

고객의 동적 선호 탐색을 위한 순차패턴 분석:

(주)더페이스샵 사례

A Sequential Pattern Analysis for Dynamic Discovery of Customers' Preference

송기룡 (Ki Ryong Song)	(주)더페이스샵
노성호 (Soeng Ho Noh)	한국산업기술대학교 e-비즈니스학과
이재광 (Jae Kwang Lee)	한국산업기술대학교 e-비즈니스학과
최일영 (IL Young Choi)	경희대학교 경영대학 e-비즈니스 전공
김재경 (Jae Kyeong Kim)	경희대학교 경영대학 교수, 교신저자

요 약

고객의 니즈가 시시각각 변화하는 경영환경에서 획일화된 매장관리 방법으로 매장의 수익성을 증대 시키기에는 한계가 있다. 따라서 고객의 선호 변화를 예측하여 각 매장에 적절한 상품을 추천할 필요가 있다.

본 연구에서는 판매 데이터 분석을 통해 시간 순서를 고려한 상품 추천 및 매장관리 방법을 제안한다. 즉 자기조직화지도(Self Organizing Map) 알고리즘을 이용하여 매장의 판매 프로파일을 군집화하고, 매장 궤적의 예측을 통해 목표 매장을 관리하는 방법을 제시한다. 본 연구의 방법론을 검증하기 위해 (주)더페이스샵 판매데이터를 적용하여 평가하였으며, 평가결과 제시한 방법론은 화장품처럼 유행에 민감하고 라이프 사이클이 짧은 특징을 지닌 상품을 판매하는 매장의 수익성 증대에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

키워드: 추천시스템, SOM, 매장관리, 순차패턴 분석, 군집분석

I. 서 론

(주)더페이스샵은 2003년 12월 명동에 제 1호점을 개설한 브랜드숍으로, 개설 당시 국내 화장품 산업은 국내 제조업체가 약 350개, 해외 수입업체가 약 700여 개로 치열한 경쟁을 벌이고 있었다. 또한 경기에 민감한 유통경로와 가격경쟁력이 낮은 화장품 산업의 특성으로 인해 전문점 시

장의 고객 이탈현상이 심화되고 있었다(김영찬 외, 2004). 하지만 (주)더페이스샵은 자연주의 이미지를 표방하고 유통 및 가격 혁신을 통해 단시간에 브랜드의 인지도를 높이는데 성공을 하였다. 그 결과 2007년 말에는 국내·외 740여 개 매장 운영을 통한 명실상부한 글로벌 기업으로 도약하였다.

그러나 현재 (주)더페이스샵은 후발 중저가 업체와 브랜드숍에 뛰어난 대기업의 도전에 직면

해 있다. 특히 급격한 매장의 팽창으로 인한 관리 미흡으로 인해 매장들의 위치 및 주위 경쟁 환경의 차이로 각 매장의 매출과 순이익의 차이가 남에도 불구하고 동일한 화장품의 공급, 동일한 판촉, 동일한 고객 전략 등 동일 매장관리 전략을 실행하고 있다. 또한 유사한 크기와 주위 환경을 가진 매장이라도 매출 및 순이익이 차이가 나는 경우가 많은데 각각의 매장을 차별화하지 못하고 있다. 따라서 경쟁 환경이 치열하고 고객의 수요 변화가 빠른 증저가 화장품 시장에서 (주)더페이스샵이 지속적인 경쟁 우위를 유지하기 위해서는 매장별 판매 예측을 통한 매장관리 및 매출이 높은 매장의 관리기법을 벤치마킹하여 차별화된 매장관리를 할 필요하다.

매장 이익 증대를 위한 방법의 하나로 상품 카테고리 중심의 상품 구색 및 상품 진열방법이 제시되었다. Suman *et al.*(2001)은 브랜드 중심의 매장 관리보다는 카테고리 중심의 매장 관리 방법이 매장의 이익이 더 높음을 제시하였으며, 전달영(2001)의 연구에서도 브랜드 중심의 매장관리가 매출증대에 유의하지 않음을 보였다. Chen *et al.*(2007)은 연관성 분석을 이용하여 카테고리 별로 상품을 선택하고 진열을 위한 방법을 제시하였다. 그러나 Suman *et al.*(2001) 및 전달영(2001)의 연구는 여러 제조업체로부터 다양한 가격대의 상품을 공급받아 진열이 가능한 매장에 대한 카테고리 관리 전략으로 매장을 통일 관리하는 체인스토어(Chain store)의 관리방법으로 적용하기에는 한계가 있다. 뿐만 아니라 Chen *et al.*(2007)의 연구 또한 고객이 선호하는 카테고리 상품의 선택에 있어 정적 데이터를 이용하였기 때문에 시간의 흐름에 따른 고객 선호도를 반영할 수 없는 문제점이 있다.

따라서 본 연구에서 체인스토어 매장 관리를 위한 방법으로 판매 데이터 분석을 통해 시간 순서를 고려한 상품 추천 및 매장관리 방법을 제시하였으며 다음과 같은 특징이 있다. 첫째, 기존의 상품 추천 대상은 고객이었으나, 본 연구

에서는 매장으로 확대하였다. 둘째, 매장의 판매 데이터를 기반으로 매장별 특징을 감안하여 개인화된 매장관리 방법(Personalized Store Management Tool)을 제시하였다. 셋째, 유사한 상품 판매 성향을 보이는 매장들을 군집화하여, 각 군집의 특징을 파악하고 개별 매장이 어느 군집에 포함되는지 분석하였다. 마지막으로, 시간의 흐름에 따른 매장들의 궤적을 예측함으로써, 매출액이 감소될 것으로 예측된 목표 매장들을 관리하는 방법을 제시하였다. 목표 매장을 관리하는 방법은 같은 군집에 속하는 유사한 매장의 매출 가능성을 감안하여 수익성이 높이는 전략을 사용하는 것이다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 II장에서는 제안한 방법론과 관련된 연구를 살펴보고, 제 III장에서는 (주)더페이스샵에 대해 기술하였다. 제 IV장에서는 본 논문에서 제시한 방법론에 대해 설명하였고 제 V장에서는 (주)더페이스샵 사례연구를 통해 본 논문이 제안한 방법론의 유용성을 검증하였으며, 제 VI장에서는 본 연구의 결론 및 향후 연구방향을 기술하였다.

II. 문헌 연구

2.1 카테고리 관리(Category Management)

카테고리 관리는 전략적인 비즈니스 단위로서, 고객의 가치 창출을 위해 카테고리를 관리하는 유통업체와 공급업체의 협력적 프로세스(Nielsen, 1992; Dapiran *et al.*, 2003)로 정의된다. 즉 상품 카테고리 내 브랜드는 서로 대체 가능하기 때문에, 특정 브랜드를 매장에 진열할 경우 다른 브랜드도 함께 진열해야 할 지 의사결정을 해야 한다. 따라서 기본적인 비즈니스 단위로 브랜드 보다는 카테고리 관리가 중요하다.

일반적으로 카테고리 관리 방법으로는 상품 구색(Product assortment planning)과 상품진열(Shelving) 등이 있다. 상품 구색은 상품의 수량과 중

류를 결정하는 프로세스로, 카테고리 내 다양한 상품은 고객들의 매장 방문을 유도하며(Rajaram, 2001), 잘 관리된 상품 진열은 소비자의 만족도를 증가시키며 상품 판매를 증대시킨다(Yang, 1999). Shailendra *et al.*(2007)은 카테고리 이익을 최대화하기 위해서는 전략적으로 소비자 선호를 고려하여 상품 구색에 대한 의사결정을 해야 한다고 제시하였으며, Chen *et al.*(2007)은 다차원 연관성 분석(Multi-Level association rule mining)을 통해 상품 구색 및 매장 진열을 위한 방법을 제안하였다.

2.2 SOM(Self-organizing map)을 이용한 상품추천

군집분석은 대상들을 분류하기 위한 명확한 기준이 존재하지 않거나 기준이 밝혀지지 않은 상태에서 다양한 특성을 지닌 대상자들을 집단으로 분류하는 데 사용되는 방법이다. 즉 개체간 유사성을 측정하여 유사성이 높은 대상을 동일 집단으로 분류하는 방법으로 군집 내 개체는 서로 유사성이 높고 군집간에는 서로 상이성이 높도록 집단을 분류하는 분석 방법이다.

군집분석 중 SOM 알고리즘은 Kohonen(Kohonen 1990; Kohonen 1995; Kohonen *et al.*, 1996)에 의해 제시, 개발되었으며 고차원의 데이터를 저차원의 지도 형태로 형상화하기 때문에 Kohonen Map이라고도 알려져 있다. 이렇게 형상화된 지도는 시각적으로 이해하기 쉬울 뿐 아니라 입력 변수의 위치 관계를 그대로 보존하기 때문에 실제 데이터가 유사하면 지도상에 가깝게 표현된다.

이러한 장점으로 인해 SOM 알고리즘을 이용한 다양한 연구가 진행되고 있으며 패턴 발견, 이미지 분석 등에서 뛰어난 성능을 보였다(Vesanto, 1999). 특히 추천시스템 분야에서는 SOM 알고리즘을 이용한 연구가 진행되었다. 대표적인 예로 유비쿼터스 환경에서 고객의 상황정보와 선호도를 반영하여 고객에게 적합한 매장을

추천하는 김재경 등(2007)의 연구가 있다.

2.3 시간 순서를 고려한 상품추천

고객의 선호도는 지극히 개인적이라 동일 상품에 대해서도 시간에 따라 변한다. 그러나 기존의 협업필터링 기법을 이용한 추천 시스템은 정적인 데이터를 사용하여 고객 선호도를 파악하였기 때문에 시간의 흐름이 따른 고객 선호도 변화를 탐색할 수 없는 문제점이 있었다. 이런 문제를 해결하기 위한 방법으로 순차패턴(Sequential pattern) 분석 방법을 활용한 추천 시스템 연구가 진행되고 있다.

순차패턴 분석은 시간 개념이 포함되어 동시 구매될 가능성이 높은 상품을 찾아내는 방법이다. 즉 구매의 순서가 고려된 상품간의 연관성을 측정하여 유용한 규칙을 찾는 기법으로 'A→B'로 규칙을 표현한다. 대표적인 연구로는 SOM 알고리즘을 이용하여 구매 패턴이 비슷한 고객들을 군집화하고, 시간에 변화에 따른 고객들의 군집 변화를 탐색하여 군집간 순차패턴을 이용한 조용빈과 조윤희(2007)의 연구가 있다.

III. (주)더페이스 샵

화장품 브랜드숍은 경쟁이 치열한 국내 화장품 시장의 틈새를 성공적으로 진입하였다. 대표적인 업체로는 (주)에이블씨엔씨의 미샤와 (주)더페이스샵이 있다. (주)더페이스샵은 (주)에이블씨엔씨의 미샤보다 늦게 시장에 진입하였지만 자연주의 화장품 브랜드로 (주)에이블씨엔씨의 미샤를 앞지르며 전체 화장품 업계 3위, 브랜드숍 업계 1위를 달성하였다. 또한 미국, 일본, 대만뿐 만 아니라 요르단 등 미개척 시장까지 진출함으로써 글로벌 화장품 브랜드로 도약하고 있다.

(주)더페이스샵이 이렇게 단기간에 성장한 배경에는 '내추럴 스토리(Natural story)'라는 슬로건 아래 자연 성분을 함유한 자연주의 화장품 브랜드

드로 웰빙(Well-being)이라는 고객의 니즈를 충족시켰기 때문이다. 또한 생산자부터 소비자까지 5~6단계의 유통 구조를 가지고 있었던 화장품 산업을 ㈜더페이스샵은 생산 공장 없이 연구 개발만 담당하고, 공급업자와 주문자상표 부착방식(OEM), 제조업자개발생산방식(ODM) 공급계약을 통해 직접 매장에 화장품을 공급함으로써 기초화장품부터 메이크업, 화장소품까지 1000여가지 품목을 1,000원~29,000원까지 합리적인 가격으로 제공해 고객의 선택 폭을 넓혔으며, 본사와 매장이 협력을 통해 상생할 수 있는 영업시스템을 구축하였기 때문이다.

<표 1> ㈜더페이스샵 연혁

◦ 2003년	더페이스샵 명동1호점 개설
◦ 2004년	대만등 첫 해외진출, 국내 매장 100호점 돌파 브랜드숍 화장품 업계 첫 면세점 입점, 온라인 쇼핑몰 개장
◦ 2005년	국내 화장품 업계 3위, 브랜드숍 화장품 업계 1위 달성 국내 매장 300호점 돌파
◦ 2006년	해외 매장 100호점 돌파
◦ 2007년	브루나이등 해외 신규진출

그러나 단기 간의 급성장으로 인해 고객 니즈 및 매장 내부 관리 수준의 격차 등을 고려하지

않은 획일화된 매장 관리로 시시각각 변하는 고객의 니즈에 대응하지 못했다.

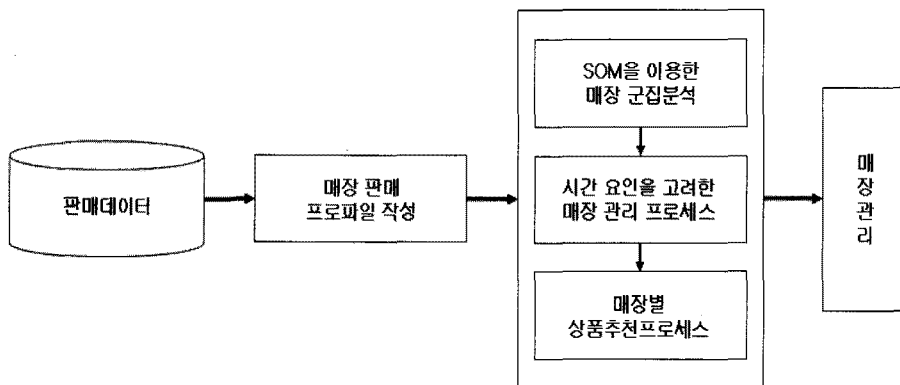
따라서 본 연구는 ㈜더페이스샵 매장 전체에 동일한 매장 관리를 위한 방법론 제시를 목적으로 하는 것이 아니라, 판매가 저조한 매장군에 대해 매장 관리 방법론을 제시하는 것이 목적이므로, 다양한 가격대의 다양한 상품을 판매하는 매장들을 SOM 알고리즘을 사용하여 유사한 판매프로파일을 가진 매장군으로 군집화한다. SOM 알고리즘을 이용한 군집은 이러한 판매 데이터를 가진 매장들 이해하기 쉬운 저차원의 지도로 표현해줌으로써 분석 및 해석이 용이하다.

IV. 방법

4.1 전체 분석 프로세스

유행에 민감하고 상품의 수명 주기가 짧은 시장에서 획일화된 매장관리 방법으로 매장의 수익을 증대시키기에는 한계가 있다. 따라서 매장에서 판매된 상품을 분석하고 고객의 선호를 예측하여 매장 각각에 적합한 관리방법을 제시할 필요가 있다.

본 연구에서는 고객의 동적 선호를 파악하여 매장의 수익성을 높이는 방법을 제안하며 <그림 1>과 같이 크게 판매 프로파일 생성, SOM을 이



<그림 1> 전체적인 추천 프로세스

용한 매장 관리 프로세스, 시간 요인을 고려한 매장관리 프로세스, 매장별 관리 프로세스 등 크게 4단계로 구분된다. 첫 번째 단계에서 상품 판매 데이터를 이용하여 매장의 판매 프로파일을 작성한다. 두 번째 단계에서는 매장의 판매 프로파일을 사용하여 SOM 알고리즘을 통해 유사한 판매 프로파일을 가진 매장들을 군집화하고 분석하여 사후적으로 매장의 수익성을 높이는 전략을 실행한다. 세 번째 단계에서는 시간대 별로 매장의 군집 궤적을 도출하고 궤적의 순서 패턴을 발견함으로써, 목표 시점에 목표 매장의 궤적을 예측하여 고객이 선호하는 상품을 매장에 추천함으로써 매장의 수익을 높인다. 마지막 단계에서 예측된 매장의 궤적을 통해 판매가 저조할 것으로 예상된 매장의 수익성을 높이기 위한 전략을 사전에 실행하여 관리한다.

4.2 매장 판매 프로파일 생성

매장 판매 프로파일은 매장의 특성을 나타내는 정보의 집합으로, 판매데이터는 매장 판매 프로파일을 생성하는데 있어 고객의 선호를 파악할 수 있는 중요 자원이다.

선호도 프로파일을 생성하는 일반적인 방법으로 상품 j 가 판매되면 1, 그렇지 않으면 0으로 표현하는 $M \times N$ 매트릭스가 사용된다. 그러나 유행에 민감하고 라이프 사이클이 짧은 상품의 선호도 프로파일을 생성할 경우 판매 시점과 판매 수량을 고려하지 않고 단지 판매여부에 따라 동일 가중치를 부여한다면, 특정 시기에 고객이 선호하는 상품의 우선순위를 파악할 수 없는 문제점이 있다.

매장에는 많은 상품이 진열되어 있으며, 시기 별로 판매되는 상품의 종류와 수량의 편차 크기 때문에 특정 시기에 많이 팔린 상품은 그렇지 않은 상품보다 그 시점에 고객이 더 선호하는 상품이라고 가정할 수 있다. 따라서 T시점에 i 번째 매장에서 j 번째 상품에 대한 고객의 선호도

$r_{i,j}^T$ 는 식 (1)과 같이 정의된다.

$$r_{i,j}^T = \begin{cases} \frac{p_{i,j}^T}{\text{Max } p_j^T} & \text{if the product } j \text{ is sold at} \\ & \text{the store } i \text{ at time } T \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

여기서 $p_{i,j}^T$ 는 T시점에 $i(i = 1, 2, \dots, m)$ 번째 매장에서 판매된 $j(j = 1, 2, \dots, n)$ 번째 상품의 수량을 의미한다.

상품 판매 프로파일은 <표 2>과 같이 과거 매장의 상품 판매 데이터를 기반으로 매장-상품 매트릭스로 표현된다. 예를 들어 매장 S₀₀₁에서 1월, 2월, 3월 달에 P₀₀₁ 상품이 4, 5, 2개 팔렸다고 가정하자. 그러면 <표 2a>와 같이 매장별 판매월에 따른 상품 판매수량을 나타낼 수 있으며, 상품 P₀₀₁의 월별 최대 판매 수량은 1월에 10개, 2월에 5개, 3월에 20개 이다. 이 경우 식 (1)을 이용하여 매장 S₀₀₁에서 판매된 상품 P₀₀₁에 대한 고객 선호도는 <표 2b>와 같이 1월, 2월, 3월 각각 0.4, 1.0, 0.1로 표현된다.

<표 2> 매장 판매 프로파일

(1) 매장-상품 판매빈도

매장 ID	P ₀₀₁			P ₀₀₂			P ₀₀₃		
	1월	2월	3월	1월	2월	3월	1월	2월	3월
S ₀₀₁	4	5	2	1	2	3	5	14	10
S ₀₀₂	2	2	15	20	8	4	1	6	9
S ₀₀₃	10	1	20	1	0	9	0	19	7
Max	10	5	20	20	8	9	5	19	10

(b) 매장-상품 선호도

매장 ID	P ₀₀₁			P ₀₀₂			P ₀₀₃		
	1월	2월	3월	1월	2월	3월	1월	2월	3월
S ₀₀₁	0.4	1.0	0.1	0.1	0.3	0.3	1.0	0.7	1.0
S ₀₀₂	0.2	0.4	0.8	1.0	1.0	0.4	0.2	0.3	0.9
S ₀₀₃	1.0	0.2	1.0	0.1	0.0	1.0	0.0	1.0	0.7

4.3 SOM을 이용한 매장관리 프로세스

이 단계는 유사한 판매 프로파일을 가진 매장들을 군집화하여 판매가 저조한 매장군집에 대해 판매가 높은 매장군집의 특성을 벤치마킹하여 매장의 수익성을 증대시키는 매장 관리 전략을 수립하는 것으로, 사후적으로 매장을 관리하는 방법을 제시한다.

본 연구에서는 유사한 판매 프로파일을 가진 매장들에 대해 군집을 형성하기 위하여 SOM 알고리즘을 이용한다. 그러나 군집화 작업을 수행할 시 분류할 군집 개수를 사전에 알 수 없으며, 절대적 군집 개수가 없기 때문에 적절한 군집의 개수를 결정해야 한다. 군집의 개수를 결정하기 위한 방법 중 하나로 DB 인덱스(Davies and Bouldin Index)가 있다(Davies and Bouldin, 1979). DB 인덱스는 생성된 군집들을 서로 비교하여 군집 내의 거리는 작고, 군집간 거리는 클수록 적절한 분류라고 판단하는 방법으로 식 (2)와 같이 표현된다. 따라서 분류된 군집에 대해 DB 인덱스 값이 작을수록 군집화가 적절하게 이루어졌다고 할 수 있다.

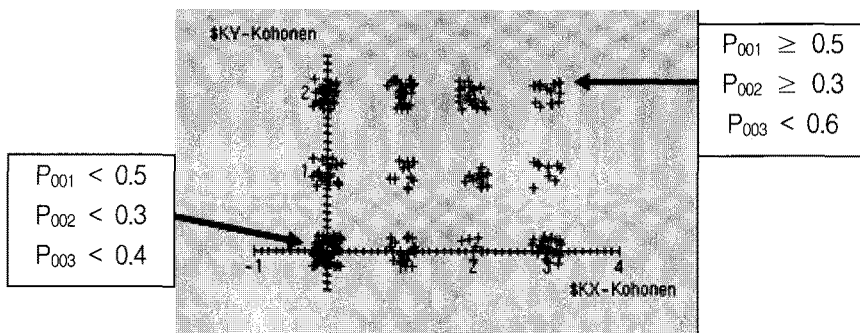
$$DB(K) = \left(\frac{1}{K} \right) \sum_{k=1}^K \max \left\{ \frac{S_k + S_i}{d_{ik}} \right\} \quad (2)$$

여기서 S_k 는 k번째 군집의 중심과 그에 속한

개체들 간의 거리 평균, d_{ik} 는 i번째 군집의 중심과 k번째 중심 간의 거리를 나타낸다.

SOM 알고리즘을 통해 학습된 매장 판매프로파일은 사전에 정의된 군집의 개수만큼 유사성에 따라 <그림 2>와 같이 지도상에 군집의 형태로 분포되고, 의사결정나무 분석에 의해 각 군집을 설명할 수 있다. 예를 들어 군집 ID "00"은 상품 P_{001} 에 대한 선호도가 0.5이상이고, 상품 P_{002} 의 선호도가 0.3이하이며, 상품 P_{003} 에 대한 선호도가 0.4이하인 매장들이 속해 있는 군집이다.

SOM 알고리즘을 통해 매장을 군집화한 이후, 각 군집에 속해 있는 매장의 주요 판매 상품, 평균 매출액, 평균 판매 건수 등을 산정하여 매장의 수익성을 예상할 수 있다. 아래 <표 3>은 SOM 알고리즘을 통해 학습한 매장 군집의 예이다. 매장 S_{001} , S_{007} , S_{010} , S_{012} , S_{036} 은 군집 ID "00"에 속하며, 그 군집의 평균 매출액은 1,170만 원, 평균 판매건수가 3,790건이고, 클렌징 폼, 아이라이너 상품이 주로 팔린다고 가정하자. 그러면 매장 S_{001} 의 평균 매출액과 판매건수는 그 매장이 속한 군집의 평균보다 작다. 따라서 매장 S_{001} 의 수익성을 증대시키기 위해서는 군집내 수익성이 높은 매장을 벤치마킹하거나 또는 이웃 군집 ID "10"으로 유도할 필요가 있다. 이와 같이 행위를 유도할 수 있는 전략으로는 고객 방문을 촉진할 수 있는 할인 쿠폰 발송이나, 방문한 고객에게



<그림 2> SOM 매장 군집 및 정의

<표 3> 군집의 특징 예

군집ID	매장 ID	주요 판매 상품	매출액	판매건수	평균매출액	평균판매건수
00	S001	클렌징폼, 아이라이너	1,000	3,500	1,170만원	3,790
	S007		1,100	3,800		
	S002		1,200	4,200		
	S012		1,300	3,700		
	S036		1,250	3,750		
10	S003	클렌징폼, 아이크림	3,000	5,250	3,117만원	4,457
	S006		3,250	4,270		
	S009		3,100	3,850		

아이크림의 구매를 권유하는 크로스 셀링(Cross-selling) 또는 업 셀링(Up-selling)이 있다.

4.4 시간 요인을 고려한 매장 관리 프로세스

상품에 대한 고객의 선호는 시시각각 변한다. 따라서 매장들의 과거 판매 패턴 분석을 통해 매장의 판매 행태를 예측하여, 고객이 선호하는 상품을 전면에 배치하고 고객에게 추천한다면 매장의 수익성을 높일 수 있다.

시간의 흐름에 따른 상품에 대한 매장의 판매 패턴을 분석하고 예측하기 위해 매장의 판매 프로파일을 SOM 알고리즘을 이용하여 군집화하면 사전에 정의된 군집의 개수(q)만큼 아래와 같이 집합을 이룬다.

$$C = \{C_1, C_2, \dots, C_q\} \quad (3)$$

각각의 군집은 유사한 판매 패턴을 가진 프로파일의 집합으로, 개별 매장에 대한 T시점에 k 기간 동안의 동적 행태 궤적 집합(L_i)은 식 (4)와 같이 표현할 수 있다.

$$L_i = \{C_{i,T-k}, \dots, C_{i,T-1}, C_{i,T}\} \quad (4)$$

여기서 $i(i = 1, 2, \dots, m)$ 는 매장을 의미하며,

$C_{i,T-k} \in C, k = 0, 1, \dots, l-1, l \geq 1$ 를 나타낸다.

아래 <표 4>는 개별 매장의 궤적을 표현한 예이다. 즉 S₀₀₁ 매장이 T-3 시점에 군집 ID “00”에 속하였고, T-2 시점에 군집 ID “01”, T-1 시점에 군집 ID “01”에 포함되어 있으며 T 시점에는 군집 ID “00”에 포함되어 있다.

<표 4> 개별 매장 궤적

매장ID	T-3	T-2	T-1	T
S ₀₀₁	00	01	01	00
S ₀₀₂	00	11	11	00
S ₀₀₃	10	10	11	10
S ₀₀₄	10	10	11	10
S ₀₀₅	12	10	20	21
S ₀₀₆	10	12	20	21
:	:	:	:	:

그러나 기존의 순차패턴(sequential pattern) 방법에서는 특정 시점에 특정 군집이 발생하는 조건을 명확히 설명하지 못하는 문제가 있다. 따라서 본 연구에서는 조영빈과 조윤호(2007)의 연구와 Chiang *et al.*(2003)의 연구에서 제시한 바 있는 순차패턴을 구하는 방법을 사용하여 최소 지

지도와 신뢰도를 만족하는 순차패턴 $A \Rightarrow B$ 를 도출한다. 여기서 A는 T-K+1기간 동안의 군집 궤적이며, B는 T시점의 군집을 나타내는 것으로 목표 매장이 T+1기간 동안 A의 궤적 행태를 보였으면, T 시점에 B의 군집에 있을 것으로 예측 가능하다.

아래 <표 5>는 매장의 순차 패턴 규칙을 나타낸 예로 특정 매장이 T-3 시점에 군집 ID "10"에 속하였고, T-2 시점에 군집 ID "10", T-1 시점에 군집 ID "11"에 포함되었다면 그 매장은 T시점에 군집 ID "00"에 포함될 것이라고 예측할 수 있다. 따라서 T시점에 목표 매장이 속할 것이라고 예측된 군집 ID "00"의 판매 상품 중 판매량이 가장 많은 TOP-N개를 고객에게 추천함으로써 매출을 증대시킬 수 있다.

<표 5> 매장궤적의 순차 패턴

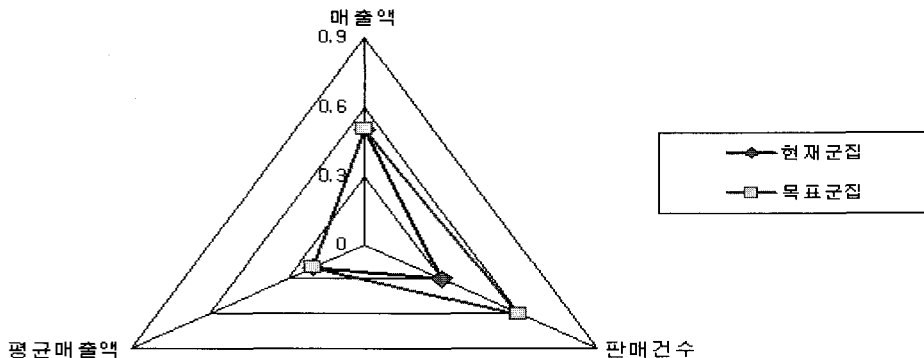
Rule	T-3	T-2	T-1	T	Support	Confidence
1	10	10	11	00	4.52%	52.00%
2	12	10	20	21	0.74%	67.40%
3	30	21	21	11	0.71%	70.70%
4	00	01	01	00	0.69%	63.00%

4.5 매장별 상품추천프로세스

수익성이 저하된 매장들은 몇 달 전에 특이한 공통의 행위패턴을 보인다. 이와 같이 매장의 수익성이 저하되는 신호를 사전에 파악함으로써, 신호를 보인 매장의 행위를 기존의 수익성이 높은 매장의 행위 상태로 유도하여 사전에 매장의 수익성 저하를 예방할 수 있게 된다.

이 단계에서는 예측된 매장 궤적을 이용하여 판매가 저조할 것으로 예상된 매장에 대해 같은 군집에 속하는 유사한 매장의 매출 가능성을 감안하여 수익성을 높이는 전략을 사용한다. 즉 사후적으로 매장을 관리하는 군집분석과 달리 매장 궤적을 예측하여 수익이 낮은 군집에 포함될 것이라고 예상된 매장에 대해 수익성이 높은 매장 또는 군집을 벤치마킹함으로써 사전에 미리 매장을 관리한다.

앞서 제시된 <표 5>의 매장의 순차 패턴 규칙을 활용하여 매장의 과거 궤적을 통해 미래의 궤적을 예측할 수 있을 뿐 아니라, <표 3>의 군집 특성을 통해 예측된 매장 군집의 수익성을 예상할 수 있다. 예를 들어 매장 S_{001} 이 발견된 순차패턴에 의해 T시점에 군집 ID "00"에 있을 것으로 예측되었다면, <표 3>에 의해 그 군집은 판매가 저조한 군집임을 알 수 있다. 따라서 T시



<그림 3> 행위 유도 마케팅 설계

점에 S₀₀₁ 매장의 판매 증대를 위해서는 군집 ID "00"에 포함된 매장 중에서 판매가 많은 매장의 특징을 벤치마킹하거나 이웃 군집 ID의 특징을 벤치마킹하여 고객의 선호를 유도할 필요가 있다.

예측된 군집과 유도하고자 하는 목표 군집이 설정되었다면 목표 군집으로 유도하는 전략을 실행해야 한다. <그림 3>은 예측된 군집과 유도하고자 하는 목표 군집의 특징 차이를 비교하여 나타낸 것으로, 예측된 군집의 판매 건수가 유도하고자 하는 목표 군집에 비해 많이 작음을 알 수 있다. 따라서 할인쿠폰 및 무료 증정품 배포, 판매 빈도가 높은 상품의 전면 진열 등을 통해 고객 방문을 증가시킬 수 있는 매장관리 전략을 실행해야 한다.

V. 성능 평가

5.1 실험방법

본 연구에서는 2006년 1월부터 2007년 12월까지 2년 간의 ㈜더페이스샵의 화장품 판매 데이터를 이용하여 시간요인을 고려한 매장 관리 프로세스의 유용성을 검증하였다. 판매 데이터는 270개 매장과 2,070종류의 화장품으로 구성되어 있으며, 데이터의 양은 52,985,548레코드이다. 각 매장들을 SOM 알고리즘을 통해 상품 판매 비중이 유사한 군집으로 분류하기 위하여 SPSS사에서 제공하는 클레멘타인 5.1을 사용하였다.

실험 디자인은 <표 6>과 같이 2(추천 모델 구축 시기: 1년 전 데이터 이용하여 모델 구축(B), 3개월 전 데이터를 이용하여 모델 구축(C)) X 2(데이터 셋: 2007년 신상품 포함 데이터(W, 2,070개 아이템), 2007년 신상품 제외 데이터(WO, 642개 아이템))로 설정하였다. 이는 라이프 사이클이 짧은 상품뿐 아니라 라이프 사이클에 긴 상품에 대해 고객의 동적 선호 탐색한 경우와 그렇지 않은 경우에 추천 결과의 차이가 있는지

검증하기 위해서이다.

<표 6> 실험 디자인

구 분	B (1년 전 데이터→올해)	C (올해 3개월 데이터→올해)
W(2007년 신상품 포함)	B-W	C-W
WO(2007년 신상품 제외)	B-WO	C-WO

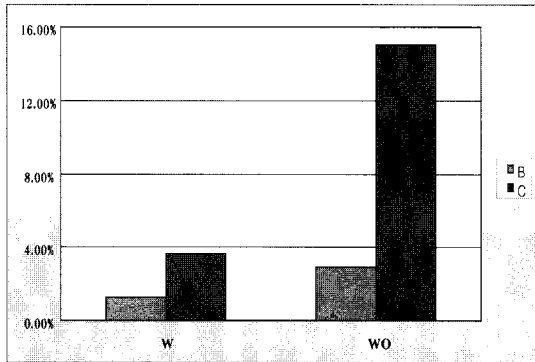
상품 추천에서 성능을 평가하기 위한 지표로는 정확률(Precision), 재현율(Recall)이 일반적으로 사용된다(Pazzani *et al.*, 1998, Sarwar *et al.*, 2000, 2001). 그러나 두 평가 지표는 추천 상품 TOP-N이 증가할 경우 정확률은 낮아지고 재현율은 높아지는 문제점이 있다. 뿐만 아니라 대다수의 상품이 매장에서 한 달에 1개 이상 판매되기 때문에 판매 수량에 관계없이 정확률이 100%가 된다. 본 연구에서 이런 문제를 해결하기 위하여 매장에서 판매된 상품의 비중이 전체 매장에서 판매된 상품의 비중보다 높은 상품을 대상으로 식 (4)과 같이 정확률과 재현율에 동일 가중치를 결합한 F1 척도(Pazzani *et al.*, 1998, Sarwar *et al.*, 2000, 2001)를 사용하였다. 또한 제안한 방법론의 효과를 검증하기 위하여 SPSS 12 프로그램을 사용하여 양측 t-검정을 실시하였으며, 연구결과에 나타난 유의성의 임계치는 P < 0.05수준으로 정하였다.

$$F1 = \frac{2 \times \text{정확률} \times \text{재현율}}{\text{정확률} + \text{재현율}} \quad (4)$$

5.2 실험결과

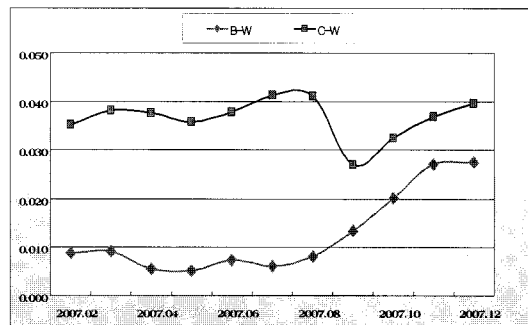
추천시점 1년 전 데이터와 3개월 전 데이터로 구축된 모델 각각을 2006년과 2007년에 판매된 상품과 2007년 출시된 신상품을 제외한 상품

대상으로 비교 실험한 결과는 <그림 4>과 같으며, 추천 시점 3개월 전 데이터로 모델을 구축하여 상품을 추천하였을 때 결과가 더 좋음을 볼 수 있다. 이는 화장품처럼 라이프 사이클이 짧은 특성을 가진 상품을 판매하는 매장을 관리하는데 있어 유행에 민감한 고객들의 동적 선호를 탐색하여 상품을 추천함으로써 매장관리를 효율적으로 할 수 있음을 실증적으로 보여준다.



<그림 4> 실험 결과(F1)

- 2006년과 2007년에 판매된 상품 추천 결과: <그림 5>와 같이 추천 시점 3개월 전 데이터로 모델을 구축하여 매장에 추천한 결과 값이 1년 전 데이터로 모델을 구축한 것 보다 높다. 이는 매년 신상품이 출시되는 화장품 업계의 특성 즉 유행에 민감하고 라이프



<그림 5> B-W/C-W 추천 결과

프 사이클이 짧은 화장품 특성으로 인하여 일년 전 데이터를 이용하여 올해의 판매 상품을 추천한다는 것은 정확도가 떨어진다는 것을 의미한다. 그러나 겨울에는 F1 값의 차이가 상대적으로 작는데 이는 겨울철에 외출이 줄어들어 상대적으로 판매빈도가 높았던 메이크업 상품의 판매가 감소함에 따라 나타난 결과라고 해석해 볼 수 있다.

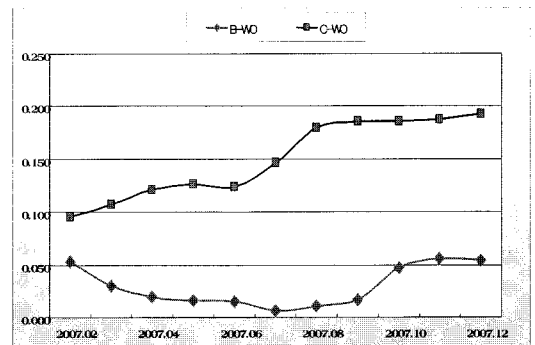
<표 7>은 2006년과 2007년에 판매된 상품에 대해 두 집단간의 t-test 결과를 살펴보면 유의확률(Sig.)이 0.019로 나타났다. 따라서 유의 수준이 0.05보다 작아 통계학적으로 유의한 것으로 나타났으므로 3개월 전 데이터로 모델을 구축하는 것이 고객의 동적 선호를 더 잘 반영한다고 할 수 있다.

<표 7> 2006년과 2007년에 판매된 상품에 대한 추천 모델 독립표본 t-검정

측정치	집 단	평 균	t-값	유의확률
W	B	0.013	-8.496	0.019*
	C	0.037		

주) * p < 0.05.

- 2007년 출시된 신상품을 제외한 상품 추천 결과: 상품의 라이프 사이클을 제외하여 실



<그림 6> B-WO/C-WO 추천 결과

험한 결과는 <그림 6>와 같다. 2006년과 2007년에 판매된 상품을 추천한 결과와 마찬가지로 추천 시점 3개월 전 데이터로 모델을 구축하여 매장에 추천한 결과 값이 상대적으로 더 높은 것을 알 수 있다. 이는 신상품뿐만 아니라 이전 부터 판매되었던 기존 상품에 대해서도 본 연구에서 제안하는 모델이 유행에 민감한 고객들의 선호를 잘 반영함을 의미한다.

<표 8>은 기존 상품에 대한 각각의 독립 두 표본 평균검정 결과 유의확률(Sig.)은 0.002으로 나타났다. 따라서 유의 수준이 0.05보다 작으므로 3개월 전 데이터로 모델을 구축하는 것이 통계학적으로 유의한 것으로 나타났다.

<표 8> 기존 상품에 대한 추천 모델 독립표본 t-검정

측정치	집 단	평 균	t-값	유의확률
WO	B	0.293	-9.663	0.002*
	C	0.150		

주) * p < 0.05.

VI. 결 론

경쟁이 치열한 화장품 시장에서 획일화된 매장관리 방법으로 매장의 수익성을 증대하기에는 한계가 있다. 이러한 문제점을 해결방안으로 본 연구에서는 매장의 판매 프로파일을 SOM 알고리즘을 이용하여 군집의 특성을 탐색하였고, 동적 매장 관리를 위해 시간에 따른 고객의 선호를 파악하여 매장의 궤적을 예측하고 매장을 관리하는 방법을 제안하였을 뿐 아니라, 판매가 저조할 것으로 예측된 매장에 대해 수익성을 높이는 전략을 제안하였다.

본 연구에서 제안한 동적 매장 관리 프로세스를 ㈜더페이스샵 판매 데이터를 이용하여 실험

한 결과 유행에 민감하고 라이프 사이클이 짧은 상품을 관리하는데 있어 시시각각 변하는 고객의 선호를 파악하는 것이 중요하다는 것을 알 수 있었다. 특히 신상품을 출시할 경우 고객의 선호를 파악하기 위해 체험 마케팅을 실시하고, 파악된 선호를 통해 탄력적으로 상품을 공급하고 판촉을 강화한다면 매장 수익 증대에 기여할 것이다.

본 연구는 ㈜더페이스샵 매장의 판매 데이터로 분석하였기 때문에, 화장품 시장 전체를 일반화하기에는 한계가 있을 수 있다. 뿐만 아니라 고객의 인구통계학적 정보 및 상황정보 등 고객의 구매에 영향을 미칠 수 있는 데이터를 고려하지 못한 한계가 있다. 따라서 이러한 정보를 함께 고려한 후속 연구가 이루어 진다면 의미가 더 클 것이다.

참 고 문 헌

- 김영찬, 황순옥, 김대중, “화장품산업의 현황 및 발전방안”, 대한화장품학회지, 제30권, 제1호, 2004, pp. 1-6.
- 김재경, 채경희, 김민용, “U-마켓에서의 매장 추천 방법”, 한국지능정보시스템학회논문지, 제13권, 제4호, 2007, pp. 45-63.
- 전달영, 권주형, “다양성 추구용과 구색용 카테고리 리에 대한 소매업체의 점포내 전술 실행이 점포성과에 미치는 영향”, 유통연구, 제10권, 제4호, 2005, pp. 1-22.
- 조영빈, 조원호, “구매순서를 고려한 개선된 협업 필터링 방법론”, 한국지능정보시스템학회논문지, 제13권, 제2호, 2007, pp. 69-80.
- Cho, Y. H., and J. K. Kim, “Application of Web usage mining and product taxonomy to collaborative recommendations in e-commerce”, *Expert Systems with Applications*, Vol.26, 2004, pp. 233-246.
- D. L. Davies, and D. W. Bouldin, “A cluster separation measure”, *IEEE Trans. Patt. Anal. Machine*

- Intell*, Vol.PAMI-1, 1979, pp. 224-227.
- G. Peter Dapiran, Sandra Hogarth-Scott, "Are co-operation and trust being confused with power? An analysis of food retailing in Australia and the UK", *International Journal of Retail and Distribution Management*, Vol.31, 2003, pp. 256-267.
- Ding-An Chiang, Yi-Fan Wang, Shao-Lun Lee, and Cheng-Jung Lin., "Goal-oriented sequential pattern for network banking churn analysis", *Expert Systems with Applications*, 2003, pp. 293-302.
- Kim, C. Y., J. K. Lee, Y. H. Cho, and D. H. Kim, "VISCORS: a Visual Contents Recommender System on the Mobile Web", *IEEE Intelligent Systems, Special issue on Mining the Web for Actionable Knowledge*, Vol.19, 2004, pp. 32-39.
- Kim, J. K., and Y. H. Cho, "Using Web Usage Mining and SVD to Improve E-commerce Recommendation Quality", *Lecture Notes in Computer Science*, Vol.2891, 2003, pp. 86-97.
- Kohen, T., "The Self-Organizing Map", *Proceedings of the IEEE*, Vol.78, No.9, 1990, pp. 1464-1480.
- Kohen, T., "Self-Organizing and Associative Memory", Berlin; Springer-Verlag, 1995.
- Kohen, T., E. Oja, O. Simula, A. Visa, and J. Kangas, "Engineering applications of the Self-Organizing Map", *Proceedings of the IEEE*, Vol.84, No.10, 1996, pp. 1358-1384.
- Melville, P., R. J. Mooney, R. Nagarajan, "Content-boosted collaborative filtering for improved recommendations", *In Proc. of the 18th National Conference on Artificial Intelligence*, 2002, pp. 187-192.
- Miller, B., J. Konstan, and J. Riedl, "PocketLens: Toward a Personal Recommender System", *ACM Transactions on Information Systems(TOIS)*, Vol. 22, 2004, pp. 437-476.
- Mu-Chen Chen, and Chia-Ping Lin., "A data mining approach to product assortment and shelf space allocation", *Expert Systems with Applications*, Vol.32, 2007, pp. 976-986
- Nielsen Category Management, Nielsen Marketing Research, Northbrook, IL., 1992.
- Rajaram, K., "Assortment planning in fashion retailing: methodology", *application and analysis. European Journal of Operational Research*, Vol.129, No.1, 2001, pp. 186-208.
- Samaras, G., and P. Evripidou, "UbAgent: A Mobile Agent Middleware Infrastructure for Ubiquitous/Pervasive Computing", *Intelligent Systems Design and Applications*, 2003, pp. 523-538.
- Sarwar, B., G. Karypis, J. A. Konstan, and J. Riedl, "Analysis of recommendation algorithms for e-commerce", *In Proc. of the ACM*.
- Shailendra Gajanan, Suman Basuroy, and Srinath Beldona, "Category management, product assortment, and consumer welfare", *Market Lett*, Vol.18, 2007, pp. 135-148.
- Suman Basuroy, Murali K. Mantrala, and Rockney G. Walters, "The Impact of Category Management on Retailer Prices and Performance: Theory and Evidence", *Journal of Marketing*, Vol.65, 2001, pp. 16-32.
- Schafer, J. B., J. A. Konstan, and J. Riedl, "E-commerce recommendation applications", *Data Mining and Knowledge Discovery*, Vol.5, 2001, pp. 115-153.
- Vesanto, J., "SOM-based data visualization methods", *Intelligent data analysis*, Vol.3, 1999, pp. 111-126.
- Wang, D., S. and Lee, C. Lin, "Goal-oriented sequential pattern for network banking churn analysis", *Expert Systems with Applications*, Vol.25, 2003, pp. 293-302,
- Yang, M.-H., "An efficient algorithm to allocate shelf space", *European Journal of Operational Research*, Vol.131, 1999, pp. 107-118.

Information Systems Review

Volume 10 Number 2

August 2008

A Sequential Pattern Analysis for Dynamic Discovery of Customers' Preference

Ki Ryong Song^{*} · Soeng Ho Noh^{**} · Jae Kwang Lee^{**} · IL Young Choi^{***} · Jae Kyeong Kim^{***}

Abstract

Customers' needs change every moment. Profitability of stores can't be increased anymore with an existing standardized chain store management. Accordingly, a personalized store management tool needs through prediction of customers' preference

In this study, we propose a recommending procedure using dynamic customers' preference by analyzing the transaction database. We utilize self-organizing map algorithm and association rule mining which are applied to cluster the chain stores and explore purchase sequence of customers. We demonstrate that the proposed methodology makes an effect on recommendation of products in the market which is characterized by a fast fashion and a short product life cycle.

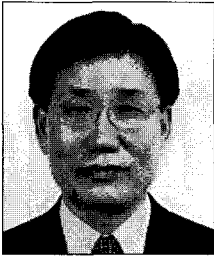
Keywords: *Recommender, SOM, Store Management, Sequential Patter, Cluster Analysis*

* THEFACESHOP

** Department of e-Business, Korea Polytechnic University

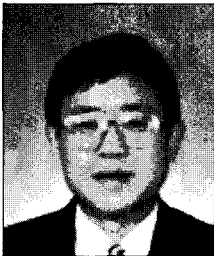
*** School of Business Administration, KyungHee University

◎ 저자 소개 ◎



송기룡 (krsong@thefaceshop.com)

한국외국어대학교에서 경제학 학사와 미국 페어리디킨슨대학교 MBA, 한국산업기술대학교에서 경영학 석사 학위를 취득하였고, 삼성전자 미주본사 법인장, 엠케이전자 대표이사로 근무하였다. 현재 더페이스샵 사장으로서 재직중이다. 주요 관심분야는 경영전략, 마케팅 및 고객전략 등이다.



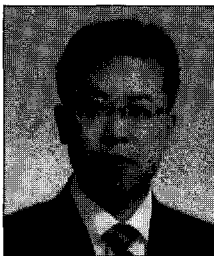
노성호 (shnoh@kpu.ac.kr)

프랑스 국립 Aix-Marseille 대학원 산업경제학 박사학위를 취득하였고, 한국전력주식회사, 산업연구원, 한국산업단지공단 정보센터에서 근무하였다. 현재 한국산업기술대학교 e-비즈니스학과 교수 및 지식기반·에너지대학원장으로 재직중이다. 주요 관심분야는 e비즈니스 정책, 디지털 경제, 산업경제 등이다.



이재광 (jkleee@kpu.ac.kr)

한국과학기술원에서 산업공학 학사와 경영정보학 석사, 경영공학 박사를 취득하였다. OpenTide Korea와 SK(주)에서 근무하였으며, 현재 한국산업기술대학교 e-비즈니스학과 부교수로 재직 중이다. 주요 관심분야는 전략의사결정, CRM, 지능정보시스템, e-Business 전략 등이며, 최근 RFID 및 u-비즈니스 모델에 관한 연구를 수행 중이다.



최일영 (choice102@khu.ac.kr)

경희대학교에서 경제학 학사, 동 대학원에서 경영정보시스템 전공으로 경영학 석사를 취득하였으며, e비즈니스 전공 박사과정에 재학 중이다. 주요 관심분야로는 CRM, 데이터마이닝, e-비즈니스 모형 및 전략 등이다.



김 재 경 (jaek@khu.ac.kr)

현재 경희대학교 경영대학에서 교수로 재직 중이다. 서울대학교에서 산업공학 학사, 한국과학기술원에서 경영정보시스템 전공으로 산업공학 석사 및 박사학위를 취득하였으며 미국 미네소타 주립대학교 경영정보학과, 그리고 텍사스 주립대학교(달라스) 에서 교환교수를 역임하였다. 주요 연구분야로는 비즈니스 인텔리전스, 추천시스템, 유비쿼터스 서비스 등이며, 주요저서로, e비즈니스 시스템, 비즈니스 인텔리전스, e-Business, 의사결정분석 및 응용 등이 있으며, Applied Artificial Intelligence, Artificial Intelligence Review, Electronic Commerce Research and Applications, Expert Systems With Applications, European Journal of Operational Research, Group Decision and Negotiation, International Journal of Human-Computer Studies 등의 외국 학술지 및 다수의 국내 학술지에 논문을 게재하고 있다.

본 논문은 지난 2008 한국경영정보학회 춘계학술대회에서 최우수논문상을 수상했으며 Information Systems Review 편집위원회에 의해 8월 2일 게재확정된 논문임을 알려드립니다.