

웹기반 개인화 디자인 서비스를 위한 효과적인 추천 기법의 비교 연구*

Comparison of Recommendation Techniques for Web-based Design Personalization Service

서종환*** · 변재형** · 이건표***

Jong-Hwan Seo*** · Jae-Hyung Byun** · Kun-Pyo Lee***

동아대학교 산업디자인학과**

Dept. of Industrial Design, Dong-a University

한국과학기술원 산업디자인학과***

Dept. of Industrial Design, KAIST

Abstract : This study examines and compares various recommendation techniques which have been used successfully in other fields and seeks for opportunity to improve design personalization service more effectively. Throughout the literature study, several major recommendation techniques were identified, namely 'contents-based filtering', 'collaborative filtering', and 'demographic filtering'. In order for finding out relative advantages and disadvantages, a case study was carried out by applying different techniques. The result showed that in general, demographic filtering was evaluated least efficient among the techniques. Content-based filtering showed the best efficiency among them. Another significant finding was that the collaborative filtering had a better efficiency as the number of test subjects is increased. In conclusion, we suggest that design recommendation services can be improved by applying contents-based or collaborative filtering for better efficiency of recommendation. And, if the number of test subjects is large enough, it may be possible to remarkably improve the efficiency of design recommendation services by using collaborative filtering.

Key words : Personalization, recommendation, information filtering, user adaptive design

요약 : 본 연구는 다른 분야에서 성공적으로 활용되고 있는 다양한 추천 기법들을 비교하는 사례 연구를 통해 더욱 효과적인 디자인 개인화 서비스 개발의 기회를 모색하고자 하였다. 우선, 문헌연구를 통하여 '컨텐츠 기반 기법', '협력적 필터링 기법', 그리고 '인구통계적 필터링 기법'과 같은 대표적인 추천 기법들의 특징과 장단점을 고찰

* 이 논문은 2005학년도 동아대학교 학술연구비(신진과제)에 의하여 연구되었음.

† 교신저자 : 서종환(동아대학교 산업디자인학과)

E-mail : zzongini@naver.com

Tel : 051-240-2840

Fax : 051-240-4017

하였다. 다음으로 이러한 기법들이 디자인과 같은 콘텐츠를 대상으로 적용되었을 때 예상되는 추천 정확성을 분석하기 위해 실험을 실시하였다. 그 결과, 인구통계적 필터링 기법은 나머지 기법에 비해서 비교적 낮은 정확성을 보였으며 콘텐츠 기반 기법이 가장 좋은 높은 추천 정확성을 나타내었다. 아울러 협력적 필터링 기법은 참여자들의 수가 증가할수록 좀 더 높은 추천 정확성을 나타냄을 알 수 있었다. 결론적으로 디자인 추천 서비스는 콘텐츠 기반 기법이나 협력적 필터링 기법의 적용을 통해 그 추천 정확성을 향상시킬 수 있으며 대상 사용자의 수가 일정 수준 이상으로 증가된다면 협력적 필터링 기법이 가장 우수한 효율을 나타낼 가능성이 높음을 제시하였다.

주제어 : 개인화, 추천 서비스, 정보 필터링, 사용자 적응적 디자인

1. 서론

끊임없이 시장에 소개되고 있는 새로운 상품과 서비스 중에서 자신의 감성에 맞는 스타일을 선택한다는 것은 쉬운 일이 아니다. 물질적인 풍요는 사용자들에게 많은 혜택을 안겨 주고 있긴 하지만 그에 따르는 선택의 문제는 사용자들에게 또 다른 어려움을 부가하고 있다. 이와 같은 배경으로 인해 개인화 서비스에 대한 효용과 필요성은 꾸준히 증가하고 있는 추세이다. 예를 들어 Tam & Hof[4]의 연구 결과에 의하면 개인화된 서비스를 이용해 본 조사 대상자 중 90퍼센트 이상이 그 효용을 인정하였으며 개인화된 서비스를 지속적으로 제공받기를 원했다.

상업적인 개인화 서비스가 처음 등장하기 시작한 1990년대 초반에는 많은 양의 정보들을 사용자들의 다양한 관심 분야에 맞춰 필터링하여 제공하는 맞춤형 정보 서비스가 주류를 이루었으나 대중적인 웹 환경이 본격적으로 보급되기 시작한 1990년대 말부터서는 단순한 정보 제공뿐만 아니라 사이트의 구조 및 정보의 제시 방법에까지 그 대상이 확대된 다양한 유형의 개인화 서비스 방식이 개발되고 있다. 웹 기반의 다양한 정보 서비스의 외형적 스타일과 네비게이션 및 콘텐츠 디자인 역시 개인화 서비스의 중요한 대상 중의 하나로 자리매김하고 있으며 디자인이 가지는 고유한 감성적인 특성으로 인해 그 상업적 가치가 증대되고 있다.

그러나 감성 시대의 도래로 인해 디자인과 관련된 사용자들의 니즈가 크게 증대되었음을 감안한다면

제품이나 서비스의 디자인을 대상으로 하는 개인화 추천 서비스는 아직까지 기대만큼의 활성화가 이루어지지 못한 상황이라고 할 수 있다. 이는 개인화 서비스에 대한 지금까지의 연구가 주로 컴퓨터 공학자들에 의해서만 이루어졌으며 자연스럽게 개인화 서비스 분야의 주요 연구 대상이 서비스 구현을 위한 공학적 기반 기술이나 알고리즘의 개발에 국한되었기 때문이라고 할 수 있다. 실제로 제품이나 서비스의 디자인을 대상으로 하는 개인화 추천 서비스를 개발하고자 할 때 근거로 활용할 수 있는 연구 성과나 자료는 매우 제한적이며 특히 디자인 결과물의 외관 스타일에 대한 사용자들의 선호를 예측하기 위한 연구 성과는 거의 찾아보기 힘든 상황이다.

따라서 본 연구는 이미 여러 분야에서 활발하게 적용되고 있는 기존의 개인화 추천 서비스 관련 연구 성과들을 디자인과 같은 보다 감성적인 분야에 성공적으로 활용하기 위한 기초적인 토대를 마련하고자 하며 이를 위해 가장 시급한 주제라고 여겨지는 제품이나 서비스의 외관 디자인에 대한 사용자 선호 예측 및 추천기법의 적용에 대해서 연구하고자 한다.

2. 개인화 디자인 서비스의 유형

개인화 디자인 서비스는 개인화 과정의 주도적인 역할 분담에 따라 크게 두 가지 방식으로 구분하여 살펴볼 수 있다[1]. 첫 번째 방식은 사용자 주도적인 맞춤형 방식(User-initiative Customization)으로 사용

자들이 레이아웃, 색상 조합, 이미지, 폰트와 같이 디자인 요소들에 대한 선호도를 제시하면 이에 따라 시스템이 미리 정의된 디자인 요소들 중에서 획득된 사용자 정보에 대응되는 요소들을 단순하게 조합하고 배치함으로써 디자인을 재구성하고 그 결과를 사용자에게 제시하는 과정을 따른다. 두 번째 방식은 시스템 주도적인 추천형 방식(System-initiative Recommendation)으로 사용자의 특성이나 지금까지의 행위를 분석하여 사용자를 모델링한 후 그에 따라 가장 적절한 디자인을 제시해 주는 과정을 거친다.

맞춤형 방식은 시스템이 수행하는 역할보다는 사용자의 자발적인 역할이 더 중요하며 비교적 단순하고 구현하기가 용이하다는 장점을 가지고 있지만 한편으로는 적응적 과정을 전적으로 사용자의 자발적인 정보 제공에 의존할 수밖에 없다는 어려움을 안고 있으며 사용자에게 많은 절차와 세부적인 작업을 요구하므로 사용자의 부담이 가중되는 단점이 있다. 더 나아가 사용자가 자신의 욕구를 명확하게 인식하고 있지 못하거나 정확하게 표현할 수 없는 경우에는 적절한 선택을 할 수 없으므로 개인화에 어려움을 겪게 된다.

이와 같은 배경으로 인해 최근에는 사용자의 선택과 자발적인 정보 제공에 기반을 두되 추천형 서비스에서 지향하는 것과 같은 시스템 주도적인 역할을 더욱 강화시킴으로 사용자의 부담을 덜어주고 더 나아가 사용자의 특성과 기호를 체계적으로 파악하여 이에 좀 더 적극적으로 대응할 수 있는 추천 기법의 활용 방안들이 모색되고 있다.

3. 개인화 디자인 서비스와 추천 기법

앞서 살펴본 것과 같이 개인화 디자인을 구현하는데 있어서 가장 핵심적인 부분은 어떠한 과정과 방법으로 디자인 결과물을 선정하여 추천할 것인가라고 할 수 있다. 특히 어떠한 추천 기법을 적용할 것인가는 디자인 추천 서비스의 효용성을 결정하는 매우 중요한 요소라고 할 수 있다.

실제로 추천 서비스들은 채택하고 있는 추천 기법에 따라 몇 가지 유형으로 분류될 수 있다. 현재 추천 서비스를 구현하는데 가장 많이 활용되고 있는 추천기법으로는 콘텐츠 기반 필터링(Content-based Filtering) 기법과 협동적 필터링(Collaborative Filtering) 기법, 그리고 인구통계적 필터링(Demographic Filtering) 기법을 들 수 있다.

첫 번째 방식인 콘텐츠 기반(Content-based) 추천 서비스는 기본적으로 사이트에서 제공하고 있는 콘텐츠를 일정한 기준에 따라 분류한 후 각각의 콘텐츠에 대한 사용자의 선호도를 분석한 결과를 기반으로 사용자를 모델링하여 그에 따른 적절한 콘텐츠를 추천하는 방식이다. 이러한 추천 방식을 채택하여 개인화 서비스를 수행하고 있는 성공적인 사례로는 미국의 유명 의류업체인 Lands' End 사의 웹사이트(Landsend.com)를 들 수 있다(그림 1).

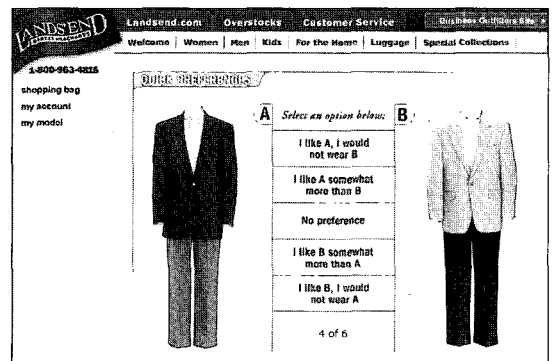


그림 1. My Personal Shopper (www.landsend.com)

Lands' End의 사이트가 제공하는 여러 고객 지원 서비스 중 'My Personal Shopper'라는 서비스는 고객들로 하여금 미리 준비된 일련의 의류 상품들에 대한 선호도를 나타내도록 한 후, 그 결과를 분석하여 각각의 고객에 대한 선호 모델을 구성하고 이를 바탕으로 그 고객의 취향에 맞을 만한 자사 제품을 추천해 주고 있다[5].

이와 같은 추천 방식은 새롭게 추가되는 콘텐츠의 경우, 그 콘텐츠에 대한 사용자의 선호 정보가 축적

되어 있지 않은 상황일지라도 그 콘텐츠를 기존의 분류 체계에 의해 적절하게 유형 분석함으로써 사용자들에게 즉각 추천할 수 있다는 장점을 가진다. 그러나 콘텐츠를 분석하여 유형별로 분류하는 작업이 가장 핵심적인 역할을 하기 때문에, 존재 양상이 복잡하여 객관적으로 유형화하기 힘든 복합적 미디어들에 기반을 둔 콘텐츠들에 적용하는 데는 한계가 따른다[2].

한편, Amazon이나 Netflix(그림 2)와 같은 대형 전자상거래 사이트에서 오래 전부터 성공적으로 활용되어온 협동적 필터링(Collaborative Filtering) 기반 추천 기법은 다른 사용자들의 경험에 기초하여 특정한 사용자들의 선호를 파악해내는 방법으로 한 사용자에게 선택된 콘텐츠들은 유사한 사용자들과도 연관성이 있을 것이라는 가정에서 출발한다. 일반적으로 협동적 필터링 기반 추천시스템에서는 콘텐츠들에 대한 분석과 분류 과정을 거치지 않으며 대상 콘텐츠에 대한 다른 사용자들의 반응과 의견만이 중요한 자료로서 활용된다. 따라서 이러한 방식의 추천시스템은 콘텐츠에 대한 분석과 분류가 어렵거나 불가능한 경우에 상대적으로 더 큰 효용성을 가진다. 그러나 협동적 필터링 기반 추천시스템의 효용성은 대상 콘텐츠들에 대한 가용한 사용자 반응과 의견의 양에 따라 좌우되며 따라서 사용자들의 반응과 의견이 축적되어 있지 않은 상황에서는 적용되기 힘든 단점이 있다.

인구통계적 필터링(Demographic Filtering) 기법

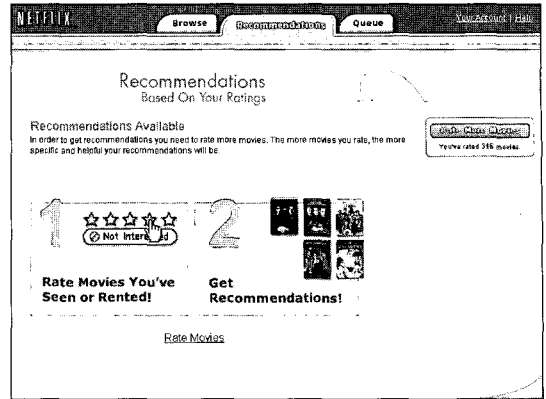


그림 2. Netflix Recommendation Service (www.netflix.com)

은 협력적 필터링 기법과 유사하지만 사용자의 선호 정보가 아닌 신상 정보에 기초하여 유사한 사용자들 선정한다는 점에서 차이를 나타낸다. 즉, 인구통계적 필터링 기법은 어떤 한 콘텐츠와 이를 선호하는 사용자의 유형 사이의 연관 관계를 밝혀내기 위해 사용자들의 성별, 나이, 직업, 지역 등과 같은 개인적인 정보를 활용한다. 이때 사용자의 개인적인 정보는 인구통계적 정보라는 형태로 수집되고 유형화된다. 유형화된 개인 정보는 사용자들의 일반적인 특성들과 그들이 관심을 가질 수 있는 콘텐츠를 밝혀내는 데 사용된다. 사용자들의 개인적인 정보는 대부분의 경우에 사용자 등록 양식과 같은 형태로 수집된다. 이와 같은 추천 기법은 사용자들의 가변적인 선호도에 대응하는 데 용이하지만 개인적인 프라이버시 문제로 인해 필요한 정보를 사용자들에게 얻어내기가 쉽지 않은 경우도 있다는 단점이 있다[3].

표 1. 추천 기법의 유형별 특성과 장단점

| | 콘텐츠 기반 기법 | 협동적 필터링 기법 | 인구통계적 필터링 기법 |
|----|---|---|---|
| 특징 | 콘텐츠를 분석하고 유형화한 후 각 콘텐츠에 대한 대상 사용자의 과거의 선호도를 기초로 새로운 콘텐츠를 추천 | 대상 사용자와 가장 유사한 선호도를 나타낸 다른 사용자들을 규명한 후 그들이 선호한 다른 콘텐츠를 추천 | 대상 사용자와 가장 유사한 인구통계적 특징을 가지는 다른 사용자들을 규명하여 그들이 선호한 다른 콘텐츠를 추천 |
| 장점 | 신규로 추가되는 콘텐츠라 할지라도 적절한 분석에 의해 즉각 추천될 수 있음 | 콘텐츠의 분석이 없어도 사용자들의 반응에 의해 충분히 추천될 수 있음 | 사용자들의 일반적인 정보에 기초하기 때문에 콘텐츠의 분석이 필요하지 않음 |
| 단점 | 콘텐츠의 내용을 유형화하기 어려운 복잡한 콘텐츠에는 적용되기 힘들 | 새롭게 추가되는 콘텐츠는 관련된 선호 정보의 부족으로 추천되기 어려움 | 개인 프라이버시로 인해 필요한 정보를 사용자들로부터 얻어내기 어려움 |

이와 같은 대표적인 추천 기법들의 특성과 장단점을 분석하여 그 결과를 표 1에 정리하였다.

4. 디자인 추천 기법의 비교 실험

4.1 실험 설계 및 진행

앞 장에서 분석된 대표적인 추천 기법들이 디자인 콘텐츠를 추천 대상으로 적용되었을 경우에 예상되는 추천 정확도를 비교하기 위한 실험을 실시하였다. 실험을 위한 추천 콘텐츠로는 윈앰프(Winamp) 스킨 디자인을 활용하였다. 컴퓨터에서 음악이나 동영상 감상하기 위해 사용되는 미디어 재생 프로그램인 윈앰프는 사용자들로 하여금 스킨 교체를 통해 다양한 외관과 사용 환경을 경험할 수 있게 한다. 특히 윈앰프의 스킨은 유사한 형식을 공유하면서도 손쉽게 다양한 디자인으로 구성될 수 있으며 현재 수백 가지의 매우 다양한 디자인의 스킨 자료가 웹에 등록되어 사용자의 취향대로 선택해서 사용할 수 있다는 점에서 디자인 추천 기법의 효율을 테스트하기에 적절한 콘텐츠라고 할 수 있다. 실험에 활용될 추천 기법으로는 앞서 살펴본 대표적인 세 가지 기법이 선정되었으며 특히 콘텐츠 기반 기법은 컨조인트 분석(Conjoint Analysis)을 기초로 설계되었다.

표 2. 실험 대상 스킨 디자인의 속성과 수준

| Attribute | Level | | |
|-----------|---------|---------------|--------------|
| | Level 1 | Level 2 | Level 3 |
| Type | Panel | Product | Illustration |
| Color | Cool | Warm | Gray |
| Shape | Simple | Sophisticated | |

본 실험에서는 윈앰프 스킨 디자인을 표 2와 같은 다양한 속성과 수준으로 분류한 후 직교배열법(Orthogonal Array)을 통해 각 속성과 수준이 적절하게 조합된 총 20개의 실험용 스킨 디자인을 구성

하였다(그림 3). 그 중 16개는 사용자 정보 수집용 세트로서 실험 대상자의 선호 취향을 측정하기 위해, 나머지 4개는 추천 정확도 검증을 위한 테스트용 세트로서 실험 대상자의 예측된 선호도와 실제 선호도와의 비교 분석을 위해 준비되었다. 실험 대상자로는 10대에서 50대까지의 남녀 125명이 참여하였으며 모든 대상자들을 직접 대면하여 조사하는 방식으로 실험이 진행되었다.

실험에 사용된 설문 문항은 표 3과 같이 구성되었다. 우선 실험 대상자들의 다양한 인구통계적, 라이프스타일 정보가 설문조사를 통해 수집되었다. 다음으로 실험 대상자들에게 미리 준비된 20개의 윈앰프 스킨 디자인을 차례로 제시한 후 각 스킨 디자인에 대한 자신의 선호 정도를 7점 척도의 방식으로 나타내도록 하였다.



그림 3. 실험용 윈앰프 스킨 자료의 예

표 3. 사용자 실험을 위한 설문 문항의 구성

| 번호 | 분류 | 목적 | | |
|-----|------------------------------------|-------------------------------|-----------------------------------|-------------------------|
| 1 | 사용자 프로파일 | 인구통계적 필터링 추천을 위한 자료 수집 | | |
| 2 | | | | |
| 3 | | | | |
| 4 | | | | |
| 5 | 사용자의 컴퓨터와 웹앱 사용 정도 | | | |
| 6 | | | | |
| 7 | | | | |
| 8 | | | | |
| 9 | 사용자 라이프스타일 | | | |
| 10 | | | | |
| 11 | | | | |
| 12 | | | | |
| 13 | 실험용 웹앱 스킨(16개)에 대한 사용자 선호도 (7점 척도) | 컨텐츠 기반 및 협력적 필터링 추천을 위한 자료 수집 | | |
| 14 | | | | |
| 15 | | | | |
| 16 | | | | |
| ... | | | | |
| 27 | | | | |
| 28 | | | | |
| 29 | | | 실험용 웹앱 스킨(4개)에 대한 사용자 선호도 (7점 척도) | 추천 기법의 정확도 검증을 위한 자료 수집 |
| 30 | | | | |
| 31 | | | | |
| 32 | | | | |

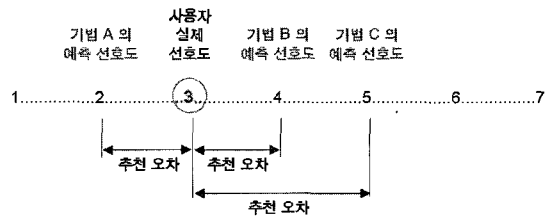
4.2 실험 결과

수집된 조사 결과를 바탕으로 세 가지 추천 기법의 추천 정확도를 분석하였다. 이를 위해 우선 조사를 통해 이미 확보된 사용자 인구통계 정보와 선호 정보를 기반으로 각 실험 대상자들이 검증용 세트인 4개의 스킨 디자인에 대해 어느 정도의 선호도를 나타낼지를 세 가지 추천 기법에 의해 각각 예측해 보았다(표 4).

다음으로 각 실험 대상자들의 실제 조사된 선호도와 추천 기법에 의해 예측된 선호도 사이의 절대오차평균(MAE: Mean Absolute Error)을 구하였다. 그림 4에서 나타냈듯이 MAE 값이 작은 기법일수록 사용자의 실제 선호도와 해당 기법에 의한 예측 선호도 간의 차이가 작음을 알 수 있으며 따라서 그 추천 정확도가 높다고 할 수 있다. 각 추천 기법의 평균 MAE는 표 5와 같이 정리되었다.

표 4. 추천 기법에 따른 선호도 예측 방법

| 적용 기법 | 선호도 예측 방법 |
|-----------|--|
| 컨텐츠 기반 | <ul style="list-style-type: none"> 16개의 스킨 선호도 설문(Part B)에 기반 Conjoint Analysis - 3 Attributes & 8 Levels SPSS / Conjoint module - Importance & Utility 분석 및 예측 |
| 협력적 필터링 | <ul style="list-style-type: none"> 16개의 스킨 선호도 설문(Part B)에 기반 각 항목의 응답결과(등간척도)를 군집분석 SPSS / Cluster Method - Nearest Neighbor / Measure - Interval |
| 인구통계적 필터링 | <ul style="list-style-type: none"> 12개의 인구통계적 설문(Part A)에 기반 각 항목의 응답결과(명목척도)를 더미 변수 처리한 후 군집 분석 실시 SPSS / Cluster Method - Nearest Neighbor / Measure - Binary |



$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

(n : 스킨 수, y_i : 스킨 i 의 실제 선호도, \hat{y}_i : 스킨 i 의 예측 선호도)

그림 4. 추천 기법의 절대오차평균(MAE) 산출

표 5. 실험 결과 : 추천 기법별 평균 MAE

| 적용된 추천 기법 | 실험 대상자의 규모에 따른 평균 MAE | | | |
|-----------|-----------------------|----------------|----------------|----------------|
| | 30명 | 60명 | 90명 | 125명 |
| 컨텐츠 기반 | 1.31 (0.48) | 1.16 (0.52) | 1.14 (0.51) | 1.18 (0.52) |
| 협력적 필터링 | 1.43 (0.57) | 1.38 (0.60) | 1.24 (0.61) | 1.20 (0.57) |
| 인구통계적 필터링 | 1.48 (0.51) | 1.50 (0.61) | 1.38 (0.67) | 1.36 (0.70) |

(*) : STDEV

4.3 실험 결과의 분석 및 종합

본 실험의 결과에 의하면 웹앱 스킨과 같은 디자인 컨텐츠 추천에 있어서 컨텐츠 기반 기법과 협력

적 필터링 기법은 거의 유사한 수준의 높은 추천 정확도를 나타내는 반면 인구통계적 필터링 기법은 상대적으로 낮은 추천 정확도를 보이고 있음을 알 수 있다(표 5). 따라서 디자인 콘텐츠를 추천 대상으로 하는 추천 서비스의 경우에는 그 추천 정확도를 높이기 위해서 인구통계적 필터링 기법보다는 콘텐츠 기반 기법이나 협력적 필터링 기법을 활용하는 것이 더 효과적임을 유추할 수 있다.

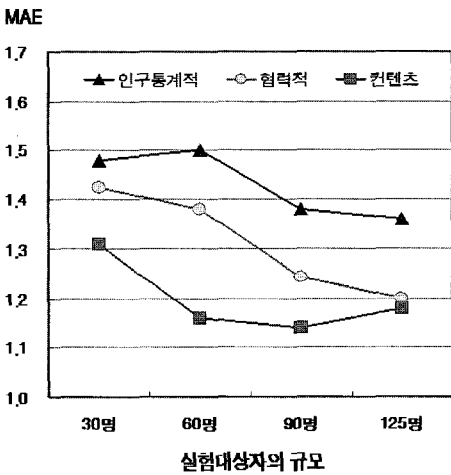


그림 5. 대상자의 규모와 추천 기법에 따른 추천 정확도

한편 실험 대상자의 규모를 증가시켜가며 심층 분석한 결과에 의하면 협력적 필터링 기법은 실험 대상자의 수가 증가할수록 그 추천 정확도가 다른 두 가지 추천 기법과 비교해 뚜렷한 증가세를 나타내었다(그림 5). 따라서 협력적 필터링 기법에 의한 디자인 콘텐츠 추천의 경우에는 실험 대상자의 수가 충분히 증가된다면 그 추천 정확도가 크게 향상될 수 있음을 유추할 수 있다. 이러한 결과는 대상자의 규모를 고려한 디자인 추천 서비스의 설계에 중요한 사항으로 활용될 수 있을 것이다.

5. 결론 및 향후 연구과제

본 연구에서는 개인화 디자인 추천 서비스를 설계하기 위해 활용될 수 있는 다양한 추천 기법들을 분석

하고 실제 사례 연구를 통해 그 추천 정확도를 검증해 보았다. 실험 결과를 통해 각 추천 기법의 추천 정확도를 정량적으로 평가하였으며 대상자의 수가 일정 수준 이상으로 증가된다면 협력적 필터링 기법이 가장 우수한 정확도를 나타낼 가능성이 높다는 것을 결론으로 제시하였다. 이상과 같은 연구 결과를 바탕으로 다음과 같은 내용의 향후 연구들이 뒤따를 것을 기대한다.

- 좀 더 다양한 유형의 디자인 콘텐츠를 대상으로 한 추천 정확도 측정
- 한 가지 추천 기법을 적용하는 것과 두 가지 이상의 기법을 결합해 적용함에 따른 추천 정확도 변화에 대한 비교 분석
- 타겟 사용자들의 유형과 특성에 따른 가장 적절한 디자인 추천 기법의 규명

참고문헌

- [1] Chen, S. Y., Magoulas, G. D. (2005). Adaptable and adaptive hypermedia systems, Idea Group Inc., Pennsylvania.
- [2] Lee, C. H., Kim, Y. H., Rhee, P. K. (2001). Web personal expert with combining collaborative filtering and association rule mining technique, Expert System with Applications, 21(3), 131-137.
- [3] Montaner, M., Lopez, B., Rosa, J. (2003). A Taxonomy of Recommender Agents on the Internet, Artificial Intelligence Review, 19, 285-330.
- [4] Tam, K. Y., Ho, S. Y. (2003). Web personalization is it effective?, IT Pro (IEEE), September, 53-57.
- [5] <http://www.ecommercetimes.com/perl/story/14114.html>.

원고접수 : 2006. 7. 21

수정접수 : 2006. 8. 22

게재확정 : 2006. 8. 25