

이산프로빗모형에서 소비자 선호의 동태성

Dynamics of Consumer Preference in Binary Probit Model

주영진
충북대학교 경영학부

Young-Jin Joo(yjjoo@cbnu.ac.kr)

요약

본 연구에서는 선택모형을 이용하여 소비자패널자료를 분석함에 있어 시간의 흐름에 따라 동적(dynamic)으로 변화하는 소비자내부의 특성 차이를 반영한 특정소비자의 종적인 변화인 소비자동태성을 분석하였다. 선택모형 내에서 소비자동태성은 효용함수에 시변계수(time-varying coefficient)를 도입함으로써 표현될 수 있다. 본 연구에서는 이를 위해 계층적모형(hierarchical model)과 상태공간모형(state-space model)에 기반하여 Random-Walk 계수를 지니는 이산프로빗모형을 개발하였고, 개발된 모형을 패널자료로부터 추정하기 위하여 Gibbs 표본법을 적용하였다. 모형추정결과 효용함수의 시변계수들에 유의한 소비자동태성이 존재함을 확인할 수 있었다. 소비자동태성이 존재할 경우 이에 효과적으로 대응하기 위해서는 동적시장세분화가 필요하다고 할 수 있다.

■ 중심어 : | 소비자동태성 | 시장세분화 | 이산프로빗모형 | 상태공간모형 | 시변계수 |

Abstract

Consumers differ in both horizontally and vertically. Market segmentation aims to divide horizontally different (or heterogeneous) consumers into more similar (or homogeneous) small segments. A specific consumer, however, may differ in vertically. He (or she) may belong to a different market segment from another one where he (or she) belonged to before. In consumer panel data, the vertical difference can be observed by his (or her) choice among brand alternatives are changing over time. The consumer's vertical difference has been defined as 'dynamics'. In this research, we have developed a binary probit model with random-walk coefficients to capture the consumer's dynamics. With an application to a consumer panel data, we have examined how have the random-walk coefficients changed over time.

■ keyword : | Dynamics | Market Segmentation | Binary Probit Model | State-Space Model | Time Varying Coefficient |

I. 서론

시장을 이루고 있는 소비자는 욕구, 보유자원, 위치,

구매태도 및 구매관행 등에서 다르며, 시장세분화는 전체시장을 구성하는 서로 다른 소비자들을 작은 세분시장으로 나누어 접근하는 것을 의미한다[1]. 시장세분화

* 이 논문은 2008년도 충북대학교 학술연구지원사업의 연구비지원에 의하여 연구되었음

접수번호 : #100423-002

접수일자 : 2010년 04월 23일

심사완료일 : 2010년 05월 12일

교신저자 : 주영진, e-mail : yjjoo@cbnu.ac.kr

에 의해 마케터는 서로 다른 소비자의 특성을 바탕으로 세분시장을 구분하거나, 서로 다른 소비자의 특성을 바탕으로 각 세분시장별로 가장 적합한 전략을 달리함으로써 보다 효과적인 마케팅관리를 수행할 수 있다.

시장세분화를 위해 가장 핵심적인 개념인 ‘소비자는 서로 다르다’라는 소비자이질성(heterogeneity)에 대한 개념은 지금까지 주로 특정소비자가 다른 소비자와 다른 특성으로 주로 이해되어 왔으며, 수평적인 관점에서 소비자간의 차이를 반영하기 위한 목적으로 사용되었다. 수평적 관점의 소비자이질성에 근거한 시장세분화는 특정 소비자가 하나의 세분시장에 속하면 계속 그 세분시장에 머무는 것을 묵시적으로 전제한다고 할 수 있다.

한편, 소비자이질성에 관하여 최근의 연구들에서는 특정 소비자의 특성이 시간이 변함에 따라 달라질 수 있음을 인식하고 있다. 즉, 특정 소비자 개인에 있어, 오늘의 소비자는 어제의 소비자와 다를 수 있으며 내일의 소비자는 오늘의 소비자와 다를 수 있다. 이와 같이 수직적인 관점에서 시간이 흐름에 따라 동적(dynamic)으로 변화하는 소비자내부의 특성 차이를 반영한 소비자이질성의 개념을 ‘소비자동태성(dynamic)’이라 정의할 수 있다.

일반적으로 시계열자료를 바탕으로 동적모형을 적용하기 위해서는 시변계수(time-varying coefficient)를 이용한 통계모형(또는 계량경제모형)을 사용하고 있으며, 선형동적모형(DLM: Dynamic Linear Model)이나 상태공간모형(State Space Model) 등으로 불리는 시변계수를 포함한 동적모형은 Kalman 필터링을 이용하여 추정한다. 패널자료를 이용한 선택모형(Choice Model)에도 소비자동태성을 포함한다면, 이는 Logit 모형이나 Probit 모형과 같은 이산선택모형의 모수가 시간에 따라 변화하는 ‘시변계수를 지닌 Logit 모형이나 Probit 모형’으로 표현될 수 있다. 최근의 몇몇 연구들(Kao and Allenby[2], Lachaab et al.[3], Netzer et al.[4] 및 Zhao et al.[5] 등)에서는 선택모형에 시간에 따른 동적변화를 고려하여 소비자동태성을 표현함으로써 패널자료의 유용성을 보다 넓혀주고 있다.

본 연구에서는 소비자동태성을 분석함으로써 동적시

장세분화의 필요성을 탐색함을 목적으로 한다. 이를 위해 본 연구에서는 먼저 전형적인 소비자패널자료를 이용하여 소비자동태성을 모형화한 다음, 모형화된 소비자동태성에서 추정된 소비자의 선호체계가 유의한 동적인 변화를 가지는지를 분석하였다. 이 과정에서 소비자동태성에 대한 모형은 이산프로빗모형에 한정한다.

이에 따라 II장에서는 본 연구의 배경인 소비자이질성, 소비자동태성, 시변계수모형 등에 대한 기존의 연구를 살펴보고, III장에서 시변계수를 지니는 이산프로빗모형을 제시한 다음, IV장에서 제시된 모형을 패널자료에 적용하여 추정하고 시변계수의 동적변화를 분석하였다. V장은 본 연구의 주요 결과와 논의를 다루고 있다.

II. 배경

1. 소비자이질성

선택모형에 의한 소비자이질성의 표현은 Guadagni and Little[6]의 연구 이래 패널자료 분석의 매우 핵심적인 내용이다. Guadagni and Little[6]은 소비자의 상표충성도 등을 효용함수에 포함함으로써 부분적인 소비자이질성을 반영하였다.

그러나 보다 타당한 소비자이질성에 대한 반영은 상표대안들에 대한 효용에 영향을 주는 독립변수들이 소비자(또는 소비자집단)별로 다르게 작용하도록 모형을 수립함으로써 가능하며, 이는 크게 효용함수의 계수들을 소비자의 개인특성변수로 표현하는 계층적모형(hierarchical model)과 패널에 속한 소비자들을 구분하기 위한 제한된 수의 잠재집단을 가정하고 잠재집단별로 효용함수의 계수를 구분하여 표현하는 잠재집단모형(latent class model)로 나뉠 수 있다.

계층적모형 및 잠재집단모형에 의해 대표적인 연구로는 각각 Rossi et al.[7]와 Green and Hensher[8]를 꼽을 수 있으며, Rossi et al.[9]에서 정리하고 있는 계층적 정규혼합모형(hierarchical model with mixture of normals)의 형태로 통합되어 표현될 수도 있다.

2. 소비자동태성

Erdem[10]은 효용함수의 계수를 설명하기 위한 변수에 과거의 브랜드별 구매여부를 포함함으로써 소비자동태성을 고려하였다. Erdem[10]의 연구가 패널자료에서의 소비자동태성을 표현하기 위한 선구적 연구의 하나이나 보다 완성된 모형은 Kao and Allenby[2], Lachaab et al.[3], Netzer et al.[4] 및 Zhao et al.[5] 등을 꼽을 수 있다.

소비자이질성에 대한 모형이 계층적모형에 기반한 것과 잠재집단모형에 기반한 것으로 구분될 수 있는 것과 같이 소비자동태성에 대한 모형도 계층적모형에 기반한 것과 잠재집단모형에 기반한 것으로 구분되어 개발되고 있다.

먼저 계층적모형에 기반한 소비자동태성 모형은 계층적모형을 이용하여 소비자이질성을 나타내고 있는 Rossi et al.[7] 등의 모형에서와 같은 형태의 계층적선택모형에서 각각의 소비자의 효용함수 계수가 시변계수인 형태로 개발되고 있다. 계층적모형에 기반한 소비자동태성에 대한 연구로는 Kao and Allenby[2], Lachaab et al.[3], Netzer et al.[4] 및 Zhao et al.[5] 등이 있다.

다음으로 잠재집단모형에 기반한 소비자동태성 모형은 잠재집단모형을 이용하여 소비자이질성을 나타내고 있는 Green and Hensher[8] 등의 모형에서와 같은 형태의 잠재집단 선택모형에서 각각의 소비자의 잠재집단에 속할 확률이 시간에 따라 변화하는 형태로 개발되고 있다. 잠재집단모형에 기반한 소비자동태성에 대한 연구로는 Netzer et al.[4]의 연구가 대표적이다. Netzer et al.[4]의 연구에서는 소비자들이 잠재집단에 속할 확률이 시간에 따라 변화하는 것이 마코프체인의 형태로 표현할 수 있어 잠재집단모형에 기반한 소비자동태성 모형을 HMM(Hidden Markov Model)로 정의하였다.

3. 시변계수모형

시변계수모형이란 간단히 시계열자료에 의한 회귀식에서 회귀식의 계수가 시간에 따라 변화하는 형태로 표현되는 동적모형으로 이해할 수 있다. 시변계수모형을 적용하기 위해서는 관측식인 회귀식과 시스템식인 계

수의 전이식이 함께 구성되어야 한다.

선형동적모형(DLM: Dynamic Linear Model)[11]이나 상태공간모형(State Space Model)[12] 등으로도 불리우는 시변계수를 포함한 동적모형은 Kalman 필터링을 이용하여 우도함수를 구성하여 MLE(Maximum Likelihood Estimate)를 추정할 수 있다. 그러나, 동적모형에 대한 MLE의 추정은 Joo and Jun[13]에서 지적한 바와 같이 관측불가능한 경우가 있다. 이 경우 동적모형에 대한 추정은 Joo and Jun[13]에서와 같이 추정하고자 하는 잠재변수를 지닌 상태공간모형과 대응될 수 있는 잠재변수가 없는 관측가능한 식으로만 구성된 모형과의 관계를 통해 추정할 수도 있다.

마케팅 분야에서 소비자패널을 대상으로 한 연구 중에서도 Neelamegham and Chintagunta[14]와 같이 동적모형을 이용하여 효과적으로 설명하고 있는 연구들이 발표된 바 있다.

한편, 본 연구에서 다루고자 하는 모형과 같이 패널 자료를 이용한 선택모형에 결합된 시변계수를 추정하기 위해서 효용함수식, 효용함수 계수에 대한 시변계수 식 등으로 단계적으로 구성된 모형이 한꺼번에 우도함수로 표현되는 것도 어렵고, 대응되는 관측 가능한 식으로 표현하는 것도 어려워 Gibbs 표본법이나 MCMC(Markov Chain Monte Carlo)법을 이용하여야 한다. Gibbs 표본법이나 MCMC법에 대한 자세한 사항은 Rossi et al.[9]를 참고할 수 있다.

III. 모형 개발

본 연구에서는 소비자동태성을 바탕으로 동적시장세분화의 가능성에 대한 탐색을 목적으로, 가장 단순한 형태의 시변계수를 지니는 선택모형을 구성하고자 한다.

이에 따라 본 연구에서 개발한 시변계수 선택모형은 이산프로비트모형(Binary Probit Model)의 형태를 기본으로 가장 단순한 시변모형을 적용하여 개발되었다. 모형의 개발은 Lachaab et al.[3] 및 Zhao et al.[5]의 연구를 바탕으로 다음의 식 (1)과 같이 상태공간모형에 의

한 Random-Walk 계수를 지니는 이산프로빗모형(이하 RW-BP모형)의 형태로 개발되었다.

$$y_{it} = \begin{cases} 1, & y_{it}^* = X_{it}\gamma_{it} + \epsilon_{it} > 0 \\ 0, & y_{it}^* \leq 0 \end{cases} \quad (1a)$$

$$\epsilon_{it} \sim N(0, \omega) \quad (1b)$$

$$\gamma_{it} = \gamma_{it-1} + \xi_{it} \quad (1b)$$

$$\xi_{it} \sim N(0, \Sigma), \gamma_{i1} \sim N(a_1, p_1)$$

식 (1)은 t시점에서 소비자 i는 특정제품에 대한 구매 여부를 설명하기 위한 이산프로빗모형을 나타낸다. 먼저, t시점에서 소비자 i는 식 (1a)와 같이 특정제품에 대한 효용이 0보다 크면 해당 제품을 구매하고($y_{it} = 1$), 효용이 0보다 작으면 해당 제품을 구매하지 않는다($y_{it} = 0$). 이 때 효용함수식의 오차항은 프로빗모형이기에 정규분포를 가정하며, 효용함수의 계수는 소비자 동태성을 나타내기 위해 모든 소비자의 모든 시점에 따라 다를 수 있음을 가정한다. 식 (1b)은 이러한 소비자 동태성을 나타내는 식으로 가장 단순한 형태의 시변모형인 Random-Walk 과정으로 가정하였다.

식 (1)의 RW-BP모형에서 y_{it} 에 대한 식은 관측식을 γ_{it} 는 시스템식을 나타내며, 관측식과 시스템식은 일반적인 상태공간모형에서처럼 직접 연결되지 않고, 잠재변수인 효용(y_{it}^*)을 매개로 연결됨을 알 수 있다.

위의 RW-BP모형을 추정하기 위해서는 모든 i와 t에 대해 $y_{it}^*, \omega, \gamma_{it}, \Sigma, a_1, p_1$ 를 추정하여야 하는데, 이는 Gibbs 표본법을 적용하여 수행할 수 있다. 이를 위해 먼저 다음 식 (2)와 같은 사전확률들에 대한 가정이 필요하다.

- ω 에 대한 사전확률: $\omega \sim IW(\nu_\omega, V_\omega)$ (2a)

- a_1 과 p_1 에 대한 사전확률: (2b)

$$\begin{cases} p_{1j} \sim IG(\nu_{0p_1}, V_{0p_1}) \\ a_{ij}|p_{1j} \sim N(\bar{a}_1, \frac{p_{1j}}{\tau_a}) \end{cases}$$

, 단 $a_1 = (a_{11}, \dots, a_{1k}), p_1 = (p_{11}, \dots, p_{1k})$

- $\Sigma = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 \\ & \ddots \\ 0 & \lambda_k \end{pmatrix}$ 에 대한 사전확률: (2c)

$$\lambda_j \sim \frac{\nu_j V_j}{\chi^2_{\nu_j}}$$

다음으로 Gibbs 표본법을 위한 조건확률들은 다음의 식 (3)과 같이 도출될 수 있다.

- $y_{it}^*|y_{it}, \omega, \gamma_{it}, X_{it}$: (3a)

- y_{it} 가 1이라면, y_{it}^* 는 $N(X_{it}\gamma_{it}, \omega)$ 의 0보다 큰 구간에 절삭(truncation)하여 추출
- y_{it} 가 0이라면, y_{it}^* 는 $N(X_{it}\gamma_{it}, \omega)$ 의 0보다 작은 구간에 절삭(truncation)하여 추출

- $\gamma_{it}|y_{it}^*, \omega, \Sigma, X_{it}, a_1, p_1$: (3b)

- Kalman필터와 피드백평활(feedback smoothing)을 결합하여 생성

- $a_1, p_1|\gamma_{i1}$: $p_{1j} \sim IG, a_{1j}|p_{1j} \sim N$ (3c)

- $\Sigma|\gamma_{it}$: $\lambda_j \sim \frac{\nu V}{\chi^2_\nu}$ (단, $\Sigma = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 \\ & \ddots \\ 0 & \lambda_k \end{pmatrix}$) (3d)

- $\omega|y_{it}^*, X_{it}, \gamma_{it}$: $\omega \sim IW$ (3e)

식 (3c)의 IG는 역감마분포(Inverted Gamma distribution)를 의미하며, 식 (3e)의 IW는 역위샤트분포(Inverted Wishart distribution)를 의미한다. 식 (3)은 Zhao et al.[5]의 연구에서 제시된 결과를 본 연구에서 개발한 RW-BP모형에 맞춰 수정하여 개발한 것이다. 식 (3)을 수행한 다음, RW-BP모형의 효용함수를 식별하기 위해 $\omega = 1$ 인 가정을 두고 이를 위한 변환을 다음의 식 (4)와 같이 수행한다.

$$\begin{cases} \gamma'_{it} = \Lambda \gamma_{it} \\ \omega' = \delta \omega \delta = 1, \\ \Sigma' = \Lambda \Sigma \Lambda \end{cases} \quad (4)$$

$$\text{단 } \delta = \frac{1}{\sqrt{\omega}}, \Lambda = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{\omega}} & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \frac{1}{\sqrt{\omega}} \end{pmatrix}$$

IV. 모형 적용

1. 자료 및 추정

본 연구에서는 앞에서 개발된 RW-BP모형을 Bell and Lattin[15]에서 사용된 Stanford Basket Data로 알려진 IRI 패널자료에 적용하였다.¹ 사용한 패널자료는 도시지역을 대상으로 한 104주 동안의 베이컨 구매자료이다. 다만, 이산선택(Binary Choice) 상황을 반영하기 위해 선택상황은 시장점유가 가장 높은 구매대안(이하 브랜드A)을 구매할 것인지의 여부로 하였고, 효용함수는 상수항과 브랜드A의 가격으로 구성된 선형함수로 설정하였다. 또한 소비자동태성을 위한 분석 목적에 맞춰 관찰 구간동안 비교적 반복하여 구매한 패널리스트들만을 추출하기 위해 전체 구매횟수가 10회 이상인 162명의 패널리스트만을 대상으로 하여 총 3,090회의 거래를 대상으로 분석하였다.

본 연구에서 설정한 RW-BP모형의 추정은 R[16]을 이용하여 수행되었으며, Gibbs 표본법을 수행하기 위한 과정에서 요구되는 일부 난수 발생을 위해서는 각각 bayesm[17]을 이용하였다. Gibbs 표본법을 적용하는 과정에서 반복추출의 수는 3,000으로 두었고, 이 중 처음 1,000회 반복추출 결과는 버리고 나머지 2,000회 반복추출 결과를 이용하여 RW-BP모형을 추정하였다.

2. 결과분석

추정된 RW-BP모형에 대한 분석은 전반적인 모형의 적합성에 대한 분석을 위한 적중률(hit-ratio)을 살펴본 다음, 주로 동적시장세분화를 위한 개별 소비자들의 소비자동태성이 어떻게 관찰되는지를 중심으로 수행되었다.

먼저, 추정된 RW-BP모형에 의한 3,090회의 거래에 대한 적중률은 83.7%로 나타나, 동일한 자료에 대해 로지스틱회귀를 적용하여 얻은 적중률 78.5%보다 5.5%p 높게 나타났다.

다음으로 개별소비자들의 동적인 변화에 따른 소비자동태성을 관찰하기 위해서는 본 연구에서 사용한 RW-BP모형의 효용함수에 포함된 상수항과 가격계수가 모든 소비자들의 모든 거래시기별로 어떻게 분포하고 있는가를 고찰하여야 한다.

[그림 1]은 분석에 포함된 162명의 소비자들에 대한 효용함수의 상수항(constant)과 가격계수(gamma_price)가 시간에 따라 변화하는 가운데 추정된 최대값, 평균, 최소값 및 최대값과 최소값 간의 차이 등에 대한 정보를 제시하고 있다. [그림 1]에서 볼 수 있는 바와 같이 개별소비자들이 있어 시간의 흐름에 따라 변화하는 효용함수의 계수들은 대부분 일정한 범위 내에 존재하고 있으나, 일부는 비교적 큰 범위에서 변화를 보이고 있다. 이와 같이 시간의 흐름에 따라 효용함수의 계수가 비교적 크게 변화하는 소비자들은 시간의 흐름에 따라 위치한 세분시장이 변화될 가능성이 높은 소비자들로 해석할 수 있다.

[그림 2]는 분석에 포함된 패널리스트들 중 처음 9명의 패널리스트들에 대해 패널리스트별 효용함수계수의 시변효과를 나타내고 있다. [그림 2]에서 패널리스트-1은 시간이 흐름에 따라 효용함수의 상수항이 점점 작아지는 경향을 보이는데 이는 패널리스트-1의 경우 시간이 지남에 따라 브랜드A에 대한 절대적 선호수준이 점점 더 낮아지고 있음을 의미한다. 패널리스트-1의 가격에 대한 민감도는 시간의 흐름에 상관없이 비교적 일정한 경향을 보인다. 다음으로 패널리스트-2는 상수항과 가격계수항 모두 시간이 흐름에 따라 점점 작아지는 경향을 보여 패널리스트-2도 시간이 지남에 따라 브랜드A에 대한 절대적 선호수준이 점점 더 낮아지고 있음과 동시에 가격변화에도 보다 민감하게 반응하는 경향을 보인다. 패널리스트-6과 같이 상수항의 시변효과가 낮아지다가 일정하게 유지되는 경우도 있는데 이는 브랜드A에 대한 절대적 선호수준이 점점 더 낮아지다가 일정수준에 도달한 이후 그 수준에서 비교적 일정하게 유

1 논문에 이용된 자료의 사용을 허락한 David R. Bell 교수에 감사를 표함

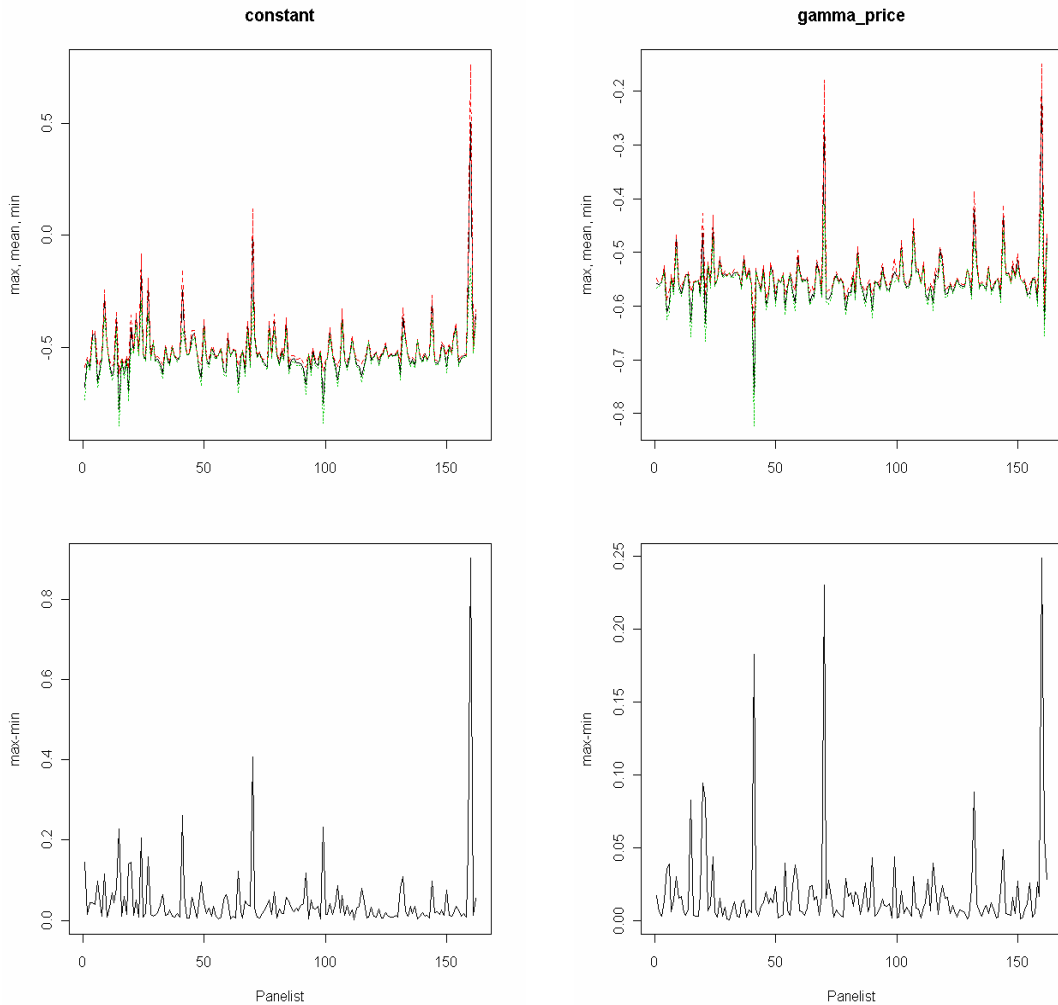


그림 1. 패널리스트별 효용함수의 계수

지됨을 의미한다. 이와 같이 효용함수의 계수들에 대한 시변효과로 본 소비자내적일관성은 매우 다양한 모습으로 관찰될 수 있음을 알 수 있다.

다만, 지금까지 [그림 2]에 대한 설명은 y축의 척도에 상관없이 추세적 경향만을 가지고 설명한 것으로 각 시변계수들의 분포를 바탕으로 그러한 시변효과들이 유의한 차이인지를 검증할 필요가 있다.

이제, [그림 3]은 분석에 포함된 패널리스트들 중 상대적으로 소비자동태성이 큰 것으로 관찰된 패널리스

트별 효용함수계수의 시변효과를 나타내고 있다. [그림 3]에 제시된 패널리스트들은 브랜드A에 대한 절대적 선호수준 및 가격민감도 모두에서 비교적 유의하게 시변효과를 보이고 있음을 알 수 있다.

이러한 효용함수 계수의 유의적인 동적변화를 보다 구체적으로 살펴보기 위해서는 패널리스트별로 각 거래시점에서 추정된 효용함수 계수의 사후분포를 비교해 볼 수 있다.

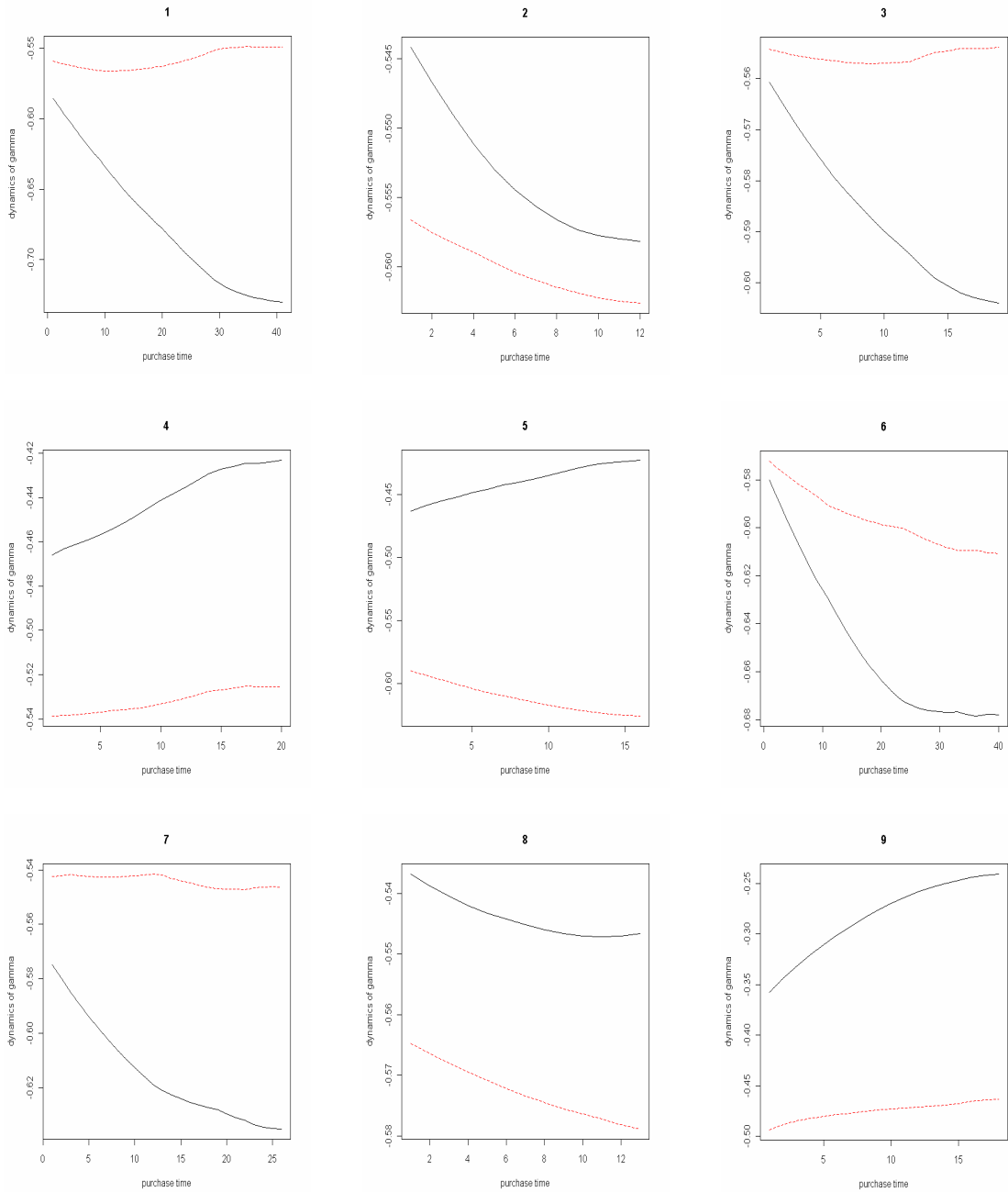


그림 2. 패널리스트별 효용함수계수의 시변효과1 (실선:상수, 점선:가격계수)

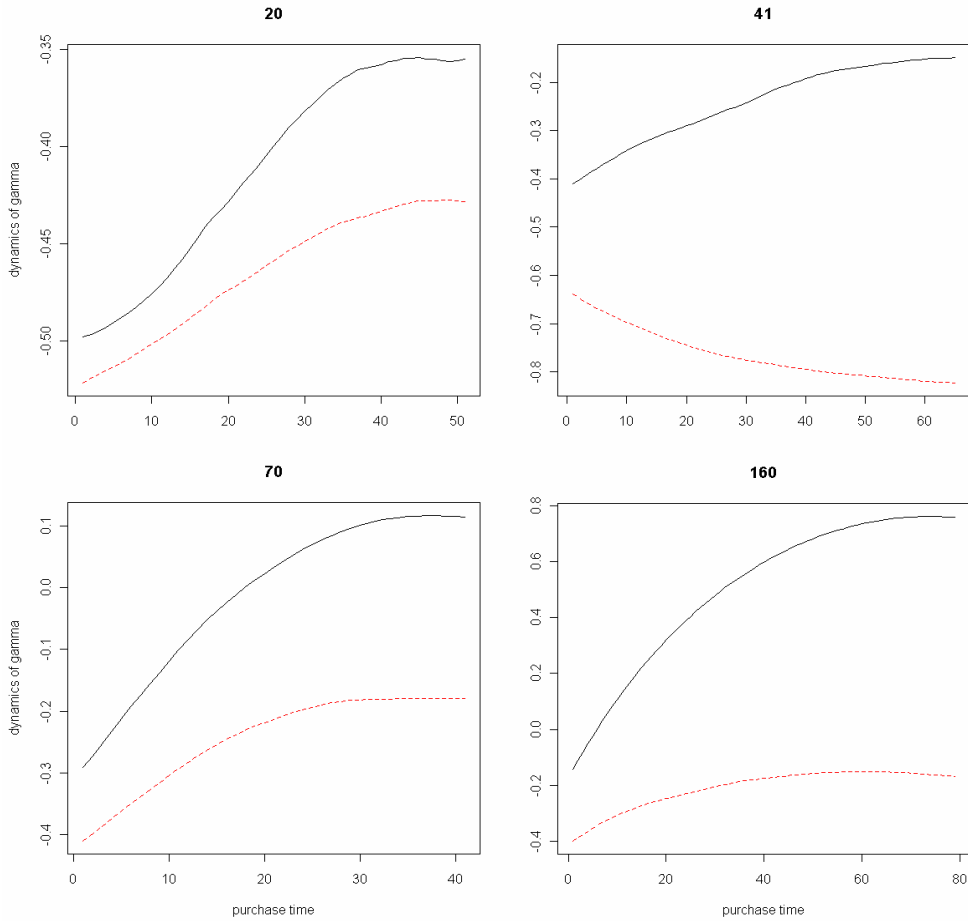


그림 3. 패널리스트별 효용함수계수의 시변효과2 (실선:상수, 점선:가격계수)

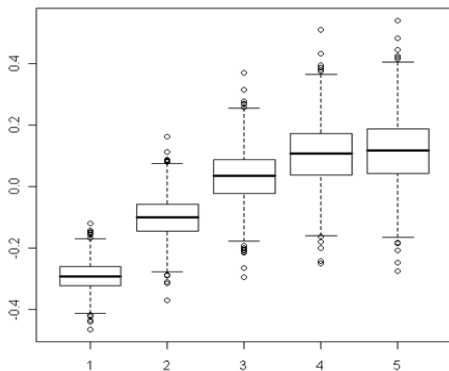


그림 4. 패널리스트-70의 효용함수계수 예 (상수)

[그림 4]는 [그림 3]의 패널리스트-70에 대하여 효용함수의 계수 중 상수항이 거래시점별로 어떻게 변화하는지를 박스도표(box-plot)로 제시하고 있다. 즉, [그림 4]는 패널리스트-70의 최초 거래시점과 최종 거래시점 사이에서 균등하게 선택된 5개의 거래시점에 대해 추정된 효용함수 상수항에 대한 분포를 박스도표로 나타내고 있다.

[그림 4]에서와 같이 패널리스트-70은 총 40번의 거래 중 최초 거래시점에서는 브랜드A에 대한 절대적 선호수준이 0보다 낮은 상태였으나, 중간 거래시점에서는 브랜드A에 대한 절대적 선호수준이 0근처의 양의 값으로 전환되었고, 최종 거래시점 비교적 유의한 양의 값

으로 추정되었다. 특히, [그림 4]에서 패널리스트-70의 브랜드A에 대한 절대적 선호수준의 가장 낮은 수준([그림 4]의 최초 구매시점)과 가장 높은 수준([그림 4]의 최종 구매시점)을 비교하면, 박스도표를 통해 가장 낮은 수준의 최대값과 가장 높은 수준의 최소값이 거의 비슷한 수준으로 나타나고 있음을 알 수 있다. 이는 패널리스트-70의 브랜드A에 대한 절대적 선호수준이 가장 낮은 수준과 가장 높은 수준이 통계적으로 유의한 차이를 보이고 있음을 의미한다. 즉, 패널리스트-70은 관측된 패널자료 구간내에서 효용함수의 계수로 표현된 선호체계가 구조적으로 변화함으로써 동적시장세분화가 필요함을 의미한다고 할 수 있다.

패널리스트-70에 대해 설명한 효용함수 계수의 구조 변화 가능성을 본 연구에서 분석된 162명의 패널리스트들을 대상으로 적용하여 동적시장세분화의 필요성이 요구되는 패널리스트들의 비율을 도출할 수 있다. 이를 위해 본 연구는 우선 비교하는 두 시점에서의 시변계수들의 계수 추정치의 분포가 각각 75%이상 상이한 경우 비교되는 두 시점의 시변계수는 유의한 차이를 나타낸다고 가정하였다. 이러한 가정을 바탕으로 본 연구에서는 각 패널리스트들에 대해 각 구매시점별 효용함수의 시변계수의 분포를 이용하여 시변계수의 평균값이 가장 작은 구매시점에서의 3사분위수가 시변계수의 평균값이 가장 큰 구매시점에서의 1사분위수보다 작은 패널리스트들의 비율을 계산하였다. 계산결과 상수항(브랜드 A에 대한 절대적 선호수준)은 11.7%인 19명의 패널리스트들이, 가격계수는 3.1%인 5명의 패널리스트들이 분석구간 내에서 유의한 선호체계의 변화를 나타내는 것으로 나타났다. 이들 유의한 선호체계의 변화가 발생된 패널리스트들은 브랜드 A에 대한 선호도 및 가격민감성의 차원에서 구분될 수 있는 시장세분화에 있어 분석구간내에서 하나의 세분시장에 머무는 것이 아니라 서로 다른 세분시장으로 옮겨갈 수 있어, 동적시장세분화가 요구된다.

V. 맺음말

본 연구는 최근의 몇몇 연구들에서 제시되고 있는 시변계수를 이용하여 선택모형에 동적변화 효과를 포함하고 있는 모형을 도입하여 소비자동태성에 대한 탐색을 목적으로 수행되었다. 이를 위해 본 연구는 Lachaab et al.(2006) 및 Zhao et al.(2009)의 연구를 바탕으로 비교적 단순하게 설계된 상태공간모형에 의한 Random-Walk 계수를 지니는 이산프로빗모형을 설정하였다.

설정된 모형을 패널자료에 적용하여 효용함수의 계수들에 대한 시변효과로 본 소비자동태성은 매우 다양한 모습으로 관찰되었으며, 일부 패널리스트들에 대해 이러한 소비자동태성이 분석구간내에서 소비자의 선호체계의 유의한 차이로 나타남을 알 수 있었다. 이에 따라 시장세분화를 적용함에 있어 정태적 관점에서 소비자이질성에 의한 고정된 시장세분화만을 적용할 것이 아니라 동태적 관점에서 소비자동태성에 바탕한 동적시장세분화도 적용할 필요가 있다고 할 수 있다.

한편, 본 연구는 개별 패널리스트들에 대한 효용함수 계수들의 시변효과를 분석하기에 앞서 설정된 모형의 전반적인 모형적합성에 대한 확인이 보다 구체적으로 수행될 필요가 있고, 선택모형도 이산선택이 아닌 다항선택 상황으로 확장될 필요가 있다. 또한, 소비자동태성을 바탕으로 동적시장세분화를 적용하기 위한 보다 구체적인 방안이 제시될 필요가 있다.

참고 문헌

- [1] P. Kotler and G. Armstrong, *Principles of Marketing*, 10th edition, Prentice Hall, 2004.
- [2] L. J. Kao and G. M. Allenby, "Estimating State-Space models of consumer behavior: a hierarchical Bayes approach," working paper, OSU, 2004.
- [3] M. Lachaab, A. Ansari, K. Jedidi, and A. Trabelsi, "Modeling preference evolution in

- discrete choice models: a Bayesian state-space approach," *Quantitative Marketing and Economics*, Vol.4, pp.57-81, 2006.
- [4] Netzer, Lattin, and Srinivasan, "A Hidden Markov Model of Customer Relationship Dynamics," *Marketing Science*, Vol.27, pp.185-204, 2008.
- [5] Y. Zhao, Y. Zhao, and I. Song, "Predicting New Customers' Risk in the Credit Card Market," *Journal of Marketing Research*, Vol.46, pp.506-517, 2009.
- [6] Guadagni and Little, "A Logit Model of Brand Choice Calibrated on Scanner Data," *Marketing Science*, Vol.2, pp.203-238, 1983.
- [7] Rossi, McCulloch, and Allenby, "The Value of Purchase History Data in Target Marketing," *Marketing Science*, Vol.15, pp.321-340, 1996.
- [8] Green and Hensher, "A latent class model for discrete choice analysis: contrasts with mixed logit," *Transportation Research Part B*, Vol.37, pp.681-698, 2003.
- [9] Rossi, McCulloch, and Allenby, *Bayesian Statistics and Marketing*, John Wiley and Sons Ltd, 2005.
- [10] T. Erdem, "A dynamic analysis of market structure based on panel data," *Marketing Science*, Vol.15, No.4, pp.359-378, 1996.
- [11] M. West and J. Harrison, *Bayesian Forecasting and Dynamic Models*, Springer-Verlag, 1989.
- [12] M. Aoki, *State Space Modeling of Time Series*, 2nd edition, Springer-Verlag, 1990.
- [13] Y. J. Joo and D. B. Jun, "State Space Trend-Cycle Decomposition of ARIMA(1,1,1) Process," *Journal of Forecasting*, Vol.16, pp.411-424, 1997.
- [14] Neelamegham and Chintagunta, "Modeling and Forecasting the Sales of Technology Products," *Quantitative Marketing and Economics*, Vol.2, pp.195-232, 2004.
- [15] Bell and Lattin, "Shopping Behavior and Consumer Preference for Store Price Format: Why "Large Basket" Shoppers Prefer EDLP," *Marketing Science*, Vol.17, pp.66-88, 1998.
- [16] <http://www.R-project.org>
- [17] <http://gsbwww.uchicago.edu/fac/peter.rossi/research/bsm.html>

저 자 소 개

주 영 진(Young-Jin Joo)

정희원



- 1989년 2월 : 연세대학교 경제학과(경제학사)
- 1991년 2월 : KAIST 경영과학과(공학석사)
- 1995년 8월 : KAIST 산업경영학과(공학박사)

▪ 2004년 9월 ~ 현재 : 충북대학교 경영학부 조교수/부교수

<관심분야> : 계량마케팅, 하이테크마케팅