

U-마켓에서의 매장 추천방법*

김재경
경희대학교 경영학과
(jaek@khu.ac.kr)

채경희
경희대학교 경영학과
(chk74@khu.ac.kr)

김민용
경희대학교 국제경영대학
(andy@khu.ac.kr)

유비쿼터스 환경에 기반한 시장, 즉 U-마켓에서는 고객이 제품을 구매함과 동시에 고객의 정보가 u-마켓 서버시스템에 저장되어 인터넷 쇼핑물과 같이 다양한 분석과 활용이 가능하게 되었다. 물리적인 공간과 가상 공간이 결합된 유비쿼터스 기반의 시장 환경에서는 고객이 오프라인에서 다양한 매장을 방문하면서 쇼핑을 하게 되는데, 이때 여러 매장에 동일한 제품이 동시에 존재할 수 있으므로 매장의 위치, 매장 분위기, 제품의 품질이나 가격 등에 대한 고객의 선호도를 반영하여 고객 개개인에게 적절한 매장을 추천해야 할 필요성이 제기된다.

본 논문에서는 유비쿼터스 환경에 기반한 시장에서 고객의 쇼핑 상황을 고려하여 고객의 선호를 반영할 수 있는 매장 추천방법을 제안한다. 제안한 매장 추천방법은 협업 필터링과, Apriori 알고리즘을 기반으로 구성되어 있다. 온라인 쇼핑물과는 다르게 U-마켓에서는 고객 개개인의 구매목록과 고객의 선호도를 반영한 매장 추천이 필요하며, 본 논문에서 제안하고 있는 매장 추천방법은 고객의 쇼핑경험을 극대화 하고 쇼핑 효율성을 제고시킬 뿐 아니라 장기적인 관점에서 매출증대를 통해 U-마켓 활성화에 기여할 수 있을 것으로 기대한다.

논문접수일 : 2006년 06월

게재확정일 : 2007년 11월

교신저자 : 채경희

1. 서론

최근 정보통신 기술의 발전에 따라 유비쿼터스 환경에 대한 논의가 다양한 관점에서 이루어지고 있다. 유비쿼터스 환경은 물리적 공간과 가상 공간의 구분이나 사용에 대한 시간 및 장소 제약 없이 네트워크에 접근하여 정보를 송수신할 수 있는 환경을 의미한다. 유비쿼터스 환경을 구현하기 위해

서는 물리적 공간과 가상 공간의 경계 없이 사용자의 정보를 감지할 수 있는 센싱 기술(Pervasive Sensing)이 필요하다. 그 외에도 센싱 기술을 통해 획득되는 각종 정보를 공유하여 사용자 주변 상황(Context)을 구성할 수 있도록 하는 상황인지 기술(Context-Awareness), 그리고 데이터베이스 및 효과적인 유무선 네트워킹을 통해 정보 공유의 단절이 발생하지 않도록 하는 연동 기술 등 다양한 최신

* 이 연구는 서울시 산학연 협력사업(과제번호 : 10802)의 재래시장 활성화를 위한 U-Market 개발 과제로부터 지원을 받아 수행되었다.

기술들이 필요하다. 특히 상황인지 기술은 사용자가 요구하기 전에 사용자의 요구사항을 파악할 수 있도록 함으로써, 사용자 중심의 서비스 제공이 가능하게 하는 핵심 기술로 인식되고 있다(Brown et al., 1997).

이와 같은 기술들을 통해 유비쿼터스 환경은 편재성, 정보의 풍부성, 상호작용, 높은 정보밀도, 개인화 및 고객화 등의 특징들이 있다. 그 중 정보밀도는 이용 가능한 정보의 양과 질을 의미하며, 상황인지 기술을 통해 양질의 대규모 정보가 저장되고 있다. 이를 활용하여 기업에서는 특정 고객에게 맞는 개인화된 정보 전달이 가능하게 되었으며, 개인화를 위한 연구가 지속되고 있다. 그 중에서도 고객이 자신의 의도를 명확하게 요구하지 않더라도 고객의 요구사항을 사전에 미리 파악하여 제공하는 추천시스템에 대한 연구가 활발하게 이루어지고 있다(Park, 2003).

추천시스템은 고객의 성향이나 기호에 따라 관심을 가질 만한 상품 또는 정보를 미리 찾아내어 권함으로써 고객의 정보탐색 비용을 줄이고 기업의 판매 기회를 확대시킴으로써 상거래 환경에 긍정적인 영향을 주는 것으로 알려져 있다(Schafer et al., 1999). 추천시스템은 1990년대 중반 이후부터 지금까지 여러 가지 방법론과 실험들을 통해 다양한 분야에 적용되어 유용성이 입증되어 왔다(Rensnick et al., 1994 ; Hill et al., 1995 ; Schafer et al., 1999 ; Jin et al., 2005). 그러나 지금까지 대부분의 추천시스템 관련 연구는 인터넷 환경, 혹은 모바일 환경에서의 제품 또는 정보를 추천대상으로 하고 있으며, 유비쿼터스 환경에서 고객에게 적합한 매장을 추천하는 연구는 아직 부족한 실정이다.

유비쿼터스 환경에서는 고객이 오프라인의 마켓플레이스(marketplace)에서 소비활동을 하더라도 온라인 마켓스페이스에서와 동일하게 고객의 행동

추적이 가능하다. 기존의 인터넷 공간과는 다르게 유비쿼터스 환경에서는 고객의 동선에 따라 매장 정보를 제공하는 등의 매장에 대한 관심이 대두되고 있다(Keegan, 2004). 즉, 동일한 제품이라 하더라도 여러 매장에 동시에 존재할 수 있으며 매장 간의 동선, 매장 위치, 매장 분위기, 제품의 품질, 가격 등에 대한 개인의 취향에 따라 선호하는 매장은 다를 수 있기 때문이다.

Krulwich(1997)의 연구에서는 사용자의 인구통계학적인 정보와 전자상거래 상에서 발생한 구매 정보를 이용하여 상품 및 매장을 추천하는 시스템인 Lifestyle Finder를 개발하였으며, Fano(1998)의 연구에서는 사용자가 자신의 구매 목록을 전송했을 경우, 위치를 추적하여 현재 위치에서 가장 가까운 매장 정보를 제공해 주는 시스템, Shopper's Eye를 개발하였다. 그리고 Keegan과 O'Hare(2004)의 연구에서는 고객이 전송한 구매 목록 데이터와 고객의 현재 위치를 분석하여 고객에게 가격, 판매 후 관리, 근접성 등의 조건이 좋은 매장의 정보를 제공해 주는 시스템, EasiShop을 개발하였다.

그러나 Krulwich(1997)의 연구는 전자상거래 환경을 기반으로 하여 물리적 공간의 특징을 반영하지 못하고 있으며, Fano(1998)의 연구에서는 물리적 공간의 특징을 반영하기는 하였으나, 매장의 위치 정보만을 사용하여 다양한 상황에 대한 고객의 선호를 반영하지 못한 한계가 있다. 그리고 Keegan과 O'Hare (2004)의 연구는 제품과 관련된 매장을 찾아내어 해당 매장에 대한 정보를 제공해 줄 뿐, Fano(1998)와 마찬가지로 매장에 대한 고객의 선호나 매장 간의 연관성에 대해서는 고려하지 못하고 있다. 따라서 본 논문에서는 U-마켓에서 다양한 상황정보를 활용하여 매장에 대한 사용자의 선호 및 매장 간의 연관성을 고려할 수 있는 매장추천 방법을 개발함으로써 고객이 특정 매장에서 제품을 구

매했을 경우, 현재의 매장과 관련성이 높은 매장들을 찾아서 추천하고자 한다.

본 논문에서 제시하고자 하는 매장 추천방법은 많은 연구를 통해 효과성이 입증된 협업 필터링(Collaborative Filtering : CF) 기법(Konstan et al., 1997 ; Montaner et al., 2003)을 기반으로 Apriori 알고리즘(Agrawal et al., 1993)을 혼합한 형태이다. 협업 필터링을 이용한 추천기법은 선호도가 유사한 사용자들의 과거 구매 정보를 기반으로 추천하는 방법이다. 이 때, 선호도가 유사한 고객을 찾아내기 위해 주로 사용되는 방법은 근접 이웃 찾기(nearest neighbor algorithm), 군집분석(clustering), 분류(classification) 등이 있는데(Montaner et al., 2003), 본 논문에서는 자기조직화지도(Self-Organizing Map : SOM)를 이용한 군집분석 방법을 사용하고자 한다. 이는 군집분석 방법의 처리 속도가 근접 이웃 찾거나 분류 방법에 비해 뛰어나며, 특히 자기조직화 지도를 이용한 군집분석 방법이 계산 속도나 대용량 데이터 처리 같은 부분에서 강점을 가지고 있기 때문이다(Kohonen, 1990). Apriori알고리즘은 추천할 목록을 생성하는 단계에서 사용하게 되는데, 이는 고객의 구매 행동이 발생하기 전에 미리 추천 목록을 생성하여 저장해 놓고, 구매 행동이 발생하면 실시간으로 추천하기 위한 것으로써 유비쿼터스 환경에서의 추천에 필요한 적시성을 높이기 위하여 도입하였다.

본 논문에서는 협업 필터링에 Apriori 알고리즘을 혼합함으로써, 유비쿼터스 환경의 마켓에서 실시간으로 매장 추천을 할 수 있는 방법을 제안하고 있다. 또한 백화점의 실제 거래 및 고객 데이터와 다양한 상황정보를 추가하여 만든 U-마켓 환경에 제안한 상점 추천 방법을 적용한 사례를 제시하였다. 본 논문에서 제안하고 있는 방법은 고객의 구매 상황을 기반으로 고객이 선호할 만한 매장을 추천

하여 고객의 쇼핑 효율성을 제고시킬 뿐 아니라, 장기적인 관점에서 유비쿼터스 환경에 기반한 시장 활성화에 기여할 수 있을 것으로 기대한다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 관련연구에 대해 살펴보고 제 3장에서는 U-매장 추천을 위한 방법에 대해 설명하였다. 제 4장에서는 사례연구를 통해 본 논문에서 제안하고 있는 방법론의 유용성에 대해 검증해 보았으며, 제 5장에서는 본 논문의 결론과 향후 연구 방향에 대해 논의하였다.

2. 관련 연구

2.1 상황(context)에 관한 정의

유비쿼터스 환경에서는 편제된 센싱 기술을 통해 고객에 대한 다양한 상황정보가 획득될 수 있고, 보다 사용자 중심적인 서비스를 제공할 수 있게 되었다. 본 논문에서는 고객의 선호도가 고객이 직면하고 있는 상황에 따라 달라질 수 있다는 것을 전제로 하여 상황에 따른 고객 선호도를 분석하고 있다. 예를 들어, 나이가 비교적 많은 장년층의 고객들은 나이가 적은 청년층의 고객들에 비해 매장간의 거리가 중요할 수 있다. 즉 청년층의 고객들은 자신이 원하는 곳이라면 먼 거리에 있는 매장이라도 기꺼이 찾아가는 반면, 나이가 많은 장년층의 고객들은 거리가 가까운 매장을 선택할 수 있기 때문이다.

이러한 상황정보에 대해 지금까지 다양한 정의가 시도되고 있으며, 지속적으로 연구 결과가 나타나고 있다. 지금까지의 연구들을 정리하면 <표 1>과 같다.

초기 형태의 상황에 대한 정의는 Brown(1997)에 의해 이루어졌다. 그는 상황을 위치, 사용자 주변 인물에 대한 신원 정보, 시간, 계절, 온도 정보 등 다섯 가지로 정의하였다. 다음으로 Ryan(1997) 등은 상

황을 사용자의 위치, 환경, 신원 및 시간 정보라 정의하였으며, Dey(1998)는 상황을 사용자의 감성 상태, 주목하고 있는 대상, 위치, 시간, 주변 인물 및 대상 등의 정보로 정의하였다. 그 후, Dey(1999) 등은 기존 연구들을 종합하여 상황을 사용자와 응용 서비스 사이의 상호작용을 위해 필요한 사용자, 장소, 대상물 등의 개체 상태를 나타내는 정보라고 정의하였으며, 이 개념이 최근 여러 사람들에 의해 많이 참조가 되고 있다.

<표 1> 상황정보 관련 연구

관련연구	상황에 대한 정의
Brown(1997)	위치, 사용자 주변 인물에 대한 신원 정보, 시간, 계절, 온도 정보
Ryan et. al(1997)	사용자의 위치, 환경, 신원 및 시간 정보
Dey (1998)	사용의 감성 상태, 주목하고 있는 대상, 위치, 시간, 주변 인물 및 대상 등의 정보
Dey et. al(1999)	사용자, 장소, 대상물 등의 개체 상태를 나타내는 정보
Jang and Woo(2003)	신원정보(Who), 대상(What), 장소(Where), 시간(When), 기분 상태(Why), 동작(How)

그러나 기존의 상황에 대한 개념은 각 분야별 응용서비스를 개발하는데 적합하지만, 응용 측면에 있어서는 몇 가지 문제점이 지적되고 있다. 예를 들어, 각각의 응용서비스에서 사용되는 상황정보는 특정 응용서비스에 종속적이기 때문에 다른 응용서비스에서는 사용이 불가능하거나 변경해야 한다는 것이다.

이와 같은 문제를 해결하기 위하여 Jang과 Woo(2003)는 상황을 5W 1H, 즉 사용자 신원정보(Who), 주목하고 있는 사람이나 물건과 같은 대상(What), 장소(Where), 시간(When), 기분 상태(Why),

차를 타거나 혹은 걷거나 앉기, 서기 등과 같은 사용자의 동작(How) 등으로 정의하였다.

Jang과 Woo의 연구는 다양한 응용분야에 활용될 수 있는 보편적인 정의의 기준을 제시하였으나, 실제 구현하기에는 다양한 분야에서의 검증이 필요하며, 아직 해결해야 할 어려움이 있는 실정이다. 그러므로 이 연구에서는 초기에 연구된 Ryan(1997) 등의 정의를 활용하여 매장 추천에 필요한 상황정보를 사용자의 위치, 환경, 신원 및 시간 정보로 한정하여 사용하였다.

2.2 협업 필터링 기반의 추천시스템

추천에 대한 문제가 학술적으로 처음 발표된 것은 1990년대 중반으로(Rensnick et al., 1994 ; Hill et al., 1995), 정보검색 및 데이터 마이닝 분야의 여러 방법을 기반으로 다양한 추천방법들이 제안되어 왔다(Sarwar et al., 2000). 추천시스템을 통해 개인은 정보 탐색 비용을 낮출 수 있고, 기업은 전략적 우위를 확보할 수 있다는 측면에서 중요성이 부각되었고 지속적인 발전을 거듭해오고 있다.

최근 대두되고 있는 유비쿼터스 환경에서는 기기 중심의 컴퓨터 기술이 아닌 사용자 중심의 컴퓨터 기술을 지향하고 있으며, 이와 같은 사용자 중심의 컴퓨터 기술의 핵심에는 추천시스템이 자리잡고 있다. 즉, 고객이 언제 어디서나 편리하게 컴퓨팅 및 네트워크에 접속하여 그들이 원하는 정보를 신속하고 정확하게 전달 받을 수 있도록 하는 것이 추천시스템의 역할인 것이다.

협업 필터링 기법에 기반한 추천 시스템, 즉 협업 추천시스템은 지금까지 논의되어온 추천 방법 중에서 가장 성공적인 것으로 알려져 있다(Sarwar et. al., 2000). 협업 추천시스템은 이용자와 유사한 사용자들, 즉 이웃들의 선호에 기반한 추천 방법으로써, 추천을 받을 사용자와 가장 유사한 선호

정보를 보이는 이웃들을 찾아낸 후, 이웃들의 구매 정보와 추천 받은 사용자의 정보를 비교하여 이웃들은 가지고 있으나 사용자는 가지고 있지 않은 아이템을 찾아서 추천하는 방법이다. 협업 추천시스템은 다양한 형태의 정보에 적용 가능하고 데이터가 충분할 경우 예측력이 높다는 장점이 있다. 그러나 정확한 예측을 위해 많은 데이터를 필요로 하며, 이용자 및 콘텐츠 규모가 클수록 많은 계산량을 요구하고, 정보가 적은 초기 고객들은 정확한 추천이 어렵다는 단점이 있다(Konstan et al., 1997). 이와 같은 단점을 극복하기 위하여 최근에는 협업 필터링 기법 기법과 내용기반 필터링 기법을 혼합한 추천시스템들을 통해 초기 사용자 문제, 데이터 희소성 문제 등을 해결하려는 시도가 있으며(Li et al., 2005), 또한 협업 필터링 기법에 군집분석이나 연관성 분석과 같은 데이터마이닝 기법을 혼합하여 분석의 효율성을 높이기 위한 연구들도 진행되고 있는 상황이다(Conner and Herlocker, 1999 ; Lin et al., 2002 ; Suryavanshi et al., 2005 ; Xue et al., 2005).

본 논문에서는 데이터마이닝 기법이 혼합된 협업 필터링 방식을 채택하고 있으며, 유비쿼터스 환경에 적합하도록 실시간 매장 추천이 가능한 방법을 제안하고 있다. 유비쿼터스 환경에서 상품 추천을 위해 협업 필터링 기법을 이용하는 연구는 있으나(Kim et al., 2006), 유비쿼터스 환경에서의 매장 추천에 관한 연구는 아직 부족한 상황이다.

2.3 자기조직화지도를 이용한 군집분석

선호도가 유사한 이웃을 정의하기 위하여 본 논문에서는 자기조직화 지도를 이용한 군집분석을 활용하였다. 즉 같은 군집에 속한 고객들을 하나의 이웃으로 정의하는 것이다. 군집분석은 다양하게 표현된 각 개체들의 변수를 분석하여 동질적

인 여러 개의 하위 집단으로 나누는 방법이다. 예를 들어 고객의 나이, 소득 수준 등과 같은 인구통계학적 정보와 구매 금액, 빈도 등과 같은 소비 특성을 기반으로 각 고객들을 분석하여 세분화 한 후, 유사한 인구통계학적 정보와 소비 특성을 보이는 고객들은 누구인지 분석하는 것이다. 이러한 군집분석에는 유클리드에 의한 거리 계산 방법(Suryavanshi et al., 2005 ; Xue et al., 2005)과 인공신경망 학습 방법을 이용한 자기조직화지도 등이 있다(Kohonen, 1990).

자기조직화지도는 Kohonen(1990)에 의해 제시, 개발되어 Kohonen Maps이라고도 알려져 있다. 자기조직화지도는 데이터의 이상치나 결측치에 민감하지 않으며, 데이터의 독립성에 제한을 받지 않는다. 또한 이해하기 어려운 고차원의 데이터를 2차원과 같이 이해하기 쉬운 저차원의 지도(map)로 형상화한다. 이렇게 형상화된 지도는 이해하기 쉽다는 장점 이외에도 입력된 고차원 변수의 위치 관계 그대로 보존된다는 특징이 있다. 다시 말해 실제 공간의 입력 변수가 서로 유사하면 지도 상에서도 가까운 위치에 표현 된다는 것이다. 이러한 자기조직화지도의 특징은 군집 내의 유사성뿐 아니라 군집 간의 유사성도 시각적으로 쉽게 판단할 수 있도록 한다.

자기조직화지도는 입력층과 출력층, 두 개의 인공신경망 층으로 구성되어 있으며, 입력층은 입력되는 개체의 수와 동일한 뉴런 수가 존재한다. 그리고 출력층은 사용자가 미리 정해놓은 군집의 수만큼 뉴런 수가 존재하게 되며, 입력층의 개체들은 학습을 통하여 개체간의 거리, 즉 유사성에 의해 출력층에 정렬되는데 이를 지도라 한다. 즉 분류하고자 하는 군집의 수를 정의한 후, SOM을 실시하면 여러 차원으로 표현된 각각의 고객들이 지도상에 정의된 군집으로 분류되는 것이다.

자기조직화지도 알고리즘은 반복해서 학습되어 진다. 각 학습 단계마다 입력층의 데이터 집합으로부터 하나의 표본 벡터(sample vector) x 가 임의로 선택되어 그것과 SOM의 모든 가중치 벡터의 거리가 유클리드 방법 등에 의해 계산되고 비교된다. 입력층에 가장 가까운 가중치 벡터를 선택하여 BMU(Best Matching Unit)라 명명한다. BMU는 식 (1)과 같은 방법으로 산출되며, $\| \dots \|$ 은 유클리드 거리를 측정하는 것이고, m_c 는 BMU의 가중치 벡터로써, n -차원의 가중치 벡터(weight vector)는 $m = [m_1, m_2, \dots, m_n]$ 와 같이 표현된다. BMU가 선택된 후 SOM의 가중치 벡터가 개선됨으로써 BMU는 입력층에 있는 입력 벡터에 더 가깝게 이동하는 방식으로 학습한다.

$$\| x - m_c \| = \min_i \{ \| x - m_i \| \} \quad (1)$$

즉, 다차원의 데이터가 2차원의 지도를 통해 군집으로 표현되고 군집간의 상태 및 거리, 궤도와 같은 것들이 이해하기 쉽게 나타남으로써 프로세스 모니터링, 패턴발견, 오류진단과 같은 다양한 기술 분야에서 활용되고 있다.

본 논문에서는 다차원의 고객 데이터를 이용하여 고객들을 세분하기 위해 자기조직화지도를 사용한다. 유비쿼터스 환경에서 수집되는 데이터들은 일반적으로 데이터간 독립성이 보장되지 않으며, 다차원 데이터로써 분석과 해석에 어려움이 있다. 자기조직화지도는 이러한 데이터들을 이해하기 쉬운 저차원의 지도로 표현해줌으로써 분석 및 해석이 용이하다.

2.4 Apriori 알고리즘

Breese et al.(1998)의 연구에서는 협업 필터링 기법을 메모리 기반 알고리즘(Memory based algo-

rithms)과 모델 기반 알고리즘(Model based algorithms)으로 분류하였다. 전자는 메모리에 의존하는 것으로써 예측을 위해 전체 데이터베이스를 모두 검색하는 것을 의미하고, 후자는 군집분석, 연관성 분석(association rules mining), 순차적 패턴 발견(sequence pattern discovery) 등과 같은 데이터마이닝 기법들을 이용하여 모델을 구축한 후, 모델의 결과를 이용하여 예측하는 것을 의미한다. 메모리 기반 알고리즘에 비하여 모델 기반 알고리즘은 모델을 구축하는데 추가적인 노력이 소요되기는 하지만, 실제 운영 과정에서는 수행시간이 적게 소요된다는 장점이 있다.

따라서 본 논문에서는 유비쿼터스 환경의 고객에게 현재 상황에 맞는 추천 정보를 실시간으로 전달하기 위하여, 후자의 관점에서 협업 추천을 실시하게 되었으며, Apriori 알고리즘을 활용하였다. Apriori 알고리즘은 연관성 분석에 일반적으로 사용되고 있는 알고리즘으로써 서로 관련성이 높은 매장들의 집합을 발견하는데 사용된다.

연관성 분석은 제품간의 연관성을 찾아 규칙(rule)의 형태, 즉 '기저귀→맥주' 등의 표현으로 나타내는 방법이다. 이 때, Apriori 알고리즘은 규칙을 생성하기에 앞서 연관된 제품의 집합, 즉 {기저귀, 맥주}의 정보를 탐색하는 방법 중에 가장 일반적으로 사용되고 있는 방법이다. 또한 Apriori 알고리즘은 공집합을 제외한 k 번째 빈발 항목집합의 부분집합은 이전 빈발 항목집합, 즉 $k-1$ 번째 빈발 항목집합에 반드시 포함되어 있어야 하는 속성을 지니고 있다. Apriori 이외에도 연관 제품의 집합을 찾는 방법으로는 FP-tree등이 있다.

3. U-매장 추천방법

본 논문에서 제안하는 추천방법은 제품이 아닌

매장을 추천하는 방법이다. 이는 매장에 대한 고객들의 선호 요소, 즉 가격, 친절, 위치 등과 같은 요소가 존재하며, 이는 고객의 상황에 따라 달라질 수 있고, 선호 요소와 상황에 따라 특정 고객층이 주로 방문하는 매장들 간에는 연관성이 존재한다는 것을 전제로 하고 있다. 예를 들어 나이가 많은 고객들이 여러 매장을 방문할 때는 동선이 짧은 매장들을 선호할 수 있으며, 수입이 많고 지출의 규모가 큰 고객들에게 있어 가격은 매장에 대한 선호도를 결정하는 요소가 아닐 수도 있다.

또한 이와 같은 요소들은 고객의 상황에 따라 달라질 수 있는데, 예를 들어 위치를 중요하게 생각하지 않았던 젊은 층의 고객이라도 비가 오는 상황에서는 보다 가까운 거리를 선호하게 될 수 있기 때문이다. 따라서 본 논문에서는 고객 상황과 특성에 따른 매장의 선호도 차이를 분석하고 유사 특성의 고객들이 주로 제품을 구매하는 매장들에 대한 관련성을 파악하여 추천하는 방법을 개발하고자 하며, 이를 위해 고객의 인구통계학적 데이터와 구매 관련 데이터를 이용한다

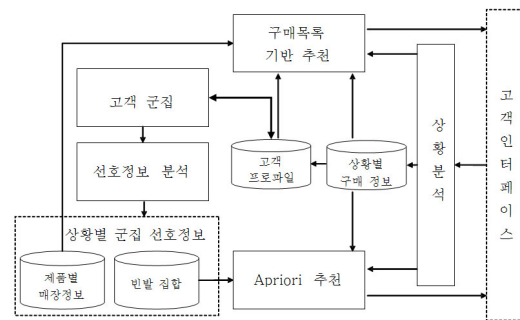
3.1 U-매장 추천시스템 구성

U-마켓에 방문하는 고객들 중에는 사전에 계획하여 구매 목록을 정하고 오는 고객들도 있지만, 여가 활동으로 쇼핑을 즐기거나 특별한 계획 없이 마켓에 방문하는 고객들도 많다. 2006 국민여가조사 결과에 따르면 쇼핑이 60.9%로 7위를 차지하고 있는데, 이는 쇼핑이 단순히 필요한 상품을 구입하는 것이 아니라 여가 생활에 있어 중요한 부분을 차지하고 있음을 의미한다. 따라서 본 논문에서는 특정 구매 목록 없이 매장을 방문하는 고객에 초점을 맞추어 방법론을 설계하고 실험해 보

았다.

본 논문에서 제안하고 있는 U-매장 추천방법의 시스템 구조는 [그림 1]과 같다. 고객 군집 모듈에서는 고객 프로파일과 상황별 구매정보를 이용하여 고객들을 군집으로 분류하고 정의한다. 고객의 군집은 구매정보에 포함된 각각의 상황에 따라 반복적으로 분석된다. 그리고 선호정보 분석 모듈에서는 분류된 각각의 군집별로 선호정보를 분석하여 데이터베이스에 저장한다. 이와 같이 주기적으로 실행되는 모듈은 매주, 또는 매월 등 사전에 정의된 기간마다 실행되어 군집별 선호정보를 갱신한다.

군집별 선호정보를 바탕으로 구매목록 기반 추천 모듈과 Apriori 기반 추천 모듈에서 추천이 이루어지게 된다. 구매목록 기반 추천 모듈은 고객이 입력한 구매목록을 이용하여 해당 구매 목록에 가장 적합한 매장들을 검색하여 추천하는 모듈이다. 그리고 Apriori 추천 모듈은 구매목록과 상관없이 고객이 제품 구매 중인 현재 매장과의 연관성이 높은 매장들을 찾아 추천하는 모듈이다.



[그림 1] 매장 추천시스템 구조도

U-매장 추천방법에 사용되는 데이터베이스에 대해 살펴보면 <표 2>와 같다. 고객 프로파일

<표 2> 데이터베이스의 구성

DB분류	데이터 종류	데이터 목록
고객 프로파일	인구통계정보	나이, 성별, 소득수준, 주소 등
	고객 군집 정보	소속 군집명
	구매 패턴 정보	방문빈도, 구매금액, 평균 빈도, 평균 금액 등
상황별 구매정보	구매정보	제품명, 매장명, 금액, 수량 등
	상황정보	구매시 위치, 시간, 날씨 등
제품별 매장정보	제품정보	제품명, 가격, 매장명 등
	매장정보	매장명, 군집별 매장 선호 순위 등
빈발집합	매장집합	연관된 매장들의 집합

데이터베이스에는 고객의 최초 거래시 입력되는 인구통계학적 정보와 고객의 구매 패턴을 나타내는 방문빈도 및 금액 등의 정보가 포함된다. 그리고 고객의 군집 분석 실시 후 정의되는 고객의 군집 정보가 저장되어 있다. 다음으로 상황별 구매 정보 데이터베이스에는 고객이 구매한 제품의 이름, 금액, 수량, 제품을 판매한 매장 등의 각 고객별 구매 관련 정보와 구매자 신원, 구매한 시점에 대한 상황, 즉 해당 시점에서 사용자의 위치를 나타내는 건물의 층 수, 환경을 나타내는 날씨, 구매 시간 등의 상황정보가 저장되어 있다. 각각의 상황별로 생성된 고객 군집을 기반으로 군집별 선호 정보를 분석하며, 선호정보는 제품별 매장 선호정보와 빈발 매장집합, 두 가지로 분석되어 제품별 매장정보 데이터베이스와 빈발 집합 데이터베이스에 저장된다. 제품별 매장정보 데이터베이스에는 추천영역에 포함된 모든 매장들과 매장에서 판매하고 있는 모든 제품들이 정렬되어 있으며, 고객 군집모듈에 의해 정의된 각 고객 군집별 제품에 대한 선호 매장들의 순위가 정의되어 있다. 또 다른 선호정보로써 빈발 집합 데이터베이스에는

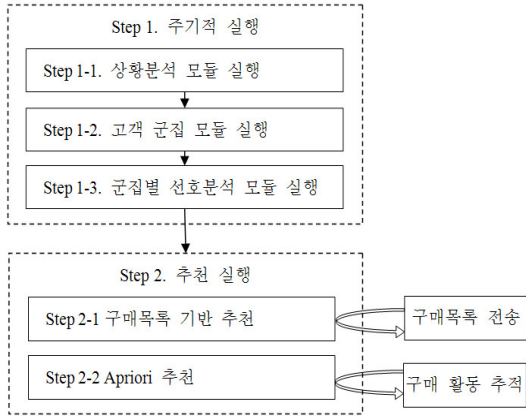
Apriori 알고리즘을 이용하여 각 군집별로 생성한 매장들의 집합이 저장되어 있다. 고객의 구매가 발생하면 Apriori 추천 모듈이 빈발 집합 데이터베이스로부터 상황에 맞는 매장 집합을 찾아내어 추천하게 된다.

3.2 매장 추천방법의 프로세스

앞서 설명한 매장 추천방법에 대한 전체적인 프로세스를 살펴보면 [그림 2]와 같으며, 크게 주기적으로 실행되는 모듈 세 종류와 고객 구매행동과 관련된 두 종류 추적프로세스, 그리고 두 종류의 추천 프로세스로 나뉜다. 최종적으로 추천 프로세스가 진행되기 위하여 주기적으로 실행되는 모듈의 분석 결과가 데이터베이스에 저장되며, 고객의 구매관련 행동이 발견되면 데이터베이스에 저장된 정보를 기반으로 추천 프로세스가 진행된다.

3.2.1 상황분석 모듈 실행

고객이 구매목록을 전송하거나 제품을 구매하게 되면 상황분석 모듈에서 고객의 현재 상황을



[그림 2] 매장 추천 프로세스

정의하여 이를 상황별 구매 데이터베이스에 저장함과 동시에 두 가지 추천 모듈로 정보를 전송한다. 상황분석 모듈에서는 상황별 구매정보 데이터베이스 정보를 가공하여 고객 군집에 필요한 구매 정보를 생성하고 고객 프로파일 데이터베이스에 저장한다.

상황정보는 다음과 같은 기준으로 분류될 수 있다. U-매장 추천에서의 위치는 상가 관리자에 의해 분류된 영역에 대하여 가로와 세로의 위치, 또는 층으로 표현될 수 있다. 시간은 영업시간이 오전 7시부터 밤 12시까지라고 가정할 때, <표 3>과 같이 분류될 수 있는데, 이와 같은 상황정보들은 영업시간 및 상가관리자의 의견에 따라 달라질 수 있다.

3.2.2 고객 군집 모듈 실행

고객 군집 모듈에서는 군집분석을 위해 각 상황별로 데이터를 분류하여 고객 프로파일과 구매 정보를 생성하고, 고객들은 자기조직화지도 분석을 통해 각각의 군집으로 분류된다. 자기조직화지

<표 3> 상황 분류별 정의

상황 분류	상황 정의
위치	{LMN}, L : 해당 상가의 층 위치, N : 상가의 행 위치 = {1~n}, M : 상가의 열 위치 = {1~m}
시간	{T}, T : 오전(07시<T<12시), 오후(12시<T<18시), 저녁(18<T<24시)
환경	{E}, E : 맑음, 구름, 흐림, 비

도는 분석에 앞서 적절한 군집 수를 먼저 결정해야 하는데, 정의된 군집 수의 적절성을 판단하기 위하여 주로 사용되는 방법이 Davies and Bouldin Index(DB 인덱스)이다(Davies and Bouldin, 1979).

DB 인덱스는 분류된 군집들을 서로 비교하여 군집 내의 거리는 가깝고 군집 간의 거리는 멀수록 적절한 분류라고 판단하는 방법이며, K개의 군집에 대한 DB 인덱스를 살펴보면 식 (2)와 같다. 식 (2)에서 S_k 는 k번째 군집의 중심과 그에 속한 개체들 간의 거리 평균을 의미하며, d_{ik} 는 i번째 군집의 중심과 k번째 군집의 중심 간의 거리를 의미한다. 따라서 분류된 군집에 대해 DB(K) 값이 낮게 나타날수록 적절하게 분류된 것으로 판단할 수 있다.

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

3.2.3 군집별 선호분석 모듈 실행

고객들이 적절한 군집으로 분류되고 나면, 선호 정보 분석 모듈에서 각 군집에 대하여 제품별 매장 선호도와 빈발 집합을 분석하여 데이터베이스에 저장한다.

제품별 매장 선호도에 대해 살펴보면 이 정보는 구매목록 기반 추천 모듈에 사용되는 것이다. 자신이 구매할 제품의 목록을 전송한 고객이 시장에 들어오게 되면 구매목록 기반 추천 모듈에서 제품별 매장정보 데이터베이스를 탐색하여 고객의 현재 상황에 적절한 추천 목록을 전송하게 된다.

빈발 집합은 Apriori 알고리즘에 의해 생성된 연관성 있는 매장들의 집합을 의미한다. 고객이 실제 구매활동을 시작하면, Apriori 추천 모듈에서 빈발 집합 데이터베이스를 탐색하여 현재 구매 중인 매장과 가장 연관성이 높은 매장을 찾아 추천한다.

빈발 집합의 생성과정은 [그림 3]과 같으며, 이 과정을 Apriori알고리즘이라 한다. 연관성 분석에 의해 ‘기저귀→맥주’, 즉 ‘기저귀를 산 사람은 맥주도 산다’는 규칙이 발견되었다고 가정하자. 이 때, {기저귀, 맥주}와 같이 연관성이 높은 제품의 집합을 빈발 항목집합(frequent itemset)이라 하며, 빈발 항목 중 가장 많은 항목을 포함하고 있는 집합을 최대 빈발 항목집합(most frequent itemset)이라 한다. Apriori는 최소 지지도를 설정하고 그 이상을 만족하는 최대 빈발 항목집합을 찾아가는 과정을 의미한다.

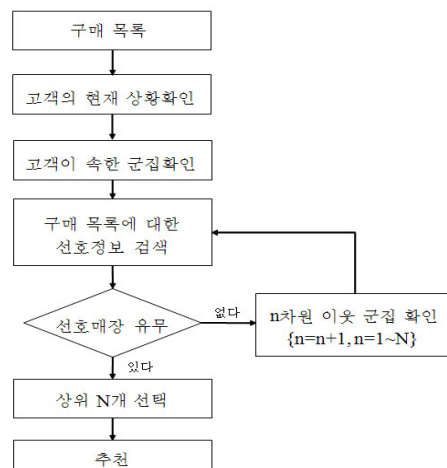
- C_k : 크기 k의 후보항목집단
 L_k : 크기 k의 빈발항목집합
1. 모든 트랜잭션에서 각 아이템의 발생 빈도를 계산하여 C_1 을 검색한다.
 2. C_1 중에서 최소지지도 이상의 항목집합을 찾아 L_1 을 생성한다.
 3. 다음으로 L_1 을 조합($L_1 \times L_1$)하여 L_2 를 결정하기 위한 C_2 를 생성한다.
 4. 더 이상의 L_k 를 생성할 수 없을 때까지 위의 과정을 반복한다. 단, L_k 의 부분집합은 L_{k-1} 에서도 빈발항목 집단이어야 한다. 또한 L_k 는 최대 빈발항목집합이라고 한다.

[그림 3] Apriori 알고리즘에서 빈발항목집합을 찾아가는 과정

3.2.4 구매목록 기반 추천

앞서 설명한 모듈들은 의사결정자의 전략적 목적이나 지식에 의해 주단위, 혹은 월단위와 같이 주기적으로 갱신, 수정되는 것이었으나 지금 설명하게 되는 두 가지 추천 관련 프로세스는 고객의 행동에 따라 실시간으로 실행된다.

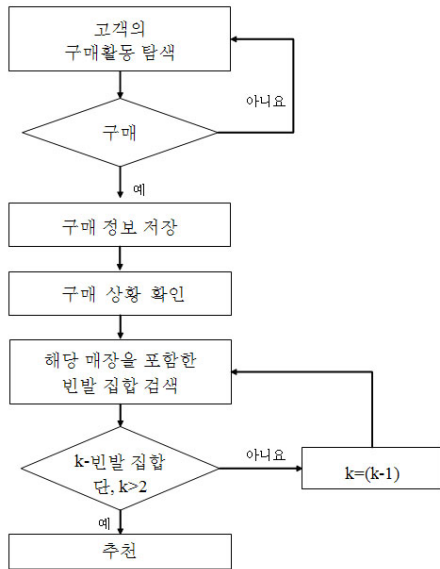
고객이 특정 구매영역에 들어와서 구매목록을 전송하면 해당 영역을 담당하고 있는 서버에서 [그림 4]와 같은 추천 프로세스를 진행시키는데, 이를 구매목록 기반 추천이라 한다. 구매목록 기반 추천은 고객이 구매목록을 전송하면 상황분석 모듈에 의해 정의된 상황에 해당되는 데이터베이스의 고객 프로파일로부터 구매목록을 전송한 고객의 군집을 확인한 후, 해당 군집의 제품별 매장 선호도를 검색한다. 만일 고객의 목록에 포함된 각 제품별로 해당 군집에서 선호하는 매장이 있다면 각각 상위 N개를 선택하여 추천하고, 목록 중에 선호 매장이 검색되지 않는 제품이 존재한다면, 고객이 속한 군집에서 가장 가까운 이웃 군집을 검색하여 선호도가 높은 상위 N개의 매장을 선택하여 추천하는데, 이러한 과정은 적절한 매장을 찾을 때까지 반복된다.



[그림 4] 구매목록 기반 추천 프로세스

3.2.5 Apriori 추천

Apriori 추천은 고객이 제품을 구매하는 순간 해당 매장과 관련된 매장들을 찾아 추천해 주는 방법으로써 프로세스는 [그림 5]와 같다. 고객이 결제함과 동시에, 고객의 상황 및 구매정보가 데이터베이스에 저장되고, 해당 상황에 대한 빈발 집합 데이터베이스로부터 현재의 매장이 포함된 빈발 집합이 검색된다. 즉, 동일한 상황에서 해당 고객과 유사한 고객들의 과거 구매기록을 살펴보고, 유사한 고객들은 지금의 매장 외에도 어떠한 매장들을 방문하여 제품을 구매했는지 살펴봄으로써, 동시에 방문할 가능성이 높은 매장들을 찾아내어 추천하는 것이다. 이와 같이 서로 동시에 방문할 가능성이 높은 매장들을 빈발 집합이라 한다. 이때, 가장 큰 빈발 집합, 즉 매장의 수가 가장 많이 포함된 k-빈발 집합을 우선적으로 검색하여 추천한다. 만일, k-빈발 집합이 없을 경우 집합의 크기를 단계별로 줄여 나간다.



[그림 5] Apriori 추천 프로세스

4. U-마켓 적용 사례

본 논문에서 제시하고자 하는 방법론은 U-마켓을 위한 매장추천 방법으로써 현실적으로 유비쿼터스 환경이 구축된 매장을 대상으로 실험하기에는 한계점이 있다. 따라서 실제 백화점의 데이터와 상황정보를 수집하여 연결함으로써 방법론의 유용성을 검증하였다. 실험을 위해 1,172명의 L백화점 고객을 선별하여 2006년 8월부터 10월까지의 거래 데이터를 수집하였으며, 8월부터 9월까지 발생한 34,800개의 거래 데이터는 실험용 데이터로, 10월에 발생한 12,920개의 거래 데이터는 검증용 데이터로 활용하였다. 또한 구매가 발생한 층 위치, 시간, 구매 시점에서의 날씨와 같은 상황정보를 수집하여 연결시켰다. 자기조직화지도 분석은 SPSS사에서 제공하는 클레멘타인 5.1을 사용하였다.

본 논문은 유비쿼터스 환경에 적합한 실시간 매장 추천에 초점을 맞추고 있으므로 방법론의 핵심이 되는 Apriori 추천 방법을 중심으로 실험을 실시하였다. 방법론의 보다 명확한 검증을 위해서는 이미 검증된 다른 방법들과 비교 실험해야 하지만, 아직 현실화 단계에 있는 유비쿼터스 환경에 대한 한계점과 매장에 대한 초기 연구로 인하여 비교 실험을 통한 검증이 어려운 상황이다. 따라서 사례분석에서는 본 논문에서 제시하고 있는 상황 및 군집의 분류에 따른 추천 방법 이외에도 상황만을 고려하여 고객을 상황 별로 분류하여 추천한 방법, 그리고 소속된 군집만을 고려하여 군집 별로 추천한 방법 등을 비교해 봄으로써 간접적으로 검증해 보고자 한다.

4.1 상황분석 모듈에 의한 상황 정의

실험을 위하여 상황을 날씨, 층별 상점 그룹, 시

간으로 분류하여 저장하였으며, 날씨는 기상청의 분류에 따라 맑음, 구름, 흐림, 비, 4가지로 분류하고, 상점 그룹은 유사한 카테고리 별로 1층의 화장품 및 명품, 2~4층의 여성의류 및 부티, 5~6층의 남성의류, 7층의 아동 및 스포츠, 8층의 가전, 30~31층의 면세품으로 분류하였다. 또한 시간은 오전, 오후, 저녁으로 분류하여 영업시작 시간부터 정오까지를 오전으로, 정오부터 오후 6시까지를 오후로, 오후 6시 이후 영업종료 시간까지를 저녁으로 분류함으로써, 총 72개의 상황으로 분류하였다<표 4>.

<표 4> 상황정보 정의 및 분류

상황정보	분류	정의
날씨	맑음, 구름, 흐림, 비	맑음, 구름, 흐림, 비
	1층	화장품 및 명품
	2~4층	여성의류 및 부티
	5~6층	남성의류
	7층	아동 및 스포츠
	8층	가전
시간	30~31층	면세품
	영업시작~정오 이전	오전
	정오초과~6시 이전	오후
	6시 초과~영업종료	저녁

4.2 고객군집 모듈에 의한 군집 정의

각 고객들은SOM을 통해 각각의 군집으로 분류되며, 실험을 위해 선별된 1,172명 고객의 나이, 성별 등의 인구통계학적 정보와, 한달 동안의 총 구매 일수, 총 구매 건수, 총 구매금액 등의 구매 패턴을 활용하여 각 고객을 유사한 고객으로 군집화 하였다. 군집의 적정 수를 파악하기 위하여 DB 인덱스를 활용하였으며, 여러 군집 수를 비교해 본 결과 다음의 <표 5>와 같이 5×5, 총 25개의 군집으로 고객을 분류하는 것이 가장 적절한 것으로 나타났다.

<표 5> 군집 분류별 DB 인덱스 비교

군집 분류	4×43	4×5	5×4	5×5	5×6	6×5
DB 인덱스	0.4062	0.3333	0.4324	0.2283	0.2457	0.2771

4.3 Apriori 추천을 위한 빈발집합 생성

실험을 위하여 각 고객의 거래 ID별로 테이블을 생성하였으며, 각 거래가 발생한 상황을 정리하여 고객이 제품을 구매한 매장을 중심으로 <표 6>과 같이 데이터를 구성하였다. 이 데이터를 기반으로 Apriori 추천을 실시하고, 추천 성능을 검증하였다.

<표 6> 구매정보의 예시

고객 ID	거래 ID	구매 제품	군집 ID	상황		
				날씨	층	시간
CC01	T0001	소망실업, 울가	00	흐림	8층	저녁
CC01	T0002	니나리찌, 포라, NI	00	비	5~6층	오후
CC02	T0003	휠라키즈, 프렌치캣	01	구름	7층	오후
CC03	T0004	지오다노 주니어, 휠라키즈, NI	03	맑음	2~4층	오전
CC03	T0005	아모레, SKII	03	맑음	1층	저녁

본 논문에서는 상황 및 정의된 군집 정보를 이용하여 고객을 분류하고 추천하는 방법을 제안하고 있다. 따라서 전체 발생한 거래는 72개의 상황 및 25개의 고객 군집으로 분류되므로, 총 1,800개의 분류별 빈발집합이 생성된다. 또한 상황별로 72개 거래를 분류하여 빈발집합을 생성한 후 추천해 보았으며, 25개의 고객 군집별로 빈발집합을 생성한 후 추천하여, 세 가지 방법에 대한 성능을 측정해 보았다.

실제 데이터를 이용하여 빈발집합을 생성한 결과 연관성 있는 매장의 수가 3개 이상은 발생하지

않아, 2개의 빈발집합 만을 생성하여 저장하였다. 또한 군집이나 상황별로 빈발집합을 생성할 때에, 최소 지지도가 너무 높으면 빈발집합이 생성되지 않고, 최소 지지도가 너무 낮으면 추천 성능이 떨어지기 때문에, 각 분류별 최소 지지도는 0.01로 설정하였다.

4.4 추천 결과

추천 성능을 평가하기 위하여 다음과 같은 방법으로 적중율(hit ratio)을 계산하였다. 8월~9월 구매 정보를 기반으로 상황별, 군집별, 그리고 상황 및 군집별, 세가지 분류에 의해 $\{a \cap b\}$ 매장에 대한 빈발 집합이 생성되었을 때, 10월 구매 정보에 포함된 a 매장의 구매 건수를 $N(a)$ 라 하고, b 매장의 구매 건수를 $N(b)$, 두 매장이 동시에 나타난 구매 건수를 $N(a \cap b)$ 라 했을 때, 적중율 $H(a \cap b)$ 는 다음의 식 (3)과 같이 산출하였다.

$$H(a \cap b) = \frac{N(a \cap b)}{N(a) + N(b) - N(a \cap b)} \quad (3)$$

4.4.1 상황별 추천 결과

상황별로 각 구매 정보를 분류하여 추천한 결과가 <표 7>과 같이 나타났으며, 평균 10.69%의 적중율을 보였다. 총 72개 상황 중에서 22개의 상황에서 적중율을 보이고 있으며, 적중율이 '0'인 상황은 총 17개인 것으로 나타났다. 그 외, 나머지 33개 상황들에서는 8, 9월의 구매 정보로부터 생성된 빈발집합과 관련된 매장이 10월의 구매 정보에 나타나지 않아 추천이 이루어지지 않았다.

- 날씨별 적중율 : 주로 비오는 날의 적중율이 높은 것으로 나타났다. 이는 실험에 사용되는 데이터가 백화점 데이터이므로 상대적으로

<표 7> 상황별 추천 결과

날씨	상황		적중율
	층	시간	
비	8층	저녁	0.5000
맑음	7층	저녁	0.3448
비	5~6층	오전	0.3333
비	8층	오전	0.2500
흐림	7층	저녁	0.2500
맑음	8층	오후	0.2222
흐림	8층	오후	0.2222
구름	8층	저녁	0.2037
맑음	5~6층	저녁	0.1895
맑음	1층	오후	0.1739
맑음	5~6층	오후	0.1538
맑음	7층	오후	0.1333
흐림	7층	오후	0.1250
흐림	5~6층	저녁	0.1176
흐림	30~31층	저녁	0.1111
맑음	8층	저녁	0.0769
흐림	1층	오후	0.0714
맑음	1층	저녁	0.0638
흐림	1층	저녁	0.0571
흐림	5~6층	오후	0.0488
흐림	2~4층	오후	0.0328
구름	7층	저녁	0.0222

비 오는 날의 구매 빈도가 증가함에 따라 발생된 결과로 해석해 볼 수 있다.

- 층별 적중율 : 주로 8층, 즉 가전제품 매장과 7층의 아동 및 스포츠 매장, 5~6층의 남성 의류에서 적중율이 높은 것으로 나타났다. 즉, 가전제품, 아동 및 스포츠, 남성의류 등은 연관성이 높은 매장들이 존재하여 예측이 가능한 반면, 화장품 및 명품, 여성의류 및 부티, 면세품 등은 관련 매장에 대한 예측이 어려운 것으로 나타났다.
- 시간별 적중율 : 주로 저녁 시간대의 적중율이 높은 것으로 나타났는데, 이는 날씨별 적중율과 마찬가지로 오전이나 오후에 비해 18시 이후의 저녁에 방문하는 고객이 상대적으로 많음으로 인해 발생한 결과로 해석

해 볼 수 있다.

4.4.2 군집별 추천 결과

인구통계학적 데이터 및 구매 패턴을 이용하여 고객을 군집으로 정의하여 각 군집별로 추천한 결과 <표 8>과 같이 나타났으며, 평균 12.05%의 적중율을 보였다. 총 25개 군집 중에 13개 군집에서 적중율을 보이고 있으며, 5개 군집에서는 적중율이 '0'인 것으로 나타났다. 그 외 나머지 7개 군집에서는 8, 9월의 구매 정보로부터 생성된 빈발집합과 관련된 매장들이 10월에는 나타나지 않아 추천이 이루어지지 않았다. 즉 추천이 이루어지지 않은 군집에 속한 고객들은 여러 제품을 구매하기 보다는 단일 제품을 구매하거나, 규칙적인 소비 성향을 보이지 않는 것으로 해석해 볼 수 있을 것이다.

<표 8> 군집별 추천 결과

군집 ID	적중율
14	0.4444
22	0.3636
41	0.2500
10	0.2121
32	0.1364
24	0.1333
44	0.1177
00	0.1132
03	0.0952
20	0.0952
40	0.0833
23	0.0816
04	0.0426

가장 높은 적중율을 보이고 있는 군집의 ID는

'14'로써, 고객들이 평균 50.7세, 성별 여자인 집단으로 나타났다. 또한 8월~9월 동안 월 1.5회 방문한 집단이며, 총 4개의 제품을 구매한 것으로 나타났다. 또한 한달 동안 총 구매 금액은 792,667원인 것으로 나타났다.

전체적인 군집의 특성을 살펴보았을 때, 적중율이 높은 군집들의 공통된 특징을 찾아보기가 쉽지 않았으나, 추천에 따라 반응이 높은 집단은 나이가 상대적으로 어리거나(40대 이하), 매우 많은 군집(60세 이상) 보다는 50세~55세 사이의 그룹이 높은 것으로 나타났다.

4.4.3 상황 및 군집별 추천 결과

상황과 정의된 군집을 모두 고려하여 구매 정보를 분류한 후 해상 상황과 군집에 속한 고객에게 추천한 결과 <표 9>와 같이 나타났다. 총 1,800개 분류 중에서 75개 분류에서 적중율을 보였으며, 314개의 군집에서는 적중율이 '0'인 것으로 나타났다. 또한 1,411개의 분류에서는 빈발 집합에 보이는 매장이 10월 구매정보에는 나타나지 않아 추천이 이루어지지 않았다. 평균 적중율은 7.11%로써, 이전의 분류 방법에 비해 낮은 것으로 나타나고 있으나, 최대 적중율은 85.71%로 가장 높은 것으로 나타났다.

상황만을 고려하여 추천했을 때는 비오는 날씨의 8층, 저녁 시간에 적중율이 가장 높았다. 또한 군집은 50세 가량의 여성이며, 월 1.5회 방문하여 4개의 제품을 구매하고 한달 동안 79만원 가량을 소비하는 특징을 보였다.

그러나 상황과 군집을 동시에 고려하였을 때는 맑은 날씨의 저녁 시간의 적중율이 높게 나타났으며, 층별로 적중율의 차이는 발견하기 어려웠다. 또한 가장 적중율이 높은 군집도 ID가 '23'번인 군

집으로써, 평균 55세인 여성, 월 2.5회 방문, 한 달 총 1,740,786원 가량의 금액을 소비하는 특징을 보였다.

- 날씨별 적중율 : 주로 맑은 날과 비 오는 날의 적중율이 높은 것으로 나타났다. 앞서 상황만을 고려하여 추천한 결과를 분석하였을 때는 비 오는 날의 적중율이 높은 것으로 나타났다. 그러나, 군집의 특성을 고려하였을 때는 맑은 날의 적중율이 비오는 날 보다 높은 것으로 나타나고 있다. 이와 같은 결과를 통해 군집의 특성에 따라 상황별 구매 패턴이 다르다는 사실을 알 수 있다.
- 층별 적중율 : 7층 아동 및 스포츠 매장의 적중율이 가장 높은 것으로 나타났으며, 8층 가전 매장의 적중율은 높지 않았으며, 반면 1층 화장품 및 명품의 적중율이 상황만 고려했을 때에 비해 매우 높아졌다. 전반적으로 층별로 적중율의 차이는 찾아보기는 어려웠으나, 앞서 살펴본 날씨별 적중율과 같이 군집의 특성에 따라 구매 패턴이 달라지고 예측 가능성 또한 달라짐을 알 수 있다.
- 시간별 적중율 : 주로 저녁 시간대의 적중율이 높은 것으로 나타났으며, 이는 상황만을 고려했을 때와 유사한 결과를 보이고 있다.
- 군집별 적중율 : 군집만을 고려했을 때와 비교하여 인구통계학적 특성은 유사하나 방문 빈도와 금액에서 차이를 보이고 있다. 방문 빈도가 높고, 금액이 높은 집단에서 높은 적중율을 보이고 있다. 특이할 만한 사항은 군집만을 고려하여 추천하였을 때, 그다지 높은 적중율을 보이지 않았던 남성의 군집(00, 10, 20)에서 상황을 추가로 고려하였을 때, 적중율이 높게 나타난 것이다. 이와 같은 실험 결과는 여성들보다 남성들이 상황의

영향을 많이 받는 것으로 해석해 볼 수 있다.

<표 9> 상황 및 군집별 추천 결과

상황			군집ID	적중율
날씨	층	시간		
맑음	7층	저녁	23	0.8571
비	1층	저녁	10	0.8333
맑음	2~4층	오후	00	0.6667
비	5~6층	오전	00	0.6667
비	7층	저녁	00	0.6667
구름	1층	저녁	10	0.6667
맑음	1층	저녁	12	0.6667
비	8층	저녁	20	0.6667
맑음	7층	저녁	22	0.6667
맑음	8층	오후	41	0.6667
맑음	1층	오후	43	0.6667
맑음	5~6층	오후	14	0.5714
맑음	1층	오후	44	0.5714
비	5~6층	오후	10	0.5000
맑음	5~6층	저녁	22	0.5000
흐림	8층	오후	22	0.5000
맑음	2~4층	오후	24	0.5000
비	7층	오전	24	0.5000
맑음	2~4층	오후	32	0.5000
비	7층	오후	32	0.5000
맑음	5~6층	저녁	33	0.5000
비	5~6층	오전	34	0.5000
구름	2~4층	오후	40	0.5000
맑음	1층	저녁	41	0.5000
맑음	8층	오후	44	0.5000

5. 결론

최근 물리적인 공간과 가상 공간이 융합된 유비쿼터스 환경이 대두됨에 따라 정보 밀도가 높아지게 되었고 기업에서는 고객 관련 정보를 수집함과 동시에 활용할 수 있게 되었다. 최근에는 유비쿼터스 환경에서 사용자의 정보 니즈를 선응적으

로 충족시키고자 하는 추천방법 관련 연구가 다양한 분야에서 지속적으로 수행되고 있다. 지금까지의 추천방법은 주로 제품 추천에 초점을 맞추어 활발하게 논의되어 왔으나, 동일한 제품을 여러 매장에서 판매하는 유비쿼터스 환경을 기반으로 한 시장에서는 매장 추천방법에 대한 중요성 또한 증대되고 있다. 이를 위해 본 논문에서는 매장 추천방법을 제안하였으며, 특히 기존의 매장 관련 추천방법과 같이 위치, 관련 품목 등의 단순한 매장 정보만을 고려하기 보다는, 고객의 상황정보와 선호도를 반영하여 고객에게 보다 적합한 매장을 추천할 수 있도록 하였다. 또한 본 논문에서 제안하고 있는 방법론은 가장 성공적인 추천 기법으로 알려져 있는 협업 필터링을 기반으로 하고 있으며, Apriori 알고리즘을 결합함으로써 개별 매장을 추천하는 것이 아니라 여러 개의 연관성이 높은 매장들을 추천하도록 하였다. 즉, 매장을 추천하고자 하는 고객에게 선호도가 유사한 이웃들의 과거 구매행동을 파악하고 그 결과를 통해 동시에 방문할 가능성이 높은 매장들을 집합으로 묶어서 추천해 주는 것이다. 그로 인해 고객 관점에서는 매장 선택의 폭을 넓힐 수 있게 되었으며, 매장 관점에서는 매장의 정보를 노출할 수 있는 기회를 확대할 수 있게 되었다.

또한 본 논문에서 제안하고자 하는 방법론에서는 고객의 선호도를 분석할 때, 고객의 현재 상황 정보를 파악하여 활용함으로써 상황에 따라 달라질 수 있는 고객의 선호도를 분석하였다. 이는 유비쿼터스 기반의 시장 환경에서는 고객의 선호도가 고객의 위치, 날씨나 온도와 같이 고객이 현재 직면하고 있는 상황에 따라 달라질 수 있음을 고려한 것이다.

본 논문에서 제안하고 있는 추천방법은 이웃에 대한 개인 정보를 활용하는 기존의 협업추천방법

과는 다르게 군집 및 상황을 고려하여 유사한 특성 및 동일한 상황에 놓여 있는 집단의 정보를 활용하고 있다. 군집분석에 고객의 인구통계학적 정보를 사용함으로써 매장에 처음 방문하게 되는 초기 사용자에 대한 추천 문제를 해결할 수는 있었으나 집단의 일반화된 정보를 활용함으로써 추천방법의 정확성은 기존 협업추천방법에 비해 떨어질 수 있다.

본 논문에서 제안하고자 하는 방법론을 설명하기 위하여 백화점 데이터에 상황정보를 이용하고 있으나, 본 논문을 통해 축적된 지식을 기반으로 향후 실제 유비쿼터스 환경의 실제 데이터를 분석하기 위한 초기 연구로써 실험의 의미가 있을 것이다.

참고문헌

- [1] Agrawal, R., Imielinski, T., and Swami, A., "Mining association rules between sets of items in large database", Proceedings of the ACM SIGMOD International Conference on Management of Data, May(1993), 207~216.
- [2] Breese, J., Heckerman, D., and Kadie, C., "Empirical analysis of predictive algorithms for collaborative filtering", Proceedings of the UAI, (1998).
- [3] Brown, P.J., Bovey, J. D., and Chen, X., "Context Aware Applications : From the Laboratory to the Marketplace", IEEE Personal Communications, Vol.4, No.5(1997), 58~64.
- [4] Conner, M.O., and Herlocker, J., "Clustering Items for Collaborative Filtering". Proceedings of the ACM SIGIR Workshop on Recommender Systems, Berkeley, CA, August(1999).

- [5] Davies, D.L., and Bouldin, D.W., "A cluster separation measure", *IEEE Transactions on Pattern Recognition and Machine Intelligence*, No.1(1979), 224~227.
- [6] Dey, A.K., "Context-Aware Computing : The CyberDesk Project", *AAAI 1998 Spring Symposium on Intelligent Environments*, Technical Report SS-98-02(1998), 51~54.
- [7] Dey, A.K., Abowd, G. D., and Wood, A., "A. CyberDesk : A Framework for Providing Self-Integrating Context Aware Services", *Knowledge-Based Systems*, 11(1999), 3~13.
- [8] Fano, A.E. "Shopper's Eye : Using Location-based Filtering for a Shopping Agent in the Physical World", *Proceedings of the Second International Conference on Autonomous Agents(Agents'98)*, 416~421.
- [9] Hill, W., Stead, L., Rosenstein, M., Furnas, G. "Recommending and Evaluating Choices in a Virtual Community of Use", *Proceedings of CHI '95 Conference on Human Factors in Computing Systems(1995)*, 194~201.
- [10] Jang, S. and Woo, W. "ubi-UCAM : A Unified Context-Aware Application Model", *Lecture Note Artificial Intelligence(LNAI)*, Vol.2680(2003), 178~189.
- [11] Jin, X., Mobasher, B., and Zhou, Y., "A Web Recommendation System Based on Maximum Entropy", *Information Technology : Coding and Computing(ITCC)*, No. 1(2005), 213~218.
- [12] Kim, H. K., Lee, K. J., Kim, J. K., "A Peer-to-Peer CF-Recommendation for Ubiquitous Environment", *PRIMA(2006)*, 678~683.
- [13] Keegan, S. and O'Hare, G.M.P, "Easishop : Delivering Cross Merchant Product Comparison Shopping for the Mobile User", *Proceedings of the 15th IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC'04)*, 5th~8th September Barcelona, Spain, IEEE Press,.
- [14] Kohonen, T., "The Self-Organizing Map", *Proceedings of the IEEE*, Vol.78, No.9 (1990), 1464~1480.
- [15] Konstan, J., Miller, B., Maltz, D., Herlocker, J., Gordon, L., and Riedl, J., "GroupLens : Applying Collaborative Filtering to Usenet News", *Communications of ACM*, Vol.40 (1997), 77~87.
- [16] Krulwich, B., "LIFESTYLE FINDER: Intelligent User Profiling Using Large-Scale Demographic Data", *Artificial Intelligence Magazine*, Vol.18, No.2(1997), 37~45.
- [17] Li, Y., Lu, L., and Xuefeng, L., "Hybrid Collaborative Filtering Method for Multiple-interests and Multiple-content Recommendation in E-Commerce", *Expert Systems with Applications*, Vol.28(2005), 67~77.
- [18] Lin, W., Alvarez, S.A., and Ruiz, C., "Efficient Adaptive-Support Association Rule Mining for Recommender Systems", *Data Mining and Knowledge Discovery*, Vol. 6(2002), 83~105.
- [19] Montaner, M., Lopez, B., and Rosa, J.L., "A Taxonomy of Recommender Agents on the Internet", *Artificial Intelligence Review*, Vol.19(2003), 285~330.
- [20] Park, D.J., "Co-evolution In uCommerce : Emerging Business Strategies and Technologies", *Telecommunications Review*, Vol. 13, No.1(2003), 48~56.
- [21] Ryan, N. S., Pascoe, J., and Morse, D. R., "Enhanced Reality Fieldwork : the Context-Aware Archaeological," *Computer Appli-*

- cations in Archaeology(1997).
- [22] Rensnick, P., Iacovou, N., Suchak, M., Bergstrom, P., and Riedl, J., "GroupLens : An Open Architecture for Collaborative Filtering of Netnews", Proceedings of the Computer Supported Cooperative Work conference(1994), 175~186.
- [23] Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J., and Riedl, J., "Analysis of Recommendation Algorithms for E-Commerce", Proceedings of the ACM Conference on Electronic Commerce(2000), 158~167.
- [24] Schafer, J.B., Konstan, J., and Riedl, J., "Recommender System in E - Commerce", Proceedings of the ACM Conference on Electronic Commerce(1999).
- [25] Suryavanshi, B.S., Shiri, N., and Mudur, S.P., "Improving the Effectiveness of Model Based Recommender Systems for Highly Sparse and Noisy Web Usage Data", Proceedings of the IEEE/WIC/MCM International Conference on Web Intelligence(2005).
- [26] Xue, G.R., Lin, C., Yang, Q., Xi, W., Zeng, H., Yu, Y., and Chen, Z., "Scalable Collaborative Filtering Using Cluster-based Smoothing", Proceedings of the 2005 ACM SIGIR Conference(2005), 114~121.

Abstract

A Store Recommendation Procedure in Ubiquitous Market

Jae Kyeong Kim* · Kyung Hee Chae** · Min Yong Kim***

Recently as ubiquitous environment comes to the fore, information density is raised and enterprise is being able to capture and utilize customer-related information at the same time when the customer purchases a product. In this environment, a need for the recommender systems which can deliver proper information to the customer at the right time and right situation is highly increased. Therefore, the research on recommender systems continued actively in a variety of fields.

Until now, most of recommender systems deal with item recommendation. However, in the market in ubiquitous environment where the same item can be purchased at several stores, it is highly desirable to recommend store to the customer based on his/her contextual situation and preference such as store location, store atmosphere, product quality and price, etc.

In this line of research, we proposed the store recommender system using customer's contextual situation and preference in the market in ubiquitous environment. This system is based on collaborative filtering and Apriori algorithms. It will be able to provide customer-centric service to the customer, enhance shopping experiences and contribute in revitalizing market in the long term..

Key Words : Ubiquitous Computing, Ubiquitous Market, Store Recommender System, Collaborative Filtering, Apriori Algorithms

* Department of management, Kyunghee University

** Department of management, Kyunghee University

*** Department of management and international relations, Kyunghee University