

석사 학위논문  
Master's Thesis

# 사용자 프로파일 기반의 능동적 서술적 상호작용을 통한 사용자 적응형 추천 서비스

User Adaptive Recommendation Service using  
Active, Descriptive Interaction based on User Profile



박 기 루 (朴 氣 樓 Park, Ki Ru)  
기계항공시스템학부 기계공학전공  
School of Mechanical, Aerospace and Systems Engineering  
Division of Mechanical Engineering

**KAIST**

2011

사용자 프로파일 기반의 능동적 서술적  
상호작용을 통한 사용자 적응형 추천 서비스

User Adaptive Recommendation Service using  
Active, Descriptive Interaction based on User Profile

KAIST

# User Adaptive Recommendation Service using Active, Descriptive Interaction based on User Profile

Advisor : Professor Kwon, Dong-Soo

by

Park, Ki-Ru

Division of Mechanical Engineering,  
School of Mechanical, Aerospace and Systems Engineering  
KAIST

A thesis submitted to the faculty of KAIST in partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Science and Engineering in the School of Mechanical, Aerospace and Systems Engineering, Division of Mechanical Engineering. The study was conducted in accordance with Code of Research Ethics<sup>1</sup>

2010. 12. 28

Approved by

Professor Kwon, Dong-Soo

---

---

<sup>1</sup> Declaration of Ethical Conduct in Research: I, as a graduate student of KAIST, hereby declare that I have not committed any acts that may damage the credibility of my research. These include, but are not limited to: falsification, thesis written by someone else, distortion of research findings or plagiarism. I affirm that my thesis contains honest conclusions based on my own careful research under the guidance of my thesis advisor.

# 사용자 프로파일 기반의 능동적 서술적 상호작용을 통한 사용자 적응형 추천 서비스

박 기 루

위 논문은 한국과학기술원 석사학위논문으로  
학위논문심사위원회에서 심사 통과하였음.



2010 년 12 월 21 일

심사위원장 권 동 수 (인)

심사위원 오 준 호 (인)

심사위원 윤 완 철 (인)

심사위원 김 현 (인)

MME

20093187

박 기 루. Park, Ki Ru. User Adaptive Recommendation Service using Active, Descriptive Interaction based on User Profile. 사용자 프로파일 기반의 능동적 서술적 상호작용을 통한 사용자 적응형 추천 서비스. School of Mechanical, Aerospace and Systems Engineering, Division of Mechanical Engineering. 2011. 74 p. Advisor Prof. Kwon, Dong Soo.

### Abstract

A personalized service for an individual user is widely applied to decrease the effort to find an item that is preferred by the user in online environment. These recommendation systems commonly give user ranked list of items by preference priority. The recommendation with ranked list only is not enough to satisfy users in offline service area such as restaurant, coffee shop that are managed by human. There are more things to recommend items to customer in offline service area. Firstly, the description of reason why the system recommends items to a user is required to persuade the user. Secondly, the active recommendation about strong preference is also required to reduce the habitual, mechanical selection of same items. Lastly, the explicit feedback about wrong recommendation is needed to avoid repetition of wrong recommendation.

In this research, the active, descriptive interaction for user adaptive recommendation system based on user profile has been proposed to realize three properties of recommendation in offline service area. The user's preference can be stored in user profile in probability model form by implicit service usage data. The user profile has context dependent preference to reflect user's preference difference depend on context change. Based on the user profile, the rule-based user preference model is proposed to manage the active, descriptive recommendation interaction. The clear preference rule is extracted from the user profile to the rule-based model as association rule form that has condition, conclusion and rule parameters. The active, descriptive interaction is achieved by the proposed rule based model and explicit feedback is also applied by modifying, adding and removing rules in the model simply.

Experiments and evaluations are performed to test the validity of proposed system and effects of using descriptive explanation and explicit user feedback in coffee ordering scenario. As a result of experiments, it was proved that the proposed recommendation system is more suitable for coffee recommendation system and making more satisfaction, reliability and lifelikeness than other conventional approaches that display or recommend results only. Thus, it was shown that the recommendation system is better to make more interaction such as description about recommendation item, active recommendation to improve the quality of the service like subjective satisfaction of customers.

Keywords: Personalized Service, Human Robot Interaction, Recommendation System, Context Dependent  
User Preference



# 목 차

Abstract .....	i
목 차 .....	iii
표 목 차 .....	v
그 립 목 차 .....	vi
1 서 론 .....	1
1.1 연구 배경 및 필요성 .....	1
1.2 연구의 목적 및 개요 .....	6
2 관련 연구 .....	9
2.1 사용자 프로파일 기반 추천 시스템 .....	9
2.1.1 상황 정보 독립형 프로파일 기반 .....	9
2.1.2 상황 정보 의존형 프로파일 기반 .....	11
2.2 명시적, 암시적 사용자 선호 수집 .....	14
2.2.1 암시적 사용자 선호 수집 .....	15
2.2.2 명시적 사용자 선호 수집 .....	16
2.2.3 암시적, 명시적 선호 수집 방법 .....	17
2.3 사용자 프로파일 기반 적응형 상호작용 .....	18
3 능동적 서술적 추천 상호작용 시스템 .....	22
3.1 능동적 서술적 추천 상호작용 시스템 개념 .....	22
3.2 사용자 프로파일 .....	23
3.2.1 사용자 프로파일의 구조 .....	23
3.2.2 사용자 프로파일의 갱신 .....	24
3.2.3 사용자 프로파일을 통한 내용기반 선호 도출 .....	26
3.3 규칙 기반 사용자 선호 모델 .....	29
3.3.1 규칙 기반 사용자 선호 모델의 필요성 .....	29

3.3.2	규칙 기반 사용자 선호 모델의 구조.....	31
3.3.3	사용자 선호 규칙 도출 .....	32
3.3.4	가설 구간 .....	33
3.3.5	갱신 .....	34
<b>4</b>	<b>능동적 서술적 추천 상호작용 방법.....</b>	<b>37</b>
4.1	서술적 상호작용 .....	37
4.1.1	표현을 위한 규칙 결합 .....	37
4.1.2	추천 결과의 원인 도출을 통한 서술적 추천.....	39
4.2	능동적 상호작용 .....	39
<b>5</b>	<b>실험 및 평가.....</b>	<b>41</b>
5.1	서비스 정의 방법 및 추천 시스템 클래스.....	41
5.2	커피 주문 및 추천시스템의 응용.....	45
5.2.1	특징 및 서비스 정의 .....	45
5.2.2	실험 방법 .....	48
5.2.3	실험 결과 .....	52
5.2.4	고찰 .....	59
<b>6</b>	<b>결론 및 향후 연구.....</b>	<b>60</b>
6.1	결론 .....	60
6.2	향후 연구 방향 .....	61
<b>APPENDIX I: Coffee 주문 실험의 서비스 XML 파일.....</b>		<b>63</b>
<b>APPENDIX II: 설문조사.....</b>		<b>69</b>
<b>참 고 문 헌.....</b>		<b>70</b>
<b>Acknowledgement.....</b>		<b>74</b>



## 표 목 차

[표 1-1] 세계 로봇시장 규모 전망.....	1
[표 2-1] 상황 인지 추천 시스템 비교.....	13
[표 2-2] 레스토랑 추천을 위한 사용자 선호 모델 예시.....	19
[표 3-1] 갱신 된 새로운 확률 값 예시.....	25
[표 3-2] 규칙 기반 선호 모델의 암시적 입력에 의한 갱신.....	35
[표 5-1] Context 설정 예시.....	41
[표 5-2] 마실 것의 속성 입력 예시.....	42
[표 5-3] 서비스 정의 XML 코드 예제.....	44
[표 5-4] 능동적 상호작용의 정량적 결과.....	54



## 그 립 목 차

[그림 1-1] Amazon.com 의 상품 서비스.....	2
[그림 1-2] Google.com 의 개인화 검색을 위한 사용자 기록 .....	3
[그림 2-1] 상황에 따른 세부적인 선호 반영 예시.....	14
[그림 2-2] 암시적 선호 수집을 통한 사용자 프로파일.....	15
[그림 2-3] 인터넷 서점의 명시적 사용자 선호 수집 예시 .....	16
[그림 2-4] 암시적, 명시적 선호 결합 TV 추천 시스템.....	18
[그림 2-5] HRI Framework.....	20
[그림 3-1] 능동적 서술적 추천 상호작용 시스템 개념도 .....	22
[그림 3-2] 사용자 프로파일의 확률 구조 예시.....	24
[그림 3-3] 사용자 프로파일의 초기 상태 예시.....	24
[그림 3-4] 사용자 프로파일을 통한 내용기반 선호 값 도출 .....	26
[그림 3-5] 사용자 프로파일은 통한 최종 서비스 선호 값 도출.....	27
[그림 3-6] 규칙 기반 사용자 선호 모델의 구조 예시 .....	31
[그림 3-7] 엔트로피 값을 기준으로 한 규칙 도출 예시.....	32
[그림 3-8] 가설 구간.....	33
[그림 3-9] 사용자의 명시적 피드백 다이얼로그 예시 .....	36
[그림 4-1] 규칙 결합 예시 I.....	38
[그림 4-2] 규칙 결합 예시 II.....	38
[그림 5-1] 마실 것(Drink)의 속성 계층 구조 예시 .....	42

[그림 5-2] 커피 서비스의 계층적 구조 예시 .....	43
[그림 5-3] 커피 선택에 영향을 미치는 정도에 대한 설문 .....	46
[그림 5-4] 커피 서비스 구조 정의 .....	46
[그림 5-5] 사용자 적응형 커피 추천, 주문 시스템 .....	47
[그림 5-6] 커피 주문 실험 과정 .....	48
[그림 5-7] 커피 주문/추천 실험의 주문 과정 .....	49
[그림 5-8] 커피, 커피 아닌 경우 선택 메뉴 .....	50
[그림 5-9] 세부 메뉴 선택 화면 .....	51
[그림 5-10] 능동적 세부 메뉴 추천 .....	52
[그림 5-11] 명시적 사용자 피드백 예시 .....	52
[그림 5-12] 상세 메뉴 추천에 대한 수락률 비교 .....	53
[그림 5-13] 인간 친화성(a)과 만족도(b) 비교 .....	56
[그림 5-14] 신뢰도(a)와 추천 서비스의 설득력(b) 비교 .....	58

# 1 서론

## 1.1 연구 배경 및 필요성

인간의 행동 또는 작업을 자동/지능적으로 수행 할 수 있는 로봇은 각종 환경으로부터 수집한 정보 또는 사용자로부터 받은 명령을 바탕으로 자신의 역할을 수행한다. 이렇게 인간의 행동을 대신하는 로봇은 크게 산업용 로봇, 전문서비스용 로봇, 개인서비스용 로봇으로 구분이 된다. 현재까지 대부분의 로봇 시장은 산업용 로봇이 점유를 하고 있으며, 서비스 용 로봇은 상당히 미미한 수준의 시장 규모를 가지고 있었다. 그러나 최근 각종 센서 기술 및 IT 기술의 발전으로 서비스 용 로봇의 활용 가능성이 증가 하고 있으며, 이미 가정용 청소 로봇의 경우 일반 가정에 저렴한 가격에 널리 보급이 되어 그 점유율을 올려가는 추세이며, 서비스 로봇의 점유율 증가 추세는 현재 산업용 로봇 시장의 규모에 이를 것으로 전망되고 있다 (이일환, 2009). 공장 생산 라인에서 반복적이고 규칙적인 일을 정밀히 수행하는 산업용 로봇과는 달리, 센서를 통해 사람과 환경을 인식하고, 사람과 상호작용을 하면서 자신의 역할을 수행해야 하는 서비스 로봇은 사람과 환경이 가지고 있는 불확실성이라는 특성 때문에 기술적인 어려움이 따르게 된다. 이러한 기술적인 어려움을 해결하고자 국내/국외 에서는 수 많은 연구자들이 전자, IT, 기계 등의 분야에서 서비스 로봇이 실제 환경에서 맡은 역할을 안정적으로 수행 할 수 있도록 하기 위해

분야	2002	2003	2005	2007	2010	2015
전문서비스용 로봇	236	267	544	950	2,191	8,135
개인서비스용 로봇	323	556	896	1,769	4,908	22,000
산업용 로봇	3,452	4,067	5,989	8,647	15,000	35,050
합계	4,011	4,890	7,429	11,366	22,099	65,185

[표 1-1] 세계 로봇시장 규모 전망 (단위 : 백만달러)

노력해오고 있으며, 조금씩 결실을 맺기 시작함에 따라 실제 환경에 도입이 되면서 시장이 확대되고 그 수요가 증가하고 있는 추세라고 볼 수 있다. 로봇 산업의 발전과 더불어 IT 기술이 발전함에 따라 소비자의 다양한 욕구를 만족시키기 위한 기술들이 개발 되어오고 있다. 특히, 웹 서비스 및 온라인 쇼핑물을 중심으로 적용이 되고 있는 개인화 서비스(Personalized Service)는 개인의 정보 수집이 용이해 짐에 따라 더더욱 발전 할 수 있을 것으로 예상 된다. 개인화 서비스란 개인의 선호 또는 성향을 직접, 간접적으로 수집하고, 수집 된 개인 정보에 맞추어 각각의 개인에게 보여지거나 제공 되는 서비스를 맞춤형으로 제공하는 형태의 서비스를 의미한다.

웹 서비스 및 온라인 공간에서 사용자의 성향은 비교적 정확하게 파악 할 수 있는데, 예를 들어 [그림 1-1]과 같은 온라인 쇼핑물의 경우, 사용자가 조회하고 있는 현재의 상품이 곧 사용자가 관심 있어하고, 선호하는 상품으로 간주 할 수 있다. 따라서 조회 하고 있는 상품에 맞추어 관련 된 상품 또는 비슷한 관심사를 가졌던 사람이 선호하였던 상품을 추천 하는 형태의 서비스 제공이 가능 하다 (Linden et al., 2003) 온라인 쇼핑물이 아닌 웹 검색 서비스의 경우도, 사용자의 웹 검색 기록 및 검색을 통해 조회한 페이지 정보를 바탕으로 사용자의 관심사를 파악

#### Frequently Bought Together

Customers buy this item with [Apple iPod touch 8 GB \(4th Generation\) NEWEST MODEL](#) \$214.00



Price For Both: **\$1,208.00**

[Add both to Cart](#)

[Add both to Wish List](#)

#### What Do Customers Ultimately Buy After Viewing This Item?



**35%** buy the item featured on this page:

[Apple MacBook Air MC505LL/A 11.6-Inch Laptop by Apple](#) ★★★★★ (6)  
\$994.00



**25%** buy

[Amazon.com Gift Card - \\$50 \(Christmas tree design\) by ACI Gift Cards Inc.](#) ★★★★★ (134)  
\$50.00



**24%** buy

[Apple iPod touch 8 GB \(4th Generation\) NEWEST MODEL](#) ★★★★★ (409)  
\$214.00



**9%** buy

[Apple MacBook Pro MC374LL/A 13.3-Inch Laptop by Apple](#) ★★★★★ (163)  
\$1,098.00

[Explore similar items](#)

[그림 1-1] Amazon.com 의 상품 추천 서비스

하여 사용자가 새로운 검색어를 통해 검색을 하더라도, 관심분야에 관련 된 검색 결과를 보다 상위에 위치하도록 하는 방식의 개인화 웹 검색 서비스를 제공 중에 있다. 이러한 개인화 서비스의 핵심은 사용자의 선호 또는 관심사를 어떤 방식으로 수집하고, 반영하여 서비스를 제공 할 것인가에 있다. 특히, 스마트폰의 보급과 더불어 각종 센서 기술의 발전으로 인해 조성이 되고 있는 유비쿼터스 컴퓨팅 환경은 이러한 개인화 정보 수집의 촉진제 역할을 할 수 있을 것으로 보이며, 온라인 및 컴퓨터를 통한 가상 공간상의 서비스를 넘어서 실제 공간상에 서비스를 제공 하는데 있어서도 개인의 정보를 활용한 개인화 서비스의 제공이 가능해 질것으로 예상 된다.

앞서 언급한 바와 같이 유비쿼터스 컴퓨팅 환경에 의해 개개인의 정보 수집 및 관리가 용이 해짐에 따라, 온라인 공간을 넘어선 실제 서비스 환경에서도 개인화 서비스 제공이 가능해 질것 으로 예상이 된다. 특히, 다수의 사람을 상대로 서비스를 제공하는 안내 및 주문 서비스 로봇이 개개인의 선호 정보를 수집하고 이를 바탕으로 자신만의 차별화 된 개인화 추천 정보 제공 또는 주문 서비스 상호작용을 할 수 있다면, 자판기와 같이 기계적으로 주문을 받거나 안내를 하는 것을 넘어서서, 사람과도 차별화된 자신만의 가치를 확보 할 수 있을 것으로 기대가 된다 (Fong et al., 2003). 따라서 상호작용 및 사용자가 서비스를 이용한 기록을 바탕으로 사용자 선호

<b>Jun 23, 2008</b>	
9:24pm	Searched for <a href="#">one sentence</a> - <a href="#">Viewed 1 result</a> <a href="#">One Sentence - True stories, told in one sentence.</a> - <a href="#">onesentence.org</a>
5:28pm	Searched for <a href="#">evil side of google</a>
3:48pm	Searched for <a href="#">google sites</a> - <a href="#">Viewed 1 result</a> <a href="#">http://sites.google.com/</a>
3:45pm	Searched for <a href="#">google pack</a> - <a href="#">Viewed 1 result</a> <a href="#">Google Pack</a> - <a href="#">pack.google.com</a> Get Google Earth, Desktop, Picasa, virus removal tools & more. Free.
3:30pm	Searched for <a href="#">google reader</a> - <a href="#">Viewed 1 result</a> <a href="#">http://www.google.com/reader</a>
3:30pm	Searched for <a href="#">google reader privacy</a> - <a href="#">Viewed 1 result</a> <a href="#">Slashdot   Google Reader Begins Sharing Private Data</a> - <a href="#">slashdot.org</a>
3:29pm	Searched for <a href="#">google code</a> - <a href="#">Viewed 1 result</a> <a href="#">http://code.google.com/</a>
3:29pm	Searched for <a href="#">google scholar</a> - <a href="#">Viewed 1 result</a> <a href="#">http://scholar.google.com/</a>
3:28pm	Searched for <a href="#">ipod</a>
3:28pm	Searched for <a href="#">google product</a> - <a href="#">Viewed 1 result</a>

[그림 1-2] Google.com 의 개인화 검색을 위한 사용자 기록

프로파일 또는 선호 모델을 구축하여 상호작용을 통한 추천 서비스에 활용하기 위한 연구가 진행되었다 (Rafter and Smyth, 2005, Thompson et al., 2004). 이런 추천 서비스의 상호작용을 보다 발전 시킨다면, 단순히 추천 되는 서비스 자체에 대한 만족뿐 만 아니라 사용자의 선호를 반영하고, 선호에 따라 달라지는 다양한 상호작용에 의한 추가적인 만족을 이끌어 낼 수 있음은 물론, 추천 서비스 자체의 신뢰성도 상호작용을 통해 높일 수 있을 것으로 기대 된다. 예를 들어, 레스토랑 또는 커피숍과 같은 서비스 공간에서 주문을 받는 업무를 지능형 로봇 또는 시스템이 수행하는 경우, 일반적인 자판기와 같이 단순히 주문할 사항을 일일이 고객이 찾아 들어가 선택을 하여 주문을 하는 다소 기계적인 상황이 발생 할 수 있다. 이렇게 기계적으로 주문을 하게 되는 경우 고객은 주문 과정 중 특별한 만족감을 받거나, 해당 매장 및 주문 시스템에 대한 충성도를 가지거나 할 수 없다. 반면, 고객이 시스템과의 상호작용을 지속적으로 함에 따라, 사용자 선호에 대한 정보를 구축하고, 사용자의 선호를 반영한 새로운 메뉴를 추천하거나 고객이 어떤 메뉴를 주문 할지를 미리 알고 주문에 대한 승인만을 요청한다거나 할 수 있다면 자신의 선호 또는 성향을 잘 알고 있다는 느낌을 통해 만족감을 유발 할 수 있고, 자신을 잘 이해하고 있는 시스템에 대한 충성도도 기대 할 수 있게 될 것이다.

이처럼 사람을 상대하는 서비스 로봇 또는 시스템이 주문이나 안내 서비스를 제공하는데 있어서 사용자의 선호를 반영하는 추천 서비스는 같은 서비스를 제공 받더라도, 자신을 알아주고, 그에 따라 변해가는 것에 대한 만족을 높일 수 있을 것으로 기대 되며, 선호를 바탕으로 달라지는 다양한 상호작용과 그에 따른 결과가 또 다음 상호작용에 영향을 미치는 과정을 통해 시스템이 사람의 선호를 맞추기 위해 노력하는 느낌도 받을 수 있을 것으로 기대 되며, 이러한 발전을 통해 단순히 주문, 안내의 기능만 하는 기계를 넘어서 보다 지능적인 주문과 안내의 과정이 이루어 질 수 있을 것으로 기대 된다.

따라서, 본 논문에서는 기존의 온라인 공간에서 주로 사용이 되어 왔던 사용자 선호 모델 및 사용자 프로파일에 대해 살펴보고, 이러한 사용자 선호 정보가 주문 및 안내 서비스 로봇에 적용 되어 보다 만족스러운 주문 및 안내 과정을 이끌어 낼 수 있도록 하는 방안에 대해 다루고자 한다. 또한 실제 주문 서비스 로봇 상황을 가정하고 제안 된 방법을 통한 추천 서비스 제공에 관한 실험을 통해 제안 된 방법이 주문 및 안내 서비스 시스템에 실제로 적합하며, 서비스의 가치를 높이는 지에 대한 부분을 검증하고 평가하고자 한다.





## 1.2 연구의 목적 및 개요

본 연구의 목적은 사용자 선호를 반영한 추천 서비스 제공 시, 서비스에 대한 만족도와 신뢰도 등의 질적 향상을 이루어 낼 수 있는 추천 상호작용을 구현하고, 실험을 통해 그 효용성을 평가하는 것이다.

즉, 사용자의 서비스 사용 기록을 바탕으로 확률기반으로 사용자의 선호를 추적하는 사용자 프로파일이 구성이 되어 있을 때, 사용자 프로파일을 바탕으로 서비스 추천 상호작용을 하기 위한 방법을 제시하고자 한다. 특히, 보다 만족스럽고, 신뢰도를 높일 수 있는 추천 상호작용을 구현하고자 본 연구에서는 기존의 결과 중심의 추천 서비스와는 차별화 된 세가지 추천 상호작용을 효율적으로 수행 할 수 있는 방법을 구현 한다. 세가지 상호작용은 실제 주문 서비스 시에 사람이 사용자, 고객의 선호를 알고 있는 경우 자연스럽게 일어나는 추천 상황에 기반하여 특징적으로 일어나는 세가지 상호작용으로, 추천하는 결과에 대한 이유를 설명하는 서술적 추천 상호작용과 확실하게 자신이 알고 있는 선호에 대해선 적극적으로 권유하는 능동적 추천 상호작용, 그리고 잘못 알고 있는 선호에 대한 명시적 선호 입력 및 피드백이 있다.

세가지 추천 상호작용을 기반으로 한 추천 서비스 제공을 통해 본 연구의 목적인 추천 서비스의 만족도와 신뢰도 등의 서비스 질적인 향상을 이룰 수 있음을 보이고자 한다.

- A. 서술적 추천 상호작용: 확률기반의 사용자 선호 프로파일로부터 현재 사용자에게 어떤 서비스가 얼마나 적합한지를 수치적으로 도출 하고, 그에 따른 결과 순차적으로 나타내는 순위 목록(Ranked List) 제시가 대부분의 추천 서비스에서 일반적으로 사용이 되고 있으며, 제시 되는 추천 서비스가 실제로 선택, 시행 되는 지

여부를 나타내는 수락률(Acceptance Rate) 또한 80%가 넘는 것으로 선호의 반영은 잘 이뤄지고 있다. 그러나 사용자는 그 결과가 어떠한 과정에서 나왔는지, 정말 잘 반영이 되었는지에 대한 정보는 알지 못한 채 결과만을 보고 자신의 선호가 반영이 되어 있음을 어렵듯이 알 수 있게 된다. 하지만, 실제 서비스 공간에서는 사용자가 무엇을 좋아하는지 알고, 그에 맞추어 서비스를 추천하는 것을 볼 수 있다. 즉 결과뿐만 아니라 이유를 설명 할 수 있는 서술적인 추천이 가능한 상호작용을 이뤄낼 수 있다면, 사용자는 그 이유를 통해 자신의 선호가 잘 반영된 결과임을 확실히 느낄 수 있음은 물론, 새로운 서비스가 추천이 되더라도 사용자의 선호를 근거로 둘 수 있어 추천에 힘을 실어줄 수 있을 것으로 기대가 된다. 그래서 전체적으로 서비스의 만족도와 신뢰도를 높일 수 있을 것이다.



B. 능동적 추천 상호작용: 사용자의 확실한 선호 서비스에 대해서는 단순히 추천 목록을 제시하는 것을 넘어서서 사용자가 선택을 고민하기 전에 능동적으로 제시하는 능동적 추천 상호작용을 통해 당연하고 반복적으로 보이는 선택 과정을 보다 효율적인 방향으로 유도 할 수 있을 것이다. 또한 수동적이던 상호작용이 능동적으로 바뀌어 가는 모습을 통해서도 자신의 선호를 잘 알고 상호작용 방식이 바뀌어가는 모습을 구현 할 수 있으며, 이를 통해 역시 서비스에 대한 만족도와 신뢰도를 더 높일 수 있을 것으로 기대가 된다.

C. 명시적 선호 피드백: 사용자가 눈으로 옳고 그름을 확인 할 수 있는 서술적 능동적 추천 상호작용을 구현하는데 있어, 잘못 학습 된 내용이 지속적으로 반영이 되

면, 사용자는 불편함을 느끼게 되고, 추천 결과가 좋은 경우라고 할지라도 상호작용을 신뢰 할 수 없게 될 것이다. 따라서, 옳고 그름에 대한 명확한 판단을 사용자가 내리고, 사용자의 판단을 즉각적으로 상호작용에 반영하여 사용자가 명확히 옳지 않다고 하는 부분에 대해선 서술적 추천 및 능동적 추천이 이뤄지지 않도록 하는 명시적 피드백이 필요하다. 명시적 피드백을 통해 자칫하여 발생 할 수 있는 서술적, 능동적 상호작용의 실수를 최소화 시킬 수 있으며, 이를 바탕으로 시스템의 신뢰도를 지속시킬 수 있을 것으로 기대 된다.

이와 같은 3 가지 특징을 갖는 추천 상호작용의 구현을 통해 같은 사용자의 프로파일을 통해서 보다 질적으로 우수한 추천 서비스를 제공 할 수 있을 것으로 예상이 된다. 따라서 이어지는 2 장에서는 기존의 사용자 프로파일 기반 추천과 상호작용에 관련 된 연구를 살펴보고, 기존 연구가 가지고 있는 한계점에 대해 논의하고, 3 장에서는 위에서 언급 된 3 가지 특징을 갖는 추천 상호작용을 할 수 있는 시스템의 구현 방안에 대해 논의하도록 하겠다. 이어지는 4 장에서는 구축 된 모델을 바탕으로 실제 서비스를 제공하는 방법에 대해 논의하고 5 장에서는 구체적인 시나리오를 바탕으로 구현 된 방법의 효용성에 대한 실험을 통해 제안 되는 방법이 기존의 일반적인 추천 방법에 비해 질적인 향상을 가져 올 수 있는 것을 확인 하고, 결론 및 향후 연구에 대한 부분을 6 장에서 다루도록 하겠다.

## 2 관련 연구

### 2.1 사용자 프로파일 기반 추천 시스템

사용자 프로파일에 기반한 추천 시스템 관련 연구는 사용자의 일반적인 선호를 확률적으로 모델링 하여 제공 될 서비스와 사용자의 선호의 연관성을 수치적으로 도출하여, 연관성을 바탕으로 선호하는 서비스 또는 선호하는 서비스의 순위 관계를 도출하는 방법에 대한 연구로 꾸준히 진행 되어 왔으며, 대부분이 사용자가 별도의 입력을 하지 않아도, 스스로 서비스 사용 로그를 분석하는 암시적(Implicit)인 방법으로 모델을 구축한다는 특징을 가지고 있다. 주로 사용하는 방법으로는 크게 사용자가 선호하는 서비스의 속성 값(Attribute)을 토대로 비슷한 서비스를 추천하는 내용기반 여과(Content Based Filtering)방법(Meteren and Someren, 2000)과 비슷한 서비스 사용 기록을 가지는 사용자간의 비교를 통해 서비스의 선호 정도를 파악하는 협업적 여과(Collaborative Filtering)방법(Sarwar et al., 1998)이 있으며 각각의 방법 또는 각각의 방법을 결합하는 등의 노력(Balabanovic and Shoham, 1997, Resnick et al., 1994)을 통해 보다 정확한 사용자의 선호와 그에 맞는 추천 서비스를 제공하기 위한 연구가 활발히 진행 되어왔다.

#### 2.1.1 상황 정보 독립형 프로파일 기반

내용기반 여과 방법은 사용자가 과거에 사용 또는 선호 하였던 서비스 또는 아이템과 비슷한 속성을 가진 서비스 또는 아이템을 여과하는 방법이다. 즉, 사용자가 선호하는 서비스의 속성을 학습하고, 선호하는 속성에 기반하여 사용자의 선호와 가장 부합하는 서비스를 여과하여, 추천하는 방법이다. 따라서 베이지안 분류기(Bayesian Classifier)와 같은 확률적인 접근 방법을 통해 사용자가 선호하는 속성을 학습하고 모델링 하여, 각 서비스가 그 동안 사용자가 선호하였던

서비스와 얼마나 유사한지 여부를 판단한다. 특히, 내용기반 여과 방법의 경우 새로운 서비스 또는 아이템이 주어지더라도, 해당 서비스 및 아이템의 속성만 알면 사용자의 선호를 예측 할 수 있다는 장점을 가지고 있으나, 각 서비스 및 아이템의 속성 값을 쉽게 정의하거나 알아 낼 수 없는 경우에는 서비스 또는 아이템간의 유사성(Similarity)을 측정하기가 어렵다는 단점이 있다. 또한 서비스간의 유사성과는 별개로 서비스 자체의 질이나 선호를 가지고 있을 수 없다는 점은, 똑같은 속성을 가진 서비스간에 발생할 수 있는 선호를 반영하지 못한다는 한계를 가지고 있다.

협업적 여과 방법은 내용기반 여과 방법과 달리, 그 동안 사용자가 선호하였던 서비스와 다른 사람이 선호 하였던 서비스의 비교를 통해 비슷한 취향을 가진 사람들의 기록을 토대로 사용자의 선호를 예측하는 방법이다. 내용기반 여과 방법과는 달리 서비스가 가지고 있는 속성 값에 대한 정보가 전혀 없이 추천이 가능하다는 장점을 가지고 있어(Good et al., 1999), 서비스의 속성을 시스템에 맞추어 일일이 입력 하기 힘들 정도의 많은 정보가 오고 가는 온라인 쇼핑몰에서 주로 사용되고 있는 방법이다. 주로 Nearest Neighbor 방법을 사용하여 비슷한 선호를 가진 이웃(Neighbor) 집단을 형성하고, 현재 사용자의 집단을 구분하고, 해당 집단에서 선호 했던 서비스를 선호하는 것으로 간주하여 해당 서비스를 추천 하였다. 그러나 개인특유의 특성을 갖거나, 독특한 선호를 갖는 등 개인이 가질 수 있는 개성에 따라 선호를 형성하기 힘들며, 새로운 서비스에 대한 이웃 집단의 결과가 없는 경우 사용자의 선호를 전혀 파악 할 수 없다는 단점을 가지고 있다. 앞서 살펴본 내용기반의 여과 방법과 협업적 여과 방법은 각각의 특징으로 인해 장점과 단점을 지니고 있다. 따라서 각각의 장점을 활용하기 위해 두 방법을 결합하는 형태의 연구 또한 진행 되어왔다 (Balabanovic and Shoham, 1997, Resnick et al., 1994). 특히 내용기반 여과의 단점 중에 하나인 서비스간의 발생할 수 있는 선호 또는 질의 차이를 알 수 없는 부분을 협

업적 여과 방법을 이용하여 효과적으로 해결 할 수 있었다. 그러나 앞서 언급 된 협업적 여과 및 내용기반의 여과 방법들은 사용자의 개인적인 특성을 완벽하게 모델링 하기 보단, 집단의 특성 또는 집단이 선호하는 서비스를 통해, 개인의 특성을 파악하는 형태를 취하고 있다. 따라서 개인 고유의 특이한 선호를 반영할 수는 없다는 한계를 가지고 있다. 하지만, 속성을 미리 정의할 수 있는 도메인에서는 내용기반 여과 방법과 동시에 속성 값이 아닌 서비스 자체에 대한 선호 또한 프로파일로 저장 하는 방법을 적용 하는 것을 통해, 이러한 한계를 극복하는 추천 서비스를 구현 할 수 있다 (Rafter and Smyth, 2005).

### 2.1.2 상황 정보 의존형 프로파일 기반

앞선 대표적인 두 가지의 추천을 위한 여과 방법들은 근본적으로 동일한 사람의 일반적인 선호를 모델링 하였다. 그러나 상황(Context)에 따라 달라 질 수 있는 사용자의 서비스 선호를 반영 할 수는 없다. 본 연구에서는 사용자가 처한 상황에 따라 사용자가 선호하고 시행하고 싶어하는 서비스가 달라 질 수 있고, 그 상황에 맞는 적절한 서비스 제공을 목표로 하고 있기 때문에, 상황에 따라 달라지는 사용자의 선호에 대한 연구(Context Dependent Preference, Context-Aware Recommendation Systems)에 대해 살펴보도록 하겠다.

사용자의 상황에 따라 변하는 선호를 학습하고 반영하기 위해 사무실 환경에서 기온과 소음, 광량등 환경 정보에 따른 창문의 여닫음을 기록하여 사용자가 어떤 상황에 창문을 열고 닫는지를 의사 결정 트리(Decision Tree)를 통해 모델링 한 연구가 있다 (Byun and Cheverst, 2004). 이 연구에서 사용자의 선호는 창문의 열림과 닫힘 이라는 두 가지 중 하나를 선택하는 문제로 간략화 되었으며, 여러 가지 요인들을 통해 현재의 창문 상태가 어떤 것이 더 좋은 지를 판단하는 일종의 분류(Classification)문제로 다루어 졌다. 마찬가지로 웨어러블 센서를 활용하여 현재의 상

황을 파악하고 각각의 상황에 사용자가 휴대폰의 설정을 어떻게 하는 것이 좋은지를 학습하는 연구가 있었다 (Krause et al., 2006). 이 연구 역시 조합된 Context 정보를 군집화(Clustering)하여 현재 상태에 6 가지의 휴대폰 설정 중 어떤 설정이 어울리는지 분류하는 문제로 해결이 되었다. 하지만 이러한 접근 방법을 사용하는 경우, 제공 할 수 있는 서비스의 종류가 다양해지고, 서비스와 서비스의 관계가 계층적 구조를 이루고 비슷한 속성을 가진 서비스라 할 지라도 전혀 다른 클래스 하나로 구분을 하게 되어 사용자의 선호를 풍부하게 반영하는데 있어서 한계를 가지고 있다. 이 밖에, 주요 연구들에서 사용 된 방법론 및 상황 정보와 서비스 특징 등을 비교하면 [표 2-1]과 같다. 앞선 연구들의 특징을 살펴보면 상황정보를 새로이 군집화 하거나 분류하여 나누고, 기존의 상황 정보에 독립적인 선호 모델을 분류된 상황 정보의 새로운 차원에 맞추어 사용자 선호를 조합하는 방법을 택하고 있다. 따라서 기본적인 구성 방법은 같은 상황정보 인 경우 앞서 살펴본 내용기반의 여과 방법 및 협업적 여과 방법과 유사한 방법으로 사용자의 상황에 따른 선호를 모델링 하고 있는 특징을 가지고 있다. 더불어, 대부분의 연구에서 사용자의 선호를 과거 기록 정보의 분석을 통해 학습을 하는 암시적(Implicit)인 방법을 사용하여 사용자에게 별도의 입력 등을 요구 하지 않도록 한다. 그러나 사용자가 하나의 서비스에 대해 가질 수 있는 세밀한 선호를 반영하지 못하는 한계를 가지며, 현재 주어진 상황이 자주 발생하지 않는 상황인 경우 해당 상황에 대한 충분한 학습이 되지 못할 수 있다. 특히 수집하게 되는 상황정보의 차원이 증가하면 할수록, 상황정보의 조합은 기하급수적으로 늘어나게 되어 학습의 어려움을 초래 할 수 있다. 이러한 문제점 때문에, 각각의 상황 정보에 따른 선호를 독립적으로 학습하여, 주어진 상황에 맞추어 조합하는 방법이 제안이 되었고 시뮬레이션을 통해 그 성능을 검증하였다 (Park et al., 2007). 본 연구도 마찬가지로, 주어지는 상황정보가 많거나, 몇몇 상황정보가 불확실성을 가지고 있어 제대로 측정 할 수 없거나 누락 될 가능성 을 가지고 있는 경우 등을 고려

	Context	Services	Methods	Description
Park et al. (2007)	Weather, Temperature, Time, Location	Restaurant	Bayesian Net- work	Detail Prefer- ence
Choi et al. (2007)	Time, Location, User Profile	Mobile SMS	Content Based Collaborative Filtering	Also for new user
Moon et al. (2008)	Feature vector	Class Num- ber	Reinforcement Learning, Infor- mation gain	Simulation On- ly
Hayes et al. (2004)	User's Interest Music Environment	Music	Content based collaborative filtering	Using Preference & Music Feature
Byun et al. (2004)	Temperature, Noise, Humidi- ty, Fan, Light	Window Opening	Decision Tree	Extract De- scriptive Rules
Brunato et al. (2003)	Location	Location Contents	Collaborative Filtering, Dis- tance Measure	Location based preferences

[표 2-1] 상황 인지 추천 시스템 비교

하여, 각각의 상황과 사용자의 선호를 독립적으로 학습하고, 주어진 상황에 맞추어 선호를 조합하는 방법으로 사용자의 상황에 따른 선호를 학습 하는 것이 바람직한 방향임을 확인 할 수 있다.

앞서 살펴본 것과 같이 센서 기술 및 유비쿼터스 환경이 대중에 널리 퍼지게 되면서 사용자의 상황 정보의 수집이 용이해 지게 되었고, 그에 따른 사용자의 선호 파악 역시 중요함을 알 수 있다. 특히 서비스 로봇과 같이 상황 인지력(Context Awareness)을 가질 수 있는 시스템을 통한 추천 서비스의 경우 사용자의 세부적인 선호가 상황에 따라 달라 질 수 있는 부분을 인지할 수 있는 상황의 범위 안에서 학습하여 적절한 서비스의 제공이 가능 할 수 있어야 한다. 이



러한 이유로 본 연구에서는 상황 정보에 의존하는 사용자 선호(Context Dependent Preference)를 반영 할 수 있는 사용자 프로파일을 구축하고자 한다. 또한 상황 정보에 따라 달라지는 개인의 세부적인 선호까지 모두 반영할 수 있도록 하여 세부적인 서비스에 대한 추천도 가능 할 수 있도록 사용자 프로파일을 구축 하게 될 것이다. 예를 들어, [그림 2-1]과 같이 사용자가 특별히 아침에 음악을 선호하는 경우 음악을 선호한다는 것 만을 반영하는 것을 넘어서, 음악 중에서 장르는 어떤 음악을 선호하고, 가수는 어떤 가수를 선호하는 지에 대한 반영도 가능케 하고자 한다. 세부적인 선호를 이처럼 반영 할 수 있게 되면 설사 사용자가 현재 추천이 되어 제공 되고 있는 서비스가 기호에 맞지 않아 다른 서비스를 선택하게 되더라도, 선택 된 서비스 내부적인 선호에 맞추어 또 다른 추천 서비스 제공이 가능하기 때문에 사용자가 추천 상호작용을 하는 내내 나의 기호를 반영하고 있다는 만족감을 만들어 줄 수 있기 때문이다.



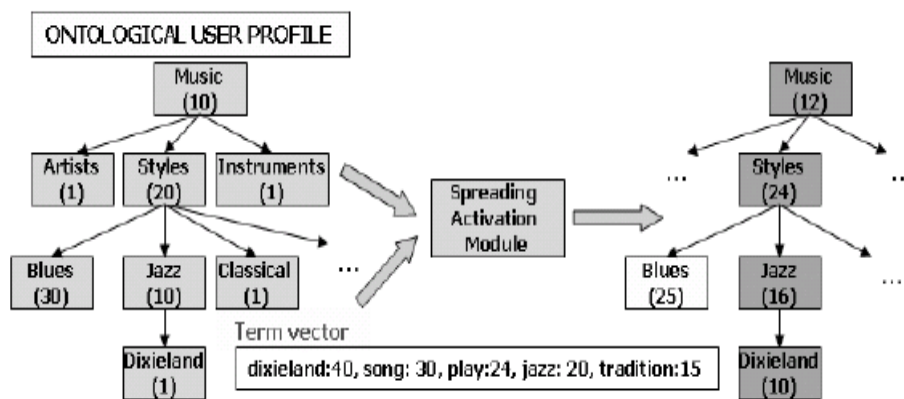
[그림 2-1] 상황에 따른 세부적인 선호 반영 예시

## 2.2 명시적, 암시적 사용자 선호 수집

사용자의 선호 프로파일을 구성하기 위해서는 사용자의 선호를 파악하기 위한 자료가 필요하게 된다. 선호 파악을 위한 자료를 모으는 방법에 따라 암시적 (Implicit) 사용자 선호 수집과 명시적(Explicit) 사용자 선호 수집으로 나누어 볼 수가 있는데, 본 절에서는 기존의 연구에서 사용 된 각각의 수집 방법의 특징에 대해 살펴보도록 하겠다.

## 2.2.1 암시적 사용자 선호 수집

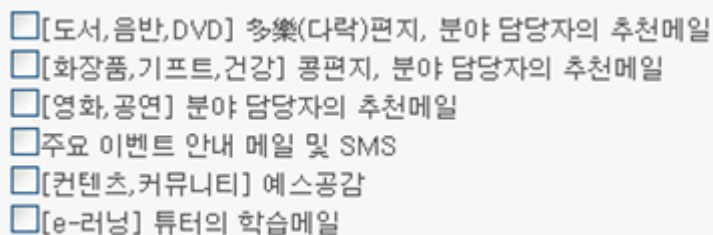
사용자 선호에 기반한 추천 서비스 관련 연구들은 대부분의 경우 사용자가 직접 관여하거나 명시하지 않아도 사용자의 선호를 스스로 학습하여 반영하는 암시적(Implicit)인 모델을 주로 다루고 있는 것을 볼 수 있다. 이는 별도의 사용자 선호 정보에 대한 입력을 요구함에 따라 발생할 수 있는 사용자의 불편함을 해소 하기 위함이다. 이러한 암시적인 선호 수집 방법이 가지는 가장 커다란 특징은 바로 학습 데이터 및 학습 시간이 필요하다는 것이다. 따라서 사용자의 선호를 서비스 사용 기록 분석 등을 통해 얻어 내고 추천 서비스에 사용 되는 사용자 프로파일에 반영하기 위해서는 일정 기간의 학습 시간 또는 일정 량의 학습 데이터를 필요로 하게 된다. 더불어 사용자의 선호가 사용자의 갑작스러운 결심 및 변심에 의해 바뀌게 된다면 이러한 새로운 선호가 반영이 되면서 기존의 선호가 소멸 되기 까지는 또 일정 기간의 학습 시간을 필요로 한다는 특징을 가지고 있다. 물론 사용자도 이러한 시스템의 특성을 인지하고 일정 기간의 학습을 시행 할 수는 있으나, 그 기간 동안에 사용자의 잘못 된 선호 때문에 발생하는 개인화 서비스의 불편함은 감수 해야 한다는 단점을 가지고 있으며, 사용자가 추천 서비스에 직접 관여 할 수 있는 부분이 상대적으로 적어진다는 단점을 가지고 있다.



[그림 2-2] 암시적 선호 수집을 통한 사용자 프로파일(Sieg et al., 2007)

## 2.2.2 명시적 사용자 선호 수집

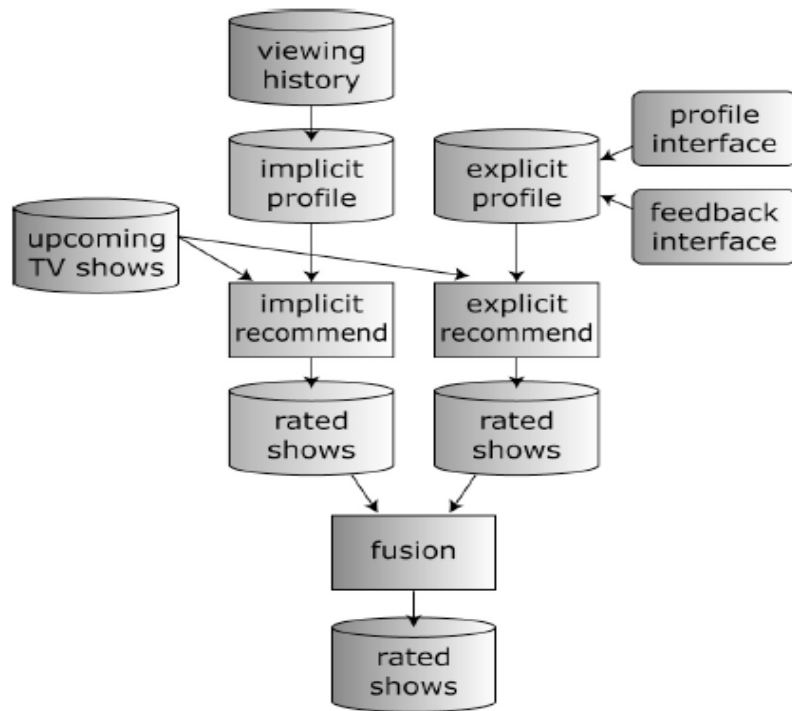
반면, 명시적 사용자 선호 수집 방법은 사용자가 직접 선호를 입력함에 따라 형성이 되는 모델로서 주로 메일링 리스트(그림 2-3)와 같은 서비스에서 사용자의 관심사에 따른 정보 제공을 위하여 활용이 되어 오고 있다. 명시적 선호 모델의 특징은 사용자가 자신의 선호를 직접 입력하기 때문에 선호를 파악하기 위한 별도의 학습 시간과 데이터를 필요로 하지 않음은 물론, 자신의 선호가 급작스럽게 변경이 되는 경우에도 단순히 자신이 입력한 선호를 수정하면 바로 그에 맞는 서비스를 받을 수 있다는 장점이 있다. 그러나 서서히 변해가는 자신의 선호를 반영한다거나, 세밀한 부분의 선호까지 모두 사용자가 자신의 선호를 표시하기에는 별도의 노력이 필요이상으로 요구가 될 수 있다는 한계를 가지고 있다. 따라서 이렇게 직접 입력하여 자신의 대체적인 선호를 표현 하더라도, 실질적으로는 자신의 선호가 세밀하게 반영이 되지 못하여 불필요한 서비스를 받게 되는 경우가 발생 할 수 있다는 한계를 가지고 있다.

- 
- ☐ [도서, 음반, DVD] 多樂(다락)편지, 분야 담당자의 추천메일
  - ☐ [화장품, 기프트, 건강] 쿡편지, 분야 담당자의 추천메일
  - ☐ [영화, 공연] 분야 담당자의 추천메일
  - ☐ 주요 이벤트 안내 메일 및 SMS
  - ☐ [컨텐츠, 커뮤니티] 예스공감
  - ☐ [e-러닝] 튜터의 학습메일

[그림 2-3] 인터넷 서점의 명시적 사용자 선호 수집 예시(출처: Yes24.com)

### 2.2.3 암시적, 명시적 선호 수집 방법

앞서 살펴본 암시적, 명시적 사용자 선호 수집 방법이 가지고 있는 각각의 장점을 결합하기 위한 연구가 진행이 되어왔다. 특히 TV 추천 시스템에서 사용자의 TV 시청 기록을 바탕으로 형성한 암시적 선호 프로파일과 사용자가 직접 입력한 선호 TV 프로그램 정보를 바탕으로 형성한 명시적 선호 프로파일을 각각 형성 하여 사용자에게 적합한 TV 프로그램을 추천하거나, 자동으로 녹화해 주는 등의 서비스 제공을 하는 연구가 진행 되었다 (Ardissono et al., 2004, Zimmerman et al., 2004). 실험 결과 명시적인 사용자 선호 모델과 암시적인 사용자 선호 모델을 결합한 추천 결과가 추천 만족도 및 성공률에서 높은 진보를 보였으며 두 모델이 상호 보완적인 관계에 있음을 보여 주었다. 하지만, 사용자가 직접 입력한 명시적 선호의 경우 사용자가 다시 입력을 해주고 수정해주기 전까지는 일종의 절대적인 선호로 남아있게 되어, 사용자의 선호가 바뀌게 되었을 때 다시 수정을 해주는 순간까지 선호가 반영되어 서비스를 받게 된다. 이는 갑작스러운 결심이나 변심에 의해 순간적으로 선호가 변경이 된 경우 바로 입력을 통해 변경 할 수 있으나, 자신도 모르는 사이에 자신의 관심사와 선호가 바뀌게 되면서 서서히 그 선호가 사라지게 되는 경우에는 사용자가 현재 제공 되는 서비스에 불편함을 느낄 수 있다는 한계를 가지고 있다. 즉, 사용자로부터 명시적으로 입력 받은 선호는 사용자가 따로 입력 또는 수정을 해주지 않으면, 실제 사용자의 행동이 명시적으로 입력한 선호와 다를 수 있음에도 지속적으로 명시적 선호에 대한 서비스를 제공함에 따라 나타나는 문제점에 대한 고려가 되어 있지 않다. 다시 말해, 명시적 사용자 선호 수집에 의해 갖추어진 명시적 프로파일이 갖는 정적인 특성이 이러한 한계를 유발하게 되는 것이다. 따라서 명시적으로 수집 된 사용자의 선호 정보도 암시적으로 수집 되는 선호 정보를 토대로 업데이트 될 수 있게 된다면, 두 정보 수집 간의 장점을 보다 극대화 시킬 수 있을 것으로 기대 된다.



[그림 2-4] 암시적, 명시적 선호 결합 TV 추천 시스템(Zimmerman et al., 2004)



## 2.3 사용자 프로파일 기반 적응형 상호작용

사용자의 프로파일을 로봇 또는 지능형 에이전트의 추천 상호작용에 활용하기 위한 연구가 진행이 되어왔다. 특히 로봇이 상호작용을 위해 활용하는 주요 모달리티 중 하나인 음성 대화를 통해 레스토랑 추천 서비스를 제공하는 과정에 있어 상호작용의 순서 또는 단계를 사용자 선호 프로파일을 바탕으로 조정하는 것에 대한 연구가 수행 되었다 (Rafter and Smyth, 2005, Thompson et al., 2004). 이 연구는 레스토랑 추천을 위해 수집해야 하는 각종 사용자 선호 정보를 암시적 방법으로 수집하고 이를 바탕으로 사용자가 선호 할 만한 레스토랑을 추천 하였다. 이 과정에서 사용자가 선택한 선호 정보는 사용자 선호 프로파일에 확률 모델[표 2-2]로 반영이 되어 축적이 되었다. 사용자 선호 모델에 따라, 사용자가 확실히 선호하는 것으로 추정 되는 사항에 대해서는 질문을 하지 않거나, 레스토랑 추천 결과를 사용자에게 전달하는 과정에 있어서 사용자의

User Name		Homer					
Attributes	$w_i$	Values and probabilities					
<i>Cuisine</i>	0.4	<i>Italian</i>	<i>French</i>	<i>Turkish</i>	<i>Chinese</i>	<i>German</i>	<i>English</i>
		0.3	0.2	0.3	0.1	0.1	0.0
<i>Price Range</i>	0.2	5	4	3	2	1	
		0.2	0.3	0.3	0.1	0.1	
...	..						
<i>Parking</i>	0.1	<i>Valet</i>		<i>Street</i>		<i>Lot</i>	
		0.5		0.4		0.1	
Item #		#0815	#5372	#7638	#6399	....	.....
Accept/Reject		23 / 3	3 / 7	9 / 12	44 / 3	.. / ..	.. / ..

[표 2-2] 레스토랑 추천을 위한 사용자 선호 모델 예시(Rafter and Smyth, 2005)

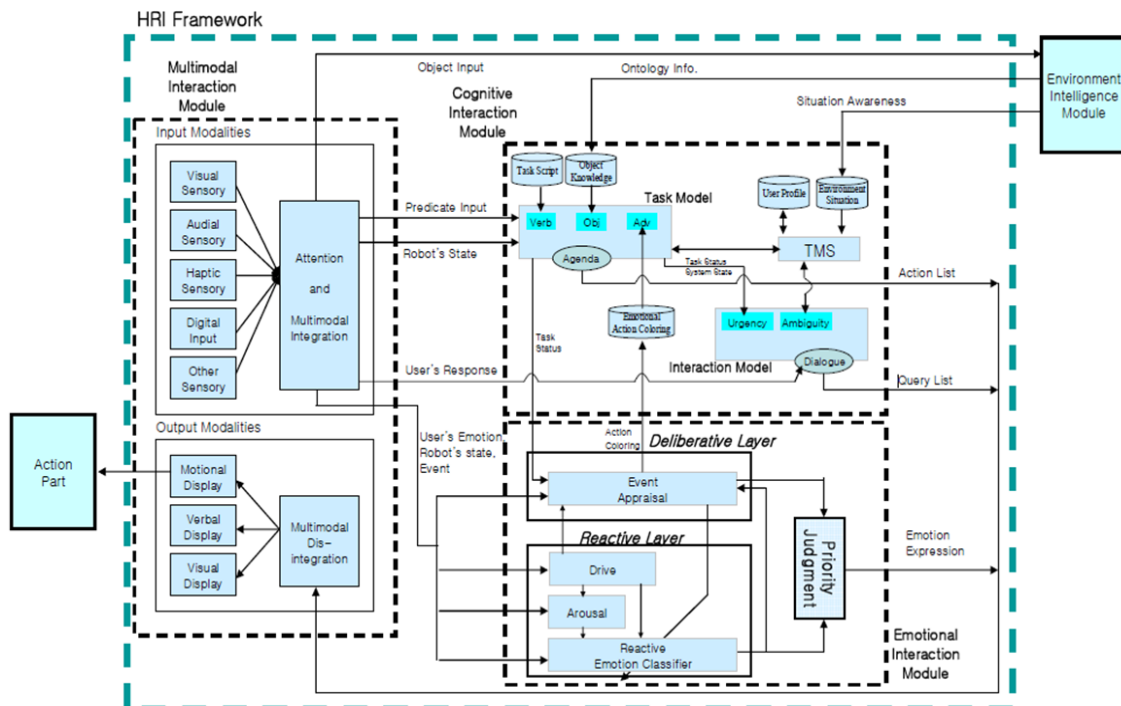
선호를 반영하여 가장 좋아할 것으로 추정 되는 레스토랑부터 추천하게 함으로서 상호작용 시간과 단계를 효과적으로 줄일 수 있음을 보였다. 그러나 사용자 모델을 이용하여 상호작용의 순서를 고치거나 건너뛰는 수준으로만 활용을 하였으며, 사용자 모델에서 두드러지는 선호를 통해 상호작용 내용을 바꾸거나 새로운 대안을 제시하며 그에 따른 설명을 보충해 준다거나 하는데에 대한 고려는 하지 않고 있다. 더불어 네비게이션 시스템과 같은 지능형 에이전트의 상황을 고려하고 있는데 반해, 네비게이션 시스템을 통해 수집 할 수 있는 위치 정보와 시간 정보와 같은 상황정보에 따라 달라질 수 있는 사용자의 선호를 반영하는 부분에 대한 고려도 미흡하다.

추천 서비스를 넘어서서 지능형 로봇 또는 서비스와 사람의 적응형 상호작용을 구현하기 위한 연구가 진행이 되어 왔다. 주로 [그림 2-5]와 같은 로봇의 프레임워크를 바탕으로 지능형 로봇과 인간의 상호작용을 구현하기 위한 연구가 진행 되었다 (Kwon et al., 2004, Lee et al., 2005). 인간-로봇 상호작용 관련 연구는 로봇의 상태, 사용자 프로파일 정보 및 상황, 환경 정보에 따라 사람과 상호작용을 하는 방법에 대한 연구로서, 지능형 로봇이 수행하는 기능적인 측면뿐만 아니라, 사용자의 주관적인 만족감을 높이기 위한 연구로 진행이 되어 왔다. 특히 현재 상황 정보,

사용자의 상태 및 선호의 확실성 및 질문의 긴급함 정도에 따라 상호작용 방법 및 내용을 달리 하거나, 로봇이 스스로 가지는 감정 상태 또는 개성에 따라 상호작용 내용을 달리 하는 등, 빈번 하거나 기계적으로 발생하는 상호작용에 의한 불편함과 지루함, 비효율성을 해소 함으로써 같은 기능을 수행하는데 있어 사용자가 로봇으로부터 느끼게 되는 상호작용의 질적인 향상을 이루어 내기 위한 연구가 진행 되었다 (Kim et al., 2007, Kim et al., 2009).

본 연구도 마찬가지로 같은 사용자 프로파일, 상황정보를 가지고 때로는 수동적인 결과 나열 방식의 상호작용을 하다가도, 때로는 능동적, 서술적 추천 상호작용을 이루어 내고자 하기 때문에, 기존의 인간-로봇 상호작용 연구가 제안하는 소프트웨어 구조를 바탕으로 추천 상호작용 시스템을 구축 한다면, 추천 서비스의 질적인 향상을 이룰 수 있을 것으로 기대 된다.

지금까지 살펴본 기존의 연구를 종합하면 많은 연구가 사용자의 선호 프로파일을 보다 정확히 구축해서 높은 추천 수락률(Acceptance Rate)을 보이는 것에 초점이 맞추어져 있었다. 하지만 같은 사용자 선호 프로파일을 가지고도 수락률이라는 양적인 향상이 아닌 추천



[그림 2-5] HRI Framework(Kwon et al., 2004)

서비스에 대한 만족감, 신뢰도와 같은 질적인 향상을 이루어 내기 위한 연구는 상당히 미흡한 것을 확인 할 수 있다. 또한 사용자의 선호를 수집하기 위한 방법으로 암시적, 명시적 방법이 사용이 되어왔으나 각각의 장단점을 가지고 있으며, 두 가지 방법 결합한 연구도 단순히 결과만을 결합하는 형태를 취할 뿐, 명시적 방법으로 수집 된 선호에 대한 검증이나 갱신이 없어 실제 사용자의 선호와 다르게 되어도 사용자의 수정이 있을 때까지 변하지 않는다는 단점을 고스란히 지니고 있는 것을 확인 할 수 있었다. 더불어, 사용자 프로파일 및 각종 상황 정보를 바탕으로 상호작용의 질적인 향상을 위한 연구가 인간-로봇 상호작용 분야에서 진행이 되어 왔음을 확인 할 수 있었으며 추천 상호작용에도 충분히 활용하여 서비스의 질적인 향상을 이루어 낼 수 있는 가능성을 확인 할 수 있었다.

기존의 연구를 토대로, 이어지는 다음 장에서는 능동적, 서술적 추천 상호작용을 위한 추천 시스템 구조와 그 상세적인 구현 방법에 대하여 논의하도록 하겠다.

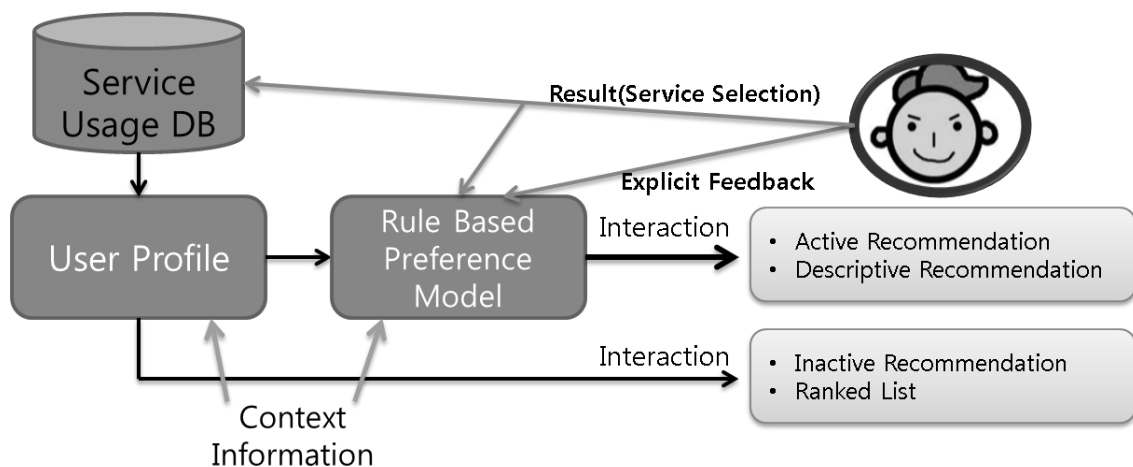


### 3 능동적 서술적 추천 상호작용 시스템

이번 장에서는 기존의 추천 연구와 인간-로봇 상호작용 연구를 바탕으로 능동적 서술적 추천 상호작용 시스템을 구현하는 방안에 대해 다루도록 하겠다.

#### 3.1 능동적 서술적 추천 상호작용 시스템 개념

능동적 서술적 추천 상호작용을 구현 하기 위한 시스템은 [그림 3-1]의 개념도와 같이 사용자의 서비스 사용 기록을 바탕으로 구축 된 사용자 프로파일로부터 규칙 기반의 사용자 선호 모델을 구축 하고, 이를 바탕으로 능동적, 서술적 추천 서비스를 제공 한다. 이어서, 추천 서비스에 대한 결과는 서비스 선택 및 명시적인 선호 피드백으로 입력 받아 학습 하는 구조를 갖는다. 규칙 기반으로 결과가 없는 경우에는 기존의 연구와 마찬가지로 사용자 프로파일로부터 도출 된 서비스 간의 우위 관계 결과를 바탕으로 추천 서비스를 제공 할 수 있다. 시스템을 구성 하는 사용자 프로파일, 규칙 기반 선호 모델 모두 온라인으로 학습 되어 바로 다음의 추천 상호작용에 적용 되어 지속적으로 사용자의 선호 변화에 적응 할 수 있도록 하였다.



[그림 3-1] 능동적 서술적 추천 상호작용 시스템 개념도

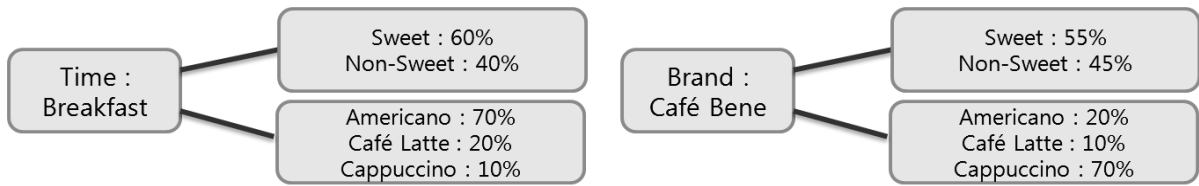
## 3.2 사용자 프로파일

앞서 언급 했던 바와 같이 사용자의 프로파일은 기존의 추천 서비스 연구에서 일반적으로 사용 되는 내용기반 여과 방법을 적용 하기 위해 일반적으로 사용 되는 확률 기반의 모델로 구축 하였다. 내용기반 여과 방법은 제공 되는 서비스의 속성 값만 알 수 있으면 개개인의 선호를 효과적으로 나타내 줄 수 있는 방법이기 때문에 제공 되는 서비스의 속성 값을 충분히 도출 할 수 있다는 가정하에 가장 적합한 방법이라고 할 수 있다. 사용자의 서비스 사용 기록을 바탕으로 서비스의 속성 값과 서비스 자체에 대한 선호를 확률 기반으로 저장하여 서비스와 서비스의 선호 우위를 도출 할 수 있으며, 각 단위 상황 정보 값에 따른 선호가 각각 축적 되도록 함으로써, 상황에 따라 달라지는 사용자의 선호를 반영할 수 있도록 하였다.



### 3.2.1 사용자 프로파일의 구조

내용기반 여과를 위한 사용자 프로파일의 구조는 [그림 3-2]와 같이, 하나의 단위 상황 정보 (Unit Context)와 각각의 속성 값 및 서비스 그룹에 대한 확률적인 연관성 또는 빈도수로 이루어 진다. 즉 단순한 조건부 확률의 형태를 가지게 된다. [그림 3-2]의 경우, 사용자가 아침에는 60%의 비율로 Sweet 속성을 선호 하였으며, 40%의 비율로 Non-Sweet 속성을 선호 한 것이다. 마찬가지로 아침에 70%, 20%, 10%의 비율로 아메리카노, 카페라떼, 카푸치노를 마신 것이고, 그에 대한 기록이 이와 같은 확률 값으로 남아 있게 되는 것이다. 따라서 시스템의 구조가 계층적인 구조를 가지고 있는 경우에도 각 단계별 계층의 그룹마다 이와 같이 전체의 합이 1이 되는 선호 모델을 갖도록 하여, 세부적인 서비스 갈래에 대해서도 변함없이 현재 상황에 대한 선호를 반영할 수 있게 하였다.



[그림 3-2] 사용자 프로파일의 확률 구조 예시

### 3.2.2 사용자 프로파일의 갱신

사용자 프로파일은 초기 상태에 각 속성 및 서비스 그룹에 속한 값들에 대해 균일한 값을 갖는다. 예를 들어 [그림 3-3]의 예제의 경우 Sweet 이 속한 속성 그룹의 소속 값은 총 2 개 이므로 각각이 0.5 의 확률 값을 갖는다. 마찬가지로, 커피 서비스 그룹의 소속 값은 총 3 개 이므로 각각이 0.33 씩의 확률 값을 갖게 되어 [그림 3-3]과 같은 모습을 갖게 된다.



[그림 3-3] 사용자 프로파일의 초기 상태 예시

이 때, 새로운 학습 데이터가 (아침, Café Latte)로 주어진다면, 즉 사용자가 아침에 Café Latte 를 주문하여 마시는 것을 관찰 하여 학습을 하는 경우, Café Latte 는 Non-Sweet 이라는 속성을 가지고 있다고 가정하면, 학습은 각각 아침과 Non-Sweet, 아침과 Café Latte 에 대하여 이루어 져야 한다. 이 때 각각의 확률 값을 학습하는 방법은 인공신경망 이론(Artificial Neural Network)에서 두 노드 간의 가중치를 갱신하기 위해 흔히 쓰이는 방법인 Delta Rule 을 적용하였다. 단위 상황 정보  $i$  에 대해 속성 값 또는 서비스  $j$  와의 관계  $w$  의 변화 값은 식(1)과 같다.

$$\Delta w_{ij} = L a_i d_j \quad (1)$$

여기서  $L$  은 학습률(Learning Rate)를 의미하며,  $a_i$  는 단위 상황 정보  $i$  의 활성화 정도를 나타

내는 값으로, 해당 상황 정보가 확실하게 도출 되는 경우 1로 정의 할 수 있으며, 때에 따라 확률을 적으로 도출 되는 경우 그 확률 값을 대입 할 수 있다.  $d_j$ 는 목표 오차(Desired Error) 값으로 서비스 또는 속성 값  $j$ 가 현재 입력된 학습 데이터에 서비스 또는 속성 값  $j$ 가 속하는 경우 목표 값(Desired Value)은 1이며, 속하지 않는 경우 0이 된다. (단, 해당 속성 또는 서비스 그룹내의 어떤 아이템도 학습 데이터로 입력 되지 않는 경우 갱신에서 제외 됨) 따라서, 현재 값은  $w_{ij}$ 에  $a_i$ 를 곱한 결과 값이 된다. 즉, 앞선 예제에서 (아침, Café Latte, Non-Sweet)이라는 학습 데이터가 주어지는 경우 (학습률 0.1),

$$\begin{aligned}
 \Delta w_{\text{아침\_CafeLatte}} &= L a_i d_j = (0.1)(1)(1 - 0.33) \\
 \Delta w_{\text{아침\_Americano}} &= L a_i d_j = (0.1)(1)(0 - 0.33) \\
 \Delta w_{\text{아침\_Cappuccino}} &= L a_i d_j = (0.1)(1)(0 - 0.33) \\
 \Delta w_{\text{아침\_Non-Sweet}} &= L a_i d_j = (0.1)(1)(1 - 0.5) \\
 \Delta w_{\text{아침\_Sweet}} &= L a_i d_j = (0.1)(1)(0 - 0.5)
 \end{aligned} \tag{2}$$

위의 식(2)에 의해 계산이 된 각각의 확률 값은 [표 3-1]와 같이 갱신 된다.

상황정보(Context)	서비스 및 속성	확률 값
아침	Café Latte	0.397
아침	Americano	0.297
아침	Cappuccino	0.297
아침	Sweet	0.45
아침	Non-Sweet	0.55

[표 3-1] 갱신 된 새로운 확률 값 예시

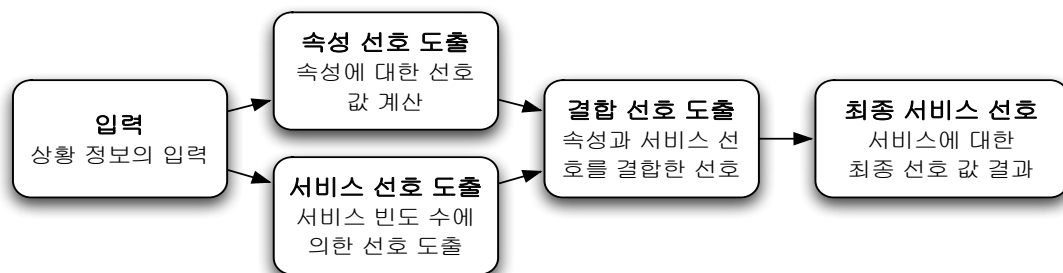
위와 같이 Delta Rule을 통해 각각의 상황정보와 속성 및 서비스를 연결하는 확률 값이 갱신되는 경우, 그룹 내의 전체 확률 값은 1로 유지가 되며, 각 서비스 및 속성 값에 대한 상대적인 선호가 지속적으로 갱신 하게 된다. 이 때, 학습률(Learning Rate)은 최근의 학습 데이터에 얼마나 가중치를 둘 것인지에 따라 결정 할 수 있다. 즉, 1/학습률 만큼의 학습 데이터를 유용한

데이터로 간주하여 사용하는 것으로 볼 수 있으며, 사용자 선호가 바뀌는 동안 반영 될 수 있는 최신의 데이터의 개수를 토대로 도메인에 맞추어서 결정 해야 하는 값이다.

### 3.2.3 사용자 프로파일을 통한 내용기반 선호 도출

사용자 프로파일을 통한 선호 도출은 모든 서비스에 대한 선호 값(Preference Value)을 도출하는 방법으로 축소하여 생각해 볼 수 있다. 사용자 프로파일은 어떤 서비스 또는 속성이 현재 상황에 얼마나 선호가 될지를 확률 적인 값으로 축적을 해 놓고 있기 때문에, 그 결과 역시 다른 서비스 또는 속성에 비해 상대적으로 얼마나 더 선호가 될 수 있는 지를 선호 값 이라는 척도로 판단 할 수 있도록 하는 것이다.

사용자 프로파일에서 속성 및 서비스에 대한 선호 값은 [그림 3-4]에 나타나 있듯이 각각 따로 계산이 되어 결합이 되는 과정을 통해 최종적으로 각 서비스에 대한 선호 값으로 계산이 된다.



[그림 3-4] 사용자 프로파일을 통한 내용기반 선호 값 도출

#### 속성 선호 값 도출

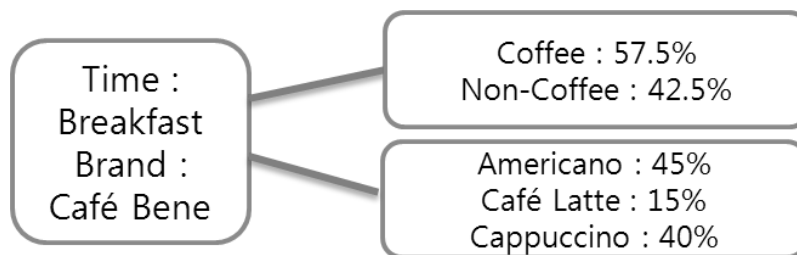
시스템에 정의 된 각각의 속성에 대한 최종적인 선호 결과는 입력으로 주어진 단위 상황 정보의 가중치 합계로 식(3)에 의해 도출 된다.

$$AP_j = \sum_{i \in Input} C_i a_i w_{ij} , \quad \sum_{i \in Input} C_i = 1 \quad (3)$$

$P_j$  는 서비스 또는 속성 값  $j$  의 최종 선호 값(Preference Value)를 의미하며, 각각의 단위 상황 정보부터 도출된 선호 값과 각 상황 정보 차원 별로 분배되어 있는  $C_i$  에 의한 가중치 합으로 도출이 된다. 도메인에 따라 중요한 상황 정보에 대해서 더 높은  $C$  값을 배정 하는 등,  $C$  값의 분포는 변화 할 수 있으며, 기본적으로는 균일한 분포를 갖게 되어 각 상황 정보로부터 도출된 선호 값의 평균 값을 갖게 된다. 이렇게 도출된 선호 값을 통해 각각의 속성에 대한 선호 값을 도출 할 수 있다.

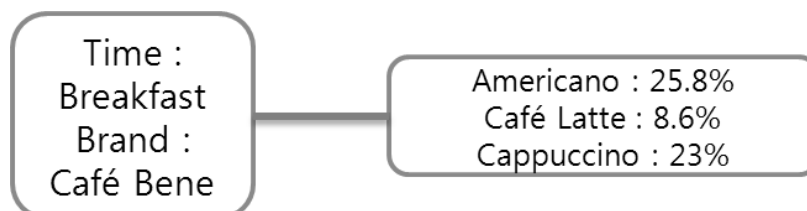
### 서비스 선호 값 도출

같은 속성을 가지고 있더라도 상대적으로 더 선호하는 서비스에 대한 정보를 얻기 위해 서비스의 속성뿐 만 아니라 서비스 자체에 대한 선호 값도 사용자 프로파일에 저장되어 있기 때문에 이를 도출 하는 과정이 필요하다. 특히 새로운 서비스가 자주 발생하지 않는 경우에는 사용자의 선호가 서비스 하나에 고정 되어 있을 수도 있기 때문에, 서비스에 대한 선호 값의 중요성은 더 커질 수 있다. 각각의 서비스는 속성 값과는 달리 계층적 구조를 가지고 있게 되며,



(a) 계층적 구조에서 서비스 선호 값 예시

(Americano, Café Latte, Cappuccino 는 Coffee 에 소속 된 서비스)



(b) 부모 서비스(Coffee)의 결합확률이 반영된 선호 값

[그림 3-5] 사용자 프로파일은 통한 최종 서비스 선호 값 도출

부모 서비스의 선호 값에 의해 자식의 선호가 종속적으로 변할 수 있게 된다. 따라서, 각 서비스의 선호 값은 부모 서비스의 선호 값이 결합확률 형태로 누적되어 도출이 되게 된다. 부모 서비스의 선호를 종속적으로 반영하기 위해선, 먼저 앞선 식 (3)과 같은 방법으로 각 서비스가 가지고 있는 선호 값을 도출 해야 한다. 그리하여 현재 상황에 대한 서비스의 선호를 [그림 3-5]의 (a)와 같이 얻을 수 있다.

이때, 각각의 서비스에 대해 부모 서비스의 선호 값이 각 서비스에 대해 식(4)과 같은 확률 곱으로 표현되는 결합확률로 반영이 되며 [그림 3-5]의 (b)와 같은 최종적인 서비스 선호 값을 도출 할 수 있다.

$$SP_i = P(Service_i | Context) SP_{parents} \quad (4)$$

이때,  $i$  는 고유 번호  $i$  를 갖는 서비스를 의미하며, 최상위 서비스를 포함 한 모든 서비스는 고유 번호를 가지고 있다.  $SP_{parents}$  는 상위 서비스의 확률 값을 의미하며 이미 그 부모 서비스의 선호 값을 바탕으로 역시 식(4)을 통해 그 값이 구해진 값을 의미 한다. 이렇게 하나의 서비스가 갖는 선호 값을 확률적 결합을 통해 얻을 수 있다.

### 최종 서비스 선호 값 도출

하나의 서비스는 하나 이상의 속성 값을 가지게 되며 서비스는 앞서 계산 된 서비스 자체의 선호와 더불어 속성 값에 의해 뒷받침 되는 속성에 대한 선호까지 포함하고 있어야 한다. 따라서, 서비스에 대한 선호 값과 서비스가 포함하고 있는 속성 값 사이의 조합이 필요하며, 그 조합은 식(5)의 가중치 합에 의해 결정이 된다.

$$SP_{final\_i} = w_{attr} \left( \sum_{j \in S_i} w_j AP_j \right) + w_{serv} SP_i \quad (5)$$

계층적 구조를 가지는 서비스 값이 많아 질 수록, 서비스 자체의 선호 값은 상대적으로 적은

값을 가질 수 밖에 없다. 그러나, 서비스 자체 선호 값의 역할은 같은 속성을 갖는 서비스가 있는 경우 서비스간의 상대적인 선호 차이를 만들기 위함이므로, 상대적으로 작은 값으로도 충분한 역할을 할 수 있다. 이와 같은 과정을 통해 도출된 최종 서비스 선호 값은 한 서비스가 다른 서비스에 비해 상대적으로 얼마나 더 선호 되는가에 대한 정보를 내포함으로써 선호 순위 목록(Ranked List)을 최종적으로 제공할 수 있게 된다.

### 3.3 규칙 기반 사용자 선호 모델

사용자 프로파일을 바탕으로 내용기반 여과 방법을 통해 각 서비스들에 대한 선호 값을 도출하면 사용자가 현재 선호하는 서비스가 무엇인지 쉽게 그 순위 관계를 얻을 수가 있다. 그러나, 그 순위 관계만을 바탕으로는 본 연구의 목적인 능동적, 서술적 추천을 이룰 수는 없다. 따라서, 사용자의 프로파일을 바탕으로 능동적, 서술적 추천 상호작용을 구현 하기 위해 앞서 구축된 사용자 프로파일을 바탕으로 사용자의 선호 규칙을 도출 하고, 이를 바탕으로 능동적, 서술적 상호작용을 가능하게 하는 규칙 기반 사용자 선호 모델(Rule-based User Preference Model)을 제안 하고자 한다.

#### 3.3.1 규칙 기반 사용자 선호 모델의 필요성

추천 결과에 대한 적절한 설명을 하는 서술적 추천 상호작용을 구현하기 위해서는 현재 추천되는 아이템이 어떤 이유 또는 조건을 만족시키고 있어 사용자가 선호하는 것으로 예측되고, 추천되었는지 설명 할 수 있어야 한다. 이는 조건과 결과로 이루어지는 규칙 기반(Rule-based)구조로 사용자의 선호가 정리되어있다면 현재의 결과를 도출 하게 만든 조건들을 조합하면 쉽게 구현이 가능 한 문제라고 볼 수 있다. 따라서 확률 기반으로 구축되어 있는 사용자 프로파일로부터 조건과 결과 형태의 규칙을 도출 하여 규칙 기반의 모델로 구성을 함으로써 서술

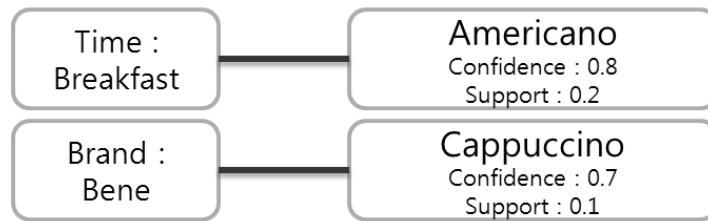


적 추천 상호작용을 효율적으로 이루어 낼 수 있을 것이다.

더불어 사용자가 확실히 선호하는 서비스에 대한 능동적 추천 상호작용을 제공하고 이에 대한 명시적인 피드백을 받는 과정 역시 규칙에 기반한 모델을 활용하여 구축이 될 수 있다. 특히, 능동적 추천 상호작용은 잘못 도출된 결과를 바탕으로 이루어 질 경우 사용자에게 추천 서비스 전체에 대한 반감을 느끼게 만들 수 있기 때문에 무엇보다 두드러지는 선호 규칙을 바탕으로 이루어 져야 한다. 잘못 된 결과에 대해 사용자로부터 명시적 피드백을 받기 위한 상호작용 또한 선호 규칙을 통한 표현을 바탕으로 잘못 된 선호 규칙에 대한 의견을 표시 하는 방법으로 이루어 지며, 해당 규칙을 삭제하는 방식으로 갱신이 이루어 짐으로 인해, 이 후의 상호작용에 선 잘못 된 선호 규칙 때문에 발생하는 능동적 추천 상호작용은 물론 서술적 추천 역시 반복되지 않도록 할 수 있다. 게다가, 지속적으로 축적이 되어온 사용자 프로파일 값은 건드리지 않은 채로 상호작용이 변해가기 때문에, 사용자의 선호 프로파일은 계속 유지 된 상태에서 상호작용을 바꾸어 갈 수 있다. 이는 명시적인 선호 규칙 피드백으로 인해 사용자 프로파일이 변형이 되어버리는 경우, 암시적인 방법으로 축적 해 놓은 사용자 선호 정보를 왜곡 시키게 되고, 내용기반의 추천 방식에 영향을 미치는 것을 방지 하기 위함이다. 이와 같은 이유로 사용자 프로파일과는 독립 된 규칙 기반의 선호 모델이 필요하며, 능동적, 서술적 추천 상호작용 구현에 핵심적인 역할을 수행 할 것이다.

### 3.3.2 규칙 기반 사용자 선호 모델의 구조

규칙 기반 사용자 선호 모델의 구조는 연관성 규칙(Association Rule)에서 정의하는 파라미터 및 구조로 [그림 3-6]과 같은 형태로 이루어진다 (Zhao and Bhowmick, 2003). 단위 상황 정보를 조건으로 하고, 속성 및 서비스 값을 결론으로 갖는 단위 규칙들의 모임으로 형성 된다.



[그림 3-6] 규칙 기반 사용자 선호 모델의 구조 예시

상위 계층의 *Confidence* 값과 *Support* 값은 연관성 규칙에서 정의하는 값(Zhao and Bhowmick, 2003)과 마찬가지로, 단위 상황 정보  $i$ 와 속성 및 서비스 값  $j$ 로 형성 된 단위 규칙에 대해 다음과 같이 정의 된다.

$$Confidence_{ij} = \frac{n(i \cap j)}{n(i)} \quad (6)$$

$$Support_{ij} = \frac{n(i \cap j)}{n(Total)}$$

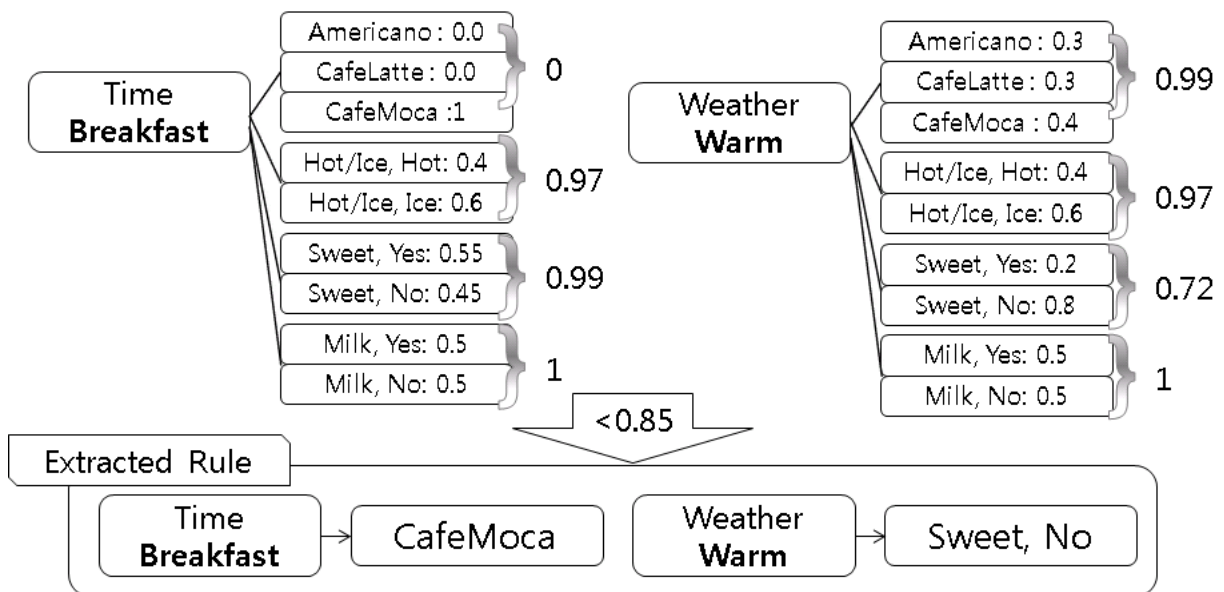
이 때, 함수  $n$ 은 해당 집합의 개수를 의미하는 함수 이며,  $Total$ 은 해당 규칙이 생성 된 이후 누적된 총 학습 데이터의 집합을 의미한다. 사용자가 별도로 입력하는 규칙의 경우와 뒤에 언급 될 상향식 학습에 의해 규칙이 생성 되는 규칙 각각에 대하여 초기 *Confidence* 값과 *Support* 값, 초기 학습 데이터의 개수  $n(Total)$ 를 설정 할 수 있으며, *Confidence* 값과 *Support* 값을 높게 줄수록 보다 신뢰 할 수 있는 규칙이 생성이 되는 것이며,  $n(Total)$ 의 초기 값을 크게 설정 할 수록 규칙의 변화를 느리게 만들 수 있어, 규칙이 가지는 관성을 높일 수 있다. 따라서, 시스템의 도메인 특성과 추후 언급 될 가설 구간에 맞추어 초기 값을 적절히 설정 하여야 한다.

### 3.3.3 사용자 선호 규칙 도출

제안 되는 규칙 기반 사용자 선호 모델은 사용자의 프로파일을 바탕으로 구축해야 하므로, 사용자 프로파일에 형성 되어있는 단위 상황 정보  $i$  에 대해 형성 되어있는 서비스 그룹 또는 속성 그룹  $k$  에 속한 서비스 또는 속성  $j$  값이 현재 두드러지는 선호를 보이는 경우 선호 규칙으로 도출하여 규칙 기반 사용자 선호 모델에 반영을 해야 한다. 이 때 해당 단위 상황 정보에 따른 서비스 그룹  $k$  가 두드러진 선호를 나타내는지 여부를 나타내기 위해, 정보의 모호성을 나타내는 척도로 쓰이고 있는 엔트로피 개념을 다음과 같이 0 에서 1 사이의 값을 갖도록 정규화시켜 사용한다.

$$Norm\_Entropy(S_{ik}) = \frac{\sum_{j \in classK} -w_{ij} \log_2 w_{ij}}{\log_2 n(j \in classK)} \quad (7)$$

단위 상황 정보  $i$  가 서비스 그룹 또는 속성 그룹  $k$  에 대해 갖는 Entropy 값이 임계 값 이하인 경우, 현재 단위 상황 정보가 그룹  $k$  에 대해 갖는 선호는 두드러진다고 볼 수 있다. 따라서

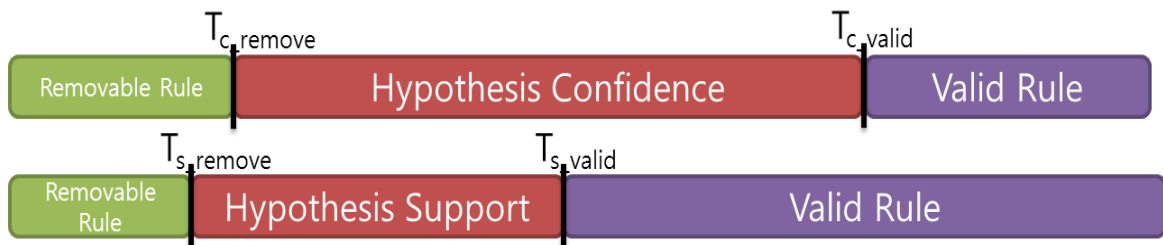


[그림 3-7] 엔트로피 값을 기준으로 한 규칙 도출 예시

해당 단위 상황 정보  $i$  가 서비스 및 속성 그룹  $k$  에 속한 서비스 또는 속성 중에서 최고 확률을 갖는  $j_{\max}$  를 새로운 규칙으로 도출하여, 상황정보  $i$  를 조건으로 하고 서비스 및 속성  $j_{\max}$  를 결론으로 갖는 새로운 규칙을 [그림 3-7]과 같이 규칙 기반 선호 모델에 보내게 된다.

### 3.3.4 가설 구간

앞선 과정을 통해 상위 계층으로 보내진 새로운 규칙은 바로 규칙으로서 효력을 발휘하지 않고 초기 규칙 파라미터 값에 의해 가설(Hypothesis) 형태로 남게 된다. 가설은 규칙기반 상호 작용 과정 시 실질적으로 결과 도출에 관여를 하지는 못하지만, 지속적으로 학습을 통해 효력을 발휘하는 규칙으로 발전하거나, 가설로서의 효력도 잃게 되어 완전히 삭제 되어버리기도 한다. 가설 구간은 규칙기반 모델에서 정의된 *Confidence* 와 *Support* 값의 임계 값 설정에 의해 다음의 [그림 3-8]과 같이 정해 진다.



[그림 3-8] 가설 구간

$T_{c\_remove}$  와  $T_{s\_remove}$  는 각각 *Confidence* 와 *Support* 의 삭제 임계 값으로, 규칙의 *Confidence* 와 *Support* 모두 임계 값 보다 낮아지는 경우 해당 가설을 소멸 된다. 반면,  $T_{c\_valid}$  와  $T_{s\_valid}$  는 각각 *Confidence* 와 *Support* 의 유효 임계 값으로, 규칙의 *Confidence* 와 *Support* 모두 임계 값 보다 높아지는 경우, 해당 규칙은 가설을 넘어 유효한 규칙이 되어 주어진 조건에 따른 결론 도출에 관여하게 된다.

이러한 가설 구간의 존재는 사용자의 선호가 급격히 변화가 되어 명시적 선호 표현을 통해

규칙을 수정하거나 삭제 하였을 때, 축적 되어 있는 사용자 프로파일로 인해 삭제 되거나 수정된 규칙을 지속적으로 추출하여 규칙화 할 때 사용자 프로파일과 상호작용을 위해 존재하는 규칙기반 선호 모델 간의 독립성을 유지할 수 있는 방법으로 새롭게 제안되었다. 즉, 급격한 선호 변화 또는 한쪽으로 치우친 잘못된 학습 데이터 등을 통해 사용자 프로파일과 규칙 기반 선호 모델이 서로 다른 선호를 가지는 상황이 발생하였을 때, 사용자 프로파일에서 도출된 규칙이 바로 유효한 것이 아닌 가설 구간에 머물면서 별도의 검증 과정을 거침으로서, 보다 확실한 규칙을 도출할 수 있도록 함은 물론, 두 모듈간의 독립성 또한 확보할 수 있기 때문에 가설 구간의 존재 의미가 있다고 할 수 있다.

### 3.3.5 갱신

규칙 기반 사용자 선호 모델을 갱신 하는 방법은 갱신을 위한 입력 데이터의 속성에 따라 암시적 입력에 의한 갱신과 명시적 입력에 의한 갱신으로 나뉘어 볼 수 있다.

#### 암시적 입력에 의한 갱신

암시적 입력에 의한 갱신이란 사용자 프로파일과 마찬가지로, 현재 상황과 사용자가 선택한 서비스, 그 속성 정보를 통해 각각의 파라미터를 갱신하는 것을 의미 한다. 즉, 실제 사용자의 선택이 각각의 규칙을 만족 시켰는지 여부에 따라 규칙의 파라미터들이 갱신이 되며, 굳이 사용자가 명시적으로 현존하는 규칙이 틀렸음을 알리지 않더라도 파라미터 갱신에 의해 임계 값 이하의 파라미터를 갖는 규칙들에 대한 삭제가 발생하기도 하며 하며, 가설 구간에 존재 했던 규칙 값들의 파라미터들이 임계 값을 넘어 규칙을 활성화 시키기도 할 수 있다. 이산적인 값을 파라미터로 갖는 각 규칙에 대한 갱신 과정은 [표 3-2]와 같다.

이처럼 새롭게 들어온 학습데이터를 토대로 각각의 규칙은 자신의 파라미터들을 갱신하여

1. 조건  $i$  에 대한 결론  $j$  단위 규칙 :  $n(Total), Support_{ij}, Confidence_{ij}$
2.  $n(i \cap j) = n(Total) \times Support_{ij}$
3.  $n(i) = n(i \cap j) / Confidence_{ij}$
4. 학습 데이터 내에, 현재 주어진 상황  $i$  가 있는 경우
  - A. 학습 데이터 내에 서비스 또는 속성  $j$  가 있는 경우
    - i.  $n(i \cap j) = n(i \cap j) + 1$
    - ii.  $n(i) = n(i) + 1$
  - B. 학습 데이터 내에 서비스 또는 속성  $j$  가 없는 경우
    - i.  $n(i \cap j) = n(i \cap j)$
    - ii.  $n(i) = n(i) + 1$
5.  $New\_n(Total) = n(Total) + 1$
6.  $New\_Confidence_{ij} = n(i \cap j) / n(i)$
7.  $New\_Support_{ij} = n(i \cap j) / n(Total)$

[표 3-2] 규칙 기반 선호 모델의 암시적 입력에 의한 갱신

새로운 값을 갖게 된다. 규칙을 만족시키지 못하는 경우 *Confidence* 와 *Support* 값이 점차적으로 감소하게 되어 임계 값 보다 낮아지게 되면 규칙의 유효성을 결과적으로 잃게 되며, 지속적으로 규칙을 만족시키게 되면 *Confidence* 와 *Support* 값이 점차적으로 증가하게 되어, 규칙의 효용성이 더욱더 강해지게 된다.

### 명시적 입력에 의한 갱신

주어진 상황에 따라 서술적 능동적 추천 상호작용을 제공하고 나면, 사용자의 서비스 선택 결과를 통한 암시적 갱신을 할 수 있음은 물론 사용자의 선호에 대한 명시적 피드백을 입력 받을 수 있다. 명시적 피드백은 사용자에게 현재 상황에 대해 도출 된 결과가 실제 사용자의 서비스 사용 결과 또는 선호와 다른 규칙을 사용자에게 제시해 주고 사용자는 해당 규칙의 옳고 그름을 판단하여 규칙의 활성화 여부를 결정 짓는 상호작용이다. [그림 3-9]는 사용자의 명시적 피드백을 받는 다이얼로그 예시를 나타낸다.

혹시 이 중에 제가 잘못 알고 있는게 있나요?

아침시간 인 경우. CafeMoca선택

아침시간 인 경우. HotCafeMoca선택

Hollys매장 인 경우. CafeMoca선택

Hollys매장 인 경우. HotCafeMoca선택

[그림 3-9] 사용자의 명시적 피드백 다이얼로그 예시

명시적 사용자 피드백은 사용자의 선호를 사용자가 직접 옳고 그름을 표현하는 방법이며 바로 규칙의 활성화 및 삭제로 반영이 되기 때문에, 피드백을 받는 즉시 바로 변화를 확인하고, 바뀐 규칙에 의한 변화 된 서비스를 제공 받을 수 있다. 이는 특히, 능동적 상호작용을 시도하는 경우, 잘못된 학습에 의해 잘못된 서비스 제공이 이뤄졌을 때, 사용자의 불만 감을 높이고 시스템의 신뢰도 까지 떨어뜨릴 수 있는 부분에 대하여 즉각적으로 대응 할 수 있다는 장점을 갖는다. 뿐만 아니라, 사용자는 명시적 피드백을 통해 시스템에 관여 할 수 있다는 느낌과 동시에 시스템이 자신의 선호를 파악하고 더 좋은 서비스를 주기 위해 노력한다는 사실을 명시적으로 확인 할 수 있게 되어 시스템에 대한 만족감 상승 등의 부수적인 효과도 거둘 수 있다.

## 4 능동적 서술적 추천 상호작용 방법

### 4.1 서술적 상호작용

3장에서 제안된 추천 시스템을 바탕으로 서술적 상호작용을 도출하는 방법에 대해 다루도록 하겠다. 규칙기반 사용자 선호 모델에 구축되어있는 규칙들 간의 비교를 통해, 사용자의 선호 관계를 파악하고, 보다 효율적으로 사용자의 선호를 표현 해주기 위해 규칙의 조건 결합 과정을 거치고, 조합된 조건을 바탕으로 현재 추천되고 있는 서비스의 추천 이유를 설명하는 과정으로 구성된다.

#### 4.1.1 표현을 위한 규칙 결합

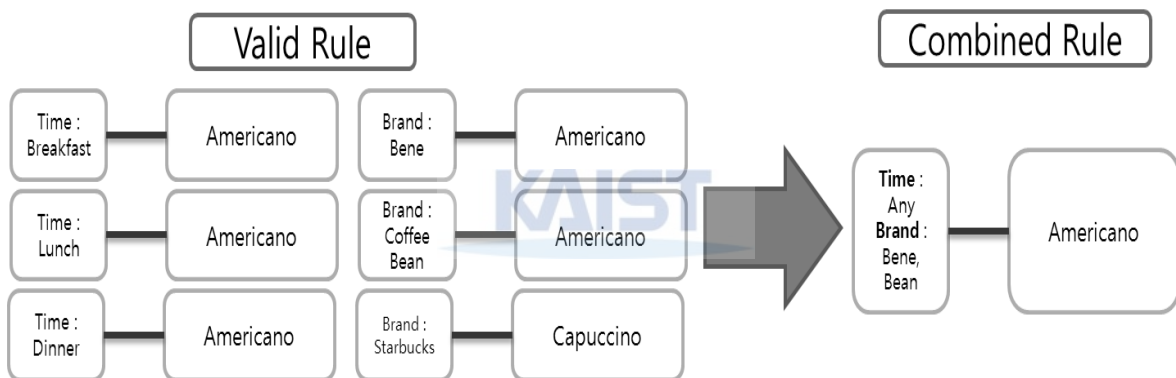
규칙의 결합과정은 [그림 4-1]에 나타난 것처럼, 동일한 결론을 가진 규칙의 상황 정보를 결합하는 과정을 통해 이루어진다. 규칙 결합 과정에 의해서 추천 결과에 영향을 미칠 수는 없으나, 도출된 결과에 대해 보다 적절한 설명을 가능하게 하기 위한 과정이다. 특히 사용자의 선호가 특정 차원 값에 관계 없이 일정하게 나타나는 경우, 즉 예시에서 **Americano** 라는 결론을 모든 시간에서 갖게 되는 경우 사용자는 시간에 관계없이 **Americano** 를 선호함을 알 수 있다. 이런 경우 같은 **Americano** 를 결과적으로 추천을 하게 되더라도, 그 추천의 조건(Condition)에 입력된 단위 상황이 들어가는 것이 아니라(예, “당신은 아침에 **Americano** 를 선호합니다”) 상황에 관계 없이 좋아한다는 표현이 생성되어야 한다. (예, “당신은 시간에 관계없이 **Americano** 를 선호합니다”)

따라서 규칙결합을 통해, 같은 결론을 도출하는 규칙들의 조건을 모아, 그 빈도수 비교를 통해 한 차원에 있는 상황 값의 빈도 수 합이 일정 값 이상을 넘거나, 한 차원에 있는 모든 상황

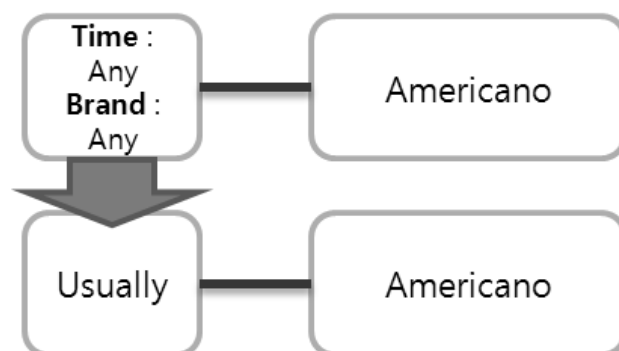


값 들이 조건에 모이는 경우, 그 차원에는 관계 없이 결론이 도출 됨을 의미 하게 되며, 그 때 는 해당 차원과는 상관 없이 결론이 도출 되는 것으로 규칙의 조건을 변형 시킬 수 있으며, 그 로 인해 결과적으로 추천 상호작용에서 발화되는 규칙의 표현도 달라지게 된다.

더불어 모든 차원에 상관 없이 같은 결론이 도출이 된다면, 그것은 사용자의 일반적인 선호 (상황에 무관한 선호)로 간주 할 수 있다. 따라서 그 경우엔 조건이 보통(Usually)로 결합이 되어, 규칙의 결론이 사용자의 일반적인 선호임을 사용자에게 표현 할 수 있게 됨으로써, 상황에 따른, 따르지 않은 선호 규칙을 [그림 4-2]와 같이 생성 할 수 있게 된다.



[그림 4-1] 규칙 결합 예시 I



[그림 4-2] 규칙 결합 예시 II

#### 4.1.2 추천 결과의 원인 도출을 통한 서술적 추천

규칙기반 사용자 선호 모델이 구축이 되고 앞선 규칙의 결합 과정을 거치면, 최종적으로 서술적 추천이 가능해 지게 된다. 예를 들어, 조건 A 와 결론으로 속성 B 를 갖는 선호 규칙이 있고, 상황 정보 입력으로 A 가 주어지는 경우 “당신은 A 이면 B 를 선호 하십니다, 따라서, B 속성을 갖는 서비스 C, D 를 추천 드립니다”와 같이 추천 결과에 대한 이유를 설명하는 상호작용을 만들어 낼 수 있으며, 사용자가 B 속성을 갖지 않는 다른 서비스를 선택하는 경우, 서술적 설명이 틀린 경우이기 때문에 3.3.5 절의 명시적 선호 입력을 통해 규칙을 수정하거나 삭제 할 수 있다.

### 4.2 능동적 상호작용

능동적 상호작용은 현재 주어진 상황 정보에 사용자의 선호가 명확한 서비스에 대한 상호작용의 한 형태로, 서술적 상호작용과 같이 제공 될 수 있다. 사용자의 명확한 선호 서비스는 주어진 상황 정보 조건을 만족 시키는 규칙의 결론으로 도출 된 서비스이면서 동시에 다른 규칙의 결론으로 제시 된 속성 값을 모두 만족시키는 경우로 볼 수 있다. 즉 현재 도출 된 모든 규칙이 해당 서비스를 지지하고 있다면 명확한 선호 관계라고 볼 수 있으며, 이러한 조건을 만족시키는 서비스에 대해선 능동적 상호작용이 이루어 질 수 있다. 물론, 추천 시스템을 사용하는 도메인 및 특성에 따라 단순히 규칙의 결론으로 서비스가 있는 경우 바로 능동적 상호작용에도 활용 할 수도 있다. 결론으로 도출 된 서비스가 하나 이상이며 능동적 상호작용을 위해 하나의 결론을 골라야 하는 경우에는 사용자 프로파일로부터 도출 된 선호 값이 더 높은 서비스로 선택하거나 보다 많은 규칙에 의한 지지를 받는 결론을 선택 할 수 있다. 서술적 상호작용과 마찬가지로 사용자의 선택이 규칙에 위반 되는 경우, 명시적 선호 규칙을 피드백을 통해 입력 받음

으로써 규칙을 갱신하여, 자칫 사용자를 불편하게 만들 수 있는 능동적 상호작용의 반복을 피할 수 있다.



## 5 실험 및 평가

제안된 능동적 서술적 추천 상호작용 시스템이 실제 서비스 응용에서 활용될 수 있는 방안 및 그 효과를 검증 하기 위한 실험과 평가를 수행 하였다. 앞서 제안 된 추천 시스템은 하나의 클래스 형태로 각종 지능형 시스템 또는 소프트웨어 아키텍처, 인지 구조 등에 하나의 모듈 형태로 들어갈 수 있게 설계가 되었다. 이에 대한 설명은 이어지는 5.1 절에서 이어서 하도록 하겠다. 이렇게 개발 된 클래스를 이용하여 서비스에 대한 정의를 하고 능동적 서술적 추천 시스템의 각 기능이 정상적으로 구현이 되었음을 확인하고, 사용자들이 서비스를 받으며 느끼는 주관적인 부분의 평가를 위한 설문조사를 진행하여 제안 된 추천 서비스 시스템이 기존의 결과 만을 제시하는 나열식 추천 서비스에 비해 질적인 향상을 이룰 수 있음을 보이고자 한다.



### 5.1 서비스 정의 방법 및 추천 시스템 클래스

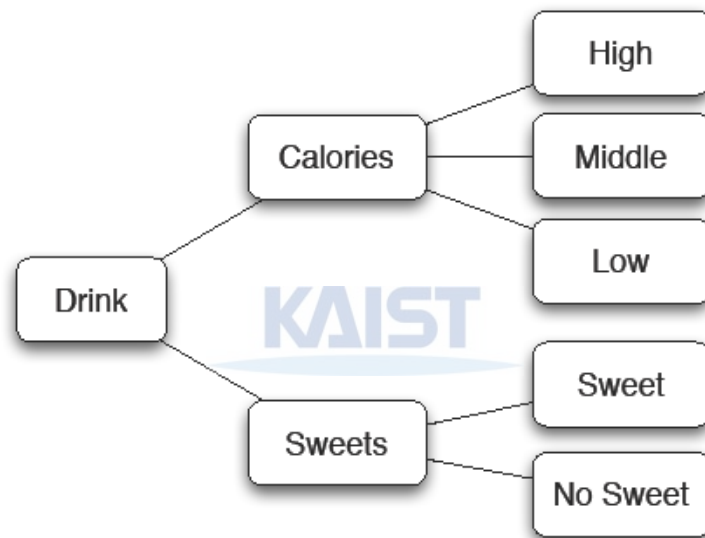
추천 시스템 클래스에 대한 설명에 앞서 도메인에 따라 서비스와 상황 정보(Context)를 정의하는 방법에 대해 언급하도록 하겠다. 추천 시스템 클래스는 XML 파일 기반의 서비스 정의 파일로부터 서비스에 대한 정보를 받아 모델을 초기화 시키도록 되어 있다. 서비스를 정의하기 위해 입력해야 할 사항은 크게 상황(Context) 정보, 속성(Attribute) 정보, 서비스(Service) 정보로 나누어 볼 수 있다. 먼저 상황 정보는 다음의 [표 5-1]과 같은 형식으로 입력이 된다.

```
<Context name="Time">
    <Variable>Breakfast</Variable>
    <Variable>Lunch</Variable>
    <Variable>Dinner</Variable>
</Context>
```

[표 5-1] Context 설정 예시

상황 정보는 상황을 규정 짓는 차원(Dimension)과 그 차원에 속한 값(Value 또는 Variable)로 이루어지며 각각에 차원에 속하는 Variable 을 위의 예시와 같이 정의 해 줄 수 있다.

마찬가지로 서비스의 속성 정보는 다음과 같은 형식으로 지정이 된다. 다음의 [그림 5-1]과 [표 5-2]는 마시는 것(Drink)이 가질 수 있는 칼로리와 당도(Sweets)라는 속성, 그리고 칼로리의 속성 값인 낮음(Low), 중간(Middle), 높음(High)를 정의하는 속성 값 관계와 XML 표현 방법이다.



[그림 5-1] 마실 것(Drink)의 속성 계층 구조 예시

```

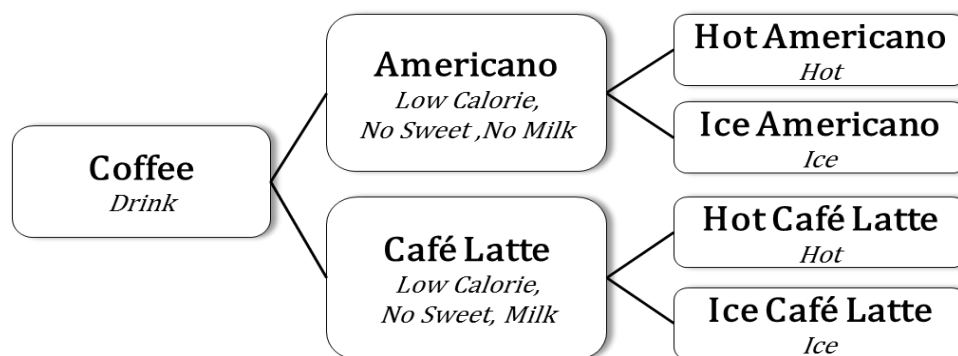
<Attributes name="Drink" Parents="No" ParentsIndex="No" Child="Yes">
    <Category>Calories</Category>
    <Category>Sweet</Category>
</Attributes>
<Attributes name="Low" Parents="Drink" ParentsIndex="Calories" Child="No"/>
<Attributes name="Middle" Parents="Drink" ParentsIndex="Calories" Child="No"/>
<Attributes name="High" Parents="Drink" ParentsIndex="Calories" Child="No"/>
<Attributes name="Sweet" Parents="Drink" ParentsIndex="Sweets" Child="No"/>
<Attributes name="NoSweet" Parents="Drink" ParentsIndex="Sweets" Child="No"/>
  
```

[표 5-2] 마실 것의 속성 입력 예시

이 때 각각의 속성 정보는 부모 정보(Parents)와 부모 색인 정보(Parents Index)를 가지고 있게 되며, 이는 같은 Drink 라는 부모 속성에 대해 나뉘어서 가질 수 있는 칼로리라는 색인, 당도라는 색인을 각각 표현해 주기 위해 사용이 된다. 따라서 정의 되는 서비스가 마실 것인 경우 칼로리 정보와 당도 정보 등이 속성 정보로 입력 될 수 있게 된다.

끝으로 서비스의 정의 역시 속성 정보의 정의 방법과 유사하게 계층적 구조에 대한 정의를 하고 있으며, 각 서비스는 정의 된 서비스에 부합하는 속성 정보도 가지고 있게 된다. 다음 [그림 5-2]의 예시를 통해 서비스 정의 방법을 살펴보도록 하겠다.

커피는 Drink 라는 속성을 가지고 있으며, Americano 는 낮은 열량(Low Calorie), 무당도(No Sweet), 무우유(No Milk)의 속성을 가진다. 그와 동시에 Americano 는 커피의 자식 서비스이기 때문에 커피가 가지고 있는 Drink 라는 속성을 상속 받게 된다. 마찬가지로의 개념으로 Hot Americano 의 경우 부모 서비스인 Americano 가 가지고 있는 Drink, Low Calorie, No Sweet, No Milk 의 모든 속성을 포함하며 Hot 이라는 속성까지 포함하게 되는 것이다. 이와 같은 계층적인 서비스 구조는 XML 파일을 통해 다음의 [표 5-3]과 같이 정의 할 수 있다.



[그림 5-2] 커피 서비스의 계층적 구조 예시

```

<Service name="Coffee" Parents="Drink" Child="Yes">
    <Category>Americano</Category>
    <Category>CafeLatte</Category>
</Service>
<Service name="Americano" Parents="Coffee" Child="Yes">
    <Category>HotAmericano</Category>
    <Category>IceAmericano</Category>
    <Attributes name="Low" Parents="Drink" ParentsIndex="Calories"/>
    <Attributes name="No" Parents="Drink" ParentsIndex="Sweet"/>
    <Attributes name="No" Parents="Drink" ParentsIndex="Milk"/>
</Service>
<Service name="HotAmericano" Parents="Americano" Child="No">
    <Attributes name="Hot" Parents="Drink" ParentsIndex="Hot"/>
</Service>
<Service name="IceAmericano" Parents="Americano" Child="No">
    <Attributes name="Ice" Parents="Drink" ParentsIndex="Hot"/>
</Service>

```

[표 5-3] 서비스 정의 XML 코드 예제

본 연구에서는 새로운 서비스 및 속성의 구조를 규정 짓기 위한 언어를 만드는 것 보단 연구에서 제안하고 있는 추천 시스템을 적용 시키기 위해 범용적 클래스를 만드는 과정에서 각 서비스 도메인 마다 새롭게 정의 되는 상황 정보 및 속성, 서비스 정보를 효율적으로 모델에 입력시키기 위해 이와 같은 XML 코드 양식을 설계 하였다. 따라서 이와 같은 서비스 및 속성 정의 코드는 추후 이미 널리 사용이 되고 있는 OWL 과 같은 온톨로지 언어기반으로도 새로이 정의 될 수 있으며 보다 복잡하고 다양한 계층 구조에 대한 표현이 가능 할 수 있다.

이처럼 서비스에 대한 정의를 바탕으로 추천 시스템 클래스는 사용자 프로파일을 구축하고, 사용자 프로파일로부터 규칙기반 사용자 선호 모델을 구축 하게 된다. 전체 주문 또는 안내 시스템에서는 현재 상황정보와 사용자 정보를 추천 서비스 클래스에 넘겨주고, 현재 사용자가 선택

호하는 서비스 또는 아이템의 선호 순위 관계를 요청 하거나, 서술적, 능동적 추천 가능 여부를 확인하여, 그 결과를 마찬가지로 요청 할 수 있으며, 결과에 기반하여 주문 또는 안내 서비스 전체를 구성 할 수 있다. 또한 학습을 위해 현재 사용자가 선택한 서비스 또는 아이템에 대한 정보 값을 넘겨 주게 되며, 규칙에 위배되는 결과가 있는지를 확인하고 학습에 반영하거나, 명시적 선호 피드백을 요청 할 수 있다.

이렇게 설계된 추천 시스템 클래스를 바탕으로 이어지는 5.2 절에서는 커피 주문 및 추천 상호작용 시스템을 구현하고, 본 연구에서 제안 하는 능동적 서술적 상호작용이 사용자 프로파일을 토대로 서비스의 질적인 향상을 이루어 낼 수 있음을 보이고자 한다.

## 5.2 커피 주문 및 추천시스템의 응용

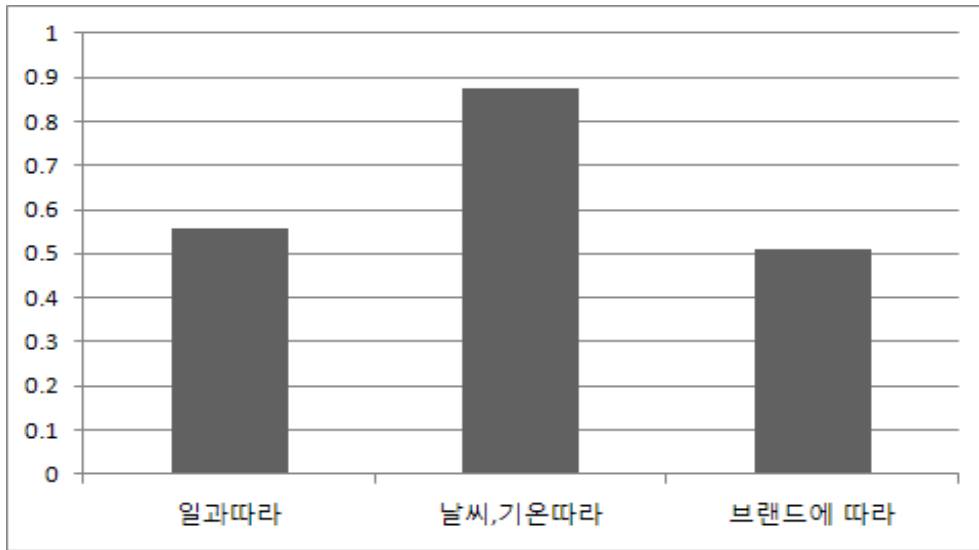


### 5.2.1 특징 및 서비스 정의

실질적인 서비스 도메인에서 제안 된 능동적, 서술적 추천 상호작용 시스템의 효과를 살펴보기 위해 가상의 커피 매장에서 고객으로부터 커피를 주문 받으며, 선호를 바탕으로 커피를 추천해주는 시스템을 구축 하였다. 특히 커피는 특별히 즐겨 먹는 커피에 대한 선호가 분명한 경우가 많으며, 그 선호가 날씨, 브랜드, 일과 중 시간에 따라 다양하게 변화 한다는 것을 [그림 5-3]과 같이 간단한 설문 조사를 통해 확인 할 수 있었다. 특히 날씨의 경우, 기온이 낮은 경우 따뜻한 커피, 기온이 높은 경우 차가운 커피를 결정 짓는 중요한 요인으로 생각하고 있음을 알 수 있었다. 따라서 상황에 따라 달라지는 사용자의 선호를 반영하는 사용자 프로파일과 제안된 시스템의 유효성 역시 평가가 가능 한 서비스이다.

따라서 본 실험에서도 커피 선택에 영향을 미칠 수 있는 요인인 일과 시간, 기온, 브랜드를

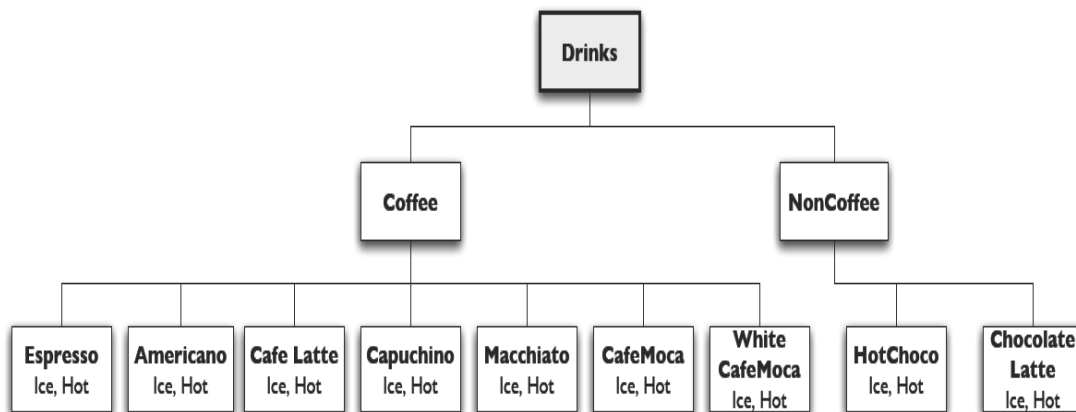




[그림 5-3] 커피 선택에 영향을 미치는 정도에 대한 설문  
(0-영향 없음, 1-최대 영향)

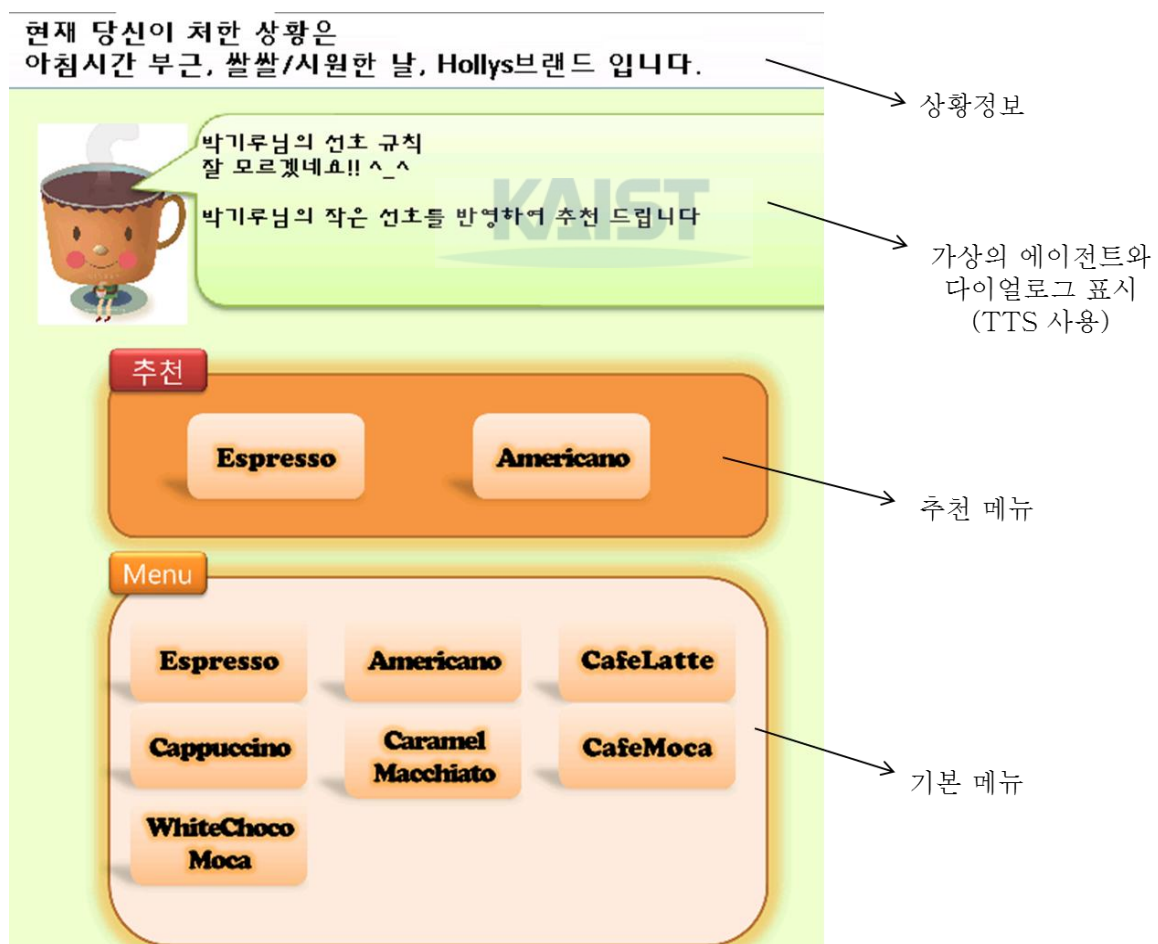
상황 정보(Context)로 설정하였다. 각 상황 정보가 가지는 값에 대해 살펴보면, 일과 시간은 커피 이용 시간이 대부분 식사 시간과 연관이 되어 있었기 때문에 아침, 점심, 저녁부근 총 3 가지 값을 사용하였다. 기온은 기상청이 제시하는 날씨 표현을 바탕으로 총 4 단계 (더운 날, 포근한 날, 쌀쌀한 날, 추운 날)로 나누어 사용 하였다. 브랜드는 사전 조사를 통해 사용자가 가장 많이 이용하는 브랜드 두 곳을 정하고, 나머지는 모두 기타브랜드로 취급 하도록 하였다.

가상 환경이지만 실제 상황과 비슷한 환경을 만들기 위해 현재 커피 매장에서 판매하는 커피들을 기준으로 [그림 5-4]와 같은 계층적 커피 서비스를 정의 하였다.



[그림 5-4] 커피 서비스 구조 정의

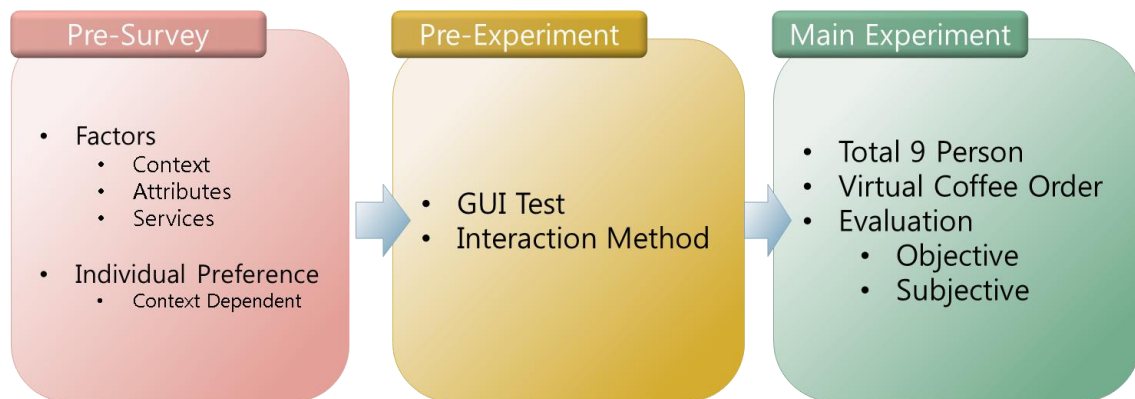
정의 된 서비스 구조를 바탕으로 각 커피의 속성을 칼로리, 당도, 우유 여부, 뜨거움 또는 차가움으로 실제 커피가 가지고 있는 속성에 맞추어 정의 하였다. 이렇게 정의 된 상황 정보와 서비스 및 속성 정보를 바탕으로 사용자를 위한 커피 추천, 주문 시스템을 [그림 5-5]와 같은 인터페이스로 설계 하였다. 가상의 커피 주문 에이전트는 말풍선과 TTS 를 통해 사용자에게 주문 및 추천 시 발생하는 대화를 전달 하고 사용자로부터 메뉴를 선택 받으며 주문을 이어 가게 된다.



[그림 5-5] 사용자 적응형 커피 추천, 주문 시스템

## 5.2.2 실험 방법

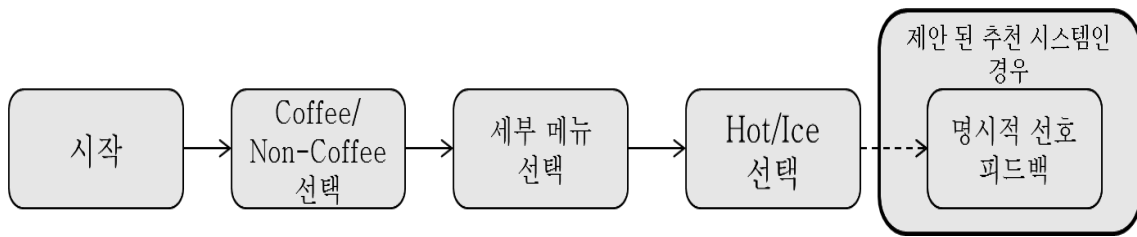
실험은 [그림 5-6]에 보여지는 것과 같이, 5.2.1 절에서 살펴본 서비스의 특성과 서비스 정의를 위한 사전 조사 단계와 주문 시스템의 GUI 및 상호작용 방법들에 대한 고찰을 하기 위한 사전 실험, 그리고 본 실험 이렇게 3 가지로 구성이 되어 진행 되었다.



[그림 5-6] 커피 주문 실험 과정

사전 실험 결과 능동적 서술적 추천 상호작용을 사용자에게 보다 효율적으로 제공 하기 위해서는 TTS 와 같이 음성을 통한 안내가 효율 적이고, 더불어 서술적 설명은 읽기 힘든 문장으로 되는 것 보다 간단히 단어와 단어 사이의 관계로 보여 주는 것이 적합함을 파악 하게 되었다. 더불어, 한 번의 버튼을 누르는 것으로 마무리가 되는 주문 과정 보다는 풍부한 상호작용을 주고 받는 기회를 제공 하는 것이 더 자연스럽고 편한 한 방법임을 알 수 있었으며, 이러한 사전 실험 결과를 바탕으로 본 실험을 설계하여 진행 하였다.

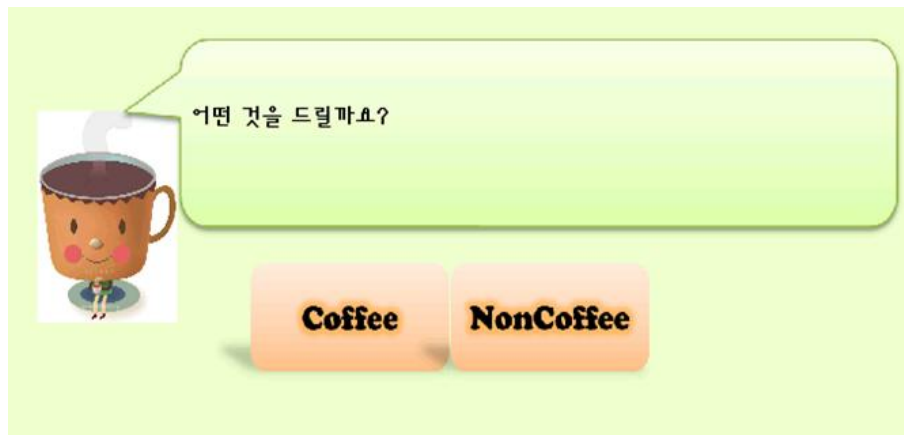
본 실험에서는 20대에서 30대 사이의 피실험자 9명을 대상으로 진행을 하였으며, 남성은 8명, 여성은 1명이 실험에 참여 하였다. 이들은 모두 커피를 즐겨 마시며, 커피 주문 경험이 풍부한 사람으로 자신의 평소 커피 주문 경험을 바탕으로 실험에 임하고, 그 느낌을 설문조사에 평가하는 방식으로 진행 하였다. 실험은 총 3 번에 걸쳐서 진행이 되었는데 각각 제안 된 능동적 서술적 추천 시스템, 기존의 결과 중심 추천 시스템 그리고 사용자의 프로파일과 관계 없이



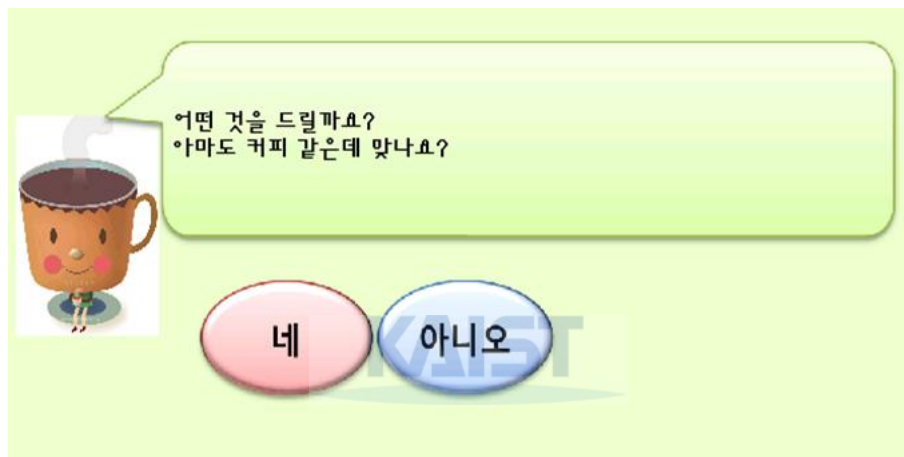
[그림 5-7] 커피 주문/추천 실험의 주문 과정

무작위 추천 또는 추천을 하지 않는 시스템에 대해 실험을 진행 하였다. 실험과 실험은 무작위로 순서를 배정하여 실험의 순서로 인한 차이를 배제 하였다. 각 실험마다 36 번의 주문 상호작용을 하였으며, 이는 모든 상황정보를 한 번씩 경험하게 되는 것으로 상황정보 간의 순서는 역시 무작위로 배정을 하였다.

기본적인 주문 과정은 [그림 5-7]과 같은 순서로 진행 되었다. 시작 화면에서 사용자에게 현재 가상으로 처한 상황정보가 제시가 되며, 사용자는 상황정보에 맞추어 자신이 선호하는 커피를 주문 하도록 하였다. 시작 화면에서 사용자가 다음 순서로 진행을 하면, 커피와 커피가 아닌 음료 중 어떤 것을 원하는 지 선택하는 메뉴를 제공하여 선택하고, 그 선택에 맞추어 세부적인 메뉴를 선택하도록 하였다. 이어서 선택 된 음료를 따뜻하게 마실 것인지 차갑게 마실 것인지를 선택하는 것으로 전체 주문 과정은 완료가 된다. 제안 된 추천 시스템에 의해 능동적, 서술적 추천 상호작용이 일어난 경우에는 사용자의 최종 선택을 바탕으로 명시적 선호 피드백을 받는 과정을 추가적으로 수행 한 후 주문이 완료되도록 하였다. 사용자의 선호가 학습이 되어 반영이 되어 감에 따라 각 실험에서 단계마다 제공하는 추천 서비스는 다른 모습을 갖는다. 커피와 커피가 아닌 것을 고르는 단계에서는 기본적으로 [그림 5-8]의 (a)와 같은 형태로 메뉴가 제공 되지만, 제안 된 추천 서비스에 의해 커피 또는 커피가 아닌 음료에 대한 능동적 추천이 결정 되면 [그림 5-8]의 (b)와 같은 형태의 능동적 추천이 이루어 지도록 하였다. 나머지 실험의 경우 커피와 커피가 아닌 것을 고르는 단계에선 계속 동일한 메뉴를 제공 하도록 하였다.



(a) 기본 커피/커피 아닌 음료 선택 메뉴



(b) 커피에 대한 선호 규칙을 바탕으로 한 능동적 추천

[그림 5-8] 커피, 커피 아닌 경우 선택 메뉴

세부 메뉴를 고르는 단계인 경우 기본으로 [그림 5-9]의 (b)와 같은 메뉴가 제공이 되며, 선호도가 학습되어 감에 따라 제안된 추천 서비스의 서술적 추천에 의해 [그림 5-9]의 (a)와 같은 형태로 사용자의 선호 규칙을 나열하고, 그에 기반한 추천임을 명시하도록 하였다. 반면, 기존의 결과 중심 추천 방법을 이용한 경우 [그림 5-9]의 (b)와 같이 사용자 프로파일을 토대로 가장 선호하는 메뉴 2 개를 추천 하도록 하였다. 이 때, 사용자 프로파일이 없는 비교군 실험에서는 [그림 5-9]와 같은 화면에서 무작위로 2 개의 메뉴를 추천 하도록 하였다. 더불어 현재 도출되는 모든 규칙의 결론이 하나의 메뉴로 귀결되는 강력한 선호가 존재하는 경우에는 본 연구에서



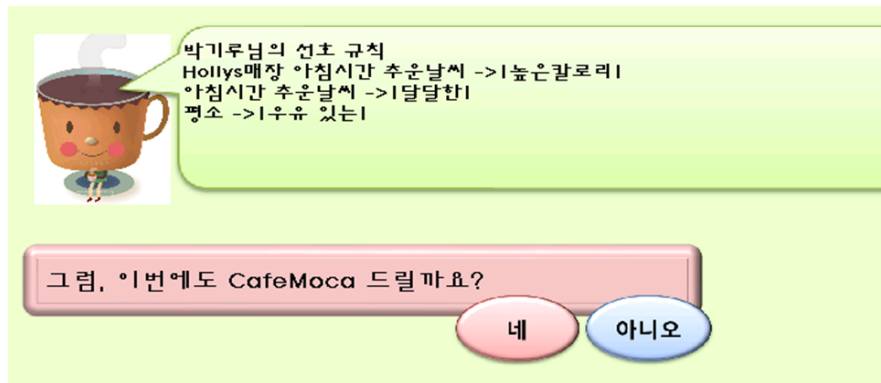
(a) 서술적 추천 상호작용 실험 예시



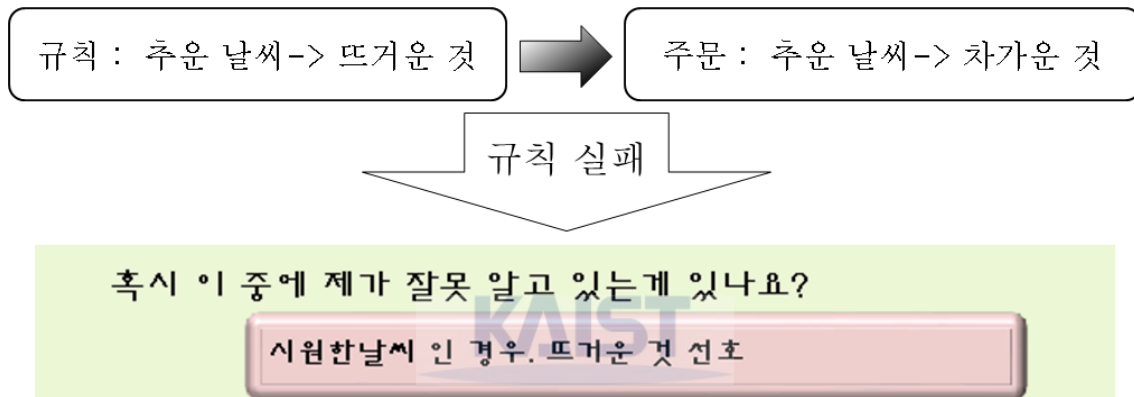
(b) 결과 중심 추천 실험 예시

[그림 5-9] 세부 메뉴 선택 화면

제안 하는 능동적 추천 상호작용이 [그림 5-10]과 같이 이루어 지도록 하였다. 뜨거운 것과 차가운 것을 고르는 단계도 이와 마찬가지로 제안 된 추천 시스템을 통해서 서술적 상호작용이 기본으로 이루어 지도록 하며, 뜨거운 속성 또는 차가운 속성에 대한 규칙이 있는 경우에는 능동적으로 각각을 추천 하도록 하였다. 결과 중심 추천 실험에서는 단순히 뜨거운 것, 차가운 것 중 무엇이 더 선호 우위에 있는 지만 언급하도록 하고, 사용자 프로파일이 없는 실험에서는 동일한 화면을 통해 뜨거운 것과 차가운 것을 고르도록 하였다. 뜨거운 것과 차가운 것을 고르는 것을 끝으로 전체 주문 과정은 끝이 나지만, 제안 된 추천 시스템을 통한 실험에서는 능동적, 서술적 추천에 쓰인 선호 규칙들이 사용자의 선호를 제대로 반영하지 못한 경우에 대한 명시적 선호 피드백을 받는 과정을 [그림 5-11]과 같이 추가적으로 거치게 된다. 사용자는 자신이 생각하기에 잘못 되었다고 생각하는 규칙을 선택하는 것으로 간단히 자신의 선호 규칙을 갱신 시킬 수 있도록 하였다.



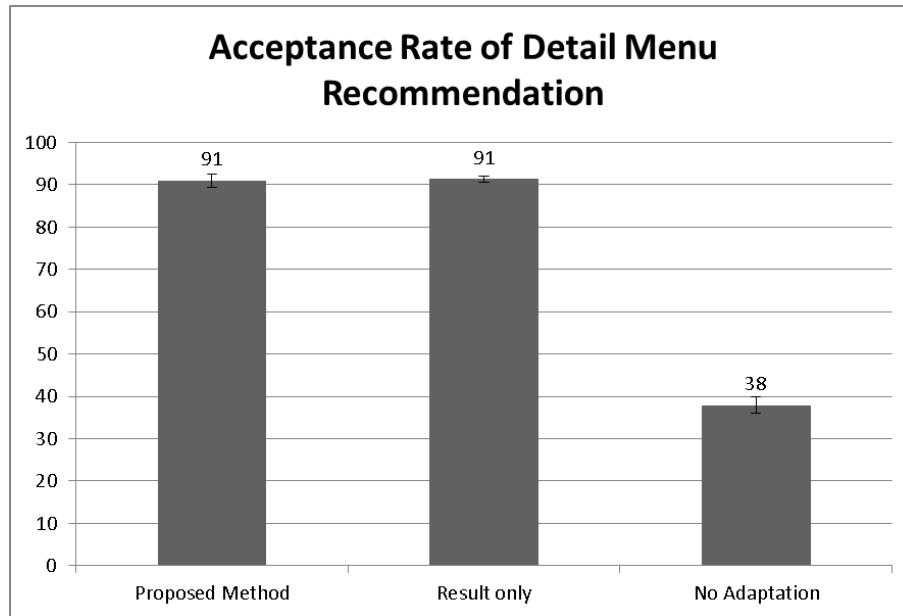
[그림 5-10] 능동적 세부 메뉴 추천



[그림 5-11] 명시적 사용자 피드백 예시

### 5.2.3 실험 결과

사용자 프로파일에 의한 내용기반 여과 방식의 추천 방식이 커피 실험에서 보여준 객관적인 성능과 능동 상호작용의 객관적인 성능 등을 검증하기 위해 추천 된 메뉴를 얼마나 선택 하였느냐를 의미하는 수락률에 대한 분석을 하였다. 각 실험간의 추천 수락률 비교를 위해 가장 선택의 폭이 넓은 상세 메뉴 추천과 그에 대한 수락률을 비교 대상으로 선정하였으며, 추천 된 2개의 메뉴 중 하나라도 사용자가 선택 하면 수락한 경우로 보았으며, 그렇지 않은 경우 수락하지 않은 것으로 보았다. 그 결과는 [그림 5-12]에 나타나 있다. 그래프에서 확인 할 수 있듯이, 추천 아이템의 수락률은 이전의 실험과 마찬가지로 추천 시스템을 활용한 경우 90%가 넘는



[그림 5-12] 상세 메뉴 추천에 대한 수락률 비교

높은 수락률을 가지는 것을 확인 할 수 있었다. 상용화된 추천 시스템의 추천 수락률이 80% 정도 임을 감안하면 충분히 추천 시스템으로 활용 될 수 있는 수준의 수락률을 보이는 것을 확인할 수 있으며 사용자 프로파일에 기반한 선호의 반영과 추천이 정상적으로 이루어진 것을 볼 수 있다. 하지만, 실험에 사용된 서비스의 도메인은 추천할 수 있는 메뉴의 수가 제한적이고, 제한적인 메뉴들 중에서 추천을 한 것이기 때문에 90%가 넘는 높은 수락률이 갖는 의미는 크지 않다고 볼 수 있다. 그러나 추천 시스템에 의한 추천 메뉴가 충분히 사용자의 세부적인 선호와 상황에 따라 달라지는 선호에 맞추어 적절한 추천 서비스를 제공 하는 성능을 가짐을 확인할 수 있었다. 또한 같은 사용자 프로파일을 기반으로 추천 서비스가 이루어지기 때문에 능동적 서술적 추천 상호작용을 하는 실험과 단순히 결과만을 제시하는 실험의 수락률은 거의 같은 결과를 나타내는 것을 확인할 수 있으며, 능동적 서술적 추천 상호작용 과정이 사용자 프로파일이 갖는 선호 사항을 잘 반영하고, 왜곡시키지 않고 있음을 확인할 수 있다.

제안된 추천 시스템 실험에서 실시되었던, 능동적 추천 상호작용의 시도 횟수와 수락률



능동 상호작용 항목	Coffee/ Non-Coffee	Detail Menus	Hot/Ice
평균 능동 상호작용 시도 횟수(회/36 회)	15.7	10.5	7.2
평균 능동 상호작용 수락 횟수(회/36 회)	15.4	10.1	7
수락률(%)	97.88	95.78	96.9

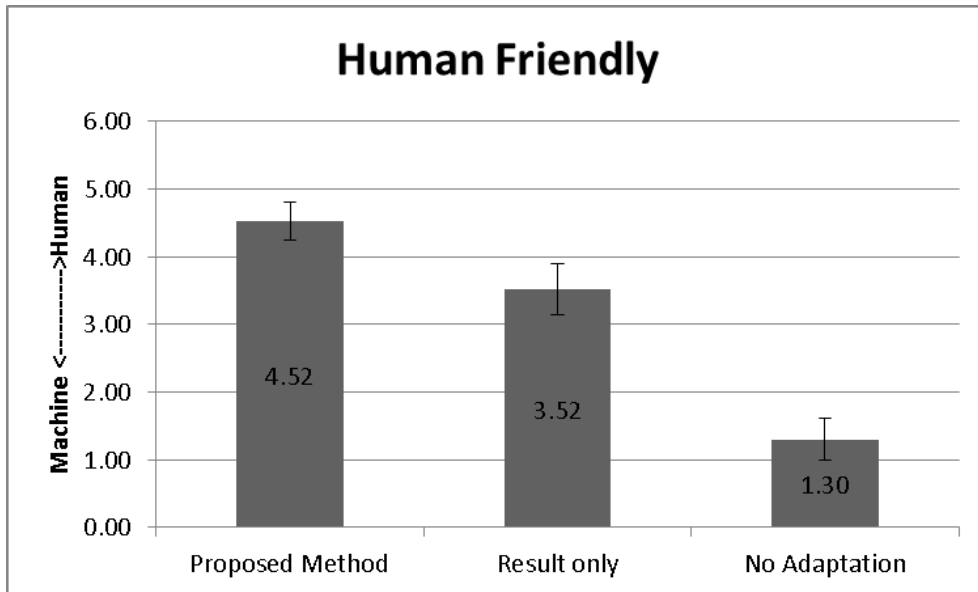
[표 5-4] 능동적 상호작용의 정량적 결과

을 도출 하였다. 능동적 상호작용은 커피와 커피가 아닌 것을 묻는 경우, 세부 메뉴를 선택하는 경우, 뜨거운 것과 차가운 것을 고르는 경우로 한 주문에 총 3 번까지 일어날 수 있으며, 각 실험자에 대해 평균적으로 발생한 능동적 상호작용 수 및 그 수락률을 정리하면 [표 5-4]과 같다.

[표 5-4]의 결과에서 볼 수 있듯이, 능동적 추천 상호작용은 상당히 확실한 선호를 바탕으로 이루어지기 때문에 그 수락률이 100%에 상당히 근접하게 나오게 된 것을 볼 수 있다. 또한, 많은 경우가 발생하지 않았지만, 능동적 상호작용이 실패하는 경우에도, 곧 바로 잘못 학습된 규칙을 사용자로부터 명시적으로 고칠 수 있기 때문에, 정확도가 높은 상태로 유지 될 수 있음을 확인할 수 있었다. 이는 능동적 추천 상호작용이 사용자에게 잘못 되었을 때 발생할 수 있는 반감과 불만족을 최소화 시킬 수 있음을 간접적으로 확인 할 수 있다. 이는 실제 뒤에 이어질 내용인 정성적 평가에서 다른 실험과의 만족도와 신뢰도의 차이로도 확인을 해볼 수 있다.

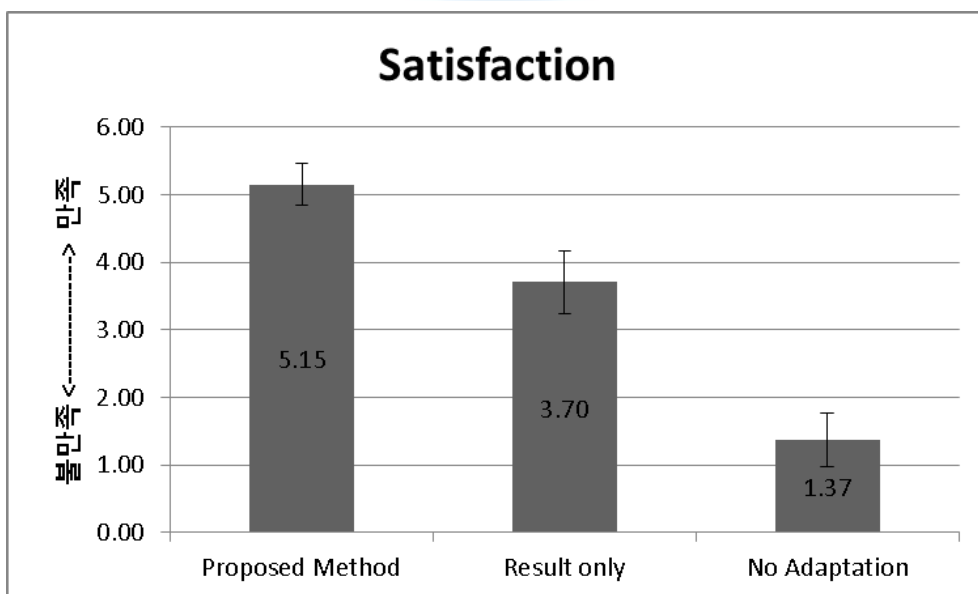
앞선 정량적인 평가의 결과에서 알 수 있듯이 능동적 서술적 추천 상호작용 실험과 결과 중심의 추천 상호작용은 큰 차이를 보이지 않고 있다. 이는 같은 방법으로 구축 된 사용자 프로파일에 기반하여 추천 메뉴들이 선정이 되기 때문이다. 그렇다면, 능동적 서술적 추천 상호작용이 결과 중심의 추천 상호작용에 비해 서비스의 질적 향상이라고 이야기 할 수 있는 사용자의 주관적인 만족도, 신뢰도 등을 높일 수 있었는지를 평가하기 위해 각각의 실험이 종료 된 후 설문

조사를 진행 하였다. 인간친화성, 만족도, 신뢰도, 추천 서비스의 설득력 등과 같은 사용자의 주관적인 견해를 보다 면밀히 평가하여 그 차이를 분석하기 위해 각각의 주관적 항목마다 3 문항씩 설문조사를 부록 II 와 같이 작성하여 실시하였다. 이렇게 진행한 설문조사 결과는 이어지는 [그림 5-13]과 [그림 5-14]에 걸쳐 나타나 있다. 주관적인 평가 결과를 살펴보면, 먼저 인간 친화성에 관련된 평가에서는 평균적으로 총 7 단계의 평가 단계 중에서 1 단계정도 더 낮은 평가를 받을 수 있음은 물론 유의미한 단계의 향상이 발생했음을 확인 할 수 있었다. 이는, 실제 서비스 공간에서 사람이 추천 서비스를 제공하는 방법으로 본 연구의 목적인 서술적 추천 상호작용을 통한 추천 상호작용 제공이 주요한 원인으로 생각해 볼 수 있으며, 사용자가 상호작용을 하며 주문을 함에 따라 단순히 수동적인 추천을 넘어 능동적인 추천 서비스를 제공 하여 기계적인 상호작용에서 벗어 나게 된 것도 주요한 원인이라고 볼 수 있다. 두 번째로, 추천 서비스의 만족도 면에서도 유의한 향상을 나타내는 것을 [그림 5-13]의 (b) 그래프를 통해 확인 할 수 있다. 능동적 서술적 추천 상호작용을 통해 서비스 자체의 만족도를 훨씬 높일 수 있는 결과를 얻을 수 있는 것을 확인 할 수 있다. 이 는 추천 서비스를 제공하는데 있어 단순히 추천 될 아 이템을 골라내는 것만 중요한 것이 아니라 사용자 프로파일을 토대로 추천에 대한 이유를 제공 하거나 적극적으로 권하거나 하는 상호작용을 하는 것이 사용자가 느끼기에 더 만족스러웠음을 의미한다고 볼 수 있다. 이러한 결과는 [그림 5-14]의 (a)에 나타난 신뢰도 평가에서도 확인 해 볼 수 있다. 특히 능동적 상호작용은 거의 100%에 가까운 수락률을 보일 정도로 확실한 선호 상황에 대해서만 이루어 졌으며, 그러한 신뢰를 바탕으로 일어난 능동적 상호작용과 추천 서비스에 결들여진 설명 서비스의 제공은 추천 서비스 자체의 신뢰도를 높이는 계기가 되었다고 볼 수 있다. 또한 능동적 상호작용에 대한 응답은 선택의 문제를 옳고 그름만을 단순히 판단하는 문제로 사용자에게 제시 되기 때문에 다양한 메뉴 중 고민하여 하나를 선택해야 하는 상황 보



(a) 인간 친화성에 대한 평가

(Proposed Method / Result Only:  $p=0.01<0.05$ )

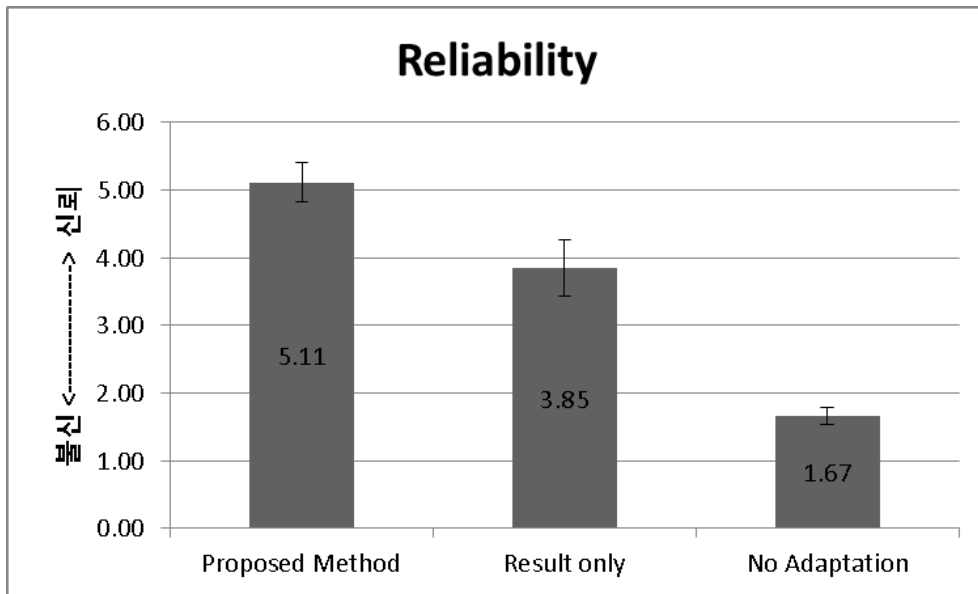


(b) 만족도 평가

(Proposed Method / Result Only:  $p=0.001<0.05$ )

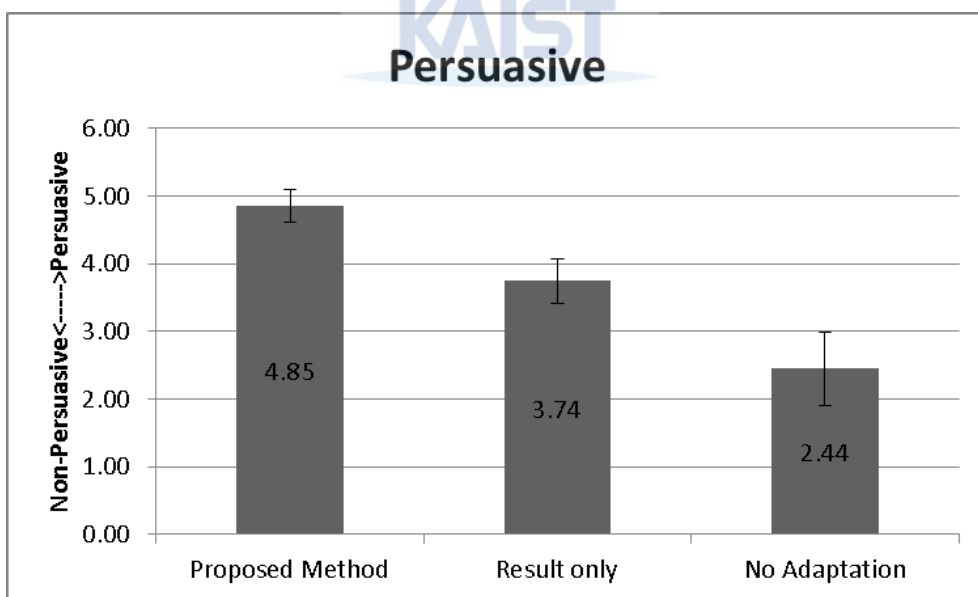
[그림 5-13] 인간 친화성(a)과 만족도(b) 비교

다 편안한 주문 과정을 만들어 낼 수 있었다고 볼 수 있다. 더불어 명시적 선호 피드백을 통해 잘못 학습 된 규칙을 보여주며 사용자에게 옳고 그름을 판단하게 만드는 상호작용 과정은 추천 시스템이 보다 좋은 서비스를 주기 위해 노력하고 있음을 직접적으로 보여주는 계기가 됨으로써 보다 신뢰성을 높일 수 있는 가능성을 가지고 있다. 실제 능동적 추천 상호작용의 성공률이 너무 높아 명시적 선호 피드백을 하는 경우가 거의 발생하지 않았지만, 그럴 수 있는 가능성에 대한 설명이 사용자에게 되었기 때문에 이러한 신뢰도와 만족도 상승의 결과를 얻을 수 있게 되었다고 볼 수 있다. 세 번째로, [그림 5-14]의 (b)에 나타나 있는 추천 서비스의 설득력의 평가 부분에서도 유의미한 향상을 나타낸 것을 확인 해 볼 수 있다. 추천 서비스의 설득력 평가에서는 시스템이 메뉴의 선택에 도움/영향을 주는 정도 또는 새로운 메뉴를 추천 하였을 때 고려하는 정도 등을 평가한 항목으로서, 종전의 실험과 달리 새롭게 평가한 항목이다. 앞서 살펴본 인간 친화성, 만족도 그리고 신뢰도의 상승으로 인해 사용자는 추천 시스템에 대한 높은 신뢰를 바탕으로 추천 시스템의 안내와 제안에 보다 순응 하게 되고 긍정적으로 받아 들이게 됨에 따라 추천 시스템이 사용자에게 얼마나 영향력을 더 발휘 할 수 있는 지를 유의미한 차이를 통해 확인 해 볼 수 있다. 이는 추후에 추천 시스템이 때때로 의도와 목적이 있어 사용자에게 어떤 서비스 또는 아이템을 권해야 하는 상황이 올 때, 사용자에게 대한 개인화 서비스를 토대로 쌓아온 신뢰감과 만족감을 바탕으로 설득력을 더 가질 수 있게 됨을 확인 해 볼 수 있는 결과라고 볼 수 있다.



(a) 신뢰도 평가

(Proposed Method / Result Only:  $p=0.005<0.05$ )



(b) 추천 서비스의 설득력 평가

(Proposed Method / Result Only:  $p=0.007<0.05$ )

[그림 5-14] 신뢰도(a)와 추천 서비스의 설득력(b) 비교

## 5.2.4 고찰

본 연구에서 제안하는 능동적 서술적 추천 상호작용이 가상의 추천 시나리오에서 실질적으로 주문 과정에서 적절한 추천 상호작용을 수행 할 수 있었으며, 기존의 결과 중심의 추천 방법들과 차별화 되어 만족도, 신뢰도, 인간 친화도 등의 서비스 질적인 부분의 향상을 이룰 수 있음을 증명하였다. 또한 추천 서비스가 갖는 설득력적인 측면에서도 향상을 보이는 것을 주관적인 평가를 통해 확인해 볼 수 있었다. 그러나 정량적으로도 그 설득력을 확인하기 위해 본 실험에서는 각 실험의 마지막에 새로운 메뉴를 추천 하도록 하였는데, 실험 참가자 수의 부족으로 의미 있는 데이터로는 아직 보기 힘든 단계라 확인은 할 수 없었다. 그러나 서술적 추천 상호작용을 이용하여 관련 된 새로운 메뉴에 대한 추천이 이뤄 진다면 본 실험에서 확인 한 것처럼 높은 만족도와 신뢰도 형성을 바탕으로 새로운 메뉴에 대한 거부감을 줄이는 효과로 나타나게 될 것임을 유추해 볼 수 있다. 또한 각각의 항목을 3 개의 질문을 통해 평가하도록 한 것은 자칫 하나의 질문에 대한 오해와 견해 차이로 인해 나타나지 않을 수 있었던 결과의 차이를 보여주게 함으로서 제안 된 사용자 모델의 특성을 잘 나타낼 수 있었다고 볼 수 있다.

하지만 상황정보에 기반하여 구축한 사용자 프로파일에 대한 학습이 실험에서 36 번의 실험을 통해 균일하게 분배되어 학습이 되었는데, 실제 상황에서는 모든 상황에 대한 균등한 학습이 어려울 수 있고, 이러한 경우 정말 상황에 따라 복잡하게 얹히는 선호 변화를 제대로 반영 할 수 있다는 것은 본 실험을 통해 확인 할 수 없었던 점이 한계라고 볼 수 있다. 따라서 본 연구에서 제안하고 사용된 사용자 프로파일 및 규칙기반 선호 모델이 실질적인 서비스 환경에서도 실효성을 갖는지 확인하기 위한 추가적인 실험이 앞으로 필요하다.

## 6 결론 및 향후 연구

### 6.1 결론

본 연구를 통해 사용자 프로파일에 기반한 추천 시스템에 대한 기존의 연구를 바탕으로 추천 서비스의 질적인 향상을 위한 방법에 대해 살펴보고, 능동적 서술적 상호작용이 그 방법에 하나로 적합하다고 판단하고 능동적 서술적 상호작용을 가능하게 하는 시스템을 구현하고 실질적으로 질적인 향상을 이룰 수 있음을 실험적으로 확인 하였다.

주로 온라인 공간상에서 널리 적용이 되고 있는 사용자 프로파일 기반 추천 시스템은 일종의 기계학습 문제로 다루어져, 사용자의 서비스 사용 기록을 토대로 보다 정확한 추천 아이템을 골라내는 방법을 만들기 위한 노력이 이루어져 왔으며 상당한 수락을 보이는 방법들이 제안 되어왔다. 따라서 골라진 아이템을 단순히 사용자에게 선호 우위에 따라 나열 하는 것이 가장 널리 활용되는 방법이었다. 이러한 방식은 단순히 클릭으로 빠르게 이동이 가능한 온라인 공간에서는 최고의 방법이라고 볼 수도 있으며, 사용자가 온라인 서비스에 기대하는 가치가 그러한 수동성일 수 있기 때문에 큰 문제가 없었다고 볼 수 있다. 하지만 각종 오프라인의 서비스 공간에서 사람의 역할을 대신하기 시작하는 자판기, 자동 티켓 발매기, 자동 주문 기기등과 같은 자동화 기기들이 사용자에게 추천 서비스를 제공해야 하는 상황은 다르다. 특히 해당 서비스에 대해 사람이 기계 또는 시스템에 기대하는 바는 기존 사람이 했던 역할과 비슷하기를 기대하기 때문에 단순히 수동적인 상호작용은 방법은 사용자의 불만을 유발 할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 실제 서비스 장소에서 이루어지는 사람의 추천 상호작용의 특징 중 하나라고 볼 수 있는 능동적, 서술적 추천 상호작용을 통해 사람이 추천 상호작용에 기대하는 부분을 충족 시킴으로써, 서비스의 질적인 향상을 보이는 것을 확인 하였다. 그러나 커피 주문 실험에서 질적인 향상을 보였다고 모든 추천 서비스 도메인에서 능동적 서술적 추천 상호작용이 사용자의 만족감

을 높일 수 있다고 이야기 할 수는 없다. 예를 들어 빠른 검색과 조회를 큰 장점으로 가지는 온라인 쇼핑몰의 경우 중간 중간 팝업처럼 제공 되는 능동적 추천과 읽지도 않게 되는 서술적 추천은 사용자의 불편함을 초래 할 수도 있기 때문이다. 따라서 사용자들이 추천 서비스 도메인에 기대하는 바 또는 기존의 사람이 제공하는 추천 방법들에 대한 분석을 통해 능동적 서술적 추천 상호작용을 적절히 사용 할 수 있는 도메인에 적용을 해야 실험에서 확인 한 것과 같은 효과를 볼 수 있을 것이다.

## 6.2 향후 연구 방향

본 연구에서는 능동적 서술적 추천 상호작용을 위한 기본적인 시스템 구현과 그 효과를 검증하는데 한계를 가지고 있다고 볼 수 있다. 특히 사용자 프로파일을 1 차원적인 선호 관계를 갖는 간단한 확률 모델로 구성 하였기 때문에 복잡한 관계로 상황에 따라 얹힐 수 있는 사용자 선호 관계를 제대로 도출 할 수는 없다는 한계를 가지고 있다. 따라서 서비스 도메인 및 반영하고자 하는 선호 패턴에 따라 기계 학습 분야에서 쓰이는 패턴 인식 방법 및 분류 방법을 통해 복잡하게 형성 될 수 있는 사용자의 선호를 반영 할 수 있도록 하여야 한다. 또한 사용자 프로파일의 특성에 맞추어 규칙 도출 방법도 새롭게 고안하여 규칙기반 선호 모델을 정상적으로 구축해야 할 것이다. 실험도 가상의 환경이 아닌 실제 환경에서 주문/추천 시스템을 수행하는 방법으로 발전시키고 문제점을 보완하는 방식을 통해 능동적 서술적 추천 상호작용이 서비스의 질적인 향상을 높이고, 나아가 주문/추천 시스템 전체에 대한 질적인 향상을 이끌어 기존의 결과 중심 또는 단순한 자판기 형태의 주문 시스템의 가치를 한 단계 업그레이드시킬 수 있음을 보일 수 있을 것이다. 더불어 이번 실험에서 성공적으로 보여주지 못하였던 결과인 새로운 메뉴에 대한 추천과 그에 대한 서술적 상호작용을 통해 서비스 제공자의 의도대로 고객을 유도 할



수도 있는 추천 시스템으로의 발전을 이룰 수도 있다. 사용자 프로파일과 더불어 사용자에 대한 확신과 그 결과에 따라 달라지는 감정보델(Kim, 2010)과의 결합을 통해 다소 기계적으로 굳어져버릴 수 있는 추천 상호작용을 보다 풍부하게 만들어 줌으로서 재미까지도 극대화 시킬 수 있을 것으로 보인다.



## APPENDIX I: Coffee 주문 실험의 서비스 XML 파일

```
<?xml version="1.0" encoding="UTF-8"?>

<!DOCTYPE UserModel>

<User>

  <ClassContext>

    <Context name="Time">

      <Variable>Breakfast</Variable>

      <Variable>Lunch</Variable>

      <Variable>Dinner</Variable>

    </Context>

    <Context name="Temperature">

      <Variable>Hot</Variable>

      <Variable>Warm</Variable>

      <Variable>Cool</Variable>

      <Variable>Cold</Variable>

    </Context>

    <Context name="Brand">

      <Variable>CaffeBene</Variable>

      <Variable>Hollys</Variable>

      <Variable>Etc</Variable>

    </Context>

  </ClassContext>

  <ClassAttributes>

    <Attributes name="Drink" Parents="No" ParentsIndex="No" Child="Yes">

      <Category>Calories</Category>

      <Category>Sweet</Category>

      <Category>Milk</Category>

      <Category>Hot</Category>

    </Attributes>

    <Attributes name="Low" Parents="Drink" ParentsIndex="Calories" Child="No"/>

    <Attributes name="Middle" Parents="Drink" ParentsIndex="Calories" Child="No"/>

  </ClassAttributes>

</User>
```

```

<Attributes name="High" Parents="Drink" ParentsIndex="Calories" Child="No"/>
<Attributes name="No" Parents="Drink" ParentsIndex="Sweet" Child="No"/>
<Attributes name="Yes" Parents="Drink" ParentsIndex="Sweet" Child="No"/>
<Attributes name="No" Parents="Drink" ParentsIndex="Milk" Child="No"/>
<Attributes name="Yes" Parents="Drink" ParentsIndex="Milk" Child="No"/>
<Attributes name="Ice" Parents="Drink" ParentsIndex="Hot" Child="No"/>
<Attributes name="Hot" Parents="Drink" ParentsIndex="Hot" Child="No"/>
</ClassAttributes>
<ClassService>
  <Service name="Drink" Parents="No" Child="Yes">
    <Category>Coffee</Category>
    <Category>Non-Coffee</Category>
  </Service>
  <Service name="Coffee" Parents="Drink" Child="Yes">
    <Category>Espresso</Category>
    <Category>Americano</Category>
    <Category>CafeLatte</Category>
    <Category>Cappuccino</Category>
    <Category>CaramelMacchiato</Category>
    <Category>CafeMoca</Category>
    <Category>WhiteChochMoca</Category>
  </Service>
  <Service name="Espresso" Parents="Coffee" Child="Yes">
    <Category>HotEspresso</Category>
    <Category>IceEspresso</Category>
    <Attributes name="Low" Parents="Drink" ParentsIndex="Calories"/>
    <Attributes name="No" Parents="Drink" ParentsIndex="Sweet"/>
    <Attributes name="No" Parents="Drink" ParentsIndex="Milk"/>
  </Service>
  <Service name="HotEspresso" Parents="Espresso" Child="No">
    <Attributes name="Hot" Parents="Drink" ParentsIndex="Hot"/>
  </Service>

```

```

<Service name="IceEspresso" Parents="Espresso" Child="No">
    <Attributes name="Ice" Parents="Drink" ParentsIndex="Hot"/>
</Service>

<Service name="Americano" Parents="Coffee" Child="Yes">
    <Category>HotAmericano</Category>
    <Category>IceAmericano</Category>
    <Attributes name="Low" Parents="Drink" ParentsIndex="Calories"/>
    <Attributes name="No" Parents="Drink" ParentsIndex="Sweet"/>
    <Attributes name="No" Parents="Drink" ParentsIndex="Milk"/>
</Service>

<Service name="HotAmericano" Parents="Americano" Child="No">
    <Attributes name="Hot" Parents="Drink" ParentsIndex="Hot"/>
</Service>

<Service name="IceAmericano" Parents="Americano" Child="No">
    <Attributes name="Ice" Parents="Drink" ParentsIndex="Hot"/>
</Service>

<Service name="CafeLatte" Parents="Coffee" Child="Yes">
    <Category>HotCafeLatte</Category>
    <Category>IceCafeLatte</Category>
    <Attributes name="Middle" Parents="Drink" ParentsIndex="Calories"/>
    <Attributes name="No" Parents="Drink" ParentsIndex="Sweet"/>
    <Attributes name="Yes" Parents="Drink" ParentsIndex="Milk"/>
</Service>

<Service name="HotCafeLatte" Parents="CafeLatte" Child="No">
    <Attributes name="Hot" Parents="Drink" ParentsIndex="Hot"/>
</Service>

<Service name="IceCafeLatte" Parents="CafeLatte" Child="No">
    <Attributes name="Ice" Parents="Drink" ParentsIndex="Hot"/>
</Service>

<Service name="Cappuccino" Parents="Coffee" Child="Yes">
    <Category>HotCappuccino</Category>
    <Category>IceCappuccino</Category>

```

```

    <Attributes name="Low" Parents="Drink" ParentsIndex="Calories"/>
    <Attributes name="No" Parents="Drink" ParentsIndex="Sweet"/>
    <Attributes name="Yes" Parents="Drink" ParentsIndex="Milk"/>
</Service>

<Service name="HotCappuccino" Parents="Cappuccino" Child="No">
    <Attributes name="Hot" Parents="Drink" ParentsIndex="Hot"/>
</Service>

<Service name="IceCappuccino" Parents="Cappuccino" Child="No">
    <Attributes name="Ice" Parents="Drink" ParentsIndex="Hot"/>
</Service>

<Service name="CaramelMacchiato" Parents="Coffee" Child="Yes">
    <Category>HotCaramelMacchiato</Category>
    <Category>IceCaramelMacchiato</Category>
    <Attributes name="High" Parents="Drink" ParentsIndex="Calories"/>
    <Attributes name="Yes" Parents="Drink" ParentsIndex="Sweet"/>
    <Attributes name="Yes" Parents="Drink" ParentsIndex="Milk"/>
</Service>

<Service name="HotCaramelMacchiato" Parents="CaramelMacchiato" Child="No">
    <Attributes name="Hot" Parents="Drink" ParentsIndex="Hot"/>
</Service>

<Service name="IceCaramelMacchiato" Parents="CaramelMacchiato" Child="No">
    <Attributes name="Ice" Parents="Drink" ParentsIndex="Hot"/>
</Service>

<Service name="CafeMoca" Parents="Coffee" Child="Yes">
    <Category>HotCafeMoca</Category>
    <Category>IceCafeMoca</Category>
    <Attributes name="High" Parents="Drink" ParentsIndex="Calories"/>
    <Attributes name="Yes" Parents="Drink" ParentsIndex="Sweet"/>
    <Attributes name="Yes" Parents="Drink" ParentsIndex="Milk"/>
</Service>

<Service name="HotCafeMoca" Parents="CafeMoca" Child="No">
    <Attributes name="Hot" Parents="Drink" ParentsIndex="Hot"/>

```

```

</Service>

<Service name="IceCafeMoca" Parents="CafeMoca" Child="No">
    <Attributes name="Ice" Parents="Drink" ParentsIndex="Hot"/>
</Service>

<Service name="WhiteChocoMoca" Parents="Coffee" Child="Yes">
    <Category>HotWhiteChocoMoca</Category>
    <Category>IceWhiteChocoMoca</Category>
    <Attributes name="High" Parents="Drink" ParentsIndex="Calories"/>
    <Attributes name="Yes" Parents="Drink" ParentsIndex="Sweet"/>
    <Attributes name="Yes" Parents="Drink" ParentsIndex="Milk"/>
</Service>

<Service name="HotWhiteChocoMoca" Parents="WhiteChocoMoca" Child="No">
    <Attributes name="Hot" Parents="Drink" ParentsIndex="Hot"/>
</Service>

<Service name="IceWhiteChocoMoca" Parents="WhiteChocoMoca" Child="No">
    <Attributes name="Ice" Parents="Drink" ParentsIndex="Hot"/>
</Service>

<Service name="Non-Coffee" Parents="Drink" Child="Yes">
    <Category>HotChoco</Category>
    <Category>ChocolateLatte</Category>
</Service>

<Service name="ChocolateLatte" Parents="Non-Coffee" Child="Yes">
    <Category>HotChocolateLatte</Category>
    <Category>IceChocolateLatte</Category>
    <Attributes name="High" Parents="Drink" ParentsIndex="Calories"/>
    <Attributes name="Yes" Parents="Drink" ParentsIndex="Sweet"/>
    <Attributes name="Yes" Parents="Drink" ParentsIndex="Milk"/>
</Service>

<Service name="HotChocolateLatte" Parents="ChocolateLatte" Child="No">
    <Attributes name="Hot" Parents="Drink" ParentsIndex="Hot"/>
</Service>

<Service name="IceChocolateLatte" Parents="ChocolateLatte" Child="No">

```

```

    <Attributes name="Ice" Parents="Drink" ParentsIndex="Hot"/>
  </Service>
  <Service name="HotChoco" Parents="Non-Coffee" Child="Yes">
    <Category>HotHotChoco</Category>
    <Category>IceHotChoco</Category>
    <Attributes name="High" Parents="Drink" ParentsIndex="Calories"/>
    <Attributes name="Yes" Parents="Drink" ParentsIndex="Sweet"/>
    <Attributes name="Yes" Parents="Drink" ParentsIndex="Milk"/>
  </Service>
  <Service name="HotHotChoco" Parents="HotChoco" Child="No">
    <Attributes name="Hot" Parents="Drink" ParentsIndex="Hot"/>
  </Service>
  <Service name="IceHotChoco" Parents="HotChoco" Child="No">
    <Attributes name="Ice" Parents="Drink" ParentsIndex="Hot"/>
  </Service>
</ClassService>
</User>

```



## APPENDIX II: 설문조사

### 1. 커피 주문 실험의 주관적 평가를 위한 사후 설문조사

평소 커피주문 경험을 바탕으로, 다음의 질문에 답해주시기 바랍니다.

1. 방금 사용한 시스템에서 이루어진 상호작용은 기계적인 상호작용(자판기)과 인간적 상호작용(실제 사람) 중 어느 쪽에 가까웠습니까?

기계적 상호작용 0 --- 1 --- 2 --- 3 --- 4 --- 5 --- 6 인간적 상호작용

2. 이런 시스템(로봇)이 새로운 메뉴를 추천한다면, 한번 주문할 용의가 있다.

Strongly Disagree 0 --- 1 --- 2 --- 3 --- 4 --- 5 --- 6 Strongly Agree

3. 로봇을 통한 커피주문 및 추천 서비스가 대체적으로 만족스러웠다.

Strongly Disagree 0 --- 1 --- 2 --- 3 --- 4 --- 5 --- 6 Strongly Agree

4. 나는 이 시스템(로봇)이 제공하는 서비스를 신뢰한다.

Strongly Disagree 0 --- 1 --- 2 --- 3 --- 4 --- 5 --- 6 Strongly Agree

5. 이 시스템(로봇)을 통한 주문은 실제 사람에게 하는 것 같은 느낌이다.

Strongly Disagree 0 --- 1 --- 2 --- 3 --- 4 --- 5 --- 6 Strongly Agree

6. 원래 주문 할 생각이 없던 메뉴를 시스템(로봇)의 추천에 의해 한번 생각해 보게 되었다.

Strongly Disagree 0 --- 1 --- 2 --- 3 --- 4 --- 5 --- 6 Strongly Agree

7. 로봇이 제공한 서비스는 나의 선호를 만족스럽게 나타내주었다.

Strongly Disagree 0 --- 1 --- 2 --- 3 --- 4 --- 5 --- 6 Strongly Agree

8. 이 시스템(로봇)은 믿을 만 한다.

Strongly Disagree 0 --- 1 --- 2 --- 3 --- 4 --- 5 --- 6 Strongly Agree

9. 이 시스템(로봇)을 통한 주문은 자판기를 통해 물건을 구매하는 느낌이다.

Strongly Disagree 0 --- 1 --- 2 --- 3 --- 4 --- 5 --- 6 Strongly Agree

10. 로봇이 추천해주는 커피에 대한 반감이 생겼다.

Strongly Disagree 0 --- 1 --- 2 --- 3 --- 4 --- 5 --- 6 Strongly Agree

11. 이 시스템(로봇)은 나의 선호를 반영하고 더 좋은 서비스를 주기 위해 노력하는 것 같으며, 그 부분이 만족스럽다.

Strongly Disagree 0 --- 1 --- 2 --- 3 --- 4 --- 5 --- 6 Strongly Agree

12. 이 시스템(로봇)이 추천한 커피 및 서비스는 신뢰하기 힘들다.

Strongly Disagree 0 --- 1 --- 2 --- 3 --- 4 --- 5 --- 6 Strongly Agree

13. 이 시스템(로봇)이 나를 잘 알고 상호작용하는 느낌을 받았다.

Strongly Disagree 0 --- 1 --- 2 --- 3 --- 4 --- 5 --- 6 Strongly Agree



## 참 고 문 헌

Ardissono, L., Gena, C., Torasso, P. and Bellifemine, F. (2004). "A. Difino and B. Negro, User Modeling and Recommendation Techniques for Personalized Electronic Program Guides" *Personalized Digital Television*, 3-26.

Balabanovic, M. and Shoham, Y. (1997) "Fab: content-based, collaborative recommendation", *Communications of the ACM*, 40(3)

Byun, H. and Cheverst, K. (2004). "Utilizing context history to provide dynamic adaptations" *Applied Artificial Intelligence*, 18, pp 533-548.

Choi, Joon Yeon. (2010). "Integrated Data Mining Methodology for Context-aware Recommendation based on Dynamic User Behavior" *Ph.D. Thesis*, Korea Advanced Institute of Science and Technology, Daejeon, Republic of Korea, 86 pages.

Fong, T., Nourbakhsh, I. and Dautenhahn, K. (2003). "A survey of socially interactive robots" *Robotics and Autonomous Systems*, vol 42, pp143-166, 2003

Good, N., Schafer, J.B., Konstan, J.A., Borchers, A., Sarwar, B. Herlocker, J., and Riedl, J. (1999). "Combining Collaborative Filtering with Personal Agents for Better Recommendations", *Proceedings of AAAI*

Kim, Hyoungh Rock. (2010). "Hybrid emotion generation architecture with computational models based on psychological theory for human-robot interaction" *Ph.D. Thesis*, Korea Advanced Institute of Science and Technology, Daejeon, Republic of Korea, 106 pages.

Kim, Yo Chan., Yoon, Wan Chul., Kwon, Hyuk Tae and Kwon, Geun Young. (2007). "Multiple Script-based Task Model and Decision/Interaction Model for Fetch-and-carry Robot" *16<sup>th</sup> IEEE Interactional Conference on Robot & Human Interactive Communication*, pp. 815-820.

Kim, Yo Chan., Kwon, Hyuk Tae., Yoon, Wan Chul and Kim, Jong Cheol. (2009). "Designing Emotional and Interactive Behaviors for an Entertainment Robot" *Human Computer Interaction, Part II, HCII 2009*, Volume 5611, pp. 321-330.

Krause, A., Smailagic, A. and Siewiorek, D. (2006). "Context-Aware Mobile Computing : Learning Context-Dependent Personal Preferences from a wearable sensor array" *IEEE Transactions on Mobile Computing*, vol 5(2).

Kwon, Dong-Soo., Yoon, Wan Chul., Lee, Kang Woo., Yang, Jeong-Yean., Hwang, Jung-Hoon., Kim, Hyoung-Rock and Yoon, Young-Sik. (2004). "An effective framework design of human-robot interaction in the coexistent environment" *Proceedings of the 2004 Korea-Austria Joint Seminar on Intelligent Robotics*, Busan, Korea, pp.1-7

Lee, KangWoo., Kim, Hyoung-Rock., Yoon, Wan Chul., Yoon, Young-Sik and Kwon, Dong-Soo. (2005). "Designing A Human-Robot Interaction Framework For Home Service Robot" *Proceeding of the 14th IEEE International Workshop on Robot and Human Interactive Communication*, Nashville, Tennessee, USA, pp286~293

Linden, G., Smith, B and York, J. (2003). "Amazon.com recommendations: item-to-item collaborative filtering" *IEEE Internet Computing*, vol 7(1), pp 76-80

Meteren, R. and Someren, M. (2000). "Using Content-Based Filtering for Recommendation" *Proceedings of MLnetECML2000 Workshop*, 4203/2006.

Park, M., Hong, J. and Cho, S. (2007). "Location-Based Recommendation System Using Bayesian User's Preference Model in Mobile Devices" *LNCS 4611*, pp 1130-1139.

Rafter, R. and Smyth, B. (2005). "Conversational Collaborative Recommendation – An Experimental Analysis" *Artificial Intelligence Review*, vol 24, pp. 301-318.

Resnick, P., Iacovou, N., Suchak, M., Bergstrom, P. and Riedl, J. (1994). "GroupLens: An Open Architecture for Collaborative Filtering of Netnews" *Proceedings of ACM 1994 Conference on Computer Supported Cooperative Work*, pp 175-186

Sarwar, J., Borchers, J. and Miller, J. (1998). "Using Filtering Agents to Improve Prediction Quality in the GroupLens research collaborative filtering system" *Proceedings of the 1998 ACM conference on Computer supported cooperative work*, pp 345-354



Sieg, A. et al. (2007). "Web Search Personalization with Ontological User Profiles" *International Conference on Information and Knowledge Management*.

Sun, R. (2007). "The importance of cognitive architectures: An analysis based on CLARION" *Journal of Experimental and Theoretical Artificial Intelligence*, vol 19, pp. 159-193.

Thompson, C.A., Goker, M.H. and Langley, P. (2004). "A Personalized System for Conversational Recommendations" *Journal of Artificial Intelligence Research*, 21, pp. 393-428.

Tullis, T. and Albert, W. (2008). "Chapter 6 : Self-Reported Metrics" *Measuring the User Experience: Collecting, Analyzing, and Presenting Usability Metrics (Interactive Technologies)*, Morgan Kaufmann, San Francisco, 336 pages

Zhao, Q. and Bhowmick, S. (2003). "Association Rule Mining : A Survey" *Technical Report*, CAIS, Nanyang Technological University, Singapore.

Zimmerman, J., Kurapati, K., Buczak, A., Schaffer, D., Gutta, S. and Martino, J. (2004). "TV Personalization System" *Personalized Digital Television*, pp. 27-51.

Google Personalized Search, [www.google.com/psearch](http://www.google.com/psearch)

OWL 2 Web Ontology Language Document Overview, <http://www.w3.org/TR/2009/REC-owl2-overview-20091027>

기상청, <http://www.kma.go.kr>

이일환. (2009). "로봇분야 R&D 현황 및 동향", *전기의 세계*, 58(1), pp11-75

정인철, 김형선, 김현, 조준면, 손주찬. (2010) "IT 융합형 미래형 로봇 기술", *전자통신동향분석*, 25(4), pp. 12-18.