

고객의 동적 선호 탐색을 위한 순차패턴 분석 : (주)더페이스샵 사례

송기룡*, 노성호**, 이재광**, 최일영***, 김재경****

A sequential pattern analysis for dynamic discovery of customers'
preference

Ki Ryong Song*, Soeng Ho Noh, Jae Kwang Lee**,
IL Young Choi***, and Jae Kyeong Kim****

* 서울특별시 강남구 역삼동 706-1 데이콤 빌딩 14 층 (주)더페이스샵,
Tel: 02-543-9270, Fax: 02-543-4988, E-mail:

** 경기도 시흥시 정왕동 2121 한국산업기술대학교 e-비즈니스 학과, 429-793
Tel: 031-8041-0674, Fax: 031-8041-0689, E-mail: jkleee@kpu.ac.kr

*** 서울특별시 동대문구 회기동 1 번지 경희대학교 경영대학 e-비즈니스 전공, 130-701
Tel: 02-961-9355, Fax: 02-967-0788, E-mail: jaek@khu.ac.kr

+ 교신저자

고객의 동적 선호 탐색을 위한 순차패턴 분석: (주)더페이스샵 사례

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

1. 서론

(주)더페이스샵은 2003년 12월 명동에 1호점을 개설한 브랜드숍으로, 개설 당시 국내 화장품 산업은 국내제조업체가 약 350개, 해외수입업체가 약 700여개로 치열한 경쟁을 벌이고 있었다. 또한 경기에 민감한 유통경로와 가격경쟁력이 낮은 화장품 산업의 특성으로 인해 전문점 시장의 고객 이탈현상이 심화되고 있었다 (김영찬외, 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 뛰어든 대기업의 도전에 직면해 있다. 특히 급격한 매장의 팽창으로 인한 관리 미흡으로 인해 매장들의 위치 및 주위 경쟁환경의 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 차별화를 하지 못하고 있다. 따라서 경쟁 환경이 치열하고 고객의 수요 변화가 빠른 중저가 화장품 시장에서 (주)더페이스샵이 지속적인 경쟁 우위를 유지하기 위해서는 매장별 판매 예측을 통한 매장관리 및 매출이 높

은 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 방법을 통해 매장의 이익이 더 높음을 제시하였으며, 전달영(2001)의 연구에서도 브랜드 중심의 매장 관리가 매출증대에 유의하지 않음을 보였다. Chen et al(2007)은 연관성 분석을 이용하여 카테고리별로 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. 뿐 만 아니라 Chen et al(2007)의 연구 또한 고객이 선호하는 카테고리 지 상품의 선택에 있어 정적 데이터를 이용하였기 때문에 시간의 흐름에 따른 고객 선호도 반영할 수 없는 문제점이 있다.

따라서 본 연구에서 체인스토어 매장 관리를 위한 방법으로 판매 데이터의 분석을 통해 시간 순서를 고려한 상품 추천 및 매장관리 방법을 제시하였으며 다음과 같은 특징이 있다. 첫째, 기존의 상품 추천 대상은 고객이었으나, 본 연구에서는 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 매장들이 어느 군집에 포함되는지 분석하였다. 마지막으로, 시간의 흐름에 따른 매장들의 궤적을 예측함으로써, 매출액이 감소될 것으로 예측된 목표 매장들을 관리하는 방법을 제시한다. 목표 매장을 관리하는 방법은 같은 군집에 속하는 유사한 매장의 매출 가능성을 감안하여 수익성이 높이는 전략을 사용하는 것이다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 제안한 방법론과 관련된 연구를 살펴보고, 제 3장에서는 ㈜더스페이스샵에 대해 기술하였다. 제 4장에서는 본 논문에서 제시한 방법론에 대해 설명하였고 제 5장에서는 ㈜더페이스샵 사례연구를 통해 본 논문이 제안한 방법론의 유용성을 검증하였으며, 제 6장에서는 본 연구의 결론 및 향후 연구방향을 기술 하였다.

2. 문헌연구

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 브랜드보다는 카테고리 관리가 중요하다.

일반적으로 카테고리 관리 방법으로는 상품 구색 (Product assortment planning)과 상품진열

(Shelving) 등이 있다. 상품 구색은 상품의 수량과 종류를 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 대상 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 방법이 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.

3. (주)더페이스 샵

화장품 브랜드샵은 경쟁이 치열한 국내 화장품 시장의 틈새를 성공적으로 진입하였다. 대표적인 업체로는 (주)미샤와 (주)더페이스샵이 있다. (주)더페이스샵은 (주)미샤보다 늦게 시장에 진입하였지만 자연주의 화장품 브랜드로 (주)미샤를 앞지르며 전체 화장품 업계 3위, 브랜드샵 업계1위를 달성하였다. 또한 미국, 일본, 대만뿐 만 아니라 요르단 등 미개척시장까지 진출함으로써 글로벌 화장품 브랜드로 도약하고 있다.

(주)더페이스샵이 이렇게 단기간에 성장한 배경에는 ‘내추럴 스토리(Natural story)’ 라는 슬로건 아래 자연 성분을 함유한 자연주의 화장품 브랜드로 웰빙(Well-being)이라는 고객의 니즈를 충족시켰기 때문이다. 또한 생산자부터 소비자까지 5~6단계의 유통 구조를 가지고 있었던 화장품 산업을 (주)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.

그러나 단기간의 급성장으로 인한 고객 니즈 및 매장 내부 관리 수준의 격차 등을 고려하지 않은 획일화된 매장 관리는 시시각각 변하는 고객의 선호도에 대응하지 못했다.

<표 1>(주)더페이스샵 연혁

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

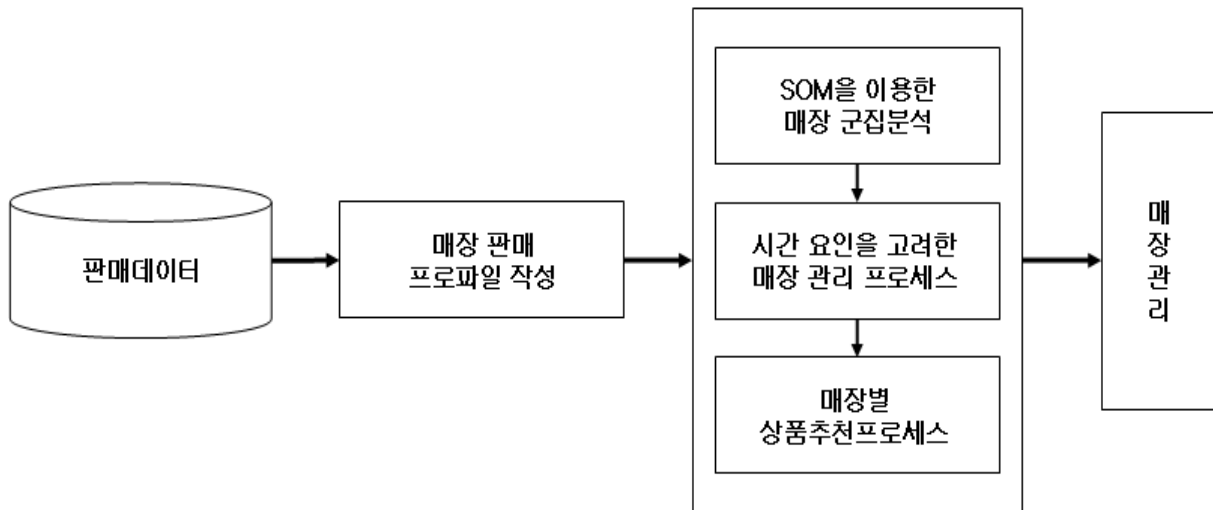
따라서 본 연구는 (주)더페이스샵 매장 전체에 동일한 매장 관리를 위한 방법론 제시를 목적으로 하는 것이 아니라, 판매가 저조한 매장군에 대해 매장 관리 방법론을 제시하는 것이 목적이므로, 다양한 가격대의 다양한 상품을 판매하는 매장들을 SOM 알고리즘을 사용하여 유사한 판매프로파일을 가진 매장군으로 군집화한다. SOM 알고리즘을 이용한 군집은 이러한 판매 데이터를 가진 매장들 이해하기 쉬운 저차원의 지도로 표현해줌으로써 분석 및 해석이 용이하다.

4. 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 이용한 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 시간대별로 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.



[그림 1] 전체적인 추천 프로세스

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 상품j가 판매되면 1, 그렇지 않으면 0으로 표현

하는 $M \times N$ 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, 시기별로 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 i번째 매장에서 j번째 상품에 대한 고객의 선호도 $r_{i,j}^T$ 는 식(1)과 같이 정의된다.

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

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 20개이다. 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

(a) 매장-상품 판매빈도

매장 ID	P ₀₀₁			P ₀₀₂			P ₀₀₃		
	1 월	2 월	3 월	1 월	2 월	3 월	1 월	2 월	3 월
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		
	1 월	2 월	3 월	1 월	2 월	3 월	1 월	2 월	3 월
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

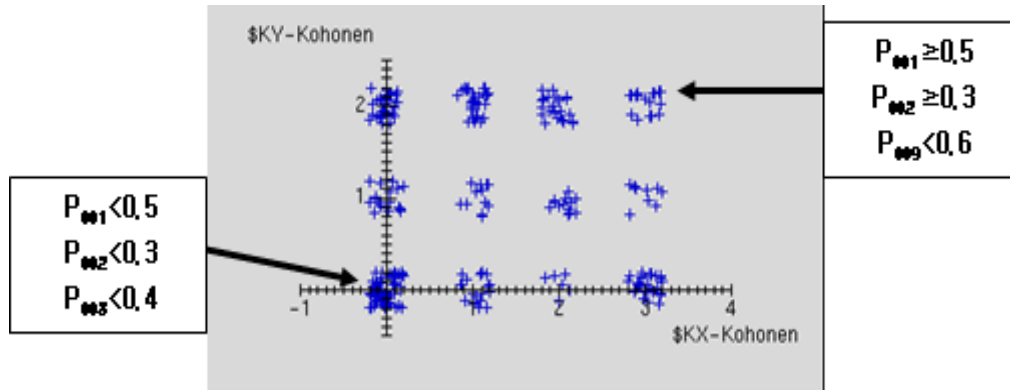
이 단계는 유사한 판매 프로파일을 가진 매장들을 군집화하여 판매가 저조한 매장군집에 대해 판매가 높은 매장군집의 특성을 벤치마킹하여 매장의 수익성을 증대시키는 매장 관리 전략을 수립하는 것으로, 사후적으로 매장을 관리하는 방법을 제시한다.

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 수식(2)와 같이 표현된다. 따라서 분류된 군집에 대해 DB인덱스 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 P₀₀₁에 대한 선호도가 0.5 이하이고, 상품 P₀₀₂의 선호도가 0.3 이하이며, 상품 P₀₀₃에 대한 선호도가 0.4 이하인 매장들이 속해 있는 군집이다.



[그림 2] SOM 매장 군집 및 정의

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 1,170 만원, 평균 판매건수가 3,790 건이고, 클렌징 품, 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 아이크림의 구매를 권유하는 크로스 셀링(Cross-selling) 또는 업 셀링(Up-selling)이 있다.

<표 3> 군집의 특징 예

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

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 k기간 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 S_{001} 매장이 T-3 시점에 군집 ID “00”에 속하였고, T-2 시점에 군집 ID “01”, T-1 시점에 군집 ID “01”에 포함되어 있으며 T시점에는 군집 ID “00”에 포함되어 있다.

<표 4> 개별 매장 궤적

매장 ID	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 조윤희(2007)의 연구와 Chiang et al(2003)의 연구에서 제시한 바 있는 순차패턴을 구하는 방법을 사용하여 최소 지지도와 신뢰도를 만족하는 순차패턴 $A \Rightarrow B$ 를 도출한다. 여기서 A는 T-K+1기간 동안의 군집 궤적이며, B는 T시점의 군집을 나타내는 것으로 목표 매장이 T-1+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 추천

함으로써 매출을 증대시킬 수 있다.

<표 5> 매장케적의 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%

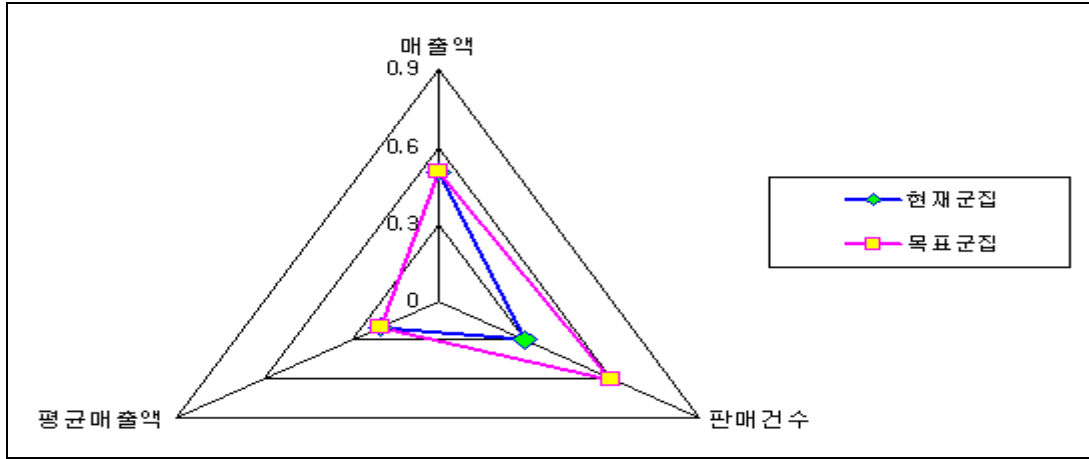
4.4 매장별 상품추천프로세스

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 케적을 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 케적을 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 케적을 통해 미래의 케적을 예측할 수 있을 뿐 아니라, <표 3>의 군집 특성을 통해 예측된 매장 군집의 수익성을 예상할 수 있다. 예를 들어 매장 S₀₀₁이 발견된 순차패턴에 의해 T시점에 군집 ID “00”에 있을 것으로 예측되었다면, <표 3>에 의해 그 군집은 판매가 저조한 군집임을 알 수 있다. 따라서 T시점에 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.



[그림 3] 행위 유도 마케팅 설계

5. 성능 평가

5.1 실험방법

본 연구에서는 2006년 1월부터 2007년 12월까지 2년 간의 (주)더페이스샵의 화장품 판매 데이터를 이용하여 시간요인을 고려한 매장 관리 프로세스의 유용성을 검증하였다. 판매 데이터는 270개 매장과 2,070 종류의 화장품으로 구성되어 있으며, 데이터의 양은 52,985,548 레코드이다. 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(추천모델 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

구분	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

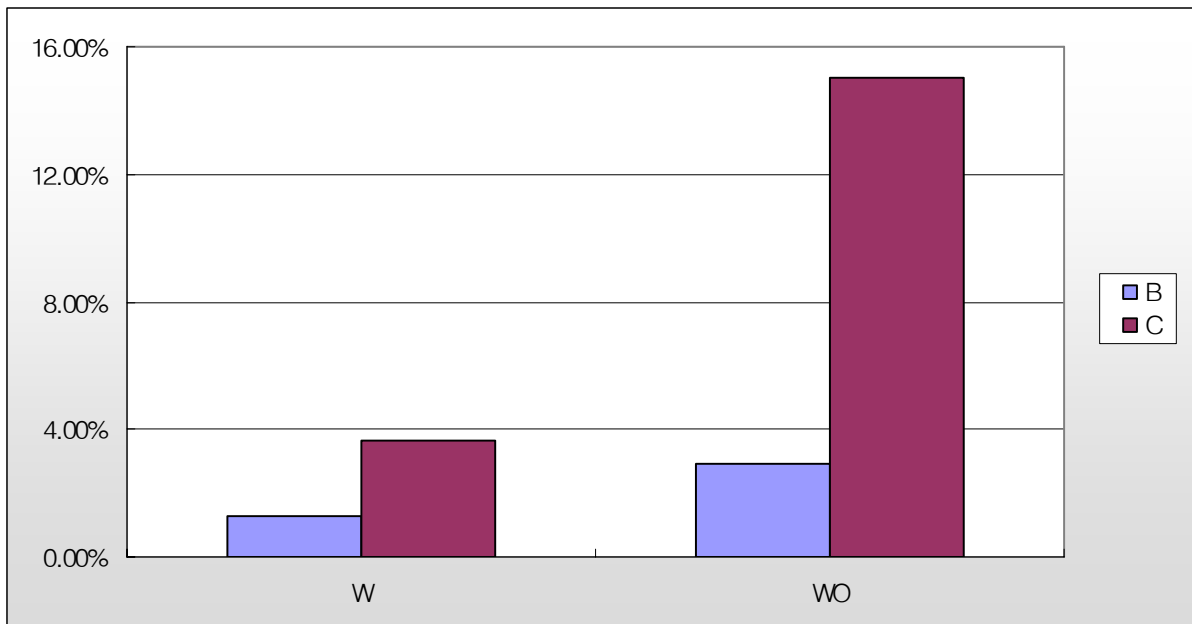
TOP-N이 증가할 경우 정확률은 낮아지고 재현율은 높아지는 문제점이 있다. 뿐만 아니라 대다수의 상품이 매장에서 한 달에 1개 이상 판매되기 때문에 판매 수량에 관계없이 정확률이 100%가 된다. 본 연구에서 이런 문제를 해결하기 위하여 매장에서 판매된 상품의 비중이 전체 매장에서 판매된 상품의 비중보다 높은 상품을 대상으로 식(4)과 같이 정확률과 재현율에 동일 가중치를 결합한 F1 척도(Pazzani et al., 1998, Sarwar et al., 2000, 2001)를 사용하였다. 또한 제안한 방법론의 효과를 검증하기 위하여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

(4)

$$F1 = \frac{2 \times \text{정확률} \times \text{재현율}}{\text{정확률} + \text{재현율}}$$

5.2 실험결과

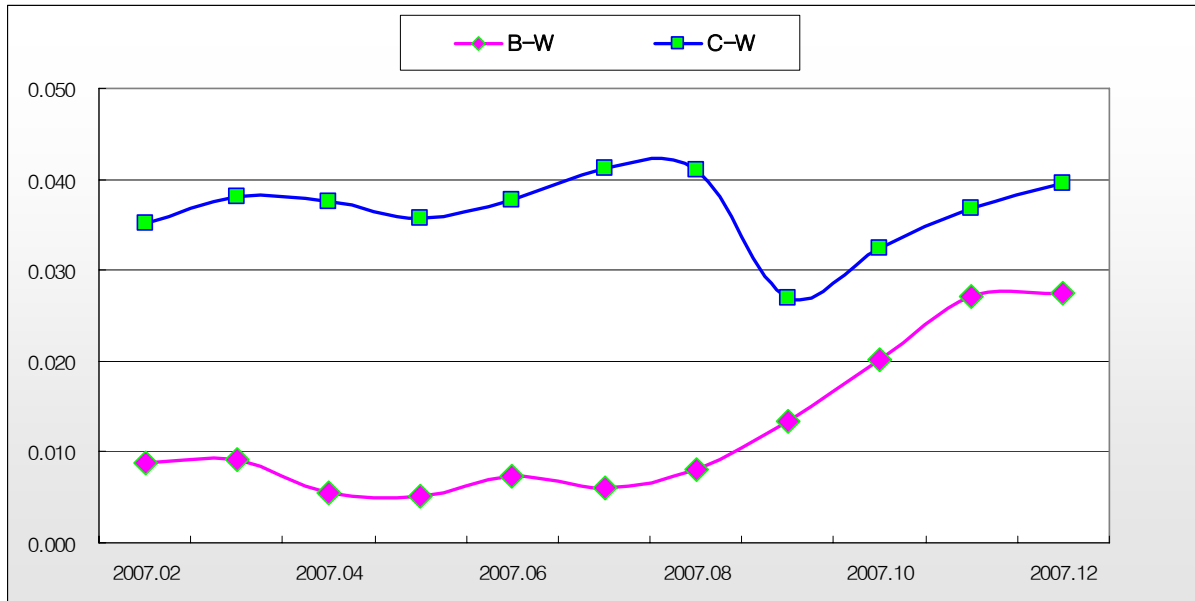
추천시점 1년 전 데이터와 3개월 전 데이터로 구축된 모델 각각을 2006년과 2007년에 판매된 상품과 2007년 출시된 신상품을 제외한 상품을 대상으로 비교 실험한 결과는 [그림 4]과 같으며, 추천 시점 3개월 전 데이터로 모델을 구축하여 상품을 추천하였을 때 결과가 더 좋음을 볼 수 있다. 이는 화장품처럼 라이프 사이클이 짧은 특성을 가진 상품을 판매하는 매장을 관리하는데 있어 유행에 민감한 고객들의 동적 선호를 탐색하여 상품을 추천함으로써 매장관리를 효율적으로 할 수 있음을 실증적으로 보여준다.



<표 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 사이클이 짧은 화장품 특성으로 인하여 1년 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.



[그림 5] B-W / C-W 추천 결과

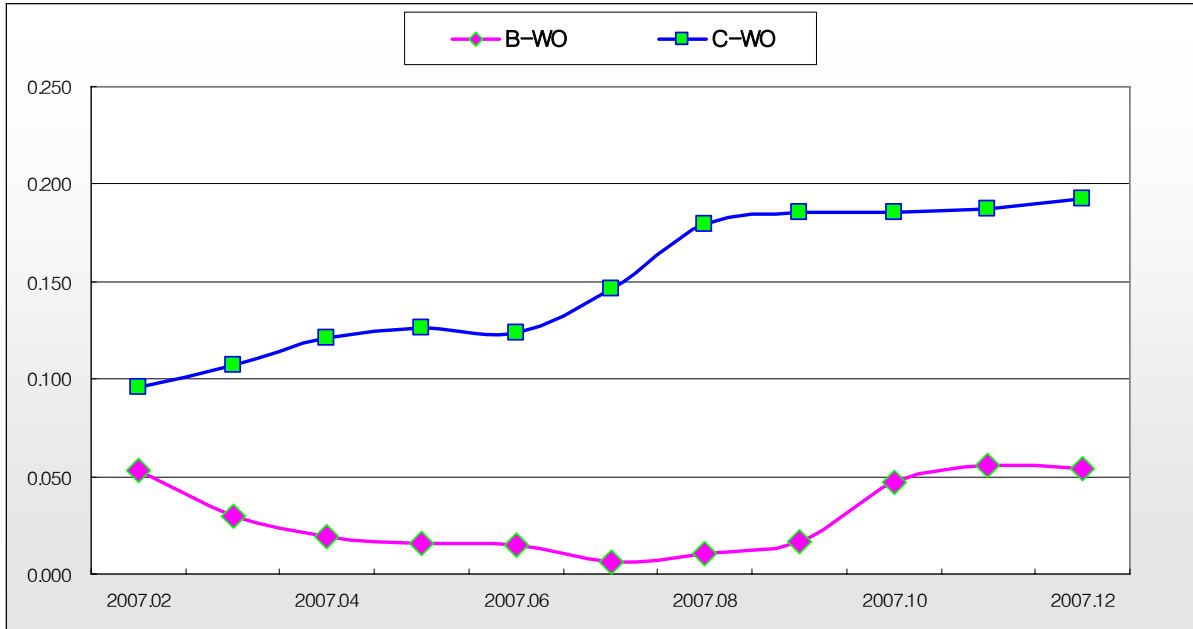
<표 7>은 2006년과 2007년에 판매된 상품에 대해 두 집단간의 t-test 결과를 살펴보면 유의확률(Sig.)이 0.019로 나타났다. 따라서 유의 수준이 0.05보다 작아 통계학적으로 유의한 것으로 나타났으므로 3개월 전 데이터로 모델을 구축하는 것이 고객의 동적 선호를 더 잘 반영한다고 할 수 있다.

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

측정치	집단	평균	t-값	유의확률
W	B	0.013	-8.496	0.019*
	C	0.037		
*p<0.05				

- 2007년 출시된 신상품을 제외한 상품 추천 결과 : 상품의 라이프 사이클을 제외하여 실험한 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 이전부터 판매되었던 기존 상품에 대해서도 본 연구에서 제안하는 모델이 유행에 민감한 고객들의 선호를 잘 반영함을 의미한다.



[그림 6] B-WO / C-WO 추천 결과

<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	집단	평균	t-값	유의확률
WO	B	0.293	-9.663	0.002*
	C	0.150		
*p<0.05				

6. 결론

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 파악

하여 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 (주)더페이스샵 판매 데이터를 이용하여 실험한 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 (주)더페이스샵 매장의 판매 데이터로 분석하였기 때문에, 화장품 시장 전체를 일반화하기에는 한계가 있을 수 있다. 뿐 만 아니라 고객의 인구통계학적 특성 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.

참고문헌

1. 김영찬, 황순욱, 김대중, “ 화장품산업의 현황 및 발전방안” , 대한화장품학회지, 제30권 제 1호 (2004) p.1-6.
2. 김재경, 채경희, 김민용, “ U-마켓에서의 매장 추천방법” , 한국지능정보시스템학회논문지, 제 13권 제 4호 (2007) p. 45-63.
3. 전달영, 권주형, “ 다양성 추구용과 구색용 카테고리에 대한 소매업체의 점포내 전술 실행이 점포성과에 미치는 영향” , 유통연구 제10권 4호 (2005) p.1-22.
4. 조영빈, 조윤호, “ 구매순서를 고려한 개선된 협업필터링 방법론” , 한국지능정보시스템학회논문지, 제13권 제 2호 (2007) p. 69-80.
5. Cho, Y.H., Kim, J.K., “ Application of Web usage mining and product taxonomy to collaborative recommendations in e-commerce” , Expert Systems with Applications. 26 (2004) p.233-246.
6. D. L. Davies, D. W. Bouldin, “ A cluster separation measure,” IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intell., vol. PAMI-1 (1979), p. 224- 227.
7. 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 & Distribution Management, 31 (2003) p.256-267.
8. Ding-An Chiang, Yi-Fan Wang, Shao-Lun Lee, Cheng-Jung Lin., “ Goal-oriented sequential pattern for network banking churn analysis” , Expert Systems with Applications (2003) p293-302.
9. Kim, C.Y., Lee, J.K., Cho, Y.H., Kim, D.H., “ VISCORS: a Visual Contents Recommender

- System on the Mobile Web” , IEEE Intelligent Systems, Special issue on Mining the Web for Actionable Knowledge. 19 (2004) p.32–39.
10. Kim, J.K., Cho, Y.H. “ Using Web Usage Mining and SVD to Improve E-commerce Recommendation Quality” , Lecture Notes in Computer Science. 2891 (2003) p.86–97.
 11. Kohen, T., “ The Self-Organizing Map” , Proceedings of the IEEE 78(9) (1990) p.1464–1480.
 12. Kohen, T., “ Self-Organizing and Associative Memory” , Berlin; Springer-Verlag (1995)
 13. Kohen, T., Oja, E., Simula, O., Visa, A. and Kangas, J., “ Engineering applications of the Self-Organizing Map” , Proceedings of the IEEE 84(10) (1996) p.1358–1384.
 14. Melville, P., Mooney, R.J., Nagarajan, R., “ Content-boosted collaborative filtering for improved recommendations” , In Proc. of the 18th National Conference on Artificial Intelligence. (2002) p.187–192.
 15. Miller, B., Konstan, J., Riedl, J., “ PocketLens: Toward a Personal Recommender System” , ACM Transactions on Information Systems (TOIS). 22 (2004) p.437–476.
 16. Mu-Chen Chen, Chia-Ping Lin., “ A data mining approach to product assortment and shelf space allocation” , Expert Systems with Applications 32 (2007) p.976– 986
 17. Nielsen Category Management (1992). Nielsen Marketing Research, Northbrook, IL.
 18. Rajaram, K., “ Assortment planning in fashion retailing: methodology” application and analysis. European Journal of Operational Research, 129(1) (2001), p. 186– 208.
 19. Samaras, G., Evripidou, P., “ UbAgent : A Mobile Agent Middleware Infrastructure for Ubiquitous/Pervasive Computing” , Intelligent Systems Design and Applications (2003) p.523–538.
 20. Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J.A., Riedl, J., “ Analysis of recommendation algorithms for e-commerce” , In Proc. of the ACM.
 21. Shailendra Gajanan, Suman Basuroy, Srinath Beldona, “ Category management, product assortment, and consumer welfare” , Market Lett, 18 (2007) p.135– 148.
 22. Suman Basuroy, Murali K. Mantrala, Rockney G. Walters, “ The Impact of Category Management on Retailer Prices and Performance: Theory and Evidence” , Journal of Marketing Vol. 65 (2001), p.16– 32.
 23. Schafer, J. B., Konstan, J. A., Riedl, J., “ E-commerce recommendation applications” , Data Mining and Knowledge Discovery, 5 (2001), p.115–153.
 24. Vesanto, J., “ SOM-based data visualization methods” , Intelligent data analysis, 3, (1999), p.111–126.
 25. Wang, D., S. Lee, C. Lin, “ Goal-oriented sequential pattern for network banking churn

- analysis” , Expert Systems with Applications 25 (2003) p.293– 302,
26. Yang, M.-H., “ An efficient algorithm to allocate shelf space” , European Journal of Operational Research, 131 (1999) , 107– 118.