

Demand Forecasting with Discrete Choice Model Based on Technological Forecasting

김원준*, 이정동**, 김태유***

Abstract

수요예측은 국가와 기업의 전략수립과 효율적인 자원활용에 있어서 필수적인 사전기획요소이다. 본 논문은 이산선택모델과 확산모델을 복합적으로 고려하여 다세대 제품의 수요를 예측하였다. 이산선택모델은 정적인 관점에서 소비자들의 제품에 대한 평가를 분석하는 모델이다. 본 논문에서는 이러한 이산선택모델에 수요의 동적인 변화양상을 고려할 수 있는 확산모델을 결합하였다. 실증분석으로서 1999 년에서 2005 년까지의 세계 DRAM 시장 수요를 예측하였다. 또한, DRAM의 가격과 기억용량에 대해 '무어의 법칙' 과 '학습곡선' 을 각각 적용한 기술예측을 시도하였으며, 이를 바탕으로 보다 정교한 예측모델을 전개하였다. 제시된 모델은 산업수준의 자료를 이용하였으므로, 이산선택모델을 inversion 하여 분석을 시도하였다. 이를 통해 기존세대의 DRAM 제품에 대한 수요뿐만 아니라, 새로운 세대의 DRAM 제품에 대한 수요를 비교적 정확히 예측할 수 있었다.

중심어: 다세대제품, 이산선택모델, 확산모델, 무어의 법칙, 학습곡선

1. 서론

최근 제품의 변화에 있어서 주목할 점은 하이테크 제품을 중심으로 한 다세대로의 분화이며, 이들 제품에 있어서의 고유한 특성에 있어서 성능이 일정하게 향상되고 있다는 점이다. 이러한 변화는 점차 표준화 되어 가고 있는 기술환경 하에서 제품의 특성에서의 이산적인 기술혁신에 주로 기인한다. 뿐만 아니라, 점차 치열해지는 기술환경에 의해 이러한 이산적인 기술혁신의 주기가 점차 감소하고 있다. 이처럼 제품의 변화와 기술환경이 빠르게 변화하고 있음에도 불구하고, 기존의 수요예측방법들은 이러 다세대 제품에 대한 특성, 제품의 특성 및 이의 기술적인 변화양상을 크게 고려하지 못한 점이 사실이다. 즉, 확산모델에 있어서 Mansfield [1], Bass [2] 그리고 Fisher and Pry [3] 등이 확산의 기본모델을 제시한 이 후에, 단세대 제품에 대해서는 보다 정교하게 모델이 전개되어 왔으나, 다른 제품의 시장확산과는 독립적이라는 강한 가정을 전제로 하는 한계가 있어왔다.

이에 Norton and Bass [4]는 Bass 모델을 다세대 제품에 대해 적용하여 확산과 대체의 양상을 동시에 고려한 모델을 제시하였다. 또한, Mahajan and Muller [5] 도 Bass 모델을 다세대 제품에 대해서 적용할 수 있도록 확장하였으며, 수요의 일부분만이 제품을 대체한다는 점을 고려하여 보다 현실적인 모델을 제시하였다. 그러나, Norton and Bass [4]와 Mahajan and Muller [5]는

* 서울대학교 기술정책대학원 박사과정, TEL:02-880-8890, E-mail: wjkim33@snu.ac.kr

** 서울대학교 기술정책대학원 조교수, *** 서울대학교 기술정책대학원 교수

소비자들의 선택 양상을 고려하지 못하는 모델의 한계점을 공통적으로 지적하였다. Jun et al.[6] 은 이에 따라, Mahajan and Muller [5]의 모델을 기본으로 이산선택모델을 적용함으로써 소비자들의 선택양상을 고려한 확산모델을 제시하였다. 제시된 모델은 확산과 이산선택을 복합적으로 고려한 모델로써 가치가 있으나, 소비자들의 선택에 있어서 가격의 영향만을 고려함으로써 실제 제품의 특성 및 성능이 가지는 결정요인이 고려되지 못하였다.

반면, 이산선택모델은 소비자들의 특성, 제품을 특성과 가격에 의해서 결정되는 소비자들의 제품 선택양상을 정적인 관점에서 분석하는데 초점을 둔 모델이다. 이 모델은 그 동안 제품 브랜드의 선택, 교통수단의 선택, 지역 통신서비스의 선택 등에 다양한 분야에 있어서 수요 분석을 위한 중요한 모델로서 자리잡아 왔다. 이산선택모델의 전개에 있어서도 Gönül [7], Kalwani, Yim and Rinne [8] and Winer [9] 등에 의해 동적인 관점에서의 영향을 고려하고자 모델의 확장이 시도되어왔다. 그러나, 이들 모델들은 과거 브랜드 제품에 대한 경험과 예상가격에 의한 브랜드 선택의 문제에 초점이 맞추어져 왔으며, 제품 확산의 관점에서 모델을 확장하고자 하는 시도는 아니었다.

이에 따라, 본 논문에서는 제품의 품질과 가격에 의해서 결정되는 소비자들의 선택 양상을 고려한 이산선택모델과 함께 제품 확산에 있어서 수요의 동적인 변화를 함께 고려한 모델을 제시함으로써 다세대 제품에 대한 보다 현실적인 대체와 확산의 양상을 분석할 수 있는 모델을 제시하고자 한다. 이들 두 모델을 복합적으로 고려하는데 있어서 동시에 기술궤적을 고려함으로써 공급 측면의 제약을 통한 보다 현실적인 영향을 포함시켰다.

다세대 제품에 대한 실증분석 대상으로서 DRAM 을 선택하였다. 이는 DRAM 제품이 비교적 긴 역사와 많은 수의 세대 제품 및 각 세대별 뚜렷한 수요변화를 가지고 있기 때문이다. 1974 년에 4Kbit 의 저장용량을 가진 DRAM 제품이 출시된 이후에 1998 년까지 약 8 세대의 제품이 출시되었으며, 점차 새로운 세대의 출시가 빨라지고 있는 실정이다. 또한, 세대가 올라감에 따라 그 저장용량 또한 일정하게 증가함으로써 ‘무어의 법칙’ 이라고 명명되는 기술궤적을 고려할 수 있다는 특징이 있다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 즉, 2 장에서는 확산모델의 동적인 영향을 고려한 이산선택모델을 제시하고, 3 장에서는 제시된 모델을 이용하여 전세계 DRAM 시장에 대한 세대별 수요를 예측하기 위한 방법론과 함께 예측 결과를 제시한다. 여기서, ‘무어의 법칙’ 과 ‘학습곡선’ 에 대한 분석을 함께 제시하며, 기존 확산 모델과의 비교를 통해서 제시된 모델의 예측 결과를 분석한다.

II. 모 델

확산모델에 있어서 가장 기본적인 Bass 모델은 혁신에 관한 정보가 광고 등의 대중매체와 구전(word of mouth)에 의해 전달된다고 가정하고 있으며, 이에 따라, 소비자를 혁신자(innovator)집단과 모방자(imitator)집단으로 구분하고 있다. Bass 의 기본 모델은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\frac{f(t)}{(1-F(t))} = p + qF(t) \quad (1)$$

여기서, $f(t)$ 는 소비자가 혁신으로 정의된 제품을 채택하는데 걸리는 시간의 확률함수 (density function)이며, $F(t)$ 는 임의의 시간 t 에서의 누적된 채택자들의 비율 (cumulative fraction of adopters)을 나타낸다. 즉, Bass 모델은 t 시점에서 대상이 되는 제품을 선택할 사람들의 비율은 이미 선택한 사람들의 비율에 비례한다는 것을 가정하고 있는 것이다. 또한, p 는 혁신계수(coefficient of innovation)로서 이전에 채택한 비율과 독립적으로 해당 제품에 영향을 주는 부분을 나타내고, q 는 모방계수(coefficient of imitation)로서 기존 채택자들의 비율이 해당 제품의 선택에 주는 영향을 나타내고 있다.

이와 같이, Bass 모델을 통해서는 혁신계수와 모방계수라는 두 계수를 통해서 다양한 확산의 양상을 분석하게 된다. 이에 따라, Bass 모델을 기본으로 한 확산모델 들은 이들 두 계수를 다양한 변수로 재구성하여 기본 모델을 확장함으로써 보다 현실적인 분석을 시도하고 있으나, 기본적으로 확산의 양상이 두 변수에 의해서 결정됨으로써 제반 환경에 의한 결정 요인들을 충분히 고려하지 못하는 시계열적인 구조의 한계를 벗어나지 못하고 있다.

반면에 이산선택은 소비자들의 제품에 대한 선택이 제품의 특성과 품질, 가격 그리고 소비자들의 다양한 제반 조건들에 의해서 결정된다는 것을 구조화한 모델이다. 이는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$u_i(x_j, p_j) = v(x_j, p_j) + \varepsilon_{ij} \quad (2)$$

여기서, $u_i(x_j, p_j)$ 는 제품 j 로부터 소비자 i 가 가져가는 효용이며, x 는 해당 제품의 품질 특성치, p 는 가격을 각각 나타내고 있다. 그러나, 소비자들에 대한 정보가 불완전함을 고려할 경우에 식 (2)의 우변과 같이 소비자들의 효용을 구분할 수 있다. 즉, 자료로서 구해질 수 있는 제품이나 소비자들의 특성에 의해 구현될 수 있는 소비자들의 효용 부분인 $v_i(x_j, p_j)$ 항과 관측되지 않은 특성, 측정 오차 및 함수 형태에서 오는 오류를 포함하는 오차항 ε_{ij} 으로 제품에 의한 소비자들의 효용을 구현할 수 있다. 여기서, 식 (2)를 확률밀도함수로 표현하기 위해서 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$g_{ij} = \text{Prob}(u_{ij} > u_{ik}, \text{ for all } k \text{ in } C, j \neq k) \quad (3)$$

여기서, g_{ij} 는 소비자 i 가 제품 j 를 선택할 확률밀도함수를 나타내며, $C = \{1, 2, K, J\}$ 는 소비자들에게 있어서 선택 가능한 제품의 모드 세대를 포함하는 집합이며, J 는 총 제품의 수를 나타낸다. 즉, 식 (3)은 j 라는 제품의 효용이 k 라는 제품의 효용보다 큰 경우에 소비자들이 제품 j 를 선택한다는 가정 하에서의 제품 j 이 선택될 확률을 나타내고 있다. 여기서, 소비자들의 선택에 대한 특정한 확률분포를 가정함으로써 소비자 선택의 확률밀도함수 (probability distribution function)를 도출할 수 있다.¹ Extreme Value Distribution의 가정 하에서 주로 이를 전개할 경우, 다음과 같은 logit 모델을 전개할 수 있다.

¹ 확률밀도함수에 대한 여러가지 가정을 통해 logit, probit, nested logit 등 다양한 확률밀도함수가 전개되어질 수 있으나, 본 연구에서는 가장 기본적인 모델로서 logit을 가정하였다.

$$g_j = \frac{e^{v_j}}{\sum_{k \in J} e^{v_k}}, \text{ for all } k \text{ in } C \quad (4)$$

다세대 제품의 경우이 소비자들의 선택에 있어서 가장 중요한 요인은 제품의 주요 성능이다. 이는 DRAM의 저장 용량, CPU의 속도 등에 의해서 소비자들의 소비 행태가 구분되는 것을 통해서 알 수 있다. 따라서, 이산선택을 통해서 제품의 품질 및 특성 차이를 고려할 경우에 보다 현실적인 제품의 확산과 대체 양상을 규명할 수 있다. 그러나, 이산선택모델은 소비자들의 선택을 정적인 관점에서 분석함으로써 동적인 수요의 변화를 규명하는 것에 있어서는 한계가 있다.

이들 두 모델, 확산모델과 이산선택모델은 공통적으로 소비자들이 제품을 선택하는 확률을 포함하고 있으며, 이를 통해 두 모델을 결합한 복합적인 모델을 제시할 수 있다. 즉, 이산선택모델에 있어서 소비자 선택의 확률밀도함수(probability distribution function)인 g 에 시간 변수를 정의, 포함시킴으로써 확산모델에 있어서 소비자가 제품을 채택하는데 걸리는 시간의 확률 함수(density function)인 $f(t)$ 와 동치 시킬 수 있다. 이는 다음과 같이 $v_i(x_j, p_j)$ 항을 선형 함수로 정의함으로써 가능하다.

$$v_{ji} = \alpha_j x_{ji} + \beta_j p_j + \gamma_j t_{ji}, \quad (5)$$

여기서 $t_{ji} = T - \tau_j + 1$ 이며, T 는 시간을 나타내는 지수, τ_j 는 j 세대 제품의 출시 시간(년도)을 나타낸다. t_{ji} 는 제품이 출시된 후 얼마나 지났는지를 나타내는 변수이며, 이를 통해서 확산모델과 이산선택모델의 결합이 가능하게 된다. 이산선택모델에 있어서 다른 세대의 제품에 대한 변수를 고정시킨 후, 제품 선택의 확률밀도함수는 확산 모델의 S커브의 형태와 같은 함수 형태를 나타내게 된다. 이와 같이 도출된 모델을 통해서 각 세대별 수요를 도출하기 위해서 다음과 같은 식을 통해서 가능하게 된다.

$$S_j(t) = [M(t) - S(t-1)] \cdot \hat{f}_j(t), \quad (6)$$

여기서 $S_j(t)$ 는 시간 t 에서 j 세대를 선택할 소비자의 수를 나타내며, $M(t)$ 는 j 제품을 선택할 가능성이 있는 소비자들에 대한 총수요를 나타낸다. DRAM 시장에서는 '무어의 법칙'인 기술궤적을 통해서 외생적으로 $M(t)$ 를 도출하게 된다. 물론, $M(t)$ 에는 제품 j 를 선택하는데 있어서 처음 선택하는 소비자들과 이미 다른 제품을 사용하고 있다가 업그레이드를 시키는 소비자들을 동시에 포함하고 있다. 본 논문에서는 가장 기본적인 모델을 제시하기 위해 이들을 구별하지 않는 모델을 제시한다. 물론, 이들을 구별할 수 있는 자료를 구득하는 것 또한 문제점이기도 한다.

II. DRAM 수요 예측 과정

제시된 모델을 이용하여 DRAM의 수요를 예측하는 과정은 크게 기존 세대에 대한 예측과 새롭게 출시될 제품에 대한 예측으로 구분할 수 있다. 기존 세대 제품에 대한 예측은 DRAM의 저장 용량, 가격 및 제품이 나이 등 소비자 선택의 결정 요인으로 선택한 변수들에 대해 각각 독립적으로 예측 값을 도출하고, 이를 다시 모델에 대입함으로써 미래 수요를 역으로 도출하게 된다. 여기서, 각 변수들의 계수는 기존의 추정 값을 그대로 유지하게 된다. 새로이 출시될 제품에 대한 예측은 이들 각 변수에 대한 예측뿐만 아니라, 과거 자료를 통해서 추정되지 못한 계수를 예측하고, 이를 예측된 변수와 함께 모델에 대입함으로써 미래 수요를 예측하게 된다.

DRAM의 수요를 예측하기 위한 변수의 예측은 DRAM의 저장 용량, 가격 및 제품의 나이의 세 부분에 대한 예측으로 구성되어 있다. 첫째, DRAM의 저장 용량에 대한 예측은 ‘무어의 법칙’을 통한 기술 예측을 통하여 예측하게 되고, 둘째, 가격은 DRAM 생산의 한계 비용에 대한 대리 변수로서 ‘학습곡선’을 통해 그 장기적인 가격 변화를 예측하게 된다. 마지막으로 제품의 나이에 대한 예측은 기존 세대에 있어서는 출시 년도가 주어져 있기 때문에 추정 년도에 따라서 단순히 계산되게 되며, 다만, 새로이 출시될 제품에 있어서는 ‘무어의 법칙’을 통해서 출시 년도를 예측하여 계산하게 된다. 계수에 대한 예측은 각 세대에 대해 추정된 각 변수 별 추정 값을 바탕으로 그 경향성을 분석하고, 이를 바탕으로 새로이 출시될 제품에 대한 계수 값을 예측하게 된다.

IV. 추 정

4. 1 계수의 추정

자료는 Victor and Ausubel [10]에서 제공한 자료를 이용하였다. 이들 자료는 1974년부터 1998년까지 25년간의 전세계 DRAM에 대한 선적량과 이에 대한 megabit 별, 년도 별 가격 자료를 포함하고 있다. 포함된 DRAM은 4K ($\tau_1=1974$), 16K ($\tau_2=1976$), 64K ($\tau_3=1978$), 256K ($\tau_4=1982$), 1M ($\tau_5=1985$), 4M ($\tau_6=1987$), 16M ($\tau_7=1991$)²의 약 7세대를 포함한다.

제안된 모델에 대한 추정은 기본적으로 이산선택모형을 추정하는 것과 같다. 그러나, 본 논문에서 추정하게 되는 자료는 각 세부 제품별 자료가 아닌, 세대별 자료를 이용하기 때문에 모델에 포함되지 않은 제품의 품질과 가격과의 내생성의 문제를 내포할 가능성이 크다. 즉, 이는 오차 항과 가격과의 다중공선성을 말하는데, 다음과 같이 Berry [11]에 의해서 제시된 inversion 방법을 이용하여 이를 해결할 수 있다.

$$\ln(f_j(t)) - \ln(f_0(t)) = v_{jt} = \alpha_j x_j + \beta_j p_{jt} + \gamma_j t_{jt} + \varepsilon_{jt}, \quad (7)$$

² 신제 자료에 있어서는 64M ($\tau_8=1994$)이 존재하나, 자료의 크기가 매우 작아 분석에서 제외하였다.

³ Berry [11] suggested the method of inverting market share function which can overcome the nonlinear instrumental variables (IV) problem in estimating discrete choice model with unobserved product characteristics allowing for traditional (linear) IV methods. For the derivation and proof of the inversion of the market share function, see Berry [11].

여기서, $f_{jt}(t)$ 와 $f_o(t)$ 는 각각 t 시점에 있어서 j 세대와 선택범주 외의 세대(outside good)에 대한 시장 점유율을 나타낸다. 여기서, Berry[11]에서 가정한 바와 같이 선택범주 외의 세대(outside good)인 $j=0$ 의 제품은 선택범주 내의 제품과 관련하여 가격이 결정되지 않는다. 따라서, 이를 가정하지 않을 경우에 소비자들은 선택범주 내의 제품만을 소비해야 한다는 강한 가정이 모델에 전제되므로 수요와 가격간에 비현실적인 관계를 내포하게 되는 것이다. 식 (7)은 소비자 기호의 분포에 대한 약한 가정을 통해서 소비자들의 효용과 시장점유율 간에 일대 일의 관계가 성립하고 있음을 나타낸다.

이와 같이 제시된 모델에 대한 inversion 은 기존의 이산선택모델과 확산모델을 추정하는데 있어서 다음과 같은 세 가지 점을 가능하게 한다. 첫째, 제시된 모델에 대한 inversion 은 7 세대의 DRAM 에 대해서 각 세대별로 계수를 추정할 수 있게 한다. 이산선택모델로 주어진 자료를 추정하기 위해서는 모든 세대를 통합하여 각 변수들에 대한 통합 세대의 평균 값을 추정할 수 밖에 없으며, 이 경우 비선형 함수의 추정방법을 사용하여야 하나, 제시된 모델의 t 변수 및 inversion 은 세대별 시장 점유율과 이에 해당하는 소비자 효용을 일대 일의 관계로 재정립함으로써 각 세대별로 추정을 가능하게 하는 것이다. 둘째, 이와 같이 세대별로 모델의 계수를 추정할 경우에는 각 세대별로 time-series 관점에서 계수를 추정하게 되는데, 이는 이미 언급한 이산선택모델의 가격과 관측되지 않은 제품의 품질과의 내생성의 문제를 회피할 수 있게 함으로써 추정을 매우 단순화할 수 있게 된다. 왜냐하면, DRAM 과 같은 다세대 제품들은 각 세대별 품질의 성능이 일정수준으로 정해져 있으며, 이들 성능의 개선이 세대의 변화와 함께 이루어지기 때문에 각 세대별로 계수를 추정할 경우에는 가격과 품질간의 다중공선성의 문제가 일어나지 않기 때문이다. 셋째, 제시된 모델의 inversion 을 통한 추정은 잠재 총수요를 모델 안에서 추정해야 하는 문제를 가능하게 한다. 이는 ‘무어의 법칙’에 의해서 외생적으로 잠재 총수요를 추정하여 대입이 가능하게 되기 때문이다.

주어진 자료에 의해서 제시된 모델의 계수가 세대별로 각각 다르게 추정되는 것이 가능한지의 일치성(consistency)을 테스트하기 위해서 주어진 자료를 패널 형식으로 하여 F-test 를 하였다. 그 결과, F-통계값이 약 52 가 나옴으로써 계수가 세대별로 다르지 않다는 가정을 기각할 수 있었다. 따라서, 제시된 모델은 각 세대별로 독립적으로 추정이 가능하며, 각각의 추정계수를 도출할 수 있음을 알 수 있다.

위에서 제시된 바와 같이 각 세대별로 제시된 모델을 추정할 수 있으나, 또 한가지 고려하여야 할 점은 각 세대가 특정 시점에서 하나의 시장에 공존하고 있다는 점이다. 이는 공존하는 각 세대가 동시에 소비자의 선택에 영향을 미치고 있음을 의미하며, 각 세대의 품질의 특성과 가격의 변화가 다른 세대의 제품의 시장 점유율에 영향을 미친다는 것을 나타내는 것이다. 따라서, 각 세대별 추정은 Seemingly Unrelated Regression (SUR)의 구조적인 추정을 시도하여야 하며, GLS(Generalized Least Square)가 가장 효율적인 추정방법이 될 것이다. 그러나, 각 세대별 추정하여야 할 모델의 변수가 같은 경우에는 OLS 또한 GLS 와 함께 가장 효율적인 추정방법이 되므로 OLS 로 추정하게 된다. 그 결과를 <표 1>에 실었다.

16K, 64K DRAM 의 저장 용량에 대한 계수(α)와 256K DRAM 제품의 나이에 대한 계수(γ)를 제외하고는 모든 추정된 계수는 t -값이 1 보다 크므로, 통계적으로 유의미한 결과를 보여주고 있다. 또한, 예상한 대로 가격에 대한 계수는 모두 음의 부호를 나타내고 있다. 즉, 가격과 시장 점유율과는 음의 상관관계를 가지고 있음을 확인할 수 있다. DRAM 의 저장 용량에 대한 계수(α)는 DRAM 의

확산에 있어서 DRAM의 품질로 대리된 기술혁신의 영향을 나타낸다. 그리고, 세대가 지남에 따라 이 계수의 감소는 DRAM의 확산에 있어서 기술혁신의 영향이 점차 줄어들고 있음을 보여주고 있다. 반면에 가격에 대한 계수(β)는 세대가 지남에 따라 증가하고 있음을 볼 수 있으며, 이는 소비자들이 DRAM을 선택하는데 있어서 점차 가격이 중요해지고 있음을 나타내고 있음을 나타낸다.

<표 1> 제시된 모델의 추정 결과

세대	Estimates			Adj-R ²
	기억저장 용량(α)	단위 가격(β)	제품의 나이(γ)	
4K	718.313 (103.892)**	- 0.001 (0.000)**	- 0.822 (0.047)**	0.96
16K	40.243 (58.494)	- 0.002 (0.000)**	- 0.358 (0.129)**	0.68
64K	- 3.115 (12.977)	- 0.003 (0.000)**	- 0.289 (0.082)**	0.69
256K	- 9.299 (4.307)**	- 0.012 (0.002)**	0.079 (0.145)	0.83
1M	- 1.390 (1.109)*	- 0.057 (0.015)**	- 0.124 (0.115)*	0.53
4M	- 0.886 (0.291)**	- 0.046 (0.014)**	0.179 (0.154)*	0.74
16M	- 0.274 (0.059)**	- 0.389 (0.062)**	0.407 (0.145)**	0.98

Note:

Standard errors in parentheses..

* □ t-statistics > 1

** □ t-statistics > 2

Kb: Kilobyte, Mb: Megabyte

4.2 '무어의 법칙' 추정

'무어의 법칙'은 반도체 산업에 있어서 기억저장 용량이 매 18 내지 24 개월마다 두 배씩 증가하는 것을 말한다⁴. 그러나, 무어의 법칙은 기억저장 용량에 있어서 뿐만 아니라, megabit 당 DRAM의 가격, megabit 당 총 수요, megabit 당 회로 전압 등 시간 및 megabit에 대해서 기하급수적인 관계를 가진 반도체 산업의 대부분의 특성을 가리킨다. 지난 30년 동안 반도체 산업에서 잘 지켜져 왔으며, 반도체 산업의 기술을 예측하는데 있어서 중요한 역할을 해 왔다. 본 논문에서는 무어의 법칙을 총수요 및 기억저장 용량의 총 magabit와 시간과의 기하급수적인 관계로서 정의한다. 이를 통해서 본 논문에서는 새로운 세대 DRAM의 출시 년도와 magabit 당 총수요를 예측한다. 무어의 법칙은 다음과 같은 함수에 의해서 그 기하급수적인 관계를 정의할 수

⁴ Moore [12]

⁵ Dr. Moore has commented, "The definition of Moore's law has come to refer to almost anything related to the semiconductor industry that when plotted on semilog paper approximates a straight line. And I hesitate to review its origins and by doing so restrict its definition" (Bordie and Muray [20])

있다.

$$K(t) = \exp(p \cdot t + q), \tag{8}$$

여기서, $K(t)$ 는 megabit 당 DRAM의 누적 선적량 또는 기억저장 용량을 나타내고, t 는 연도를 나타낸다. p 와 q 는 추정 계수이다. <표 2>는 식 (8)를 OLS에 의해서 추정한 결과이다. 선적량으로 대리된 총수요가 4배가 되는데 걸리는 평균 년도는 약 2년 3월 정도 걸리며, 기억저장 용량이 4배가 되는 데는 약 3년이 걸리는 것으로 추정되었다. 추정된 결과를 바탕으로 DRAM의 총수요와 새로운 세대 DRAM의 출시 년도를 예측하였고, 이를 [그림 1]에 나타내었다.

<표 2> 추정된 무어의 법칙

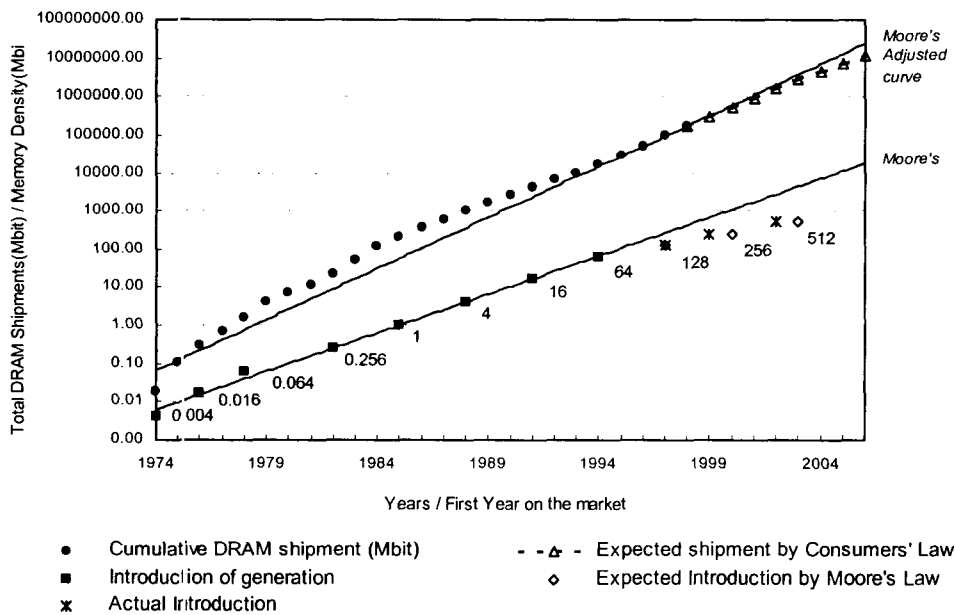
Moore's law	p	q	Adj_R ²	Average months ^a
Cumulative Shipment (Mb)	0.610 (0.017)**	-1205.220 (33.250)**	0.98	27.3 (2.3 year)
Memory Density (Kb)	0.466 (0.014)**	-924.150 (27.480)**	0.99	35.7 (3.0 year)

Note: Standard errors in parentheses.

* □ t-statistics > 1

** □ t-statistics > 2

a. Average number of months taking the dependent variable to be 4 times



[그림 1] 누적 선적량과 예측된 선적량.

두 값들은 무어의 법칙과 관련하여 기하급수적인 양상을 가지고 증가하고 있음을 알 수 있다. 그러나, 두 값 모두 128M, 256M 및 512M에 대해서 Log 관계를 가지는 직선을 유지하지 못하고 있음을 알 수 있다. 실제 새로운 세대의 출시는 무어의 법칙에 의해서 예측된 값보다 늦어지고 있음을 알 수 있다. 이러한 원인은 기억저장 소자의 크기가 줄어들며 따라 photolithography, 열의 배출,

청정도의 유지 등과 같은 여러 다른 문제점들이 발생하기 때문이다. 결과적으로 이러한 문제점들은 무어의 법칙에 의해 예측되었던 증가율이 감소하게 하였다. 본 논문에서는 이러한 변화를 고려하여 교정된 무어의 법칙에 대한 직선을 적용하여 위의 두 값을 예측하였다. [그림 1]에 이러한 변화된 직선을 나타내었다.

4.3 ‘학습곡선’의 추정

‘학습’이란 생산 과정에 있어서 누적된 경험에 의해서 생산비용이 점차 감소하는 것을 말한다⁷. 학습에 대한 경제적인 분석은 Arrow [14] and Alchian [15]으로까지 거슬러 올라가며, 많은 사례분석⁸을 통해서 입증되어 왔다. ‘학습곡선’은 ‘학습’의 원리에 의해서 규정된 비용과 과거 누적생산량과의 관계를 정의하는 곡선을 말하며, 다음과 같은 함수로 표현될 수 있다.

$$L = aD^b, \tag{9}$$

여기서, L 은 기업의 한계비용을 나타내며, D 는 누적생산량, a 는 최초 단위생산에 필요한 비용, b 는 학습 탄력성을 나타낸다. 학습곡선의 기울기는 학습 비율(learning ratio: $1-2^d$)라 하여 누적생산량이 두 배가 될 경우에 있어서 백분율로 나타낸 비용의 감소분을 나타낸다. 대부분의 학습에 관한 연구에 있어서 기업의 한계비용에 관한 자료 구득의 한계로 인해 제품의 가격을 대리하여 사용해 왔다. 본 논문에서도 마찬가지로 제품의 가격을 한계비용의 대리변수로 설정하여 분석을 시도하였다. 이는 다음과 같은 함수로 나타내어 질 수 있다.

$$\ln p(t) \approx \ln L(t) = a + b \ln S(t-1) + \varepsilon_t, \tag{10}$$

여기서 $p(t)$ 는 t 시점에서의 가격을 나타내고, $L(t)$ 는 DRAM 생산에 있어서의 평균 한계비용을 나타내며, $S(t-1)$ 은 DRAM 산업의 누적생산량을 나타낸다. <표 3>은 모두 유의미한 추정치들을 보여주고 있다. 기존의 분석결과와의 비교를 위해서 Irwin and Klenow [18]의 결과를 표에 함께 실었다.

<표 3> DRAM 세대에 대해서 추정한 학습곡선

DRAM	Const(a)	Slope(b)	Adj R ²	Learning Ratio (%)	L.R.(%), Irwin and Klenow [18]
4 K	6.376 (0.113)**	-0.268 (0.079)**	0.52	17.0	20.4
16 K	5.552 (0.102)**	-0.420 (0.040)**	0.93	25.3	24.0
64 K	5.360 (0.135)**	-0.484 (0.330)**	0.94	28.5	22.9

⁶ The time series (from 1994 to 2000) on quarterly worldwide DRAM shipment are unpublished data from IDC.

⁷ Gruber [13]

⁸ Lieberman [16], Webbink [17] and Gruber [13] and Irwin and Klenow [18], etc.

256 K	4.202 (0.206)**	-0.328 (0.330)**	0.89	20.3	20.6
1 M	3.725 (0.269)**	-0.325 (0.039)**	0.85	20.2	16.5
4 M	3.809 (0.510)**	-0.390 (0.066)**	0.79	23.7	20.2
16 M	2.727 (0.519)**	-0.335 (0.068)**	0.79	20.7	16.0

Note:

Standard errors in parentheses.

* □ t-statistics > 1

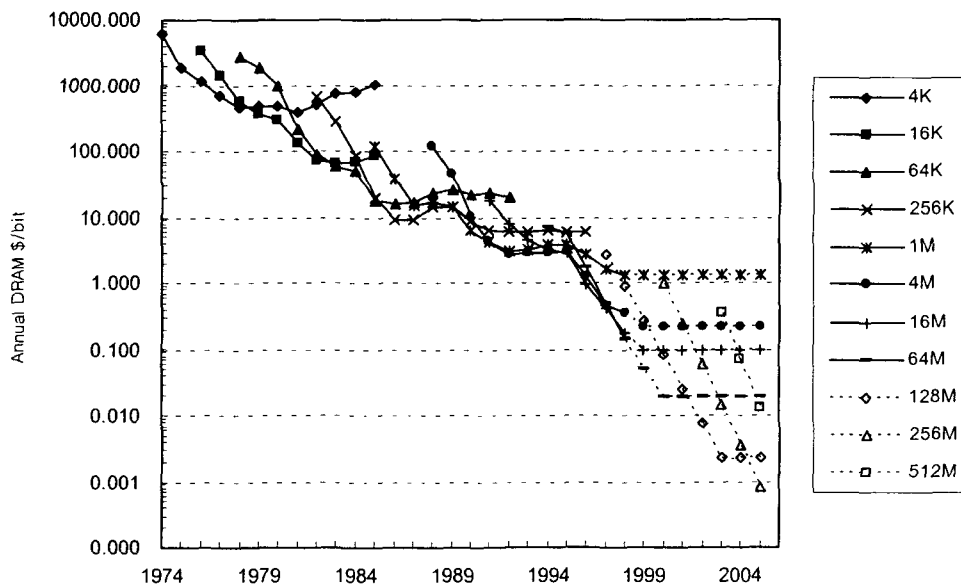
** □ t-statistics > 2

이와 같이 추정된 각 세대별 학습곡선의 계수를 바탕으로 각 세대별 가격의 변화를 예측하게 된다. 이를 위해서 다음과 같은 함수를 설정하였다.

$$\tilde{p}_j(t) = \exp[\hat{a}_j + \hat{b}_j \ln S_j^M(\sigma_j(T-1))] \quad (11)$$

$$\sigma_j(T-1) = \tau_j + \min(t_{ji}, 8) - 2, \text{ and } t_{ji} = T - \tau_j + 1, T \geq \tau_j^M \text{ where } j=1, K, J, \quad (12)$$

여기서 τ_j^M 은 예측의 첫 년도를 나타내며, t_{ji} 는 제품의 나이 변수이고, $\sigma_j(T-1)$ 은 예측 전년도에 대한 비선형함수이며, $S_j^M(\sigma(t-1))$ 은 $t-1$ 시점에 있어서 제품 j 에 대한 예측된 선적량을 나타낸다. 또한, \hat{a}_j 와 \hat{b}_j 는 추정된 학습곡선의 계수, $\tilde{p}_j(t)$ 는 예측 가격을 각각 나타낸다. 위 식은 처음 계속적으로 가격이 하락하다가 8년이 지나면서 일정하게 유지되는 DRAM 가격의 특정한 양상을 반영하고 있다.



[그림 2] DRAM 세대에 대한 연도별 평균가격

[그림 2]는 새로운 세대인 64M, 128M, 256M, 512M 를 포함하여 각 세대에 대한 예측가격의 양상을 나타내고 있다.

V. 예 측

4 절에서 추정된 계수들과 예측된 변수들을 바탕으로 DRAM 각 세대별 시장 점유율과 수요를 다음과 같은 식에 의해서 추정할 수 있다.

$$\tilde{f}_0(t+1) = \sum_{j=1} S^M(t+2) \cdot f_j(t) / \Delta_j, \quad (15)$$

$$\tilde{f}_j(t+1) = \tilde{f}_0(t+1) \cdot \exp(\hat{\alpha}_j \tilde{p}_{jt} + \hat{\beta}_j \bar{x}_j + \hat{\gamma}_j \tilde{a}_{jt}), \text{ and} \quad (16)$$

$$\tilde{S}_j(t+1) = \tilde{K}(t+1) \cdot (1 - \tilde{f}_0(t+1)) \cdot \tilde{f}_j(t+1), \text{ where } j = 1, \Lambda, J, \quad (17)$$

여기서 $S^M(t+2)$ 은 $t+2$ 년도에 있어서 무어의 법칙에 의해 예측된 megabit 당 DRAM 의 수요를 나타내며, $f_j(t)$ 는 t 년도에 있어서 각 세대별 시장 점유율을 나타낸다. j 은 megabit 단위의 기억저장 용량 값을 나타내며, $\tilde{f}_0(t+1)$ 의 값을 제품의 수량으로 변화시켜주는 역할을 한다. 함수 (15)을 통해서선 선택범주 외의 제품에 대한 $t+1$ 시점에서의 시장 점유율을 추정하게 되며, 여기에는 $t+2$ 년도에 소비되는 제품의 시장 점유율이 $t+1$ 년도의 선택범위 외의 제품의 시장 점유율과 같다는 가정이 되어 있다⁹. 즉, 해당 년도에 잠재적으로 제품을 소비할 소비자들은 차기 년도에 소비할 것이라는 가정을 한 것이다.

우선 무어의 법칙으로부터 함수 (15)의 $\tilde{f}_0(t+1)$ 을 예측하고, 이를 이용하여 함수 (16)의 $t+1$ 년도 각 세대별 시장 점유율을 도출하게 된다. 여기서 $\hat{\alpha}, \hat{\beta}, \hat{\gamma}$ 는 과거 자료를 통해서 추정된 계수 값을 나타내며, $\tilde{p}_{jt}, \tilde{a}_{jt}$ 은 각각 예측된 가격과 제품의 나이를 나타낸다. 마지막으로 무어의 법칙에 의해서 예측된 총 수요($\tilde{K}(t+1)$)와 예측된 각 세대별 시장 점유율을 곱하여 각 세대별 수요량을 예측하게 된다.

새로이 출시될 제품인 64M, 128M, 그리고 256M 에 대한 예측을 위해서는 α, β 그리고 γ 에 대한 예측 값을 도출해야 하며, 이는 이미 4 절에서 추정된 값을 바탕으로 도출하게 된다. 여기서, 기억저장 용량과 나이에 대한 계수인 α 와 γ 에 대해서 년도 t 를 독립변수로 한 회귀분석을 시도하여 각 계수의 증가율을 추정하였다. 가격에 대한 계수인 β 에 대해서는 비선형 함수를 설정하여 계수의

⁹ 평균 선택범주 외의 제품에 대한 시장 점유율은 0.72.

증가율을 추정하였다. 표 4는 추정된 결과를 나타낸다. 예측된 추정 계수들은 표준 오차가 약 5% 범위의 가정 하에서 도출된 값들이다.

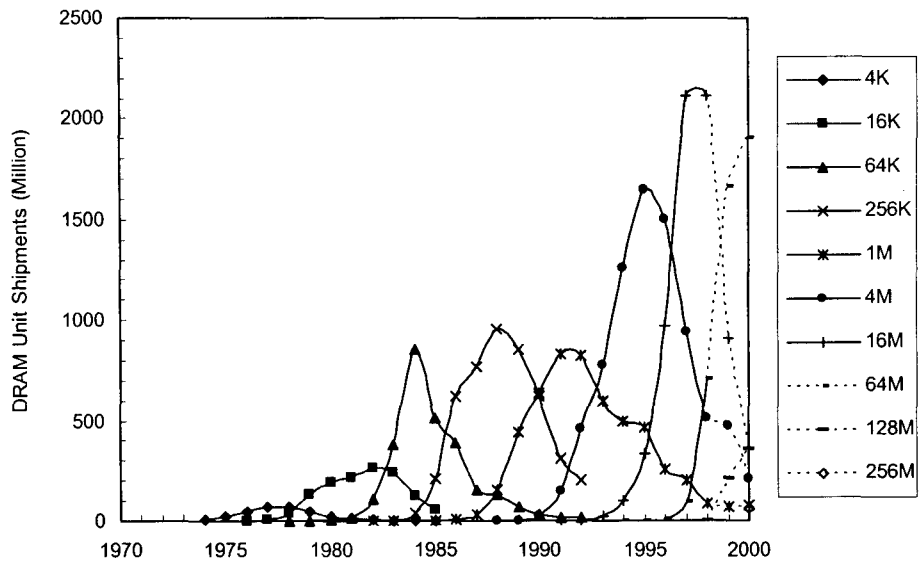
[그림 3]은 기존의 4K, 16K, 64K, 256K, 1M, 4M 및 16M DRAM 과 새로이 출시될 64M, 128M 및 256M DRAM 에 대한 과거 및 2005 년까지의 예측된 수요를 보여주고 있다. 예측된 결과의 정확성을 살펴보기 위해서 표 5 에서 1999 년과 2000 년의 실제 수요와의 비교를 하였다. 가장 시장 점유율이 큰 주요한 DRAM 세대인 4M, 16M 및 64M 에 대해서는 비교적 낮은 Theil' s Inequality Coefficients (I.C.)¹⁰의 값을 나타냄으로써 비교적 정확한 예측 결과를 보여주고 있다. 특히, 64M DRAM 과 총 수요에 있어서 I.C. 값이 약 0.03 과 0.04 를 나타냄으로써 매우 높은 정확성을 나타내고 있음을 볼 수 있다. 반면에 새로운 출시될 제품이며, 시장 점유율이 1%보다 낮은 제품인 1M 와 256M 에 대해서는 높은 I.C. 값을 보여주고 있다.

제시된 모델의 예측능력을 비교하기 위해서 기존 세대의 DRAM 과 새로이 출시될 DRAM 에 대해서 각각 실제 자료, Victor and Ausubel [10] 및 Versluis [21] 에 의해서 예측된 결과와 비교하여 보았다. [그림 4(a)]는 4M 와 16M DRAM 에 대한 결과를 보여주고 있으며, [그림 4(b)]는 64M 와 128M DRAM 에 대한 결과를 보여주고 있다. Victor and Ausubel [10]은 로지스틱 곡선을 이용하여 예측된 결과이며, Versluis [21]은 가우시안 분포를 이용하여 예측한 결과이다. 두 모델은 모두 Bass 모델에서와 같이 time series 관점에서 확산모델을 추정, 예측한 모델이다.

시장 선도 제품인 64M DRAM 에 대해서 로지스틱 곡선에 의한 결과는 1999 년과 2000 년에 대해서 각각 10%와 30%의 I.C. 값을 나타내고 있으며, 가우시안 분포에 의한 예측 값은 각각 4%와 20%의 값을 나타내고 있다. 반면에 본 논문에서 제시된 모델은 약 2%와 3%의 I.C.값을 나타냄으로써 상대적으로 매우 높은 정확성을 보여주고 있다. 또한, 새로이 출시될 제품인 128M, 256M 에 대한 결과에 있어서도 본 연구에서 제시된 모델이 높은 예측력을 보여주고 있음을 확인할 수 있다.

¹⁰ $I.C. = \sqrt{\sum_t (y^f - y^a)^2} / \sqrt{\sum_t (y^a)^2}$, 여기서 y^f , y^a 및 t 는 각각 예측값, 실제값 그리고, 시간이다. I.C.의 값이 0 에

가까울수록 높은 예측력을 보여준다.



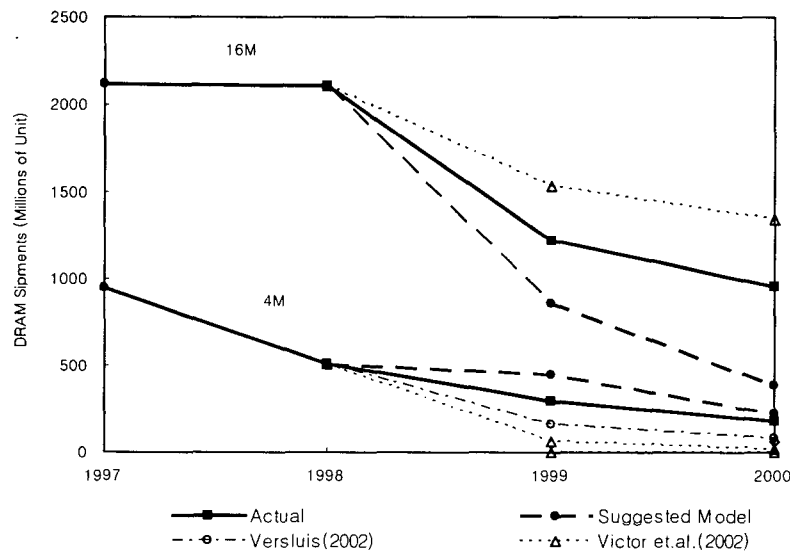
[그림 3] DRAM 세대에 대한 기존 및 예측 수요

<표 4> DRAM 수요 예측치와 실적치의 비교. (Millions of Units)

Generation	1999 (Forecasted)	1999 (Actual)	2000 (Forecasted)	2000 (Actual)	I.C.
1M	65.11	41.20	78.89	31.56	1.02
4M	446.55	293.68	218.79	182.12	0.45
16M	860.34	1226.07	383.78	951.23	0.44
64M	1581.15	1609.60	1982.96	2045.69	0.03
128M	202.44	97.40	369.28	593.02	0.41
256M	-	-	61.21	34.87	0.76
Total Shipments	3155.59	3270.34	4030.28	3838.48	0.04

Note:

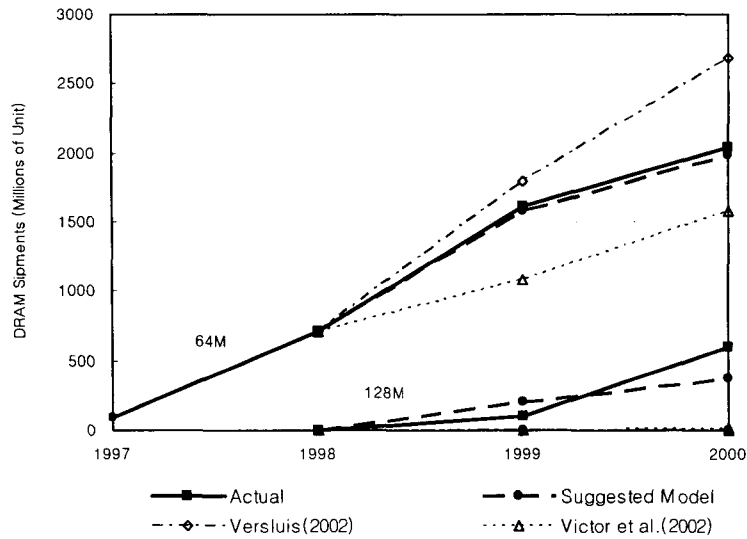
I.C. : Theil's Inequality Coefficient



[그림 4(a)] 4M, 16MDRAM 에 대한 실제 및 예측 수요.

¹¹ Forecasted values of the two introduced models are approximations based on their papers. The relative errors in relation to original values are 5% at the most, which is 5 millions of units.

¹² Forecasted values of Versluis [24] for 16M DRAM are excluded because of its deviated pattern of diffusion compared to the actual one.



[그림 4(b)] 64M, 128M DRAM 에 대한 실제 및 예측 수요

VI. 결 론

하이테크 산업에 있어서 새로운 세대 제품의 출시는 막대한 투자와 연구개발이 필요하다. 만약 기업이 미래의 수요를 예측하거나, 이의 적절한 출시 시점을 선택하는데 있어서 실패한다면 원료 공급의 부족, 제품 생산의 차질과 함께 소비자들에게는 기업에 대한 신뢰성 등 막대한 피해를 가져올 수 있다. 최근의 빨라지고 있는 신제품의 출시와 다세대화되어 가고 있는 시장의 상황은 점차 수요예측을 필수적인 기업활동의 한 부분으로 만들어 가고 있다.

본 논문에서는 다세대 제품에 대한 각 세대별 수요를 예측하는 새로운 모델을 제시하였으며, 이를 DRAM 에 적용하여 기존 모델보다 개선된 예측결과를 제시하였다. 제시된 모델은 이산선택모델에 확산의 구조를 도입하여 제품이 시장에서 확산되는데 있어서 제품의 특성과 가격 등을 고려할 수 있게 하였다. 또한, DRAM 에서의 무어의 법칙과 학습곡선의 기술래적을 모델에 도입하여 보다 정확한 예측이 가능하도록 하였다.

본 논문에서 제시된 모델은 점차 제품이 다세대화 되어가고 있는 상황하에서 소비자들의 제품에 대한 평가와 반응을 반영하여 그 확산을 보다 현실적으로 분석 및 예측 가능하게 하는 기본적인 모델을 제시하였으나, 이는 보다 개선시킬 수 있는 여지가 충분히 있으며, 이러한 개선의 노력은 기업뿐만 아니라, 국가의 정책을 수립하는데 있어서도 매우 중요한 시도가 될 것으로 생각된다. 또한, 다세대 제품에 있어서 무어의 법칙과 같은 기술적인 변화 양상을 올바르게 이해하고, 이를 이용하는 것은 이러한 수요예측에 있어서 중요한 기여를 할 것으로 생각된다.

참고문헌

- [1] Mansfield, E., Technological Change and the Rate of Imitation, *Econometrica* 29, 741-765 (1961)
- [2] Bass F. M., A new Product Growth Model for Consumer Durables, *Management Science* 15(5), 215-227 (1969)
- [3] Fisher, J.C. and Pry, R.H., A Simple Substitution Model of Technological Change, *Technological Forecasting and Social Change* 61(3), 273-295 (1999)
- [4] Norton J.A. and Bass F.M., A Diffusion Theory Model of Adoption and Substitution for Successive Generations of High-Technology Products, *Management Science* 33, 1069-1086 (1987)
- [5] Mahajan V. and Muller E., Timing, Diffusion and Substitution of Successive Generations of Technological Innovations: The IBM mainframe case, *Technological Forecasting and Social Change* 51, 109-132 (1996)
- [6] Jun D.B. and Park Y.S., A Choice-Based Diffusion Model for Multi Generations of Products, *Technological Forecasting and Social Change* 61, 45-58 (1999)
- [7] Gönül, F.F., Estimating Price Expectations in the OTC Medicine Market: An Application of Dynamic Stochastic Discrete Choice Models to Scanner Panel Data, *Journal of Econometrics* 89, 41-56 (1999)
- [8] Kalwani, M.U., Yim, C.K. and Rinne, H.J., A Price Expectations Model of Customer Brand Choice, *Journal of Marketing Research* 27, 251-262 (1990)
- [9] Winner, R.S., A Reference Price Model of Brand Choice for Frequently Purchased Products, *Journal of Consumer Research* 13, 250-256 (1986)
- [10] Victor N.M. and Ausubel J.H., DRAMs as Model Organisms for Study of Technological Evolution, *Technological Forecasting and Social Change* 69, 243-262 (2002)
- [11] Moors, C. N., Moore's Law or Why Some Retrieval Systems Are Used and Others Are Not, *Bulletin of the American Society for Information Science* 23(1), 22-23 (1996)
- [12] Gruber H., Learning and Strategic Production Innovation: Theory and Evidence for the Semiconductor Industry, in *Studies in Mathematical and Managerial Economics* 37, North-Holland, Netherlands, 1994
- [13] Arrow, K. J., The Economic Implications of Learning by Doing, *Review on Economic Studies* 29, 155-173 (1962)
- [14] Alchian, A. A., Reliability of Progress Curves in Airframe Production, *Econometrica* 31, 323-351 (1963)
- [15] Lieberman, M. B., The Learning Curve and Pricing in the Chemical Processing Industries, *Rand Journal of Economics* 15, 213-228 (1984)
- [16] Webbink, D. A., *The Semiconductor Industry: A Survey of Structure, Conduct, and Performance*, Washington Trade Commission, 1977

- [17] Irwin, D.A. and Klenow P.J., Learning-By-Doing Spillovers in the Semiconductor Industry, *Journal of Political Economy*. 102(6), 1200-1227 (1994)
- [18] Baldwin R.E. and Krugman P.R., *Market Access and International Competition: A Simulation Study of 16K Random Access Memories*, *Empirical Methods for International Trade*, MIT press, Cambridge, MA, 1989
- [19] Dick A.R., Accounting for Semiconductor Industry Dynamics, *International Journal of Industrial Organization* 12, 35-51 (1994)
- [24] Versluis C., DRAMs, Fiber and Energy compared with Three Models of Marketing Penetration, *Technological Forecasting and Social Change* 69, 263-286 (2002)

Demand Forecasting with Discrete Choice Model

Based on Technological Forecasting

김원준, 이정동, 김태유

ABSTRACT

Demand forecasting is essential in establishing national and corporate strategy as well as the management of their resource. We forecast demand for multi-generation product using discrete choice model combining diffusion model. The discrete choice model generally captures consumers' valuation of the product's quality in the framework of a cross-sectional analysis. We incorporate diffusion effects into a discrete choice model in order to capture the dynamics of demand for multi-generation products. As an empirical application, we forecast demand for worldwide DRAM (dynamic random access memory) and each of its generations from 1999 to 2005. In so doing, we use the method of 'Technological Forecasting' for DRAM Density and Price of the generations based on the Moore's law and learning by doing, respectively. Since we perform our analysis at the market level, we adopt the inversion routine in using the discrete choice model and find that our model performs well in explaining the current market situation, and also in forecasting new product diffusion in multi-generation product markets.

Keywords: Multi-generation product, Discrete Choice, Diffusion, Moore's law, Learning by doing