

User Playlist-Based Music Recommendation Using Music Metadata Embedding

Kyoung Min Nam[†] · Yu Rim Park^{††} · Ji Young Jung^{†††} · Do Hyun Kim^{††††} · Hyon Hee Kim^{†††††}

ABSTRACT

The growth of mobile devices and network infrastructure has brought significant changes to the music industry. Online streaming services has allowed music consumption without constraints of time and space, leading to increased consumer engagement in music creation and sharing activities, resulting in a vast accumulation of music data. In this study, we define metadata as "song sentences" by using a user's playlist. To calculate similarity, we embedded them into a high-dimensional vector space using skip-gram with negative sampling algorithm. Performance evaluation results indicated that the recommended music algorithm, utilizing singers, genres, composers, lyricists, arrangers, eras, seasons, emotions, and tag lists, exhibited the highest performance. Unlike conventional recommendation methods based on users' behavioral data, our approach relies on the inherent information of the tracks themselves, potentially addressing the cold start problem and minimizing filter bubble phenomena, thus providing a more convenient music listening experience.

Keywords : Meta Data, koBERT, SGNS, Song Embedding, Recommender System

음원 메타데이터 임베딩을 활용한 사용자 플레이리스트 기반 음악 추천

남 경 민[†] · 박 유 림^{††} · 정 지 영^{†††} · 김 도 현^{††††} · 김 현 희^{†††††}

요 약

모바일 기기와 네트워크 인프라의 성장은 음악 산업에 상당한 변화를 초래하였다. 온라인 스트리밍 서비스의 등장으로 시공간의 제약 없이 음악 청취가 가능해졌고 소비자의 음악 창작과 공유 활동의 증가로 방대한 양의 음원 데이터가 축적되었다. 이로써 사용자의 취향에 맞는 추천을 위해 사용자의 행동 데이터를 기반으로 한 개인 맞춤형 음악 추천 모델이 활발히 연구되고 있다. 그러나 신규 사용자의 경우, 데이터가 부족하여 적절한 추천이 어려운 콜드 스타트 현상을 초래할 수 있다. 본 연구에서는 플레이리스트를 활용하여 음원 메타데이터를 Song sentence로 정의하고, 고차원 벡터 공간에 임베딩하여 유사도를 계산한 추천 알고리즘을 제안한다. 성능 평가 결과 가수, 장르, 작곡가, 작사가, 편곡가, 시대, 계절, 감정, 태그 리스트를 모두 활용한 제안하는 음원 추천 알고리즘이 가장 높은 성능을 보임을 알 수 있었다. 제안하는 추천 알고리즘은 사용자의 과거 행동 데이터에 기반한 추천 시스템이 아닌 음원이 자체적으로 보유한 정보에 근거하기 때문에 콜드 스타트 현상과 더불어 정보 편식 현상을 보완하여 사용자에게 보다 편리한 음악 감상 경험을 제공할 수 있을 것으로 기대된다.

키워드 : 메타데이터, koBERT, SGNS, 음원 임베딩, 추천시스템

1. 서 론

모바일 기기의 지속적인 발전과 네트워크 인프라의 빠른

성장은 디지털 음악 산업 전반에 걸쳐 상당한 변화를 초래하였다. iTunes, Spotify, 멜론, 벅스와 같은 온라인 스트리밍 서비스들이 등장하면서 시공간적 제약없이 음악을 감상하고 구매할 수 있게 되었다[1]. 뿐만 아니라, 사용자들은 자신이 창작한 음악을 온라인 플랫폼에 등록하거나 소셜 미디어를 통해 공유하며 새로운 음악을 발견할 수 있는 환경이 조성되었다. 수많은 음원이 온라인 스트리밍 서비스에 업로드 되면서 방대한 양의 음원 정보가 축적되었고, 이러한 데이터베이스의 증가로 인해 소비자들은 자신이 원하는 음악을 명확하게 찾는 것이 매우 어려워졌다. 이로써 사용자의 음악 취향을 정확히 분석하여 적절한 플레이리스트를 자동으로 선별해주는 개인 맞춤형 음악 추천 알고리즘이 적극적으로 연구되고 있다. 국

※ 이 논문은 2024년 ACK 2024의 일반논문으로 "음원 메타데이터와 사용자 플레이리스트를 활용한 음악 추천시스템"의 제목으로 발표된 논문을 확장한 것임.

† 비 회 원 : 동덕여자대학교 컴퓨터학과 학사과정

†† 비 회 원 : 동덕여자대학교 영어학과 학사과정

††† 비 회 원 : 동덕여자대학교 정보통계학과 학사과정

†††† 비 회 원 : 동덕여자대학교 경제학과 학사과정

††††† 종신회원 : 동덕여자대학교 정보통계학과 부교수

Manuscript Received : April 16, 2024

First Revision : July 1, 2024

Accepted : July 22, 2024

* Corresponding Author : Hyon Hee Kim(heekim@dongduk.ac.kr)

내 음원 스트리밍 서비스인 멜론과 벅스의 경우, 음원 자체의 특징을 기반으로 하여 유사한 음악을 제시하는 콘텐츠 기반 필터링 모델과, 청취 플레이리스트/스트리밍 횟수/좋아요 목록과 같이 사용자 행동 데이터에 기반한 협업 필터링 모델을 채택하고 있다. 전 세계적인 음원 시장을 주도하는 스포티파이의 경우, 좋아요 기록/청취 리스트/청취 습관/사용자 행동 시계열 데이터 뿐만 아니라 가사 설명, 소셜 미디어 리뷰 데이터까지 포괄하여 딥러닝 기반 추천 알고리즘을 활용한다[2].

위와 같은 방법론을 통하여 사용자의 취향에 맞는 추천이 가능해졌으나, 여전히 콜드 스타트 현상[3]과 정보 편식 문제가 초래된다는 문제점이 존재한다. 콜드 스타트란, 아이템 혹은 사용자 데이터가 부족하여 소비자에게 적합한 추천을 제공하지 못하는 현상을 의미한다. 특히 새로 유입된 사용자의 경우, 과거 검색 기록/좋아요 수/사용자 프로필/음원 재생 시간/리뷰 등 사용자의 선호도를 정의할 수 있는 행동 데이터를 확보하기 매우 어렵다. 또한, 사용자의 과거 행동 데이터에 국한되어 추천하기 때문에 새로운 아티스트나 장르를 제한하고 특정 음악만 추천하는 정보 편식 현상이 발생할 수 있다는 점에 주목해야 한다.

본 연구에서는 이러한 문제점을 보완하기 위해 태그리스트를 활용하여 사용자 플레이리스트를 자동으로 생성하는 시스템을 구축하였으며, 음원 정보를 나타내는 메타데이터들을 임베딩하여 추천하는 알고리즘을 제안하였다. 사용자가 태그를 통해 자신의 취향에 맞는 음악들을 직접 선택하고 플레이리스트를 구성하였기 때문에 사용자가 선호하는 특징을 파악할 수 있는 중요한 수단이 될 수 있다. 또한, 특정 음악을 직관적으로 표현하는 가수명, 장르, 작곡가, 편곡가 등의 속성뿐만 아니라 '음악이 나타내는 감정'과 같은 잠재적인 속성까지 고려하였다. 기존 연구에서 이와 같이 사용자의 플레이리스트, 태그 및 가사를 활용하여 음악에서 추출한 감정 등의 다양한 데이터를 사용한 음원 추천 방식이 있었으나, 본 연구에서는 이러한 여러 속성을 메타데이터의 일부로 고려한 새로운 메타데이터를 생성하여 음원 추천 모델을 개선하였다. Thomas Mikolov의 언어학 기반 모델인 SGNS (Skip-gram Negative Sampling) 알고리즘 [4]을 활용하여 메타데이터를 임베딩하고, 음원 간 유사도를 계산하여 의미적 유사성을 포착하였다. 음원이 자체적으로 보유한 고유 특성을 강조함으로써 신규 사용자들은 정확한 추천을 제공받을 수 있을 것이며, 새로운 음악으로 더욱 다양하고 풍부한 청취 경험을 할 수 있을 것으로 기대된다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 제 2장에서는 기존의 음원 추천과 관련된 연구들을 요약한다. 제 3장에서는 데이터 수집과 전처리 과정을 설명하고, 음원 메타데이터의 임베딩 연구방법론을 제시한다. 제 4장에서는 제안하는 추천 알고리즘의 성능 평가 결과를 제시하며 제 5장과 마지막장에서는 본 연구의 결론 및 향후 과제를 제안한다.

2. 관련 연구

기존에 널리 알려진 연구로는 Song2Vec 모델[5]과 Item2Vec 모델[6]이 있다. Song2Vec 연구는 음악 자체의 특성인 멜로디, 리듬, 화음 등을 활용하여 음원을 벡터로 임베딩하고, 이 벡터 간의 유사성을 기반으로 음악을 추천하는 시스템을 제안한다. 연구에서는 Adverarially Learned Inference(ALI) 모델을 사용하여 스펙트로그램을 저차원 벡터로 변환하고, 이를 통해 장르 구분 및 유사 음악 추천 성능을 향상시킨다. 기존의 사용자 행동 데이터를 활용한 추천 시스템과 달리, 이 접근법은 음악 데이터 자체를 분석하여 보다 정확한 추천을 가능하게 한다. Item2Vec 모델은 아이템 기반 협업 필터링(Item-Based Collaborative Filtering)기법으로 아이템의 특징 정보를 사용하고, SGNS(Skip-Gram Negative Sampling) 알고리즘을 통해 임베딩 벡터를 학습한다. 그러나, 이는 아이템 정보만을 활용하기 때문에 사용자의 선호도를 표현하는 유용한 정보는 활용하지 못할 가능성이 높다.

이후 제시된 연구는 "데이터 임베딩을 활용한 사용자 플레이리스트 기반 음악 추천 방식"[7]이 있다. 음원 정보를 하나의 아이템이 아닌 여러 단어들을 문장으로써 표현하고, 문장 간 코사인 유사도를 측정하여 추천 알고리즘을 제시한다. 이 연구는 아티스트 리스트, 곡 장르리스트, 세부 장르 리스트, 태그 리스트로 문장을 구성하여 전체적인 맥락을 고려하였으며, SGNS 알고리즘으로 다차원 벡터 공간에 임베딩하였다. 그 결과, Item2Vec 기반 추천시스템과 비교하였을 때 더 나은 성능을 보였음을 확인할 수 있었다. 본 연구에서는 아티스트, 장르, 태그와 같은 표면적 속성 뿐만 아니라, 가사를 분석하여 음원에 내재된 감정까지 음원 메타데이터의 일부로 포함한다. 이는 음악이 표현하는 '감정'과 같은 잠재적 속성을 통해 음원의 고유한 특성을 깊이 있게 파악할 수 있게 됨으로써 더 나은 추천 알고리즘을 제시할 수 있을 것으로 기대된다.

3. Song Sentence 기반 음악 추천

3.1 데이터 수집

멜론 음원 플랫폼은 이용자가 직접 플레이리스트를 생성하고, 이를 다른 사용자들과 공유할 수 있는 서비스를 제공한다. 구독자들은 [운동을 위한 플레이리스트], [카페에서 듣기 좋은 음악], [밤에 듣기 좋은 감성적인 곡들] 등 다양한 테마를 주제로 한 플레이리스트를 제공받을 수 있다.

본 연구에서는 플레이리스트가 가지고 있는 '#신나는', '#겨울' '#감성', '#힐링' 등과 같은 다양한 태그들을 포함하여 DJ Playlist 페이지를 크롤링하였다. Fig. 1은 플레이리스트 별로 수집한 태그리스트를 장르별로 재구성하여 나타낸 그림이다. 총 100개의 사용자 플레이리스트를 수집하였으며, 이에 기반한 Song Database를 구축하기 위해 플레이리스트 간 중

장르	태그
POP	#운동, #팝송, #드라이브, #노동요, #출근길, #댄스, #러닝, #남들
R&B/Soul	#2000년, #감성, #추억, #학창시절, #따뜻한, #추위, #겨울, #회사, #밤, #잔잔한, #회상, #새벽, #감성, #딕독, #사이월드, #국립, #월스
댄스	#신나는, #바다, #시원한, #사이월드, #여름, #다위, #출퇴근, #히트송, #기본전환, #드라이브, #가요, #정준, #아이돌, #후크송, #중독성, #수능금지곡
랩/힙합	#사이월드, #HipHop, #강성힙합, #멜로디힙합, #열정, #스트레스, #감성적인, #2000년대, #국립, #여름, #인기, #운동, #기본전환, #드라이브, #케이팝
록/메탈	#국내록, #가요, #필칭곡, #뺏어지는, #락발라드, #영국, #전율, #90년대, #강성감성, #고음, #서정적인, #록스태디, #필칭곡, #페스티벌
발라드	#김나백이, #추억, #고막남친, #음색강매, #겨울노래, #감성, #전율, #그리움, #잔잔한, #몽글몽글, #샌치한, #월링, #위로, #연인, #데이트, #달달한

Fig. 1. Tag List by Genre

복되는 음원들을 제거하였다. 최종적으로, Song Database는 총 2873개의 곡으로 구성되어 [음원ID, 타이틀, 곡 순위, 가수명, 앨범명, 좋아요수, 발매일, 댓글수, 가사, 장르, 작곡가, 작사가, 편곡가, 태그 리스트]로 구체화하였고, 14개의 속성을 데이터프레임 형식으로 구축하였다.

3.2 데이터 전처리

1) 발매일(ReleaseDate) 칼럼

사람들은 특정 계절에 유행하는 음악을 선호하는 경향이 있다. 여름에는 밝고 경쾌한 댄스곡이 음원 차트에서 높은 순위를 차지하고, 겨울에는 조용하고 감성적인 곡이나 크리스마스 캐롤이 급부상하여 차트를 장악하기도 한다.

이번 연구에서는 이를 반영하기 위해 'ReleaseDate(발매일)' 칼럼을 전처리하여 '계절(Season)'과 '시기(Era)'칼럼으로 분리하였다. 3월/4월/5월의 경우는 봄(Spring), 6월/7월/8월의 경우는 여름(Summer), 9월/10월/11월의 경우는 가을(Autumn), 12월/1월/2월의 경우는 겨울(Winter)로 간주하여 계절(Season)칼럼을 생성하였다. 또한, 10년 단위로 연도를 분리하고, 1990년대, 2000년대, 2010년대, 2020년대로 구체화하여 시기(Era)칼럼을 추가적으로 생성하였다.

2) 가수명(Singer) 칼럼

가수명 칼럼에는 '홍V길동'과 같이 공백이 존재하는 경우가 있다. 임베딩은 단어의 의미와 특성들을 추출하여 벡터로 표현하는 작업이기 때문에 일관된 형태의 인명이 정확한 벡터 공간에 매핑될 수 있을 것이라 판단하였다. 불필요한 공백과 부수적인 부호들을 제거하기 위한 방법으로 특정한 패턴을 찾는 정규표현식을 활용하였으며, 일관된 형태의 인명으로 재구성하였다.

3) 가사 칼럼: koBERT기반 가사 감정 예측

가사는 음악이 표현하고자 하는 이야기나 감정을 전달하는데 핵심적인 부분을 담당한다. 청자들은 가사에 내재된 이야기에 공감대를 형성하고 음원의 감정과 메시지를 받아들이기도 한다. 이러한 점을 반영하여 Song Database의 가사 칼럼

을 적극적으로 활용하고자 하였고, 해당 음원에 잠재된 감정을 추출하였다.

koBERT는 한국어 자연어 처리 작업에 특화된 트랜스포머 아키텍처 기반 모델로써, 시퀀스 데이터를 처리하는데 매우 유용하다. Song Database의 가사 데이터를 소절 단위로 분리하여 짧은 텍스트로 재구성하고, 리스트로 생성하였다. 이후, 인간이 가질 수 있는 감정을 크게 7가지로 간주하여 '공포', '놀람', '분노', '슬픔', '증립', '행복', '혐오' 레이블을 정의하고 사전학습을 하였다.[8] 학습된 모델에 가사의 소절들을 모두 적용시켜 추출된 감정들을 각 음원의 통합 감정 리스트에 저장하였다. 최종적으로, 음원 별 감정 리스트에서 가장 빈번하게 도출된 두 가지의 감정을 선별하여 감정(Emotion) 칼럼으로 새롭게 구축하였다.

3.3 Song sentence 생성

Song Database가 가진 14개의 속성들과, 3.2 데이터 전처리 부분에서 새롭게 생성한 칼럼들을 재배치하여 하나의 음원을 표현하는 문장을 구성하고자 하였다. 생성된 Song sentence는 '노래를 나타내는 문장'이라는 사전적 의미를 지니며, 음원의 메타데이터를 임베딩하여 콘텐츠 기반 필터링 추천시스템을 구축할 수 있는 기반이 된다. 이 과정을 통해 음악의 복잡한 특성을 정확하게 표현할 수 있을 뿐만 아니라 사용자의 음악 취향을 심도있게 이해할 수 있어 다양하고 새로운 음악 추천을 제공할 수 있다는 강점이 있다.

Fig. 2는 Song sentence의 구조도를 나타낸다. 하나의 음원은 그 음원이 가진 메타데이터들 중 [가수명, 장르, 시기(Era), 계절(Season), 감정(Emotion), 태그리스트] 조합으로 하나의 Song sentence가 생성된다. Song sentence를 구축함으로써 장르, 태그와 같은 곡에 대한 정보 뿐만 아니라 분위기나 감정과 같은 잠재적 특성까지 고려한 추천으로 사용자의 음악 취향의 한정성을 극복하고자 하였다.

3.4 Song sentence 벡터 임베딩

생성된 Song sentence는 SGNS(Skip-Gram with Negative Sampling) 알고리즘으로 고차원 벡터 공간에 임베딩하여 하나의 음원을 표현하는 고유 벡터를 생성하였다. SGNS는 언어학적인 측면에서 강점을 보이는 워드 임베딩 기법 중 하나로, 주어진 단어를 기반으로 주변 단어를 예측하여 단어 간 상호작용을 학습한다.[9] 또한, 이를 벡터 공간 상의 유사도로 표

가수명	장르	시기(Era)	계절(Season)	감정(Emotion)	태그리스트
IVE	R&B/Soul	2020	Autumn	놀람	#아이돌
				슬픔	#신나는
					#kpop

Fig. 2. Structure of Song Sentence

Algorithm 1은 추천시스템의 코드를 의사코드로 표현한 것이다. 먼저 음원 ID를 입력받아 각 음원의 Song Sentence를 기반으로 해당 곡의 벡터를 생성한다. 이후, 플레이리스트 내 각 음원에 대해 전체 음원들과의 코사인 유사도를 계산한다. 유사도가 가장 높은 상위 음원들을 선택하여 추천 목록에 추가하고, 각 음원의 추천 빈도를 계산하여 최종적으로 가장 많이 추천된 음원들을 플레이리스트로 제안하는 방식으로 알고리즘이 동작한다.

4. 성능 평가

4.1 Hit Rate 성능평가 모델

플레이리스트는 사용자가 본인의 취향과 관심사에 부합하는 음원들을 직접 선정하여 구성한 것으로, 사용자의 선호도가 적절하게 반영된 데이터로 가정할 수 있다. 따라서, 사용자가 선호하는 음원을 적절히 예측하고 추천하는지를 측정하기 위해 Hit Rate 모델을 구축하였다. Hit Rate는 추천 시스템이 사용자의 플레이리스트 중에서 한 음원을 추천하는 데 성공한 비율을 나타내는 지표이다.

$$Hit\ Rate = \frac{\#\ of\ Hitted\ Playlists}{\#\ of\ Playlists} \quad (1)$$

Equation (1)은 Hit Rate 성능평가 수식을 나타낸다. n개의 곡으로 구성된 사용자 플레이리스트에서 하나의 음원을 랜덤으로 제외하고, 총 n-1개의 곡을 추천 시스템에 적용하였다. 이후, 20개의 추천된 음원 리스트에서 사용자 플레이리스트에서 제외했던 음원이 포함(hit)되었는지의 여부를 파악하여 적중 점수를 도출하였다. 적중 점수는 전체 플레이리스트의 갯수 대비 hit한 플레이리스트 수의 비율로 정의하였다. 100개의 모든 플레이리스트마다 랜덤으로 한 곡씩 제외하여 Song sentence기반 추천 시스템의 성능평가를 진행하였으며, 최종적으로 0.87의 성능을 기록하였음을 볼 수 있었다.

4.2 MRR(Mean Reciprocal Rank) 성능평가 모델

추천시스템의 성능을 다양한 측면에서 평가하기 위해 MRR(Mean Reciprocal Rank) 모델을 도입하여 성능평가를 진행하였다. RR(Reciprocal Rank)은 추천된 리스트 내에서 사용자 플레이리스트에서 제외된 음원들 중 가장 높은 순위를 기록한 음원 순위를 역수로 계산하여 점수화하는 방식이다. 여러 개의 평가 대상 추천 리스트로 평균한 값이 MRR(Mean Reciprocal Rank)이며, 사용자의 선호도를 평가할 수 있는 직관적인 지표 중 하나이다.

$$MRR = \frac{1}{U} \sum_{i=1}^U \frac{1}{rank_i} \quad (2)$$

U : # of Users

i : position of the first relevant item in the Top-K results

Equation (2)는 MRR 성능평가 수식을 나타낸다. 사용자 플레이리스트를 기반으로 추천 시스템을 적용할 때마다 hit 했을 경우, 해당 음원 순위의 역수를 구하여 모두 더한 뒤 전체 플레이리스트 수로 나누어 MRR값을 구하였다.

MRR의 경우, 추천 여부 뿐만 아니라 추천 리스트 내의 순위까지 고려하기 때문에, 사용자 플레이리스트에서 제외된 음원과 사용자 플레이리스트 간 유사도까지 파악할 수 있다. 제외된 음원은 사용자 플레이리스트의 일부를 구성하기 때문에, 유사도가 높을수록 성능이 좋은 추천시스템이라 볼 수 있다. 따라서 추천 시스템에서 추천한 순위가 높을수록 점수를 더 높게 부여(순위의 역수로 점수화)하는 MRR은 본 연구의 추천 시스템에서 비교적 정교한 성능 지표로 활용될 수 있을 것이다.

4.3 성능평가 비교

최종 추천 알고리즘에 사용할 메타데이터를 선정하기 위해서 다음과 같은 메타데이터를 선정하여 Hit Rate와 MRR을 비교하였다. 먼저 Song sentence1은 [가수, 장르, 작곡가, 작사가, 편곡가, 시대, 계절, 감정] 메타데이터를 사용하였으며, Song sentence2는 [장르, 시대, 계절, 감정, 태그리스트]로 구성하였다. Song Sentence는 [가수, 장르, 시대, 계절, 감정, 태그리스트]로 구성하였다. 메타데이터 중 가수, 작곡가, 작사가, 편곡가와 같은 인명이 군집화하지 않는 경향을 보여, 인명이 SGNS 알고리즘에 적용되었을 때 음원 추천에 유의미한 성능향상을 보이는지를 확인하기 위해 Song sentence2의 조합에서 인명을 제외하였다. 이 때, 가수명은 타 인명 데이터보다 음원을 구별하는 메타데이터로서의 기능이 뚜렷하여 앞서 인명을 제외한 조합에서 Song Sentence를 구성하는 속성으로 추가하였다. 이렇게 총 세 가지의 메타데이터 조합 방식으로 성능평가를 진행하였다. 또한, 기존의 상용화된 Item2Vec 모델에서 착안하여 음원 메타데이터로 Song sentence를 구성하는 대신 한 곡을 하나의 아이템으로 정의하는 방법론도 활용하였다. 추가된 지표는 모두 Song sentence 벡터 임베딩에서 구축한 SGNS 모델을 통해 벡터값을 도출하도록 하였으며, 동일한 추천 알고리즘을 적용하였다.

Table 2는 앞에서 정의한 4가지 방법에 대한 실험 결과를 보여준다. 그 결과, '가수'와 '태그리스트' 데이터를 포함한 Song sentence가 Hit Rate에서는 0.87을, MRR에서는 약 0.16의 최고 수치를 기록하였다. 반면, Song sentence1과 Item2Vec은 각각 0.17과 0.68의 최저 수치를 기록하며 상대적

Table 2. Experimental Results

	Song Sentence1	Song Sentence2	Song Sentence	Item2Vec
Hit Rate	0.17	0.84	0.87	0.87
MRR	0.03	0.14	0.16	0.13

으로 낮은 성능을 보였다. 이는 Item2Vec 모델이 메타데이터를 활용하지 않음으로써 음원에 내재된 맥락 관계를 포착하는데 한계점이 존재함을 알 수 있다. 그에 반해 가수 데이터는 가수마다 다른 음악적 스타일과 고유한 특징을 가지고 있어 음원의 특색을 부각시키는 핵심적인 요소이다. 즉, 동일한 가수의 음원들은 유사한 음악적 특징을 가질 가능성이 높다는 것을 의미하며, 음원 간의 유사성과 상관관계를 명확하고 효과적으로 반영할 수 있다. 태그리스트도 마찬가지로 음원의 다양한 특징을 간결하게 표현하기 때문에 주제를 명확하게 나타낼 수 있다. 이로써 가수와 태그리스트를 포함한 음원 메타데이터가 음원을 표현하는 고유펙터를 생성하는데 중요한 역할을 담당하고 있음을 볼 수 있다.

5. 결론 및 향후 연구

본 연구에서는 한 음원에 해당하는 메타데이터들을 Song sentence로 정의하여 벡터 공간에 임베딩하는 방법론을 제시하였다. 이 과정에서 메타데이터를 적극적으로 활용하여 음원을 표현할 수 있는 최적의 벡터값을 생성하였으며, 이를 기반으로 코사인 유사도를 측정해 음원을 추천해주는 알고리즘을 제안할 수 있었다. 사용자 행동 데이터가 아닌 사용자가 직접 구성한 플레이리스트 음원을 활용함으로써 음원의 자체적인 특성을 표현하고자 하였다. 이로써 새로 유입되어 데이터가 부족한 유저들도 정확한 추천을 제공받을 수 있을 것이며, 사용자가 취취했던 곡에 한정되지 않고 새로운 음악을 접할 기회를 제공하여 콜드 스타트와 정보 편식 현상 문제를 보완할 수 있을 것으로 기대된다.

향후 연구에서는 오디오 특성을 분석하여 유사성을 계산하는 알고리즘을 구축할 계획이다. 오디오 데이터와 메타데이터를 통합하여 음원 추천 시스템을 구축하면 사용자 취향을 더욱 세밀하게 반영할 수 있을 것이라 예상된다. 또한, 사용자 행동 데이터를 실시간으로 반영하여 추천 시스템의 정확도와 사용자 만족도를 향상시킬 예정이다.

References

[1] 최명현, "기획연재: AI와 음악을 ① 온택트가 가져온 AI음악 전성시대," [Internet], <https://www.aitimes.com/news/articleView.html?idxno=136930>.

[2] C. Maheshwari, "Music recommendation on spotify using deep learning," *ArXiv, abs/2312.10079*, 2023.

[3] J. Gope and S. K. Jain, "A survey on solving cold start problem in recommender systems," in *2017 International Conference on Computing, Communication and Automation (ICCCA)*, Greater Noida, India, pp.133-138, doi: 10.1109/CCAA.2017.8229786, 2017.

[4] T. Mikolov, K. Chen, G. S. Corrado, and J. Dean, "Efficient estimation of word representations in vector space," in *International Conference on Learning Representations*, 2013.

[5] Z.C heng et al., "Exploiting music play sequence for music recommendation," in *International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*, Vol.17, pp.3654-3660, 2017.

[6] O. Barkan and N. Koenigstein, "Item2vec: Neural item embedding for collaborative filtering," in *2016 IEEE 26th International Workshop on Machine Learning for Signal Processing (MLSP)*, pp.1-6, 2016.

[7] H. Lee, S. Hong, J. Bang, and H. Kim. "A study on the music recommendation based on user playlist using data embedding," *The Journal of Korean Institute of Information Technology*, Vol.18, No.9, pp.27-34, 2020.

[8] K.S. Yoon and J. M. Oh, "Analysis of emotions in lyrics by combining deep learning BERT and emotional lexicon," in *Proceedings of the Korean Society of Computer Information Conference*, 2022.

[9] T. Mikolov et al., "Distributed representations of words and phrases and their compositionality," *Advances in Neural Information Processing Systems 26*, 2013.



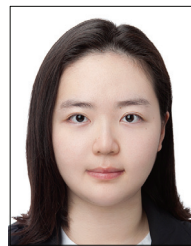
남 경 민

<https://orcid.org/0009-0002-2686-7473>

e-mail : rudalswhdk12@naver.com

2024년 동덕여자대학교 컴퓨터학과
학사과정

관심분야 : Recommender System, Deep Learning, Generative AI



박 유 림

<https://orcid.org/0009-0003-3067-2860>

e-mail : 20190140@dongduk.ac.kr

2024년 동덕여자대학교 영어학과
학사과정

관심분야 : Big Data Analysis, Machine Learning, Data Engineering



정 지 영

<https://orcid.org/0009-0007-9272-2025>

e-mail : eawrif0771@gmail.com

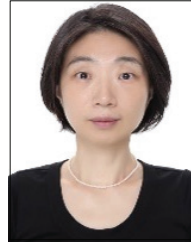
2024년 동덕여자대학교 정보통계학과
학사과정

관심분야 : Big Data Analysis, Machine Learning, Data Science



김도현

<https://orcid.org/0009-0005-4707-5848>
e-mail : deg7065@naver.com
2020년 동덕여자대학교 경제학과
학사과정
관심분야 : 감정평가사(Certified Public
Appraiser)



김현희

<https://orcid.org/0000-0002-7507-8342>
e-mail : heekim@dongduk.ac.kr
1996년 이화여자대학교 컴퓨터학과(학사)
1998년 이화여자대학교 컴퓨터학과(석사)
2005년 이화여자대학교 컴퓨터공학과
(박사)
2005년 ~ 2006년 LG전자 디지털미디어 연구소 선임연구원
2006년 ~ 현재 동덕여자대학교 정보통계학과 부교수
관심분야 : Machine Learning, DeepLearning, Big Data
Analysis