

UniTag 온톨로지를 이용한 태그 기반 음악 추천 기법

김 현 희 *

A Tag-based Music Recommendation Using UniTag Ontology

Hyon Hee Kim *

요 약

본 논문에서는 소셜 음악 사이트에서 사용자들이 생성한 태그를 바탕으로 음악을 추천하는 기법을 제안한다. 협력적 태깅 시스템은 사용자가 직접 선정한 단어를 콘텐츠에 부여할 수 있도록 하므로, 사용자의 선호도를 구체적으로 파악할 수 있는 정보를 제공한다. 특히, 감정을 표현하는 감정 태그들은 음악 장르나 음악가와 같이 사실을 나타내는 사실 태그들과는 다르게 선호도를 훨씬 직접 표현하고 있다. 따라서 태그의 의미를 파악하여 감정 태그와 사실 태그로 분류하고, 감정 태그는 감정 표현의 정도에 따라 가중치를 부여하기 위해서 UniTag라고 하는 태그 온톨로지를 개발하였다. UniTag 온톨로지를 이용하여 정제된 태그 집합은 사용자 프로파일 생성에 사용되며, 태그 기반 사용자 프로파일을 바탕으로 음악 추천 알고리즘을 수행하였다. 제안하는 추천 방법의 효율성을 평가하기 위해서, 전통적인 청취 횟수 기반 추천, 감정 태그 가중치를 고려하지 않은 추천, 그리고 감정 태그 가중치를 고려한 추천의 세 가지 추천 방법의 정확도와 재현율을 비교하였다. 실험 결과는, 감정 태그 가중치를 고려한 추천 방식이 정확도의 측면에서 다른 두 가지 방식보다 효율적이라는 것을 보여준다.

▶ Keywords : 음악 추천, 태그 온톨로지, 태그 기반 프로파일, 감정 태그

Abstract

In this paper, we propose a music recommendation method considering users' tags by collaborative tagging in a social music site. Since collaborative tagging allows a user to add keywords chosen by himself to web resources, it provides users' preference about the web resources concretely. In particular, emotional tags which represent human's emotion contain users' musical preference more directly than factual tags which represent facts such as musical genre and artists. Therefore, to classify the tags into the emotional tags and the factual

•제1저자 : 김현희 •교신저자 : 김현희

•투고일 : 2012. 09. 06, 심사일 : 2012. 09. 27, 게재확정일 : 2012. 10. 02.

* 동덕여자대학교 정보통계학과(Dept. of Statistics and Information Science, Dongduk Women's University)

※ 이 논문은 동덕여자대학교 2010년도 연구비 지원에 의해 수행된 것임

tags and to assign weighted values to the emotional tags, a tag ontology called UniTag is developed. After preprocessing the tags, the weighted tags are used to create user profiles, and the music recommendation algorithm is executed based on the profiles. To evaluate the proposed method, a conventional playcount-based recommendation, an unweighted tag-based recommendation, and an weighted tag-based recommendation are executed. Our experimental results show that the weighted tag-based recommendation outperforms other two approaches in terms of precision.

▶ Keywords : Music recommendation, Tag ontology, Tag-based profile, Emotional tag

I. 서 론

최근, 소셜 웹 사이트에서 사용자들이 자유롭게 선정한 키워드를 콘텐츠에 부여하는 협력적 태깅이 인기를 얻고 있다. 협력적 태깅은 미리 정의된 단어나 단어의 계층 구조를 사용할 필요가 없으므로, 사용자의 관심 분야나 성향을 직접 표현하는 수단이 될 수 있다. 태그 집합은 사용자와 자원을 연결해주는 역할을 하며, 사용자의 흥미를 기반으로 자원을 검색 및 브라우징 하는데 사용되고 있다. 같은 의미의 태그를 자주 사용하는 사용자들은 관심 분야가 유사하다고 볼 수 있으며, 따라서 사용자의 태그 집합은 추천 시스템의 기반이 되는 사용자 프로필 생성에 유용한 자료로 활용될 수 있다.

추천 시스템에서 사용자의 프로필을 구성하는 것은 중요하다 [1]. 특히 음악 추천 시스템의 경우, 사용자의 청취 습관을 바탕으로 프로필을 구성하는데, 이는 많은 시간을 필요로 할 뿐만 아니라 좋아하는 모든 음악을 웹 사이트를 통해 청취하는 것이 아니므로, 온전히 사용자의 음악적 취향을 반영한다고 보기 어렵다. 태그 기반 사용자 프로필을 사용하면, 사용자의 음악적 경향을 태그 집합으로부터 파악할 수 있으며, 음악의 청취 횟수를 수집하는데서 오는 시간과 노력을 줄일 수 있다. 따라서 최근 태그 기반 추천 시스템에 관한 연구가 주목을 받고 있다.

태그 기반 추천 시스템에서 고려해야 할 가장 중요한 요소는 태그가 갖는 의미적 모호성에 있다. 사용자가 태그를 생성할 때 제한된 용어나 규칙을 따르지 않기 때문에 같은 뜻을 표현하기 위해 여러 가지 다양한 단어나 다른 언어를 사용하거나 같은 단어가 여러 의미로 사용될 수도 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해서 태그 온톨로지를 구축하는 연구가 진행되고 있다 [2]. 이 연구들은 태그 온톨로지에 미리 태그들의 의미를 정의하고 사용자가 생성한 태그를 온톨로지에 매핑하는 방식으로 태그가 갖는 의미적 모호성을 해결하고 있다.

그러나 태그 온톨로지들이 다루는 태그 집합은 대부분 사실을 표현한 태그들로 한정된다. 소셜 음악 사이트에서 약 80%의 태그는 음악 장르, 음악가, 시대, 그리고 장소와 같은 사실을 나타내는 태그이고, 약 10%는 의견, 긍정적 혹은 부정적 감정을 나타내는 감정 태그이다 [3]. 감정을 나타내는 태그들은 사실을 기술하는 태그들에 비해 그 숫자는 적지만, 음악 아티스트에 대한 보다 구체적인 정보를 제공한다. 따라서 감정을 나타내는 태그들의 의미를 파악하여 사용자 프로파일로 적용한다면, 보다 효율적인 태그 기반 추천 시스템이 될 것으로 기대된다.

본 연구에서는 태그의 의미를 고려하여 음악을 추천하는 태그 기반 음악 추천 기법을 제안하였다. 먼저, 태그가 갖는 의미적 모호성을 해결하고, 감정을 표현하는 감정 태그들로부터 사용자의 의견을 추출하기 위하여 UniTag 온톨로지를 개발하였다. 대부분의 태그 온톨로지들과 달리, UniTag 온톨로지는 태그 집합을 긍정적 태그, 부정적 태그, 그리고 객관적 태그로 분류하고 감정 표현은 그 감정의 정도를 강, 약으로 분류하여 가중치를 부여한다. 또한, 객관적 태그로 분류되는 사실 태그들의 경우, 의미적 모호성을 해결하기 위해 추론 규칙을 제공한다.

다음으로 UniTag 온톨로지에 의해 전처리된 태그 집합은 사용자 프로필을 생성하는데 사용되며, 협업 필터링 알고리즘을 수행하여 사용자에게 음악을 추천하는 시스템을 개발하였다. 시스템의 효율성을 검증하기 위해서, 대표적인 음악 사이트인 Last.fm [4]으로부터 1,100명의 사용자, 이 사용자들이 부여한 약 12,600 태그 집합, 그리고 사용자들이 청취한 음악을 18,700 음악가로 분류하여 정보를 수집하였다. 전통적인 청취 횟수 기반 추천, 감정 태그 처리를 하지 않은 태그 기반 추천, 감정 태그에 따른 가중치를 적용한 태그 기반 추천의 세 가지 알고리즘을 수행하고 각각 정확도와 재현율을 계산하였다.

본 연구의 공헌은 태그의 의미를 고려한 태그 기반 음악 추천 시스템을 개발하고 검증한 것이다. 태그 집합을 감정 태그와 사실 태그로 분류하고, 감정 태그들에 대해서는 감정의 정도에 따른 가중치를 부여하여 태그 기반 사용자 프로필을 생성하였다. 제안한 방법의 효율성을 측정하기 위해서 프로토

다입 시스템을 구현하였으며, 전통적인 방법과 비교 실험을 수행하였다. 실험 결과는 제한한 추천 방법이 전통적인 청취 기반 추천 방법이나 감정 태그를 고려하지 않은 태그 기반 추천 방법보다 정확도의 측면에서 효율적임을 보여주었다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장에서 관련 연구를 살펴보고, 3장에서 본 연구에서 제안하는 태그 기반 음악 추천 방법을 자세히 설명한다. 4장에서는 실험 방법 및 평가 결과를 서술하고 마지막으로 5장에서 결론 및 향후 연구를 제시한다.

II. 관련 연구

1. 태그 기반 추천

최근 협력적 태깅 시스템이 인기를 끌게 되면서 태그 집합을 추천 시스템의 효율성을 향상하기 위해 활용하는 연구가 활발히 이루어지고 있다. Cantador [5]는 태그 집합을 사용자의 의도에 따라 내용 기반, 상황 기반, 주제, 그리고 분류를 위한 카테고리로 나누고 이 정보를 추천 알고리즘에 적용하였다. 태그 집합이 갖는 축약어, 잘못된 철자, 복합 단어와 같은 의미적 모호성을 없애기 위해서 YAGO 온톨로지 [6]를 사용하여 태그 집합을 전처리하였다. [5]에서 보여준 실험 결과는 태그 기반 추천 방법이 추천의 성능을 향상한다는 것을 보여준다.

음악 사이트에서 협력적 태깅 시스템은 음악 정보를 검색하거나 음악을 추천하는 데 있어 중요한 역할을 한다. MusicBox [7]는 소셜 태그를 기반으로 한 개인화된 음악 추천 시스템이다. 사용자, 태그, 그리고 음악 아이템 간의 관계를 찾아내기 위해서, 3-order tensor 모델을 사용하였으며, 추천의 성능이 향상됨을 보여주었다. Kim [8]은 소셜 음악 사이트에서 태그를 기반으로 사용자 프로파일을 생성하는 방법을 제시하였다. K-means 클러스터링을 하여 전통적인 청취 횟수 기반 사용자 프로파일과 비교한 결과, 태그 기반 사용자 프로파일이 음악적 선호도가 유사한 사용자들을 효율적으로 그룹화하는 것을 보여 주었다.

2. 태그 온톨로지

1절에서 언급한 연구들이 보여주는 바와 같이 협업적 태깅으로 생성된 태그 집합이 사용자 프로파일링을 위한 속성으로 자리 잡고 있으나, 사용자들이 자율적으로 선택한 단어라는 점에서 의미에 대한 일정한 정의나 규칙이 없다는 한계점을 가진다. 따라서 각 태그의 의미 및 태그 간의 관계를 정의할 필요가 있다. 온톨로지는 사물을 개념화하기 위한 명세로서, Gruber [9]는 객체, 태그, 그리고 태그를 부여한 사용자에 의해 표현되는 태그 온톨로지의 기본 개념을 제안하였다.

이후 많은 태그 온톨로지들이 태그의 개념을 정의하고 태그가 갖는 의미적 모호성을 해결하기 위해 개발되고 있으나, 이러한 태그 집합은 사실을 표현하는 태그들로 제한되어 있다. 음악 사이트의 경우, 사용자의 감정이나 정서, 혹은 의견을 나타내는 태그들도 약 10% 정도 차지하고 있으나 [3], 이와 같은 태그들에 대한 처리는 거의 고려되고 있지 않다. 그러나 감정을 표현하는 감정 태그들은 사실을 서술하는 사실 태그들보다 훨씬 직접적이고 구체적으로 사용자의 선호도를 반영한다.

OntoEmotions [10]은 사람의 기본적 감정을 슬픔, 기쁨, 놀람, 화남, 그리고 두려움의 다섯 가지 카테고리로 나누고 정의한 감정 온톨로지이다. OntoEmotions은 Arsmeteo라고 하는 예술 포털 사이트에서 사용되는데, 사용자의 태그는 온톨로지에 매핑되고 사용자의 감정을 추론하는데 사용된다. COMUS 온톨로지 [11]는 음악 장르, 감정, 시간, 장소, 이벤트 등 음악 관련 정보를 기술한 온톨로지이다. 이 온톨로지를 사용하여 사용자의 감정 상태가 평가되고 적절한 음악을 추천하는데 사용된다. 그러나 두 연구에서는 감정의 강도를 고려하지 않았다.

III. 태그 기반 음악 추천 방법

본 장에서는 먼저 제안하는 추천 시스템의 구조를 살펴보고, UniTag 온톨로지에 대해서 자세히 알아본다. 마지막으로 사용된 협업 필터링 음악 추천 알고리즘을 설명한다.

1. 시스템 구조

잘 알려진 소셜 음악 사이트인 Last.fm으로부터 open API를 이용하여 사용자, 음악 아이템과 청취 횟수, 그리고 각 사용자가 음악 아이템별로 부여한 태그 집합을 추출하여 그림 1에서 보이는 바와 같이 폭소노미 데이터베이스에 저장한다. 저장된 정보 중에서 태그 집합은 그림 1의 하단부 중앙에 보이는 UniTag 온톨로지에 의해 처리된다.

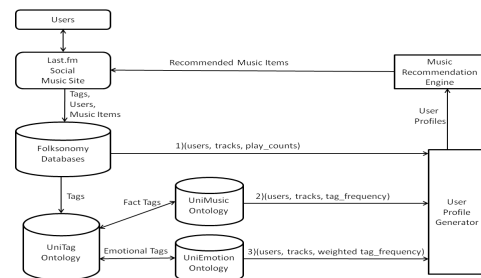


그림 1. 시스템 구조
Fig. 1. System Architecture

UniTag 온톨로지는 먼저 태그 집합을 사실 태그와 감정 태그로 분류한다. 사실 태그들은 음악 장르, 음악가, 시대, 국적, 지역 등을 서술하는 태그들을 의미하고, 감정 태그들은 사용자의 의견, 감정이나 정서와 같은 태그들을 말한다. UniTag 온톨로지는 사실 태그를 분류하기 위해 사용자 태그 집합을 UniMusic 온톨로지에 정의된 표준 용어 집합으로 매핑하며, 의미적 모호성을 없애기 위해 정의된 규칙에 따라 태그 집합을 전처리한다. 사실 태그 집합에 정의되지 않은 감정 태그 집합은, UniEmotion 온톨로지에 정의된 감정의 종류와 정도에 따라 가중치가 부여된다.

이러한 정보들이 그림의 하단 오른쪽에 있는 사용자 프로파일 생성기로 보내진다. 사용자 프로파일 생성기는 세 종류의 사용자 프로파일을 생성한다. 첫째, 전통적인 방식인 청취 횟수 기반 프로파일은 사용자, 음악 아이템, 그리고 청취횟수로 생성된다. 둘째, 가중치를 적용하지 않은 태그 기반 프로파일은 사용자, 음악 아이템, 그리고 부여한 태그의 빈도수로 생성된다. 셋째, 가중치를 적용한 태그 기반 프로파일은 사용자, 음악 아이템, 그리고 가중치 처리가 된 태그의 빈도수로 생성된다.

그림의 상단 오른쪽에 있는 음악 추천 엔진은 사용자 프로파일 생성기에 의해 생성된 세 종류의 사용자 프로파일을 입력받아 협업 필터링 알고리즘을 수행하여 음악 아이템을 추천한다. 먼저, k-nearest neighbor 알고리즘으로 n명의 음악적 성향이 유사한 사용자를 찾은 다음, 이 사용자들이 좋아한 음악 아이템 중에서 최고 점수를 받은 n개의 음악 아이템을 선정한다. 선정 결과는 다시 사용자에게 웹 사이트를 통해 추천된다. 세 가지 종류의 추천 방식의 효율성을 검증하기 위해서 추천 정확도와 재현율을 계산한다.

2. UniTag 온톨로지

UniTag 온톨로지는 태그 집합을 사실 태그와 감정 태그로 분류하고, UniMusic 온톨로지와 UniEmotion 온톨로지를 활용하여 태그 집합을 처리한다. UniMusic 온톨로지는 소셜 음악 사이트에서 자주 사용되는 키워드 집합에 대한 표준어를 정의한다. UniTag 온톨로지는 사용자 태그를 UniMusic 온톨로지에 정의된 표준 태그로 변환하는 규칙을 가지고 표준 태그로 변환한다. UniEmotion 온톨로지는 기본 감정을 긍정적 감정 4개와 부정적 감정 4개로 나누고, 각 카테고리에 해당하는 태그들을 정의한다.

UniMusic 온톨로지는 태그들 중에서 음악 아이템의 사실적 속성을 기술한 태그들을 선별하기 위해 사용된다. Last.fm 사이트의 경우, 태그의 약 85%가 장르, 지역, 악기, 그리고 국적 등을 나타내는 사실 태그이다. 그러나 사용자 태그는 hip

hop, hiphop, hip-hop과 같이 동일한 의미를 표현하는 여러 가지 방식이 존재한다. 또한, 줄임말이나 영어가 아닌 외국어를 사용하기도 한다. 이러한 태그들을 사실 태그로 분류하기 위해서 기본적으로 사용될 표준 단어를 정의하는데, 이는 UniMusic 온톨로지 명세 [12] 레벨 1 정의를 따른다. 또한, 사용자가 부여한 태그를 해당 표준 단어에 매핑할 수 있는 추론 규칙을 정의한다. 자세한 추론 규칙은 [8]에서 정의되었다.

다음으로 UniTag 온톨로지는 사실 태그로 분류되지 않은 태그 중 감정 태그를 처리한다. 기본적으로, 사용자가 음악 아이템에 부여한 태그의 빈도수는 음악적 흥미도를 반영한다고 볼 수 있다 [8]. 그러나 이들 중 감정을 표현하는 태그는 부정적 감정과 긍정적 감정이 있을 수 있고, 표현에도 감정의 표현 정도가 다를 수 있다. 따라서 본 연구에서는 UniEmotion 온톨로지를 개발하여 감정을 종류와 정도에 따라 분류하고 가중치를 부여하도록 하였다.

UniEmotion 온톨로지는 Plutchik이 정의한 심리 모델 [13]에서와 같이 두려움(fear), 슬픔(sadness), 혐오스러움(disgust), 화남(anger)의 네 가지 부정적 감정과 행복함(happiness), 신뢰(trust), 기대(anticipation), 놀람(surprise)의 네 가지 긍정적 감정으로 정의된다. 각 감정은 감정의 정도에 따라 강, 중, 약으로 정의되는데, 그림 2는 UniEmotion 온톨로지에 정의된 감정 태그 분류의 예를 보여준다. 그림에서 바깥쪽 원으로 갈수록 감정을 표현하는 정도가 약해진다.

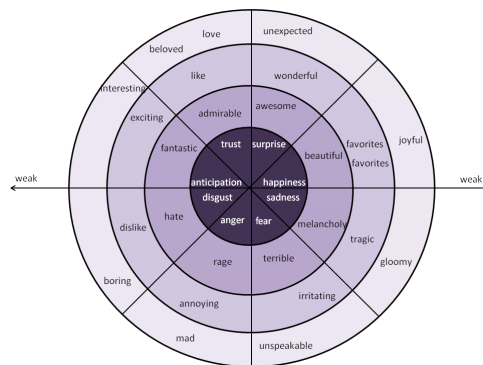


그림 2. UniEmotion 온톨로지의 감정 태그 분류
Fig. 2. Classification of Emotional Tags in UniEmotion

예를 들어, 행복함의 카테고리에 속하는 태그들을 살펴보자. 행복을 표현하는 다양한 태그 중에서 beautiful은 감정의 강한 정도를 나타내는 반면, joyful은 감정의 약한 정도를 나타낸다. 또한, favorite이나 favorites은 감정의 중간 정도로 나타낸다. 태그들의 감정 정도를 정의하기 위해서 SentiWordNet [14]에서 정의된 형용사를 참조하였다. SentiWordNet은

Wordnet [15]을 확장하여 단어를 긍정적, 객관적, 그리고 부정적 감정의 비율로 정의한다. 따라서 긍정적 혹은 부정적 감정의 비중이 0.75 이상은 강, 0.25에서 0.75 사이를 중, 그리고 0.25 이하를 하로 나누었다. 사실 태그의 태그 빈도수를 1로 했을 때, 감정 태그는 긍정적 감정의 강, 중, 약의 경우, 1.5, 2, 그리고 2.5로, 부정적 감정의 경우, 강, 중, 약에 따라 -1.5, -2, -2.5로 태그 빈도수에 가중치를 부여하였다.

3. 음악 추천 알고리즘

추천 프로세스의 첫 번째 단계는 사용자 프로파일을 생성하는 것이다. 본 연구에서 사용한 추천 알고리즘은 기본적인 협업 필터링 알고리즘을 따른다. 사용자 프로파일은 (userID, itemID, preference)의 집합으로 표현된다. userID는 각 사용자에게 순차적으로 지정된 번호이고, itemID는 사용자가 들었거나 태그를 부여한 음악가에게 지정된 식별자이다. 마지막으로, preference는 itemID에 의해 지정된 음악가에 대한 사용자의 선호도를 나타낸다.

preference로 사용되는 사용자 정보에 따라 세 가지 사용자 프로파일이 생성된다. 첫째는 아이템에 대한 청취 횟수를 기반으로 생성된 프로파일로, 전통적인 음악 추천 알고리즘에서 많이 사용한 방식이다. 이 프로파일은 제안하는 방법과 추천 효율성을 비교하기 위해 생성하였다. 두 번째는 가중치를 고려하지 않은 태그의 빈도수를 기반으로 프로파일을 생성한다. 이 프로파일에서는 감정 태그나 사실 태그가 모두 같은 가중치를 가진다. 세 번째는, 가중치를 적용한 태그의 빈도수를 기반으로 프로파일을 생성한다.

Algorithm 1. Music Recommendation

Input: set of User Profiles $\{U_n \times I_n \times P_n\}$

Output: set of recommended items

For every user U_n

compute user similarity between U_n and U_{n+1}

lists the top n users ranked by similarity as a neighborhood N

For every item I_n which a user U_n in N has a preference for, but a target user U_t does not have a preference yet

For every user U_v in N which has a preference for I_n compute a similarity s between U_t and U_v

calculate U_v 's preference for I_n weighted by s on average

lists the top m items ranked by estimated preferences

프로파일이 생성된 후, 음악 아이템을 추천하기 위해서 알고리즘 1을 적용한다. 먼저, 추천하고자 하는 목표 사용자가 선정되면, 전체 사용자 중에서 음악적 성향이 유사한 n명의 사용자를 선택한다. 이때, 사용자 간의 거리 측정은 두 사용자 간의 공분산과 표준 편차 간의 비율을 계산하는 Pearson Correlation 유사성 계산법을 사용한다. 이는 모든 사용자가 청취하거나 태그를 부여한 음악 아이템을 고려하는 것은 계산 양도 많지만, 부적절한 정보를 포함하기 때문이다. 다음으로 목표 사용자가 아직 청취하지 않거나 태그를 부여하지 않은 음악 중에서, 선택된 n명의 사용자가 청취하거나 태그를 부여한 음악 아이템들의 선호도 평균을 계산하여, 그 중 높은 평균 값을 갖는 음악 아이템을 순서대로 m개 추천한다.

IV. 성능 평가

본 장에서는 먼저 제안하는 추천 시스템의 성능을 평가하기 위한 실험 방법과 결과를 제시하고, 실험 결과에 대해 통계적 검증을 실시하여 정확도와 재현율의 측면에서 세 가지 추천 방법의 성능을 비교하였다.

1. 실험 결과

시스템의 성능을 평가하기 위해서, 각 프로파일 기반 추천 결과의 정확도와 재현율을 계산하였다. 실험을 위해 무작위로, 1,100 사용자 정보를 last.fm으로부터 수집하였으며, 대상이 된 사용자들이 청취한 약 18,700 음악가와 사용자가 부여한 약 12,600 태그 집합을 수집하였다. 이 중에서, 1,460개의 감정 태그가 UniEmotion 온톨로지에 의해 처리되었고, 가중치가 적용되었다. 전체 데이터 집합의 70%를 트레이닝 데이터로, 나머지 30%를 테스트 데이터로 사용하였다.

추천 시스템의 성능은 추천 아이템의 수와 유사 사용자의 수에 따라 민감하게 달라진다. 이 두 가지 변수의 다양한 효과를 살펴보기 위해서, 유사 사용자 수를 2, 3, 5, 10, 15, 그리고 20명으로 변화시키면서 성능을 측정하고, 추천 아이템의 수는 5, 10, 15, 20, 그리고 25개로 증가시키면서 성능을 측정하였다.

먼저, 추천 아이템의 수에 따른 정확도와 재현율의 변화를 관찰하기 위해 추천 아이템의 숫자를 고정하고, 그 추천 아이템을 사용하였을 경우 유사 사용자 수는 2, 3, 5, 10, 15, 그리고 20명일 경우의 평균을 계산하였다. 유사 사용자 수의 평균을 계산한 이유는 특정 유사 사용자 수를 사용하였을 경우 시스템의 성능에 미칠 영향을 최소화하기 위함이다. 측정된 정확도 결과는 그림 3에서 재현율의 결과는 그림 4에서 각각 나

타난다. 그림에서 A는 청취 횟수 기반 추천 결과, B는 가중치를 적용하지 않은 태그 기반 추천 결과, 그리고 C는 가중치를 적용한 태그 기반 추천 결과이다. 모든 추천 아이템 수를 고려한 정확도의 평균은 각각 0.026, 0.020, 그리고 0.029이다.

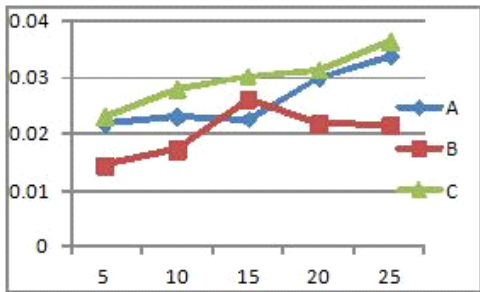


그림 3. 아이템 수의 증가에 따른 정확도
Fig. 3. Precisions for number of recommended items

먼저, A, B, 그리고 C의 세 가지 추천 방법 모두에서 아이템 수가 증가함에 따라 정확도도 증가함을 알 수 있다. 또한, 가중치를 고려한 태그 기반 추천 방법이 다른 두 가지 방법보다 추천 아이템의 수에 상관없이 우수함을 보여준다. 가중치를 고려하지 않은 태그 기반 추천 방법의 경우, 오히려 청취 횟수 기반 추천 방법보다 정확도가 떨어짐을 알 수 있는데, 이는 태그의 내용을 고려하지 않고 태그의 빈도수만 고려하였기 때문으로 보인다.

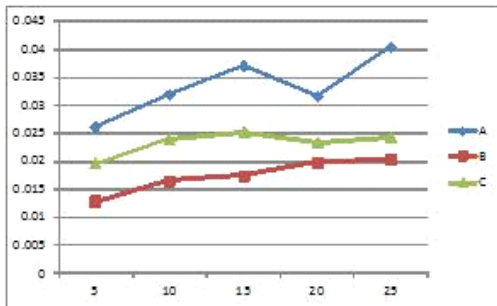


그림 4. 아이템 수의 증가에 따른 재현율
Fig. 4. Recalls for number of recommended items

그림 4는 아이템 수의 증가에 따른 재현율을 나타낸다. 재현율은 청취 횟수 기반 추천 방법이 태그 기반 추천 방법보다 우위에 있음을 알 수 있다. 재현율의 경우, 정확도가 높아질수록 재현율을 떨어지는 경향이 현저하다. 따라서 정확도를 극대화하면서 재현율을 유지할 수 있는 포인트를 찾는다면 추천 시스템의 성능을 더욱 향상할 수 있을 것이다. 추천 아이템 수에 따른 재현율의 평균은 각각 0.033, 0.017, 그리고 0.023이다.

다음으로 유사 사용자 수에 따른 추천 시스템의 정확도와 재현율을 고려해보자. 이를 위하여, 유사 사용자 수를 각각 2, 3, 5, 10, 그리고 20명으로 고정하고 각 지점에서 추천 아이템 수를 5, 10, 15, 20, 그리고 25개로 변화시켜 측정된 정확도와 재현율의 평균을 계산하였다. 그림 5와 그림 6은 각각 유사 사용자 수의 증가에 따른 정확도와 재현율을 보여준다.

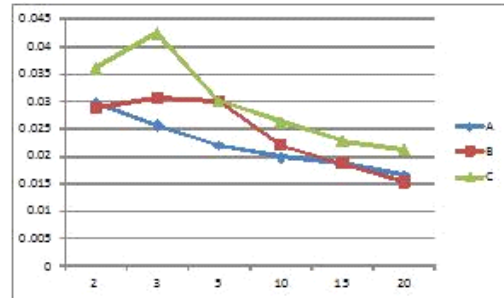


그림 5. 유사 사용자 수의 증가에 따른 정확도
Fig. 5. Precisions for number of similar users

앞의 경우와 마찬가지로, 특정 추천 아이템의 수를 사용하였을 때 시스템의 성능에 미칠 영향을 최소화하기 위해 다양한 추천 아이템 수의 결과에 대한 평균을 사용하였다. 유사 사용자 수의 증가에 따라 재현율은 세 가지 방법 모두에서 감소하고 있다. 이는 유사 사용자의 수를 필요 이상으로 크게 선정할 경우, 불필요하게 유사한 성향에 속하는 사용자가 늘어나는 데 따른 것으로 볼 수 있다.

정확도는 앞의 실험에서와 마찬가지로 유사 사용자의 수에 상관없이 가중치를 부여한 태그 기반 추천 방법의 성능이 뛰어나다. 단, 아이템 수의 증가에 따른 정확도에서는 가중치를 부여하지 않은 추천 방법이 청취 횟수 기반 추천 방법보다 정확도가 떨어진 반면, 유사 사용자에 따른 변화에서는 청취 횟수 기반 추천 방법보다 우위를 보이고 있다. 유사 사용자 전체의 정확도 평균은 각각 0.022, 0.024, 그리고 0.029이다.

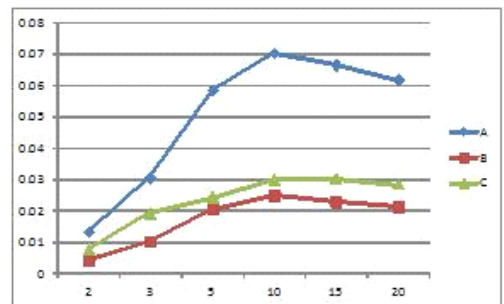


그림 6. 유사 사용자 수의 증가에 따른 재현율
Fig. 6. Recalls for number of similar users

그림 6은 유사 사용자 수의 증가에 따른 재현율을 보여준다. 앞에서와 마찬가지로 재현율은 청취 횟수 기반 추천 방법이 다른 두 가지 방법에 비해 효율적임을 알 수 있다. 유사 사용자 수를 모두 고려한 재현율의 평균은 각각 0.050, 0.017, 그리고 0.023이다.

2. 통계적 검증

실험 결과를 토대로 정확도와 재현율에서 유의한 차이가 있다고 판단할 수 있는지를 알기 위하여 통계적 검증을 하였다. 모집단을 청취 횟수 기반 추천 방법 A, 가중치가 부여되지 태그 기반 추천 방법 B, 그리고 가중치를 부여한 태그 기반 추천 방법 C의 세 가지로 보고 각 모집단의 정확도와 재현율의 평균값들이 유의한 차이가 있는지를 검증하기 위해서 Tukey의 다중 비교 테스트를 사용하였다. Tukey의 다중 비교법은, 다수의 모평균 간에 유의한 차이가 있는지 그룹화하여 결과를 제시한다. 표 1과 표 2는 정확도와 재현율에 대한 Tukey 다중 비교 테스트 결과이다.

표 1. 정확도에 대한 Tukey 다중 비교 결과

Table 1. Result of Tukey multiple comparison test for Precision

Tukey Grouping	Mean	N	method
A	0.031185	30	C
B	0.025423	30	A
B	0.022758	30	B

Tukey 다중 비교 결과에 따르면, A, B, C 모집단의 평균은 각각 0.025423, 0.022758, 그리고 0.031185로 각기 다른 그룹이 형성되므로 유의한 차이가 있다고 말할 수 있다. 다시 말하면, 정확도는 가중치를 고려한 태그 기반 추천 방법의 성능이 가장 뛰어나고, 청취 횟수 기반 추천 방법의 성능이 그다음이며, 가중치를 고려하지 않은 태그 기반 추천 방법의 성능이 가장 떨어진다고 할 수 있다.

표 2. 재현율에 대한 Tukey 다중 비교 결과

Table 1. Result of Tukey multiple comparison test for Recall

Tukey Grouping	Mean	N	method
A	0.046935	30	A
B	0.021924	30	C
B	0.016261	30	B

재현율은 세 모집단의 평균이 각각 0.046935, 0.016261, 그리고 0.021924이다. 그러나 Tukey 그룹화 결과 B와 C는 같은

그룹으로 형성되었으므로 유의한 차이가 있다고 말할 수 없다. 즉, 재현율은 청취 횟수 기반 추천 방법이 다른 두 가지 추천 방법에 비해 뛰어나지만, 태그를 기반으로 한 다른 두 개의 추천 방법은 재현율에서 동등한 성능을 보인다고 할 수 있다.

V. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 태그의 의미를 고려한 태그 기반 음악 추천 방법을 제시하였다. 사용자 태그 집합의 의미 처리를 위해 UniTag 온톨로지를 개발하였다. UniTag 온톨로지는 사용자 태그 집합은 사실을 기술하는 사실 태그와 감정을 표현하는 감정 태그로 분류한다. 사실 태그의 경우, 의미적 모호성을 제거하기 위해, 소셜 음악 사이트에서 자주 사용되는 장르, 음악가, 지역 등의 태그 집합을 UniMusic 온톨로지에 미리 정의하고 사용자 태그를 온톨로지에 정의된 표준 태그로 매핑한다. 감정 태그의 경우, 감정의 종류와 정도를 UniEmotion 온톨로지에 미리 정의하고, 사용자 태그를 분류된 감정의 종류와 정도에 따라 가중치를 부여한다.

의미 처리가 된 태그 집합들은 사용자 프로필 생성의 기반이 된다. 제안한 추천 방법을 검증하기 위해서, 기존의 청취 횟수 기반 프로파일, 의미 처리를 하지 않은 태그 기반 프로파일, 그리고 의미 처리가 된 태그 기반 프로파일의 세 가지 프로 파일을 생성하고 협업 필터링 알고리즘을 적용하여 추천 효율성을 비교하였다. 추천 시스템의 성능 평가를 위하여 각 프로파일의 정확도와 재현율을 구하여 통계적 검증을 하였다. 실험 결과는 의미 처리를 한 태그 기반 추천 방법이 정확도에 있어서 다른 두 방법에 비해 효율적임을 보여 주었다.

현재 본 연구에서 고려해야 할 두 가지 점이 있는데, 이는 추천 성능의 향상과 UniEmotion 온톨로지의 보완이다. 실험 결과에서 알 수 있듯이 제안하는 시스템은 정확도는 향상되었으나, 재현율은 기존의 청취 횟수 기반 추천 방법보다 떨어진다. 따라서 정확도를 유지하면서 동시에 재현율을 높일 수 있는 추가 실험이 필요하다. 또한, 최적의 유사 사용자 수와 추천 아이템 수를 찾아내는 것도 추천 성능을 향상할 수 있는 방법이 될 수 있다.

UniEmotion 온톨로지의 경우, 태그를 분류하는 데 있어 몇 가지 문제점을 발견했다. 영어의 경우 문맥 내에서의 의미 파악이 중요한데, 태그의 특성상 문맥을 고려할 수 없다는 단점이 있다. 또한, 요즘 인터넷상에서 사용되는 인터넷 언어는 감정 분류가 어렵고, 부정적 언어 표현을 긍정적 평가에 사용하는 경우도 있다. 따라서 이러한 특수한 경우 언어들의 정의에 대한 추가 연구가 필요하다.

현재, 성능 향상을 위한 다양한 실험이 계속되고 있으며, 성능 평가 모델을 [16]에서 제시한 바와 같이 다양화 하고 있다. 향후 연구로는 앞에서 언급한 점들을 고려하여 UniEmotion 온톨로지를 계속하여 보완할 예정이다.

참고문헌

- [1] C. S. Ahn, and S. Y. Oh "User's Individuality Preference Recommendation System using Improved K-means Algorithm", Journal of the Korea Society of Computer and Information, Vol. 15, No. 8, pp. 141-148, Aug. 2010.
- [2] H. L. Kim et al., "The State of the Art in Tag Ontologies: A Semantic Model for Tagging and Folksonomies," In Proc. of the International Conference on Dublin Core and Metadata Application, pp. 128-137, Berlin, Germany, Sept. 2008.
- [3] P. Lamere, and E. Pampalk, "Social Tagging and Music Information Retrieval," Journal of New Music Research, Vol. 37, No. 2, pp. 101-114, Nov. 2008.
- [4] Last.fm, <http://www.last.fm/>
- [5] I. Cantador et al., "Categorizing Social Tags to Improve Folksonomy-based Recommendations", Journal of Web Semantics, Vol. 7, No. 1, pp. 1-15, Mar. 2011.
- [6] F. M. Suchanek et al., "YAGO: A Large Ontology from Wikipedia and WordNet", Journal of Web Semantics, Vol. 6, No. 3, pp. 203-217, Sept. 2008.
- [7] A. Nanopoulos et al., "MusicBox: Personalized Music Recommendation based on cubic Analysis of Social Tags", IEEE Trans. on Audio, Speech and Language Processing, Vol. 18, No. 2, pp. 1-7, Feb. 2010.
- [8] H. H. Kim, J. Jo, and D. Kim, "Generation of Tag-based User Profiles for Clustering Users in a Social Music Site", In Proc. of Asian Conference on Intelligent Information and Database Systems, pp. 51-61, Kaoshiung, Taipei, April, 2012.
- [9] T. Gruber, "Ontology of Folksonomy: A Mash-up of Apples and Oranges", Int. J. on Semantic Web & Information Systems, Vol. 3, No. 1, pp. 1-11, Mar. 2007.
- [10] M. Baldoni et al., "From Tags to Emotions: Ontology-driven Sentiment Analysis in the Social Semantic Web", Intelligenza Artificiale, Vol. 6, No. 1, pp. 41-54, May, 2012.
- [11] B. Han et al., "Music Emotion Classification and

Context-based Music Recommendation", Multimedia Tools and Applications, Vol. 47, No. 3, pp. 433-460, May, 2010.

- [12] Music Ontology, <http://musicontology.com/>
- [13] B. Plutchik, "The Nature of Emotions", American Scientist, American Scientist, Vol. 89, pp. 344-350, July, 1997.
- [14] A. Esuli and F. Sebastiani, "SentiWordNet: A Publicly Available Lexical Resource for Opinion Mining", In Proceedings of the 5th Conference on Language Resources and Evaluation, pp. 417-422, Genoa, Italy, June, 2006.
- [15] WordNet, <http://wordnet.princeton.edu/>
- [16] S. J. Yu, "A Comprehensive Performance Evaluation in Collaborative Filtering", Journal of the Korea Society of Computer and Information, Vol. 17, No. 4, pp. 83-90, April, 2012.

저 자 소 개



김 현 희

1996 : 이화여자대학교
전자계산학과 이학사
1998 : 이화여자대학교
컴퓨터공학과 공학석사
2005 : 이화여자대학교
컴퓨터공학과 공학박사
현 재 : 동덕여자대학교
정보통계학과 조교수
관심분야 : 추천 시스템, 소셜 시맨틱 웹
Email : heekim@dongduk.ac.kr