

블로그 인텔리전스*

김재경** · 김혜경*** · 오 혁****

Blog Intelligence*

Jae Kyeong Kim** · Hyea Kyeong Kim*** · Hyouk O****

■ Abstract ■

The rapid growth of blog has caused information overload where bloggers in the virtual community space are no longer able to effectively choose the blogs they are exposed to. Recommender systems have been widely advocated as a way of coping with the problem of information overload in e-business environment. Collaborative Filtering (CF) is the most successful recommendation method to date and used in many of the recommender systems. In this research, we propose a CF-based recommender system for bloggers to find their similar bloggers or preferable virtual community without burdensome search effort. For such a purpose, we apply the "Interest Value" to CF recommender systems. The Interest Value is the quantity value about users' transaction data in virtual community, and can measure the opinion of users accurately. Based on the Interest Value, the neighborhood group is generated, and virtual community list is recommended using the Community Likeness Score (CIS). Our experimental results upon real data of Korean Blog site show that the methodology is capable of dealing with the information overload issue in virtual community space. And Interest Value is proved to have the potential to meet the challenge of recommendation methodologies in virtual community space.

Keyword : Blog, Virtual Community, Collaborative Filtering, Interest Value

논문투고일 : 2008년 07월 17일 논문수정완료일 : 2008년 09월 11일 논문게재확정일 : 2008년 09월 18일

* 이 논문은 2006년도 정부재원(교육인적자원부 학술연구조성사업비)으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 연구되었음(KRF-2006-321-B00420).

** 경희대학교 경영대학 경영학과

*** 교신저자, 경희대학교 경영대학 경영학과

**** (유)삼일회계법인

1. 서 론

2004년 O'Reilly[18]가 웹2.0이라는 개념을 처음으로 창안한 이후, 웹2.0 관련 시장을 선점하기 위한 야후나 구글과 같은 세계 주요 IT기업들의 요소기술 개발경쟁 및 기술보유업체에 대한 합병이 활발하게 이루어져 왔다. 현재는 RSS reader 및 AJAX 등의 기술보급과 더불어 웹2.0 환경구축이 가시화되면서, 인프라 위에 얼마나 지능(intelligence)을 부여하느냐에 대한 이슈가 성공적인 서비스 구현을 위한 과제로 남아 있다.

웹2.0은 아직까지 명확한 정의가 내리지 않았으나, 서비스 업체가 블로그, 뉴스, 동영상, 지도, 스프레드시트, 태그 등 다양한 기능을 제공하고 고객이 이를 직접 활용하는 사용자 중심의 웹 플랫폼이라는 관점에서 최종사용자에게 웹 애플리케이션을 제공하는 컴퓨팅 플랫폼으로 정의할 수 있다[6, 16, 18]. 1999년 Bolter and Grusin[8]은 인터넷을 통한 다양한 매체의 융합을 매체의 재구성(remediation)이라고 하였다. 매체의 재구성이란 뉴스, 메일, 영화, 쇼핑 등의 콘텐츠가 새로운 매체를 통해서 통합되고 재구성되는 것을 의미한다[8]. 이전에 이루어진 매체의 재구성이 오프라인 매체에 대한 웹으로의 통합이라 한다면, 웹2.0 시대의 매체의 재구성은 웹상에 산재되어 있는 수많은 정보들의 의미 있는 통합과 재구성을 가능하게 하는 플랫폼으로의 디지털 정보의 매체의 재구성이라 할 수 있다. 이때 이루어지는 통합과 재구성은 사용자의 직접적인 컨트롤이 가능한 것으로 다양한 콘텐츠와 플랫폼, 애플리케이션들을 사용자 자신이 보다 편리하고 유용하게 이용할 수 있는 형태로 결합하게 된다.

궁극적으로 웹2.0이 지향하는 서비스는 사용자에게 불편을 끼치지 않으면서 최대한의 편의를 제공하는 것이다. 심지어는 사용자가 인식하지 못하는 가운데 사용자의 정보에 대한 선호가 인텔리전트하게 분석되어 개인화된 최신정보를 편리한 인터페이스를 통하여 전달 받을 수 있도록 하는 차

세대 웹 서비스의 지향점이라 할 수 있다. 성공적인 서비스 구현을 위해서는 다양한 기술적 시도가 가능하겠지만, 무엇보다도 정보과부하 문제를 해결할 수 있는 개인화 서비스 방법이 제시되어야 한다. 웹2.0은 개인들이 생산한 방대한 네트워크 말단의 정보를 토대로 사용자들의 정보선택의 다양성을 확보하였다. 하지만 그 이면에는 어떤 정보원천으로부터 어떠한 정보를 제공받을 것인지를 결정해야 하는 복잡한 선택 과정의 증대로 이어질 수 있는 양면성을 내재하고 있다. 따라서 웹2.0의 궁극적인 비전인 사용자중심의 자동화된 개인화 서비스 구현을 위해서는 선택의 복잡성을 함리적으로 줄일 수 있는 서비스 애플리케이션 개발이 우선적으로 요구되고 있다.

이와 같은 선택의 복잡성 즉, 정보과부하 문제를 해소하기 위한 정보기술적 시도 중의 하나가 개인화된 추천시스템(Personalized Recommender Systems)이다. 추천시스템은 사용자의 취향에 가장 부합하는 상품과 서비스 정보를 지능적으로 선별하여 제시함으로써 사용자들의 정보검색 노력을 줄여주는 기능을 수행한다[4, 13, 21]. 추천시스템은 기존의 인터넷 비즈니스 환경에서 고객에게 유용한 콘텐츠/상품을 제안하기 위하여 연구되어져 왔고, 현재도 다양한 통계적 기법과 지식탐사 기법들을 이용하여 연구가 진행되고 있는 상황이다[2, 22].

웹2.0은 차세대 웹 환경으로 현재까지의 웹 환경과는 다른 정보생산과 보급에 관한 새로운 접근방식을 수반한다. 따라서 추천시스템 연구분야에도 웹2.0 환경에 적합한 새로운 방법이 제시되어야 한다. 본 연구에서는 웹2.0의 대표적 서비스인 블로그(Blog)에서 사용자들이 직면하게 될 정보과부하 문제를 해결하기 위하여 가상 커뮤니티 추천방법을 개발하였다. 블로그를 연구대상으로 선정한 것은 블로그가 웹2.0의 중심에 있다고 할 수 있기 때문이다[6, 18]. 블로그는 사용자들이 직접 생산하는 다양한 정보와 사회이슈에 대한 의견 그리고 구독자들의 피드백이 함께 묶여 사용자간에 커뮤니케이션 기능을 확장하는 의미를 지니고 있다[3, 7].

본 연구에서는 블로그에서 사용자가 직면하게 될 정보과부하 문제를 해결하기 위하여 RSS, 태그 등의 기술적 특징을 기반으로 블로그 서비스 사용자가 보다 적은 노력으로 생산한 정보를 공유하고 자신이 원하는 콘텐츠를 신속하게 찾을 수 있도록 지원하는 사용자 중심의 개인화된 서비스 방법론, 즉 블로그 인텔리전스를 구현하기 위한 방법론을 개발하고, 그 성능을 실제 블로그 사이트의 데이터를 이용하여 평가하였다. 블로그 사용자가 커뮤니티에 대해 얼마만큼의 관심을 갖고 있는지를 알아보기 위해서 커뮤니티 내에서 블로그 사용자의 적극적 또는 소극적 행위 중에서 의사를 충분히 반영한다고 판단되는 속성을 추출하여 정량화 하였다. 그리고 각각의 추출된 속성에 대해서 중요도에 따라 가중치를 부여하고, 가중평균(weighted average)을 이용해 관심도(Interest Value)를 측정한다. 블로그 사용자들의 커뮤니티에 대한 관심도는 협업필터링(Collaborative Filtering)에서 이웃집단을 탐색하기 위한 입력데이터로 이용한다. 일반적인 협업필터링에서 상품 평가는 사용자에 의해 수동적으로 이루어지지만 관심도 측정 기법을 이용하게 되면 능동적 행위까지 반영할 수 있기 때문에 이웃집단 탐색을 위한 입력데이터 구성을 보다 효과적으로 행할 수 있다.

논문의 구성은 다음과 같다. 제 1장은 서론 부분으로 연구의 목적과 의미 그리고 필요성을 서술하였다. 제 2장은 블로그, 커뮤니티, 추천시스템, 그리고 관심도와 관련된 이전 연구사례들을 조사하였다. 제 3장은 추천시스템의 구성과 각 모듈의 기능에 대해서 서술하였다. 제 4장은 추천 시스템의 성능을 검증하기 위한 실험 방법과 실험 데이터에 대한 설명을 한다. 제 5장은 실험결과와 향후 연구 방향에 대해 서술하였다.

2. 관련연구

2.1 블로그

블로그란 웹(Web)과 로그(Log)의 합성어인 웹로

그(Weblog)을 줄여 부르는 말로 개인의 관심사나 일상에 대해 자유롭게 기록하여 웹에 올려놓을 수 있는 도구를 뜻한다. 블로그는 1999년 Blogger.com (<http://blogger.com>)에서 무료 블로그 제작 프로그램을 보급하면서부터 대중화되기 시작한 이래로 불과 수년 사이에 5천 만개 이상으로 급격하게 증가하였다. 이렇게 블로그가 급속히 증가한 이유로는 인터넷 사업자들이 경쟁적인 블로그 서비스 제공과 이전의 개인 홈페이지에 비해서 보다 쉽게 인터넷 상에 자신의 공간을 만들 수 있는 편리성을 들 수 있다. 또한, 독립적 성격이 강했던 개인홈페이지에 비해 다양한 형태로 블로그간 연결을 지원함으로써 사용자들은 블로그를 통해서 다른 블로그 사용자들과 정보를 공유하기에 보다 용이하기 때문이다.

블로그의 일반적인 특징은 역연대순(reverse-chronological)으로 기록되고, 주로 텍스트로 된 웹 페이지로 구성되어 있지만 멀티미디어 콘텐츠를 포함하기도 한다. 이러한 웹페이지를 포스트(post)라고 하며, 하나의 포스트는 독립된 URL을 갖는다. <표 1>은 포스트를 비롯하여 블로그가 사용자와의 능동적인 커뮤니케이션을 위해 가지고 있는 일반적인 기능들인 댓글(comment), 트랙백(trackback), 트랙백핑(trackback ping)을 설명한다. 이러한 기능들로 인해 블로그는 사용자의 의견과, 토론이 함께 이루어지기 때문에 일반적인 웹페이지와 달리 능동적인 쌍방향적 특성을 갖게 된다[3, 7].

<표 1> 블로그 관련 용어

용어	정의
포스트	블로그 사용자에게 의해서 블로그에 게시되는 문서, 게시물, 자료 하나를 뜻한다.
트랙백	댓글의 확장된 기능으로, 다른 사용자의 포스트에 자신이 원격 댓글을 작성할 수 있다. 댓글은 포스트가 위치해 있는 블로그에 남지 않고, 자신의 블로그에 위치한다.
트랙백핑	포스트를 트랙백하고, 참조하였다는 것을 알려주는 기능으로, 원본 포스트에 짧은 글을 남겨 준다.
댓글	포스트에 대한 답글로, 토크백(Talkback)의 의미이다. 이 것은 포스트에 대한 의견을 주로 나타낸다.

블로그는 일반적으로 기존의 매스 미디어와는 달리 쌍방향적 커뮤니케이션 구조의 개인 저널의 형태로 사용자들은 서로의 의견이나 사상을 교환할 수 있는 도구로 설명된다. 그리고 블로그는 개인적이면서 개방된 특성을 갖고 있기 때문에, 사용자의 수준이나 신 기술과의 접목을 통해 다양한 모습을 보이고 있다[1, 3]. 블로그는 개인적인 공간을 제공하는 것뿐만 아니라, 개인과 개인을 연결하는 채널, 또는 개인과 그룹을 연결하는 채널로 이용하는 것이 가능하다. 따라서 블로그 사이트내에 사용자간 연계를 통한 커뮤니티가 활성화 되고 있으며, 이러한 채널을 이용하여, 새로운 전략적 도구로서 블로그를 이용할 수 있다. 블로그는 새로운 기술과 기능으로 다양한 모습으로 발전해 가고 있다. 가장 개인적 도구였던 블로그가 기업의 전략 도구로써 이용되고 있고, 모바일 기술과 결합하여 모블로그(Moblog)라는 새로운 형태의 블로그가 생겨나기도 했다. 또 블로그에 있는 내용을 전자 출판 기술을 통해 책으로 만들 수도 있다. 이처럼 블로그는 기술의 빠른 변화와 맞물려 계속해서 진화하고 있다.

2.2 추천기술

정보과부하 문제는 사용자들에게 필요 이상의 과도한 정보가 공급 되면서, 소비자가 정보를 이용하는데 많은 시간과, 노력이 필요 하게 된 현상을 말한다. 추천기술이란 이러한 정보과부하 문제를 해결하기 위한 기술 중 하나이다. 추천기술은 사용자 과거의 행적을 바탕으로 많은 정보 중에서 사용자에게 개인화된 정보를 제공함으로써 정보 선택에 드는 사용자의 시간과 노력을 줄일 수 있다. 현재 Amazon, CDNOW, GSeshop, 예스24 등 많은 온라인 기업에서 추천기술을 적용한 시스템을 이용하고 있다. 일반적으로 많이 사용하는 추천기술은 내용기반 필터링(CB : Content-based filtering)과 협업필터링(CF : Collaborative filtering) 이 있다. 내용기반 필터링은 사용자가 선호하는

아이템에 관한 내용을 기록하고, 이와 유사한 아이템을 추천하는 방법이다. 협업필터링은 대상 사용자와 유사한 선호를 갖고 있는 집단을 찾아, 그들의 아이템에 대한 평가 점수를 활용하여 추천을 제공한다. 협업필터링은 우수한 추천 성능으로 현재 상용화된 추천 시스템에서 가장 보편적으로 이용되고 있다[5, 12-15, 19, 21]. 일반적으로 협업필터링 기반 상품 추천과정은 크게 입력 데이터 구성, 이웃 집단 탐색, 추천 상품 결정 단계로 나뉘 볼 수 있으며, 이러한 과정을 자세히 살펴보면 다음과 같다.

- 1) 입력 데이터 구성(Data Representation) : 협업필터링 기반 상품추천시스템에서의 입력데이터는 보통 n 개의 상품에 대하여 m 명 고객의 구매 트랜잭션의 집합으로 구성되며, 보통 $n \times m$ 의 고객 - 상품 행렬 R 로 표현될 수 있다.
- 2) 이웃 집단 탐색(Neighborhood Formation) : 고객간의 유사도를 계산하여 이웃 집단을 탐색하는 과정이다. 두 고객 a 와 b 의 유사도를 측정하는 방법으로 피어슨 상관계수(Pearson Correlation), 코사인 (Cosine) 등을 사용한다.
- 3) 추천 상품 결정(Generation of Recommendation) : 상품 추천을 위한 마지막 단계로서 설정된 이웃 집단으로부터 상위 N 개의 추천 상품 목록을 이끌어 내는 단계이다.

기업의 입장에서 협업필터링을 비롯한 추천기술은 기업의 경쟁력 강화를 위한 차별화된 일대일 마케팅(One-to-One Marketing)과 고객관계관리(CRM : Customer Relationship Management)의 전략적 도구로 이용되고 있다[2, 13, 21].

2.3 가상 커뮤니티

일반적으로 전통적인 커뮤니티는 지역성과 사회적 상호작용, 공동의 유대관계와 같은 요소로

구성되었다. 이러한 커뮤니티는 지리적 환경과 같은 공간적이고 시간적인 조건이 충족되어야 한다[20, 23]. 가상 커뮤니티는 이러한 지리적인 제약을 인터넷을 통해 극복하고 구성원간의 상호작용과 공동의 유대 관계를 통해 만들어진다. 가상커뮤니티에 대한 일반적인 정의는 <표 2>와 같이 정리된다.

<표 2> 가상커뮤니티에 대한 선행연구

연구자	가상 커뮤니티에 대한 정의
Williams and Cothrel[24]	다대다(Many to Many) 관계로 온라인을 통해 상호작용에 관계하고 있는 사람이나 그룹
Figallo[10]	가상공동체의 구성원들의 상호영향을 미치고, 구성원 사이의 관계를 통해서, 공통된 가치에 대해 지속적으로 공유.
Hagel and Armstrong[11]	온라인에서 공통된 관심과 요구를 갖는 구성원들이 자생적 콘텐츠(member-generated contents)에 대한 커뮤니케이션을 통합한 컴퓨터 매개공간
Fernback and Thompson[9]	관심 있는 주제에 따라서 상징적으로 구별되는 정해진 공간에서 반복적인 접촉을 통해 가상공간에서 형성되는 사회적 관계(social relationship)
Rheinglod[20]	사이버 공간에서 공통된 관심사나 경험을 가진 구성원들이 인간관계망을 형성하기 위해 지속적으로 상호작용을 하는 집합체

즉, 가상커뮤니티는 인터넷을 매개로 하여 정보나 자료를 공유하고, 구성원간의 공유되는 의식을 통해 상호작용으로 공통된 목적을 달성하기 위해서 생성된 공동체를 뜻한다. 블로그 공간에서도 가상 커뮤니티는 유사한 관심사, 가치관, 라이프 스타일을 갖는 사용자들로 구성된다. 커뮤니티 회원을 확보하고 유지하기 위한 기업의 전략으로는 일반적으로 커뮤니티 구성원 간의 의사소통 기회와, 콘텐츠 관리를 들 수 있다. 의사소통의 기회는 커뮤니티 구성원 간의

상호작용을 촉진시키기 위한 기본적인 요건이다. 의사소통 기회의 증가는 구성원간의 관계향상과 커뮤니티에 대한 소속감과 충성도를 높일 수 있다. 그리고, 커뮤니티의 콘텐츠는 구성원이 커뮤니티에 귀속되어 있는 중요한 요인이다. 따라서 기업은 구성원이 지속적으로 커뮤니티에 대한 관심을 유지하도록 새로운 콘텐츠를 지속적으로 보완하는 활동이 필요하다. 이러한 구성원의 커뮤니티에 대한 몰입에 대해 Hagel and Armstrong는 Net Gain[11]에서 구성원들의 니즈(Needs)를 다음 <표 3>과 같이 거래(Transaction), 관계(Relationship), 관심(Interest), 재미(Fantasy)의 네 가지 유형으로 분류하였다.

<표 3> 커뮤니티에 대한 구성원의 니즈 분류

분류	내용
거래 (Transaction)	정보, 상품, 또는 서비스의 구입이나 교환의 목적을 가진 참가자들로 상품 판매와 거래와 관련된 정보를 얻고자 한다.
관계 (Relationship)	비슷한 경험을 가지고 있는 참가자들로 구성되며 구성원 사이의 의미 있는 인간관계를 만들고자 한다.
관심 (Interest)	취미나 전문분야와 같은 특정한 주제에 대한 관심을 가지고 있는 참가자들로 구성되며, 구성원은 관심사에 대한 상호작용을 필요하다.
재미 (Fantasy)	새로운 환경이나 역할에 참여하고자 하는 참가자들로 구성되어 있으며 오락적 욕구의 충족이 필요하다.

블로그 기반의 커뮤니티는 특정 주제에 대한 관심을 갖고 있는 사용자들로 구성되어 있다. 따라서 본 연구에서는 Hagel and Armstrong[11]의 커뮤니티 구성원의 니즈 구분에서 특히 관심의 니즈에 대한 충족을 기반으로, 즉 블로그 사용자들의 관심도를 분석하여, 개인화된 커뮤니티를 추천함으로써 커뮤니티 참여자의 니즈를 해결하고자 한다.

3. 커뮤니티 추천시스템

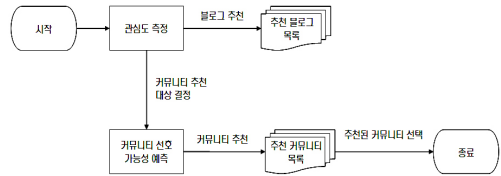
3.1 커뮤니티 추천시스템의 개요

본 연구에서 제시하는 개인화된 커뮤니티 추천 시스템은 블로그 서비스를 이용하는 사용자의 적극적, 소극적 행위들을 분석하여, 커뮤니티에 대한 관심도를 측정한다. 관심도(Interest Value)는 대상에 대한 관심의 정도를 의미한다. 커뮤니티에 대한 사용자의 관심도를 파악하는 것은 구성원의 니즈를 효과적으로 해결하기 위한 하나의 방법이다. 블로그 기반의 커뮤니티는 Hagel and Armstrong[11]의 커뮤니티에 대한 참여자의 니즈 구분으로 볼 때 관심에 대한 니즈가 가장 높을 것으로 보인다. 따라서 블로그 기반의 커뮤니티에서는 사용자의 니즈를 충족하는 커뮤니티를 찾는 것이 필요하다.

이를 위해 커뮤니티의 니즈 충족요인을 정성적 변수와, 정량적 변수로 구분하였다. 정성적 변수란 커뮤니티에 관련해서 일어나는 사용자의 행위를 의미한다. 예를 들어, 커뮤니티에 대한 평판을 다른 사용자에게 알리는 행위, 즉 구전과 같은 커뮤니티와 관련된 사용자의 행위이다. 이러한 정성적 변수는 사용자의 커뮤니티에 대한 참여의 정도를 나타낸다. 정량적 변수는 사용자가 커뮤니티를 방문한 횟수나 체류시간 등의 수치적으로 나타낼 수 있는 요인을 의미한다. 정량적 변수에 비해 정성적 변수는 사용자의 명백한 행위를 나타내기 때문에 관심도를 정확히 표현한다. 하지만 정성적 변수는 구체적으로 표현하거나 수치화 하기에는 모호하므로, 정성적 변수를 정량화 하는 새로운 연구가 필요하다.

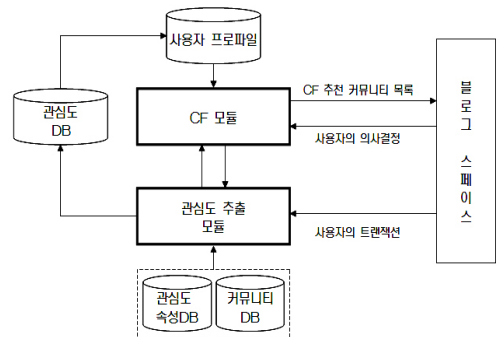
따라서 본 연구에서의 관심도는 수치적으로 해석이 가능한 정량적 변수만을 대상으로 한다. 정량적 변수를 세분화 하기 위해서 커뮤니케이션 메시지로 변수를 구분하였다. 커뮤니케이션 메시지는 명시적 속성(Explicit Attribute)과, 암묵적 속성(Implicit Attribute)으로 구분할 수 있다[17]. 본 연구에서는 명시적 속성은 커뮤니티 내에서 사용

자의 적극적인 관심을 나타내는 행위를 의미하며, 암묵적 속성은 커뮤니티 내에서 사용자 소극적인 관심을 나타내는 행위를 의미한다.



[그림 1] 커뮤니티 추천 절차

본 연구에서 제안하는 추천절차는 [그림 1]에 표현된 것처럼 커뮤니티에 대한 사용자의 관심도를 측정하여 블로그와 커뮤니티를 추천하는 것으로 구분된다. 1차적으로 커뮤니티에 대한 관심도가 비슷한 유사 사용자 그룹을 구성하여, 사용자에게 블로그를 추천하게 된다. 그리고 추천된 블로그들을 이웃집단으로 구성하여, 협업필터링 기법에 따라 커뮤니티를 추천한다. 이때, 사용자의 커뮤니티 선호 가능성을 예측하기 위해서 *Cl*s(community likeliness score) 기법을 제안하였다. *Cl*s기법은 이웃집단과 사용자의 유사도와 이웃집단의 평균 관심도를 기반으로 사용자의 선호 가능성을 예측하는 알고리즘이다.



[그림 2] 커뮤니티 추천시스템의 구조

추천시스템의 전체적인 구조는 [그림 2]와 같다. 추천 시스템은 크게 관심도 추출 모듈과 CF 모듈로 나눌 수 있다.

- (1) **관심도 추출 모듈** : 커뮤니티 내에서 사용자의 정량적 행위 들에 대한 데이터를 수집하고, 각각의 행위를 상대적 중요도에 따라 가중치를 부여한다.
- (2) **CF 모듈** : 관심도를 기반으로 유사한 성향을 갖는 다른 사용자들을 이웃집단으로 구성한다. 이웃집단이 구성되면 각 사용자들에 대해 관심도의 유사성과 이용하는 커뮤니티를 대상으로 커뮤니티 이용 가능성 여부를 측정하고, 추천 목록을 작성하여 사용자에게 제공한다.

이 밖에도 추천시스템에는 커뮤니티 DB, 관심도 속성 DB, 관심도 DB, 사용자 프로파일 DB들이 존재한다. 커뮤니티 DB는 커뮤니티에서 일어나는 사용자의 트랜잭션 정보가 기록되고, 관심도 속성 DB는 관심도 측정을 위해 사용되는 적극적 또는 소극적 속성에 대한 정보를 가지고 있다. 그리고 관심도 추출 에이전트를 통해 구해진 관심도가 기록된다. 사용자 프로파일 DB는 사용자의 이웃집단과, 커뮤니티 등의 정보가 기록된다.

3.2 입력데이터 구성을 위한 관심도 측정

본 연구에서는 국내 전문 블로그 서비스 업체('E')의 커뮤니티인 'G' 서비스를 모델로 하여 관심도를 나타낼 수 있는 속성들을 추출하였다. 추출된 속성과 정의는 적극성 속성과 소극적 속성으로 <표 4>와 <표 5>에 각각 나타내었다.

적극적 속성은 커뮤니티에서 일어나는 사용자의 의도된 행위를 뜻한다. 'G'에서 적극적 속성은 사용자가 커뮤니티 내에서 포스팅 횟수, 포럼 질문 횟수, 포럼 답변 횟수, 가드너 여부, 등록된 할일 수, 커뮤니티 탈퇴, 가입 여부가 있다. 소극적 속성은 커뮤니티에서 일어나는 사용자가 인위적으로 의도하지 않았지만 일어난 행위를 뜻한다. 'G'에서 소극적 속성은 사용자가 커뮤니티를 방문한 횟수와 커뮤니티에 존재하는 포스트를 열람한 횟수로

<표 4> 커뮤니티 'G'에서의 적극적 속성

속 성	정 의
작성한 포스트	사용자가 커뮤니티(G)에 포스트를 작성한 횟수를 의미한다. 커뮤니티에 참여하고 있는 사용자만 포스트를 작성할 수 있는 권한이 부여된다. 작성한 포스트 수는 사용자가 커뮤니티에서 포스트를 작성한 횟수를 의미한다.
작성한 포럼 질문	포럼은 커뮤니티에서 회원들의 커뮤니케이션을 위한 공간이며, 한 사람이 새 주제를 작성하면 다른 사람들이 그 주제에 대한 답변을 남기는 형태이다. 작성한 포럼 질문은 사용자가 포럼에 질문을 남긴 횟수를 의미한다.
작성한 포럼 답변	작성한 포럼 답변은 사용자가 포럼의 질문에 대해 답변을 남긴 횟수를 의미한다.
가드너	커뮤니티의 목표나 관심사항에 대해 사용자의 성취가 적정 수준에 도달하면 스스로 가드너라는 호칭을 부여하는 자의적인 의사표현이다.
등록한 할일	커뮤니티의 목표를 달성하기 위해 커뮤니티에서 사용자가 등록한 할일을 말하며, 할 일은 커뮤니티에서 카테고리 역할을 한다. 커뮤니티에 참가하고 있는 모든 사용자가 등록할 수 있다.
참여여부	커뮤니티에 참여 하고 있는지 여부를 나타낸다.
탈퇴여부	커뮤니티를 탈퇴했는지 여부를 나타낸다.

<표 5> 커뮤니티 'G'에서의 소극적 속성

속 성	정 의
고유방문	고유방문(Unique Visiting)은 하루 동안 중복을 허용하지 않는 커뮤니티 방문횟수를 의미한다. 따라서 일주일 동안 최대 값은 7이 되고, 최소값은 0이 된다.
페이지뷰	커뮤니티에서 하루 동안 열람한 페이지 수를 의미한다.

정의하였다. 소극적 행위는 다양한 속성이 존재하지만, 적극적 속성에 비해 상대적 중요도가 낮고, 적극적 속성을 보완해 주는 역할을 하기 때문에 값의 변화량이 큰 행위를 속성으로 추출하였다. 이러한 속성에 대한 데이터 표현은 <표 6>과 같이 나타낼 수 있다.

〈표 6〉 관심도를 구성하는 속성들의 표현

적극적 속성(0.9)		소극적 속성(0.1)	
A	w_a	a	w_a
포스트	0.5	고유방문	0.8
질문	0.2	페이지뷰	0.2
답변	0.2		
가드너	0.1		

〈표 6〉에서 a 는 관심도를 나타내는 커뮤니티에 서의 속성을 의미하고, w_a 는 각 속성의 상대적 중요도를 의미한다. 그리고 적극적 속성의 중요도는 0.9 소극적 속성의 중요도가 0.1로 나타내었다. 이러한 속성들의 상대적 중요도는 전문가들에 의해 사용자의 의사를 정량적으로 표현할 수 있는 속성들을 추출하고, 추출된 속성과 실제 'E' 회사의 사용자 웹 로그 데이터를 비교하여 추출된 속성이

사용자의 'G' 이용률과 관련이 있는 지를 확인하였다. 이러한 과정을 거쳐 속성에 대한 빈도와 의사 표현의 중요도를 나타낼 수 있도록 상대적인 가중치를 부여 하였다.

각각의 속성과 그 값이 구해지면 시스템은 사용자의 관심도를 나타내기 위해 입력데이터 행렬을 구성한다. 예를 들어 n 개의 커뮤니티에 대한 m 명의 사용자 데이터는 $m \times n$ 행렬 R 로 표현 할 수 있다. 입력데이터 행렬 R 구성은 각 사용자의 적극적 속성과 소극적 속성에 해당하는 값이 이용된다. 각 속성을 구성하는 하위 속성들의 값과 하위 속성들의 가중치를 곱한 합이 관심도가 된다. 이것은 식 (1)과 같이 표현된다.

$$f^e = \sum_A w_a \times v_{u,j}, \quad f^i = \sum_A w_a \times v_{u,j} \quad (1)$$

f^e : 적극적 관심도

〈표 7〉 입력 데이터 구성 예

(a) 사용자 행동 데이터

사용자	커뮤니티	적극적 속성(0.9)				소극적 속성(0.1)	
		포스트(0.5)	질문(0.2)	답변(0.2)	가드너(0.1)	고유방문(0.6)	페이지뷰(0.4)
U_1	c_1	6	2	0	0	24	40
U_1	c_2	10	2	1	0	30	60
U_1	c_5	9	0	1	0	15	43
U_2	c_2	1	0	1	0	1	6
U_2	c_5	1	0	0	0	2	14
U_2	c_7	15	4	2	1	30	64
U_3	c_1	4	1	0	0	15	46
U_3	c_2	3	1	0	0	10	45
U_3	c_3	4	1	1	0	19	32
U_3	c_5	10	4	0	1	30	57
U_4	c_2	9	2	0	0	20	45
U_4	c_5	7	0	0	0	23	39

(b) 입력 데이터(관심도)

	c_1	c_2	c_3	c_4	c_5
u_1	6.1	8.08	0	7.27	0.7
u_2	0.93	0	0	0	1.13
u_3	0	4.27	3.93	4.58	9.39
u_4	0	0	0	7.41	6.09

f^i : 소극적 관심도
 w_a : 적극적 속성의 가중치
 A : 하위 속성의 집합
 v_{uj} : 사용자 u 의 커뮤니티 j 에서의 행위

여기서 각 속성은 상대적인 중요도를 나타내기 때문에 적극적 속성과 소극적 속성의 가중치의 합과 각 하위 속성들의 가중치의 합은 각각 1이 된다. 적극적 관심도와 소극적 관심도가 구해지면 각 관심도 값에 속성 가중치를 적용한 후, 두 값을 더해 주면, 사용자의 커뮤니티에 대한 관심도 g 를 구할 수 있다. 이것을 식 (2)와 같은 식으로 표현할 수 있다.

$$g_{u,j} = \lambda_e \times f^e \times \lambda_i \times f^i \quad (2)$$

g_{uj} : 커뮤니티 j 에 대한 사용자 u 의 관심도
 f^e : 적극적 관심도
 f^i : 소극적 관심도
 λ : 속성 가중치

예를 들어 <표 7>과 같은 데이터가 있을 때, 커뮤니티 c_1 에 대한 사용자 u_1 의 관심도는 다음과 같이 구할 수 있다. 나머지 사용자도 동일한 방법으로 계산되며, 결과는 <표 7>의 (b)와 같다.

$$\text{적극적 관심도} : (6 \times 0.5) + (2 \times 0.2) + (0 \times 0.2) + (0 \times 0.1) = 3.4$$

$$\text{소극적 관심도} : (24 \times 0.6) + (40 \times 0.4) = 30.4$$

$$g_{u_1, c_1} = 3.4 \times 0.9 + 30.4 \times 0.1 = 6.1$$

3.3 이웃집단 탐색과 블로그 추천

사용자가 각각의 커뮤니티에 대해 가지고 있는 관심도를 다른 사용자의 관심도와 비교하고, 유사도가 높은 순서에 따라 $Top-n$ 의 사용자를 이웃집단으로 구성한다. 사용자 u_1 과 u_2 사이의 유사 선호도 $sim(u_1, u_2)$ 는 입력 데이터 행렬 R 의 두 행벡터의 코사인 각도를 이용하여 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$\begin{aligned}
 sim(u_1, u_2) &= \frac{u_1 \cdot u_2}{|u_1| \times |u_2|} \\
 &= \frac{\sum_{k=1}^n g_{u_1, c_k} \times g_{u_2, c_k}}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (g_{u_1, c_k})^2} \times \sqrt{\sum_{k=1}^n (g_{u_2, c_k})^2}} \quad (3)
 \end{aligned}$$

여기서 n 은 추천이 가능한 전체 커뮤니티의 수이며, g_{u_1, c_k} 와 g_{u_2, c_k} 는 사용자 u_1 과 u_2 의 k 번째 커뮤니티에 대한 관심도이다. 두 사용자의 유사도는 0에서 1사이의 값을 갖고, 유사도가 높을수록 1에 가까워 지고, 낮을수록 0값에 가까워 진다. 각각의 사용자와의 유사도 측정이 끝나면 $Top-n$ 의 사용자를 이웃집단으로 구성한다. 그리고 이웃집단의 블로그를 대상으로 추천 블로그를 결정한다.

<표 8> 사용자 유사도 행렬

	u_1	u_2	u_3	u_4
u_1	1	0.311	0.319	
u_2	0.311	1	0.598	0.490
u_3	0.319	0.598	1	0.909
u_4		0.490	0.909	1

<표 7>의 관심도를 식 (3)에 대입한 결과값은 <표 8>과 같다. 만약, 사용자 u_3 에게 2개의 블로그를 추천할 경우($Top-2$), 유사도 상위 2명인 u_4 와 u_2 가 추천된다.

3.4 커뮤니티 추천

이웃집단이 구성되면, 시스템은 이웃집단과 목표사용자의 이용 커뮤니티를 비교하여 커뮤니티 추천 대상 목록을 만든다. 추천 대상 목록은 현재 이웃집단은 선호하고 있지만 사용자가 이용하지 않는 커뮤니티들의 리스트를 의미한다. 추천 대상 목록이 완성되면, 사용자의 선호 가능성을 알아내기 위해 커뮤니티 선호 가능성 점수(Cls : community likeliness score) $Cls(u_i, c_j)$ 를 측정한다.

$$Cls(u_i, c_j) = \frac{\sum_{N(\sim ilar\ group\ with\ u_i)} (g_{N, c_j} - \overline{g_{N, c_j}}) \cdot sim(u_i, N)}{\sum_{N(\sim ilar\ group\ with\ u_i)} sim(u_i, N)} \quad (4)$$

$Cls(u_i, c_j)$ 는 사용자 u_i 가 커뮤니티 c_j 에 대한 선호 가능성 점수를 의미한다. g_{N, c_j} 는 사용자 u_i 의 이웃집단의 커뮤니티 c_j 에 대한 관심도를 의미한다. $sim(u_i, N)$ 는 사용자 u_i 와 이웃집단의 유사도이다. 추천 대상 목록에 있는 커뮤니티들에 대한 모든 Cls 를 측정된 후에, 점수가 높은 $Top-k$ 개의 커뮤니티를 목표사용자에게 추천한다.

예를 들어 <표 9> (a)와 같은 커뮤니티 관심도 행렬이 있고, 사용자 u_1 의 이웃집단이 u_2, u_3 라고 하고 <표 10>의 (b)와 같은 관심도를 갖고 있다고 가정하고 커뮤니티 c_5 대한 cls 는 다음과 같이 구할 수 있다.

<표 9> 커뮤니티 선호가능 점수(Cls) 예제

(a) 커뮤니티 관심도 행렬

	c_1	c_2	c_3	c_4	c_5
u_1	6.1	8.08	0	7.27	?
u_2	0.93	0	0	0	1.13
u_3	0	4.27	3.93	4.58	9.39

(b) 사용자 유사도 행렬

	u_1	u_2	u_3
u_1	1	0.311	0.319
u_2	0.311	1	0.598
u_3	0.319	0.598	1

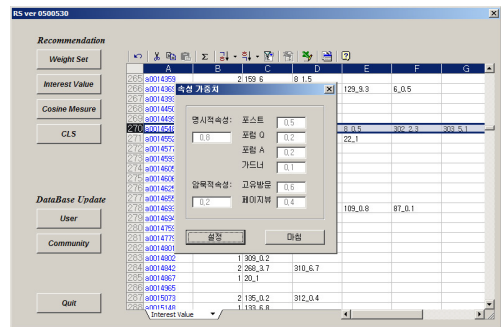
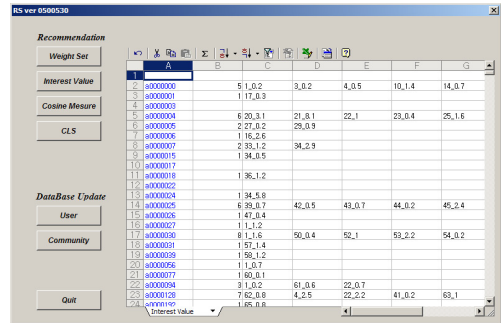
$$Cls(u_1, c_5) = \frac{((1.13 - 0.41) \times 0.31) + ((9.39 - 4.43) \times 0.32)}{0.31 + 0.32} = 2.87$$

이렇게 추천 대상 커뮤니티 별로 Cls 를 구하고 이 중, 상위 k 개의 커뮤니티를 추천한다.

4. 실험 및 평가

4.1 실험데이터

본 연구의 커뮤니티 모델은 국내 전문 블로그 서비스 업체인 'E'의 커뮤니티 서비스인 'G'이다. 실험은 해당 커뮤니티로부터 적극적 속성 네 가지와 소극적 속성 2가지를 추출하고 그 속성 데이터를 이용하였다. 2005년 5월에서 6월 사이의 7주 동안 사용자 5000명과, 사용자가 이용한 1000개의 커뮤니티 자료를 실험 데이터로 사용하였다. 그리고, 실험에 이용되는 데이터는 5000명의 사용자중에서 커뮤니티 이용률이 상대적으로 높은 1000명의 사용자를 선별하여 이들의 데이터를 대상으로 실험을 실시하였다. 실험 데이터는 1~3주 동안의 데이터를 학습용 데이터 집합(training data set)로 구성하고, 6~7주 사이의 데이터를 테스트 데이터 집합(test data set)으로 구성하였다. 실험 인터페이스는 [그림 3]과 같다.



[그림 3] 실험 프로그램 인터페이스

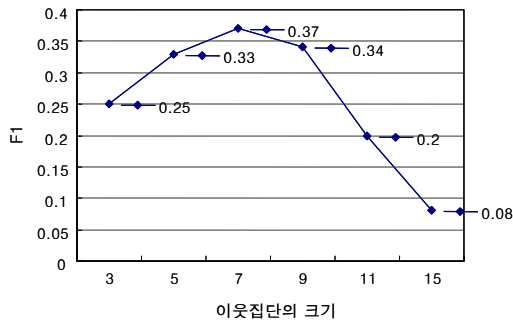
4.2 실험 평가 방법

본 연구에서는 시스템에 의해서 추천된 리스트에 대한 성능을 평가 하기 위해 추천시스템 연구에서 일반적으로 많이 이용되는 방법인 *Recall*과 *Precision* 그리고 *F-Measure*를 이용하였다[21]. *Recall*은 사용자가 이용하는 커뮤니티 중에서 추천 시스템에 의해서 얼마나 많은 커뮤니티가 추천되었는가를 나타내는 평가 방법이다. 그리고 *Precision*은 추천 시스템에 의해 추천된 커뮤니티 리스트 중에서 몇 개의 커뮤니티를 실제로 이용하는지를 나타내는 평가 방법이다. *F-Measure*는 *Recall*과 *Precision*의 중요도를 동일하게 부여하여 평가하는 방법으로 식 (5)와 같이 정의된다.

$$F = \frac{2 \times recall \times precision}{recall + precision} \quad (5)$$

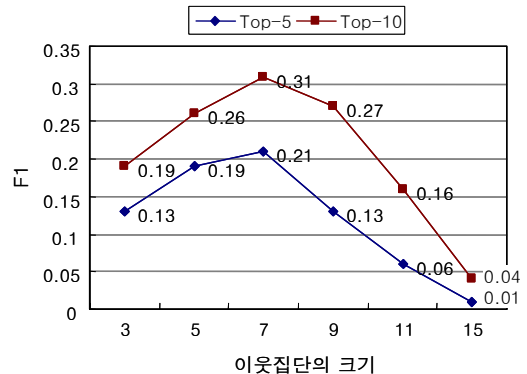
4.3 실험결과

추천시스템에 대한 연구에서 이웃집단의 크기는 추천의 성능에 중요한 요인이라고 알려져 있다[13, 21]. 따라서 본 연구에서는 이웃집단의 크기가 추천의 결과에 미치는 영향을 알아보기 위해 이웃집단의 크기를 다양하게 정하고, *Cl*s의 값이 1이상인 모든 커뮤니티를 추천하였다. [그림 4]는 이웃집단의 크기에 따른 추천 시스템의 민감도를 나타낸 그래프이다.



[그림 4] 이웃집단 크기에 따른 민감도

[그림 4]를 보면 이웃집단의 크기가 커질수록 추천성능이 높아지다가 7일 때 가장 좋은 추천 성능을 보이고, 이후 이웃집단의 크기가 커질수록 성능이 저하 되는 것을 볼 수 있다. 결과적으로 커뮤니티에 추천에서 이웃집단의 크기가 추천의 성능에 영향을 미친다는 것을 알 수 있다. 그리고 이웃집단이 커질수록 추천 성능이 저하되는데 이는 실험에 사용된 데이터의 기간이 짧아 전체 커뮤니티에 수에 비해 사용자의 커뮤니티 이용률이 상대적으로 낮기 때문에 나타난 결과이다. 하지만, 가장 좋은 추천 결과를 보이는 이웃 집단의 크기는 각 데이터별 집합 별로 차이가 나지만, 그래프 모양은 [그림 4]와 유사한 형태를 보이는 것으로 알려져 있다[21, 22].



[그림 5] 이웃 집단 크기에 따른 민감도

[그림 5]는 추천커뮤니티의 개수가 추천성능에 미치는 영향을 비교한 실험이다. [그림 4]와 [그림 5]를 비교해 보면 [그림 4]의 결과가 더 좋은 것을 알 수 있는데 이것은 단순히 상위 *k*개의 커뮤니티를 추천하는 것보다 *Cl*s가 1이상인 임계값을 이용한 추천의 성능이 우수하다는 것을 보여준다. 하지만 실험에 이용한 데이터의 기간이 짧은 한계점을 가지고 있다. 따라서 차후 누적된 장기간의 데이터를 이용한 실험을 통해 이러한 한계점을 극복할 필요가 있다.

5. 결론 및 토론

본 연구에서는 웹2.0 환경에서 사용자들이 직면하게 될 정보과부하 문제의 해결과 보다 효과적인 정보활용 방안을 제시하기 위하여 기존에 진행되어온 추천시스템 연구를 웹2.0 환경에 적합시키고자 하였다. 특히, 저변이 확대되고 있는 블로그 시장에서 발생하는 정보 과부하 문제에 대한 해결 방법의 하나로 사용자간 상호작용이 활발하게 이루어지고 있는 커뮤니티를 사용자에게 추천하는 방법을 개발하였다. 제시한 추천방법은 사용자가 블로그를 이용해 정보를 얻고자 할 때, 비슷한 관심과 성향을 가지고 있는 사용자들이 이용하는 커뮤니티를 추천해 줌으로써 보다 손쉽게 원하는 정보를 얻을 수 있도록 유도한다.

블로그를 서비스하는 기업에 있어 커뮤니티는 사용자의 만족과 커뮤니티를 이용한 수익모델의 수단이 된다. 커뮤니티는 특정한 주제와 목표를 가지고 있는 사람들로 구성되기 때문에 기업이 그 주제에 맞는 광고나 콘텐츠를 제공함으로써 수익을 얻을 수 있다. 또한 커뮤니티의 활성화를 통해 새로운 회원의 유입과 기존 고객의 고착화에 도움이 된다. 이러한 점에서 본 연구는 사용자와 기업 모두가 만족할 만한 시스템을 제공할 수 있다.

그리고 본 연구에서 제시한 추천시스템은 현재 블로그 서비스를 제공하는 'E'업체와 블로그 서비스 시장의 문제에 대한 협의를 통해 시스템의 필요에 의해 개발되었다. 본 연구에서 제시하는 추천 시스템의 구조는 크게 사용자가 선호할 가능성이 있는 커뮤니티를 추천하는 부분과 사용자들의 커뮤니티에 대한 관심의 정도를 정량화하는 두 부분으로 나눌 수 있다. 사용자에게 커뮤니티를 추천하는 부분은 이전까지의 추천 시스템에서 가장 성공적이라는 평가를 받고 있는 협업필터링 기법을 이용하였다.

사용자들의 커뮤니티에 대한 관심의 정도를 정량화하는 부분은, 커뮤니티에서의 사용자의 활동을 통해서 능동적으로 그들의 의견을 분석하여 정량화

한다. 이렇게 정량화된 값은 사용자의 커뮤니티에 대한 관심의 정도를 나타낸다. 본 연구에서 제안하는 추천시스템은 커뮤니티에서 얻을 수 있는 사용자의 속성과 가중치에 민감하다. 따라서 본 연구에서는 초기에 전문가 집단에 의해 제시된 속성들의 가중치를 변화 시키며 실험을 하였다. 그리고 일반적으로 추천시스템의 성능 평가에 사용되는 *Recall*, *Precision*, *F-Measure*의 방법을 이용하였다.

추천시스템 성능에 대한 실험 결과는 다음과 같이 요약된다.

- (1) 관심도의 하위 속성들이 정교하게 구성될 때 추천의 정확도가 높아 졌다.
- (2) 활성화된 커뮤니티일수록 추천의 성능이 높다. 커뮤니티 내에서 사용자의 활동이 빈번하기 때문에 관심도의 정확도가 높아졌다.
- (3) 활성화 되지 않은 커뮤니티는 추천이 이루어 지지 않는다. 사용자의 활동이 일어나지 않기 때문에 정량화된 관심도가 낮다.
- (4) 추천시스템을 통해서 사용자의 성향과 커뮤니티의 현황을 파악할 수 있다. 기업이 커뮤니티를 전략적 도구로 이용 할 수 있는 정보를 제공한다.

그러나 본 연구는 다음과 같은 한계점을 지닌다. 커뮤니티에 대한 관심도를 나타내는 속성은 각 커뮤니티의 성격에 따라서 달라져야 하기 때문에 일반적인 속성으로 정의가 어렵다. 또한 커뮤니티에 대한 관심도를 추천을 위한 초기데이터로 이용하기 때문에 커뮤니티를 이용하지 않는 사용자에게는 추천이 이루어지지 않는다. 앞으로 사용자의 블로그에서 관심도를 추출하는 추천 방법에 대한 연구가 필요하다. 커뮤니티 사용자의 이용이 장시간에 걸쳐 이루어지기 때문에 7주 동안의 실험데이터로는 성능 측정의 한계가 있었다. 또한 다른 벤치마크 시스템이 없기 때문에 제시한 시스템의 특징만을 보여주었다는 한계점이 있다. 따라서 향후 다양한 블로그 시스템과 유관연구의 결과를 이용하여 제시한 방법을 제고할 필요가 있다.

참고 문헌

- [1] 권상희, “블로그(Blog) 양식 : 커뮤니케이터, 구성형태, 내용, 연결성에 따른 장르유형분석 연구”, 『사이버커뮤니케이션학보』, 제15권 (2005), pp.93-134.
- [2] 김재경, 조윤희, 김승태, 김혜경, “모바일 전자상거래 환경에 적합한 개인화된 추천시스템”, 『경영정보학연구』, 제15권, 제3호(2005).
- [3] 김지수, “블로그의 사회문화적 진화와 이슈”, 『정보통신정책』, 제16권, 제8호(2004), pp.18-36.
- [4] Balabanovic, M. and Shoham Y., “Fab : Content-based Collaborative Recommendation”, *Communication of the ACM*, Vol. 40, No.3(1997), pp.66-72.
- [5] Basu, C. and Cohen, W., “Recommendation as Classification : Using Social and Content-Based Information in Recommendations”, *Proceeding of the 15th National Conference on Artificial Intelligence*, (1998), pp.673-680.
- [6] Best, D., “Web 2.0 Next Big Thing or Next Big Internet Bubble?”, *Lecture Web Information Systems*, 2006.
- [7] Blood, R., “Introduction”, In J. Rodzvilla (Ed.), *We've Got Blog : How Weblogs are Changing Our Culture*, Cambridge MA : Perseus Publishin, 2002.
- [8] Bolter, Jay and Richard Grusin, “Remediation”, *Cambridge, MA : MIT Press*, 1999.
- [9] Fernback, J. and Thompson, B., *Virtual Communities : Abort, Retry, Failur*, [Http://www.well.com/user/hlr/texts/VCcivil.html](http://www.well.com/user/hlr/texts/VCcivil.html), 1995.
- [10] Figallo, C., *Hosting web communities : Building relationships, increasing customer loyalty, and maintaining a competitive edge*, New York, NY : Wiley, 1998.
- [11] Hagel, J. III and A. Armstrong, “Net Gain : Expanding Markets through Virtual Communities”, *Harvard Business School Press*, 1997.
- [12] Kim, H. K., Kim, J. K., and Cho, Y. H., “A Collaborative Filtering Recommendation Methodology for Peer-to-Peer Systems”, *EC-Web 2005, LNCS 3590*, (2005), pp.98-107.
- [13] Kim, J. K, Kim, H. K, and Cho, Y. H., “A user-oriented contents recommendation system in peer-to-peer architecture”, *Expert Systems with Applications*, Vol.34 (2008), pp.300-312.
- [14] Konstan, J., Miller, B., Maltz, D., Herlocker, J., Gordon, L., and Riedl, J., “GroupLens : Applying Collaborative Filtering to Usenet News”, *Communications of the ACM*, Vol.40, No.3(1997), pp.77-87.
- [15] Lawrence, R. D., Almasi, G. S., Kotlyar, V., Viveros, M. S., and Duri, S., “Personalization of Supermarket Product Recommendations”, *Data Mining and Knowledge Discovery*, Vol.5(2001), pp.11-32, pp.187-192.
- [16] Lennartz, S., *Web 2.0 and Standards Version : October 2005*, <http://www.drweb.de/weblog/weblog/?p=428>.
- [17] Montaner, M., *Collaborative Recommender Agents Based on Case-Based Reasoning and Trust*. PhD thesis, Universitat de Girona, September 2003.
- [18] O'Reilly, T., *What Is Web 2.0 : Design Patterns and Business Models for the Next Generation of Software*, O'Reilly Media Inc, 2005.
- [19] Pazzani, M. J., “A Framework for Collaborative, Content-Based and Demograp-

- hic Filtering”, *Artificial Intelligence Review*, Vol.13, No.5-6(1999), pp.393-408.
- [20] Rheingold, H., *The Virtual Communities*, New York : Addison-Wesley, 1993.
- [21] Sarwar, B. M., Karypis, G., Konstan, J. A., and Riedl, J. T., “Analysis of Recommendation Algorithms for E-Commerce”, *Proceedings of the ACM Conference on Electronic Commerce*, (2000), pp.158-167.
- [22] Schafer, J. B., Konstan, J. and Riedl, J., “Recommender Systems in E-Commerce”, *Proceedings of the ACM Conference on Electronic Commerce*, (1999), pp.158-166.
- [23] Schuler, D., *New Community Networks -Wired for Change*, New York : Addison-Wesley, 1996.
- [24] Williams, R. L. and Cothrel, J., “Four Smart Ways to Run Online. Communities”, *Sloan Management Review*, Vol.41, No.4(2000), pp.81-91.

◆ 저 자 소 개 ◆

**김 재 경 (jaek@khu.ac.kr)**

서울대학교에서 산업공학 학사, 한국과학기술원에서 경영정보시스템 전공으로 석사 및 박사학위를 취득하였으며 현재 경희대학교 경영대학 교수로 재직하고 있다. 미국 미네소타 주립대학교, 그리고 텍사스 주립대학교(달라스)에서 교환교수를 역임하였다. 주요 관심분야로는 비즈니스 인텔리전스, 추천시스템, 유비쿼터스 서비스 등이다.

**김 혜 경 (kimhk@khu.ac.kr)**

경희대학교 물리학과에서 학사, 경영학과에서 e-Business 전공으로 석사 학위를 취득하고, 현재 동 대학원 박사과정에 재학중이다. 주요 관심분야는 상품추천시스템, P2P 시스템, 복잡계 시스템 등이다. Expert Systems: The International Journal of Knowledge Engineering and Neural Networks, Expert Systems With Applications, Lecture Notes in Computer Science, Lecture Notes in Artificial Intelligence 등에 논문을 게재하였다.

**오 혁 (hyouko@samil.com)**

대불대학교 컴퓨터공학과에서 학사, 경희대학교 경영학과에서 e-Business 전공으로 석사학위를 취득하였다. (주)삼성항공 FA 사업부 소프트웨어사업팀에서 근무하다가, 현재는 (유)Samil PricewaterhouseCoopers에서 Advisory PI로 근무중이다. 주요 관심분야는 웹2.0, 추천시스템, 비즈니스 인텔리전스 등이다.