

추천 시스템에 대한 사용자 신뢰: 콘텐츠 기반, 협업 인구통계학적 필터링의 비교

Chapter 0. 들어가기 전에 (ba13)

1. 추천 시스템이란?

I. 추천시스템

추천시스템 개요

❖ 추천시스템(Recommender Systems)의 등장 배경



1998년 당시 34살의 _____

*"If we have 4.5 million customers,
we shouldn't have one store.*

We should have 4.5 million stores."

The
Washington
Post

1998년 11월 8일
인터뷰 기사 중

Source: <https://www.washingtonpost.com/wp-srv/washtech/daily/nov98/amazon110898.htm>

❖ 추천시스템이란?

- **개인화의 기술적 구현**(Technical Implementation of Personalization)
- 고객에게 맞춤 상품이나 서비스를 추천하는 '적극적인 마케팅 시스템'
- 고객의 구매 의사결정을 돕기 위한 정보를 제공하는 자동화된 IT 기반의 마케팅 시스템

2. 추천시스템에 주목해야 하는 이유?

I. 추천시스템

왜 추천시스템에 주목해야 하는가?

❖ 1. 정보의 홍수(Information Overload)로부터 벗어나자!

- 어린이날 선물로 '장난감'을 '옥션(Auction.co.kr)'에서 구입하려고 하는 안OO씨의 사례



- 기술적으로 추천시스템은 'Information **Filtering** System'의 일종

❖ 2. Mass Customization의 현실적인 구현 수단!

- 물리적 생산 환경의 제약은 현실적으로 극복하기 어려움
- 생산이 아닌 **MD(Merchandising)**를 **맞춤화** 해 보자!

❖ 3. 전자상거래 매출 증대를 위한 현실적 수단!

- 아이쇼핑만 하려던 사람(Browser)을 **구매자(Buyer)**로 유도
- **교차판매(Cross-selling)**이나 **상승판매(Up-selling)**를 유도
- 고객의 **충성도(Loyalty)**를 형성

3. 대표적인 추천 기법

ba: 내용 기반 추천 기법, 협업 필터링 추천 기법

논문: 내용 기반 추천 기법, 협업 필터링, **인구통계학적 필터링**

❖ [1] 내용 기반 추천 기법(Content-Based, CB)

- 목표 고객이 과거에 어떤 특성을 가진 상품을 선호했는지를 기준으로 유사한 특성을 가진 상품을 추천하는 방식
- 이 기법에서는 'Item-to-Item Correlation'을 고려

Restaurant	Noodle	Shrimp	Basil	Exotic	Salmon	Jill
<i>Kitima</i>	Y	Y	Y	Y	Y	👎
<i>Marco Polo</i>		Y	Y			👍
<i>Spiga</i>	Y		Y			👍
<i>Thai Touch</i>	Y	Y		Y		👎
<i>Dolce</i>		Y	Y		Y	?

- 핵심이슈
 - (1) 사용자의 선호도와 상품의 특성을 어떻게 모델링 할 것인가?
 - (2) 상품 간 유사도를 어떻게 측정할 것인가?

- 해당 논문에서 말하는 내용 기반 추천 기법

유사한 사용자 간의 상관관계를 분석하는 대신 사용자가 선호하는 제품의 특성과 신상품 특성 간의 상관관계를 분석하여 제품을 추천

❖ [2] 협업 필터링 추천 기법(Collaborative Filtering, CF)

- 목표 고객과 유사한 선호도를 보인 다른 고객이 구매한 결과를 바탕으로 추천결과를 생성하거나, 목표 고객이 구매한(혹은 선호한) 상품과 유사한 상품을 바탕으로 추천결과를 생성
- 협업 필터링에서는 상품의 특성을 전혀 고려하지 않으며, 오로지 다른 사용자들이 구매(혹은 선호)한 정보만 사용하여, 추천결과를 생성한다는 특징이 있음

- User-based 방식의 협업 필터링(CF) 예시

Restaurant	Karen	Lynn	Chris	Mike	Jill
<i>Kitima</i>	👎	👍	👍	👍	👎
<i>Marco Polo</i>	👍	👍	👍	👍	👍
<i>Spiga</i>	👍	👎	👍	👎	👍
<i>Thai Touch</i>	👎	👍	👎	👍	👎
<i>Dolce</i>	👍	👎	👍	👎	?

- *Kitima* ~ *Thai Touch*까지의 경험으로 미루어 볼 때, Jill과 가장 선호하는 식당의 패턴이 유사한 사람은 _____ → 이 친구의 *Dolce*에 대한 평가를 바탕으로, Jill의 *Dolce*에 대한 평가를 예측

- 해당 논문에서 말하는 협업 필터링 추천 기법

유사한 사용자 간의 상관관계를 분석하여 비슷한 선호도와 취향을 공유하는 사용자가 이전에 좋아하거나 소비한 적이 있는 제품을 추천

[3] 인구통계학적 필터링

사용자의 인구통계학적 프로파일(예: 연령, 성별, 위치, 교육 등)에만 의존하며, 이러한 인구통계학적 요소가 유사한 사용자가 좋아하는 상품을 추천하는 기법

Chapter 1. 논문 배경

기존 연구: 더 나은 추천이 궁극적으로 더 나은 사용자 경험으로 이어질 것이라는 일반적인 가정 하에 추천 시스템의 실제 성능과 알고리즘 및 계산 모델을 개선하여 사용자의 요구와 선호도를 더 정확하게 예측하는 방법에 초점을 맞췄다.

최근 연구: 추천 시스템에 대한 사용자의 주관적인 평가에 영향을 미치는 다른 많은 요인으로 인해 좋은 사용자 경험을 보장하는 것이 훨씬 더 복잡해졌다.

- 객관적인 성능 차이에도 불구하고, 사용자가 다른 유형의 추천보다 더 신뢰하는 일반적인 주관적 경향이 있는지 알 수 없다.

해당 논문의 연구 방향 및 흥미로운 점:

1. 심리적 요인 탐구: 추천시스템 연구주제로 사용자의 요구와 선호도를 더 정확하게 예측하는 기법 연구에 초점을 뒀기보다는 사용자가 추천시스템과의 상호작용에 있어 사용자의 기저에 깔려 있는 심리적 요인을 탐구 -> Week09. 추천시스템 연구주제 탐색 카테고리 아니라, Week12. 설명가능한 AI 연구주제 탐색 카테고리에 해당 논문이 들어가 있는 이유 생각
2. 설명가능한 AI(eXplainable AI, XAI) 접근 방식:
 - 인공지능(딥러닝)의 경우, 복잡한 구조와 많은 계산량으로 인해 성능은 좋으나 AI가 왜 그런 결과를 도출했는지 알기가 어려워, '블랙박스'라고 불린다.
 - XAI는 사람이 AI의 동작과 최종결과를 이해하고 올바르게 해석할 수 있고, 결과물이 생성되는 과정을 설명 가능하도록 해주는 기술을 의미하며, 모델을 해석 가능한 구조로 고안하거나, LIME, SHAP와 같은 기법으로 사후해석을 통해 인간인 사용자가 이해할 수 있도록 하는 프로세스와 방법론
 - 해당 논문은 이러한 XAI 기법을 통해, 모델링을 하고 사후해석을 하는 것이 아니라, 사용자들로 하여금 시스템의 접근 방식과 관련하여 다양한 설명의 심리적 효과를 조사하였음. (사회과학적인 접근) -> 위키백과 : 설명가능 인공지능(XAI): 판단에 대한 이유를 사람이 이해할 수 있는 방식으로 제시하는 인공지능을 일컫는다. -> 해당 논문은 시스템 접근에

있어서 어떻게 사용자에게 접근 했을 때, 더 높은 신뢰도를 보이는지 밝혀내고자 함. ->
기술적인 사후 해석만이 XAI가 아니다.

Chapter 2. 논문 개요

추천 시스템 접근 방식과 관련하여 사용자의 심리적인 효과를 실험하기 위해 영화 추천 시스템으로 프로토타입으로 실증연구를 진행

1. 표면적 추천 유형

“같은 상품을 추천해도 추천 시스템의 접근 방식에 따라 사용자의 신뢰에 상당한 영향을 미칠 수 있으며, 추천 시스템을 다르게 평가하는 경향이 있음을 발견”

내용 기반 추천 시스템 vs 협업 필터링 vs 인구통계학적 필터링

- 내용 기반 추천 시스템: “과거 선택에 따라, 당신은 ...에 관심이 있을 수 있습니다.”
- 협업 필터링: “비슷한 관심사를 가진 다른 사용자들도...”
- 인구통계학적 필터링: “당신의 연령대에 있는 다른 사용자들도...”

2. 추천 품질: 좋았을 때 vs 나빴을 때 실험

➔ 사용자가 시스템을 평가하는 방식과 추천에 대한 반응 특성을 조사

다양한 추천 시스템을 설명하는 설명의 심리적 효과 결과

➔ 시스템 성능과 관계 없이 협업 필터링을 사용하는 시스템을 더 신뢰한다.

➔ 좋은 추천은 나의 책임(자기 서비스 편향)!!, But, 나쁜 추천은 시스템 탓!!

해당 논문의 휴리스틱과 가설

1. 밴드웨건 휴리스틱

- “다른 사람들이 무언가를 좋다고 생각하면 나도 그렇게 생각해야 한다.”

그래서 연구자들은 밴드웨건 휴리스틱 작동으로 사용자가 내용 기반 필터링보다 협업 필터링을 더 신뢰하는 경향이 있는 사실을 발견

➔ **가설1. 협업 필터링이 적용된 추천 시스템은 인구통계학적 필터링이나 콘텐츠 기반 필터링이 적용된 시스템과 비교하여 사용자들 사이에서 밴드웨건 휴리스틱 인식이 높아져 시스템에 대한 긍정적인 평가와 신뢰로 이어질 것이다.**

2. 다른 사람과 차별화되고 독특한 개인으로 대접받고자 하는 욕구

- 추천 상품이 자신의 자아 개념을 반영하는지에 대한 여부

- 사용자가 자신만을 기준으로 한 추천을 받아들이는 정도에 영향을 미칠 수 있다.
 - 내용 기반 추천 시스템은 개인에게 맞는 제품을 맞춤화함으로써 개인에게 더 큰 개인화 감각을 제공할 수 있다.
- ➔ 가설2: 내용 기반 필터링이 적용된 추천 시스템은 인구통계학적 필터링이나 협업 필터링이 적용된 시스템에 비해 사용자들의 정체성 휴리스틱 인식이 높아져 시스템에 대한 긍정적인 평가로 이어질 것이다.

3. 귀인이론

사회 심리학에서 우리가 타인과 자신에게 책임을 전가하는 방식을 설명하는 이론으로 자신의 실패는 다른 사람을 포함한 상황의 측면 때문이라고 생각하는 반면, 성공에 대해서는 자신의 공로를 인정하는 경향이 있다.

- 이기적 편향: 성공은 내적 요인으로 돌리고, 실패는 외적 요인으로 돌리는 경향을 가지고 있다. 이러한 경향의 배경에는 자존감을 유지하기 위해 자기 향상에 대한 욕구가 있기 때문이다. (인간 운전자가 사고를 낸다 vs 자율주행 자동차가 사고를 낸다 -> 자율주행 자동차를 더 많이 비난)
- ➔ 가설3: 추천 시스템이 낮은 품질의 추천보다는 높은 품질의 추천을 제공한다면 사용자는 추천 시스템을 더 긍정적으로 평가하고 시스템을 더 신뢰하게 될 것이다.
- ➔ 가설4(a): 시스템이 고품질 추천에 비해 낮은 품질의 추천을 제공할 때 사용자는 추천 시스템에 더 많은 책임을 부여할 것이다.
- ➔ 가설4(b): 사용자는 시스템이 낮은 품질의 추천에 비해 높은 품질의 추천을 제공할 때 자신에게 더 많은 책임을 부여한다.

4. 기계의 대리성

다른 사람이 자신의 행동을 완전히 통제할 수 있다는 것을 알면 다른 사람을 더 많이 비난한다. (자율성이 높은 로봇을 더 많이 비난, 인간 프로그래머의 지시만 따르는 로봇을 덜 비난)

내용 기반 필터링은 유사한 사용자의 영향을 받지 않기 때문에 다른 두 가지 접근 방식에 비해 추천에 대한 권한과 통제력이 더 높다. -> 내용 기반 필터링 추천 시스템과 상호작용시 더 많은 책임을 부여할 가능성이 높다.

- ➔ 가설5: 사용자는 협업 및 인구통계학적 필터링 추천 시스템에 비해 내용 기반 필터링 추천 시스템과 상호작용할 때 자신과 추천 시스템에 더 많은 책임을 부여할 것이다.

5. 기계의 성능과 지능에 대한 기대

인간의 이기적 편향의 정도는 기계의 성능과 지능에 기대에 따라 달라진다. 인구통계학적 필터링

은 추천 시스템의 가장 기본적인 접근 방식으로 다른 두 가지 접근 방식에 비해 지능이 낮은 것으로 인식될 수 있기 때문에 사용자가 이 시스템과 상호작용 할 때 이기적인 편향이 덜 나타날 수 있다.

- ➔ 가설6: 추천 시스템 성능의 품질은 사용자가 자신과 추천 시스템에 부여하는 책임에 대한 시스템 유형의 영향을 조절할 것이다.

실험 방법 (실험 참여자 입장)

235명의 참가자를 모집

1. 홈페이지에서 추천 시스템에 대한 간략한 소개를 제공받음

Movie Taste

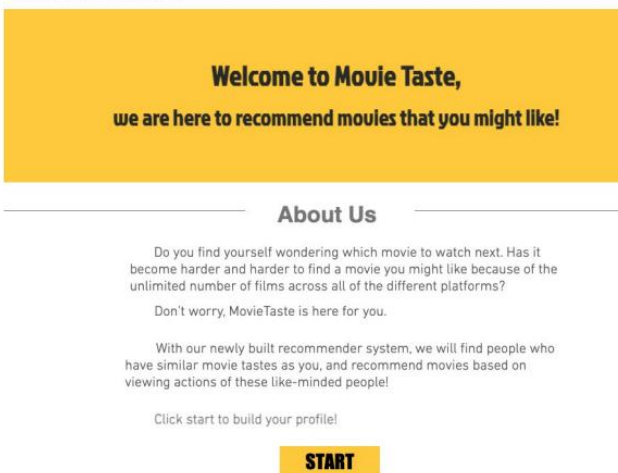


그림 1: 영화 취향 홈 페이지(협업 필터링 조건)

2. 인구통계학적 정보와 함께 인기 영화 10편에 대한 평점을 제공하도록 요청이 옴 (IMDB top 100 movies 기준으로 선정)

Movie Taste

Now, we'd like you to rate on a range of movies. Please indicate on a scale from 1 to 5, how much you enjoy the following movies (choose 1 star if you haven't watched the movie).



그림 2: 영화 취향의 프로필 설정 페이지(공동 작업 및 콘텐츠 기반 필터링 조건)

3. 로딩 페이지로 이동하여 추천 시스템에 대한 조작을 받음

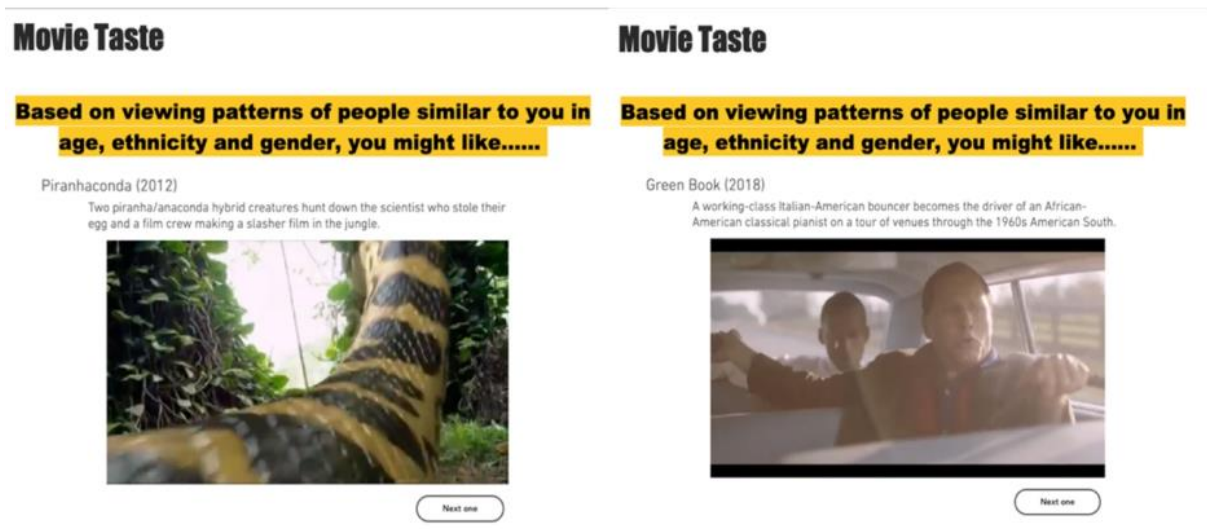
Movie Taste

We are fetching movie recommendations
in our database based on **your personal**
movie taste.....



그림 3: 영화 취향 로딩 페이지(콘텐츠 기반 필터링 조건)

4. 5개의 서로 다른 영화 추천(좋은 영화 or 나쁜 영화)를 생성하고 생성 방식에 대한 설명 제공받음



5. 추천 목록을 둘러본뒤, 참가자가 설문조사에 참여할 수 있도록 엔드 코드를 제공하고, **중재 변수** 및 **종속 변수**에 대한 질문을 하면서 마무리

실험 상세 설명

Q1. 추천 시스템은 실제로 동작했는가?

1. 참가자들은 모르겠지만, 추천 시스템은 그 어떤 필터링을 기반으로도 실제로 동작하지 않았음. -> 6가지 가설 중 하나에 무작위로 배정되어 하나의 프로토 타입과 상호작용하도록 지시되었음.

2. 5개의 서로 다른 영화 추천(좋은 영화 or 나쁜 영화)를 생성하고 생성 방식에 대한 설명 제공 시, 각 추천 시스템 유형에 맞게 조작하여 설명을 제공

Q2. 10개의 영화는 어떻게 선정되었는가?

1. 추천 시스템 성능을 조작하기 위해, 별도의 참가자 세트를 사용하여 영화를 선택하는 파일럿 테스트를 수행 (Separate set of participants (pilot test))
2. 별도의 참가자 세트에는 61명의 참가자를 모집
3. 별도 참가자 세트에서는 IMDB에서 최고 평점을 받은 영화 중 좋은 영화 9편을 선정하고, Rotten Tomatoes 기준으로 평점을 확인하여 Tomatometer가 95% 이상인지 확인
 - Rotten Tomatoes: 전체 평 중에서 신선도를 나타낸다. 신선도가 높을수록 재미있다는 뜻. (재미없는 영화일수록 신선도가 떨어지며 썩은(Rotten) 토마토라 표현함)
 - Tomatometer: 평론가들의 긍정적 평가 비율을 Tomatometer라는 이름으로 제공. 전체 평 (Fresh, Rotten) 중에서 Fresh의 비율을 의미하며, 60% 이상일 경우 Fresh, 미만일 경우 Rotten으로 표기된다.
4. 유튜브의 725개 영화 예고편에 대한 좋아요와 싫어요 비율을 체계적으로 계산한 기존 연구에서 가장 낮은 점수를 받은 13개의 낮은 영화를 선정
5. 22개의 영화 예고편 중에 7개의 예고편을 무작위로 시청하도록 배정, 해당 영화를 본적이 있는지 여부를 표시하도록 함.
6. 영화의 인지된 품질과 시청 의향을 평가하는 10가지 질문에 1~7까지의 척도로 답하도록 함.
7. 최종적으로 실제 연구에서 좋은 평가를 받은 영화 5편과 나쁜 평가를 받은 조작 영화 5편을 최종적으로 선정하였음.
 - 영화 선정 기준으로 좋은 영화가 나쁜 영화보다 훨씬 높은 점수를 받아야 하고, 적어도 참가자 60% 이상이 해당 영화를 보지 않았어야 함.

Q3. 설문조사 측정방식과 질문은?

10점 척도로 측정된 조작 확인 문항 제외 모든 항목 7점 리커트 척도로 측정

1. 통제 변수: "나는 정보 기술이 내 일상 생활의 일부라고 느낀다(사용자의 지각된 대한 자기 효능감, 정보 기술 사용에 대한 전문성)", "할 일이 많을 때는 자동화 시스템에 작업을 위임하는 것이 합리적이다(자동화 편향)."
2. 매개 변수: "많은 사용자가 추천한 영화를 좋아했다.(밴드웨건 휴리스틱)", "추천 영화는 내

고유한 특성을 반영한다.(정체성 휴리스틱)"

3. 조작 확인

- 내용 기반 추천 기법: "시스템이 위 영화를 추천한 이유는 영화의 특징이 내 개인적인 영화 취향과 일치하기 때문이다.", "시스템이 영화 콘텐츠에서 내가 좋아하는 특징이 포함된 영화를 찾아내어 추천했다."
- 협업 필터링: "나와 비슷한 영화 취향을 가진 사용자가 많이 봤기 때문에 시스템이 위 영화를 추천했다.", "나와 비슷한 영화 취향을 가진 사용자가 선호하는 영화를 기반으로 추천했다."
- 인구통계학적 필터링: "나와 나이, 인종, 성별이 비슷한 다른 사용자가 많이 봤기 때문에 시스템이 위 영화를 추천했다고 생각한다", "시스템은 나이, 인종 및 성별이 유사한 사용자들이 선호하는 내용을 기반으로 영화를 추천했다"

4. 종속 변수

4-1. 책임 귀속

- 추천 시스템, 사용자 자신, 유사 사용자의 3가지 주제에 대해 인지된 책임을 표시

ex) "이러한 영화 추천을 받은 것에 대해 본인/추천 시스템/기타 유사한 사용자에게 어느 정도 책임을 돌리십니까?"

4-2. 시청 의향

ex) "향후 언젠가 추천 영화를 한 편 이상 보고 싶다.:", "향후 추천 영화 대부분

4-3. 추천 시스템의 인지된 품질:

ex) "추천 시스템이 유용하다", "더 나은 정보를 찾을 수 있다."

4-4. 인지적 신뢰:

"추천 시스템은 안정적으로 작동한다", "추천 시스템은 영화 추천 방법에 대한 올바른 지식을 가지고 있다.", "추천 시스템은 내가 입력한 정보를 정확하게 사용한다."

4-5. 지각된 우연성:

"추천 시스템을 통해 새로운 영화를 발견했다.", "추천 시스템이 유쾌하게 놀랄 만한 영화를 추천했다."

Q4. 가설들은 어떻게 테스트 하였는지?

가설1, 가설2 -> SPSS 프로세스 매크로 모델 4 사용

가설3, 가설4a, 가설4b, 가설5, 가설6: 이원 공변량 분석

Process macro -> 조절 변수 및 상호 작용 효과를 평가하는데 사용되는 모델

결과

조작 확인 결과

- 1) 내용 기반 추천 기법 조건에 배정된 사용자: 타 시스템 유형 대비 “시스템이 개인의 취향에 따라 제품을 추천한다고 응답할 가능성이 더 높았다고 할 수 있다.”
- 2) 협업 필터링 조건에 배정된 사용자: 타 시스템 참가자에 비해 “시스템이 취향이 비슷한 사용자가 선호하는 제품을 추천한다고 응답할 가능성이 더 높았다.”
- 3) 인구통계학적 필터링 조건에 배정된 참가자: 타 시스템 대비 “연령, 인종, 성별이 비슷한 사용자가 선호하는 제품을 기반으로 시스템이 추천한다고 응답할 가능성이 높았다.”

가설 확인 결과

Table 3: Indirect effects of system type on system's evaluation and trust (summary of the mediation analyses)

Mediation path	B ^a	SE	CI ^b	
			Lower CI	Upper CI
RS type comparison 1 ^c → Bandwagon perception → Watching intention	.37	.12	.16	.62
RS type comparison 1 ^c → Bandwagon perception → RS quality	.33	.10	.15	.56
RS type comparison 1 ^c → Bandwagon perception → Cognitive trust	.40	.12	.18	.64
RS type comparison 1 ^c → Bandwagon perception → Serendipity	.33	.10	.14	.55
RS type comparison 2 ^d → Identity perception → Watching intention	-.75	.20	-1.17	-.36
RS type comparison 2 ^d → Identity perception → RS quality	-.77	.20	-1.17	-.39
RS type comparison 2 ^d → Identity perception → Cognitive trust	-.73	.19	-1.12	-.35
RS type comparison 2 ^d → Identity perception → Serendipity	-.62	.17	-.96	-.31

^aUnstandardized path coefficient

^bBias-correlated and accelerated 95% confidence interval (CI).

^cRS type comparison 1 is coded as 0= Content-based filtering, 1= Collaborative filtering

^dRS type comparison 2 is coded as 0= Content-based filtering, 1= Demographic filtering

가설1. 협업 필터링이 적용된 추천 시스템은 인구통계학적 필터링이나 콘텐츠 기반 필터링이 적용된 시스템과 비교하여 사용자들 사이에서 밴드웨건 휴리스틱 인식이 높아져 시스템에 대한 긍정적인 평가와 신뢰로 이어질 것이다.

협업 필터링은 더 높은 밴드웨건 인식을 유발했다. (Table3 참고)

Table3 표 해석은 <https://quickdata.tistory.com/67>

여러 데이터가 나타나는데 이는 회귀분석과 같은 결과입니다. 다 볼 필요는 없고 **간접효과(indirect effects of X on Y)**만 살펴봅니다. 여기서 **간접효과 검증 Effect가 0.0719, 표준오차인 BootSE는 0.191**로 나타났습니다. 다음으로 가장 중요하게 볼 신뢰구간입니다. **BootLLCI와 BootULCI는 상한, 하한 값을 의미합니다. 통계적인 오차를 고려했을 때 추출된 간접효과 크기의 범위를 말합니다.**

분석 결과에서 오차를 고려했을 때 추출되는 **하한값은 0.0384, 상한값은 0.1128**입니다. 이때 **상하한 값이 0보다 크면 간접효과가 정(+)적으로 유의하다고 판단합니다. 만약, 상하한 값이 0보다 작으면 간접효과는 부(-)적으로 유의한 것입니다.** 즉, 신뢰구간에 0 을 포함하지 않으면 유의하다고 할 수 있습니다.

가설2: 내용 기반 필터링이 적용된 추천 시스템은 인구통계학적 필터링이나 협업 필터링이 적용된 시스템에 비해 사용자들의 정체성 휴리스틱 인식이 높아져 시스템에 대한 긍정적인 평가로 이어질 것이다.

내용 기반 추천 시스템과 상호작용한 사람들의 정체성 인식이 인구통계학적 필터링 시스템과 상호작용한 사람들 보다 유의하게 높았지만, **협업 필터링 시스템과 상호작용한 사람보다 유의하게 높지 않아 부분적으로 지지한다.**

전반적으로 사용자들은 협업 필터링 방식과 상호작용할 때 밴드웨건 휴리스틱의 도출로 인해 추천 시스템을 더 긍정적으로 평가하고 더 신뢰하는 경향을 보였으며, 내용 기반 추천 기법은 정체성 휴리스틱의 도출로 인해 그 뒤를 이었고, 인구통계학적 필터링 시스템은 타 시스템에 비해 낮은 평가를 받았으며, 신뢰도와 관련이 있다.

가설3: 추천 시스템이 낮은 품질의 추천보다는 높은 품질의 추천을 제공한다면 사용자는 추천 시스템을 더 긍정적으로 평가하고 시스템을 더 신뢰하게 될 것이다.

좋은 품질의 추천을 다시 받았을 때 사용자는 시청 의도가 더 높았고, 추천 시스템의 품질이 더 높다고 평가했으며, 시스템에 대한 인지적 신뢰가 더 높았고, 시스템이 더 높은 유연성을 가지고 있다고 인식했다.

가설4(a): 시스템이 고품질 추천에 비해 낮은 품질의 추천을 제공할 때 사용자는 추천 시스템에 더 많은 책임을 부여할 것이다.

사용자들은 시스템으로부터 좋은 품질의 추천을 받았을 때, 나쁜 품질의 추천을 받았을 때보다 자신에게 더 많은 책임을 부여한다 (자기 서비스 편향).

가설4(b): 사용자는 시스템이 낮은 품질의 추천에 비해 높은 품질의 추천을 제공할 때 자신에게 더 많은 책임을 부여한다.

사용자는 좋은 품질의 추천을 받았을 때보다 나쁜 품질의 추천을 받았을 때 시스템에 더 많은 책임을 부여한다. (자기 서비스 편향)

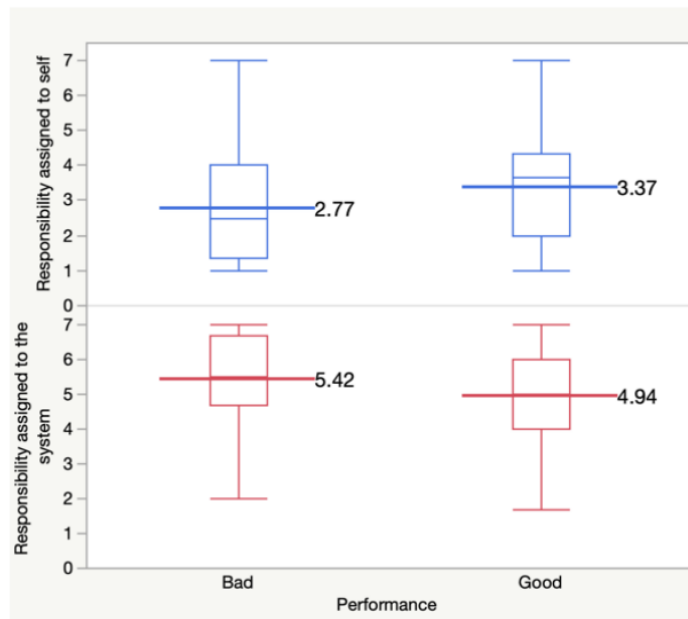


Figure 5: Participants' perceived responsibility of themselves or the recommender system when the system either delivers good or bad performances

가설5: 사용자는 협업 및 인구통계학적 필터링 추천 시스템에 비해 내용 기반 필터링 추천 시스템과 상호작용할 때 자신과 추천 시스템에 더 많은 책임을 부여할 것이다.

사용자가 내용 기반 필터링 추천 시스템과 상호작용할 때 협업 필터링 및 인구통계학적 필터링 추천 시스템에 비해 자신에게 더 많은 책임을 부여하는 것으로 나타났다.

동시에 내용 기반 필터링과 상호 작용한 사람들은 협업 필터링 시스템과 상호 작용한 사람들에 비해 시스템에 더 많은 책임을 부여했다. 그러나, 인구통계학적 필터링 추천 시스템과 상호작용한 사람보다 유의하게 많지 않았음(시스템에 더 많은 책임을 부여하지 않음).

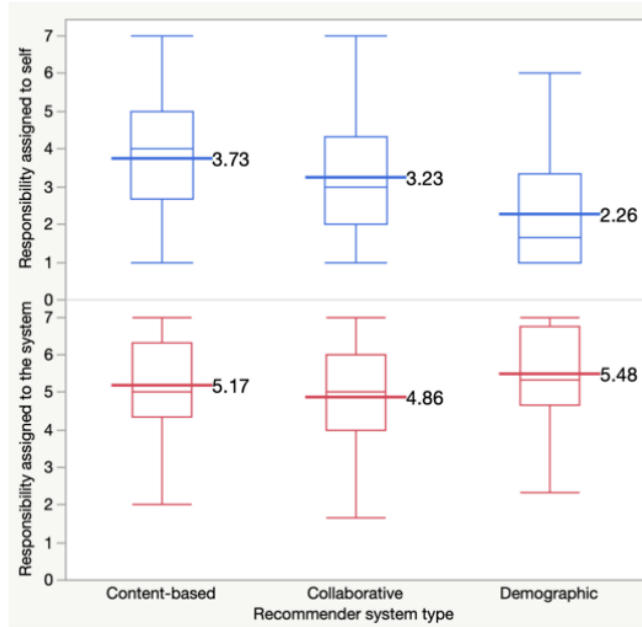
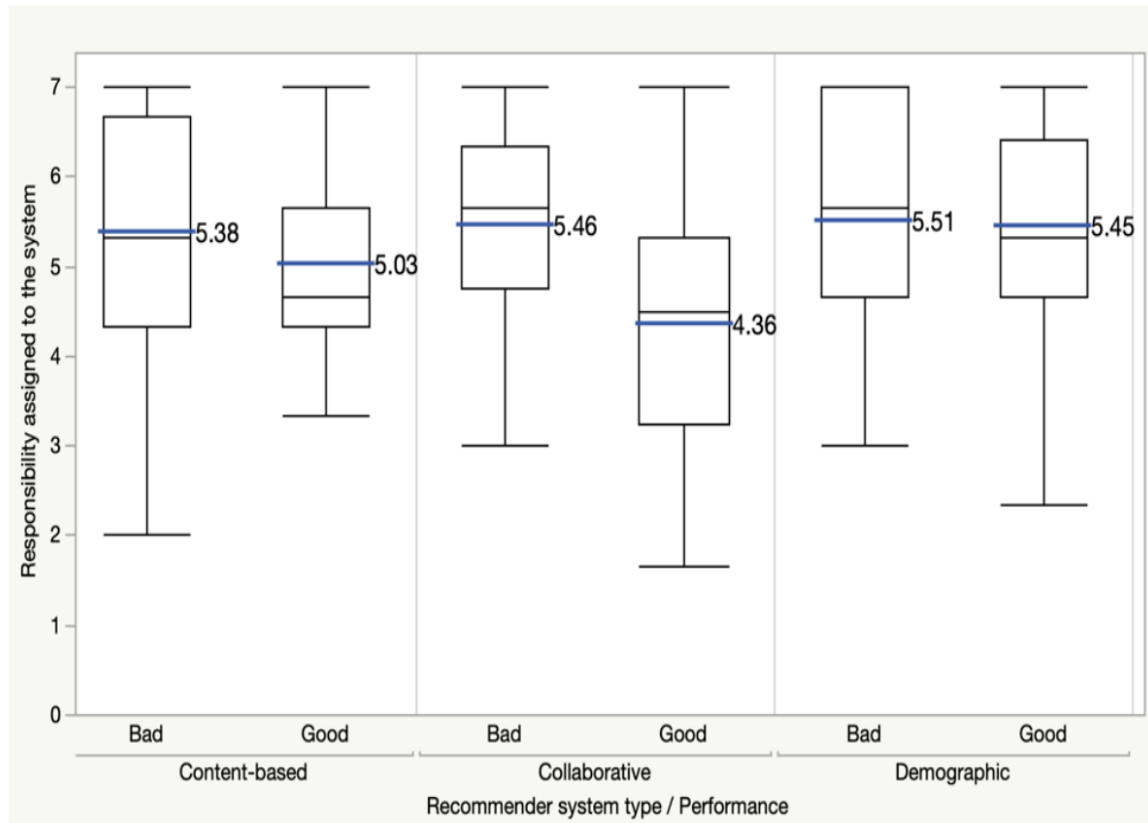


Figure 6: Participants' perceived responsibility of themselves or the recommender system while interacting with different recommender systems

가설6: 추천 시스템 성능의 품질은 사용자가 자신과 추천 시스템에 부여하는 책임에 대한 시스템 유형의 영향을 조절할 것이다.

자기 책임 귀인에 대한 상호작용 효과는 유의하지 않은 것으로 나타났지만, 사용자가 시스템에 귀인하는 책임에 대한 성능과 시스템 유형의 상호작용 효과는 약간 유의한 것으로 나타났음.

사용자들은 내용 기반 시스템이나 협업 시스템 성능이 더 좋을 때 시스템에게 더 많은 책임을 돌렸으나, 인구통계학적 필터링 시스템에 대한 책임의 귀속은 추천의 품질에 좌우되지 않는다.



+ 가설로 채택하지는 않았지만 사용자들이 3가지 당사자(추천시스템, 사용자 본인, 기타 유사한 사용자)에 대한 책임 할당에 대한 탐색적 분석을 실행하였다.

시스템 성과 (좋은 vs 나쁜)과 (자기 책임, 추천시스템 책임, 다른 유사한 사용자의 책임) 혼합 모델 반복 측정 공분량 분석을 실시한 결과, 세 당사자에 대한 사용자 책임 할당에 유의미한 차이가 없는 것으로 나타남. 그러나 상호작용 책임 당사자와 성능 간의 효과가 관찰됨(시스템 성능의 사용자에게 대한 조절 효과만 관찰)

+ 참가자들이 다른 사용자에게 얼마나 많은 책임을 부여했는지는 좋은 성과와 나쁜 성과를 받은 경우 간에 차이가 없었음

+자기 책임에서 유사한 타인의 책임을 빼서 새로운 변수를 만들고 공분산 분석(controlling for power usage and automation bias: 통제변수 조정)을 실행한 결과, 성능의 유의미한 주효과가 나타났다. (협업 필터링의 기본 전제가 타인의 선택에 의존하는 것임에도 불구하고, 참가자들이 나쁜 추천을 받다가 좋은 추천을 받았을 때에 비해 자기 책임과 유사한 타인 책임의 차이가 유의하게 더 컸다. (이기적 편향)