

Customized Resource Collaboration System based on Ontology and User Model in Resource Sharing Environments

Jong-Hyun Park*

Abstract

Recently, various wearable personal devices such as a smart watch have been developed and these personal devices are being miniaturized. The user desires to receive new services from personal devices as well as services that have been received from personal computers, anytime and anywhere. However, miniaturization of devices involves constraints on resources such as limited input and output and insufficient power. In order to solve these resource constraints, this paper proposes a resource collaboration system which provides a service by composing sharable resources in the resource sharing environment like IoT. the paper also propose a method to infer and recommend user-customized resources among various sharable resources. For this purpose, the paper defines an ontology for resource inference. This paper also classifies users behavior types based on a user model and then uses them for resource recommendation. The paper implements the proposed method as a prototype system on a personal device with limited resources developed for resource collaboration and shows the effectiveness of the proposed method by evaluating user satisfaction.

▶ Keyword: Resource Collaboration, Uesr Model, Resource Reasoning, Resource Recommendation

1. Introduction

최근 기술이 빠르게 발전하면서 다양한 종류의 개인용 단말이 개발되고 있으며 그 크기 역시 소형화되는 추세이다. 사용자는 이러한 개인용 단말을 통해 새로운 서비스는 물론이고 개인용 컴퓨터에서 가능한 기존의 모든 서비스를 제공받기를 원한다[1, 2]. 그러나 개인용 단말의 소형화는 제한된 입출력 장치나 부족한 파워와 같은 자원의 제약을 수반한다. IoT 환경은 다양한 사물들이 상호 유기적으로 동작하며 이를 바탕으로 여러 서비스를 구성할 수 있는 새로운 환경이다. 본 논문은 사용자의 개인용 단말에 부족한 자원들을 대체하기 위한 방법으로 IoT와 같은 환경에 다양한 자원들을 공유하고 협업을 통해 사용자가 요청한 서비스를 제공하기 위한 환경인 ISS(IoT Smart Space)를 제안한다. ISS는 공유 가능한 다양한 자원들이 존재하는 공

간으로 자원들의 협업을 통해 사용자가 원하는 서비스를 제공할 수 있는 환경이다. ISS에 존재하는 UO(Universal Object)들은 하나 이상의 공유 가능한 자원들을 관리하며 필요에 따라 자원의 정보를 공유하고 협업한다. 또한 사용자의 개인용 단말 역시 하나의 UO이고 필요에 따라 개인이 보유한 자원을 다른 자원에게 공유해줄 수도 있다.

• First Author: Jong-Hyun Park, Corresponding Author: Jong-Hyun Park
*Jong-Hyun Park (jonghyunpark@cnu.ac.kr), Dept. of Computer Engineering&Science, Chungnam National University
• Received: 2018. 01. 23, Revised: 2018. 03. 31, Accepted: 2018. 04. 09.
• This work was supported by the National Research Foundation of Korea(NRF) grant funded by the Korea government(MSIT)[NRF-2018R1A2B6008965].



Fig. 1. Resource Sharing Environment and Resource Collaboration

그림 1의 경우 발표서비스의 예를 보인다. 사용자가 발표를 위하여 ISS인 발표장에 도착하여 자신의 개인용 단말에 발표서비스를 요청한다. 사용자의 개인용 단말은 다른 UO들과 통신하고 발표서비스를 위해서 필요한 공유 가능한 자원들을 검색하고 사용자에게 추천한다. 사용자는 추천된 자원들 가운데 자신이 원하는 자원들을 선택하여 현 상황에서 맞춤형 발표서비스를 제공 받는다. 이러한 방법이 자연스러워 보이지만 여기에는 해결해야 할 문제들이 몇 가지 존재한다.

첫째는 사용자 맞춤형 자원을 어떻게 추천할 것인가이다. 본 논문은 이를 위하여 자원과 서비스, 그리고 환경 상황을 기술하기 위한 온톨로지를 제안하고 이를 기반으로 추천하는 방법을 제안한다. 또한 사용자의 사용 이력이나 성향 등을 자원 추천에 반영하기 위하여 규칙을 사용한 추천 방법을 제안한다. 두 번째는 자원 추천을 위한 시간을 어떻게 최적화할 것인가이다. 규칙 기반 추천은 추천을 위한 자원의 수나 조건의 증가에 의존적으로 증가한다. 특히 본 논문에서 제안하고 있는 자원 협업 시스템은 사용자의 개인용 단말에서 추천이 수행되므로 보유하고 있는 자원이 제한적이다. 그러므로 사용자가 수용할 만한 시간 안에 자원의 추천이 수행되어야 한다. 이를 위하여 본 논문은 심리학분야에서 사용자 행동 유형을 분류하는 DISC 모델을 활용하는 방법을 제안한다. 사용자의 자원 사용 행동 패턴을 분석하여 각 사용자를 분류하고 해당 성격에 맞는 자원을 추천하는 방법이다. 이러한 방법은 서비스를 구성하기 위해 필요한 모든 자원을 추천의 대상으로 하지 않아도 되므로 추천의 시간을 줄일 수 있으며, 추천 결과에 대한 사용자의 만족도를 유지할 수 있다. 본 논문은 제안한 시스템의 프로토타입을 구현하여 그 성능을 평가하며 사용자들을 대상으로 만족도를 조사하여 유효성을 보인다.

논문의 나머지 구성은 다음과 같다. 2절에는 본 연구와 관련된 연구들을 기술하며, 3절은 논문에서 제안하는 자원 협업 시스템의 구성과 자원 추천 방법에 대해 기술한다. 4절은 제안한 시스템의 성능을 평가하고 있으며, 마지막으로 5절에서 결론 및 향후 연구 방향에 대해서 기술한다.

II. Related works

[3, 4]는 셀라돈 존이라는 자원의 공유가 가능한 환경에서 지적 객체간의 지능적인 협업 및 상황인식 서비스를 제공해 주는 브로커 중심의 미들웨어 인프라스트럭처 구축을 주된 목표로 하여 개발하고 있다. 연구의 목표인 스마트 구역에서 자원들 사이의 협업을 이용하여 사용자에게 서비스를 제공하기 위한 방법을 제안하는 것은 본 논문의 그것 과 유사해보이지만 그 접근 방법은 많은 차이를 보인다. [3, 4]에서 제안한 환경은 서버-클라이언트 환경이다. 즉, 서버에서 모든 자원들의 정보를 수집하고 관리하며 사용자의 단말이 필요에 따라 서버에 서비스를 요청하는 방식이다. 그러나 본 논문의 자원 공유 환경은 Peer-To-Peer 환경이며, 장치의 추론을 사용자 단말 측에서 수행한다. 이러한 이유는 사용자의 개인 행동 유형이나 사용 이력 정보 등을 보호하기 위해서이다. 물론 이러한 경우 발생하는 추론 시간 증가는 사용자 행동 유형을 분석을 통해 맞춤형 자원들만을 선택하여 추론에 반영하므로 그 수행시간을 줄일 수 있다.

[5]는 IoT 스마트 공간에서 자원들 사이의 공유와 협업을 수행하기 위한 플랫폼과 스마트 홈을 대상으로 자원 협업을 위한 시나리오를 제안하고 있다. [5]에서 제안한 환경은 본 논문의 환경과 유사하게 서버를 이용하지 않고 자원들 사이에 상호 정보를 교환하고 필요에 따라 협업을 수행한다. 하지만 [5]는 자원 서비스를 구성하기 위해서 다양한 자원들 가운데 최적의 자원을 추천하는 방법이 아니라 소수의 정해진 자원들 사이의 상호 정보교환을 어떻게 할 것인가에 그 초점을 맞추고 있다. 그러므로 본 연구에서 목표로 하는 다양한 자원들 가운데 사용자 맞춤형 자원을 추천하는 방법과는 차이를 보인다.

본 논문에서 제안한 협업 시스템은 추천의 대상이 자원이라는 특성을 갖지만 큰 범주에서는 개인화 추천 시스템의 한 응용이다. 개인화 추천을 위한 방법은 크게 협업 필터링, 콘텐츠 기반 추천방식 그리고 이 두 가지가 결합된 하이브리드 방식으로 구분한다.[6, 7, 8] 협업 필터링은 각 사용자가 개별 아이템에 대한 사용자의 점수를 매기도록 하여 획득한 전체 사용자의 아이템에 대한 선호 정보를 분석하여 서로 유사한 사용자 집합을 만들고, 이 집합을 이용하여 관련 있는 아이템을 추천한다. 이러한 방법은 새로운 환경이나 사용자의 사용 이력이 부족한 경우 효과적인 추천 결과를 얻을 수 있다는 장점이 있으므로 [9, 10]와 같이 다양한 응용에서 콘텐츠 추천을 위해서 확장하여 활용하고 있다. 그러나 사용자의 아이템에 대한 선호 정보가 충분히 누적되지 않았을 경우, 추천의 정확도가 떨어지기 때문에, 무엇보다 사용자의 아이템에 대한 선호 정보를 획득하는 것이 중요하다. [11, 12, 13]과 같은 내용기반 추천 방식은 동일 사용자가 이미 평가되어있는 아이템들의 특징들을 기반으로 하여 아이템을 추천하는 방법이다. 이러한 방법은 동일하거나 유사한 아이템이나 환경을 위해서는 매우 효과적인 결과를 기대할 수 있지만 새로운 상황에서는 좋은 결과를 기대하

기 어렵다. 본 논문의 자원 협업 환경은 다양한 지능형 공간이며, 사용자를 위한 서비스 또한 여러 가지이다. 그러므로 내용 기반 방법만을 추천에 활용하기는 한계가 있다. 이러한 각 방법들의 장점을 취하여 자원 추천을 위해 사용하기 위하여, 본 논문은 온톨로지와 규칙을 이용하여 자원과 서비스를 구분하고 동적으로 발생하는 상황들을 반영하는 추론 방법을 제안한다. 또한 사용자의 행동 유형을 기반으로 자원들을 미리 구분하여 추론의 시간을 줄이고 맞춤형 자원을 추천하기 위한 하이브리드 방법을 제안한다.

III. Resource Collaboration System

본 논문에서 제안하는 자원 협업을 위한 미들웨어의 구조는 그림2와 같으며, 자원 협업 시스템은 점선으로 박스된 모듈들로 구성된다. 그림 3은 자원 협업 시스템의 상세 구조를 보인다. Service Broker가 Resource Reasoner의 Context Request에 서비스를 요청하면, Controller를 통해 해당 서비스를 구성하기위해서 필요한 모든 정보를 CIB(Context Information Base)를 통해 획득한다. Controller는 협업 시스템 내부에서 데이터와 이벤트의 흐름을 제어하는 역할을 하며, CIB는 온톨로지를 기반으로 자원, 환경 상황 정보 그리고 사용자의 정보를 저장하고 관리하는 역할을 한다. User Context Manager는 사용자의 자원 사용 이력을 기반으로 사용자의 유형을 분류하고 사용자 선호 정보와 프로파일 정보들을 추출하여 최종적으로 CIB에 저장한다. Local Context Manager는 다양한 환경 정보들을 수집하고 자신이 보유한 자원들을 관리하며 이를 CIB에 저장한다. Communicator는 다른 UO들과 통신하기 위하여 사용된다. Resource Reasoner는 CIB로부터 자원들의 정보, 환경 상황 정보 그리고 사용자의 정보를 기반으로 자원을 추론하고 추천한다.

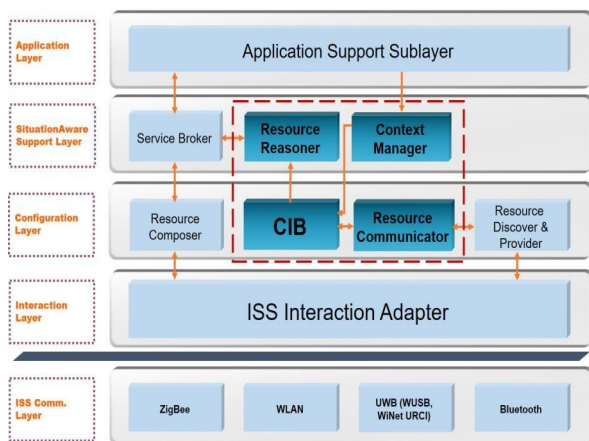


Fig. 2. A Middleware architecture of Resource Collaboration

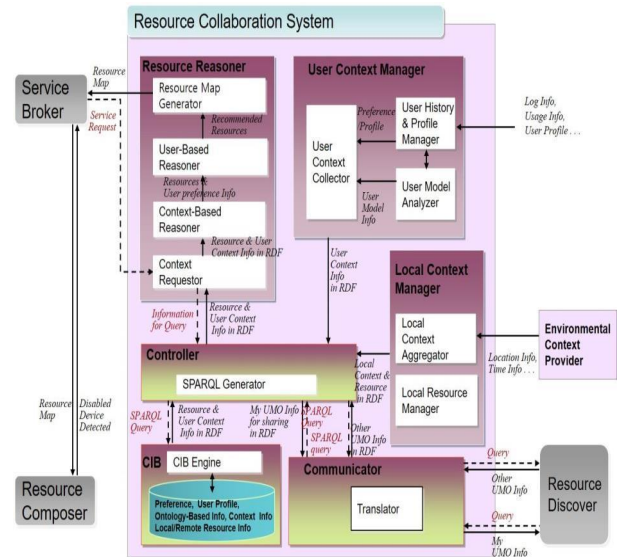


Fig. 3. An architecture of Resource Collaboration System

그림 3은 자원 협업 시스템의 전체 구조로 Resource Reasoner에서 자원 추론을 수행하며, 자원의 추론 단계는 크게 두 단계로 나뉜다. 첫 번째 단계는 사용자의 주변 상황을 반영하여 추론하는 단계이다. 이 단계에서 추론된 자원의 결과는 요청 서비스와 환경이 같다면 모든 사용자에게 동일하다. 사용자가 특정 서비스를 시스템에 요구하면 Context Requester는 사용자가 요청한 서비스의 구성을 위해 필요한 공유 가능한 자원들의 정보와 상황 정보, 사용자의 유형 정보 등을 포함해 추론을 위해 필요한 모든 정보를 CIB(Context Information Base)에 요청하여 획득한다. CIB는 사용자의 정보, 선호도, 자원들의 정보, 상황 정보 등을 저장하고 관리한다. Communicator는 다른 장치들과의 통신을 통해 자원의 정보를 획득한다. Local Context Manager는 현재 단말이 보유한 자원들과 센서로부터 획득한 주변 상황 정보들을 관리한다. User Context Manager는 사용자의 프로파일과 자원 사용 이력을 관리하고 이로부터 사용자의 유형을 분류한다. 이러한 정보들이 모두 CIB에 저장된다. 만약 서론의 예처럼 사용자가 발표서비스를 요청한다면, Context Requester는 발표서비스 구성을 위해 필요한 공유 가능한 주변의 모든 자원들(모니터, 키보드, 마우스, 마이크, 스피커, 프리젠타 등)과 사용자의 현재 상황 정보(조도, 습도, 위치, 시간 등) 그리고 사용자의 이력으로부터 생성된 사용자의 유형 정보들을 CIB를 통해 획득한다. 이렇게 획득한 정보들은 Context-Based Reasoner에 의해 첫 번째 추론 단계를 거친다. 이 추론 단계에서는 사용자가 현재 처해진 상황 정보만을 이용하여 자원을 추론한다. 만약 앞선 예에서 발표서비스의 영상 출력을 위해 빔프로젝트와 대형 모니터 자원이 존재하고 발표 장소가 야외이며 시간이 낮이라면 Context-Based Reasoner는 대형 모니터를 추천할 것이다. 자원 추천을 위한 두 번째 단계는 User-Based Reasoner에서 수행하며, 사용자의 유형과 선호도를 기반으로 자원을 추론하는 단계이다. 즉, 사용자 맞춤형 자원을 추론한다. 이때 사용 되는 것이 본 논문에서 제안하고 있는 사용자의 유형이다.

예를 들어 발표서비스를 위한 자원 추천 시, 새로 나온 모델의 마우스 자원과 사용자가 지속적으로 사용한 마우스 자원이 존재하는 경우, 사용자가 안정형 사용자라면 기존의 자원을 추천하고 사용자가 주도형 사용자라면 새로운 자원을 추천한다.

1. Resource Reasoning based on context

앞서 언급한 것처럼 상황 기반 자원 추론은 또 두 단계로 구성된다. 첫 번째 단계는 온톨로지를 기반으로 하는 추론이다. 본 논문은 그림4와 같이 구성된 온톨로지를 사용한다. 온톨로지의 최상위 클래스는 User, UO, Resource, Service, Context로 구성된다. 그림 5는 워드프로세스 서비스를 위한 자원 추론의 예이다. 사용자가 워드프로세스 서비스를 요청하면 해당 서비스 구성을 위해서 필요한 자원들이 키보드, 마우스, 스캐너, 모니터, 프린터 자원이라는 것을 추론하고, 실제 공유 가능한 자원들이 현재 ISS 공간에 존재하지 찾는다. 이때 사용자의 UO가 주변에 UO들과 통신하여 공유 가능한 자원들을 검색한다.

그림 5의 예제의 경우, UO01은 키보드와 모니터, 마우스를 UO05는 스캐너를 UO08은 마우스와 모니터를 그리고 UO09는 프린터를 공유하고 있다. 또한 모든 UO들은 동일한 공간인 Room05에 위치하고 있다는 것을 알 수 있다. 물론 환경 상황 정보들은 모든 UO들이 동일하지는 않다. 예를 들어 UO01의 경우 조도가 높은 창가 쪽에 있을 수 있고 UO08은 어두운 곳에 있을 수도 있다. 예제와 같은 방법으로 사용자가 요청한 서비스를 구성하기위한 자원들과 환경 상황 정보들을 추론했다면 그 다음 단계는 규칙을 이용하여 환경 상황을 기반으로 자원을 추론한다. 예를 들어, 낮은 상황에서는 표 1과 같은 규칙을 이용하여 밝기가 300cd 이상인 모니터를 추천할 수 있다.

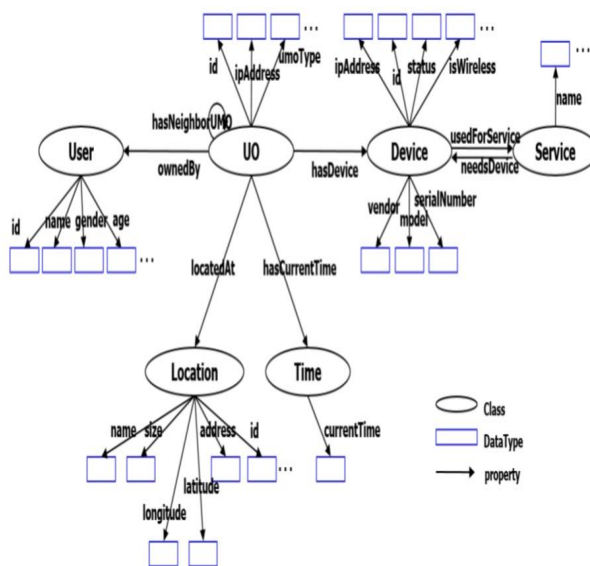


Fig. 4. Ontology for Resource Reasoning

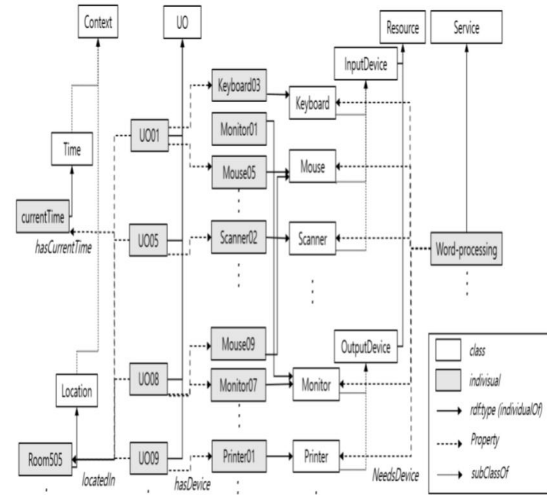


Fig. 5. Ontology Instance for Word-Process Service

Table 1. Rule for Reasoning Monitors based on Environment Context

```
(defrule DayMonitor
(Monitor (ID?id)
(Monitor_brightness ?brightness))
(test (> ?brightness 300))
=>
(assert (Presentation ?id)))
```

이러한 상황 기반 추론의 결과는 동일한 상황에 동일한 서비스를 요청한다면 서로 다른 사용자가 요청할지라도 동일하다. 그러므로 본 논문은 사용자를 위한 맞춤형 자원을 추천하기 위하여 사용자 기반 추론의 단계를 거친다.

2. User-Based Resource Reasoning

사용자 기반 자원 추론은 사용자의 사용 이력으로부터 자원의 선호도를 추출하여 수행한다. 이를 위해 본 논문은 자원의 각 속성에 대한 사용자의 선호도를 기반으로 자원들의 선호 점수(PS: Preference Score)를 계산한다. PS는 자원의 속성별 선택치와 가중치로 계산할 수 있다. 자원의 속성에 대한 선택치를 추정하기 위해서 사용되는 식(1)은 사용자가 선택한 자원들의 총 수 M 중 속성 p의 값이 x인 자원들을 얼마나 선택했는지를 나타낸다. 예를 들어 사용자가 마우스 자원을 선택한 총 10번 가운데 2 버튼의 마우스를 3번 선택했다면, 사용자의 마우스 자원 선택 시 2 버튼 속성의 선택치는 3/10 이다.

$$R = \{r_1, r_2, r_3 \dots r_M\}: \text{사용자가 선택한 자원의 집합}$$

$$P = \{p_1, p_2, p_3 \dots p_N\}: \text{자원의 속성 집합}$$

$$\#p(x): \text{사용자 선택 자원 중 속성 } p \text{의 값이 } x \text{인 자원}$$

$$s(p) = \sigma(x, p) = \frac{\#p(x)}{M} \tag{1}$$

PS를 계산하기위한 또 다른 요소는 각 속성들의 가중치이다. 예를 들어 마우스 자원의 다양한 속성들 중 '버튼수' 속성을 사용자가

Table 2. Transaction Data

TID	Brand	Model	DPI	RDate	#Button	Color	SType	Popularity
Mu1	sam	mx5	4000	6/17(1)	5	gray	Optical	7
Mu2	ap	ss3	5000	2/17(0.9)	5	red	Bluetrack	7
Mu3	sam	sa1	4000	1/1(0.9)	7	white	Laser	6
Mu4	gl	ss3	6000	2/17(0.9)	3	silver	Optical	7
Mu5	sam	p1	4000	5/16(0.6)	2	black	Bluetrack	9
Mu6	ap	p1	4000	1/15(0)	3	silver	Laser	9
Mu7	sam	m50	4000	6/17(1)	7	black	Laser	8
Mu8	sam	m40	1600	4/17(1)	7	black	Bluetrack	5
Mu9	gl	p4	4000	9/16(0.7)	2	white	Optical	8
Mu10	lo	ss3	5000	4/16(0.6)	7	red	Bluetrack	9

얼마나 중요하게 생각하는지를 반영하는 것이 가중치이다. 본 논문은 사용자의 사용 이력으로부터 사용자가 중요시하는 자원의 속성이 어떤 것인지를 정의하기 위해 DISC 행동 모델을 기반으로 사용자의 행동 유형을 분석하고 이를 추론에 반영한다[14]. DISC 모델은 심리학 분야에서 많이 사용하는 방법으로 사용자의 행동 유형을 기반으로 사용자를 주도형(Dominance, D형), 사교형(Influence, I형), 안정형(Steadiness, S형), 신중형(Conscientiousness, C형)으로 분류한다. [15]는 DISC 모델을 기반으로 멀티미디어 데이터를 추천하기 위한 방법을 제안한다. [15]는 사용자가 멀티미디어 데이터를 선택할 때 걸린 검색 시간과 선택 다양성을 기반으로 사용자를 분류한다. 본 논문에서 제안하는 자원 추천 역시 멀티미디어 콘텐츠 대신 자원을 선택한다는 것을 제외하면 [15]와 다르지 않으므로 사용자의 분류를 위하여 선택 다양성과 선택 시간을 사용하여 그림 6과 같이 사용자 유형을 분류한다.

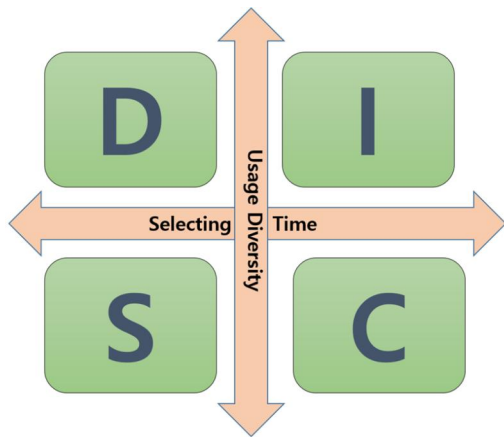


Fig. 6. Behaviour Model classified by resource searching variety and time

다양성은 0에서부터 1까지의 값으로 사용자가 선택한 자원들 중 서로 다른 종류의 자원을 선택한 비율이다. 예를 들어 사용자가 10번의 마우스 자원을 선택했고 그 종류가 총 3 가지라면 다양성은 0.3이다. 선택 시간은 자원들을 추천했을 때 사용자가 최종 자원을 결정한 평균 시간으로 실험에 의해 평균 자원 선택 시간은 4초로 정의한다. 물론 기준 값이 다를 수 있지만 이는 사용자의 사용 이력이 증가함에 따라 보다 정확해진다.

$$x = \frac{x - \min}{\max - \min}, \text{ 소수 둘째 자리에서 반올림} \quad (2)$$

#cp: the number of core properties (cp)

$$R_p = \begin{cases} 1, & \text{the ranking of property 'p' of R, except cp} \\ \text{pis cp} \end{cases} \quad (3)$$

$$w(p) = \frac{L - R_i + 1}{\sum_{i=1}^M (L - R_i + 1)} \quad (4)$$

$$PS(r) = \sum_{p=1}^M s(p) \times w(p) \quad (5)$$

본 논문은 사용자의 자원 선호도를 계산하기 위하여 자원 속성들의 순위를 정한다. 이를 위하여 사용자의 유형에 따른 자원의 대표 속성을 정의하고 이 대표 속성들의 순위는 모두 1로 정의한다. 선택 시간이 짧고 다양한 자원을 선택하는 D형 사용자는 새로운 자원을 주로 사용한다. 그러므로 D형을 위한 대표 속성은 ‘출시일(발매일)’과 ‘제조일’이다. I형의 경우 대중적인 자원을 주로 사용하므로 ‘인기도’와 ‘사용횟수’ 속성이 대표 속성이다. 안정을 추구하는 S형 사용자는 ‘브랜드’와 ‘제조회사’가 대표 속성이며, 마지막으로 C형 사용자를 위한 대표 속성은 ‘모델’과 ‘브랜드’ 속성이다. 각 유형은 두 개의 대표 속성을 갖지만 자원의 종류에 따라 하나의 대표속성만 존재하는 경우도 있다. 대표속성이 아닌 일반 속성들의 경우, 사용자가 선택한 자원의 속성값 중 가장 많이 선택한 값을 기반으로 각 속성의 순위를 결정한다. 속성의 값 가운데 ‘RDate’나 사용시간과 같이 범위나 기간을 나타내는 값을 정규화하기 위한 방법으로 본 논문은 식(2)를 이용한다. 식(3)의 Rp는 자원의 속성들 중 속성 p의 순위를 나타낸다. 속성의 순위는 대표속성이 존재하는 경우 무조건 1순위이다. 예를 들어 C형 사용자의 경우 1순위는 무조건 대표속성인 ‘model’과 ‘brand’ 속성이 공동 1위이다. 그리고 해당 사용자가 표 2와 같은 사용자의 사용 이력이 존재하는 경우, ‘Brand’ 속성 중 가장 많이 선택한 값 ‘sam’은 5번, ‘Model’ 속성 중 가장 많이 선택된 값 ‘ss3’는 3번, ‘CPI’의 ‘4000’ 값은 6번, 출시일을 나타내는 ‘RDate’의 ‘0.9’는 3번, ‘#Button’의

'7'은 4번, 'Color'의 'black'은 3번, 'SType'의 'Bluetrack'은 4번, 인기도를 나타내는 'Popularity' 속성의 값 '7'은 3번이 선택했다. 이 가운데 대표속성은 이미 순위가 정해져있으므로 나머지 속성들 중 1위인 'CPI' 속성이 3위이고, '#Button'과 'SType' 속성이 공동 4위, 'RDate'와 'Color' 그리고 'Popularity' 속성은 모두 공동 6위이다. 이러한 방법으로 각 속성들의 순위가 결정되면 식(3)에 의해서 가중치 해당 속성들의 w(p)를 계산할 수 있으며, 식(4)에 의해서 사용자의 자원 선호도를 계산할 수 있다. 만약 표 2와 같은 사용 이력을 갖는 S형의 사용자가 마우스를 추천받아야하고, 현재의 ISS에서 검색된 마우스 자원들이 표 3과 같다면 해당 사용자를 위한 마우스 자원들의 선호도는 표 4와 같이 계산된다.

표 4의 속성 아래 숫자는 속성의 가중치로 식(4)를 이용해 구할 수 있다. 예를 들어 표 2와 같은 사용 이력을 갖는 S형 사용자를 위한 'Brand' 속성의 가중치는 0.186이다. 마우스 자원 M1의 'Brand' 속성 값 sam은 식(1)에 의해 0.5의 선택치를 갖으며 선호도는 0.093이라는 것을 알 수 있다. 이런 방법으로 식(5)를 이용하여 M1의 모든 속성들의 선호도 값을 계산하여 합한 값이 바로 마우스 자원 M1의 선호도이다. 표 4의 경우 S형 사용자의 사용자 선호도는 M3이 0.323으로 가장 높은 값을 갖는다. 표 5는 동일한 상황에서 D형, I형 그리고 C형 사용자의 자원 선호도를 계산한 결과이다.

Table 3. Candidate Mouse resources

RID	M1	M2	M3	M4	M5
Brand	sam	sam	sam	ap	lo
Model	ss3	m40	p1	ss3	p4
DPI	4000	6000	5000	5000	4000
RData	12/14 (0)	1/17 (0.9)	5/16 (0.6)	8/17 (1)	4/16 (0.6)
#Button	2	5	7	7	7
Color	gray	white	black	black	red
SType	optical	optical	bluetrack	bluetrack	laser
Popularity	6	8	8	9	9

Table 4. Estimated Preference scores for the S-type user

RID	M1	M2	M3	M4	M5
Brand (0.186)	0.5 (0.093)	0.5 (0.093)	0.5 (0.093)	0.2 (0.037)	0.1 (0.019)
Model (0.093)	0.3 (0.028)	0.1 (0.009)	0.2 (0.019)	0.3 (0.028)	0.1 (0.009)
DPI (0.163)	0.6 (0.098)	0.1 (0.016)	0.2 (0.033)	0.2 (0.033)	0.6 (0.098)
RData (0.093)	0.1 (0.009)	0.3 (0.028)	0.2 (0.019)	0.3 (0.028)	0.2 (0.019)
#Button (0.14)	0.2 (0.028)	0.2 (0.028)	0.4 (0.056)	0.4 (0.056)	0.4 (0.056)
Color (0.093)	0.1 (0.009)	0.2 (0.019)	0.3 (0.028)	0.3 (0.028)	0.2 (0.019)
SType (0.139)	0.3 (0.042)	0.3 (0.042)	0.4 (0.056)	0.4 (0.056)	0.3 (0.042)
Popularity (0.093)	0.1 (0.009)	0.2 (0.019)	0.2 (0.019)	0.3 (0.028)	0.3 (0.028)
PS	0.316	0.254	0.323	0.294	0.29

Table 5. Estimated Preference Scores based on User Type

	M1	M2	M3	M4	M5
D-Type	0.3	0.253	0.303	0.293	0.293
I-Type	0.3	0.24	0.303	0.293	0.305
S-Type	0.316	0.254	0.323	0.294	0.29
C-Type	0.327	0.246	0.316	0.291	0.266

표5에 나타난 것처럼 동일한 환경에서 동일한 서비스를 요청하더라도 사용자의 유형에 따라 추천 결과가 달라지는 것을 알 수 있다.

IV. Evaluation

자원 협업 시스템의 평가를 위해서 논문은 자원과 규칙의 수 증가에 따른 성능을 평가한다. 실제 환경에서 실험을 위하여 대량의 자원과 다양한 환경 상황을 준비하는 것은 현실적으로 불가능하다. 그러므로 본 논문은 실험을 위한 다양한 자원 데이터를 생성하기 위하여 그림 7과 같은 시뮬레이터를 개발하였다. 성능 평가를 위한 개인용 단말은 2GHz CPU와 1GB 메모리를 갖는 와치탑용 개인용 디바이스를 사용하였다.

그림 8은 자원 추천을 위한 규칙기반 추론 시간을 보인다. 각 자원들은 10개씩의 속성을 가지며 자원의 수를 10개에서 70개까지 증가하며 평가한다. 예를 들어 70개의 자원을 평가하기 위해서는 총 700의 사실(fact)들이 생성된다. 자원을 선택하기 위한 규칙은 100개에서 100개씩 1000개까지 적용한다. 실험 결과에서 알 수 있는 것처럼 규칙의 수나 자원의 수가 증가함에 따라 추론 시간은 비례하여 증가함을 알 수 있다. 그러나 70개의 자원을 1000개의 규칙에 반영했을 경우 자원을 추천하는 시간은 약 7초에 가깝게 나타났으며 이는 사용자가 자원 추천 결과를 기다리기에는 너무 많은 시간이다.

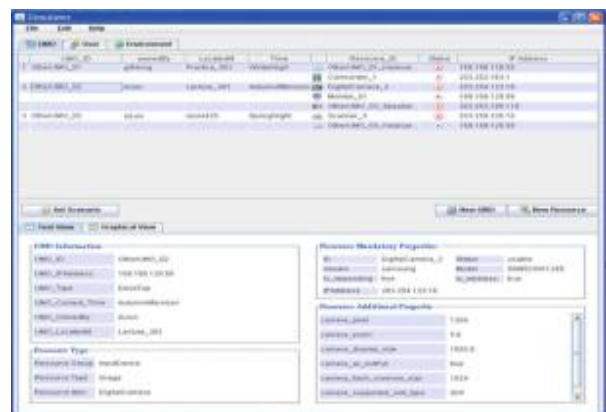


Fig. 7. The simulator for testing

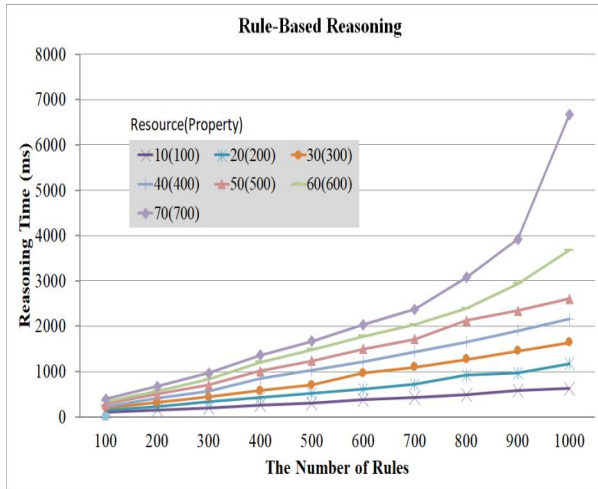


Fig. 8. The rule-based reasoning time

그림 9는 사용자의 행동 모델 유형을 기반으로 사용자의 유형에 따라 사용자가 선택할 것 같은 자원들을 미리 전처리한 후 그 결과를 추론한 시간과 전처리 없이 모든 자원들을 추론한 수행시간 비교를 보인다. 전처리는 사용자의 유형에 따라 정의한 대표 속성의 값이 50%내에 포함된 자원들만을 추천의 대상으로 가정하여 추천하는 방법을 사용한다. 실험을 위한 전처리 비율은 50%이나 이 비율은 응용의 특성에 따라 유연하게 변경가능하다. 또한 50%의 비율로 자원을 전처리한 후 추론한 자원의 결과는 위 실험에서 모두 일치하였다.

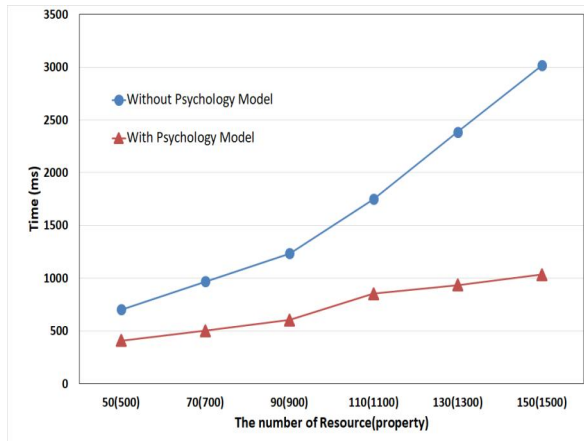


Fig. 9. The time comparison between reasoning with Behaviour model and reasoning without Behaviour model

자원 추천 결과의 사용자 만족도를 조사하기 위하여 본 논문은 12명의 대학원생들을 대상으로 워드프로세싱 서비스를 위하여 ‘모니터’, ‘마우스’, ‘키보드’ 자원들을 추천하기 위한 오프라인 평가를 실시했다. 사용자들의 행동 모델은 미리 선행된 지면 형태의 행동 유형 검사 도구를 이용해 정의했으며, D형, I형, S형, C형 모두 각각 3명씩 구성했다. 자원들은 종류별로 5종류씩 총 15개의 자원으로 구성되었으며, 1주일에 1회 각 종류별 2개씩 자원을 교체하여 총 8주를 평가하였다. 사용자는 자원

협업 시스템이 추천한 자원의 만족도를 1점에서 5점까지 평가하였다. 사용자의 초기 사용 이력을 수집하기 위해 첫 번째 실험 이전에 한 번의 실험을 선행하여 수행했으며 해당 실험 후 15개의 자원은 모두 교체하였다.

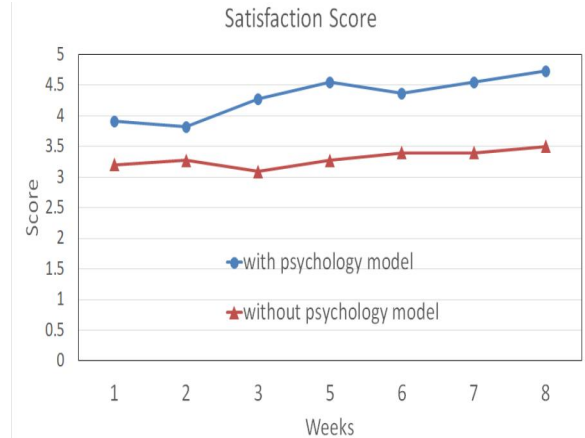


Fig. 10. The Comparison of the Satisfaction score

그림 10은 사용자의 만족도를 보인다. 실험에서 알 수 있는 것처럼 행동 모델을 기반으로 자원을 추천한 경우 첫 번째 실험부터 만족도에 차이가 나는 것을 알 수 있다. 이는 행동 모델을 자원 추천에 반영하지 않은 경우 사용자의 사용 이력이 충분치 않아 자원에 대한 속성의 순위가 결정되지 않았기 때문이다. 그러나 실험의 횟수가 증가하여 사용자의 사용이력 정보가 많아져도 크게 사용자의 만족도는 높아지지 않았다. 행동 모델을 사용한 경우 시간이 흐를수록 만족도가 높아지는 것을 알 수 있다. 특히 3주의 경우 사용자의 만족도가 다른 실험에 비해 높아졌는데 이는 D형 사용자 가운데 한 명이 초기 자신의 행동 유형을 잘못 평가하여 자원 추천에 대한 만족도가 낮았다가 3주 실험부터 사용 이력이 누적되면서 본인의 실제 유형에 맞는 자원이 추천되었기 때문이다.

V. Conclusions

본 논문은 IoT 환경에서 사용자가 자신이 소유한 소형의 개인용 단말에 다양한 서비스를 요청할 경우, 개인용 단말이 서비스 구성을 위해 부족한 자원들을 주변에서 공유 가능한 자원들과의 협업을 통해 서비스하는 자원 협업 환경과 이를 가능하게 하는 자원 협업 시스템을 제안했다. 논문에서 제안한 자원 협업 시스템은 주변의 자원들 가운데 현재 상황에서 어떤 자원이 가장 적절한 자원인지를 추론하여 사용자에게 추천한다. 이때 추천을 위해 온톨로지와 규칙을 이용하여 자원들을 일반화하고 추론한다. 또한 사용자의 행동 모델을 기반으로 각 유형에 따른 자원 추천 방법을 제안했으며 이러한 방법은 이를 사용하지 않

는 방법보다 빠른 시간에 맞춤형 자원을 추천할 수 있으며 추천 결과에 대한 사용자의 만족도를 높일 수 있다는 것을 실험을 통해 보였다.

현재 본 논문은 사용자의 개인 정보만을 활용하여 사용자의 개인용 단말에서 자원을 추천한다. 그러나 자원의 수가 급격히 증가하고 동적으로 발생하는 다양한 상황들을 추천에 반영하기 위하여 향후 [16]에서 사용하는 방법과 유사하게 소셜 네트워크 데이터를 자원 추천에 활용하기 위한 방법을 적용해보고자 한다.

REFERENCES

- [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] 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.
- [4] S. McFaddin, D. Coffman, J. H. Han, H. K. Jang, J. H. Kim, J. K. Lee, M. C. Lee, Y. S. Moon, C. Narayanaswami, Y. S. Paik, J. W. Park, and D. Soroker, "Celadon: Delivering Business Services to Mobile Users in Public Spaces", *IBM Research Report RC24381(W0710-101)*, October 2007.
- [5] D. Vega, R. Messeguer, S. F. Ochoa, J. A. Pino, F. Freitag, E. Medina and D. Royo, "Sharing hardware resources in heterogeneous computer-supported collaboration scenarios", *Integrated Computer-Aided Engineering* Vol.20, No.1, pp.59-77, December 2013.
- [6] C. Rana, S. K. Jain, "A study of the dynamic features of recommender systems" *Artificial Intelligence Review*, Vol.43, No.1, pp.141-153, January 2012.
- [7] G. Adomavicius, B. Mobasher, F. Ricci, A. Tuzhilin, "Context-Aware Recommender Systems", *Proc. of the 2008 ACM conference on Recommender systems*, Lusanne, Switzerland, Oct 2008.
- [8] Y. Zang, Y. An, X. T. Hu, "Automatically recommending healthy living programs to patients with chronic diseases through hybrid content-based and collaborative filtering", *Proc. of BIBM 2014*, Belfast, United Kingdom, November 2014.
- [9] A. Krzywicki, W. Wobcke, Y. S. Kim, X. Cai, M. Bain, A. Mahidadia and P. Compton, "Collaborative Filtering for people-to-people recommendation in online dating: Data analysis and user trial", *International Journal of Human-Computer Studies* Vol76, pp.50-66, April 2015.
- [10] Y. Xiwang, G. Yang, L. Yong and S. Harald, "A survey of collaborative filtering based social recommender systems", *Computer Communications* Vol.41, No. 15, pp.1-10, March 2014.
- [11] C.M. Huang, S. Y. Lin and T.H. Hsieh, "The personalized context-aware mobile advertisement system using a novel approaching detection method over cellular networks", *Software: Practice and Experience* Vol.45, No.1, pp.31-52, June 2013.
- [12] A.M. Otebolaku and M. T. Andrade, "Context-aware media recommendations for smart devices", *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing* Vol.6, No.1, pp.13-36, February 2015.
- [13] S.Mojtaba, "An effective recommendation based on user behaviour: a hybrid of sequential pattern of user and attributes of product", *International Journal of Business Information Systems* Vol.14, No.4, pp.480-496, November 2013.
- [14] M. M. William, "Emotions of Normal People", Cooper Press London, 2014.
- [15] W.I. Park, S.G. Kang and Y.K. Kim, "A Personalized Multimedia Contents Recommendation Using a Psychological Model", *Computer Science and Information Systems* Vol.9, No.1, pp.1-21, January 2012.
- [16] P.S Jang, "Study on Principal Sentiment Analysis of Social Data", *Journal of The Korea Society of Computer and Information*, Vol. 19, No. 12, pp. 49-56, Nov. 2014.

Authors



Jong-Hyun Park is received his Ph.D. and M.S. degrees in computer science from Chungnam National University, South Korea, in 2002 and 2007, respectively, and his B.S. degree in computer science from Woosong University, South Korea, in 1999.

Dr. Park is a visiting professor at Dept. of computer engineering & science in Chungnam National University, South Korea, since 2011. From 2009 to 2010, he has researched at the Research Institute for Information Technology of the Kyushu University in JAPAN. His research interests include recommender system, Resource Collaboration, Context-Awareness, M2M, Ontology, Reasoning, Personalization, Semantic Web, Web Information system, XQuery Processing, XML database, and Database systems.