

# 모바일 사용자 행태 기반 프로파일 예측

심묘섭<sup>1</sup>, 임희석<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>고려대학교 정보통신대학원 석사과정, <sup>2</sup>고려대학교 정보통신대학원 교수

## Predicting User Profile based on user behaviors

Myo-Seop Sim<sup>1</sup>, Heui-Seok Lim<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>Master's Course, Graduates School of Computer & Information Technology, Korea University

<sup>2</sup>Professor, Department of Computer Science and Engineering, Korea University

**요약** 모바일 디바이스의 성능이 급격히 향상됨에 따라 사용자는 많은 작업을 모바일 환경에서 할 수 있게 되었다. 이는 모바일 디바이스에 저장된 행태 정보를 활용하면 사용자의 많은 부분을 알 수 있음을 의미한다. 예를 들어, 사용자의 문자 메시지와 자주 사용하는 어플리케이션 정보(행태 정보)를 활용하여 사용자가 육아에 관심이 있는지와 같은 유용한 정보(프로파일 예측)를 만들 수 있다. 본 연구에서는 모바일 디바이스에서 수집할 수 있는 사용자의 행태 정보를 알아보고, 이를 활용하여 사용자를 프로파일링 할 수 있는 항목을 제안한다. 그리고 프로파일링 결과를 활용하여 사용자에게 편의를 줄 수 있는 정보로 활용할 수 있는 방안도 함께 제시한다.

**주제어** : 모바일 데이터, 텍스트 분석, 프로파일, 머신러닝, 추천 시스템

**Abstract** As the performance of mobile devices has dramatically improved, users can perform many tasks in a mobile environment. This means that the use of behavior information stored in the mobile device can tell a lot of users. For example, a user's text message and frequently used application information (behavioral information) can be utilized to create useful information, such as whether the user is interested in parenting(profile prediction). In this study, I investigate the behavior information of the user that can be collected in the mobile device and propose the item that can profile the user. And I also suggest ideas about how to utilize profiling information.

**Key Words** : Mobile Data, Text Analysis, Profile, Machine Learning, Recommendation System

## 1. 서론

모바일 디바이스는 사람과 가장 가까이 있는 전자 기 중 하나다. 모바일 디바이스는 통화와 메시지 전송 등 기본적인 기능 뿐만 아니라, 스마트시계, 스마트밴드 등 웨어러블 디바이스와 연동하여 사용자의 건강을 관리해 주는 것을 비롯해 길안내, 영상 재생, 검색 등 다양한 활동을 할 수 있다. 따라서 사용자에 대한 많은 정보는 모바일에 저장되고 있다[1]. 모바일에 저장되는 정보는 민

감 정보를 제외하고 사용자의 편의를 위한 추천 시스템 등에 사용되고 있다[2].

이처럼 사용자 행태 정보는 다양하게 활용될 수 있다. 예를 들어, GPS 데이터를 활용해 집이 어디인지, 주로 생활하는 거점이 어디인지, 어떤 경로로 이동하는지를 [3], Wi-fi AP 데이터를 활용해 어느 지하철 역에 있는지, 어느 매장에 있는지를, 문자 데이터를 활용해 결제 내역이 얼마인지, 관심사가 무엇인지, 설치된 어플리케이션 데이터를 이용해 어떤 어플리케이션을 주로 사용하는지

\*Corresponding Author : Heui-Seok Lim(limhseok@korea.ac.kr)

Received March 30, 2020

Accepted July 20, 2020

Revised June 15, 2020

Published July 28, 2020

등을 알 수 있다. 이 데이터를 조합하면 더욱 구체적이고 정확한 정보를 만들 수 있고, 사용자에 대한 프로파일을 예측할 수 있다.

본 연구에서는 모바일 디바이스에서 활용할 수 있는 데이터에 대해 알아보고, 이를 활용해 사용자 프로파일을 예측하는 하는 모델을 제시한다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 모바일 디바이스 환경에서 정보 수집 방법과 분석을 위한 머신러닝 기법에 대한 관련 연구를 살펴보고, 3장과 4장에서는 실제 분석을 위한 분석 알고리즘 선정 및 결과에 대해 다룬다. 마지막 5장에서는 연구 결과에 대한 활용 방안과 향후 연구 방향을 제시한다.

## 2. 관련 연구

모바일 디바이스는 하루의 많은 시간을 사용자와 함께 있기 때문에 많은 데이터가 생성된다. 이 데이터를 조합하여 사용자의 주변 환경을 알 수 있는 컨텍스트 정보를 만들 수 있다[4]. 컨텍스트를 이용한 많은 연구가 다양하게 이루어졌다. 예를 들어 모바일 웹 로그를 이용하여 선호하는 음악을 추천할 수 있는 시스템[5,6], 모바일의 컨텍스트 정보를 이용한 음식점 추천 모델 등이 있다[7]. 그리고 사용자들의 행동 특성을 분석하여 스트리밍 콘텐츠의 인기도를 미리 예측해보는 연구도 있다[8].

사용자 행동 예측과 더불어, 사용자를 카테고리화 해서 분류하는 연구도 활발하게 진행되고 있다. 예를 들어, 여행자들이 활용하는 SNS인 플리커 데이터를 활용하여 사용자가 거주자인지, 관광객인지를 분류하는 연구를 들 수 있다[9].

하지만, 위 연구는 음악 추천, 음식 추천 등과 같은 특정 서비스만을 위한 것이며, 수집되는 컨텍스트 정보를 이용해 범용적으로 적용이 가능한 사용자의 프로파일을 제안하는 연구는 아직 없다. 따라서 본 연구에서는 사용자의 성향을 나타낼 수 있는 프로파일 방법 제안과 함께 활용할 수 있는 방안도 제시한다.

### 2.1 모바일 분석 환경

모바일에서는 다양한 컨텍스트 정보를 모을 수 있는데, 이는 OS의 버전과 정책에 따라 조금씩 변한다. 예로 안드로이드의 경우 크롬 브라우저로 접근한 웹 기록을 접근할 수 있었으나, 현재 버전에서는 접근이 불가능하다. 따라서 연구가 진행되는 현재 시점에서 모바일에서

발생되는 데이터는 아래 Table 1과 같다.

Table 1. Mobile Data (Android)

| Data          | Description   |
|---------------|---|
| SMS/MMS       | SMS Body, Send/Receive Time   |
| Picture/Video | Picture/Video Recording time, Meta Data(Recording time, place, Tag) |
| Activity      | User status (WALKING / RUNNING / IN_VEHICLE / ON_BICYCLE)           |
| Location      | GPS Latitude/Longitude  |
| APP           | Installed App, Installed Date, Usage Time                           |
| Contacts      | Call Log  |
| Wi-Fi AP      | Wi-Fi Access Point  |
| Calendar      | Schedule  |

위 데이터는 SMS, 사진, App, 주소록, 캘린더는 각각의 DBProvider를 통해 접근이 가능하지만, 액티비티, 위치, Wi-Fi AP 정보 등 센서를 사용해 발생하는 데이터는 실시간으로 모니터링하는 서비스가 동작하며 데이터를 DB로 저장해야 한다[10].

### 2.2 프로파일링을 위한 Classification

프로파일링은 개인의 심리적, 행동적 특성을 분석하여, 사회인구학적 특성을 포함한 여러 변수에 의해 특정한 하위 그룹으로 분류하는 것을 가리킨다. 프로파일링을 위한 classification 알고리즘은 Naive Bayse, Logistic Regression, SVM을 비교했다.

NaiveBayse는 베이즈 추론을 이용한 classifier다.

베이즈 추론은  $\theta$ 가 일어날 확률  $P(\theta)$ ,  $X$ 가 일어날 확률  $P(X)$  일 때,  $\theta$ 가 일어났을 때  $X$ 가 일어날 확률  $P(X | \theta)$ 를 안다면,  $X$ 가 일어났을 때  $\theta$ 가 일어날 확률  $P(\theta | X)$ 을 아래 식(1)과 같이 구할 수 있음을 말한다.

$$p(\theta|X) = \frac{p(\theta, X)}{p(X)} = \frac{p(X|\theta)p(\theta)}{p(X)} \quad (1)$$

예를 들어, 문자 텍스트가 주어졌을 때, 이 텍스트가 육아와 관련있는 텍스트인지 여부는 육아 관련 문자가 나올 확률  $P(\theta)$ 와 육아관련 문자일 때 입력 텍스트가 나올 확률  $P(X | \theta)$ 로 표현할 수 있다.

하지만, Naive Bayes classifier는 각 노드 간의 독립이 가정되어 있기 때문에 실제 데이터에서는 성능이 높지 않다[11].

Logistic Regression은 classification을 위해 linear Regression에 결과 값이 항상 범위 [0, 1] 사이에 있도록 시그모이드 함수를 취해준 것이고, SVM은 support vector를 두어, 최적의 decision boundary를 찾는 알고리즘이다.

Logistic regression과 SVM은 loss function이 비슷하기 때문에 학습 결과가 유사하지만, SVM이 out lier 처리에 더욱 강한 모델이다.

### 3. 프로파일 예측

#### 3.1 프로파일링 항목 정의

모바일 데이터를 이용한 사용자 프로파일링 항목을 정의한다. 사용자 프로파일은 상황에 따라 수시로 변하는 동적 프로파일(Dynamic Profile)과 기본적으로 변하지 않는 정적 프로파일(Static Profile)로 나눌 수 있다[12].

본 연구에서는 사용자의 행태 기반에 따른 프로파일 방식이기 때문에 동적 프로파일링에 해당한다. 동적 프로파일링 중 변화가 짧은 항목일 경우, 정확한 측정이 어렵다. 예를 들어, 프로파일 항목이 사용자의 관심사일 경우 지난주는 정답이 '야구'였지만 이번주는 정답이 '게임'으로 바뀔 수도 있다. 따라서 동적 프로파일 중 변화 주기가 긴 Table 2의 항목으로 선정한다.

Table 2. Analysis Data by Profile

| Profile  | Analysis Data     | Result |
|----------|-------------------|--------|
| Children | SMS, App          | O/X    |
| Car      | SMS, App          | O/X    |
| Pets     | Picture, Location | O/X    |

단, 자녀의 경우, 초등학교 입학 전 자녀로 한정한다. 자동차의 경우, 소유 여부로만 한정한다. 반려동물의 경우, 개와 고양이로만 한정한다.

#### 3.2 데이터 수집

실제 구현은 안드로이드 모바일 디바이스를 기준으로 한다.

##### 3.2.1 SMS

최근 SMS는 예전과 그 용도가 많이 달라졌다. 초기에는 커뮤니케이션을 위한 기능이었지만, 근래에는 이 기능

을 카카오톡 등의 SNS 메신저 앱에서 담당하고 있다. 그렇다고 SMS의 기능이 사라진 것은 아니다. SMS는 주로 공공기관의 안내문자, 회원 가입한 기업의 광고 문자, 정보를 노출하고 싶지 않은 상대방과의 커뮤니케이션 등에 사용된다. 이 정보에는 사용자가 의식하지 못하는 많은 정보들이 포함되어 있기 때문에 프로파일링을 하는데 중요한 데이터로 활용될 수 있다.

안드로이드 OS에서는 READ\_SMS permission을 갖고, contentResolver를 통해 SMS DB에 접근하여 메시지 내용을 수집한다.

##### 3.2.2 App

App 사용 기록은 사용자가 모바일을 통해 하는 모든 것을 알 수 있는 정보이다. 안드로이드 OS는 PACKAGE\_USAGE\_STATS permission을 갖고, UsageStatsManager를 통해 앱 실행 기록을 제공한다. 여기서 제공하는 API는 최근에 실행된 앱이 무엇인지, 앱들의 사용시간은 각각 얼마인지 등에 대한 정보를 알 수 있다. 본 연구에서는 추가적으로 설치된 App이 어떤 카테고리에 속하는 것인지에 대한 데이터도 필요하다. 구글에서 App은 아래 Table 3과 같은 카테고리 중 여러 개에 속한다.

Table 3. Google Play Category

| Category     | Game   | Kids  |
|--------------|--|---|
| Sub Category | Daydream, Health/Exercise, Finance, News/Magazine, Tool, 35 Categories | Education, RolePlay, Board, Sports, 17 Category                                   |
|              |  | Under 5, 6-8 years old, 9 years and older, education, Brain games, Music / Video, |

이 정보는 API를 통해 제공되지 않기 때문에, 아래 Fig. 1과 같이 수집한다.



Fig. 1. App Category Collection Flow

UsageStatsManager를 통해 수집한 App의 Package Name으로 URL을 생성해 Google Play에 있는 카테고리 정보를 파싱해서 DB로 저장한다.

### 3.2.3 사진, 위치

모바일 디바이스의 사진은 많은 메타 데이터를 포함하고 있다. 프로파일링에 필요한 데이터는 사진의 이미지 분석으로 생성된 Tag, 촬영 시간, 기기명, GPS 정보다. 해당 정보는 Media DB에 접근하여 Fig. 2와 같이 수집한다.

| _id  | name | data  | latitude | longitude     | datetime      |
|------|------|---|----------|---------------|---------------|
| 1580 | img  | 322 /storage/emulated/0/DCIM/Camera/20181207150116.jpg  | 35.1479  | 126.92298169  | 1543956420000 |
| 1720 | img  | 316 /storage/emulated/0/DCIM/Camera/20181207150116.jpg  | 1.483    | 143.794576522 | 147942120000  |
| 2423 | img  | 1118 /storage/emulated/0/DCIM/Camera/20181207150116.jpg | 1.192    | 126.8238076   | 1552308798000 |
| 2414 | img  | 1115 /storage/emulated/0/DCIM/Camera/20181207150116.jpg | 1.192    | 126.8238076   | 1552308798000 |
| 2417 | img  | 1116 /storage/emulated/0/DCIM/Camera/20181207150116.jpg | 1.192    | 126.8238076   | 1552308798000 |
| 3018 | img  | 1648 /storage/emulated/0/DCIM/Camera/20181207150116.jpg | 1.192    | 126.8238076   | 1552308798000 |
| 3023 | img  | 1629 /storage/emulated/0/DCIM/Camera/20181207150116.jpg | 1.192    | 126.8238076   | 1552308798000 |
| 3068 | img  | 1600 /storage/emulated/0/DCIM/Camera/20181207150116.jpg | 1.192    | 126.8238076   | 1552308798000 |
| 3072 | img  | 1601 /storage/emulated/0/DCIM/Camera/20181207150116.jpg | 1.192    | 126.8238076   | 1552308798000 |
| 3076 | img  | 1602 /storage/emulated/0/DCIM/Camera/20181207150116.jpg | 1.192    | 126.8238076   | 1552308798000 |
| 3086 | img  | 1603 /storage/emulated/0/DCIM/Camera/20181207150116.jpg | 1.192    | 126.8238076   | 1552308798000 |
| 3086 | img  | 1604 /storage/emulated/0/DCIM/Camera/20181207150116.jpg | 1.192    | 126.8238076   | 1552308798000 |
| 3091 | img  | 1605 /storage/emulated/0/DCIM/Camera/20181207150116.jpg | 1.192    | 126.8238076   | 1552308798000 |

Fig. 2. Media DB

이미지 태그 정보는 촬영된 사진을 분석해 포함되어 있는 사물을 인지하여 태그 정보로 저장된다. 이 중 반려동물 관련 태그는 bulldog, cat, golden retriever, pug 등 29개로 선정한다.

### 3.3 프로파일링 모델

수집된 데이터를 활용하여 자녀, 자동차, 반려동물 세 가지 항목에 대한 프로파일링을 한다. 자녀 유무 여부와 자동차 소유 여부는 선형 분류 모델을 제시한다. 반려동물 유무의 경우 rule base 모델을 제시한다.

#### 3.3.1 자녀 프로파일링

자녀 프로파일링은 SMS 데이터와 App 을 통해 프로파일링을 할 수 있다. 본 연구는 아래 Fig. 3과 같은 순서로 프로파일링 효율성을 검증한다.

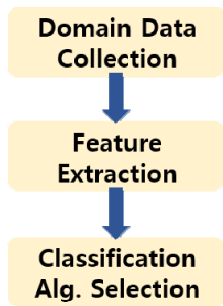


Fig. 3. Classification Flow

자녀가 있는 사용자가 주로 사용하는 단어와 문자로 받을 자녀 관련상품을 파는 기업 브랜드명을 Domain Data로 한다. 자녀가 있는 사용자가 주로 사용하는 단어는 육아 커뮤니티를 크롤링해 수집한다. 본 연구에서는 CLIE의 '육아당' 커뮤니티의 글 2만 4백개를 크롤링 했다. 그리고 자녀 관련 상품을 파는 브랜드명은 이마트몰의 유아동/출산/완구 카테고리에 있는 브랜드명, 홈플러스의 베이비/출산용품 카테고리에 있는 브랜드명, 롯데마트몰의 유아/출산용품 카테고리에 있는 브랜드명을 수집했다.

브랜드명은 중복을 제거하고, 육아 관련 상품만을 팔지 않는 브랜드는 판단하여 제거 후 Classification의 Feature로 사용한다. 자주 사용하는 육아 관련 단어는 형태소 분석을 통해 명사만 추출하여 사용한다. 명사 중, 빈도수가 100번 이상인 단어를 선정한다. 그 중 육아와 관련 없이 자주 발생하는 단어는 제거 후, Feature로 사용한다. 육아 여부를 판단하는 주요 Feature는 아래 Table 4와 같다.

Table 4. Features

|                       | Selected Words  |
|-----------------------|---|
| Frequently Used Words | 아동, 어린이, 아이, 동생, 학교, 소아, 아들, 아기, 엄마, 아빠, 애기, 아내, 놀이, 예방접종, 입학, 선생님, 소아과, 어머니, 성장, ... |
| Related Brands        | 브이텍, 아카데미과학, 레고, 마이크로킴보드, 베이비앙, 아람박스, 양주, ...   |

이를 학습시키고, 가장 성능이 좋은 classification 알고리즘을 선정하기 위해, 실사용자 35명의 문자 데이터를 확보했다. 자녀가 있는 사용자 20명과 자녀가 없는 사용자 15명 데이터로 학습과 평가를 진행했다.

전체 문자에서 Feature 단어별로 발생 횟수를 전체 문자 수로 나누어 normalize 한 값을 feature value로 한다. (Fig. 4 참고)

|        | 아동     | 어린이    | 아이     | 학교     | 소아     | 놀이      | 자녀유무 |
|--------|--------|--------|--------|--------|--------|---------|------|
| User1  | 89/250 | 26/250 | 18/250 | 78/250 | 45/250 | 127/250 | 1    |
| User2  | 2/330  | 11/330 | 6/330  | 19/330 | 21/330 | 58/330  | 0    |
| User3  | 63/200 | 46/200 | 32/200 | 58/200 | 72/200 | 92/200  | 1    |
|        |        |        |        |        |        |         |      |
| User35 | 43/170 | 28/170 | 26/170 | 39/170 | 34/170 | 76/170  | 1    |

Fig. 4. Feature Values

위 값으로 Classification 모델을 비교한다. 모델별 정확도는 다음 Table 5와 같다.

Table 5. Accuracy

|                     | TrainingSet Score | TestSet Score | 10 fold Score   |
|---------------------|-------------------|---------------|-----------------|
| Logistic Regression | 1.000             | 0.750         | 0.81 (+/- 0.47) |
| NaiveBayes          | 0.917             | 0.625         | 0.75 (+/- 0.52) |
| SVM                 | 1.000             | 0.750         | 0.78 (+/- 0.54) |

Logistic Regression과 SVM의 TestSet 점수가 우수하지만, 데이터를 10 fold로 나누어 10번의 평균값을 구했을 때는 Logistic Regression의 정확도가 가장 높다.

### 3.3.2 자동차 프로파일링

3.3.1.의 자녀 프로파일과 동일한 방법으로 프로파일링을 진행한다. Domain Data 수집에서 차이점은, App의 카테고리에 자동차 관련 카테고리가 없기 때문에, 수집된 App Name에 “자동차, 주유소, 주차장, 네비, 길안내, 자동차보험, 수리센터” 라는 단어가 포함되어 있는지 확인한다.

### 3.3.3 반려동물

사용자가 개, 고양이와 같은 반려동물이 있는지 없는지에 대한 판단은 사진에 포함된 메타데이터를 이용하여 Fig. 5와 같이 Rule base 방법으로 분류한다.

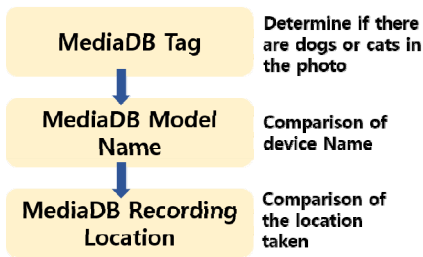


Fig. 5. Pets Profile Flow

사진에 개 또는 고양이가 있는지 Tag 정보를 보고 확인한다. 이후, Media DB에 있는 사진이 직접 촬영한 사진인지 다운받은 사진인지에 대한 판단은 메타데이터에 있는 촬영 모델명과 사용자의 모바일 디바이스 모델명을 비교하여 판단한다. 마지막으로, 사용자와 함께 사는 개와 고양이의 사진인지 여부를 판단하기 위해 사진의 위치 정보와 사용자가 지정한 집의 위치 정보를 비교해, 반경 250m 이내인 경우를 확인한다. 위 조건을 만족하는 동일 Tag의 사진이 2장 이상일 경우 사용자는 반려동물이 있다고 판단한다.

## 4. 결과

위 제안한 방법으로 사용자의 데이터를 활용하여 프로파일링 했을 경우, 각 항목에서 선정한 Feature가 어떤 차이를 가지는지 Fig. 6에서 확인할 수 있다. 예를 들어, 자녀유무의 경우, 자녀가 있을 경우와 없을 경우, Feature로 선정한 단어가 문자에 포함되어 있을 비율이 차이가 분명함을 알 수 있다.

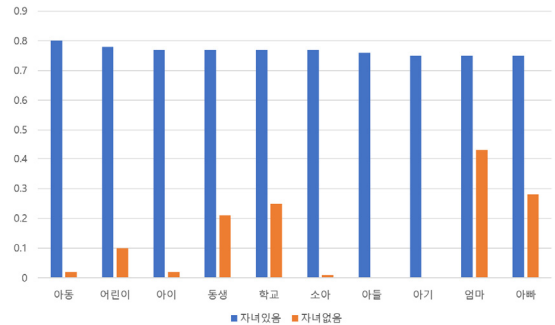


Fig. 6. Result

데이터셋에 포함되지 않았던 사용자의 모바일에 프로파일링을 적용하면 아래 Fig. 7과 같이 사용자의 SMS를 분석한 결과, 사용자에게 자녀가 있을 확률을 표시해주고, 그 근거가 되는 단어를 빈도수와 함께 나타낼 수 있다. 동일하게 사용자에게 자동차가 있을 확률을 표시해주고, 그 근거가 되는 App과 단어를 빈도수와 함께 나타낼 수 있다. 반려동물의 경우는 rule base 분류 결과이기 때문에 확률 값으로 표시하지 않고 가장 많은 Tag 정보를 표시할 수 있다.

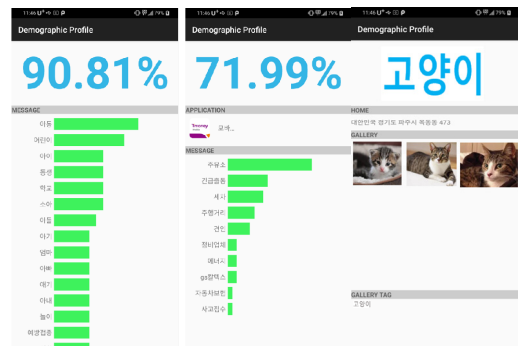


Fig. 7. Profile Result

## 5. 결론

본 연구에서는, 모바일 디바이스에서 생성되는 데이터 분석을 통한 사용자 프로파일링에 대해 연구하였다. 이 프로파일은 사용자를 알 수 있는 추가 정보로 활용될 수 있다. 예를 들어, 추천 시스템에서 활용할 수 있다[13]. 추천 시스템은 개인의 특성을 반영한 개인화 맞춤 추천으로 발전하고 있다[14,15]. 하지만 사용자의 구매정보가 사전에 필요한 Content Based 모델이나 유사한 상품을 구매한 사람의 정보로 추천을 해주는 Collaborative Filtering 모델, 또는 두 방법을 모두 사용하는 Hybrid CF[16] 등의 방법은 여전히 Cold Start 문제를 갖고 있다. 따라서 사용자 프로파일링 정보를 기반으로 추천해줄 수 있는 아이템이 미리 정의가 되어있다면 이 문제를 어느정도 해결할 수 있다.

다만, 연구에 사용된 실사용 데이터는 예상치 못한 Bias가 있을 수 있고, 데이터 수가 많지 않아 일반화하기에는 한계점이 있다. 향후 연구 방향은 프로파일링 할 수 있는 항목을 늘리고, 프로파일링 결과에 대한 정확도를 높이는 것이 필요하다. 프로파일링 항목을 늘리는 것은 모바일 데이터의 다양한 조합을 연구해야 하고, 프로파일링 결과에 대한 정확도는 많은 실사용자 데이터를 필요로 한다. 이 연구를 바탕으로 위 부분을 보완하여 연구를 진행한다며, 보다 활용도 높은 시스템을 구축할 수 있을 것으로 기대한다.

## REFERENCES

- [1] Y. H. Yoo, Y. S. Choi, H. J. Park & J. H. Lee. (2020). A Study on the Effect of Personalization-Privacy-Transparency on User Trust in the Recommender System: Base on Social Media's Videos Recommendation. *Journal of Digital Contents Society*, 21(1), 173-184. DOI : 10.9728/dcs.2020.21.1.173
- [2] ETSI. (2016). Mobile Edge Computing (MEC); Technical Requirements. *ETSI GS MEC 002 V1.1.1*.
- [3] Y. J. Nam, D. K. Shin & D. I. Shin. (2016). A Study on the Life Log Collection and Analysis System Using Mobile. *Journal of KICS*, 60, 229-230. DOI : 10.1007/978-981-10-7605-3\_19
- [4] Da Rosa, J. H., Barbosa, J. L. & Ribeiro, G. D. (2016). ORACON: An adaptive model for context prediction. *Expert Systems with Applications*, 45, 56-70.
- [5] S. K. Lee, Y. H. Cho & S. H. Kim. (2010). Collaborative filtering with ordinal scale-based implicit ratings for mobile music recommendations. *Information Sci*, 180(11), 2142-2155. DOI : 10.1016/j.ins.2010.02.004
- [6] S. Y. Kim & S. B. Cho. (2013). A Context-Aware Mobile Music Recommendation System to Consider User's Music Preference. *Journal of KIISE*, 1047-1049. DOI: 10.1145/2393347.2393368
- [7] B. I. Ahn, K. I. Jung & H. L. Choi. (2017). Mobile Context Based User Behavior Pattern Inference and Restaurant Recommendation Model. *Journal of Digital Contents Society*, 18(3), 535-542.
- [8] J. M. Kim, H. H. Song, Y. I. Ha & M. Y. Cha. (2018). Analyzing Nonverbal Cues in User Responses for Predicting the Popularity of Online Streaming Contents. *Journal of KIISE*, 830-832.
- [9] Y. O. Kang, N. H. Cho, J. Y. Lee, J. Y. Yoon & H. J. Lee. (2019). Comparison of Tourists Classification Methods of Geotagged Photos: Empirical Models and Machine Learning Approaches. *Journal of KSGIS*, 29-37. DOI : 10.7319/kogsis.2019.27.4.029
- [10] Y. J. Nam, D. K. Shin & D. I. Shin. (2016). A Study on the Life Log Collection and Analysis System Using Mobile. *Journal of KICS*, 229-230.
- [11] Diab, D. M. & Hindi K. M. (2016). Using Differential Evolution for Fine Tuning Naïve Bayesian Classifiers and its Application for Text Classification. *Applied Soft Computing*, 28, 1-60. DOI : 10.1016/j.asoc.2016.12.043
- [12] JiYeon Jung & EunJong Lee. (2007). A study of situated dynamic user profile by place and role for ubiquitous service design. *KSDS Conference Proceeding*, 132-133.
- [13] W. Wang & I. Benbasat. (2016). Empirical Assessment of Alternative Designs for Enhancing Different Types of Trusting Beliefs in Online Recommendation Agents. *Journal of Management Information Systems*, 33(3), 744-775. DOI : 10.1080/07421222.2016.1243949
- [14] D. J. Cho, J. Y. Park, S. B. Park, J. T. Lim, J. O. Song, J. S. Bok & J. S. Yoo. (2019). Personalized Recommendation Considering Item Confidence in E-Commerce. *The Journal of the Korea Contents Association*, 19(3), 171-182.
- [15] Y. J. An, G. W. Kim, & D. H. Lee. (2018). Personalized tag recommendation system using deep learning. *Journal of KIISE*, 112-114.
- [16] J. H. Shin, J. H. Song, K. S. Bok & J. S. Yoo. (2018). Personalized Travel Destination Recommendation Scheme through Hybrid Collaborative Filtering. *The Journal of the Korea Contents Association*, 383-384.

심 묘 섭(Myo-Seop Sim)

[학생회원]



- 2010년 2월 : 경북대학교 컴퓨터공학과(공학사)
- 2018년 3월 ~ 현재 : 고려대학교 빅데이터융합과 석사과정
- 관심분야 : 머신러닝, 딥러닝, 자연어처리
- E-Mail : knfsim@korea.ac.kr

임 희 석(Heui-Seok Lim)

[종신회원]



- 1992년 2월 : 고려대학교 컴퓨터학과 (이학학사)
- 1994년 2월 : 고려대학교 컴퓨터학과 (이학석사)
- 1997년 2월 : 고려대학교 컴퓨터학과 (이학박사)
- 2008년 3월 ~ 현재 : 고려대학교 컴퓨터학과 교수
- 관심분야 : 자연어처리, 인공지능, 딥러닝
- E-Mail : limhseok@korea.ac.kr