



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

공학석사학위논문

음악 추천에서 대인 간 추천과 시스템
추천에 대한 비교 연구: 사용자 평가와
음악 수용 과정을 중심으로

A Comparative Study of Interpersonal and System
Recommendations in Music Recommendations:
Focused on User Evaluation and Music Adoption

2021년 8월

서울대학교 융합과학기술대학원

지능정보융합학과

김현정

음악 추천에서 대인 간 추천과 시스템
추천에 대한 비교 연구: 사용자 평가와
음악 수용 과정을 중심으로

A Comparative Study of Interpersonal and System
Recommendations in Music Recommendations:
Focused on User Evaluation and Music Adoption

지도교수 이 교 구

이 논문을 공학석사 학위논문으로 제출함

2021년 8월

서울대학교 융합과학기술대학원

지능정보융합학과

김 현 정

김현정의 공학석사 학위 논문을 인준함

2021년 8월

위 원 장: 이 중 식

부위원장: 이 교 구

위 원: 서 봉 원

요약

추천 시스템의 정확도와 음악 추천에 대한 사용자의 만족도 사이에는 간극이 존재한다. 추천 시스템의 정확도는 보고자 하는 정보의 범위를 명확하게 설정하고 그 정보를 추천 시스템이 얼마나 잘 반영하여 예측하는지를 나타내는 지표인 반면, 실제 사용자 경험에서의 만족도는 추천 시스템이 미처 고려하지 않은 더욱 다양한 정보들이 종합적으로 반영된 결과이기 때문이다. 한편 이러한 사용자 만족도의 공백을 설명하듯 사람을 통해 음악을 추천받으려는 수요가 여전히 존재한다. 추천받는 사람과 추천하는 사람 간의 관계를 통해 이루어지는 음악 추천인 대인 간 추천은 시스템 추천과는 매우 다른 특성을 보이며 다른 사용자 경험을 제공함에도 이에 대한 이해를 제공하는 연구는 많지 않았다. 따라서 연구 1에서는 설문문을 통해 시스템 추천과 대인 간 추천에 대한 사용자 평가와 이용 행태를 조사하여 그 특성을 이해하고자 하였다. 그 결과 시스템 추천은 대인 간 추천에 비해 이용 빈도가 잦고 편리성에서 높은 평가를 받았을뿐만 아니라 실제로 재생목록에 넣게 되는 비율인 채택률 또한 높게 나왔다. 반면에 대인 간 추천은 시스템 추천에 비해 다양성과 의외성이 높게 평가되었음을 확인하였다. 다음으로, 연구 2에서는 대인 간 추천과 시스템 추천을 통해 추천받은 음악을 수용하는 과정을 관찰함으로써 대인 간 추천과 시스템 추천에 이해를 심화하고자 하였다. 그 결과 새로운 음악을 추천받아 수용하는 과정에서 ‘익숙함을 기반으로 한 새로움의 추구’가 중심 현상이 됨을 제시하였다. 이로써 시스템 추천에서는 익숙한 음악적 요소와 테마 중심으로 새로운 음악을 찾게 되나 대인 간 추천에서는 추천한 사람, 추천이 이루어진 구체적인 상황에서 익숙함을 가지기 때문에 비교적 다양하고 새로운 스타일의 음악을 수용하게 될 수 있음을 설명할 수 있다.

주요어: 음악추천, 사용자 경험, 사용자 중심 평가, 대인 간 추천, 시스템 추천

학 번: 2019-28286

차례

요약	i
제 1 장 서론	5
1.1 연구의 배경	5
1.2 연구질문 및 목표	7
제 2 장 이론적 배경 및 선행 연구	9
2.1 음악 추천과 그 특수성	9
2.2 음악 추천과 사회적 관계	10
2.3 음악 추천의 평가	12
제 3 장 연구 1: 대인 간 추천과 시스템 추천의 비교	15
3.1 세부 연구질문	15
3.2 연구 방법	16
3.2.1 설문지 설계	16
3.2.2 연구참여자 선정기준 및 모집	17
3.2.3 분석 방법	18
3.3 연구 결과	18
3.3.1 대인 간 추천과 시스템 추천에 대한 평가	18
3.3.2 대인 간 추천과 시스템 추천의 이용 행태	21
3.4 소결론	22
제 4 장 연구 2: 새로운 음악을 찾는 과정의 사용자 맥락 이해	24
4.1 세부 연구질문	24

4.2	연구 방법	24
4.2.1	반구조화 인터뷰	24
4.2.2	연구참여자 선정기준 및 모집	25
4.2.3	연구 윤리 준수	27
4.2.4	분석 방법	27
4.3	연구 결과	29
4.3.1	개방 코딩 결과	29
4.3.2	축 코딩 및 선택코딩 결과	29
제 5 장	결론	47
5.1	연구의 기여점	47
5.2	한계점 및 추후 연구	49
ABSTRACT		57

표 차례

표 1.1	대인 간 추천과 시스템 추천의 정의	8
표 3.1	연구 1의 설문지 구성: 각 추천 경로에 대한 평가와 이용 행태 조사	17
표 3.2	설문 결과의 평균 값(표준편차 값) - 답변은 5점 리커트 척도로 1은 문항에 ‘매우 동의하지 않음’ 5는 문항에 ‘매우 동의함’을 의미하며 굵은 글씨는 대인 간 추천이 시스템 추천 보다 높은 평균 값을 보인 평가 항목에 해당함.	19
표 4.1	연구2 인터뷰의 포커스 별 질문	26
표 4.2	연구2 연구참여자 기본정보	28
표 4.3	개방 코딩 및 축 코딩 결과	30

그림 차례

그림 1.1	음악 인식에 영향을 미치는 4가지 다른 범주의 요소들 [1].	6
그림 3.1	대인 간 추천과 시스템 추천의 평가 값 평균: (A) 4가지 평가 기준: 적합성, 다양성, 참신성, 의외성, (B) 빈도, (C) 편리성, (D) 채택률. 오차 막대는 표준 편차를 나타내며 유의성 매개 변수가 표시됨 (* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$, **** $p < 0.0001$). . .	20
그림 3.2	평가 기준의 주 성분 분석 결과.	21

제 1 장 서론

1.1 연구의 배경

높은 정확도를 보이는 개인화된 음악 추천 시스템(music recommender system)들이 다수의 연구들에서 제안되었지만 추천 시스템의 정확도(accuracy)와 실제 사용자의 경험에서의 추천 시스템에 대한 만족도 사이에는 아직 간극이 존재한다 [2, 3]. Konstan과 Riedl은 추천 시스템에서 정확도 및 오류 지표가 사용자의 요구와 불일치하는 점을 언급하면서 전자는 추천 시스템이 사용자가 이미 평가한 항목에 대한 평가 값을 얼마나 잘 예측하는지 파악하는 데에는 유용하나, 사용자가 전에 접해보지 못한 새로운 음악을 얼마나 많이 추천하는지 평가하는데는 한계가 있음을 지적했다 [4]. 추천 시스템의 정확도는 보고자 하는 정보의 범위를 명확하게 설정하고 그 정보를 추천 시스템이 얼마나 잘 반영하여 예측하는지를 나타내는 지표인 반면, 실제 사용자 경험에서의 만족도는 추천 시스템이 미처 고려하지 않은 더욱 다양한 정보들이 종합적으로 반영된 결과이기 때문이다. 이러한 간극을 줄이기 위하여 몇몇 연구들에서는 diversity, serendipity, novelty, coverage 등의 beyond-accuracy metric을 제안했다 [5, 6, 7]. 이는 정확도가 담지 못하는, 사용자 만족도(user satisfaction)에 기여하는 추가적인 기준들을 구체화하였다는 점에서 유용하나 종합적인 관점에서 사용자의 경험을 이해하지는 못한다는 한계를 지닌다.

음악 추천의 좋고 나쁨을 판단하는 것은 인간의 인식 차원에서 이루어진다. Knees와 Schedl은 음악 인식에 영향을 미치는 네 가지 범주의 요소를 음악 내용(music content), 음악 맥락(music context), 사용자 속성(user properties) 그리고 사용자 속성(user context)으로 제시한 바 있다(그림 1.1 참조) [1]. 이러한 사용자 속성 및 사용자 맥락을 종합적으로 고려하여 사용자 중심의 평가 프레임워크를 제시한 연구들도 있었다. Knijnenburg는 추천 시스템의 객관적, 주관적 측면 뿐만 아니라 사용자의

상황적 특성, 행동 및 태도, 개인적 특성을 종합적으로 고려한 평가 프레임워크를 제안하였다 [8]. 한편 Pu 등은 사용자의 인식, 신뢰, 태도, 의도 측면으로 나누어 평가 기준들을 세우고 각 기준 간의 관계를 구조적으로 제시하기도 했다 [9]. 이들 연구는 사용자와 시스템을 모두 고려하여 음악 추천 전반의 과정에 평가에 영향을 미치는 요인들을 구조화하여 제시하였다는 점에서는 이점을 가지나, 실제 사용자의 음악 추천 만족도에 영향을 미치는 다양한 맥락(context)을 고려하지 못한다는 한계를 지닌다. 음악 추천에 대한 인식 및 평가에는 언제, 어디서, 어떻게 등을 비롯한 다양한 맥락 정보가 적지 않은 영향을 미친다. 이를 반영하듯 사용자의 맥락 정보를 반영한 추천 시스템(context-aware music recommender system)을 제안한 일련의 연구들이 존재한다 [10, 11, 12].

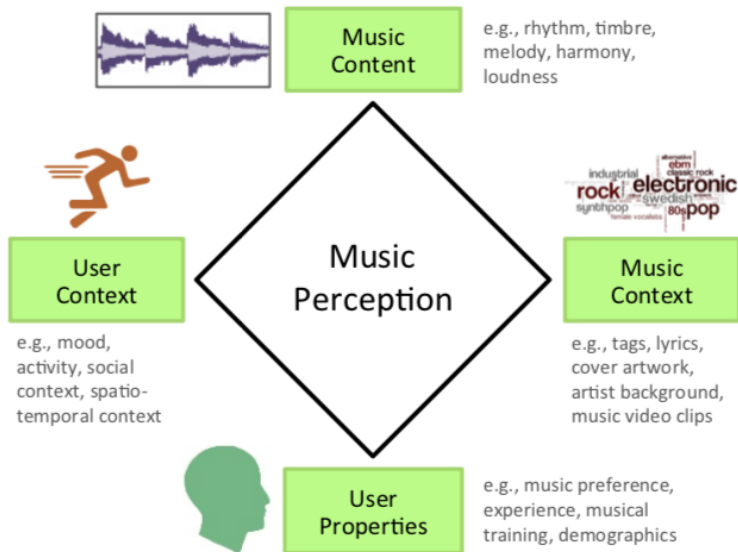


그림 1.1: 음악 인식에 영향을 미치는 4가지 다른 범주의 요소들 [1].

‘누구로부터, 또는 어떤 경로로부터 음악 추천을 받았는가’ 또한 추천을 받은 사용자의 인식 및 평가에 영향을 미치는 중요한 맥락적 요소로써 이를 다룬 연구가

발표된 바 있다 [13]. Lee 등의 논문에서는 음악 추천을 한 사용자와 음악 추천을 받은 사용자의 사회적 관계성이 추천받은 음악을 듣도록 하는 요인 중 하나로 지속적으로 언급되었다. 이러한 결과는 사람을 통해 받는 추천과 시스템 추천이 다른 사용자 경험을 제공할 수 있음을 암시한다. 이와 더불어 다양한 형태로 여전히 사람을 통해 음악을 추천받으려는 수요 또한 존재한다. 친구 또는 지인으로부터 직접 음악을 추천받는 것에서부터 SNS를 통해 전혀 모르는 사람으로부터도 음악을 추천받으려는 현상을 확인할 수 있기 때문이다. 한편 시스템 추천과 대인 간 추천을 통해 음악을 수용하는 과정이 어떻게 다른지, 각각에 대한 사용자의 평가는 어떻게 다른지에 대한 이해는 여전히 부족하다.

1.2 연구질문 및 목표

연구 배경에서 지적한 바와 같이 음악 추천에서 시스템 추천과 대인 간 추천의 차이를 간접적으로 이해할 수 있는 연구들은 존재하나 이를 직접적으로 비교한 연구는 아직 부족하다. 따라서 본 연구에서 다루고자 하는 연구 질문은 다음과 같다.

연구질문 1 대인 간 추천과 시스템 추천에 대한 사용자 경험은 어떻게 다른가?

연구질문 2 대인 간 추천과 시스템 추천을 통한 음악 수용의 과정은 어떻게 다른가?

연구질문에 답하기 위해 두 가지 단계에 걸친 연구를 수행했다. 첫 번째 연구에서는 양적 연구방법인 온라인 설문 조사를 통해 시스템 추천과 대인 간 추천을 비교한다. 비교 대상을 시스템 추천과 대인 간 추천으로 설정한 이유는 앞선 연구들에서 사회적 관계성이 음악 추천 경험에 영향을 미친다는 결과가 제시되었기 때문이다 (표 1.1 참조). 따라서 시스템 추천과 대인 간 추천의 차이를 이해하기 위해 평가와 이용 행태에 관해 설문 조사를 시행하여 각 평가를 비교한다.

두 번째 연구에서는 대인 간 추천과 시스템 추천의 차이를 보다 입체적으로 이해하고자 각 추천을 통해 음악 수용이 이루어지는 과정을 살펴본다. 구체적으로는 새로운 음악을 추천받는 과정에서 음악 수용에 영향을 미치는 정보를 확인하고자

표 1.1: 대인 간 추천과 시스템 추천의 정의

대인 간 추천	사람으로부터 받는 개인화된 음악 추천
시스템 추천	과거 재생기록 또는 선호 아티스트 정보에 기반한 알고리즘 추천

한다. 그 결과로 대인 간 추천과 시스템 추천을 받아 음악을 수용할 때의 중심현상을 밝히는 것을 목표로 한다. 이를 위해 질적 연구방법을 채택하여 사용자들이 새로운 음악을 추천받거나 탐색할 때의 과정을 살펴보고 그 중심현상을 파악하고자 하였다.

제 2 장 이론적 배경 및 선행 연구

본 연구는 음악 추천에서 사용자 중심의 평가와 대인 간 추천의 특성을 중점에 두고 연구를 전개한다. 따라서 이와 관련한 선행 연구를 조사하였다.

2.1 음악 추천과 그 특수성

음원 스트리밍 서비스가 보편화되면서, 사용자들은 과거에 접할 수 있었던 것보다 훨씬 많은 양의 음원을 접하게 되었다. 이에 따라 음악 추천 시스템의 필요성이 대두되었고, 여러 방식의 음악 추천 시스템이 제안되었다. 가장 대표적인 추천 기술인 협업 필터링(collaborative filtering)은 과거의 기록과 비슷한 취향을 가진 사용자의 기록을 기반으로 추천을 제공하는 시스템으로, 많은 양의 데이터에 적용 가능하다는 점, 비교적 다양한 상황에 적용이 용이하다는 점, 추천된 새 항목의 추천 이유를 파악하기 쉽다는 점이 장점이다. 다만 이러한 추천의 제공을 위해 전체 데이터셋을 사용하여 시간이 오래 소요되고, 현재 사용자 기록이 다른 사용자 기록과 겹치는 아이템이 적은 상황이라면, 추천의 정확도가 떨어진다는 점이 단점이다. 특히 이러한 협업 필터링 방식에서 가장 큰 문제점으로 지적되는 것은 cold-start problem으로 이는 과거의 기록이 없는 사용자에게 적합한 추천을 하기 어렵고, 사용자의 평가 기록이 없는 새로운 항목을 추천하기 어렵다는 문제를 일컫는다. 이와 같은 문제점들을 해결하기 위해 콘텐츠 기반 추천 시스템(content-based recommender system)이 활발히 연구되고 있다. 콘텐츠 기반 추천 시스템은 아이템을 묘사하는 정보를 저장해두고, 그 아이템과 유사한 다른 아이템을 추천하는 방식이다. 해당 시스템은 협업 필터링과 달리, 신곡 추천의 경우 비교적 잘 작동하는 특징을 가지고 있으며, 또한 기존에 사용자가 들었던 곡이 아닌 새로운 장르나 스타일의 곡들을 추천하는 방식으로 활용될 수 있다는 장점이 있다.

한편 음악 추천은 책 또는 영화와 같은 다른 분야에서의 추천과 다른 몇 가지 특성을 보이는데, 이를 Schedl 등의 연구에서는 다음과 같이 제시하였다 [3]. 먼저는 음악 추천이 다루는 항목인 음원의 특성에 관한 것으로, 재생 시간은 비교적 짧은데 비해 항목의 양은 영화 또는 책보다 월등히 그 수가 많다는 것이다. 따라서 음악 추천 시스템에서는 확장성(scalability)이 중요해지게 된다. 이어서 음악은 한 곡만 단발적으로 소비되기 보다는 연속적으로 소비되는 경향이 있으며 배경음악으로 깔아두는 식의 수동적인 소비 형태도 두드러진다고 설명하면서 음악 추천에서는 이러한 소비 패턴에 대한 고려도 필요하다고 지적했다. 또한 다른 분야와 달리 음악 추천에서는 이미 들었던 항목을 추천하는 것도 사용자에게 유용할 수 있으며, 음악을 듣는 사용자의 의도, 구체적인 맥락, 감정 등을 음악 추천에 반영해야함을 강조했다. Celma 또한 그의 저서에서 사람들이 다른 맥락 하에서는 다른 음악을 듣게 됨을 예시로 들면서, 음악 추천과 다른 분야에서의 추천의 차이는 사용자 맥락에 있음을 역설했다 [14]. 이들 선행연구는 모두 음악 추천에서 사용자 맥락의 중요성을 드러내고 있다. 그러나 협업 필터링과 콘텐츠 기반 추천에서는 이러한 사용자 맥락을 충분히 반영하지 못하는 한계를 보인다. 동일한 사용자가 다른 상황이나 의도를 가지고 있다면 다른 항목을 추천받기를 원하는 필요를 충분히 반영하지 못하는 것이다.

2.2 음악 추천과 사회적 관계

앞서 지적한 한계점을 개선하기 위해 맥락을 반영한 음악 추천(context-aware music recommendation)연구가 활발히 진행되고 있다 [10]. Dey는 그의 연구에서 컴퓨팅 시스템에서의 맥락(context)을 “개체의 상황을 특징짓는 데 사용될 수 있는 모든 정보”로 정의하며 “개체는 사용자와 어플리케이션 사이의 상호작용과 관련된 모든 사람, 장소, 사물을 지칭”한다고 설명한다 [15]. 이처럼 맥락은 그 정의에 있어서는 광범위한 개념이나, 음악 추천에서 활용되는 맥락 정보들은 대표적으로 위치, 시간, 활동 상태, 사회적 관계, 감정 등이 있다 [10, 12]. 사회적 관계는 다른 맥락 정보들과는

달리 그 성격상 더욱 복잡하고 다양한 특성을 지닌다.

‘어디에서, 누구로부터 추천받았는가’라는 맥락은 비단 사회적 관계의 유무에 국한되지 않고 더 넓은 범위를 포괄하는 문제이나 여기서는 사회적 관계를 중심으로 선행 연구를 살펴보고자 한다. 사회적 추천(social recommendation)은 사회적 맥락 정보를 고려한 추천을 말하며 다수의 선행연구에서 사회적 추천을 통해 사용자의 만족도를 높이는 추천 시스템을 제안하고자 했다 [16, 17, 18, 19]. 음악을 추천하는 사람과와 추천 받는 사람 사이의 상호 작용을 심도 깊게 설명함으로써 음악 추천 시스템에서의 개선점과 사용자의 경험을 폭넓게 이해하고자 한 것이다. 이러한 연구들은 사회적 관계 정보 활용하여 음악 추천 시스템의 성능을 개선하는데 유용했으나 사람과 사람 사이에서 이루어지는 추천에 대한 이해를 제공하지는 못했다. 한편 음악 추천이 아닌 다른 분야, 책과 영화 추천에서는 대인 간 추천이 효과적이라는 연구가 발표되기도 했다[20]. Sinha와 Swearingen은 친구들로부터 받은 추천과 온라인 시스템의 추천을 비교하는 연구를 진행하여 사용자들이 친구로부터 받은 추천을 온라인 시스템 추천보다 선호한다는 결과를 도출했다. 반면에 전반적인 만족도 측면에서는 온라인 시스템 추천이 더 높은 평가를 받았는데 이는 친구의 추천보다 시스템 추천에서 추천하는 항목의 범위가 더 넓기 때문인 것으로 드러났다.

한편, 마케팅 분야에서는 소비자의 정보 검색 및 의사결정에서 중요한 영향을 미치는 요인으로서 ‘word-of-mouth(이하 WOM)’가 여러 연구에 걸쳐 다뤄졌다. WOM은 사전적 의미로는 구전의 의미를 지니고 있으나 마케팅 분야에서는 ‘상품 또는 브랜드와 같은 상업적 존재에 대한 대인 간 소통’의 의미에 한정하여 사용된다 [21]. 이러한 WOM은 사람 사이에서 이루어지는 소통으로 불특정 다수를 대상으로 하는 매스컴과는 차이를 보이며 소통의 주체가 되는 대상이 상업적이면서도 그 의도나 동기는 상업적이지 않다는 특성을 보이며 상업적 광고보다 효과적인 마케팅 수단으로 받아들여진다. Bone은 자신의 연구에서 WOM이 상품에 대한 장단기적 판단 모두에 영향을 미침을 밝히면서 특히 상품에 대한 경험이 불확실하거나 전해주는 사람이 전문가로 인식되는 경우에 이러한 경향이 강화된다고 밝혔다 [22]. 음악은

소비자의 측면에서는 일종의 상품으로 볼 수 있으나 다른 상품과는 달리 사용자의 상황 또는 맥락에 크게 영향을 받으며, 재생시간이 영화 등의 다른 매체와는 비교적 짧고 한 주에도 수백 수천 곡이 새로 발매되어 접할 수 있는 양이 매우 많다는 점에서 그만큼의 특수성을 가진다. 따라서 음악을 추천받고 듣는 과정에서 타인으로부터 받는 추천이 어떤 영향을 미치고 다른 추천 경로와 어떤 차이를 가지는지에 대해서는 기존 연구에서 충분히 설명되지 못하는 점이 있다.

한편, 일부 연구에서는 사회적 관계 내에서 이루어지는 추천의 특성을 부분적으로 설명할 수 있는 요소를 설명하는 연구를 전개하기도 했다. 이에 해당하는 요인 중 하나는 추천하는 사람에 대한 신뢰다. Heath 등은 추천을 하는 사람의 특성에 해당하는 5가지 신뢰 요인(전문성, 경험, 공정성, 친화성 및 추적 기록)을 식별하고 각 요소에 대한 신뢰성의 정도를 정량화했다 [23]. 음악을 추천하는 이유에 대한 투명성이 높은 점도 대인 간 추천의 장점 중 하나다. 많은 연구들에서 추천 시스템이 사용자에게 왜 해당 항목이 추천되었는지에 대한 설명을 제공할 때 사용자 만족도가 증가한다는 것이 입증되었다 [24, 25, 8]. 또한 Kouki 등은 다섯 가지 유형의 설명 스타일을 제시했으며, 항목 중심 설명이 사용자 중심 또는 사회적 설명보다 상대적으로 설득력이 높다는 것을 보여주었다 [26]. 일반적으로 사용자가 시스템보다 더 다양하고 미묘한 설명을 제공하므로, 우리는 대인 간 추천이 높은 사용자 만족도에 기여할 수 있는 요소를 가지고 있다고 추론할 수 있다. 그러나 이러한 연구는 대인 간 추천을 제한적으로 묘사하는 각 요인들에 대한 설명만을 제공하는데 그치고 있다.

2.3 음악 추천의 평가

음악 추천에 대한 평가 기준으로 가장 흔하게 쓰이는 것은 유용성 기반의(utility-based) 정량적 지표다. 이는 음악 추천 시스템의 성능을 확인하기 위한 것으로써 정확도(accuracy), mean absolute error(MAE), root-mean-square error(RMSE), precision, recall, normalized discounted cumulative gain(NDCG) 등을 포함한다. 이들

지표들은 다른 머신러닝, 정보검색 분야에서도 널리 쓰이며 어떠한 시스템이 미리 설정된 정답을 얼마나 정확하게 예측하는지를 효과적으로 나타낼 수 있다. 그러나 음악 추천의 경우 항목이 매우 방대하기에 대부분의 항목에 대해 평가값이 존재하지 않는 경우가 많고, 사람마다 음악에 대한 선호는 천차만별로 다양할 수 있기에 새로운 음악에 대한 선호도를 효과적으로 예측하기에는 한계가 있다. 또한 시스템의 정확성 이외의 요인이 추천의 질에 큰 영향을 미친다는 주장이 이미 여러 연구에서 제기된 바 있다 [27, 28, 29, 30, 3]. 또한 추천 시스템을 위한 사용자 경험 프레임워크를 제시한 연구들에서는 높은 정확도가 항상 사용자 만족도로 이어지지는 않으며 단지 부분적으로만 기여한다는 점을 지적했다 [9, 8]. 따라서 추천 시스템이 얼마나 잘 예측하느냐의 측면이 아니라, 사용자가 만족할 만한 요소들을 얼마나 충족하느냐의 측면으로 음악 추천을 평가해야 할 필요성이 대두되었다.

음악 추천에 대한 사용자 만족도는 다양한 요인에 의해 정의될 수 있다. [7]에서 연구자들은 음악 추천의 평가 요소 6가지를 *utility*, *novelty*, *diversity*, *unexpectedness*, *serendipity*, *coverage*로 제시했다. 또한 Zhang et al.은 그들의 추천 프레임워크 [30]를 평가하는 기준으로 *accuracy*, *diversity*, *novelty*, *serendipity*를 활용했다. Herlocker 등의 연구에서는 정확도 이상의(*beyond-accuracy*) 평가 지표로써 *coverage*, *learning rate*, *novelty*, *serendipity*, *confidence*, *user evaluation*를 제안하기도 했다 [6]. 음악 추천에서의 *beyond-accuracy* 평가 기준으로써 가장 많이 언급되는 세 가지는 *novelty*, *diversity*, *serendipity*다. 참신성(*novelty*)은 사용자가 전에 들어보지 못했던 새로운 음악을 추천하는 데에서 발생한다. 시스템 추천의 경우 시스템에 대한 신뢰도를 위해 사용자에게 친숙한 항목을 추천하는 경향을 보이거나, 참신성 또한 간과할 수 없는 중요한 평가 기준으로 대두되었다 [6, 7]. 다양성(*diversity*)은 추천하는 항목이 얼마나 다양한지를 나타낸다. 단순히 사용자가 선호하는 항목이라도 반복적으로 추천하게 될 경우 사용자의 만족도는 떨어질 수 밖에 없다. 이를 뒷받침하듯, 한 연구에서는 다양성을 위해 덜 선호하는 항목일지라도 선택하는 경향이 있음을 확인하여 사용자 만족도에서 다양성을 고려해야함을 보여주었다 [27]. 의외성(*serendipity*)는 추천된

항목이 얼마나 특이하고 예상치 못한 것인지에 대한 것이다 [6]. 이는 새로운 경험에만 적용되는 참신함과는 달리 이전에 해당 항목을 접한 경험이 있는지 여부에 달려 있지 않다. 오히려 의외성은 다소 주관적이고 맥락적이며, 주어진 맥락에서 사용자가 그것에 대해 어떻게 느끼느냐에 따라 결정된다. 음악 추천을 평가하기 위한 다양한 정량적 방법이 개발되어 추천 알고리즘에 유용하게 활용되고 있으나, 앞서 언급한 참신성, 다양성, 의외성과 같은 기준들을 중심으로 음악 추천의 사용자 중심 평가에 대한 이해를 구축해야 한다.

제 3 장 연구 1: 대인 간 추천과 시스템 추천의 비교

3.1 세부 연구질문

연구 1에서는 시스템 추천과 대인 간 추천에 대한 사용자의 평가와 이용 행태를 비교한다. 연구 1에서 해결하고자 하는 세부적인 연구질문과 가설은 다음과 같다.

연구질문 1-1 시스템 추천과 대인 간 추천에 대한 사용자의 평가는 어떻게 다른가?

연구가설 1-1 시스템 추천은 사용자가 이전에 들었던 음악과 유사한 음악을 추천하는 데는 유용하고 대인 간 추천은 참신하고 다양하며 의외의 음악을 추천하는데 유용할 것이다.

시스템 추천은 사용자가 과거의 재생기록과 비슷한 음악을 추천하는 것을 기본으로 한다. 한편 대인 간 추천은 추천하는 사람과 추천받는 사람 사이의 사회적인 관계, 추천이 이루어지는 구체적인 상황과 맥락이 개입하여 더욱 다양하고 참신한 음악 추천이 이루어질 수 있다.

연구질문 1-2 시스템 추천과 대인 간 추천을 사용자들이 어떻게 활용하고 있는가?

연구가설 1-2 스트리밍 환경에서 시스템 추천은 자주 이루어지고 이용하기에도 편리한 반면 대인 간 추천은 비정기적이며 추천받은 음악을 실제로 듣기까지의 과정이 불편할 것이다.

음악을 찾고 듣는 대부분의 활동이 음원 스트리밍 서비스 상에서 이루어지고 있다. 따라서 음악을 추천받고 듣는 데 있어 더 자주 활용하고, 더 편리한 방법은 시스템 추천일 것이라고 예상한다. 한편 대인 간 추천은 시스템 추천보다 더 낮은 빈도와 편리성을 가질 것으로 예상하였다.

3.2 연구 방법

시스템 추천과 대인 간 추천에 대한 사용자의 평가를 비교하기 위해 설문조사를 수행했다. 설문조사는 연구참여자의 구체적인 맥락이나 상황을 설명하는 데 있어서는 한계점이 있으나, 비교의 대상이 되는 두 추천 경로에 대한 전반적인 평가와 인식을 조사하기에는 적합하기 때문에 연구1에서는 설문조사를 연구방법으로 채택했다 [31, 32].

3.2.1 설문지 설계

설문지는 시스템 추천과 대인 간 추천, 총 두 개의 섹션으로 나뉘어 구성되었다. 각 섹션에는 동일한 질문이 수록되었으며(표 3.1 참조), 두 섹션은 임의의 순서로 제시되었다. 각 섹션의 질문에 답하기 전에 참가자들에게 대인 간 추천과 시스템 추천을 통해 음악 추천을 받은 적이 있는지를 묻고, 경험이 없는 경우 다음 섹션으로 넘어갔다. 각 섹션에서는 평가와 이용 행태에 관한 질문이 제시되었다. 먼저 평가 부분에서는 재생 목록이 디지털 스트리밍 플랫폼에서 음악 추천 및 소비의 주요 수단이기 때문에 재생 목록 생성의 맥락에서 적합성, 다양성, 참신성, 의외성 4가지 기준에 따라 5점 리커트 척도로 평가하도록 하였다. 다음으로 각 추천 경로가 음악 소비에 어떤 영향을 미치는지 자세히 알아보기 위해 추천을 얼마나 자주 받는지, 추천 음악을 재생목록에 추가하는 것이 얼마나 편리한지(매우 불편함에서 매우 편리함)에 대한 질문이 포함되었으며 모두 5점 리커트 척도로 답변하도록 하였다. 또한, 연구 참여자들에게 각 추천 경로로부터 추천받은 음악을 자신의 재생 목록 또는 보관함에 추가하는 비율인 채택률을 답하도록 하였다. 이는 음악 추천이 실제 사용자의 음원 소비에 이어지는지를 확인하기 위함이었다.

3.2.2 연구참여자 선정기준 및 모집

한국어로 작성된 설문지를 문제없이 이해하고 답변할 수 있도록 18세 이상의 성인을 대상으로 하였으며, 음원 스트리밍 서비스 상에서 제공하는 음악 추천에 대한 경험을 답변할 수 있도록 음원 스트리밍 서비스 이용자에 한해 연구 참여가 가능하도록 하였다. 연구참여자는 온라인과 오프라인에 모집공고를 게시하여 모집하였으며, 연구참여에 앞서 연구의 세부적인 내용 및 유의사항을 안내하는 연구참여 동의서를 받았다. 설문지, 연구참여자 모집 및 연구 진행 방법, 개인정보 보호 방법을 포함한 모든 연구의 내용을 서울대학교 IRB에 심의 완료하였으며 심의가 완료된 후 연구를 진행하였다.

표 3.1: 연구 1의 설문지 구성: 각 추천 경로에 대한 평가와 이용 행태 조사

평가	적합성	해당 추천 경로를 통해 나의 재생목록의 주제에 부합하는 곡을 추천받았다.
	다양성	해당 추천 경로를 통해 더욱 다양한 곡을 추천받았다.
	참신성	해당 추천 경로를 통해 전에 알지 못했던 새로운 곡을 추천받았다.
	의외성	해당 추천 경로를 통해 예상 밖의 곡을 추천받았다.
이용 행태	빈도	해당 추천 경로에서 얼마나 자주 음악을 추천받나요?
	편리성	해당 추천 경로를 통해 추천받은 음악을 보관함 또는 재생목록에 추가하는 것이 얼마나 편리한가요?
	채택률	해당 추천 경로를 통해 추천받은 음악을 보관함 또는 재생목록에 추가하는 비율이 얼마나 되나요?

3.2.3 분석 방법

연구 1에서는 대인 간 추천과 시스템 추천에 대한 평가를 비교하기 위해 각 평가 항목 별로 대인 간 추천과 시스템 추천의 평가 값을 주요한 분석 대상으로 삼았다. 데이터가 반복 측정으로 수집되었기 때문에 대응표본 t-검정(paired t-test)을 수행하였다. 또한 네 가지 평가 기준 사이의 관계를 이해하기 위해 주 성분 분석(principle component analysis)이 수행되었다. 각 평가 기준과 사용 빈도가 실제 사용자의 음악 소비 행동에 어떤 영향을 미치는지 이해하기 위해 채택률에 대한 선형 회귀 또한 확인하였다. 모든 분석은 R [33]과 tidyverse [34], factoextra[35], ggpubr [36] 패키지를 통해 진행하였으며 통계적으로 유의한 결과($p < 0.05$)만 보고하였다.

3.3 연구 결과

한국어로 작성된 설문지를 이해하고 답변하는 데 문제가 없는 18세 이상의 성인 175명을 연구참여자로 모집하여 웹 기반의 설문을 진행하였다. 참가자의 56%는 여성이었으며($N=98$), 연령 분포는 18세부터 25세까지가 45%($N=78$), 25세부터 32세까지가 46%($N=80$), 32세 이상은 10%($N=17$)였다. 연구참여자가 음원 스트리밍 서비스를 이용한 기간은 1년 미만($N=26$), 1-3년($N=52$), 3-5년($N=30$) 및 5년 이상($N=67$)으로 다양했으며, 하루에 음악 스트리밍 서비스를 사용하는 시간은 2시간 미만($N=40$), 2-6시간($N=59$), 6-10시간($N=27$), 10시간 이상($N=49$)으로 나타났다. 참가자의 음악 공유 활동에 대해서는 응답자의 16%가 음악 공유 활동을 거의 하지 않았고($N=28$), 62%의 참가자가 일주일에 한 번 이상 다른 사람과 음악을 공유했다.

3.3.1 대인 간 추천과 시스템 추천에 대한 평가

시스템 추천에서 평균적으로 적합성이 더 높게 평가되었고, 대인 간 추천에서는 다양성, 참신성 및 의외성이 평균적으로 더 높은 평가값을 보였다(표 3.2 참조). 시스템 추천과 대인 간 추천의 평균값이 통계적으로 유의미한 차이를 보이는지 확인하기

표 3.2: 설문 결과의 평균 값(표준편차 값) - 답변은 5점 리커트 척도로 1은 문항에 '매우 동의하지 않음' 5는 문항에 '매우 동의함'을 의미하며 굵은 글씨는 대인 간 추천이 시스템 추천 보다 높은 평균 값을 보인 평가 항목에 해당함.

	대인 간 추천 (N=155)	시스템 추천 (N=143)
적합성	3.477 (0.86)	4.056 (0.70)
다양성	3.929 (0.77)	3.594 (0.90)
참신성	4.097 (0.71)	3.944 (0.82)
의외성	3.658 (0.96)	3.238 (0.98)
편리성	2.645 (0.86)	3.056 (0.83)
빈도	2.039 (0.71)	2.650 (0.89)
채택률	38.342 (22.47)	45.762 (22.51)

위해 수행한 대응표본 t-검정(paired t-test)에서는 참신성을 제외한 적합성, 다양성, 의외성에서만 유의한 결과가 나왔다(그림 3.1-A 참조). 연구참여자 그룹 별로 대인 간 추천과 시스템 추천의 평가를 비교해 본 결과에서도 이러한 경향성은 유지되었다. 주당 음원 스트리밍 서비스 이용 시간에 따라 나눈 그룹인 헤비 리스너(10시간 이상), 리스너(2시간 이상 10시간 미만), 라이트 리스너(2시간 미만) 그룹에서도 대인 간 추천이 시스템 추천보다 다양성, 참신성, 의외성에서 평균적으로 높은 평가를 받았고 적합성은 시스템 추천에서 높은 평가를 받았다. 음악을 타인과 함께 듣거나 음악과 관련된 이야기를 나누는 등의 음악 공유 활동을 하는 그룹에서도 대인 간 추천이 시스템 추천에 비해 다양성, 참신성, 의외성에서 높은 평가를 받았고 시스템 추천은 적합성에서 높은 평가를 받았다. 그러나 음악 공유 활동을 하지 않는 그룹에서는 시스템 추천이 의외성을 제외한 모든 기준 즉, 적합성, 참신성, 다양성에서 높은 평가를 받았다. 또한 네 가지 기준에 대한 평가 값에 대한 주 성분 분석을 수행한 결과 네 가지 평가 기준의 관계를 이해할 수 있었다(그림 3.2 참조). 주성분

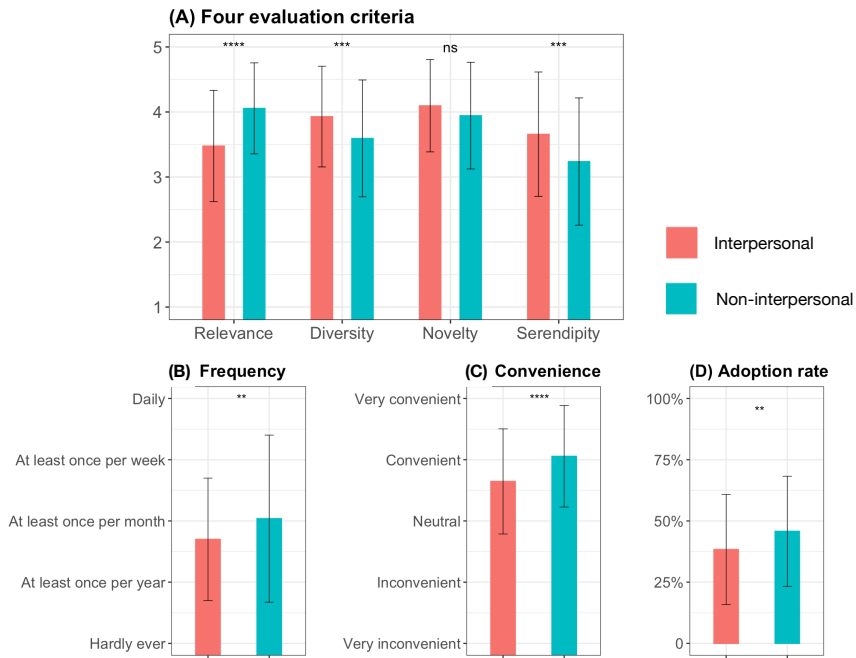


그림 3.1: 대인 간 추천과 시스템 추천의 평가 값 평균: (A) 4가지 평가 기준: 적합성, 다양성, 참신성, 의외성, (B) 빈도, (C) 편리성, (D) 채택률. 오차 막대는 표준 편차를 나타내며 유의성 매개 변수가 표시됨 (* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$, **** $p < 0.0001$).

1(PC1)과 주성분 2(PC2)가 전체 자료의 75%를 설명함을 확인하였으며 다양성, 참신성, 의외성의 세 가지 기준은 대부분 PC1에 의해 설명되었고, 적합성은 주로 PC2에 의해 설명되었다. 주 성분 분석 결과를 시각화한 결과 적합성은 다른 세 가지 기준과 거의 직교함을 알 수 있었으며 다양성과 참신성이 밀접하게 연관되어 있다는 것을 확인하였다.

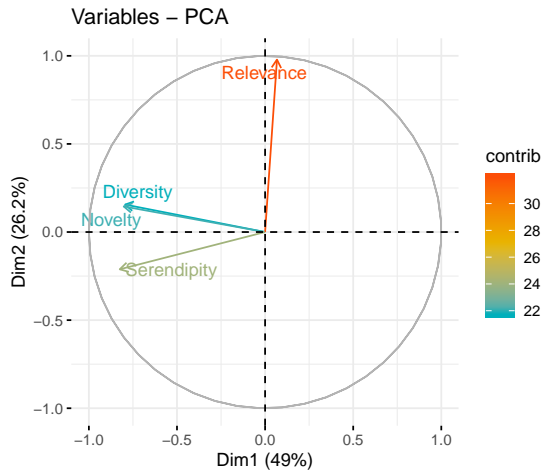


그림 3.2: 평가 기준의 주 성분 분석 결과.

3.3.2 대인 간 추천과 시스템 추천의 이용 행태

시스템 추천은 이용 행태 즉, 빈도와 편리성 및 채택률 측면에서 대인 간 추천보다 높은 평가를 받았다(표 3.2 참조). 시스템 추천에서 음악 추천을 받는 빈도는 대인 간 추천보다 일관되게 높았다(그림 3.1-B). 음악 추천을 받고 재생 목록에 추가하는 것과 관련하여, 참가자들이 시스템 추천을 대인 간 추천보다 더 편리하다고 평가한 것을 발견할 수 있었다(그림 3.1-C). 이어서, 각 채널에서 추천받은 음악을 개인 재생 목록 또는 보관함에 추가하는 비율을 의미하는 채택률은 대인 간 추천보다 시스템 추천에서 더 높았다(그림 3.1-D).

또한 선형 회귀를 사용하여 빈도와 채택률 사이의 관계를 확인하고자 하였고, 그 결과 빈도가 대인 간 추천 [$F(1,153)=6.324, p=0.05$] 및 시스템 추천 [$F(1,141)=5.09, p<0.05$]의 채택률에 유의한 영향을 미치는 것을 알 수 있었다. 한편 사건이 발생할 전체 기회 수를 고려하지 않고 사건이 발생하는 절대적인 횟수에 집중하여 발생하는 편향을 의미하는 'denominator neglect'를 제하기 위해 대인 간 추천과 시스템 추천을 동일한 빈도로 받고 있는 연구참여자에 한해 채택률을 비교 분석하였다. 그 결과

대인 간 추천과 시스템 추천 간의 평균 채택률 차이가 절반으로 줄어들었다. 즉, 대인 간 추천과 시스템 추천 간의 채택률 차이는 추천 빈도를 고려하지 않은 경우에 동일한 빈도였을 때와 비교하여 두 배였다. 마지막으로, 어떤 평가 기준이 대인 간 추천과 시스템 추천의 채택률에 영향을 미치는지 입증하기 위해 다변량 회귀 분석을 실시했다. 적합성($p < 0.001$)과 참신성($p < 0.05$)은 대인 간 추천에서 상당한 효과를 보였고, 적합성($p < 0.001$)과 다양성($p < 0.05$)은 시스템 추천의 채택률에 상당한 영향을 미치는 것으로 나타났다.

3.4 소결론

시스템 추천과 대인 간 추천을 비교함으로써 각각의 사용자 경험이 어떻게 달라지는지 이해할 수 있었다. 설문을 분석한 결과 시스템 추천은 대인 간 추천보다 사용자들이 더 잦은 빈도로 활용하며 사용자가 추천받기를 원했던 테마나 스타일의 음악과 더욱 적합한 음악을 추천하는 것으로 드러났다. 현재 음악 추천 시스템은 현재 청취 습관, 재생 목록에 포함된 음악을 기반으로 추천하기 때문에 사용자가 과거에 들었던 음악과 유사한 음악을 추천하는 것으로 보인다. 반면에, 대인 간 추천은 다양성과 의외성에서 유의미하게 높은 평가를 받았다. 사람을 통한 추천이 이루어질 때, 추천하는 사람의 의도나 추천을 주고받는 구체적인 맥락과 상황이 반영되어 추천 받는 사람이 기존에 듣지 못했던 신선한 음악을 추천받을 가능성이 높아지는 것으로 해석된다. 한편 적합성뿐만 아니라 다양성과 참신성도 채택률과 유의미한 상관관계를 보인다는 다변량 회귀 결과에 근거할 때, 세 가지 평가 기준 모두 음악 소비에서 중요한 의미를 갖는다고 볼 수 있다. 이는 적합성에서 비교적 높은 평가를 받은 시스템 추천과 다양성에서 높은 평가를 받은 대인 간 추천이 모두 음악 소비에 있어 각각의 강점을 가진 유용한 추천 경로임을 드러내준다.

시스템 추천에서의 편리성은 대인 간 채널보다 훨씬 높게 평가되었다. 이는 사용자들이 주로 음악을 듣는 방식이 스트리밍 위주로 옮겨가면서 음원 스트리밍 서비

스를 통해 음악을 주로 듣게 되었고 그 결과 시스템 추천의 편리성이 크게 증가함에 따른 것으로 판단된다. 그러나 추천에서의 사회적 관계의 중요성 [13, 37]과 음악의 사회적 의미 [38, 39]를 고려할 때, 대인 간 추천을 효과적으로 지원하는 것은 사용자의 만족도를 높일 수 있는 기회일 수 있다. 한편 연구 1의 결과를 통해 시스템 추천과 대인 간 추천에서 사용자 경험 및 평가가 유의하게 달라진다는 점은 확인할 수 있었으나 각 추천을 통한 경험에 대한 세부적인 이해는 부족하다. 따라서 연구 2를 통해 사용자가 음악을 추천받고 수용하는 전반적인 과정을 살펴보고자 한다. 이로써 대인 간 추천과 시스템 추천을 활용하게 되는 중심적인 현상을 이해하고 연구 1에서의 결과에 대한 충분한 설명도 제공할 수 있을 것이다.

제 4 장 연구 2: 새로운 음악을 찾는 과정의 사용자 맥락 이해

4.1 세부 연구질문

연구 2에서는 대인 간 추천과 시스템 추천을 통해 음악 추천을 받고 수용하는 과정을 살펴봄으로써 그로 인한 경험의 차이를 깊이 있게 이해하고자 한다. 연구 2에서는 연구 대상을 시스템 추천과 대인 간 추천이라는 추천 경로에 국한하지 않고 새로운 음악을 사용자가 적극적으로 탐색하는 모든 과정을 연구의 대상으로 삼았다. 따라서 연구 2에서 다루고자 하는 세부적인 연구질문은 다음과 같다.

연구질문 2-1 사용자가 음악을 추천받거나 탐색할 때 어떠한 과정을 거치는가?

연구질문 2-2 사용자가 음악을 추천받거나 탐색하여 수용할 때, 고려하는 정보는 무엇인가?

4.2 연구 방법

4.2.1 반구조화 인터뷰

인터뷰는 사람들의 인식과 경험을 이해하기 위한 연구방법으로 많은 질적 연구에서 활용되고 있다. 반구조화 인터뷰는 모든 질문이 사전에 정해져 있는 구조화 인터뷰와는 달리 특정 포커스와 목적을 중심으로 전개되지만 대화의 흐름에 따라 질문이 변형될 수 있는 가능성을 인정한다. 연구 2에서는 새로운 음악을 추천받거나 탐색하여 수용하는 전반적인 과정을 보다 깊이 있게 이해하고 각 과정에서 사용자가 접하는 정보와 다양한 맥락을 확인하기 위해 음원 스트리밍 서비스 이용자를 대상으로 반구조화 인터뷰를 진행하였다. 이는 사람들이 새로운 음악을 추천받거나 탐색하여

수용하는 과정을 중심으로 인터뷰를 진행하면서도 각기 다른 연구참여자 간의 차이를 대화를 통해 확인하기 위함이다. 한편 연구참여자가 새로운 음악을 추천받거나 탐색하여 수용하는 과정을 완전히 기억에 의존해서 설명하게 될 경우 답변의 신뢰성 또는 깊이에 한계가 있을 수 있어 관찰을 동반한 인터뷰를 수행하였다. 이러한 방식으로 연구의 데이터를 수집한 이유는 실제 서비스를 사용하는 용례를 관찰함으로써 음악 추천을 받고 음악을 들을 때 사용자의 구체적인 의도와 경험에 대한 자세한 이해를 도모하기 위함이다. 음원 스트리밍 서비스 이용자의 검색 기록 또는 재생 로그를 연구의 데이터로 삼아 분석할 경우, 전반적인 이용 패턴을 확인할 수 있다는 장점이 있으나 의도, 각 추천 경로에서 어떤 정보를 중심으로 판단하는지 등의 사용자의 인식 차원에서 이루어지는 깊이 있는 정보를 파악할 수 없다는 단점이 있다. 그러나 인터뷰와 같은 질적 연구방법의 경우 비교적 적은 연구참여자 수로 인하여 일반화 가능성에는 한계가 있으나 사용자의 실제적인 필요와 이용 경험을 이해하는 본 연구에는 더 적합한 것으로 판단하였다. 연구2는 모두 비대면 화상회의 프로그램 zoom을 통해 진행되었으며, 연구참여자가 음악을 들을 때 활용하는 기기(모바일 또는 PC)의 화면을 공유하도록 요청한 후, 새로운 음악을 찾는 전 과정을 관찰하였다. 연구참여자가 활용하는 음악 추천 경로, 해당 경로에서 접하는 정보, 각 과정에서의 도움 또는 장애물의 세 가지 내용에 중점을 두고 인터뷰를 진행하였다(표 4.1 참조). 한편 연구자가 관찰 도중에 연구참여자의 발언의 의도와 생각을 묻는 질문을 던지며, 적극적인 방식으로 관찰을 진행하였으며 관찰을 종료한 이후에는 관찰 중에 나온 내용을 중심으로 추가적인 인터뷰를 한 후 마무리하였다.

4.2.2 연구참여자 선정기준 및 모집

연구참여는 한국어로 무리없이 인터뷰를 진행할 수 있는 수준의 유창한 한국어를 구사할 수 있는 만 18세 이상의 성인을 대상으로 하였으며 음악 스트리밍 서비스 이용 경험이 있는 사람으로 제한하였다. 연구참여자를 모집하기 위해 모집공고를 온라인 및 오프라인에 게시하였으며 모집공고에는 연구의 목적, 연구주제, 연구참

표 4.1: 연구2 인터뷰의 포커스 별 질문

Focus 1	연구참여자가 새로운 음악을 추천받거나 탐색할 때 어떤 과정을 거치는가?
	<p>“새로운 음악을 추천받거나 탐색할 때 어떤 과정을 거치나요?”</p> <p>“음악 추천을 받거나 탐색할 때의 과정을 모두 보여주세요.”</p> <p>“이전에 추천받은 음악들은 어떤 과정으로 듣게 되었나요?”</p>
Focus 2	연구참여자가 음악 추천을 받거나 탐색할 때 접하는 정보는 무엇이며, 그 중 음악 수용에 영향을 미치는 정보는 무엇인가?
	<p>“어떤 정보를 보고 이 음악을 듣기로 결정하게 되었나요?”</p> <p>“어떤 정보를 보고 이 음악을 보관함에 저장하게 되었나요?”</p> <p>“왜 해당 정보들을 바탕으로 음악을 듣거나 보관함에 저장했나요?”</p>
Focus 3	연구참여자의 음악 추천을 받거나 탐색할 때 도움이 되거나 장애물이 되는 것은 무엇인가?
	<p>“음악을 추천받거나 탐색하여 들을 때 불편했던 점은 무엇인가요?”</p> <p>“음악을 추천받거나 탐색하여 들을 때 활용하는 나만의 방법이나 전략이 있다면, 무엇인가요?”</p>

여자 조건, 참여소요시간, 참여시의 보상, 모집기간을 포함하였다.

4.2.3 연구 윤리 준수

연구의 진행에 앞서 서울대학교 IRB의 심의를 거쳤으며 심의가 완료된 후에 연구를 시작하였다. 연구참여 과정의 전체적인 흐름, 소요될 예상 시간, 수집되는 개인정보의 범위(성별, 연령), 개인정보의 처리방법과 모든 연구참여과정이 녹음 및 녹화될 것임을 연구 참여에 앞서 모든 연구참여자에게 상세히 안내하였다. 인터뷰와 관찰에 차질이 없도록 연구 진행 과정에 대해서 예시와 함께 상세히 안내하여 연구참여자가 혼란을 겪지 않도록 하였다. COVID-19 감염병 확산 추세를 고려하여 zoom을 통한 비대면 면담을 진행하였으며 연구참여자에게 설명문 및 동의서를 메일로 전달하고 동의 여부를 회신받았다. 또한 연구참여자가 참여 중지 의사를 밝힐 경우 언제라도 연구참여를 중단할 수 있음을 연구참여 전에 고지하였으며 연구참여를 중단하더라도 어떠한 불이익이 주어지지 않음을 알렸다.

4.2.4 분석 방법

인터뷰 진행 시에 녹음한 음성파일을 전사하여 분석 자료로 삼았다. 연구참여자의 모든 발화를 전사하였으며, 인터뷰의 흐름을 이해하는 데 필요하나 음성만으로는 전달되지 않는 내용은 녹화자료에 근거하여 전사자료에 추가로 기록하였다. 전사한 자료는 근거 이론(Grounded Theory)에 따라 분석하였다. 근거이론은 Glaser와 Strauss가 제안한 것으로 새로운 분야 또는 지배적인 이론이 확립되지 않은 분야에서 귀납적 발견을 통해 이론을 도출하는 질적연구 방법론이다. 근거이론은 미리 정해진 코드북이나 가설 없이 자료에서부터 상향식(bottom-up)으로 이론을 형성하게 되며 이를 위하여 자료를 코딩하는 과정을 거치게 된다. 본 연구에서는 Strauss Corbin이 그들의 논문에서 제시한 세 가지의 코딩 단계에 따라 개방 코딩, 축 코딩, 선택 코딩을 수행하였으며 그 결과 개념, 하위 범주, 범주, 패러다임을 도출하였다 [40].

표 4.2: 연구2 연구참여자 기본정보

연구참여자 번호	연령	성별	이용하는 음원 스트리밍 서비스	주당 이용 시간
P01	25	여성	멜론, 애플뮤직, 스포티파이	6시간 이상 15시간 미만
P02	28	남성	유튜브	6시간 미만
P03	26	여성	멜론, 유튜브뮤직, 타이달	6시간 이상 15시간 미만
P04	28	남성	멜론, 유튜브뮤직	6시간 미만
P05	25	남성	유튜브뮤직	6시간 이상 15시간 미만
P06	27	남성	애플뮤직	15시간 이상
P07	28	남성	유튜브뮤직	6시간 이상 15시간 미만
P08	26	남성	유튜브뮤직	15시간 이상
P09	29	남성	애플뮤직, 스포티파이, 유튜브뮤직	15시간 이상
P10	26	여성	멜론, 스포티파이	6시간 미만
P11	27	여성	애플뮤직	15시간 이상
P12	30	여성	플로	15시간 이상
P13	29	여성	멜론	6시간 이상 15시간 미만
P14	26	남성	멜론, 유튜브	6시간 이상 15시간 미만
P15	27	남성	벅스, 유튜브뮤직	6시간 이상 15시간 미만
P16	24	여성	유튜브뮤직	6시간 이상 15시간 미만
P17	32	남성	애플뮤직, 스포티파이	15시간 이상
P18	26	여성	애플뮤직	15시간 이상
P19	32	여성	스포티파이, 유튜브뮤직	15시간 이상

4.3 연구 결과

총 19명의 연구참여자를 모집하여 1회의 일대일 비대면 면담을 하였으며 면담 소요시간은 약 30분에서 1시간이었다 (표 4.2 참조). 모집된 연구참여자는 음악을 적극적으로 찾고 듣는 헤비 리스너(heavy listener) 위주였다. 따라서 연구 2의 결과는 전체 음원 스트리밍 서비스 이용자를 대표하지 못하며 활발하게 음악을 찾고 듣는 소수의 헤비 리스너의 음악 탐색 과정을 드러내고 있다. 연구의 전 과정은 녹화 및 녹음 되었으며 연구가 종료된 후 녹화 및 녹음본을 바탕으로 약 43페이지 분량의 전자자료를 작성한 후 전사기록을 바탕으로 근거이론에 따른 3단계 코딩을 거쳤다.

4.3.1 개방 코딩 결과

개방 코딩 결과 총 53개의 개념, 19개의 하위 범주, 6개의 범주를 도출하였다(표 4.3 참조). 전자자료를 3회 이상 정독하며 새로운 음악 추천 및 탐색과 관련된 내용을 중심으로 하여 개념화를 하였으며, 개념들 중에서 반복되고 비슷한 내용끼리 묶어 하위범주 및 범주를 도출하였다. 한편 연구의 타당성 및 신뢰성을 확보하기 위해 다음의 두 가지를 수행하였다. 첫 번째로는 연구참여자가 의도한 내용과 달리 해석하는 것을 막기 위해 연구참여자가 확인한 내용만을 분석의 대상으로 삼았다. 확인을 위해 인터뷰 중에 연구참여자가 발언한 내용을 다시 설명하도록 요청하고 연구자가 올바르게 이해했는지 재차 묻는 과정을 거쳤다. 두 번째로 분석의 과정에서 연구자의 주관적 해석 또는 편향을 최소화하기 위해 다수의 연구자와 분석 내용을 논의하고 수정하는 과정을 거쳤다.

4.3.2 축 코딩 및 선택코딩 결과

개방 코딩의 결과로 구성된 개념과 범주들 사이의 관계를 파악하여 다음의 결과를 도출하였다. 여기서 각 범주는 Strauss와 Corbin이 제시한 코딩 패러다임에 따라 인과적 조건, 맥락적 조건, 중심현상, 중재적 조건, 작용/상호작용, 결과로 대응시켰다

표 4.3: 개방 코딩 및 축 코딩 결과

개념	하위범주	범주	패러다임
- 낯선 것에 대한 거부감 - 실패에 대한 두려움 - 음악 취향이 뚜렷함	익숙함을 지향하는 심리	음악 추천을 받거나 탐색을 할 때의 사용자의 심리	인과적 조건
- 계속 들으면 질림 - 음악을 듣는 범위를 확장 - 다른 사람들이 듣는 것을 들어보고자 함	새로움을 찾게 되는 심리		
- 가사 정보 - 박자, 소리 등 음악적 요소	음악 내적	음악을 수용할 때 고려하는 정보	맥락적 조건
- 추천한 사람에 대한 호감 - 타인의 평가 또는 인지도 - 아티스트의 윤리적 이슈	음악 외적		
- 아는 아티스트의 새로운 곡 탐색 - 아는 아티스트와 유사한 아티스트 탐색 - 아는 아티스트와 협업한 아티스트 탐색	익숙한 아티스트 정보로 탐색	익숙함을 기반으로 한 새로움의 추구	중심현상
- 익숙한 장르 내의 새로운 아티스트 탐색 - 선호하는 테마나 스타일의 새로운 음악 탐색	익숙한 테마나 장르 정보로 탐색		
- 신뢰하는 경로를 통한 탐색 - 다른 매체에서의 경험을 통한 탐색	익숙한 맥락 정보로 탐색		

개념	하위범주	범주	패러다임
- 익숙함 지향 - 새로움 지향	청취자의 성향	사용자 관련	중재적 조건
- 긍정적 - 부정적	시간 및 비용에 대한 태도		
- 개인화된 추천 - 재생기록 및 이력 누적 - 동영상 제공 - 음원 제공	서비스 활용 시의 이점	서비스 관련	
- 유사곡 추천 - 개인화된 믹스 - 유사한 아티스트	시스템 추천 (재생기록 기반 알고리즘 추천)	추천 경로 활용	작용/상호작용
- 지인의 맞춤형 추천 - 지인의 음악 공유 - 모르는 사람의 추천	대인 간 추천		
- 아티스트 재생목록 - 장르 또는 무드 별 재생목록	테마 및 주제 별 재생목록	탐색 경로 활용	
- 최신음악 및 피드 업데이트 - 음원 차트	최신음악 및 차트		
- 음악듣기 검색 - 메타 정보 검색 (아티스트명, 앨범명, 곡명 등) - 일반 검색 (위키, 인터뷰, 기사)	검색		

개념	하위범주	범주	패러다임
<ul style="list-style-type: none"> - 편리함 - 개인화 정도 - 통제 - 재미 	평가 요소	경로에 대한 평가	결과
<ul style="list-style-type: none"> - 상대의 상황에 맞추어 - 상대의 음악 취향에 맞추어 - 과거 공유한 경험 관련 	추천 대상 위주	음악 공유	
<ul style="list-style-type: none"> - 듣고 좋아서 - 레퍼런스 또는 정보 전달 - 공감대 형성 	추천인 위주		
<ul style="list-style-type: none"> - 좋아요 표시 및 다운로드, 오프라인 저장 - 평점 기준 재생목록 제작 - 일자 기준 재생목록 제작 - 상황 기준 재생목록 제작 	보관함 및 재생목록 제작	음악 저장	

[40].

연구 전반을 관통하는 중심적인 아이디어 및 사건을 지칭하는 중심현상은 ‘익숙함을 기반으로 한 새로움의 추구’로 보았다. 연구참여자들이 새로운 음악을 추천 받고 탐색할 때 모든 요소에서 낯선 음악을 찾아 듣기보다는 익숙한 요소가 있는 음악을 찾고자 하기 때문이다. 여기서 익숙한 요소는 단지 아티스트나 장르, 스타일 등의 음악 자체의 요소 뿐만 아니라 음악을 접할 때의 상황, 추천하는 사람 등의 맥락적인 요소도 포함하는 것으로 드러났다. 따라서 맥락적인 부분에서 익숙함의 정도가 높은 추천 경로에서는 이전에 듣지 않았던 스타일의 음악 또는 전에 알지 못했던 아티스트의 음악 등 새로운 음악들을 접하거나 듣게 되는 가능성이 더 높은 것으로 나타났다. 중심현상에 속하는 하위 범주는 ‘아티스트 정보를 기반으로 한 탐색’, ‘테마 또는 장르 정보를 기반으로 한 탐색’, ‘맥락 정보를 기반으로 한 탐색’ 세 가지였다.

먼저 ‘익숙한 아티스트 정보를 기반으로 한 탐색’은 익숙함의 정도가 큰 것에서 작은 순으로 나열하면 ‘아는 아티스트의 새로운 곡 탐색’, ‘아는 아티스트와 유사한 아티스트의 음악 탐색’, ‘아는 아티스트와 협업한 아티스트의 음악 탐색’이 있다.

“그 아티스트를 좋아할 때 그냥 사람이 좋은 경우도 있지만, 음악적인 스타일이 좋아서 듣는 경우가 매우 많아서. 그 사람의 취향을 담은 앨범이다 보니까, 들어도 그냥 전반적으로 다 괜찮더라고요. 그냥 완전 새로운 장르를 시도했다고 하더라도, 아 그냥 이 사람은 요즘 이런 관심이 있어서 이런 새로운 시도를 해 봤구나. 이 정도로 괜찮네. 이거는 딱히 별로기는 하지만 괜찮네. 이러면서 그것도 좀 제 취향의 지평을 저는 그런 식으로 넓혀 가는 거 같아요. (P10)”

“아래 아티스트를 좋아한다면? 해서 연관 아티스트나 재생목록 같은게 나오는데.. 다른 건 안 보고 그냥 연관 아티스트 중에 모르는 사람. 여기서 봤을 때 ‘텍스터 고든’을 모른다 하면 한번 들어가서.. 뭐 인기곡 이런 데서 몇 개 들어보고.. 그런 거 같아요.”

“원래 기준에 있던 거를 계속 타다가, 어? 다른 모르는 아티스트 A가 내가 아는 아티스트 음악에 피쳐링을 했네? 그러면 애도 한번 들어 볼까? 하고 듣던가.. (P13)”

한편 다수의 연구참여자들은 음악을 탐색하는 데 있어 아티스트를 중요한 단위로 인식하는 것을 확인하였다. 이는 다음의 두 가지 이유에 근거하는 것으로 판단된다. 첫 번째, 연구참여자들이 동일한 아티스트의 음악은 어느 정도 내적인 동일성을 가지는 것으로 판단하기 때문이다.

“그 아티스트의 캐릭터랑 그 목소리 그게 전부 다 뭔가 보장이 되어 있잖아요? 노래.. 그 사람이 만든 거는. 어떤 스타일인지, 어떤 느낌인지, 이미 약간 보험이 들어가 있으니까. (P04)”

두 번째, 연구참여자 중 다수가 어떠한 곡을 좋아하게 되면 해당 곡의 아티스트의 다른 곡도 찾아보게 되었다. 따라서 아는 아티스트의 음악일 경우 실제로 아는 곡의 비율이 높아지게 되기 때문에 아티스트 정보가 익숙함을 느끼는 주요 단위가 되는 것으로 보았다.

“듣고 좀 마음에 들면은 그 사람의, 아 그 아티스트의 다른 음악, 음원들까지 좀 찾아 듣는 편입니다. (P09)”

“뭘, 이렇게 랜덤재생 하다 보면 몰랐던 아티스트인데 좋아지는 경우가 있잖아요. 그런 경우에는 또.. 아예 검색을 해서 그 아티스트 거를 쪽 들어보는? (P12)”

연구참여자들은 ‘익숙한 테마나 장르 정보를 기반으로 한 탐색’ 활동도 보였는데, 이는 아티스트 정보보다는 넓은 범위를 포괄하는 정보로써 아티스트 정보를 기준으로 한 탐색보다 더욱 다양한 아티스트를 접하는 데 유용했다. 구체적으로는 ‘익숙한 장르 내의 새로운 아티스트 탐색’, ‘선호하는 테마 및 스타일의 새로운 음악 탐색’이 있었다.

“우울, 약간 좀 우울한 노래. 이렇게 찾아서 들을 때도 있고. 좀 청량한 노래, 날씨 좋을 때, 이제 뭔가 햇빛 쬐 때 듣는 노래. 이런 식으로 해서 찾아봐요. (P12)”

“예를 들어서 이스라엘 재즈가 좀 약간 특이하다 뭐, 음색이 특이하다 라고 생각을 해서 어떤 한 아티스트의 노래를 듣고 되게 흥미롭다라고 생각이 들면은 ... 완전히 그냥 되게 보편적으로 이스라엘 재즈를 찾아 봐요. 그런 다음에 그 장르의 아티스트들 뭐, 이런 사람이 있다 그러면은 찾아 들어가서 이 사람 다른 앨범, 커버가 마음에 드는 걸 보통 주로 다 운을 받고.. (P18)”

마지막으로 ‘익숙한 맥락을 통한 탐색’은 ‘신뢰하는 경로를 통한 탐색’과 ‘다른 매체에서의 경험을 기반으로 한 탐색’이 있었다. ‘신뢰하는 경로를 통한 탐색’은 좋아하는 아티스트가 추천하는 음악이나 팔로우 하고 있는 재생목록 또는 지인으로 부터 추천받아 새로운 음악을 접하는 것으로 추천 경로에 대한 신뢰가 있기 때문에 추천하는 음악이 기존에 듣던 음악과 유사하지 않은 새로운 음악이더라도 시도해 보게 된다는 결과를 확인할 수 있었다. ‘다른 매체에서의 경험을 기반으로 한 탐색’은 방송, 영화 등의 다른 미디어 매체를 통해 접해 본 경험이 있거나 관련 콘텐츠를 소비한 적이 있는 경우 관련 음악을 소비하게 되는 것을 의미한다. 이 경우 연구참여자들은 앞서 하게 된 경험으로 인해 새로운 아티스트라도, 자주 듣지 않는 장르라도 들어보게 된다고 답하였다.

“근데 그러면은 제가 별로 관심이 없는 가수가 케이윌 좋아하지만 예를 들어서 케이윌이 추천을 했어요. 그러면 나 이 사람 음악을 별로 안 좋아하니까 이 사람이 어떤 음악에서 영향받았는지도 안 궁금한? 그래서 그런건 안듣게 되는데.. 근데 예를 들어서 로제가 신곡을 냈는데 신곡도 너무 좋은데, 이 사람이 추천한 플레이리스트야 그러면은 꼭 듣게 되는 거 같아요. (P03)”

“제가 딱 좋아하는 애니메이션을 픽을 해서 도쿄구울 오프닝을 들을 때도 있어요. 근데 이런 노래들은 제 취향에 맞지 않거든요? 그런 애니메이션을 보면서 뒤에 깔리는 노래가 뭔가 저에게 학습이 된 느낌? 그 애니메이션에서 느꼈던 감동을 이 노래만 들으면 느껴지는 것 같아서. 뭐 이렇게 찾아 듣기도 하고.. (P02)”

앞서 규명한 중심현상과 관련되는 조건들으로써 코딩 패러다임이 제시하는 것은 인과적 조건, 맥락적 조건, 중재적 조건이 있다. 인과적 조건은 원인적 조건으로도 표현되며 중심현상이 발생 또는 발전하도록 이끄는 사건을 말한다. 본 연구에서는 인과적 조건으로 ‘음악을 찾을 때의 사용자의 심리’를 제시하였다. 이는 다시 ‘익숙함을 지향하는 심리’와 ‘새로움을 추구하는 심리’로 나뉜다. ‘익숙함을 지향하는 심리’ 중에는 ‘낯선 것에 대한 거부감’, ‘실패에 대한 두려움’, ‘음악 취향이 뚜렷함’이 있었다.

“제가 기존에 알던 위주로 듣고.. 그러니까 완전 생판 모르던 아티스트를 듣지는 않아요. 원래 기존에 알던 거를 계속 타고 타면서 듣는 편.. (P13)”

“근데 아직 제가 뭔가 스스로 좋은 음악을 구분할 수 있는가에 대한 자신이 없어서, 괜히 뭔가 잘 알고있는 아티스트들이 아니면 괜히 좀 의심이 가는 그런 건 있어요. (P01)”

“저는 근데 그 듣는 사람들이 되게 엄청 개성이 뚜렷한 사람들이어서.. 찾기는 힘들지만 엄청 그 취향이 맞는 느낌인데 그런 아티스트랑 이제 연관된 게 나오면 비슷하다고 추천해 주는 거니까.. (P05)”

이와는 달리 ‘새로움을 찾게 되는 심리’로는 ‘계속 들으면 질림’, ‘음악 취향을 넓히고 싶음’, ‘다른 사람들이 듣는 것을 들어보고자 함’이 있었다.

“왜냐하면, 저는 들었던 노래를 또 듣는 걸 그렇게 좋아하진 않아요. 왜냐하면 노래는 너무 많고 그리고 제가 좋아하는 노래들이 너무 많이 들어서 질리면 너무 아쉬울 것 같아요. (P02)”

“최대한 음악을 좀 더.. 이렇게 제가 귀를 자극할 수 있는 노래들을 찾으려고 해서 좀 더 시도적인 거를 찾아 보려고 하는데.. 그럴 때는 좀 랜덤하게 계속 파고 파고 듣는 편인 것 같아요. (P18)”

“저는 대중매체의 노예라서 유행에 되게 쉽게 영향을 받아요. 유일하게 안들어본게 아직 ‘롤린’을 아직 안들어봤어요. 그것도 요즘 되게 난리더라구요. (P08)”

맥락적 조건은 중심현상과 관련있는 구체적인 특성들로 인과적 조건과 함께 중심현상에 영향을 미치며 중심현상의 세부적인 차이를 만들어낸다. 본 연구에서는 맥락적 조건으로 ‘음악 탐색 시에 추가적으로 고려하는 정보’를 제시하였다. 이는 음악 탐색 시에 접하는 추가적인 정보들이 ‘익숙함을 기반으로 한 새로움의 추구’라는 중심현상에 영향을 미치기 때문이다. 이들 정보는 음악을 들을 때 음악 자체 내에서 획득할 수 있는 정보인 ‘음악 내적 정보’와 그 외의 맥락적인 정보인 ‘음악 외적 정보’로 나누어 분류하였다. 먼저 ‘음악 내적 정보’는 ‘가사 정보’, ‘박자, 소리 등의 음악적 요소’를 포함한다.

“저는 근데 이 사람은 유튜브에 가사 해석 번역 돼 있는 거 보고 더 좋아진거라.. 음악도 좋았는데. 가사가 너무 좋아서.. (P05)”

“좀 시도적인 소리를 사용하는 걸 좀 주로 찾는 것 같아요. 그래서 그게 박자일 수도 있고, 약간.. 제가 음악적 용어를 몰라서 그런데.. 좀 그.. 주파? 주파라고 그러나요? 약간 소리같은.. (P18)”

‘음악 외적 정보’로는 ‘추천한 사람에 대한 호감’, ‘타인의 평가 또는 인지도’, ‘아티스트의 윤리적 이슈’가 있었다. 먼저 추천한 사람에 대한 선호도가 있어 추천한 사람과 공감하거나 동질감을 형성하고 싶은 경우에는 새로운 음악도 시도하게

되는 것으로 드러났다. 또한 타인의 평가 또는 인지도 그리고 아티스트의 윤리적 이슈를 음악 탐색 시에 고려하는 경우도 있었다.

“예를 들어서 친구가 되게 친한 친구가 있으면, 이 친구랑 찍은 거 추천해 준 음식 있을 수도 있고, 아니면 친구랑 함께 보는 영화 이런 걸 수도 있고, 이 친구의 취향 같은게 담겨 있잖아요. 근데 저는 그 막 진짜 무슨 영화를 보는지, 무슨 음식을 먹는 지보 다 이 사람의 취향이 좋으면.. 이 사람의 취향을 공유하는 거 자체를 즐기거든요. (P03)”

“그게.. 좋은 건지 안좋은 건지는 모르겠는데, 제가 어렸을 때는 멜론을 많이 쓰다 보니까 그게 너무 익숙해졌어요. 뭔가 새로운 노래를 보면 반응댓글부터 확인하는.. 그런게 너무 습관이 되어버려가지고.. 사실 그냥 제가 좋다고 느끼면 좋은건데, 뭔가 저보다 음악을 잘 아는 사람들이 인정한 노래들을 듣고싶은 욕구가 있는거죠. (P01)”

“별로 안 좋아하는 아티스트들의 음악을 별로 듣고 싶지가 않아요. 예를 들면 뭐.. 윤리적으로 문제가 있었던 사람들이라던가. 네. 그런 사람들을 의식적으로 골라내는 편이에요. (P10)”

중재적 조건은 보다 광범위하고 구조적인 맥락으로 중심현상에 대한 대응으로서 작용/상호작용을 하는 데 방해하거나 돕는 요인들을 지칭한다. 중재적 조건은 본 연구에서 크게 두 가지로 나뉘는데, 하나는 ‘사용자(청취자) 관련 요인’과 ‘서비스 기능 관련 요인’이다. ‘사용자 관련 요인’은 또 다시 ‘음악 청취 성향’과 ‘시간 및 비용에 대한 태도’로 나뉘게 된다. 음악을 듣는 데 있어 ‘익숙함’에 더 비중을 두고 기준에 들었던 음악의 범위에서 크게 벗어나지 않는 성향인지 ‘새로움’에 더욱 비중을 두고 이전에 듣지 않았던 아티스트를 적극적으로 탐색해나가는 성향인지에 따라 다양한 추천경로 중에 어떤 것을 활용하고 어느 정도로 활용하는지가 달라질 수 있기 때문이다. 또한 음악을 탐색하고 청취하는 데 들이고자 하는 시간과 노력 및 비용에 대한 태도 또한 추천경로 활용에 영향을 미치는 것으로 확인하였다.

“왜냐하면, 저는 들었던 노래를 또 듣는 걸 그렇게 좋아하진 않아요. 왜냐하면 노래는 너무 많고 그리고 제가 좋아하는 노래들이 너무 많이 들어서 질리면 너무 아쉬울 것 같아요. (P02)”

“노래를 뭔가 적극적으로 막 찾는 편은 아니긴 해요. 아무래도 그 곡 자체가 제가 듣는게, 반복적으로 듣는 편에 가깝다 보니까.. 그게 되게 적극적으로 오늘은 이 노래를 찾아야지 약간 이런 느낌으로 찾지는 않는 편인 거 같아요. (P11)”

“약간 새로운 음악 찾는 거 자체를 많이 안 하고. 그냥 있는 노래 들도 너무 좋아 가지고.. 사실 아는 노래.. 그리고 아는 노래 그렇게 벗어나지 않게 찾는 거 같은데, 그래서 새로운 노래를 찾기 위해서 돈이나 시간을 더 많이 쓰는 거는 별로 원하지 않아요. (P04)”

“음악을 찾는 데 시간을 많이 들이고 싶지는 않고, 각 서비스의 이점만 누리고 싶어서 비용을 좀 더 많이 내는 편.. (P01)”

음원 스트리밍 서비스 마다 제공하는 기능들은 각기 다르지만 음악 탐색에 도움이 되는 서비스 및 기능은 몇 가지로 분류해볼 수 있다. 이들 기능은 ‘개인화된 추천’, ‘재생기록 및 이력 누적’, ‘동영상 제공’, ‘음원 제공’ 등이 있는데 사용자가 이용하고 있는 서비스에서 각 기능을 어떤 수준으로, 얼마나 편리하게 제공하고 있는지에 따라 추천경로 활용에 영향을 미치게 된다.

작용/상호작용 전략은 중심현상에 대처하기 위해 취하는 행동으로, ‘추천 경로 또는 탐색 경로의 활용’을 꼽았다. 각 탐색 경로는 ‘테마 및 주제 별 재생목록’, ‘재생목록 기반 알고리즘 추천’, ‘최신음악 및 차트’, ‘대인 간 추천’, ‘검색’으로 총 다섯 가지 유형으로 분류하였다. ‘테마 및 주제 별 재생목록’은 다른 사용자 또는 스트리밍 서비스에서 구성한 재생목록으로 ‘아티스트 재생목록’, ‘장르 또는 테마 별 재생목록’을 포함한다. ‘아티스트 재생목록’의 경우 익숙한 아티스트 중심으로 새로운 곡을 찾을 때 활용되었으며 ‘장르 또는 무드 별 재생목록’은 익숙한 테마나 장르

정보를 중심으로 새로운 곡을 찾을 때 활용되는 것으로 나타났다.

“이거 ‘Presenting Brad Paisley’.. 이거 이 화면보고 들어간 거거든요. 그래서 이거 들어가면 이 사람의 약간.. 아까 그 인기곡처럼.. ‘Presenting Keith Urban’ 들어가면.. 근데 그건 몇 곡 없는데, 이렇게 하면 좀 많이 나오더라고요. 그래서 이렇게 해서 듣다가, 그 앨범 하나를 쪽 들어 가지고 어제. (P05)”

“유튜브도.. 이제 뭐, 운동 이런 식으로 치면 이렇게 나오거든요. 그러면 이제 요런 거를 봐서.. 어? 이 노래는 괜찮다 싶으면은, 뭐 멜론에 쳐 보기도 하고. 그리고 또 뭐 이런 식으로, 요런 식으로 올라오는 것들[테마 플레이리스트 영상] 있잖아요? 요런 것도 이제 쳐 서.. 뭐, 뭐 커피 마신다거나 이럴 때 혼자 집에서.. 그럴 때 이렇게 틀어놓고 마시다가 좀 괜찮은 거 싶으면 제목 찾아서 멜론에서 찾아본다거나. 아니면 여기 유튜브에 그 곡을 찾아서 검색을 하거나, 이렇게 하는 것 같아요. (P14)”

‘재생목록 기반 알고리즘 추천’은 과거에 재생한 기록을 바탕으로 하여 이용자가 좋아할 만한 음악을 추천하는 서비스로 이용자가 들었던 음악과 유사한 곡을 개별적으로 추천하거나 이전에 재생했던 음악과 엮어 믹스라는 재생목록의 형태로 추천하는 경우와 기존에 이용자가 알고 있는 아티스트와 유사한 아티스트를 추천하는 것을 포함한다. 연구참여자들은 믹스와 유사곡 추천을 익숙한 테마나 장르를 기준으로 음악을 탐색할 때 활용하는 경향을 보였으며 유사한 아티스트 추천의 경우 익숙한 아티스트를 기준으로 음악 탐색을 하는 경우에 활용하였다.

“애플뮤직 자체에서 제공하는 플레이리스트가 있는데, 맞춤형으로 제공하는 플레이리스트가 몇 개 있어요. 그래서 뭐, 이런식으로 ‘My Favorite Mix’라던가 뭐 이런 믹스 한 네 개 정도 제공이 되는 거 같은데, 사실 애플뮤직 자체 에서 그렇게 뭔가 새로운 음악을 제공하는 것 같진

않고.. 그냥 이제 제가 평소에 들던 가수의 다른 음악? 이 정도로 많이 추천이 되는 거 같더라고요. (P09)”

“여기 보면은 이곡과 유사한, 혹은 관련이 있는 플레이리스트가 나온단 말이에요. 다시 여기를 타고 들어가서 똑같은걸 반복하고, 그런 식이고. 아티스트도 나오면은.. 그러니까 이렇게 꼬리에 꼬리를 물고 하는 거를 유튜브가 좀 잘해줘 가지고. 그런식으로 보통 하는 거 같아요. (P08)”

‘최신음악 및 차트’를 통한 탐색 경로는 음원 스트리밍 서비스 상에서 제공하는 음원 차트와 최신음악 리스트 또는 인기 영상 중에서 이용자가 기존에 알고 있는 아티스트 위주로 새로운 곡을 탐색하는 것이다. 해당 경로에서 접하게 되는 음악들은 이용자가 이미 알고 있는 아티스트 외에 새로운 아티스트들이 다수를 차지하고 있으나 이용자들은 이미 알고 있는 아티스트 위주로만 확인 및 탐색하고 청취하는 것으로 드러났다. 따라서 해당 경로는 익숙한 아티스트 정보를 중심으로 탐색할 때 활용하는 경로로 나타났다.

“제가 관심있어 하는 것 같은 가수들의 새 음악들. 뭐 여기 ‘New Release’에서 새 음악들을 추천해 주는데. 뭐 새 음악들은 이제 나오면은 한 번씩 들어봐서 뭐 괜찮으면 추가를 하고. (P06)”

“제가 좋아하는 아티스트가 차트에 있다? 그러면 그 차트를 언젠가 보다가 아티스트가 보이는 데 있다? 그러면 또 들어보기도 하는 거 같아요. (P10)”

‘대인 간 추천’은 아는 사람을 통한 개인화된 추천을 말하는 ‘지인의 맞춤형 추천’, 아는 사람을 통한 비개인화된 추천을 말하는 ‘지인의 음악 공유’, 그리고 ‘모르는 사람을 통한 추천’ 세 가지를 확인할 수 있었다. ‘지인의 맞춤형 추천’은 추천받는 사람이 요청한 경우에도 이루어졌지만 별도로 요청하지 않은 경우에도 이루어질 수 있음을 확인하였고 주로 추천 받는 사람이 선호하는 아티스트 또는 장르에 국한하여

추천하는 모습을 보였다. 한편 ‘지인의 음악 공유’는 주로 SNS 게시물, 단체채팅방 등을 통해 이루어졌으며 주로 익숙한 맥락 정보를 통한 탐색에 속했다. ‘모르는 사람을 통한 추천’은 같은 아티스트를 팔로우한 사람이 좋아요한 다른 아티스트를 확인하는 방법, 음악 취향이 비슷한 사람과 랜덤 채팅을 통해 추천받는 방법이 있었으며 익숙한 아티스트 또는 테마 위주로 추천받는 경우에 해당했다.

“이제, 다른 친구가 제가, 듣다가 제가 좋아할 것 같은 음악이 나오면은 가끔 공유를 해준다거나 그런 식으로 주고 받고.. 하면서 좀 더 많은 아티스트들을 듣는 편입니다. (P09)”

“아무래도 제가 아예 안들은 걸 추천 받는 경우는 지인들 통해서 추천 받는 경우가 많거든요. 학부때 속했던 밴드에서 음악 서로 추천해 주는 특방이 있어요. 거기에 올라오는 걸 들으면은 이제 다른 음악을 많이 듣는 사람들이 추천을 해 주는 거니까 제가 모르는 새로운 노래들을 때도 많고요. 뭐, 그게 유일한 소스는 아니지만 그거처럼 음악을 듣는 취미를 가진 다른 친구들도부터 추천을 받는 경우가 많고요. (P06)”

“인스타그램에서 추천받는 경우도 저는 좀 많은 것 같아요. 그러니까 각잡고 내 플레이리스트에 좀 새로운 걸 넣어보겠다 하면은.. 인스타그램에서, 그 ‘푸른밤’아세요? ‘옥상달빛의 푸른밤’? 제가 옥상달빛을 좋아하는데, 이제 일주일에 한 번씩 옥상달빛 두명이서 이렇게 노래추천 해주는 코너가 있어요. 그래서 이렇게, 인스타그램에 올라오거든요? 라디오는 원래 들었는데 요새는 잘 안들어서.. 이것만 좀 확인하는 편인데.. (P01)”

마지막으로 ‘검색’은 주로 모바일에서 음성을 녹음하여 음악을 찾는 음악검색이 가장 많이 언급된 추천 경로였다. 이뿐만 아니라 연구참여자들은 좋아하는 아티스트를 인터넷에서 검색하여 인터뷰, 기사 또는 위키문서 등에서 관련된 아티스트 또는 해당 아티스트가 추천하는 다른 아티스트를 확인하는 식의 적극적인 검색 방법을

활용하기도 했다. 음악 검색은 익숙한 무드나 스타일의 음악을 탐색할 때 주로 활용되었고, 적극적인 검색의 경우 익숙한 아티스트와 관련된 정보를 적극적으로 찾게 되면서 새로운 음악을 탐색하는 방법이었다.

“제가 새로운 곡을 알게 되는 방법은, 그냥 귀를 열고 다니다가 이 노래 되게 괜찮네? 하면은 멜론에서 여기 검색에.. 아님 뭐 길가에서 들은 노래 검색을 했는데 괜찮네? 그러면 그 아티스트 전곡 재생하던가, 그렇게 들어 본, 들어 본 거를, 그 경험을 바탕으로 해서 새로 추가를.. (P13)”

“요즘 아티스트들 같은 경우는 이제 막 ‘What’s in my bag’이런 거 있잖아요. 그런 컨텐츠들을 통해서, 아 이거 이렇게 본다던가. [유튜브에 ‘What’s in my bag Soko’ 검색] ‘soko’.. 있으면은.. ‘soko’ 이 사람이 그 LP 컬렉션을.. 만약에 이런 식으로 보여주던가 하면은, 저는 이런 거를 기록을 해 가지고.. 제가 좋아하는 아티스트들이 듣는 음악들을 또 이제 찾아보고 그 아티스트들을 연장시켜 가지고 듣는 거 같아요. (P18)”

코딩 패러다임에서 결과는 중심현상에 대한 대응으로서의 작용/상호작용 전략에 따라 발생하는 결과를 말한다. 본 연구에서는 중심현상에 따른 결과를 ‘탐색 경로에 대한 평가’, ‘음악 공유’, ‘음악 저장’으로 보았다. ‘탐색 경로에 대한 평가’는 다음의 평가 요소에 대한 긍정 또는 부정적 평가로 구성된다. ‘편리함’은 다수의 연구참여자가 언급한 요소로 이와 관련해서 음원 스트리밍 서비스 상에서 제공하는 알고리즘 추천이 새로운 음악을 탐색하고 듣는데 편리하다는 평가를 받았다.

“아무래도 그 유사곡 추천 같은 경우는 훨씬 그.. 간편, 간편하긴 하죠. 일단은.. 네. 그 간편하게 장점인거 같아요. 그냥 딱 들어가면 딱 있고. 그 말씀 드린대로 아까 들어가면 딱 인기곡 이런 거 나오니까. (P05)”

“옛날에는 친구들, 그리고 저 스스로 막 이제 직접 검색해 보거나 이렇게 있었는데.. 이거를 역할을 이제 유튜브 뮤직이 대신 해 주는 거 같아요. 시간도 아끼고 편리합니다. (P07)”

‘개인화 정도’는 사용자의 음악 취향을 얼마나 잘 파악하고있는지에 대한 것으로 대체적으로 알고리즘 추천이 개인화된 취향 추천을 잘하는 것으로 평가하는 연구참여자가 많은 것으로 나타났다. 또한 음악 취향을 잘 알고있는 친구 또는 지인의 추천도 개인화 정도가 높다는 의견이 많았다.

“이제 스포티파이 같은 경우는 그냥 제가 처음에 좀 좋아하는 아티스트를 세밀하게 선택을 해 봤더니.. 어.. 좀 관련된 믹스를 많이 주더라고요. 네. 그래서 어.. 뭐 제가 선택한 아티스트뿐만 아니라 뭐 비슷한 관련된 음악들도 많이 추천해줘서.. (P09)”

“이게 무슨 알고리즘이 돌아가는지는 잘 모르겠는데 아마 사람들 시청한 그런 느낌.. 인걸.. 그러니까 뭔가, 시청자의 많이 클릭하는 그런 경향성을 갔다가 파악을 하는 건지, 비슷하게, 저랑 비슷한 음악 성향을 가지거나 아니면 제가 듣고 싶은 음악 비슷한 음악들을.. 그 부위가 비슷하다던지, 뭐 그런 연관이 되는 음악들이 꽤 잘 추천이 되는 거 같더라고요. 그래서 꽤 높은 확률로.. 보통 이제 내리다 보면은 듣고 싶은 음악이 또 좀 있는 것 같아요. (P17)”

“그리고 이 앨범 ‘CADEJO’라는 밴드인데, 이거는 저 아는 형 집에 놀러 갔는데, 네가 좋아할 것 같아 하면서 추천해줬는데 진짜 너무 좋은.. 좋고 사실 또 유명했던 거예요. 근데 알고리즘은 그걸 몰라.. 몰랐기 때문에 저는 들어 볼 기회가 없었는데, 이렇게 지인을 통해서 알게 된 거고.. 이거 너 좋아할 것 같아 하고 추천해 준 거는 적어도 절반 정도는 와 진짜 좋네 이렇게 되는 게 많은 것 같아요. (P08)”

‘통제’는 사용자가 원하는 음악을 얼마나 구체적으로 반영할 수 있는지에 대한 것으로 사람을 통한 추천에서 긍정적인 평가를 다수 받은 반면 알고리즘 추천의 경우 이용자가 원하는 수준의 유사성을 세부적으로 반영하기 어렵다는 것이 드러났다. 마지막으로 신선함, 희열 또는 즐거움으로 표현된 ‘재미’는 우연히 접하게 되거나

특별한 사건 및 추억이 있는 경우 이 부분에서 긍정적인 평가를 받음을 확인하였다.

“친구들한테 추천을 받으면 이제, 구체적으로 취향이 좀 갈려서, 예를 들면 뭐.. 어? 이 노래는 비트도 좋고 다 좋은데, 가수의 목소리가 내 취향이 아니다 이런 식으로까지 추천이 되는 거 같아요. 그러면 이제 친구는 또 비슷한 음악의, 다른 가수의 음악을 추천해 준다던가 이런 식으로 추천을 해가지고.. (P16)”

“최근에 들은 곡들이 지금 ‘너에게난 나에게넌’ 이거인데 이 분위기가 좋아서 들었다고 생각을 하는데, 근데 막상 이걸 눌렀을 때 제.. 뭔가 좋아할 만한 그건 충족이 된 적이 없어 가지고 거의.. 그래서 유사하다고 했을 때 뭔가 알고리즘 상 리듬이 유사하거나 뭔가 진행이 비슷한 걸 꼽은 거 같긴 한데.. 제가 원했던 유사함이 아닌 경우가 많아 가지고.. 그래서 잘 안 듣게 되는 것 같아요. (P03)”

“그리고 뭐라고 해야 하지? 어.. 이게 약간 뭐라고 설명해야될지는 모르겠는데 원래 제가 찾았던 거에서 듣는 것보다 새로 찾는 거에서.. 찾는 게 더 기분이 좋다고 해야하나? (P02)”

‘음악 공유’와 ‘음악 저장’은 음악을 듣고나서 일정 수준 이상으로 만족하여 타인과 공유하거나 본인만의 기록을 생성하는 것을 말한다. 음악 공유는 추천 받는 사람을 중점적으로 고려한 경우와 추천하는 사람 중심의 추천 두 가지로 나뉘게 된다. 추천 대상을 위주로 하는 추천은 상대에 상황에 맞춘 추천, 상대의 음악 취향에 맞춘 추천, 과거에 공유한 경험과 관련된 음악 추천이 있다. 추천인 위주의 추천은 단순히 추천하는 사람이 만족한 곡이어서 추천하는 경우가 있으며 레퍼런스 또는 정보전달을 목적으로 추천하는 경우, 추천받는 사람과 공감대 형성을 위한 추천으로 나누어볼 수 있다. 음악 공유와는 달리 사회적인 목적은 없지만 일정 수준 이상의 만족을 준 음악을 연구참여자들은 다운로드하거나 보관함 및 재생목록 제작하는 모습을 보였다. 단순하게는 좋아요 표시로 구분하거나, 다운로드 또는 오프라인 저

장을 하였고 조금 더 구체적으로 분류하는 경우 평점 기준, 일자 기준, 상황 기준 재생목록을 제작하기도 하였다.

“지인들 같은 경우는 좀 오래, 저도 이제 저만의 데이터가 있잖아요. 이 사람이 어떤 음악을 좀 좋아하고, 어떤 장르를 좀 끝까지 듣는 편이다 뭐 이런 것들이 있으니까. 그런 게 있으면 좀 같이 나누고 싶은 마음에 추천을 많이 하는 편이고요. (P09)”

“제가 듣는 노래가, 너무 듣는데 가사가 아름다워서.. 가사가 아름답고, 소리가 너무 아름다워서, 최근에.. 그.. 이 ‘All I Ask’ 라는 노래를 되게 많이 들었는데요. 이 노래도 네. 최근에 추천을 한 번 했었던 거 같아요. (P11)”

“일단 하트 기능이 쉬워서 많이 사용을 하고요. 그 다음에 바로 다음 곡으로 추가하는.. 이 기능도 많이 사용하고, 그 다음에 저장을 할 수가 있는데.. 그 인터넷에 없는 곳에 가서 들을 때 혹은 비행기에서 들을 때? 이렇게 노래를 다운 받아 놓고 앨범째로 그래서 이것을 재생 하기도 해요. (P19)”

“여기에 있는거는 진짜 그냥.. 아 이거는 그냥 제가 커스텀 만든 재생목록인데.. 글썄요 여기에 있는 곡들은 그냥 제가 앞서 말씀드린 소스에서 나온 곡들을 다 모은 다음에.. 그 중에서 그냥 저 혼자 별점을 매기거든요. 거기서 뭐 3점 이상인 애 들만 모아놓은 플레이리스트예요. (P06)”

제 5 장 결론

본 논문에서는 대인 간 추천과 시스템 추천을 비교한 연구 1과 새로운 음악을 추천받거나 탐색하여 수용하는 과정을 살펴 본 연구 2를 통해 다음의 두 가지 주요내용을 도출할 수 있었다. 첫 번째, 대인 간 추천과 시스템 추천은 사용자의 평가와 이용행태 측면에서 다른 특징을 보이며 그에 대한 사용자의 평가도 상이하다. 구체적으로는 시스템 추천의 경우 더 잦은 빈도와 높은 채택률을 확인할 수 있었고 적합성과 편리성에서 높게 평가되었다. 한편 대인 간 추천의 경우 다양성과 의외성이 높게 평가되었다. 두 번째, 대인 간 추천과 시스템 추천은 음악을 수용하는 과정에서 다른 특성을 보인다. 연구 2에서는 사용자는 새로운 음악을 추천받고 탐색하는 과정에서 ‘익숙함을 기반으로 한 새로움을 추구’가 중심 현상이 됨을 밝혔다. 그러나 대인 간 추천에서는 익숙한 맥락 정보를 주요한 연결점으로 삼는 반면 시스템 추천에서는 익숙한 아티스트 정보 또는 테마 정보를 기반으로 새로운 음악을 접하는 것으로 확인하였다. 이는 사용자가 새로운 음악을 수용할 때 익숙한 맥락이나 신뢰할 수 있는 사람으로부터 추천받는 것이 중요함을 보여준다. 또한 추천하는 사람과 사회적 관계가 있거나 다른 미디어 콘텐츠 등을 통해 관련 경험을 한 경우에는 이전에 시도해보지 않았던 다양한 스타일의 아티스트나 장르를 시도하게 되는 가능성이 높아짐을 확인하였다.

5.1 연구의 기여점

위의 결과를 바탕으로, 본 연구에서는 다음의 세 가지 기여점을 도출하였다. 첫 번째, 본 연구의 결과로 높은 정확도와 편리성을 지닌 시스템 추천이 존재함에도 여전히 대인 간 추천을 완전히 대체할 수 없는 이유를 설명할 수 있다. 시스템 추천은 사용자가 기존에 듣고 있는 음악과 그 내용적 측면에서 관련성이 높은 음악을 추천하는

것을 중심으로 하며 실제로 그러한 추천에 확실한 강점을 보인다. 그러나 사용자는 이전에 들던 것과 유사한 음악을 찾기만 하는 것이 아니라 다양하거나 의외의 음악 또한 찾고자 하는 필요를 지니고 있다. 이런 종류의 음악은 시스템 추천에서 쉽사리 사용자와 접점을 갖기 어려우며 적절한 맥락이 주어지지 않을 경우 사용자 또한 선 불리 시도하기 어렵다. 그러나 대인 간 추천의 경우 추천하는 사람과 추천 받는 사람 사이의 사회적 관계, 호감, 신뢰, 추천 시에 주어지는 설명과 구체적인 맥락 등으로 인하여 새로운 음악을 시도하는 데 있어 심리적인 장벽을 낮추게 한다. 따라서 대인 간 추천과 시스템 추천은 서로 다른 강점을 지니고 있으며 사용자의 만족도를 높이기 위해서는 두 가지 추천 경로 모두 충분히 서비스 상에서 지원되어야 할 필요가 있다.

두 번째, 본 연구는 음악을 추천받고 탐색할 때 사용자들이 단순히 음악 자체와 관련한 정보, 즉 아티스트 정보 또는 테마나 무드 정보만을 연결점으로 삼는 것이 아니라 익숙한 경로나 경험을 고려함을 밝힘으로써 대인 간 추천과 시스템 추천으로부터 추천받은 음악을 수용하는 과정의 차이가 음악 외적인 맥락 정보에 있음을 보여준다. 달리 말하면 이는 사용자가 새로운 음악을 추천받아서 듣기로 할 때, ‘어떤 음악을 추천하느냐’뿐만 아니라 ‘어떻게 음악을 추천하는가’가 또한 매우 중요한 부분임을 역설하는 것이다. 이는 다른 맥락 정보의 중요성을 밝힌 선행연구와 궤를 같이 하면서도 대인 간 추천과 시스템 추천의 비교를 통해 맥락 정보의 중요성을 설명하는 시도를 했다는 점에서 의미가 있다. 또한 본 연구에서는 사용자가 새로운 음악을 찾을 때 활용하는 추천 및 탐색 경로를 몇 가지로 유형화하고 그 특성을 설명하였다. 이는 탐색 및 추천 경로와 관련한 이후 연구에서 유용하게 활용할 수 있는 이론적 틀을 제시한 것으로 볼 수 있다.

세 번째, 본 연구는 사용자가 새로운 음악을 추천받고 탐색하는 전반적인 과정을 이해함으로써 음악 추천이 이루어질 때 사용자가 고려하는 정보와 더불어 각 정보 간의 관계를 밝혔다는 점에서 의의를 갖는다. 음악 추천은 그 특성 상 매우 다양하고 복잡한 정보들이 사용자 경험에 종합적으로 영향을 미친다. 그러나 아직 음악

탐색에서 사용자가 고려하는 정보들을 질적인 연구방법을 통해 심도있게 조명한 연구는 많지 않으며 실제로 음악 추천을 받는 사용자의 경험에 대한 이해는 부족하다. 본 연구에서 도출한 결과를 통해 음악 추천을 받는 전반적인 과정에서의 사용자의 인식과 경험을 이해할 수 있을 것이다.

5.2 한계점 및 추후 연구

연구 1에서 시스템 추천과 대인 간 추천의 평가를 정량적으로 비교하기 위해 설문 조사를 활용하였으나 연구방법의 특성상 답변의 깊이에 있어서는 한계를 갖는다. 연구참여자들이 설문에 참여하기 전에 각 평가 기준을 평이하게 이해할 수 있는 언어로 풀어서 설명함으로써 이해를 돕고자 했으나 모든 연구참여자가 동일한 의미로 이해하지 않았을 가능성이 있으며 이 경우 평가 값을 단순 비교하기에는 한계가 있을 수 있다. 또한 사용자의 인식 수준에서 이루어지는 평가를 확인하기 위해 설문 조사를 통해 주관적인 평가 값을 수집하였으나 답변이 연구참여자가 과거의 경험이나 기억에 의존한다는 점에서 신뢰성이 확보되지 못한다는 지적을 피하기 어렵다.

따라서 연구 2에서는 관찰에 근거한 인터뷰를 통해 최대한 연구참여자의 기억에의 의존을 줄이고 관찰을 중심으로 음악 탐색 과정을 이해하고자 하였다. 그러나 제한된 인터뷰 시간 내에서 모든 것을 실시간으로 관찰하기에는 한계가 있어 과거 경험이나 기억에 근거하여 답변한 경우를 완전히 배제하기에는 어려움이 있었고, 이 부분에서 연구참여자에 의한 왜곡이나 편향이 존재할 수 있다. 뿐만 아니라 근거이론이라는 검증된 분석 방법을 통해 결과를 도출하고자 하였으나 여전히 질적 분석의 경우 연구자의 주관이 개입될 여지를 배제할 수 없다는 한계점이 있다. 또한 연구참여자가 헤비 리스너 위주로 모집되어 그들이 대표하는 집단이 전체 음원 스트리밍 서비스를 활용하는 사용자 중에 일부에 국한될 수 있다는 한계가 있다.

추후 연구로는 본 논문에서 제시한 사용자 경험에 대한 이해를 바탕으로 새로운 음악 추천 시스템을 제안하고, 음원 스트리밍 서비스 디자인을 제시하는 연구를

시도해볼 수 있다. 새로이 제안한 시스템 및 서비스가 실제로 사용자 만족도 제고에 기여하는지 실험을 통해 확인하고 궁극적으로는 현재 음악 추천 시스템에서의 정확도와 사용자 만족도 사이의 간극을 좁히는 것이 추후 연구의 목표가 될 것이다.

참고 문헌

- [1] P. Knees and M. Schedl, “Music retrieval and recommendation: A tutorial overview,” in *Proceedings of the 38th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, pp. 1133–1136, 2015.
- [2] O. Celma, “Music recommendation,” in *Music recommendation and discovery*, pp. 43–85, Springer, 2010.
- [3] M. Schedl, H. Zamani, C.-W. Chen, Y. Deldjoo, and M. Elahi, “Current challenges and visions in music recommender systems research,” *International Journal of Multimedia Information Retrieval*, vol. 7, no. 2, pp. 95–116, 2018.
- [4] J. A. Konstan and J. Riedl, “Recommender systems: from algorithms to user experience,” *User modeling and user-adapted interaction*, vol. 22, no. 1, pp. 101–123, 2012.
- [5] M. Kaminskas and D. Bridge, “Diversity, serendipity, novelty, and coverage: a survey and empirical analysis of beyond-accuracy objectives in recommender systems,” *ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems (TiiS)*, vol. 7, no. 1, pp. 1–42, 2016.
- [6] J. L. Herlocker, J. A. Konstan, L. G. Terveen, and J. T. Riedl, “Evaluating collaborative filtering recommender systems,” *ACM Transactions on Information Systems (TOIS)*, vol. 22, no. 1, pp. 5–53, 2004.
- [7] T. Silveira, M. Zhang, X. Lin, Y. Liu, and S. Ma, “How good your recommender system is? a survey on evaluations in recommendation,” *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, vol. 10, no. 5, pp. 813–831, 2019.

- [8] B. P. Knijnenburg, M. C. Willemsen, Z. Gantner, H. Soncu, and C. Newell, “Explaining the user experience of recommender systems,” *User Modeling and User-Adapted Interaction*, vol. 22, no. 4-5, pp. 441–504, 2012.
- [9] P. Pu, L. Chen, and R. Hu, “A user-centric evaluation framework for recommender systems,” in *Proceedings of the fifth ACM conference on Recommender systems*, pp. 157–164, 2011.
- [10] M. Kaminskis and F. Ricci, “Contextual music information retrieval and recommendation: State of the art and challenges,” *Computer Science Review*, vol. 6, no. 2-3, pp. 89–119, 2012.
- [11] G. Adomavicius and A. Tuzhilin, “Context-aware recommender systems,” in *Recommender systems handbook*, pp. 217–253, Springer, 2011.
- [12] I. B. Sassi, S. Mellouli, and S. B. Yahia, “Context-aware recommender systems in mobile environment: On the road of future research,” *Information Systems*, vol. 72, pp. 27–61, 2017.
- [13] J. H. Lee, L. Pritchard, and C. Hubbles, “Can we listen to it together?: Factors influencing reception of music recommendations and post-recommendation behavior,”
- [14] Ò. Celma, *Music Recommendation and Discovery: The Long Tail, Long Fail, and Long Play in the Digital Music Space*. Springer, 2010.
- [15] A. K. Dey and G. D. Abowd, “Providing architectural support for building context-aware applications,” 2000.

- [16] J. Chen, P. Ying, and M. Zou, “Improving music recommendation by incorporating social influence,” *Multimedia Tools and Applications*, vol. 78, no. 3, pp. 2667–2687, 2019.
- [17] Y.-D. Seo, Y.-G. Kim, E. Lee, and D.-K. Baik, “Personalized recommender system based on friendship strength in social network services,” *Expert Systems with Applications*, vol. 69, pp. 135–148, 2017.
- [18] S. Tan, J. Bu, C. Chen, B. Xu, C. Wang, and X. He, “Using rich social media information for music recommendation via hypergraph model,” *ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications (TOMM)*, vol. 7, no. 1, pp. 1–22, 2011.
- [19] T. Yuan, J. Cheng, X. Zhang, Q. Liu, and H. Lu, “How friends affect user behaviors? an exploration of social relation analysis for recommendation,” *Knowledge-Based Systems*, vol. 88, pp. 70–84, 2015.
- [20] R. R. Sinha, K. Swearingen, *et al.*, “Comparing recommendations made by online systems and friends.,” in *DELOS*, 2001.
- [21] G. Nyilasy, “Word of mouth: what we really know—and what we don’t,” in *Connected marketing*, pp. 197–220, Routledge, 2007.
- [22] P. F. Bone, “Word-of-mouth effects on short-term and long-term product judgments,” *Journal of business research*, vol. 32, no. 3, pp. 213–223, 1995.
- [23] T. Heath, E. Motta, and M. Petre, “Person to person trust factors in word of mouth recommendation,” 2006.

- [24] J. L. Herlocker, J. A. Konstan, and J. Riedl, “Explaining collaborative filtering recommendations,” in *Proceedings of the 2000 ACM conference on Computer supported cooperative work*, pp. 241–250, 2000.
- [25] J. Vig, S. Sen, and J. Riedl, “Tagsplanations: explaining recommendations using tags,” in *Proceedings of the 14th international conference on Intelligent user interfaces*, pp. 47–56, 2009.
- [26] P. Kouki, J. Schaffer, J. Pujara, J. O’Donovan, and L. Getoor, “Personalized explanations for hybrid recommender systems,” in *Proceedings of the 24th International Conference on Intelligent User Interfaces*, pp. 379–390, 2019.
- [27] R. K. Ratner, B. E. Kahn, and D. Kahneman, “Choosing less-preferred experiences for the sake of variety,” *Journal of consumer research*, vol. 26, no. 1, pp. 1–15, 1999.
- [28] S. M. McNee, J. Riedl, and J. A. Konstan, “Being accurate is not enough: how accuracy metrics have hurt recommender systems,” in *CHI’06 extended abstracts on Human factors in computing systems*, pp. 1097–1101, 2006.
- [29] Ò. Celma and P. Herrera, “A new approach to evaluating novel recommendations,” in *Proceedings of the 2008 ACM conference on Recommender systems*, pp. 179–186, 2008.
- [30] Y. C. Zhang, D. Ó. Séaghdha, D. Quercia, and T. Jambor, “Auralist: introducing serendipity into music recommendation,” in *Proceedings of the fifth ACM international conference on Web search and data mining*, pp. 13–22, 2012.
- [31] X. Sun and A. May, “A comparison of field-based and lab-based experiments to evaluate user experience of personalised mobile devices,” *Advances in Human-Computer Interaction*, vol. 2013, 2013.

- [32] J. N. Wulff and A. R. Villadsen, “Are survey experiments as valid as field experiments in management research? an empirical comparison using the case of ethnic employment discrimination,” *European Management Review*, 2019.
- [33] R Core Team, *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria, 2019.
- [34] H. Wickham, M. Averick, J. Bryan, W. Chang, L. D. McGowan, R. François, G. Grolemund, A. Hayes, L. Henry, J. Hester, M. Kuhn, T. L. Pedersen, E. Miller, S. M. Bache, K. Müller, J. Ooms, D. Robinson, D. P. Seidel, V. Spinu, K. Takahashi, D. Vaughan, C. Wilke, K. Woo, and H. Yutani, “Welcome to the tidyverse,” *Journal of Open Source Software*, vol. 4, no. 43, p. 1686, 2019.
- [35] A. Kassambara and F. Mundt, *factoextra: Extract and Visualize the Results of Multivariate Data Analyses*, 2019. R package version 1.0.6.
- [36] A. Kassambara, *ggpubr: 'ggplot2' Based Publication Ready Plots*, 2020. R package version 0.2.5.
- [37] M. Hakansson, M. Rost, M. Jacobsson, and L. E. Holmquist, “Facilitating mobile music sharing and social interaction with push! music,” in *2007 40th Annual Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS'07)*, pp. 87–87, IEEE, 2007.
- [38] K. O’Hara and B. Brown, *Consuming music together: social and collaborative aspects of music consumption technologies*, vol. 35. Springer Science & Business Media, 2006.
- [39] L. Spinelli, J. Lau, L. Pritchard, and J. H. Lee, “Influences on the social practices surrounding commercial music services: A model for rich interactions.,” in *ISMIR*, pp. 671–677, 2018.

[40] J. M. Corbin and A. Strauss, "Grounded theory research: Procedures, canons, and evaluative criteria," *Qualitative sociology*, vol. 13, no. 1, pp. 3–21, 1990.

ABSTRACT

There is a gap between the accuracy of the recommendation system and the users' satisfaction with the music recommendation. This is because the accuracy of the recommendation system is an indicator of how well the recommendation system predicts the information that it wants to see, while the users' satisfaction in the real user experience is a comprehensive reflection of the more diverse information the recommendation system has not considered. On the other hand, there is still a demand for music recommendations through people, as illustrated by this gap in user satisfaction. Interpersonal recommendations, which is made through communication between the recommender (the person who gives recommendation) and recommendee (the person who receives recommendation), exhibit very different characteristics from system recommendations and provide different user experiences, but not many studies have provided an understanding of it. Therefore, in Study 1, we investigated the user evaluation and usage behavior of system recommendations and interpersonal recommendations through a survey to understand their characteristics. As a result, system recommendations were not only frequently used and highly evaluated for convenience compared to interpersonal recommendations, but also the adoption rate, which is the ratio that is actually put on the playlist, was high. On the other hand, it was confirmed that interpersonal recommendations were highly valued for their diversity and serendipity compared to system recommendations. Next, Study 2 sought to deepen understanding of interpersonal and system recommendations by observing the process of accepting recommended music through interpersonal and system recommendations. As a result, the central phenomenon was presented as 'the pursuit of novelty based on familiarity'

in the process of exploring and accepting new music. This means that system recommendations will find new music based on familiar musical elements and themes, but interpersonal recommendations will be able to try relatively new styles of music because they are familiar with specific situations where recommendations have been made.

주요어: Music recommendation, User experience, User-centered evaluation, Interpersonal recommendation, System recommendation

학번: 2019-28286