

# 피드백 컴포넌트 사용 경험 분석을 통한 개선 전략 제안

음악 플랫폼을 중심으로

## Improvement Strategies Based on an Analysis of User Experience with Feedback Components

Focused on Music Streaming Platforms

주 저 자 : 한윤이 (Han, Yoon Ee) 국민대학교 테크노디자인전문대학원 스마트경험디자인학과 석사과정

교 신 저 자 : 연명흠 (Yeoun, Myeong Heum) 국민대학교 테크노디자인전문대학원 스마트경험디자인학과 교수  
yeounmh@kookmin.ac.kr

<https://doi.org/10.46248/kidsr.2025.4.899>

접수일 2025. 11. 18. / 심사완료일 2025. 11. 30. / 게재확정일 2025. 12. 08. / 게재일 2025. 12. 30.

## Abstract

As demand for personalized services continues to grow, both the importance of recommendation systems in music platforms and the necessity of user experience research have gained attention. However, existing research has primarily focused on improving algorithmic performance and recommendation accuracy, with relatively limited investigation into the underlying causes of low user engagement with feedback components and the resulting data scarcity. This study aimed to verify the phenomenon of feedback components non-use and analyze its causes through surveys and context-based experiments, ultimately proposing improvement strategies. The analysis revealed that insufficient explanation of feedback components and opacity in their operation mechanisms caused expectation-outcome discrepancies for users, which led to decreased trust in recommendation systems and intentional non-use. Based on these findings, feedback components improvement strategies were proposed for each stage of the user perception formation process to address the expectation-outcome gap. This study holds significance in reframing feedback components issues in music platforms as user perception-based problems rather than limitations of technical performance, and in presenting directions for future feedback components improvements.

## Keyword

Music streaming service(음악 플랫폼), Feedback Component(피드백 컴포넌트), User awareness(사용자 인식)

## 요약

최근 사용자 맞춤형 서비스에 대한 수요가 증가함에 따라 음악 플랫폼에서 추천 시스템의 중요성과 사용자 경험 연구의 필요성이 동시에 주목받고 있다. 그러나 기존 연구는 알고리즘의 성능 향상과 추천 정확도 제고에 집중되어 왔으며, 피드백 컴포넌트(feedback component)의 낮은 사용률로 인한 데이터 부족 문제의 원인을 심층적으로 다룬 연구는 상대적으로 부족한 실정이다. 이에 본 연구는 설문과 맥락 기반 실험을 기반으로 피드백 컴포넌트 미사용 현상 검증 및 원인 분석을 통해 개선 전략 제안을 목적으로 하였다. 분석 결과, 피드백 컴포넌트에 대한 설명 부족과 작동 방식의 불투명성은 사용자에게 기대 결과 간 불일치를 초래하였고, 이는 추천 시스템에 대한 신뢰 저하와 의도적 미사용으로 이어짐을 확인하였다. 해당 결과를 바탕으로 기대-결과 간 간극 발생 문제를 해결하고자 사용자 인식 형성 과정을 토대로 단계별 개선 전략을 제안하였다. 이를 통해 음악 플랫폼의 피드백 컴포넌트 문제를 기술적 성능의 한계가 아닌 사용자 인식 기반의 문제로 확장하고, 향후 피드백 컴포넌트 개선을 위한 방향을 제시했다는 점에서 의의를 지닌다.

## 목차

### 1. 서론

- 1-1. 연구 배경 및 목적
- 1-2. 연구 대상 및 절차

### 2. 이론적 고찰

2-1. 추천시스템-사용자 중심 연구

2-2. 피드백 컴포넌트 정의

### 3. 피드백 컴포넌트 사용 행태-만족도 연관성 검증

### 4. 맥락적 질문법

- 4-1. 카드 소팅
- 4-2. Task 수행
- 4-3. 사후 인터뷰

## 5. 분석 결과

- 5-1. 미사용 원인 도출

### 1. 서론

#### 1-1. 연구 배경 및 목적

전 세계적으로 음악 플랫폼이 대중화되면서 사용자는 수천만 곡에 달하는 방대한 음원을 탐색하고 감상해야 하는 환경에 놓이게 되었다<sup>1)</sup>. 이러한 상황 속에서 사용자의 탐색 부담을 완화하고 개인화된 경험을 제공하기 위해, 국내외 주요 음악 플랫폼들은 추천 시스템의 고도화에 집중하고 있다<sup>2)</sup>.

이러한 맥락에서 추천 시스템은 사용자의 선호를 정밀하게 파악하기 위해 암시적 피드백(implicit feedback)과 명시적 피드백(explicit feedback)을 활용한다. 암시적 피드백은 재생, 건너뛰기, 검색 등 자연스러운 행동 데이터를 의미하며, 명시적 피드백은 '좋아요'와 '싫어요', '추천에서 제외하기' 등 사용자가 직접 선호 또는 불호를 표현하는 데이터를 의미한다<sup>3)</sup>. 이때 명시적 피드백은 사용자의 선호와 불호 모두 수집 가능한 장점 덕분에 추천 정확도를 높이는 핵심 데이터로 여겨진다. 그러나 선행연구에 따르면 명시적 피드백은 사용자가 직접 입력해야 한다는 특성 때문에 데이터가 충분히 확보되지 않는다는 한계가 존재한다<sup>4)</sup>. Haruyama & Hidaka(2024) 또한 이러한 데이터 부족의 원인을 직접 입력 과정의 번거로움으로 언급하였

1) Park,D.H., H.K.Kim, I.Y.Choi and J.K.Kim, 'A literature review and classification of re-commender systems research', Expert Systems with Applications, 2012, Vol.39, No.11, p.10059-10072

2) 고정민, 박미연, '플랫폼 형태에 따른 음악산업의 변화 연구', 문화산업연구 24(1), 2024, 03, p.143-155.

3) Celma, O, 『Music recommendation. In Music recommendation and discovery』, Springer Berlin, 2010, p.43-85

4) 유수연, '음악 재생율을 활용한 음악 추천 시스템에서의 암시적 피드백 특성 발굴 연구', 서울대학교대학원 박사학위 논문, 2018

- 5-2. 인식 형성 과정
- 5-3. 개선 전략 제안

## 6. 결론

### 참고문헌

다. 한편, SNS 영역에서는 명시적 피드백을 수집하는 컴포넌트(이하 피드백 컴포넌트)가 사용자의 사회적 맥락과 감정적 반응에 따라 다르게 인식되며 이는 사용에 대한 심리적 부담 유발 또는 미사용으로 이어질 수 있음이 지적되었다<sup>5)</sup>. 이는 기존 연구에서 명시적 피드백의 희소성을 주로 '입력의 번거로움'이라는 측면에서만 설명해 온 것과 달리, 사용자의 감정 및 사용 맥락이 지속 사용 의도에 영향을 미칠 수 있음을 의미한다<sup>6)</sup>.

따라서 본 연구는 음악 플랫폼 내 피드백 컴포넌트에 대한 미사용 현상의 실제 여부를 검증하고, 미사용 현상의 원인을 체계적으로 규명하는 것을 목적으로 한다. 나아가, 분석 결과를 바탕으로 피드백 컴포넌트 개선 전략을 제안함으로써 음악 플랫폼에서 해당 기능의 사용률을 제고하는 데 기여하고자 한다.

#### 1-2. 연구 대상 및 절차

모바일 앱 데이터 분석 기업인 와이즈앱 리테일에 따르면, 한국인이 가장 많이 사용하는 음악 플랫폼 앱 조사에서 유튜브 뮤직(youtube music)과 스포티파이(spotify) 이용자 총규모는 2025년 4월 기준 1,308만 명을 기록하였다. 이는 국내 음악 플랫폼인 멜론(melon), 플로(flo)등의 이용자 총수 1,037만 명을 앞지른 것이다. 한편, 국내 월간 사용자 수 추이를 분석하였을 때 유튜브 뮤직은 979만 명, 멜론은 601만 명, 스포티파이가 329만 명 순으로 가장 많은 것이 확인되었다<sup>7)</sup>. 이러한 분석 결과를 토대로 본 연구의 실

5) Dave Lee. "Dislike' button coming to Facebook', BBC, 2015.09.16. (2025.06.12) [www.bbc.com/news/technology-34264624](http://www.bbc.com/news/technology-34264624)

6) Haruyama, M., Hidaka, K, 'What influences users to provide explicit feedback? A case of food delivery recommenders', User Model User-Adap Inter 34. 2024, p753-796

험 대상은 멜론, 유튜브 뮤직, 스포티파이로 선정하였다. 세 플랫폼 모두 콘텐츠에 대한 피드백 컴포넌트를 제공하지만, 구성 요소(아이콘과 텍스트 라벨, 팝업 메시지)에서 차이를 보인다. 본 연구는 이러한 환경 속에서 피실험자들에게 플랫폼별로 공통된 과업을 제공하고 동일한 실험 절차를 진행함으로써 사용자 행동 중 공통 반응이 나타나는 지점을 탐색하고자 했다. 즉, 서로 다른 환경에서 사용자들은 피드백 컴포넌트의 기능을 어떻게 해석하고 사용하는지 규명하고, 미사용에 영향을 끼치는 요인을 탐색하고자 했다. 본 연구의 절차는 다음 [그림 1]과 같다.



[그림 1] 연구 절차

## 2. 이론적 고찰

### 2-1. 추천시스템-사용자 중심 연구

추천 시스템 연구는 오랫동안 알고리즘의 성능 향상 및 예측 정확도를 높이는 기술적 측면에 초점을 맞추어 발전해 왔다<sup>7)</sup>. 그러나 최근에는 사용자가 시스템과 상호작용하는 과정에서 겪는 경험이 실제 이용 만족도 및 지속 사용 의도에 중요한 영향을 미친다는 사실이 증명되었다<sup>8)</sup>. 이에 따라 추천 결과의 투명성, 사

7) WISEAPP.RETAIL, ‘음악 스트리밍 앱 월간 사용자 추가’, 2024.09.23. (2025.10.12.), [www.wiseapp.co.kr/insight/detail/840/spotify-growth-music-app-mau-3rd-in-korea624](http://www.wiseapp.co.kr/insight/detail/840/spotify-growth-music-app-mau-3rd-in-korea624)

8) Frantzvaag, M. O., Chatterjee, A., Ghose, D., & Dash, S. P, ‘MusicReco: Interactive interface modeling with user-centered design in a music recommendation system’, IEEE Access, 2025

9) Konstan, J.A., Riedl, J, ‘Recommender systems: from algorithms to user experience’, User Model User-Adap Inter 22, 2012, p.101-123

용자 제어 기능 및 설명 방식 등 추천 시스템 관련 인터페이스 설계 요인이 사용자의 신뢰와 참여를 높이는 주요 요인으로 확인되고 있다<sup>10)</sup>.

이러한 변화는 추천 시스템이 단순히 결과를 제시하는 기술을 넘어, 사용자가 추천의 원리를 이해하고 스스로 조정할 수 있는 구조로 발전해야 함을 시사한다. Frantzvaag et al.(2025)는 이러한 관점을 기반으로, 사용자 중심 설계를 적용한 음악 추천 인터페이스 프로토타입인 Music Reco를 제시하였다. 이 연구에서는 추천 과정을 투명하게 시각화하고, 사용자가 자신의 취향을 직접 조정할 수 있는 기능을 제공함으로써, 사용자 참여와 만족도가 모두 향상되는 결과를 확인하였다. 이 사례는 추천 시스템이 단순히 예측 정확도를 높이는 것만으로는 충분하지 않으며, 사용자가 시스템을 어떻게 인식하고 상호작용 하는지를 고려한 사용자 경험 중심 접근이 필요함을 보여준다. 이처럼 기술적 성능의 향상뿐만 아니라 사용자 경험 중심의 개선을 통해서도 사용자 만족도와 참여도를 높일 수 있음이 확인되고 있다. 그러나 음악 플랫폼 내에서 피드백 컴포넌트에 대한 사용자 경험 중심 연구는 여전히 미비한 실정이다. 따라서 본 연구는 음악 플랫폼 내 피드백 컴포넌트를 사용자 경험 중심으로 탐색하고 미사용 현상을 검증하고자 한다. 이후 이에 대한 개선 방안을 제안함으로써, 음악 플랫폼 내 사용자 만족도 향상에 기여하고자 한다.

### 2-2. 피드백 컴포넌트 정의

본 연구는 명시적 피드백 데이터의 부족 현상에 주목하여, 해당 데이터를 수집하는 피드백 컴포넌트에 대한 미사용 현상을 검증하고 그 원인을 규명하고자 한다. 이는 명시적 피드백이 추천 시스템의 정확도를 높이는 핵심 요인임과 동시에 사용자가 컴포넌트와 직접 상호작용하는 방식으로, 관찰하기 용이하기 때문이다. 한편, 실제 플랫폼 환경에서 실험을 원활히 진행하기 위해서 피드백 컴포넌트의 정의가 필요하다고 판단하였다. 이에 따라 본 연구는 각 기업에서 제시한 피드백 컴포넌트 관련 사례를 검토하였다. 유튜브 공식 블로그에 따르면, ‘설문조사 응답, 공유, 좋아요, 싫어요’ 등

10) Dinnissen, K., Bogers, T., Stavrianou, A., & Koolen, M, ‘How control and transparency for users could improve artist fairness in music recommender systems’, InProceedings of the 24th International Society for Music Information Retrieval Conference, 2023

다양한 상호작용 데이터를 결합하여 사용자의 선호도를 분석한다고 밝히고 있다<sup>11)</sup>. 한편, 스포티파이는 사용자가 추천 시스템에 본인의 선호를 반영할 수 있는 방법을 제시하고 있다<sup>12)</sup>. 여기에는 ‘취향 프로필에서 제외’, ‘관심 없음’, ‘싫어요’ 또는 ‘취향 프로필에 추가하기’ 등의 기능이 포함되어 있다. 이러한 기업 사례와 명시적 피드백의 장점인 선호와 불호를 모두 수집가능한 특성을 종합하여, 본 연구는 피드백 컴포넌트를 정의하기 위한 두 가지 조건을 설정하였다.

- 조건 1. 해당 기능이 UI(user interface)를 통해 가시적으로 제공되는가?
- 조건 2. 해당 기능을 통해 콘텐츠에 대한 선호 또는 불호를 표현할 수 있는가?

[표 1] 피드백 컴포넌트 유형 정의

플랫폼	피드백 컴포넌트	
	긍정 컴포넌트 (positive)	부정 컴포넌트 (negative)
유튜브 뮤직	 구독	 관심 없음
멜론	 433  24,146	이 아티스트는 추천에서 제외
스포티파이	 팔로우하기	 내 취향 프로필에서 제외하기 이 아티스트 재생하지 않기

해당 기준을 바탕으로 현재 제공 중인 피드백 컴포

- 11) YouTube Official Blog, ‘About the YouTube recommendation system’, (2025.03.12.) [www.blog.youtube/intl/ko-kr/inside-youtube/2021\\_10\\_youtubes-recommendation-syste/](http://www.blog.youtube/intl/ko-kr/inside-youtube/2021_10_youtubes-recommendation-syste/)
- 12) Spotify safety and privacy, ‘Understanding recommendations on Spotify’, (2025.03.12.) [www.spotify.com/kr-ko/safetyandprivacy/understanding-recommendations](http://www.spotify.com/kr-ko/safetyandprivacy/understanding-recommendations)

넌트를 탐색하였다[표 1]. 이때 선호와 불호 모두 수집 가능한 명시적 피드백의 특성을 반영하여, 선호를 표현하는 것은 긍정 컴포넌트, 불호를 표현하는 것은 부정 컴포넌트로 지칭하였다. 단, 각 피드백 컴포넌트는 표면적으로 유사하더라도 플랫폼별 실제 작동 방식이나 효과는 상이할 수 있다. 따라서 본 연구는 [표 1]의 내용은 기능적 동일성을 전제하지 않으며, 미사용 현상에 대한 탐색적 관찰을 위한 자료임을 밝힌다.

### 3. 피드백 컴포넌트 사용 행태-만족도 연관성 검증

본격적인 실험에 앞서 사전 설문조사를 ‘음악 플랫폼을 사용한 경험이 있는 자’를 대상으로 2025년 2월 12일부터 약 2주간 실시하였다. 이는 두 가지 목적을 기반으로 진행되었다. 첫째, 피드백 컴포넌트 사용의 중요성 검증을 위해 사용자 행태와 만족도 간 연관성을 확인하고자 하였다. 선행 연구에 따르면 명시적 피드백을 주로 활용한 추천 시스템은 사용자 만족도가 유의미하게 높은 경향을 보였다<sup>13)</sup>. 이를 근거로, 다음 가설을 설정하였다.

H1. 긍정과 부정 컴포넌트를 모두 사용하는 집단은 피드백 컴포넌트를 사용하지 않는 집단보다 추천 만족도가 높다.

이후 설문조사 결과 분석을 통해, 해당 가설을 검증하고자 하였다. 둘째, 피실험자들의 플랫폼 사용 경험 차이가 실험 결과에 영향을 미칠 수 있음을 고려하여 피실험자 모집 시 참고 자료로 활용하였다. 이때, 만족도 측정 문항은 추천 시스템 결과에 대한 사용자의 만족도를 분석한 선행 연구를 참고하여 [표 2]와 같이 제작하였다<sup>14)</sup>. 최종적으로 설문조사에 응답한 인원은 총 151명이며, 응답자의 인구통계학적 정보는 [표 3]에 제시하였다.

13) Qian Zhao, F. ‘Maxwell Harper, Gediminas Adomavicius, and Joseph A. Konstan, ‘Explicit or implicit feedback? engagement or satisfaction? afield experiment on machine-learning-based recommender systems’, In Proceedings of the 33rd Annual ACM Symposium on Applied Computing (SAC 18), 2018, p.1331–1340

14) 윤지현, ‘패션상품 추천시스템의 서비스품질과 만족도’, 한양대학교대학원 국내석사학위논문, 2021

**[표 2] 설문조사 문항**

항목	번호	문항	응답	cronbach's a
인구통계	1.1	본인의 성별을 선택해 주세요.	명목변수	
	1.2	본인의 나이를 선택해 주세요.		
	1.3	본인의 직업을 선택해 주세요.		
사용경험	1.4	본인이 주로 이용하는 음악 플랫폼을 선택해 주세요.		
	1.5	해당 음악 플랫폼의 사용 빈도를 선택해 주세요.		
안내		피드백 컴포넌트란 '좋아요/싫어요/+/-/추천에서 제외하기/이 곡 안 듣기'와 같이 음악에 대해 본인의 선호도를 입력하는 수단을 뜻합니다.		
피드백 컴포넌트 사용태도	2.1	음악 플랫폼을 사용하며 피드백 컴포넌트를 사용한 경험이 있으신가요?	명목변수	
	3.1	긍정 컴포넌트를 사용한 경험이 있으신가요?		
	3.1.1	긍정 컴포넌트를 사용한 가장 큰 이유는 무엇인가요?		
	3.1.2	긍정 컴포넌트를 사용하지 않은 이유는 무엇인가요?		
	3.2	부정 컴포넌트를 사용한 경험이 있으신가요?		
	3.2.1	부정 컴포넌트를 사용한 가장 큰 이유는 무엇인가요?		
만족도	4.1	추천 시스템은 내 취향을 잘 반영해 준다.	Likert7	0.872
	4.2	나는 추천 시스템이 추천해 주는 음악에 만족한다.		
	4.3	추천 시스템이 제공하는 서비스의 퀄리티에 만족한다.		

**[표 3] 응답자 인구통계학 정보**

항목	상세항목	응답자	전체(명)	
성별	남성	54 (35.8%)	151	
	여성	97 (64.2%)		
연령대	20대	74 (49%)	151	
	30대	38 (25.2%)		
	40대	21 (13.9%)		
	50대 이상	15 (9.9%)		
	기타	3 (2%)		
주사용 플랫폼	유튜브 뮤직	71 (47%)	151	
	멜론	43 (28.5%)		
	스포티파이	15 (9.9%)		
기타	기타	22 (14.6%)		
	피드백 컴포넌트 사용 경험	있다		118 (78.1%)
	없다	33 (21.9%)		
사용 경험 유무(복수)	긍정 컴포넌트 사용경험 있다	118 (78.1%)	118	
	부정 컴포넌트 사용경험 있다	94 (62.2%)		

응답자 151명 중, 긍정 컴포넌트와 부정 컴포넌트를 사용한 경험이 있다고 응답한 자는 총 118명이었다. 이때, 긍정 컴포넌트 사용 경험은 100%(118명)인 반면, 부정 컴포넌트 사용 경험은 79.7%(94명)로 상대적으로 낮았다. 이에 대한 인구통계학 정보는 다음 [표 4]와 같다.

**[표 4] 사용 경험 있는 자에 대한 인구통계학 정보**

항목	상세항목	응답자	전체(명)
성별	남성	38 (32.2%)	118
	여성	80 (67.8%)	
연령대	20대	62 (52.5%)	118
	30대	29 (24.6%)	
	40대	15 (12.7%)	
	50대 이상	12 (10.2%)	
주사용 플랫폼	유튜브 뮤직	54 (45.8%)	118
	멜론	36 (30.5%)	
	스포티파이	12 (10.2%)	
기타	기타	16 (13.6%)	
	종류별 사용 경험	긍정 컴포넌트 사용경험 있다	
	부정 컴포넌트 사용경험 있다	94 (79.7%)	118

설문조사를 통해 수집한 데이터를 바탕으로 가설 검증을 위해 사용 행태에 따른 만족도 차이를 분석하였다. 이때, 응답자는 사용행태에 따라 긍정·부정 컴포넌트를 모두 사용하는 집단(both), 한 가지만 사용하는 집단(single), 그리고 모두 사용하지 않는 집단(none)으로 구분하였다. 먼저, 집단 간 분산의 동질성을 확인하기 위해 Levene 검정을 실시한 결과,  $F(2,148)=2.91$ ,  $p=.058$ 로 나타나 등분산 가정이 충족되었다. 이에 따라 일원분산분석을 실시한 결과, 세 집단 간 평균 만족도에서 통계적으로 유의한 차이가 있는 것으로 나타났다. 집단별 평균 만족도는 Both 집단이 4.82로 가장 높았으며, Single 집단은 4.36, None 집단은 4.22로 나타났다[표 5].

[표 5] 추천 결과에 대한 만족도 일원분산분석 결과

집단	만족도			ANOVA		
	N	M	SD	F	P	유의성
both	92	4.82	0.96	5.1 30	0.00 7**	Both> None
single	26	4.36	1.26			
none	33	4.22	0.99			

\*\* $p < .01$

Tukey HSD 사후 검정을 실시한 결과, Both 집단이 None 집단보다 유의하게 높은 만족도를 보였다 ( $p=.012$ )[표 6]. 반면, Both 집단과 Single 집단 간에는 유의한 차이를 보이지 않았으나 일부 경향성을 보였으며( $p=.107$ ), Single 집단과 None 집단 간에서는 유의한 차이가 나타나지 않았다.

[표 6] Tukey HSD 사후검정표

집단 비교	평균차	p
both - single	0.46	.107
both - none	0.60	.012*
single - none	0.14	.867

\* $p < .05$

해당 결과를 종합했을 때, 긍정·부정 컴포넌트를 모두 사용하는 집단(both)이 사용하지 않는 집단(none)에 비해 유의하게 높은 만족도를 보임에 따라, 앞서 세운 가설(H1)이 채택되었다. 즉, 앞서 정의한 피드백 컴포넌트에 대한 사용자 행태와 만족도 간의 연관성이

존재함을 확인하였다. 즉, 피드백 컴포넌트를 다양하게 사용하는 집단이 추천 결과에 대한 만족도가 높은 것을 확인함에 따라, 긍정·부정 컴포넌트의 사용을 유도하는 것은 사용자 만족도 제고에도 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

## 4. 맥락적 질문법

앞서 진행한 설문조사 참여자 중 일부를 대상으로 본 실험을 수행하였다. 실험 참가자는 피드백 컴포넌트 사용 행태, 주사용 음악 플랫폼 그리고 사용 빈도를 기준으로 선정하였다. 그 결과, Both(p1,2,3,4) 집단과 Single(p5,6,7,8), None(p9,10,11,12) 집단에서 각 4명씩 총 12명을 모집하였다. 또한 본 실험은 맥락적 질문법(contextual inquiry)을 기반으로 폐쇄형 카드소팅, 과제(task) 수행, 사후 인터뷰 세 단계로 진행하였다. 이때, 모든 과정에서 소리내어 생각하기(think aloud) 기법을 병행하였다.

### 4-1. 카드소팅

실험은 피실험자들에게 폐쇄형 카드소팅을 수행하도록 요청하는 것으로 시작하였다. 이는 피실험자들이 현재 피드백 컴포넌트를 어떻게 사용하고 있으며, 사용하지 않는다면 그에 대한 이유 및 경험을 구체적으로 탐색하기 위한 것이다. 이를 위해 긍정 컴포넌트와 부정 컴포넌트 각각에 대해 '사용 이유'와 '미사용 이유'에 대한 질문을 제시하였다. 피실험자는 자신의 사용 행태에 따라 두 가지 질문에 대해 각각 세 개의 키워드를 선택하였다. 그 예로, 집단 Both에 속한 P1은 '긍정 컴포넌트 사용 이유'와 '부정 컴포넌트 사용 이유'에 대해 각 세 개의 키워드를 선택하였다. 반면 집단 None에 속한 P9는 '긍정 컴포넌트 미사용 이유'와 '부정 컴포넌트 미사용 이유'에 대해 각 세 개의 키워드를 선택하였다[그림 2].



[그림 2] 카드소팅 상황

이때 제공된 단어는 총 40개로, 부정적 감정, 긍정적 감정 및 피드백 컴포넌트에 대한 기능으로 구성하였다. 이는 기존 UX 연구에서는 기능 및 인지적 평가가 감정 형성에 선행하고, 감정이 사용 의도에 영향을 미치는 다층 구조를 가진다고 보고된 내용을 따른 것이다<sup>15)</sup>. 이를 근거로 풍부한 발화를 수집하기 위해 피드백 컴포넌트와 관련된 경험, 그 당시의 평가, 감정 및 현재 사용 유무 순으로 인터뷰를 병행하였다. 해당 과정에서 수집된 발화 데이터는 이후 어피니티 다이어그램을 통해 사용 및 미사용 이유를 도출하였다.

#### 4-2. Task 수행

카드소팅 과정에서 관찰된 인식이 어떠한 과정을 거쳐 형성되는지 관찰하고자 과제(task) 수행을 진행하였다. 이 단계에서는 연구 대상인 멜론, 스포티파이, 유튜브 뮤직 세 플랫폼을 대상으로 진행하였으며, 지시 사항은 [표 기]과 같다. 이때 모든 과제는 플랫폼 간 변동 없이 동일하게 진행하였으며, 과제 수행 순서는 피실험자의 주사용 플랫폼을 마지막에 배치하고, 나머지 두 플랫폼은 피실험자마다 무작위로 지정하였다. 이는 특정 플랫폼에서의 학습 효과가 누적되는 것을 방지하고, 결과의 왜곡을 최소화하기 위함이다. 실험은 피실험자 1인과 연구자 1인이 대면으로 진행하는 방식으로 수행되었으며, 플랫폼별 평균 소요 시간은 15.4분이었다.

[표 기] Task 수행 지시 사항 및 목적

N	지시 내용	목적
1	본인이 좋아하는 장르는 'OO', 싫어하는 장르는 'OO'이라 가정하고, 현재 홈 화면을 탐색해주세요.	과제 종료 후, 기대 결과 간 비교 위함
2	마음에 드는 가수에 대해 긍정 컴포넌트를 5회 이상 사용해 주세요.	긍정 컴포넌트 사용 유도
3	마음에 드는 음악에 대해 긍정 컴포넌트를 5회 이상 사용해 주세요.	
4	마음에 들지 않는 가수에 대해 부정 컴포넌트를 5회 이상 사용해 주세요.	부정 컴포넌트 사용 유도

15) Hassenzahl, M, 'The Thing and I: Understanding the Relationship Between User and Product', Human-Computer Interaction Series, 2003, vol 3, Springer, Dordrecht

5	마음에 들지 않는 음악에 대해 부정 컴포넌트를 5회 이상 사용해 주세요.	부정 컴포넌트 사용 유도
6	해당 컴포넌트는 어떤 기능을 할 것이라고 생각하시나요?	
7	해당 컴포넌트를 사용한 뒤 나타난 팝업 메시지를 확인하셨나요?	피드백 컴포넌트에 대한 사용자 인식 확인
8	해당 팝업 메시지를 보고, 해당 컴포넌트 기능을 어떻게 인지하셨나요?	
9	처음에 보았던 홈 화면과 비교했을 때, 어떤 변화가 있을 것으로 생각하시나요? 그 이유는 무엇인가요?	형성된 기대 인식 확인
10	실제 홈 화면을 보고, 초반에 확인했던 내용과 비교해 주세요.	
11	해당 콘텐츠가 추천된 이유는 무엇이라고 생각하시나요?	사용 전과 후 인식 변화 및 지속 사용 의도 탐색
12	막상 사용해 보니 기존에 생각했던 것과 달랐던 부분이 있었나요?	

#### 4-3. 사후 인터뷰

세 플랫폼 과제 수행을 모두 마친 뒤, 사후 인터뷰를 진행하였다[표 8]. 이는 두 가지 목적에서 실시하였다. 첫 번째는 과제 수행 중 포착된 사용자 행동 이외에 사용자 인식에 대한 추가 발화를 수집하여 주제 분석의 깊이를 보완하기 위함이었다. 두 번째는 평가 항목에 기반한 플랫폼 간 비교를 통해, 개선 방안 예시를 제시할 플랫폼을 합리적으로 선정하기 위함이었다. 평가 항목은 사후 경험 평가라는 상위 개념 아래, 선행연구를 기반으로 기능 전달성, 설명 전달성, 기대 결과 정합성으로 구성하였다<sup>16)</sup>. 이때, 각 플랫폼의 피드백 컴포넌트 이미지와 사용 시 나타나는 팝업 메시지를 인쇄물로 제시하여, 기억에 의존한 모호한 응답을 최소화하고 구체적인 진술을 유도하였다.

16) H. Saito, A. Horie, A. Maekawa, S. Matsubara, S. Wakisaka, Z. Kashino, S. Kasahara, and M. Inami, "Transparency in Human-Machine Mutual Action," J. Robot. Mechatron., 2021, Vol.33 No.5, p.987-1003

[표 8] 사후 평가 항목

항목	문항	응답
Q1. 기능 전달성	컴포넌트의 형태(아이콘, 텍스트 라벨)만으로 해당 기능을 쉽게 추론했다.	Likert 10
Q2. 설명 전달성	팝업 메시지 내용을 바탕으로, 추천 결과에 미칠 영향을 쉽게 이해했다.	
Q3. 기대 결과 정확성	해당 피드백 컴포넌트를 사용했을 때 기대했던 결과와 실제 추천 결과 항목은 일치한다.	

해당 사후 평가 척도의 신뢰도를 검증하기 위해 cronbach's a 계수를 산출한 결과, 세 문항의  $\alpha$ 는 0.847로 나타나 높은 일관성을 보였다. 이를 바탕으로 전체 평균 결과를 분석한 결과는 다음 [표 9]와 같다.

[표 9] 플랫폼별 사후 평가 분석 결과

플랫폼	평균			총합
	Q1	Q2	Q3	
유튜브 뮤직	7.58	6.83	7.25	21.66
스포티파이	6.5	2.58	5.58	14.66
멜론	7.33	4.83	6.58	18.74

스포티파이가 총점 14.66으로 세 플랫폼 중 가장 낮은 점수를 기록하였다[표 9]. 세부 지표에서도 설명 전달성(2.58)과 기대-결과 정확도(5.58)가 가장 낮았으며, 기능 전달성(6.5) 또한 상대적으로 낮게 나타났다. 이러한 결과를 종합하면, 스포티파이는 피드백 컴포넌트의 개선 필요성이 가장 명확한 플랫폼으로 확인되었다. 또한 스포티파이는 음악과 가수 각각에 대해 긍정·부정 컴포넌트를 모두 제공하고 있어, 기존 시스템 구조 내에서 실현 가능한 개선 전략을 제안하기에 적합하다. 이에 본 연구는 스포티파이를 개선 전략 제안 대상 플랫폼으로 선정하였다.

## 5. 분석 결과

### 5-1. 미사용 원인 도출

어피니티 다이어그램(affinity diagram)은 발화를 의미 단위로 분류한 뒤 유사성을 중심으로 군집화하여 핵심 문제 및 원인을 도출하는데 효과적인 분석 방법으로 사용되어 왔다<sup>17)</sup>. 때문에 본 연구 또한 동일한 이유에서 해당 기법을 활용해 분석을 진행하였다. 먼저, 긍정 컴포넌트 사용 이유에 대해 총 21개의 키워드가 선택되었으며, '저장'(33%), '저장'(33%), '표시'(24%), '보관함'(19%)이 주요 응답으로 나타났다. 이에 대한 발화 내용을 종합한 결과, 긍정 컴포넌트는 추천 시스템의 개선 수단이라기보다 개인의 콘텐츠를 관리하기 위한 기능으로 인식되고 있었다. 반면 미사용 이유로는 총 15개의 키워드가 선택되었으며, '불만족', '부정확', '불필요'가 각각 20%로 가장 많이 선택되었다. 이에 대한 분석 결과, 사용자들은 추천 시스템의 작동 원리에 대한 신뢰 부족과 결과에 대한 불만족으로 인해 해당 기능의 필요성을 느끼지 못하는 것이 미사용의 원인이었다[표 10].

[표 10] 긍정 컴포넌트 사용/미사용 이유 관련 발화

유형	그룹 유형	발화 내용
사용 이유	Both	저는 '좋아요' 플레이리스트에 들어가지도 않지만 제가 마음에 드는 음악에는 '좋아요'의 색깔이 칠해져 있어야 해요. (P2)
	Single	음악을 기록하는 용도로 써요. 왜냐하면 이런 '+' 컴포넌트를 누르면 그게 따로 보관되잖아요. (P5)
	Single	평소 플레이리스트에 보관하고 저장하기 위한 목적으로 썼어요. (P8)
미사용 이유	Single	뭔가 부정확하고... 제가 이걸 사용해도 여차피 반영이 안 될 것 같다는 느낌이 들어요. (P7)
	None	제가 이런 거(긍정 컴포넌트)를 사용하지 않는 이유는 그 수준이 불만족스러워서. 제 취향을 잘 찾아줬다면 사용을 했겠죠? (P9)
	None	저는 애(추천 시스템)가 저한테 딱 맞는다는 느낌을 받은 적이 없어요. 그래서 그런 불만족스러운 경험이 쌓여서 '애가 부정확하구나'라고 생각하게 됐어요. (P12)

17) 강아영, 김희현, 류승완, '커피전문점 사용자의 경험가치 향상을 위한 UX디자인 속성 연구', 한국디자인리서치학회, 2021, 6(2), p.271-281

한편, 부정 컴포넌트 사용 이유로는 총 15개의 키워드가 선택되었으며, ‘차단’과 ‘취향 반영’이 각각 27%, ‘불만족’과 ‘맞춤’이 각각 13%로 나타났다. 분석 결과, 부정 컴포넌트는 긍정 컴포넌트와 달리 개인화 추천을 위한 수단 또는 특정 콘텐츠를 완전히 차단하기 위한 수단으로 활용되는 경향이 존재했다. 한편, 미사용 이유로는 총 21개의 키워드가 선택되었으며 ‘비난’(24%), ‘비판’(19%)과 ‘차단’(19%)이 주요 응답으로 선택되었다. 이에 대한 분석 결과, 사용자들은 부정 컴포넌트를 콘텐츠에 대해 부정적 표현을 남기는 수단으로 오인하거나 관련 유사 콘텐츠까지 차단될 것에 대한 우려가 존재했다. 이는 결과적으로 의도적으로 미사용하는 행태로 이어졌다[표 11].

[표 11] 부정 컴포넌트 사용/미사용 이유 관련 발화

유형	그룹 유형	발화 내용
사용 이유	Both	추천보다도 ‘싫어요’ 같은 걸 더 많이 사용하는데, 그 이유가 ‘나 이거 진짜 싫으니까 다음부터 절대 추천해 주지 마라고 얘기하는 용도로 써요.’ (P3)
	Both	비추천은 차단 목적으로 사용해요. 이걸(‘싫어요’) 누르면 이 노래가 차단되지 않나요? (P4)
	Single	전 이 노래가 너무 지겨워서 더 이상 듣고 싶지 않는데 계속 뜨니까... 그때마다 이런 거(‘내 취향 프로필에서 제외하기’)를 눌러요. 아예 없애버리고 싶거든요. (P7)
미사용 이유	Single	전 이 싫어요나 관심없음 같은 게 비난으로 들려서 사용을 안했어요... 그리고 일단 어감이나 모양이 너무 부정적인 것 같아요. ‘우우~’하고 비난하는 것 같잖아요. (P5)
	Single	그 표현이 좀... 가수가 보게 된다면 안좋은 뜻이잖아요. 그리고 남들이 볼 수도 있고... (P6)
미사용 이유	None	비추천을 사용 안 했던 이유는 ‘차단’. 제가 비추천 하나를 해버리면 그 장를 아예 차단할 것 같고, 아니면 그 비슷한 아티스트까지 아예 차단해 버릴 것 같아서 안 써요. (P10)

어피니티 다이어그램을 통해 도출한 주요 사용-미사용 이유는 다음 [표 12]와 같다. 종합하면, 긍정 컴포넌트는 선호하는 콘텐츠를 관리하는 수단으로 사용하는 반면, 미사용 이유는 추천 시스템에 대한 신뢰 부족 및 불만족에서 기인하였다. 한편, 부정 컴포넌트는 싫어하

는 콘텐츠를 차단하는 수단으로 사용하는 반면, 미사용 이유는 기능에 대한 오해 및 부정적 감정으로 인한 회피로 해석된다. 이는 음악 플랫폼 내 피드백 컴포넌트 사용을 저조 현상이 단순히 입력 과정의 번거로움 때문이 아니라, 사용자가 해당 기능을 정확히 이해하지 못한 채 잘못된 인식을 형성하고 유지한 데서 기인한다는 점을 시사한다.

[표 12] 어피니티 다이어그램 결과

유형	사용 여부	이유	상세내용
긍정 컴포넌트	사용	보관함/리스트 저장	좋아하는 콘텐츠를 잊지 않도록 하기 위함
		표시	좋아하는 콘텐츠는 눈에 띄게 표시하기 위함
	미사용	불만족	추천 받은 콘텐츠에 대한 불만족으로 필요성을 느끼지 못함
부정 컴포넌트	사용	불필요	추천 시스템에 대한 신뢰 부족으로 필요성을 느끼지 못함
		차단	싫어하는 콘텐츠를 제거 및 차단하기 위함
	미사용	맞춤 추천	추천 시스템에 본인 취향을 알려주기 위함
		비난	비난하는 행위로 오해하여 정서적 부담을 느낌
	차단	유사 콘텐츠까지 차단될 것에 대한 우려 발생	

## 5-2. 인식 형성 과정

본 연구에서는 위에서 확인한 ‘기능에 대한 잘못된 인식 형성’이 어떠한 사용 맥락에서 발생하는지 심층적으로 탐색하기 위해, 질적 접근으로서 주제 분석(thematic analysis)을 적용하였다[표 13]. 주제 분석은 데이터에서 의미 단위의 핵심 문구와 키워드를 기준으로 그룹핑한 뒤, 유사성에 따라 범주화하여 상위 테마를 도출하는 절차로 진행된다<sup>18)</sup>. 이러한 분석 방법은 발화 데이터를 기반으로 공통 경험 요소를 식별하고, 미사용에 영향을 끼치는 인식, 평가, 결정이 형성되는 지점을 탐색하는데 적합하다 판단하였다.

18) 박유선, 이지현, ‘주제 분석 방법(Thematic Analysis)을 통한 Z세대 여성 유튜브 뷰티 동영상 경험분석에 관한 연구’, Journal of Integrated Design Research, 2020, 19(2), p.89-104

**[표 13] 주제분석 내용 일부 및 핵심테마**

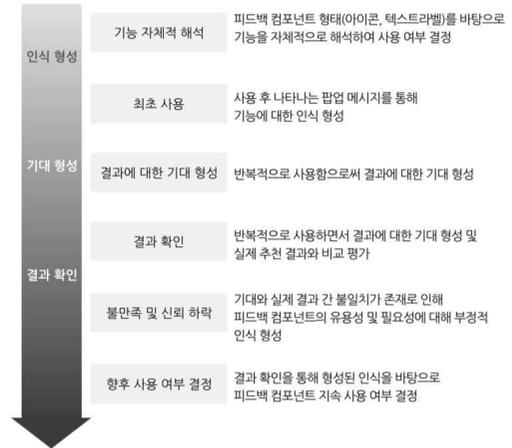
	Description	In vivo code	Theme
	근데 여기 '좋아하는 곡이 수록된 앨범'이라고 해서... 그래서 '이 곡 숨기기가 안 댔던 것 같아요. (P1)	팝업 확인 후 오해 형성	인식 형성
	어? 원래 이렇게 (의견 주셔서 감사합니다, 맞춤 콘텐츠에 반영하겠습니다) 댔었나? (P2)	팝업 확인 후 기능 확신	(피드백 컴포넌트 형태 기반으로 기능 유추)
	A 가수 추천에서 제외 누르고 나서 다시 눌렀더니, 뭐라고 뜨는데요? 이게 맞는 것 같아요.(P8)	큐레이션 문구로 인한 오해 형성	
	지금 3개 연속으로 (+) 눌렀어요. 내 알고리즘에 들어와라~ 어찌지 이제 힙합만 나오게 생겼네요. 만약 이게 반영이 안 되면 그게 말이 안 되는 거죠, 왜냐하면 제가 20번은 넘게 눌렀잖아요. (P3)	사용 횟수 바탕으로 결과에 대한 기대 형성	기대 형성
	지금 00가수 노래만 부정을 2개 눌렀어요. 내가 이 정도 했으면 (추천 시스템이)알아들겠지... (P4)	반복 사용으로 특정 가수 차단 기대 형성	(반복적 사용 후 결과에 대한 기대 구체화)
	근데 저 15번은 누른 것 같은데... 그럼 이게 데이터에 쌓이지 않았을까요? 한 40% 정도는 반영되었을 것 같아요. (P5)	사용 횟수 기반 반영 결과 수치 추정	
	근데 이거 아까 분명 싫다고 하지 않았나요? 왜 또 추천해 주죠? 제가 분명 싫다고 했는데 왜...! (P4)	불호 표현한 콘텐츠 노출 대한 의문과 불안	
유튜브 뮤직	이 노래는 '위키드' 노래에 '좋아요'를 눌러서 뜬 것 같은데, 이걸 이해, 납득 가능한 추천이라 만족해요. (P7)	추천 이유 해석 후 납득 및 만족	
	추천 결과만 보서는 괜찮은데, 제가 '싫어요' 한 가수가 대놓고 나와서 실망이 큰 것 같아요. 앞으로 부정 컴포넌트는 안 쓸 것 같은데요, 왜냐하면 기능이 별로 쓸모 없어 보여요. (P10)	불호 표현한 음악이 노출됨으로써 기능 불신	
스포티파이	기분 나빠요. 제가 설정(비추천)을 해놨는데... 자기들이 추천 해줄 것처럼 해놓고서 왜 반영을 안 하지... (P9)	노력 대비 불만족스러운 결과에 부정적 반응	결과 확인
	근데 저는 이 사람의 노래가 아예 안 보고 싶은 건데 여기 추천(항목)에 뜨니까... 반영이 안 된 것 같아요. (P12)	기대와 결과 불일치로 실망 및 기능 불신	(기대와 실제 추천 결과 비교를 통해 인식 재형성)
	기대가 낮긴 했는데, 그래도 예상보다 없어요... 그래도 아까(스포티파이)는 한두 개 정도는 추천이 되었는데 여기는 둘 다...(반영 안 된 것 같아요). (P6)	기대가 낮았음에도 불구하고 실망	
멜론	반영이 안 됐어요. 아, 멜론은 그나마 싫다고 한 건 안 뜨는 것 같은데요? 그치만 추천(♡와 ☆)도 반영이 안 된 것 같아요. (P10)	긍정 컴포넌트가 반영되었어도 부정 컴포넌트 반영 미비로 불만족, 기능 불신	
	반영이 안 되니까 짜증나요... 더 들어야 하나? 음, 그래도 5번씩 눌렀는데 안 되면... 20번은 눌러야 할까요? (P12)	기대와 결과 불일치로 인한 부정적 감정 발생	

이에 본 연구는 피드백 컴포넌트의 미사용 현상이 어떠한 경험 맥락 속에서 발생하는지 규명하기 위한 분석 방법으로 주제 분석을 채택하였다. 아울러 본 연구는 발화 데이터에 대한 주제 분석을 기대-확인 이론(expectation-confirmation theory, ECT)의 관점에서 수행하였다. ECT는 사용자가 제품을 사용하기 전의 기대와 사용 후의 경험 간 차이를 비교하여 만족도를 측정하는 이론으로, 마케팅 분야에서 서비스의 행동을 설명하는 데 널리 사용되어 왔다<sup>19)</sup>.

본 연구에서는 이러한 이론적 틀이 피드백 컴포넌트에 대한 초기 기대, 사용 직후, 그리고 추천 결과 확인 이후의 인식 변화를 분석하는 데 적합하다고 판단하였다. 이에 따라 분석은 피드백 컴포넌트 사용 전, 사용 직후, 그리고 추천 결과 탐색 이후의 단계별 발화 데이터를 중심으로 수행되었으며, 각 단계에서 기대와 결과의 불일치가 사용자 만족도 및 지속 사용 의도에 미치는 영향을 탐색하였다. 분석은 2025년 4월 16일부터 30일까지 약 2주간 단독으로 수행되었으며, 절차는 다음 네 단계로 구성되었다. 첫째, 소리내어 생각하기(think aloud) 기법으로 수집된 발화 데이터를 네이버 클로바(clova) 툴을 활용해 텍스트로 전사하고, 불필요한 구절을 제거한 뒤 의미 단위별로 구분하였다. 이 과정에서 763분의 음성 데이터와 408,245byte의 텍스트 데이터가 확보되었다. 둘째, 정제된 데이터를 반복 검토하며 공통으로 나타나는 사용자 인식 형성의 전반적 흐름을 파악하였다. 셋째, 인식이 명확하게 드러난 발화를 중심으로 인 비보 코드(in-vivo code)를 도출하였으며, 총 103개의 코드가 생성되었다. 넷째, 유사한 인식 및 반응 또는 사용 시점을 기준으로 그룹화하여 핵심 테마(theme)를 도출하였다.

그 결과 도출된 핵심 테마는 다음과 같다. 첫 번째, 인식 형성 단계에서는 사용자가 피드백 컴포넌트의 구성 요소인 아이콘과 텍스트 라벨을 기반으로 해당 기능을 추론하고, 이를 바탕으로 사용 여부를 결정한다. 두 번째, 기대 형성 단계에서는 사용자가 해당 기능을 반복적으로 사용하며 추천 결과에 대한 기대를 구체화한다. 세 번째, 결과 확인 단계에서는 사용자가 실제 추천 결과를 확인 후, 기대 충족 여부에 따라 해당 기능에 대한 인식이 형성된다. 한편, 플랫폼별 추천 시스템의 성능이 인식 형성에 영향을 미칠 가능성을 고려하여 플랫폼 단위로 분석을 병행하였다. 이러한 주제

분석 결과와 카드스팅을 종합하여, 사용자가 피드백 컴포넌트를 인식하고 사용하는 과정을 [그림 3]과 같이 도식화하였다.



[그림 3] 피드백 컴포넌트에 대한 인식 형성 과정

이러한 인식 형성 과정을 기반으로, 앞서 도출한 피드백 컴포넌트 미사용의 원인을 정리하면 다음 [표 14]와 같다.

[표 14] 피드백 컴포넌트 미사용 원인

인식 과정	요소	내용	미사용 원인
인식 형성	아이콘, 텍스트 라벨	즉각 '차단하는 기능으로 인식	기대-결과 불일치로 사용 필요성 저하
		상대방을 향한 부정적 표현으로 인식	사용하는데 감정적 부담을 느껴 의도적으로 사용 회피
기대 형성	팝업 메시지	결과에 끼치는 영향에 대한 설명 불충분	'인식 형성' 단계에서 생긴 오해가 지속되어 회피로 이어짐
결과 확인	추천 이유	추상적인 설명으로, 이해하기 어려움	피드백 반응을 체감하지 못해 신뢰 및 사용 필요성 저하

19) 장준, 조정화, 'AI 가상 앵커가 소비자의 지속적인 시청 의도에 미치는 영향에 관한 연구: 기대 확인 이론을 기반으로', 대한경영학회지, 2025, 38(9), p.1679-1704

먼저, 사용자는 인식 형성 단계에서 피드백 컴포넌트의 아이콘과 텍스트 라벨을 기반으로 기능에 대해 추론한다. 그러나 아이콘 및 텍스트 라벨은 기능을 전달하는데 부적절하여 오해가 발생한다. 그 예로, 사용자들은 ‘싫어오나’ ‘관심 없음’을 즉각적인 차단 기능 또는 일반적인 SNS의 기능과 혼동하여 부정적 감정 표현의 수단으로 오인하였다. 즉, 사용자는 음악 플랫폼 내 피드백 컴포넌트의 기능을 명확히 인지하지 못하여 사용하는 데 심리적 부담을 느끼거나 효용성을 느끼지 못해 사용 필요성을 낮게 평가하였다.

둘째, 기대 형성 단계의 인식 보정 실패로 인해 기대-결과 간극이 초래하였다. 사용 직후 노출되는 팝업 메시지는 사용자의 초기 오해를 바로잡을 수 있는 기회로 작용할 수 있으나, 대부분의 플랫폼은 이에 대한 설명이 모호하거나 추상적이다. 예를 들어, 유튜브 뮤직은 ‘싫어오를 눌렀을 때 “의견 주셔서 감사합니다. 맞춤 콘텐츠에 반영하겠습니다”라는 문구를 제공하고 있으며, 스포티파이의 “이 플레이리스트를 들어도 취향 프로필 및 추천 사항에 큰 영향을 미치지 않습니다”라는 문구를 제공하고 있다. 멜론은 “해당 아티스트가 추천에서 제외되었습니다”라는 문구를 제공하고 있다. 이러한 표현들은 결과에 대한 구체적 서술이 결여되어 있어, 사용자들은 해당 기능이 완전한 차단인지 혹은 노출 빈도를 감소시키는 것인지 명확하게 인지하기 어려웠다. 이로 인해 초기 단계에서 형성된 오해가 해소되지 못한 채 지속되거나 강화되는 경향을 보였다.

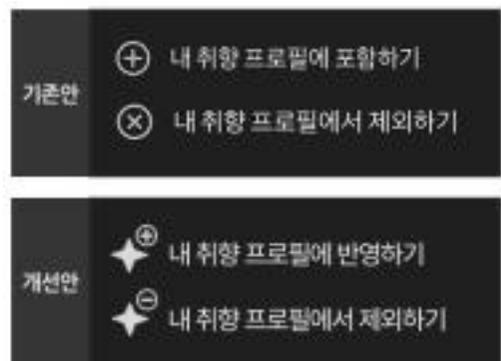
마지막으로, 앞서 형성된 오해 및 기대로 인해 결과 확인 단계에서는 불신이 형성된다. 사용자는 추천 결과에서 기대한 변화가 나타나지 않거나 예상치 못한 콘텐츠가 노출될 경우 자신의 사용 내역이 반영되지 않았다고 판단하였다. 이는 추천 이유가 명확히 제시되지 않아, 사용자가 기능이 반영되는 과정을 이해하지 못한 데에서 비롯된 것이다. 그 결과, 사용자는 피드백 컴포넌트의 유용성을 낮게 평가하고, 향후 사용을 회피하는 경향을 보였다.

요약하자면, 부적절한 아이콘 및 텍스트 라벨과 추상적인 내용의 팝업 메시지는 기능에 대한 오해를 불러일으키며, 추천 이유 항목에서는 사용자의 기대-결과 간 간극을 극대화한다. 이러한 경험을 기반으로 사용자는 추천 시스템에 대한 불신 및 지속 사용 의사가 저하되어 피드백 컴포넌트 미사용으로 이어진다. 이러한 문제를 해소하기 위해서는 기대와 결과 간 간극을 해소할 수 있는 개선 전략이 필요하다.

### 5-3. 개선 전략 제안

분석 결과, 사용자는 피드백 컴포넌트 기능 및 추천 결과를 명확히 이해하지 못하였으며, 이로 인해 기능에 대한 불신 및 사용 회피로 이어졌다. 이에 따라 본 절에서는 사용자의 기대-결과 간 간극을 좁히기 위한 개선 전략을 제안하고, 적용된 사례를 제시하였다. 이때, 전략이 적용 대상은 스포티파이를 선정하였다. 스포티파이는 사후 평가에서 전체 평균 점수가 가장 낮았으며, 음악과 가수 단위 모두에 대해 긍정·부정 컴포넌트를 제공하고 있다. 이러한 구조는 기존 시스템의 기본틀을 유지한 채 개선안을 구체화하기에 적합하다고 판단하였다.

첫 번째, 인식 형성 단계에서 사용자는 피드백 컴포넌트의 아이콘과 텍스트 라벨을 바탕으로 기능을 추론하였고, 이 과정에서 기능적 의미가 왜곡되는 문제가 확인되었다. 특히, ‘X’ 아이콘은 추천 성능 향상을 위한 기능이라기보다는 차단이나 비난의 의미로 해석되는 경향이 강해, 기능의 의도적 미사용으로 이어졌다. 이러한 현상은 컴포넌트가 사용자의 해석 및 경험 형성에 미치는 영향을 분석한 선행연구의 논의와도 일치한다<sup>20)</sup>. 이에 본 연구는 초기 인식 단계에서의 기능 오해를 최소화하기 위해 [그림 4]와 같은 개선안을 제안하였다. 해당 개선안은 ‘X’ 아이콘을 배제하고, 취향 분석 및 반영의 의미를 전달할 수 있도록 시를 상징하는 중립적 아이콘을 적용한 것이다.

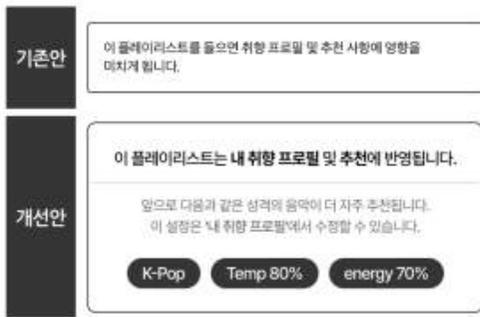


[그림 4] 아이콘 및 텍스트 라벨 개선안 예시

두 번째, 기대 형성 단계에서는 팝업 메시지가 추상적으로 제시되면서 기능을 이해하거나 예측하는 데 한

20) 김건동, ‘UI 컴포넌트 유형별 마이크로인터랙션의 트리거에 따른 피드백의 표현 분석’, Journal of Digital Contents Society, 2024, Vol. 25, No.10, pp. 2807-2818

계가 존재하였다. 이로 인해 잘못 형성된 인식이 후속 사용에서도 교정되지 않은 채 지속되는 문제가 확인되었다. 이러한 문제를 해소하기 위해서는 사용자의 행동이 결과에 어떻게 반영되는지 제시함으로써 기대 결과 간 간극을 줄일 필요가 있다. 이에 본 연구는 UX 설계 원칙을 바탕으로 [그림 5]와 같은 개선안을 도출하였다<sup>21)</sup>. 이러한 접근은 추천 시스템에서 사용자의 행동이 결과에 어떻게 반영되는지를 시각화하는 것이 추천 시스템에 대한 이해를 향상시킨다고 보고한 선행연구의 논의와도 일치한다<sup>22)</sup>.

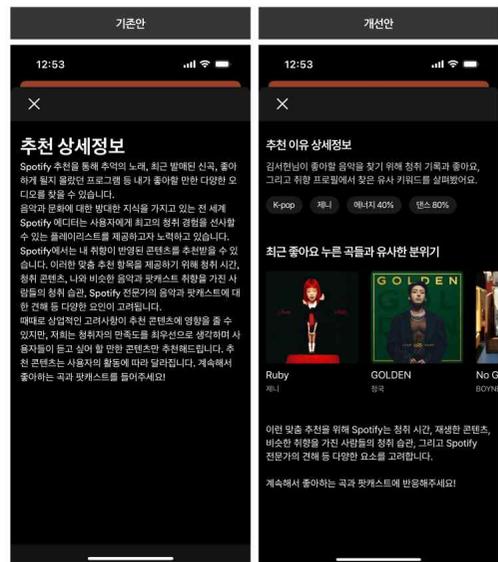


[그림 5] 팝업 메시지 개선안 예시

또한 본 연구는 사용자의 사용 내역이 추천 결과에 어떤 방식으로 반영되는지를 보다 명확하게 이해할 수 있도록 음악의 특성을 시각화하여 제시하였다. 이는 스포티파이에서 공개한 API를 활용한 것으로, 사용자가 이후 추천될 콘텐츠의 방향성을 예측할 수 있도록 설계한 것이다<sup>23)</sup>. 이러한 방식은 음악 특성의 시각화가 콘텐츠에 대한 이해도 및 추천 결과 수용성을 향상시킨다는 선행연구 논의와도 일치한다<sup>24)</sup>.

- 21) nngroup, 'User Control and Freedom (Usability Heuristic #3)', (2025.10.01.), [www.nngroup.com/articles/user-control-and-freedom/](http://www.nngroup.com/articles/user-control-and-freedom/)
- 22) Guesmi, M., Chatti, M. A., Joarder, S., Ain, Q. U., Siepmann, C., Ghanbarzadeh, H., & Alatrash, R, 'Justification vs. transparency: why and how visual explanations in a scientific literature recommender system', Information, 2023, 14(7), p.401.
- 23) Spotify for Developers, (2025.10.01), [developer.spotify.com/documentation/web-api/reference/get-audio-features](https://developer.spotify.com/documentation/web-api/reference/get-audio-features)
- 24) Tan, J., Ge, Y., Zhu, Y., Xia, Y., Luo, J., Ji, J., & Zhang, Y, 'User-Controllable Recommendation

세 번째, 결과 확인 단계에서는 추천 이유가 충분히 제공되지 않음으로써 피드백 컴포넌트에 대한 신뢰 및 사용 필요성이 저하되는 문제가 확인되었다. 현재 스포티파이에서 제공되는 추천 이유는 사용자의 사용 경험 기반의 설명 대신 서비스 측 관점의 포괄적인 문구로 구성되어 있어, 이용자는 특정 콘텐츠가 추천된 구체적인 이유를 파악하기 어렵다. 이는 추천 결과에 대한 신뢰 저하와 더불어 피드백 컴포넌트의 지속 사용 의향을 약화시키는 요인으로 작용하였다. 따라서 추천 결과 제시 시 사용자의 상호작용 이력을 기반으로 한 개별화된 추천 근거를 제공하는 전략이 필요하다고 판단하였다.



[그림 6] 추천 이유 개선안 제시

또한 선행 연구는 추천 이유를 명확하게 제시할 경우 사용자의 신뢰도, 인지된 유용성 및 만족도가 향상되며, 반대로 추천 이유를 파악할 수 없는 경우 추천 결과에 대한 불신으로 이어질 수 있음을 시사하였다<sup>25)</sup>. 본 연구는 이러한 시사점에 근거하여, 추천 결과 제시 시 사용자의 상호작용 내역을 기반으로 한 개인화된 추천 이유를 제공하는 것이 필요하다고 판단하였다. 더불어 앞선 단계에서 적용된 API 기반 음악 특성 시각화 전략을 동일하게 반영하여, 추천 결과에 대한

- via Counterfactual Retrospective and Prospective Explanations', arXiv, 2023
- 25) 조윤지, 임영송, 송준근, 정아윤, 김기현, 윤재영, '추천 알고리즘의 이유 제공 방식에 따른 사용자 경험 연구 -동영상 추천 플랫폼을 중심으로-', 커뮤니케이션디자인학연구, 2023, 83, p.165-180.

사용자의 이해도를 향상시키고자 하였다. 이러한 방향성을 토대로 본 연구는 다음 [그림 6]과 같은 개선안을 도출하였다.

## 6. 결론

본 연구는 음악 플랫폼 내 피드백 컴포넌트 미사용 현상을 검증하고 이에 대한 원인을 분석하였다. 그 결과, 사용자는 피드백 컴포넌트 기능을 인지하지 못하거나, 사용 내역이 추천 결과에 어떻게 반영되었는지 인지하지 못할 때 시스템 전반에 대한 신뢰를 저하하는 것으로 나타났다. 이러한 기대-결과 간 불일치는 궁극적으로 피드백 컴포넌트의 의도적 미사용으로 이어졌으며, 이는 플랫폼 간 기술적 성능 차이와 무관하게 공통적으로 관찰된 현상이었다. 이는 기술적 정밀도 향상보다 사용자의 기대-결과 간 간극 해소가 우선되어야 함을 시사한다. 본 연구는 이러한 문제를 해소하기 위해 사용자 인식 형성 과정에 기반한 개선 전략을 제안하였다. 이를 통해 사용자가 피드백 컴포넌트 기능을 보다 명확히 이해하고, 사용 내역이 추천 결과에 어떻게 반영되는지를 인식함으로써 사용자 만족도와 피드백 컴포넌트 사용률을 동시에 향상시킬 수 있을 것으로 기대된다.

다만 본 연구는 12명의 참여자를 대상으로 단기적 사용 맥락을 중심으로 분석하였기에 일반화에 한계가 있다. 또한 제안한 전략의 효과를 정량적으로 검증되지 않았다. 이에 따라 향후 연구에서는 본 연구의 전략을 기반으로 구체적인 프로토타입을 구현하고, 더 많은 규모의 참여자를 대상으로 A/B 테스트를 수행함으로써 제안된 전략이 기대-결과 간 불일치를 해소하고 피드백 컴포넌트 사용 지속성을 향상시키는지 검증할 필요가 있다.

## 참고문헌

1. Celma, O, 『Music recommendation and discovery』, Springer Berlin, 2010
2. 강아영, 김희현, 류승완, ‘커피전문점 사용자의 경험가치 향상을 위한 UX디자인 속성 연구’, 한국디자인리서치학회, 2022.
3. 김건동, ‘UI 컴포넌트 유형별 마이크로인터랙션의 트리거에 따른 피드백의 표현 분석’, Journal of Digital Contents Society, 2025
4. 고정민, 박미연, ‘플랫폼 형태에 따른 음악산업의 변화 연구’, 문화산업연구, 2024
5. 박유선, 이지현, ‘주제 분석 방법(Thematic Analysis)을 통한 Z세대 여성 유튜브 뷰티 동영상 경험분석에 관한 연구’, Journal of Integrated Design Research, 2020
6. 장준, 조정화, ‘AI 가상 앵커가 소비자의 지속적인 시청 의도에 미치는 영향에 관한 연구: 기대 확인 이론을 기반으로’, 대한경영학회지, 2025
7. 조윤지, 임영송, 송준근, 정아윤, 김기현, 윤재영, ‘추천 알고리즘의 이유 제공 방식에 따른 사용자 경험 연구 -동영상 추천 플랫폼을 중심으로’, 커뮤니케이션디자인학회연구, 2023
8. Dinnissen, K., Bogers, T., Stavrianou, A., & Koolen, M, ‘How control and transparency for users could improve artist fairness in music recommender systems’, InProceedings of the 24th International Society for Music Information Retrieval Conference, 2024
9. Frantzvaag, M. O., Chatterjee, A., Ghose, D., & Dash, S. P, ‘MusicReco: Interactive interface modeling with user-centered design in a music recommendation system’, IEEE Access, 2025
10. Guesmi, M., Chatti, M. A., Joarder, S., Ain, Q. U., Siepmann, C., Ghanbarzadeh, H., & Alatrash, R, ‘Justification vs. transparency: why and how visual explanations in a scientific literature recommender system’, Information, 14(7), p.401, 2023
11. Hassenzahl, M, ‘The Thing and I: Understanding the Relationship Between User and Product’, Human-Computer Interaction Series, 2022

12. Haruyama, M., Hidaka, K. 'What influences users to provide explicit feedback? A case of food delivery recommenders', User Model User-Adap, 2024.
13. H. Saito, A. Horie, A. Maekawa, S. Matsubara, S. Wakisaka, Z. Kashino, S. Kasahara, and M. Inami, "Transparency in Human-Machine Mutual Action," J. Robot. Mechatron., Vol.33 No.5, 2021
14. Konstan, J.A., Riedl, J. 'Recommender systems: from algorithms to user experience', User Model User-Adap, 2012
15. Park, D.H., H.K. Kim, I.Y. Choi and J.K. Kim, 'A literature review and classification of re-recommender systems research', Expert Systems with Applications, 2012
16. Qian Zhao, F. 'Maxwell Harper, Gediminas Adomavicius, and Joseph A. Konstan, 'Explicit or implicit feedback? engagement or satisfaction? a field experiment on machine-learning-based recommender systems', In Proceedings of the 33rd Annual ACM Symposium on Applied Computing, 2018
17. Tan, J., Ge, Y., Zhu, Y., Xia, Y., Luo, J., Ji, J., & Zhang, Y, 'User-Controllable Recommendation via Counterfactual Retrospective and Prospective Explanations', arXiv, 2023
18. 유수연, '음악 재생율을 활용한 음악 추천 시스템에서의 암시적 피드백 특성 발굴 연구', 서울대학교대학원, 2018
19. 윤지현, '패션상품 추천시스템의 서비스품질과 만족도', 한양대학교대학원, 2021
20. [www.wiseapp.co.kr](http://www.wiseapp.co.kr)
21. [www.bbc.com](http://www.bbc.com)
22. [www.blog.youtube](http://www.blog.youtube)
23. [www.nngroup.com](http://www.nngroup.com)
24. [www.spotify.com](http://www.spotify.com)
25. [developer.spotify.com](http://developer.spotify.com)