

EBA 모형을 활용한 유사 컨조인트 분석

박 상 준*

Conjoint-like Analysis Using Elimination-by-Aspects Model

Sangjun Park*

■ Abstract ■

Conjoint Analysis is marketers' favorite methodology for finding out how buyers make trade-offs among competing products and suppliers. Thousands of applications of conjoint analysis have been carried out over the past three decades. The conjoint analysis has been so popular as a management decision tool due to the availability of a choice simulator. A conjoint simulator enables managers to perform 'what if' question accompanying the output of a conjoint study.

Traditionally the First Choice Model (FCM) has been widely used as a choice simulator. The FCM is simple to do, easy to understand. In the FCM, the probability of an alternative is zero until its value is greater than others in the set. Once its value exceeds that threshold, however, it receives 100%. The LOGIT simulation model, which is also called as "Share of Preference", has been used commonly as an alternative of the FCM. In the model part worth utilities aren't required to be positive. Besides, it doesn't require part worth utilities computed under LOGIT model. The simulator can be used based on regression, monotone regression, linear programming, and so on. However, it is not free from the Independent from Irrelevant Alternatives (IIA) problem.

This paper proposes the EBA (Elimination-By-Aspects) model as a useful conjoint-like method. One advantage of the EBA model is that it models choice in terms of the actual psychological processes that might be taking place. According to EBA, when choosing from choice objects, a person chooses one of the aspects that are effective for the objects and eliminates all objects which do not have this aspect. This process continues until only one alternative remains.

Keywords : Conjoint Analysis, EBA Model, LOGIT Model, IIA Problem

1. 도 입

컨조인트 분석(conjoint analysis)에서는 어떤 상품의 가치를 그 상품을 구성하는 속성의 합으로 본다. 그리고 그 상품의 총 효용은 각 속성들의 부분 효용의 합으로 구성된다고 가정한다. 이러한 가정 하에, 컨조인트 분석에서는 대안을 구성하는 각 속성의 부분 효용을 추정하고 이것을 다양한 선택시물레이션에 활용하게 된다. 많은 연구자들이 지난 30년에 걸쳐 컨조인트 분석을 수행해 왔고 그 유용성을 실증적으로 보여 주어 왔다[1]. Green and Srinivasan[2]은 경영의사 결정도구로서 컨조인트 분석을 많은 연구자들이 활용하는 있는 이유를, 'what if' 분석을 할 수 있는 컨조인트 분석의 선택시물레이터(choice simulator)에서 찾고 있다.

전통적으로 컨조인트 분석에서는 3개의 선택시물레이터[First Choice Model(FCM), Bradley-Terry-Luce Model(BTL), LOGIT Model]가 사용되어 왔다. FCM에서는 한 선택대안의 효용이 다른 대안들의 효용보다 큰 경우 그 대안의 선택확률은 '1'이 된다. FCM은 모형의 이해가 쉽고 실행이 매우 용이하다는 장점이 있지만, 시물레이션에 있어 오류가 발생할 수 있다는 단점이 있다. BTL은 각 대안의 선택확률이 각 대안의 효용에 비례적으로 결정된다고 가정한다. 그러나 음의 효용(negative utility)을 갖는 대안이 있는 경우 선택시물레이션에 오류가 발생할 수 있다. 또한 '빨간/파란 버스' 선택 문제로 알려져 있는 IIA(Independence of Irrelevant Alternatives) 문제도 갖고 있다. '빨간/파란 버스' 선택 문제란 교통수단으로 기차와 빨간 버스만 있을 때 기차를 이용할 확률과 버스를 이용할 확률이 1/2과 1/2이라고 상태를 가정한 상황에서 파란 버스가 새롭게 등장하면, 기차를 이용할 확률은 1/2, 빨간 버스를 이용할 확률은 1/4, 파란 버스를 이용할 확률은 1/4로 바뀔 가능성이 높음에도 불구하고 각 대안의 선택확률을 동일하게 '1/3'로 예측하는 현상을 의미한다.

LOGIT 모형에서 한 대안의 선택확률은 그 효용의 특정함수(antilog)에 비례한다. LOGIT은 선호 점유율(share of preference)이라고도 부르는데, 이 시물레이션 모형은 상품효용이 항상 양이 되어야 한다는 제약을 갖고 있지 않기 때문에 BTL보다는 유연성이 높다. 또한 부분 효용의 추정시 LOGIT 모형 이외에도 최소자승법을 활용한 회귀분석, MO-NANOVA, 선형계획법(Linear Programming) 등 다양한 추정 방식이 활용될 수 있다는 장점이 있다. 그러나 IIA 문제에서 자유롭지 못하다는 단점이 있다.

본 연구에서는 IIA 문제를 선택모형 그 자체에서 해결될 수 있는 방법으로 Tversky[7,8]에 의해 제시된 EBA 모형(Elimination-By-Aspects Model)의 활용 가능성을 검토하고자 한다. 컨조인트 분석을 위해 EBA 모형이 사용된다면 엄밀한 의미에서 컨조인트 분석이라고 할 수 없다. 컨조인트 분석에서는 상품의 총 효용이 각 속성의 부분효용의 합으로 구성된다고 가정하지만, EBA 모형은 상품의 총 효용이 각 속성의 부분 효용의 합으로 보고 있지 않기 때문이다. EBA 모형을 활용한 컨조인트 분석은 진정한 의미에서 컨조인트 분석이라고 부르는 것은 적합하지 않기 때문에, 유사 컨조인트 분석(conjoint-like analysis)라고 부르는 것이 적절하다.

컨조인트 분석에서 속성 수준의 효용을 추정하는 방법은 선호도의 척도에 따라 달라지는데, 순위 척도가 사용된 경우에는 MONANOVA, Ordered LOGIT, LIMAP 등을, 등간척도 이상으로 선호도가 측정되었을 경우에는 회귀분석을, 상호비교(Paired Comparison) 자료의 경우에는 흔히 LOGIT, PROBIT을 사용한다. 본 연구에서는 선호도를 상호 비교 자료로 측정하고, 분석모형으로 EBA 모형의 가능성을 LOGIT 모형과의 비교를 통해 평가한다. 다음 장에서는 EBA 모형에 대해 간단한 소개를 하고나서, EBA 모형을 컨조인트 분석의 추정 단계와 선택시물레이션 단계에서 어떻게 활용할 수 있는지 살펴보기로 한다.

2. 컨조인트 분석을 위한 EBA 모형

에스펙트(aspect) 또는 피쳐(feature)는 일반적으로 이진변수(binary variable) 또는 명목변수(nominal variable)를 지칭하는데 서열척도(ordinal scale) 또는 기수척도(cardinal scale)에도 적용 가능하다[6]. EBA 모형은 소비자 선택과정을 다음과 같이 설명하고 있다. 한 소비자가 선택집합 A 에 존재하는 대안 중 하나를 선택할 때, 그 소비자는 특정 에스펙트를 그 에스펙트에 관련된 스케일(scale)에 비례하여 선택하고, 그 에스펙트를 보유하고 있지 않은 대안을 선택집합에서 제거해 나간다. 이 과정은 대안 하나만 남을 때까지 계속된다. 만약 마지막까지 n 개의 대안이 남는다면 이들 n 개의 대안은 사실상 동일한 대안이며 선택확률은 $1/n$ 이 된다.

EBA 모형의 수리적 표현은 다음과 같다. 우선 $u(\alpha)$ 를 특정한 에스펙트(α)에 할당되는 스케일함수(scale function)라고 정의하고 다음의 수식을 살펴보자.

- $T = \{x, y, z, \dots\}$: 대안들의 전체집합,
 A : T 집합의 nonempty subset,
 x' : 선택 x 를 특징짓는 에스펙트 집합,
 $A' = \{\alpha \in x', x \in A\}$: 선택집합 A 를 특징짓는 모든 에스펙트 집합,
 A° : 선택집합 A 안에 있는 모든 대안들이 공유하고 있는 에스펙트 집합,
 $A_n = \{x \in A \mid \alpha \in x'\}$: 선택집합 A 내에서 에스펙트 α 를 공유하고 있는 대안들의 집합
 $P_x^A = P(x|A)$: 선택집합 A 에서 대안 x 를 선택할 확률,
 $\{\bar{x}'\}$: 대안 x 에만 해당되는 에스펙트 집합,
 $\{\bar{x}'\bar{y}'\}$: 대안 x 와 대안 y 에만 해당되는 에스펙트 집합, $\{\bar{x}'\bar{z}'\}$ 는 대안 x 와 대안 z 에만 해당되는 에스펙트 집합,
 그리고 $u(\{\bar{x}'\}) = \alpha_x, u(\{\bar{x}'\bar{y}'\}) = \alpha_{xy}, u(\{\bar{x}'\bar{z}'\}) = \alpha_{xz}$.

구체적인 EBA 모형의 선택확률은 다음과 같이 표현된다.

$$P_x^A = \frac{\sum_{\alpha \in x'/A^\circ} u(\alpha)P_x^{A^\circ}}{\sum_{\gamma \in A/A^\circ} u(\gamma)} \quad (1)$$

위에서 도입된 수식적 표현을 이용하여 Tversky [8]가 사용한 예를 이용하여 EBA 모형을 설명하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} T &= \{b_1, b_2, b_3\}, \\ b_1' &= \{\alpha_{1-1}, \alpha_{1-2}, \alpha_{12-1}, \alpha_{12-2}, \alpha_{13-1}, \alpha_{13-2}, \alpha_{123}\}, \\ b_2' &= \{\alpha_{2-1}, \alpha_{2-2}, \alpha_{12-1}, \alpha_{12-2}, \alpha_{23-1}, \alpha_{23-2}, \alpha_{123}\}, \\ b_3' &= \{\alpha_{3-1}, \alpha_{3-2}, \alpha_{13-1}, \alpha_{13-2}, \alpha_{23-1}, \alpha_{23-2}, \alpha_{123}\}. \end{aligned}$$

여기서 $u(\{\bar{b}_1'\}) = u(\{\alpha_{1-1}, \alpha_{1-2}\}) = \alpha_1$, $u(\{\bar{b}_2'\bar{b}_2'\}) = u(\{\alpha_{12-1}, \alpha_{12-2}\}) = \alpha_{12}$, 등과 같이 표기된다. 추가적으로 $\alpha_{123} = 0$ 으로 가정된 상태에서, 선택집합 별로 대안이 선택될 확률은 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \Pr(b_1 | \{b_1, b_2, b_3\}) &= \frac{\alpha_1 + \alpha_{12} \Pr(b_1 | \{b_1, b_2\}) + \alpha_{13} \Pr(b_1 | \{b_1, b_3\})}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_{12} + \alpha_{13} + \alpha_{23}} \quad (1a) \end{aligned}$$

그리고 선택집합 $\{b_1, b_2\}$ 에서 b_1 을 선택하게 되는 확률은 다음과 같이 표기된다.

$$\Pr(b_1 | \{b_1, b_2\}) = \frac{\alpha_1 + \alpha_2}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_{13} + \alpha_{23}} \quad (1b)$$

식 (1)에서 살펴볼 수 있다시피 EBA 모형은 수학적으로 복잡한 재귀형태(Recursive Form)를 갖고 있다. EBA 모형의 요인 선호 구조(factorial preference structure)는 Tversky and Sattah[9]가 처음으로 언급하였고, Hauser[3]가 이런 선택구조에 대한 이론적 연구를 제시한 바 있다. 이들 연구를 바탕으로 Moore[5]는 Elimination-By-Factorials (EBF)로 불리는 EBA 모형의 특수 형태를 연구한 바 있다. 컨조인트 분석의 가상 상품들이 EBF에서 사용되는 요인 선호 구조로 설명할 수 있다는 사실

은 EBF를 포함하는 EBA를 컨조인트 분석에 쉽게 이용할 수 있음을 의미한다.

2.1 추정단계에서의 EBA 모형

<표 1>에 제시된 프로파일을 이용하여 EBA 모형이 어떻게 사용될 수 있는지 살펴보자. 프로파일들은 2개의 속성으로 구성되어 있는데, 하나는 브랜드이고 다른 하나는 가격이다. 그리고 각 속성은 2개의 수준으로 구성되어 있는데 브랜드의 경우 코카콜라와 펩시콜라, 가격은 \$1.00과 \$0.90으로 구성되어 있다. 이러한 가정에 따라 4개의 가상의 프로파일도 도출될 수 있다 : 콜카콜라 두 종류(\$1.00 vs. \$0.90), 펩시콜라 두 종류(\$1.00 vs. \$0.90). 가격 \$1.00은 정규가격(regular price), 가격 \$0.90은 판촉가격(promotion price)이라고 생각할 수 있다. 이러한 프로파일에 대한 소비자 평가 자료를 얻게 되면, 브랜드와 가격이 소비자 선호에 미치는 영향을 분석할 수 있게 된다.

<표 1> 컨조인트 분석을 위한 가상 상품

프로파일	속성 1(브랜드)	속성 2(가격)
프로파일 #1	수준 1(Coke)	수준 1(\$0.90)
프로파일 #2	수준 1(Coke)	수준 2(\$1.00)
프로파일 #3	수준 2(Pepsi)	수준 1(\$0.90)
프로파일 #4	수준 2(Pepsi)	수준 2(\$1.00)

프로파일 #1과 프로파일 #2는 코카콜라 브랜드 에스펙트(α_{12})를 공유하고 있고, 프로파일 #3과 프로파일 #4는 펩시콜라 브랜드 에스펙트(α_{34})를 공유하고 있다. 반면에 프로파일 #1과 프로파일 #3은 정상가격 (\$1.00) 에스펙트(α_{13})를 공유하고 있고 프로파일 #2와 프로파일 #4는 프로모션가격(\$0.90) 에스펙트(α_{24})를 공유하고 있다. 이들 에스펙트들은 가상 상품에 대한 EBA의 요인 선호 구조가 된다. 그리고 이러한 요인 선호 구조가 컨조인트 분석을 위해서도 사용될 수 있다.

<표 2> 가상상품 간 쌍대비교 선호자료

비교 쌍	선택확률			
	1	2	3	4
(1, 2)	0.99	0.01	--	--
(1, 3)	0.50	--	0.50	--
(1, 4)	0.90	--	--	0.10
(2, 3)	--	0.30	0.70	--
(2, 4)	--	0.50	--	0.50
(3, 4)	--	--	0.99	0.01

<표 3> 가상 데이터에 대한 EBA 추정결과

속 성	에스펙트	스케일	제거 비중치
브랜드	Coke(α_{12})	0.2157	39.29%
	Pepsi(α_{34})	0.1772	
가격	\$0.90(α_{13})	0.6012	60.71%
	\$1.00(α_{24})	0.0059	

<표 4> 가상 데이터에 대한 LOGIT 추정결과

속 성	수 준	부분효용	상대적 중요도
브랜드	Coke(α_{12})	0.4869	9.94%
	Pepsi(α_{34})	0.0000	
가격	\$0.90(α_{13})	4.4128	90.60%
	\$1.00(α_{24})	0.0000	

<표 2>는 프로파일들의 상호비교 선택확률(paired-comparison choice probability)을 나타낸다. <표 3>은 <표 2>에서 제시된 선택확률을 기본자료로 EBA 모형을 최우추정법(Maximum Likelihood Estimation)으로 추정한 결과를 보여주고 있다. 여기서 주목해야 할 점은 EBA의 스케일은 컨조인트 분석의 부분 효용과 다르게 해석되어야 한다는 점이다. 가격할인(\$0.90)에 관련된 스케일은 0.6012이다. 이 스케일은 가격할인 요인을 통해 대안을 선택에서 제거할 확률이 0.6012가 됨을 의미한다. 즉, EBA 모형에서 에스펙트(aspect)에 대응하는 각 스케일은 그 에스펙스를 갖고 있지 않은 대안을 제거할 확률을 나타낸다. 또한 각 각의 요

인(factor)에 대응되는 에스펙트 스케일의 합은 대안의 제거과정에서 해당 요인을 활용하여 대안을 제거할 확률이라고 해석할 수 있다. 가격 요인에 해당되는 제거확률은 60.71%, 반면에 브랜드요인에 의한 제거확률은 39.29%이다. 이러한 결과는 가격요인이 브랜드요인보다 대안의 제거과정에서 더욱 더 중요한 요인이라는 것을 나타낸다. 각 요인을 이용한 제거확률의 합은 100%가 되는 이유는 모든 에스펙트에 해당되는 스케일을 합하면 그 값이 '1'로 표준화되어 있기 때문이다.

<표 4>는 <표 2>에서 제시된 선택자료를 이용하여 LOGIT 모형을 최우추정법으로 추정된 결과를 보여주고 있다. EBA 모형과 다른 점을 살펴보면, 우선 스케일 대신에 부분효용으로 모수가 추정된다. 또한 제거 가중치 대신에 상대적 중요도가 사용되고 있다. 상대적 중요도는 응답자가 상품을 선택하는데 있어서 각 속성을 얼마만큼 중요시 판단하는가를 나타낸다.

전통적인 컨조인트 분석의 가정을 따르는 LOGIT 모형은 부분효용의 합이 총효용이 된다. 이에 반하여 EBA모형에서는 추정된 스케일이 효용개념과 다르기 때문에 이들 스케일들의 합을 총효용으로 해석되지는 않는다는 점을 유념할 필요가 있다.

2.2 시뮬레이션 단계에서의 EBA 모형

컨조인트 분석의 부분 효용의 추정에는 Metric Regression, Non-Metric Regression, MONANOVA, PREMAP, LINMAP, LOGIT, PROBIT, TOBIT 등 다양한 분석방법이 사용될 수 있다. 그러나 선택 시뮬레이션 단계에서 사용할 수 있는 모형은 최고효용모형[Maximum Utility model 또는 First Choice Model(FCM)], 평균효용모형[Average Utility 또는 Bradley-Terry-Luce(BTL) model], LOGIT 모형으로 극히 제한되어 있다.

FCM은 효용이 가장 높은 상품을 찾아내고 그 상품에 '1'의 선택확률을 부여한다. 만약 가장 높은 효용의 대안이 두 개 존재할 때 각 대안에 '0.5'와

'0.5'의 선택확률을 부여한다. BTL은 시장에 존재하는 각 대안 효용을 Luce 모형의 각 대안의 유인력으로 설정하고 선택확률을 계산한다. 반면에 LOGIT 모형은 추정된 효용을 단조증가함수를 활용하여 변환시킨 후 이를 Luce 모형에서의 각 대안의 유인력으로 설정하고 선택확률을 계산한다. 선택시뮬레이션 모형들의 비교에서 FCM이 가장 좋은 예측력을 보여왔다. 하지만 FCM은 이론적 문제점을 가지고 있다. 실제 선택행동은 확률적으로 이루어지는데 FCM은 이러한 현실을 반영하지 못한다. 소비자들은 결코 어떤 상품을 100% 확신을 갖고 선택하지 않는다. 또한 FCM에서는 선택되지 않는 대안들의 상대적 선호가 전혀 고려되지 않는다. 빈번하게 구매하는 상품의 경우, 소비자들은 하나 이상의 브랜드를 구매하는 경향이 있다. 이런 다양성추구(variety seeking) 현상은 잘 알려진 소비자 행동의 하나이다. LOGIT은 FCM의 이러한 단점을 갖고 있지 않지만, 선택시뮬레이션에서 상품의 유사성을 다룰 수 없다는 한계를 갖는다. 상품의 유사성을 다루기 위해 Sawtooth Soft Family안에 Model 3는 선택집합 안의 다른 대안과 속성 수준들을 공유하는 경우 선택확률을 계산하는데 패널티를 가하는 방식을 채택하였다. Huber[4]의 RFCM(Randomized First Choice Model)은 상품의 유사성을 처리하기 위한 조정절차(tuning procedure)를 갖고 있다. 그러나 Model 3나 RFCM의 유사성 조정절차는 이론적 근거를 갖고 있지 않다. EBA 모형은 이론적 근거를 갖고 확률함수 그 자체 내에서 대안 간의 유사성을 조절할 수 있다는 장점을 갖고 있다. LOGIT 모형과 EBA 모형의 선택시뮬레이션 예제를 통해서 간략히 살펴보기로 하자.

EBA 모형에서 추정된 모수(<표 3>)와 LOGIT 모형에서 추정된 모수(<표 4>)를 사용하여 가상 상품에 대한 선택확률을 시뮬레이션 한 결과를 <표 5>는 보여주고 있다. 선택집합이 변화되었을 때 LOGIT 모형과 EBA 모형이 어떻게 선택확률을 예측하는지를 보여주고 있는데, 선택집합 {1, 2}는 {Coke(\$1.00), Pepsi(\$1.00)}을 나타내고, 선택집합

{1, 2, 3}은 {Coke(\$1.00), Pepsi(\$1.00), Pepsi(\$0.90)}을 나타낸다. 그러므로 선택집합 {1, 2}에 상품 3이 선택집합에 들어왔을 때(선택집합이 {1, 2, 3}으로 확대되었을 때), 유사성이 높은 펩시콜라의 선택확률의 변화가 높아야 한다고 생각할 수 있다. LOGIT 모형은 이러한 유사성 효과를 잡아내지 못하는 반면에 EBA 모형은 이러한 현상을 잡아낼 수 있음을 <표 5>는 보여주고 있다.

3. 실증분석

3.1 실험자극 개발 및 자료수집

컨조인트 분석의 추정 단계와 시뮬레이션 단계에서 가장 넓게 사용되고 있는 모형은 LOGIT 모형이므로, EBA 모형의 활용 가능성을 평가하기 위해 LOGIT 모형과 예측력을 비교하기로 한다. 시뮬레이션 단계에서 FCM을 적용할 때, 추정모형으로 EBA 모형과 LOGIT 모형의 예측력을 비교하고, 시뮬레이션 단계에서 선택확률모형을 적용할 때, EBA 모형과 LOGIT 모형의 예측력을 비교하

고자 한다.

비교 1 : 시뮬레이션모형으로 FCM 모형을 적용할 때, EBA와 LOGIT 비교
 [추정모형(EBA)-시뮬레이션모형(FCM) vs. 추정모형(LOGIT)-시뮬레이션모형(FCM)]

비교 2 : 시뮬레이션모형으로 선택확률모형을 적용할 때, EBA와 LOGIT 비교
 [추정모형(EBA)-시뮬레이션모형(EBA) vs. 추정모형(LOGIT)-시뮬레이션모형(LOGIT)]

미국 버지니아주에 위치하고 있는 한 대학의 마케팅 수업에 참여하는 20명의 학생들을 대상으로 <표 6>에 제시된 컨조인트 설계를 바탕으로 도출된 가상 상품들을 평가하게 하였다. 컨조인트 설계에서 Fractional Factorial Design을 통해 도출된 프로파일 중에서 무작위로 10개의 프로파일을 선정하였다. 그리고 10개의 프로파일을 선호도에 대한 45쌍의 선호도 평가 설문지를 작성하였다. 20명의 응답자가 설문에 응했지만 이중 응답이 불성실

<표 5> 선택 시뮬레이션 결과(LOGIT vs. EBA)

	선택집합	Coke(\$1.00)	Pepsi(\$1.00)	Pepsi(\$0.90)
LOGIT	{2, 4}	0.6194	0.3806	
	{2, 3, 4}	0.2311	0.1420	0.6268
	변화	62.68% 감소	62.68% 감소	
EBA	{2, 4}	0.5490	0.4510	
	{2, 3, 4}	0.2189	0.0044	0.7767
	변화	60.12% 감소	99.03% 감소	

주) 상품 2는 Coke(\$1.00), 상품 4는 Pepsi(\$1.00), 상품 3은 Pepsi(\$0.90).

<표 6> 자동차 상품에 대한 컨조인트 설계

속성(Attributes)	수준(Level)	L1	L2	L3
원산지(Country of Origin)	2	USA	Japan	
연비(Gas Mileage)	3	15miles/gallon	25miles/gallon	35miles/gallon
가격(Price)	3	\$15,000	\$25,000	\$35,000
신뢰성(Reliability)	3	★★★	★★★★	★★★★★

한 2개를 제외하고 18개의 응답자료가 분석에 사용되었다. 얻어진 자료를 바탕으로 <표 7>에 제시된 가상 상품에 대해서 LOGIT 모형과 EBA 모형의 예측력을 비교하였다. <표 7>에 가상상품 중에서 두 개(A와 B)는 추정에 사용되었던 프로파일 중에서 무작위로 추출하였고, 다른 한 개는 추정에 사용되지 않고 남겨 두었던 프로파일(C)을 사용하였다.

3.2 분석결과

상호비교로 도출된 선호도를 기본 자료로 활용하여 EBA 모형과 LOGIT 모형의 모수를 최우추정법으로 추정하였다. 그리고 추정된 EBA 모형과 LOGIT 모형의 모수들을 이용하여 가상의 대안들(A, B, C)의 선호도를 예측하고, 두 모형으로 추정된 예측치를 실제 응답 선호도와 비교하였다.

시뮬레이션 단계에서 FCM을 적용했을 경우 EBA 모형과 LOGIT 모형의 예측력을 비교하기 위해 부호검정(sign test)을 수행하였다. 부호검정은 EBA와 LOGIT 모형 모두 정확하게 예측한 경우에는

'0', EBA는 정확하게 LOGIT은 부정확하게 예측하는 경우 '1', EBA는 부정확하게 LOGIT은 옳게 예측하는 경우에는 '-1'을 부여하고 평균값이 '0'가 다른 경우 두 모형의 예측력에 차이가 있다고 통계적으로 판단하는 방법이다. <표 8>은 두 모형의 예측력에 차이가 없다는 부호검정(t-검정, 양측) 결과를 보여주고 있다.

시뮬레이션 단계에서 선택확률모형을 적용하는 경우의 EBA 모형과 LOGIT 모형의 예측력을 비교하기 위해 응답자별 실제 선택확률과 예측 선택확률의 오차 절대값의 평균을 계산하고 이들 값에 차이가 있는지를 검증하였다. <표 9>는 오차 절대값의 평균치에 차이가 있는지 t-검정(양측)을 실시한 결과를 보여주고 있는데, LOGIT 모형과 EBA 모형의 예측력에 차이가 없는 것으로 나타났다.

4. 결론 및 토의

컨조인트 분석은 신상품 평가, 포지셔닝, 경쟁분석, 가격설정, 시장세분화 등의 다양한 마케팅 문제 해결을 위해 사용되어 왔으며, 컨조인트 분석의

<표 7> 자동차 상품의 선택시뮬레이션에 사용된 3개의 프로파일

속성(Attributes)	Car A	Car B	Car C
원산지(Country of Origin)	USA	Japan	USA
연비(Gas Mileage)	25 mpg	15 mpg	15 mpg
가격(Price)	\$15,000	\$25,000	\$35,000
신뢰성(Reliability)	★★★	★★★★	★★★★

<표 8> 시뮬레이션 모형으로 FCM 적용시 예측력 비교

	평균값	표준편차	t값	p값
EBA 모형과 LOGIT 모형의 예측력 차이	-0.056	0.639	-0.37	0.717

주) 평균값은 EBA 모형과 LOGIT 모형의 부호검정의 차이를 나타냄.

<표 9> 시뮬레이션 모형으로 선택모형 적용시 예측력 비교

	평균값	표준편차	t값	p값
EBA 모형과 LOGIT 모형의 예측력 차이	0.005	0.114	0.20	0.847

주) 1. 평균값은 EBA 모형과 LOGIT 모형의 평균 오차 절대값의 차이를 나타냄.

2. EBA 모형의 오차 절대값의 평균 = 0.176 vs. LOGIT모형의 오차절대값의 평균 = 0.171.

유용성은 많은 연구자들에 의해 인정받고 있다. 컨조인트 분석은 자료수집방법에 따라 부분효용의 추정법이 다양하게 개발되어 왔다. 상호비교(paired comparison) 자료의 경우에는 LOGIT 모형과 같은 선택모형이 많이 사용된다. LOGIT 모형은 대안 간의 유사성을 반영하기 어렵다는 한계점을 갖고 있다. 본 연구에서는 대안 간의 유사성을 반영할 수 있는 EBA 모형의 컨조인트 분석에 활용할 수 있는지 분석하였다.

실증분석에서는 상호비교자료의 경우에 사용되는 대표적인 모형인 LOGIT 모형과 본 연구에서 제안하고 있는 EBA 모형의 예측력을 비교하였다. 첫째, 추정단계에서 LOGIT 모형과 EBA 모형을 이용하고 시뮬레이션 모형으로 FCM을 적용했을 때 두 모형의 예측력을 비교하였다. 둘째, 추정단계에서 LOGIT 모형과 EBA 모형을 이용하고 시뮬레이션 모형으로 선택 모형(LOGIT과 EBA)을 적용했을 때의 모형의 예측력을 비교하였다. 시뮬레이션 모형으로 FCM을 사용했을 경우 LOGIT 모형과 EBA 모형의 예측력에 통계적으로 유의한 차이가 나타나지 않았다. 시뮬레이션모형으로 선택모형을 적용했을 때에도 LOGIT 모형과 EBA 모형의 예측력에 차이가 없었다. 요약하면, 실증분석에서 EBA 모형이 예측모형으로 LOGIT 모형보다 우월하지도 열등하지도 않게 나타났다.

예측모형으로 비교모형이 LOGIT 모형보다 최소한 열등하지 않다면, EBA 모형은 모형의 활용측면에서 LOGIT 모형이 제공할 수 없는 마케팅시사점을 제공해 줄 수 있기 때문에 그 활용가치는 높다고 할 수 있다. EBA 모형의 컨조인트 분석에서의 장점은 소비자 의사결정과정을 대안의 제거과정으로 살펴볼 수 있다는 점이다. 즉 소비자들이 여러 가지 대안을 접하게 되었을 때, 어떻게 대안들을 제거해 나가는지 EBA 모형은 설명해 줄 수 있다. 이러한 분석은 상품의 포지셔닝 전략 등의 마케팅 전략 수립에 다른 선택모형이 제공해 줄 수 없는 차별화 되는 시사점을 제공해 줄 수 있다. 또 다른 하나의 장점은 대안들의 유사성을 반영하기에 매

우 용이하다는 점이다. 본 연구는 컨조인트 분석에서 EBA 모형의 활용의 가치와 그 가능성을 보여주고 있다. 동일한 선호도 자료를 근거로 LOGIT 모형과 EBA 모형을 동시에 활용하여 컨조인트 분석을 할 수 있다면 두 모형을 동시에 활용하여 LOGIT 모형이 제공할 수 있는 장점과 EBA 모형이 제공할 수 있는 장점 모두를 활용하는 것이 바람직하다고 판단된다.

후속연구에서는 본 연구에서 제시되었던 컨조인트 설계에서 보다 많은 속성과 수준을 고려하여 검토할 필요가 있다. 또한 본 연구는 EBA 모형을 자동차 상품에 적용하여 그 활용 가능성을 살펴보았지만, 자동차 이외의 다양한 상품에 대해서도 EBA 모형의 적용 가능성을 검토할 필요가 있다. 속성 및 수준뿐만 아니라 해당 상품에 대한 사전 지식, 관여도, 시간적 압박 등도 EBA 모형의 예측력에 영향을 미칠 수 있다. 후속연구에서는 이들 변수들에 대한 고려도 있어야 할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] Green, P.E., A.M. Krieger and Y. Wind, "Thirty Years of Conjoint Analysis : Reflections and Prospects," *Interfaces*, Vol.31, No.3(2001), pp.S56-S73.
- [2] Green, P.E. and V. Srinivasan, "Conjoint Analysis in Marketing : New Developments With Implications for Research and Practice," *Journal of Marketing*, Vol.54 (1990), pp.3-19.
- [3] Hauser, J.R., "Agendas and Consumer Choice," *Journal of Marketing Research*, Vol. 23(1986), pp.199-212.
- [4] Huber, J., "Dealing with Product Similarity in Conjoint Simulations," *Sawtooth Software Research Paper Series*, Sawtooth Software, (1999), pp.1-14.
- [5] Moore, W.L., "Factorial Preference Struc-

- ture," *Journal of Consumer Research*, Vol. 17(1990), pp.94-104.
- [6] Rotondo, J., "Price as an Aspect of Choice in EBA," *Marketing Science*, Vol.5(1986), pp.391-402.
- [7] Tversky, A., "Choice by Elimination," *Journal of Mathematical Psychology*, Vol.9 (1972a), pp.341-367.
- [8] Tversky, A., "Elimination by Aspects : A Theory of Choice," *Psychological Review*, Vol.79, No.4(1972b), pp.281-299.
- [9] Tversky, A. and S. Sattath, "Preference Trees," *Psychological Review*, Vol.86, No.6 (1979), pp.542-573.