

유비쿼터스 환경에서 자원 공유를 위한 상황인지 기반 개인화 추천

박종현*, 강지훈**

Personalized Recommendation based on Context-Aware for Resource Sharing in Ubiquitous Environments

Jong-Hyun Park *, Ji-Hoon Kang **

요 약

최근 스마트 폰과 같은 다양한 모바일 장치들의 개발과 함께 사용자는 자신의 모바일 단말을 이용하여 개인화된 서비스를 제공받기를 원한다. 이러한 요구사항을 만족하기 위하여 모바일 장치들은 많은 기능을 제공해야하지만 모바일 장치가 소형화됨에 따라 작은 디스플레이 장치, 제한적인 입력 장치 그리고 부족한 파워와 같은 자원 제약성을 갖는다. 본 논문은 이러한 자원의 제약성을 해결하고 사용자에게 개인화된 서비스를 제공하기 위하여 유비쿼터스 환경에서 컴퓨팅 자원을 공유하여 사용자에게 서비스를 제공하기 위한 환경을 제안한다. 또한 다양한 자원들 가운데 사용자의 상황과 개인 선호도를 기반으로 최적의 자원을 추천하기 위한 방법을 제안한다. 이러한 자원 추천을 위하여 본 논문에서는 사용자의 사용 이력으로부터 행동 유형을 분석하고 이를 기반으로 개인화된 자원을 추천하기 위한 방법을 사용한다. 또한 논문은 제안한 방법을 구현하고 만족도를 평가하여 유효성을 보인다.

▶ Keyword : 개인화 추천, 자원 공유, 추천 시스템, 자원 추론

Abstract

Users want to receive customized service using users' personal device. To fulfill this requirement, the mobile device has to support a lot of functions. However, the mobile device has limitations such as tiny display screens. To solve this limitation problem and provide customized service to users, this paper proposes the environment to provide services by sharing resources and

• 제1저자 : 박종현 • 교신저자 : 강지훈

• 투고일 : 2011. 04. 05, 심사일 : 2011. 05. 18, 게재확정일 : 2011. 06. 10

*, ** 충남대학교 컴퓨터공학과(Dept. of Computer Engineering, Chungnam National University)

※ 이 논문은 2009년 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임.[NRF-2009-352-D00252]

※ 이 연구는 2010년도 충남대학교 학술연구비에 의해 지원되었음

the method to recommend user-suitable resources among sharable resources. For the resource recommendation, This paper analyzes user's behavior pattern from usage history and proposes the method for recommending customized resources. This paper also shows that the approach is reasonable one for resource recommendation through the satisfaction evaluation.

▶ Keyword : Personalized Recommendation, Resource Sharing, Recommender System, Resource Reasoning

I. 서론

최근 모바일 기술의 발전은 빠르게 진행되어 왔으며, 사용자들은 개인용 컴퓨터에서 제공받던 전통적인 서비스들을 개인용 모바일 장치에서도 동일하게 제공받기를 원한다[1]. 이러한 사용자의 요구사항을 만족시키기 위하여 현재 개발되고 있는 모바일 장치들은 많은 기능을 포함하고 있다. 그러나 사용자의 또 다른 요구사항은 모바일 장치의 소형화이다. 그러므로 이 둘 사이의 상반관계(Trade-off)를 효과적으로 해결하기 위한 방법이 필요하며 우리는 본 논문에서 앞서 [2, 3]에서 유비쿼터스 환경에서 주변에 사용 가능한 자원들을 공유하여 최적의 장치들로 구성된 사용자 맞춤형 서비스를 제공하기 위한 환경을 제안한 바 있다. 그러나 앞선 연구에서는 단순히 사용자의 현재 환경 상황과 정적인 프로파일 정보만을 기반으로 자원을 추론하였으므로 최적화된 개인화 자원 추천 방법을 사용했다고 보기는 어렵다. 본 논문에서는 개인화된 자원을 추천하기 위하여 크게 두 단계 추론 방법을 거친다. 첫 번째는 사용자의 사용 이력으로부터 선호도를 추출하여 자원을 추천하는 방법으로 앞선 연구에서 고려하지 않았던 사용자의 성향이 바뀌었을 경우를 반영하여 자원을 추천하는 방법이다. 두 번째 방법은 심리학 분야에서 개인의 행동 유형을 분류한 DISC 모델[4]을 기반으로 사용자의 개인 성향을 파악하고 이를 기반으로 맞춤형 자원을 추천하는 방법이다. DISC 모델은 심리학 분야에서 개인의 성향을 분류하기 위해 사용되는 대중적인 방법으로 이를 자원 추천을 위해 활용하여 보다 개인화된 자원을 추론한다. 논문에서 제안한 방법들은 실제 자원 공유를 목적으로 개발된 모바일 단말에서 설계되고 구현되었다. 또한 논문의 결과는 다수의 사용자들을 통해 평가되었으므로 향후 유비쿼터스 환경에서 자원 공유를 위해 직접 활용될 수 있을 것으로 보인다.

본 논문의 나머지 구성은 다음과 같다. 2절에는 논문의 배경 지식 및 관련 연구들을 기술하고 있으며, 3절은 사용자 이력 기반 자원 추론 방법과 DISC 모델과 이를 기반으로 개인 성향에 따른 자원 추천을 위한 방법을 소개한다. 4절은

성능을 평가하여 유효성을 보이며, 마지막으로 5절에서 결론과 함께 향후 연구의 진행 방향에 대해서 기술한다.

II. 선행 연구 및 관련 연구

1. 선행 연구

앞서 언급한 것처럼 본 논문의 앞선 연구에서는 그림 1과 같은 구조의 자원 협업 시스템을 제안하였다. 제안한 협업 시스템은 온톨로지를 기반으로 자원을 추론하므로 온톨로지를 기술하기 위한 표준 언어인 RDF[5]로 기술되며 SPARQL 질의[6]를 사용한다.

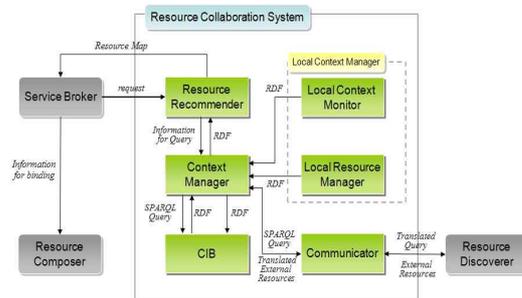


그림 1. 자원 협업 시스템의 구조
Fig. 1. The Resource Collaboration System

그러나 앞선 연구는 사용자의 환경 상황과 개인 프로파일을 기반으로 자원을 추론하였으므로 개인화에 초점을 맞춘 자원 추론 방법이라고 보기 어렵다. 그러므로 논문에서는 사용자의 개인 성향, 개인 정보 및 사용 이력을 기반으로 자원을 추론하기 위한 방법을 제안한다.

2. 관련 연구

IBM에서는 컨텍스트 기반 지능형 유비쿼터스 협업 시스템을 구축하기 위해 Celadon 프로젝트[7]를 수행한 바 있다. Celadon 프로젝트는 사용자 주변에 다양한 서비스 자원이 존재하는 유비쿼터스 환경에서 객체간의 지능적인 협

업 및 상황인지 서비스를 제공해 주는 브로커 중심의 미들웨어 인프라스트럭처를 구축하는 것을 그 목표로 하였다. 그러므로 해당 연구의 목표는 본 논문의 목표와 매우 유사해 보인다. 그러나 이들 연구의 환경은 서버-클라이언트 환경으로 사용자가 필요로 하는 자원을 서버에서 일괄적으로 추론해 준다. 그러나 본 논문에서 고려하는 자원 공유는 Peer-To-Peer 환경이며 자원의 추론을 사용자 단말 측에서 수행한다. 이는 보다 개인적인 정보를 자원 추론에 사용할 수 있으므로 사용자 맞춤형 서비스 생성을 위해 효과적으로 사용될 수 있을 것이다.

자원의 개인화 추천 방법은 기존에 제안된 다양한 종류의 디지털 콘텐츠들 가운데 개인 맞춤형 콘텐츠를 추천하기 위한 방법들과 기술적으로 크게 다르지 않다. 다만 그 응용이 자원 공유를 목적으로 한다는 것이 다른 점이다. 일반적으로 추천 방법은 개인화된(personalized, content-based) 추천 방법과 사회화된(socialized, collaborative) 추천 방법으로 구분되며[8] 자원 추천 역시 이와 유사하다. 사회화된 추천 방법은 주로 콘텐츠 제공자 측면에서 다른 유사 사용자들의 정보를 기반으로 개인 맞춤형 추론을 수행한다. 이러한 사회화된 추천 방법은 [9]과 같이 다양한 응용에서 콘텐츠 추천을 위해서 활용되지만 본 논문에서는 사용자의 개인용 모바일 단말에서 자원을 추천하는 것이 그 목적이므로 다른 사용자들의 이력을 활용하기는 어렵다. 개인화된 추천 방법은 개인 사용자 단말에서 추천이 이루어지며, [10]과 같이 주로 개인 사용자의 사용 이력으로부터 선호도를 추정하여 콘텐츠를 추천하는 방법을 사용한다. 그러나 이러한 방법들은 아직까지 응용에 의존적인 방법들이 대부분이며 검증된 방법이라고 보기 어렵다. 본 논문에서는 DISC 모델을 이용하여 사용자를 분류하고 개인의 특성에 맞는 자원을 추천한다. DISC 모델은 이미 심리학 분야에서 사용자의 행동 패턴을 구분하기 위해서 대중적으로 사용되는 방법으로 본 논문에서는 이를 정보기술 분야에 접목시켜 자원 추론을 위해서 활용한다.

III. 개인화 자원 추천

1. 사용자 이력 기반 자원 추천

앞선 연구를 기반으로 본 논문에서는 자원에 대한 사용자의 선호도를 추정하기 위한 방법을 제안한다. 표 1은 사용자의 자원 사용 이력 기록으로부터 추출한 모니터 사용 이력

데이터의 일부를 정제한 데이터이다. 표1 아래의 세 식은 각 자원에 대한 사용자의 선호도를 추정하기 위해 본 논문에서 제안한 기본 수식이다.

표 1. 모니터 자원의 사용 이력
Table 1. Usage history of monitor resource

Vendor	Brightness	Size	ModelNo	PDate
A	300	22	LX22DN	11/01
A	250	20	LX20X	10/05
A	300	15	W30Z	09/12
C	200	22	X602Z	11/02
C	300	19	X603	09/04
D	200	22	P22P	10/07
D	300	17	S7L	09/09
A	300	22	LX22DN	10/05
C	200	20	X6020	11/02
A	300	22	LX22DN	11/01

$$S(i) = \frac{I}{T} \tag{1}$$

$$W(i) = \frac{N - R_i + 1}{\sum_{i=1}^N (N - R_i + 1)} \tag{2}$$

$$PS(resource) = \sum_{i=1}^N S(i) \cdot W(i) \tag{3}$$

표 2 후보 모니터 자원들
Table 2. Candidate Monitor Resources

ID	Vendor	brightness	size	ModelNo	PDate
M1	A	300	20	LX20DN	10/07
M2	A	250	22	LX22X	10/05
M3	C	200	20	X602	11/02
M4	C	300	19	X603	09/04
M5	D	200	20	P20P	10/05
M6	D	300	17	S7L	09/09

식 (1)의 S(i)는 자원의 속성 값 i에 대한 선택치로 사용자가 해당 속성의 여러 값들 가운데 속성 값 i를 얼마나 많이 선택했는지를 계산한다. T는 사용자가 선택한 전체 속성의 수이고, I는 i값을 갖는 속성의 개수이다. 예를 들어 사용자가 선택한 총 10개의 'Vendor' 속성 중 'A'의 값을 갖는 'Vendor'를 5번 선택하였다면 'A' 속성에 대한 사용자의 선택치 S('A')는 0.5이다. W(i)는 사용자가 자원을 선택하기 위해서 속성 i에 얼마나 비중을 두고 있는지를 반영하기 위해서 사용된다. N 과 R_i는 자원이 가지고 있는 속성들의 총 개수와 속성 i의 순위를 나타낸다. 각 속성의 순위는 사용자가 사용한 자원들 가운데 사용 빈도가 높은 속성 값을 갖는 속성의 순위를 가장 높다고 가정한다. 예를 들어 표 1의 예

제에서 모니터의 속성 수는 5개이므로 N은 5이다. 또한 각 속성의 순위는 다음과 같이 계산된다. 'Vendor' 속성 가운데 가장 많이 선택된 값인 'A'는 5번 선택되었다. 그리고 'Brightness' 속성의 값 '300'은 6번 선택되었으며, 'Size' 속성의 값 '22'는 역시 5번 선택 되었다. 'ModelNo'와 'Pdate' 속성 값은 각각 3번 2번의 선택이 가장 많이 선택된 횟수이다. 그러므로 모니터 자원의 5 속성 가운데 'Brightness' 속성의 순위인 RBrightness는 1이고, 'Vendor'와 'Size' 속성의 순위는 모두 2이며, 'ModelNo'와 'Pdate' 속성 순위는 각각 4와 5가 된다. 결국 사용자의 자원에 대한 선호도인 PS(resource)는 이렇게 계산된 속성 i의 S(i)와 W(i)를 기반으로 추정된다.

표 3. 사용자 이력 기반 추정된 선호도
Table 3. Estimated Preference Scores

S(i)× W(i)	M1	M2	M3	M4	M5	M6
Vendor	$\frac{0.5 \times 0.31}{0.155}$	$\frac{0.5 \times 0.31}{0.155}$	$\frac{0.3 \times 0.31}{0.093}$	$\frac{0.3 \times 0.31}{0.093}$	$\frac{0.2 \times 0.31}{0.062}$	$\frac{0.2 \times 0.31}{0.062}$
brightness	$\frac{0.6 \times 0.25}{0.15}$	$\frac{0.1 \times 0.25}{0.025}$	$\frac{0.3 \times 0.25}{0.075}$	$\frac{0.6 \times 0.25}{0.15}$	$\frac{0.3 \times 0.25}{0.075}$	$\frac{0.6 \times 0.25}{0.15}$
size	$\frac{0.2 \times 0.25}{0.05}$	$\frac{0.5 \times 0.25}{0.125}$	$\frac{0.2 \times 0.25}{0.054}$	$\frac{0.1 \times 0.25}{0.025}$	$\frac{0.2 \times 0.25}{0.05}$	$\frac{0.1 \times 0.25}{0.025}$
Model No	$\frac{0 \times 0.13}{0}$	$\frac{0.1 \times 0.13}{0.013}$	$\frac{0 \times 0.13}{0}$	$\frac{0.1 \times 0.13}{0.013}$	$\frac{0 \times 0.13}{0}$	$\frac{0.1 \times 0.13}{0.013}$
PDate	$\frac{0.1 \times 0.06}{0.006}$	$\frac{0.2 \times 0.06}{0.012}$	$\frac{0.2 \times 0.06}{0.012}$	$\frac{0.1 \times 0.06}{0.006}$	$\frac{0.2 \times 0.06}{0.012}$	$\frac{0.1 \times 0.06}{0.006}$
PS	0.361	0.330	0.234	0.287	0.199	0.356

만약 표 1과 같은 사용자 이력을 보유한 사용자가 새로운 서비스를 요청하기 위해서 모니터를 추천 받아야 하고, 현재 사용자의 환경에 표 2와 같이 6개의 사용 가능한 모니터 자원들이 검색되었다면, 각 모니터 자원들의 선호도는 논문에서 제안한 식에 의해서 표 3과 같이 추론될 것이다. 이러한 방법은 사용자의 사용 이력을 기반으로 자원을 추론했다고 볼 수는 있으나, 아직 사용자의 행동 유형이 충분히 반영되었다고 보기는 힘들다. 즉, 사용자의 세부적 성향을 자원 추론에 반영한다면 보다 개인화된 자원을 추론할 수 있을 것이다. 그러므로 본 논문에서는 사용자 이력 기반 선호도 추정 방법과 함께 사용자의 행동 유형을 분석하고 각 행동 유형을 반영한 자원 추론 방법을 제안한다.

2. DISC 모델 및 사용자의 행동 분석

사용자의 행동 유형을 분석하기 위해 논문에서는 사용자

의 자원 사용 이력을 활용한다. 물론 초기 사용자와 같이 자원의 사용 이력이 존재하지 않는 경우, 사용자가 명시적으로 본인의 행동 유형을 입력하거나 앞서 기술한 사용자 이력 기반 자원 추론 방법만으로 자원을 추론할 수밖에 없다. 그러나 사용자의 사용 이력이 쌓이면 이를 기반으로 자동으로 행동 유형을 분석할 수 있고 이를 자원 추론에 반영할 수 있으므로 보다 정확한 사용자의 자원 선호도를 추론할 수 있다.

표 4. DISC 유형에 의한 심리적 특성
Table 4. Psychological Characteristics by DISC Type

DISC Type	Description
D Type (Dominance)	Independent, persistent, direct. Energetic, busy, fearless. Focus on own goals rather than people. Ask 'What?'
I Type (Influence)	Social, persuasive, friendly. Energetic, busy, optimistic, distractible. Ask 'Who?'
S Type (Steadiness)	Consistent, like stability. Accommodating, peace-seeking. Good listeners and counselors. Ask 'How?' and ask 'What?'
C Type (Conscientiousness)	Slow and critical thinker, perfectionist. Logical, fact-based, organized, follows rules. Ask 'Why?' and 'How?'

일반적으로 사람들은 태어나서부터 성장하여 현재에 이르기까지 자기 나름대로의 독특한 동기 요인에 의해 선택적으로 일정한 방식으로 행동을 취한다. 그것은 하나의 경향성을 이루게 되어 자신이 일하고 있거나 생활하는 환경에서 아주 편한 상태로 자연스럽게 그러한 행동을 하게 되며 이것을 행동유형(Behavior Pattern) 이라고 한다. 1928년 미국 콜롬비아대학교 심리학 교수인 William Moulton Marston박사가 제안한 행동유형 모델인 DISC는 이러한 행동유형을 주도형(Dominance, D형), 사교형(Influence, I형), 안정형(Steadiness, S형), 신중형(Conscientiousness, C형)으로 분류한다. 표 4는 각 행동유형별 심리적 특성을 보인다.

본 논문에서는 사용자의 자원 사용 이력을 기반으로 사용자를 네 가지 DISC 유형 가운데 한 가지로 분류하고, 분류된 행동유형에 적절한 자원의 속성 값을 반영하여 추천에 활용하기 위하여, 사용자가 자원을 선택하는 행동 유형을 다음과 같이 구분한다. D형은 주도형으로 도전을 받아들이고, 의사결정이 빠르며 새로운 것에 대해 관심이 많다는 행동유형의 특징이 있다. 그러므로 사용자가 자원을 사용한 이력 가운데 얼마나 새로운 자원을 자주 선택했으며 얼마나 빨리 선택했는지 여부에 의해 사용자가 D형에 얼마나 가까운지를 판단한다. 사교형인 I형은 사람들과 접촉하는 것을 좋아하고, 사람들의 의견을 존중하고 잘 따른다는 행동 유형 특징을 갖는다. 그러므로 I형 사용자는 상황에 적절하게 여러 자원을 사

용하며, 자원을 선택하기 위해서 주변의 의견과 반응을 고려하므로 자원 검색 시간이 다소 많이 걸린다는 특성이 존재한다. 안정형으로 일관성 있게 수행하고 내성적이고 느긋한 행동유형 특징을 갖는 S 형은 선호하는 제작사에 대한 충성심이 높은 경향을 갖기 때문에 제조 회사나 브랜드에 의존적인 행동 유형을 보인다. 그러므로 자원 선택의 다양성이 떨어지지만 검색 속도는 상대적으로 빠르다는 특성을 갖는다. 마지막으로 신중형인 C 형은 조심스럽고 구체적이며 세세한 것을 알기를 원한다. 그러므로 본인이 한번 사용한 자원을 가능한 지속적으로 사용하며, 자원의 검색 시간 역시 많이 소요되는 특성을 갖는다. 그림 2는 사용자의 자원 검색 시간과 사용 다양성을 기준으로 사용자를 DISC 모델의 네 가지 행동 유형으로 분류한 모습을 보인다.

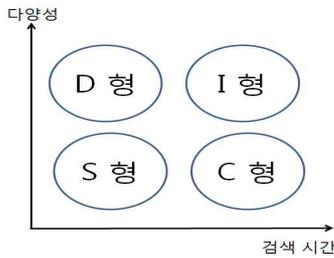


그림 2 자원 사용 이력 기반의 따른 DISC 타입 분류
Fig. 2 DISC type classification

자원 선택의 다양성을 추정하기위해 본 논문에서는 다음과 같은 두 식을 사용한다.

$$V(r) = \frac{SR(r)}{TR(r)} \quad (4)$$

$$T(r) = \frac{TS(r)}{TR(r)} \quad (5)$$

식 (1)의 $V(r)$ 은 사용자가 자원 r 을 선택한 다양성으로 $TR(r)$ 은 사용자가 자원 r 을 선택한 총 수이고, $SR(r)$ 은 서로 다른 종류의 자원을 선택한 수이다. 예를 들어 사용자가 총 10개의 모니터 자원을 선택했고, 선택한 모니터의 종류가 총 3개였다면 다양성은 0.3이다. 식 (2)는 사용자의 평균 검색 시간을 계산하는 식으로 자원 r 을 검색하기 위한 총 시간 $TS(r)$ 을 $TR(r)$ 로 나누어 얻는다. 본 논문은 앞선 실험 결과에서 다형성의 기준은 약 0.4 그리고 검색 시간은 약 7초가 평균값이라는 결과를 얻었다. 그러므로 초기 사용자의 행동 유형을 구분하기위해서는 위 두 값을 기준으로 한다. 그러나 대부분의 경우 사용자의 사용 이력이 증가함에 따라 보다 명확하게 행동 유형이 구분된다.

3. 사용자 행동 유형에 따른 자원 추천

사용자의 행동 유형을 기반으로 본 논문에서는 각 유형별로 자원을 선택하기위해 고려해야할 자원의 대표 속성을 정의한다. 새로운 것에 관심이 많은 D형 사용자를 위한 자원을 선택하기 위해서는 자원의 제조일 또는 등록일 속성 값을 대표 속성 값으로 사용한다. I형 사용자의 경우, 주변 환경 상황에 따라 가장 대중적인 자원을 주로 사용한다. 그러므로 인기도(또는 사용 횟수)와 같은 속성이 존재하면 대표 속성으로 사용할 수 있다. 안정형인 S형 사용자의 경우, 대표 속성은 자원의 제조 회사 속성이며, C형 사용자를 위한 대표 속성은 동일한 모델이나 브랜드 속성이다. 각 유형의 대표 속성들은 핵심 속성이 아닌 경우로 존재한다. 그러므로 대표 속성이 존재하지 않는 자원의 경우, 앞서 정의한 사용자 이력 기반 선호도 추정 방법만으로 자원을 추천한다.

I형 사용자의 경우, 인기도가 대표 속성이지만 표 2의 후보 모니터 자원에는 이러한 속성이 존재하지 않으므로 앞서 사용자 이력만을 기반으로 추정된 자원 선호도인 표 3의 선호도가 그대로 적용된다. S형과 C형의 경우 모두 대표 속성이 존재하므로 대표 속성이 반영된 선호도를 추정할 수 있다. 예를 들면, 표 2의 후보 모니터 자원들 가운데 S형과 C형을 대표하는 속성인 Vender와 ModelNo이 존재하므로 해당 속성들의 가중치는 새롭게 계산 되어 표 3의 선호도와 다른 선호도 추정 결과를 얻는다.

사용자 행동 유형을 자원 추천에 반영하기 위한 방법은 앞서 사용자의 이력 기반으로 자원의 선호도를 추정하기 위한 방법에서 각 속성의 가중치 값이 달라진다. 각 사용자 유형의 대표 속성의 가중치 $W(i)$ 는 앞서 정의한 가중치 $W(i)$ 의 식을 사용하지 않고 $W(i)$ 를 1로 한다. 예를 들어 D형 사용자를 위하여 표2와 같은 후보 모니터 자원들이 존재할 경우, 표 3의 Pdate 속성이 대표 속성이 되며, Pdate의 $W(i)$ 는 0.07이 아니고 1이 되고, 나머지 속성들의 가중치는 Pdate 속성을 제외하고 사용자 이력 기반 자원 추론 방법에서 정의한 $W(i)$ 를 계산하기 위한 식에 의해서 다시 얻어진다. 이렇게 구해진 각 속성들의 선호도는 다음 식에 의해서 최종적으로 자원의 선호도를 추정하기 위해서 사용된다.

$$W(i) = 1, \text{ i is a primary property} \quad (6)$$

$$PP(resource) : \text{ preference score except property } i \quad (7)$$

$$PS(resource) = \frac{PP(resource) + (S(i) \cdot W(i))}{2} \quad (8)$$

표 5. 사용자 유형 기반 추정된 선호도
Table 5. Estimated Preference Scores based on User Type

	1	2	3	4	5	6
D	0.248	0.276	0.222	0.203	0.204	0.185
I	0.361	0.330	0.234	0.287	0.199	0.356
S	0.399	0.376	0.249	0.290	0.199	0.240
C	0.203	0.230	0.131	0.204	0.113	0.185

이러한 방법에 의해서 추정된 각 사용자 유형의 선호도는 표 5와 같다. 즉, 사용자의 유형에 따라 추정된 자원의 선호도가 상이하다. 만약 추천 시스템이 상위 3개의 자원을 사용자에게 추천한다면, D형 사용자를 위해서는 2, 1, 3번 자원이 추천될 것이고, I형을 위해서는 1, 6, 2번 자원이 추천될 것이다. S형과 C형 사용자의 경우 역시 서로 다른 자원들을 추천할 것이다.

IV. 성능 평가

성능 평가를 위해 본 논문은 앞서 개발한 자원협업시스템(그림 1)의 자원 추천기 부분을 그림 3과 같이 확장하였다.

그림 3. 자원 추천기의 구조

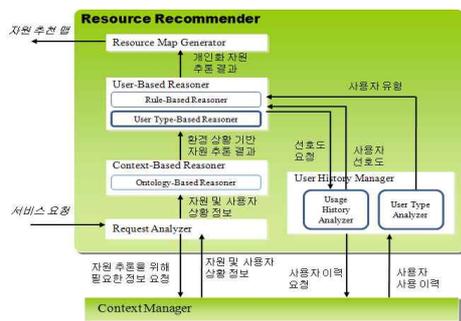


Fig. 3. The Architecture of the Resource Recommender

User-Based Reasoner는 사용자 맞춤형 자원을 추천하기 위하여 두 단계 과정을 거친다. 첫 번째는 본 논문에서 제안하고 있는 사용자 이력과 행동 유형에 따른 자원 추천 기법이고, 두 번째 방법은 사용자의 신체적 특성과 같은 프로파일 정보를 기반으로 자원을 추천하는 방법이다. 규칙 기반의 추론의 입력은 사실(Fact)와 규칙(Rule)이다. 즉, 앞선 추론의 결과인 자원의 개수가 사실의 개수와 직결되며, 맞춤형 자원을 선택하기 위한 조건들이 규칙이다. 앞선 논문의 성능 평가에서 알 수 있듯이, 규칙 기반 추론은 규칙이나 사실의 개수가 한정 값 이상 증가하면 추론 시간이 기하급수적으로 증가하는 것을 알 수 있다. 그러므로 본 논문은 규칙 기반 추론 이전에 사용자 유형 기반 추론을 통해서 자원의

수를 줄임으로서 규칙 기반 추론 시간을 감소시키고, 최종적으로 자원 추천 시간을 줄이고자 한다. 자원의 개인화 추론 방법의 성능을 평가하기 위하여 논문은 표 6과 같은 서비스들을 정의하고 각각 필요한 자원들을 정의하였다. 또한 자원 추론을 위한 추론 시스템은 전자부품연구원에서 자원 협업을 목적으로 개발된 499MHz CPU와 512MB 메모리를 갖는 모바일 단말을 사용하였다.

표 6. 서비스와 협업을 위한 자원들
Table 6. Services and Resources for Collaboration

서비스	서비스 구성을 위한 자원들
워드프로세스	모니터, 마우스, 키보드
스캐닝	스캐너, 모니터, 마우스, 키보드, 프린터
발표	프로젝터, 모니터, 마우스, 키보드, 스피커, 마이크, 프리젠티터

본 논문의 앞선 연구는 규칙 기반 추론만으로 자원을 추천하였으며, 이 경우 자원의 수가 한계치 이상 증가하면 추론 시간이 급격히 증가하였다. 그러므로 이를 줄이고자 본 논문에서는 규칙 기반 추론에 앞서 사용자의 행동 유형을 기반으로 자원을 일차 선택하고, 그 결과 집합을 규칙 기반 추론을 위한 입력으로 사용한다. 사용자 행동 유형 기반 추론은 30%의 자원 선택 비율을 사용하였다. 예를 들면 20개의 모니터 자원들 가운데 사용자 행동 유형 기반 추론에 의해서 추론된 6개의 자원만이 규칙 기반 추론의 입력으로 사용된다. 그림 4는 각 자원의 수가 20개씩이고 100개의 규칙을 적용하였을 때, 규칙 기반 추론만을 사용하였을 경우와 사용자 행동 유형 기반 추론 방법을 선택한 후 규칙 기반 추론을 수행하였을 경우 수행 시간을 보인다.

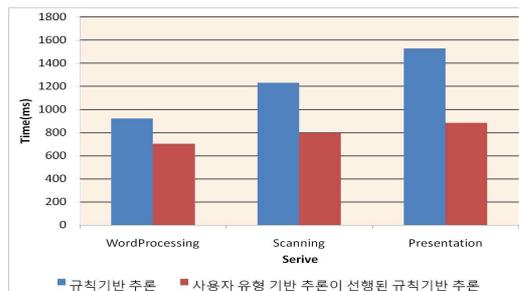


그림 4. 규칙 기반 추론 시간과 사용자 유형 기반 추론이 선택된 규칙 기반 추론 수행 시간

Fig. 4. Rule-Based Reasoning Time and Rule-Based Reasoning Time after User Type-Based Reasoning

성능 평가의 결과 사용자 유형 기반 자원 추론을 선택한 경우가 규칙 기반 추론만을 수행한 경우 보다 좋은 수행 시간을 보였다. 그 이유는 사용자의 사용 이력 분석을 실시간

으로 수행하지 않고 미리 분석하여 속성 값의 순위를 미리 정의해 두었으므로 사용자 유형 기반 자원의 추천의 시간은 각 속성 값들의 선호도를 계산하는 시간만 필요했기 때문이다. 실제 사용자 기반 자원 추천 시간만을 측정해 본 결과 발표 서비스의 경우 140개의 자원을 기반으로 200ms이내의 성능을 보였으며, 자원의 수가 증가해도 전체 추천 시간에 크게 영향을 미치지 못하였다.

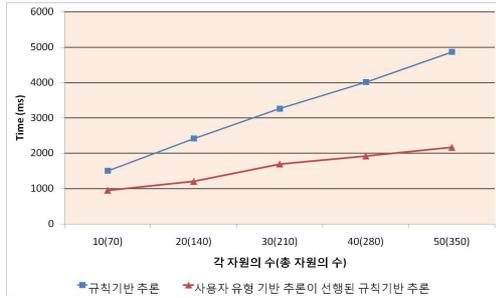


그림 5. 자원 수 증가에 따른 추천 시간 비교
Fig. 5. The Comparison of Reasoning Time according to the Number of Resource

그림 5는 표 6의 발표서비스를 위한 각 자원의 개수를 10개에서 50개까지(즉, 총 자원의 수는 70개에서 350개까지) 증가시키고 200개의 규칙을 적용했을 경우, 그 성능을 평가한 결과이다. 자원 선택 비율은 앞선 실험과 동일하게 30%로 하였다. 성능 평가의 결과에서 볼 수 있는 것처럼 자원의 수가 증가할수록 사용자 유형 기반 추천을 선행하면 전체 추천 시간을 줄일 수 있다.

표 7. 사용자 만족도
Table 7. The Satisfaction Score of Users

X:규칙기반 O:사용자 유형기반	초기		2주		4주		6주		8주		10주		
	X	O	X	O	X	O	X	O	X	O	X	O	
사용자1	모니터	3	3	3	3	2	3	1	3	1	3	1	3
	마우스	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
	키보드	2	5	2	5	2	4	2	5	2	5	2	5
사용자2	모니터	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4
	마우스	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4
	키보드	4	4	3	5	3	5	2	5	2	5	2	5
사용자3	모니터	3	5	3	1	3	1	3	5	3	2	3	2
	마우스	3	4	3	4	3	4	3	2	3	2	3	4
	키보드	3	3	3	3	3	2	3	2	3	3	3	3
사용자4	모니터	3	3	3	3	2	4	2	5	2	5	2	5
	마우스	3	4	3	4	3	4	3	4	3	4	3	4
	키보드	4	4	4	5	2	4	2	4	4	4	4	4
사용자5	모니터	3	3	3	3	2	5	1	5	1	5	1	5
	마우스	3	3	1	4	1	4	1	4	2	4	2	4
	키보드	2	2	2	4	2	4	2	4	2	4	2	4
총 점	47	54	44	55	39	55	36	59	38	57	39	59	

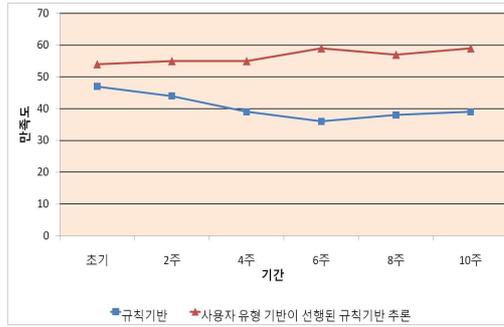


그림 6. 사용자 만족도 비교
Fig. 6. The Comparison of the Satisfaction score

추천 시스템에서 추천 시간만큼 중요한 성능 평가의 요소는 만족도이다. 그러므로 본 논문에서는 10주 동안 17명의 대학생들에게 각각 5 종류의 서로 다른 자원들을 추천하여 사용자 행동 유형 기반 자원 추천 방법과 그렇지 않은 경우의 만족도를 측정하였다. 만족도는 1점에서 5점까지 점수를 두어 평가하였다. 표 7과 그림 6은 자원 추천에 대한 사용자 만족도이고 보인다. 대부분의 실험자들이 유사한 결과를 보였으므로 특별한 경우를 보인 실험자를 포함하여 5명의 실험자만을 표 7과 그림 6에 표현하였다. 사용자 유형 기반 추천이 포함된 추천의 경우, 초기 실험을 위하여 모든 사용자에게 본인의 성향을 수작업으로 입력하게 한 후 추천을 수행하였다. 규칙 기반 추천만 수행한 경우 사용자의 사용 이력이 추천에 반영되지 않으므로 시간이 지남에 따라 만족도가 내려갔지만, 사용자 유형 기반 추천이 포함된 추천의 경우 초기에도 만족도 높지만 시간이 지날수록 높은 만족도를 보였다. 사용자 1의 키보드 선택의 경우, 초기부터 사용자 유형 기반 추천을 수행한 결과가 그렇지 않은 경우 보다 좋은 만족도를 보였다. D형인 사용자 3의 경우, 모니터 추천에서 볼 수 있는 것처럼 새로운 자원을 추천하였을 경우 만족도가 급격히 높아졌지만 쉽게 흥미를 잃어 만족도의 차이가 심하게 나타났다. 사용자 5의 경우, 본인이 초기에 입력한 자신의 성향은 C형이었으나 사용 이력을 기반으로 성향을 분석한 결과 D형으로 분류되었으며, D형 기반의 자원 추천 결과에 보다 높은 만족도를 보였다. 실험 결과 연구보다 만족도나 추천 시간의 측면에서 전반적으로 우수한 결과를 보였으나 비율이 40% 이상이고 자원의 수가 많지 않은 경우 큰 이득을 얻을 수는 없었다. 그러므로 추천 환경에 따른 선택 비율의 적절한 조절이 필요할 것이다.

V. 결론

본 논문은 유비쿼터스 환경에서 자원 공유를 위하여 사용자의 사용 이력을 기반으로 선호도를 추정하기 위한 일반적인 방법을 제안하였다. 또한 사용 이력으로부터 사용자를 DISC모델을 기반으로 분류하기 위한 방법을 제안하고, 각 유형에 따른 자원 추천 방법을 제안하였다. 논문에서 제안한 방법은 프로토타입 시스템으로 구현되어 실제 자원 협업을 위해 개발된 모바일 단말에서 그 성능을 평가했으며, 앞서 개발한 환경 상황과 사용자의 프로파일을 기반으로 자원을 추천한 것 보다 성능이나 만족도 측면에서 우수한 결과를 보였다. 본 논문의 결과는 심리학 분야에서 사용자 유형을 분류하기 위해서 제안된 방법을 정보기술 분야에 접목시켜 활용했으며 좋은 결과를 얻었다는 측면에서 두 학문 분야 모두에 기여할 수 있을 것으로 기대된다. 현재 본 논문은 향후 [11]과 같이 다른 사용자들의 정보를 자원 추천에 활용하는 방법을 적용해 보고자 한다.

참고문헌

[1] A. Schmidt, "Ubiquitous Computing: Are We There Yet?", Computer Vol.43, No.2, pp.95-97, February 2010.

[2] J.-H. Park and J.-H. Kang, "Resource collaboration system based on dynamic user preference and context", Artificial Intelligence Review, Vol.34, No.3, pp.217-287, October 2010.

[3] J.-H. Park, W.-I. Park, Y.-K. Kim and J.-H. Kang, "A Customized Device Recommender System based on Context-Aware in Ubiquitous Environments" Journal of The Institute of Electronics Engineers of Korea, Vol. 46, CI, No. 3, pp.15-23, May 2009.

[4] Marston, William Moulton, "Emotions Of Normal People", Kegan Paul Trench Trubner And Company, 1928.

[5] W3C RDF Primer, Recommendation 10 Feb. 2004, <http://www.w3.org/TR/2004/REC-rdf-primer-20040210/>

[6] SPARQL Query Language for RDF, W3C Recommendation 15 January 2008,

[7] MC Lee, HK Jang, YS Paik, SE Jin and S Lee, "Device Collaboration Framework in Ubiquitous Environment: Celadon", Proc. of SEUS-WCCIA'06, Gyeongju, Korea, April 2006.

[8] G. Adomavicius, and A. Tuzhilin, "Toward the next generation of recommender systems: a survey of the state-of-the-art and possible extensions", IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering, Vol. 17, No. 6, pp.734-749, June 2005.

[9] S. K. Lee, "A Music Recommender System for m-CRM: Collaborative Filtering using Web Mining and Ordinal Scale", Journal of The Korea Society of Computer and Information, Vol. 13, No. 1, pp. 45-54, January 2008.

[10] S. H. Ha, "Digital content recommender on the Internet.16 13823 abstract", IEEE Intelligent Systems, Vol.21, No.2, pp.70-77, March 2006.

[11] Inay Ha, G. S. Song, H. N. Kim, and G. S. Jo, "Collaborative Recommendation of Online Video Lectures in e-Learning System", Journal of The Korea Society of Computer and Information, Vol. 14, No. 9, pp. 85-94, September 2009.

저자 소개

박종현



2002년 : 충남대학교 컴퓨터과학과 석사
 2007년 : 충남대학교 컴퓨터과학과 박사
 2007~2008년 : 충남대학교 소프트웨어연구소 전임연구원
 2009~2009년 : 거제대학교 조선정보계열 초빙교수
 2009~2010년 : 큐슈대학교 정보기반 연구센터 방문연구원
 2011~현재 : 충남대학교 컴퓨터공학과 초빙교수
 주관심분야 : 상황인지, 추론시스템, XML, Ontology, 유비쿼터스 컴퓨팅,
 Email : jonghyunpark@cnu.ac.kr

강지훈



1981년 : 한국과학기술원 전산학과 석사
 1996년 : 한국과학기술원 전산학과 박사
 2000년~2002년 : 충남대학교 정보통신원장
 1985년~현재 : 충남대학교 전기정보통신공학부 교수.
 주관심분야 : 시멘틱웹, 추론, XML, XQuery, 데이터베이스, 웹 정보시스템.
 Email : jhkang@cnu.ac.kr