

MBTI-based Recommendation for Resource Collaboration System in IoT Environment

Jong-Hyun Park *

Abstract

In IoT(Internet of Things) environment, users want to receive customized service by users' personal device such as smart watch and pendant. To fulfill this requirement, the mobile device should support a lot of functions. However, the miniaturization of mobile devices is another requirement and has limitation such as tiny display, limited I/O, and less powerful processors. To solve this limitation problem and provide customized service to users, this paper proposes a collaboration system for sharing various computing resources. The paper also proposes the method for reasoning and recommending suitable resources to compose the user-requested service in small device with limited power on expected time. For this goal, our system adopts MBTI(Myers-Briggs Type Indicator) to analyzes user's behavior pattern and recommends personalized resources based on the result of the analyzation. The evaluation in this paper shows that our approach not only reduces recommendation time but also increases user satisfaction with the result of recommendation.

▶ Keyword : MBTI-based Recommendation, Personalized Recommendation, Resource Collaboration, Recommender System, Resource Reasoning

1. Introduction

IoT와 같은 스마트 서비스 공간에서 사용자는 자신이 소유한 경량의 개인용 모바일 단말을 이용하여 다양한 서비스를 받기를 원한다[1, 2]. 그러나 개인용 모바일 단말은 소형화되면서 작은 화면, 제한된 입력 장치, 그리고 부족한 파워와 같은 제한된 자원을 갖는 것이 현실이다. 그러므로 이러한 부족한 자원의 문제를 해결할 수 있는 한 가지 방법은 주변에 존재하는 수많은 자원들의 협업으로 사용자가 요구하는 서비스를 제공하도록 구성하는 것이다. 자원 협업 시스템은 이러한 요구사항을 만족시킬 수 있는 하나의 방법으로 스마트 공간에서 사용자 개인의 자원 또는 공용의 자원들이 협업을 이루어 사용자가 원하는 서비스를 제공하는 것을 그 목표로 한다. 그림 1은 자원 협업 기반 스마트 서비스 환경을 보인다. 사용자는 스마트 시계나 펜던트와 같이 개인이 보유한 소형 단말을 이용하여 스마트 공간에 존재하는 공유 가능한 자원들과 협업을 통해 다양한 스마트

서비스를 제공받을 수 있다. 예를 들어 사용자가 워드 프로세스 작업을 수행해야할 경우, 자신이 소유한 스마트 시계에 워드 프로세스 서비스를 요청한다. 스마트 시계는 스스로 보유한 자원들만으로는 워드프로세스 서비스를 제공하기 어려우므로 주변에 활용 가능한 자원들을 탐색하고 그 가운데 키보드, 마우스, 모니터와 같은 워드프로세스 서비스를 구성하기위해 필요한 자원들을 사용자에게 추천한다. 사용자가 필요한 자원들을 선택하면 선택된 자원들의 협업을 통해 사용자는 워드 프로세스 작업을 수행할 수 있다. 이러한 자원 협업 기반 서비스 구성 방법이 자연스러운 해결 방법들 가운데 하나라 할지라도 여기에는 해결해야할 몇 가지 문제들이 존재한다. 비록 다른 사용자들이라 할지라도 동일한 장소에서 동일한 서비스를 요청한다면 모바일 장치는 동일한 자원들을 추천할 것이다. 즉, 사용자 개인의 성향과 서로 다른 선호도를 추천에 반영하여 개인 맞춤형 서비스를 제공해야할 필요가 있다. 이를 위하여 본 논문의 앞선

• 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: 2016. 11. 22, Revised: 2016. 12. 29, Accepted: 2017. 03. 14.
• This work was supported by the National Research Foundation of Korea Grant funded by the Korean Government [NRF-2014R1A1A2057221].

연구[3, 4]에는 사용자의 환경 상황과 프로파일을 기반으로 규칙을 이용하여 자원을 추천하는 방법을 제안한바 있다. 현재 논문에서 고려하는 환경은 모든 자원들이 협업을 위해서 서비스를 요청할 수도 혹은 서비스를 위해 사용될 수도 있는 환경이다.

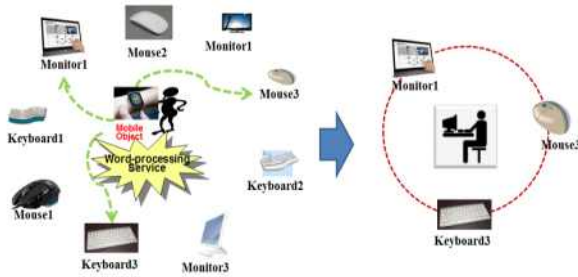


Fig. 1. Resource Collaboration Service

본 논문의 선행 연구에서는 사용자의 현재 환경 상황과 정적인 프로파일 정보만을 기반으로 자원을 추천하였다. 이러한 접근 방법은 최적화된 개인화 자원 추천 방법을 사용했다고 보기는 어렵다. 본 논문에서는 MBTI 심리 유형 분석 방법을 기반으로 사용자의 자원 사용 이력으로부터 사용자의 성향을 분석한 후 이를 이용하여 사용자 맞춤형 자원을 추천하는 방법을 제안한다. 또한 추론 시스템의 경우 주변에 자원의 수가 많거나 자원 추천을 위해서 필요한 조건의 수가 증가하면 추론 시간은 급격히 증가한다. 특별히 자원 협업 서비스의 경우 제한된 자원의 소형의 모바일 장치에서 실시간으로 필요한 자원들을 추천해야하므로 추론 시간이 매우 중요한 요소이다. 그러므로 본 논문에서는 MBTI 기반 분석 방법을 통해 사용자의 사용 이력을 정적으로 분석한 후 사용자가 선호하는 자원들을 필터링하는 정적 필터링 방법을 활용한다. 이러한 방법을 사용하면 시스템의 능력과 상황에 맞게 자원들을 필터링할 수 있으므로 특정 시간 내에 자원 추천의 결과를 얻을 수 있다.

논문의 나머지 구성은 다음과 같다. 2절에는 본 논문에 앞서기 개발한 방법과 본 연구의 배경 지식 및 관련 연구들을 기술하고 있다. 3절에서는 논문에서 활용하고 있는 MBTI 모델과 이를 기반으로 개인 성향을 추출하고 자원을 추천하는 방법을 소개한다. 4절은 논문에서 제안한 방법의 성능을 평가하여 유효성을 보이며, 마지막으로 5절에서 결론을 기술한다.

II. Previous Study and Related works

1. Previous Study

그림 2는 자원 협업 시스템의 구조를 보인다. Service Broker는 사용자가 요청한 서비스를 자원 협업 시스템에 요청

한다. Resource Recommender는 현재 활용 가능한 자원들 가운데 사용자가 요청한 서비스를 구성하기위해서 필요한 최적의 자원을 추론하고 추천하는 기능을 수행한다. Context Manager는 자원 협업 시스템 내의 모듈들 사이의 모든 흐름을 제어한다. CIB(Context Information Base)는 온톨로지를 기반으로 환경 상황과 주변의 자원 및 자신의 자원 정보를 저장하고 관리한다. Communicator는 다른 오브젝트(UMO: Ubiquitous Mobile Object)들과의 통신을 수행하여 주변에 현재 사용 가능한 외부 자원들의 정보를 얻거나 자신이 소유한 자원들 가운데 공유하고자하는 자원들의 정보를 외부 자원에게 전달한다. Local Context Monitor는 온도, 조도 등과 같은 수집 가능한 현재의 환경 상황 정보와 사용자의 개인 프로파일 정보와 사용 이력을 저장하고 관리한다. Local Resource Manager는 자신이 보유한 내부 자원을 관리한다. 우리의 자원 협업 시스템은 다양한 자원들과 서비스들의 상호 운용을 위하여 온톨로지를 활용하므로 RDF(Resource Description Framework)를 이용하여 모든 정보를 기술하고 SPARQL을 이용하여 질의한다.[5]

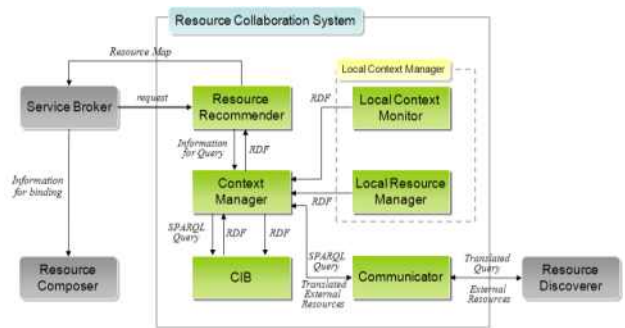


Fig. 2. Resource Collaboration System

2. Related Works

[6, 7]은 사용자 주변에 다양한 서비스와 디바이스가 존재하는 유비쿼터스 환경에서 지적 객체들 사이의 지능적인 협업 및 상황 인식 서비스를 제공해 주는 브로커 중심의 미들웨어 인프라스트럭처를 제안하고 있다. 이러한 목적을 위한 접근 방법들 가운데 객체들 사이의 협업을 통해 사용자에게 서비스를 제공해 준다는 측면은 본 연구의 목적과 매우 유사해 보인다. 또한 해당 연구는 상황 인식 기술, 동적 탐색 기술, 디바이스간 통신 기술, 디바이스간 협업 기술 등을 연구하고 있다. 이러한 기술적인 접근 방법 역시 본 논문에서 목적으로 하는 협업 시스템을 위해 반드시 필요한 기술들이다. 그러나 관련 연구는 서비스 브로커를 중심으로하는 서버-클라이언트 환경으로 디바이스 추론을 비롯한 대부분의 기능을 서버에서 수행한다. 반면 본 논문에서 고려하는 자원 협업의 환경은 Peer-To-Peer 환경이므로 개인화 추론을 위한 사용자 이력 관리, 성향 분석 및 자원 추론 등의 일련의 과정을 모두 사용자 단말 측에서 수행한다. 이는 보다 개인적인 정보를 자원 추론에 사용할 수 있으므로

사용자 맞춤형 서비스 생성을 위해 효과적으로 사용될 수 있다.

추천 시스템의 측면에서 볼 때, 자원 협업을 위한 자원의 개인화 추천 역시 그 응용이 자원이고 목적이 협업 서비스라는 것 이외에는 일반적인 추천 방법과 크게 다르지 않다. [8, 9]는 추천 방법을 크게 두 가지로 분류한다. 첫 번째는 협업 필터링(Collaborative Filtering) 방법이고 두 번째는 내용기반(Content-Based) 추천 방법이다. 또한 많은 추천 시스템 연구들은 이 두 방법을 혼합한 하이브리드(Hybrid) 방법을 사용하기도 한다[10]. 협업 필터링은 다수 사용자들의 과거 이력을 기반으로 유사한 성향의 사용자들 구분하고 이를 추천에 활용하는 방법이다. 이러한 방법은 새로운 환경이나 사용자의 사용 이력이 부족한 경우 효과적인 추천 결과를 얻을 수 있다는 장점이 있으므로 [11, 12]와 같이 다양한 응용에서 콘텐츠를 추천을 위해서 확장하여 활용하고 있다. 그러나 사용자의 개인 정보나 이력 등을 수집하고 활용하기 때문에 항상 보안 문제를 수반하며, 다른 사용자들의 정보 활용 동의 등의 문제가 뒤따른다. 본 논문에서 제안하는 자원 협업 시스템은 사용자의 개인용 모바일 단말에서 실시간으로 동작하므로 다른 사용자들의 이력을 활용하기는 어렵다. 내용기반 추천 방법은 [13, 14]와 같이 사용자에게 의해서 평가된 아이템들의 콘텐츠 특징들을 기반으로 아이템을 추천하는 방법이다. 그러므로 동일하거나 유사한 상황에서는 안정적인 추천 결과를 기대할 수 있지만 새로운 상황에서 좋은 결과를 기대하기는 어렵다. 본 논문의 자원 협업 환경은 다양한 기능형 공간이며 사용자 서비스 또한 여러 가지이다. 그러므로 내용기반 방법만을 추천에 활용하기는 어렵다.

본 논문의 앞선 연구[3, 4]는 자원 협업 서비스를 위하여 사용자의 사용 이력과 환경 상황 정보를 기반으로 자원을 추천하고 추천한다. 이때 추천 시스템의 성능은 자원과 사용자의 선호 정보의 크기에 비례하여 기하급수적으로 증가한다. 우리의 추천 엔진은 제한적 자원을 갖는 모바일 단말에서 동작한다. 그러므로 효과적인 협업 시스템을 위해서는 실시간으로 필요한 추천 시간을 단축해야한다. 앞선 문제들을 고려한 협업 시스템을 개발하기 위하여 본 논문은 심리학 분야에서 사용자의 성격 유형을 분류하기 위해서 제안된 MBTI 모델을 이용한다[15]. MBTI 모델은 심리학 분야에서 사용자의 성격 패턴을 구분하기 위해서 이미 대중적으로 사용되는 방법으로, 본 논문에서는 이를 정보기술 분야에 접목시켜 추천의 정확도를 높이고 시간을 단축하기 위해서 활용한다.

III. Resource Recommendation using MBTI

본 논문에서는 MBTI 심리 유형을 자원 추천에 적용하기 위하여 두 단계를 거친다. 첫 번째 단계는 사용자의 자원 사용 이

력을 기반으로 사용자의 MBTI 유형을 자동으로 분류하는 단계이고, 두 번째 단계는 이렇게 분류된 사용자의 MBTI 성격 유형을 기반으로 자원 추천을 위한 전처리 작업을 수행하는 단계이다. 즉, 사용자의 성격 유형에 적절한 자원들만을 미리 분류하여 추천 엔진의 입력으로 사용하는 것이다.

1. User type classification

MBTI는 Jung의 심리유형론을 경험적으로 검증하여, 실생활에 이용하기 위하여 개발된 심리검사 도구이다[15]. Jung의 이론 중에서 가장 핵심적인 것은 인간은 누구나 감각(sensing, S), 직관(intuition, N), 사고(thinking, T), 감정(feeling, F)이라 불리는 네 가지의 기본적인 정신적 기능 또는 과정을 사용한다는 점이다. MBTI 검사는 표 1과 같이 사람의 성향을 네 가지 선호 지표로 분류하고 이를 조합하여 16가지 성격 유형으로 구분한다.

Table 1. Four MBTI categories

지표	선호경향	주요행동
외향-내향 (Extraversion - Introversion)	에너지의 방향은 어느 쪽인가?	주의초점
감각-직관 (Sensing - Intuition)	무엇을 인식하는가?	인식기능
사고-감정 (Thinking - Feeling)	어떻게 결정하는가?	판단기능
판단-인식 (Judgement- Perception)	채택하는 생활양식은 무엇인가?	생활양식

Table 2. The number of user's MBTI type for test

성격 유형	학생수	성격 유형	학생수
ESTJ	4	ENTJ	2
ESTP	2	ENTP	2
ISTJ	6	INTJ	2
ISTP	3	INTP	2
ESFJ	3	ENFJ	2
ISFP	3	ENFP	1
ESFP	2	INFJ	2
ISFJ	3	INFP	2

MBTI의 4가지 선호 지표에 따른 자원 선택 성격 유형을 파악하기 위하여, 본 논문에서는 41명의 남녀 대학생들을 대상으로 실험을 수행했다. 실험에 참여한 학생들은 실험에 앞서 MBTI 설문지를 통해 성격 유형을 미리 분류하였으며 표2는 학생들의 유형 비율을 보인다. 실험은 영화 감상 서비스를 위해 각각 5종류의 사운드 자원, 출력 디스플레이 자원, 마우스 자원들을 대상으로 사용자가 자원을 선택하도록 하였다. 실험은 1주일에 2회 씩 총 12차례 시행되었고 매 회 3개의 신규 자원을 교체하였다. 사용자의 자원 선택의 특성을 추정하기 위해 본 논문에서는 특성 집합 C를 식(1)과 같이 정의하고 이를 계산하기 위하여 세 식을 사용한다. 식(2)는 사용자가 선택한 자원 r 중

에서 새로운 자원 (NR(r)), 인기 자원(PR(r)), 특정 자원(SR(r))을 선택한 비율을 얻기 위해 사용된다. 예를 들어 사용자가 마우스 자원을 선택한 횟수가 10회이고 그 가운데 인기 마우스로 구분된 자원을 3회 선택하였다면 총 횟수 TN(r)은 10이고, 선택 횟수 SN(r)은 3이므로 PR(r)은 0.3이다. NR(r)과 SR(r) 역시 새로운 자원과 사용한 특정 자원에 대하여 식 (2)를 적용하여 값을 계산한다. 신규 자원 여부는 처음 추천에 사용된 자원이거나 출시일이 6개월 미만인 자원으로 정의했다. 인기자원 여부는 자원의 선택율이 평균 선택율의 3배가 넘는 경우 인기 자원으로 정의했다. 예를 들어 5개의 마우스 자원들의 평균 선택 기대치는 1/5이이므로 선택율이 3/5 이상인 자원은 인기 자원으로 정의한다. 신규 자원과 인기 자원을 구분하기 위한 기준 값은 응용이나 서비스 환경에 따라 유연하게 정의될 수 있다. 식 (3)은 사용자의 평균 자원 선택 시간의 값을 얻기 위한 식이다. ST(r)은 추천된 자원들 가운데 서비스를 구성하기 위해 필요한 자원(r)들 선택에 사용한 총 시간 TT(r)을 횟수 TN(r)로 나누어 얻는다. 본 논문의 실험 결과 하나의 자원을 선택한 최소 시간은 6초이고 최대 시간은 53초였다. 그러므로 0.02를 곱하여 5초 간격으로 단위를 분할하여 자원 선택 시간 값을 계산한다. 마지막 식(4)는 근접자원율을 계산하기 위한 식으로 사용자가 선택한 자원들이 얼마나 사용자와 멀리 떨어져있는가를 계산한다. 모든 추천된 자원들의 거리는 사용자로부터 약1m에서 5.5m이내에 있다. 그러므로 선택한 자원들의 평균 거리가 1.5m인 경우 0.8의 값을 갖는다. 식(3)과 (4)의 경우 상수 값들은 모두 논문의 실험의 결과로부터 정의된 값이다. 그러나 이 값들은 응용의 환경이나 조건에 따라 변경 가능하다.

$$C = \{NR(r), PR(r), SR(r), ST(r), D(r)\} \quad (1)$$

$$NR(r)|PR(r)|SR(r) = \frac{SN(r)}{TN(r)} \quad (2)$$

$$ST(r) = \frac{TT(r)}{TN(r)} \times 0.02 \quad (3)$$

$$D(r) = \left(5.5 - \frac{TD(r)}{TN(r)}\right) \times 0.2 \quad (4)$$

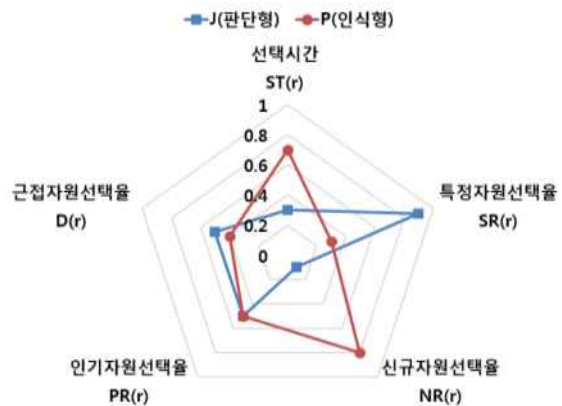
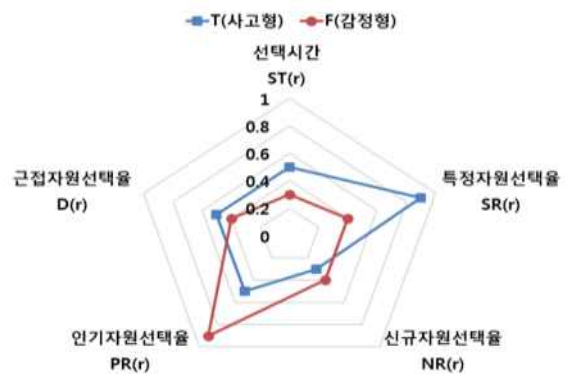
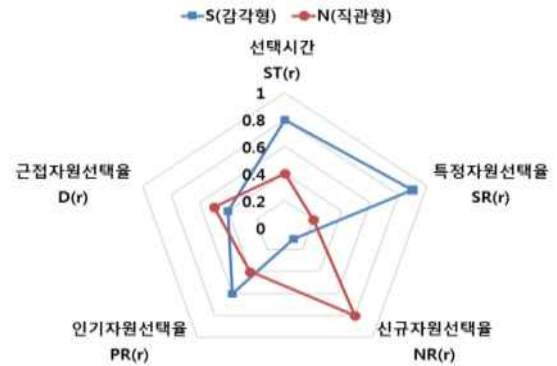
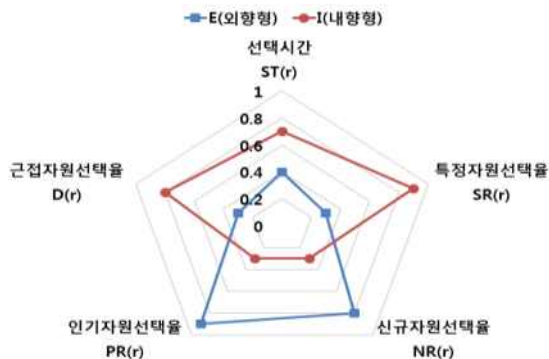


Fig. 3. MBTI-Type and resource selection characteristics

그림 3은 네 가지 MBTI 선호 지표에 의해 분류된 사용자들의 자원 선택 특성을 보인다. 예를 들어 외향형(E) 사용자는 인기 자원이나 신규 자원들을 주로 선택했으며, 상대적으로 특정 자원을 지속적으로 선택하지는 않았다. 또한 외향형 사용자가 세 자원을 선택하기 위해 사용한 시간은 평균 20초 정도이며, 자원들을 선택한 거리는 평균 3.5m 이다. 이러한 사용자들의 자원 선택 특성은 사용자의 자원 선택 이력으로부터 사용자의 MBTI 성격 유형을 추론하기 위해서 사용된다. 아래의 식 (5~7)은 사용자의 사용 이력이 네 가지 선호 지표 유형 가운데 어떤 유형에 가까운지 계산하는 식이다. 집합 XC는 4가지 MBTI 선호 지표들 가운데 E, S, T, P 타입 사용자들의 특성값 C를 원소로하며, $\bar{X}C$ 는 XC와 이분되는 타입 사용자들의 C로

구성된다. 예를 들어 EC는 외향형 사용자들의 집합 C의 값이고 SC는 감각형 사용자들의 집합 C의 값이다. UC는 현재 사용자의 사용 이력으로부터 추출된 C의 값으로 uc₁에서 uc₅까지 5개의 값으로 구성된다. 식(7)에 의해서 결정되는 사용자의 개인 성향 UP는 사용자의 사용 이력으로부터 획득한 값과 그림 5의 각 타입별 사용자 선호값 사이의 차를 이용하여 결정한다. 예를 들어 현재 사용자의 사용 이력으로부터 추출한 NR(r), PR(r), SR(r), ST(r), D(r)의 값이 각각 0.3, 0.5, 0.9, 0.8, 0.3이라면 외향형(E) 사용자와의 값 차이는 0.1+0.2+0.1+0.1+0.2=0.7이다. 그리고 내향형(I) 사용자와의 값 차이는 0.4+0.4+0.6+0.5+0.5=2.4이다. 그러므로 현재 사용자는 외향형에 가깝다고 추론한다. 이러한 방식으로 나머지 세 선호지표를 계산하면 현재 사용자의 타입은 ENFP이다. 식(5)는 집합 XC의 각 원소들과 사용자의 C값 사이에 차를 계산하고, 식(6)은 식(5)의 원소와 이분되는 타입의 값을 계산하기 위해서 사용된다. 물론 5가지의 자원 선택 특성만으로 사용자를 MBTI 16 성격 유형가운데 하나로 정확하게 구분하는 것은 어렵다. 그러나 MBTI 선호 지표의 두 성향은 서로 상반되는 성격이고 사용자의 이력 정보가 누적되면 보다 정확하게 성격유형을 분류할 수 있다. 또한 자원 선택 특성의 수를 늘린다면 더욱 정확한 분류가 가능할 것이다.

$$\begin{aligned}
 & EC: E\text{-type user's } C, \\
 & SC, TC, FC, IC, NC, PC: \text{each type user's } C \\
 & XC = \{EC, SC, TC, FC\}, \\
 & \bar{X}C = \{IC, NC, FC, PC\} \\
 & UC: \text{current user's } C \\
 & uc \in UC \\
 & xc_j = \sum_{i=1}^5 |ec_i - uc_i|, \quad xc_j \in XC, ec \in EC = xc_1 \quad (5) \\
 & \bar{x}c_j = \sum_{i=1}^5 |\bar{ic}_i - uc_i|, \quad \bar{x}c_j \in \bar{X}C, ic \in IC = \bar{x}c_1 \quad (6) \\
 & UP = \{\min(xc_j, \bar{x}c_j), j = 1, 2, 3, 4\} \quad (7)
 \end{aligned}$$

2. Customized Resource Recommendation depending on MBTI types

MBTI 성격 유형을 자원 추천에 적용하기 위한 두 번째 단계를 위하여 본 논문은 사용자의 자원 선택 특성을 기반으로 자원의 대표 속성들을 표 3과 같이 정의한다.

Table 3. Core property of resources based on resource selection characteristics

선택 특성	대표 속성
선택 시간	사용된시간(사용된횟수)
특정자원선택을	모델(제조사)
신규자원선택을	출시일(등록일)
인기자원선택을	인기도(사용된횟수)
근접자원선택을	거리

Table 4. primary, secondary and additional property for 16-types

타입	주 기능	보조 기능	대표 속성	보조 속성	추가 속성
ISTJ	S	T	사용시간	모델	거리
ESTP		F			인기도
ISFJ				인기도	거리
ESFP		인기도			
INTJ	N	T	출시일	모델	거리
ENTP		F			인기도
INFJ				인기도	거리
ENFP		인기도			
ISTP	T	S	모델	사용시간	거리
ESTJ		N			인기도
INTP				출시일	거리
ENTJ		인기도			
ISFP	F	S	인기도	사용시간	거리
ESFJ		N			인기도
INFP				출시일	거리
ENFJ		인기도			

특정 자원 선택율이 높은 사용자의 경우 특정 ‘모델’이나 ‘제조사’ 속성을 대표 속성으로 한다. 신규 자원 선택율이 높은 사용자를 위해서는 ‘출시일’ 속성이나 ‘등록일’ 속성이 대표 속성이 된다. 인기자원 선택율의 대표 속성은 ‘인기도’와 해당 자원이 사용된 ‘사용횟수’ 등이다. 근접 자원을 주로 선택한 사용자를 위한 대표 속성은 ‘거리’이다. 마지막으로 선택시간이 긴 사용자의 경우 신중한 스타일이므로 자원이 사용된 총 ‘사용시간’과 ‘사용된 총 사용횟수’가 대표속성이 될 수 있다. 표3의 괄호 안에 속성들은 대표 속성과 함께 사용될 수 있는 속성들이다. MBTI 16 성격 유형은 각각 주기능, 부기능, 3차기능 그리고 열등기능을 갖는다. 주기능은 네 가지 기능 중 사용자의 결정에 가장 영향을 미치는 기능이고, 보조기능은 주기능을 보좌하고 균형을 유지하기 위해서 사용되는 기능이다. 3차기능과 열등기능은 주기능과 보조기능과 상반되는 기능으로 사용자에게 퇴색되어있는 기능이다. 예를 들어 ISTJ 타입의 주기능은 감각(S) 기능, 부기능은 사고(T) 기능, 3차기능은 감정(F)이며 열등기능은 직관(N)이다. 본 논문은 MBTI의 주기능과 보조기능을 기반으로 MBTI 유형별 자원의 대표 속성과 보조 속성을 표 4와 같이 정의한다. 또한 16 유형들을 좀 더 정확히 분류하기 위하여 외향형-내향형(E-I) 지표를 추가 속성으로 추가한다. 예를 들어 INTJ 타입의 경우, 추천을 위한 자원의 대표 속성은 ‘출시일’ 속성이며 보조 속성은 ‘모델’ 속성이고 추가 속성은 ‘거리’이다.

$$x = \frac{x - \min}{\max - \min}, \text{ 소수 둘째 자리에서 반올림 (8)}$$

$I = \{i_1, i_2, i_3 \dots i_M\}$: 자원의 속성 집합
 $T = \{t_1, t_2, t_3 \dots t_N\}$: 트랜잭션 데이터 집합
 $\#i(x)$: 속성 i 의 값 x 와 동일한 값을 갖는 t 의 수
 $\#di$: 속성 i 의 값들의 가짓수
 R_i : 자원의 속성들 중 속성 i 의 가중치 순위
 pp : primary property
 $\#pp$: more than 1
 sap : secondary & additional property
 $\#sap$: more than 2
 $gp = I - pp - sap$

$$v(\#di) = \#di \times f, 0 < f \leq 1 \tag{9}$$

$$es(i) = \sigma(x/i) = \frac{\#i(x) \times v(\#di)}{N} \tag{10}$$

$$w(i) = \begin{cases} \frac{1}{\#pp}, & i \text{ is } pp \\ \frac{1}{\#sap}, & i \text{ is } sap \\ \frac{L - R_j + 1}{\sum_{j=1}^{L - \#pp - \#sap} (L - R_j + 1)}, & i \text{ is } gp \end{cases} \tag{11}$$

$$PS(resource) = \sum_{k=1}^M es(k) \times w(k) \tag{12}$$

표 5는 사용자의 마우스 사용 이력으로부터 추출한 트랜잭션 데이터이다. ‘거리’, ‘사용횟수’, ‘사용시간’ 등과 같은 속성의 값 x 를 정규화하기 위하여 본 논문은 식(8)을 사용한다. 사용자의 사용 이력을 기반으로 사용자의 자원 선호도를 추정하기 위하여 본 논문은 식(9~12)을 정의한다. 식(10)은 자원의 속성 i 의 확장된 선택치를 계산하기 위해서 사용된다. 자원의 속성들은 다양한 값들로 구성된다. 예를 들어 ‘버튼’ 속성의 경우 값의 종류가 한정된 반면 ‘색상’ 속성의 경우 무수히 많은 값을 가질 수 있다. 그러므로 본 논문은 사용자가 선택한 자원의 속성 선택치를 계산할 때, 속성 값의 수를 선택치에 반영한 확장 선택치를 정의하였다. 이를 위하여 본 논문은 식(9)를 이용하여 $v(\#di)$ 를 정의한다. $\#di$ 는 사용자의 이력으로부터 얻을 수 있는 속성 i 가 갖는 값의 종류의 수이다. f 는 속성 값의 가짓수가 전체 선택치 추정에 영향을 미치는 가중치이다. 본 논문은 경험에 의하여 f 를 1로 정의하여 사용한다. 그러나 응용의 특성에 따라 f 는 0과 1사이의 값으로 정의될 수 있다. 예를 들어 표 5의 ‘버튼’ 속성의 경우 사용자가 마우스 자원을 선택한 10번 중 ‘5’의 값을 갖는 버튼은 2번 선택되었고, 버튼 속성의 값의 종류가 5가지이므로 확장된 선택치의 값은 $2 \times 5 / 10 = 1$ 이다. 식(11)은 자원의 속성 i 의 가중치를 계산하기 위해서 사용된다. 즉 사용자가 해당 자원을 선택하기 위하여 속성 i 를 얼마나 중요하게 생각하는지 여부이다. 가중치 $w(i)$ 는 속성 i 가 대표 속성인 경우, 보조 속성이거나 추가 속성인 경우 그리고 모든 속성에 대하여

구분하여 계산된다. i 가 대표 속성인 경우, $w(i)$ 의 값은 1이다. 만약 대표 속성이 하나 이상인 경우 대표속성의 $w(i)$ 총 합은 1이다. i 가 보조 속성이거나 추가 속성인 경우, 식(11)의 두 번째 식에 의해서 계산된다. 이 경우 각 타입 별로 최소 둘 이상의 속성으로 구성되므로 각 속성의 최소 $w(i)$ 는 0.5이다. 둘 이상인 경우 그 수로 나눈 값이 $w(i)$ 이며 총 합은 1이다. 마지막으로 i 가 일반 속성인 경우 세 번째 식에 의해서 계산된다. 만약 표 5가 ENTP 타입 사용자의 사용 이력인 경우, 대표 속성은 ‘출시일’ 속성 이고 가중치는 1이다. 보조 속성과 추가 속성인 ‘모델’과 ‘인기도’ 속성은 각각 0.5 이다. 대표, 보조, 추가 속성을 제외한 나머지 속성들의 가중치는 일반 속성 j 의 순위를 나타내는 R_j 를 기반으로 계산된다. 속성의 순위는 확장 선택치의 값이 가장 큰 값을 갖는 속성이 높은 우선순위를 갖는다. 표 5의 경우, ‘DPI’, ‘버튼’, ‘색상’, ‘센서방식’, ‘거리’, ‘사용시간’ 속성의 확장 선택치 가운데 가장 큰 값은 각각 2.4, 1.6, 1.5, 1.2, 2.0, 1.8이다. 그러므로, 속성의 순위는 ‘DPI’, ‘거리’, ‘사용시간’, ‘버튼’, ‘색상’, ‘센서방식’의 순위이며 가중치는 0.27, 0.23, 0.18, 0.18, 0.09, 0.05이다. 결국 자원의 모든 i 에 대한 $w(i)$ 의 총 합은 3이다. 식(12)는 사용자의 자원에 대한 선호도를 추정하기 위해서 사용된다.

Table 5. Transaction Data

TID	Model	DPI	출시일	버튼	색상	센서방식	거리	인기도	사용시간
Mu1	mx5	4000	6/16(1)	5	gray	광	1(0.1)	7	264(0.2)
Mu2	ss3	5000	2/16(0.9)	5	red	적외선	1.5(0.3)	7	601(0.8)
Mu3	sa1	4000	1/16(0.9)	7	white	레이저	1(0.1)	6	222(0.1)
Mu4	ss3	6000	2/16(0.9)	3	silver	광	0.5(0)	7	299(0.3)
Mu5	p1	4000	5/15(0.6)	2	black	블루트랙	1(0.1)	9	368(0.4)
Mu6	p1	4000	1/14(0)	3	silver	레이저	1.5(0.3)	9	705(1)
Mu7	m50	4000	6/16(1)	7	black	레이저	1(0.1)	8	158(0)
Mu8	m40	1600	4/16(1)	7	black	적외선	1(0.1)	5	412(0.5)
Mu9	p4	4000	9/15(0.7)	2	white	광	0.5(0)	8	337(0.3)
Mu10	ss3	5000	4/15(0.6)	7	red	적외선	4(1)	9	424(0.5)

Table 6. Candidate Mouse resources

RID	M1	M2	M3	M4	M5
모델	m40	ss3	p1	p4	ss3
DPI	4000	600	4000	4000	5000
출시일	6/16	1/16	4/15	6/16	4/15
버튼	5	5	5	7	7
색상	gray	white	black	black	red
센서방식	optical	optical	bluetrack	laser	optical
거리	1	1.5	1	1	4
인기도	7	9	7	8	9
사용시간	260	300	170	700	434

Table 7. Estimated Preference scores for ENTP-type user

RID	M1	M2	M3	M4	M5
모델 (0.5)	0.35 (0.7)	1.05 (2.1)	0.7 (1.4)	0.35 (0.7)	1.05 (2.1)
DPI (0.27)	0.65 (2.4)	0.11 (0.4)	0.65 (2.4)	0.65 (2.4)	0.22 (0.8)
출시일 (1)	1.5 (1.5)	1.5 (1.5)	1 (1)	1.5 (1.5)	1 (1)
버튼 (0.18)	0.14 (0.8)	0.14 (0.8)	0.14 (0.8)	0.29 (1.6)	0.29 (1.6)
색상 (0.09)	0.05 (0.5)	0.09 (1)	0.14 (1.5)	0.14 (1.5)	0.09 (1)
센서방식 (0.05)	0.06 (1.2)	0.06 (1.2)	0.02 (0.4)	0.06 (1.2)	0.06 (1.2)
거리 (0.23)	0.46 (2)	0.18 (0.8)	0.46 (2)	0.46 (2)	0.09 (0.4)
인기도 (0.5)	0.75 (1.5)	0.75 (1.5)	0.75 (1.5)	0.5 (1)	0.75 (1.5)
사용시간 (0.18)	0.14 (0.8)	0.29 (1.6)	0.14 (0.8)	0.14 (0.8)	0.29 (1.6)
합	4.1	4.17	4	4.09	3.84

Table 8. Preference scores estimated for INTJ, ESTJ, INFP and ISFJ-type user

RID	M1	M2	M3	M4	M5
INTJ	4.15	3.96	4.1	4.38	3.54
ESTJ	3.43	4.48	4.17	3.47	4.58
INFP	4.45	3.82	4.41	4.19	3.63
ISFJ	3.42	3.88	4.03	3.87	3.87

표 5와 같은 사용이력을 갖는 ENTP 타입의 사용자가 새로운 마우스를 추천받아야하고, 현재 사용자가 서비스를 요청하는 환경에 표 6과 같이 5개의 사용 가능한 마우스 자원들이 검색되었다면, 마우스 자원들의 선호도는 앞서 제안한 식에 의해서 표 7과 같이 계산될 것이다. 표 7의 속성 아래 숫자는 식(11)에 의해 계산된 각 속성의 가중치이다. 예를 들어 모델 속성은 ENTP 유형 사용자를 위하여 0.5의 가중치를 갖는다. 자원 M1의 경우 모델 속성의 값은 m40이므로 식(10)에 의해 계산된 확장 선택치는 0.7이다. 그러므로 자원 M1의 모델 속성의 선호도는 0.35이다. 이러한 방법으로 모든 자원들의 선호도를 계산하면 M2자원의 합이 4.17이므로 ENTP 유형의 사용자를 위한 가장 높은 선호도 값을 갖는다. 만약 앞서 제안한 식들을 사용하지 않는다면, M4 자원을 위한 선호도가 가장 높게 계산된다.

표 8은 MBTI의 16 유형 가운데 INTJ, ESTJ, INFP, ISFJ

유형 사용자들을 위한 후보 마우스 자원들의 선호도를 추정된 결과이다. 물론 다른 유형의 사용자들을 위한 선호도 역시 동일한 방법으로 계산할 수 있지만 결과의 중복이 없는 몇 가지 유형을 대표로 보인다. 결과에서 알 수 있는 것처럼 동일한 후보 마우스 자원들이라도 성격 유형이 다른 사용자들을 위해 계산된 선호도의 값은 상이하다. 그러므로 본 논문은 사용자의 성격 유형을 기반으로 자원들의 선호도를 추정하고 이를 기반으로 맞춤형 자원을 추천 한다.

IV. Evaluation

자원 추천 시스템 성능 평가를 위한 본 논문의 실험 방법은 크게 두 가지이다. 첫 번째는 자원 추론 시간이다. 앞서 언급한 것처럼 자원 추천 시스템이 수행되는 환경은 사용자의 소형 모바일 단말이다. 그러므로 제한된 컴퓨팅 자원으로 사용자가 만족할 만한 시간에 추론의 결과를 만드는 것은 매우 중요하다. 성능 평가를 위한 모바일 단말은 500MHz CPU와 512MB 메모리를 갖는 와치탑업 UMO를 사용하였다.

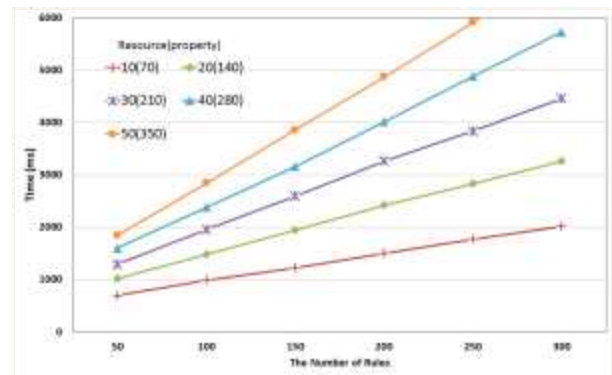


Fig. 4. The rule-based reasoning time according to rules

그림 4는 자원과 규칙의 증가에 따른 추론 시간의 변화를 보인다. 실험은 규칙을 50개에서 300개 까지 50개씩 증가시켜 사용했으며, 자원은 10, 20, 30, 40, 50개의 자원을 사용하였다. 각 자원은 평균 7개의 속성을 갖는다. 예를 들어 20개의 자원을 대상으로 규칙 추론을 수행하는 경우 총 140개의 fact가 추론 엔진의 입력으로 사용된다. 실험 결과에서 알 수 있는 것처럼 추론 시간은 자원의 수나 규칙의 수 증가에 비례하여 증가한다. 그림 5는 논문에서 제안한 MBTI 기반 전처리 후 규칙 기반 추론 시간과 이를 반영하지 않은 경우의 추론 시간을 비교한다. 규칙의 수는 200개이며 MBTI 기반 전처리에 의해서 필터링 되는 자원의 비율은 약 30%로 정의하였다. 그러나 이 비율은 응용의 환경에 따라 유연하게 변경하여 사용할 수 있다.

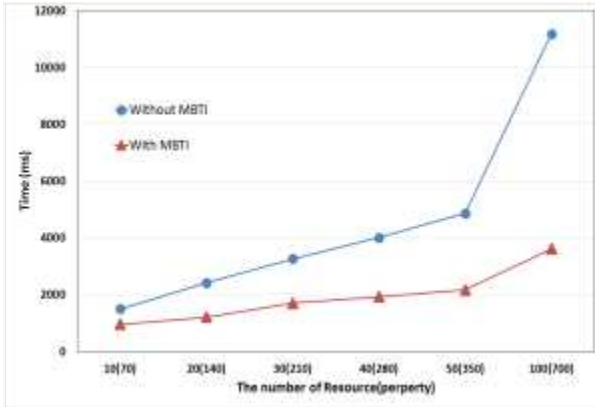


Fig. 5. The time comparison between rule-based reasoning and MBTI-based reasoning

Table 9. The Satisfaction Score of Users

		ISTJ			ESTJ			ISFJ			ENTP			INFP			합
		D	S	M	D	S	M	D	S	M	D	S	M	D	S	M	
초기	M	5	4	2	4	4	4	5	2	4	5	5	3	3	3	3	56
	R	2	4	4	4	4	4	4	2	4	3	3	3	3	3	3	50
2	M	5	4	2	4	4	5	5	2	4	1	5	5	4	3	3	56
	R	2	4	4	4	4	3	4	2	4	3	3	3	2	3	3	48
3	M	5	4	2	4	4	5	5	5	4	5	5	3	4	3	3	61
	R	2	4	4	4	4	3	4	2	4	1	3	3	2	3	3	46
4	M	5	5	2	5	4	5	5	5	4	2	3	3	4	3	3	58
	R	2	4	4	4	4	3	4	2	4	1	4	3	2	3	3	47
5	M	5	5	4	5	4	5	5	5	4	5	2	5	4	4	3	65
	R	2	3	4	4	4	2	4	5	4	1	4	3	2	3	3	48
6	M	5	5	4	5	4	5	5	3	5	5	1	5	4	4	3	63
	R	2	3	4	4	4	2	4	5	2	1	4	1	2	3	3	44
7	M	5	5	4	5	3	5	5	3	5	4	4	4	2	4	4	65
	R	2	3	4	4	3	2	4	5	2	1	4	1	2	3	3	43
8	M	5	5	5	5	3	5	5	5	5	4	5	5	4	4	4	69
	R	2	3	4	4	3	2	4	5	2	2	3	2	2	3	3	44
9	M	5	5	5	5	4	5	5	5	5	4	4	4	4	4	4	68
	R	2	3	4	4	3	2	4	5	2	1	3	5	2	3	3	46
10	M	5	5	5	5	4	5	5	5	5	5	5	2	4	4	4	68
	R	2	3	4	4	3	3	4	5	2	1	3	5	2	3	3	47

* M: MBTI기반 규칙추론, R: MBTI없는 규칙추론
 * D: 디스플레이자원, S:출력사운드자원, M:마우스자원

성능 평가를 위한 두 번째 실험은 사용자의 만족도 평가이다. 이를 위하여 본 논문은 10명의 대학생들을 대상으로 5주 동안 10회 영화감상 서비스를 위한 자원 추천을 수행했다. 실험자들의 MBTI 유형은 ISTJ, ESTJ, ISFJ, ENTP, INFP 유형이고, 각 유형별로 2명의 학생이 실험에 참여하였다. 영화감상 서비스를 구성하기위해 추천된 자원은 디스플레이 자원, 출력사운드 자원, 마우스 자원이다. 초기 자원은 자원의 종류에 따라 5개씩 총 15개의 서로 다른 자원을 대상으로 추천한다. 또한 실험을 위해 매회 3개의 자원을 다른 자원으로 대체하였다. 표 9는 MBTI 유형 기반 자원 추천 결과의 사용자 만족도와 MBTI를 사용하지 않은 규칙 기반 자원 추천 결과의 만족도이다. 점수는 1점에서부터 5점까지이며, 5점이 가장 높은 만족도이다. ENTP 유형 사용자들의 경우, 새로운 자원 추천의 결과에 따라 만족도가 급격히 높아지거나 낮아지는 등 만족도의 차이가 심하게 나타났다. ISFJ 유형 사용자들 중 한 명은 실험

이 지속되면서 자원을 사용한 이력을 기반으로 MBTI 유형을 추정했을 경우 ISTJ 유형으로 분류되었다. INFP 유형 사용자들은 모두 단 한번도 5점을 주지 않았다. ISTJ와 ISFJ 사용자의 경우 일반적으로 동일한 자원을 지속적으로 추천 받고 이에 대한 만족도도 높았다.

V. Conclusion

본 논문은 IoT와 같은 자원 공유가 가능한 환경에서 개인의 소형 모바일 단말에 부족한 자원들을 공유 가능한 주변 자원들을 이용하여 사용자에게 맞춤형 서비스를 제공하는 것을 제안하였다. 이러한 서비스를 효과적으로 제공하기 위하여 사용자의 소형 단말에서 주변 자원들 가운데 최적의 자원을 정해진 시간에 추천하는 것은 매우 중요하다. 본 논문은 사용자의 유형 분석을 통해 개인 유형에 따른 자원 추천 방법을 제안하였다. 이를 위해 MBTI 모델을 사용하여 사용자의 사용 이력으로부터 개인 유형을 추정하고 MBTI 유형을 기반으로 개인 맞춤형 자원을 추천한다. MBTI 기반 자원 추천 방법을 이용하면 사용자가 만족할 만한 자원들을 전처리하여 필터링 할 수 있으므로 자원 추론의 시간을 줄일 수 있다. 또한 사용자의 개인 유형에 맞는 자원을 추천하므로 추천 결과의 만족도를 높일 수 있다. 논문에서 제안한 방법은 프로토타입 시스템으로 구현되어 실제 자원 협업을 위해 개발된 모바일 단말에서 그 성능을 평가했다. 또한 실험의 결과는 앞서 개발한 온톨로지와 규칙 기반 자원 추론 방법보다 성능이나 만족도 측면에서 우수한 결과를 보였다. 본 논문의 결과는 심리학 분야의 MBTI 심리 유형 지표를 정보기술 분야에 접목시켜 활용했으며 좋은 결과를 얻었다는 측면에서 두 학문 분야 모두에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

REFERENCES

[1] A. Schmidt, "Ubiquitous Computing: Are We There Yet?", Computer Vol.43, No.2, pp.95-97, February 2010.
 [2] J. L. Hernandez-Ramos, M. V. Moreno , J. B. Bernabe , D. G. Carrillo and A. F. Skarmeta, "SAFIR: Secure access framework for IoT-enabled services on smart buildings", Journal of Computer and System Sciences, Vol. 81, No 8, pp. 1452-1463, December 2015.
 [3] 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.271~287, October 2010.

- [4] 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.
- [5] D. Spoladore, G. Modoni, M. Sacco, "Smart Devices for the Home of the Future: A New Model for Collaboration", *ERCIM News*, Vol. 2016, No 104, January 2016
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] 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
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] H. Liu, X. Kong, X. Bai, W. Wang, T. M. Bekele, F. Xia, "Context-Based Collaborative Filtering for Citation Recommendation", *IEEE Access*, Vol 3, pp. 1695-1703, October 2015.
- [12] I. Gasmı, H. Seridi-Bouchelaghem, L. Hocine, B. Abdelkarim, "Collaborative filtering recommendation based on dynamic changes of user interest", *Intelligent Decision Technologies*, Vol. 9, No. 3, pp. 271-281, September 2015.
- [13] S. H. Ha, "Digital content recommender on the Internet.", *IEEE Intelligent Systems*, Vol.21, No.2, pp.70-77, March 2006.
- [14] M. Zanker, F. Ricci, D. Jannach, and L. Terveen, "Measuring the impact of personalization and recommendation on user behaviour", *International Journal of Human-Computer Studies*, Vol.68, No.8, pp. 469-471, August 2010.
- [15] A. Saggino, P. Kline, "The Location of the Myers-Briggs Type Indicator in Personality Factor Space", *Personality and Individual Differences*, Vol. 21, No. 4, pp. 591-597, October 1996.

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, Context-Awareness, M2M, Ontology, Reasoning, Personalization, Semantic Web, Web Information system, XQuery Processing, XML database, and Database systems.