Bass 모델을 응용한 게임제품의 수요예측

이지훈, *정헌수, **김형길, ***장창익
동아방송대학 강사, *건국대학교 경영학부 조교수, **제주대학교 경영학부 교수, ***세종사이버대학교
게임/애니메이션학부 부교수
spring7777@empal.com, *hjungkor@konkuk.ac.kr, **kimhgil@cheju.cheju.ac.kr, ***game@cybersejong.ac.kr

The Demand Forecasting of Game Products by Bass Model

Ji Hun Lee, *Heon Soo Jung , **Hyoung Gil Kim, ***Chang Ik Jang
Lecturer of Division of Game Engineering , Dong-Ah Broadcasting College
*Assistant Professor of Marketing, Kunkuk University,
** Professor of Marketing, Cheju National University
*** Associate Professor Dept. of Game/Animation, Sejong University

요약

본 연구는 새로운 게임제품을 시장에 출시하는 기업들의 수요예측에 도움을 줄 수 있는 Bass 모델을 소개하고 이의 타당성을 보여주고자 한다. 마케팅 분야에서 타당성을 인정받고 있는 Bass 모델을 게임제품의 수요예측에 적용해 본 결과 Bass모델을 응용한 게임제품의 수요예측은 아케이드 게임, 온라인 게임의 경우 수요예측에 있어서 정확도가 높은 것으로 분석되었다.

ABSTRACT

This study introduces and empirically test the validity of Bass model that helps demand forecasting of new game products. The application of Bass model to new game products show that Bass model predicts the demand of new game accurately. In particular, it showed very good predictability of on-line game products.

Key Words : Bass Model, Innovators, Imitators, First Purchase

1. 배경

신제품의 수요예측은 모든 업종의 기업에 있어 성과에 직접적인 영향을 주는 중요한 문제이다. 특히 게임제품과 같이 제품라이프 사이클이 짧은 업종의 기업들은 새로운 게임제품의 수요를 적절히 예측할 수 있어야, 적절한 시장전략을 수립, 시행할 수 있다.

게임제품의 수요예측의 중요성에도 불구하고 현재 정확도면에서 신뢰할만한 수요예측방법은 소개되어 있지 않으며, 따라서 게임업계의 관련 종사자들이 이와 관련해 많은 애로사항을 겪고있다.

이러한 취지에서 본 연구는 마케팅 분야에서 신제품의 수요예측과 관련해 높은 타당성을 인정받고 있는 Bass모델을 게임제품수요예측에 응용, 그 타당성에 대해 연구하고자 한다.

2. 베스의 확산모형

Bass의 확산모형은 초기구매(First Purchase)만을 고려

한 확산모형 중 가히 최고의 모형이라고 할 수 있고 가장 널리 알려져 있다.[1] 그의 모형은 기존의 모형과는 달리 행태론적(behavioral) 이론 중에서 Rogers의 이론에 기초를 두고 있는데 Rogers가 제시한 채택자의 구분은 다음과 같은 5가지가 있다. 즉 (1)혁신자(Innovators), (2)초기수용자(Early Adopters), (3)초기다수(Early Majority), (4)후기다수(Late Majority), (5)후기 채택자(Laggards)[2],[3],[4],[5]인데 이중에서 Bass는 (1)그룹을 제외한 (2)-(5)까지의 그룹을 모방자(Imitators)로 정의하고 있다.[1]

2.1 가정과 모형

베스모형의 주요 가정은 첫째, 소비자의 최초구매의 시기는 이전의 구매자(Previous Buyers)수와 관련되어 있다는 것이다. T시기에 아직 아무런 구매가 이루어지지 않았다고 할 때 그 시기에 최초구매(Initial Purchase)가 이루어 질 확률(P(T))은 이전의 구매자수의 선형함수라는 것이며, (2-1)식과 같이 표현되어 진다.

$$P(T) = P+(q/m)\ Y(T) \qquad (2\text{-}1)$$

p, q, m은 상수

Y(T)는 T이전의 구매자의 누적 수

(2-1)식에서 T=0기의 이전의 누적 구매자수, Y(0)는 영(zero)이므로 P(0)는 결국 p가 된다. 즉, 상수 p가 T=0에서 최초구매자의 확률이며 이 확률의 크기는 사회체계에서 혁신자들의 중요성을 반영하는 혁신계수를 나타낸다. m은 잠재고객 수를 나타내고 q는 구매자들의 구전효과를 나타내는 모방계수이며, q(Y(T)/m)는 잠재고객에 대한 이전의 누적구매자수의 비율에 이들 모방계수q를 곱한 것으로서 이전의 구매자수가 증가하면서 모방자에게 작용하는 압력을 의미한다. 결국 T시기에 아직 아무런 구매가 이루어지지 않았다고 할 때 그 시기에 최초구매가 이루어질 조건확률P(T)는 혁신자들의 영향을 나타내는 혁신계수와 모방자에게 작용하는 압력을 나타내는 값의 합으로 표현되며, 이 조건확률은 이전의 누적구매자수에 대한 선형함수가 되는 것이다.

둘째, 관심의 대상이 되는 기간동안의 잠재고객 수는 일정하며 m으로 나타내기로 한다. 이는 혁신을 수용할 최종고객 수를 나타낸다. [1]

위와 같은 가정을 토대로 하여 베스는 혁신효과와 모방효과를 비연속적인 형태로 결합하였다.

$$S(T) = P(T)[m - Y(T)]$$
$$= [P + q\ Y(T)/m][m-Y(T)] \qquad (2\text{-}2)$$
$$S(T) = p[m-Y(T)] + q[Y(T)/m][m-Y(T)] \qquad (2\text{-}3)$$

S(T) = T기의 수용자의 수

m = 최종적인 수용자의 수

$Y(T) = \sum_{t=1}^{T-1} S(t)$ = T기 이전까지의 누적수용자수

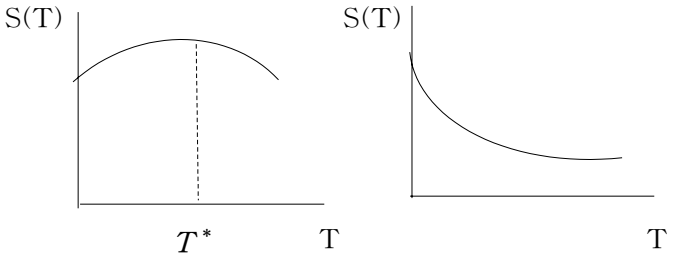
q = 모방계수

p = 혁신계수

(2-2)식은 T기에 아직 아무런 구매가 이루어지지 않았다고 할 때 구매가 이루어질 조건확률에 비 수용자수 m-Y(T)를 곱한 결과가 T기의 구매자수가 되는 것을 나타내고 있다. (2-3)식은 (2-2)식을 전개할 식인데, T기의 구매자수는 궁극적 예상고객 중 T기 이전까지 비 구매자수에 혁신계수를 곱한 외부효과와 T이전까지의 구매자수와 궁극적 예상고객 중 T기 이전까지 비 구매자수에 모방계수를 곱한 내부효과를 합한 결과로서 나타내어진다는 것이다.

혁신자와 모방자들의 첫 구매에 대한 결합비율은 $p+(q/m)Y(T)$에 의해서 설명되며 누적수용자(Y(T))가 시간이 지남에 따라 증가한다. 결국 첫 구매에 대한 비율은 이전의 첫 구매자의 누적 수에 대한 선형함수이다. 한편 시간이 경과함에 따라 누적수용자수가 증가하게 되므로 나머지 비 수용자수, (m-Y(T))는 감소하게 된다. 따라서 새로운 수용자들의 판매곡선은 이 두 가지의 상반된 경향의 상대적 비율에 의해서 결정된다.

성공적인 신제품의 경우라면, 대개 모방계수가 혁신계수보다 클 것이며, 판매곡선은 처음에는 증가하다가 나중에는 떨어진다. 모방계수가 혁신계수보다 작을 때는 판매곡선은 계속해서 떨어진다. [1]



<그림1. 판매곡선과 계수와의 관계>[1]

(2-2)식을 전개하면 식 (2-4)와 같이 도출된다.

$$S(t) = pm + (p-q)\,Y(T) - (q/m)[Y(T)]^2 \qquad (2\text{-}4)$$

본 연구는 위의 모형으로부터 p, q, m을 추정하는 것이며, 이 세 가지 모수를 추정하기 위해 베스는 (2-5)식을 이용하여 신제품이 소개된 연도부터 재 구매가 중요해지기 시작한 연도까지의 매년 판매량자료를 이용하여 (2-5)식의 모수인 a, b, c를 추정한다.

$$S(T) = a + bY(T) + c[Y(T)]^2 \qquad (2\text{-}5)$$
$$a = pm \qquad (2\text{-}6)$$
$$b = q-p \qquad (2\text{-}7)$$
$$c = -(q/m) \qquad (2\text{-}8)$$

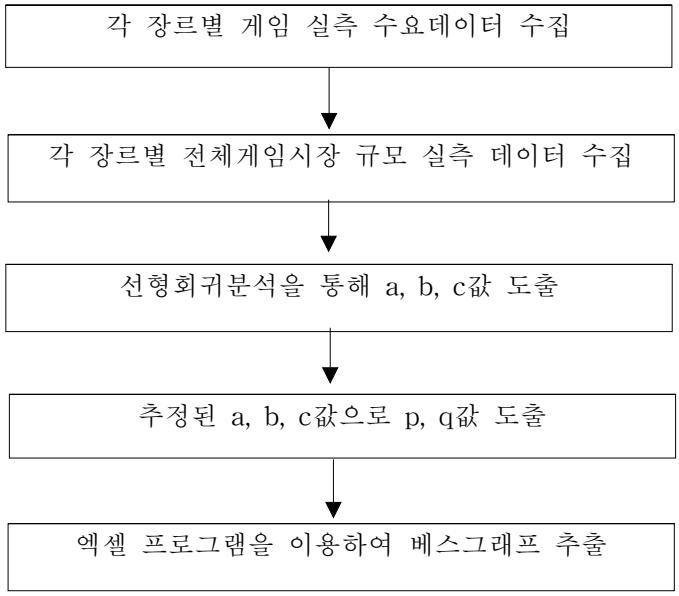
(2-6), (2-7), (2-8)식을 이용하여 p, q, m의 추정치를 구한 다음, 실제 확산양상과 비교하고 피크(Peak, T^*)에 이르는 시점과 그때의 판매량[S(T^*)]의 크기를 추정하며, 이는 아래의 식을 이용한다.[1]

$$T^* = [1/(p+q)]\,Ln(q/p) \qquad (2\text{-}9)$$
$$S(T^*) = [m(p+q)^2]/4q \qquad (2\text{-}10)$$

또한 신제품확산에 있어서 초기의 자료를 모형에 적용하여, 모형이 예측도구로서의 유용성을 검토하기 위해 장기예측에 사용하였는데 일단 신제품판매의 첫 3개년도 자료가 얻어지면 a, b, c의 추정은 가능하고 여기서 m, p, q를 얻을 수 있다.[1]

3. 연구모형

본 연구에서는 <그림 2>와 같이 각 장르별 수요예측 실험을 시행하기 위한 기초작업으로 먼저 각 장르별 실측 수요데이터를 각 회사를 방문해 수집하였다. 그리고 각 게임 장르별로 KESA에서 통계 분석해 놓은 게임 연차 보고서[6]를 통하여 전체게임 시장 규모를 수집하였다. 수집된 자료를 SPSS(Statistical Package for Social Sciences) 기법[7]을 통해 a, b, c값을 도출하였다. 그리고 도출된 값을 기준으로 베스 모형을 통해 p, q값을 도출하였다. 추정된 p, q값을 가지고 엑셀프로그램으로 실제 수요치와 베스가 추정하는 수요치를 찾아내어 비교하였다.



<그림2. 연구모형>

3.1 데이터 수집

본 연구의 자료수집은 장르별 게임 사에 의뢰하여 실제 판매개수에 의거하여 조사하였다. 시뮬레이션 게임1, 2와 RPG 게임 1은 W사의 실제 게임 데이터이고, RPG 게임 2는 H사의 실제 게임 데이터이다. 그리고 아케이드 게임 1, 2는 E사의 실제 게임 데이터이고, 온라인 게임 1, 2는 B사의 실제 게임데이터이다. 또한 각 게임 제품의 출시 시기는 있어 시뮬레이션 게임 1, 2는 2002년 3월, 2003년

1월에 출시된 제품이다. 그리고 RPG게임 1, 2는 2000년 12월, 2003년 1월에 출시된 게임제품이다. 또한 아케이드 게임 1, 2는 2002년 2월, 2001년 9월에 출시된 게임제품이다. 마지막으로 온라인 게임1, 2는 2001년 2월, 2001년 1월에 출시된 게임제품이다. 자료수집에 대한 조사는 2003년 10월 1일부터 2003년 12월 15일까지 약 2개월 14일에 걸쳐 수집하였으며, 각 게임 유형별로 2개씩 수집하였다. 이 중 시뮬레이션 게임1은 2002년 3월~9월까지의 실제 판매 자료이고, 시뮬레이션 게임2는 2003년 1월~7월까지의 실제자료이다. RPG 게임1은 2000년 12월~2001년 6월까지의 실제자료이고, RPG 게임2는 2003년 1월~11월까지의 실제자료이다. 아케이드 게임1은 2002년 2월~12월까지의 실제자료이고, 아케이드 게임2는 2001년 9월~2002년 7월까지의 실제자료이다. 온라인 게임 1, 2는 2001년 2월~9월까지의 실제 자료이다.

3.2 분석방법

본 연구에서의 수집된 자료의 분석을 위해 SPSS 분석(Statistical Package for Social Sciences)에 있는 회귀분석 모듈[7]을 통해서 a, b, c를 도출하고, 도출된 값을 이용하여 베스 모델에 적용시켜 p, q값을 추정하였다. p, q 값과 전체 시장 규모 데이터를 가지고 엑셀프로그램을 이용하여 수요치의 변화를 찾아 처리하였다.

4. 결과

<표1. 각 장르별 p, q, R^2, SSE 값>

	시뮬레이션 게임1	RPG 게임1	아케이드 게임1	온라인 게임1
p	0.008	0.006	0.003	0.006
q	2.004	0.548	0.192	0.036
R^2	0.455	0.707	0.932	0.895
SSE	34216385.8512	32945305.8066	10271.9433	8912029.2512
실제수요대비 편차	2.581	3.819	1.541	0.250

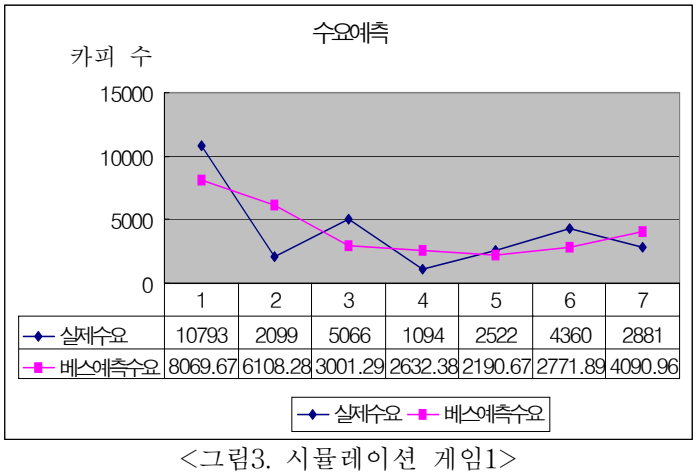
<표2. 각 장르별 p, q, R^2, SSE 값>

	시뮬레이션 게임2	RPG 게임2	아케이드 게임2	온라인 게임2
p	0.001	0.004	0.002	0.008
q	0.232	0.02	1.893	0.049
R^2	0.320	0.364	0.754	0.927
SSE	5740885.6376	77155424.0764	5397.6329	13440553.4308
실제수요대비 편차	2.773	2.962	79.978	0.142

본 연구결과에서는 먼저 게임 수요예측시 혁신자인 p값과 수용자인 q값들을 먼저제시하고, 종속변수의 분산 중 몇 %가 독립변수에 의해 설명되는지를 나타내는 결정계수를 제시한다. 그리고 Σ(실제치 - 예측치)^{2}인 SSE값을 제시한다. 마지막으로 실제수요와 베스 모델의 수요예측과의 실제수요대비편차를 제시한다.

4.1 시뮬레이션 게임 1

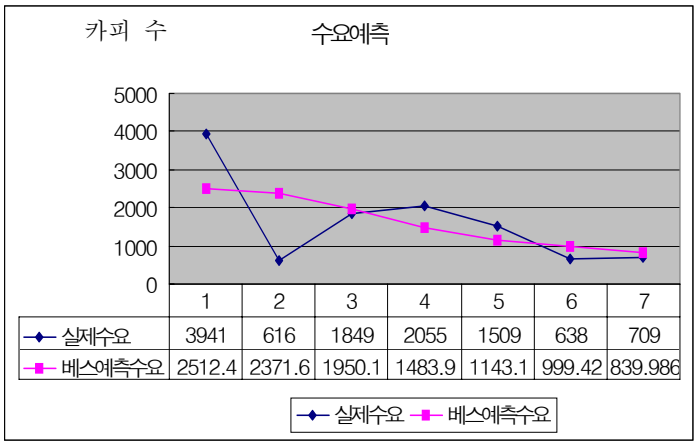
<그림 3>과 같이 시뮬레이션 게임1인 경우 Bass 모델의 예측치와 수요패턴에 차이가 많이 났다. 그러나 각 월에 대한 모델의 예측력에 있어서 Bass 모델은 4월, 5월, 6월, 7월에서는 실제치와의 차이가 그다지 크게 나타나지 않음을 알 수 있다.



<그림3. 시뮬레이션 게임1>

4.2 시뮬레이션 게임 2

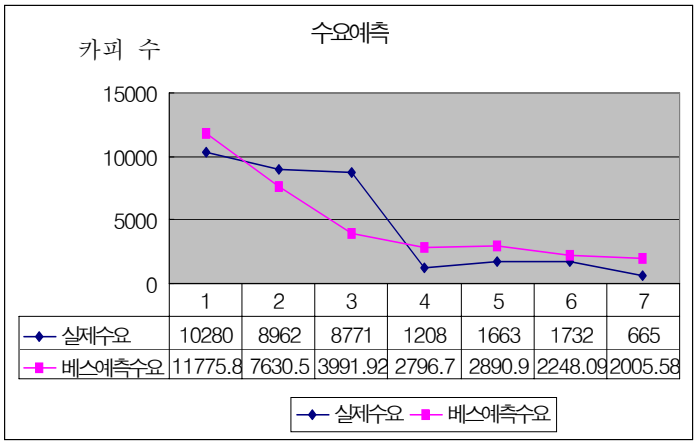
<그림 4>와 같이 시뮬레이션 게임2인 경우도 Bass 모델의 예측치와 수요패턴에 차이가 많이 났다. 그러나 각 월에 대한 모델의 예측력에 있어서 Bass 모델은 3월부터 실제수요와 베스수요의 간격이 점점 좁혀지다가 7월에서는 실제치와의 거의 맞아떨어짐을 알 수 있다.



	1	2	3	4	5	6	7
실제수요	3941	616	1849	2055	1509	638	709
베스예측수요	2512.4	2371.6	1950.1	1483.9	1143.1	999.42	839.986

<그림4. 시뮬레이션 게임2>

4.3 RPG 게임 1



	1	2	3	4	5	6	7
실제수요	10280	8962	8771	1208	1663	1732	665
베스예측수요	11775.8	7630.5	3991.92	2796.7	2890.9	2248.09	2005.58

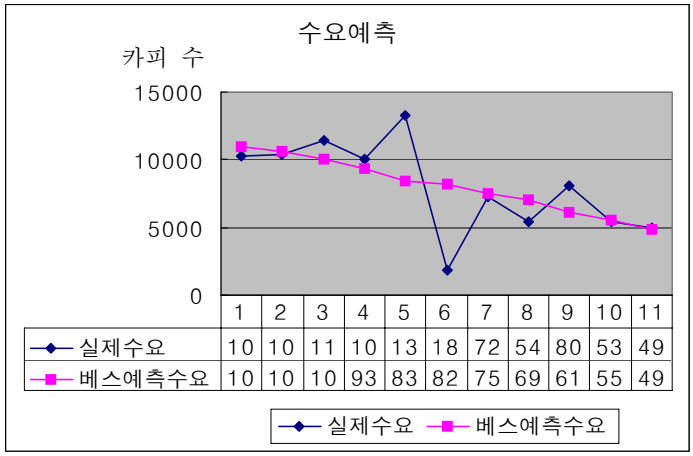
<그림5. RPG 게임 1>

<그림 5>와 같이 RPG 게임1인 경우 Bass 모델의 예측치와 수요패턴에 차가 많이 났다. 그러나 각 월에 대한모델의 예측력에 있어서 Bass 모델은 1월, 2월, 4월, 5월, 6월, 7월에서 실제치에 근접함을 알 수 있다.

하지만 3월인 경우 실제수요 데이터와 Bass의 모델 예측과는 많은 차이가 나고 있다.

4.4 RPG 게임 2

<그림 6>과 같이 RPG 게임2인 경우 Bass 모델의 예측치와 수요패턴에 차가 보통정도 났다. 그래서 각 월에 대한모델의 예측력에 있어서 Bass 모델은 3월, 8월, 9월에는 실제치와 간격이 급격히 줄어든 것을 볼 수 있고. 1월, 2월, 4월, 7월, 10월, 11월에는 똑같음을 알 수 있다. 하지만 5월과 6월은 매우 큰 차이를 보이고 있음을 알 수 있다.



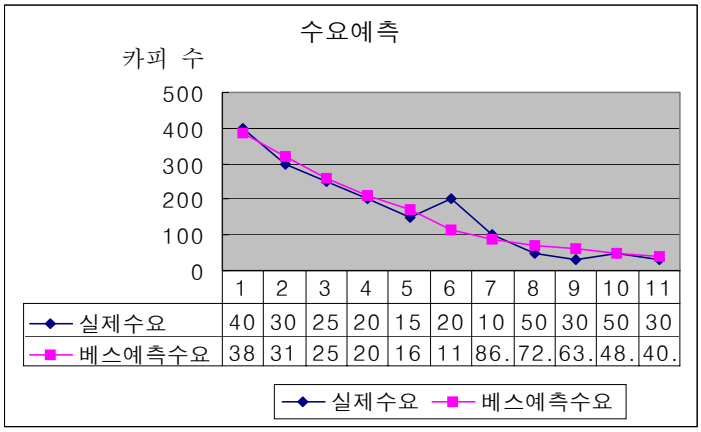
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
실제수요	10	10	11	10	13	18	72	54	80	53	49
베스예측수요	10	10	10	93	83	82	75	69	61	55	49

<그림6. RPG 게임 2>

4.5 아케이드 게임 1

<그림 7>과 같이 아케이드 게임1인 경우 Bass 모델의 예측치와 수요패턴에 차가 거의 나지 않았다. 그래서 각 월에 대한모델의 예측력에 있어서 Bass 모델은 1월, 2월, 3월, 4월, 5월, 7월, 8월, 9월, 10월, 11월에서 실제치에 근접함을 알 수 있다.

하지만 6월인 경우 실제수요 데이터와 Bass의 모델 예측과는 차이가 아주 미세하게 나고 있음을 알 수 있다.

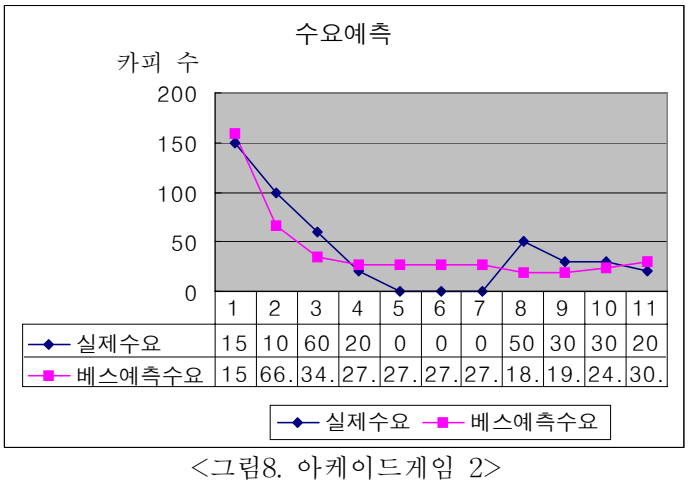


<그림7. 아케이드게임 1>

4.6 아케이드 게임 2

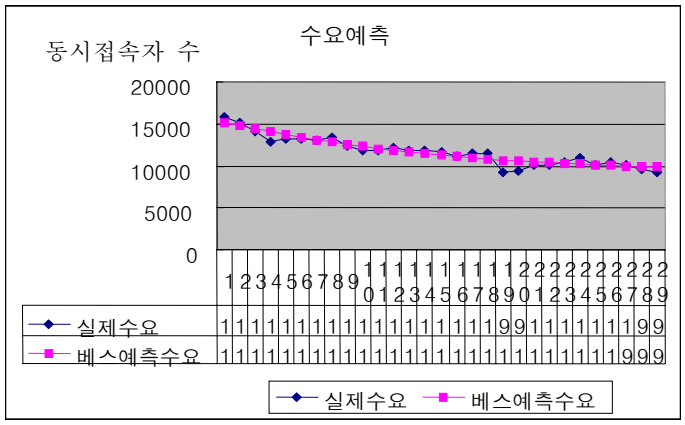
<그림 8>과 같이 아케이드 게임2인 경우 Bass 모델의 예측치와 수요패턴에 차가 많이 났다. 특히 5월, 6월, 7월에는 규칙적인 간격의 차이를 보이고 있음을 엿볼 수 있다. 이처럼 실제치와 Bass 모델의 차가 매우 크게 나타나는 이유는 아케이드 게임이 가지고 있는 특성때문이 아닌가 싶다.

하지만 8월부터는 정상적인 실제수요 데이터에 대하여 Bass의 모델 예측이 실제치를 맞추어가고 있음을 볼 수 있다.



<그림8. 아케이드게임 2>

4.7 온라인 게임 1

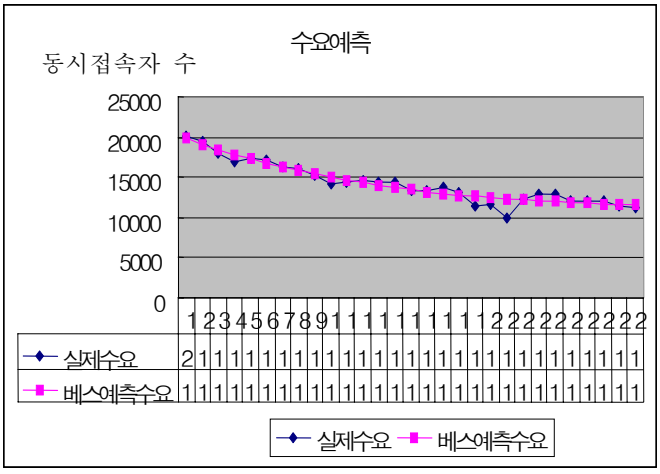


<그림9. 온라인게임 1>

<그림 9>와 같이 온라인 게임1인 경우 Bass 모델의 예측치와 실제수요의 차가 하나도 없다고 해도 과언이 아닐 정도로 정확하게 나타났다

이처럼 차이가 거의 나지 않는 이유는 온라인게임 특성상 지속적인 고객유지와 Bass가 가정한 광고와 가격이 아닌 고객에 의한 구음효과가 큰 요소를 차지하지 않았나 싶다.

4.8 온라인 게임 2



<그림10. 온라인게임 2>

<그림 10>과 같이 온라인 게임2인 경우도 Bass 모델의

예측치와 실제수요의 차가 하나도 나타나지 않고 있음을 볼 수 있다. 각 주에 대한 모델의 예측력에 있어서 Bass 모델은 1주부터 7개월 4주까지의 실제치에 근접함을 알 수 있다.

이처럼 월별 수요의 관찰단위보다는 주별 혹은 일별 수요의 관찰단위가 더 정확함을 확인할 수 있다.

따라서 수요패턴의 실제 관찰치가 짧으면 짧을수록 더 정확하게 Bass 모델의 실제 수요 데이터 관찰치를 보여주고 있다.

5. 결론

본 연구에서는 Bass 모델을 적용하여 게임제품 수요를 추정해보았다. 연구결과에 제시된바와 같이 Bass모델은 게임제품의 수요예측에 유용하며, 특히 아케이드 게임, 온라인 게임의 경우 정확도가 매우 뛰어나 수요의 관찰단위 기간이 짧을 수록 더 정확히 수요를 예측할 수 있는 것으로 나타났다. 본 연구 결과가 한국의 게임기업들이 새로운 게임의 마케팅전략을 수립하는데 많은 도움이 되기를 기대하며, 아울러 향후 보다 많은 제품종류의 데이터를 사용해 Bass 모델을 적용해 볼 필요가 있다고 본다.

참고문헌

[1] Bass, F. M., "A New Product Growth Model for Consumer Durables", Management Science, Vol. 15(5), pp.215-227, (January, 1969).

[2] Rogers, E. M., Diffusion of Innovation 3rd ed, (New York ; The free Press), p.5, 1983.

[3] Katz, E. and Lazarsfeld, F., Personal Influence, New York : The Free Press, 1955.

[4] King, C. W., "Adoption and Diffusion Research in Marketing : An Overview", in Science, Technology and Marketing, 1996 Fall Conference of the American Marketing Association, Chicago, 1966.

[5] Mansfield, E., "Technological Change and the Rate of Imitation", Econometrica, No. 4, Vol. 29, October, 1961.

[6]KESA, 「게임연차보고서」, pp.9-12, 2003.

[7](주)데이타솔루션, SPSS.

이 지 훈(Lee Ji Hun)

2001년 02월 제주 대학교 경영학과 졸업
2003년 02월 건국 대학교 일반 대학원 경영학과 졸업
2004년 09월 성균관대 일반 대학원 경영학과 입학예정
2003년 04월 코-브레인컨설팅그룹 선임연구원 역임
현) 한국마케팅공학연구소 연구원
현) 한국표준협회 C/S교육 강사
현) 한국표준협회 교육과정개발위원회 위원
현) 에이스회원권 거래소 홍보/마케팅팀 사원
현) 동아방송대학 게임제작계열 시간강사
관심분야 : 게임마케팅, 게임산업 수요예측, 게임산업의 마케팅전략, 브랜드와 매출관계, 게임시장의 신제품개발, 게임기획, 게임캐릭터, 게임시나리오

정 헌 수 (Jung Heonsoo)

고려대학교 경영대학 학사
고려대학교 경영대학 석사
스텐포드대학교 통계학 석사
뉴욕대학교 스턴스쿨 경영학 박사
LG 경제연구소 선임컨설턴트
매일경제신문사 연구위원
현) 건국대학교 경영학과 조교수
연구관심분야 : 마케팅공학모델, 하이테크/인터넷 마케팅, 엔터테인먼트 마케팅, 지식기반 마케팅

김 형 길(Kim Hyoung Gil)

한남대학교 경영학사
숭실대학교 경영학석사
한남대학교 경영학박사
제주대학교 경영학과장 역임
제주대학교 관광과 경영경제연구소 소장 역임
한국경영경제학회 부회장 역임
현) 캘리포니아주립대(CSUMB) 연구교수
현) 중국남경재경대 객좌교수
현) 캘리포니아외국어대 방문교수
현) 한국마케팅관리학회 이사
현) 제주대학교 경영학과 교수
연구관심분야 : 인터넷마케팅, 게임마케팅, 신제품개발과 기술혁신

장 창 익(Jang Chang Ik)

홍익대학교 미술대학 학사
뉴욕대학교 미술대학원 예술석사
뉴욕공과대학교 미디어대학원 예술석사
(주)LG 미디어 멀티미디어컨텐츠 개발팀장/부장
게임산업개발원 이사
현) 게임포름 운영위원
현) 세종사이버대학교 게임/애니메이션학부 게임PD 학과장/부교수
연구관심분야 : 게임디자인, 게임인터페이스, 게임마케팅