

지능형 에이전트를 이용한 상품추천서비스 설계에 대한 연구

황준원*, 이창훈**
*건국대학교 컴퓨터공학과
**건국대학교 컴퓨터공학과
e-mail : jwhwang@kkucc.konkuk.ac.kr

A Study on design of product recommendation service using intelligent agent

Jun-Won Hwang*, Chang-Hun Lee**
*Dept. of Computer Science & Engineering, Kon-Kuk University
**Dept. of Computer Science & Engineering, Kon-Kuk University

요 약

실세계에서의 상거래가 전자상거래로 전환되는 과정에서 점원의 역할이 많이 감소되고 있다. 점원의 역할 중 상품에 대한 정보를 제공하는 것은 HTML 페이지에서 제공해 주고 있다. 그러나, 소비자의 성향을 파악하여 관련 상품을 추천해주는 일은 제대로 이루어지지 않고 있다. 본 논문에서는 에이전트를 이용하여 소비자들의 구매성향을 파악하고 이를 이용하여 관련 상품을 추천해주는 방법에 대해 기술하고 있다. 이를 위하여 분석에이전트와 추천에이전트를 사용하였으며 데이터마이닝 기법을 사용하였다.

1. 서론

실세계(Real World)에서의 상거래가 전자상거래로 전환되어 가고 있고 수없이 많은 쇼핑물들이 생겨나고 있다. 이 과정에서 상거래의 개념 및 형태가 많이 바뀌게 되었는데 그 중 하나는 점원의 역할이 많이 감소되었다는 것이다.

점원은 상품에 대한 정보를 제공함으로써 소비자가 물품을 구매하는데 도움을 준다. 그리고, 관련된 상품에 대한 정보를 제공하고 추천함으로써 소비자의 입장에서 필요한 물품을 빨리 획득할 수 있고 판매자의 입장에서 새로운 수요를 창출해내는 역할을 한다.

이러한 점원의 역할 중 상품에 대한 정보제공은 HTML 페이지에서 제공해 주고 있다. 그러나, 소비자의 성향을 파악하여 관련 상품을 추천해주는 일은 제대로 이루어지고 있지 않다. 현재의 쇼핑물에서의 사용되고 있는 상품추천 방식은 2 종류로 분류할 수 있다. 첫 번째는 고객정보 데이터베이스와 거래내역 데이터베이스를 이용하여 관리자의 직관에 의해 이루어

지는 방식이다. 그러나, 이런 방식은 사람이 정보를 찾아서 제공하므로 소비자의 구매성향 파악이 주관적으로 이루어질 수 있고 실제로 있지만 누락되어질 수도 있다. 두 번째는 데이터 마이닝 기법을 사용하여 연관성을 찾아 관련상품에 대한 정보를 제공해주는 방식이다. 하지만 이런 과정을 사람이 직접 하므로 그 비용이 크고 비정기적이므로 소비자의 취향을 반영하는 것이 늦을 수 있다.

이러한 단점을 해결하기 위해 본 논문에서는 에이전트를 도입하여 유사상품을 추천하려고 한다. 에이전트는 지능형 소프트웨어로써 위의 과정을 스스로 알아서 수행한다. 에이전트는 구매자들의 거래데이터를 바탕으로 관련 상품에 대한 정보를 얻어내고 이를 유사상품리스트에 유지하게 된다. 그리고, 구매자들의 행동을 모니터링하고 있다가 상품구입시 그 상품과 관련된 다른 상품을 추천한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2 장에서는 관련연구로 상품에 대한 정보를 분석하기 위한 데이터마이닝 기법에 대해 기술한다. 3 장에서는 데이터마이닝 기

법의 분석을 통해 쇼핑물에서 적합한 방식에 대해 설명한다. 4 장에서는 상품추천서비스 시스템의 구성을 이루는 분석에이전트와 추천에이전트에 대해서 설명한다. 5 장에서는 결론 및 향후과제에 대해서 논의한다.

2. 관련연구

2.1 데이터마이닝

데이터마이닝이란 모든 사용 가능한 근원데이터를 기반으로 감춰진 지식, 기대하지 못했던 경향 또는 새로운 룰 등을 발견하고 이를 실제 비즈니스 의사결정 등을 위한 정보로 활용하고자 하는 것을 의미한다.

데이터마이닝 기법에는 의사결정수(Decision Trees), 클러스터링(Clustering), 신경망(Neural Network), 연관규칙탐사(Associations), 순차패턴탐사(Sequences) 등이 있다. 여러 방법 가운데 본 논문과 관련이 깊은 연관규칙탐사, 순차패턴탐사에 대해 알아본다

2.1.1 연관규칙탐사

연관규칙탐사는 상품의 거래기본 데이터로부터 상품 간의 연관성 정도를 측정하여 연관성이 많은 상품들을 그룹화하는 클러스터링의 일종이다. 또한, 동시에 구매될 가능성이 큰 상품들을 찾아냄으로써 시장바구니분석에서 다루는 문제들에 적용할 수 있다.

연관성 측정에서 얻어지는 결과물인 연관규칙은 'if A, then B(A→B)'와 같은 형식으로 표현되고 '상품 A가 구매되었던 경우는 상품 B도 구매된다'라고 해석될 수 있다. 연관규칙기법이 적용되는 데이터는 판매시점에서 기록된 거래와 품목에 관한 정보를 담고 있다. 즉, 한 거래는 한 고객에 의해 일어난 구매를 의미하고 품목은 그 구매를 통해 구입된 상품들이 된다. 유용한 연관규칙을 이끌어내기 위해서는 먼저, 어떠한 상품들이 어느 정도의 연관성을 가지고 있는지를 측정해야 한다. 즉, 관심 있는 규칙이 얼마나 있는가를 측정하는 연관성측정의 기본은 얼마나 자주 구매되었는가 하는 빈도이다. 빈도를 기반으로 연관정도를 정량화 하기 위해서 지지도(Support), 신뢰도(Confidence), 개선도(Lift)를 사용한다.

관심있는 규칙 (A→B)에 대해서 Support, Confidence, Lift는 각각 다음과 같다.

❖ 지지도 : 생성된 연관규칙이 전체 아이템에서 차지하는 비율을 말한다. 즉, 데이터베이스에 속한 전체 트랜잭션의 수 가운데 그 연관규칙을 지지하는 트랜잭션의 비율을 의미한다. 전체 거래 중 A와 B를 포함하는 거래의 정보를 의미하며 그 식은

$$P(A\&B) = (\text{A와 B를 포함하는 거래수}) / (\text{전체거래수})$$

❖ 신뢰도 : 연관규칙의 강도를 의미하며 전체부를 만족하는 트랜잭션이 결론부까지를 만족하는 비율을 말한다. A를 포함하는 거래 중에서 B가 포함된 거래의 정도를 의미하며 그 식은

$$P(B|A) = (\text{A와 B를 포함하는 거래수}) / (\text{A를 포함하는 거래수})$$

❖ 개선도 : 임의로 B가 구매되는 경우에 비해 A와의 관계가 고려되어 B가 구매되는 경우의 정도를 의미하며 그 식은

$$P(B|A)/P(B) = (\text{A와 B를 포함하는 거래수}) / (\text{전체거래수}) / (\text{A를 포함하는 거래수}) / (\text{B를 포함하는 거래수})$$

일반적으로 신뢰도의 값이 크면 좋지만 신뢰도가 높은 연관규칙이 최상은 아니다. A와 B의 기본적인 구매율이 어느 정도 수준이 되어야 의미가 있다. 또한, 'A→B'의 신뢰도는 원래 B 상품이 구매되는 기본 확률보다 커야 의미가 있다. 즉, 개선도가 1보다 큰 값을 가져야 유용한 정보라고 할 수 있다

2.1.2 순차패턴탐사

순차패턴탐사는 동시에 구매될 가능성이 큰 상품군을 찾아내는 연관성측정에 시간이라는 개념이 포함되어 순차적인 구매 가능성이 큰 상품군을 찾아내는 기법이다. 즉, 연관규칙은 트랜잭션 안에서 어떤 항목을 함께 사는가 하는 문제로 트랜잭션 내의 문제인 반면 순차 패턴을 발견하는 것은 트랜잭션 상호간의 문제인 것이다. 예를 들어, "새 컴퓨터를 구입한 사람들 중 25%는 그 다음달에 레이저프린터를 구입할 것이다"와 같은 규칙을 찾아내는 것을 순차패턴탐사라고 한다..

순차패턴탐사에서의 연관규칙 'A→B'은 '상품 A가 구매되면 일정시간이 경과한 다음에는 상품 B가 구매된다'라고 해석된다. 즉, 순차패턴탐사는 구매의 순서가 고려되어 상품 간의 연관성이 측정되고 이의 정도에 따라 유용한 연관규칙을 찾는 기법이다. 그러므로, 앞의 연관규칙탐사에서의 형태에서 각각의 고객으로부터 발생한 구매시점에 대한 정보가 포함되어야 한다.

각 고객들의 트랜잭션을 시간 순서로 볼 수 있는데 이것을 소비자 순차집합(customer sequence)이라고 한다.

3. 쇼핑물에서의 데이터마이닝 적용 방안

이 장에서는 연관규칙탐사와 순차패턴탐사의 비교 실험을 통해 분석에이전트가 거래정보데이터베이스로부터 유사상품정보를 효율적으로 얻는 방법에 대해 논의하기로 한다. 이를 위해 각각 다음과 같은 데이터모델을 정의하였다

거래정보 데이터베이스에서의 모든 트랜잭션을 T, 특정고객과 관련된 모든 트랜잭션을 T_i라고 하고 T_i의 j번째 트랜잭션을 T_{ij}라고 하면 트랜잭션은 다음과 같은 항목을 갖는다.

• T_{ij}.code : 상품코드

• T_{ij}.uid : 사용자 ID

• T_{ij}.time : 트랜잭션이 발생한 시간 T_{ij} ∈ T_i

임의의 시간 t에서 발생한 트랜잭션을 T_{ij}라고 하고 다음에 일어난 트랜잭션을 T_{ij+1}, 그리고 δ를 0에 가까운 수라고 한다면 임의의 최소시간 δ안에 발생한 트랜잭션을 묶은 클러스터는 다음과 같다.

$$\text{Cluster} = \{ (T_{ij}) \mid 0 \leq T_{ij+1}.time - T_{ij}.time \leq \delta, i, j : \text{정수} \}$$

여기서는 클러스터의 의미를 각 트랜잭션의 발생시간이 δ보다 작은 것의 모임 혹은 독립 트랜잭션으로 한정한다. T_i의 모든 트랜잭션을 δ보다 작은 것을 클러스터로 묶어 t_i라고 하면 t_i는 연관규칙탐사에서의

트랜잭션, T_i 는 순차패턴탐사에서의 트랜잭션의 의미로 적용할 수 있다.

3.1 유용한 규칙의 생성여부

연관규칙탐사방법과 순차패턴탐사방법이 유용한 규칙을 얼마나 생성할 수 있는지의 여부를 알아보기 위하여 200 명의 회원을 가진 쇼핑몰을 대상으로 실험을 하였다.

쇼핑몰에는 30 개의 상품이 있고 200 명의 회원들이 각각 5 건씩의 거래를 했다고 하면 거래정보 데이터베이스에는 1000 건의 트랜잭션이 들어있게 된다. 그리고, 200 명의 회원 가운데 몇 명이 특정한 패턴을 가진 거래를 했다고 가정하고 이 패턴을 연관규칙탐사방법과 순차패턴탐사방법을 사용하여 알아낼 수 있는지를 알아보았다. 먼저, 실험을 위한 데이터를 다음과 같이 3 가지로 구분해 보았다.

■ 실험데이터 1(D1) : 30 개의 상품가운데 M 명의 회원들은 상품을 거래한 순서가 A1->B1->C1->D1->E1 인 패턴 1 에 속하고 다른 M 명은 A2->B2->C2->D2->E2 인 패턴 2 에 속하며 나머지 (30-2M)명은 20 개의 상품을 랜덤하게 5 개씩 구입한 데이터.

■ 실험데이터 2(D2) : 실험데이터 1 과 같은 내용이지만 나머지 (30-2M)명이 20 개가 아닌 30 개의 상품을 랜덤하게 5 개씩 구입한 데이터

■ 실험데이터 3(D3) : 실험데이터 2 와 같은 내용이지만 패턴 1 의 A1->B1->C1->D1->E1 의 순서에서 A1->B1 과 패턴 2 의 A2->B2->C2->D2->E2 의 순서에서 A2->B2 를 같은 장바구니에 담은 상품이라고 가정한 데이터. 즉, A1->B1 과 A2->B2 의 시간 간격은 매우 적어서 연관탐사방법을 사용할 때 하나의 클러스터로 묶이게 된다.

다음의 표는 위의 실험데이터에 연관규칙탐사방법과 순차패턴탐사방법을 적용하여 나온 결과이다.

	전체에서의 패턴 A,B 의 비율(%)	D1	D2	D3
Lift > 1 인 규칙 수	10	0	0	0
	20	0	1	1
	30	0	1	3
	40	0	3	4
	50	2	6	7
평균지지도 (%)	10	0	0	0
	20	0	1.02	1.14
	30	0	1.37	1.34
	40	0	1.57	1.73
	50	1.06	1.49	1.71
평균신뢰도 (%)	10	0	0	0
	20	0	17.33	22.02
	30	0	20.68	22.37
	40	0	22.06	24.71
	50	19	19.38	22.24

<표 1> 연관규칙탐사방법의 실험결과(1)

	전체에서의 패턴 A,B 의 비율(%)	D1	D2	D3
Lift > 1 인 규칙 수	10	32	54	54
	20	48	76	76
	30	82	103	103
	40	129	123	123
	50	184	114	114
평균지지도 (%)	10	4.76	3.45	3.45
	20	6.44	4.18	4.18
	30	5.95	4.28	4.28
	40	5.15	4.71	4.71
	50	4.38	5.51	5.51
평균신뢰도 (%)	10	71.04	21.44	21.44
	20	54.39	23.80	23.80
	30	39.22	23.35	23.35
	40	30.69	23.37	23.37
	50	25.59	26.82	26.82

<표 2> 순차패턴탐사방법의 실험결과(1)

3.2 패턴의 인식 여부

거래정보 데이터베이스에 A1->B1->C1->D1->E1 의 패턴 1 과 A2->B2->C2->D2->E2 의 패턴 2 가 있을 때 연관규칙탐사방법과 순차패턴탐사방법이 이끌어 내는 규칙 가운데 이 패턴에 관련된 것이 얼마나 있는지의 여부를 알아봄으로써 고객들의 거래정보 데이터베이스로부터 유용한 규칙을 얼마나 이끌어 낼 수 있는지를 판단할 수 있다.

다음의 표는 3.1 절의 실험결과 가운데 패턴 A,B 와 임의의 패턴 C 에 관련된 Lift>1 인 규칙의 수를 각각 보여주고 있다.

		전체에서의 패턴 A,B 의 비율 (%)				
		10	20	30	40	50
패턴 A	D1	0	0	0	0	1
	D2	0	0	0	0	2
	D3	0	0	1	1	3
패턴 B	D1	0	0	0	0	1
	D2	0	1	1	3	4
	D3	0	1	2	3	4
패턴 C (랜덤한규칙)	D1	0	0	0	0	0
	D2	0	0	0	0	0
	D3	0	0	0	0	0

<표 3> 연관규칙탐사방법의 실험결과(2)

		전체에서의 패턴 A,B 의 비율 (%)				
		10	20	30	40	50
패턴 A	D1	10	10	10	10	10

	D2	10	10	10	10	10
	D3	10	10	10	10	10
패턴 B	D1	10	10	10	10	10
	D2	10	10	10	10	10
	D3	10	10	10	10	10
패턴 C (랜덤한규칙)	D1	12	28	62	109	164
	D2	34	56	83	103	94
	D3	34	56	83	103	94

<표 4> 순차패턴탐사기법의 실험결과(2)

3.3 분석

쇼핑몰에서의 트랜잭션은 바코드분석과는 달라서 하나의 트랜잭션에 다중의 상품이 포함되는 것이 아니라 단일한 상품만이 포함되게 된다. 그래서, 쇼핑몰에서 연관규칙탐사기법을 사용하기 위해서는 시간간격이 적은 트랜잭션들을 하나의 클러스터로 묶고 이러한 클러스터를 하나의 트랜잭션으로 보고 바코드분석처럼 사용하게 된다. 3.3.2 절의 결과에서 보면 알 수 있듯이 순차패턴탐사기법이 연관규칙탐사기법보다는 훨씬 많은 유용한 규칙을 찾아낼 수 있다. 또한, 3.3.3 절의 결과에서 패턴 A, 패턴 B 에 대한 모든 규칙을 찾아냈듯이 연관규칙탐사기법보다 특정패턴에 속하는 규칙을 찾아낼 수 있다. 이러한 이유는 단일한 상품의 트랜잭션에서는 연관규칙탐사기법을 사용하여 규칙을 생성할 수 없기 때문이다. 그러나, 실험데이터 3 에서처럼 여러 트랜잭션이 하나의 클러스터로 묶일 수 있게 되면 연관규칙탐사기법은 유용한 규칙을 생성할 수 있게 된다. 쇼핑몰에서 이러한 경우는 고객이 상품을 장바구니에 담는 것으로 여러 상품을 장바구니에 담은 후 한번에 처리하게 되면 각 상품의 시간간격은 줄어들게 되고 연관규칙탐사기법의 적용이 가능해진다. 이 때, 장바구니에 담은 순서를 상품을 사는 순서로 보게되면 순차패턴탐사기법의 적용이 되는 것이다.

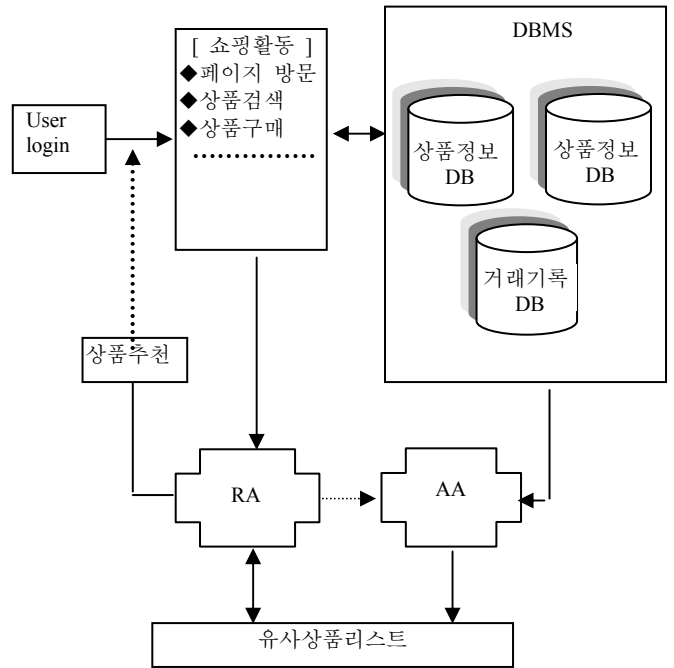
3.1 절과 3.2 절에서 보면 알 수 있듯이 순차패턴의 경우 실험데이터 2 와 실험데이터 3 에서 동일한 결과를 갖는다. 이 결과는 순차패턴의 경우 고객이 상품 A,B,C,D,E 중 A,B 를 장바구니에 담아서 샀다는 것과 A 를 사고 얼마 후에 B 를 샀다는 것을 동일하게 취급하기 때문에 일어난 결과이다. 하지만 같은 시점에서 산 상품과 시간이 지난 후에 산 상품 간에는 차이가 있을 수 있다. 예를 들어, 어떤 고객이 A 라는 상품을 먼저 장바구니에 담고 그 후 B 라는 상품을 장바구니에 담아서 샀다. 그리고 그 후에 C 를 샀다면 연관규칙탐사의 경우 A->B 라는 규칙만이 성립된다. 그러나 순차패턴의 경우에는 A->B->C 의 순서로 사건이 일어난 것으로 보고 A->B, A->C 를 동일한 크기의 규칙으로 가정한다. 하지만 A->C 라는 규칙보다는 A->B 라는 규칙의 유용성이 더욱 클 것이다.

이러한 경우를 고려하기 위해서는 연관탐사규칙과 순차패턴규칙을 같이 사용하게 되면 더욱 유용성이 높아질 수 있을 것이다. 본 논문에서는 이를 고려하기 위하여 많은 유용한 규칙을 발견할 수 있는 순차패턴탐사와 발견된 규칙의 유용성을 높일 수 있는 연관탐사규칙을 병행하여 사용하였다.

4. 시스템 구조

본 장에서는 상품추천서비스를 하기 위한 시스템의 구조 및 여기에 사용되는 분석에이전트와 추천에이전트 그리고, 유사상품리스트에 대해서 설명한다.

4.1 시스템 구조



4.2 분석에이전트(Analysis Agent)

분석에이전트는 거래정보 데이터베이스로부터 유사상품정보를 추출하여 유사상품리스트를 생성 및 유지하는 역할을 한다. 유사상품리스트란 관련성 있는 상품들을 서로 묶어놓은 포로 (상품 A, 상품 B, 가중치) 의 형태로 구성되게 된다. 여기서 가중치는 ‘상품 A 를 샀을 경우 상품 B 를 사게 될 가능성’을 뜻한다.

쇼핑몰에서의 구매 유형과 실거래에서의 구매 유형은 서로 약간 다른 점이 있다. 하나의 트랜잭션이 자연스럽게 적용가능한 바코드 분석과는 달리 웹 환경하에서는 연관규칙을 찾기 위한 트랜잭션의 정의가 자연스럽게 지 않는다. 또한, 쇼핑몰에서의 거래는 한번에 많은 물건을 사는 것이 아니라 한 두 개 정도의 적은 수의 물품을 사는 것이 일반적이므로 시간의 개념이 들어가는 순차패턴방법이 필요하다. 따라서, 분석에이전트는 순차패턴탐사기법에 연관규칙탐사기법을 적용하여 좀 더 효율적인 유사상품정보를 얻으며 방법은 다음과 같다.

①.거래정보 데이터베이스로부터 모든 사용자의 트랜잭션을 가져온다. 모든 트랜잭션을 T, 특정 고객과 관련된 모든 트랜잭션을 T_i라고 한다.

②.연관규칙을 찾기 위해 T_i 의 모든 트랜잭션을 임의의 작은 시간 δ 보다 작은 트랜잭션을 하나의 클러스터로 묶고 이것을 t_i라 한다. t_i 에 속하는 모든 클

러스터는 $C(t_i)$ 이고 각 클러스터를 $C_k(t_i)$ 라고 하면 다음의 식을 이용하여 최소지지도 α 와 최소신뢰도 β 보다 큰 클러스터의 집합을 Z 에서 추출하여 X 에 놓는다. 여기서 $|D|$ 는 상품을 산 전체구매자의 수이다.

$$Z = \sum_{i=1}^{|D|} \sum_{k=1}^{|C(t_i)|} \sum_{m=1}^{|C_k(t_i)|} C_m$$

③. 순차패턴을 찾기 위해 T_i 에서 2 의 크기를 가진 모든 조합을 선택하고 이것을 순차집합이라 하면 다음의 식을 이용하여 최소지지도 α' 와 최소신뢰도 β' 보다 큰 순차집합을 Z' 에서 추출하여 Y 에 놓는다.

$$Z' = \sum_{i=1}^{|D|} |r_i| C_2$$

④. X, Y 에 속한 X_i, Y_i 에 대해 식 “가중치=(순차패턴에서의 지지도)×(1+연관규칙에서의 지지도)”에 의해 가중치를 구한다.

4.3 추천에이전트(Recommendation Agent)

분석에이전트가 상품추천을 하기 위한 역할 중 back-end 의 기능을 담당한다면 추천에이전트는 front-end 의 역할을 담당한다. 추천에이전트는 고객의 구매 행위를 관찰한다. 고객이 쇼핑몰에 들어와서 상품을 사거나 장바구니에 넣는 경우 추천에이전트는 유사상품리스트를 검색하여 고객이 사는 상품과 관련된 상품을 추천하게 된다. 또한, 고객이 추천한 상품을 사는 경우 이 사실을 분석에이전트에게 알려서 유사상품리스트가 올바르게 유지되는데 도움을 준다.

5. 결론 및 향후 연구

연관규칙탐사와 순차패턴탐사와의 비교를 통해 거래정보 데이터베이스로부터 유사상품정보를 얻기 위한 방법을 논의해보았다. 연관규칙탐사는 한 트랜잭션에 많은 상품을 포함하는 바코드 분석과 같은 거래에서는 좋지만 한 트랜잭션에 하나의 상품만을 포함하는 쇼핑몰에서의 거래방식에서는 적합하지 않다. 쇼핑몰에서의 거래는 보통 순차적인 정보를 갖는 순차패턴탐사가 좀더 적합하다. 그러나, 장바구니를 이용하는 경우에는 연관규칙탐사방법이 유용하고 상품의 구매 시점의 차이를 순차패턴에서는 반영하지 못하기 때문에 연관규칙탐사와 순차패턴탐사가 같이 사용되는 것이 좋다.

분석에이전트는 거래정보 데이터베이스로부터 유사상품정보를 얻기 위한 일을 수행하고 추천에이전트는 관련상품을 추천해준다. 이것은 실세계에서 점원의 역할을 해준다. 즉, 개인화된 정보보다는 많은 사람들에게 보편적인 정보를 제공해주는 것이다. 개인화된 정보를 제공해주기 위해서는 관련 고객에 대한 정보가 충분해야 하는데 쇼핑몰에서는 고객 개인의 데이터는 그리 많지 않기 때문에 정보를 마이닝 하기가 어렵다. 따라서, 고객 개인의 데이터보다는 전체의 데이터를 이용하여 유사상품정보를 찾는 것이 더 유용할 수 있다.

규칙을 생성할 때 “A 를 사면 B 를 산다”와 같은

간단한 규칙만을 고려했는데 “A 를 사고 B 를 사면 C 를 산다”와 같은 복잡한 규칙을 고려한다면 좀 더 정확한 상품정보를 거래정보 데이터베이스로부터 얻을 수 있을 것이다. 그러나, 이러한 복잡한 규칙은 간단한 규칙보다는 훨씬 계산량이 많고, 고려할 경우의 수가 많으므로 이를 효율적으로 처리할 수 있는 알고리즘 및 경우의 수를 줄이기 위해 상품을 체계적으로 분류하는 방법에 대한 연구가 향후 필요하다.

참고문헌

- [1] 조재희, 박성진, “OLAP 테크놀로지”, 도서출판 삶과 꿈, 1999
- [2] 김정자, 이도현, “데이터마이닝 기술 및 연구동향”, 한국정보과학회, 정보과학회지, Vol.16, No.9, pp.6-14, 1998
- [3] 이은식, 이진구, 강재연, “인터넷 상에서의 전자상거래를 위한 멀티 에이전트 시스템”, 정보처리학회지, Vol.14, No.5, Sep., 1997, pp55-66
- [4] 이경전, “전자상거래 소프트웨어 에이전트”, 한국정보처리학회, 정보처리학회지, Vol.6, No.1, pp54-62, 1999
- [5] B. Aoun, “Agent Technology in Electronic Commerce and Information Retrieval on the Internet”, “Proc. of AusWeb96, 1996
- [6] Michael J. A. Berry Gordon Linoff, “Data Mining Techniques For Marketing, Sales, and Customer Support”, WILEY COMPUTER PUBLISHING, 1997
- [7] Jeffrey M. Bradshaw, “Software Agents”, American Association for Artificial Intelligence(AAAI) Press, 1997