



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](#)

공학석사 학위논문

숏폼 영상 추천 시스템에서의

시청 행동과

길들이기 효과에 관한 연구

- 틱톡의 개인화 추천 페이지를 중심으로 -

2023 년 2 월

서울대학교 융합과학기술대학원

지능정보융합학과

김 소 담

숏폼 영상 추천 시스템에서의
시청 행동과 길들이기 효과에 관한
연구

- 틱톡의 개인화 추천 페이지를 중심으로-

지도 교수 이 중 식

이 논문을 공학석사 학위논문으로 제출함

2023 년 1 월

서울대학교 융합과학기술대학원

지능정보융합학과

김 소 담

김소담의 공학석사 학위논문을 인준함

2023 년 1 월

위 원 장 _____ 서봉원 (인)

부위원장 _____ 이중식 (인)

위 원 _____ 이재현 (인)

초 록

알고리즘 추천 시스템은 다양한 영역에서 사용자의 의사 결정을 돕기 위해 특정 정보를 선별하고 제외해주며, 어떤 것이 더 적절한지 판단해 제안한다. 영상·음악 등의 콘텐츠 추천, 쇼핑 서비스의 상품 추천 등의 예시에서 볼 수 있듯이 우리가 온라인 상의 어떤 정보와 콘텐츠를 접하는 지에 대해 추천 알고리즘의 역할은 일상화되었고, 중요해졌다. 사용자는 추천된 정보를 탐색하고 소비하는 과정에서 알고리즘과 상호작용하며 추천 알고리즘에 대한 특정한 이해를 갖게 되고, 이는 알고리즘 경험”(Algorithmic Experience)이라 일컫는다.

콘텐츠 추천 시스템을 사용하면서 자연스럽게 발생하는 클릭, 체류 시간, 별점 평가, 검색 등 모든 사용자 행동은 추천에 대한 사용자의 피드백으로 분류된다. 추천 시스템은 이와 같은 행동 데이터에서 사용자의 선호와 사용 맥락을 추론하고, 이후의 추천을 제안하는 데 반영한다. 추천된 콘텐츠를 탐색하고, 소비하는 과정에서 매 초마다 쌓이는 미시적인 피드백 행동은 추천의 성능을 좌우할 수 있지만, 사용자는 자신의 어떤 행동이 추천 결과에 영향을 끼치는 지 파악하기 어렵다. 추천 시스템의 알고리즘이 자신의 취향대로 길들여져 자신이 좋아할만한 콘텐츠를 추천해주는지에 대한 판단, 즉 길들이기 효과(tailoring effect)만 있을 뿐이다.

본 연구는 사용자가 추천 시스템을 사용하는 과정에서 추천 알고리즘을 길들이려는 의도와는 별개로 추천 결과에 대한 만족감이 증가하는 ‘길들이기 효과’를 경험한다는 점에 주목한다. 사용자는 길들이기 효과에 의거해 이후의 사용 행동과 행동 방식을 결정한다. 따라서, 추천 시스템에서 사용자가 추천 알고리즘 작동에 개입할 수

있는 피드백 인터페이스 디자인은 사용자의 통제감과 주도성 측면보다 다양한 행동에 대한 길들이기 효과를 우선적으로 고려할 필요가 있다.

본 연구의 연구 대상인 숏폼 영상 추천 플랫폼 틱톡의 추천 페이지는 사용자의 능동적인 검색, 탐색보다 추천에 의한 콘텐츠 소비가 지배적이다. 사용자가 추천 스트림을 선택하거나 추천 항목에 대한 부가적인 정보를 얻는 과정 없이 앱 시작과 동시에 전체 화면으로 추천 영상이 재생된다. 사용자는 영상의 시청과 동시에 추천 항목을 탐색하고 미시적인 시청 행동의 결과가 즉각적으로 추천에 반영되는 독특한 알고리즘 경험이 구성된다. 이와 같이 예측과 의도를 최소화하는 시청 행태는 틱톡 추천 알고리즘 경험의 세 가지 요소 -1) 팔로우 기반이 아닌 즉각적인 사용자 행동에 높은 가중치를 두는 추천 알고리즘의 특성, 2) 몰입을 유도하고 다음 추천 항목을 예측할 수 없는 인터페이스의 특성, 3) 중독성이 큰 숏폼 영상 콘텐츠의 특성-를 통해 강화되고, 다른 추천 시스템의 경험과 구별되는 알고리즘 경험을 형성한다. 따라서, 틱톡 알고리즘 경험을 구성하는 사용자의 인식과 행동을 실증적으로 조사할 필요가 있다.

본 연구의 목적은 틱톡의 추천 페이지를 중심으로 숏폼 영상 추천 시스템에 대한 사용자의 인식과 알고리즘 상호작용 행동을 이해하고 이를 토대로 새로운 사용자 피드백 인터페이스 디자인을 제안하는 것이다. 이를 위해 두 차례 조사를 진행했다. 1 차 조사로 틱톡 사용자 8 명을 대상으로 하는 심층 인터뷰를 통해 틱톡 추천 알고리즘에 대한 인식, 기대, 어려움을 탐구했다. 그리고 틱톡 사용자 24 명을 대상으로 ESM 설문 조사를 진행한 2 차 조사를 통해 세션 단위의 로그 데이터와 추천 만족도를 수집했다. 수집한 로그 데이터와 설문 데이터는 세션 단위로 가공한 후, 각 시청 행동에 따라 길들이기 효과가 발생하는 지 분석했다.

1 차 조사와 2 차 조사의 연구 결과는 다음과 같다. 1 차 조사 결과, 틱톡 사용자는 추천 페이지에 제안되는 영상의 추천 원인으로 자신의 이전 행동의 영향을 강하게 믿고 있었다. 틱톡 사용자는 고도로 개인화된 추천, 예측 불가능한 추천의 재미에 대해 동시에 기대하고 있음을 발견했다. 또한, 추천 알고리즘 상호작용 시 겪는 어려움으로 비슷한 내용의 추천이 반복되거나 관심없는 주제를 추천에서 배제하고 싶을 때 참여자들이 추천을 어떻게 통제해야 할 지 파악하기 힘들었고, 조정하기 어려워하는 것을 관찰했다.

In-situ 환경에서 틱톡 추천 페이지 시청 행동을 관찰하는 목적의 2 차 조사 결과, 명시적 피드백 행동을 낮은 빈도로 사용하는 양상을 확인했다. 또한, 연구 참여자들이 사용한 명시적 피드백의 92%는 좋아요 행동이었고 이는 틱톡 추천 페이지에서의 상호작용 행동 관행에 대한 선행 연구와 상반되는 결과이다. 특히, 선행 연구에서 틱톡 사용자의 주요한 길들이기 전략 행동으로 언급된 팔로우 행동은 참여자의 60%가 한 번도 사용하지 않을 정도로 그 사용 빈도가 낮았다. 명시적 피드백 중 좋아요 행동, 암묵적 피드백 중 스킵 행동과 끝까지 보기 행동의 분포에서 길들이기 효과를 관찰할 수 있었다. 이는 특정한 시청 행동 방식에 따라 사용자가 세션의 추천 결과에 대해 만족하는 수준이 유의미하게 달라진다는 것을 시사한다. 특정 시청 행동은 길들이기 효과와 유의미한 상관 관계를 형성한다.

연구 결과를 토대로, 본 연구는 숏폼 영상 추천 시스템에서 사용자가 추천에 개입하고 선호를 표현할 수 있는 피드백 행동 인터페이스 디자인에 대해 네 가지 제언을 하고자 한다. 첫째, ‘좋아요’ 이외의 명시적 피드백은 최소화한다. 둘째, ‘싫어요’는 필요하지 않다. 셋째, 비슷한 내용이 반복적으로 추천되는 상황을 전환할 수 있는

‘새로고침’ 피드백이 필요하다. 넷째, 시청 중인 세션의 지속 시간에 따라 선택적인 피드백 행동을 제안한다.

본 연구에서는 추천 콘텐츠를 소비하면서 발생하는 추천 알고리즘 피드백 행동의 길들이기 효과를 살펴보았다. 그 결과, 사용자가 자각하지 못하는 미시적인 시청 행동 중 일부 행동이 추천 결과에 대한 만족도와 유의미한 상관 관계를 성립한다는 것을 밝혔고, 길들이기 효과를 검증함으로써 알고리즘 경험 조사의 새로운 접근을 제시했다. 또한, 사용자가 추천 시스템과 상호작용하는 순간의 생생한 인식을 포착하기 위해 간단한 실험 도구로 ESM 설문조사를 진행하는 연구 방법을 제시한 점, 숏폼 영상 추천 시스템에서의 사용자 피드백 인터페이스 디자인을 제안했다는 점에서 의의를 갖는다.

주요어 : 추천 알고리즘 경험, 숏폼 추천 시스템, 틱톡 알고리즘, 사용자 피드백, 사용자 행동 분석, 길들이기 효과

학 번 : 2020-21791

목 차

제 1 장 서론.....	1
제 1 절 연구의 배경 및 목적	1
제 2 장 관련 연구 및 이론적 배경	5
제 1 절 추천 시스템에서의 사용자 행동.....	5
제 2 절 틱톡 추천 알고리즘 경험, 길들이기 행동인가 효과인가	9
제 3 절 추천 알고리즘에 대한 피드백 인터페이스.....	15
제 3 장 연구 문제	18
제 1 절 연구 문제.....	18
제 2 절 측정을 위한 개념 정의	20
제 4 장 연구 방법	22
제 1 절 1차 조사 : 틱톡 추천 알고리즘 경험 인터뷰	23
제 2 절 2차 조사 : 틱톡 추천 페이지 시청 행동 in-situ 조사	26
제 5 장 연구 결과	38
제 1 절 틱톡 추천 알고리즘에 대한 이해와 기대	38
제 2 절 틱톡 추천 페이지 시청 행동	47
제 3 절 틱톡 시청 행동의 길들이기 효과	51
제 6 장 연구 논의	66
제 1 절 연구 논의.....	66
제 2 절 디자인 제언.....	72
제 7 장 결론 및 의의	77
제 1 절 연구 요약.....	77
제 2 절 연구 한계.....	79
제 3 절 연구 의의.....	80
참고문헌.....	81
Abstract.....	87

표 목차

[표 1] 콘텐츠 추천 시스템에서의 사용자 행동 유형	6
[표 2] 틱톡 추천 페이지 사용자 피드백 행동 분류 체계	21
[표 3] 1 차 조사 참여자의 인구통계학적 정보와 틱톡 사용 기간/빈도.....	23
[표 4] 2 차 조사 참여자의 인구통계학적 정보와 틱톡 사용 기간/빈도.....	28
[표 5] ESM 설문조사 질문	33
[표 6] 틱톡 추천 알고리즘에 대한 사용자의 이해 분석 결과	39
[표 7] 틱톡 추천 알고리즘에 대한 기대와 상호작용의 어려움 분석 결과	43
[표 8] 전체 참여자의 틱톡 추천 페이지 시청 경향을 나타내는 기술 통계량.....	48
[표 9] 세션 단위로 관찰한 명시적 피드백 행동	49
[표 10] 명시적 피드백 행동 누적 횟수	49
[표 11] 명시적 피드백 유형에 따른 평균 사용 횟수와 표준편차	50
[표 12] 각 시청 세션의 암묵적 피드백 유형에 따른 평균과 표준편차.....	51
[표 13] 명시적 피드백의 행동 요소	52
[표 14] 암묵적 피드백의 행동 요소	59
[표 15] 길들이기 효과 검증 결과를 요약한 표	64

그림 목차

[그림 1] 틱톡 앱 실행 시 디폴트로 재생되는 추천 페이지의 인터페이스	2
[그림 2] 연구의 진행 과정과 연구 방법	22
[그림 3] 인터뷰 분석에 활용한 User Belief Framework	26
[그림 4] 틱톡 시청 행동 in-situ 조사의 진행 과정에 따른 연구자, 참여자의 역할	30
[그림 5] 조사 참여자에게 전달한 가이드 문서의 예시	31
[그림 6] 앱 실행 시의 알림창	32
[그림 7] 앱 종료 시 실행되는 설문조사	32
[그림 8] 제출 후 연구자에게 전송되는 메시지 예시	32
[그림 9] 수집한 데이터 가공 절차	35
[그림 10] 전처리한 시청 로그 데이터 예시	35
[그림 11] 수집한 ESM 설문조사 데이터 예시	35
[그림 12] 세션화한 데이터 예시	36
[그림 13] 전체 참여자의 명시적 피드백 행동 수	50
[그림 14] 좋아요 행동의 길들이기 효과 검증	53
[그림 15] 계정 팔로우 행동의 길들이기 효과 검증	54
[그림 16] 계정 차단하기 행동의 길들이기 효과 검증	55
[그림 17] 즐겨찾기 행동의 길들이기 효과 검증	56
[그림 18] 댓글 쓰기 행동의 길들이기 효과 검증	57
[그림 19] 공유하기 행동의 길들이기 효과 검증	58
[그림 20] 오랫동안 보기 행동의 길들이기 효과 검증	60
[그림 21] 세션 지속시간 1080 초 이내일 때의 길들이기 효과 검증	61
[그림 22] 영상 스킵하기 행동의 길들이기 효과 검증	62
[그림 23] 영상 길게 보기 행동의 길들이기 효과 검증	63
[그림 24] 영상 끝까지 보기 행동의 길들이기 효과 검증	64
[그림 25] 세션 추천 결과가 불만족스러웠던 이유	74
[그림 26] 18 분 이상 시청한 세션의 불만족 이유	76

제 1 장 서 론

제 1 절 연구의 배경 및 목적

알고리즘 추천 시스템은 다양한 영역에서 사용자의 의사 결정을 돕기 위해 특정 정보를 선별하고 제외해주며, 어떤 것이 더 적절한지 판단해 제안한다 [5]. 영상 · 음악 등의 콘텐츠 추천, 쇼핑 서비스의 상품 추천 등의 예시에서 볼 수 있듯이 우리가 온라인 상의 어떤 정보와 콘텐츠를 접하는 지에 대해 추천 알고리즘의 역할은 일상화되었고, 중요해졌다. 사용자는 추천된 정보를 탐색하고 소비하는 과정에서 알고리즘과 상호작용하며 추천 알고리즘에 대한 특정한 이해를 갖게 되고, 이를 Alvarado et al. [4]은 알고리즘 경험”(Algorithmic Experience)이라 정의했다. 알고리즘 경험은 시스템 사용 시의 사용자 행동과 관행을 형성하는데 큰 영향을 끼친다 [10].

일반적으로 콘텐츠 추천 알고리즘의 작동 과정에 개입할 수 있는 사용자의 행동은 시스템 사용 시 자연스럽게 발생하는 페이지 체류 시간, 클릭, 스크롤 등의 암묵적인 피드백부터 추천 항목에 대한 별점 평가, 검색어/해시태그 지정과 같은 명시적인 피드백 행동까지 다양하다. 추천 알고리즘은 이와 같은 행동 데이터에서 사용자의 선호와 사용 맥락을 추론한다. 예를 들어, 음악 추천 시스템은 사용자가 어떤 음악을 어느 정도의 시간동안 들었는 지, 어떤 음악에 좋아요/싫어요를 누르며 어떤 플레이리스트를 만들었는지 수집한다 [21].

영상 추천 시스템은 콘텐츠 이용 시간이 긴 특성 때문에 콘텐츠를 소비하는 과정에서 발생하는 암묵적인 행동 데이터가 더욱 풍부하게 수집된다. 영상 콘텐츠 추천 시스템 넷플릭스는 사용자가 각 콘텐츠를

어디서부터 어디까지 시청했고, 언제 시청을 멈추며 뒤로 돌려보는 지, 어떤 기기를 통해 시청하는 지, 언제 일시정지를 하고 얼마만큼의 시간 후 다시 콘텐츠를 시청하는 지, 좋아요를 어떤 콘텐츠에서 클릭하는 지 등의 사용 데이터를 수집한다 [41]. 영상 추천 시스템 유튜브 역시 추천을 위해 수집하는 데이터로 1)콘텐츠 속성 데이터(제목, 설명, 조회수 등의 메타 데이터)와 2)사용자 행동 데이터가 있다고 밝혔다. 사용자 행동 데이터의 예시로는 구독과 좋아요 같은 명시적인 평가 행동, 시청을 선택하는 클릭, 특정 영상의 시청 시간과 같은 암묵적인 영상 시청 행동을 언급했다 [13].

틱톡(Tiktok)은 대표적인 숏폼 영상 추천 시스템이다. 틱톡에서 소비되는 전체 영상 콘텐츠 중 검색, 구독 페이지와 구별되는 개인화된 추천 페이지(FYP : For You Page)에서의 영상 소비가 큰 비중을 차지할 정도로 시스템 사용 경험에 추천의 영향력이 크다 [8]. 틱톡 개인화 추천 페이지에서 사용자는 추천되는 영상을 보거나, 보지 않고 다음 영상으로 넘어가거나, 끝까지 보거나, 좋아요, 팔로우를 클릭하는 행동을 할 수 있고 이는 다른 영상 추천 시스템에서의 상호작용과 유사하다.



그림 1 틱톡 앱 실행 시 디폴트로 재생되는 추천 페이지 (FYP : For You Page)의 인터페이스

그러나, 틱톡 추천 알고리즘과의 상호작용 경험은 다른 추천 시스템과는 다른 양상을 보인다. 사용자가 추천 스트림에 대한 추가적인 정보를 얻거나 스트림을 선택하는 과정 없이 앱 시작과 동시에 전체 화면으로 추천 영상이 제시되는 방식 [그림 1]은 사용자로 하여금 추천을 대체로 수용하고, 수동적인 시청 행태를 유도한다 [23]. 이와 같은 시청 행태는 틱톡 추천 알고리즘 경험의 세 가지 요소 - 1) 팔로우 기반이 아닌 즉각적인 사용자 행동에 높은 가중치를 두는 추천 알고리즘의 특성[17], 2) 몰입을 유도하고 다음 추천 항목을 예측할 수 없는 인터페이스의 특성[40], 3) 중독성이 큰 숏폼 영상 콘텐츠의 특성[39]을 통해 강화되고, 다른 추천 시스템의 경험과 구별되는 알고리즘 경험을 형성한다. 따라서, 틱톡 알고리즘 경험을 구성하는 사용자의 인식과 행동을 실증적으로 조사할 필요가 있다.

틱톡 알고리즘 경험에서 사용자가 추천 알고리즘에 대해 피드백할 수 있는 인터페이스는 어떻게 디자인되어야 하는가? 추천 시스템 사용자 경험 관련 연구에서는 추천 결과를 개선하기 위해 알고리즘을 자신의 취향대로 길들이는(tailoring [29]) 조작 행동을 정의하였고, 선호 표현의 구체성 정도, 알고리즘 작동에 개입하는 정도에 따라 사용 행동을 분류했다 [20]. 그리고 사용자가 더 높은 수준으로 알고리즘 작동을 통제할 필요성을 주장하며 적극적으로 개입할 수 있는 피드백 인터페이스 디자인을 제안하고 검증하는 연구를 진행해왔다. 그러나 추천 시스템을 사용하는 과정에서 발생하는 모든 미시적인 행동은 추천 알고리즘에 대한 피드백으로 기능하기 때문에 어떠한 사용 행동에 대해 사용자가 추천을 길들이려는 의도와 단순히 시스템을 사용하는 의도를 구분할 수 없다. 그러므로 선행 연구와 같이 사용자의 의도에 따라 피드백 인터페이스를 고안하는 접근은 적절하지 않다.

본 연구는 추천 항목을 소비하는 과정에서 사용 행동의 결과로 자신이 원하는 것을 알고리즘이 잘 추천해주는 지에 대한 인식, ‘길들이기 효과’를 경험한다는 점에 주목한다. 특히, 틱톡 추천 페이지와 같이 주어진 추천 항목을 수동적으로 소비하기 쉬운 환경에서는 암묵적인 시청 행동 위주로 피드백이 발생하기 때문에 사용자는 어떤 행동이 추천에 영향을 미치는 지 파악하기 어렵다. 사용자는 길들이기 효과만 판단할 수 있고, 이를 토대로 이후의 시청 행동을 수행하고 궁극적으로, 앱의 지속적 사용과 중단을 결정한다 [30].

이 연구는 1) 사용자가 틱톡 추천 알고리즘에 대해 어떻게 이해하며 어떤 행동을 통해 추천 영상을 시청하는 지 조사하고 2) 사용자가 추천 결과에 대해 인식한 길들이기 효과를 토대로 사용자 피드백 인터페이스 디자인을 탐구하는 탐색적 연구이다. 따라서, 다음과 같은 연구 목적을 가지고 실증적 데이터 및 정성적 방법으로 틱톡 추천 알고리즘에 대한 이해, 행동, 행동의 효과에 대해 알아본다.

첫째, 틱톡 추천 알고리즘의 작동에 대해 사용자의 이해와 기대를 파악한다.

둘째, 틱톡 시청 행동의 양상과 각 행동 요소의 길들이기 효과를 분석한다.

셋째, 시청 행동과 효과를 토대로 숏폼 영상 추천 시스템에서의 새로운 사용자 피드백 인터페이스 디자인을 제안한다.

제 2 장 관련 연구 및 이론적 배경

본 장에서는 주제와 관련된 선행 연구들에 대해 서술한다. 제 1 절에서는 추천 시스템에서의 사용자 행동을 유형화하고, 각 행동 유형의 관련 개념을 서술한다.

제 2 절에서는 틱톡 추천 알고리즘의 작동 원리를 정리하고, 틱톡 추천 알고리즘에 대한 사용자의 인식과 길들이기 행동을 조사한 선행 연구를 살펴본다. 그리고 틱톡에서의 추천 결과 피드백 행동이 과연 길들이기 행동으로서 기능할 수 있는 지에 대한 문제를 제기하고자 한다.

그리고 제 3 절에서는 추천 시스템을 이용하는 사용자 경험 측면에서 다양한 수준의 길들이기 행동을 수행할 수 있는 인터페이스 상의 가능성(Controllability)과 이를 고려한 사용자 피드백 인터페이스 디자인 관련 연구의 논의와 한계를 짚어본다.

제 1 절 추천 시스템에서의 사용자 행동

소셜 미디어의 뉴스피드, 음악이나 영상 콘텐츠 추천, 뉴스 추천, 쇼핑 상품까지 추천 시스템은 일상의 다양한 영역에서 사용자의 의사 결정을 돕기 위해 특정 정보를 선별하고 제외해주며, 어떤 것이 더 적절한 지 판단해 사용자에게 추천 항목을 제안한다. 제안한 추천 항목에 대한 사용자의 직/간접적인 모든 행동은 알고리즘에 입력되어 이후의 개인화된 추천 결과를 출력하는 피드백 루프를 형성한다 [22]. Alvarado et al. [4]은 추천 시스템에서 사용자가 콘텐츠를 탐색하고, 소비하는 모든 과정에서 추천 알고리즘과의 상호작용이 발생하며 이를 “알고리즘 경험”(Algorithmic Experience)이라 정의했다.

시스템 사용 과정에서 추천 알고리즘의 작동에 반영되는 사용자의 행동은 추천 항목을 탐색하는 과정에서 기록되는 페이지 체류 시간,

클릭, 스크롤, 검색 등의 간접적인 행동부터 별점 평가와 같이 추천 항목에 대한 직접적인 평가 행동이 있고, 추천 알고리즘은 이와 같은 행동 데이터에서 사용자의 선호와 맥락을 추론한다. 예를 들어, 일반적인 음악 추천 시스템은 사용자가 어떤 음악을 어느 정도의 시간동안 들었는 지, 어떤 음악에 좋아요/싫어요를 누르며 어떤 플레이리스트를 만들고 검색했는지 수집한다 [21]. 영상 추천 시스템 유튜브 역시 추천을 위해 수집하는 사용자 행동 데이터의 예시로 구독과 좋아요 같은 명시적인 평가 행동, 그리고 시청을 선택하는 클릭, 특정 영상을 얼마나 시청했는지와 같은 암묵적인 영상 시청 행동을 언급했다[13].

사용자 행동	추천 콘텐츠 소비	사용자 프로필 수정	추천 설정 조정				
특성	선호 표현의 구체성 낮음	선호 표현의 구체성 중간	선호 표현의 구체성 높음				
행동 요소 예시	<table border="1"> <tr> <td>명시적 피드백</td> <td> <ul style="list-style-type: none"> • 별점 평가 • 좋아요/싫어요 • 즐겨찾기 </td> </tr> <tr> <td>암묵적 피드백</td> <td> <ul style="list-style-type: none"> • Click / Scroll / Hover • 사용 시간과 빈도 • 사용 비율 </td> </tr> </table>	명시적 피드백	<ul style="list-style-type: none"> • 별점 평가 • 좋아요/싫어요 • 즐겨찾기 	암묵적 피드백	<ul style="list-style-type: none"> • Click / Scroll / Hover • 사용 시간과 빈도 • 사용 비율 	<ul style="list-style-type: none"> • 프로필 정보 등록 • 사용 기록 삭제 / 수정 • 플레이리스트 추가 • 계정 팔로우 / 차단 	<ul style="list-style-type: none"> • 특정 검색어나 해시태그 지정 • 추천 결과 정렬 방식 설정
명시적 피드백	<ul style="list-style-type: none"> • 별점 평가 • 좋아요/싫어요 • 즐겨찾기 						
암묵적 피드백	<ul style="list-style-type: none"> • Click / Scroll / Hover • 사용 시간과 빈도 • 사용 비율 						
유사 개념	<ul style="list-style-type: none"> • User Feedback [43] • User Engagement [37] • Passive Consumption [27] 	<ul style="list-style-type: none"> • User Intervention [21] • Algorithmic Profile Management [4] 	<ul style="list-style-type: none"> • Customization [36] • User Adjustment [22] • Teaching-Learning Interaction [28] 				

표 1. 콘텐츠 추천 시스템에서의 사용자 행동 유형

본 연구는 추천 시스템에서의 사용자 행동을 세 유형으로 분류했다. 아래의 표에 정리된 세 가지 추천 시스템 행동 유형은 Jannach et al. [20]가 알고리즘 작동에 개입하는 통제 수준에 따라 분류한 알고리즘 통제 (User Control) 행동 유형을 참조하여 정의하였다. 각 행동으로부터 선호가 표현되는 구체성 정도에 따라 추천 시스템에서의 사용자 행동을 분류했고, 각 유형에 따른 하위 행동 요소와 관련 연구의 유사 개념을 함께 정리했다 [표 1].

첫 번째 행동 유형은 추천된 콘텐츠를 탐색하고 소비하면서 자연스럽게 발생하는 사용 행동으로, 행동을 통해 표현되는 선호의 구체성이 가장 낮은 행동 요소들로 구성된다. 하위 행동 요소는 명시적 피드백과 암묵적 피드백으로 구분된다. 명시적 피드백은 사용자가 추천 항목에 대해 직접적으로 평가할 수 있는 피드백을 말하며, 예를 들어 별점 평가, 좋아요/싫어요, 즐겨찾기에 추가 기능이 있다. 암묵적 피드백은 시스템 상에서 사용자가 어떤 항목을 클릭하거나 스크롤 했는지, 특정 항목을 얼마나 오랜 시간 이용했는지 등의 행동 흔적에 의거해 간접적으로 사용자의 선호를 추론하는 피드백이다 [26]. 이러한 상호작용은 사용자가 원하는 결과가 어떤 것인지 시스템에게 명시할 필요가 없어 사용자에게 요구되는 전문 지식이나 인지적 노력이 거의 없다는 장점이 있다 [34]. 해당 유형은 사용자 피드백[43], 사용자 참여[37], 수동적인 콘텐츠 소비 행동[27]과 유사한 개념이다.

두 번째 행동 유형은 사용자가 시스템 상의 프로필 정보를 수정하고, 추가하는 행동을 의미한다. 예를 들어, 프로필에 사용자 정보를 추가하거나 사용 기록에서 특정 항목만 삭제하는 것, 시스템이 수집할 수 있는 데이터 항목을 지정하는 것, 선호하는 항목을 자신만의 플레이리스트로 구성하는 것, 팔로우 혹은 차단하는 계정을 추가하는 것이 있다. 사용자가 이후의 추천에 반영될 수 있는 자신의 정보를 직접

추가하고 설정한다는 측면에서 사용자 개입 [21], 알고리즘 프로필 관리 [4] 개념과 유사하다.

세 번째 행동 유형은 추천과 관련된 시스템의 설정을 조정하는 행동이다. 예를 들어 사용자가 특정 내용 범주나 구체적인 검색어, 해시태그를 지정하는 행동, 추천 결과의 정렬 방식을 지정하는 행동이 있다. 이는 Nielson[36]이 제시한 사용자 주도의 맞춤화(customization), Kim et al. 2021[28]이 제안한 새로운 개념 Teaching-Learning 상호작용과 유사하다. Kim et al. [28]은 사용자의 암묵적인 니즈를 이전 행동과 연관된 구체적인 쿼리로서 입력하여 추천 과정에 대한 통제감을 증진시킬 수 있는 Teaching-Learning 상호작용 인터페이스를 제안했다.

본 연구가 주목하는 틱톡의 추천 페이지 (For You Page)에서의 행동은 추천 결과에 대응하는 명시적, 암묵적 피드백, 다른 사용자 팔로우/차단 행동이 포함된다. 틱톡에서 벌어지는 모든 피드백 행동은 첫 번째 사용자 행동 유형에 속한다. 이는 제안된 추천 영상을 시청하면서 자연스럽게 발생하는 피드백이며, 시청 행동이라 할 수 있다. Jannach et al.[20]가 정의한 행동 유형에 속하는 모든 하위 행동은 사용자가 알고리즘을 통제하고 길들이려는 의도를 전제하고 있다. 그러나 추천 시스템을 사용하는 과정에서 발생하는 모든 미시적인 행동은 추천 알고리즘에 대한 피드백으로 기능하기 때문에 어떠한 사용 행동에 대해 사용자가 추천을 길들이려는 의도와 단순히 시스템을 사용하는 의도를 구분할 수 없다. 그러므로 사용자의 통제 의도에 따라 사용 행동을 분류하는 선행 연구의 접근은 적절하지 않다. 본 연구는 사용자의 통제 의도와 무관한 모든 사용 행동의 분포에 따라 사용자의 인식 상 어떤 효과가 나타나는 지를 살펴보는 새로운 접근으로 알고리즘을 탐구한다는 점에서 관련 연구와 차별성을 갖는다.

제 2 절 틱톡 추천 알고리즘 경험, 길들이기 행동인가 효과인가

2 절에서는 틱톡 추천 알고리즘의 작동 원리를 서술한 후, 다른 추천 시스템과 차별화되는 틱톡 알고리즘 경험의 요소를 정리하였다. 그리고 틱톡 추천 알고리즘에 대한 사용자의 인식과 상호작용 행동 전략을 조사한 선행 연구를 살펴본 후, 틱톡 추천 영상을 시청하는 행동이 과연 길들이기 행동으로서 기능할 수 있는 지에 대한 문제를 제기하고자 한다.

2.1. 틱톡 추천 알고리즘의 작동 원리

틱톡의 개인화 추천 페이지 (FYP : For You Page)에서 숏폼 영상을 추천하는 알고리즘의 작동 원리는 틱톡 공식 홈페이지에 <How TikTok recommends videos #ForYou>^① 라는 제목의 게시물에서 소개하고 있다.

틱톡 계정을 처음 시작하면 관심사 카테고리를 선택할 수 있다. 사용자가 자신의 관심사 키워드를 선택한다면 그와 연관된 영상들로 첫 추천 페이지가 구성되고, 관심사 키워드를 선택하지 않는다면 인기 있는 영상 위주로 구성된 공통적인 추천 페이지가 제공된다. 추천 페이지에서의 시청이 시작되면 이후의 추천은 사용자의 시청 행동에서 선호를 추론해 진행된다.

틱톡 알고리즘의 추천에 반영하는 요소는 크게 아래의 세 가지 - 사용자의 행동 데이터, 영상의 정보를 나타내는 메타 데이터, 사용

① <How TikTok recommends videos #ForYou> 2020.01.19
<https://newsroom.tiktok.com/en-us/how-tiktok-recommends-videos-for-you>

장치와 계정 정보 데이터이다. 세 요소의 데이터가 반영되어 영상의 순위가 결정되고, 추천된다. 틱톡은 세 번째 요소인 사용 장치와 계정 정보 데이터가 세 요소 중 가장 낮은 가중치로 추천 알고리즘에 반영된다고 밝혔다.

1. **사용자의 행동 데이터** : 영상 좋아요/공유, 계정 팔로우, 댓글 작성, 영상 업로드 등
2. **영상의 정보** : 자막, 배경 음악, 해시태그 등
3. **사용 장치와 계정 정보** : 언어, 국가, 디바이스 유형 등.

2.2. 틱톡 추천 알고리즘 경험 요소

틱톡 추천 알고리즘 경험의 세 가지 경험 요소 - 추천 페이지 인터페이스의 특성, 추천 알고리즘의 특성, 숏폼 콘텐츠의 특성-에 의해 차별적인 경험이 형성된다. 각 특성을 아래에서 자세히 서술한다.

틱톡 추천 페이지 인터페이스의 특성

틱톡의 인터페이스는 몰입을 유도하며, 능동적으로 다음 추천 항목을 예측하거나, 탐색하거나, 선택하는 과정을 요구하지 않는다. [그림 1]과 같이 한 번에 하나의 추천 영상만 세로형 전체 화면으로 보여지고 다음 추천 영상이나 전체 추천 스트림에 대한 정보는 모두 가려진 채 끝없이 이어지는 영상 스트림이 자동으로 재생된다 [40]. 새로운 추천을 원할 시, 특정 정보를 통해 내용을 파악하거나 고를 필요 없이 스크롤만 하면 된다. 따라서, 영상을 시청하는 행동이 추천 항목 탐색 행동이자 추천 결과에 대한 피드백 행동이 되고 사용자의 인지적 부담은 최소화된다 [30].

틱톡 추천 알고리즘의 특성

틱톡의 추천 알고리즘은 페이스북, 인스타그램과 같은 소셜 미디어 서비스나 타 숏폼 영상 서비스인 유튜브 쇼츠 및 인스타그램 릴스와는 달리 팔로우하는 계정의 콘텐츠를 기반으로 추천 영상을 생성하지 않는다 [17]. 영상 시청 시간, 좋아요, 댓글 달기, 공유와 같은 사용자 피드백을 기반으로 영상 콘텐츠 선호도가 측정되고, 즉각적으로 추천에 반영된다 [7]. 또한, 많은 연구에서 틱톡 추천 알고리즘의 즉각성과 추천 정확도를 “공격적인 알고리즘”이라 표현한다 [30 33 39]. 사용자들은 추천 영상을 시청하기만 해도 빠르고 정확하게 추천 내용이 자신의 관심사 위주로 좁혀가는 것을 체감한다 [33].

숏폼 콘텐츠의 특성

틱톡, 유튜브 쇼츠, 인스타 릴스로 대표되는 숏폼 영상 추천 시스템에서 제공하는 영상 콘텐츠는 15 초에서 3 분 이내의 짧은 영상으로, 빠르고 쉽게 소비할 수 있는 흥미 위주의 내용이다 [2]. 주로 내용과 편집 방식 측면에서 시청각을 자극하여 주의를 집중시키는 성격을 띠기 때문에 중독성이 높고, 즉흥적인 시청 행태를 유도한다 [39].

2.3. 틱톡 추천 알고리즘 경험

알고리즘 경험 관련 연구는 페이스북[9], 트위터[14]와 같은 소셜 미디어 플랫폼 뉴스피드의 추천 알고리즘에 대한 사용자의 믿음과 행동 관행을 조사하는 선행 연구에서 시작되었고, 최근 유튜브[5 27]와 넷플릭스[41]와 같은 영상 추천 서비스의 추천 알고리즘 경험을 조사하는 연구들이 활발히 진행되어왔다. 최근 급격히 사용자가

증가하고 있는 숏폼 영상 추천 서비스, 대표적으로 틱톡 서비스의 추천 알고리즘에 대한 사용자의 인식과 행동 연구는 아직 부족한 실정이다 [24].

틱톡 사용자의 추천 알고리즘 경험을 조사한 선행 연구들은 틱톡 사용자가 주도적으로 자신의 선호와 취향으로 알고리즘을 길들이는 과정을 앱 사용에 필수적인 과정으로 인식하고 있고, 그 과정을 통해 알고리즘을 길들일 수 있는 각자의 행동 전략을 터득하여 실행한다고 주장하며 이를 “알고리즘 학습시키기(Training)” 행위라고 분석했다 [23 39].

Siles et al. [39]의 연구는 틱톡 사용자 25 명의 심층 인터뷰를 통해 인터뷰 참여자가 틱톡의 개인화 추천 알고리즘을 어떻게 인식하고 있고, 어떻게 추천에 대응하는 지 탐구했다. 연구 결과에 따르면, 틱톡 사용자는 적극적으로 자신의 선호와 비선호를 표현하려 하고, 틱톡에서 제공하는 여러 가지 피드백을 실험해보는 시행착오를 거치며 길들이기에 효과적인 피드백을 파악한다. 저자는 이와 같은 상호작용이 누적되면서 사용자와 추천 알고리즘간의 관계는 중독의 형태를 띤 특별한 정서적 관계를 형성한다고 밝혔다. 사용자가 추론한 효과적인 피드백의 예시로는 추천 항목의 시청 시간과 시청 횟수와 같은 암묵적 피드백, 좋아요 기능, 팔로우 기능과 같은 명시적 피드백이 언급되었다. 사용자는 추천 알고리즘의 성능을 추천의 정확도와 추천 내용을 좁혀가는 속도 측면에서 공격적이라고 표현할 정도로 강력하게 인식하고 있지만, 동시에 자신의 ‘좋아요’ 로 추천 결과를 더욱 미세하게 조정할 수 있다고 믿고 있다.

Kang et al. [23]의 연구는 25 명의 틱톡 사용자를 심층 인터뷰하여 틱톡의 인공지능 알고리즘과 사용자가 어떻게 상호작용 하고 있는지를

세 가지 측면 - 콘텐츠 소비, 콘텐츠 생산, 온라인 네트워킹-에서 탐구했다. 연구 결과, 일부 사용자는 틱톡 알고리즘의 추천을 적극적으로 조정하려 하고, 그 추천 원리를 이해하려 애써서 ‘신중히 팔로우하기’, ‘최대한 빠르게 다음 영상으로 넘기기’, ‘영상 오래 보기’와 같은 전략으로 추천 결과를 조정하려 했으며, 이는 앞에서 언급한 Siles et al. [39]의 연구 결과와 유사하다. 반면에, 모든 연구 대상에게서 확인할 수 있었던 주요한 추천 콘텐츠 소비 경향은 어떤 영상을 시청할 지에 있어 알고리즘 추천에 상당히 의존하며 추천을 대체로 수용하는 것이었다. 끝없이 추천되는 영상 스트림을 시청하거나, 혹은 다음 영상으로 스크롤하는 선택만 반복하며 수동적으로 피드백하는 상호작용 양상을 관찰했다.

2.4. 틱톡 추천 알고리즘 경험, 길들이기 행동인가 효과인가

틱톡의 개인화 추천 페이지에서 사용자가 추천 결과에 대해 피드백할 수 있는 행동은 크게 암묵적 피드백과 명시적 피드백으로 나뉜다. 암묵적 피드백에는 사용 시간, 한 영상의 시청 시간, 한 영상의 시청 비율, 영상 스킵(스크롤)이 있고 명시적 피드백에는 좋아요, 즐겨찾기에 추가, 계정 팔로우, 댓글 달기, 공유하기가 있다 [6]. 이는 제 1 절에서 정의한 사용자 행동 유형 중 선호 표현의 구체성이 가장 낮은 추천 콘텐츠 소비 행동에 속한다. 앞서 살펴본 바와 같이 틱톡 추천 페이지 인터페이스의 특성 상 추천 결과에 대한 모든 피드백 행동은 추천된 영상을 단순히 시청하는 행동과 동시에 벌어지고, 길들이기 행동과 시청 행동은 구별되지 않는다. 특히 시청 시간과 관련된 암묵적인 피드백은 사용자 의식 밖의 미시적인 행동이기 때문이다 [12].

추천에 대한 피드백이 알고리즘 작동을 통제하려는 의도가 반영된 길들이기 행동으로 기능할 수 없는 상호작용 구조에서는 사용자가 어떤

행동이 추천 결과에 영향을 미치는 지 파악하기 어렵고, 길들이기 행동의 필요와 효용감을 인식하기 어렵다. 사용자 자신이 원하는 것을 잘 추천해주는 지, 길들이기의 효과만 판단할 뿐이다.

본 연구는 틱톡을 사용하는 자연스러운 시청 과정에서 알고리즘을 길들이려는 의도와는 별개로 추천 결과에 자신의 선호가 반영된 ‘길들이기 효과’를 경험한다는 점에 주목한다. 사용자는 추천 결과가 길들여졌다고 느끼는 정도, 즉 길들이기 효과에 의거해 이후의 시청 행동을 수행하고 궁극적으로, 앱의 지속적 사용과 중단을 결정한다 [30]. 따라서, 틱톡 추천 알고리즘 경험을 심층적으로 이해하기 위해서는 알고리즘과의 상호작용에서 발생한 행동을 실증적으로 관찰하고, 이에 더해 각 행동 요소에 따른 길들이기 효과에 대한 검토가 우선적으로 진행되어야 한다.

틱톡 추천 시스템에서 사용자는 길들이기 행동이 아닌 ‘길들이기 효과’만을 인식한다는 관점에서 본 절에서 정리한 틱톡의 추천 알고리즘 경험 관련 연구들은 세 가지 한계를 가진다. 첫째, 적극적으로 틱톡 알고리즘을 길들이는 사용자의 관행과 경험과 주목해 틱톡 사용자의 주도성을 전제하고 다수 사용자의 전반적인 시청 행태를 관찰하지 못했다.

둘째, 추천 피드백 행동과 그로 인한 길들이기 효과, 즉 사용자의 여러 행동이 반영된 추천 결과에 대한 사용자 측면의 평가를 함께 고려하지 않고 추천에 개입할 수 있는 피드백과 인터페이스에 대해 제안했다.

셋째, 질적 방법론인 인터뷰를 통해 연구를 진행해 인터뷰 참여자의 기억에 의존한 종합적인 행동 관행과 인식을 수집하였고, 실제 사용

상에 나타난 미시적인 시청 행동을 관찰하지 않았다. 추천 시스템에서 발생하는 암묵적, 명시적 피드백은 사용자 자신도 잘 인지하지 못하는 미시적인 연속 사용 행동이기 때문에 초 단위의 행동 로그 데이터가 효과적인 관찰 도구가 될 수 있다.

제 3 절 추천 알고리즘에 대한 피드백 인터페이스

제 3 절에서는 추천 시스템을 이용하는 사용자 경험 측면에서 다양한 피드백 행동을 수행할 수 있는 시스템 인터페이스 상의 가능성(Controllability), 그리고 이를 고려한 사용자 피드백 인터페이스 디자인 관련 연구의 논의를 짚어보고, 한계를 검토한다.

선행 연구는 추천 시스템에서의 사용자 피드백 행동이 알고리즘의 성능 측면과 사용자 경험 측면 모두에 있어 중요하다고 주장한다. 우선, 알고리즘의 성능 측면에서 사용자가 시스템에 제공하는 피드백은 맥락적이고 가변적인 사용자 선호를 반영해 추천 시스템의 한계를 보완하기에 추천 정확도 향상을 목표로 하는 연구에서 중요하게 고려되는 요소이다 [18].

사용자 경험 측면에서, 관련 연구들은 추천 시스템에서 허용하는 피드백 행동 인터페이스에 따라 사용 만족도, 시스템에 대한 신뢰감, 추천 결과 수용도 등의 척도를 측정했고, 사용자 경험에 어떤 유의미한 영향이 있는지 검증했다. 그 결과, 추천의 성능이나 정확도보다 각 피드백 행동의 알고리즘 통제 수준이 높을수록 사용자가 인지한 추천의 질, 사용 만족도, 신뢰감, 추천 수용도가 향상되었다 [21 31 35]. 이에 더해, Konstan et al. [31]의 연구는 추천 시스템 사용자가 자신의 피드백이 추천 결과를 어떻게 변화시킬 지 예측하지 못하기에 추천

결과가 덜 정확해질 위험을 감수하면서도, 필수적이지 않은 피드백 행동으로 추천 결과를 조정하고 싶어한다고 밝혔다.

이와 같이 관련 연구들은 사용자 피드백 너머에 사용자가 추천 알고리즘을 길들이려는 강력한 의도를 전제하고 이를 도울 수 있는 인터페이스의 필요성을 강조하는 기초를 이어간다. 특히 Kim et al. [28]의 연구는 상호작용에서 사용자 통제감과 주도성의 중요성을 강조하였다. 페이스북, 유튜브와 같은 일상적인 지능형 추천 시스템의 알고리즘 추천 과정에서 좋아요 / 싫어요 피드백과 같이 사용자가 선호를 구체적으로 표현할 수 없는 상호작용만으로는 사용자가 개인화 서비스를 주도적으로 활용할 수 없고, 시스템에 의해 사용자가 어떤 정보와 콘텐츠를 선택할 지 조종당할 수 있다는 당위적인 주장을 펼쳤다. 해당 연구 역시 추천 시스템을 사용하는 사용자에게는 알고리즘을 통제하고 싶은 “자연적 욕구”가 있다고 설명하며, 모든 피드백 행동에 대해 사용자의 길들이기 의도를 전제하고 있다.

그러나, 추천 시스템 인터페이스 측면에서의 사용자의 통제 가능성을 강조하는 기존 연구들은 두 가지 한계점을 지닌다.

첫째, 피드백에 요구되는 사용자의 인지적 부담을 고려하지 않는다. 사용자가 수행해야 하는 행동이 복잡하고, 요구하는 표현의 구체성이 높아질수록 사용자에게 인지적 노력과 시스템에 대한 숙련도가 요구되기 때문에 피드백 행동에 대한 과도한 유도는 오히려 부정적인 사용자 경험으로 이어질 수 있다 [34].

둘째, 사용자가 추천 알고리즘에 개입하는 결과로 이어지는 모든 행동이 알고리즘을 길들이려는 의도를 수반한다고 판단할 수 없다. 추천 알고리즘에 가하는 통제 수준이 높은 행동이더라도 추천 항목의 특성,

사용자의 복합적인 상황, 의식밖의 단순 반응이 포함되어 있기 때문에 [42] 길들이기를 필요로 하지 않았을 수 있다. 따라서, 다양한 유형의 피드백 행동을 얼마나, 어떤 빈도로 수행하는 지 우선적인 이해가 필요하고, 그에 기반한 인터페이스가 디자인될 필요가 있다. 즉, 추천 시스템이 제공하는 콘텐츠와 인터페이스, 인터페이스가 허용하는 사용자 행동의 특성에 따른 인터페이스 디자인이 필요하다. 본 연구는 이와 같은 접근의 일환으로 추천 알고리즘 상호작용 행동과 각 행동의 분포에 따라 사용자 만족도로 측정되는 효과를 조사하고, 이에 의거해 새로운 추천 시스템 피드백 인터페이스 디자인을 제안한다는 점에서 사용자의 의도와 통제를 지원하는 선행연구의 디자인과 차별성을 갖는다.

제 3 장 연구 문제

제 1 절 연구 문제

이 연구는 틱톡 추천 알고리즘과의 상호작용에 대한 사용자의 인식과 상호작용 행동을 조사하고, 각 시청 행동양과 분포에 따라 사용자가 추천 결과에 만족을 느끼는 정도가 증가하는 양상을 보이는 지, 길들이기 효과를 밝히는 데에 목적이 있다. 나아가 시청 행동의 양상과 길들이기 효과를 토대로 사용자가 피드백할 수 있는 인터페이스 디자인은 어떠한지 하는 지 모색할 것이다. 이에 따라 다음과 같은 세 가지 연구 문제를 설정했다.

연구 문제 1. 추천 알고리즘 인식 : 사용자는 틱톡 추천 알고리즘을 어떻게 이해하고 있는가?

- 1.1. 사용자는 틱톡 추천 알고리즘의 추천 원리를 어떻게 이해하고 있는가?
- 1.2. 사용자는 틱톡 추천 알고리즘 상호작용에 대해 어떻게 기대하는가?

앞 장에서 살펴본 바와 같이, 검색, 구독 등 다른 경로보다 추천을 통한 콘텐츠 소비의 비중이 높은 틱톡에서는 추천 항목을 파악, 탐색, 선택하는 과정 없이 앱 시작과 함께 추천 영상 시청이 시작된다. 사용자는 영상의 시청과 동시에 추천 항목을 탐색하고 시청 행동의 결과가 즉각적으로 추천에 반영되는 독특한 알고리즘 경험이 구성된다. 따라서, <연구문제 1>에서는 사용자가 틱톡 추천 알고리즘의 추천 원리를 어떻게 이해하고 있으며, 추천 알고리즘과의 상호작용에 대한 어떠한 기대와 불편을 가지고 있는 지 파악하고자 한다. 이를 위해 진행된 1 차 인터뷰 조사에서 참여자들의 틱톡 계정 추천 페이지에

제공되는 추천 항목이 자신에게 추천 이유를 추론하게 하고, 수집한 이유를 알고리즘 경험 선행 연구의 프레임워크에 따라 질적 코딩해 유목화하였다. 또한, 참여자가 자신의 틱톡 계정을 실행하고 최근의 시청 행동을 재연하게 하였고, 그 과정에서 평소의 상호작용 관행과 기대를 묻는 인터뷰를 진행했다.

연구 문제 2. 추천 알고리즘 대응 행동 : 틱톡 추천 페이지의 영상을 시청하는 행동의 양상은 어떻게 나타나는가?

- 2.1. 틱톡 추천 페이지를 시청하는 동안 명시적 피드백은 어떻게 사용되었는가?
- 2.2. 틱톡 추천 페이지를 시청하는 동안 암묵적 피드백은 어떻게 사용되었는가?

<연구문제 2>에서는 <연구문제 1>에서 파악한 추천 알고리즘 인식을 토대로, 실제 틱톡 추천 시스템 상에서 추천 항목에 대응하는 시청 행동이 어떻게 나타나는 지 로그 데이터를 수집해 살펴본다. 틱톡에서의 시청 행동 요소를 암묵적 피드백과 명시적 피드백으로 분류하고, 각 범주 안에서 각각의 행동 요소 사용량의 빈도와 분포를 파악한다. 이를 위해 2 차 조사 참여자에게 연구자가 만든 새로운 틱톡 계정을 일상에서 7 일 간 사용하게 했으며, 해당 계정의 로그 데이터를 수집해 사용 세션을 단위로 각각의 시청 행동 양상을 분석하였다.

연구 문제 3. 사용자 행동의 길들이기 효과 : 틱톡 시청 행동에서 길들이기 효과가 나타나는가?

- 3.1. 명시적 피드백 행동에서 길들이기 효과가 나타나는가?
- 3.2. 암묵적 피드백 행동에서 길들이기 효과가 나타나는가?

<연구문제 3>에서는 <연구문제 2>에서 파악한 각 시청 행동 요소의 분포에 따라 본 연구의 길들이기 효과, 즉 추천 결과에 대한 만족도가

증가하는 양상이 나타나는 지 확인할 것이다. 이를 위해 2 차 조사에서 조사 참여자들이 7 일 간 새로운 틱톡 계정을 사용하는 기간 중 틱톡 앱을 종료할 때마다 방금 종료한 사용 세션에서 추천된 항목에 대한 만족도와 만족/불만족의 이유를 수집하는 설문 조사를 진행했다. 2 차 조사에서 수집한 세션 단위의 로그 데이터와 설문 응답 데이터를 통해 틱톡에서 수행하는 각 시청 행동 요소에 대한 길들이기 효과를 확인하고, 나아가 설문을 통해 수집한 만족/불만족의 이유를 코딩해 길들이기 효과에 대한 이유를 유추해본다.

제 2 절 측정을 위한 개념 정의

본 절에서는 연구 문제에 대한 결과 분석을 위해 사전에 정의되어야 할 개념들에 대해 정의를 진행한다.

1. 틱톡 시청과 피드백 행동

틱톡 앱 실행 시 디폴트로 실행되는 For You 추천 페이지의 추천 영상을 시청하는 행동은 곧 추천에 대한 선호를 피드백하는 행동이 되어 추천 알고리즘에 입력된다. 본 연구는 미시적인 틱톡 추천 페이지 시청 행동 데이터를 분석하기 위해서 틱톡 시청 행동의 분류 체계와 데이터 형태를 정의할 필요가 있다. 수집한 로그 데이터 전처리 과정을 거쳐 각각의 행동 요소의 사용량과 분포를 드러내는 세션 단위 데이터 형태로 가공했다 [표 2]. 틱톡 시청 행동 요소는 크게 암묵적 피드백과 명시적 피드백 두 범주 하에 분류될 수 있으며, 암묵적 피드백에는 오랫동안 보기, 영상 스킵하기, 영상 길게 보기, 영상 끝까지 보기 행동 요소가 있다. 사용자가 추천 항목에 대해 직접적인 형태로 선호를 표현하는 명시적 피드백에는 좋아요 하기, 팔로우 하기, 즐겨찾기 하기, 댓글 쓰기,

공유하기까지 총 다섯 가지의 행동 요소가 포함된다. 이는 <연구 문제 2>와 <연구 문제 3>에서 틱톡 시청 행동의 분석 체계가 된다.

	행동 요소	세션 데이터 형태	
암묵적 피드백	오랫동안 보기	세션 지속 시간	-
	영상 스킵하기	스킵한 영상의 비율	스킵한 영상 / 세션 내 전체 탐색한 영상
	영상 길게 보기	한 영상 평균 시청 길이	세션 내 각 영상을 시청한 길이의 평균
	영상 끝까지 보기	한 영상 평균 시청 비율	세션 내 각 영상을 시청한 비율의 평균
명시적 피드백	좋아요 하기	좋아요 비율	좋아요한 영상 수 / 세션 내 탐색한 전체 영상 수
	팔로우 하기	팔로우 비율	팔로우 계정 수 / 세션 내 탐색한 전체 영상 수
	계정 차단하기	계정 차단 비율	차단한 계정 수 / 세션 내 탐색한 전체 영상 수
	즐거찾기 하기	즐거찾기 비율	즐거찾기한 영상 수 / 세션 내 탐색한 전체 영상 수
	댓글 쓰기	댓글 비율	댓글 쓴 영상 수 / 세션 내 탐색한 전체 영상 수
	공유 하기	공유 비율	공유 한 영상 수 / 세션 내 탐색한 전체 영상 수

표 2. 틱톡 추천 페이지에서의 사용자 피드백 행동 분류 체계

2. 길들이기 효과 : 틱톡 시청 행동과 만족도 사이의 관계

[표 2]에 정리한 틱톡 시청 행동 요소의 길들이기 효과를 검증하기 위해서 길들이기 효과를 정의할 필요가 있다. 본 연구에서 길들이기 효과는 한 세션에서 1) 틱톡 추천 결과에 대응하는 시청 행동과 2) 추천 결과에 대한 만족도 - 두 변수 사이의 관계를 통계적으로 검증해 판단한다. 따라서, 단순 선형 회귀분석을 실시해 틱톡 추천 페이지를 사용한 세션에서 발생한 각 시청 행동의 분포/확률값과 해당 세션의

만족도가 통계적으로 유의미한 선형상관관계를 보일 때, 길들이기 효과가 나타났다고 정의한다.

제 4 장 연구 방법

제 4 장에서는 연구를 진행하는 과정 및 방법론에 대해 설명하고자 한다. 본 연구는 그림 2 와 같은 연구 절차에 따라 진행했다. 본 연구는 1 차 조사와 2 차 조사로 나뉜다. 1 차 조사에서는 틱톡 추천 알고리즘의 작동에 대한 사용자의 인식을 살펴 보고, 2 차 조사에서는 추천 페이지에서의 영상 시청 행동을 일상의 사용 현장에서 포착해 실증적으로 조사한다.

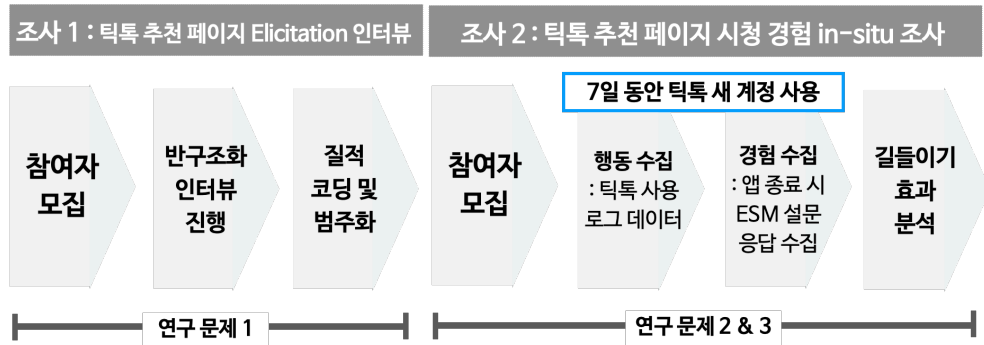


그림 2. 연구의 진행 과정과 연구 방법

첫 번째 조사는 틱톡 추천 알고리즘에 대한 사용자의 이해와 기대를 탐구하기 위한 목적에서 참여자의 틱톡 추천 페이지 기반 인터뷰를 진행했다. 참여자 각자의 추천 페이지에 추천되는 영상 16 개가 추천된 것 같은 이유를 수집하고, 평소 추천 알고리즘과의 상호작용에서 어떠한 기대와 불편을 가지고 있는 지 파악한다.

두 번째 조사는 추천 영상 시청 행동의 양상과 각 행동 요소의 길들이기 효과를 조사하기 위한 목적으로 참여자를 모집했고,

연구용으로 만든 새로운 틱톡 계정을 7일 간 사용하며 ESM 설문조사에 응답하는 방식으로 진행했다. 그 결과 수집한 각 계정의 로그 데이터와 ESM 설문 응답 데이터를 양적으로 분석하여 결과를 도출한다.

제 1 절 1 차 조사 : 틱톡 추천 알고리즘 경험 인터뷰

1.1 참여자 모집

인터뷰 참여자 모집은 틱톡 사용자 인터뷰를 진행했던 Karizat et al. [25]의 연구에서 규정한 일반적인 틱톡 사용자의 최소 조건을 참고하여 진행하였다. 사전 설문조사를 통해 틱톡 사용 기간 1 개월 이상, 접속 횟수 일 1 회 이상의 성인 사용자 8 명(여=7, 남=1)을 선정했다. 실험 참가자의 평균 나이는 25.5 세(SD=3.9)였다. 틱톡을 사용한 기간은 1 개월부터 3 년까지 참여자에 따라 다양했다.

표집에 있어 참여자가 20 대와 여성에 치중되어 구성되었다. 이러한 이유는 본 연구의 목적이 틱톡 추천 페이지를 사용하는 사람들이 추천 알고리즘에 관해 가진 이해와 기대, 불편을 관찰하는 것으로서, 성별이나 연령대를 맞추는 것보다 일반적인 틱톡 사용자 스크리닝 기준에 부합하는 참여자를 선정하고자 했다. 따라서 스크리닝 기준에 맞는 신청자를 가장 우선적인 기준으로 두고 표집했다.

P#	성별	나이	사용 기간	사용 빈도
P01	여성	26	1년	일 1회
P02	여성	24	2개월	수시로
P03	여성	34	6개월	수시로
P04	여성	27	2년	일 1회

P05	여성	22	2년	수시로
P06	여성	22	3년	일 1회
P07	남성	24	6개월	일 1회
P08	여성	25	1개월	일 3회

표 3.1 차 조사 참여자의 인구통계학적 정보와 사전 설문을 통해 수집한 틱톡 사용 기간/빈도

1.2 Elicitation 인터뷰

Elicitation 인터뷰는 인터뷰 참여자에게 제시한 데이터나 시각적 자료를 통해 참여자의 회고를 도울 수 있는 인터뷰 방법론이다 [19]. 일반적인 인터뷰 방법론은 연구 대상으로 하는 특정 경험의 현장을 관찰할 수 없기 때문에 사용자의 인지와 기억에 따라 답변이 왜곡될 수 있다. 따라서, elicitation 방법론은 이러한 한계를 보완해 더욱 세밀하고 정확한 경험을 수집할 수 있다. 본 조사는 인터뷰 참여자가 자신의 틱톡 추천 페이지를 보면서 평소에 추천 알고리즘에 대해 가지고 있던 짐작, 믿음, 기대, 불편을 떠올리도록 하였다.

인터뷰는 Zoom 을 통해 약 40-50 분 간 진행되었다. 연구 참여자가 틱톡 알고리즘에 관해 형성한 인식을 구체적으로 파악하기 위해 반구조화(semi-structured) 인터뷰 방법을 택했고, 이는 미리 정해 놓은 질문들을 중심으로 인터뷰를 진행하되, 연구 참여자의 답변에 따라 질문을 추가하거나 순서를 조정하며 상황과 맥락에 따라 유연하게 진행할 수 있는 인터뷰 방법이다 [16]. 인터뷰 절차와 내용은 다음과 같다. 우선, 참여자 개인 계정의 틱톡 추천 페이지를 연구자와 함께 보며 추천 페이지에 접속한 후, 연속으로 추천되는 16 개 영상이 왜 추천된 것 같은 지 참여자가 직접 추론해 답하게 했다. 틱톡 개인 계정의 추천 항목 데이터 수집에 대해서는 모집 시 공지하고 인터뷰

시작 전 동의를 받았다. 계정 추천 항목 공유를 거부한 참여자의 경우, 참여자만 자신의 추천 페이지를 보면서 응답을 이어가는 방식을 택했다. 추천 이유에 대해 추론해 답하는 절차 이후에는 틱톡 페이지를 함께 보며 평소 다른 추천 서비스나 SNS 와 비교해서 틱톡에서 추천 페이지를 시청하는 행동과 그 이유, 추천에 대한 기대와 불편을 물었다.

1.3 인터뷰 데이터 분석

인터뷰 내용은 모든 참가자의 동의 하에 녹취 후 전사되었다. 8 명의 인터뷰 참여자는 각자의 개인 추천화 피드에 추천되는 16 개 영상의 추천 이유를 추론해 답했다. 참여자들이 짐작한 이유는 그들이 틱톡 알고리즘의 추천 원리, 작동 방식에 대해 어떻게 이해하고 있는 지를 드러낸다.

총 111 개의 답변 데이터를 수집했고, 수집한 답변은 Alvarado et al. [5]의 <User Belief Framework> [그림 3]에 따라 프레임워크의 세 가지 구성 요소 - 추천 원인으로 믿고 있는 요소(User Belief), 추천에 작용하는 주된 행위자(Main Actors), 세부 영향 요소 (Influence Factors) -에 따라 질적 코딩을 진행했다. 이 프레임워크는 알고리즘 경험 관련 연구에서 알고리즘의 구체적인 작동을 사용자가 어떻게 이해하고 있는지 분석하는 프레임워크 중 한 가지로, 중년 유튜브 사용자가 유튜브의 영상 추천 시스템에 대해 가지고 있는 이해를 탐구했다.

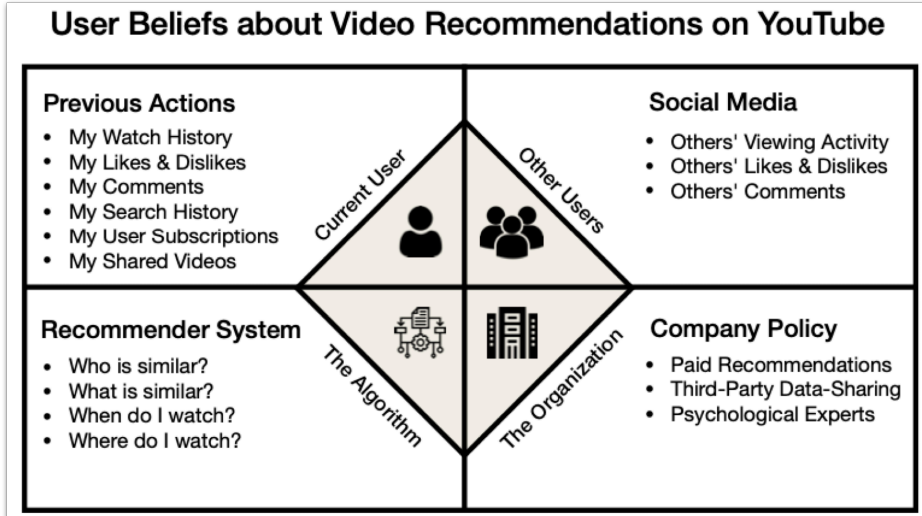


그림 3. 인터뷰 분석에 활용한 User Belief Framework

사용자는 추천 이유를 추론하며 각기 다른 Belief 범주에 속하는 여러 요소들을 함께 언급했기 때문에 본 연구의 인터뷰 결과 분석 시에는 여러 영향 요소를 중복해서 코딩했다. 이외의 질문에 대한 인터뷰 결과는 내용의 유사성을 기준으로 그루핑을 반복하여 카테고리 분류해나가는 질적 코딩 방법으로 분석하였다. 인터뷰 종료 후에는 1만원 상당의 참여비를 지급하였다.

제 2 절 2 차 조사 : 틱톡 추천 페이지 시청 행동 in-situ 조사

1.1 사건-연계 ESM(경험 표집법)

본 연구의 두 번째 조사는 진행을 맡은 연구자와 참여자가 물리적으로 떨어진 공간에서 아이폰 <단축어> 기능을 활용해 제작한 ESM(Experience Sampling Method) 실험 도구를 통해 일주일 간

진행되었다. 원격으로 진행한 이유는 조사 참여자들이 일상 생활 속에서 연구자의 개입 없이 자연스럽게 틱톡 추천 페이지를 사용하는 행동을 그 순간에 관찰해 수집하려 했기 때문이다.

본 조사는 사건-연계 ESM (경험 표집법) 방법론을 따른다. ESM 은 비침투적인 방식으로 참여자들의 일상 생활 속에서 감정과 생각을 기록하도록 개발한 연구 방법론이다. ESM 은 해당 상황에서의 데이터 수집, 자신의 경험 대한 직접 보고, 장기적인 시간이라는 세 가지 특성을 지닌다 [1]. ESM 유형 중 사건-연계 ESM 은 연구자가 관찰하고자 하는 특정 사건이 일어났을 때 알림을 받은 참여자가 이에 대한 경험을 기록하는 것을 의미한다. 이는 연구 대상으로 관찰하고자 하는 경험에 대해 사후적으로 회상하고 기록하는 설문, 인터뷰 등 기존의 질적 연구 방법에서 관찰되는 오기억으로 인한 왜곡의 문제를 해결할 수 있다. 또한, 연구자가 원하는 시간 동안 참여자들은 지속적으로 경험 및 기록을 반복하기 때문에 참여자의 장기적인 변화를 관찰할 수 있다는 장점이 있다 [11].

ESM 방법론을 통해 사용 종료 후 방금 시청한 추천 결과에 대한 사용자 측면의 평가를 수집한 설문 조사는 객관식 3 개 문항으로 구성되어 있다. 사용자가 추천 시스템이 제안하는 추천 항목에 대해 평가할 수 있는 대표적인 평가 척도로는 추천에 대한 만족도, 인지한 추천의 정확도, 다양성, 유용성, 내용의 새로움 등이 있다 [21 38]. 본 연구는 사용자가 틱톡 추천 페이지 시청이 종료된 후, 방금 전 시청에 대해 5 점 척도의 만족도를 평가하도록 했다.

질문의 세부 내용은 1)틱톡을 사용했던 상황 맥락 (4 개 선택지, 예: 이동중) 2)추천 결과에 대한 만족도 (5 점 척도 평가) 3)만족 혹은 불만족의 이유 (5 개 선택지)이다 [표 5]. 추천 결과에 대한 만족 정도는

추천이 개인화된 정도, 내용의 새로움과 다양성, 시청하는 맥락 등 다양한 층위에서 발생할 수 있기 때문에 만족도와 함께 만족/불만족의 이유를 함께 수집했다.

5 점 척도 평가를 제외한 1 번과 3 번 문항의 객관식 답변은 4 명의 참여자를 대상으로 파일럿 조사를 진행하여 주관식으로 답변을 수집한 후 질적 코딩하여 설정했다. 만족과 불만족에 대한 이유는 연구자가 질적 코딩한 추천 평가 요소 다섯 가지(추천 정확도, 새로움, 상황 적절성, 감각적 충족, 유용함)에서 선택해 제출한다.

1.2 참여자 모집

참여자는 총 24 명이다. 표집 조건은 틱톡 사용자 인터뷰를 진행했던 Karizat et al. [25]의 연구에서 규정한 일반적인 틱톡 사용자의 최소 조건과 ESM 설문조사를 위해 제작한 연구 도구를 설치할 수 있는 아이폰 사용자로 삼았다. 사전 설문조사를 통해 틱톡 사용 기간 1 개월 이상, 접속 횟수 일 1 회 이상의 성인을 선정해 총 28 명의 참여자를 선발했으나 실험 규칙을 위반한 참여자 2 명, 연구자가 전달한 계정을 잘못 사용해 데이터가 섞인 경우를 제외하여 최종적으로는 총 24 명(여=19, 남=5)의 데이터를 수집할 수 있었다 [표 4]. 참여자는 모두 2-30 대로, 평균 나이는 25.8 세(SD=4.1)였다.

P#	성별	나이	사용 기간	사용 빈도
P01	여성	31	1년	일 1회
P02	여성	22	2년 이상	수시로
P03	여성	30	6개월	일 1회
P04	여성	23	4개월	일 3회

P05	여성	23	2개월	일 1회
P06	여성	21	1개월	일 3회
P07	여성	24	1년 6개월	수시로
P08	남성	30	1년	일 1회
P09	여성	22	2년 이상	수시로
P10	여성	32	3개월	일 1회
P11	여성	26	6개월	일 1회
P12	여성	32	2년 이상	수시로
P13	여성	27	2개월	일 3회
P14	여성	22	1개월	일 3회
P15	남성	21	6개월	수시로
P16	여성	24	1년	일 1회
P17	여성	21	1개월	수시로
P18	남성	25	1년	일 3회
P19	여성	25	6개월	일 3회
P20	남성	31	2년 이상	수시로
P21	남성	33	2년 이상	수시로
P22	여성	28	1년	일 1회
P23	여성	21	6개월	일 3회
P24	여성	26	1개월	일 1회

표 4.2 차 조사 참여자의 인구통계학적 정보와 사전 설문을 통해 수집한 틱톡 사용 기간/사용 빈도

1.3 실험 과정

조사의 진행 과정은 [그림 4]와 같다. 조사 시작 전, 조사 중 (7 일), 조사 종료 후로 나눠 과정을 상세히 서술한다.

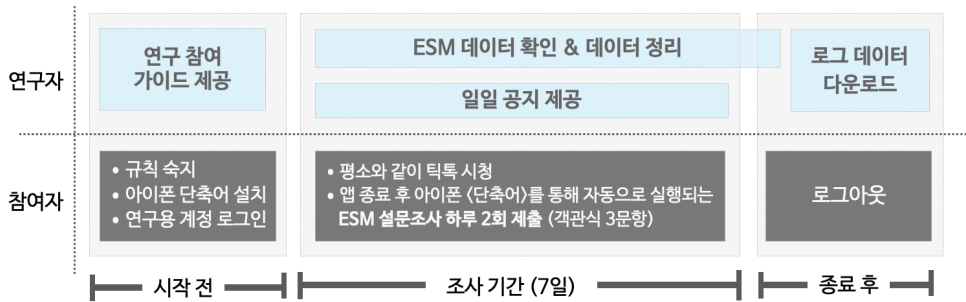


그림 4. 틱톡 시청 행동 in-situ 조사의 진행 과정에 따른 연구자, 참여자의 역할

(1) 조사 시작 전

본 조사는 일주일 간의 기간 동안 연구자와 참여자가 대면하지 않고, 원격으로 이뤄진다. 따라서 연구 참여가 결정되면, 연구자는 참여자가 실험 진행 과정에 대해 쉽게 이해할 수 있는 튜토리얼 형식의 가이드 문서를 제공했다. 가이드 문서는 먼저 연구자와 연구에 대한 간략한 소개를 제공한 후, 참여자의 스마트폰에 연구 참여 환경을 만드는 방법을 제시한다. 우선 참여자의 스마트폰에 설치된 틱톡에 연구용으로 만든 구글 계정으로 로그인하는 법을 소개하고 그 후 아이폰 단축어 앱에 연구자가 공유한 단축어를 설치해 틱톡 앱을 종료할 때 자동으로 설문조사가 시작되는 것을 테스트한다. 마지막으로, 연구 참여 규칙과 주의해서 진행해야 할 사항들을 명시했다. 이 때, 틱톡 추천 페이지 밖의 ‘검색’ 기능을 활용할 수 없음을 강조하였다. 검색 기능을 통한 영상 시청은 본 연구의 대상이 되는 추천 페이지를 벗어난 시청 경험이며, 검색 결과 영상의 시청이 이후 추천되는 영상에 영향을 주기

때문이다. 아래의 [그림 5]는 조사 참여자에게 제공한 가이드 문서의 일부이다.

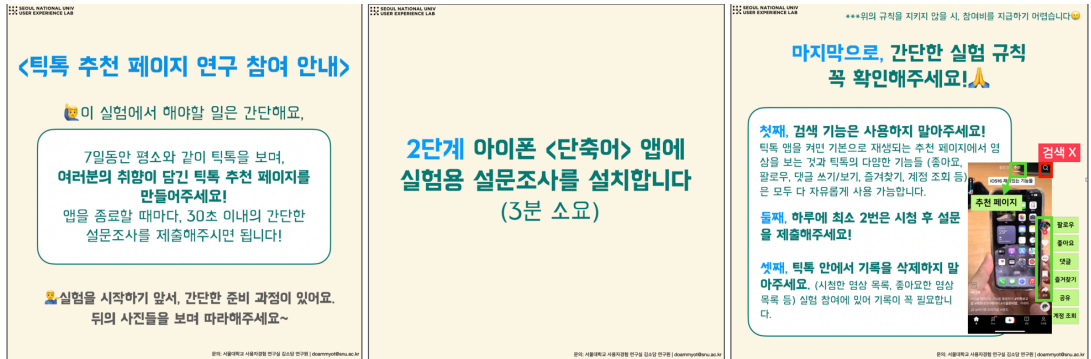


그림 5. 조사 참여자에게 전달한 가이드 문서의 예시

(2) 조사 중

참여자는 일주일 간 매일 평소에 틱톡을 사용하던 것과 같이 자유롭게 틱톡 앱을 실행해 추천 페이지를 시청한다. 이 때, 시청 시간대와 일 접속 횟수, 시청 지속 시간에는 제약을 두지 않았다.

틱톡 앱을 실행했을 때, 자동으로 아이폰 알림을 통해 연구에 참여중임을 알린다 [그림 6]. 틱톡 시청이 끝나고 앱을 종료했을 때 방금 추천 영상을 시청한 경험에 대한 설문조사가 자동으로 실행된다 [그림 7]. 설문 조사는 객관식 3 개 문항으로 구성되어 있고, 구체적인 설문조사 문항은 [표 5]와 같다. 연구 참여자는 틱톡을 시청하고 종료할 때마다 매번 질문에 응답하지 않아도 되며, 하루에 최소 2 개의 설문조사를 제출해야 하는 것을 연구 참여의 최소 요건으로 설정하였다. 최소 요건을 만족하지 못하면 실험 기간을 연장하여 모든 참여자에게 최소 14 개의 설문 조사 응답 데이터를 수집했다.

원격으로 in-situ 행동 조사를 진행할 때 통제가 가장 어려웠던 점은 참여자의 지속적인 참여를 유지하는 일이었다. 따라서 모든 참여자가 꾸준히 조사에 참여할 수 있도록 알림이 필요했다. 따라서, 조사가 진행중임을 알리는 알림과 중요한 규칙은 연구자가 실험 기간동안 매일 공지사항으로 제공했고, 이와 더불어 그 날의 설문 조사를 수행하지 않은 참여자를 확인한 후 알림을 제공하기도 했다. 설문 조사가 연구자에게 성공적으로 제출되면 연구자에게 제출 타임스탬프와 함께 아이폰의 imessage 를 자동으로 전송해 연구 참여자 본인이 실험 참여 상황을 확인할 수 있도록 하였다 [그림 8].

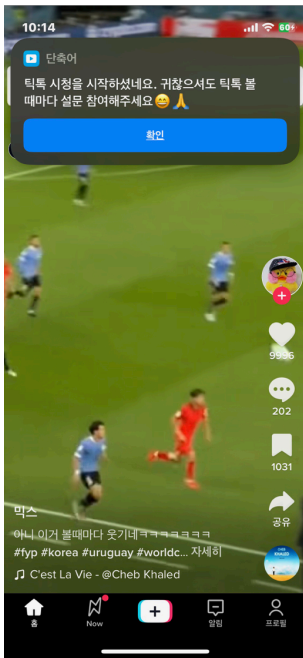


그림 6. 앱 실행 시의 알림창

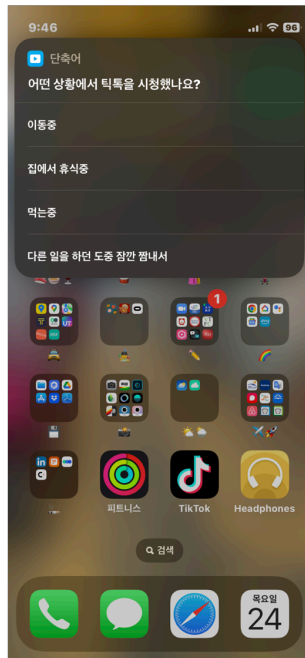


그림 7. 앱 종료 시 실행되는 설문조사

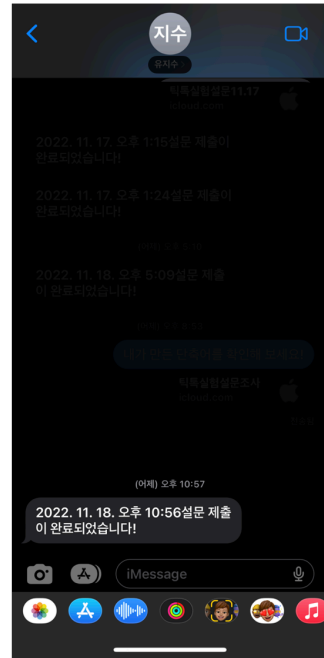


그림 8.제출후 연구자에게 전송되는 메세지 예시

	범주	설문조사 질문	객관식 선택지	
1	틱톡 사용 상황	어떤 상황에 틱톡을 시청했나요?	이동중	
			집에서 휴식중	
			먹는중	
			다른 일을 하던 도중 짬내서	
2	추천 결과에 대한 만족도	방금 틱톡을 본 경험은 만족스러웠나요?	5점 척도로 평가	
3	만족 혹은 불만족의 이유	만족스러웠던 이유는 무엇인가요? (2번 질문에서 4점, 5점인 경우)	추천 정확도	관심 가는 내용이 많이 나옴
			새로움	평소 잘 추천되지 않던 내용이 흥미로움
			상황 적절성	지금 상황에 추천 내용이 적절함
			감각적 충족	눈과 귀가 즐거움
			유용함	내용이 유용함
		만족스럽지 않았던 이유는 무엇인가요? (2번 질문에서 1점, 2점, 3점인 경우)	추천 정확도	관심 없는 내용이 많이 나옴
			새로움	비슷한 내용이 반복됨
			상황 적절성	지금 상황에 추천 내용이 적절하지 않음
			감각적 충족	비주얼이나 소리가 불쾌함
			유용함	내용이 유용하지 않음

표 5. ESM 설문조사 질문

(3) 조사 종료 후

7 일 간의 조사가 종료된 후, 참여자는 사용했던 계정에서 로그아웃한 후, 설치했던 아이폰 단축어를 삭제한다. 연구자는 참여가 종료된 계정에 접속해 틱톡 앱 내에서 로그 데이터 다운로드를 신청한다. 모든 연구 참여자에게는 3 만원 상당의 참여비를 지급하였다.

1.4 데이터 수집과 분석

최종 분석 대상이 된 데이터는 일주일 간 최소 14 개의 ESM 설문조사를 제출한 총 24 명(여 19, 남 5)의 참여자로부터 수집된 결과이다. 본래 사전 설문을 통해 28 명이 실험 참여 대상으로 선정되었으나, 실험 규칙을 위반한 참여자 2 명, 연구자가 전달한 계정을 잘못 사용해 데이터가 섞인 2 명까지 총 4 명(여 3, 남 1)의 데이터를 제외한 후 수집된 데이터에 대해 분석을 진행하였다.

본 조사에서 수집해 분석한 데이터는 1) 초 단위로 기록된 틱톡 시청 로그 데이터 2) 초 단위로 기록된 ESM 설문조사 응답 데이터 [그림 11]이다. 수집한 두 데이터의 가공과 통합은 [그림 9]와 같은 순서로 진행되었다. 참여자 24 명이 7 일 간 틱톡 추천 페이지를 시청한 총 31,269 개 시청 로그가 전처리에 사용되었다. 참여자별 평균 시청 로그 수는 1303 개이며, 표준편차는 1114 개이다. 참여자 24 명의 7 일 간 제출한 ESM 응답 데이터는 총 536 개로, 평균 22 개, 표준편차 12 개이다.

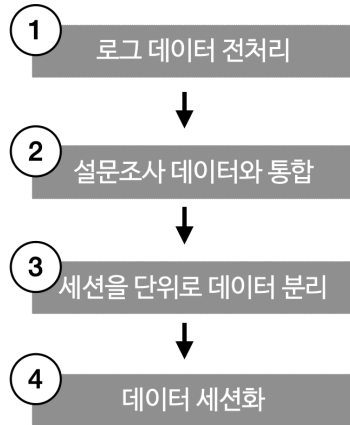


그림 9. 수집한 데이터 가공 절차

	ID	session_num	Timestamp	Video	Behavior 1	Behavior 2	Watch_Duration	original_duration	watch_rate
1	P12	1	2022-11-27 16:52:20	https://www.tiktok.com	browse		2	46	0.043478261
2	P12	1	2022-11-27 16:52:22	https://www.tiktok.com	browse		95	86	1.104651163
3	P12	1	2022-11-27 16:53:57	https://www.tiktok.com	browse		15	41	0.365853659
4	P12	1	2022-11-27 16:54:12	https://www.tiktok.com	browse	like	50	48	1.041666667
6	P12	1	2022-11-27 16:55:02	https://www.tiktok.com	browse		3	34	0.088235294
7	P12	1	2022-11-27 16:55:05	https://www.tiktok.com	browse		2	49	0.040816327
8	P12	1	2022-11-27 16:55:07	https://www.tiktok.com	browse	like	110	34	3.235294118

그림 10. 전처리한 시청 로그 데이터 예시

Timestamp	ID	situation	satisfaction	reason
2022. 11. 26 오후 11:47:05	P7	집에서휴식중	4	평소잘추천되지않던내용이흥미로움
2022. 11. 26 오후 11:56:16	P3	집에서휴식중	5	지금상황에추천내용이적절함
2022. 11. 27 오전 12:14:55	P9	집에서휴식중	3	관심없는내용이많이나옴
2022. 11. 27 오전 12:17:44	P7	다른일을하던도중잠깐썰매	2	내용이유용하지않음
2022. 11. 27 오전 12:46:23	P5	집에서휴식중	4	관심가는내용이많이나옴
2022. 11. 27 오전 12:54:57	P7	다른일을하던도중잠깐썰매	3	지금상황에추천내용이적절하지않음
2022. 11. 27 오전 2:22:37	P9	집에서휴식중	4	관심가는내용이많이나옴
2022. 11. 27 오전 10:26:57	P4	이동중	4	논과귀가즐거움
2022. 11. 27 오전 10:28:03	P1	집에서휴식중	5	내용이유용함

그림 11. 수집한 ESM 설문조사 데이터 예시

먼저, 수집된 로그 데이터를 전처리하여 시청 로그의 형태를 세션 구성에 용이하도록 변경한다 [그림 10]. 전처리는 틱톡 시스템에서 제공한 원 데이터 형식을 <참여자 ID, 타임스탬프, 시청한 영상, 라벨링한 행동 요소, 각 영상을 시청한 길이(초), 각 영상의 길이, 각 영상을 시청한 비율> 과 같은 형식으로 변환되도록 수행했다. 각 영상을 시청한 길이([그림 10]의 watch_duration)는 해당 영상의 타임스탬프와

다음 영상의 타임스탬프의 차를 구한 것이고, 각 영상의 길이([그림 10]의 original_duration)는 틱톡 웹 버전에서 크롤링하였다. 마지막으로 각 영상을 시청한 비율([그림 10]의 watch_rate)은 각 영상을 시청한 시간을 해당 영상의 원래 길이로 나눈 값으로, 해당 영상을 절반만 시청했는지, 끝까지 시청했는지 등을 파악할 수 있다.

그 후 전처리된 시청 로그와 ESM 설문 응답을 타임스탬프를 기준으로 통합하여 사전에 설정한 세션 분리 기준에 따라 시청 흐름이 시작될 때부터 끝날 때까지를 단위로 분리했다. 세션 분리 기준은 1)설문을 제출하는 경우, 2)세션 사이의 공백이 5분 이상일 때로 삼았다. 이는 각 영상을 시청한 길이의 분포를 살펴봤을 때, 데이터의 99%가 300 초 이내였기 때문이다.

마지막으로, 세션 내 시청 행동의 특성을 잘 나타낼 수 있는 특징을 추출하여 전체 로그 데이터와 설문 데이터를 시청 시작부터 종료를 단위로 세션화하였다 [3]. 세션화 데이터의 각 구성 요소 예시는 [그림 12]에서 볼 수 있다.

C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P
name	sessionid	day	starttime	satisfactor	all_interactor	skiptate	duration	av_duration	std_duration	av_watchrate	std_watchrat	feedbackrate	likerate
P01		1	1 2022. 11. 25 오	4	50	0.62	2055	9.1	17.5	0.4	0.9	0.02	0.02
P01		2	1 2022. 11. 25 오	4	29	0.66	437	8.7	27	0.4	1.3	0.00	0.00
P01		3	2 2022. 11. 26 오	4	87	0	811	28	21.3	1.8	1.1	0.00	0.00
P01		4	2 2022. 11. 26 오	5	47	0.5	1498	8.3	11.1	0.4	0.5	0.11	0.11
P01		6	3 2022. 11. 27 오	5	63	0.53	254	7.1	8.4	0.4	0.4	0.08	0.05

그림 12. 세션화한 데이터 예시

<연구 문제 3>에서 살펴보고자 하는 길들이기 효과의 분석은 세션 단위로 가공된 시청 행동 데이터를 통해 검증한다. 전체 세션을 구성하는 각 행동 요소의 평균 값, 혹은 비율과 세션 추천 결과에 대한 만족도 간의 상관 관계를 살펴보기 위해 각 변수에 대해 단순 선형 회귀 분석을 실시했으며, 유효성 검사를 통해 결정계수의 유의미함을 확인할

수 있었다. 시청 행동 중 명시적 피드백 유형에 속하는 계정 차단하기, 즐겨찾기 하기, 댓글 쓰기, 공유 하기 행동의 경우 수집된 행동 데이터가 충분하지 않기 때문에 비모수적 상관관계 분석 방법인 스피어만 상관관계 분석 방법으로 결과를 도출했다.

ESM 설문조사에서 수집한 질적 데이터인 만족, 혹은 불만족의 이유 응답은 in-situ 행동 수집 결과 데이터와 통계 분석에서 드러나지 않은 부분에 대한 이유를 유추하거나 분석할 때 활용되었다.

제 5 장 연구 결과

제 1 절 틱톡 추천 알고리즘에 대한 이해

본 절에서는 <연구 문제 1> 틱톡 추천 알고리즘에 대한 사용자의 인식에 대해 다룬다. 사용자가 알고리즘의 추천 원리를 어떻게 이해하고 있으며 추천 알고리즘과의 상호작용에 대해 어떻게 기대하고 있는 지 살펴보았다. 반구조화 인터뷰를 통해 진행했고, 인터뷰 참여자 개인 계정의 추천 페이지를 보며 구체적인 경험을 수집했다.

1. 사용자는 틱톡 추천 알고리즘의 추천 원리를 어떻게 이해하고 있는가?

8 명의 인터뷰 참여자는 각자의 개인 추천화 페이지에 추천되는 16 개 영상이 왜 자신에게 추천된 것 같은 지 추론해 응답했다. 총 111 개의 답변 데이터를 수집했고, 수집한 답변은 Alvarado et al. [5]의 <User Belief Framework> (그림 3)를 참조해 - 추천 원인으로 믿고 있는 요소(User Belief), 추천에 작용하는 주된 행위자(Main Actors), 세부 영향 요소 (Influence Factors) -에 따라 정리하였다. 각 추천 영상에 따라 참여자가 응답한 세부 영향 요소들을 여러 범주에 중복으로 코딩하였고, 그 결과는 아래의 [표 6]과 같다.

추천 원인에 대한 믿음	주요 행위자	세부 영향 요소	인터뷰에서 관찰한 세부 영향 요소 빈도
이전 행동 (85%)	사용자 자신	시청 기록	시청 길이 (76%) 시청 시기 (9%)
		이전의 검색 행동	3%
		구독/팔로우 목록	22%
		이전의 좋아요/싫어요 행동	10%
		즐거찾기 행동	1%
		댓글 쓰기 행동	1%
		공유하기 행동	1%
다른 사용자들의 영향 (18%)	다른 사용자들	다른 사용자들이 1)많이 보고 2)댓글이 많고 3)좋아요 수가 높음	18%
추천 시스템 (11%)	알고리즘	알고리즘이 미치는 트렌드/소재	11%
서비스의 개인 정보 정책 (5%)	기업	서드파티 서비스 데이터 공유	5%

표 6. User Belief Framework 에 따른 틱톡 추천 알고리즘에 대한 사용자의 이해 분석 결과

이전 행동에 대한 믿음

사용자는 틱톡 추천 페이지의 추천 결과를 자신의 이전 행동에서 비롯되었다고 이해하는 경향을 발견했다. 수집한 전체 111개의 사례 중 85%의 영상에서 이전 행동과 연관된 이유를 언급했다. 참여자들은 자신의 시청 행동이 이후의 추천 결과에 반영된다는 것을 확실하게 인식하고 있었다. 자신이 시청 기록을 언급하며 이전 시청 때의 시청 길이, 시청 시기 상의 특성을 설명하기도 했다.

시청한 영상의 길이는 76%의 영상의 추천 원인으로 언급될 정도로 대다수의 참여자들이 추천에 중요한 영향 요소로 간주하고 있었다. P04 는 “*이 주제의 영상은 일단 추천되면 ‘길게, 혹은 끝까지’ 봐서 뜬 거 같아요*”라고 답했다. ‘최근에’, ‘어제’, ‘요즘’, ‘자주’와 같은 시청 시기 상의 특성도 언급되었다 (9%). P07 은 “*이 넷플릭스 드라마 클립이 요 며칠 엄청 뿔어요. 재밌어서 어제도 꽤 봤더니 계속 뜨네요.*”라고 답했다. 이러한 시청 상의 특성은 유튜브 추천 알고리즘 경험의 User Belief 프레임워크를 정의한 선행연구에서 추천의 영향 요소로 전혀 언급되지 않았기에 틱톡 알고리즘 경험에서만 관찰할 수 있는 사용자의 인식이었다.

또한, P02, P04, P07, P08 은 ‘시청한 길이’ 요소와 관련해 특정 내용, 편집 방식, 인물이 등장하는 영상의 댓글을 읽는 행동으로 인해 긴 시간 시청하게 되었고, 댓글 읽기로 인해 특정 내용과 인물에 대한 선호가 알고리즘에 반영되었을 것이라고 믿었다. 추천 영향 요소로서 댓글을 읽는 행동에 대한 믿음 역시 다른 추천 시스템 알고리즘 경험 연구에서는 언급되지 않았던 인식이다. P07 은 “*댓글 보는 건 좋아하거든요. 댓글에는 좋아요 많이 누르는 것 같아요. 사람들 시각도 보고 싶고, 재미있게 드립 치는 것도 보면 재밌고 하나까요.*”라고

말하며 영상 시청 과정에 내용에 대한 다른 사용자의 의견을 공유하고, 공감하는 일이 포함된다고 생각했다. P04 역시 “*댓글이 많이 달려 있는 영상, 하트(좋아요) 많은 영상 같은 경우에는 실제로 화제가 되는 글을 끊어온 거니까 댓글을 자주 보고, 그러면서 여기 머무르는 시간이 길어졌을테니 비슷한 영상이 자주 추천되더라고요.*” 라고 말하며 댓글 보는 영상과 유사한 영상이 자주 추천된다고 추론했다.

자신이 이전에 했던 피드백 행동도 많이 언급되었다. 인터뷰 참여자들이 추천의 원인으로 가장 자주 응답한 피드백 행동은 팔로우(22%) 행동이었고, 좋아요 행동 역시 10% 언급되었다. 검색 행동 (3%), 즐겨찾기 (1%), 공유하기 (1%), 댓글 쓰기 (1%) 역시 일부 사용자가 추천에 영향을 미치는 이전 행동으로 설명했다. P05 는 “*최근 며칠동안 이분 영상 좋아요를 많이 눌러서 원래는 구독 탭에만 뺐는데 오늘은 추천에도 좀 뜨네요.*” 라고 답하며 좋아요 행동의 영향을 추론했다. 팔로우 행동이 가장 많이 언급되었지만, 추천 내용을 변경시키는 데 가장 강한 영향을 끼치는 피드백 행동에 대해서 참여자마다 상반된 믿음을 가지고 있었다. P07 은 “*팔로우만큼 추천을 확 바꿀 수 있는 건 없는 것 같아요.*”라고 언급했지만, P05 는 “*팔로우를 하는 것 자체는 추천 피드에 별로 영향을 안주는 것 같아요. 저는 오히려 좋아요랑 즐겨찾기가 더 피드에는 영향을 크게 준 것 같고... 왜냐면 제가 팔로우하는 사람들이 추천 페이지에 그렇게 자주 뜨진 않거든요.*” 라고 답하며 팔로우 행동의 영향이 작다고 생각하고 있었다.

다른 사용자의 영향에 대한 믿음

추천의 원인으로 믿고 있는 또 다른 믿음 범주는 다른 사용자의 영향(18%)이었다. 인터뷰 참여자들은 자신의 선호나 관심사와 크게 일치하지 않는 영상이 추천되거나, 추천 영상에 특정 크리에이터 혹은 특정한 편집 방식의 추천 영상이 재생되면 대부분 다른 사용자들에게 인기 있는 것이 추천되었다고 생각했다. 그리고 영상 재생 화면에 보여지는 영상의 정보(조회수, 댓글 수, 좋아요 수)를 확인하며 다른 사용자들의 선호에 의해 추천된 것이라는 믿음을 가지게 된다고 답했다. P03 는 “추천 피드에서 영상을 50 개 본다고 하면 그 중에 한 다섯개 정도는 좋아요 수나 조회수가 많은 인기 영상이 섞여 있는 거 같아요” 라고 응답했다. P06 은 추천된 이유로 틱톡을 많이 사용하는 10 대에게 인기있는 주제, 인물이라고 추론하기도 했다.

추천 알고리즘과 서비스 정책에 대한 믿음

마지막으로, 알고리즘으로 대표되는 추천 시스템(11%), 틱톡 회사의 정책(5%) 역시 일부 참여자가 공통적으로 언급했다. P02, P05, P08 은 알고리즘이 미는 특정한 트렌드 혹은 소재에서 비롯된 추천이 있고, 자신이 선호하지 않음에도 계속해서 일정 주기로 추천된다고 짐작했다. P05 는 “제가 처음 보는 사람인 것 같고, 관심 있는 분야는 아니라서 이걸 좀 제가 아까 말씀드린 뭔가 주류 알고리즘이 미는 영상인거 같아요.” 라고 말하며 ‘알고리즘이 미는 트렌드’라는 믿음을 공유하고 있었다. 또한, 틱톡 서비스의 개인정보 정책과 관련해 P01 은 틱톡 기업이 서드파티 서비스의 개인 정보를 공유해서 추천에 반영한다고 생각하고 있었다. 일례로, P01 은 “구글이랑 네이버에 음식점을 검색해보서 이 음식 영상이 나온 것 같아요. 틱톡에서 음식은 원래 잘 안봐요. 알고리즘이 아는 거 같아요.” 라고 답했다.

2. 사용자는 틱톡 추천 알고리즘 상호작용에 대해 어떻게 기대하는가?

	인터뷰 결과	대표 발화 인용
<p>틱톡 추천 알고리즘에 대한 기대</p>	<p>고도로 개인화된 추천에 대한 기대</p>	<p>P03, “추천 피드에서 제가 전혀 찾아보지 않는 주제, 스포츠 같이 새로운 거를 보고 싶다는 생각은 없어요. 관심 없는 내용이 나오면 팔로우 페이지를 보는 것 같아요.”</p>
	<p>예측 불가능한 추천에 대한 기대와 재미</p>	<p>P05, “이런게 왜 뜨는 지 이해안가는 것도 사실 많았는데... 처음엔 좀 이게 뭐지 싶다가 보다 보니까 적응돼서 계속 보게 됐어요... 알고리즘에 세뇌당한 느낌이에요.”</p>
<p>틱톡 추천 알고리즘 상호작용의 어려움, 불편</p>	<p>비슷한 추천 내용이 반복될 때 추천을 통제할 수 없음</p>	<p>P06, “흥미가 가는 것들 보다 보면 계속 같은 주제 안에서 비슷한 것들만 뜰 때가 있어요. 이전에 자주 봤던 다른 내용들이 뺏으면 궁금한데 뭘 찾아가야 할지도 모르겠고 팔로우를 해도 안바뀌더라고요.”</p>
	<p>관심 없는 주제를 추천에서 배제하고 싶을 때 추천을 통제할 수 없음</p>	<p>P02, “이게 세 번째 계정이에요. 처음에 만들었던 계정들은 계속 써봐도 자꾸 이상한 거가 계속 떠서... 그냥 새로 만드는 게 더 잘 맞춰지는 것 같았어요.”</p>

표 7. 틱톡 추천 알고리즘에 대한 기대와 상호작용의 어려움 분석 결과

틱톡 추천 알고리즘에 대한 기대

추천 알고리즘과의 상호작용에 대한 기대와 불편, 어려움을 조사한 결과 우선, 인터뷰 참여자들은 위에서 언급한 결과에 따라 틱톡 알고리즘이 추천하는 영상이 자신의 이전 행동과 연관됨을 추론하고 있었지만, 공통적으로 이후 추천의 예측 불가능함과 무작위성을 경험하며 이와 관련해 상반된 기대를 동시에 가지고 있음을 확인했다. 우선, 모든 인터뷰 참여자는 추천의 다양성보다 나에게 더 잘 맞춰진, 고도로 개인화된 추천을 원한다. 틱톡 추천 페이지 사용을 지속하는 데 있어 추천의 성능을 중요시했고, 자신의 취향 밖의 다양한 추천 내용에 대한 기대는 단 한 명의 참여자도 보이지 않았다. P03의 답변 “추천 피드에서 제가 전혀 찾아보지 않는 주제, 스포츠 같이 새로운 거를 보고 싶다는 생각은 없어요. 관심없는 내용이 나오면 팔로우 페이지를 보는 것 같아요.” 은 고도로 개인화된 추천에 대한 기대를 반영한다. 이는 특히 부정적인 선호가 명확한 영상을 추천에서 배제하고 싶은 기대이기도 하다.

반면, 참여자들은 공통적으로 무작위로 추천되는 내용에서 재미를 느끼고, 새로운 이슈와 트렌드를 접할 수 있는 창구로서 기대하기도 한다. 무작위한 추천에 대한 기대 역시 명확한 부정적 선호가 반영된 테두리 안에서 존재했기에 개인화된 추천에 대한 기대와 공존함을 확인했다. P04는 “추천 목록에서 내가 원하는 걸로만 띄워주는 건 굳이... 왜냐면 무작위로 새로운 걸 볼 수 있으니까요. 그래서 추천 페이지를 더 많이 보는 거 같아요.” 라고 답했다. P05는 “이런게 왜 뜨는 지 이해 안가는 것도 사실 많았는데.. 처음엔 좀 이게 뭐지 싶다가 보다 보니까 적응돼서 계속 보게 됐어요. 계속 떠서 그냥 보다 보니 괜찮아지는 ... 알고리즘에 세뇌당한 느낌이에요” 라고 설명하며 예측 불가능한 추천을 수용하며 재미를 느끼는 과정을 ‘알고리즘에 세뇌당한

느낌'이라고 표현했다. 또한, P05 는 이와 같은 재미가 틱톡 사용자들 사이에서 밋글로 '내가 지금 잘못된 알고리즘을 탄 것 같다(I'm on the wrong side of tiktok)'고 표현하는 하나의 밋(meme)이 되었다고 밝혔다. P07 역시 "이런 것도 좀 황당한 데 뜨더라고요. 제가 검색해본 적도 없지만 갑자기 떴고, 재밌게 봤어요. 그랬더니 계속 나오고, 신기했던 거죠. 내가 보게 될 지 어떻게 알았지? 내가 볼 것 같으니까 떴나? 이런 생각을 했어요." 라고 답하며 무작위한 추천을 즐기는 모습이었다.

자신의 관심사 안에서 무작위하게 추천되는 새로운 이슈와 트렌드를 접하고 있는 참여자도 관찰할 수 있었다. P06 은 "뷰티 같은 주제 안에서도 유행을 띄워주다가 유행이 지나가면 확 없어지고 이런 식이에요. 그래서 더 안질리고.. 생각보다 트렌드에 빨라질 수 있는 거 같기도 해요." 라고 말했다. "틱톡은 원체 (추천 내용이) 확확 바뀌어요. 제가 관심있는 내용이 추천되는 건 크게 안바뀌는데 트렌드, 어떤 드라마 클립이 나오는 지 이런거는 정말 빨리 바뀌어요." 라고 답한 P01 의 응답 역시 관심사 안에서 새로운 이슈와 트렌드를 접하기를 기대하고 있음을 보여준다.

틱톡 추천 알고리즘 상호작용의 어려움, 불편

틱톡 추천 알고리즘 상호작용에서의 어려움은 1) 비슷한 추천 내용이 반복되는 상황에서 2) 비선호가 확실한 관심 없는 내용이 계속해서 추천되는 상황일 때 추천을 통제할 수 없음을 느낀 경험이었다. 이에 대응하는 사용자의 행동 관행을 행동의 적극성 측면에서 크게 두 가지 유형, 1) 알고리즘에 이끌려 추천을 수용하게 되는 참여자 2) 알고리즘을 적극적으로 길들이는 참여자를 관찰할 수 있었다.

P06 은 “*흥미가 가는 것들 보다 보면 계속 같은 주제 안에서 비슷한 것들만 뜰 때가 있어요. 이전에 자주 봤던 다른 내용들이 뺏으면 궁금한데 뭘 찾아가야 할지도 모르겠고 팔로우를 해도 안바뀌더라고요.*” 라고 답하며 비슷한 내용의 추천이 반복될 때 어떤 피드백 행동을 취해도 추천을 통제할 수 없던 경험을 언급했다. P02 의 경우 추천될 때마다 스킵하는 영상의 내용과 형식의 예시를 설명하며 유사한 추천이 계속되자 새로운 계정을 세 번 만들며 조정하려 했다고 응답했다.

이에 적극적으로 다양한 피드백을 사용해보며 추천 알고리즘을 통제하는 전략을 개발한 사용자는 P05 와 P07 이 있었다. P05 는 “*저는 싫으면 바로 그냥 관심없음 누르고, 계정 블록(차단)도 많이 해요. 제가 진짜 싫어하는 류의 영상이나 어린이들 나와서 유아틱한 그런 계정은 무조건 차단하면 안나와요.*” 라고 자신의 전략을 밝혔다. P07 는 자신의 관심 분야와 관련된 크리에이터를 5 백명 이상 팔로우하고 있다고 언급하며, 팔로우 행동만큼 추천 페이지를 크게 변화시키는 데 효과적인 전략은 없다고 답했다.

이와 달리 사용이 거듭될수록 예측 불가능한 추천을 대체적으로 수용하게 되고, 좋아요, 팔로우 등의 피드백을 거의 하지 않게 된 참여자도 있었다. P04 는 “*그럴러던 건 아니지만 TV 보듯이 일단 이상해 보이는 영상이어도 일단 떠서 보다 보면 끝까지 보게 돼요. 그게 재밌는거니까 굳이 다른걸 찾아보고 싶은 마음은 없고...어떤 걸 찾아야 할 지도 모르겠어요.*”라고 말했다. P03 은 “*막상 추천 벗어나서 새로운 걸 찾아보게는 안하더라고요. 동물 영상도 좋아하는 하는데 ...정보성 꿀팁 영상 이런것도 더 나오면 좋을 것 같은데 그냥 적당히 보다가 끄고 마는 것 같아요.*”라고 답했다.

인터뷰 결과 첫째, 사용자들은 알고리즘이 제안하는 추천의 원인을 자신의 이전 시청 기록과 피드백 행동에서 비롯되었다고 이해하는 경향이 아주 강함을 발견했다. 둘째, 사용자는 고도로 개인화된 성능 좋은 추천, 예측 불가능한 무작위한 추천에 대해 기대하고 있었다. 마지막으로, 비슷한 추천 내용이 반복되거나 싫음이 명확한 영상이 계속해서 추천될 때 추천 내용을 통제할 수 없음을 느끼고 상호작용을 어려워하는 것을 발견했다.

1 차 조사를 통해 틱톡 추천 알고리즘에 대해 사용자가 어떻게 이해하고 있는 지, 추천 페이지 시청 시의 기대와 불편은 어떤 경험 요소에서 발생하는 지 파악할 수 있었다. 2 차 조사에서는 이러한 인식을 토대로 어떤 시청 행동이 벌어지는 지 그 양상을 파악하고, 미시적인 단위의 시청 행동이 길들이기 효과로 이어질 수 있는 지 실증적으로 탐구하겠다.

제 2절 틱톡 추천 페이지 시청 행동

본 절에서는 2 차 조사에서 수집된 536 개 세션의 31,269 개 로그 데이터에 나타난 시청 행동 분석 결과를 서술한다. 조사 참여자 24 명이 일주일 간의 틱톡 시청 행태에 대해 개괄적으로 살펴보았을 때의 기술통계량은 [표 8]과 같다. 참여자들은 하루에 평균 34 분 틱톡을 시청했는데, 하루 평균 최소 5 분을 시청한 사람부터 1 시간이 넘는 87 분을 시청한 헤비 유저까지 다양한 시청 행태가 있었다.

	일 평균 이용 시 간 (분)	7일 누 적 이용 시간 (시간)	일 평균 세션 수	세션 평 균 지속 시간 (분)	세션 평 균 로그 수	전체 세션 수	전체 로그 수
Mean	34.2	4.5	3.8	9.1	43.4	29.6	1302.9
SD	22.5	3.1	1.7	5.0	27.4	14.2	1114
Min	5.1	0.7	2	1.9	98	14	98
Max	87.4	11.7	7.6	21.3	4411	68	4411

표 8. 전체 참여자의 틱톡 추천 페이지 시청 경향을 나타내는 기술통계량

제 2 절에서는 <연구 문제 2>와 관련해 사용자가 틱톡 추천 페이지의 영상을 시청하는 행동이자 추천 결과 피드백 행동의 양상을 밝힌다. 각 피드백 행동은 명시적 피드백과 암묵적 피드백으로 나눠 살펴보았다.

1. 틱톡 추천 페이지를 시청하는 동안 명시적 피드백은 어떻게 사용되었는가?

명시적 피드백을 낮은 빈도로 사용한다

틱톡 시청 행동 중 명시적 피드백 행동은 제 3 장 2 절 <측정을 위한 개념 정의>의 [표 3]에서 정의한 여섯 가지 행동 - 좋아요 하기, 팔로우 하기, 계정 차단하기, 즐겨찾기 하기, 댓글 쓰기, 공유하기 이다. 24 명의 연구 참여자에게 수집한 전체 명시적 피드백 행동을 [표 9]과 같이 세션 단위로 관찰했을 때, 사용자는 틱톡 추천 페이지를 시청하면서 명시적 피드백을 아주 낮은 빈도로 사용한다는 것을 알 수 있었다. 좋아요, 팔로우, 즐겨찾기, 댓글, 공유 중 좋아요 피드백의 사용이 비교적 많이 나타났고, 세션 당 평균 1.3 회 사용되었다. 좋아요

이외의 피드백은 전체 세션을 기준으로 평균 횟수와 비율이 0 으로 거의 사용하지 않았음을 발견했다.

행동 요소	좋아요		팔로우		즐거찾기		댓글		공유		합계	
	횟수	비율	횟수	비율	횟수	비율	횟수	비율	횟수	비율	횟수	비율
Mean	1.3	0%	0.1	0%	0	0%	0	0%	0	0%	1.4	10%
SD	3	10%	0.3	0%	0.2	0%	0.2	0%	0.1	0%	3.2	10%

표 9. 세션 단위로 관찰한 명시적 피드백 행동. 전체 시청 세션에서 사용한 각 피드백 유형의 사용 횟수와 비율의 평균과 표준편차를 분석한 결과

사용한 명시적 피드백의 92%는 ‘좋아요’이다

명시적 피드백의 사용량 중 좋아요 피드백의 비중이 높은 현상은 [표 10]를 통해 더욱 자세히 파악할 수 있었다. [표 10]는 7 일 간의 조사 기간동안 수집된 명시적 피드백 행동의 누적 횟수를 나타낸다. 전체 762 개의 명시적 피드백 행동 중 약 92%인 698 개가 좋아요 행동이었다.

좋아요	계정 팔로우	계정 차단	즐거찾기	댓글	공유	합계
698	35	5	10	9	5	762

표 10. 7 일 간의 조사 기간동안 수집된 명시적 피드백 행동 누적 횟수

사용자에 따라 명시적 피드백 행동 빈도의 편차가 크다

[표 11]을 통해 각 참여자가 사용한 명시적 피드백 행동 횟수의 평균과 표준편차를 관찰할 수 있다. 좋아요 행동의 통계량을 살펴보면, 참여한 명이 7 일 간 평균 29 개의 좋아요 행동을 했지만, 표준 편차는

41 개로 참여자 개개인별 분산이 큰 분포를 보이고 있다. 참여자 별 전체 명시적 피드백 행동 수는 [그림 13]의 그래프에서 더욱 자세히 파악할 수 있다. P02, P05, P08, P09, P20 다섯 명의 참가자는 틱톡 추천 페이지를 시청하는 동안 명시적 피드백 행동을 단 한 번도 하지 않았다.

행동 요소	좋아요	팔로우	계정 차단	즐겨찾기	댓글	공유	합계
Mean	29.1	1.5	0.2	0.4	0.4	0.2	31.2
SD	41.2	2.4	1	1.2	1.3	0.7	42.9

표 11. 명시적 피드백 유형에 따른 평균 사용 횟수와 표준편차

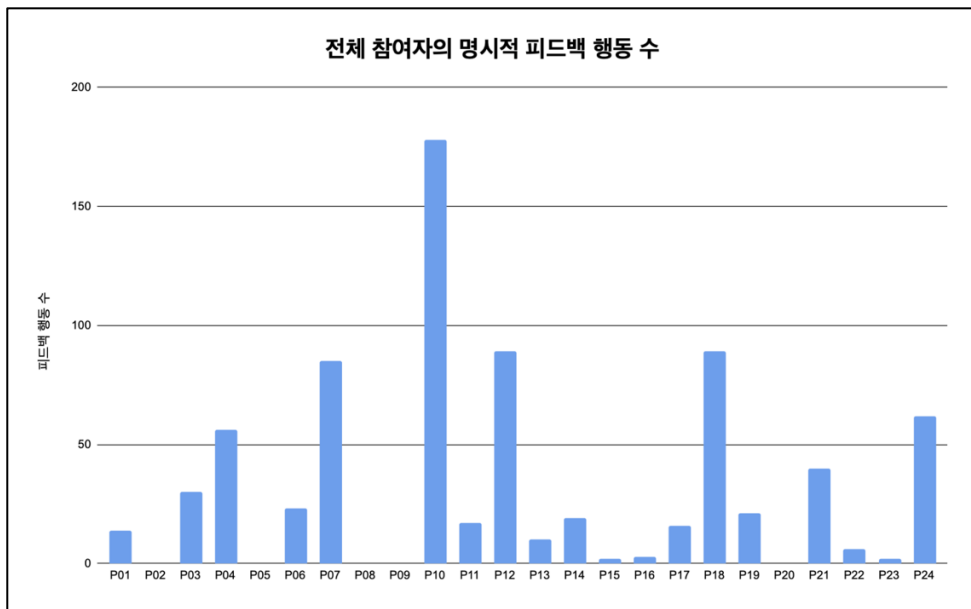


그림 13. 전체 참여자의 명시적 피드백 행동 수

2. 틱톡 추천 페이지를 시청하는 동안 암묵적 피드백은 어떻게 사용되었는가?

틱톡 시청 행동에서 드러나는 암묵적 피드백 행동은 제 3 장 2 절 <측정을 위한 개념 정의>의 [표 3]에서 정의한 네 가지 행동 - 오랫동안 보기, 영상 스킵하기, 영상 길게 보기, 영상 끝까지 보기이다. 암묵적 피드백 행동은 모든 추천 항목 시청 행동에서 발생하기 때문에 명시적 피드백과 같이 횟수나 비율이 아닌 한 영상에 대한 시청 시간과 시청 비율로 사용 경향을 파악할 수 있었다 [표 12].

암묵적 피드백 행동	오랫동안 보기	영상 스킵하기	영상 길게 보기	영상 끝까지 보기
	세션 지속 시간	스킵한 영상의 비율	한 영상 평균 시청 길이	한 영상 평균 시청 비율
Mean	591.4초	41%	18.3초	56%
SD	705초	22%	24.7초	45%

표 12. 각 시청 세션의 암묵적 피드백 유형에 따른 평균과 표준편차

제 3 절 틱톡 시청 행동의 길들이기 효과

본 연구는 사용자가 틱톡의 추천 영상을 시청하는 과정에서 알고리즘을 길들이려는 의도와는 별개로 추천 결과에 자신의 선호가 반영된 길들이기 효과를 경험한다는 점에 주목한다. 사용자는 추천 결과가 길들여졌다고 느끼는 만족감을 토대로 이후의 시청 행동을 수행한다. 따라서, 틱톡 추천 알고리즘 경험을 심층적으로 이해하기 위해 추천 알고리즘 상호작용에서 발생한 시청 행동 요소의 길들이기 효과를 검토하려 한다.

제 3 절에서는 제 2 절에서 파악한 명시적 피드백, 암묵적 피드백 각 행동 요소의 사용에 따라 틱톡 추천 페이지를 시청했던 각 세션의 만족도가 통계적으로 유의미하게 증가하는 양상을 보이는 지, ‘길들이기 효과’가 발생하는 지 살펴볼 것이다.

1. 명시적 피드백 행동에서 길들이기 효과가 나타나는가?

길들이기 효과를 검증할 명시적 피드백 행동은 [표 13]에 정리한 좋아요 행동, 팔로우 행동, 계정 차단하기 행동, 즐겨찾기 행동, 댓글 쓰기 행동, 공유하기 행동이다. 각 행동이 발생한 영상 수가 세션 중 시청한 전체 영상 수에서 차지하는 비율값 변수와 해당 세션의 만족도 변수 간 통계 분석을 진행해 길들이기 효과를 확인했다.

	행동 요소	세션 데이터 형태
명시적 피드백	좋아요 하기	좋아요 비율
	팔로우 하기	팔로우 비율
	계정 차단하기	계정 차단 비율
	즐겨찾기 하기	즐겨찾기 비율
	댓글 쓰기	댓글 비율
	공유 하기	공유 비율

표 13. 명시적 피드백의 행동 요소와 세션에서 각 행동의 분포를 파악한 데이터 형태

명시적 피드백 행동 1. 좋아요 하기

세션 중 좋아요 행동의 비율을 0.01 단위 구간으로 나뉜 구간 당 평균 만족도를 구했고, 단순 선형 회귀분석을 진행했다. 회귀 분석 결과, 시청한 영상에 좋아요를 누르는 행동 비율이 높을수록 만족도가 유의미하게 증가하는 것을 확인하였다 (결정 계수 $R^2=0.18$, $p=0.0006***$). 좋아요 행동 비율에 따른 만족도의 분포와 추세는 [그림 14]의 그래프를 통해 관찰할 수 있었다. 사용자가 추천 영상에 '좋아요'를 표현하는 행동에서 길들이기 효과와 상관관계가 있다.

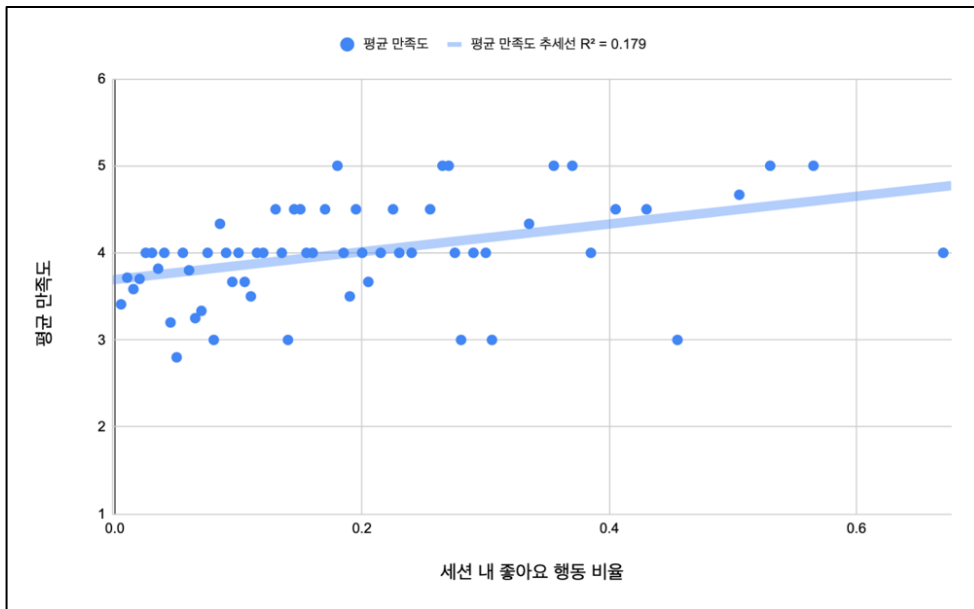


그림 14. 좋아요 행동의 길들이기 효과 검증

명시적 피드백 행동 2. 팔로우 하기

세션 내 팔로우 행동의 비율을 0.001 단위 구간으로 나뉜 구간 당 평균 만족도를 구했고, 단순 선형 회귀분석을 진행했다. 팔로우 행동 비율에 따른 평균 만족도의 분포는 [그림 15]의 그래프와 같이

나타났다. 회귀 분석 결과, 시청 세션의 팔로우 행동 비율과 평균 만족도 변수 간의 유의미한 관계는 성립하지 않았다 (결정 계수 $R^2=0.21$, $p=0.214$). 사용자가 틱톡의 추천 페이지를 사용할 때, 팔로우하는 행동에서 길들이기 효과는 발생하지 않았다.

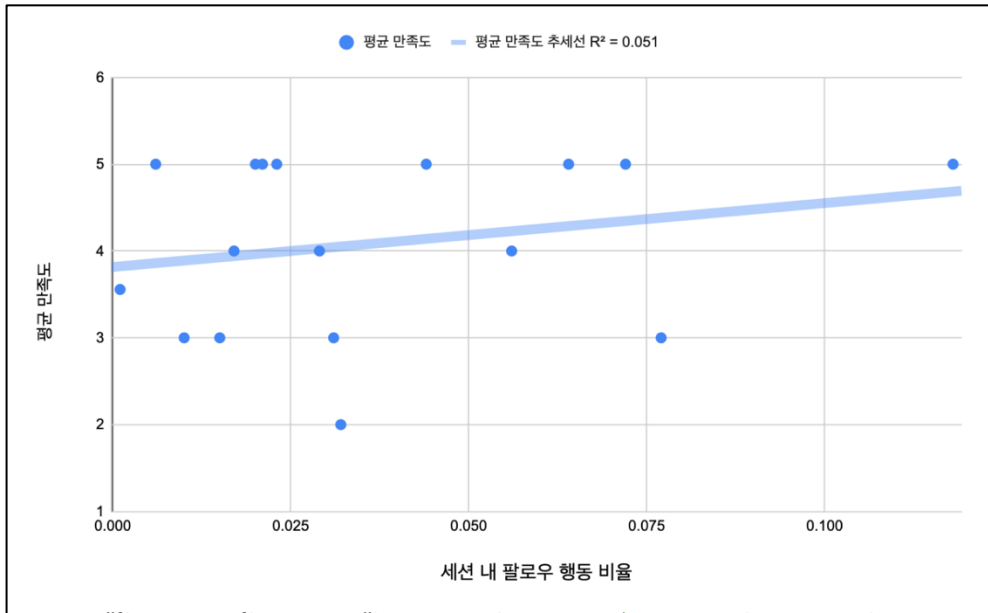


그림 15. 계정 팔로우 행동의 길들이기 효과 검증

명시적 피드백 행동 3. 계정 차단 하기

세션 중 특정을 계정 차단하는 행동의 비율을 0.001 단위 구간으로 나눠 구간 당 평균 만족도를 구했고, 스피어만 순위 상관 분석을 진행했다. 그 결과, 계정 차단하기 행동의 비율과 평균 만족도 변수 간의 유의미한 상관 관계를 발견할 수 없었다 (스피어만 순위 상관계수 = 0.05). 사용자가 틱톡의 추천 페이지를 사용할 때, 다른 사용자의 계정을 차단하는 행동은 길들이기 효과와 상관성이 없음을

밝힌다. 계정 차단 행동 비율에 따른 평균 만족도의 분포는 [그림 16]의 그래프와 같이 나타났다.

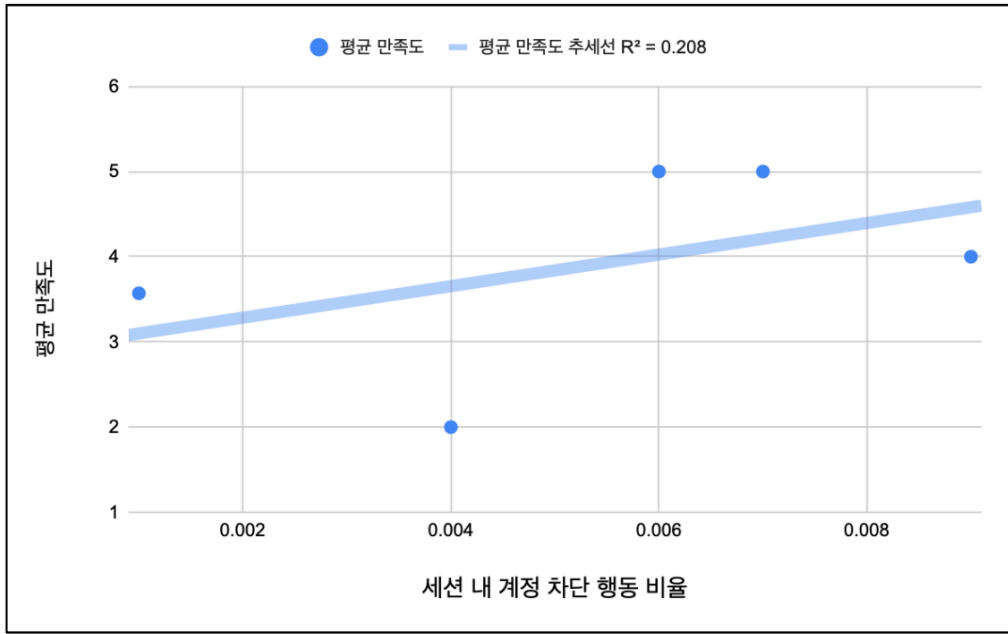


그림 16. 계정 차단하기 행동의 길들이기 효과 검증

명시적 피드백 행동 4. 즐겨찾기 하기

세션 중 시청한 영상을 즐겨찾기에 추가하는 행동의 비율을 0.01 단위 구간으로 나눠 구간 당 평균 만족도를 구했고, 스피어만 순위 상관 분석을 진행했다. 그 결과, 즐겨찾기 행동의 비율과 평균 만족도 변수 간의 유의미한 상관 관계를 발견할 수 없었다 (스피어만 순위 상관계수 = -0.11). 사용자가 틱톡의 추천 페이지를 사용할 때, 추천 영상을 즐겨찾기하는 행동은 길들이기 효과와 상관성이 없음을 밝힌다. 즐겨찾기 행동 비율에 따른 평균 만족도의 분포는 [그림 17]의 그래프와 같이 나타났다.

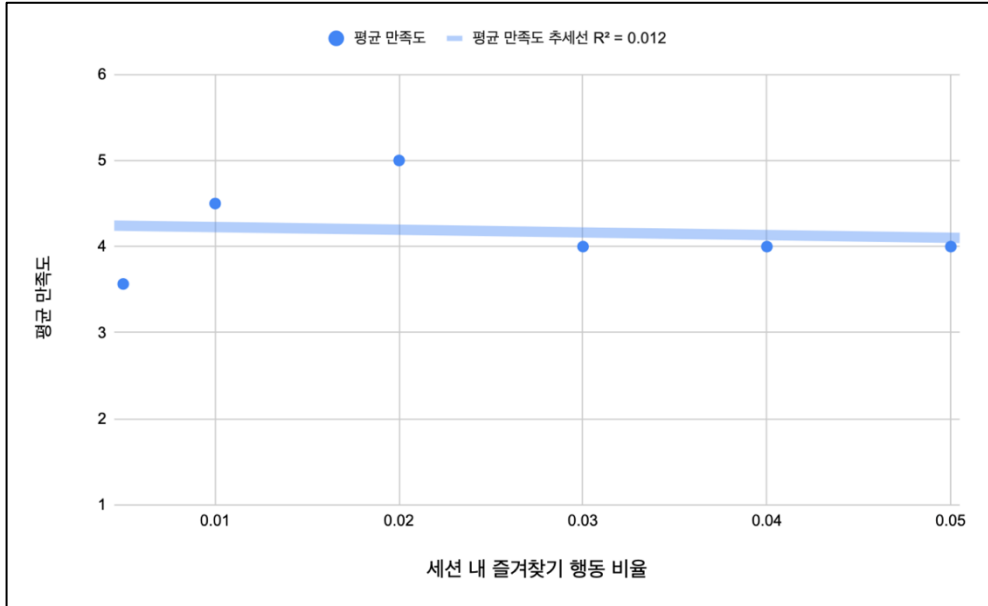


그림 17. 즐겨찾기 행동의 길들이기 효과 검증

명시적 피드백 행동 5. 댓글 쓰기

세션 내 시청한 영상에 댓글을 쓰는 행동의 비율을 0.01 단위 구간으로 나뉘 구간 당 평균 만족도를 구했고, 스피어만 순위 상관 분석을 진행했다. 그 결과, 댓글 쓰기 행동의 비율과 평균 만족도 변수 간의 유의미한 상관 관계를 발견할 수 없었다 (스피어만 순위 상관계수 = 0.19). 사용자가 추천 영상에 댓글을 작성하는 행동은 길들이기 효과와 상관성이 없다. 댓글 행동 비율에 따른 평균 만족도의 분포는 [그림 18]의 그래프와 같이 나타났다.

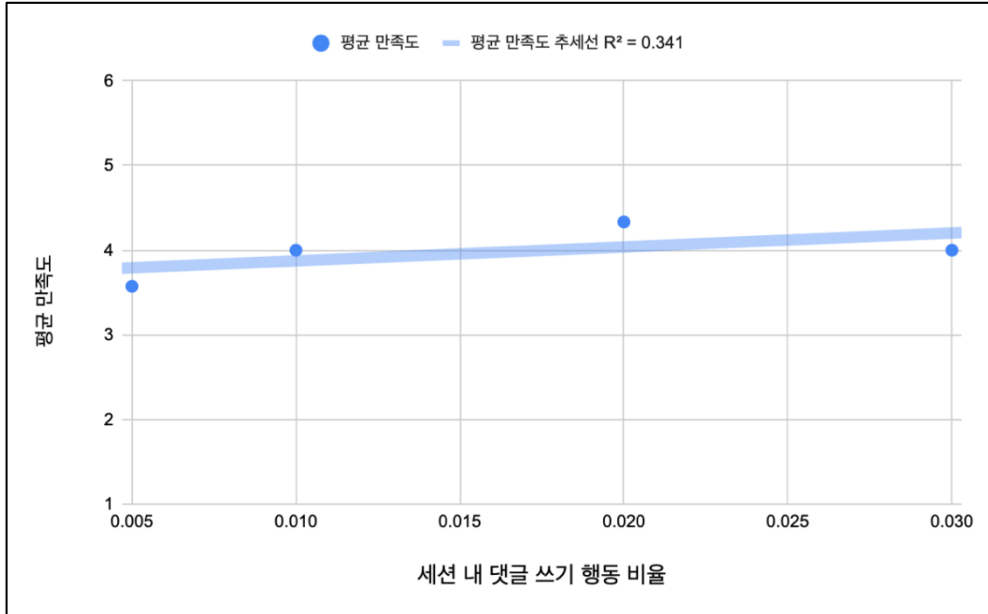


그림 18. 댓글 쓰기 행동의 길들이기 효과 검증

명시적 피드백 행동 6. 공유하기

세션 중 시청한 영상의 링크를 공유하는 행동의 비율을 0.01 단위 구간으로 나눠 구간 당 평균 만족도를 구했고, 스피어만 순위 상관 분석을 진행했다. 그 결과, 공유하기 행동의 비율과 평균 만족도 변수 간의 유의미한 상관 관계를 발견할 수 없었다 (스피어만 순위 상관계수 = -0.29). 사용자가 추천 영상을 외부에 공유하는 행동은 길들이기 효과와 상관성이 없음을 밝힌다. 공유하기 행동 비율에 따른 평균 만족도의 분포는 [그림 19]의 그래프와 같이 나타났다.

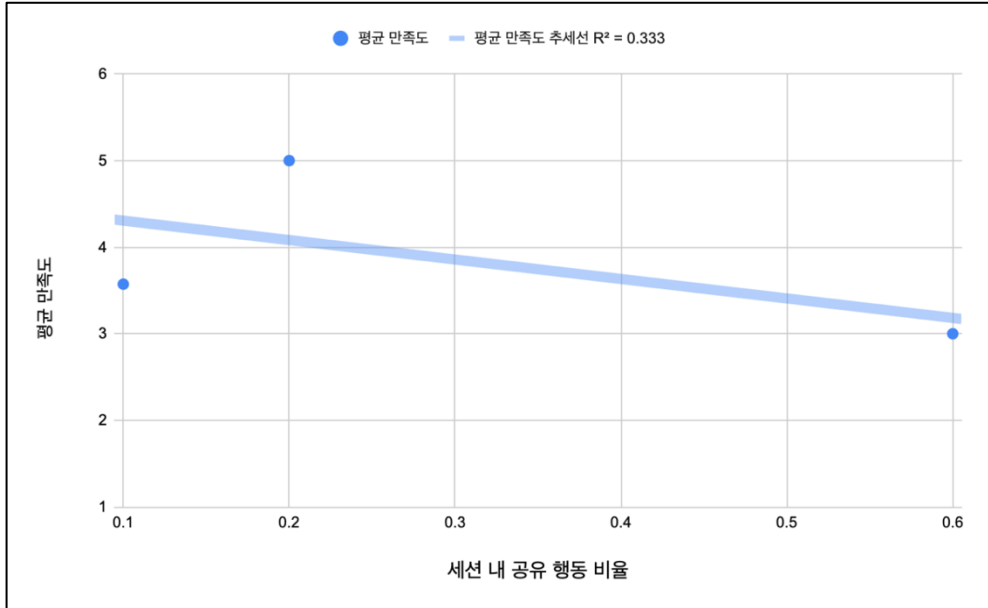


그림 19. 공유하기 행동의 길들이기 효과 검증

2. 암묵적 피드백 행동에서 길들이기 효과가 나타나는가?

길들이기 효과를 검증할 암묵적 피드백 행동은 [표 14]에 나열된 오랫동안 보기, 영상 스킵하기, 영상 길게 보기, 영상 끝까지 행동이다. 우선, 영상 오랫동안 보기 행동의 길들이기 효과 검증은 세션을 지속한 시간과 해당 세션 만족도 간의 선형 상관 관계 분석을 통해 진행하였다. 두 번째로, 영상 스킵하기 행동의 길들이기 효과는 세션 중 탐색한 모든 영상에서 스킵(3 초 이내 시청)한 모든 영상의 비율과 해당 세션 만족도 간의 통계 분석을 진행했다. 세 번째, 영상 길게 보기 행동의 길들이기 효과는 세션 중 시청한 모든 영상 시청 길이의 평균 값과 해당 세션의 만족도 간의 관계를 통계 검증했다. 네 번째, 영상 끝까지 보기 행동의 길들이기 효과는 세션 중 시청한 모든 영상의 시청 비율의 평균 값과 해당 세션의 만족도 변수 간의 관계를 통계적으로 검증했다.

	행동 요소	세션 데이터 형태
암묵적 피드백	오랫동안 보기	세션 지속 시간
	영상 스킵하기	스킵한 영상의 비율
	영상 길게 보기	한 영상 평균 시청 길이
	영상 끝까지 보기	한 영상 평균 시청 비율

표 14. 암묵적 피드백의 행동 요소와 세션에서 각 행동의 분포를 파악한 데이터 형태

암묵적 피드백 행동 1. 오랫동안 보기

세션을 시청한 길이를 30 초 단위 구간으로 나눠 구간 당 평균 만족도를 구했고, 단순 선형 회귀분석을 진행했다. 회귀 분석 결과, 세션 지속 시간이 증가해도 평균 만족도는 증가하는 추세를 보이지 않았다 (결정계수 $R^2 = 0.03$, $p=0.078$). [그림 20] 의 그래프를 보면 약 1000 초(18 분) 지점까지 세션 시청 시간에 따라 평균 만족도 역시 증가하는 추세를 보이다가, 그 이후 불규칙한 분포를 보이는 것을 확인할 수 있다. 즉, 독립 변수인 세션 지속 시간과 종속 변수인 평균 만족도 간의 유의미한 관계는 성립하지 않는다. 추천 페이지를 오랫동안 시청하는 행동은 길들이기 효과가 없다.

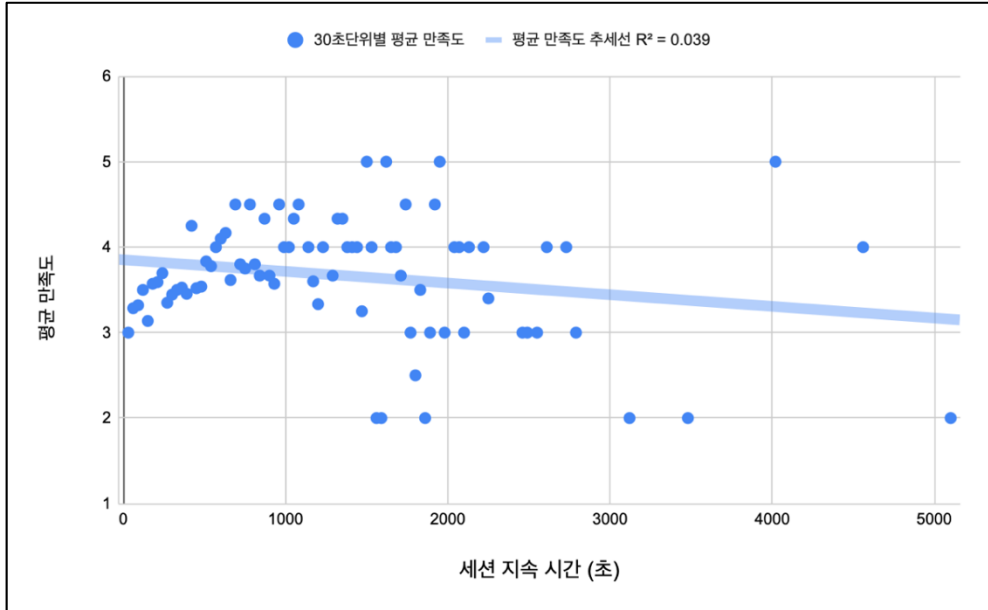


그림 20. 오랫동안 보기 행동의 길들이기 효과 검증

한편, 전체 세션의 85%를 차지하는 1080 초(18 분) 이내 시청 세션의 길들이기 효과를 살펴본 결과, 시간의 지속에 따라 만족도가 증가하는 양상을 확인할 수 있었다 (결정 계수 $R^2 = 0.52$, $p=0.000***$). [그림 21]. 이를 통해 1080 초 이전까지는 세션을 오래 시청할수록 만족도가 상관관계가 있고, 길들이기 효과를 관찰할 수 있다. ESM 설문을 통해 수집한 만족도의 이유를 분석한 결과, 18 분 이상 시청한 세션이 불만족스러웠다고 답한 경우 중 비슷한 내용이 반복된다(44%)는 응답이 가장 높은 비중을 차지했다.

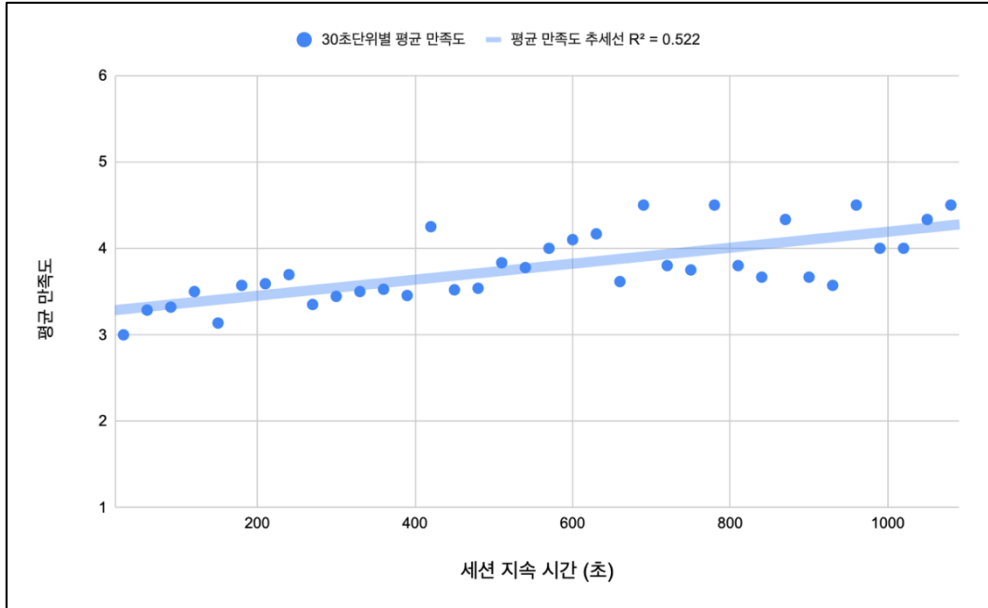


그림 21. 세션 지속시간 1080 초 이내일 때의 길들이기 효과 검증

암묵적 피드백 행동 2. 영상 스킵 하기

세션 내 시청한 모든 영상 중 스킵한 영상의 비율을 0.01 단위 구간으로 나눠 구간 당 평균 만족도를 구했고, 단순 선형 회귀분석을 진행했다. 회귀 분석 결과, 영상을 스킵하는 행동의 비율이 높을수록 만족도가 유의미하게 감소하는 음의 선형 상관 관계를 확인하였다 (결정 계수 $R^2 = 0.23$, $p=0.000***$). 스킵 행동 비율에 따른 만족도의 분포와 추세는 [그림 22]의 그래프를 통해 관찰할 수 있었다. 이를 통해 추천 영상을 시청하며 스킵을 많이하는 행동, 즉 빠르게 많은 수의 영상을 탐색하는 행동은 낮은 만족도와 상관관계가 있고, 길들이기 역효과가 발생함을 확인했다.

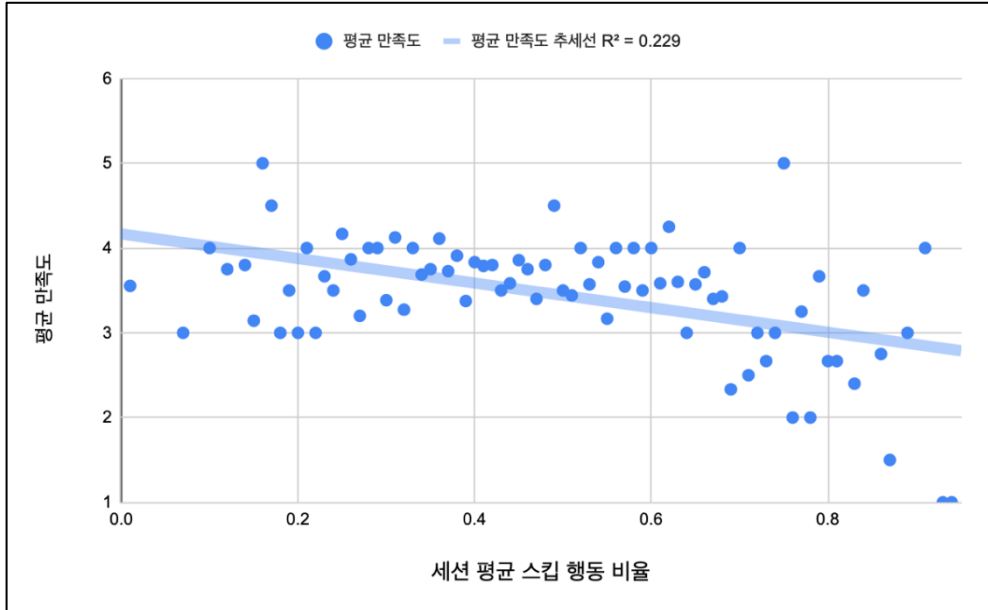


그림 22. 영상 스킵하기 행동의 길들이기 효과 검증

암묵적 피드백 행동 3. 영상 길게 보기

세션에서 평균적으로 각 영상을 시청한 길이를 5 초 단위 구간으로 나눠 구간 당 평균 만족도를 구했고, 단순 선형 회귀분석을 진행했다. 평균 영상 시청 길이에 따른 평균 만족도의 분포는 [그림 23]의 그래프에서 확인할 수 있었다. 회귀 분석 결과, 독립변수인 평균 영상 시청 길이와 종속 변수인 구간별 평균 만족도 변수 간의 유의미한 관계는 성립하지 않았다 (결정 계수 $R^2=0.002$, $p=0.835$). 평균적으로 하나의 영상을 길게 보는 행동에서 길들이기 효과는 발생하지 않았다.

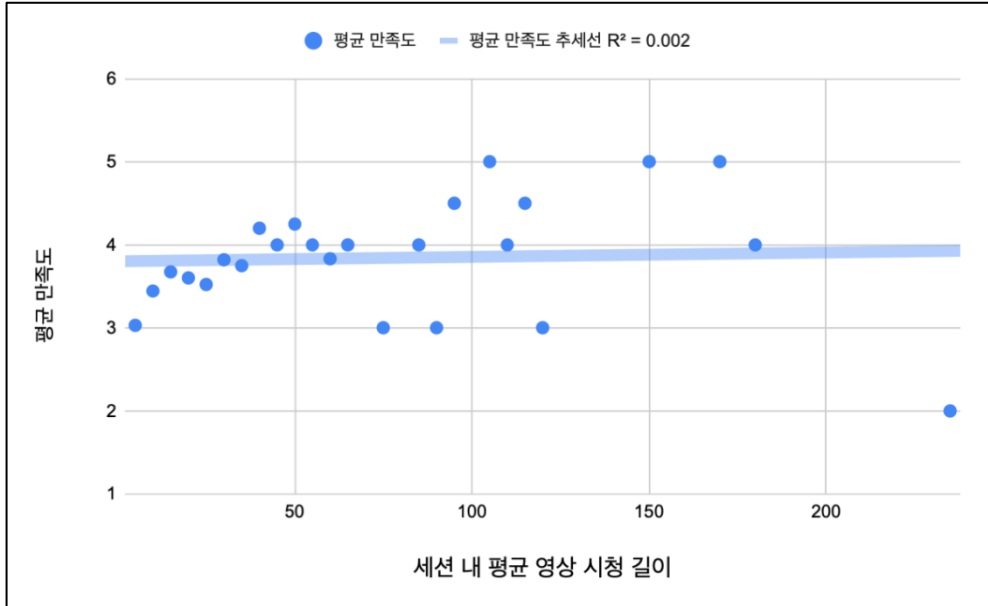


그림 23. 영상 길게 보기 행동의 길들이기 효과 검증

암묵적 피드백 행동 4. 영상 끝까지 보기

세션 중 시청한 모든 영상의 시청 비율(시청 시간/ 영상 전체 길이)의 평균을 0.1 단위 구간으로 나눠 구간 당 평균 만족도를 구했고, 단순 선형 회귀분석을 진행했다. 회귀 분석 결과, 영상 시청 비율이 높을수록 만족도가 유의미하게 증가하는 것을 확인하였다 (결정 계수 $R^2 = 0.49$, $p=0.005^{***}$). 평균 시청 비율에 따른 만족도의 분포와 추세는 [그림 24]의 그래프를 통해 관찰할 수 있었다. 사용자가 추천 영상을 끝까지 보는 행동과 길들이기 효과 간의 상관관계가 있다.

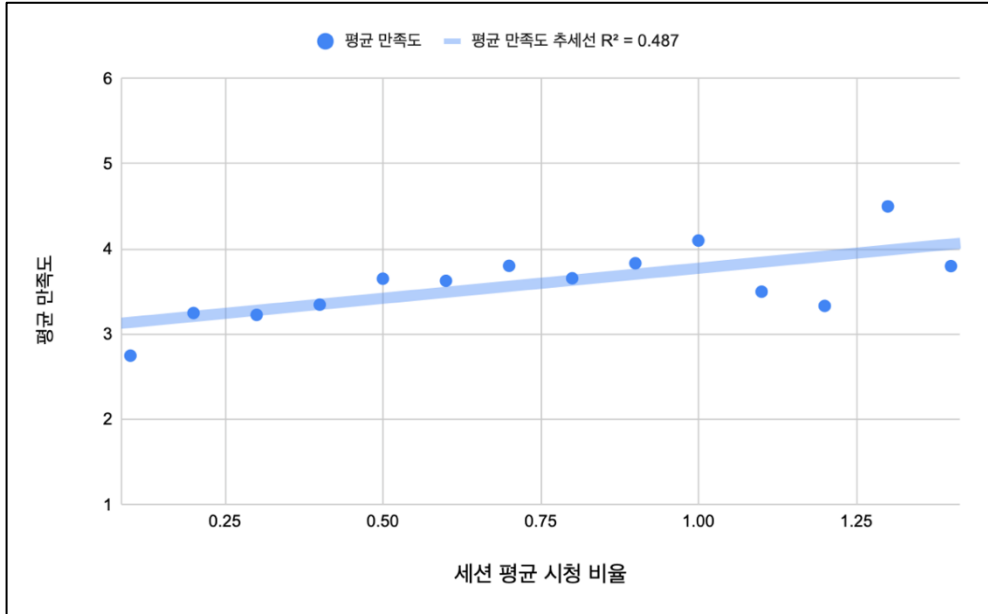


그림 24. 영상 끝까지 보기 행동의 길들이기 효과 검증

아래의 [표 15]는 <연구 문제 3> 각 시청 행동의 길들이기 효과 검증 결과를 요약한 표이다. 길들이기 효과를 관찰할 수 있는 행동은 암묵적 피드백 행동 중 영상 스킵하기, 영상 끝까지 보기가 있고 명시적 피드백 행동 중에는 좋아요 행동의 분포에서 길들이기 효과를 발견했다.

	행동 요소	길들이기 효과
암묵적 피드백	오랫동안 보기	p=0.078
	영상 스킵하기	p=0.000*** (음의 관계)
	영상 길게 보기	p=0.835
	영상 끝까지 보기	p=0.005***
명시적 피드백	좋아요 하기	p=0.000***
	팔로우 하기	p=0.214

	계정 차단하기	스피어만 상관계수 : -0.05
	즐거찾기 하기	스피어만 상관계수 : -0.11
	댓글 쓰기	스피어만 상관계수 : -0.19
	공유 하기	스피어만 상관계수 : -0.29

표 15. <연구 문제 3>의 길들이기 효과 검증 결과를 요약한 표

제 6 장 연구 논의

본 장에서는 틱톡의 시청 행동 중 추천 결과에 대한 만족도와 유의미한 상관관계가 검증된 네 가지 시청 행동과 길들이기 효과에 대하여 논의하고, 연구 결과를 토대로 콘텐츠 추천 시스템에서의 사용자가 추천 알고리즘에 대해 피드백 할 수 있는 인터페이스 디자인에 대해 제안한다.

제 1 절 틱톡 시청 행동과 길들이기 효과

좋아요 행동

2 차 조사에서 7 일동안 틱톡 추천 페이지를 시청하는 행동을 관찰한 결과, 조사 참여자들은 명시적 피드백 행동을 낮은 빈도로 사용하는 양상을 확인했다. 그리고 연구 참여자들이 사용한 명시적 피드백의 92%는 좋아요 행동에 치중되어 있었다. 이에 더해, 좋아요 행동은 명시적 피드백 행동 중 유일하게 그 사용 빈도가 높을수록 추천 결과에 대한 만족도가 증가하는 양상을 보였다.

다른 영상 추천 시스템 유튜브[5], 넷플릭스[41]의 추천 알고리즘 경험을 탐구한 선행 연구 역시 사용자가 전반적으로 명시적 피드백을 잘 제공하지 않는 경향성을 언급하였지만, 본 연구와 달리 좋아요 행동보다 팔로우 행동의 빈도와 사용자가 여기는 팔로우의 중요성을 강조하였다. 그리고 선행연구에서 주목한 팔로우 행동은 사용자가 추천 알고리즘을 자신의 관심사에 맞춰 길들이려는 의도와 연계되어 해석된다. 유튜브 사용자의 알고리즘 경험을 연구한 Alvarado et al. [5]의 연구는 사용자가 좋아요 행동이 이후의 추천에 깊게 관여한다는 영향을 인식하고 있었지만, 많은 참여자들이 좋아요 기능을 거의, 혹은 전혀 사용하지 않는다는 것을 발견했다. 오히려 사용자는 팔로우/구독 행동

혹은 검색 행동을 통해 상호작용에 참여했다. 또한, 사용자 인터뷰를 통해 팔로우 행동의 동기로 추천 알고리즘을 길들이려는 동기를 확인했다.

이와 같이 관련 연구에서 ‘좋아요 행동’은 추천 알고리즘을 길들이려는 의도가 반영된 행동으로 여겨지지 않는다. Varela et al. [41]의 연구는 넷플릭스 사용자가 그들의 취향과 일치하지 않는 추천을 제안 받고 그에 대해 불만족스러워도 추천 항목에 대해 직접적으로 평가할 수 있는 좋아요나 싫어요를 사용하지 않는 경향이 있다고 밝혔다. 넷플릭스 사용자들은 오히려 추천 콘텐츠에 좋아요를 누르는 것의 효과보다 특정 콘텐츠를 몰아서 시청하거나 보지 않고 화면을 종료하는 시청 상의 암묵적인 피드백이 추천을 개선하는 데 더 효과적이라고 생각하고 있었다.

그러나, 선행연구는 사용자가 인식하는 길들이진 정도와 효과에 대해서도 주목하지 않는다. 본 연구는 자연스러운 콘텐츠 소비 행동과 길들이기 행동을 구별할 수 없기 때문에 모든 시청 행동에 따라 사용자가 길들이기 효과를 어떻게 체감하는 지를 분석했고, 선행연구에서 주목하지 않았던 시청 행동, ‘좋아요 하기’를 통해 추천 결과에 대한 만족도가 높아짐을 확인한 것은 의의를 갖는다.

여러 추천 시스템 중 틱톡 추천 페이지의 알고리즘 경험을 살펴 본 선행 연구[23 39]에서 역시 본 연구와는 반대로 사용자의 추천 개선 행동 전략으로서 팔로우 행동의 중요성을 논의했다. 그러나 본 연구가 관찰한 7 일간의 행동 중 팔로우 행동은 참여자의 60%가 한 번도 사용하지 않을 정도로 그 사용 빈도가 매우 낮고 참여자별 편차가 크다.

정리하자면, 틱톡 사용자는 추천 알고리즘을 길들이기 위해 좋아요보다 팔로우 행동의 효과를 체감하고 있고 1 차 인터뷰 조사에서 자신에게 추천된 항목의 추천 이유를 추론할 때도 여러 명시적 피드백 행동 중 팔로우 행동을 가장 많이 언급했다. 그런데, 실제로 틱톡 추천 페이지를 시청할 때는 팔로우 행동은 거의 하지 않고 좋아요 행동의 빈도가 높다. 그 이유는 1 차 인터뷰 조사에서 절반의 참여자가 “팔로우 행동에 굉장히 까다롭다” 라고 응답한 것에서 유추해볼 수 있었다. P06 은 팔로우 행동이 이후의 추천 페이지를 기대보다 훨씬 더 변화시켜서 그 강도를 조절하기 힘들다고 말했고, P01 은 팔로우하지 않더라도 충분히 관심사에 맞춰 추천이 잘 되기 때문에 팔로우는 정말로 매력적인 채널을 응원하는 의도로 수행한다고 밝혔다. 요약하자면, 틱톡 사용자는 추천 결과에 대체로 만족하기에 길들이기 위한 팔로우 행동을 할 필요를 느끼지 않고, 오히려 팔로우 행동으로 인해 추천 결과에 기대보다 큰 영향을 끼쳐 의도적으로 사용하지 않는다고 답했다.

반면, 좋아요를 표현하는 피드백 행동은 추천 시스템을 사용하는 데 있어 보다 일상적으로, 여러 사용 동기에 의해 자주 발생하는 행동이라고 논의된다. 유튜브의 사용자 행동을 설문조사를 통해 조사한 Khan[27]의 연구는 좋아요 행동이 연구에서 주목한 일곱 가지 유형의 사용자 행동 중 가장 많은 사용 동기와 상관관계를 형성한다고 밝혔다. 좋아요 행동은 다른 행동을 통틀어 유일하게 연구에서 관찰한 다섯 가지 사용 동기 - 휴식/오락 동기, 정보 추구 동기, 정보 제공 동기, 사회적 소통의 동기, 이익 추구 동기- 모두와 상관성이 있음을 발견했다.

틱톡 추천 페이지에서 좋아요 피드백을 사용하는 동기 역시 1 차 인터뷰에서 다양하게 언급되었다. 이후의 추천에 자신의 선호를 표현하려는 의도 외에도 다시 보고 싶은 영상을 저장하려는 의도, 영상이나 크리에이터에 대한 호감과 응원을 표현하려는 의도, 좋아요를

클릭했을 때의 인터페이스 변화로 재미를 추구하려는 의도가 언급되었다. 이와 같이 영상 추천 서비스에서의 좋아요는 다양한 동기에 의해 보다 일상적으로 표현되는 대표적인 명시적 피드백이라 할 수 있고, 본 연구는 선행연구의 결과에 더해 좋아요 행동을 수행하는 다양한 의도와는 별개로 길들이기 효과가 발생함을 관찰하였다.

따라서, 본 연구는 틱톡 추천 페이지 시청 시의 좋아요 행동이 새 계정을 새로 만든 사용 초기에 어떻게 사용되는 지, 추천에 대한 만족감과 통계적으로 연관성이 있는 지 처음으로 탐구했다는 점에서 의의를 가진다.

스킵하기 행동

틱톡 추천 페이지에서 사용자가 주어진 추천 영상이 어떤 지 파악하고, 시청하는 과정에서 영상 스킵하기 행동을 통해 추천 알고리즘에 부정적인 선호가 표현된다. 본 연구의 2 차 조사로 관찰한 스킵 행동의 분포에 따라 추천 결과에 대한 만족도가 감소하는 경향성을 발견했다. 이를 통해 스킵하기 행동과 만족도 간의 인과 관계를 추론하기에 한계가 있지만, 스킵하기 행동을 통해 부정적인 피드백이 알고리즘에게 표현될 때, 만족도가 유의미하게 증가하지 않는다는 사실은 유추할 수 있다.

1 차 인터뷰 조사 결과를 통해 틱톡 사용자는 필요 시 스킵하기 행동에 추가로 강력한 부정적 피드백 행동을 사용한다는 것을 발견했다. 사용자들은 부정적인 선호를 표현하고 싶을 때 스킵하기 행동에 추가로 ‘계정 차단하기’ 행동을 통해 일부 보완했고 차단하기 행동의 결과로 추천이 개선된다고 체감하고 있었다. 이 때문에, 인터뷰 참여자들은 스킵하기 행동과 계정 차단하기 행동 사이의 중간 정도의

부정적 피드백 행동의 필요에 대해 체감하지 못하고 있었다. 이는 스킵하기 행동의 직관성과 용이함으로 시청 몰입에 방해되지 않기 때문이고, Kang et al. [23]의 연구에서 분석한 주요 사용자의 수동적이고 추천 의존적인 시청 경향성과 일치한다. Khan[27]의 연구 역시 유튜브 시청 행동 중 수동적인 시청 행동 유형을 분류하며 단순한 시청 행동으로 인한 암묵적인 피드백만으로 오락과 흥미의 사용 동기가 충족된다고 밝혔다.

오랫동안 보기 행동

암묵적 피드백 행동 중 세션을 오랫동안 지속해 시청을 이어가는 행동, 그리고 한 영상을 길게 보는 행동에서는 길들이기 효과가 나타나지 않았다. 다만 85%의 세션 지속 시간이 1000 초 이내로 기록되었기에 1000 초(약 16 분) 이내에서는 길들이기 효과와 유의미한 상관관계가 있음을 관찰하였다. 이는 절대적인 이용 시간이 더 이상 사용자 만족의 지표로서 기능하지 않는다는 점을 시사한다. 이용 시간은 시스템에 대한 사용자의 만족을 측정하는 전통적인 척도로 기능해왔다 [44]. 하지만 작동 원리가 불투명하고 추천의 예측이 힘든 추천 시스템에서는 단순히 긴 시간 이용하는 것보다, 어떻게 이용하는가가 더 나은 사용자 경험을 형성할 수 있다. 추천 시스템 측면에서는 길들이기 효과의 지속을 위해 이용 시간이라는 암묵적인 행동 지표가 어떤 암묵적 행동 요소로 구성되는 지 더욱 세세하게 파악해 추천을 제공할 필요가 있다. Khan [27]의 연구는 암묵적인 시청 행동으로 시청 시간과 함께 영상의 부가적인 콘텐츠인 다른 사용자들의 댓글을 읽는 시간을 더욱 구체적인 사용자 선호를 판단해야 함을 주장했다.

끝까지 보기 행동

본 연구는 사용자가 추천된 영상을 끝까지 보는 행동과 길들이기 효과 간의 상관관계를 확인했다. 이는 틱톡 사용자들의 추천 페이지 행동 관행을 정성적 방법으로 조사한 Siles et al. [39]의 연구와 Kang et al. [23]의 연구에서도 반복적으로 언급되었던 행동 전략이다. 본 연구가 1 차 조사로 진행한 인터뷰에서 참여자 P07 이 일부러 더 추천되었으면 하는 주제의 특정 영상을 최대한 끝까지 시청했다고 답했다. 반면, 타 영상 추천 알고리즘에 대한 사용자의 인식을 연구한 선행연구 [23, 27, 39]에서는 시청 비율, 시청 길이 행동의 영향을 언급하지 않았고 사용자의 믿음에서도 관찰되지 않았다. 따라서 이는 틱톡과 같은 숏폼 영상 추천 시스템에서 사용자에게 더 강하게 인식되는 알고리즘 경험이자 행동 전략이라고 할 수 있다.

‘끝까지 보기 행동’ 역시 해당 행동으로 인해 세션의 만족도가 증가한다는 인과 관계를 추론할 수는 없다. 추천 알고리즘의 성능이 뛰어나서 사용자가 끝까지 볼만한 영상이 추천된 것인지, 사용자가 끝까지 봤기 때문에 추천 결과가 더 만족스러웠는지 판단할 수 없다는 한계가 있다. 그러나 본 연구는 실증적인 데이터를 통해 선행 연구에서 사용자의 주관적인 행동 전략으로 언급되었던 암묵적 행동이 실제로 추천 결과에 대해 사용자가 만족하는 정도와 유의미한 관계가 있음을 검증했기에 의의가 있다.

제 2 절 사용자 피드백 인터페이스 디자인 제언

본 절에서는 숏폼 영상 추천 시스템에서 사용자가 추천에 개입하고 선호를 표현할 수 있는 피드백 행동의 인터페이스 디자인은 어떠해야 하는지 논하고자 한다

1. 좋아요 이외의 명시적 피드백은 최소화한다

<연구 문제 2>에서 살펴본 바와 같이, 좋아요 행동 이외의 명시적 피드백 행동은 그 사용 빈도가 아주 낮았고, 사용자 개인별 분산이 큰 분포를 보였다. 틱톡 추천 알고리즘 관련 연구에서 강조했던, 능동적이고 적극적으로 명시적 피드백을 제공하는 경향성은 본 조사에서 발견하지 못했다. 추천 영상에 대해 명시적인 선호를 표현하는 것보다 암묵적으로 선호에 부합하는 영상을 보고, 선호하지 않는 영상을 스킵하는 행동이 틱톡 추천 페이지에서 벌어지는 주된 상호작용이었다. Kang et al. [23]의 틱톡 사용 경험 조사와 같이, 수동적으로 추천 영상을 소비하는 경향이 강했다. 따라서, 추천 시스템 사용자 피드백 인터페이스 디자인 관련 연구와 같이 주도성, 통제감에 대한 사용자 니즈를 강조하여 다양한 수준의 피드백을 가능하게 하는 인터페이스와는 다른 접근이 필요하다.

좋아요를 강조하고, 다른 명시적 피드백은 최소화한 피드백 인터페이스의 필요성을 제언하고자 한다. 좋아요 행동은 여러 사용 동기와 함께 벌어지는 가장 기본적인 참여 행동이고, 추천 시스템의 헤비 유저일수록 높은 빈도로 사용하는 피드백이다 [23]. 본 연구에서 관찰한 결과 좋아요 행동은 추천 결과에 대한 만족도와 상관성이 있고, 관찰된 전체 명시적 피드백 중 90% 이상의 비중을 차지하기에 피드백 인터페이스에 필수적이다.

2. ‘싫어요’ 는 필요하지 않다

영상 추천 시스템 넷플릭스와 유튜브에서는 모든 영상에 대해 ‘싫어요’ 로 명확한 부정적 선호를 표현할 수 있고, 싫어요는 인터페이스 상에서 ‘좋아요’ 와 같은 층위에서 제시된다. 틱톡 추천 페이지에는 ‘싫어요’ 와 유사한 ‘관심없음’ 피드백을 제시하지만, 추천 영상을 시청하는 인터페이스에서 벗어나 각 영상의 상세 설정을 조정하는 페이지로 이동해야 “관심 없음” 피드백을 클릭할 수 있어 사용하기 어렵다. 이와 같이 인터페이스 상에서 숨겨져 있기에 1 차 인터뷰 조사에서 2 명의 참여자를 제외하고 대다수의 참여자가 해당 피드백 행동이 가능한 지 알지 못했다.

현행 틱톡 추천 페이지 인터페이스가 싫어요를 적극적으로 안내하지 않지만, 더 중요한 것은 인터뷰 참여자가 스킵하기 행동 이상의 부정적 피드백이 가능한 인터페이스의 필요로 하지 않았다는 점이다. “관심 없음” 피드백을 알고 있는 참여자 P05 도 거의 사용하지 않는다고 언급했고, 오히려 아주 강력한 부정적 선호를 표현하고 싶을 때 관심 없음 피드백보다 계정 차단하기 피드백을 사용한다고 답했다.

이와 같이 특히 사용 초기 계정 온보딩 시기에 스킵하기 행동만으로 관심없는 주제를 추천에서 배제하는 데 어려움을 겪어 계정 차단하기 피드백을 사용하거나 계정을 새로 만든 참여자(P02)도 있었지만, 스킵하기 행동의 직관성과 간단함으로 인해 대다수의 참여자는 인지적인 부하 없이 시청에 몰입할 수 있어 만족스럽다고 언급했다.

그러므로 인터페이스 상의 부정적 피드백을 디자인할 시 단순하게 ‘싫어요’ 를 추가하기보다 쉽고 직관적으로 사용할 수 있는 지, 어느

정도 강도의 표현을 사용자가 필요로하는 지, 다른 암묵적 피드백을 통해 부정적 선호를 예측할 수 있는 지에 대한 고려가 필요하다.

3. 비슷한 내용이 반복적으로 추천되는 상황을 전환할 수 있는

‘새로고침’ 피드백이 필요하다

새로 만든 틱톡 계정을 7 일동안 사용하도록 하는 본 연구의 2 차 조사에서 진행한 ESM 설문조사를 통해 사용자가 앱을 시작하고 종료하기 까지의 세션에서 추천 결과에 대한 5 점 척도의 만족도와 그 이유를 객관식으로 수집했다. 불만족스러운 이유로는, ‘관심없는 내용이 많이 나옴’ 이유가 39%를 차지했고 ‘비슷한 내용이 반복됨’ 이유가 34%, ‘지금 상황에 추천 내용이 적절하지 않음’ 이유가 11%, ‘내용이 유용하지 않음’ 이유가 11%, ‘비주얼이나 소리가 불쾌함’ 이유가 6%를 차지했다 [그림 25].

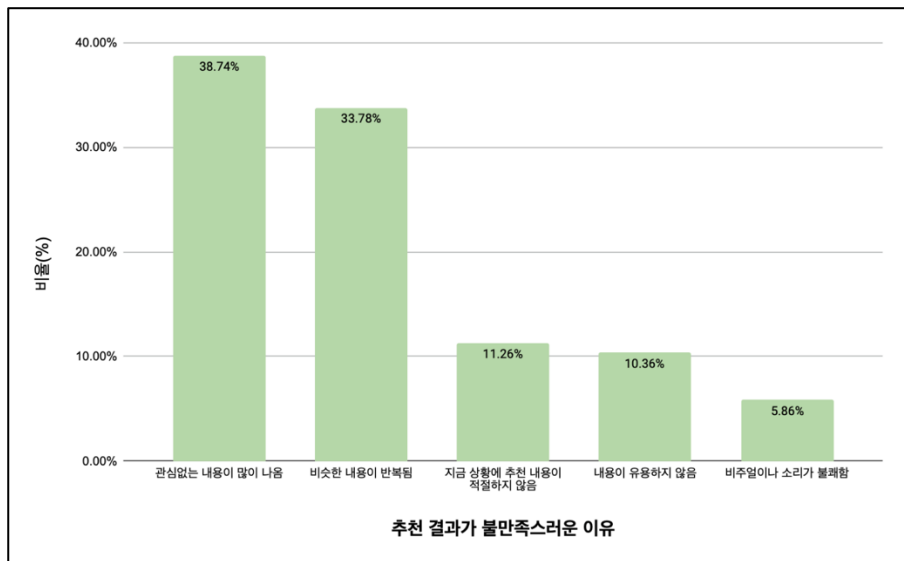


그림 25. 세션 추천 결과가 불만족스러웠던 이유

이 중 두 번째로 비중이 높은 ‘비슷한 내용이 반복됨’ 으로 인해 추천 페이지를 시청하는 과정에서 겪는 구체적인 어려움을 1 차 인터뷰

조사에서도 관찰할 수 있었다. 인터뷰 참여자들은 비슷한 내용의 추천이 반복될 때 팔로우, 좋아요, 검색 등의 행동을 취해도 이후의 추천에서의 변화를 체감하지 못하고 통제할 수 없다고 느꼈다. Siles et al. [39]의 연구 역시 이를 틱톡 알고리즘 상호작용에서 특징적으로 나타나는 어려움으로 언급하며 사용자는 마치 덫에 갇히는 것과 같이 특정 주제들로 좁혀진 추천 내용을 조정할 수 없고, 좌절을 겪는다고 설명했다. 이와 같은 어려움은 이후 추천 스트림을 예측하거나 다른 스트림으로 이동할 수 없는 틱톡 추천 페이지 인터페이스 상의 특성때문에 더욱 고착될 수 있다. 또한, 앞절에서 살펴본 바와 같이 틱톡 추천 페이지를 오래 시청할수록 비슷한 추천 내용이 반복되는 불만족 이유의 비율이 더욱 높아지며, 모든 이유 중 가장 큰 비율(44%)을 차지한다.

그러므로 사용자가 무작위한 추천을 새로고침할 수 있는 피드백 인터페이스의 필요성을 제안하고자 한다. 1 차 인터뷰 조사에서 틱톡 추천 알고리즘에 대한 기대를 살펴본 결과, 틱톡 사용자들은 선호하지 않는 내용이 제외된 정도의 테두리 안에서 예측 불가능한, 무작위한 추천에 대해 기대한다. 그러므로 이와 같은 사용자의 기대를 충족하고 어려움을 도울 수 있는 인터페이스의 필요성은 1 차 조사와 2 차 조사에서 모두 확인한 공통적인 필요성이다.

4. 시청 중인 세션의 지속 시간에 따라 선택적인 피드백 행동을 제안한다

1 절에서 지적한 것과 같이, 더 이상 이용 시간은 사용자의 만족을 나타내는 지표가 될 수 없다. [그림 20] 그래프에서 확인할 수 있듯이, 시청을 시작한 지 1000 초(17 분)가 지나면, 시청을 지속한 시간과 평균 만족도 변수는 불규칙한 분포를 보인다. 한편, 1080 초(18 분) 이전까지는

시청 시간의 지속에 따라 길들이기 효과가 나타나는 것을 확인할 수 있었다 [그림 21]. ESM 설문을 통해 수집한 불만족 세션의 이유를 분석한 결과, 18 분 이상 시청한 세션이 불만족스러웠던 이유 중 '비슷한 내용이 반복됨' 응답이 가장 많은 비중인 44%를 차지했다 [그림 26]. 이는 전체 불만족 세션에서 '비슷한 내용이 반복됨' 답변이 수집된 비중인 34%보다 더 높은 비율이고, 불만족스러운 이유로 가장 많이 수집된 '관심 없는 내용이 많이 나옴' 보다 높은 비중을 차지한다.

이와 같이 새로운 콘텐츠가 계속해서 추천되어야 하는 추천 시스템에서 사용자가 새로운 영상이 추천됨에도 반복되는 내용에 지루함을 느끼는 일종의 기준점이 되는 시간대가 있음을 유추할 수 있고, 틱톡 시청의 경우 18 분이라 할 수 있다. 그러므로, 길들이기 효과의 기준점이 되는 특정 시간대에 따라 추가적인 피드백을 제안해 더욱 구체적으로 선호를 표현하거나, 해당 시점의 추천에 대해 평가할 수 있게 하는 인터페이스 디자인이 필요하다.

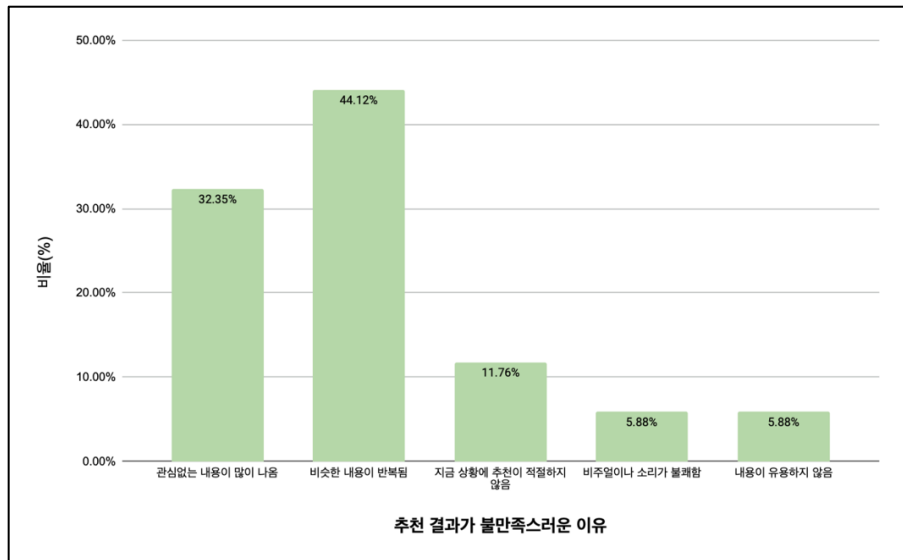


그림 26. 18 분 이상 시청한 세션의 불만족 이유

제 7 장 결론 및 의의

제 1 절 연구 요약

본 연구는 ‘길들이기 효과’를 중심으로 숏폼 영상 추천 시스템 틱톡의 알고리즘 경험을 이해하고 이를 토대로 새로운 사용자 피드백 인터페이스 디자인을 제안하기 위해 두 차례 조사를 진행했다. 1 차 조사로 틱톡 사용자 8 명을 대상으로 하는 심층 인터뷰를 통해 틱톡 추천 알고리즘에 대한 인식, 기대, 어려움을 탐구했다. 그리고 틱톡 사용자 24 명을 대상으로 ESM 설문 조사를 진행한 2 차 조사에서 세션 단위의 로그 데이터와 추천 만족도를 수집했다. 수집한 로그 데이터와 설문 데이터는 세션 단위로 가공한 후, 각 시청 행동에 따라 길들이기 효과가 발생하는 지 분석했다.

1 차 조사와 2 차 조사의 연구 결과는 다음과 같다. <연구 문제 1-1>을 탐구한 1 차 조사 결과, 틱톡 사용자는 추천 페이지에 제안되는 영상의 추천 원인으로 자신의 이전 행동의 영향을 강하게 믿고 있었다. 자신의 이전 행동 중 시청 기록과 관련한 시청 상의 특성(시청 길이, 시청 시기)을 가장 많이 언급했고, 이는 틱톡 알고리즘 경험에서만 관찰할 수 있는 사용자의 인식이었다. 또한, 팔로우 행동과 좋아요 행동과 같은 피드백 행동 역시 추천의 원인으로 추론하고 있었고, 팔로우 행동에 대한 믿음이 가장 컸다. <연구 문제 1-2>를 살펴본 결과, 틱톡 사용자는 고도로 개인화된 추천, 예측 불가능한 추천에 대해 기대하고 있었음을 발견했다. 또한, 추천 알고리즘 상호작용 시 겪는 어려움으로 두 가지 경우, 비슷한 내용의 추천이 반복되거나 관심없는 주제를 추천에서 배제하고 싶을 때 참여자들이 추천을 어떻게 통제해야 할 지 파악하기 힘들었고, 조정하기 어려워하는 것을 관찰했다.

In-situ 환경에서 틱톡 추천 페이지 시청 행동을 관찰하는 목적의 2 차 조사 결과로 우선 <연구 문제 2> 의 탐구 결과, 명시적 피드백 행동을 낮은 빈도로 사용하는 양상을 확인했다. 또한, 연구 참여자들이 사용한 명시적 피드백의 92%는 좋아요 행동이었고 이는 Siles et al. [39]의 연구와 Kang et al. [23]의 연구와 상반되는 결과이다. 특히, 선행 연구에서 틱톡 사용자의 주요한 길들이기 전략 행동으로 언급된 팔로우 행동은 참여자의 60%가 한 번도 사용하지 않을 정도로 그 사용 빈도가 낮았다.

<연구 문제 3>의 탐구 결과, 명시적 피드백 중 좋아요 행동, 암묵적 피드백 중 스킵 행동과 끝까지 보기 행동의 분포에서 길들이기 효과를 관찰할 수 있었다. 이는 특정한 시청 행동 방식에 따라 사용자가 세션의 추천 결과에 대해 만족하는 수준이 유의미하게 달라진다는 것을 시사한다. 본 연구에서 관찰한 열 가지의 시청 행동 중 네 가지 시청 행동이 길들이기 효과와 유의미한 상관 관계를 형성함을 확인하였다.

연구 결과를 토대로, 본 연구는 숏폼 영상 추천 시스템에서 사용자가 추천에 개입하고 선호를 표현할 수 있는 피드백 행동 인터페이스 디자인에 대해 네 가지 제언을 하고자 한다. 첫째, ‘좋아요’ 이외의 명시적 피드백은 최소화한다. 둘째, ‘싫어요’ 는 필요하지 않다. 셋째, 비슷한 내용이 반복적으로 추천되는 상황을 전환할 수 있는 ‘새로고침’ 피드백이 필요하다. 넷째, 시청 중인 세션의 지속 시간에 따라 선택적인 피드백 행동을 제안한다.

제 2 절 연구 한계

2 차 조사로 진행한 in-situ 조사의 설계와 진행 측면에서 한계를 갖는다. 본 연구는 조사 진행자와 참가자가 물리적으로 떨어진 공간에서 원격으로 진행되었다. 실험 진행에 대한 설명을 구두로 설명하는 것이 아닌, 튜토리얼 형식의 가이드 문서로 제공했다는 지점에서 참여자의 조사에 대한 이해도는 차이를 가질 수 있다. 더하여 진행자와 참여자가 물리적으로 같은 공간에서 조사를 진행하는 실험실 세팅과는 달리, ESM 도구를 연구 도구로 활용할 경우에는 연구 참여자의 자발적인 참여와 의지가 중요해진다. 그러나, 본 조사가 참여자에게 요구하는 것이 태스크의 성실한 참여 혹은 성실한 대답이 아니라 일상에서의 자연스러운 시청 행동이었기에 아이폰 단축어라는 실험 도구를 활용해 틱톡 앱 종료라는 사건(event)이 트리거 될 때 현장에서 생생한 기억과 느낌을 수집할 수 있었다는 측면에서 사건-연계 경험 표집 방법론의 새로운 사례로서 유의미한 시도가 되기도 한다.

연구 참여자 측면에서, 추천 시스템 사용 행동에 영향을 주는 사용자측의 특성을 고려해 표집을 진행하지 않았다는 점에서 한계를 갖는다. 1 차 조사와 2 차 조사 모두 선행연구가 규정한 일반적인 틱톡 사용자(regular tiktok user)의 최소 요건을 충족하는 것을 주요한 선정 기준으로 삼았다. 그러나, 추천 알고리즘에 대응하는 행동은 사용자의 기술적 배경, 알고리즘 이해 수준, 해당 추천 시스템을 사용해 온 기간과 빈도 등과 같은 사용자의 특성과 숙련도에 큰 영향을 받기도 한다 [11 21]. 특히 선행 연구들은 “power user”로서 헤비 유저의 영향력을 검증하였는데, 본 연구는 시청 행동을 분석하는 데 있어 이와 같은 사용자 단위의 특성을 고려하지 못했다.

제 3절 연구 의의

본 연구는 1) 사용자가 추천 시스템과 상호작용하는 순간의 생생한 인식을 포착하기 위해 간단한 실험 도구로 ESM 설문조사를 진행하는 연구 방법을 제시한 점, 2) 사용자가 자각하지 못하는 미시적인 시청 행동 중 일부 행동이 추천 결과에 대한 만족도와 유의미한 상관 관계를 성립한다는 것을 밝혔고, 길들이기 효과를 검증함으로써 알고리즘 경험 조사의 새로운 접근을 시도한 점, 3) 각 사용 행동의 길들이기 효과를 토대로 추천 시스템에서의 사용자 피드백 인터페이스 디자인을 제안했다는 점에서 의의를 갖는다.

참고 문헌

- [1] 김준한, 김민준, 김진영, 이중식. (2018). 자동화된 챗봇 기반 사건-연계 경험표집법 (ESM): TV 시청 맥락 연구를 중심으로. *한국 HCI 학회 학술대회*, 524-529.
- [2] 유현중, 정해원. (2021). 숏폼 콘텐츠 유형과 청소년의 이용 동기가 콘텐츠 소비에 미치는 영향. *아시아태평양융합연구교류논문지*, 7(8), 53-67.
- [3] 이태영. (2017). *대규모 TV 시청로그 클러스터링을 통한 시청행위 및 시청가구 유형 분석 연구* (Doctoral dissertation, 서울대학교 융합과학기술대학원).
- [4] Alvarado, O., & Waern, A. (2018, April). Towards algorithmic experience: Initial efforts for social media contexts. In *Proceedings of the 2018 chi conference on human factors in computing systems* (pp. 1-12).
- [5] Alvarado, O., Heuer, H., Vanden Abeele, V., Breiter, A., & Verbert, K. (2020). Middle-Aged Video Consumers' Beliefs About Algorithmic Recommendations on YouTube. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, 4(CSCW2), 1-24.
- [6] Anderson, K. E. (2020). Getting acquainted with social networks and apps: it is time to talk about TikTok. *Library hi tech news*.
- [7] Bandy, J., & Diakopoulos, N. (2020). # TulsaFlop: A Case Study of Algorithmically-Influenced Collective Action on TikTok. *arXiv preprint arXiv:2012.07716*.
- [8] Bhandari, A., & Bimo, S. (2020). TikTok and the “algorithmized self”: A new model of online interaction. *AoIR Selected Papers of Internet Research*.

- [9] Bucher, T. (2017). The algorithmic imaginary: exploring the ordinary affects of Facebook algorithms. *Information, communication & society*, 20(1), 30-44.
- [10] Choi, Y., Kang, E. J., & Kim, J. How Does Netflix “Understand” Me?: Exploring End-user Needs for Human-centered Explanations.
- [11] Christensen, T. C., Barrett, L. F., Bliss-Moreau, E., Lebo, K., & Kaschub, C. (2003). A practical guide to experience-sampling procedures. *Journal of Happiness Studies*, 4(1), 53-78.
- [12] Cummins. (2022). The Creepy TikTok Algorithm Doesn't Know You. JAN 3, 2022 7:00 AM. <https://www.wired.com/story/tiktok-algorithm-mental-health-psychology/>
- [13] Davidson, J., Liebald, B., Liu, J., Nandy, P., Van Vleet, T., Gargi, U., ... & Sampath, D. (2010, September). The YouTube video recommendation system. In *Proceedings of the fourth ACM conference on Recommender systems* (pp. 293-296).
- [14] DeVito, M. A., Gergle, D., & Birnholtz, J. (2017, May). " Algorithms ruin everything" # RIPTwitter, Folk Theories, and Resistance to Algorithmic Change in Social Media. In *Proceedings of the 2017 CHI conference on human factors in computing systems* (pp. 3163-3174).
- [15] Eiband, M., Völkel, S. T., Buschek, D., Cook, S., & Hussmann, H. (2019, March). When people and algorithms meet: User-reported problems in intelligent everyday applications. In *Proceedings of the 24th international conference on intelligent user interfaces*(pp. 96-106).
- [16] Glaser J, Laudel G. Experteninterviews und qualitative Inhaltsanalyse: als Instrumente rekonstruierender Untersuchungen. German: Verlag für Sozialwissenschaften; 2010.

[17] Guinaudeau, B., Vottax, F., & Munger, K. (2020). Fifteen seconds of fame: TikTok and the democratization of mobile video on social media. *Unpublished paper. Disponible en Internet: <https://osf.io/f7ehq/download> [Consulta: 7 de Diciembre de 2020].*

[18] He, C., Parra, D., & Verbert, K. (2016). Interactive recommender systems: A survey of the state of the art and future research challenges and opportunities. *Expert Systems with Applications*, 56, 9–27.

[19] Hogan, T., Hinrichs, U., & Hornecker, E. (2015). The elicitation interview technique: Capturing people's experiences of data representations. *IEEE transactions on visualization and computer graphics*, 22(12), 2579–2593.

[20] Jannach, D., Naveed, S., & Jugovac, M. (2017). User control in recommender systems: Overview and interaction challenges. In *International Conference on Electronic Commerce and Web Technologies* (pp. 21–33). Springer, Cham.

[21] Jin, Y., Tintarev, N., Htun, N. N., & Verbert, K. (2020). Effects of personal characteristics in control-oriented user interfaces for music recommender systems. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 30(2), 199–249.

[22] Jugovac, M., & Jannach, D. (2017). Interacting with recommenders—overview and research directions. *ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems (TiiS)*, 7(3), 1–46.

[23] Kang, H., & Lou, C. (2022). AI agency vs. human agency: understanding human-AI interactions on TikTok and their implications for user engagement. *Journal of Computer-Mediated Communication*, 27(5), zmac014.

[24] Kanthawala, S., Cotter, K., Foyle, K., & DeCook, J. R. (2022, January). It's the Methodology For Me: A Systematic Review of Early Approaches to Studying TikTok. In *HICSS* (pp. 1–17).

- [25] Karizat, N., Delmonaco, D., Eslami, M., & Andalibi, N. (2021). Algorithmic folk theories and identity: How TikTok users co-produce Knowledge of identity and engage in algorithmic resistance. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, 5(CSCW2), 1-44.
- [26] Kelly, D., & Teevan, J. (2003, September). Implicit feedback for inferring user preference: a bibliography. In *Acm Sigir Forum*(Vol. 37, No. 2, pp. 18-28). New York, NY, USA: ACM.
- [27] Khan, M. L. (2017). Social media engagement: What motivates user participation and consumption on YouTube?. *Computers in human behavior*, 66, 236-247.
- [28] Kim, H., & Lim, Y. K. (2021, June). Teaching-Learning Interaction: A New Concept for Interaction Design to Support Reflective User Agency in Intelligent Systems. In *Designing Interactive Systems Conference 2021* (pp. 1544-1553).
- [29] Kim, S., Oh, C., Cho, W. I., Shin, D., Suh, B., & Lee, J. (2021). Trkic G00gle: Why and how users game translation algorithms. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, 5(CSCW2), 1-24.
- [30] Klug, D., Qin, Y., Evans, M., & Kaufman, G. (2021, June). Trick and please. A mixed-method study on user assumptions about the TikTok algorithm. In *13th ACM Web Science Conference 2021* (pp. 84-92).
- [31] Konstan, J. A., & Riedl, J. (2012). Recommender systems: from algorithms to user experience. *User modeling and user-adapted interaction*, 22(1), 101-123.
- [32] König, P. D. (2022). Challenges in enabling user control over algorithm-based services. *AI & SOCIETY*, 1-11.

- [33] Lovejoy, B. (2021, July 28). How TikTok's algorithm works: A fascinating and disturbing analysis. 9to5Mac.
<https://9to5mac.com/2021/07/28/how-tiktoks-algorithm-works/>
- [34] McCarthy, K., Salem, Y., & Smyth, B. (2010, July). Experience-based critiquing: Reusing critiquing experiences to improve conversational recommendation. In *International Conference on Case-Based Reasoning* (pp. 480-494). Springer, Berlin, Heidelberg.
- [35] Ngo, T., Kunkel, J., & Ziegler, J. (2020, July). Exploring mental models for transparent and controllable recommender systems: a qualitative study. In *Proceedings of the 28th ACM Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization* (pp. 183-191).
- [36] Nielsen, J. (1998). Personalization is over-rated. Retrieved October, 23, 2005, from [http:// www.useit.com/alertbox/981004.html](http://www.useit.com/alertbox/981004.html)
- [37] Oh, J., Bellur, S., & Sundar, S. S. (2018). Clicking, assessing, immersing, and sharing: An empirical model of user engagement with interactive media. *Communication Research*, 45(5), 737-763.
- [38] Pu, P., Chen, L., & Hu, R. (2011, October). A user-centric evaluation framework for recommender systems. In *Proceedings of the fifth ACM conference on Recommender systems* (pp. 157-164).
- [39] Siles González, I., & Meléndez Moran, A. "The most aggressive of algorithms": User awareness of and attachment to TikTok's content personalization.
- [40] Simpson, E., & Semaan, B. (2021). For You, or For" You"? Everyday LGBTQ+ Encounters with TikTok. *Proceedings of the ACM on human-computer interaction*, 4(CSCW3), 1-34.
- [41] Varela, D., & Kaun, A. (2019). The Netflix Experience: A User-Focused Approach to the Netflix Recommendation Algorithm.

[42] Wu, C., Wu, F., Qi, T., Liu, Q., Tian, X., Li, J., ... & Xie, X. (2022, April). Feedrec: News feed recommendation with various user feedbacks. In *Proceedings of the ACM Web Conference 2022*(pp. 2088–2097).

[43] Yi, X., Hong, L., Zhong, E., Liu, N. N., & Rajan, S. (2014, October). Beyond clicks: dwell time for personalization. In *Proceedings of the 8th ACM Conference on Recommender systems* (pp. 113–120).

[44] Zviran, M., & Erlich, Z. (2003). Measuring IS user satisfaction: review and implications. *Communications of the Association for Information Systems*, 12(1), 5.

Abstract

Study on Watching Behavior and Tailoring Effect in Short-Form Video Recommendation System

-Focusing on TikTok For You Page-

Sodam Kim

Department of Intelligence and Information
The Graduate School of Convergence Science and
Technology
Seoul National University

An algorithm recommendation system selects and excludes specific information to help user's decision-making in various domains, and determine and propose which one is more appropriate. The role of recommendation algorithms in what information and content we encounter online has been normalized and become important, as seen in examples such as content recommendation for video, music, and product recommendation for shopping services. Users interact with the algorithm and gain a specific understanding of the recommendation algorithm during the process of exploring and consuming the recommended information, referred to as "Algorithmic Experience."

All user behaviors, such as clicks, dwell time, star ratings, and searches that occur naturally while using the content recommendation system, are classified as user feedback for recommendations. The recommender system infers the user's preference and usage context from such behavior data, and reflects it in suggesting future recommendations. Microscopic feedback behaviors accumulated every second in the process of browsing and consuming recommended content can influence the performance of recommendations, but it is difficult for users to figure out which behaviors of their own have an impact on the recommendation results. There is only a judgment available to the user is whether the algorithm of the recommendation system has been tailored to their taste and recommends content that they would like, that is, the “Tailoring Effect” .

This study focuses on the phenomenon of the "tailoring effect," where users' satisfaction with recommendation results increases independently of their intention to manipulate the recommendation algorithms. Users make decisions on their subsequent usage behaviors and methods based on the tailoring effect. Therefore, designing a feedback interface in the recommendation system that allows users to intervene in the operation of the recommendation algorithm should prioritize the tailoring effect on various behaviors, rather than just enhancing the sense of control and agency.

The research is about the personalized recommendation page of the short-form video recommendation app TikTok, of which video is mainly consumed through recommendation rather than active search and browsing by users. When the app starts, recommended videos are

immediately played on the full screen, without the process of choosing the recommendation stream or obtaining additional information about the recommended items. By watching the video, users involuntarily browse the recommended items, and the result of implicit watching behavior is immediately reflected in the recommendation, forming a unique algorithm experience. In this way, the watching practice that minimizes prediction and intention is reinforced through three elements of the TikTok recommendation algorithm experience: (1) the characteristic of the recommendation algorithm that places a high weight on immediate user behavior instead of follow function, (2) the characteristic of the user interface that induces immersion and cannot predict the next recommendation item, and (3) the characteristic of highly addictive short-form video content. Therefore, it is necessary to empirically investigate users' understanding and behavior that constitutes the TikTok algorithm experience.

The purpose of this study is (1) to understand the user's perception and algorithm interaction of the short-form video recommendation system, focusing on the For You page of TikTok (FYP), and (2) to propose a new user feedback interface design based on this understanding. For these purpose, two investigations were conducted. As a first investigation explored user' s understandings, expectations, and difficulties with TikTok's recommendation algorithm through in-depth interviews with 8 TikTok regular users. The in-situ second investigation collected session-based log data and five-point scale satisfaction about recommendation results through an ESM survey method with 24 TikTok regular users. The collected log data and survey data were processed on a session-level basis then

analyzed to see if the tailoring effect occurred according to each watching behavior.

The result of the first and second studies are as follows: The first investigation results showed that TikTok users strongly believe that their previous actions have a strong impact on the later recommendations. The results found that TikTok users expected both highly personalized recommendations and the unpredictability of recommendations to be entertaining. Additionally, it was difficult for participants to figure out how to control the recommendations when faced with difficulties in the interaction with the recommendation algorithm, such as repetitive recommendations of similar theme or the exclusion of topics of no interest.

The results of the secondary investigation aimed at observing TikTok recommendation page watching behavior in an in-situ environment showed a low frequency of explicit feedback behavior. Additionally, 92% of explicit feedback used by the participants was the “Like” behavior, which contradicts previous studies on interaction practice on TikTok. In particular, following behavior, which was mentioned as a major tailoring strategy in previous studies, was used at such a low frequency that 60% of participants never used it. Tailoring effects was observed in the distribution of like behavior of belonging to explicit feedback, skip behavior and sit-through behavior belonging to implicit feedback. This indicates that user’s level of satisfaction with the recommended result of a use session can significantly differ depending on a specific watching behavior. A

specific watching behavior forms a significant correlation with the user satisfaction, leading to tailoring effects.

Based on the results of the study, this study aims to make four design implication regarding the user feedback interface in a short-form video recommendation system where users can engage in and express their preferences. First, minimize explicit feedback other than "Like". Second, "Dislike" is not necessary. Third, "Refresh" feedback that can change the situation where similar content is repeatedly recommended is needed. Finally, the system should suggest selective feedback behavior based on the duration of the ongoing session.

This study examined the tailoring effect of recommendation algorithm feedback behavior that occurs while consuming recommended content. The main contributions of this work to the HCI community are as follows: first, it was revealed that some implicit watching behavior that users are not aware of have a significant correlation with satisfaction of the recommendation results, and a new approach to algorithm experience investigation is presented by verifying the tailoring effect. Secondly, a simple ESM survey method with Apple Shortcuts function was proposed to capture the vivid perceptions at the moment of interacting with the recommendation system. Lastly, the study presented design implications of the user feedback interface in short-form video recommendation systems.

Keywords : Recommendation Algorithm Experience, Short-Form Recommendation System, TikTok Algorithm, User Feedback, Tailoring Effect, User Behavior Analysis
Student Number : 2020-21791