

# 국내 자동차 시장에서 소비자 에이전트 모형 기반의 제품 확산ダイナ믹스 민감도 분석

김신태<sup>1</sup> · 김창욱<sup>2\*</sup>

## Consumer-Agent Based Sensitivity Analysis of Product Diffusion Dynamics for Domestic Automobile Market

Shintae Kim · Chang Ouk Kim

### ABSTRACT

This paper focuses on the sensitivity analysis for the calibration of an agent-based simulation that analyzes the brand-level diffusion dynamics of competing products in the domestic premium mid-sized car market. In this paper, we employ a consumer-agent model that imitates the purchasing characteristics and behaviors of the consumers. The group of consumer agents that are socially interconnected represents a virtual market. By spreading the product information from previous adopters to potential consumer agents in the virtual market, the word-of-mouth phenomenon emerges like in the real market. The phenomenon influences the product choice of potential consumer agents that causes the variation of the product diffusion dynamics. In this simulation model, it is important to calibrate the virtual market parameters(e.g., ratio of innovators, social network structure, purchase time decision method) so that the virtual market can simulate the real market. However, it is difficult to measure these parameters directly from the real market. In this paper, we analyze the diffusion dynamics of simulations under various conditions in comparison with real sales data to calibrate the parameters.

**Key words** : Product diffusion, Agent simulation, Automobile market, Social network, Word-of-mouth

### 요약

본 연구에서는 에이전트 모형 기반 시뮬레이션 기법을 이용하여 국내 중형 고급승용차 제품시장에서 경쟁 제품들의 확산 다이내믹스를 예측하기 위한 환경조건을 도출하고자 민감도 분석을 실시하였다. 본 연구에서는 소비자의 구매 특성과 행동을 모방한 소비자 에이전트 모형을 이용하며 사회적 네트워크로 연결된 소비자 에이전트들의 집단은 하나의 가상시장을 이룬다. 제품을 구매한 소비자 에이전트가 이웃 에이전트들에게 제품정보를 전달함으로써 실제 시장처럼 구현현상이 나타나고 이는 잠재적 소비자 에이전트들의 제품선택에 영향을 주게 되어 확산 다이내믹스 패턴이 변화하게 된다. 가상시장의 확산 다이내믹스가 실제 시장의 확산다이내믹스를 반영하기 위해서는 초기채택자 비율, 사회적 네트워크의 구조, 소비자 에이전트의 구매시점 결정방법 등의 가상시장 환경설정이 중요하다. 그러나 이러한 환경조건들은 실제시장에서 측정하기가 어렵기 때문에 본 연구에서는 다양한 환경조건하에서의 확산다이내믹스패턴을 실제 데이터와 비교 분석하여 적합한 환경조건을 찾고자 한다.

**주요어** : 제품확산, 에이전트시뮬레이션, 자동차시장, 소셜네트워크, 구현

\*이 연구는 2010년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업 지원을 받아 수행된 것임 (2010-0009267).

접수일(2011년 1월 24일), 심사일(1차 : 2011년 4월 7일), 게재 확정일(2011년 5월 8일)

<sup>1)</sup> 삼성SDS SCL 컨설팅팀

<sup>2)</sup> 연세대학교 정보산업공학과

주 저 자 : 김신태

교신저자 : 김창욱

E-mail : kimco@yonsei.ac.kr

## 1. 서론

1975년 약 8만 4천 여대였던 국내 승용차 보유대수는 경제성장과 더불어 점차로 증가하여 2010년 9월 현재 약 1천 3백 만대에 이를 정도로 보급이 확산되었다. 이를 승용차 1대당 인구수로 환산하면 2009년 현재 2.8명으로서 가구당 약 1대 이상의 차량을 보유하고 있는 셈이다. 최

근 국내 승용차 보유대수는 년 3% 내외의 증가폭을 보이고 있으며 국내 자동차 시장은 포화상태에 이르고 있다고 볼 수 있다. 2009년 국내 승용차 내수 판매량은 약 110만대이고 2009년 국내 승용차 생산량의 1/3정도이다(한국자동차공업협회, 2010). 자동차 기업들의 공급능력으로 볼 때 국내 승용차 시장은 수요주도 시장으로 변화하고 있으며(곽상만 등, 2002), 자동차 제품의 종류도 점차로 더 다양화되고 경쟁은 더 치열해지고 있다.

자동차 기업들은 경쟁에서 우위를 차지하기 위해 소비자의 니즈에 맞는 신제품을 개발하여 출시하고 있지만 출시 후 신제품이 시장에서 어떠한 평가를 받을 지 예측하기는 어렵다. 기존 브랜드 제품을 대체하는 신제품은 비록 제품 브랜드에 대한 인식이 소비자들에게 확산되어 있음에도 불구하고 신제품이 대체했을 경우 어떤 성과를 보일지는 알 수 없다. 이는 동일 브랜드 제품이라도 장기간 판매되는 모델이 있는 반면에 판매기간이 짧은 모델도 있다는 사실에서 알 수 있다. 또한 신규 브랜드인 경우에는 참고할 수 있는 과거 데이터가 없기 때문에 시장 진입 후에 어떤 확산결과를 보일지 예측하기가 더욱 어렵다. 신규 브랜드의 신제품은 새로운 시장을 개척하기도 하지만 반면에 자기참식효과(Cannibalization)가 발생할 수 있다. 따라서 기존 제품들이 경쟁하고 있는 시장에서 신제품이 출시될 경우 경쟁의 결과는 어떻게 될 것인가에 대한 사전분석은 신제품 출시전략 결정에 중요한 참고정보가 될 수 있다. 이를 위해 브랜드 수준에서 경쟁 제품들의 확산 다이내믹스를 분석하기 위한 방법들이 제시되어 왔다. 이러한 연구들은 크게 세 가지 형태로 구분할 수 있다.

첫 번째 형태는 Bass 모형(Bass, 1969)과 같은 카테고리 수준 확산모형을 브랜드수준 확산모형으로 변형하여 응용하는 방법이다. Mahajan 등(1993)은 기존 제품들이 경쟁하는 시장에 새로 진입한 신제품의 시장 확대와 기존 제품들의 매출에 미치는 영향을 Bass 모형을 변형하여 모형화하였다. 하지만 각 경쟁제품에 대한 잠재시장의 크기를 제품별로 설정하였기 때문에 경쟁제품들 사이의 시장 점유율 변화를 반영하지 못하는 문제점이 있었다. Krishnan 등(2000)은 이를 보완하여 잠재시장의 크기를 통합하여 경쟁제품의 채택이 다른 제품의 채택에 영향을 줄 수 있도록 모형화하였다. 그러나 이러한 연구들이 제품간 경쟁을 고려한 확산을 다루고는 있지만 소비자들의 구매행동에 대한 고려없이 단순히 기존 채택자수의 영향을 반영하고 있다.

두 번째 형태는 개별 소비자들의 구매행동을 확산 프로세스에 반영하는 방법이다. 이 방법은 소비자 행동이론

을 기반으로 하고 있으며, 마케팅 믹스 효과를 반영할 수 있고, 시장조사 데이터를 구매확률과 판매수준으로 변환할 수 있다. 그러나 소비자 구매행동에서 고려하는 속성들이 많아질수록 모형이 복잡해진다. Roberts and Urban (1988)의 연구가 대표적이며 소비자의 위험회피 행동이 반영된 기대효용을 최대화하는 제품을 선택하도록 모형화하였다. 구전현상(WOM: Word-of-mouth communication)을 반영하지만 모형의 복잡성으로 인해 개별 속성에 대해 고려하지 못하고 속성들의 기대평균을 이용한다. 베이즈 공식(Bayes formular)을 이용하여 구전현상이 브랜드에 대한 소비자의 사전적 믿음(Prior beliefs)을 변화시키도록 모형화하였다.

세 번째 형태는 에이전트 모형 기반 시뮬레이션을 이용하는 방법이다(Janssen 등, 2003; Delre 등, 2007). 소비자의 구매 행동과 속성을 모방하여 에이전트 모형을 정의하고 시뮬레이션을 통해 개별 에이전트의 선택결과로부터 경쟁제품들의 확산결과를 예측하는 방법이다. 이러한 연구에서는 미시적 수준에서 구전현상에 의한 소비자들 사이의 정보전달과 이질적 구매성향을 고려한 제품선택행동을 간단히 다루고 있다.

위 세 가지 형태의 연구는 신제품의 확산현상을 반영하기 위해 공통적으로 제품경쟁과정에서 소비자들 사이의 구전현상을 모형화하고 있다. 그러나 첫 번째 연구형태는 개별 소비자들 사이의 상호작용에 의한 의사결정 행동을 고려하기 어렵고, 두 번째 형태의 연구에서는 모형의 복잡성으로 인해 잠재적 소비자들에게 전달되는 구전 정보가 제품속성수준의 제품에 대한 평가를 포함하지 못하고 있으며, 세 번째 연구형태에서는 구전현상이 단순히 기구매자수에 비례한다는 가정을 하고 있다. 따라서 이질적 성향을 가진 개별 소비자들의 구매행동에 의한 제품확산 다이내믹스를 분석하기 위해서는 이러한 문제점을 고려한 모형을 적용할 필요가 있다.

에이전트 모형은 소비자들의 이질적인 속성과 행동을 정의하면서 이러한 요구를 반영할 수 있다. 에이전트들 사이의 상호작용을 통해 시장과 같은 복잡한 시스템에서 나타나는 현상을 연구하기 위한 방법으로 광범위하게 이용되고 있다(Garcia, 2005; Zenobia, 2009). 소비자들의 제품속성에 대한 선호도, 사회적 네트워크, 사회적 영향에 대한 민감도, 의사결정행동 등을 에이전트 모형에 정의할 수 있으므로 이질적 소비자 에이전트들로 구성된 가상시장에서 확산다이내믹스를 분석할 수 있다. 본 연구에서는 이러한 에이전트 모형 기반의 시뮬레이션 기법을 이용하여 브랜드 수준에서 국내 고급 중형자동차 시장의 제품확

산패턴을 예측하기 위한 환경조건의 민감도를 분석하고자 한다.

본 연구에서 이용하는 에이전트 모형에서 에이전트는 소비자를 나타내는 소비자 에이전트이며 다음과 같은 특성을 갖는다. 소비자 에이전트는 전문가가 제공하는 모든 제품속성에 대한 언어적 속성 값에 대해 자신의 주관적 속성 가중치를 이용하여 제품을 주관적으로 평가한다. 여기에 주변 이웃들의 각 제품속성에 대한 평가를 동시에 고려하여 최종적으로 제품을 평가하고 선택한다. 소비자 에이전트의 제품속성에 대한 평가는 연속적으로 이웃 에이전트에게 전달되면서 구전현상을 만들게 된다. 소비자 에이전트들의 집단은 하나의 가상시장을 형성하게 된다. 가상시장의 소비자 에이전트들은 초기채택자(Innovator)와 모방자(Imitator)로 분류할 수 있다(Bass, 1969). 초기채택자는 신제품이 출시되었을 때 맨 먼저 구입하는 소비자 에이전트들이고 나머지 에이전트들은 모방자로서 이웃 에이전트들의 구매상태에 따라 구매를 결정하는 에이전트들이다. 확산다이나믹스는 초기채택자들로부터 시작된다.

실제 시장과 같이 경쟁제품들의 확산을 다루기 위해서는 소비자들 사이의 사회적 네트워크(Social network) 구조 파악이 선행되어야 하지만 이를 정확하게 알 수는 없다. 가상시장에서는 사회적 네트워크의 구조에 따라 확산다이나믹스 패턴이 달라지므로 사회적 네트워크 구조를 결정하는 파라미터들의 값들을 변화시켜 적당한 구조를 찾아야 한다. 또한 소비자 에이전트들의 구매시기 할당방법, 초기채택자(Innovator)의 비율에 따라서도 확산 다이나믹스 패턴에 차이가 발생한다. 본 연구에서는 다양한 파라미터 값들에 의한 시뮬레이션 실험을 통해 확산 다이나믹스 패턴들을 실제 데이터와 비교분석하여 적합한 환경조건을 도출한다.

## 2. 소비자 에이전트 모형

본 논문에서 Kim 등(2011)이 제시한 소비자 에이전트 모형을 이용한다. 소비자 에이전트가 전문가들이 제공하는 제품속성에 대한 언어적 평가정보에 자신의 제품속성에 대한 가중치를 반영하여 평가하고, 기구매자들의 제품속성에 대한 평가를 고려하여 최종적으로 제품을 선택을 하는 과정을 TOPSIS(Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution) (Hwang 등, 1981)를 기반으로 제시하고 있다. 이 소비자 에이전트 모형의 제품 선택과정은 다음의 6단계로 구성할 수 있다.

[단계 1]. 시장에  $m$  개의 제품  $C_i (i=1, \dots, m)$ 가 있고 제품은  $n$  개의 속성  $d_j (j=1, \dots, n)$ 에 의해 평가된다고 가정한다. 제품관련 전문가집이나 인터넷 사이트에서 얻은 전문가들의 제품에 대한 평가가 다음의 행렬로 주어진다.

$$\tilde{D} = \begin{matrix} C_1 \\ C_2 \\ \vdots \\ C_m \end{matrix} \begin{bmatrix} d_1 & d_2 & \dots & d_n \\ \tilde{r}_{11} & \tilde{r}_{12} & \dots & \tilde{r}_{1n} \\ \tilde{r}_{21} & \tilde{r}_{22} & \dots & \tilde{r}_{2n} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \tilde{r}_{m1} & \tilde{r}_{m2} & \dots & \tilde{r}_{mn} \end{bmatrix} \quad (1)$$

여기서 제품  $C_i$ 의 속성  $d_j$ 에 대한 평가값  $\tilde{r}_{ij}$ 는 표 1의 언어적 표현을 이용하여 나타내고 각 언어적 표현은 삼각 퍼지수  $\tilde{r}_{ij} = (r_{ij}^1, r_{ij}^2, r_{ij}^3)$ 로 표시하며  $0 \leq r_{ij}^1 \leq r_{ij}^2 \leq r_{ij}^3 \leq 1$ 을 만족한다.

표 1에서  $\tilde{w}_{jk}$ 는 소비자 에이전트  $k$ 의 제품속성  $d_j$ 에 대한 가중치를 나타내는 삼각퍼지수( $w_{jk}^1, w_{jk}^2, w_{jk}^3$ ) ( $0 \leq w_{jk}^1 \leq w_{jk}^2 \leq w_{jk}^3 \leq 1$ )이고  $\tilde{\lambda}_k$ 는 사회적 영향력(Social influence)에 대한 민감도를 나타내는 삼각퍼지수( $\lambda_k^1, \lambda_k^2, \lambda_k^3$ ) ( $0 \leq \lambda_k^1 \leq \lambda_k^2 \leq \lambda_k^3 \leq 1$ )이다.  $\tilde{\lambda}_k$ 이 높으면 유행에 민감한 소비자를 의미하고 제품속성에 대한 효용평가에서 이웃들의 평가가 더 큰 비중을 차지한다. 반면에 낮으면 반대의 경우가 된다. 소비자 에이전트  $k$ 의 제품속성에 대한 가중치 벡터  $W_k = (\tilde{w}_{1k}, \dots, \tilde{w}_{nk})$ 는 표 1의 언어적 표현을 이용한다.

위와 같이 제품속성에 대한 가중치  $W_k$ , 사회적 영향력에 대한 민감도  $\tilde{\lambda}_k$ 을 가진 소비자 에이전트  $k$ 는 언어적 표현으로 제시된 전문가 평가행렬  $\tilde{D}$ 에 대해 자신의 주관적 가중치  $W_k$ 를 고려하여 제품을 평가한다. 소비자 에이전트  $k$ 가 제품을 선택하는 과정은 다음과 같다.

[단계 2]. 각 소비자 에이전트  $k$ 는 각 제품속성에 대한 전문가 평가행렬  $\tilde{D}$ 에 자신의 가중치  $W_k$ 를 퍼지곱연산하여 자신만의 평가행렬  $\tilde{D}^k$ 을 만든다.

표 1. 언어적 표현과 삼각퍼지수

변수	언어표현				
$\tilde{r}_{ij}$	매우나쁨 (P)	나쁨 (F)	보통 (G)	좋음 (VG)	매우좋음 (E)
$\tilde{w}_{jk}, \tilde{\lambda}_k$	매우낮음 (VL)	낮음 (L)	보통 (M)	높음 (H)	매우높음 (VH)
삼각퍼지수	(0,0,0.3)	(0.1,0.3,0.5)	(0.3,0.5,0.7)	(0.5,0.7,1.0)	(0.7,1.0,1.0)

$$\tilde{D}^k = \begin{matrix} P_1 \\ P_2 \\ \vdots \\ P_m \end{matrix} \begin{matrix} d_1 & d_2 & \cdots & d_n \\ \tilde{x}_{11}^k & \tilde{x}_{12}^k & \cdots & \tilde{x}_{1n}^k \\ \tilde{x}_{21}^k & \tilde{x}_{22}^k & \cdots & \tilde{x}_{2n}^k \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \tilde{x}_{m1}^k & \tilde{x}_{m2}^k & \cdots & \tilde{x}_{mn}^k \end{matrix} \quad (2)$$

여기서  $\tilde{x}_{ij}^k$ 는 퍼지곱연산  $\tilde{x}_{ij}^k = \tilde{r}_{ij} \otimes \tilde{w}_{jk}$ 이며, Chou (2003)이 제시한 퍼지곱연산에 의해  $\tilde{x}_{ij}^k$ 를 0과 1사이의 실수값  $x_{ij}^k$ 로 변환한다.

[단계 3]. 소비자 에이전트  $k$ 는 자신의 주관적 판단  $x_{ij}^k$ 과 사회적 영향력에 대한 민감도  $\tilde{\lambda}_k$ 를 고려한 이웃들의 평가를 통합하여 제품  $C_i$ 의 속성  $d_j$ 에 대한에 대한 최종적인 평가값  $\bar{x}_{ij}^k$ 을 산출한다.

$$\bar{x}_{ij}^k = (1 - \lambda_k)x_{ij}^k + \lambda_k \sum_{l \in L_k} \bar{x}_{ij}^l / |L_k| \quad (3)$$

여기서  $\lambda_k (0 \leq \lambda_k \leq 1)$ 는 Chou(2003)가 제시한 방법에 의해 역퍼지화된  $\tilde{\lambda}_k$ 이다.  $L_k$ 는 소비자 에이전트  $k$ 의 이웃들중에서 구매자들 집합이며  $\bar{x}_{ij}^l$ 는 이웃 에이전트  $l$ 이 평가한 제품  $C_i$ 의 속성  $d_j$ 에 대한 값이다.

[단계 4]. 소비자 에이전트  $k$ 는 가장 이상적인 속성값들로 구성된 제품  $C^{k+}$ 과 가장 부정적인 속성값들로 구성된 제품  $C^{k-}$ 을 산출한다.

$$\begin{aligned} C^{k+} &= \{ \bar{x}_1^{k+}, \bar{x}_2^{k+}, \dots, \bar{x}_n^{k+} \} \\ &= \{ (\max_j \bar{x}_{ij}^k | j \in B), (\min_j \bar{x}_{ij}^k | j \in C) | i = 1, \dots, m \} \\ C^{k-} &= \{ \bar{x}_1^{k-}, \bar{x}_2^{k-}, \dots, \bar{x}_n^{k-} \} \\ &= \{ (\min_j \bar{x}_{ij}^k | j \in B), (\max_j \bar{x}_{ij}^k | j \in C) | i = 1, \dots, m \}. \end{aligned} \quad (4)$$

여기서  $B$ 는 이익속성의 집합이고  $C$ 는 비용속성의 집합이다.

[단계 5]. 소비자 에이전트  $k$ 는 각 제품  $C_i (i = 1, \dots, m)$ 와  $C^{k+}$ ,  $C^{k-}$ 간에 얼마나 차이가 있는지를 다음 식 (5)를 이용하여 평가한다.

$$d_i^{k+} = \sqrt{\sum_{j=1}^n (\bar{x}_{ij}^k - \bar{x}_j^{k+})^2}, d_i^{k-} = \sqrt{\sum_{j=1}^n (\bar{x}_{ij}^k - \bar{x}_j^{k-})^2} \quad (5)$$

[단계 6]. 소비자 에이전트  $k$ 는 제품들 중에서 이상적인 제품  $C^{k+}$ 와 거리가 가장 가깝고 부정적인 제품  $C^{k-}$ 와 거리가 가장 먼 제품을 다음 식 (6)에 의해 선택한다. 즉 소비자 에이전트  $k$ 는  $m$ 개의 제품들 중에서  $S_i^k$  값이 가장 큰 제품을 선택한다.

$$S_i^k = \frac{d_i^{k-}}{d_i^{k+} + d_i^{k-}}, i = 1, \dots, m. \quad (6)$$

### 3. 실험 및 분석

#### 3.1 실험환경 초기화

가상시장에서의 확산시물레이션에 위해서는 가상시장을 구성하는 소비자에이전트와 사회적 네트워크 등을 초기화해야 한다.

##### 3.1.1 소비자 에이전트

소비자 에이전트 모형의 정의에 따라 소비자 에이전트가 제품선택에 대한 의사결정을 하기 위해서는 전문가들의 제품평가정보와 소비자 에이전트의 고유속성을 초기화해야 한다. 전문가 평가정보는 자동차 전문 인터넷 사이트나 전문잡지(예를 들어, “Consumer report”, “J.D. Powers” 등)에서 구하고 소비자 에이전트의 고유속성은 설문조사를 통해 구한다. 본 연구에서는 Kim 등(2011)의 전문가의 제품평가정보, 소비자 에이전트의 제품속성에 대한 가중치, 사회적 영향력에 대한 민감도 등을 이용하였다.

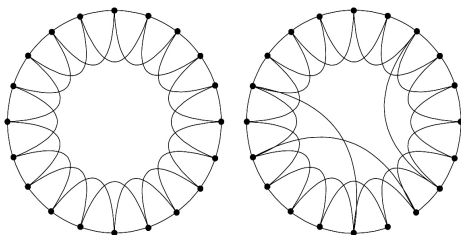
소비자의 제품구매시점은 소비자의 성향에 따라 다르다. 소비자들의 구매시기는 확산패턴에 영향을 미치므로 가상시장의 확산 시물레이션에서도 소비자 에이전트들의 구매시점 결정방법에 따라 확산결과는 차이가 생긴다. 서론에서 언급했듯이 국내 승용차 시장은 포화상태에 이르고 있기 때문에 신규 구매수요보다는 대체수요가 훨씬 더 크다고 볼 수 있다. 승용차와 같은 내구재의 대체주기 (Replacement time) 분포에 대한 연구에서는 다양한 확률분포(예를 들어, Constant, Rayleigh, Weibull 등)를 가정하고 있다(Steffens, 2001). 자동차와 같은 고가의 내구 소비재(고관여(High involvement) 제품이라고도 함)는 유행에 덜 민감하여 이웃들이 구입한다고 바로 기구매 제품을 대체하는 성향이 적으며 대체시기는 자신이 기 구매한 제품의 효용이 거의 소진될 때 이루어진다. 따라서 제품 대체시기는 다른 소비자들의 구매가 크게 영향을 미치지 않는다. 또한 국내 고급 중형 승용차 시장에서 월판매

량은 변동성이 심하지만 시간평균월판매량은 거의 일정하게 유지되기 때문에 승용차 소유자들의 교체주기는 균등분포를 갖는다고 가정해도 무방하다(Kim 등, 2011). 따라서 본 연구에서는 균등분포에 따라 소비자 에이전트들의 구매시기를 결정하도록 하였다. 균등분포를 이용한 구매시기의 할당방법은 균등분포에 따라 직접적으로 구매시점을 지정하는 확정적(Deterministic) 할당방법과 소비자 에이전트가 구매결정을 하도록 기준치(Threshold) 할당하는 방법이 있다. 기준치 할당방법에서는 이웃들의 구매비율이 소비자 에이전트의 기준치를 초과할 때가 구매시점이 된다. 확정적 할당방법은 사전에 소비자 에이전트의 구매시점을 초기에 확정해야 하지만 기준치 할당방법은 동적으로 기구매자수에 따라 결정되게 된다. 따라서 어떤 방식이 환경조건에 더 적합한지 비교할 필요가 있다. 본 연구에서는 두 가지 방법에 의한 결과를 비교한다.

### 3.1.2 사회적 네트워크

소비자 에이전트들 사이에서 구전현상이 일어나기 위해서는 소비자 에이전트들이 사회적 네트워크로 연결되어야 한다. 본 연구에서는 소비자 에이전트들 사이의 사회적 네트워크 모형으로서 좁은세상네트워크(Small-world network)를 이용하였다.

그림 1(a)와 같이 네트워크를 구성하는 모든 노드(소비자 에이전트)들이 동일한 규칙으로 이웃 노드들과 연결된 상태를 레귤러 네트워크(Regular network)라 한다. 레귤러 네트워크의 모든 노드에서 이웃노드와 연결된 아크가 임의의 노드로 다시 연결될 확률을 재연결확률이라 하며, 이 재연결확률이 0.01에서 0.1사이일 때 군집성이 높고, 노드들 사이의 정보전달 시간이 짧은 좁은세상네트워크(그림 1(b))라고 한다. 좁은세상네트워크는 실제 사회적 네트워크와 유사한 특징을 보이므로 가상시장의 소비자 네트워크를 구축하고 제품확산모델을 구현하는데 적합하다(Alkemade 등, 2005). 좁은세상네트워크는 재연결확률



(a) 레귤러 네트워크 (b) 좁은세상네트워크

그림 1. 사회적 네트워크 구조

(Rewiring probability)과 연결된 이웃의 수(Number of connected neighbors)에 의해 네트워크의 구조가 결정된다(Watts 등, 1998).

신제품 확산은 다른 소비자들보다 먼저 신제품을 평가해보려는 경향이 강한 소비자들, 즉, 초기채택자(Innovator)로부터 시작된다(Libai 등, 2005). 일반적으로 초기채택자의 비율은 잠재시장크기의 0.2~2.8%를 차지한다고 알려져 있으나(Mahajan 등, 2000), 국내 중형자동차 시장에서의 초기채택자 비율은 알려져 있지 않다. 본 연구에서는 실험을 통하여 적절한 초기채택자 비율을 찾고자 한다.

### 3.2 실험 데이터

본 연구에서는 시뮬레이션 결과의 정확성을 평가하기 위해 실제 판매량 데이터와 비교한다. 이를 위해 한국자동차공업협회 차종별 월별판매량데이터를 이용한다. 본 실험에서는 2006년부터 2009년까지 40개월 동안의 월판매량 데이터를 비교하였다.

그림 2는 제품별 월판매량에서 변동성을 제거하기 위해 시간평균월판매량으로 나타난 것이다. 그림 2에서 다섯 개의 국내제품들이 경쟁하는 시장에 신제품이 진입하였다. 기존 제품들 중에서 두 개의 브랜드(C1, C2)가 전체 판매량의 상당한 비율을 차지하고 있었다. 신제품(C3)이 17개월에 진입하자 판매량 상위 두 개의 제품(C1, C2)은 판매량에 변화가 생겼으나 나머지 세 개 브랜드(C4-C6)는 거의 변화없이 꾸준한 낮은 판매량을 유지하고 있었다.

### 3.3 평가지표

본 연구에서는 두 가지 평가지표를 이용하여 확산 다이나믹스 패턴을 분석하고자 한다. 이는 시뮬레이션 데이터와 실제 데이터의 유사성 평가지표와 확산속도 평가지표이다.

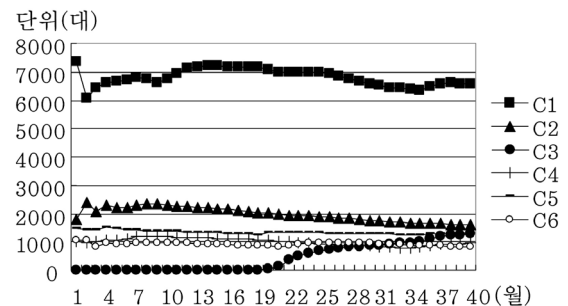


그림 2. 중형 고급승용차의 시간평균월별판매량 추이 (한국자동차공업협회 자료변환)

### 3.3.1 유사성 평가지표

확산ダイナ믹스의 유사성을 평가하기 위해 세 제품(C1, C2, C3)의 시뮬레이션 데이터와 실제 데이터에서 월판매비율추이와 시간평균 월판매비율추이를 산출하여 비교한다.  $t(1 \leq t \leq T)$  월의 제품  $C_i(i=1, \dots, m)$ 의 판매량을  $s_i^t$ 이라 할 때, 월판매비율(Monthly sales rate)을  $M_i(t)$ 라 하고, 시간평균월판매비율(Time-average monthly sales rate)을  $TM_i(t)$ 라하면 각각 다음 식 (7), (8)과 같이 정의된다.

$$M_i(t) = \frac{s_i(t)}{\sum_{i=1}^n s_i(t)} \quad (7)$$

$$TM_i(t) = \frac{\sum_{r=1}^t M_i(r)}{t} \quad (8)$$

실제 데이터와 실험데이터에서 산출된 월판매비율과 시간평균월판매비율의 추이를 비교하기 위해 MAD(Mean absolute deviation)를 이용한다. MAD은 다음 식 (9)와 같이 정의된다(Hopp 등, 2000).

$$MAD = \frac{\sum_{t=1}^T |f(t) - A(t)|}{T} \quad (9)$$

여기서,  $f(t)$ 는  $t$ 시점의 예측값이고,  $A(t)$ 는 실제 값이다. 하나의 시뮬레이션 결과에 대해 각 제품별로 산출된 MAD를 평균하여 통합된 MAD를 산출하며, 실험결과 분석에서 다루는 MAD는 이를 의미한다.

### 3.3.2 확산속도 평가지표

각각의 확산 시뮬레이션 조건하에서 대해 확산속도를 비교하기 위해 Delre 등(2007)이 이용했던 측도를 응용한다. 이를 통해 확산 다이내믹스에서 구전현상이 얼마나 강력하게 작용했는지를 평가한다. Delre 등(2007)의 실험에서는 동일한 채택자수까지 도달하는 속도를 측정하였고 확산이 완벽히 이루어지도록 시뮬레이션 주기를 설정하였다. 하지만 본 실험에서는 시뮬레이션주기가 제한되어 있으므로 다음의 식 (10)과 같이 변형하여 확산속도  $v$ 를 측정한다.

$$v = \frac{1}{T} \cdot \frac{\sum_{t=0}^T C(t)}{\sum_{t=0}^T a(t)} \cdot \eta \quad (10)$$

여기서  $T$ 는 시뮬레이션의 총주기수,  $C(t)$ 는  $t$ 주기까지의 누적 채택자수,  $a(t)$ 는  $t$ 주기에서의 채택자수이다. 그리고  $\eta$ 는 시장침투율(Market penetration)로서  $T$ 주기까지의 누적채택자수인  $C(T)$ 를 시장규모  $M$ 로 나눈값이다. 즉,  $\eta = C(T)/M$ 이다.

### 3.4 실험방법

본 연구에서는 신제품 진입 후에 판매량에 변화가 있는 상위 두 제품(C1, C2)과 신제품(C3)에 대해 에이전트 모형을 이용하여 확산다이내믹스를 분석한다. 가상시장에 세 제품(C1, C2, C3)이 경쟁한다고 가정하고 각 제품에 대한 전문가 평가를 가상시장의 소비자 에이전트들에게 제공한다. 이 때 전문가의 평가는 왜곡이 없다고 가정한다. 실제 시장과 동일하게 시작시점에는 두 개의 제품이 경쟁하고 17개월에 새로운 제품이 시장에 진입하여 세 제품이 경쟁하게 된다. 중간에 신제품이 진입하였을 때부터의 확산다이내믹스를 비교분석 대상으로 한다. 신제품이 출시되기 전부터 신제품에 대한 프로모션 활동이 시작되므로 이를 반영하여 9개월부터 신제품 정보도 확산된다. 하지만 소비자 에이전트의 지연구매는 없다고 가정한다.

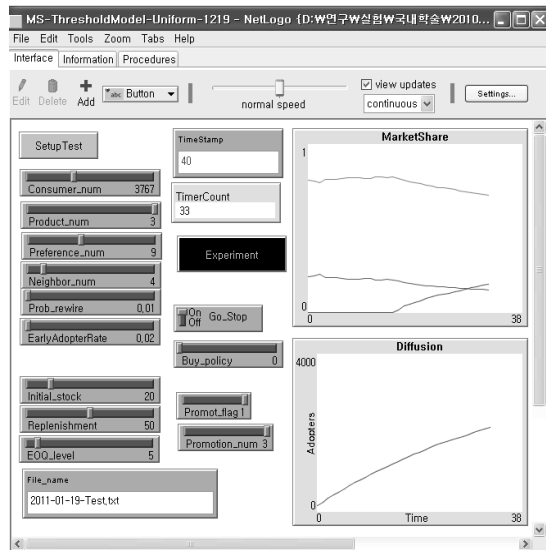


그림 3. Netlogo 시뮬레이션 화면

본 실험은 두 가지 구매시점 할당방법에 대해 각각 사회적 네트워크의 파라미터, 초기채택자의 비율을 변화시킨다. 초기채택자 비율은 전체 시장규모의(1, 2, 3, 4, 5, 6)%로 설정한다. 사회적 네트워크 구조의 재연결확률과 연결이웃수는 각각(0.01, 0.95, 0.1, 0.2, 0.5)와 (4, 6, 8, 10, 15, 20)를 취하므로 30가지 사회적 네트워크 구조를 다룬다. 구매시점 할당방법, 초기채택자 비율, 사회적 네트워크 파라미터 조합에 의해 총 360가지 경우에 대한 시뮬레이션 실험을 실시하였다. 각 실험은 95% 통계적 신뢰구간을 만족시키기 위해 8회 반복하여 평균값을 이용하였다. 에이전트 기반 시뮬레이션을 위한 소프트웨어 도구로는 NetLogo (Wilensky, 1999)를 이용하였다. 위의 그림 3은 NetLogo로 구현된 본 연구의 시뮬레이션 화면 중의 하나이다.

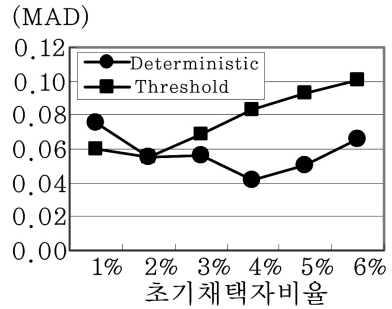
### 3.5 실험결과분석

#### 3.5.1 구매시점 할당방법

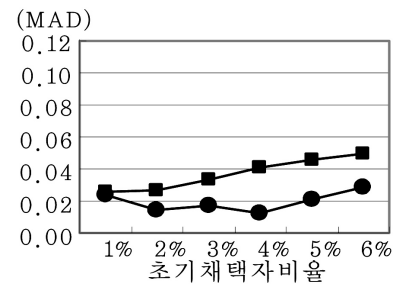
시뮬레이션 실험결과를 분석하기 위해 앞에서 제시한 평가지표에 의해 월판매비율의 MAD, 시간평균월판매비율의 MAD, 시장침투율, 확산속도 등을 산출하였다. 이들 평가지표값들은 각 실험 조건마다 8회 반복실험결과에 의한 지표값들을 평균한 것이다. 먼저, 구매시점 할당방법에 의한 차이를 분석하기 위해 초기채택자 비율변화에 따른 차이를 살펴보았다. 그림 4은 각각의 초기채택자 비율하에서 실시한 30가지의 사회적 네트워크 구조에 대한 시뮬레이션 실험결과와 지표들을 평균한 것이다.

그림 4(a,b)를 보면 기준치(Threshold)할당방법보다는 확정적(Deterministic)할당방법이 전반적으로 MAD 총평균이 더 낮다. 그림 4(a)의 월판매비율의 MAD 총평균보다는 그림 4(b)의 시간평균월판매비율의 MAD 총평균이 더 낮음을 볼 수 있다. 이는 시간평균을 통해 변동성을 제거하였기 때문이다. 기준치 할당방법에서는 월판매비율의 MAD 총평균이 초기채택자 비율이 2%일 때 최소지만 시간평균월판매비율의 MAD 총평균은 1%일 때 최소이다. 또한 초기채택자 비율이 증가할수록 점차로 MAD 평균이 증가하고 있다. 반면에 확정적 할당방법에서는 월판매비율의 MAD 평균은 초기채택자 비율이 4%일 때 가장 낮고 시간평균월판매비율의 MAD 평균은 2-4%에서 가장 낮으면서 차이가 크지 않다.

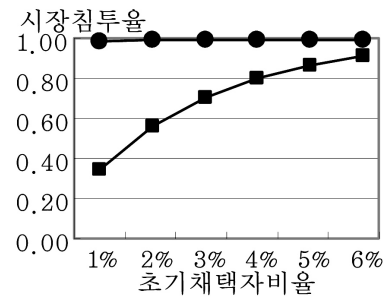
그림 4(c)의 시장침투율과 그림 4(d)의 확산속도는 구매시점 할당방법에 따라 차이가 있다. 확정적 할당방법에서는 모든 소비자 에이전트는 확산기간내에 구매하도록 구매시점이 결정되어 있으므로 시장침투율은 초기채택자 비율에 관계없이 100%일 수밖에 없고 확산속도도 거의



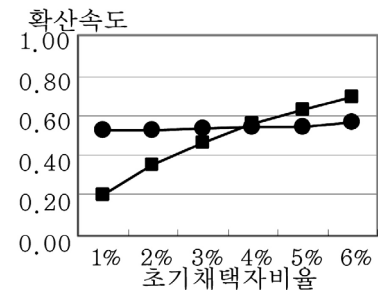
(a) 월판매비율의 MAD 총평균



(b) 시간평균월판매비율의 MAD 총평균



(c) 시장침투율



(d) 확산속도

그림 4. 구매시점 할당방법에 따른 평가지표비교

비슷하다. 확산속도는 초기채택자 비율이 1-3%일 때는 약 0.51 정도로 비슷하지만 4% 이상에서는 약간씩 증가하고 있음을 볼 수 있다. 반면에 기준치 할당방법에서는 시장침투율과 확산속도가 초기채택자 비율에 따라 큰 차이

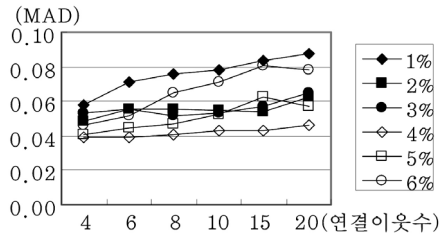
를 보인다. 초기채택자 비율이 1%일 때 시장침투율이 약 35%이지만 6%일 때는 약 91%이며, 초기채택자 비율이 증가함에 따라 시장침투율의 증가폭은 점차로 작아진다. 확산속도도 초기채택자 비율이 1%일 때 0.20정도로 낮고 초기채택자 비율이 6%일 때 0.66으로서 시장침투율과 비슷한 증가 패턴을 보이고 있다. 확산속도는 확정적 할당 방법과 같이 시장침투율이 100%이고 매주기 채택자수가 일정할 때는 0.5의 근방의 값을 보인다. 확산속도가 0.5보다 크면 전체 시뮬레이션 기간의 전반부에 채택자수가 더 많으며 0.5보다 작으면 시장침투율이 낮거나 시뮬레이션 기간의 후반부에 채택자수가 더 많다.

두 가지 구매시점 할당방법에 대해 초기채택자 비율에 따른 평가지표들을 비교한 결과에서 소비자 에이전트의 구매시점을 확정적으로 할당하는 방법이 MAD 측면에서는 상대적으로 더 좋은 결과를 보이고 있다. 시장침투율과 확산속도의 측면에서 확정적 할당방법은 일정한 패턴을 보인다. 반면에 기준치 할당방법은 초기채택자 비율이 증가함에 따라 시장침투율이나 확산속도가 증가하나 MAD 총평균이 더 커지는 결과를 볼 수 있다. 즉, 초기채택자 비율이 클수록 확산초기에 구매하는 소비자 에이전트들이 증가하게 되고 이들이 잠재적 소비자 에이전트의 구매 여부결정에 미치는 영향력이 더 커지기 때문에 시장침투율이나 확산속도는 증가한다. 그러나 이로 인해 전체확산 기간동안의 주기별 구매자수의 분포가 실제 데이터와 차이가 더 커지기 때문에 MAD 총평균이 더 커지게 된다. 따라서 국내 중형 고급승용차 시장에 대한 에이전트 모형 기반의 브랜드수준 확산다이나믹스 연구에서는 확정적 구매시기 할당방법이 시장데이터와 더 가까운 패턴을 만들어 내므로 더 적합한 방법이라 할 수 있다.

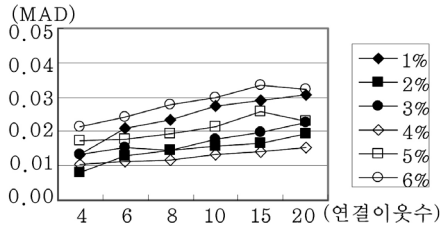
### 3.5.2 사회적 네트워크 구조

사회적 네트워크 구조에 따른 확산다이나믹스를 분석하기 위해 30가지 시뮬레이션 결과에 대한 평가지표를 연결이웃수와 재연결확률 값별로 평균하였다. 즉, 예를 들어, 연결이웃수가 4일 때의 MAD 평균값은 연결이웃수가 4이고 재연결확률이 0.01, 0.05, 0.1, 0.2, 0.5인 다섯 개 실험의 MAD 값을 평균하여 구한다. 마찬가지로 재연결확률 0.01의 MAD 평균값은 재연결확률 0.01이고 연결이웃수가 4, 6, 8, 10, 15, 20인 여섯 개 실험의 MAD값을 평균하여 구한다.

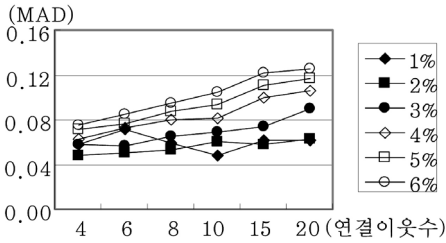
그림 5는 초기채택자 비율에 대해 연결이웃수의 MAD 평균을 나타낸 것이다. 그림 5(a,b)에서는 연결이웃수가 증가함에 따라 MAD 평균이 증가함을 볼 수 있다. 반면에



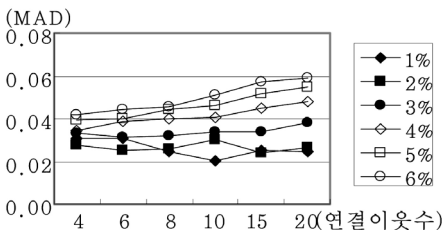
(a) 월판매비율의 MAD 평균(확정적)



(b) 시간평균 월판매비율의 MAD 평균(확정적)



(c) 월판매비율의 MAD 평균(기준치)



(d) 시간평균월판매비율의 MAD 평균(기준치)

그림 5. 연결이웃수에 대한 MAD 평균

그림 5(c,d)에서는 초기채택자 비율이 3% 이상에서 연결이웃수가 증가함에 따라 MAD 평균이 증가하고 초기채택자 비율이 1,2%일 때는 비슷하거나 감소하는 경우도 있다. 그림 5(b)에서는 초기채택자 비율이 2%이고 연결이웃수가 4일 때 MAD 평균이 제일 낮았으며, 초기채택자 비율이 6%이고 연결이웃수가 15일 때 제일 높았다. 그림 5(d)에서는 초기채택자 비율이 1%이고 연결이웃수가 10일 때 MAD 평균이 제일 낮고 초기채택자 비율이 6%이고 연결이웃수가 20일 때 제일 높았다. 그림 5(b)와 그림 5(d)를 비교해보면 그림 5(b)의 MAD 평균이 훨씬 낮음



을 볼 수 있다. 그림 5(a,b)에서는 초기채택자 비율에 비례하여 MAD 평균이 증가하거나 감소하는 경향을 보이지 않지만 그림 5(c,d)에서는 초기채택자 비율이 증가할수록 MAD 평균도 증가하는 경향을 볼 수 있다.

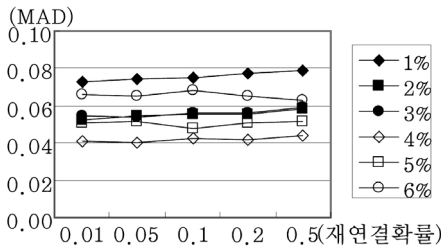
그림 6은 초기채택자 비율에 대해 재연결확률의 MAD 평균이다. 그림 6(a,b)에서 동일한 초기채택자 비율에 대해서는 재연결확률이 증가하더라도 MAD 평균에 큰 차이가 없음을 볼 수 있다. 반면에 그림 6(c,d)에서는 동일한 초기채택자 비율하에서 재연결확률이 증가하면 MAD

평균이 증가하거나 감소하고 있다. 그림 6(d)에서 초기채택자 비율이 3% 이상에서는 재연결확률이 증가하면 MAD 평균도 증가하지만 2% 이하에서는 오히려 감소하고 있다. 그림 6(b)에서는 초기채택자 비율이 2%와 4%일 때 가장 낮은 MAD 평균값을 갖고 초기채택자 비율이 6%일 때 가장 높은 값을 갖는다. 반면에 그림 6(d)에서는 초기채택자 비율이 1%일 때 가장 낮은 MAD 평균을 갖고 6%일 때 가장 높은 값을 갖는다. 그림 6(b)와 그림 6(d)를 비교해보면 가장 낮은 MAD 평균에서 그림 6(b)가 더 낮음을 볼 수 있다. 그림 6(c,d)에서는 MAD 평균이 초기채택자 비율에 비례하는 경향을 보이지만 그림 6(a,b)에서는 초기채택자 비율과 MAD 평균은 비례하지 않는다.

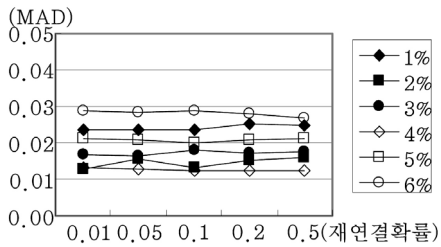
위의 결과를 종합해보면 다음과 같이 정리할 수 있다. 확정적으로 구매시기를 할당한 경우(그림 5(a,b)와 그림 6(a,b))에는 동일한 초기채택자 비율하에서 재연결확률의 변화는 MAD 평균값이 큰 차이를 보이지 않지만, 연결이웃수는 증가함에 따라 MAD 평균값이 증가함을 관측할 수 있다. 반면에 기준치 할당방법(그림 5(c,d)와 그림 6(c,d))에서는 동일한 초기채택자 비율하에서 재연결확률과 연결이웃수가 증가함에 따라 MAD 평균이 증가하거나 감소한다. 초기채택자 비율이 3% 이상일 때는 재연결확률이나 연결이웃수가 증가함에 따라 시간평균 월판매비율의 MAD 평균이 증가하지만 2% 미만일 때는 비슷하거나 오히려 감소한다. 이는 확산속도가 빠를수록 시장데이터와 차이가 더 커질 수 있음을 의미한다.

동일한 초기채택자 비율에서 재연결확률이나 연결이웃수의 MAD 평균은 확정적 할당방법이 기준치 할당방법보다 더 낮았다. 확정적 할당방법하에서 초기채택자 비율이 2%이고 연결이웃수가 4일 때 MAD 평균이 1% 미만으로 가장 낮았다(그림 5(b)). 그림 4에서 연결이웃수가 작을 때 MAD 평균이 최소가 되는 경향을 보이므로 소비자 에이전트의 구매선택에 영향을 주는 사회적 네트워크의 크기가 크지 않음을 의미한다.

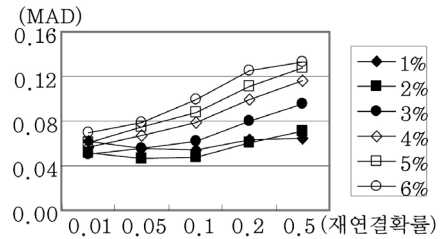
이러한 경향은 재연결확률, 연결이웃수, 초기채택자비율과 각 판매비율의 MAD간의 상관분석(표 2)을 통해서도 살펴볼 수 있다. 확정적 할당방법에서는 재연결확률과 MAD는 상관관계가 거의 없다. 초기채택자 비율은 MAD와 약간의 상관성이 있고 연결이웃수가 상관관계가 크며 그림 5(a),(b)에서 확인할 수 있다. 기준치 할당방법에서는 초기채택자 비율이 MAD와 상관관계가 가장 크다. 이는 그림 5(c,d)와 그림 6(c,d)에서 확인할 수 있다.



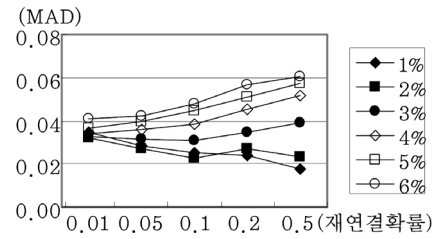
(a) 월판매비율의 MAD 평균(확정적)



(b) 시간평균월판매비율의 MAD 평균(확정적)



(c) 월판매비율의 MAD 평균(기준치)



(d) 시간평균월판매비율의 MAD 평균(기준치)

그림 6. 재연결확률에 대한 MAD 평균

표 2. 파라미터와 MAD의 상관분석

MAD 구분	확정적 할당방법		기준치 할당방법	
	월판매 비율	시간평균 월판매비율	월판매 비율	시간평균 월판매비율
재연결확률	0.077	0.018	0.508*	0.212*
초기채택자 비율	-0.283*	0.247*	0.543*	0.729*
연결이웃수	0.438*	0.471*	0.355*	0.213*

\*상관계수의 유의수준은 0.01

표 3. MAD의 기술통계

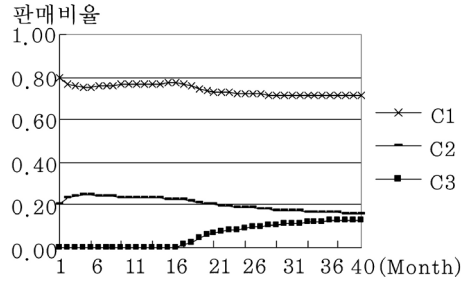
	평균	표준편차	최대	최소
확정적 할당 방법	0.0195	0.0068	0.036	0.007
기준치 할당 방법	0.0372	0.0124	0.066	0.006

확정적 할당방법에서는 연결이웃수가 크지 않을수록 MAD가 작아지고, 반면에 기준치 할당방법에서는 초기채택자비율이 작을수록 MAD가 작아짐을 볼 수 있다. 표 2는 그림 4,5에서 직관적으로 확인한 경향을 통계적으로 뒷받침한다.

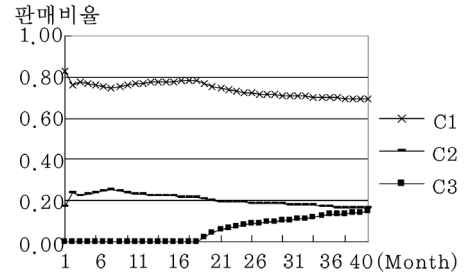
### 3.5.3 확산ダイナ믹스 패턴 비교

확산 다이내믹스 패턴은 변동성에 의한 왜곡이 제거된 시간평균월판매비율을 비교한다. 기준치 할당방법과 확정적 할당방법하에서 각각 시행된 180회 시뮬레이션 실험의 MAD에 대한 기술통계는 위의 표 3과 같다.

기준치 할당방법의 MAD 평균과 표준편차가 확정적 할당방법에 비해 2배 정도 크다. 최대도 2배 정도 차이가 있으나 최소는 비슷하다. 하지만 기준치 할당방법에서 최소에 가까울수록 시장침투율이 낮다. 기준치 할당방법의 MAD가 0.006으로 최소이나 이때의 시장침투율이 낮으므로 제외한다. 확정적 할당방법하에서 0.007일 때가 MAD가 최소이다. 이 경우는 앞 절에서 그림 5,6에서 볼 수 있듯이 초기채택자 비율이 2%이고 연결이웃수가 4일 때이다. 표 2에서 확정적 할당방법하에서의 재연결확률과 MAD는 상관성이 거의 없으므로 큰 의미는 없지만 이 때의 재연결확률은 0.1이다. MAD가 최소일 때의 시간평균월판매 비율의 확산다이내믹스 패턴은 그림 7(a)와 같다. 그림 7(b)는 실제 데이터의 확산다이내믹스이다.



(a) 시뮬레이션 데이터



(b) 실제 데이터

그림 7. 확산다이내믹스 비교

## 4. 결론

본 연구에서는 에이전트 모형 기반 시뮬레이션 기법을 이용하여 국내 중형 고급승용차 제품시장에서 경쟁중인 제품들의 확산다이내믹스를 예측하기 위해 다양한 가상 시장 환경조건들에 대한 민감도를 분석하였다. 각 조건에 대해 산출된 경쟁제품들의 확산다이내믹스 패턴과 실제 데이터를 비교하여 초기채택자 비율, 사회적 네트워크 구조, 소비자 에이전트의 구매시점 결정방법 등에 대해 지표들을 분석하였다. 실험결과로부터 소비자 에이전트의 구매시기를 확정적으로 할당하는 방법이 기준치 할당방법보다 MAD의 평균과 표준편차가 상대적으로 더 작음을 알 수 있었다. 또한 확정적 구매시기 할당방법은 연결이웃수와 상관성이 크지만 재연결확률과는 상관성이 거의 없었다. 반면에 기준치 할당방법은 초기채택자비율과 상관성이 상당히 크며 재연결확률, 연결이웃수와도 약간의 상관성이 있었다. 따라서 실험결과로부터 국내 중형 고급승용차 제품시장을 분석하기 위한 가상시장의 환경조건은 확정적 할당방법하에서 연결이웃수가 작고 초기채택자비율을 낮게 설정하는 것이 적절함을 알 수 있었다.

본 연구에서는 초기에 설정한 조건이 확산과정에서 변경되지는 않았지만 실제 시장환경은 정적이지 않고 계속

해서 변화하고 있다. 향후에는 마케팅 전략과 같은 현실적 조건들을 반영하고 구전정보 변화를 고려하는 확산다이내믹스 문제를 다루고자 한다.

## 참 고 문 헌

1. 광상만, 김기찬, 안수웅, 장원혁, 홍정석, “시스템다이내믹스 기법을 활용한 차급별 월간 자동차 수요예측모델 개발,” 한국 시스템다이내믹스 연구, 3(1), pp. 79-104, 2002년 5월.
2. 한국자동차공업협회, 2010 한국의 자동차산업(통권 22호), 한국자동차공업협회, pp. 12-21, 2010년 5월.
3. F. Alkemade and C. Castaldi, “Strategies for the diffusion of innovations on social networks,” Computational Economics, vol. 25, no. 1-2, pp. 3-23, Feb. 2005.
4. F.M. Bass, “A New Product Growth for Model Consumer Durables,” Management Science, vol. 15, no. 5, pp. 215-227, Jan. 1969.
5. C.-C. Chou, “The canonical representation of multiplication operation on triangular fuzzy numbers,” Computers & Mathematics with Applications, vol. 45, no. 10-11, pp. 1601-1610, May-Jun. 2003.
6. S.A. Delre, W. Jager, T.H.A. Bijmolt and M.A. Janssen, “Targeting and timing promotional activities: an agent-based model for the takeoff of new products,” Journal of Business Research, vol. 60, no. 8, pp. 826-835, Aug. 2007.
7. R. Garcia, “Uses of agent-based modeling in innovation/new product development research,” Journal of Product Innovation Management, vol. 22, no. 5, pp. 380-398, Sept. 2005.
8. W.J. Hopp and M.L. Spearman, Factory Physics, 2nd Ed., McGraw-Hill, Singapore, pp. 428, 2000.
9. C.L. Hwang and K. Yoon, Multiple Attribute Decision Making: Methods and Applications, Berlin, Springer, 1981.
10. M.A. Janssen and W. Jager, “Simulating market dynamics: interactions between consumer psychology and social networks,” Artificial Life, vol. 9, no. 4, pp. 343-356, Fall. 2003.
11. S. Kim, K. Lee, J.K. Cho, and C.O. Kim, “Agent-based diffusion model for an automobile market with fuzzy TOPSIS-based product adoption process,” Expert Systems with Application, vol. 38, no. 6, pp. 7270-7276, Jun. 2011.
12. T.V. Krishnan, F.M. Bass, and V. Kumar, “Impact of a late entrant on the diffusion of a new product/service,” Journal of Marketing Research, vol. 37, no. 2, pp. 269-278, May. 2000.
13. B. Libai, E. Muller, and R. Peres, “The role of seeding in multi-market entry,” International Journal of Research in Marketing, vol. 22, no. 4, pp. 375-393, Dec. 2005.
14. V. Mahajan, S. Sharma, and R.D. Buzzell, “Assessing the impact of competitive entry on market expansion and incumbent sales,” Journal of Marketing, vol. 57, no. 3, pp. 39-52, Jul. 1993.
15. V. Mahajan, E. Muller, and Y. Wind, New-product diffusion models, Kluwer academic publishers, pp. 3-24, 2000.
16. J.H. Roberts and G.L. Urban, “Modelling multiattribute utility, risk, and belief dynamics for new consumer durable brand choice,” Management Science, vol. 34, no. 2, pp. 167-185, Feb. 1988.
17. P.R. Steffens, “An aggregate sales model for consumer durables incorporating a time-varying mean replacement age,” Journal of Forecasting, vol. 20, no. 1, pp. 63-77, Jan. 2001.
18. D.J. Watts and S.H. Strogatz, “Collective behavior of ‘small-world’ networks,” Nature, vol. 393, no. 6684, pp. 440-442, 1998.
19. U. Wilensky, NetLogo, <http://ccl.northwestern.edu/netlogo/>, Center for connected learning and computer-based modeling, Northwestern University, Evanston, IL, 1999.
20. B. Zenobia, C. Weber, and T. Daim, “Artificial markets: a review and assessment of a new venue for innovation research,” Technovation, vol. 29, no. 5, pp. 338-350, May. 2009.



**김 신태** (myorionmr@paran.com)

1993 고려대학교 산업공학과 학사  
1995 고려대학교 산업공학과 석사  
2010 연세대학교 정보산업공학과 박사  
2011~현재 삼성SDS SCL컨설팅팀 수석컨설턴트

관심분야 : 신제품 및 기술확산, SCM, Agent-based simulation

---



**김 창욱** (kimco@yonsei.ac.kr)

1988 고려대학교 산업공학과 학사  
1990 고려대학교 산업공학과 석사  
1996 Purdue University 산업공학과 박사  
2002~현재 연세대학교 정보산업공학과 교수

관심분야 : 신제품 및 기술 확산, 공정관리