

비보상적 컨조인트 분석법의 이론*

김 병 도**

〈目 次〉

- | | |
|-----------------------|---------------------|
| I. 서 론 | Ⅲ. 시뮬레이션 디자인과 결과 |
| Ⅱ. 비보상적 컨조인트 모형 | 1. Camcorder의 선택 |
| 1. Choice Model | 2. 대안의 설정 |
| 2. Nested Logit Model | 3. Factorial Design |
| 3. Mixture Model | 4. Random Design |
| | Ⅳ. 토론 및 미래의 연구방향 |

마케팅 연구자와 실무자들은 과거 30년 이상 소비자의 제품선택 문제를 분석하는데 있어 컨조인트 분석법(conjoint analysis)을 활발히 활용하여 왔다. 그 동안 컨조인트 분석법을 적용하는데 있어 여러 이론 및 실무적 문제점이 제기되었는데 그 중에서도 가장 큰 단점으로 지적된 것은 “소비자 또는 의사결정자가 여러 대안 중에서 하나를 선택할 때 보상적(compensatory)인 의사결정 방법을 사용한다”는 가정이었다. 그러나 의사결정자는 때때로 비보상적(non-compensatory)인 의사결정을 한다는 사실을 우리는 잘 알고 있다.

본 연구의 목적은 소비자의 의사결정 방법에 대한 가정을 하지 않는 컨조인트 분석법을 개발함으로써 컨조인트 분석법의 영역을 보다 일반화하는데 있다. 즉 소비자의 의사결정 방법을 연구자가 주어진 데이터로부터 추정하여야 하는 하나의 latent변수로 취급하면서 우리는 비보상적 의사결정까지 포함하는 컨조인트 분석법을 도출하고자 한다. 본 논문이 제시하는 새로운 컨조인트 방법론은 로짓모형(logit model)을 nested로짓모형으로 확장한 일반화와 매우 유사한 성격을 가지고 있다.

본 논문은 또한 광범위한 시뮬레이션을 통해 우리의 컨조인트 모형이 기존의 컨조인트 방법론에 비해 월등하다는 점을 보이고자 한다.

* 본 연구는 서울대학교 경영대학 경영연구소의 연구비 지원에 의해 수행되었음.

** 서울대학교 경영대학 조교수

I. 서 론

컨조인트 분석법(conjoint analysis)은 지난 30년 동안 신상품개발, 경쟁사의 분석, 가격 탄력성의 도출, 시장 세분화 등 여러 마케팅 의사결정을 체계적으로 접근하는 데에 지대한 공헌을 하였다. 컨조인트 분석법의 근간이 되는 이론은 "소비자가 어떤 제품에 대하여 가지는 효용 또는 선호도는 그 제품이 가지고 있는 여러 속성에 예를 들자면 제품가격, 제조사의 이름, 상품 속성 등등 의해 결정된다"는 것이다. 제품에 대한 선호도를 이와 같이 다수의 속성으로 분석적으로 접근하는 방법론은 경제학의 효용이론이나 (Lancaster 1966) 심리학 또는 마케팅의 논문에서 볼 수 있는 다속성 태도이론(multi-attribute attitude model)에 기초를 두고 있다고 볼 수 있다 (Green and Wind 1973; Wilkie and Pessemier 1973).

그 동안 컨조인트 분석법은 모델의 형태, 데이터의 수집방법, 추정기법 등 여러 분야에 있어 발전을 거듭하여 수백편의 논문이 발표되었는데, 최근까지도 좋은 논문들이 꾸준히 발표되고 있다 (Allenby, Arora, and Ginter 1995; Jedidi, Kohli, and DeSarbo 1996; Vriens, Wedel, and Wilms 1996).

그 동안 컨조인트 분석법의 가장 큰 단점의 하나로 지적된 부분은 소비자 또는 의사 결정자는 여러 대안 중에서 하나를 선택할 때 보상적(compensatory)인 의사 결정 방법을 사용한다는 가정이다. 그러나 심리학자들의 주장에 의하면 의사 결정자는 때때로 비보상적(non-compensatory)인 의사결정을 한다고 한다 (Bettman 1979). 그 필요성에도 불구하고 소비자가 비보상적 의사결정을 하는 경우를 고려한 컨조인트 연구는 거의 없다. 예외적으로 Johnson, Meyer, and Ghose(1989)는 각 대안의 속성이 서로 음의 상관관계에 있고 의사결정자는 비보상적 방법을 사용하는 경우 기존 컨조인트 방법론의 예측력이 현저히 떨어진다는 연구를 발표하고 있다. 실제 시장의 경우 보면, 모든 속성에 있어 다른 브랜드에 비해 떨어지는 브랜드가 존재하는 경우는 극히 드물기 때문에 각 대안 또는 브랜드 선택을 할 때 소비자가 비보상적 의사결정을 한다면 (기존의) 컨조인트 분석의 예측력은 떨어지게 된다는 것이다.

본 연구의 목적은 소비자의 의사결정 방법에 대한 가정을 하지 않는 컨조인트 분석법을 개발함으로써 컨조인트 분석법의 영역을 보다 일반화하는 데 있다. 우리의 모형은 기존의 선택 모형과 컨조인트 데이터만을 이용하여 소비자가 어떠한 의사결정 방법을 사용하는가를 예측함과 동시에 기존의 컨조인트 모수를 추정한다. 우리의 모형은 그 동안 컨조인트 연구에서

풀리지 않았던 문제를 해결함으로써 본 연구는 마케팅 연구자와 실무자에 큰 기여를 하리라고 사료된다.

II. 비보상적 컨조인트 모델의 도출

컨조인트 분석에 있어 데이터 수집 방법은 크게 나누어 선택적 방법(choice task)과 평가적 방법(evaluation or judgement task)의 두 가지가 있는데 본 논문은 선택적 방법의 경우에 적용할 수 있는 방법이다. 선택적 방법은 서로 다른 속성을 가진 몇 개의 대안을 소비자에게 제시하여 그 중 하나를 선택하도록 하는 방법으로 수집된 데이터는 (독립변수를 연구자가 조정한다는 것 이외에는) 일반적인 choice data와 매우 유사하다. 그러므로 그 동안 많은 이론 및 실증 연구가 되어 온 choice model을 그대로 적용할 수 있다.

1. Choice model

대부분의 choice model 역시 소비자가 보상적인 의사결정을 한다는 컨조인트 모형의 가정과 동일한 가정을 하고 있는데, 이러한 choice model의 특수한 성질을 "관계없는 대안으로부터의 독립(Independence from Irrelevant Alternative)"이라고 한다. 그러나 최근의 경제 통계학과 마케팅의 연구자들은 소비자가 비보상적 의사결정을 하는 경우를 고려한 choice model을 제시하고 있다 (Ben-Akiva and Lerman 1985; Kannan and Wright 1991; Kamakura, Kim, and Lee 1996). 이들 모형은 소비자의 비보상적 의사결정과정을 나무의 줄기와 비슷한 형태로 파악하는 nested logit model을 사용한다는 점에 있어 유사하다. 그러나 의사결정 과정 자체를 latent variable로 취급하여 이를 데이터로부터 추정하는 Kamakura, Kim, and Lee (1996)의 모형은 이를 finite mixture of nested logit이라 부른다. 다른 모형을 일반화한 모형이라는 점에 있어 우리는 이 모형을 이용하고자 한다. 즉 우리는 이 모형을 컨조인트 분석에 적용함으로써 각 소비자가 어떤 의사결정 방법을 사용하는지를 추정할 수 있다. 또한 각 소비자가 브랜드를 평가하는데 제각기 다른 속성 중요도를 사용할 수 있는데 이 모형은 각 소비자의 속성 중요도를 추정할 수 있다는 장점이 있다.

2. Nested Logit Model

모델 도출의 과정을 알기 쉽게 설명하기 위하여 우리는 camcorder를 구입하고자 하는 소비자의 예를 들기로 한다. 소비자는 자신의 효용을 극대화할 수 있는 제품 또는 대안을 선택

하고, 각 대안이 소비자에게 제공하는 효용은 각 대안이 가지고 있는 여러 속성에 의해 결정된다고 하자. 각 제조업체 j ($j = 1, \dots, J$)가 k ($k = 1, \dots, K$) 타입의 제품을 시장에 판매하고 있다고 하면 소비자는 JK 개의 대안 중에서 하나의 제품을 선택하여야 한다. 예를 들어 camcorder를 시판하는 업체가 삼성, SONY, JVC 세 업체라 하고 가가 업체가 테이프의 크기에 있어 8mm와 VHS 두 종류를 생산한다고 하면, 소비자의 대안은 6가지가 되는 것이다.

확률적 효용이론(random utility theory)이 제시하는 효용함수의 도출 과정을 따르자면, 소비자 i ($i = 1, \dots, N$)가 선택 상황 t 시점에 대안 (j, k) 로부터 얻는 효용은 다음과 같다.

$$U_{jkt}^i = \gamma^i X_{jkt}^i + \varepsilon_{jkt}^i \quad (1)$$

위의 식에서 X_{jkt}^i 는 소비자 i 의 선택 상황 t 시점에서 대안 (j, k) 가 가지고 있는 여러 속성 또는 외생변수(exogenous variable)의 벡터이고 γ 는 모수(parameter)의 벡터이며 ε 은 오차항을 나타낸다.

식 (1)에서 오차항의 분포를 generalized extreme-value 분포라고 가정함으로써 우리는 계층적 로짓모델(nested logit model)을 도출할 수 있다 (McFadden 1981). 즉 무작위로 추출된 소비자 i 가 제조업체 j 를 먼저 결정하고 제품 타입 k 를 결정한다면 그의 대안 (j, k) 를 선택할 확률은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$P_t^i(k, j) = P_t^i(k | j) P_t^i(j) \quad (2)$$

where

$$P_t^i(k | j) = \exp(\gamma^i X_{jkt}^i) / \sum_{k=1}^K \exp(\gamma^i X_{jkt}^i) \quad \text{and}$$

$$P_t^i(j) = \exp(\lambda^i V_j^i) / \sum_{j=1}^J \exp(\lambda^i V_j^i)$$

위의 식(2)에서 $P_t^i(k | j)$ 는 제조업체 j 가 선택된 하에서 타입 k 가 선택될 조건부 확률을 의미하며 $P_t^i(j)$ 는 제조업체 j 를 선택할 확률을 나타낸다. V_j^i 는 단계적 로짓모델에서의 inclusive value의 역할을 하는 것으로서, $\ln[\sum_{k=1}^K \exp(\gamma^i X_{jkt}^i)]$ 의 값과 같다.

단계적 로짓 모델에서 λ^i 는 상이계수(dissimilarity coefficient)라고 칭하는데 연구자가 제시한 모델이 소비자의 실제 의사결정과 부합되는지를 진단하는 데에 대단히 중요한 역할을 한다 (Borsch-Supan 1990). 즉, 연구자가 제시한 단계적 로짓 모델이 확률적 효용이론에

부합된다면 λ^i 의 값이 $0 < \lambda^i \leq 1$ 이 되어야 하는데 그 이유는 $1 - (\lambda^i)^2$ 의 값은 대안 (j, k) 와 대안 (j, k') 의 오차항들이 상관계수와 동일하기 때문이다 (McFadden 1981). 계층적 로짓 모델은 바로 이 λ^i 의 존재 덕분에 로짓 모델의 대표적인 단점의 하나로 지적되고 있는 IIA (Independence of Irrelevant Alternatives) 현상을 피할 수 있다는 사실을 주목할 필요가 있다. 또한 가 1일 경우는 위의 모델은 전통적인 로짓 모델과 동일한 형태가 되는데 그 의미는 소비자가 대안 (j, k) 를 평가할 때 계층적 순서를 밟지 않고 각 대안을 평가한다는 것을 의미한다.

위의 의사결정과는 반대로 만약 무작위로 추출된 소비자 i 가 먼저 제품 타입 k 를 결정한 이후 제조업체 j 를 결정한다면 그 소비자가 대안 (j, k) 를 선택할 확률은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$P_i^i(k, j) = P_i^i(j|k)P_i^i(k) \quad (3)$$

where

$$P_i^i(j|k) = \exp(\gamma^i X_{jki}^i) / \sum_{j=1}^J \exp(\gamma^i X_{jki}^i) \quad \text{and}$$

$$P_i^i(k) = \exp(\lambda^i V_k^i) / \sum_{k=1}^K \exp(\lambda^i V_k^i)$$

위의 식(3)에서 $P_i^i(j|k)$ 는 타입 k 가 선택된 하에서 제조업체 j 가 선택될 조건부 확률, $P_i^i(k)$ 는 타입 k 를 선택할 확률, 그리고 inclusive value V_k^i 는 $\ln[\sum_{j=1}^J \exp(\gamma^i X_{jki}^i)]$ 이다.

3. Mixture model

우리의 모형은 두 종류의 heterogeneity를 고려하고 있다. 방법론 측면에서 말하자면 우리는 소비자의 heterogeneity 문제를 요사이 마케팅에서 보편적으로 쓰이고 있는 finite mixture 접근법으로 해결하기로 한다 (Titterington, Smith, and Makov 1985). 첫 번째의 heterogeneity는 의사결정 과정의 heterogeneity로 무작위로 선택한 소비자 브랜드를 먼저 고려하고 그 다음 테이프의 종류를 고려할 확률을 ϕ 라 하면 그 소비자가 테이프의 종류를 먼저 고려하고 브랜드를 그 다음 고려할 확률은 $1 - \phi$ 가 된다. 두 번째의 heterogeneity는 식(2)와 (3)의 모수에 대한 heterogeneity로 우리는 벡터 $\theta = (\gamma, \lambda)$ 가 S개의 point mass distribution을 가진다는 것이다. 즉 우리는 시장의 소비자를 S개의 군집(segment)으로 나눌 수 있는데 동일한 군집에 속한 소비자들은 동일한 모수 값을 가지고 있고 서로 다른 군집에 속한 소비자들은 서로 다른 모수 값을 가진다는 것이다.

위의 두 종류의 heterogeneity를 정리하면 무작위로 추출한 소비자가 브랜드를 먼저 고려하는 소비자라고 하자. 브랜드를 우선적으로 고려하는 소비자들은 B 개의 군집으로 나눌 수 있다면 그 소비자가 군집 b ($b = 1, 2, \dots, B$)에 속할 확률은 π_b 이고 $\sum_{b=1}^B \pi_b = 1$ 이다. 반면, 무작위로 추출한 소비자가 테이프의 종류를 먼저 고려하는 소비자라고 하고 이러한 소비자들을 F 개의 군집으로 나눌 수 있다면 그 소비자가 군집 f ($f = 1, 2, \dots, F$)에 속할 확률은 π_f 이고 $\sum_{f=1}^F \pi_f = 1$ 이다.

위의 모형을 choice data에 적용하여 모수를 추정하기 위해 likelihood function을 도출하기로 한다. 먼저 소비자 i 가 브랜드를 먼저 고려하는 소비자이고 군집 b 에 속해 있는 소비자라면 이 소비자의 choice history에 근거한 likelihood는

$$L_{ib} = \prod_t \prod_j \prod_k P_t^b(k, j)^{Y(i, j, k, t)} \quad (5)$$

위 식에서 $P_t^b(k, j)$ 는 식 (2)에서 주어진 값이고, 소비자 i 가 구매 시점 t 에서 (브랜드 j , 테이프 종류 k)를 구매하면 $Y(i, j, k, t) = 1$ 이고 그렇지 않으면 $Y(i, j, k, t) = 0$ 이 된다. 식 (4)는 일종의 조건부(conditional) likelihood라는 점에 유의하여야 한다.

유사한 방법으로 소비자 i 가 테이프 종류를 먼저 고려하고 브랜드를 고려하는 소비자이고 군집 f 에 속해 있는 소비자라면 이 소비자의 choice history에 근거한 likelihood는

$$L_{if} = \prod_t \prod_j \prod_k P_t^f(k, j)^{Y(i, j, k, t)} \quad (6)$$

위 식에서 $P_t^f(k, j)$ 는 식(3)에서 주어진 값이다.

그러므로 무작위로 추출한 소비자 i 의 무조건부(unconditional) likelihood는 다음의 식으로 쓸 수 있다.

$$L_i = \varphi \sum_b \pi_b L_{ib} + (1 - \varphi) \sum_f \pi_f L_{if} \quad (7)$$

Finite mixture model의 경우는 모수를 추정한 후 각 소비자 i 가 각 군집에 속할 posterior membership 확률을 (Bayes 정리를 이용하여) 도출할 수 있다. 즉, 소비자 i 가 브랜드를 먼저 고려하고 군집 b 에 속할 확률은 $\varphi \pi_b L_{ib} / L_i$ 이고, 테이프 종류를 먼저 고려하고 군집 f 에 속할 확률은 이다.

식 (7)으로부터 total log-likelihood는 $LL = \sum_i \log L_i$ 이며 모수의 추정 문제는 이 값을 극대화하는 모수 값을 찾는 전형적인 비선형 극대화 문제가 된다. 이 문제와 관련된 보다 자세한 추정 절차에 대하여는 Kamakura, Kim, and Lee (1996)을 보라.

III. 시뮬레이션 디자인의 결과

1. Camcorder의 선택

본 논문이 제시하는 비보상적 컨조인트 분석법의 우수성을 보이기 위해 우리는 간단한 시뮬레이션을 시행하기로 한다. 먼저 동일한 수의 두 종류의 소비자가 존재한다고 가정한다. 두 소비자 군의 차이점은 camcorder를 구입하는데 있어 브랜드를 먼저 고려하느냐 또는 테이프의 종류를 먼저 고려하느냐에 있다. 먼저 $p = 0.5$ 의 Bernoulli 분포로부터 무작위로 확률변수를 추출하는데 이때 1의 값이 나오면 브랜드를 먼저 고려하는 소비자라고 하고 0이 나오면 테이프의 종류를 먼저 고려하는 소비자라 한다. 즉, 각 소비자 군의 종류가 반반이라 한다는 것이다. 또한 inclusive value는 0.5로 가정하여 소비자의 대안 선택에 있어 비보상적 방법을 사용한다고 가정하였다.

만약 무작위로 추출한 소비자가 브랜드를 먼저 고려하는 소비자라면 주어진 대안들 중에서 각각의 대안을 선택할 확률은 위의 식 (2)에서 제시한 수식을 따르는데 여기서 γ 와 λ 의 모수 값은 표3에서 주어진 값을 이용하기로 한다. 식 (2)에서 matrix 형태로 주어진 $\gamma^i X_{jkt}^i$ 을 우리의 시뮬레이션과 관련된 변수들로 풀어 쓰면

$$2D_A + D_B + VHS - PRICE + 2LIFE$$

위의 식에서 D_A 와 D_B 는 각 대안이 어떤 브랜드인가를 나타내는 더미변수로 만약 주어진 대안이 브랜드 A라면 $D_A = 1$ 이고 $D_B = 0$ 이고, 주어진 대안이 브랜드 B라면 $D_A = 0$ 이고 $D_B = 1$ 이며, 주어진 대안이 브랜드 C라면 $D_A = -1$ 이고 $D_B = -1$ 이 되도록 한다. 유사한 방법으로 나머지 독립변수를 다음과 같이 코딩하기로 한다.

$$\text{대안의 테이프 종류: } VHS = \begin{cases} 1 & \text{if type of tape} = VHS \\ -1 & \text{if type of tape} = 8mm \end{cases}$$

$$\text{대안의 가격: } PRICE = \begin{cases} 1 & \text{if high price} \\ 0 & \text{if medium price} \\ -1 & \text{if low price} \end{cases}$$

$$\text{Battery의 수명: } LIFE = \begin{cases} 1 & \text{if long battery life} \\ -1 & \text{if short battery life} \end{cases}$$

무작위로 추출한 소비자가 테이프의 종류를 먼저 고려하고 브랜드를 그 후에 고려하는 경우에도 우리는 동일한 모수 값을 가정하기로 하는데 이는 본 논문의 주안점이 의사결정의 비보상성을 설명하는 것이기 때문이다. 즉, 두 소비자 군의 각 소비자가 대안 선택을 할 때의 차이점은 브랜드를 먼저 고려하느냐 또는 테이프의 종류를 먼저 고려하느냐의 차이 이외에는 어떤 차이도 없다고 가정한다는 것이다.

대안의 수가 J 개 라면 우리는 위에서 설명한 과정을 거쳐 소비자가 각 대안을 선택할 각각의 확률을 구하고 이 각각의 확률로 구성된 point mass distribution으로부터 실제로 어떤 브랜드를 선택하는가를 결정한다. 즉, 우리는 모형이 설명할 수 없는 random error를 여기서 도입하기로 한다.

2. 대안의 설정

위에서 설명한 바와 같이 각 대안은 4개의 속성으로 결정되는데 총 36개의 브랜드(3) × 테이프 종류(2) × 가격(3) × battery 수명(2)-대안을 생각해 볼 수 있다. 컨조인트 분석에서 대안의 수를 줄이는 여러 방법론이 있는데 우리는 interaction effects를 무시하고 main effects만을 고려한 orthogonal set을 구하기로 한다 (Addelman 1962). 36개의 대안 중에서 9개의 대안으로 이루어진 orthogonal set은 다음의 <표 1>과 같다.

<표 1> Orthogonal Set

대안	브랜드	가격	Battery 수명	테이프 종류
1	A	Low	Short	VHS
2	B	Low	Short	8 mm
3	C	Low	Short	VHS
4	A	Medium	Short	8 mm
5	B	Medium	Short	VHS
6	C	Medium	Short	VHS
7	A	High	Long	VHS
8	B	High	Long	VHS
9	C	High	Long	8 mm

위의 orthogonal set으로부터 실제로 의사결정자에게 어떠한 choice task를 행하도록 요

구하는 것이 가장 좋은 방법인가? 우리는 이 문제를 접근하기 위해 다양한 방법으로 시뮬레이션을 시행하기로 한다. 9개의 대안을 한꺼번에 제시하면서 각 대안을 선호도에 따라 순서를 정하도록 요구하는 것도 컨조인트 데이터를 수집하는 하나의 방법이 될 수 있지만 의사결정자의 입장에서 이는 매우 힘든 choice task이다. 의사 결정자의 어려움을 해결하기 위해서는 한 번에 제시하는 대안의 수를 줄이는 것이 필요한데, 우리는 또한 의사결정 방법을 추정하여야 하기 때문에 최소 3개의 대안이 필요하다. 즉, 표1의 9개의 대안 중에서 3개를 무작위로 선정하여 의사 결정자에게 제시하고, 그 중 하나를 선택하도록 하는 것이다. 9개의 대안 중에서 3개를 선택하는 종류는 ${}^9C_3 = 84$ 가지가 존재한다. 이 중에서 다음의 세 가지 조건을 충족하는 케이스만을 선택하기로 한다.

- (1) 3개의 대안 중에서 적어도 하나의 대안은 VHS이고 적어도 하나의 대안은 8mm이다.
- (2) 3개의 대안 중에서 두개의 대안은 Brand A, Brand B, 또는 Brand C이다.
- (3) 3개의 대안 중에서 어떤 대안도 논리적으로 열등한 대안은 없다 (예 : 높은 가격 그리고 short battery 수명을 가진 대안)

총 84개의 choice set 중에서 위의 세 기준을 통과한 choice set은 표 2의 36가지인데 이 기준을 살펴보면 의사결정 과정을 추정하는 데 있어 정보의 양이 비교적 풍부한 choice set을 선정하고자 한 것이다. 예를 들어, 3개의 대안 모두가 VHS인 choice set은 테이프의 종류가 하나밖에 없기 때문에 의사 결정자가 테이프의 종류를 먼저 고려하는지 브랜드의 종류를 먼저 고려하는지를 알 방도가 없다.

〈표 2〉 Efficient Choice Set

Choice #	Set 1			Choice #	Set 2		
1	4	7	9	19	2	3	8
2	2	3	5	20	1	6	9
3	1	4	9	21	4	7	8
4	2	7	8	22	2	8	9
5	4	5	7	23	1	4	6
6	1	3	9	24	3	8	9
7	3	4	7	25	2	4	5
8	2	3	9	26	3	7	9
9	1	4	8	27	1	2	5
10	5	6	9	28	2	6	9
11	1	2	4	29	1	4	5
12	2	6	8	30	6	7	9
13	3	4	9	31	2	5	9
14	2	5	7	32	2	4	8
15	1	2	8	33	4	6	7
16	6	8	9	34	2	4	7
17	2	5	6	35	3	5	9
18	4	6	9	36	1	3	4

3. Factorial Design

첫 번째 시뮬레이션은 위의 36개의 efficient choice set을 두 개의 집단으로 나누어 200명의 소비자에게는 첫 번째 집단의 18개의 질문을 하고 또 다른 200명의 소비자에게는 두 번째 집단의 18개의 choice task를 하도록 한다. 총 400명 각각이 18개의 choice task에서 어떤 대안을 선택하였는가를 기록한 후 이 시뮬레이션 데이터에 우리의 모형을 적용한다. 2장에서 서술한 모형을 적용한 결과 2개의 segment가 존재한다고 추정되었고 한 segment는 브랜드를 먼저 고려하는 소비자들로 구성되어 있었고 나머지 한 segment는 테이프의 종류를 먼저 고려하는 소비자들로 구성되어 있었다. 보다 자세한 추정 결과는 다음의 <표 3>과 같다.

두 번째 시뮬레이션은 400명의 소비자 각각에게 18개의 choice task를 하도록 한다는 데에는 첫 번째 시뮬레이션과 다를 바가 없다. 그러나, 미리 36개의 efficient choice set을 두 개의 집단으로 나누는 대신에 각 소비자에 대하여 18개의 무작위로 추출하여 제시한다는 점이 다르다. 즉, 총 샘플의 크기는 같지만 각 소비자가 선택하여야 하는 choice set은 다르다. 이렇게 만들어진 시뮬레이션 데이터에 우리의 모형을 적용한 결과를 역시 표 3에 요약하였는데 추정 결과는 첫 번째 케이스와 큰 차이가 없었다. 즉 18개의 무작위로 추출하여 제시하는 경우나 고정된 18개의 choice task를 요구하는 경우나 모수를 추정하는데 있어 현저한 차이는 없었다.

<표 3> 시뮬레이션: Factorial Design

Parameter	True	Factorial (Fixed)	Factorial (Random 18)	Factorial (All 36)
Type-primary				
Brand A	2.0	2.08 (0.12)	2.00 (0.11)	2.08 (0.08)
Brand B	1.0	1.05 (0.08)	0.94 (0.07)	1.06 (0.06)
VHS	1.0	0.83 (0.08)	0.88 (0.07)	0.95 (0.06)
Price	-1.0	-0.99 (0.13)	-0.92 (0.10)	-1.00 (0.08)
Battery life	2.0	2.04 (0.16)	1.96 (0.14)	1.99 (0.10)
Inclusive	0.5	0.53 (0.04)	0.58 (0.04)	0.50 (0.02)
Brand-primary				
Brand A	2.0	2.05 (0.18)	2.29 (0.27)	2.06 (0.12)
Brand B	1.0	1.09 (0.13)	1.18 (0.17)	0.98 (0.08)
VHS	1.0	1.02 (0.07)	1.06 (0.10)	1.03 (0.04)
Price	-1.0	-0.95 (0.15)	-1.16 (0.18)	-0.97 (0.08)
Battery life	2.0	1.91 (0.17)	2.20 (0.23)	1.92 (0.09)
Inclusive	0.5	0.49 (0.04)	0.41 (0.05)	0.51 (0.03)
Prop of Type	0.5	0.54 (0.05)	0.58 (0.05)	0.50 (0.04)

컴퓨터를 이용하여 킨조인트 데이터를 수집하는 경우는 무작위로 choice task를 제시하는데 어려움이 없지만 상담원의 면접 또는 우편으로 데이터를 수집하는 경우 무작위 방법은 상당히 어렵다. 이 경우 첫 번째 시뮬레이션 방법을 쉽게 쓸 수 있는데 우리의 결과는 고정된 18개의 choice task를 제시하여도 추정의 어떤 bias가 존재하지 않는다는 점을 제시하고 있다.

세 번째 시뮬레이션은 400명의 소비자 각각에게 36개 모두의 choice task를 하도록 하는 경우이다. 이 경우 데이터의 수는(또는 정보의 양) 두 배로 증대되는데 우리는 추정치의 정확성이 증대하리라고 기대하였다. <표 3>의 추정 결과를 보면 정보의 양을 두 배로 하였더니 추정치의 표준오차가 약 30% 감소하였음을 알 수 있다.

4. Random design

우리의 efficient choice set이 모수 추정을 하는데 있어 어느 정도 효과적인 choice set인가를 보기 위해 네 번째 시뮬레이션을 실행하기로 하였다. 총 400명의 소비자 각각에게 18개의 choice set을 시행하도록 하는 점은 첫 번째 시뮬레이션과 차이가 없도록 하였다. 그러나 choice set의 선정은 36개의 efficient choice set을 포함한 72개의 모든 가능한 choice set에서 무작위로 선정한다. 데이터의 수가 첫 번째의 시뮬레이션과 동일하기 때문에 우리의 efficient choice set이 어느 정도 정보 제공에 있어 우수한가를 평가할 수 있다. <표 4>는 네 번째 시뮬레이션 데이터에 우리의 모형을 적용한 결과를 요약하고 있는데, 첫 번째 시뮬레이션에 비해 모수 추정치의 추정오차가 약 10% 정도 증대되었음을 보여주고 있다. 즉, 우리의 efficient choice set은 매우 효율적인 choice set들로 구성되어 있음을 보여주는 결과이다.

다섯번째 시뮬레이션과 여섯번째 시뮬레이션은 의사 결정자의 부담을 줄이기 위해 각 choice set의 대안의 수를 3개로 제한한 우리의 데이터 수집 방법론이 어느 정도 우수한 방법인가를 평가하기 위해 시행되었다. 즉, 각 choice set의 대안의 수를 6개로 3개의 브랜드 2개의 테이프 종류 증가 시키고, 가격과 battery의 수명은 무작위로 추출하기로 한다. 다섯번째 시뮬레이션에서는 400명의 소비자 각각에게 9개의 choice task를 행하도록 하였는데 이는 choice task의 수는 이전의 경우에 비해 반에 해당한다. 그러나 첫번째 시뮬레이션의 경우보다 대안의 수가 배인 choice task이므로 각 task의 의사결정이 어렵다. 3개의 대안으로 이루어진 choice task를 18번 행하는 것과 6개의 대안으로 이루어진 choice task를 9번 행하는 것 중 어느 것이 어려운 (또는 시간이 많이 소요되는) 일인가는 의사결정자에

게 직접 물어 본다든가 task 수행의 시간 등의 간접적인 방법으로 알 수 있겠지만 본 논문은 이를 동일하다고 가정한다. 여섯번째 시뮬레이션은 각 소비자가 수행하여야 하는 choice task의 수가 18개라는 사실을 제외하고는 모든 면에서 다섯번째의 경우와 동일한 시뮬레이션이다. 즉, 여섯번째 시뮬레이션은 400명의 각 소비자에게 (6개의 대안으로 이루어진) 18개의 choice task를 수행하도록 한다는 것이다.

〈표 4〉 시뮬레이션: Random Design

Parameter	True	Random	Six sets (9 observations)	Six sets (18 observations)
Type-primary				
Brand A	2.0	1.89 (0.15)	2.16 (0.17)	2.00 (0.09)
Brand B	1.0	0.85 (0.10)	1.07 (0.12)	1.00 (0.07)
VHS	1.0	0.87 (0.10)	1.01 (0.07)	0.96 (0.07)
Price	-1.0	-1.07 (0.14)	-1.06 (0.09)	-1.03 (0.06)
Battery life	2.0	1.94 (0.15)	1.98 (0.12)	2.00 (0.09)
Inclusive	0.5	0.49 (0.04)	0.52 (0.04)	0.49 (0.03)
Brand-primary				
Brand A	2.0	1.87 (0.20)	2.45 (0.27)	2.06 (0.14)
Brand B	1.0	0.95 (0.14)	1.28 (0.20)	1.02 (0.09)
VHS	1.0	0.90 (0.09)	1.27 (0.20)	1.08 (0.05)
Price	-1.0	-0.86 (0.16)	-1.19 (0.16)	-1.07 (0.07)
Battery life	2.0	1.83 (0.17)	2.39 (0.26)	2.05 (0.10)
Inclusive	0.5	0.54 (0.04)	0.41 (0.05)	0.50 (0.03)
Prop of Type	0.5	0.45 (0.05)	0.59 (0.05)	0.48 (0.05)

다섯번째와 여섯번째 시뮬레이션 데이터에 우리의 모형을 적용한 결과를 위의 〈표 4〉에 요약하였다. 다섯번째 시뮬레이션의 경우 모수 추정치의 표준오차는 첫째 시뮬레이션에 비해 약 40% 정도 증대하였는데 이는 3개의 대안으로 이루어진 choice task를 18번 행하는 것이 6개의 대안으로 이루어진 choice task를 9번 행하는 것보다 나은 방법이라는 것을 보여주는 결과이다. 반면 여섯번째 시뮬레이션의 경우 모수 추정치의 표준오차는 첫째 시뮬레이션에 비해 약 20% 정도 감소하였는데 이는 예상된 결과로 3개의 대안으로 이루어진 choice task보다 6개의 대안으로 이루어진 choice task가 정보의 양에 있어 20% 정도 우수하다는 것을 말한다. 물론 소비자의 입장에서 6개의 대안으로 이루어진 choice task의 경우가 훨씬 어려운 task이기 때문에 단순 비교는 의미가 없음을 밝혀 둔다.

IV. 토론 및 미래의 연구방향

본 논문은 의사 결정자가 여러 대안 중에서 하나를 선택할 때 비보상적인 의사결정 방법을 사용한다는 경우에도 적용할 수 있는 새로운 컨조인트 모형을 제시하고 있다. 본 논문은 소비자의 의사결정 방법을 하나의 latent variable로 간주하여 데이터로부터 추정하고 추정된 의사결정 방법에 따라 이에 상응하는 nested logit model을 적용함으로써 컨조인트 분석법의 영역을 보다 일반화하였다. 또한 다양한 시뮬레이션을 통해 우리 모형의 우수성과 함께 의사 결정자의 부담을 최소화할 수 있는 efficient choice model을 제시하고 있다.

본 논문이 제시하는 컨조인트 분석법은 선택적 방법(choice task)으로 데이터를 수집하는 경우에만 적용할 수 있는 방법론이다. 평가적 방법(evaluation task)으로 데이터를 수집하는 경우 비보상적 의사결정을 설명할 수 있는 컨조인트 분석법을 개발하는 것은 의미 있는 미래의 연구 과제라고 생각한다.

또 하나의 흥미로운 향후 연구과제는 본 논문의 방법론을 여러 종류의 실제 데이터에 적용하여 우리의 방법론이 기존의 컨조인트 분석법에 비해 어느 정도 우수한가를 평가하는 것이다. 본 모형의 우수성은 의사 결정자가 얼마나 비보상적인 의사 결정을 하는가에 달려 있다. 즉, 의사 결정자가 의사 결정을 할 때 보상적인 방법으로 한다면 기존의 컨조인트 분석법과 본 논문의 방법론의 차이는 없다. 제품의 종류에 따라 의사결정자의 성격에 따라 비보상적 정도가 차이가 있으므로 이를 실증적으로 검증하는 것은 흥미로운 연구가 될 것이라고 생각한다.

참 고 문 헌

- Addelman, S. (1962), "Orthogonal Main-Effect Plans for Asymmetrical Factorial Experiments," *Technometrics*, 4, 21-46.
- Allenby, G., N. Arora, and J. Ginter (1995), "Incorporating Prior Knowledge into the Analysis of Conjoint Studies," *Journal of Marketing Research*, 32, 2, 152-62.
- Ben-Akiva, M. and Lerman, S. (1985), *Discrete Choice Analysis: Theory and Application to Travel Demand*, MIT Press: Cambridge, Massachusetts.

- Bettman, J. (1979), *An Information Processing Theory of Consumer Choice*. Addison-Wesley Publishing Company Inc.: Reading, Massachusetts.
- DeSarbo, W., V. Ramaswamy, and S. Cohen (1995), "Market Segmentation with Choice-Based Conjoint Analysis," *Marketing Letters*, 6, 2, 137-47.
- Green, P. and V. Srinivasan (1978), "Conjoint Analysis in Consumer Research: Issues and Outlook (1978)," *Journal of Consumer Research*, 5, 3, 103-23.
- Green, P. and V. Srinivasan (1990), "Conjoint Analysis in Marketing: New Developments With Implications for Research and Practice," *Journal of Marketing*, 54, 4, 3-19.
- Green, P. and Y. Wind (1973), *Multiattribute Decisions in Marketing: A Measurement Approach*, Hinsdale, IL.: Dryden.
- Jedidi, K., R. Kohli, and W. DeSarbo (1996), "Consideration Sets in Conjoint Analysis," *Journal of Marketing Research*, 33, 2, 364-372.
- Lancaster, K. (1966), "A New Approach to Consumer Theory," *Journal of Political Economy*, 74, 132-57.
- Louviere, J. and G. Woodworth (1983), "Design and Analysis of Simulated Consumer Choice or Allocation Experiments: An Approach Based on Aggregate Data," *Journal of Marketing Research*, 20, 4, 350-67.
- Kamakura, W., Kim, B. and J. Lee (1996), "Modeling Preference and Structural Heterogeneity in Consumer Choice," *Marketing Science*, 15, 2, 152-172.
- Kannan, P. and Wright, G. (1991), "Modeling and Testing Structured Markets: A Nested Logit Approach," *Marketing Science*, 10, 58-82.
- Titterton, D., A. Smith, and Makov U. (1985), *Statistical Analysis of Finite Mixture Distributions*, John Willy & Sons: New York.
- Vriens, M., M. Wedel, and T. Wilms (1996), "Metric Conjoint Segmentation Methods: A Monte Carlo Comparison," *Journal of Marketing Research*, 33, 1, 73-85.
- Wilkie, W. and E. Pessemier (1973), "Issues in Marketing's Use of Multiple-Attribute Attitude Models," *Journal of Marketing Research*, 10, 4, 428-41.