

# Relevance V.S. Diversity in Recommendation Goal

2022.12.21 / 카카오 추천팀

# Relevance V.S. Diversity in (1)Recommendation Goal

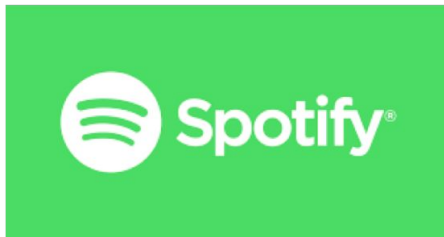
## **(2) Relevance V.S. Diversity in Recommendation Goal**

# 추천시스템의 목표

영화



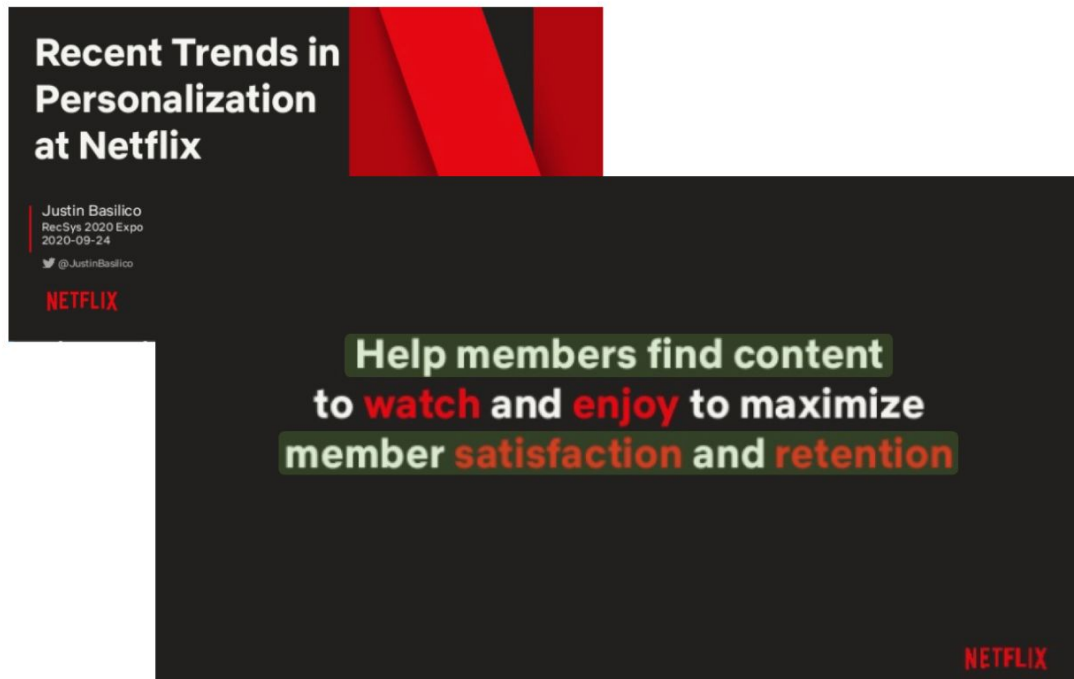
음악



동영상

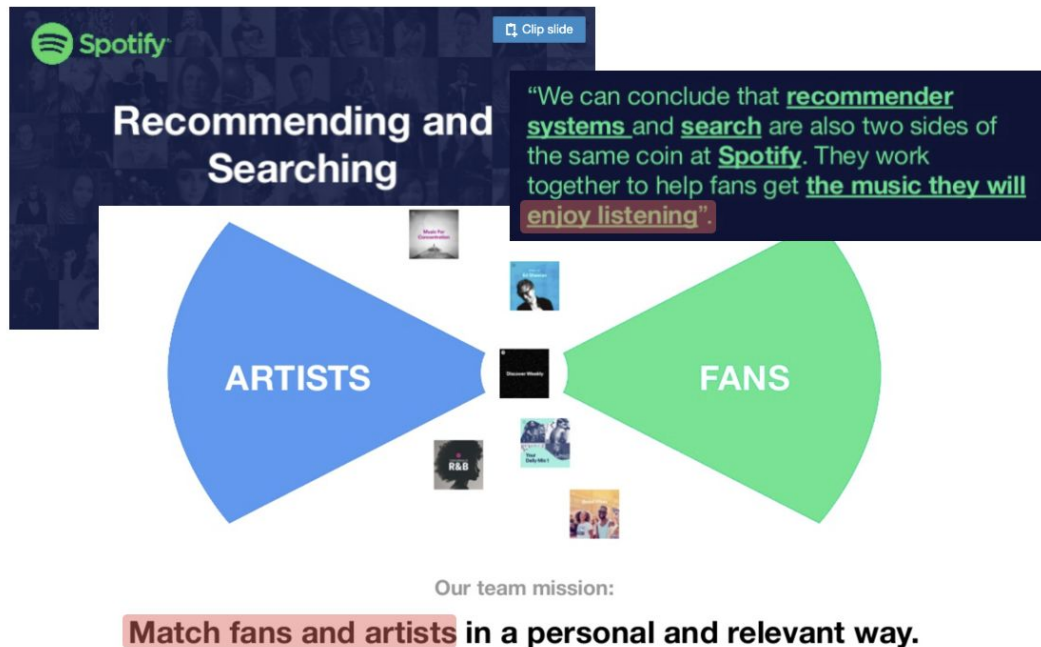


# Netflix 추천 시스템 목표는?



- Netflix : Member  
satisfaction and retention

# Spotify 추천 시스템 목표는?



- Netflix : Member satisfaction and retention
- Spotify : Match fans and artist, Enjoy listening

# Youtube 추천 시스템 목표는?

## The YouTube Video Recommendation System

James Davidson  
Google Inc  
davidson@google.com

Benjamin Liebald  
Google Inc  
liebald@google.com

Junming Liu  
Google Inc  
ljn@google.com

Palash Nandy  
Google Inc  
palash@google.com

Taylor Van Fleet  
Google Inc  
tvf@google.com

### ABSTRACT

We discuss the video recommendation system YouTube, the world's most popular online video community. The system recommends personalized sets of videos to users based on their activity on the site. We address some of the unique challenges that the system faces. In addition, we provide details of the implementation and evaluation framework used to test the algorithms. We also present some of the results of these experiments.

### Categories and Subject Descriptors

## 1.1 Goals

Users come to YouTube for a wide variety of reasons which span a spectrum from more to less specific: To watch a single video that they found elsewhere (*direct navigation*), to find specific videos around a topic (*search* and *goal-oriented browse*), or to just be entertained by content that they find interesting. Personalized Video Recommendations are one way to address this last use case, which we dub *unarticulated want*.

As such, the goal of the system is to provide personalized recommendations that **help users find high quality videos** relevant to their interests. In order to **keep users entertained and engaged**, it is imperative that these recommendations are updated regularly and reflect a user's recent activity on the site. They are also meant to highlight the broad spectrum of content that is available on the site.

- Netflix : Member satisfaction and retention
- Spotify : Match fans and artist, Enjoy listening
- Youtube : Keep Users Entertained and Engaged





help members find  
content  
to watch and enjoy



match  
fan and artist



help users find  
high quality video



help **members** find  
content  
to watch and enjoy



match  
**fan** and artist



help **users** find  
high quality video

사용자와

## 추천시스템의 목적

---



help **members** find  
**content**  
to watch and enjoy



match  
**fan** and **artist**



help **users** find  
high quality **video**

사용자와 콘텐츠  
생산자

## 추천시스템의 목적



help members find  
content  
to watch and enjoy

match  
fan and artist

help users find  
high quality video

사용자와 콘텐츠  
생산자와

플랫폼을 만족시키는 것

## 추천시스템의 목적



help **members** find  
**content**  
to watch and enjoy

match  
**fan** and **artist**

help **users** find  
high quality **video**

사용자와 콘텐츠  
생산자

만족시키는  
플랫폼

각 이해 관계자의 **trade-off**를 이해하고 잘 활용하는것이 목표



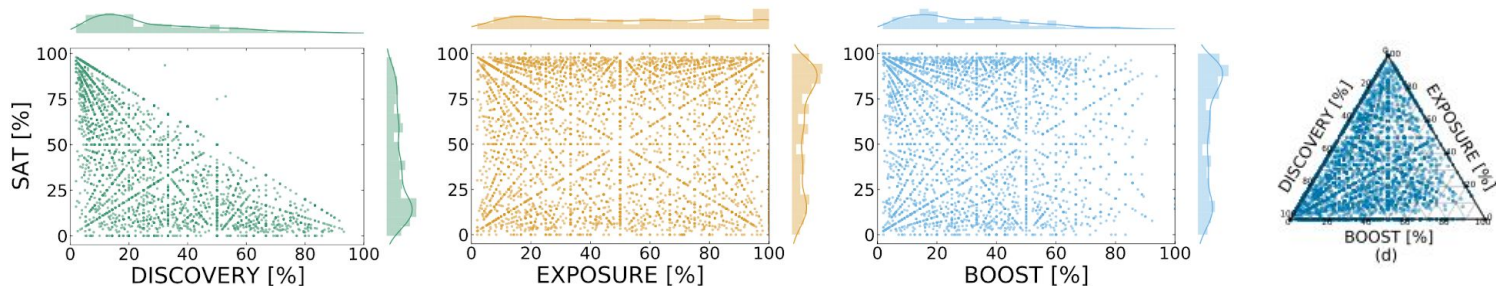
### ☰ Spotify가 고려하는 4개의 Objectives(사용자, 플랫폼, 콘텐츠 생산자)

SAT : 유저가 만족할만한 노래인지 / 사용자 metric

Discovery : 유저가 들어본적 없는 노래 & 아티스트인지 / 플랫폼 metric

Exposure : 새로 떠오르는 아티스트의 노래인지 / 콘텐츠 생산자 metric

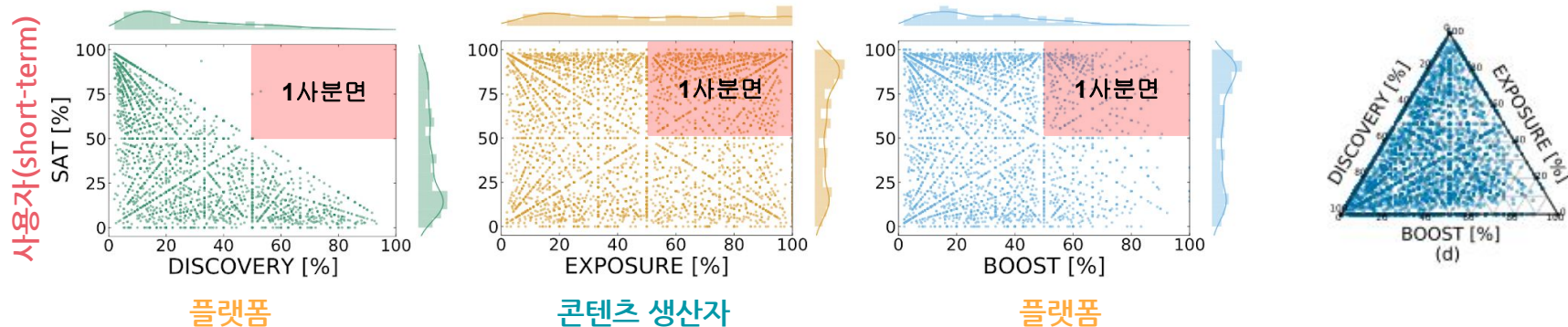
Boosting : 플랫폼에서 전략적으로 밀어주는 아티스트의 노래인지 / 플랫폼 metric



### ☰ Spotify가 고려하는 4개의 Objectives(사용자, 플랫폼, 콘텐츠 생산자)

(1사분면) SAT과 Discovery를 동시에 만족시키는 스트리밍 세션이 없다.(역의 상관관계)

(1사분면) SAT, Exposure, Boost를 함께 만족하는 추천이 가능하다.



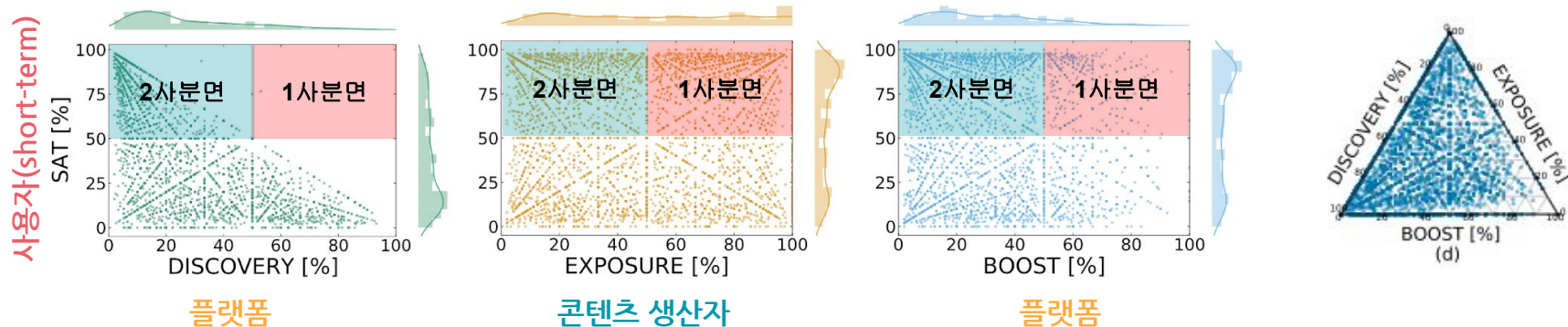


### ☰ Spotify가 고려하는 4개의 Objectives(사용자, 플랫폼, 콘텐츠 생산자)

(1사분면) SAT과 Discovery를 동시에 만족시키는 스트리밍 세션이 없다.(역의 상관관계)

(1사분면) SAT, Exposure, Boost를 함께 만족하는 추천이 가능하다.

(2사분면) SAT만 만족하는 스트리밍 다 다수 존재한다.



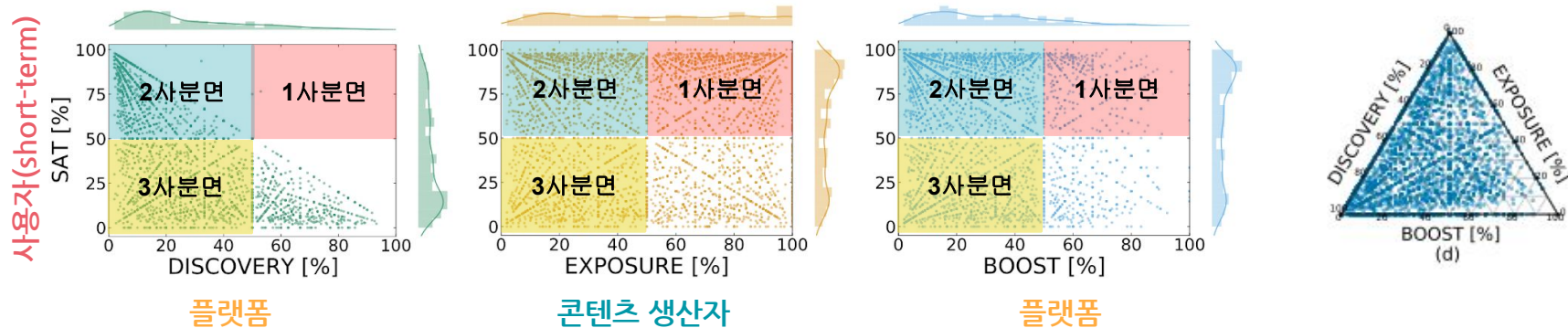
### ☰ Spotify가 고려하는 4개의 Objectives(사용자, 플랫폼, 콘텐츠 생산자)

(1사분면) SAT과 Discovery를 동시에 만족시키는 스트리밍 세션이 없다.(역의 상관관계)

(1사분면) SAT, Exposure, Boost를 함께 만족하는 추천이 가능하다.

(2사분면) SAT만 만족하는 스트리밍 다 다수 존재한다.

(3사분면) 누구도 만족하지 못하는 추천을 했다.



### ☰ Spotify가 고려하는 4개의 Objectives(사용자, 플랫폼, 콘텐츠 생산자)

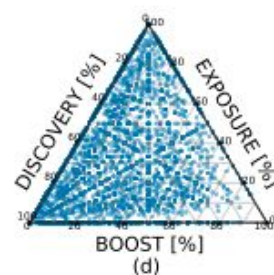
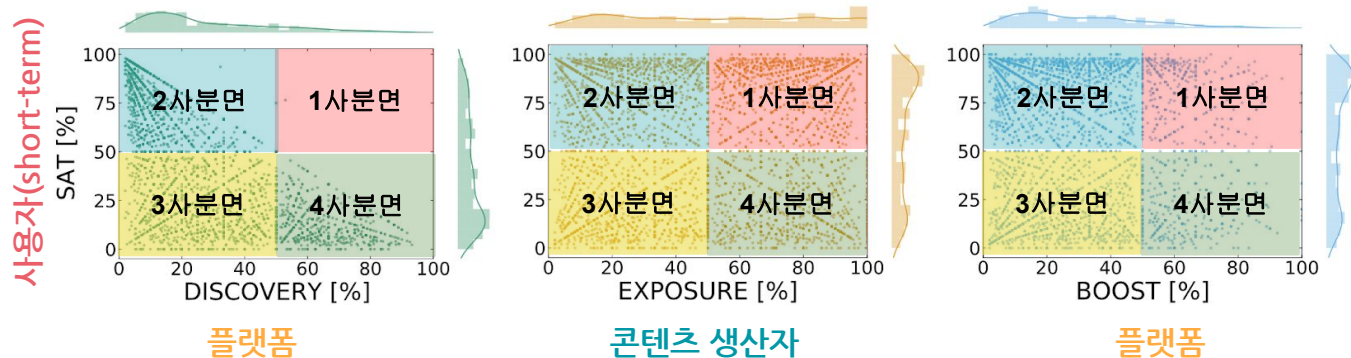
(1사분면) SAT과 Discovery를 동시에 만족시키는 스트리밍 세션이 없다.(역의 상관관계)

(1사분면) SAT, Exposure, Boost를 함께 만족하는 추천이 가능하다.

(2사분면) SAT만 만족하는 스트리밍 다 다수 존재한다.

(3사분면) 누구도 만족하지 못하는 추천을 했다.

(4사분면) Discovery, Exposure, Boost를 만족시키는 추천을 했다.



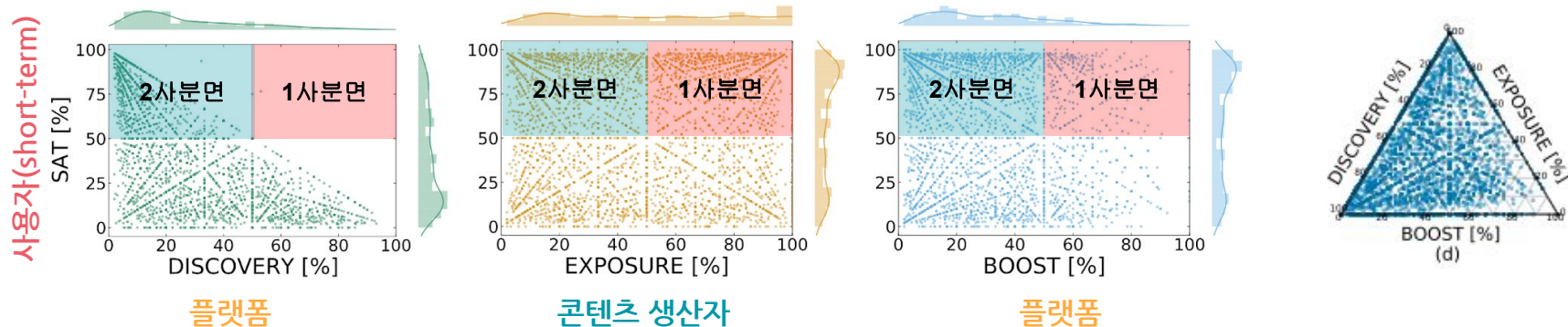
### ☰ Spotify가 고려하는 4개의 Objectives(사용자, 플랫폼, 콘텐츠 생산자)

(1사분면) SAT과 Discovery를 동시에 만족시키는 추천은 없다.(역의 상관관계)

(2사분면) SAT과 Exposure, Boost를 함께 만족하는 추천을 했다.(가능하다)

대부분의 추천 시스템은 사용자(SAT)의 단기 만족도만 고려된 1,2 사분면에 위치한 세션의 추천을 합니다. SAT만 고려된 추천은 사용자의 장기적 만족도(플랫폼의 목표)를 보장하지 않는것을 의미 합니다.

(4사분면) Discovery, Exposure, Boost를 만족시키는 추천을 했다.



# 추천시스템의 목적

---

사용자, 콘텐츠 생산자, 플랫폼의 목표가 모두 고려된 추천

## 추천시스템이 추천하는 아이템은



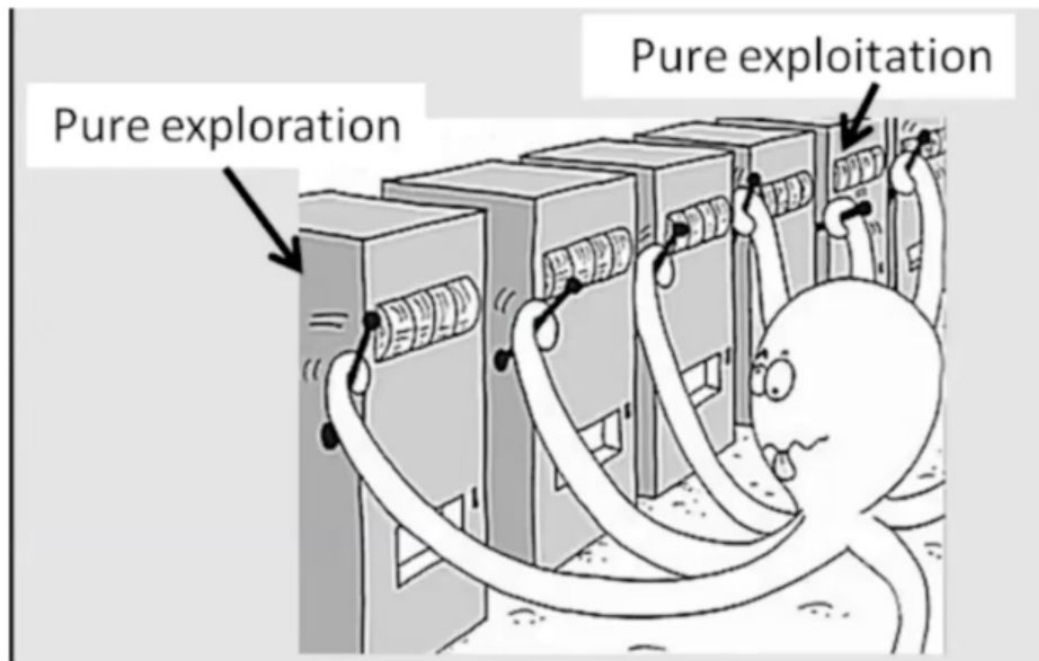
사용자 만족도를 높이는

창작자의 콘텐츠를 노출하는

새로운  
콘텐츠를  
발견하는

# Relevance v.s. Diversity in Recsys

# Exploitation V.S. Exploration in reinforcement learning



Exploitation: repeat previously taken actions that produced the highest reward;

Exploration: try previously unseen actions in order to discover potentially better choice.

# Exploitation V.S. Exploration in reinforcement learning

---

## Examples

- Restaurant Selection

- Exploitation Go to your favourite restaurant

- Exploration Try a new restaurant

- Online Banner Advertisements

- Exploitation Show the most successful advert

- Exploration Show a different advert

- Oil Drilling

- Exploitation Drill at the best known location

- Exploration Drill at a new location

- Game Playing

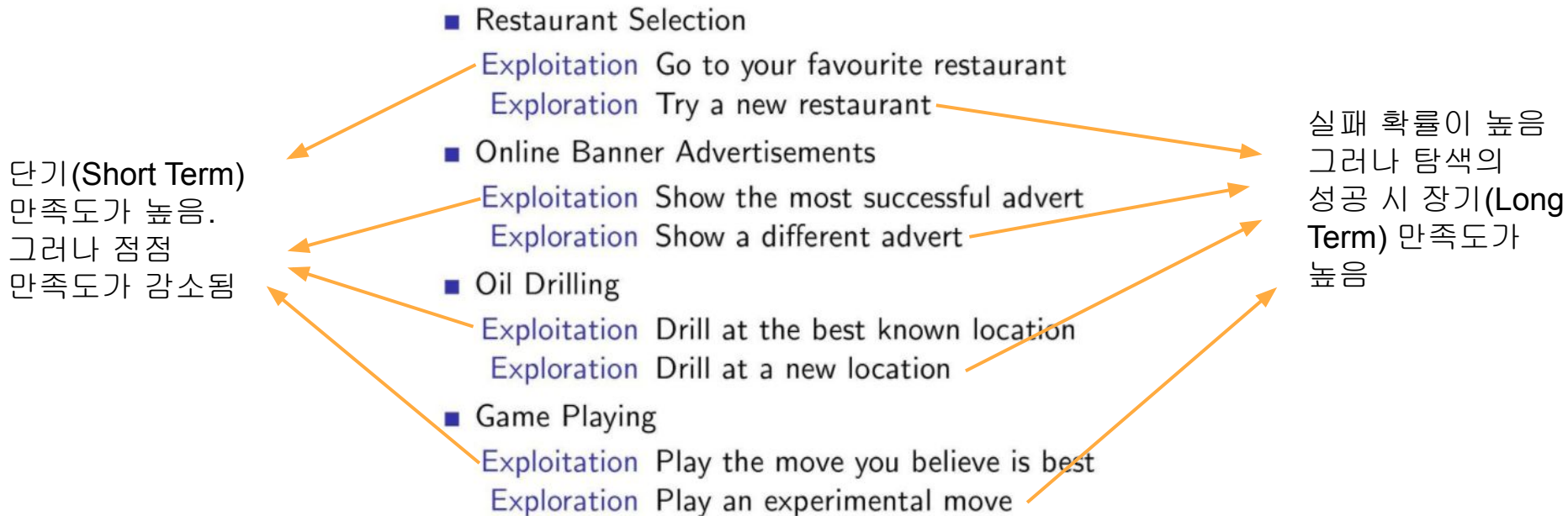
- Exploitation Play the move you believe is best

- Exploration Play an experimental move



# Exploitation V.S. Exploration in reinforcement learning

## Examples



## Relevance v.s. Diversity in Recsys.

---

### Relevance: Exploitation

- 추천 시스템에게 알려진 관심사(소בי이력) 기반으로 비슷한 아이템 추천
- 협업 필터링과 지도학습 기반 추천 시스템은 유저의 활동성(Click, Like, Dwell time 등)을 개선에 많은 성과를 냄
- 주요 지표는 Accuracy(click, like, dwell-time 등 단기 지표 개선)

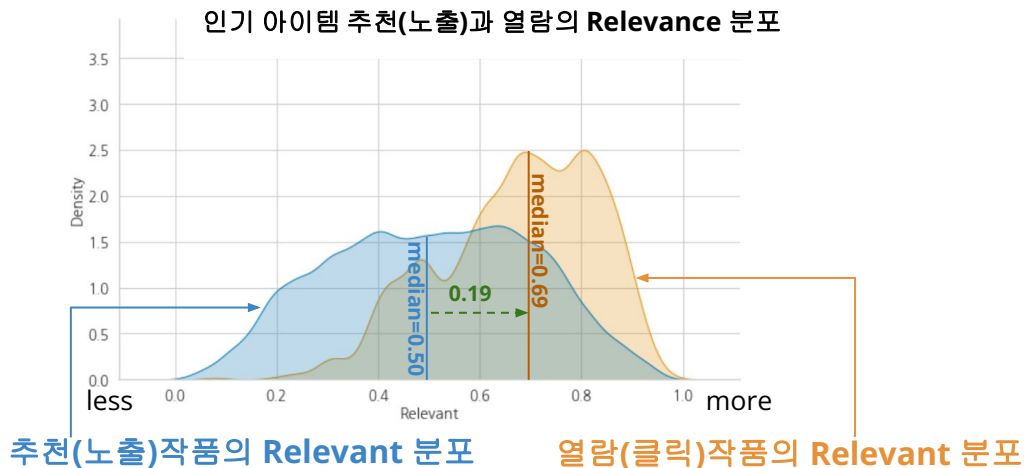
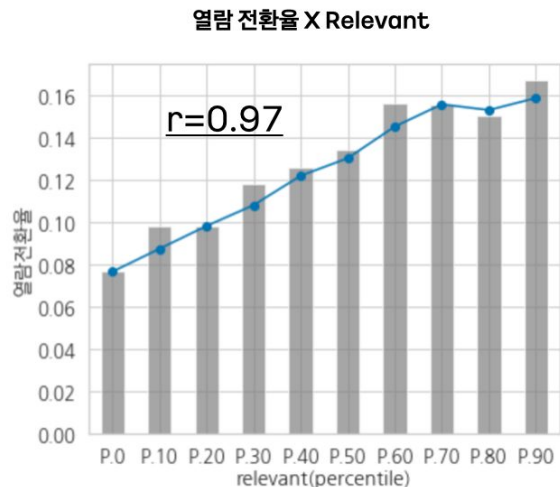
### Diversity : Exploration

- 추천 시스템에 알려지지 않은 관심사를 추천 = Exploration
- 사용자가 새로운 관심사를 발견하는 것 = Serendipity, Discovery
- novelty, diversity, freshness, fireness를 높이는 추천 실험은 개선이 없거나 지표 하락으로 결론이 남  
: Diversity한 추천은 Long Term의 만족도를 높이는 전략인데 평가는 Short Term 지표로 하기 때문입니다.

## 추천 시스템의 Exploitation : Relevance

Relevant가 높을수록 Conversion(열람전환율)이 높다.

사용자에게 추천(노출)된 작품보다 more relevant(+0.19)한 작품을 열람한다.



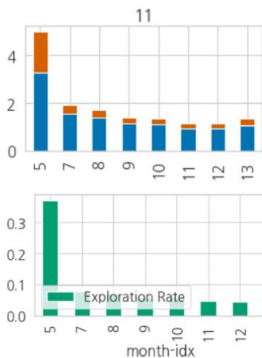
## 추천 시스템의 Exploitation : Relevance

장기적으로 Engagement(활동성)가 감소하여 이탈하는 사용자 군집은 Exploration(새로운 작품 발견) 아이템의 비율(■)이 낮아진다.

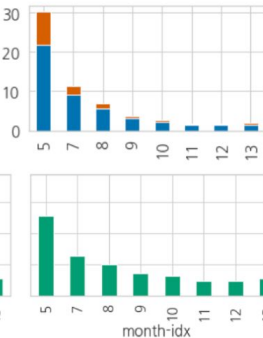
### Engagement 감소 - 열람 작품수가 감소 후 이탈 집단

**N** DEVIEW  
2020

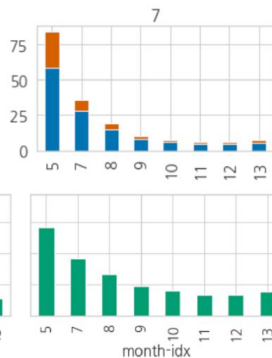
신규 사용자 이탈



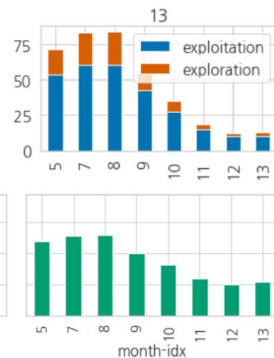
중급 사용자 이탈



중/상급 사용자 이탈



중/상급 사용자  
활동성 증가 후 이탈

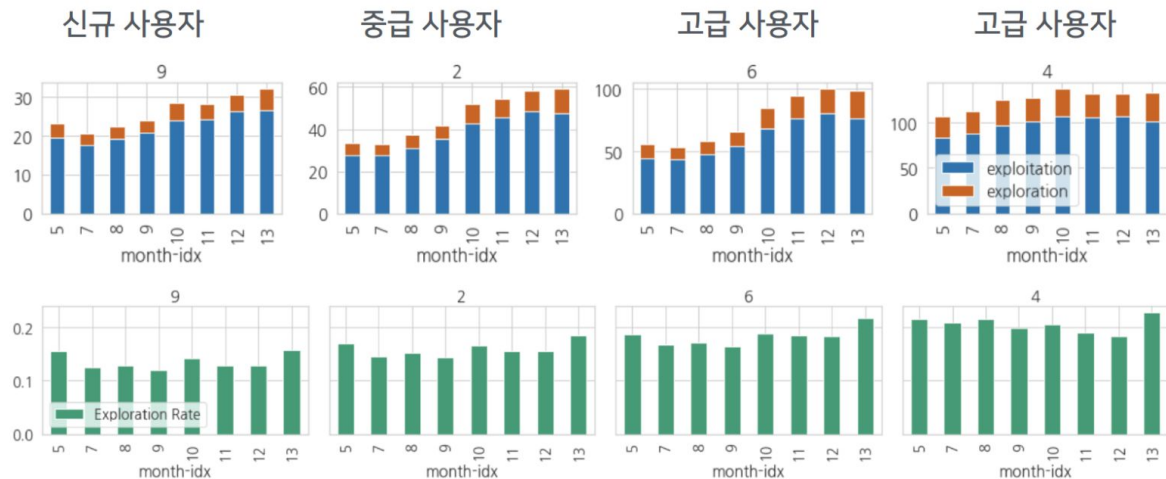


## 추천 시스템의 Exploration : Diversity

장기적으로 Engagement 증가 사용자 군집에서는 Exploration(새로운 발견) 소비 비율이 높게 유지된다.

### Engagement 증가 - 열람 작품수가 증가하는 집단

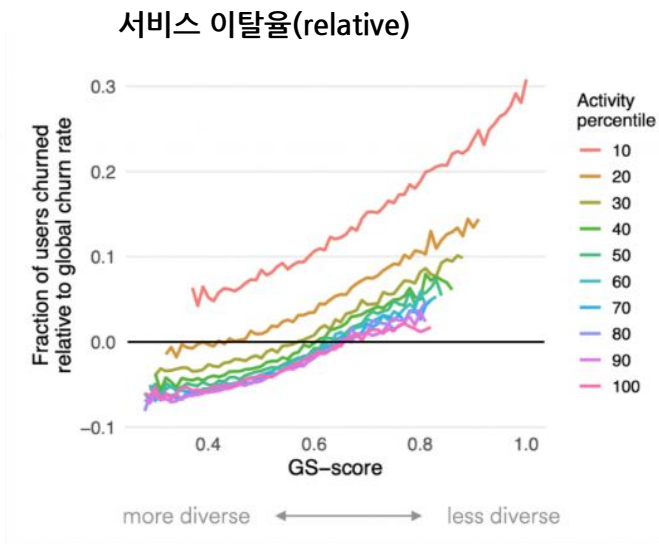
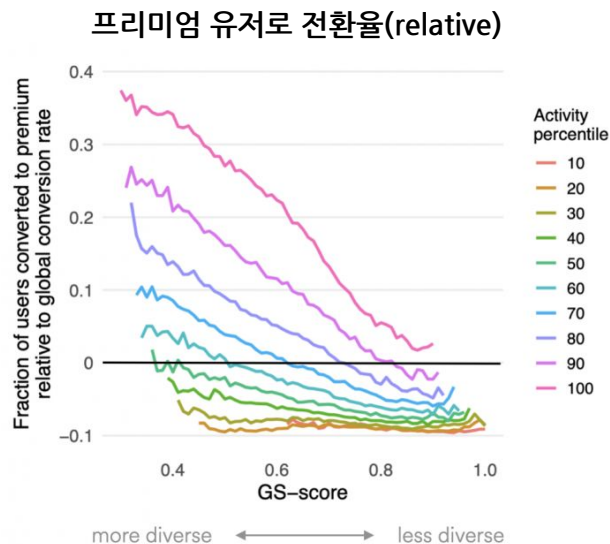
**N** DEVIEW  
2020



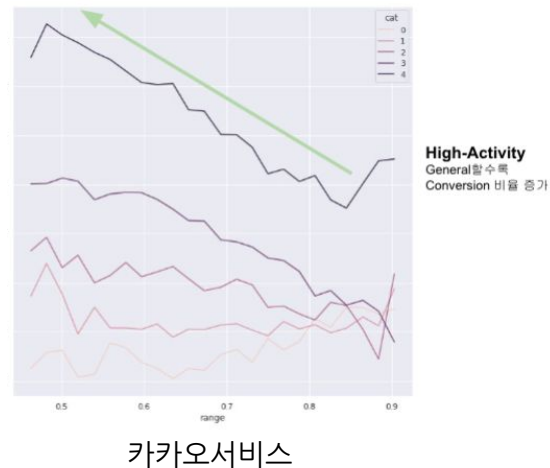
## 추천 시스템의 Exploration : Diversity

소비 Diversity는 프리미엄, 과금 유저의 전환율과 잔존율을 높인다.

### Recsys2020, Algorithmic Effects on the Diversity of Consumption on Spotify



과금유저로 전환율(실제 측정값)



# 추천 시스템의 Exploration : Diversity

효율적인 User Exploration은 소비 diversity 를 높인다.

## Connect *User Exploration* (serendipity) towards *Long Term User Experience*

### Values of User Exploration in Recommender Systems

Minmin Chen, Yuyan Wang, Can Xu, Elaine Le, Mohit Sharma, Lee Richardson, Su-Lin Wu, Ed Chi  
minminc, yuyanw, canxu, elainele, mohitsharma, leerich, sulin, edchi@corporation.com  
Google  
Mountain View, California, USA

#### ABSTRACT

Reinforcement Learning (RL) has been sought after to bring next-generation recommender systems to further improve user experience on recommendation platforms. While the exploration-exploitation tradeoff is the foundation of RL research, the value of exploration in (RL-based) recommender systems is less well understood. Exploration, commonly seen as a tool to reduce model uncertainty in regions of sparse user interaction/feedback, is believed to cost user experience in the short term, while the indirect benefit of better model quality arrives at a later time. We focus on another aspect of exploration, which we refer to as user exploration to help discover new user interests, and argue it can improve user experience even in the more imminent term.

We examine the role of user exploration in changing different facets of recommendation quality that more directly impact user

#### ACM Reference Format:

Minmin Chen, Yuyan Wang, Can Xu, Elaine Le, Mohit Sharma, Lee Richardson, Su-Lin Wu, Ed Chi. 2021. Values of User Exploration in Recommender Systems. In *Fifteenth ACM Conference on Recommender Systems (RecSys '21)*, September 27–October 1, 2021, Amsterdam, Netherlands. ACM, New York, NY, USA, 11 pages. <https://doi.org/10.1145/3460231.3474236>

#### 1 INTRODUCTION

In the era of increasing choices, recommender systems are becoming indispensable in helping users navigate the million or billion pieces of contents available on recommendation platforms. These systems are built to satisfy users' information needs by anticipating what they would be interested in consuming next. Collaborative filtering [28, 47] and supervised learning based approaches predicting users' immediate response toward recommendations [12, 65]

$$R_t(s_t, a_t) = \begin{cases} c \cdot R_t^e(s_t, a_t) \\ R_t^e(s_t, a_t) \end{cases}$$

unknown interest weight

$$\max_{\theta} \mathcal{J}(\pi_{\theta}) + \alpha \sum_{s_t \sim d_t^{\beta}(s)} H(\pi_{\theta}(\cdot | s_t))$$

entropy regularization

# Diversity in 카카오

---

- **Diversity**를 높이기 위해 추천 결과의 후처리 작업을 주로 사용
- **Diversity**의 기준을 어떤 것으로 잡아야 하는지는 서비스와 추천 영역에 따라 다름
  - 카카오 뷰 → 추천하는 보드의 카테고리가 다양해지도록 튜닝
  - 멜론 → 추천하는 음악의 아티스트, 장르가 다양해지도록 튜닝
  - 픽코마 → 열람하지 않은 새로운 작품만 추천
- **Diversity**와 장기적 만족도의 인과/상관 관계 해석을 위해 양적 분석과 실험을 통해 지속적으로 탐구 하는 중....
  - 픽코마의 신규 작품 열람은 잔존 기간을 2주 늘린다.
  - 설명 가능한 추천 기술을 통해 추천 결과의 relevance/popularity/diversity의 정량적 해석
- 신규 추천 알고리즘을 적용하면 목표지표와 함께 보조 지표로 **Diversity**, 장기지표를 측정하고 관리함
  - 장기 지표로 소비 유저수 증감, 리텐션을 관찰
  - Diversity 지표 측정을 위해 클릭아이템의 지니계수, 카테고리 소비 분포, 클릭아이템수 등을 관찰



## 마무리

---

- 좋은 추천은 사용자, 플랫폼, 콘텐츠 생산자 모두의 **trade-off**를 이해하고 장기 만족도를 높이는 추천을 해야 한다.
- **relevance** 추천은 단기 사용자 만족에 효율적이다.  
그러나 장기 사용자 만족도를 보장해 주지 않는다.
- 소비 **diversity**를 높이는 추천은 사용자/플랫폼 만족도를 높이는데 기여한다.  
그런데 새로운 아이템을 발견하는 효율적인 **diversity**는 어렵다.

감사합니다.

## 참고문헌

---

- 1) Justin Basilico, 『Recent Trends in Personalization at Netflix』, Recsys2020
- 2) Mounia Lalmas-Roelleke, 『Personalizing the listening experience』, Recsys2019 workshop  
<https://www.slideshare.net/mounialalmas/personalizing-the-listening-experience>
- 3) J Davidson, 『The YouTube video recommendation system』, Recsys2010, Pages 293–296
- 4) Emanuele Bugliarello, Mostra: A Flexible Balancing Framework to Trade-off User, Artist and Platform Objectives for Music Sequencing, The Web Conference (WWW) 2022
- 5) Minmin Chen, 『Values of User Exploration in Recommender Systems』, Recsys2021, Pages 85–95
- 6) David Silver, RL Course by David Silver - Lecture 9: Exploration and Exploitation
- 7) Tawfik jelassi, Exploitation vs. exploration: balancing the short – and long-term,  
Institute for Management Development
- 8) 최규민, 『Explainable Recommender System in 카카오웹툰』, ifkakao2022
- 9) 최규민, 『유저가 좋은 작품(웹툰)을 만났을때』, devview2020, 70p
- 10) Ashton Anderson, 『Algorithmic Effects on the Diversity of Consumption on Spotify』, The Web Conference 2020