



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

Business IT 윤요섭 석사과정





Contents

Chapter 1. 논문 배경

Chapter 2. 논문 개요

Chapter 3. 휴리스틱과 가설

Chapter 4. 실험 방법

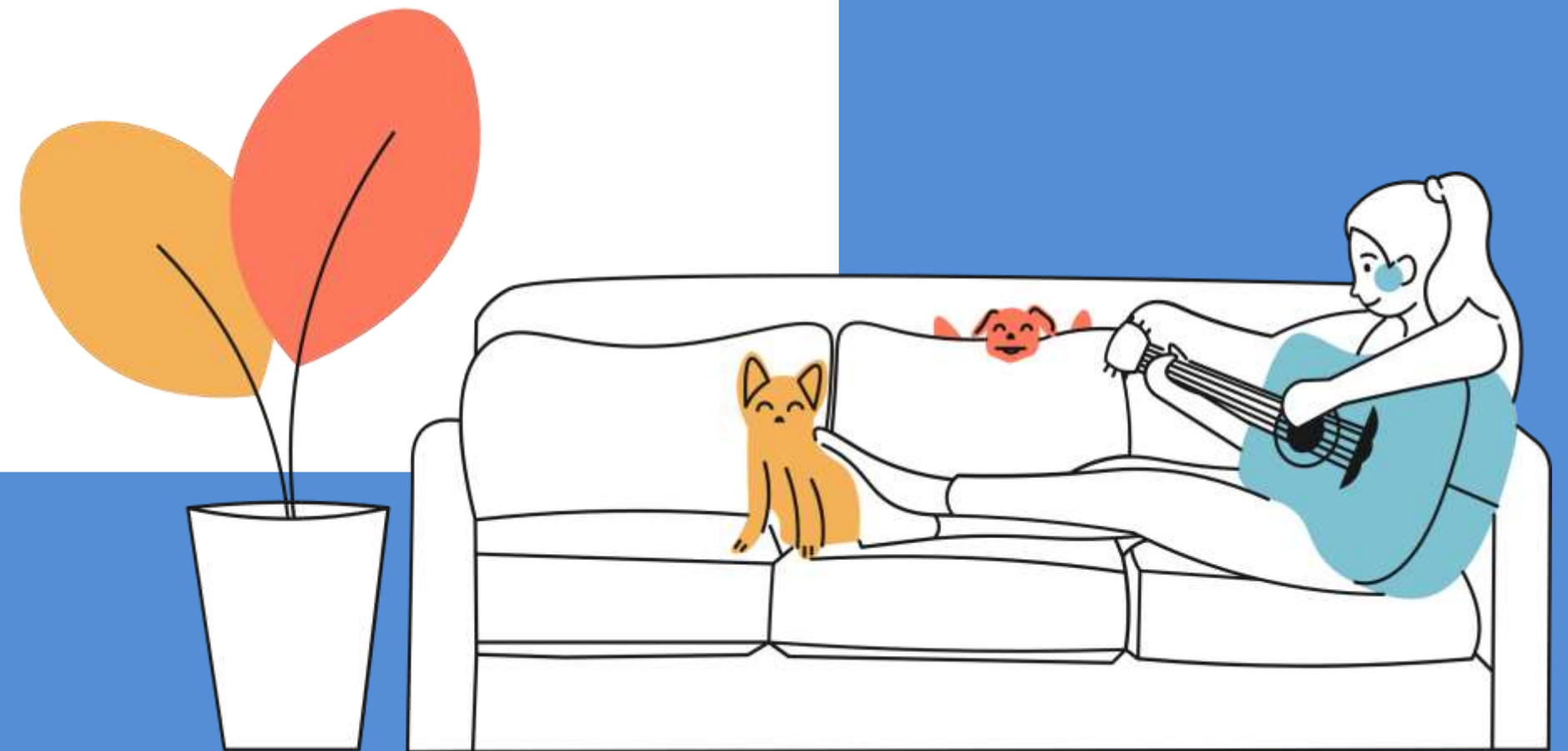
Chapter 5. 측정 방법

Chapter 6. 실험 결과



Chapter 1. 논문 배경

추천 시스템에 대한
사용자 신뢰의 심리적 요인을 탐구해보자.



기존 연구

일반적인 가정에서 더 나은 추천이 궁극적으로 더 나은 사용자 경험으로 나아질 것



추천 시스템의 실제 성능과 알고리즘 및 계산 모델을 개선하여 **사용자의 요구와 선호도를 더 정확하게 예측**하는 방법에 초점

최근 연구

- ✓ 추천 시스템에 대한 사용자의 주관적인 평가에 영향을 미치는 다른 많은 요인들이 존재
- ✓ 사용자의 경험을 보장하는 것이 훨씬 복잡해짐.
- ✓ 객관적인 성능 차이에도 불구하고, 사용자가 다른 유형의 추천보다 더 신뢰하는 일반적인 주관적 경향이 있는지 알 수 없다.

해당 논문에서는 사용자가 추천시스템과의 상호작용에 있어 **사용자의 기저에 깔려 있는 심리적 요인**을 탐구



해당 논문의 연구 방향 및 특징

심리적 요인 탐구

추천 시스템 연구 주제로 사용자의 요구와 선호도를 더 정확하게 예측하는 기법 연구

사용자가 추천시스템과의 상호작용에 있어
사용자의 기저에 깔려 있는 심리적 요인을
탐구



설명가능한 AI

“블랙박스”라고 불리는 인공지능의 복잡한 구조를 LIME, SHAP와 같은 기법을 통한 사후해석

추천시스템이 제시한 결과와 설명으로 인한
사용자들의 심리적 효과를 통한 사후해석



Chapter 2. 논문 개요

추천 시스템 접근 방식과 관련하여 사용자의
심리적인 효과를 실험하기 위한 프로토타입 연구



“같은 상품을 추천해도
시스템의 접근 방식에
따라 다르게 평가한다”



시스템 접근 방식에 따른 실증 연구 진행

✓ 표면적 추천 유형

“콘텐츠 기반 필터링 vs 협업 필터링 vs 인구통계학적 필터링”

콘텐츠 기반 필터링: “과거 선택에 따라, 당신은 ...에 관심이 있을 수 있습니다.

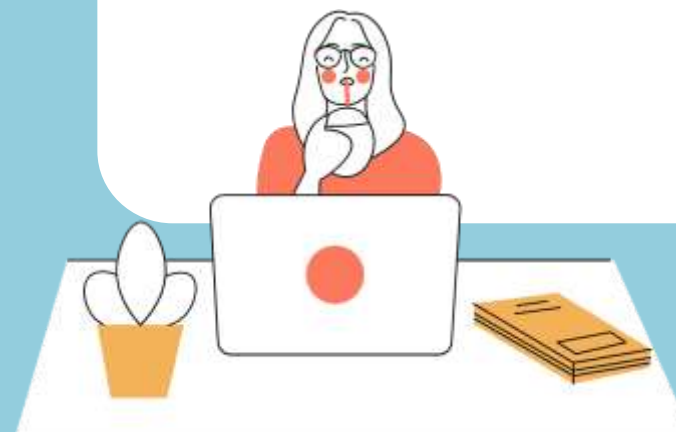
협업 필터링: “비슷한 관심사를 가진 다른 사용자들도...”

인구통계학적 필터링: “당신의 연령대에 있는 다른 사용자들도...”

✓ 추천 품질: 좋았을 때 vs 나빴을 때

사용자가 시스템을 평가하는 방식과

추천에 대한 반응 특성을 조사



다양한 추천 시스템을 설명하는 설명의 심리적 효과 결과

- ✓ 시스템 성능과 관계 없이 **협업 필터링**을 사용하는 시스템을 더 신뢰
- ✓ 추천 품질에 대한 책임 (self-serving bias)



추천 시스템



“좋은 품질 추천 제공”



사용자



“내가 잘해서 추천이 잘 나온거야 ”



“나쁜 품질 추천 제공”



“아니, 이거 추천 시스템이 잘못된 거야 ”

Chapter 3.

휴리스틱과 가설

사용자들의 휴리스틱을 통한 가설 수립



밴드웨건 휴리스틱

“다른 사람들이 무언가를 좋다고
생각하면 나도 그렇게 생각해야 해 ”



밴드웨건 휴리스틱 작동으로 사용자가
콘텐츠 기반 필터링 보다 협업 필터링을 더
신뢰하는 경향이 있는 사실을 발견



가설1

“협업 필터링이 적용된 추천 시스템은 인구 통계학적 필터링이나
콘텐츠 기반 필터링이 적용된 추천 시스템과 비교하여 사용자들이
사이에서 밴드웨건 휴리스틱 인식이 높아져 시스템에 대한
긍정적인 평가로 이어질 것이다.”



아이덴티티 휴리스틱

“다른 사람과 차별화되고 독특한
개인으로 대접받고 싶어”



콘텐츠 기반 필터링 추천 시스템은 개인에게
맞는 제품을 맞춤화함으로써 개인적인 감각이
더 반영되지 않을까?



가설2

“콘텐츠 기반 필터링이 적용된 추천 시스템은 인구통계학적
필터링이나 협업 필터링이 적용된 시스템에 비해 사용자들의
아이덴티티 휴리스틱 인식이 높아져 시스템에 대한 긍정적인
평가로 이어질 것이다.”



귀인이론

“결과에 대한 원인의 방향은 잘되면
내 탓, 안 되면 환경탓 ”



사람은 자존감을 유지하기 위해 자기 향상에
대한 욕구로 인해 이기적 편향이 존재한다.



가설3

“추천 시스템이 낮은 품질의 추천보다는 **높은 품질의 추천**을 제공한다면
사용자는 추천 시스템을 더 긍정적으로 평가하고 시스템을 더 신뢰하게 될
것이다.”

가설4(a)

“시스템이 고품질 추천에 비해 **낮은 품질의 추천**을 제공할 때 사용자는
추천 시스템에 더 많은 책임을 부여할 것이다.”

가설4(b)

“사용자는 시스템이 낮은 품질의 추천에 비해 **높은 품질의 추천**을 제공할
때 **자신에게 더 많은 책임을 부여**한다.”



Machine Agency

“시스템이 일정한 작업을 자동화하거나
의사결정을 내릴 수 있는 능력”



자신의 행동에 대한 통제력이 높을 수록 더
비난하는 경향이 있다. 추천의 통제력이 높을
수록 더 많은 책임을 부여하지 않을까?



가설5

“사용자는 협업 및 인구통계학적 필터링 추천 시스템에 비해
콘텐츠 기반 필터링 추천 시스템과 상호작용 할 때,
자신과 추천 시스템에 더 많은 책임을 부여할 것이다.”



기계의 성능과 지능에 대한 기대

“이기적 편향 정도는 기계의 성능과 지능에 따라 달라진다.”



인구통계학적 필터링은 추천 시스템의 가장 기본적인 접근 방식으로 지능이 낮은 것으로 인식 될 수 있다. 그렇다면 이기적 편향이 덜 나타나지 않을까?



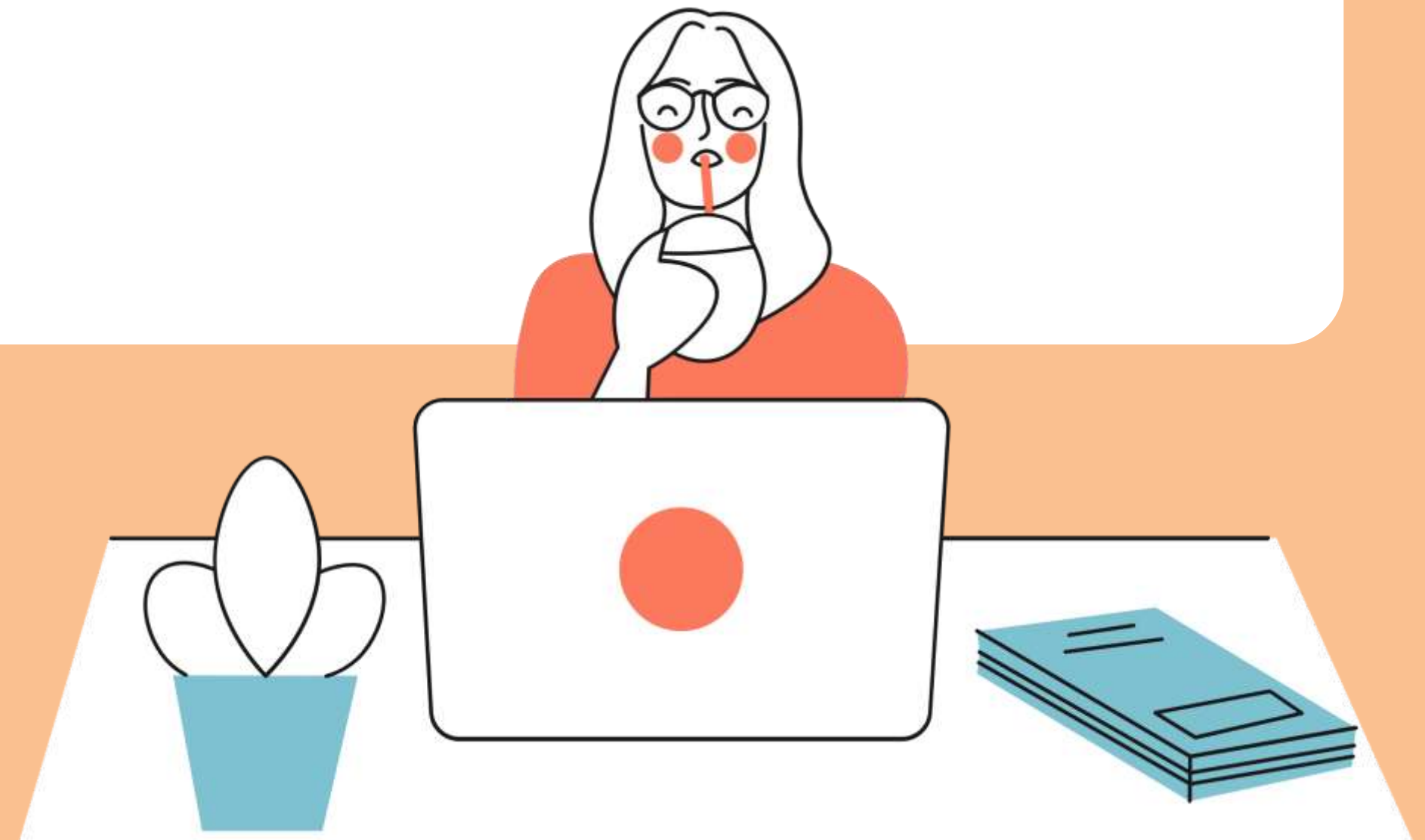
가설6

“**추천 시스템 성능의 품질**은 사용자가 자신과 추천 시스템에 부여하는 **책임에 대한 시스템 유형을 조절**할 것이다.”



Chapter 4. 실험 방법

“Movie Taste” 프로토타입을
통한 인기 영화 추천 및 시스템 평가



홈페이지에서 추천 시스템에 대한 간략한 소개 제공

Movie Taste

Welcome to Movie Taste,
we are here to recommend movies that you might like!

About Us

Do you find yourself wondering which movie to watch next. Has it become harder and harder to find a movie you might like because of the unlimited number of films across all of the different platforms?

Don't worry, MovieTaste is here for you.

With our newly built recommender system, we will find people who have similar movie tastes as you, and recommend movies based on viewing actions of these like-minded people!

Click start to build your profile!

START

Figure 1: Home page of Movie Taste (Collaborative filtering conditions)

- ✓ 클라우드 리서치에서 235명의 참가자를 모집
- ✓ 6가지 실험 조건 중 하나에 무작위로 배정되어 표면적으로 다른 추천 시스템 중 하나의 프로토 타입과 상호 작용하도록 지시 받음
- ✓ 인구통계학적 필터링 추천 시스템과 상호작용하도록 지정된 참가자에게는 간단한 인구통계학적 정보를 제공하도록 요청

추천 시스템 유형 조작

표 2: 시스템 유형 조작 설명

조작 장소	콘텐츠 기반 필터링	협업 필터링	인구 통계학적 필터링
환영 페이지	새로 구축된 추천 시스템을 통해 개인별 영화 취향 프로필을 생성하고 사용자의 고유한 취향 에 따라 좋아할 만한 영화를 추천해 드립니다!	새로 구축된 추천 시스템을 통해 나와 비슷한 영화 취향 을 가진 사람들을 찾아내고, 같은 생각을 가진 사람들의 시청 행태를 기반으로 영화를 추천해드립니다!	새로 구축된 추천 시스템을 통해 나이, 인종, 성별이 비슷한 사용자 를 찾아 선호도에 따라 영화를 추천해 드립니다! 동영상 불러오는 중입니다. 권장 사항의
페이지 로드 중		데이터베이스에서 영화 추천을 가져오고 있습니다.	
	개인 영화 취향에 기반한 데이터베이스.....	나와 비슷한 영화 취향을 공유하는 사람들의 시청 행동을 기반으로.....	나와 같은 다른 사람들의 영화 선호도를 기반으로 한 데이터베이스.....
결과 페이지	선호하는 영화 특성과 개인 영화 취향 에 따라 다음을 좋아할 수 있습니다.....	나와 비슷한 영화 취향 을 가진 사람들의 시청 패턴 을 기반으로, 다음과 같이 추천할 수 있습니다.....	연령, 인종, 성별이 비슷한 사람들의 시청 패턴 을 기반으로 좋아할 만한 콘텐츠를 추천합니다.....

인기 영화 10편에 대한 평점을 제공

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).



Titanic



Forrest Gump



Clueless



Figure 2: Profile building page of Movie Taste (Collaborative and Content-based filtering conditions)

- ✓ 인기 영화 10편은 (IMDB top 100 movies 기준으로 선정)
- ✓ 10개의 영화를 선정하기 위해 파일럿 테스트를 수행하였으며, 61명의 별도의 참가자 세트 구성
- ✓ 좋은 평가 영화는 Rotten Tomatoes 기준으로 평점을 확인 후, Tomatometer가 95% 이상, 나쁜 평가 영화는 유튜브 725개의 영화 예고편에 대한 좋아요와 싫어요 비율을 계산하여 선정
- ✓ 좋은 평가 영화 5편, 나쁜 평가 영화 5편 선정시, 참가자 60% 이상이 해당영화를 보지 않았어야 함.

추천 시스템에 대한 조작 실험 진행

Movie Taste

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

0% 100%

Figure 3: Loading page of Movie Taste (Content-based filtering conditions)

Movie Taste

Based on viewing patterns of people similar to you in
age, ethnicity and gender, you might like.....

Piranhaconda (2012)

Two piranha/anaconda hybrid creatures hunt down the scientist who stole their egg and a film crew making a slasher film in the jungle.



Next one

Movie Taste

Based on viewing patterns of people similar to you in
age, ethnicity and gender, you might like.....

Green Book (2018)

A working-class Italian-American bouncer becomes the driver of an African-American classical pianist on a tour of venues through the 1960s American South.

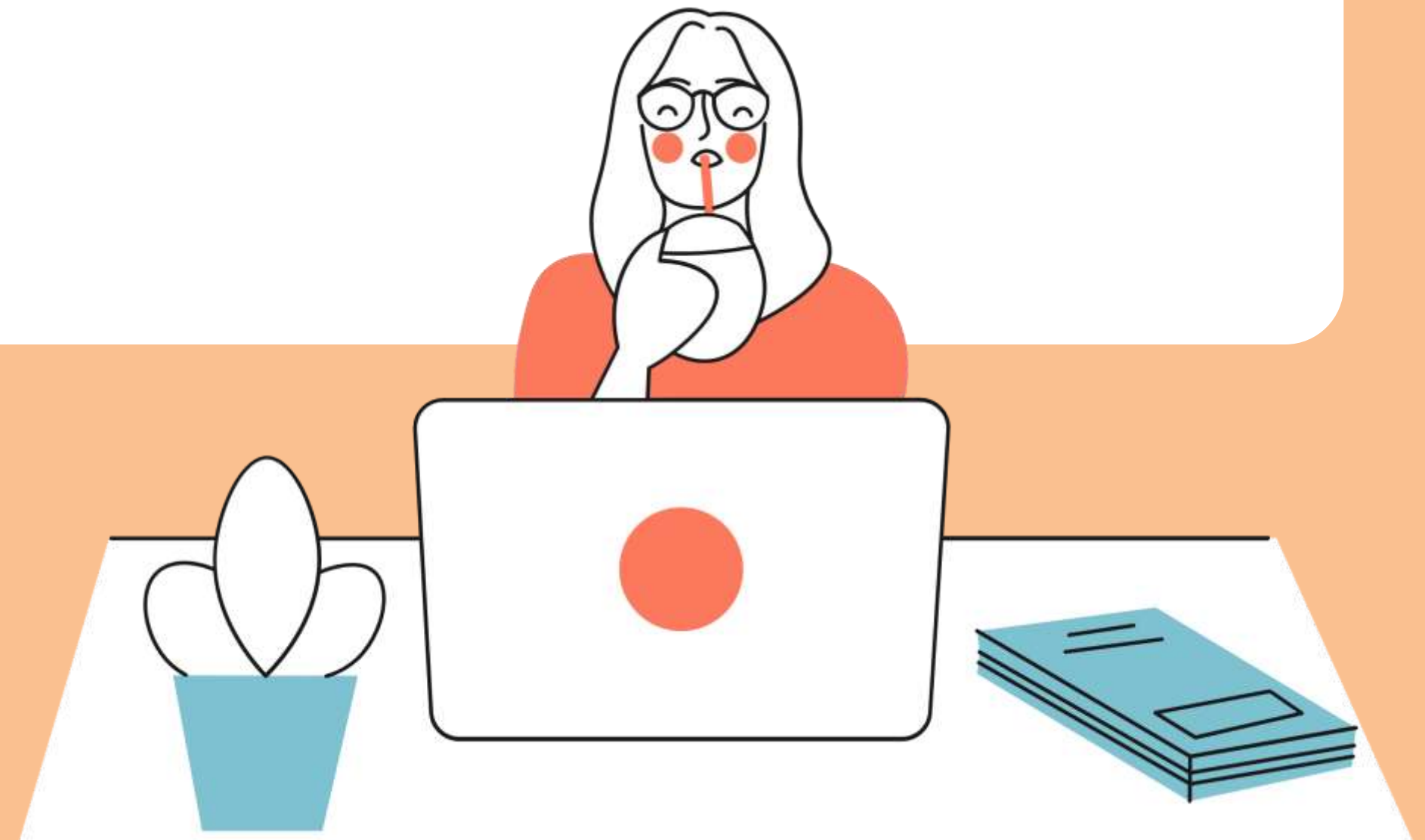


Next one

- ✓ 로딩 페이지로 이동하여 추천 시스템에 대한 조작을 받음
- ✓ 5개의 서로 다른 영화 추천(좋은 평가 영화 or 나쁜 평가 영화)를 생성하고 생성 방식에 대한 설명을 제공받음
- ✓ 참가자들은 모르겠지만, **추천 시스템은 그 어떤 필터링을 기반으로도 실제로 동작하지 않음.**
- ✓ 추천 목록을 둘러본뒤, 참가자가 설문조사에 참여할 수 있도록 엔드 코드 제공 후, 중재 변수 및 종속 변수에 대한 질문을 하면서 마무리

Chapter 5. 측정 방법

통제변수, 매개변수, 종속변수에
대한 설문조사 질문과 분석 방법



설문조사 측정방식 및 설문조사 질문

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

✓ 통제 변수

“나는 정보 기술이 내 일상 생활의 일부라고 느낀다.” (사용자의 지각된 자기 효능감 및 정보 기술 사용에 대한 전문성)

“할 일이 많을 때는 자동화 시스템에 작업을 위임하는 것이 합리적이다.”(자동화 편향)

✓ 매개 변수

“많은 사용자가 추천한 영화를 좋아했다.” (밴드웨건 휴리스틱)

“추천 영화는 내 고유한 특성을 반영한다.” (아이덴티티 휴리스틱)

✓ 조작확인

CASE1: 콘텐츠 기반 추천 필터링 → □ “시스템이 영화 콘텐츠에서 내가 좋아하는 특징이 포함된 영화를 찾아내어 추천했다.”

CASE2: 협업 필터링 → □ “나와 비슷한 영화 취향을 가진 사용자가 많이 봤기 때문에 시스템이 위 영화를 추천했다.”

CASE3: 인구통계학적 필터링 → □ “나와 나이, 인종, 성별이 비슷한 사용자가 많이 봤기 때문에 시스템이 위 영화를 추천했다고 생각한다.”

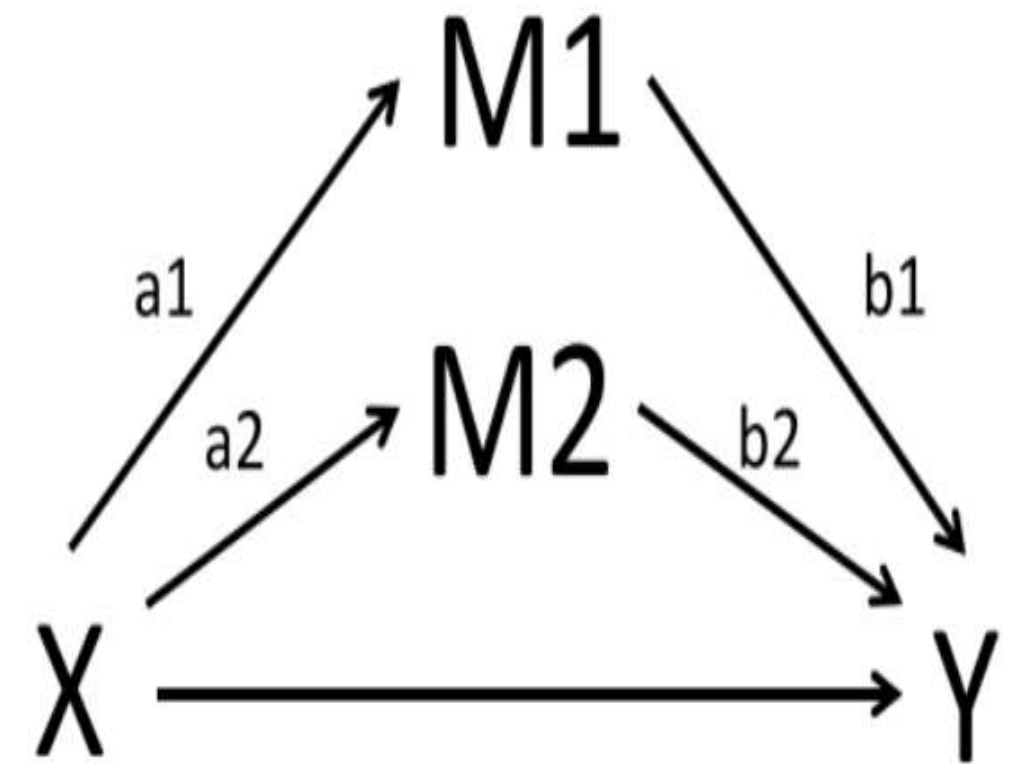
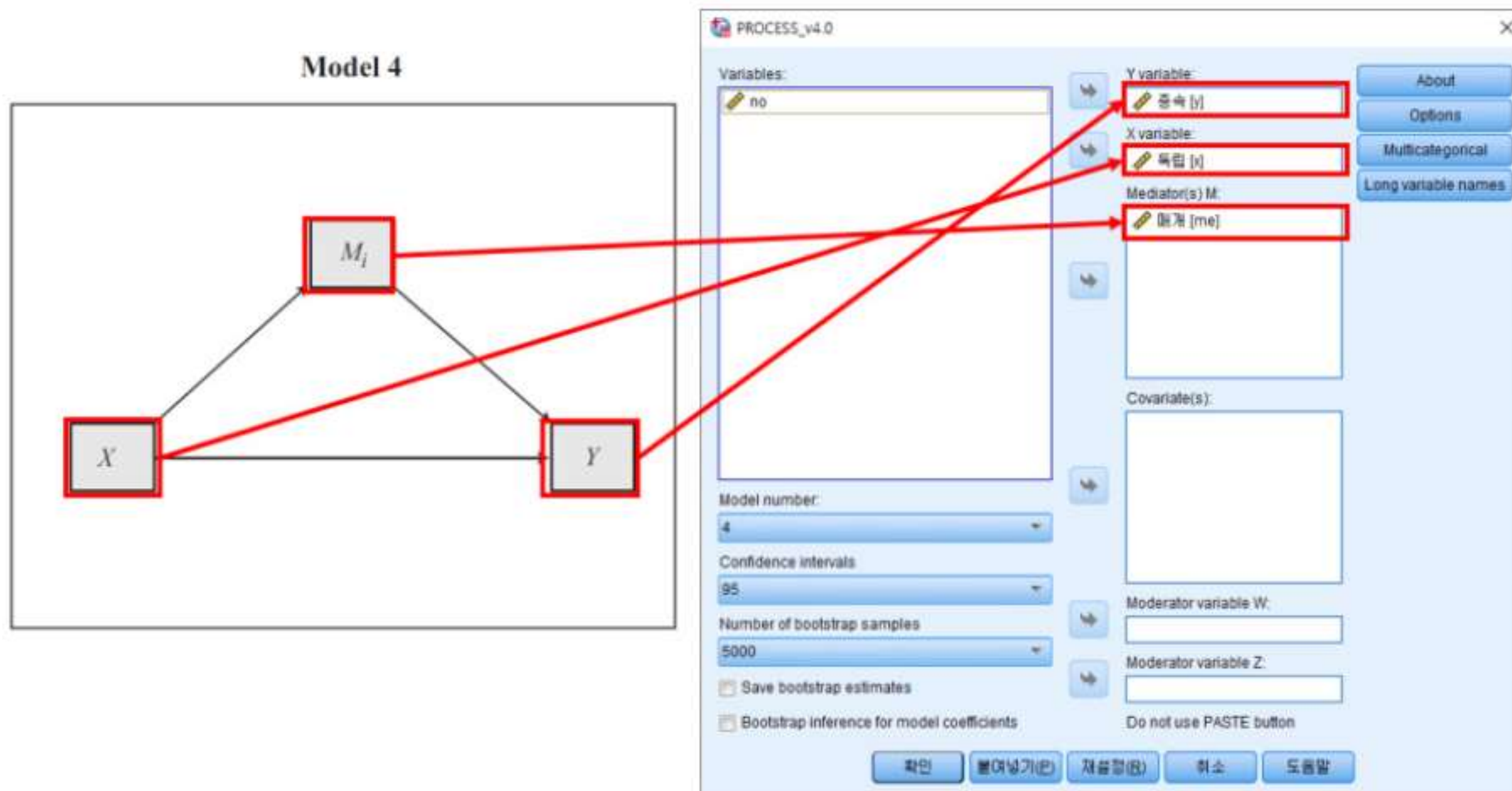
✓ 종속 변수

1. 책임귀속: “이러한 영화 추천을 받은 것에 대해 본인/추천 시스템/유사한 사용자에게 어느정도 책임을 돌리십니까?”
2. 시청 의향: “향후 언젠가 추천 영화를 한 편 이상 보고 싶다.”
3. 추천 시스템의 인지된 품질: “추천 시스템이 유용하다.”
4. 인지적 신뢰: “추천 시스템은 영화 추천 방법에 대한 올바른 지식을 가지고 있다.”
5. 지각된 우연성: “추천 시스템을 통해 새로운 영화를 발견했다.”

데이터 분석

✓ 가설1(밴드웨건 휴리스틱), 가설2(아이덴티티 휴리스틱)

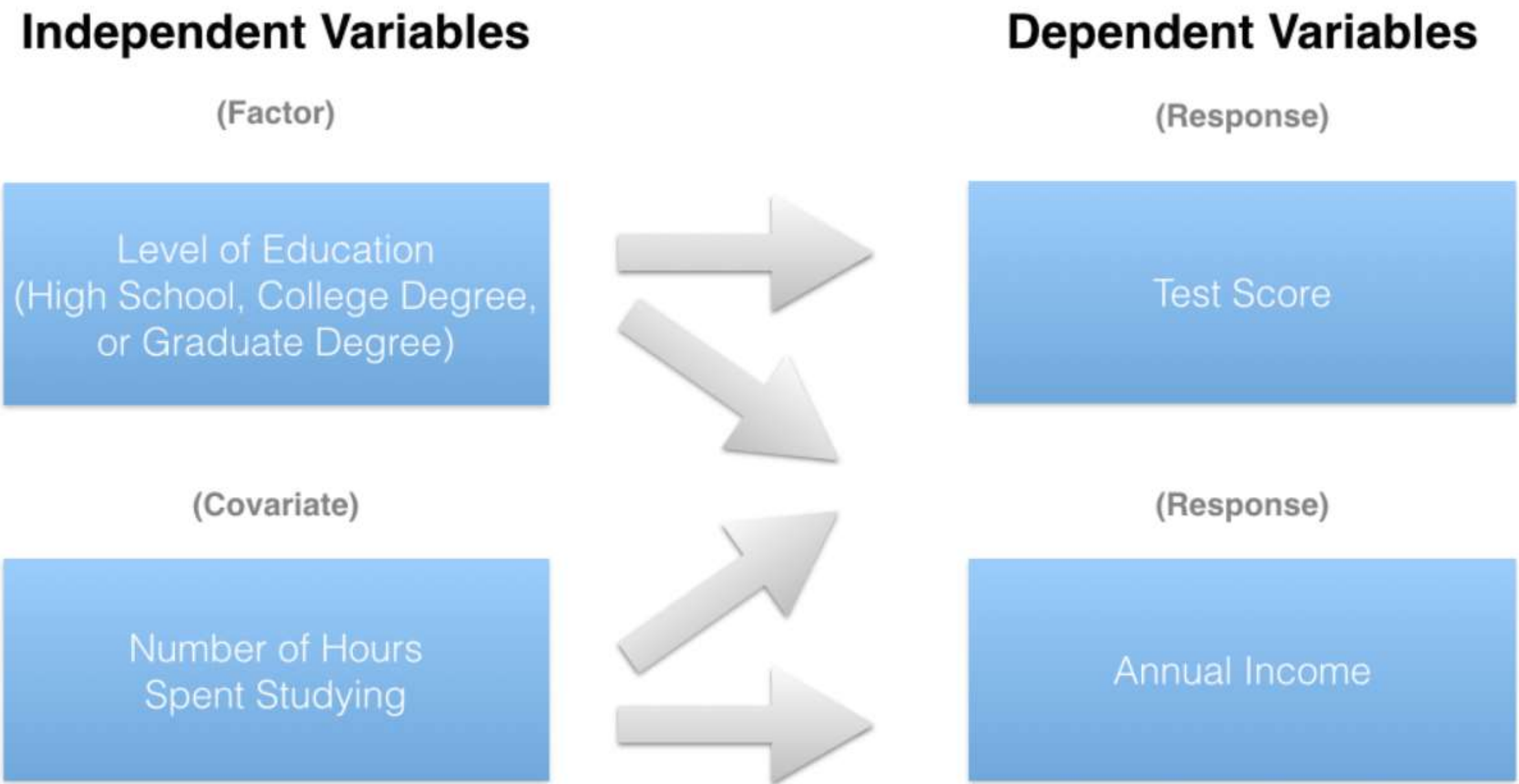
1개의 독립변수와 n개의 매개변수가 종속변수에 미치는 영향 테스트하는 기법인 SPSS의 프로세스 매크로 모델 4를 사용
(매개변수끼리 영향을 주거나 받지 않을 경우 모델 4번을 사용)

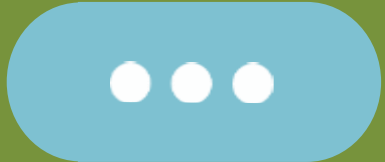


데이터 분석

- 가설3, 가설4a, 가설4b (귀인이론), 가설5(Machine Agency), 가설6(추천시스템 성능 품질)
다변량 공분산 분석을 사용

MANCOVA EXAMPLE





Chapter 6. 실험 결과

6가지 가설에 대한 실험 결과는
어떻게 되었을까?



✓ 조작 확인 결과

콘텐츠 기반 필터링 조건 배정 사용자



인구통계학적 및 협업 필터링 조건에 배정된 사용자에게 비해
시스템이 개인의 취향에 따라 제품을 추천한다고 응답할
가능성이 높았다.

협업 필터링 조건 배정 사용자



콘텐츠 기반 필터링 및 인구통계학적 필터링 조건의 참가자에
비해 시스템이 취향이 비슷한 사용자가 선호하는 제품을
추천한다고 응답할 가능성이 더 높았다.

인구통계학적 필터링 조건 배정 사용자



콘텐츠 기반 및 협업 필터링 조건에 배정된 참가자들에 비해
연령, 인종, 성별이 비슷한 사용자가 선호하는 제품을 기반으로
시스템이 추천한다고 응답할 가능성이 높았다.



가설1

“협업 필터링이 적용된 추천 시스템은 인구 통계학적 필터링이나 콘텐츠 기반 필터링이 적용된 추천 시스템과 비교하여 사용자들 사이에서 **밴드웨건 휴리스틱 인식**이 높아져 **시스템에 대한 긍정적인 평가**로 이어질 것이다.”



가설1 결과

“매개변수 분석 결과 협업 필터링은 **더 높은 밴드웨건 인식을 유발**했다.”

콘텐츠 기반 필터링과 인구통계학적 필터링보다 **더 긍정적인 평가 결과와 관련이 있었다.**

가설2

“콘텐츠 기반 필터링이 적용된 추천 시스템은 인구통계학적 필터링이나 협업 필터링이 적용된 시스템에 비해 사용자들의 **아이덴티티 휴리스틱 인식**이 높아져 **시스템에 대한 긍정적인 평가**로 이어질 것이다.”



가설2 결과

“아이덴티티 휴리스틱 인식이 **인구통계학적 필터링 추천 시스템과 상호작용한 사람들보다 유의하게 높았다.**”

“아이덴티티 휴리스틱 인식이 **협업 필터링 추천 시스템과 상호작용한 사람보다 유의하게 높지 않았다.**”



따라서, 가설2는 **부분적으로 지지**했다고 볼 수 있다.

가설1(밴드웨건 휴리스틱), 가설2(아이덴티티 휴리스틱) 결과 표

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

해석

✓ Lower CI와 Upper CI의 부호가 같으면 매개변수가 유의미하다고 볼 수 있다.

✓ RS type comparation 1^c를 보면 Identity perception이 없는 것을 볼 수 있다.

✓ Identity perception의 Lower CI와 Upper CI가 달라서 표에서 누락된 것으로 유추



가설3

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



가설3 결과

“좋은 품질의 추천을 받았을 때 사용자의 시청 의도가 더 높았고, 추천 시스템의 품질이 더 높다고 평가”

“시스템에 대한 인지적 신뢰와 더 높은 우연성을 가지고 있다고 판단 ”

가설4(a)

“시스템이 고품질 추천에 비해 낮은 품질의 추천을 제공할 때 사용자는 추천 시스템에 더 많은 책임을 부여할 것이다.”



가설4(a)

“좋은 품질의 추천을 받았을 때 사용자의 시청 의도가 더 높았고, 추천 시스템의 품질이 더 높다고 평가”

가설4(b)

“사용자는 시스템이 낮은 품질의 추천에 비해 높은 품질의 추천을 제공할 때 자신에게 더 많은 책임을 부여한다.”



가설4(b)

“사용자는 좋은 품질의 추천을 받았을 때보다 나쁜 추천을 받았을 때 시스템에 더 많은 책임을 부여한다.”

가설4(a,b)(이기적 편향) 결과 표

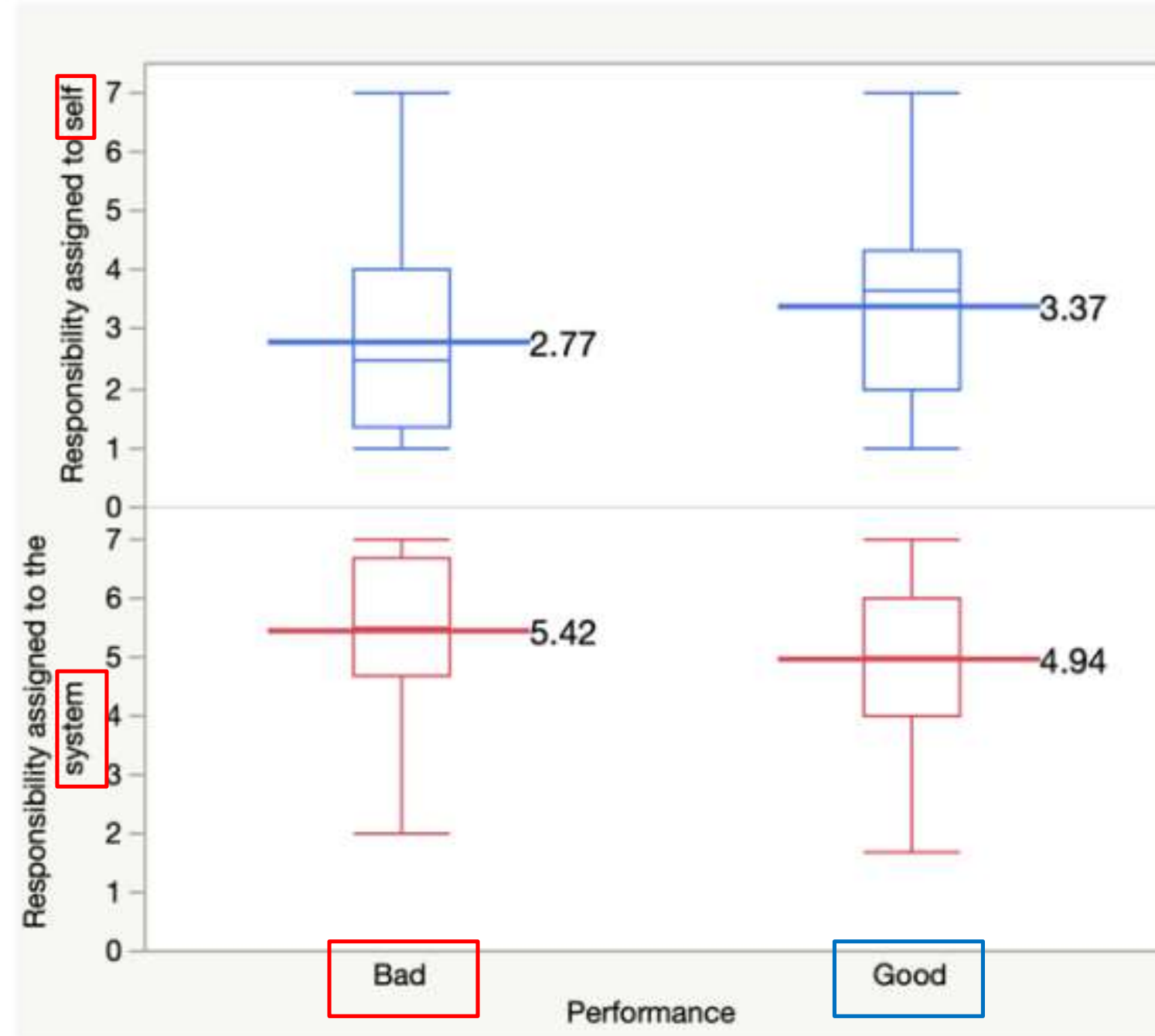


Figure 5: Participants' perceived responsibility of themselves or the recommender system when the system either delivers good or bad performances

해석

✓ CASE1: 추천 시스템의 품질이 나빴다가 좋아졌을 때

시스템의 책임은 줄고, 자신의 책임은 커지는 것을 볼 수 있다.

✓ CASE1: 추천 시스템의 품질이 좋았다가 나빠졌을 때

자신의 책임은 작아지고, 시스템의 책임은 커지는 것으로 볼 수 있다.



가설5

“사용자는 협업 및 인구통계학적 필터링 추천 시스템에 비해 콘텐츠 기반 필터링 추천 시스템과 상호작용 할 때, 자신과 추천 시스템에 더 많은 책임을 부여할 것이다.”



가설5 결과

“콘텐츠 기반 필터링 추천 시스템과 상호작용 시 타 시스템에 비해 자신에게 더 많은 책임을 부여하는 것으로 나타났다.”

“콘텐츠 기반 필터링 추천 시스템과 상호작용 시 타 시스템에 비해 시스템 더 많은 책임을 부여했다. (단, 인구통계학적 필터링 추천 시스템과 상호작용한 사람보다는 유의하게 많지 않았음.)

가설6

“추천 시스템 성능의 품질은 사용자가 자신과 추천 시스템에 부여하는 책임에 대한 시스템 유형을 조절할 것이다.”

(이기적 편향 정도는 기계의 성능과 지능에 따라 달라진다.)



가설6 결과

“자기 책임 귀인에 대한 상호작용은 유의하지 않았다.(단, 사용자가 시스템에 귀인하는 책임과 성능과 시스템 유형의 상호작용은 약간 유의한 것으로 나타났다.)

“콘텐츠 기반 혹은 협업 필터링이 성능이 좋을 때 시스템에 더 많은 책임을 돌렸으나, 인구통계학적 필터링 시스템에 대한 책임의 귀속은 추천 품질에 좌우되지 않았다.”

가설5(Machine Agency) 결과 표

해석

✓ 콘텐츠 기반 필터링의 경우, 타 시스템에 비해 자신에게 더 많은 책임을 부여하는 것을 알 수 있다.

✓ 콘텐츠 기반 필터링의 경우, 협업 필터링보다는 시스템에 더 많은 책임을 부여하나, 인구통계학적 필터링보다는 그렇지 않은 것을 알 수 있다.

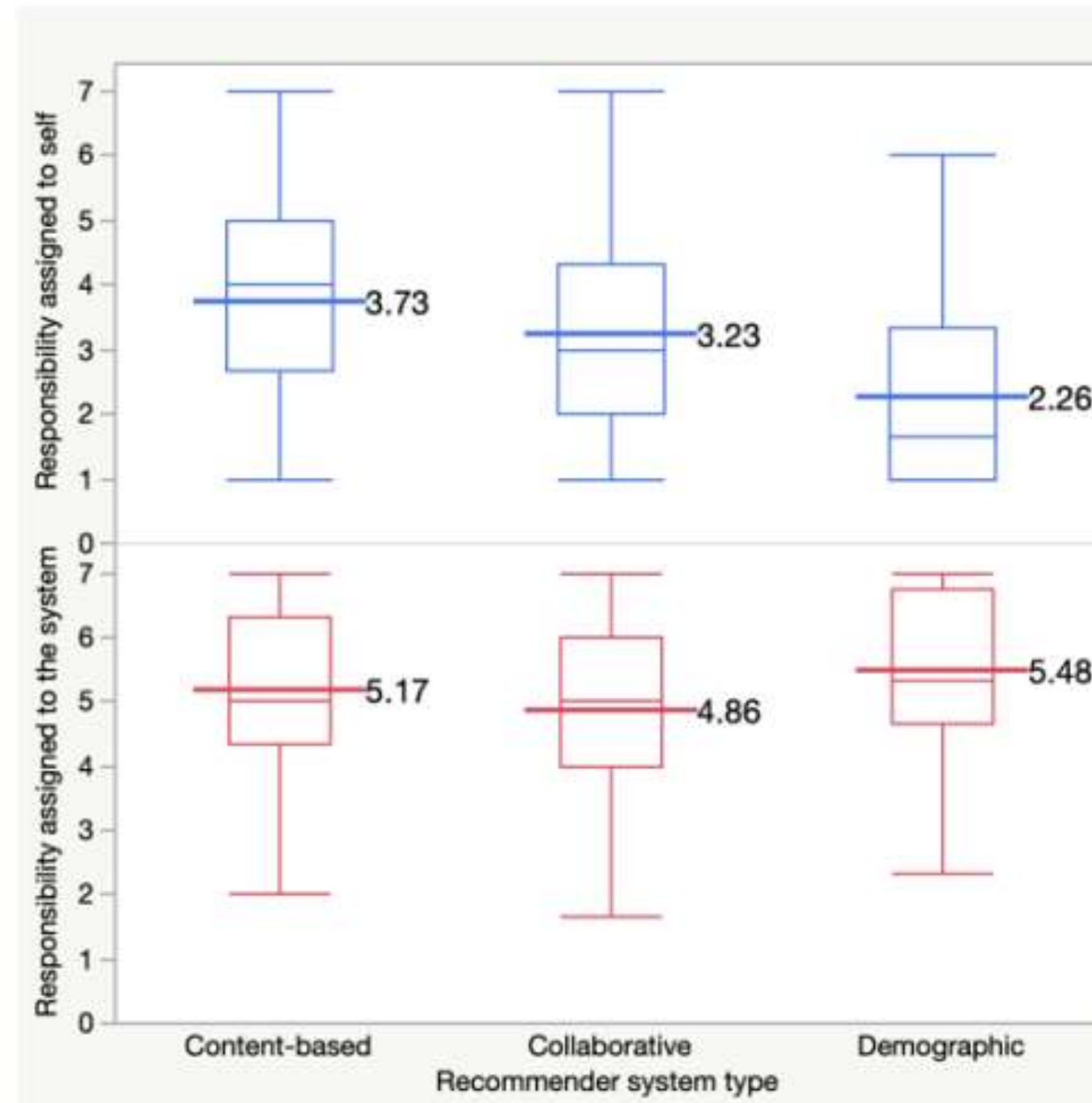
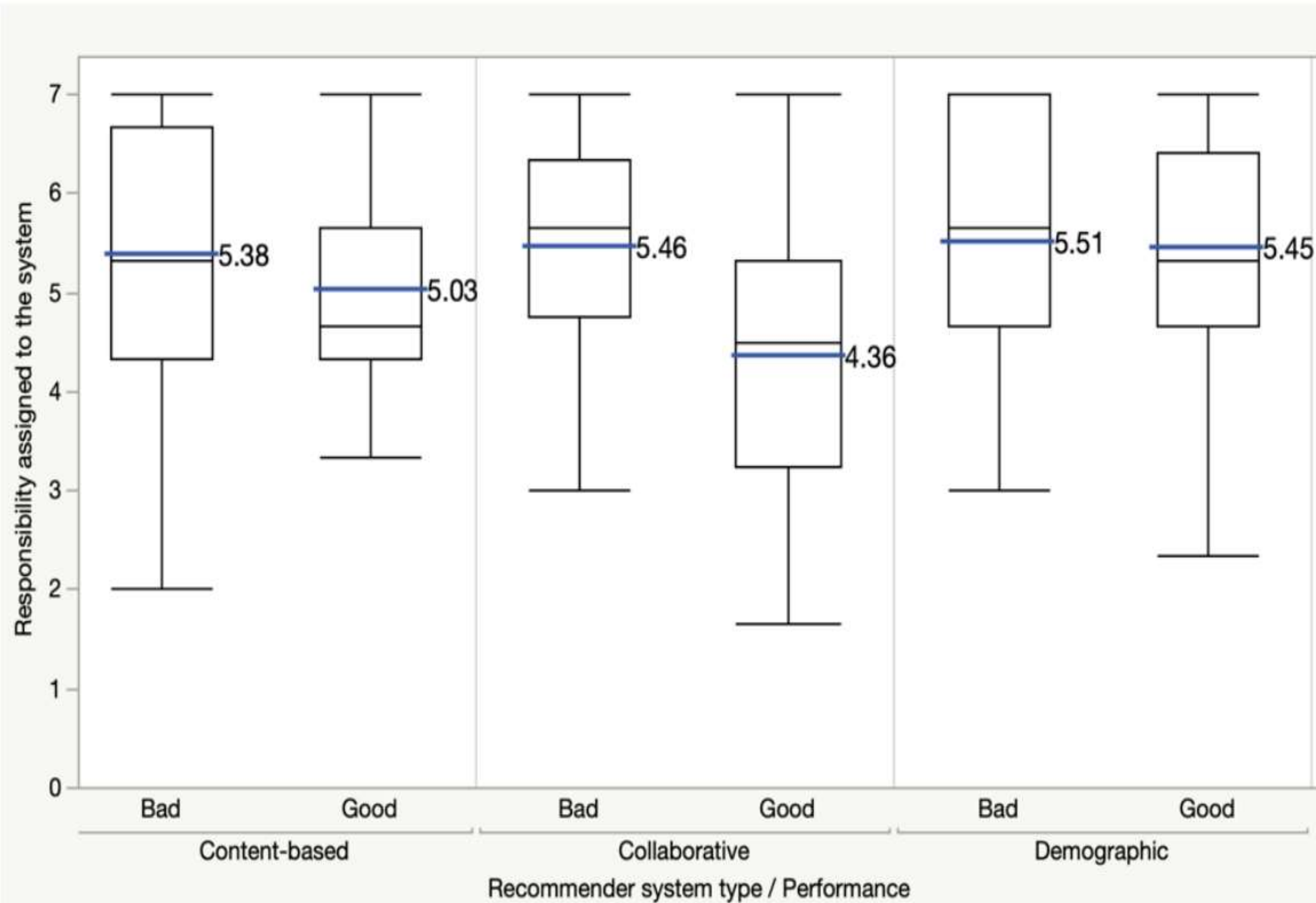


Figure 6: Participants' perceived responsibility of themselves or the recommender system while interacting with different recommender systems

가설6(기계의 성능과 지능에 따른 이기적 편향) 결과 표

해석

✓ 시스템의 추천 품질이 나빴다가 좋아질 경우, 시스템에 대한 책임이 콘텐츠 기반과 협업 필터링에서는 뚜렷하게 나타나는 것을 볼 수 있다.





THE END

감사합니다.