤 변수에서 높게 평가된 경우 그 상표의 선택확률은 높아지게 된다.

다음으로 이 모형과 로짓모형의 예측력을 비교하기 위해 LIMDEP PROGRAM을 이용하여 동일한 자료에 대해 로짓 모형이 적용되었고 그 결과가 〈표 11〉에 제시되어져 있다.

<표 10> 디리킬렛-로지스틱 모형의 적용 결과(칼라텔레비전자료)

모형	모수추정치	Log-likelihood
1. 상수만 이용시	$\log(\alpha_{1g}) = +.590$ $\log(\alpha_{2g}) = +1.105$ $\log(\alpha_{3g}) = -.616$ $\log(\alpha_{4g}) = -.171$	-332.1
2. 최종모형	$\log(\alpha_{1g}) = +.10 - 1.24 * d3 - .042 * q2 - .523 * d4 + 1.70 * q1 + 2.61 * e1$ $\log(\alpha_{2g}) = +.98 - 2.09 * d3 + 1.06 * q2 + .92 * d4 + .11 * q1 - .19 * e1$ $\log(\alpha_{3g}) = -.78 + 2.82 * d3 - .13 * q2 - 1.53 * d4 + .10 * q1 - .69 * e1$ $\log(\alpha_{4g}) = -.06 + .10 * d3 + .089 * q2 + 1.75 * d4 + .10 * q1 - .65 * e1$	-272.4

$\rho^2 : .307$

$\bar{\rho}^2 : .245$

Hit ratio : 60%

◎ q1은 1, 만일 소비자가 삼성TV를 네상표중 품질이 가장 좋다고 평가한 경우

0, 그렇지 않은 경우

◎ q2은 1, 만일 소비자가 금성TV를 네상표중 품질이 가장 좋다고 평가한 경우

0, 그렇지 않은 경우

◎ d3은 1, 만일 소비자가 대우TV를 네상표중 디자인이 가장 좋다고 평가한 경우

0, 그렇지 않은 경우

◎ d4은 1, 만일 소비자가 외제TV를 네상표중 디자인이 가장 좋다고 평가한 경우

0, 그렇지 않은 경우

◎ e1은 1, 만일 소비자가 삼성TV를 네상표중 경제성이 가장 좋다고 평가한 경우

0, 그렇지 않은 경우

〈표 11〉 로짓 모형의 적용 결과(카라텔레비전자료)

변 수	모수 추정치 <sup>a</sup>
성 능	1.360(0.131) <sup>b</sup>
경 제 성	2.591(0.489)
디 장 인	2.020(0.340)

<sup>a</sup> 괄호안의 수치는 추정된 모수의 표본오차(standard error)임

<sup>b</sup>  $\alpha = .01$ 수준에서 유의함

Log-likelihood(Full model) : -289.34

Log-likelihood(Null model) : -399.25

$\rho^2$  : .275

$\bar{\rho}^2$  : .268

Hit ratio : 60%

베타-로지스틱모형에서의 분석과 같이 로짓모형의 분석결과에서도 세개의 변수 모두가 중요한 것으로 밝혀졌다. 그러나 로짓모형의 경우 각 변수마다 단지 하나의 모수만을 추정하여 각 변수의 효과를 전체 상표별로 동일하다고 가정함으로써 앞서 설명한 소비자들간의 이질성뿐만이 아니라 상표간의 이질성도 적절히 반영하지 못하고 있음을 알 수 있다. 반면 본 모형의 경우에 있어서는 상표들마다 별도의 모수를 추정함으로써 각 마케팅변수들의 자사상표 및 경쟁상표에 대한 영향력이 적절히 반영되어지고 있음을 알 수 있다. 모형의 성과비교에 있어서는 두 모형이 비슷한 수준을 보여주고 있고 두 모형 모두에서 설명력은 캐쥬얼 신발자료에 비해 그리 높지 않은 것으로 나타났는 바 그 이유는 분석에 이용된 자료의 한계에 기인한다. 이용된 3개의 변수 모두가 단지 더미(dummy) 변수로 측정되어 설명력이 그리 높지는 못하였다.

## IV. 결과의 해석

### 1. 베타-로지스틱 모형의 적용 결과

본 모형의 적용 결과는 기업들의 실무자들에게 매우 유용한 정보들을 제시해주고 있다. 즉 여러가지 마케팅변수들이 시장점유율에 어떠한 영향을 미치는 가를 보여주게 되며, 또한 로짓 모형과는 달리 이들 변수들이 소비자들의 상표애호도에 어떤 영향을 미치고 있는 가를 동시에 보여줌으로서 보다 의미있는 정보를 기업의 실무책임자들에게 제공해주게 된다.

#### 1.1 캐주얼 신발자료

우선 시장점유율 23%의 B상표의 분석 결과는 이 상표의 광고가 시장점유율과 소비자의 상표애호도를 증가시키는데 매우 중요한 변수임을 보여주고 있다. 실제로 광고변수가 모형에 반영되었을 때에만 선택확률의 분포가 역-J 형태에서 보다 바람직한 종(bell) 형태로 변화되어진다. 반면 다른 마케팅 변수들은 단지 시장점유율에만 영향을 미치는 것으로 나타났다. 그러나 광고에 대한 노출정도가 가장 높은 경우에도 선택확률의 분포는 보다 바람직한 J형태로는 변화되어지지 않고 종형태에 머무르는 것으로 나타나 이 상표에 있어서는 시장 점유율 뿐만이 아니라 상표애호도를 높이기 위한 마케팅전략의 수립이 절실함을 보여주고 있다. 이 회사에 있어서 이러한 전략의 수립은 실현가능성이 있는 데 이는 <표 1>에 나타나 있는 바와 같이 이 상표의 마케팅변수들의 탄력성이 매우 높은 상태에 있기때문에 적절한 마케팅변수들의 조합으로 시장점유율과 상표애호도의 증가가 가능한 상태이다.

반면 시장의 선도 상표인 A상표의 경우에 있어서는 B상표와 다른 패턴이 나타나고 있는데, <표 3>의 최종 모형에서 비록 제품의 편안함만이 중요한 변수로 나타났지만 전체 소비자의 약 1/3정도가 이 상표를 편안하다고 평가하였으며 이들에 있어서 상표 선택확률은 가장 바람직한 형태인 J형태를 취하고 있어 제품력을 바탕으로 소비자들에게 잘 받아 들여지고 있음을 알 수있다. 또한 이 제품의 편안함을 높게 평가하지 않은 소비자 집단에 있어서도 선택확률의 분포는 종(Bell) 형태로 경쟁사인 B상표보다 낮거나 동등한 입장에 있음을 보여주고

있다.

그러나 본 모형의 적용결과는 A상표에 대한 문제점도 제시해 주고 있는데, 이는 비록 현재 동 상표가 높은 시장 점유율과 상표애호도를 유지하고 있지만, 현재 광고나 가격과 같은 마케팅변수들의 효과에 대한 탄력성이 매우 낮은 것으로 나타나 향후 경쟁자들의 시장 점유율 확대 노력에 매우 취약함을 보여주고 있다.

## 1.2 칼라텔레비전자료

50%의 시장점유율을 갖는 시장선도상표인 금성상표의 경우 이 상표의 마케팅 변수들에 대한 소비자들의 긍정적 평가에 따라 소비자들의 평균선택확률(the average purchase probability)은 증가하게 되며 이는 로짓분석의 결과와 일관된 것이다. 그러나 베타-로지스틱 모형을 통해 기업의 마케팅담당자들이 추가적으로 얻을 수 있는 정보는 동일한 자료의 분석을 통해 시장점유율 및 상표애호도에 미치는 영향을 동시에 제공해 준다는 것이다.

앞서와 마찬가지로 각 소비자세그먼트별 분석을 하면, 우선 전체 소비자의 51.8%는 비록 50%의 절대적인 시장점유율을 갖는 상표이지만 어느 마케팅변수에 있어서도 이 제품이 우수하다고 평가하지 않고 있으며 이들 소비자군에 있어서 금성 TV의 시장 침투율(penetration)은 매우 낮은 편이다. 본 상표의 장기적 시장점유율의 확보를 위하여는 이들 집단에 대한 시장침투가 급선무이며 이를 위해 표 5에 제시된 결과는 경제성변수가 가장 효과적임을 보여주고 있다. 경쟁상표에 비해 경제성을 강조한 판촉 및 광고전략을 수립함으로써 이 세그먼트의 소비자들에 대한 시장침투를 증대시키도록 하여야 할 것이다.

반면 34.6%의 소비자들은 금성TV가 성능은 좋으나 디자인 및 경제성에서 경쟁상표들에 비해 열세하다고 평가하고 있다. 이들 소비자군에 있어서의 평균구매확률 또는 시장 점유율은 61%에 달하나, [그림 2]에 제시된 구매확률의 분포를 살펴보면 이들 소비자들의 상표애호도는 높지 않아 경쟁상표들의 판촉전략에 매우 취약함을 보여주고 있다.

현재 시장에서 가장 낮은 점유율을 보이는 대우상표에 대한 분석결과에 의하면 본 상표의 경우 낮은 가격을 통한 경제성을 강조하는 전략은 시장점유율과 상표애호도를 높이는데 별다른 도움을 주지 못함을 보여 주고 있다. 보다 근본적인 제품의 성능과 제품의 디자인을 개선하는 측면에 주력하여야만 장기적인 시장점유율의 확보가 가능할 것이다.

## 2. 디리킬렛-로지스틱 모형의 적용 결과

패널 자료를 이용한 비내구재에 대한 로짓 모형의 분석은 많은 연구를 통하여 매우 유용한 것으로 판명되어 왔다. 그러나 내구재와같은 제품을 분석함에 있어서 로짓 모형은 많은 문제점을 노출시키고 있다.

일용품의 분석에 있어서 가장 의미가 있는 것으로 밝혀져 있고 또한 정확한 모수의 추정을 위해 필요한 상표애호도의 측정이 이러한 상황하에서는 가능치 않다는 것이며 이로 인해 로짓 모형의 문제점인 소비자의 이질성(heterogeneity) 문제가 해결되어지지 않게 되는 것이다.

또한 로짓 모형에서 상표마다의 dummy변수를 이용해 제품간 차이를 어느정도 추정하고 있지만, 기본적으로 로짓 모형에서는 이러한 마케팅 변수의 효과가 모든 상표에 대해 동일하다고 가정을 한다. 반면에 본 연구에서 제시하고 있는 베타 또는 디리킬렛-로지스틱 모형에 있어서는 각 마케팅 변수들의 효과를 상표별로 추정함으로써 로짓 모형의 또 하나의 문제점인 제품간 이질성(heterogeneity)를 해결해 주고 있다.

실제로 본 연구에서 두 개의 모형을 적용하였을 경우 모형의 적합도(goodness-of-fit)와 예측력(predictive ability) 모두에서 로짓 모형에 비해 디리킬렛-로지스틱 모형이 우수한 것으로 나타났다. 또한 실무적인 측면에 있어서, 로짓 모형에서 일반적으로 제시되는 마케팅 변수들의 판매에 미치는 영향이외에도 <표 8>의 결과는 캐주얼 신발류시장이 어떻게 구분(partition)되어 있는가 또는 어떻게 경쟁구조가 형성되어 있는가를 추가적으로 파악케 하여준다. 즉, <표 8>에 나타난 바와 같이 우리나라의 캐주얼 시장은 2개의 고급 상표와 기타 상표들로 대분되어 집과, 앞서의 베타-로지스틱 모형의 적용에서 밝혀진 바와 같이 비록 현재 시장점유율이 높은 A상표 상표의 마케팅변수들이 경쟁상표에 미치는 영향이 매우 미미함을 확인해 주고 있다.

또한 다양한 상표들에 대해 동일한 모수를 추정하는 로짓모형과 달리 각 상표별 변수별로 별도의 모수를 추정함으로써 상표들간의 경쟁을 발생시키는 변수들을 보다 명확히 파악케 하여 줌으로서 기업의 실무자들에게 보다 의미있는 자료를 제시하여 주는 것이다.

## V. 결 론

본 연구는 우리나라와 같이 패널 자료가 없거나 소비자 내구재나 산업재와 같이 자료가 제한되어 있는 경우에 있어서 로짓 모형과 동일한 결과를 가져올수 있는 베타-로지스틱 모형과 이의 다변량 형태인 디리킬렛-로지스틱 모형을 소개하려는 시도이다.

모형들에 대한 수학적 도출과정을 상술했고, 국내 시장에서 수집된 자료를 이용하여 실증적 분석을 하였고 의미있는 결과를 도출해 냈다. 베타-로지스틱 모형의 적용을 통해 어떤 상표의 시장 점유율에 영향을 미치는 변수들을 찾아내었고, 또 이 변수들이 상표애호도에 어떻게 영향을 미치는지를 고찰하였다. 다변량적 분석에 있어서는 본 연구결과를 로짓모형과 비교하여 본 모형이 더 나은 분석결과를 가져옴을 보여 주었다.

결론적으로 현재 진행되어지고 있는 로짓 모형의 적용과 발전을 고려할 때, 베타-로지스틱모형은 마케팅에서 명백한 잠재력을 갖고 있다. 즉, 로짓 모형에 비해 통계적으로나 기업의 실무적인 적용을 고려할 때 명백한 잇점을 갖고 있으며 또한 자료상의 문제점은 로짓 모형에 비해 훨씬 적은 편이다. 그럼에도 불구하고 마케팅에서 본 모형이 이용되고 있지 않음은 놀라운 일이라 하지 않을 수 없다. 베타-로지스틱 모형에 대한 보다 많은 이론적 연구와 실용적 적용이 이루어져야 할 것이다.

## 참 고 문 헌

1. 안광호, 채서일 (1993), "Multinomial Logit 모델을 이용한 점포선택행위에 대한 실증 연구," 경영학연구, 22권, 2호 (6월), pp.101-120.
2. Allenby, Greg M. (1989), "A Unified Approach to Identifying, Estimating and Testing Demand Structures with Aggregate Scanner Data," Marketing Science, Vol.8 (Summer), pp.265-280.
3. Ben-Akiva Moche and Steven R. Lerman (1985), Discrete Choice Analysis : Theory and Applications to Travel Demand, The Massachusetts Institute of Technology.
4. Chamberlain, Gary (1980), "Analysis of Covariance with Qualitative Data," Review of Economic Studies, Vol. XLVII, pp.225-238.
5. Davies, R. B. (1984), "A Generalized Beta-logistic Model for Longitudinal Data with an Application to Residential Mobility," Environment and Planning A, Vol.16, pp.1375-1386.
6. Day, George S., Allan D. Shocker, and Rajendra K. Srivastava (1979), "Customer-Oriented Approaches to Identifying Product Markets," Journal of Marketing, Vol.43 (Fall), pp.8-19.
7. Dunn, Richard and Niel Wrigley (1985), "Beta-logistic Models of Urban Shopping Center Choice," Geographical Analysis, Vol.17, No.2, pp.95-113.
8. Flath, David and E. W. Leonard (1979), "A Comparison of Two Logit Models in the Analysis of Qualitative Marketing Data," Journal of Marketing Research, Vol. 16 (November), pp.533-538.
9. Fraser, Cynthia and John W. Bradford (1983), "Competitive Market Structure : Principal Partitioning of Revealed Substitutabilities," Journal of Consumer Research, Vol.10 (June), pp.15-30.
10. Gensch, Dennis and Wilfred W. Recker (1979), "The Multinomial, Multiattribute

- Logit Choice Model," *Journal of Marketing Research*, Vol.16 (February), pp. 124-132.
11. Guadagni, Peter M., and John D. C. Little (1983), "A Logit Model of Brand Choice Calibrated on Scanner Data," *Marketing Science*, Vol.2, No.3 (Summer). pp. 203-238.
  12. Gupta, Sunil (1988), "Impact of Sales Promotions on When, What, and How Much to Buy," *Journal of Marketing Research*, Vol.25 (November), pp.342-355.
  13. Heckman, James J. and Robert J. Willis (1977), "A Beta-logistic Model for the Analysis of Sequential Labor Force Participation by Married Women," *Journal of Political Economy*, Vol.85, No.1, pp.27-58.
  14. Horowitz, Joel (1981), "Sampling, Specification and Data Errors in Probabilistic Discrete-Choice Models," in *Applied Discrete-Choice Modeling*, D. A. Hensher and L. W. Johnson, Appendix C, pp.417-435, Halsted Press, New York : John Wiley & Sons.
  15. Kalwani, Manohar U., Chi Kin Yim, Heikki J. Rinne, and Yoshi Sugita (1990), "A Price Expectations Model of Consumer Brand Choice," *Journal of Marketing Research*, Vol.27 (August) pp.251-262.
  16. \_\_\_\_\_ and Donald G. Morrison (1977), "A Parsimonious Description of the Hendry System," *Management Science*, Vol.23 (January), pp.467-477.
  17. \_\_\_\_\_ and \_\_\_\_\_ (1980), "Sample Size Requirements for Zero-Order Models," *Journal of Marketing Research*, Vol.17 (May), pp.221-227.
  18. \_\_\_\_\_, Robert J. Meyer, and Donald G. Morrison (1991), 'Choice, Chance, and Bayesian Benchmarks,' Working Paper No.1011, Krannert Graduate School of Management, Purdue University.
  19. Kuester, James L. and Joe H. Mize (1973), *Optimization Techniques with Fortran*, New York :McGraw-Hill Book Company.
  20. Lattin, James M. and Randolph E. Bucklin (1989), "Reference Effects of Price and Promotion on Brand Choice Behavior," *Journal of Marketing Research*, Vol.26

(August), pp.299-310.

21. Malhortra, Naresh K. (1984), "The Use of Linear Logit Models in Marketing Research," *Journal of Marketing Research*, Vol.21 (February), pp.20-31.
22. McFadden, D. (1973), "Conditional Logit Analysis of Qualitative Choice Behavior," in *Frontiers in Econometrics*, P. Zarembka, Editor, New York, NY : Academic Press, pp.105-142.
23. Sabavala, Darius L. and Donald G. Morrison (1977), "A Model of TV Show Loyalty," *Journal of Advertising Research*, Vol.17, No.6, pp.35-43.
24. Stewael, John F. (1980), "The Beta Distribution as a Model of Behavior in Consumer Goods Market," *Management Science*, Vol.25, No.9, pp.813-821.
25. Urban, Glen L., Philip L. Johnson, and John R. Hauser (1984), "Testing Competitive Market Structures," *Marketing Science*, Vol.3 (Spring), pp.83-112.

