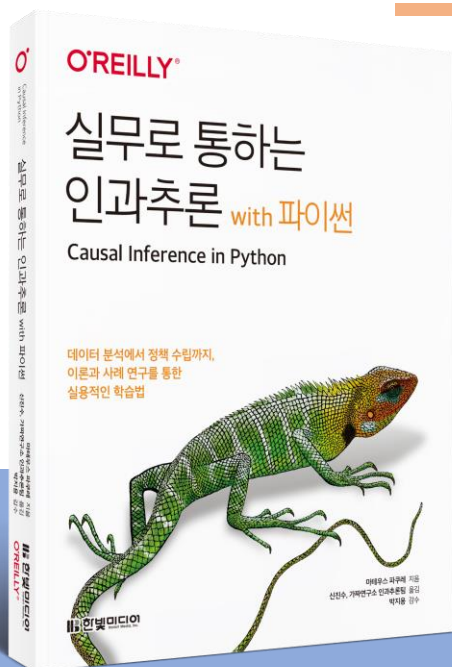
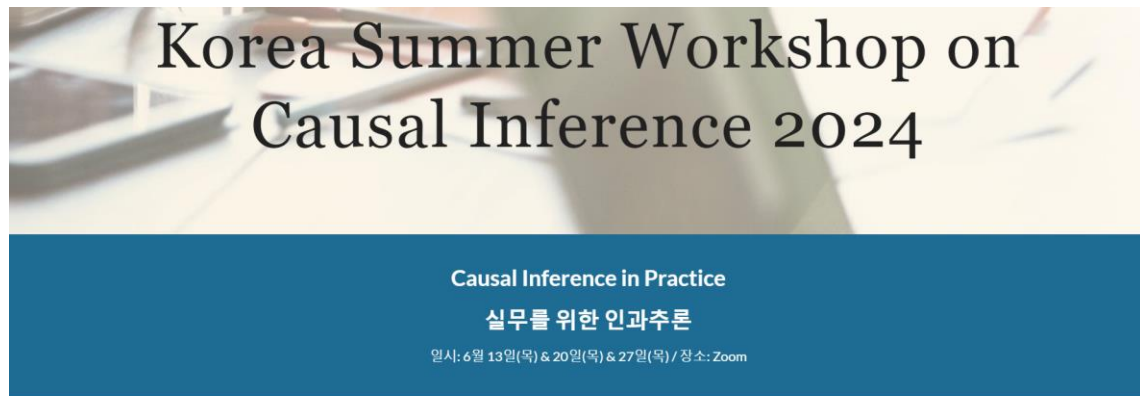


『실무로 통하는 인과추론 with 파이썬』 특강

1강 : 프로모션 효과분석으로 인과추론 배우기



★ 2024 여름 인과추론 워크숍 연사자 모집



Korea Summer Workshop on Causal Inference는 인과추론 및 의사결정을 위한 데이터과학에 대한 저변을 확대하기 위해 기획된 온라인 워크숍으로, 올해로 8년차를 맞이하고 있습니다. 빅데이터의 홍수 속에서 원인과 결과에 대한 체계적인 분석은 어느 때보다 더 중요해지고 있습니다. 지난 수년간 인과추론에 대한 관심은 나날이 높아졌고 학계 뿐 아니라 현업 개발자 및 데이터분석가 사이에서도 인과추론의 필요성이 대두되면서, (예측을 주 목적으로 하는) AI/ML 모델 개발 일변도였던 데이터과학 트렌드에 변화의 바람이 불고 있습니다.

올해 워크숍에서는 "Causal Inference in Practice"라는 주제로 현업 데이터 과학자들을 중심으로 실무적 관점에서의 인과추론과 의사결정을 위한 데이터과학에 관한 Best Practices를 공유하고자 합니다.

기획

박지용 (University of Georgia)
신진수 (크래프톤, 가짜연구소 인과추론팀 빌더)
최보경 (네이버, 프로덕트 데이터 분석 커뮤니티 PAP 운영진)

주최

한국경영정보학회

협력

가짜연구소, 프로덕트 데이터 분석 커뮤니티 PAP

발표 주제

인과추론과 의사결정을 위한 데이터과학에 관한 실무/연구 사례 및 Best Practices에 대한 모든 주제가 가능하며, 예시는 다음과 같습니다.


- 인과추론 분석 사례
- A/B 테스트 분석 사례
- 데이터 기반 최적화 사례
- 온라인실험 플랫폼 구축 사례
- 인과추론을 위한 머신러닝 모델의 적용 사례
- 데이터 기반의 제품/서비스 기획 및 개선 (프로덕트 애널리틱스)
- 데이터 기반의 의사결정을 위한 조직 문화
- 데이터 기반의 비즈니스 전략

제출 안내

- 발표 장소: Zoom
- 발표 일시: 6월 13일(목) 19-22시 / 20일(목) 9-12시 / 27일(목) 19-22시 (KST)
- 발표 시간: 30분 (Q&A 포함)
- 발표신청 제출마감: 5월 26일(일, KST)
- 결과 발표: 5월 29일(수, KST)
- 발표에 참여하는 연사에게는 한국경영정보학회에서 소정의 연사료가 지급될 예정입니다.
- 다음 링크를 통해 발표 제목 및 발표하고자 하는 내용에 관한 짧은 요약문을 제출해주세요.
- <https://forms.gle/4hbqr4sh8gMubdwK8>
- 워크숍 관련 모든 문의사항은 jyong.park@uga.edu로 연락바랍니다.

★ 2024 인과추론으로 네트워킹하기

2024 Pseudo Lab Causal Inference Team Day


가짜연구소 Presents
**인과추론으로
네트워킹하기**

24.05.25(토) 오후 2시 OP.GG사육




✓ 일시
2024년 5월 25일 오후 2시 ~ 5시 30분

✓ 장소
서울시 강남구 테헤란로 507 OP.GG 사육 1층

✓ 신청 방법
(1) 가짜연구소 Discord 접속
(2) 프로필 게시판에 자기소개 작성
(3) 작성 후, Eventus 행사 신청

✓ 안내
가짜연구소 Discord


✓ 프로그램
2시 - 워크샵
(1) 행사 키노트
(2) 가짜연구소 소개 세션
(3) OP.GG 후원사 세션
3시 - 인과추론 세미나
(1) 커리어 성장 곡선을 바꾼 처치
(2) CTR의 분산 추정 중 빠질 수 있는 함정
(3) 연사자 Q & A
4시 - 네트워킹 with 럭키드로우



주관 : 가짜연구소 인과추론팀 후원 : OP.GG & 한빛미디어

2024 Pseudo Lab Causal Inference Team Day

가짜연구소 Presents
**인과추론으로
네트워킹하기**

24.05.25(토) 오후 2시 OP.GG사육

✓ 시간	✓ 콘텐츠	✓ 연사자
14:00 ~ 14:10	입장 & 아이스브레이킹	
14:10 ~ 14:20	행사 키노트	신진수 (크래프톤)
14:20 ~ 14:35	가짜 연구소 소개	김찬란 (SKT)
14:35 ~ 14:55	후원사 세션 - OP.GG 소개	OP.GG
15:00 ~ 15:25	인과추론 세션 - 인과추론팀 : 성장곡선을 바꾼 처치	김성수 (LG CNS)
15:25 ~ 15:50	인과추론 세션 - CTR의 분산 추정 중 빠질 수 있는 함정 (feat. 수리 통계학)	방태모 (Gmarket)
15:50 ~ 16:00	Q & A 세션	연사자
16:00 ~ 17:30	네트워킹 & 럭키 드로우	

STAFF : 김지연, 박병수, 박상호, 박진슬, 신진수, 오성민, 정호재

- 인과추론이란?
- 인과추론 기초
- 인과추론의 목적
- 가격할인과 인과추론



68주간 종합 베스트셀러

실패를 딛는 힘, 긍정의 에너지, 적극적인 인생관과 겸손한 태도...
'손흥민의 아버지'로서, 그리고 '손용정' 그 자신으로서의 삶의 자세, 교육 철학!

수오서재

- 개인과 조직에서 필요한 인과추론

- 실무에서 문제 해결을 위한 인과추론

일본 우수기업 최고 명강의

일 잘하는 사람들은 어떻게 문제를 해결하는가

다카다 다카히사 · 이와사와 도모유키 지음
김해영 옮김



PROBLEM SOLVING

세상은 문제로 가득 차 있다!

결국, 성과는 수많은 닦이는 문제를 어떻게 해결하느냐에서 갈린다!
어느 업종이든 어떤 상황이든, 문제해결 순서는 다 똑같다!

일본 아마존
부동의
베스트셀러!

베스트셀러
《로지컬
프레젠테이션》
저자의
10년만의 신작!

도요타 등
일본 우수기업에서
연간 2만명
이상 듣는
인기 강좌!

토리스토북스

“인과추론”하면 무엇이 떠오르나요?

(1) 알고 보면 익숙한 인과추론



(1) 알고 보면 익숙한 인과추론

- 원인 : 형
- 결과 : 망함



- 원인 : 피곤한 간
- 결과 : 피로



(2) ChatGPT

나
인과추론하면 무엇이 떠오르나요?

ChatGPT
인과추론에 대해 생각하면 여러 가지가 떠오릅니다. 인과추론은 원인과 결과 사이의 관계를 밝히는 과정입니다. 이 분야는 통계학, 데이터 과학, 경제학, 사회과학 등 다양한 학문에서 중요하게 다루어 집니다.

➡ 정의

첫째, 인과추론은 실험적 연구나 관찰 연구에서 특히 중요합니다. 예를 들어, 임의화 통제 실험 (randomized controlled trials, RCT)은 인과관계를 밝히는 가장 확실한 방법 중 하나로 인정받고 있습니다.

➡ 무작위 통제 실험

둘째, 인과추론은 종종 통계적 방법론과 연계되어 있습니다. 대표적인 예로는 도구변수 (instrumental variables), 차이의 차이(difference-in-differences), 경로 분석(path analysis), 구조 방정식 모델(structural equation modeling) 등이 있습니다.

➡ 패널데이터 / 도구변수

셋째, 인과추론은 인공지능과 머신러닝 분야에서도 중요한 역할을 합니다. 이를테면, 데이터로부터 인과관계를 추론하려는 다양한 알고리즘이 개발되고 있으며, 이는 예측 모델의 해석 가능성과 효율성을 높이는 데 기여합니다.

➡ 인과추론과 머신러닝

넷째, 인과추론은 정책 결정 과정에서도 매우 중요합니다. 예를 들어, 경제 정책, 공중 보건 조치 등의 효과를 평가하고 최적의 결정을 내리기 위해서는 정확한 인과 관계의 이해가 필수적입니다.

➡ 정책 결정

이렇게 인과추론은 다양한 분야에서 매우 중요하며, 정확한 결론을 도출하기 위해 필수적인 과정입니다.

(3) 인과추론하면 가장 많이 들어본 격언 (1.1절)

상관관계는 인과관계가 아니다.

“Correlation does not imply causation”

(3) 인과추론하면 가장 많이 들어본 격언 (1.1절)

상관관계는 때로 인과관계가 될 수도 있다.

(3) 인과추론하면 가장 많이 들어본 격언 (1.1절)

 상관관계는 때로 인과관계가 될 수도 있다.

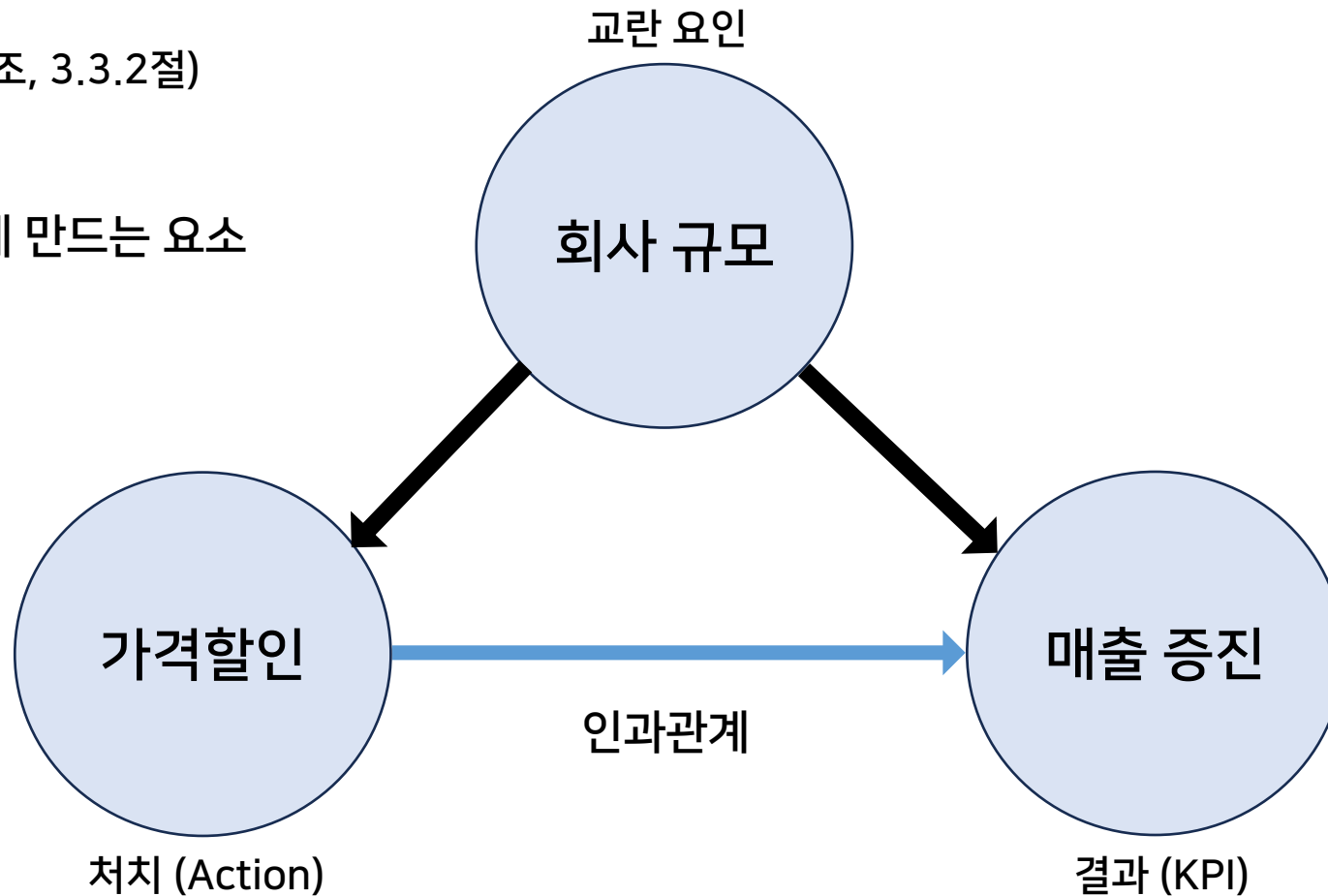
편향이 존재하지 않는다면,

★ 편향식 (잠재적 결과, 1.5.1절)

$$\underbrace{E[Y \mid T = 1] - E[Y \mid T = 0]}_{\text{관측된 처치 효과}} = \underbrace{E[Y_1 - Y_0 \mid T = 1]}_{\text{인과 효과}} + \underbrace{\left\{ E[Y_0 \mid T = 1] - E[Y_0 \mid T = 0] \right\}}_{\text{편향}}$$

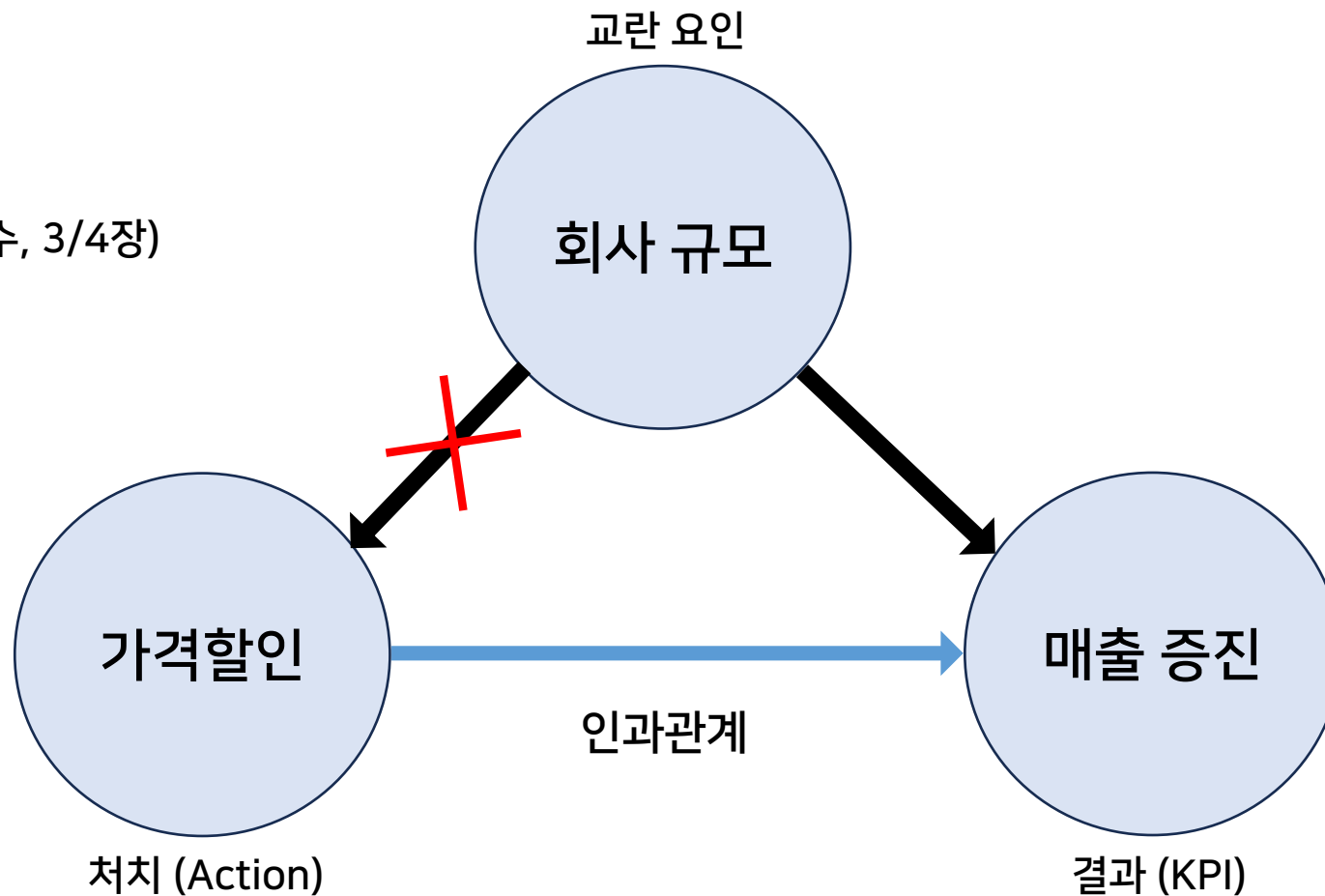
상관관계가 인과관계가 될 때

- ① 회사규모 = 교란 요인 (분기 구조, 3.3.2절)
- ② 인과관계와 상관관계를 다르게 만드는 요소



상관관계가 인과관계가 될 때

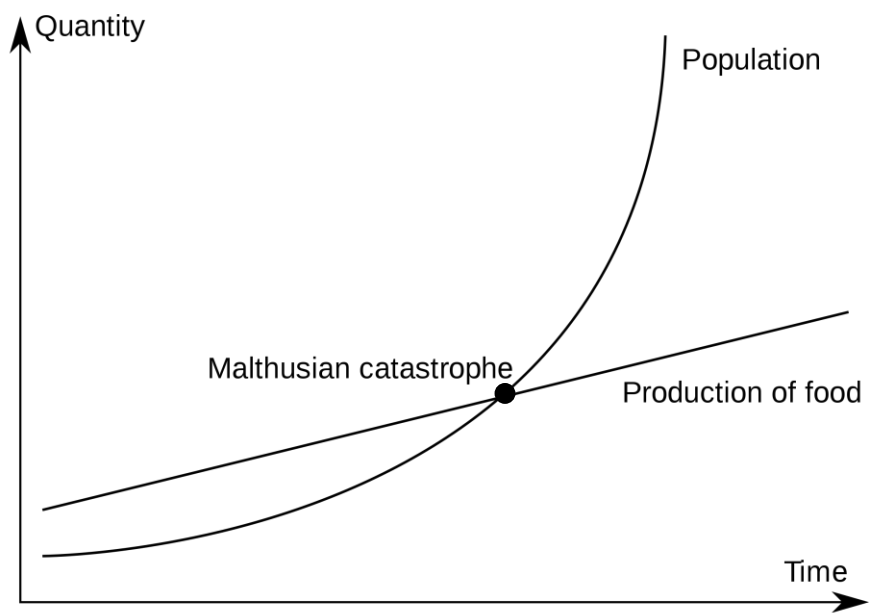
- ① 처치 배정을 랜덤화 (RCT, 2장)
- ② 교란 요인을 조건부화 (통제변수, 3/4장)



실무자가 상관관계가 아닌 인과관계에 주목하는 이유

- Action : 지표 간 상관관계만으로 실무자가 제품 **문제 해결에 대한 액션**을 취할 수 없음
- Decision : 상관관계는 중요하지만, **의사결정에 활용**할 수 없음
- Growth : 인과관계를 파악해야, 비로소 **유저 경험 개선 및 제품 성장에 기여**할 수 있음

타노스 가설 : 인구를 절반으로 줄이면, 삶의 질(행복)을 개선할 수 있다!



맬서스 트랩 (Malthusian trap)



만약 타노스가 핑거 스냅을 하지 않았더라면?



타노스의 행복 A/B 테스트

- 핑거 스냅 = 50:50으로 처치(사망)를 랜덤하게 배정
- 실험 대상 = 마블 유니버스 생명체
- 잠재적 결과 - 2가지
 - ① 핑거 스냅 받은 실험군 ($T = 1$)

You were slain by Thanos, for the good of the Universe.
 - ② 핑거 스냅 받지 않은 대조군 ($T = 0$)

You were spared by Thanos.



타노스의 행복 A/B 테스트

- 인과추론의 근본적인 문제 : 동일 대상에 대해 서로 다른 잠재적 결과는 동시에 관측 불가

$$\tau_i = Y_{1i} - Y_{0i}$$

(τ : 인과효과, i : 실험 대상)

(p.53) 결측값 문제 (잠재적 결과 프레임워크)

	i	y0	y1	t	x	y	te
0	1	200	NaN	0	0	200	NaN
1	2	120	NaN	0	0	120	NaN
2	3	300	NaN	0	1	300	NaN
3	4	NaN	500	1	0	500	NaN
4	5	NaN	600	1	0	600	NaN
5	6	NaN	800	1	1	800	NaN

- 핑거 스냅 사례 : 핑거 스냅을 한 세상 vs 핑거 스냅이 발생하지 않은 세상

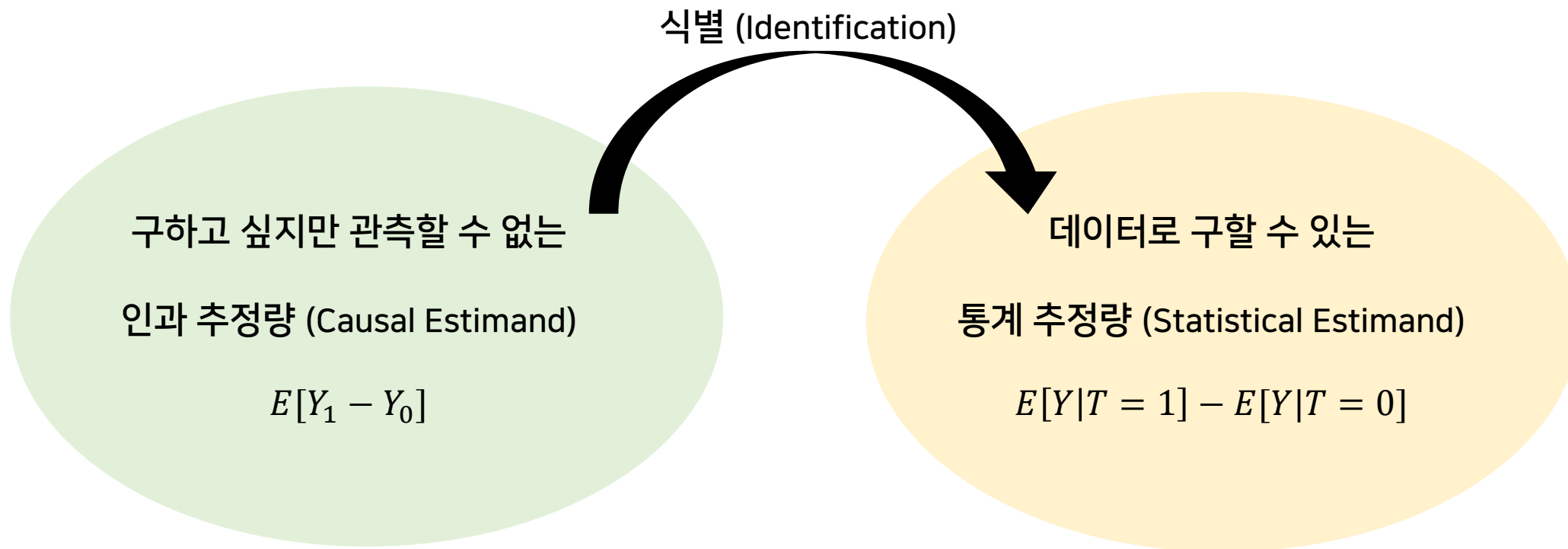


- ① 실험군 : 만약 핑거 스냅을 받지 않았더라면..
- ② 대조군 : 만약 핑거 스냅을 받았더라면..

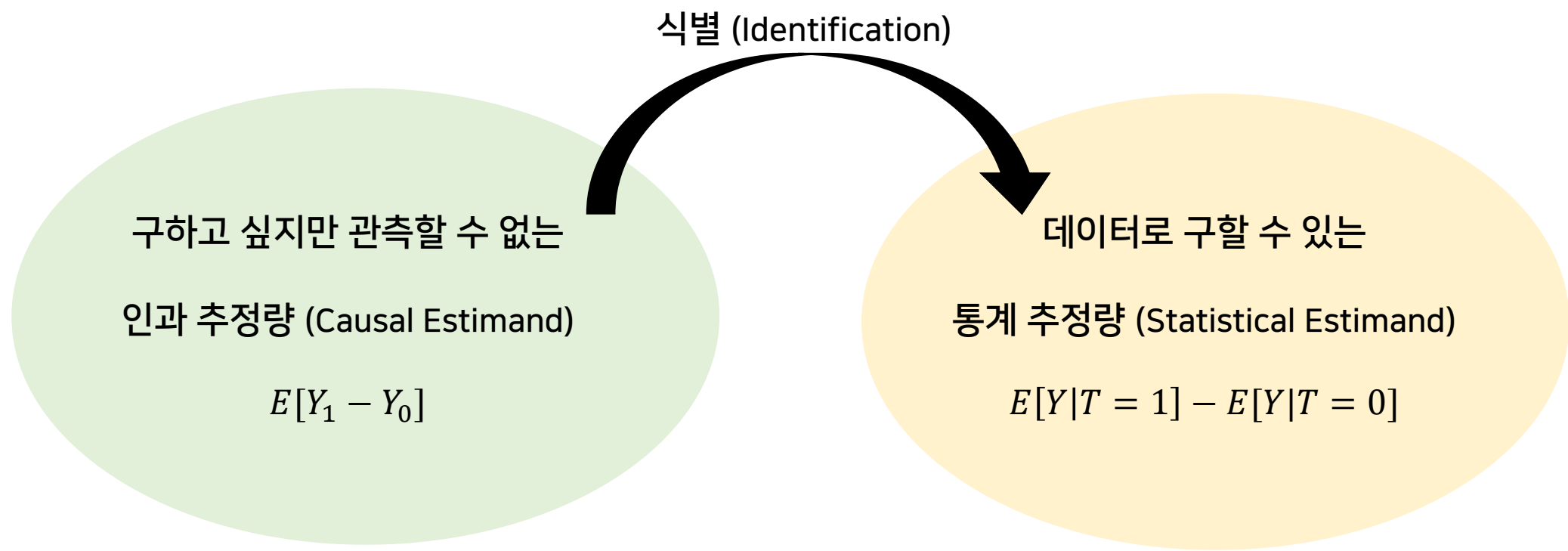
인과추론의 근본적인 문제가 발생하는 이유?



인과효과 식별



인과효과 식별



“실험군의 반사실이 대조군과 최대한 비슷하도록 설계”

$$\underbrace{E[Y \mid T = 1] - E[Y \mid T = 0]}_{\text{관측된 처치 효과}} = \underbrace{E[Y_1 - Y_0 \mid T = 1]}_{\text{인과 효과}} + \underbrace{\left\{ E[Y_0 \mid T = 1] - E[Y_0 \mid T = 0] \right\}}_{\text{편향}}$$

무작위 배정을 통한 식별 과정



① 실험 대상에게 무작위로 처치 배정

- ⇔ 실험군과 대조군은 비교 가능 (1.6.1절)
- ⇔ 처치는 잠재적 결과와 독립

② SUTVA 가정 만족 (1.4.7절)

- ⇔ 상호 간섭 없음 : 여러 형태의 처치(핑거 스냅)은 존재 X
- ⇔ 일치성 : 다른 실험 대상의 영향을 받지 않음

③ 인과효과 식별 & 추정 가능

$$E[Y \mid T = 1] - E[Y \mid T = 0] = ATT = ATE = E[Y_1 - Y_0]$$

개인화 관점에서의 처치효과 (1.4.8절)

- 개별 처치효과 (ITE, Individual Treatment Effect)
- 조건부 평균 처치효과 (CATE, Conditional Treatment Effect)
- 평균 처치효과 (ATE, Average Treatment Effect)

개인화 관점에서의 처치효과 (1.4.8절)

- 개별 처치효과 (ITE, Individual Treatment Effect)
- 조건부 평균 처치효과 (CATE, Conditional Treatment Effect)
- 평균 처치효과 (ATE, Average Treatment Effect)

개인화

HIGH

LOW

추정 비용/어려움

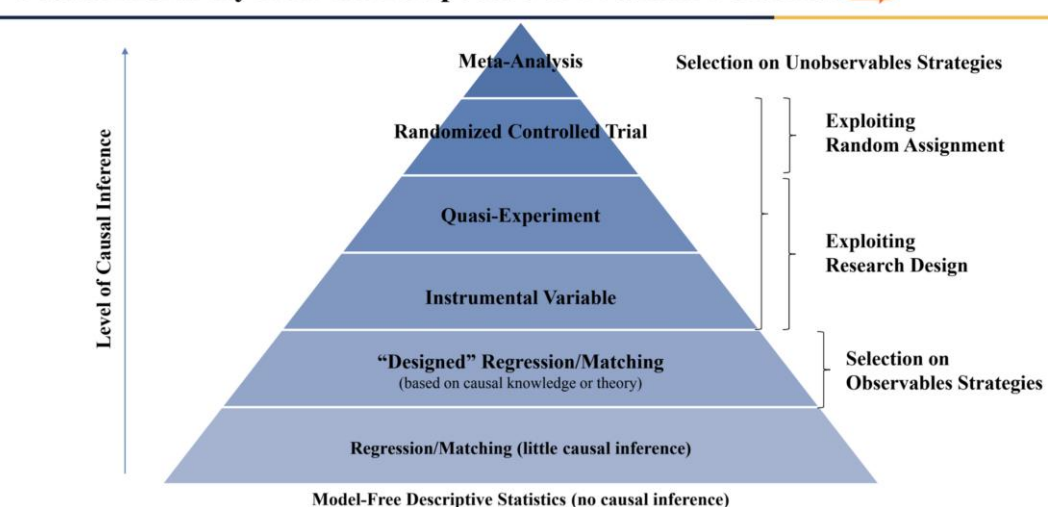
HIGH

LOW

Summary

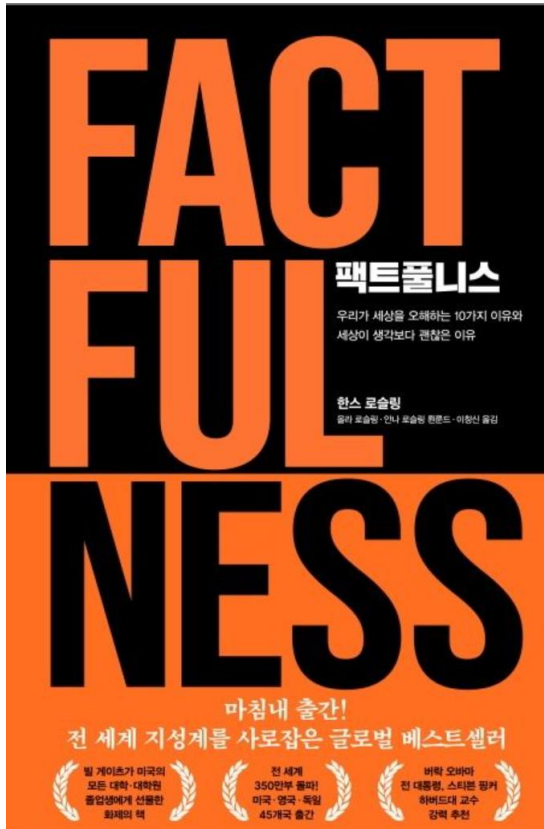
- 인과추론에 가정이 동반되는 이유? 인과효과 식별 & 데이터 생성 과정
- 인과추론의 근본적인 문제 : 타임스톤이 없으므로 같은 대상에 대해 서로 다른 잠재적 결과를 관측할 수 없음
- 대안 : 그림 실험군의 반사실과 최대한 비슷한 대조군을 구성하기 → 편향을 제거하기 위한 과정 (앞으로 배울 내용)

Causal Hierarchy from the Perspective of Potential Outcomes What if..? 인과추론의 데이터과학





현실 이해하기 ^{= 문제인식}
From data

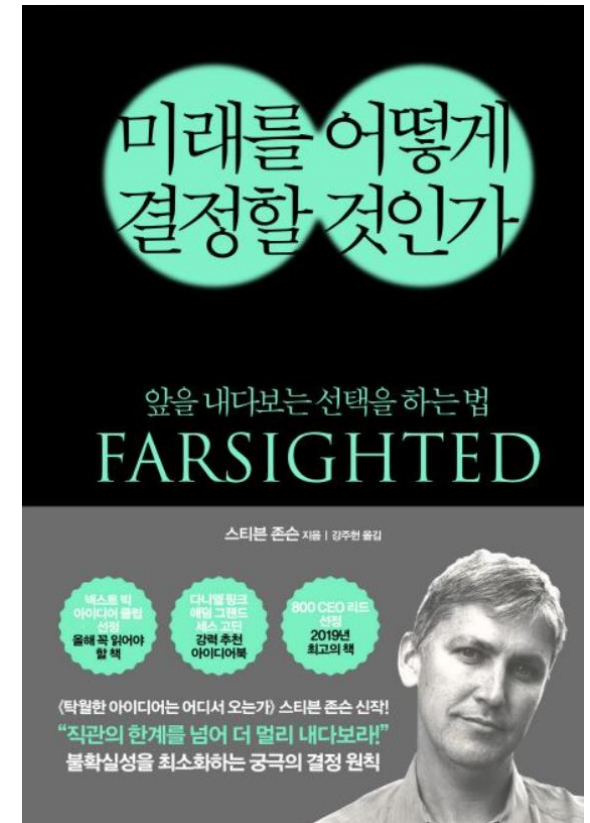


O'REILLY®
실무로 통하는
인과추론 with 파이썬
Causal Inference in Python

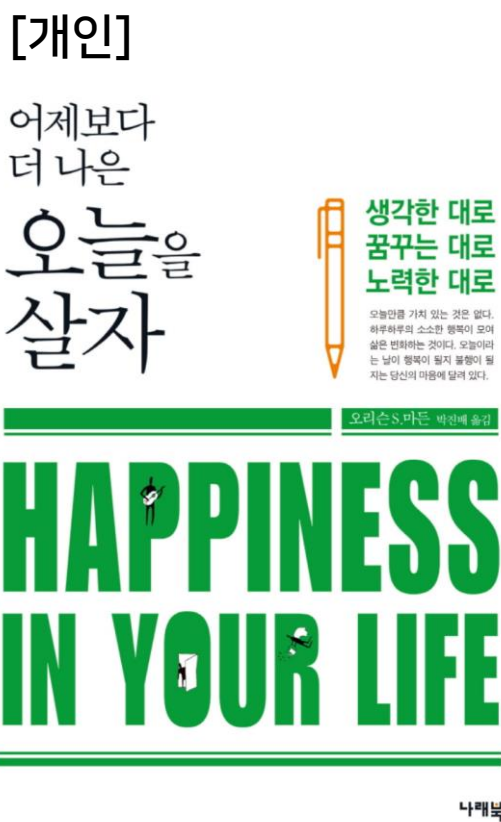
데이터 분석에서 정책 수립까지,
이론과 사례 연구를 통한
실용적인 학습법



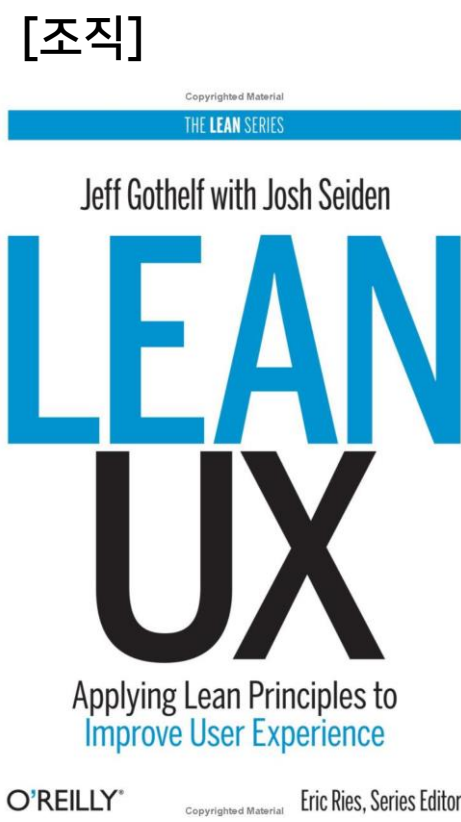
미래에 대한 의사결정



현실 이해를 바탕으로, 개인 및 조직차원에서 “문제를 해결”을 통해 “성장”을 도모



이상향 “갯생”

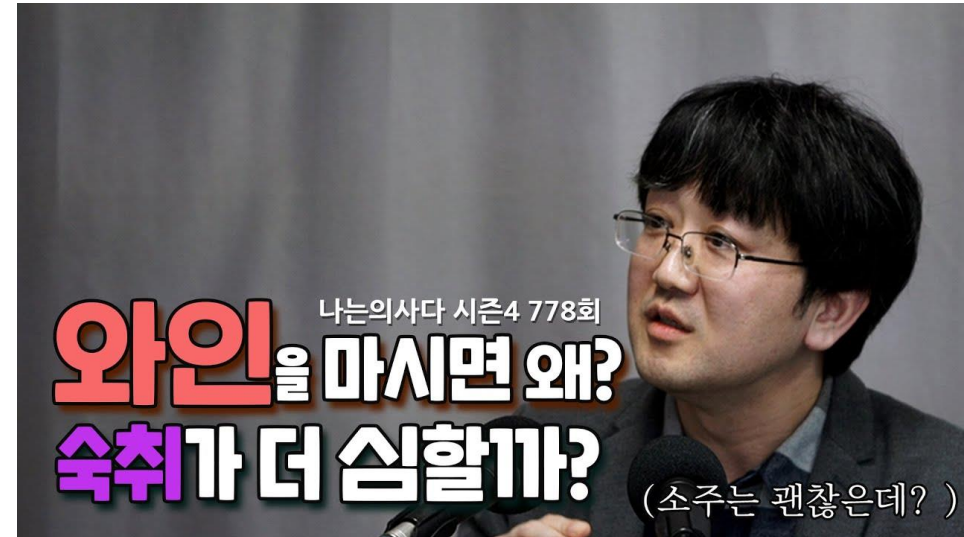


유저 경험(지표) 개선을
바탕으로 “제품 성장”

KRAFTON



활용 사례1 - 1.1절 와인 4잔



활용 사례1 - 1.1절 와인 4잔



활용 사례1 - 1.1절 와인 4잔



- ✓ 문제인식 : 4병 이상 마시면, 다음날 두통으로 고생
원인 결과
- ✓ 의사결정 : 오늘 소주 3병만 마시기
- ✓ 요약 : 과거의 경험(데이터)을 바탕으로 인과관계를 추론
- ✓ 비판 : 야근하고 4병을 마셔서 두통이 있을 수도 있음

활용 사례2 - 앱 스토어 전환율 A/B 테스트

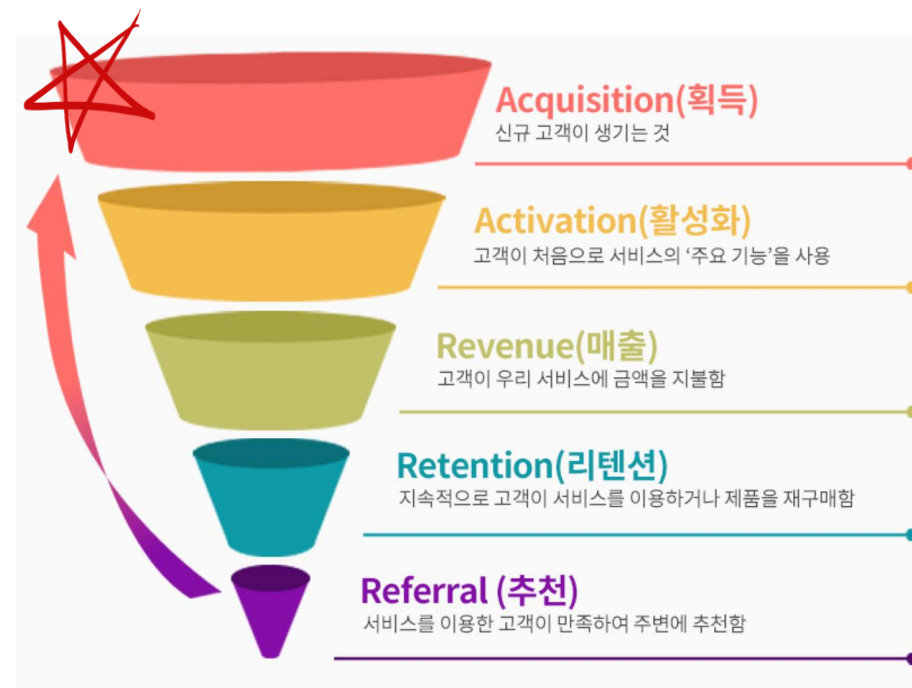


활용 사례2 - 앱 스토어 전환율 A/B 테스트

- 목표 : **적은 비용으로** 스토어에서 유저를 더 많이 전환(인스톨) 시키기

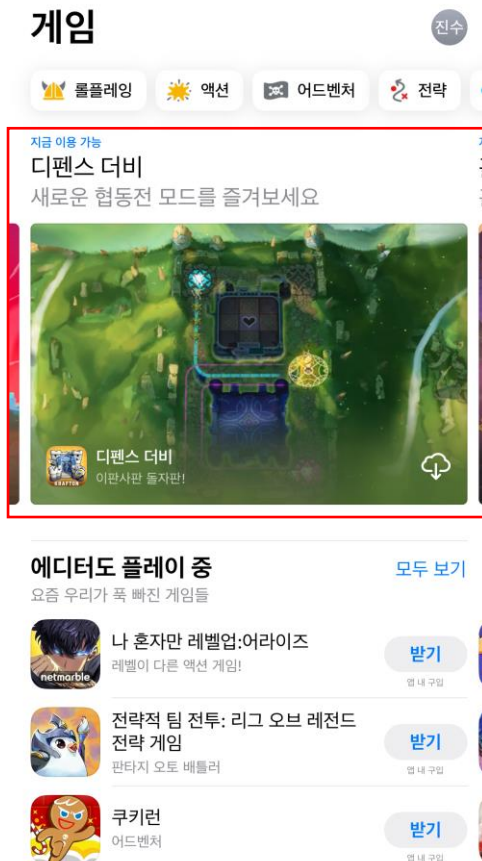
- 스토어 전환율을 높이기 위한 방법

- ① ASO - 스토어 에셋 (키워드/소재 등) 최적화
- ② 마켓 피쳐드
- ③ 인기차트
- ④ 인스톨 캠페인

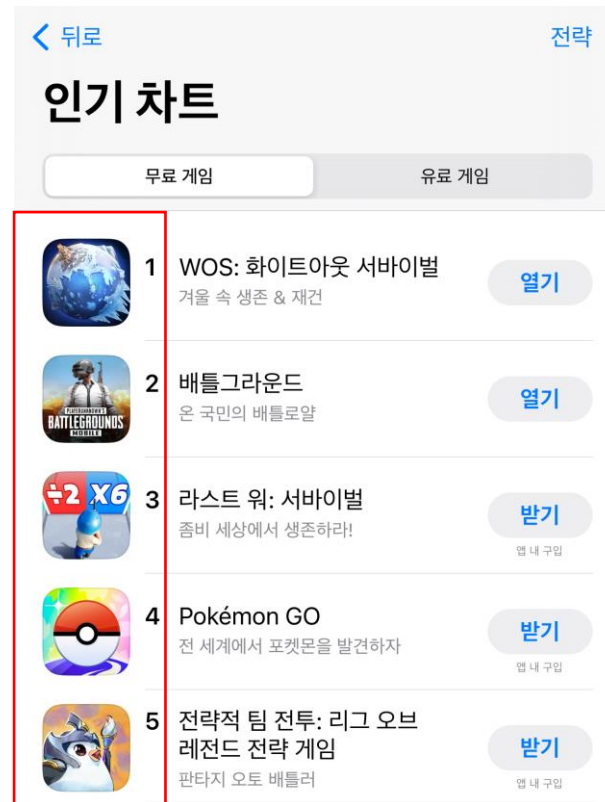


활용 사례2 - 앱 스토어 전환율 A/B 테스트

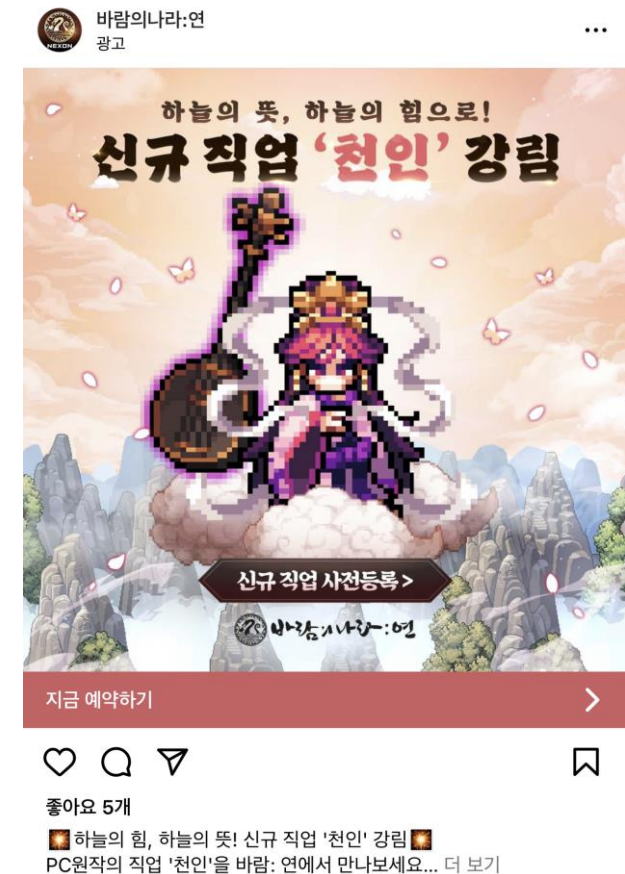
마켓 피쳐드



인기차트

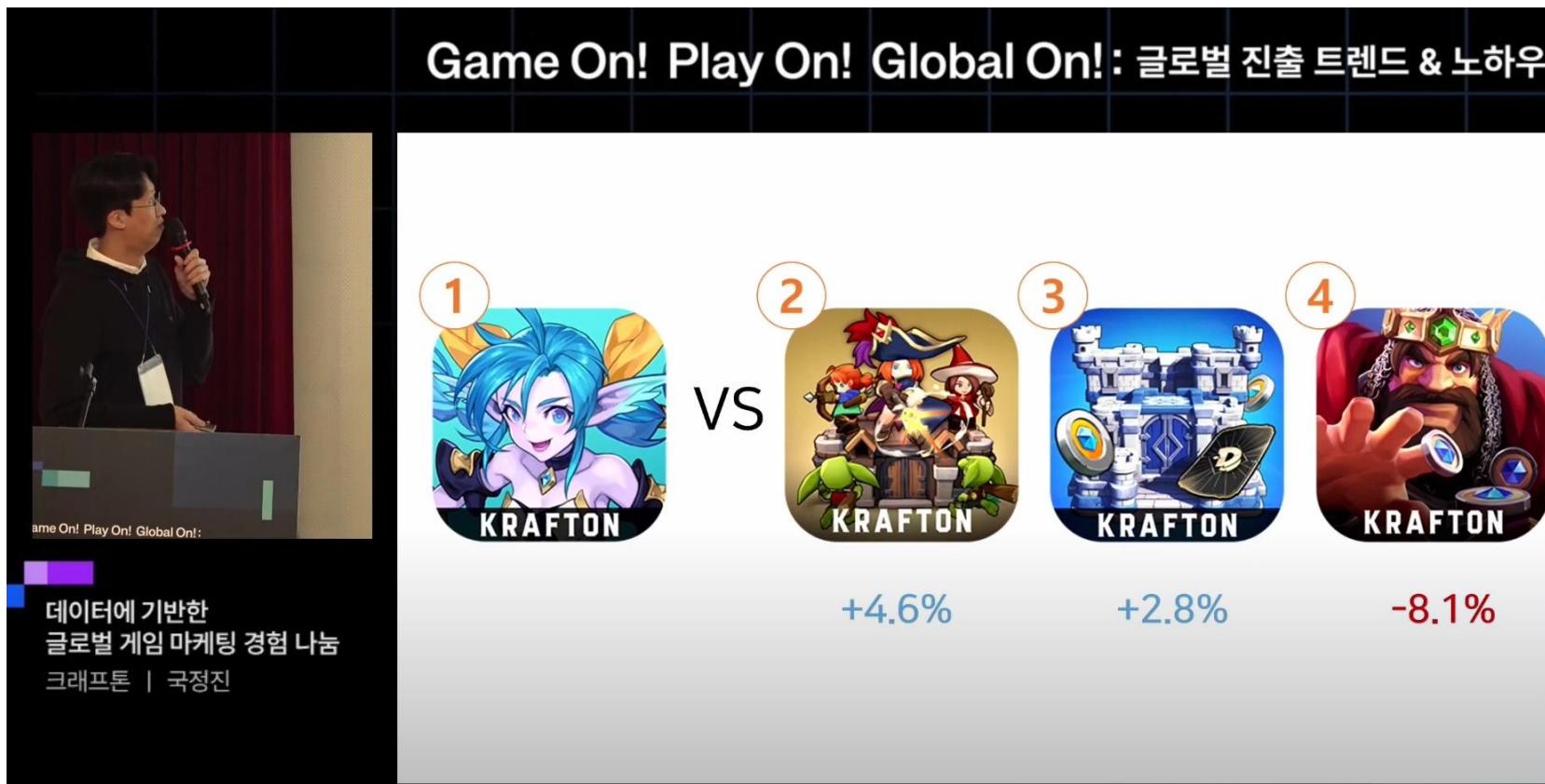


인스톨 캠페인



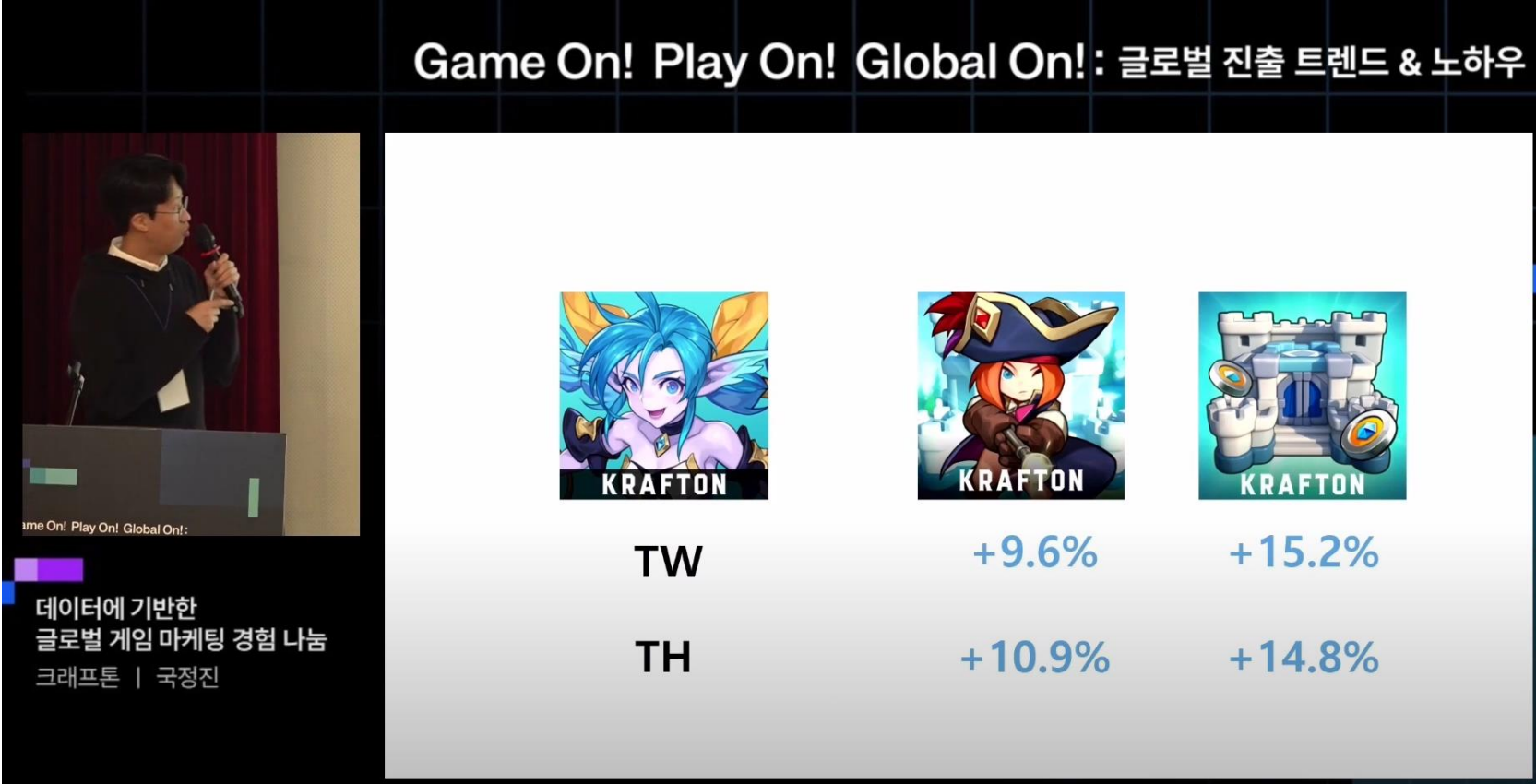
활용 사례2 - 앱 스토어 전환율 A/B 테스트

앱 아이콘 전환율 (ATE)

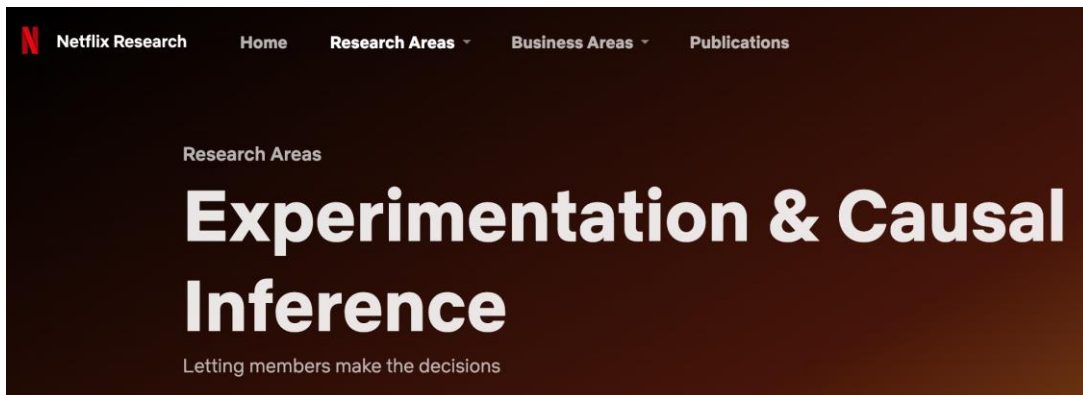


활용 사례2 - 앱 스토어 전환율 A/B 테스트

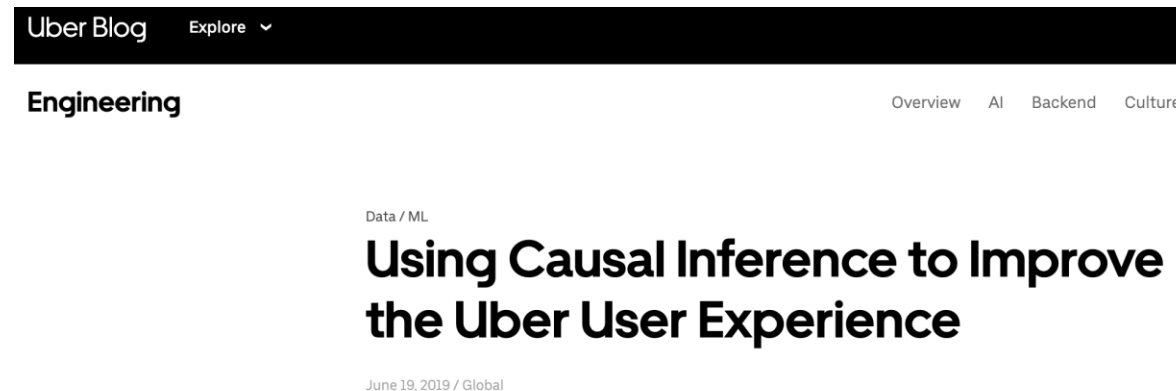
국가별 앱 아이콘 전환율 (CATE)



인과추론의 역할 - Big Tech

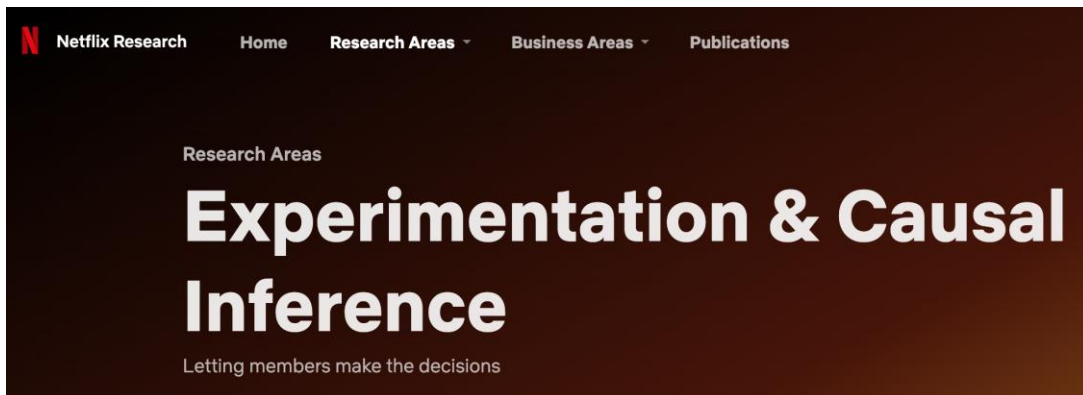


구성원들이 더 나은 의사결정을 할 수 있도록 도움



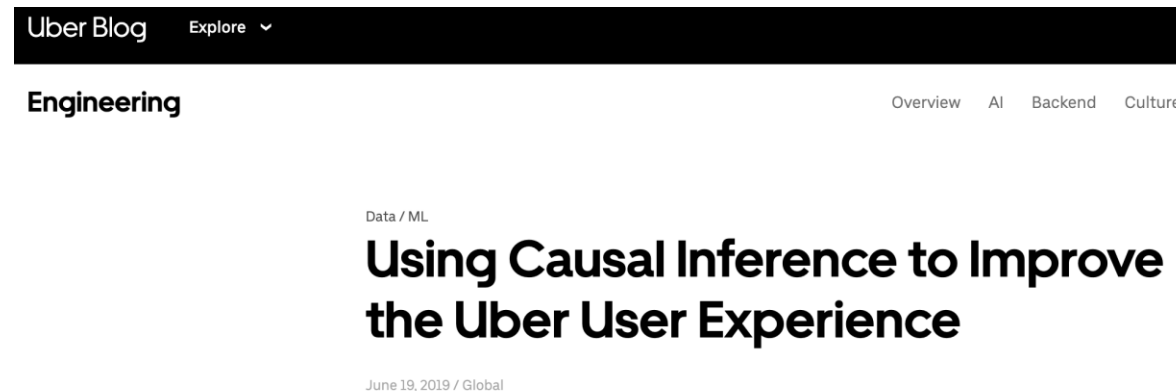
사용자 경험 개선

인과추론의 역할 - Big Tech



Who You Are:

- You have at least 2 years of experience working in the Games industry as a Data Scientist.
- At least 5 years of experience with a PhD degree in Statistics, Econometrics, Mathematics, Engineering or a relevant quantitative field or 8+ years of experience with a Master degree in those fields.
- You have statistical skills utilized in A/B testing, analyzing observational data, and statistical modeling
- You are comfortable working with large data sets and analyzing complex data with SQL and other tools such as Python or R
- You have good business acumen on product innovations and excellent problem solving skills to translate business requirements to data science problems.
- You have a strong bias to action, delivering results quickly with iteration instead of waiting for perfection
- You are a fast learner and are comfortable with ambiguous requests.
- You have exceptional communication skills and can manage stakeholder priorities directly
- Willing to mentor junior data scientists on the team to accelerate team growth.



Basic Qualifications

- Ph.D., M.S., or Bachelors degree in Statistics, Economics, Machine Learning, Operations Research, or other quantitative fields.
- 3+ years of industry experience as an Applied or Data Scientist or equivalent.
- Knowledge of underlying mathematical foundations of statistics, machine learning, optimization, economics, and analytics.
- Experience in experimental design and analysis.
- Experience with exploratory data analysis, statistical analysis and testing, and model development.
- Ability to use Python to work efficiently at scale with large data sets.
- Proficiency in SQL.

인과추론은 데이터로 문제를 해결을 도와주는 여러 방법 중 하나

[05차시]여러 가지 방법으로 덧셈을 해 볼까요

학습

- ▶ 반복하여 더하기: 이발하기
- ▶ 덧셈 문제 해결하기: 말
- ▶ 덧셈 문제 해결하기: 불가사리
- ▶ 덧셈 문제 해결하기: 점

연습문제

반복하여 더하기 (초등2학년 1학기 3단원)

총 4 문제 중 3 문제를 맞혀서 레벨을 올리세요!

[연습문제](#)

시작되지
않음

100보다 작은 수의 덧셈 방법

총 4 문제 중 3 문제를 맞혀서 레벨을 올리세요!

[연습문제](#)

시작되지
않음

Summary

- 인과추론의 목적 : 현실을 이해하고 개인/조직에서 좋은 의사결정과 성장에 도움을 주는 도구
- 인과추론의 역할 : 구성원들이 더 나은 의사결정을 할 수 있도록 도움 + 사용자 경험 개선

가격할인과 매출 (1.6절)

알리·테무 ‘최저가’ 공습에 쿠팡·SSG닷컴 등 국내 이커머스 ‘맞불’

ㅣ 생필품·먹거리·패션까지 국내외 이커머스 격돌...할인 행사 이어져



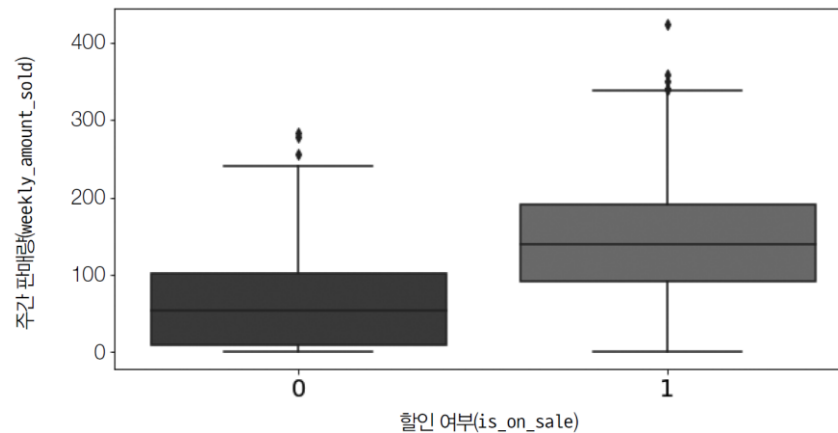
The banner features a dark orange background. On the left, there is a collage of products including a 4K camera, a multi-story toy car garage, and a drone. A black circular sticker with white text reads '최대 90% 할인' (Maximum 90% discount). In the center, the TEMU logo is displayed above the text '가정의 달 최대 90% 할인' (Maximum 90% discount for Family Month), '18% 캐시백' (18% cashback), and '*캐시백율은 기간별 상이' (*Cashback rate varies by period). On the right, there is another collage of products including a burger, a tablet, and a smartphone.

가격할인과 매출 (1.6절)

- 가설 : 장난감 판매 기업에 가격할인을 하면, 상품 판매량이 늘어날 것이다.

- 실험 대상 : 장난감 판매 기업

- 가설 검증 방식 : A/B 테스트



- 처치 할당 매커니즘 : 기업에 가격할인을 무작위 배정했으나, 가격할인 방식에 대한 설명은 없음 (ex. 쿠폰)
일치성 가정 위배(?)

인과추론 Framework

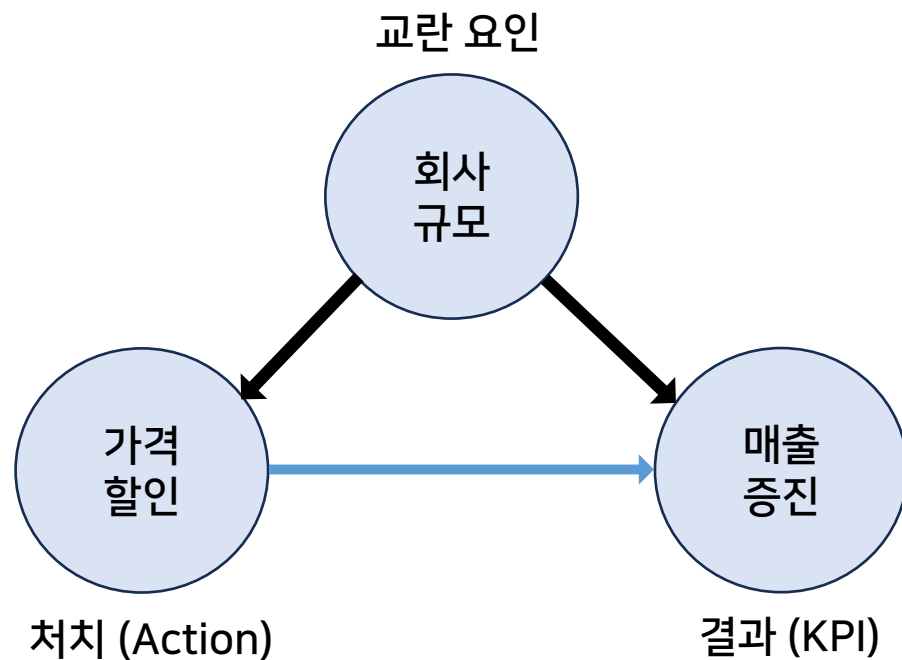
(1) 잠재적 결과

$$Y_i = T_i Y_{1i} + (1 - T_i) Y_{0i}$$

$$\tau_i = Y_{1i} - Y_{0i}$$

(T : 이진 처치, τ : 인과효과)

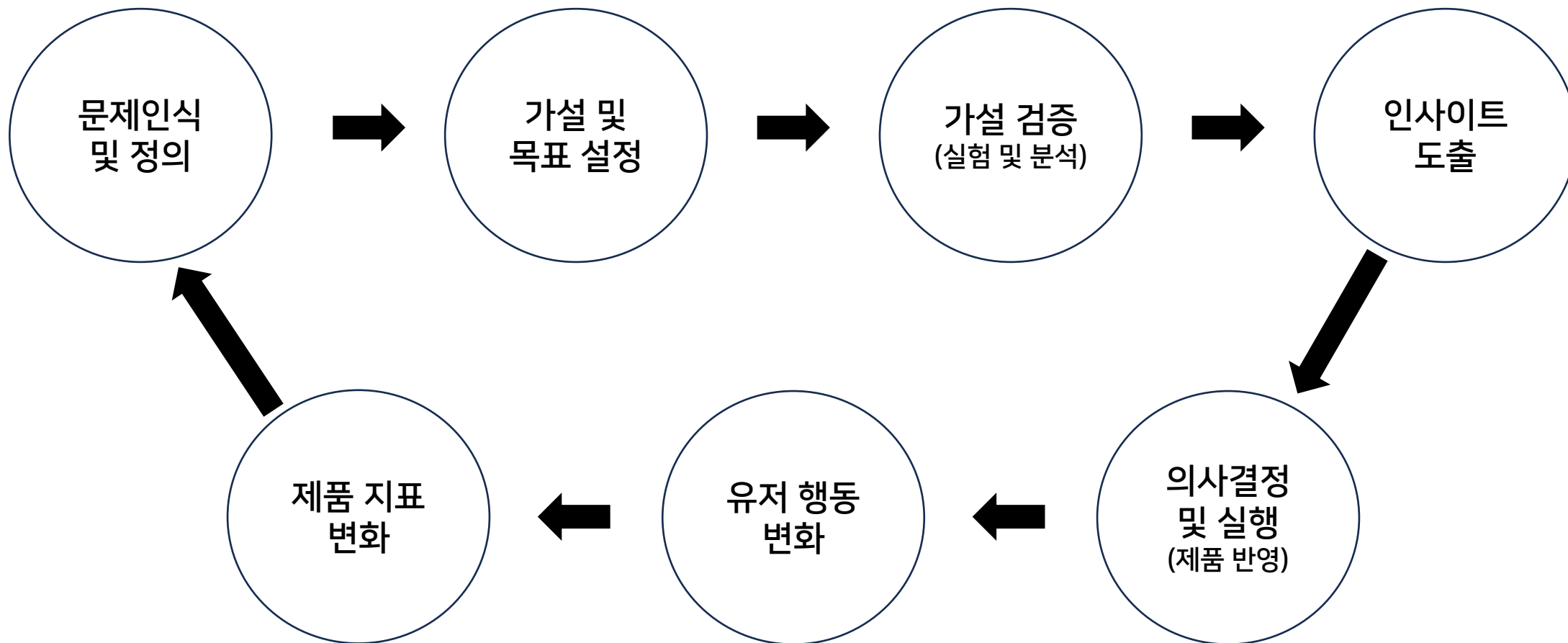
(2) 구조적 인과 모델



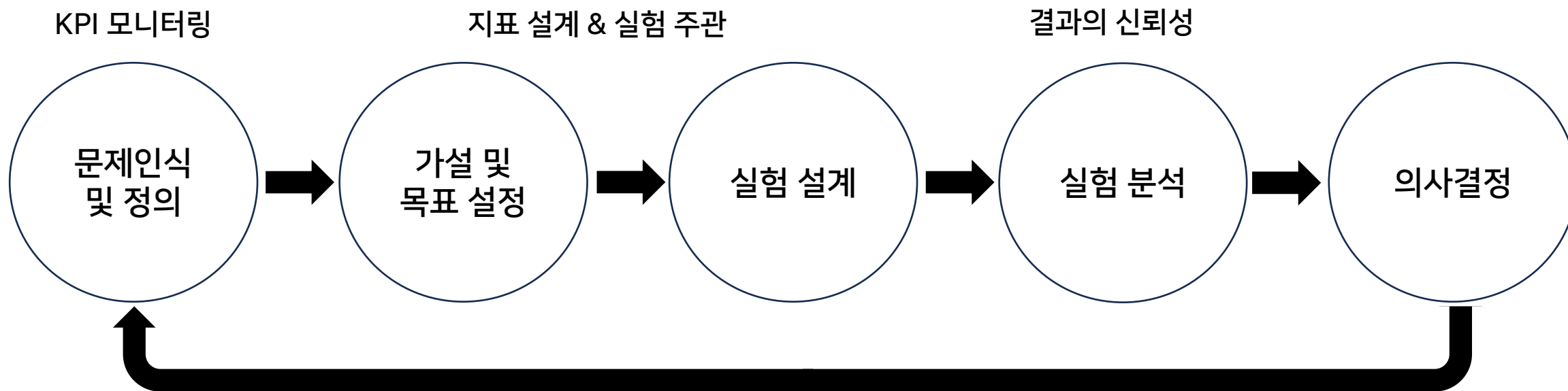
(3) 회귀분석

$$\text{Amountsold}_i = \alpha + \beta_1 \text{IsOnSales}_i + \beta_2 \text{BusinessSize}_i + e_i$$

실무자 관점에서 문제 접근을 위한 Framework



실무자 관점에서 문제 접근을 위한 Framework








실무자 관점에서 문제 접근을 위한 Framework

도메인 지식 → 제품 + 시장

커뮤니케이션 → 상대방의 성과에 기여하는 것



< 뒤로		전략
인기 차트		
무료 게임		유료 게임
	1 WOS: 화이트아웃 서바이벌 겨울 속 생존 & 재건	열기
	2 배틀그라운드 온 국민의 배틀로얄	열기
	3 라스트 워: 서바이벌 좀비 세상에서 생존하라!	받기 앱 내 구입
	4 Pokémon GO 전 세계에서 포켓몬을 발견하자	받기 앱 내 구입
	5 전략적 팀 전투: 리그 오브 레전드 전략 게임 판타지 오토 배틀러	받기 앱 내 구입

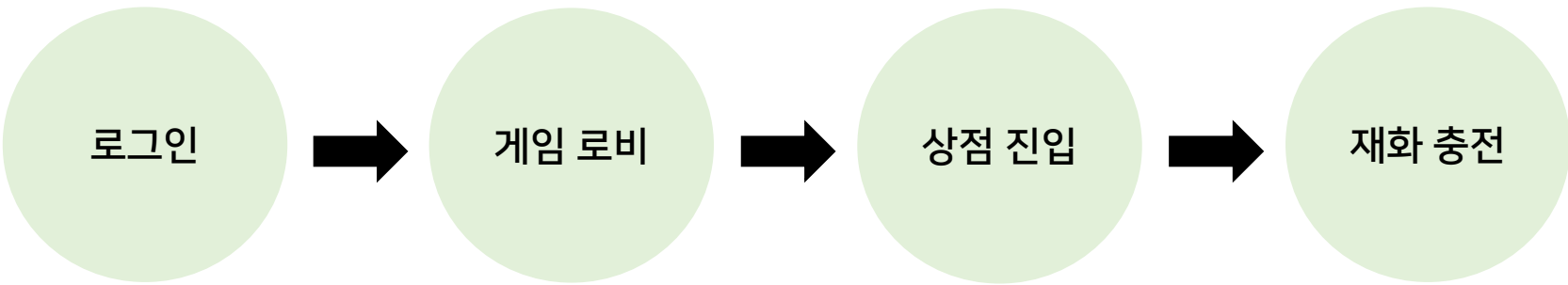


충전 상점 실험 - 가격할인 예제 재구성 (1.6절)

[Arena Breakout – 충전 상점]



[PUBG Mobile – 충전 상점]



충전 상점 실험 - 가격할인 예제 재구성 (1.6절)

[Arena Breakout - 충전 상점]



추가 재화 표시

$\text{₩1,400} = 60 \text{ Bonds}$

$\text{₩7,000} = 300 + 10 \text{ Bonds}$

$\text{₩14,000} = 600 + 30 \text{ Bonds}$

[PUBG Mobile - 충전 상점]



할인율 표시

$60 \text{ bonds} \rightarrow 0\%$

$310 \text{ Bonds} \rightarrow 3.2\%$

$600 \text{ Bonds} \rightarrow 4.7\%$

실험 설계 - 스케치

- 가설 : 상품에 할인율 표시를 하면, 매출이 증가할 것이다.
- 실험 대상 : 앱 사용 유저 (AU)
- 가설 검증 방식 : A/B 테스트
- 처치 할당 매커니즘 : 실험 대상에게 상품 할인 표시를 무작위 배정

실험 설계 - 구체화

- 가설 : 상품에 할인을 표시를 하면, **유저당 과금액** (ARPPU, Average Revenue Per Paying User) 이 증가할 것이다.
- 실험 대상 : **충전 상점 진입 유저**
- 가설 검증 방식 : A/B 테스트 - 기본 / 할인율 표기 / 추가 재화 표기
- 처치 할당 매커니즘 : 실험 대상에게 상품 할인 표시를 각 그룹에게 **1/3씩 무작위 배정**

충전 상점 실험 - 가격할인 예제 재구성 (1.6절)

[기본]



 60 KRW 1,400	 310 KRW 7,000	 630 KRW 14,000
 1580 KRW 35,000	 3200 KRW 70,000	 6500 KRW 140,000

[할인율 표기]



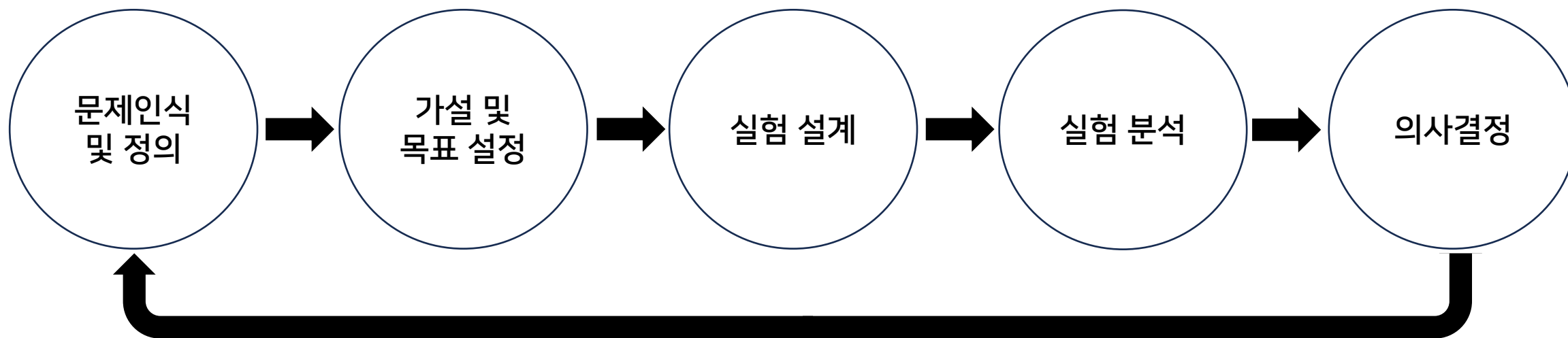
 60 KRW 1,400	 310 KRW 7,000	 630 KRW 14,000
 1580 KRW 35,000	 3200 KRW 70,000	 6500 KRW 140,000

[추가 재화 표기]



 60 KRW 1,400	 300+10 KRW 7,000	 600+30 KRW 14,000
 1580 KRW 35,000	 3200 KRW 70,000	 6500 KRW 140,000

(0) 문제 해결 DAG



(1) 실험 배경 & 문제 정의 - 모니터링/기획 의도 파악

- 배경

- ① 제품 : Arena Breakout 상점 진입 유저의 과금 전환율과 ARPPU는 낮아지고 있는 상황
- ② 조직 : 최소 비용으로 높은 가격의 상품으로 구매 전환을 시키고 싶음
- ③ 시기 : 한국은 연휴기간이라, 매출을 증진시키고 싶음
- ④ 시장 : PUBG Mobile은 추가로 주는 재화 표시를 하던데...

- 문제 정의에서 필요한 것

- ① 도메인에 대한 호기심과 질문 (ex. 지표 및 시장 상황 모니터링)
- ② 조직의 공감대 형성 → 공감대 ⇔ 모든 사람의 공통된 성과 ⇔ 커뮤니케이션
- ③ 문제의 크기 정하기 → 우선순위 설정

(2) 가설 설정 - Actionable & Quantifiable

- 가설 : 상품에 할인을 표시를 하면, **유저당 과금액 (ARPPU)** 이 증가할 것이다.

충전 상품에 할인을 또는 추가 제공 재화를 표시한다면



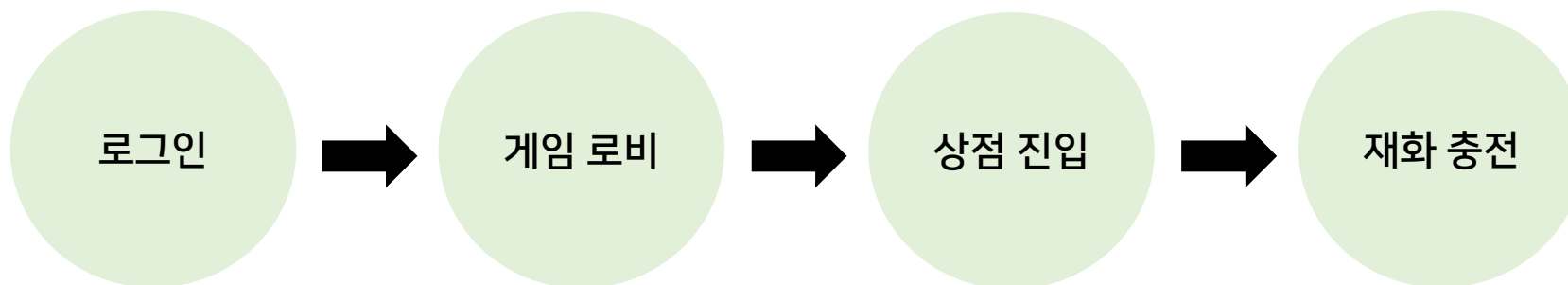
더 높은 할인을 가진 비싼 상품에 시선이 갈 것이고



이에 따라 ARPPU가 상승할 것이다!

(2) 가설 설정 – Actionable & Quantifiable

- 가설 : 상품에 할인을 표시를 하면, **유저당 과금액 (ARPPU)** 이 증가할 것이다.
- 가격 할인을 통한 성과 지표 설정
 - ① Primary Index : ARPPU
 - ② Secondary Index : 과금 유저 비중(PUR), 잔존율
 - ③ Guardrail Index : 충전 미전환율 (퍼널)



(3) 실험 설계- 처치 매커니즘 & 편향 제거

- 랜덤화를 통한 **식별** : 실험 대상에게 상품 할인 표시를 세 그룹에 **무작위 배정**
- 실험 대상
 - ① 단위 : 접속 유저 중, 충전 상점에 진입한 유저
 - ② 기기 : IOS / AOS
 - ③ 규모 : 게임 DAU (일별 활성 사용자 수) & 검정력/최소탐지효과를 고려한 샘플링 (2장)
 - ④ 국가 : 할인 표기에 대한 법무 검토가 필요하지 않은 국가
- 실험 기간 : 5.1 ~ 5.15 (어린이날 포함 2주)
- 외부 요인
 - ① 신규 Extraction Shooter 장르 출시
 - ② 특정 국가의 환율 변동

(4) 실험 분석 - 실험 설계 과정을 점검 & 결과를 의심하는 단계

- 인과효과 추정 : A/B 테스트에서 나온 데이터로 ARPPU 추정
- 신뢰할 수 있는 결과 (인과효과) → 인과추론 가정 / 실험 전 설계 과정
 - ① Sampling Bias : 모집단을 반영하지 않는 표본
 - ② 독립성 가정 : 무작위 배정이 잘 이뤄졌는지 체크
 - ③ 파급 효과 발생 : SUTVA 위배
 - ④ 통계적 유의성 해석 (2장) : p-value

(4) 실험 분석 - 실험 설계 과정을 점검 & 결과를 의심하는 단계

- 실험 결과 리포트/대시보드 제공
 - ① 시각화 : 결과를 잘 보여주는 것이 핵심
 - ② 커뮤니케이션 : 분석가를 제외한 사람들은 가격할인 표기가 ARPPU에 준 영향을 알고 싶어함
- 결론 : 상품에 가격할인을 표시를 통해, ARPPU 10% 상승!



(5) 의사결정

- 유저 경험 : 지금 ARPPU는 늘렸지만, 장기적으로 볼 때 ARPPU를 늘리는 게 라이브 서비스에 좋을까요?
- 리소스 : 해당 피처를 업데이트 할 때, 어느 정도의 유지 비용과 자원이 필요한가요?
- 외적 타당성 : 한국에서만 잘 동작하는 거 아닌가요?
- 효과 지속성 : 2주간 실험해서 결과가 잘 나오지 않았을까요?
- 개인화 : 과금 수준이 높은 유저일수록 가격할인 표기에 더 잘 반응하나요?

Summary

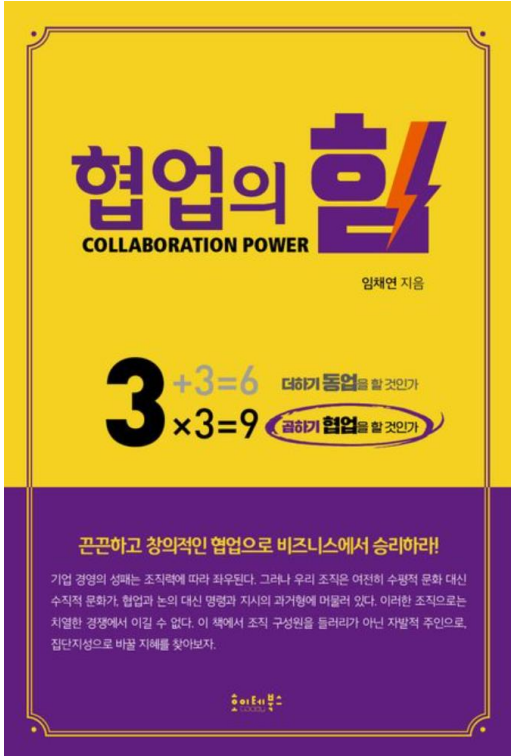
(1) 문제 정의 & 해결



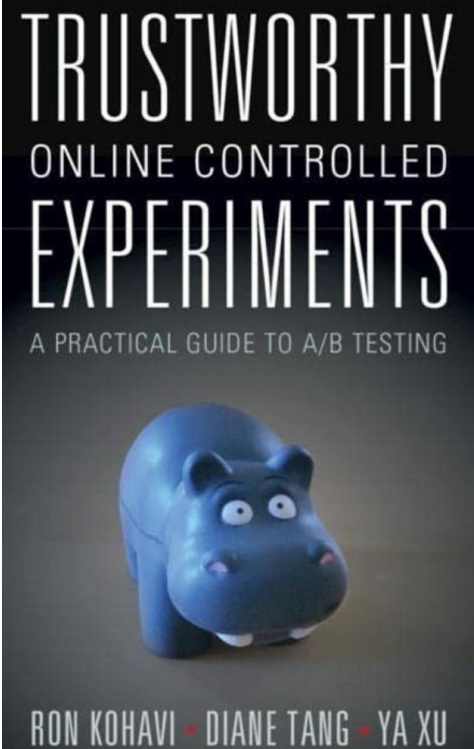
(2) 도메인 지식



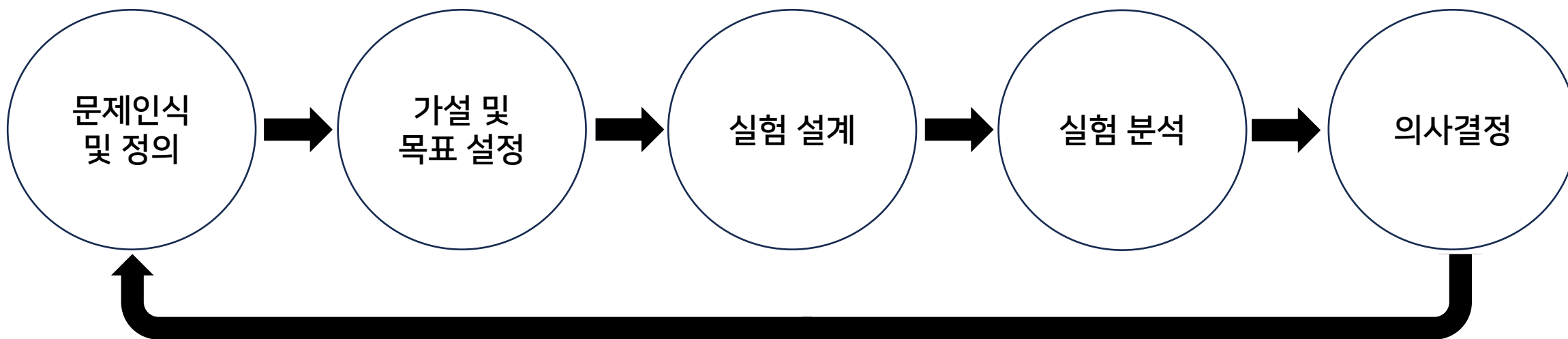
(3) 협업



(4) 결과의 신뢰성



다음 DAG에는 표현되어 있지 않지만...



빠른 Iteration

Pretotype It

How to make sure you are building The Right
It before you build It right



10th Anniversary Edition
Version 1.0
July 19, 2022

Alberto Savoia
(Google, PretotypeLabs)

Copyright © 2022 Alberto Savoia

성장 마인드셋



- 개인과 조직에서 필요한 인과추론



- 실무에서 문제 해결을 위한 인과추론



감사합니다
