

대안적 컨조인트분석모형의 제품선택 예측력에 관한 연구

김영찬

이화여자대학교 경영학부
(yckim@ewha.ac.kr)

권익현

동국대학교 경영학부
(kwonih@dongguk.edu)

안광호

인하대학교 경영학부
(ahnkh@inha.ac.kr)

제품 구매시 소비자가 중요하게 생각하는 제품속성별로 소비자가 원하는 속성의 수준을 찾아냄으로써 최적의 신제품을 개발하도록 하는 조사기법인 컨조인트분석은 모형의 예측력을 향상시키기 위하여 여러 형태로 개발되고 발전되어 왔다. 하지만 full 프로파일이나 Trade off 방식을 이용한 전통적인 컨조인트분석법은 프로파일 생성에 사용된 제품속성의 수가 많아지면 소비자의 각 프로파일에 대한 선호도나 상표에 대한 소비자 선택확률 예측력에서 별로 만족스러운 결과를 제시 해주지 못하고 있다. 본 논문에서는 이러한 전통적 컨조인트 분석방법의 문제점을 극복할 수 있는 새로운 방법으로써 개별 소비자간 부분가치에서의 이질성을 반영하기 위한 Hierarchical Bayes 분석기법과 self-explicated중요도 평가방식 및 full프로파일 평가방식이 함께 사용된 혼합형 컨조인트 모형을 결합한 Hierarchical Bayes 혼합형 컨조인트 모형을 제안하고, 이 모형이 다른 유형의 컨조인트 분석모형보다 예측력에서 우수함을 실증분석을 통해 알아본다.

1. 서 론

컨조인트 분석 방법은 신제품의 성공적인 시장진입을 위하여 소비자가 선호하는 제품속성들의 도출과 각 속성에 대한 선호도의 올바른 예측을 위해 많은 연구가 진행되어 왔다. 이러한 관점에서 제품 구매시 소비자가 중요하게 생각하는 속성의 수준을 찾아냄으로써 최적의 신제품을 개발하도록 하는 조사기법인 컨조인트분석은 분석모형의 예측력을 향상시키기 위하여 여러 형태로 개발되고 발전되어 왔다(박찬수 1995; 안광호와 임병훈 1999). 컨조인트 분석은 전통적으로 제품속성수준의 다양한 결합에 의해 얻어지는 각 프로파일의 (순위)평가방식으로

full 프로파일 방법이나 Trade off 방식등이 이용되어 왔다. 그러나 full 프로파일 방법이나 Trade off 방식을 이용한 전통적인 컨조인트분석방법은 프로파일 생성에 사용되는 제품속성의 수가 많아지면 소비자의 각 프로파일에 대한 선호도나 상표에 대한 소비자 선택확률의 예측력에서 별로 만족스러운 결과를 제시해주지 못하고 있다(Wright 1975; Green and Srinivasan 1990). 이러한 전통적 컨조인트분석방법의 문제점을 극복하기 위한 새로운 대안들이 개발되어 왔는데, 그 중에 대표적인 것이 self-explicated방법과 혼합형 컨조인트분석방법(hybrid conjoint analysis)이다. Self-explicated방법은 선호도 구조를 측정하기 위한 방법의 일종으로 응답자로 하여금 속성수준의 바람직한 정도(desira-

bility)와 각 속성들의 중요도(importance)를 평가하도록 한 다음 이들을 곱하여 부분가치를 구하는 방법이다(Green and Srinivasan 1990). 이 방법은 많은 수의 제품속성을 평가할 때 각 속성들의 수준이 고정되어 있다고 가정하며 속성간의 상호작용 효과를 고려하지 못한다는 단점을 지니고 있다. Self-explicated 방법과 전통적 컨조인트방법의 단점을 모두 극복하기 위해 개발된 것이 혼합형 컨조인트분석방법으로 이는 self-explicated방법과 full 프로파일 분석에 근거한 전통적 컨조인트분석방법을 결합하였다는 것이 주요 특징이다(Green, Goldberg, and Montemayor 1981). Self-explicated방법과 full 프로파일 컨조인트분석방법을 병행하는 혼합형 컨조인트분석방법이 각 분석방법의 단점을 보완한다는 장점을 가지고 있음에도 불구하고 validation 프로파일에 대한 예측타당성을 비교한 여러 실증연구에서 혼합형 컨조인트분석방법과 full 프로파일방법, self-explicated방법의 예측력 간에는 서로 상반된 결과가 나타났다. Green and Helsen(1989)과 Moore and Semenik(1988) 등은 각 모형에 대한 cross-validation분석결과, 연구에서 고려한 7가지 경우 중 6가지 경우에서 혼합형 방법이 self-explicated 방법보다 우수한 예측력을 제시한 반면, full프로파일 방법이 7가지 경우 중 5가지 경우에서 혼합형 방법보다 우수하다는 결과를 밝혔다. 이는 혼합형 컨조인트분석방법의 부분가치가 개인수준(individual level)이 아닌 세분시장수준(segment level)에서 추정되어 세분시장에 속한 개별 응답자의 이질적인 선호도를 충분히 반영하지 못했기 때문이다. 한편 Srinivasan and Park(1997)의 연구에서는 self-explicated방법이 소비자 선호구조를 측정하는데 있어 다른 2가지 방법에 비하여 (통계적으로 유의하지는 않지만) 다소

우수한 예측력을 보여주었다.

따라서 이와 같은 예측력에 관한 상반된 연구결과를 극복하고 기업들이 컨조인트 분석방법을 이용하여 소비자의 제품선택에 대한 분석을 하는 경우 예측력을 높이기 위해서는 2가지 해결해야 할 중요한 이슈가 있다. 첫째는 속성 중요도를 추정하는데 있어 revealed와 self-explicated 부분가치 모형 방식 가운데 어떤 방법이 보다 우수한 예측력을 제공하는가 하는 문제이고 둘째는 소비자 개인 수준의 부분가치를 이용하여 예측력을 분석할 것인가 아니면 유사한 소비자를 세분시장(segment)으로 묶은 후 이러한 세분시장수준의 부분가치를 이용하여 컨조인트 분석방법의 예측력을 분석할 것인가 하는 문제이다(이 부분에 관한 연구들은 이론적 배경에서 언급하기로 하겠다).

본 논문에서는 위와 같은 2가지 중요한 문제를 극복하고 컨조인트분석방법의 예측력을 높이기 위해 개별 소비자간 부분가치의 이질성을 반영한 혼합형 컨조인트 분석방법을 제안하고자 한다. 이를 위하여 Hierarchical Bayes 분석기법을 이용하여 세분시장별 부분가치와 더불어 각 세분시장에 속한 소비자의 이질적인 선호구조를 동시에 추정하고자 한다. 또한 본 연구에서 제시하는 다양한 유형의 컨조인트 분석방법을 validation 프로파일에 관한 예측력 비교분석을 통하여 살펴보고자 한다.

본 논문의 구성은 2장에서 이번 연구와 관련이 있는 선행연구에 대하여 살펴보고 3장에서는 제시하고자 하는 혼합형 컨조인트 분석방법의 모형설계와 실증분석에 이용된 자료를 설명하기로 한다. 마지막으로 연구결과와 향후연구방향에 관하여는 4장에서 다루기로 한다.

II. 이론적 배경

기존의 많은 연구에서는 비교타당성(comparative validity)과 신뢰수준(reliability), 예측력(predictive power)에 근거하여 self-explicated 부분가치와 revealed 부분가치를 비교 분석하였다. 그러나 최근에 발표되는 논문에서는 이러한 두 가지 종류의 정보를 동시에 사용할 수 있는 방법들이 연구되어져 왔다 (e.g. Green, Goldberg and Montemayor 1981; Cattin, Gelfand and Danes 1983; Green and Krieger 1993, 1996; Srinivasan and Park 1997). 이러한 연구들은 소비자가 응답한 속성별 중요도(self-explicated attribute importance) 점수와 full 프로파일 평가점수를 동시에 이용하여 컨조인트 방법을 디자인하고 분석하는 것이라 할 수 있다. Green et al.(1981)은 소비자들이 응답한 속성별 중요도점수에 근거하여 전체시장을 세분시장으로 구분한 후, 각 세분시장별로 OLS방법을 이용하여 세분시장별 부분가치를 추정하는 2단계 컨조인트 분석방법을 사용하였다. Cattin et al.(1983)은 베이지안 방법을 사용하여 holdout 프로파일의 예측력을 높이는 방법을 사용하였다. 이들은 경험적 베이지안 방법(empirical bayesian procedures)을 통하여 소비자가 응답한 속성별 중요도점수를 이용하여 사전분포(prior distribution)를 구한 후 full 프로파일 평가점수를 자료로 이용하여 소비자의 개인별 부분가치를 추정하였다. 즉, 첫번째 단계로 각 소비자가 응답한 속성별 중요도점수에 근거하여 구한 사전분포를 revealed 중요도에 맞추어 조정한 후 full 프로파일 평가에서 앞에서 조정된 가중치를 이용하여 개인별 부분가치를 구한다.

Green and Kreiger(1993)는 후에 Cattin et al.(1983)의 방법을 발전시켜 self-explicated와 revealed 부분가치를 동시에 조정하는 방법을 개발하였다. 보다 최근에는 Green and Kreiger (1996)가 4가지의 혼합형 컨조인트 모형을 개인별과 세분시장별로 구분하여 비교 설명하였다. 또한 Srinivasan and Park(1997)은 프로파일의 개수를 줄이는 방법을 제시하면서 self-explicated 부분가치를 이용하여 각 소비자별로 full 프로파일의 평가를 최적화 시키는 CCA(customized conjoint analysis)방법을 제시하였다.

컨조인트 분석방법을 이용한 예측력 연구에서 두 번째 중요한 이슈는 세분시장별로 추정된 부분가치를 이용하는 컨조인트분석방법과 소비자 개인 수준별로 추정된 부분가치를 이용한 컨조인트분석방법 간의 예측력 차이를 비교하는 것이다. 지난 수십 년동안, 시장세분화를 통하여 소비자들이 속할 세분시장을 정한 후 세분시장별로 부분가치를 동시에 추정하는 컨조인트 분석방법이 주류를 이루어왔다. Vriens, Wedel and Wilins(1996)는 이러한 방법들을 비교 정리하는 연구를 통하여 DeSarbo et al.(1992)이 제시한 finite mixture방법이 다른 방법들에 비해 컨조인트 분석방법에 필요한 모수의 추정과 제품선택 예측력 모두에서 우수한 세분시장별 부분가치를 보여주고 있다는 사실을 입증하였다. 그러나 Green and Helsen(1989)은 선행연구에서 소비자별 속성자료의 수가 큰 경우(예를 들어, 추정하고자 하는 프로파일의 개수가 많은 경우), 예측력에 있어서 소비자 개인수준별 부분가치를 이용하는 방법이 DeSarbo et al.(1992)이 제시한 finite mixture방법에 비하여 우수하다는 연구결과를 밝히고 있다. 이는 finite mixture 방법에서는 동일한 세분시장에 속한 소비자의 부분가치

는 동일하다고 가정하여 세분시장내 소비자 개개인의 이질성을 고려하고 있지 못하기 때문이다. 이러한 한계점을 극복하기 위해 finite mixture 방법에 기초를 둔 개인수준별 부분가치를 추정하는 Hierarchical Bayes 분석기법이 개발되었다 (Allenby, Arora and Ginter 1995; Lenk, DeSarbo, Green and Young 1996). Hierarchical Bayes 분석기법은 개인 수준별 부분가치를 추정하는 과정에서 그 소비자가 속한 세분시장 수준의 프로파일 정보를 이용함으로써 세분시장내 개개 소비자의 이질성을 동시에 추정할 수 있게 한다. 또한 Hierarchical Bayes 분석기법은 Cattin, Gelfand and Danes(1983)의 연구에서와 같이 속성별 중요도 점수를 사전정보로 이용하는 것이 아니라 추정하고자 하는 모든 모수들의 사전분포를 conjugate family의 연관성에 근거하여 별도로 생성하여 사용하므로 소비자가 응답한 속성별 중요도 점수와 full 프로파일 점수 모두를 자료로 사용할 수 있는 장점이 있다. 따라서 Hierarchical Bayes 분석기법은 이러한 자료를 모두 이용하여 컨조인트 분석에 필요한 모수들에 대한 사후적 추정이 가능하기 때문에 Cattin, Gelfand and Danes(1983)의 경험적 베이지안 방법의 단점인 소비자가 응답해야 할 속성자료의 수가 큰 경우 프로파일의 추정치가 self-explicated 속성별 중요도 부분을 압도함으로써 발생하는 편의(bias)를 피할 수 있으므로 보다 안정적인 결과를 보여준다.

본 연구의 목적은 앞에서 언급한 여러가지 분석기법과 선행연구 결과를 종합하여 컨조인트 분석방법의 예측력을 높여 줄 수 있는 모형을 개발하는데 있다. 본 연구에서는 기본적으로 DeSabo et al.(1992)가 제시하였던 finite mixture 모형에 근거한 full 프로파일 컨조인트 방법을 이용하였다.

이와 더불어 finite mixture 모형이 해결하지 못하였던 세분시장내 소비자의 이질적인 부분가치를 Hierarchical Bayes 분석기법을 이용하여 추정함으로써 보다 높은 제품선택 예측력을 제시하고자 한다. 기존의 연구들에서는 동일한 세분시장으로 분류된 소비자들의 부분가치 이질성을 반영하지 못하였으므로 개인별 컨조인트 분석방법에 비하여 validation 프로파일의 예측력이 높지 않게 나타났다(Vriens, Wedel and Wilms 1996; Allenby and Ginter 1995). 또한, 본 연구에서 제시하고자 하는 모형은 소비자가 응답한 속성의 중요도와 full 프로파일 평가점수를 모두 반영하는 소비자별 revealed 부분가치를 추정하고자 한다. 이 방법은 Cattin, Gelfand and Danes(1983)의 self-explicated 부분가치를 사전 정보로 이용하였던 모형에서 한걸음 발전된 혼합형 컨조인트 분석방법이라 할 수 있다. Cattin, Gelfand and Danes(1983)모형의 한계는 표본의 수가 증가함에 따라 full 프로파일로부터 얻은 정보가 self-explicated 사전정보를 압도하게 되어 self-explicated 정보가 제 역할을 못하는 데 있다. 이러한 Cattin, Gelfand and Danes(1983)모형의 단점은 Srinivasan and Park(1997)의 논문에서 입증한 self-explicated 정보가 full 프로파일 정보보다 양질의 예측자료를 제공한다는 연구결과에서도 입증된다.

이러한 맥락에서 본 논문에서는 Gibbs sampler를 이용한 베이지안 추정방법을 통해 세분시장내 개별소비자의 부분가치를 Hierarchical Bayes 분석기법으로 추정하고 향후 시장점유율을 보다 정확하게 예측할 수 있게 하는 컨조인트 분석방법을 제안하고 이를 validation 프로파일에 대한 선호도 예측을 통하여 검증하고자 한다.

III. 모형 및 자료수집방법

$$[\tilde{\beta}_{nk} | \xi_n = s, \beta_1, \dots, \beta_S, \tau_1, \dots, \tau_S, \nu_k] \sim N(\beta_{sk}, (\tau_s \cdot \nu_k)^{-1}) \quad (1)$$

3.1 모형설계

본 연구에서 제시하고자 하는 모형은 일반적인 혼합형 컨조인트 분석방법에서 사용되는 자료수집과정(Green, Goldberg, and Montemayor 1981)과 Cattin, Gelfand, and Danes(1993)와 Srinivasan and Park(1997)의 분석모형을 확장시킨 것이다. 우선 자료수집과정으로 첫번째 단계에서 소비자(n=1, ..., N)로부터 각 속성별 중요도 점수와 각 속성의 수준별 만족도를 수집한 다음 이들을 서로 곱하여 self-explicated 중요도 (b_{nk}) 점수를 구한다. 두 번째 단계에서는 fractional factorial design을 이용하여 k개의 제품속성별 수준을 결합하여 얻어진 p(1, ..., P)개의 프로파일에 대한 평가점수를 각 소비자로부터 수집한다. (y_{np}). 다음으로 혼합형 컨조인트모형의 부분가치를 세분시장 수준에서 추정하기 위해 소비자들은 s(1, ..., S)개의 세분시장으로 구분된다고 가정한다. 각 세분시장의 크기는 π_s 로 표현되고 (π_s 합은 1이 된다고 가정한다.) 각 소비자가 특정 세분시장에 포함될 확률은 ζ_{ns} 로 표시하기로 한다. 또한 특정 세분시장 s에서 모집단의 "실제(revealed)" 부분가치를 $\tilde{\beta}_{nk}$ 로 표시한다. 즉, 본 연구의 목적인 소비자의 제품선택 예측력을 높일 수 있는 컨조인트 분석모형의 개발을 위해 소비자들을 보다 동질적인 속성을 지닌 세분시장으로 구분한 다음, 각 세분시장 별로 모집단의 실제 부분가치를($\tilde{\beta}_{nk}$) 추정하는 것이 궁극적인 목적이다. 이를 위해 $\tilde{\beta}_{nk}$ 는 각 세분시장별로 정규분포를 따른다고 가정하고 식(1)과 같이 표현된다.

식(1)에서 β_{sk} 는 각 세분시장별 실제 부분가치 $\tilde{\beta}_{nk}$ 의 평균값을, 그리고 $(\tau_s \cdot \nu_k)^{-1}$ 는 상응되는 세분시장의 분산 값을 의미한다. 이러한 방법은 Robert (1996)가 제시한 것으로 $\tilde{\beta}_{nk}$ 의 분산 값을 세분시장에서 발생하는 변량 (τ_s^{-1}) 과 속성별 변량 (ν_k^{-1})으로 구분 시켜줌으로써 simulation추정과정에서 발생할 수 있는 추정값의 고착화현상(trapping state)을 방지할 수 있다.

특정 세분시장 s에서의 실제 부분가치 $\tilde{\beta}_{nk}$ 는 y_{np} 값과 b_{nk} 을 이용하여 추정한다. 즉, 식(2)와 같이 $\tilde{\beta}_{nk}$ 는 프로파일 평가점수인 y_{np} 와 디자인행렬 X_p 를 이용한 선형 회귀분석을 통하여 추정하며 y_{np} 는 τ_y^{-1} 의 분산 값을 갖는 정규분포를 따른다고 가정한다.

$$y_{np} = \sum_k X_{pk} \tilde{\beta}_{nk} + \varepsilon_p, \quad \varepsilon_p \sim N(0, \tau_y^{-1}) \quad (2)$$

이와 함께 본 논문에서는 Cattin, Gelfand and Danes(1983)와 Green and Krieger(1993)의 연구결과에 따라서 self-explicated 부분가치와 revealed 부분가치간에 선형적인 관계성을 설정하였다. 이를 위하여 α_{n0} 와 α_{ni} 의 scaling 모수를 사용하여, b_{nk} 의 분포는 식(3)과 같이 설정하였다

$$[b_{nk} | \tilde{\beta}_{nk}, \alpha_i, \rho_k] \sim N(\alpha_{i0} + \alpha_{ii} \tilde{\beta}_{nk}, \rho_k^{-1}) \quad (3)$$

식(3)에서 ρ (ρ_k)는 self-explicated 부분가치의 분산값을 나타낸다. α_{n0} 는 full 프로파일에서 구한 부분가치와 self-explicated 부분가치와의 위치(location)차이를 표시하는 모수이며 α_{ni} 는 척

도(scale)의 차이를 보여주는 모수이다.

식(3)에 근거하여 본 논문에서는 각 소비자들의 self-explicated 중요도는 각 소비자의 응답방식에 따라 서로 다른 척도를 사용할 수 있다고 가정하였다. 이는 설문조사를 하는 경우 각 응답자마다 상이한 기준으로 응답을 하는 경우를 고려하고 있다. 즉, $\alpha_n = (\alpha_{n0}, \alpha_{n1})$ 값은 고정되어 있지 않고 소비자의 특성에 따라 다음과 같은 정규분포를 갖는다고 보았다: $\alpha_{n0} \sim N(\bar{\alpha}_0, \tau_{\alpha 0}^{-1})$, $\alpha_{n1} \sim N(\bar{\alpha}_1, \tau_{\alpha 1}^{-1})$. 이에 따라 소비자들의 revealed 부분가치는 self-explicated 부분가치와 선형적인 관계를 갖게 된다 (이 제약조건은 Allenby et al.(1995)가 사용한 순서 제약 조건(order restriction)보다 더 강력하다).

위의 식(1)에서 식(3)의 분포를 이용하는 과정이 Hierarchical Bayes분석기법을 구성하게 된다. 또한 Hierarchical Bayes분석기법을 이용하기 위하여는 각 모수들의 사전분포에 관한 정의가 필요하다. Hierarchical Bayes분석기법에서 사용되는 사전모수(hyper parameter)들은 다음과 같다:

$$\phi = ((\tilde{\beta}_{sk})_{s,k}, (\rho_k)_k, (\tau_s)_s, (\pi_s)_s, \alpha_0, \alpha_1, \tau_y, \tau_{\alpha 0}, \tau_{\alpha 1})$$

각 모수들의 최종추정값은 MCMC(Markov Chain Monte Carlo)방법의 일종인 Gibbs sampler를 사용하여 조건부 사후분포로부터 연속적으로 모수들을 추정하며 각 반복시행에서 구한 추정값들의 평균값을 이용한다 (Cattin, Gelfand and Danes 1983; Lenk, DeSarbo, Green and Young 1996; Allenby, Arora and Ginter 1995). 따라서 이러한 모수들의 추정값을 이용하여 Hierarchical Bayes분석기법을 통한 컨조인트 분석방법의 부분가치는 식(1)에 의하여 구

하여 진다. 또한 Sampling기법을 사용한 시뮬레이션 방법에서 사전정보의 영향력을 최소화하고 자료 자체에 의해 형성된 사후분포의 영향력을 높이기 위하여 초기반복시행 (첫번째 2000번)에 의해 얻어진 추정값들을 삭제한(burn-in draws) 다음 실행된 10,000번의 반복 시행에서 구한 추정값을 토대로 사후분포를 구성하였다(Gibbs sampler에 관한 구체적인 알고리즘은 김영찬과 안광호(1999)의 논문을 참조하기 바람).

본 논문에서는 앞에서 설명한 식(1)부터 식(3)의 형태를 이용하여 6가지 컨조인트 분석모형을 구성하였다. 6개의 구성가능한 대안적 컨조인트모형은 전통적 컨조인트모형(식(1)과 식(2))과 혼합형 컨조인트모형(식(1)에서 식(3))으로 대별된다. 이와 더불어 소비자 이질성에 대한 세가지 유형의 추정기법은 다음과 같다. 첫번째는 소비자간 이질성이 연속형 분포를 갖는 것으로 보고 Hierarchical Bayes(HB)기법을 사용하여 각 소비자의 개인수준 revealed 부분가치를 추정하는 것이다. 두번째는 finite mixture기법을 사용하여 소비자를 s 개의 세분시장으로 구분한 후, 각 세분시장별로 소비자간 이질성을 세분시장수준 revealed 부분가치를 토대로 추정하는 것이다. 세번째는 첫번째와 두번째 방법을 결합한 것(full모형)으로 소비자를 s 개의 세분시장으로 구분한 후 각 세분시장 안에서 소비자의 개인수준 revealed 부분가치를 추정함으로써 세분시장수준에 기초한 소비자의 개인수준 revealed 부분가치를 추정하는 것이다. 이러한 6개의 대안적 컨조인트 모형을 요약하면 <표 1>과 같다. 한편 적절한 세분시장의 개수는 log-marginal density(LMD; Kass and Raftery 1995))를 이용하여 선정한다. LMD는 베이지안 분석기법에서 주로 사용되는 통계량으로서 Allenby(1990)와

Alenby, Arora, and Ginter(1998)의 연구에서도 사용되어졌다. LMD는 Gibbs sampler를 매번 실행한 결과로부터 얻어진 우도함수값의 조화평균으로부터 구해지며 LMD를 구하기 위한 식은 다음과 같다.

$$LMD = \ln \left[\left(\sum_{q=1}^Q \prod_{n=1}^N p(y_n, b_n | \beta_n^{(q)}, \tau_y^{(q)}, \alpha_n^{(q)}, \rho^{(q)})^{-1} \right)^{-1} \right] \quad (4)$$

식(4)에서 $\theta^{(q)}$ 는 모수 θ 의 q 번째 시행에서 구한 추정값을 의미한다.

본 논문은 6가지 컨조인트 대안모형들의 예측력 차이를 비교 분석함으로써 각 대안 모형간의 의미를 실증적으로 밝히고자 한다.

3.2 분석자료

본 연구에서 사용한 자료는 국내의 H자동차회사에서 실시한 자동차 기업 이미지 소비자 조사자료를 기초로 하여 2000년 4월중에 서울에 거주하고 있는 자가용 보유 소비자를 대상으로 설문을 실시하였다. 면접원을 통한 1:1 개별면접방식에 의한

설문조사를 통하여 향후 차량 구입시 고려할 수 있는 8가지 제품속성을 제시하였다. 8가지의 속성들은 유지비, 외관스타일, 가격, 안전성, 승차감, 품위, 용도, 실내로 구성 되어 있으며 각 제품속성들의 평가기준은 <표 2>와 같다.

본 연구에서는 <표 2>에 제시된 바와 같이 속성별 평가수준을 모든 속성에서 대하여 동일하게 3개의 수준으로 구성하였다. 이는 Srinivasan and Park(1997)에서 밝힌 정보과부화(information overload) 문제를 피하고 Wittink, Lakshman Krishnamurthi, and Reibstein(1990)이 언급한 속성간의 수준 개수 차이에서 발생할 수 있는 편의(bias)를 없애기 위해서다. 또한 유지비와 가격, 안전성, 승차감, 품위 속성등에서 발생할 수 있는 가격과의 confounding effect를 줄이기 위하여 이러한 속성수준은 가격대비 상승 또는 하락효과로 제시하였다(예를들면, '안전성에서 가격이 비싸지더라도 안전성이 더 좋아져야 한다,' '현 수준의 안전성만 유지된다면 상관없다,' 혹은 '구입가격이 싸진다면 안전성이 다소 떨어져도 상관없다' 등으로 구성). 이러한 정보를 기초로 하여 본 연구에서는 일반적인 혼합형 컨조인트 분석방법에서 사용

<표 1> 6가지 대안적 컨조인트 모형

대안모형 \ 추정기법	Mixture 기법	Hierarchical Bayes(HB) 기법	혼합기법
Self-explicated 속성별 중요도 (b) 와 프로파일 평가점수(y)를 모두 사용한 혼합형 컨조인트 모형	Mixture 세분시장별 혼합형 컨조인트 모형	Hierarchical Bayes 혼합형 컨조인트 모형	Hierarchical Bayes - 세분시장 혼합형 컨조인트 모형
프로파일 평가점수 (y)만을 이용한 전통적 컨조인트 모형	Mixture 세분시장별 컨조인트 모형	Hierarchical Bayes 컨조인트 모형	Hierarchical Bayes - 세분시장 컨조인트 모형

〈표 2〉 각 속성별 평가기준

제품속성	평가기준
유지비	연비가 어느 정도인가? 세제 혜택이 있는가? 있다면 어느 정도 인가? 사용 연료비는 어느정도 인가?
외관스타일	세련된 스타일(현대적인 감각의 세련된 스타일) 점잖은 스타일(고전적이면서 보수적인 스타일) 스포티한 스타일(스포츠카풍의 날렵한 스타일)
사양	배기량에 따른 차이 (기본사양과 추가적인 옵션간의 차이)
안전성	안전사양(ABS, 에어백 장착등)을 보유하고 있는가? 튼튼한 차체/재질인가?
승차감	주행시 차체 흔들림이 적은가? 주행시 정숙성은 어느 정도 인가? 시트 안락감이 좋은가?
품위	다른 사람들에게 사회적인 지위가 높거나 고급스럽다는 느낌을 줄 수 있는가?
용도	차량이 주로 이용되는 범위(출퇴근용, 가족/레저용, 업무용)
실내	실내디자인이 우수한가? 실내공간이 넓은가? 시트활용도가 좋은가?

되는 자료수집과정에 따라 첫번째 단계로 self-explicated중요도에 대한 소비자의 속성별 평가점수를 구한 후 다음 단계로 full 프로파일방법을 통하여 소비자로부터 각 제품속성 수준을 결합하여 만든 프로파일에 대한 평가점수를 구하였다. 구체적인 자료수집 과정은 다음과 같다.

self-explicated단계

1. 각 제품속성별로 향후 구입 희망차에 대하여 가장 잘 부합되는 수준을 한가지만 선택하여 10점을 주도록 하였다.
2. 나머지 수준은 10점을 기준으로 상대적으로 평가하여 1점에서 9점사이의 점수로 평가하

도록 하였다. 단, 향후 구입차와 전혀 부합되지 않는 조건에 대해서는 0점을 주도록 하였다.

3. 향후 차량 구입시 고려할 수 있는 제품 속성의 중요도 측정을 위하여 8가지 속성을 대상으로 가장 중요하다고 생각되는 속성에는 10점을, 전혀 중요치 않다고 생각되는 속성에는 0점을 주도록 하였다.

위의 단계에 따라 수집된 제품속성 중요도 점수의 응답자간 차이를 조정하기 위하여 중요도 점수의 합이 100이 되도록 변환하였고(Srinivasan and Park 1997) 각 속성별 수준은 표준화하였다. 마지막으로 수정된 제품속성의 중요도 점수와 각 속성별 수준을 곱하여 self-explicated 중요도

점수를 구한 후 각 속성별 수준의 합이 0이 되도록 정규화 시킴으로써 본 연구에서 사용할 최종적인 self-explicated 부분가치(b_{nk})를 구하였다.

컨조인트분석 단계

8가지 제품속성을 이용한 full 프로파일 컨조인트분석을 위해 fractional factorial design을 사용하여 18개의 직교(orthogonal) 프로파일을 생성하였다. 또한 본 연구에서 제안된 대안적 컨조인트 분석방법의 예측력을 비교분석하기 위하여 6개의 validation 프로파일을 생성하였다.

본 연구에서는 실증분석을 위해 앞에서 언급한 방법을 통하여 총 200명의 응답자를 대상으로 조사를 실시하였다. 설문 조사에서 위에서 언급한 자료수집 과정에 따라 각 속성별 수준에 따른 self-explicated 만족도점수와 각 속성별 중요도 점수를 측정된 후 준비한 프로파일에 관한 평가점수를 측정하였다. 18개의 프로파일 선택대안과 6개의 validation 프로파일 선택대안은 별도의 카드로 준비하여 응답자가 손쉽게 비교 응답할 수 있게 하였다. 설문조사에서는 먼저 6개의 validation 프로파일 선택대안에 대한 선호도 순위를 측정된 다음 18개의 프로파일 선택대안에 대한 순위를 측정하였다. 이와 같이 validation 프로파일의 측정을

self-explicated측정과 full 프로파일측정의 사이에 위치시킴으로써 측정순서에서 발생할 수 있는 소비자 평가에서의 편의를 최소화하였다(Srinivasan and Park 1997). 200명중 전체 평가과정을 완벽하게 수행한 158명의 응답자를 대상으로 본 논문에서 제시한 세분시장 혼합형 컨조인트 분석모형과 다른 5개의 컨조인트 분석모형간의 예측력 차이를 검증하였다.

분석을 위하여 우선 적절한 세분시장의 개수를 식(4)의 LMD통계량을 이용하여 선정하였다. <표 3>은 전통적 컨조인트 모형과 혼합형 컨조인트 모형의 LMD값을 보여준다. <표 3>에 제시한 바와 같이 LMD값은 전통적 컨조인트 모형과 혼합형 컨조인트 모형 모두에서 4개의 세분시장에서 가장 큰 값을 보여주므로 전체시장을 4개의 세분시장으로 구성하는 경우 소비자들의 프로파일(제품선택대안) 선호도에서의 차이를 가장 잘 설명하고 있다. 따라서 혼합기법을 이용한 경우 모형적합도가 가장 우수한 4개의 세분시장을 기준으로 하여, 각 대안 분석모형들의 소비자선택에 대한 예측력을 비교분석 하였다.

<표 4>는 <표 1>에서 제시한 각 분석모형별로 validation 프로파일 중에서 소비자가 가장 선호하는 프로파일을 정확히 예측한 hit ratio를 표시한 것이다. 본 연구에서 추정기법으로 사용한 Gibbs sampler를 이용한 베이지안 방법의 가장

<표 3> 세분시장의 수에 따른(S) LMD값*

	세분시장 수(S)				
	1	2	3	4	5
전통적 컨조인트 모형	-2684.56	-2105.67	-1735.46	-1428.26	-1607.15
혼합형 컨조인트 모형	-4027.56	-3675.14	-3094.75	-2753.64	-2953.59

(*: 우도함수를 구성하는 자료가 서로 상이하기 때문에 전통적 컨조인트 모형과 혼합형 컨조인트 모형간의 LMD값 비교는 불가능하다.)

〈표 4〉 각 모형간 예측력 비교(1순위로 선택한 프로파일의 예측력 %)*

대안모형 \ 추정기법	S=4 Mixture 기법	Hierarchical Bayes 기법	S=4 혼합기법
Self-explicated 속성별 중요도(b)와 프로파일 평가점수(y)를 모두 사용한 혼합형 컨조인트 모형	.596 (.536, .643)	.645 (.612, .694)	.689 (.624, .732)
프로파일 평가점수 (y)만을 이용한 전통적 컨조인트 모형	.486 (.412, .542)	.509 (.467, .551)	.527 (.489, .573)

* 95% 신뢰수준은 괄호안에 표시

큰 장점은 validation 프로파일 선호도에 대한 예측치의 신뢰구간을 보여준다는 것으로 이는 일반적인 MLE나 OLS방법에 기초한 컨조인트 분석에서는 불가능한 점이다. 즉, 기존의 연구들에서는 예측치의 추정값만을 보여주었던데 비해, 본 연구에서 사용된 추정방법은 각 분석모형별로 추정값과 함께 95% 신뢰구간을 함께 제공함으로써 보다 풍부한 예측정보를 제공할 수 있다.

실증분석결과, self-explicated 속성별 중요도(b)와 프로파일 평가점수(y)를 모두 사용한 혼합형 컨조인트 분석모형이 프로파일 평가점수(y)만을 사용한 전통적 컨조인트 분석모형에 비해 3가지 모든 분석기법에서 우수한 예측력을 보여주고 있다. 이러한 결과는 Srinivasan and Park(1997)의 연구결과와 그 맥을 같이하고 있는 것으로서 self-explicated 자료가 컨조인트 분석에 의한 소비자 상표선택 예측력에서 중요한 역할을 담당하고 있다는 점을 보여주고 있다. 또한, 위의 6가지 컨조인트 모형들은 기존의 Cattin, Gelfand, and Danes(1983)의 연구에서 발전한 self-explicated 속성별 중요도를 자료로 사용하여 분석함으로써 혼합형 컨조

인트 분석모형과 전통적 컨조인트 분석모형의 비교를 각 분석기법에 따라 보여주고 있다¹⁾.

〈표 4〉의 결과를 정리하면 Hierarchical Bayes 기법을 사용한 모형이 finite mixture 기법모형에 비해 우수한 예측결과를 보여 주고 있다. 이는 Green and Helsen(1989)의 연구결과에서처럼 finite mixture 방법은 동일한 세분시장에 속한 소비자의 부분가치는 동일하다고 가정하고 있어 세분시장내 소비자 개개인의 이질성을 반영하지 못하기 때문에 각 소비자의 상표선택 예측력에서는 Hierarchical Bayes (HB) 기법을 사용한 모형에 비하여 열등한 것으로 나타났다. 하지만 예측력의 차이는 95% 신뢰수준 하에서 유의적인 차이를 보여주진 못하고 있다.

이 두 기법(Hierarchical Bayes와 finite mixture)을 혼합한 HB-세분시장 혼합형 컨조인트모형이 가장 우수한 예측력을 보여주고 있다. 이러한 실증결과는 개별 소비자간의 이질성을 반영한 Hierarchical Bayes 컨조인트 분석만으로는 full 프로파일 자료와 self-explicated 자료에 존재하는 소비자간 상표선택 선호도에 대한 이질성을 설명하

1) Cattin, Gelfand, and Danes(1983)의 연구에서는 Self-explicated 속성별 중요도 점수를 베이지안 분석의 사전정보로 이용하였지만 본 논문에서는 모형추정 과정에서 자료로 사용하여 프로파일 점수와 더불어 함께 사용하였다.

기에는 한계가 있다는 사실을 보여주고 있다. 이는 소비자간에 존재하고 있는 응답방법의 상이성과 시장의 이질성으로 인하여 전체시장을 1개의 시장으로 보고 소비자의 제품선택행태를 분석하기에는 부족함을 보여준다.

결과적으로 6가지 대안적 컨조인트 분석모형의 예측력은 혼합기법, HB기법, finite mixture기법 순으로 차이를 보이고 있다. 또한 컨조인트 분석모형에 대한 추정방법(Mixture기법, HB기법, 혼합기법) 차이보다는 full 프로파일 자료만을 사용한 경우(전통적인 컨조인트모형)와 self-explicated 자료까지 모두 사용한 경우(혼합형 컨조인트모형)의 차이가 모형의 예측력에 더 큰 영향을 미치는 것으로 나타났다.

이러한 예측력에 관한 분석과 더불어 기업의 마케팅담당자는 속성수준에 따른 부분가치의 상대적 중요도가 각 세분시장에 따라 어떠한 차이가 생기는가에 관심이 있을 것이다. <표 5>는 혼합기법을 사용하여 분석한 경우 전통적인 컨조인트모형과 혼합형 컨조인트모형에서 속성수준에 따른 부분가치의 상대적 중요도 순위를 각 세분시장별로 정리하였다. 예를 들어 첫번째 세분시장(S1)의 경우를 살펴보면 전통적인 컨조인트모형과 혼합형 컨조인트모형에서 속성수준에 따른 부분가치의 상대적 중요도 순위와 수준에서 많은 차이가 발생함을 알 수 있다. 우선 전통적인 컨조인트모형에서 승차감과 유지비, 품위, 외관스타일 등의 상대적 중요도에서 편익(bias)이 발생하고 있다. 따라서 이러한 전통적인 컨조인트모형을 이용하여 제품을 개발하는 경우 첫번째 세분시장에서는 소비자가 선호하는 속성

들에 관한 왜곡된 정보로 인하여 이 세분시장에 적합한 소비자의 니즈를 충족시키는 데 실패할 위험성이 높을 것이다. 또한 첫번째 세분시장에 맞는 최적의 제품을 설계하는 경우 혼합형 컨조인트모형에서는 {안1, 승1, 유3, 사1, 품1, 스1, 용2, 실1}인데 비하여 전통적인 컨조인트모형은 {승2, 안1, 사1, 유2, 품2, 스2, 용2, 실1}으로 4개의 속성수준에서 차이를 보이고 있으며 상대적 중요도의 순위도 상이함을 알 수 있다. 그러므로 기업의 마케팅 담당자에게 목표시장에 알맞은 최적의 제품에 관한 정보를 제공한다는 관점에서 혼합형 컨조인트모형에 비하여 전통적인 컨조인트모형은 세분시장의 목표고객이 추구하는 가치에서 일부 왜곡된 정보를 제시할 수 있다.

위의 결과를 종합하여 소비자의 제품선택 예측력에서 가장 우수한 결과를 보인 혼합형 컨조인트 모형에 따른 각 세분시장별 소비자의 특성을 살펴보면 다음과 같다.²⁾ 전체적으로 앞서 <표 2>에 제시한 8가지의 제품속성 중 안전성, 승차감등의 자동차 성능관련요소와 유지비등의 경제성관련요소가 각 세분시장별로 상대적으로 큰 변별력을 보였고, 외관스타일과 품위 및 사양등의 요소가 보다 세부적인 차별적 요소로서의 역할을 하였다. 상대적으로 용도와 실내에 관한 소비자의 선호도 차이는 각 세분시장별로 크지 않은 것으로 나타났다. 4개로 구분된 세분시장의 크기는 각각 10%, 20%, 34%, 36%로 나타났으며 각 세분시장별 특징을 살펴보면 다음과 같다.

첫번째 세분시장(S1)에서는 안전성과 승차감등의 전반적인 차량성능과 유지비등의 경제성 모두를

2) 본 연구에서 제시하는 세분시장은 소비자의 컨조인트 설문응답을 기초로 하여 각 소비자가 세분시장에 포함될 확률값을 계산하여 구해진 것이다. 따라서 기존의 세분시장 구분방법으로 주로 사용된 인구통계학적 방법이나 라이프스타일에 의한 방법과는 차별화되는 발전된 방법이다.

〈표 5〉 4개 세분시장에서 모형간 최적번호 속성수준과 상대적 중요도 순위*

	전통적인 컨조인트모형	혼합형 컨조인트모형
S1	승2, 안1, 사1, 유2, 품2, 스2, 용2, 실1	안1, 승1, 유3, 사1, 품1, 스1, 용2, 실1
S2	승1, 안1, 품1, 사1, 스1, 용2, 실1, 유1	안1, 승1, 품1, 스2, 사1, 유1, 용2, 실2
S3	안2, 승2, 스1, 사1, 유2, 용1, 품2, 실1	안1, 승1, 스1, 유2, 사1, 품2, 실1, 용1
S4	유3, 승2, 안2, 사2, 용1, 스1, 실3, 품3	유3, 안2, 승2, 용1, 사3, 스1, 실3, 품2

(*: 유: 유지비, 스:외관스타일, 사:사양, 안:안전성, 승:승차감, 품:품위, 용:용도,

실:실내를 각각 표시한다. 그리고 숫자는 각 속성별 수준을 나타낸다. 즉 유지비, 사양, 안전성, 승차감, 품위 속성에서는 구입가격 대비 상승(1), 현수준(2), 하락효과(3)를 의미하며 외관스타일, 용도, 실내 속성에서는 〈표 2〉의 순서에 따른 수준을 각각 의미한다. 예를들어 안1은 구입가격이 비싸더라도 안전성이 더 좋아져야 한다는 의미하며 용1은 출퇴근 용도로 승용차를 주로 사용함을 의미한다. 두 모형에서 서로 상이한 속성수준은 고딕체로 표시하였다.)

중시하는 소비자군으로 형성되어 있으며 기본사양 보다는 고급사양이 장착된 차량을 선호하고 있다. 즉 이곳에 위치한 소비자는 기존시장에 나와있는 자동차모델에 불만을 가지고 있고 성능과 경제성 모두가 향상된 형태의 자동차를 기대하는 집단이라 할 수 있다. 두번째 세분시장(S2)은 유지비보다는 안전성과 승차감을 보다 중시하는 소비자집단으로 세련미와 점잖은 스타일이 복합된 자동차를 선호한다 할 수 있다. 이러한 소비자는 자동차 구입시 성능을 특히 중시하며 다른 사람들에게 보여지는 자신의 이미지를 자동차와 동일시 하려는 성향이 강하다. 세번째 세분시장(S3)의 소비자는 전반적인 차량성능을 중시하며 고급사양을 선호한다. 스타일 면에서는 세련된 스타일과 점잖은 스타일을 선호하고 있으며 유지비의 중요성도 첫번째 세분시장의 소비자보다는 덜 하지만 차량구입시 고려하는 속성으로 등장한다. 이 세분시장은 첫번째와 두번째 세

분시장의 소비자특성을 결합한 소비자군으로 두번째 세분시장의 소비자에 비해 보다 세련된 스타일의 자동차를 선호하고 있으며 전체시장에서 34%를 차지하고 있는 중요한 세분시장이라 할 수 있다. 마지막으로 네번째 세분시장(S4)은 차량의 성능에 비해 상대적으로 유지비를 중시하는 소비자형 집단이다. 이러한 소비자가 전체시장의 36%를 차지하고 있으며 특히 자동차의 용도에서 출퇴근용으로 사용한다는 비중이 다른 용도에 비하여 높게 나타났다. 이는 자동차의 대중화로 인하여 대중교통을 대신하여 줄 수 있는 경제력있는 대체재를 원하는 현실 중시 소비자집단이 큰 세분시장으로 형성되어 있다는 사실을 보여준다.³⁾

3) 각 세분시장의 구체적인 속성별 프로파일 추정치는 제시하지 않기로 하였다. 이는 본 연구의 목적과 밀접한 관련이 없으며 또한 본 연구의 자료로 사용한 회사와의 협정에 의한 것이다. 최종적으로 사용한 속성별 프로파일의 추정치는 본 연구에서 제시한 방법에 의해 face validity를 검증하였다.

IV. 결과 및 향후연구방향

하나의 실증 분석자료를 통해 얻어진 컨조인트 분석모형의 예측력을 근거하여 분석결과를 일반화하는데는 한계가 있다. 하지만 우리가 원하는 수준에 맞추어 가공 자료(synthetic data)를 생성하고 그 자료를 가장 잘 설명할 수 있는 모형을 비교분석하는 가공자료분석과는 달리 실증자료는 설정된 여러 가정조건을 만족시키지 못할 수 있다. 즉, 실증자료에서는 모수가 정규분포를 따르지 않을 수도 있고, 세분시장이 완전히 동질적이지 않을 수도 있으며, 본 연구에서 사용한 self-explicated 부분가치와 revealed 부분가치가 선형적인 관계가 아닐 수도 있다. 따라서 실증분석자료의 사용은 가공자료를 사용한 컨조인트분석모형의 연구결과를 일반화하는데 있어 지침이 될 수 있다.

본 연구에서는 실증 자료에 근거한 validation 프로파일분석을 이용하여 6가지 컨조인트 대안모형들의 예측력 차이를 비교 분석함으로써 각 대안모형간의 의미를 알아보았다.

실증 자료의 validation 프로파일분석에 근거한 모형비교를 통해 나타난 연구결과는 기존의 다른 연구결과들과 차이가 있는 것으로 나타났다. 예를 들어, 본 연구의 실증분석 결과에 의하면 Hierarchical Bayes 모형이 finite mixture 모형보다 우수한 예측력을 제시한다는 기존의 연구결과는 일반화 될 수 없다는 것이다. 또한 기존의 연구들은 구간 추정값(interval estimates)이 아닌 점추정값을 사용하여 모형의 예측력을 비교하였으나 본 연구에서는 예측력의 사후 예측구간(posterior intervals of the prediction)을 제시함으로써 모형간의 예측력 차이를 보다 정확하게 비교할 수 있

게 하였다. 또한 본 연구에서 사용한 모형들은 full 모형(self-explicated와 full 프로파일 자료를 모두 사용한 모형, 즉 HB-세분시장 혼합형 컨조인트 모형)의 제한적(nested)모형들이므로 실증자료를 통해 각 모형들의 예측력을 비교분석 할 수 있다는 장점을 지니고 있다.

결론적으로 self-explicated와 컨조인트 자료를 결합한 HB-세분시장 혼합형 컨조인트모형이 다른 제한적(nested)모형들에 비하여 우수한 예측력을 갖는 것으로 나타났다. 이는 full모형은 finite mixture기법이 가지고 있는 장점인 세분시장수준 부분가치를 이용함과 동시에 Hierarchical Bayes 기법으로 각 세분시장의 소비자 개인수준 부분가치를 구할 수 있으므로 보다 정확한 예측력을 제공한다. 이와 같은 이유는 방법론적인 관점에서 소비자 응답한 self-explicated 중요도가 full 프로파일 분석에서 발생할 수 있는 비현실적인 응답부분의 부분가치 추정값을 완화시켜주는 역할을 하여 예측력의 향상에 기여하게 되며 또한 제품이나 서비스 속성수준에 따른 부분가치의 상대적 중요도를 정확하게 해석할 수 있게 해 준다. 이러한 부분가치 추정기법은 기존의 연구들에서는 사용하지 못했던 방법으로 본 연구에서는 Gibb sampler를 사용하여 기존 방법론의 한계성을 극복하였다.

예측력에 관한 분석과 더불어 기업의 마케팅담당자는 속성수준에 따른 부분가치의 상대적 중요도가 각 세분시장에 따라 어떠한 차이가 생기는가에 관심이 있을 것이다. 기업의 마케팅 담당자에게 목표시장에 알맞은 신제품에 관한 정보를 제공한다는 관점에서 혼합형 컨조인트모형에 비하여 전통적인 컨조인트모형은 세분시장의 목표고객이 선호하는 속성들에 관한 왜곡된 정보로 인하여 이 세분시장에 적합한 소비자의 니즈를 충족시키는 데 실패할

위험성을 보여주었다.

이러한 모형이 혼합형 컨조인트 자료에 성공적으로 이용되기 위해서는 모형의 적합성을 여러 제한적 모형별로 검증하는 절차와 validation 자료의 예측력 비교 과정이 요구되며 여러 가지 실증자료를 통하여 비교 분석하는 과정이 필요하다고 생각된다. 한편 예측력을 보다 향상시키기 위해서는 자료의 특성을 파악하여 선호도 구성과 측정 과정에 관한 심도있는 사전연구가 필요하다. 예를 들면, 본 연구에서는 self-explicated와 revealed 속성 중요도 간에는 선형적인 관계가 존재한다고 가정하였다. 이러한 척도전환(scale transformation)이 기존에 사용되었던 방법에 비하여 보다 실제적이고 유용한 방법이라는 사실이 본 연구에서 사용한 실증 자료분석을 통하여 밝혀졌지만 컨조인트 분석을 위한 측정과정의 복잡성을 충분히 설명하기에는 부족할 수가 있다. 따라서 가능한 여러 가지 척도전환방법의 유사성과 차이에 관한 연구와 self-explicated 속성 중요도와 프로파일 선호도를 측정하는 설문지 상의 질문방법과 순서 또한 자료분석의 신뢰성을 높이는데 중요한 영향을 미친다는 사실을 숙지하여야 한다. 또한 본 연구에서는 validation 프로파일을 이용하여 각 모형간의 예측력에 관한 분석을 하였지만 가능하다면 Srinivasan and Park(1997)의 논문에서처럼 실제 소비자들이 향후에 어떠한 제품이나 서비스를 선택했는지에 관한 보다 정밀한 자료를 구할 수 있다면 훨씬 의미있는 결과와 보다 향상된 예측력을 제시해 줄 수 있으리라 생각된다.

참 고 문 헌

- 김영찬, 안광호 (1999), "베이지안 MDS모형을 이용한 시장 구조분석과 소비자 상표선택행동에 관한 연구," *마케팅연구*, 14권4호, 1-21.
- 박찬수 (1995), "컨조인트 모형의 시장점유율 예측타당성에 관한 시뮬레이션 연구," *마케팅연구*, 9권4호, 19-36.
- 안광호, 임병훈 (1999), *마케팅조사원론*, 2판, 법문사.
- Allenby, Greg M. (1990), "Hypothesis Testing with Scanner Data: The Advantage of Bayesian Methods," *Journal of Marketing Research*, 27, 379-389.
- Allenby, Greg M., Neeraj Arora and James L. Ginter (1995), "Incorporating Prior Knowledge into the Analysis of Conjoint Studies," *Journal of Marketing Research*, 32 (May), 152-162.
- Allenby, Greg M., Neeraj Arora and James L. Ginter (1998), "On the Heterogeneity of Demand," *Journal of Marketing Research*, 35(August), 384-389.
- Cattin, Philippe, Allan E. Gelfand and Jeffrey Danes (1983), "A Simple Bayesian Procedure for Estimation in a Conjoint Model," *Journal of Marketing Research*, 20 (February), 29-35.
- DeSarbo, Wayne S., Michel Wedel, Marco Vriens, Venkat Ramaswamy (1992), "Latent Class Metric Conjoint Analysis," *Marketing Letters*, 3 (3), 273-288.
- Green, Paul E. and V. Srinivasan (1978), "Conjoint Analysis in Consumer Research: Issues and Outlook," *Journal of Consumer Research*, 5 (September), 103-123.
- Green, Paul E., Stephen M. Goldberg and Mila Montemayor (1981), "A Hybrid Utility Estimation Model for Conjoint Analysis," *Journal of*

- Marketing*, 45 (Winter), 33-41.
- Green Paul E. and Kristiaan Helsen (1989), "Cross-Validation Assessment of Alternatives to Individual Level Conjoint Analysis: A Case Study," *Journal of Marketing Research*, 26, 346-350.
- Green Paul E. and V. Srinivasan (1990), "Conjoint Analysis in Marketing: New Development with Implications for Research and Practice," *Journal of Marketing*, 54 (October), 3-19.
- Green Paul, E. and Abba M. Krieger (1993), "Segmenting Markets with Conjoint Analysis," *Journal of Marketing*, 43, 83-91.
- Green Paul, E. and Abba M. Krieger (1996), "Individualized Hybrid Models for Conjoint Analysis," *Management Science*, 42 (June), 850-867.
- Lenk, Peter J., Wayne S. DeSarbo, Paul E. Green, and Martin R. Young (1996), "Hierarchical Bayes Conjoint Analysis: Recovery of Partworth Heterogeneity from Reduced Experimental Designs," *Marketing Science*, Vol. 15, No. 2, 173-191.
- Lindley, D.J. and A.F.M. Smith (1972), "Bayes Estimates for the Linear Model," [with discussion] *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, 1-41.
- Moore, W.L. and R.J. Semenik (1988), "Measuring Preferences with Hybrid Conjoint Analysis: The Impact of Different Number of Attributes in the Master Design," *Journal of Business Research*, Vol. 16, 261- 274.
- Neslin Scott A. (1981), "Linking Product Features to Perceptions: Self Stated versus Statistically Revealed Importance Weights," *Journal of Marketing Research*, 18 (February), 80-86.
- Robert, Christian (1996), "Mixtures of Distributions: Inference and Estimation," In: *Markov Chain Monte Carlo in Practice*, W.R.Gilks, S.Ridchardson and D.J. Spiegelhalter (Eds.), London: Chapman and Hall.
- Srinivasan, V. and Chan Su Park (1997), "Surprising Robustness of the Self-Explicated Approach to Customer Preference Measurement," *Journal of Marketing Research*, 34 (May), 286-291.
- Vriens, Marco, Michel Wedel and Tom Wilms (1996), "Segmentation Methods for Metric Conjoint Analysis: A Monte Carlo Comparison," *Journal of Marketing Research*, 33 (February), 73-85.
- Wittink, Dick, R. and Philippe Cattin (1989), "Commercial Use of Conjoint Analysis: An Update," *Journal of Marketing*, 53, 91-96.
- Wittink, Dick, R., Lakshman Krishnamurthi, and David J. Reibstein (1990), "The Effects of Differences in the Number of Attribute Levels on Conjoint Results," *Marketing Letters*, 2, 113-124.
- Wright, Peter (1975), "Consumer Choice Strategies: Simplifying vs. Optimizing," *Journal of Marketing Research*, 12 (February), 60-67.

A Comparative Analysis of Conjoint Analysis Models for the Prediction of Product Choice

Youngchan Kim* · Ick-Hyun Kwon** · Kwang-Ho Ahn***

Abstract

The prediction of market success for new products has been an important topic in the development and application of conjoint analysis, and its track record in that area has been the main cause for its success in industry. However, the problem of the prediction of preferences for hold-out profiles or market shares of new products has unfortunately not been totally satisfactorily resolved. Two major issues in prediction with conjoint analysis relate to the relative predictive validity of revealed versus self-stated importances, and of individual-level, hierarchical bayes and segment-level models.

The present study aims at an integration of above approaches to improve upon the predictive validity of (hybrid) conjoint models, making use of recent developments in Bayesian data analysis. We will present a mixture regression model for full profile conjoint, but in addition we specify a normal distribution of partworths within segments, accounting for within-segment heterogeneity of partworths.

Key words : (hybrid) conjoint analysis, Bayesian analysis, segment-level prediction

* Assistant Professor, College of Business Administration, Ewha Womans University

** Associate Professor, College of Business Administration, Dongguk University

*** Professor, College of Business Administration, Inha University