



The logo for the AWS Summit Seoul. It features the AWS logo on the left, which consists of the lowercase letters "aws" in a white sans-serif font with a white curved arrow underneath. To the right of the arrow, the word "SUMMIT" is written in a large, white, all-caps sans-serif font. Below "SUMMIT", the word "SEOUL" is written in a slightly smaller, white, all-caps sans-serif font.

# Amazon Personalize: 개인화 추천 기능의 맞춤형 AI 서비스 혁명

남궁영환  
AI/ML Specialist 솔루션즈 아키텍트  
AWS

강성문  
솔루션즈 아키텍트  
AWS

# Contents

- AI & ML on AWS
- 개인화, 그리고 추천
- Amazon Personalize
  - ✓ Introduction
  - ✓ Use Cases
  - ✓ Demo
- Summary

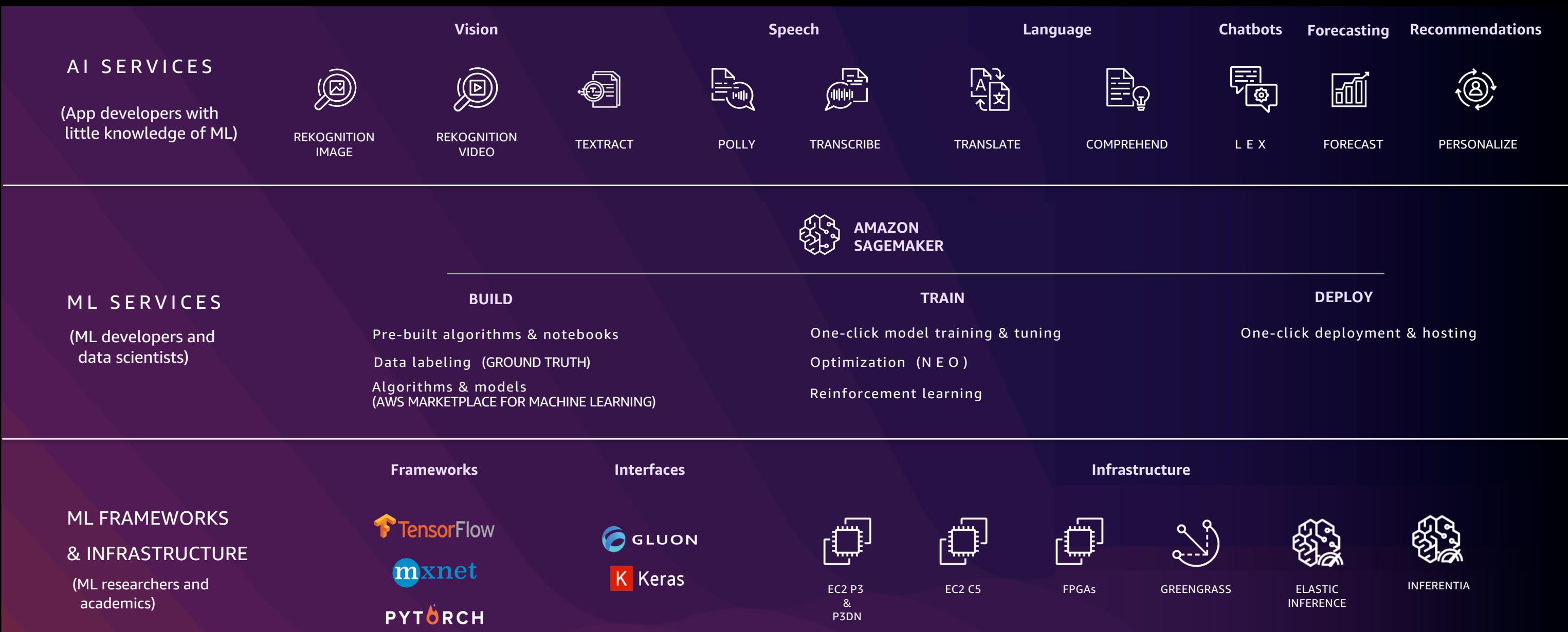
# AI & ML on AWS

(Artificial Intelligence & Machine Learning)

# The vision of AWS for Artificial Intelligence & Machine Learning

“전세계 모든 데이터 과학자와 개발자가  
손쉽게 활용할 수 있는 편리한 인공지능 & 머신러닝 환경을 제공”

# Amazon ML Stack : 가장 깊고 폭넓은 역량과 기술의 집약



# 개인화, 그리고 추천

(Personalization)

(Recommendation)

# 개인화, 그리고 추천

## 개인화 & 추천 관련 기술 트렌드

- 음성 서비스 기반 소비 & 구매 (계약, 조사 및 연구, and 구매)
- AI 기술 기반 개인화 (온라인 광고, 취향/성향 별 고객군 분석)
- 개인 특화형 경험 분석 및 추천을 위한 인터랙션 interaction 기술
- 맞춤형 웹사이트 (추천 결과 기반 큐레이션, A/B 테스팅)
- 모바일 환경에서 개인화 분석을 돋는 증강현실 AR, augmented reality 기술



New Alexa devices

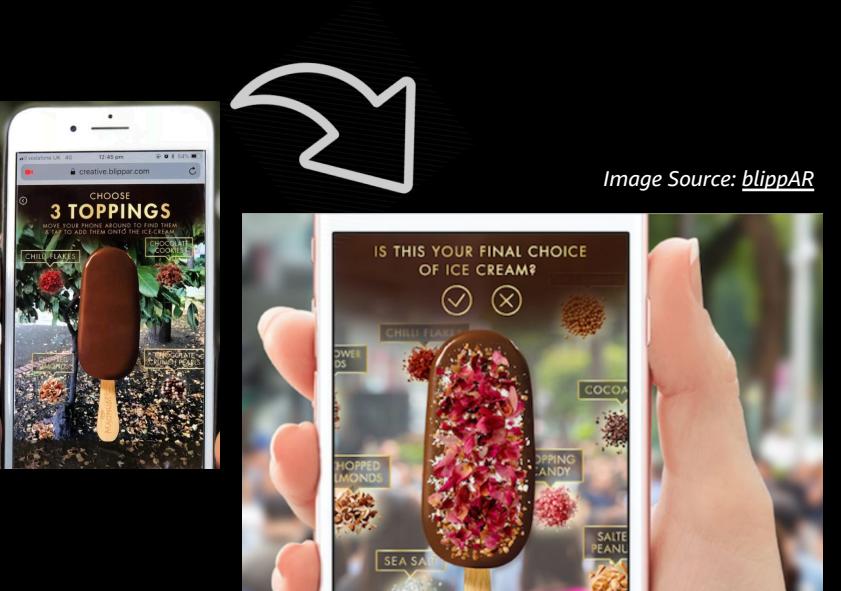


Image Source: blippAR

# 왜 개인화 & 추천이 중요한가요?

이제 개인화 & 추천 기술 도입은 필수인 시대가 되었습니다.

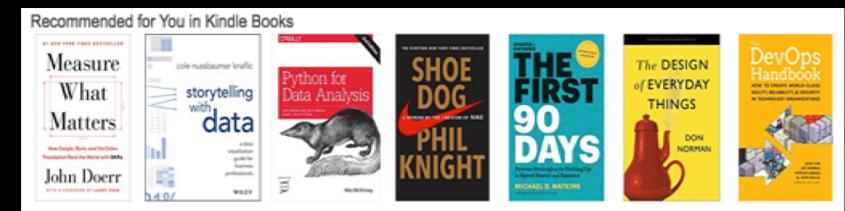


자신의 경험이 개인화 되었을 경우 구매율이 증가하는 소비자의 비율

개인화는 미래의 필수 비즈니스 요소라고 생각하는 마케터의 비율

전혀 관계없는 결과가 제공될 경우 실망하는 소비자의 비율

amazon.com 의 경우, 전체 페이지류의 30%는 추천을 통해 발생



2016년, 전체 소비자의 41%는 낮은 신뢰도와 실망스러운 개인화 추천으로 인해 구매 업체 변경 (총 \$756B의 기회비용 손실 발생)

- The 13<sup>th</sup> annual Accenture Strategy Global Consumer Pulse Research report

# 개인화 & 추천은 왜 어렵나요?

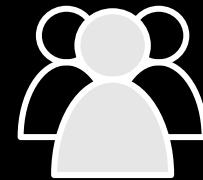
“

이제는 단순 추천이 아닌  
개인의 취향 및 성향 등을  
기반으로 한  
높은 퀄리티의  
분석 결과를 원합니다.

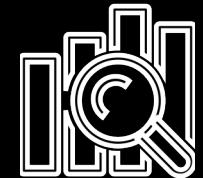
”



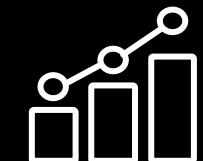
실시간으로 사용자에게 인터랙션 방식의 응답 제공



인기 있는 아이템 보다는 개인에게 맞는 아이템을 제공



신규 사용자/아이템에 대한 데이터가 부족할 경우도  
잘 처리할 수 있어야 함 (**Cold Start**)



높은 확장성 (수많은 사용자에게 개별적으로 빠른 응답 필요)

# 개인화 & 추천 알고리즘의 트렌드

## ■ 룰(Rule) 기반 추천

- ✓ 개인별 성향 미반영
- ✓ 비효율적인 확장성
- ✓ 유지관리의 어려움

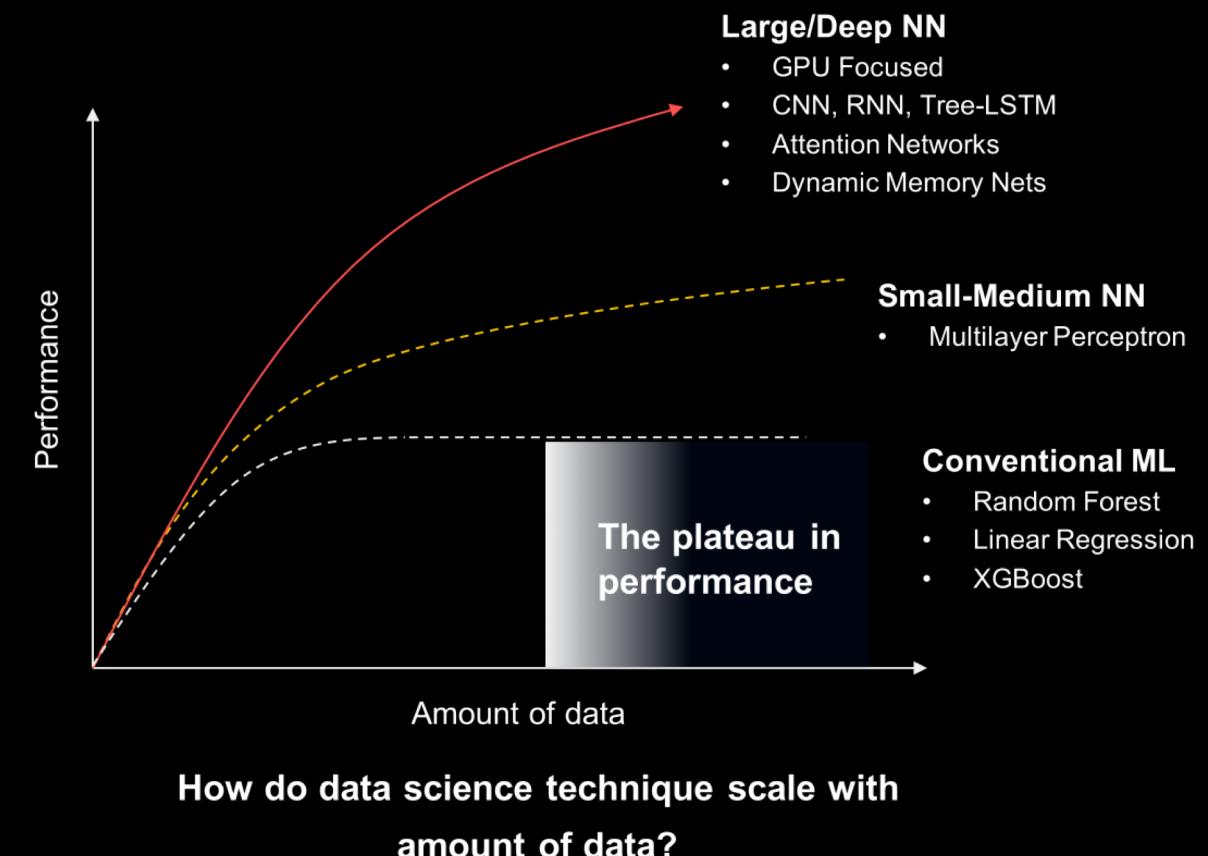
## ■ Collaborative Filtering, Matrix Factorization

- ✓ 룰(Rule) 기반 기술 대비 향상된 추천 결과 제공
- ✓ 기술적 한계 존재

(☞ 사용자의 행동 이력(the sequence of a user's activity) 반영 여부 )

## ■ 세션(Session) 기반 추천 및 Deep Learning

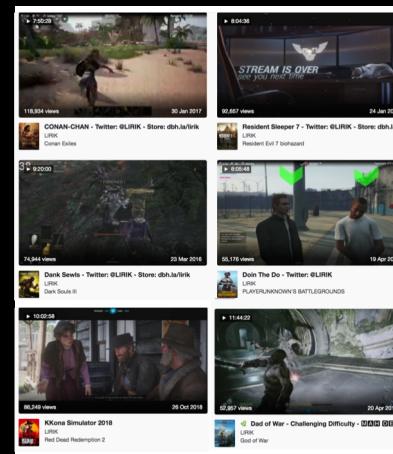
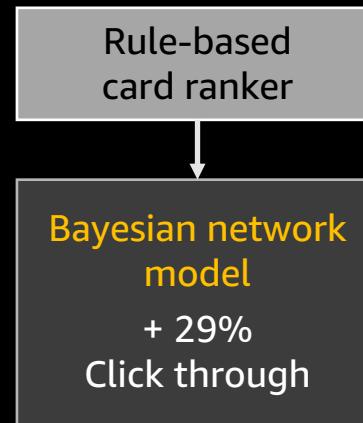
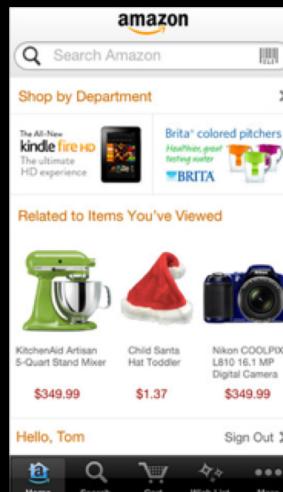
- ✓ 대규모 데이터에서 개인별 특화된 네트워크 생성 가능
- ✓ 사용자의 행동 이력을 기반으로 한 정교한 개인화 & 추천



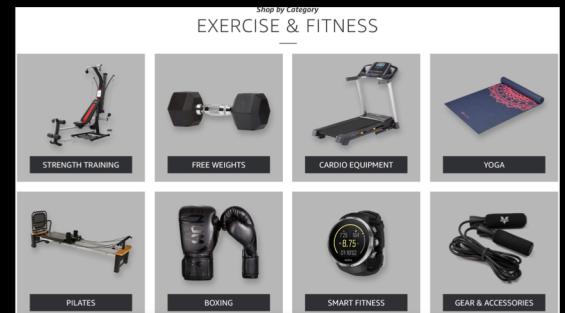
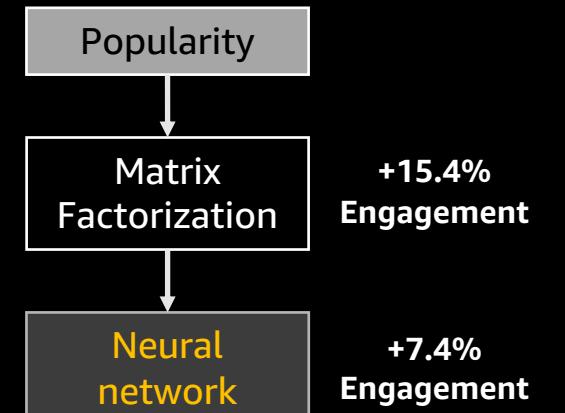
# 개인화 & 추천 - Deep Learning 기술

Deep Learning 기술의 적용을 통해  
과거 대비 뛰어난 성능 향상을 이룰 수 있었습니다!

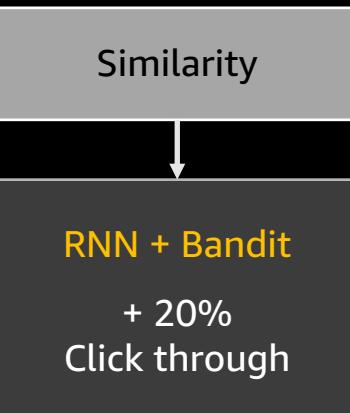
- amazon's mobile app



- Twitch



- amazon.com: Sports



# 개인화 & 추천 on AWS

하지만 여전히 Machine Learning은 어렵게만 느껴집니다.  
보다 쉽게 개인화 & 추천 기술을 비즈니스에 적용할 수 있는  
방법이 있을까요?



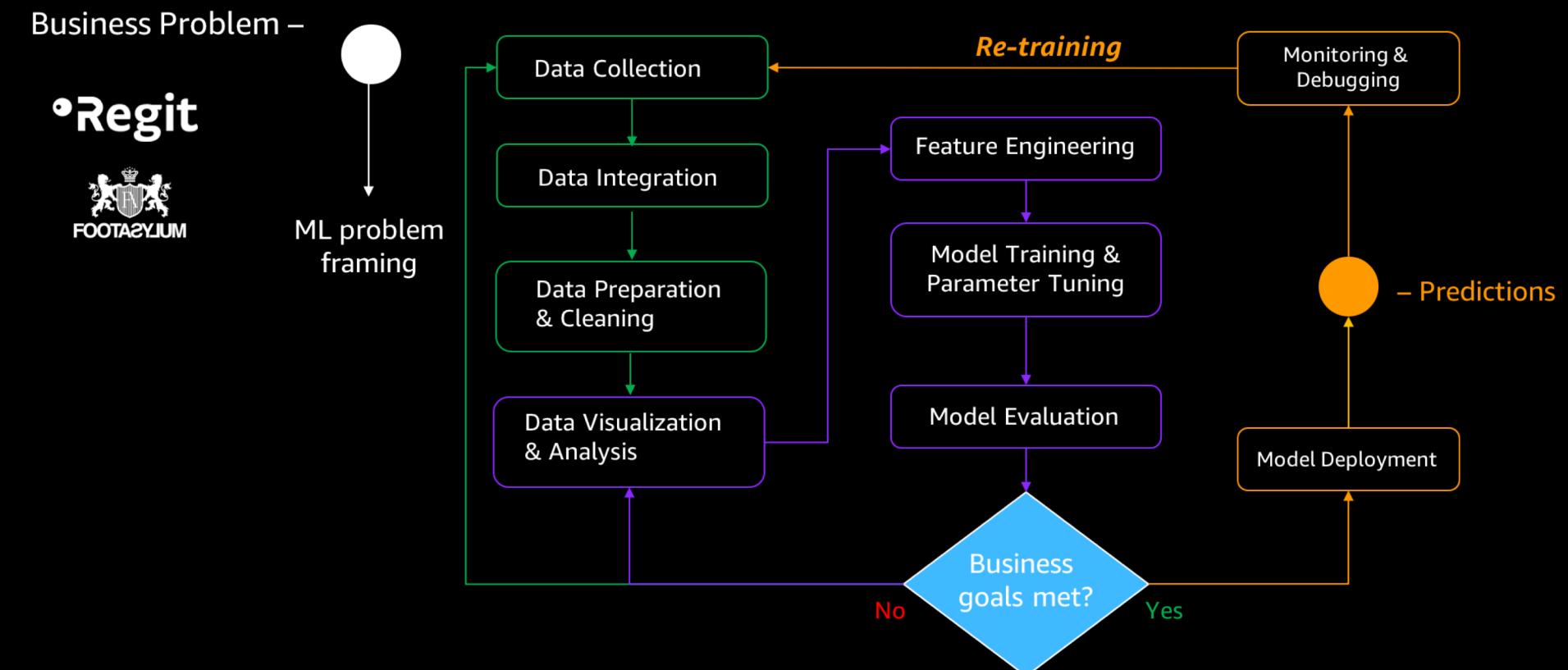
°Regit



I M P R O V E . A I



aws SUMMIT  
SEOUL





# Amazon Personalize: Introduction

**amazon** 기술과 노하우 기반 실시간 맞춤화 및 추천 서비스

# Amazon Personalize

amazon.com에서 사용하는 머신 러닝 기술을 바탕으로 한  
실시간 개인화 및 추천 서비스입니다.

- API를 통해 사용자에게 개인화 기반의 추천 결과 생성
  - ✓ 최신 Deep Learning 알고리즘 및 다양한 개인화 기술 적용
  - ✓ 개인화 추천의 전체 과정을 자동화
  - ✓ 추천 결과 실시간 분석
- 다양한 분야에서 활용 가능



Retail &  
e-Commerce



VOD



News



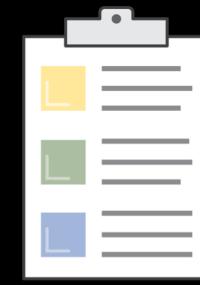
Travel



Personalized  
Notifications



# Amazon Personalize



원하는 알고리즘을  
편리하게 선택하여  
효율적으로 모델 생성



높은 확장성, 유연성을  
제공하는 배포 기능

- AWS에서 제공하는 개인화 모델링/추천 알고리즘(레시피 Recipe)을 이용한 추천 모델 생성
- 사용자가 자체 개발한 Deep Learning 모델 기반 트레이닝 및 정확도 메트릭 비교를 위한 API 제공
- 캠페인 론칭을 통해 엔드포인트 생성에 필요한 인프라 리소스 배포
- `getRecommendations()` 또는 `getPersonalizedResults()` API를 이용하여 간단하게 구현 가능

# Amazon Personalize: 주요 특징들

## ■ 높은 성능의 개인화 기술

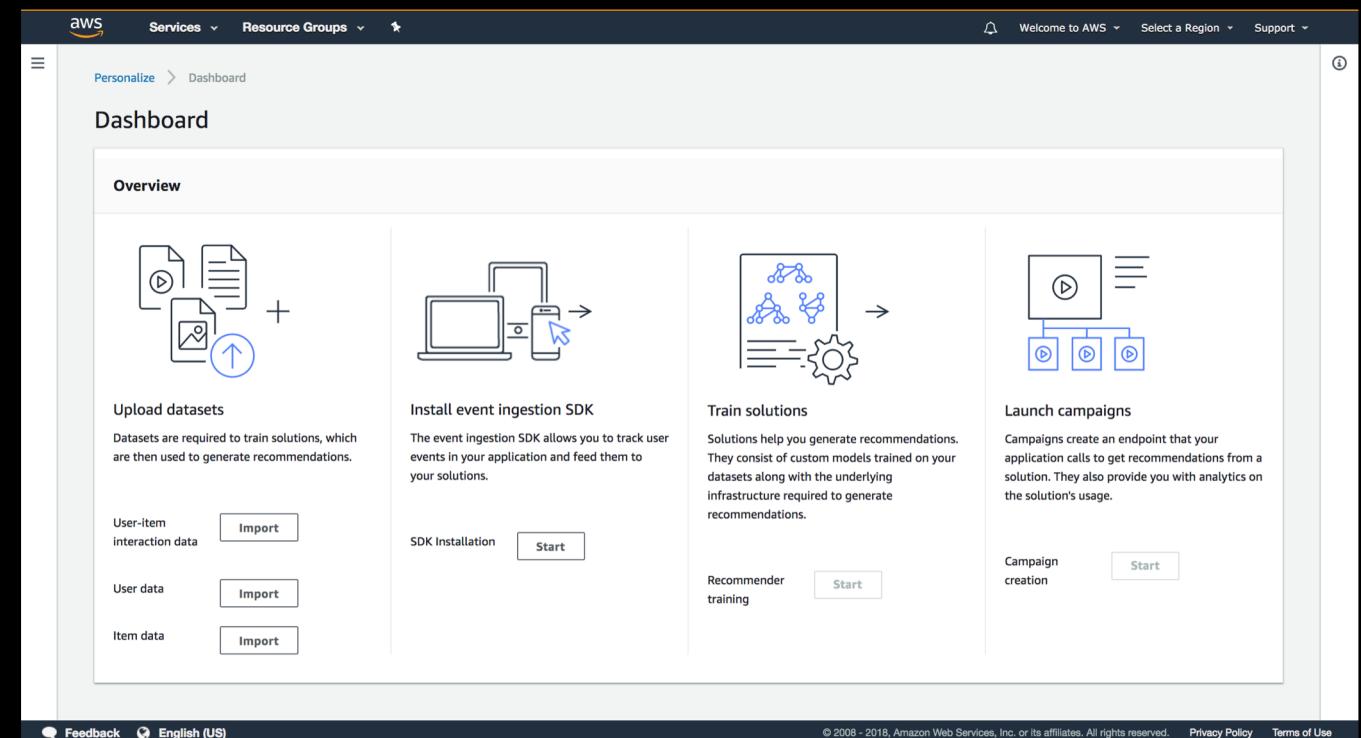
- ✓ 최신 Deep Learning 기반 알고리즘들 제공 (HRNN, DeepFM, etc.)
- ✓ AutoML 및 Hyperparameter 최적화
- ✓ 사용자 정의 추천 모델 개발 지원
- ✓ 콘솔을 통해 개인화된 추천 결과에 대한 손쉬운 테스트

## ■ 안정성

- ✓ 블랙박스 형태로 제공되는 솔루션: API 를 통한 손쉬운 활용
- ✓ Deep Learning 의 실제 비즈니스 적용을 통해 얻은 다양한 노하우 반영
- ✓ 콘솔 상에서 추천 작업을 위한 모든 단계별 모니터링 및 추적 가능

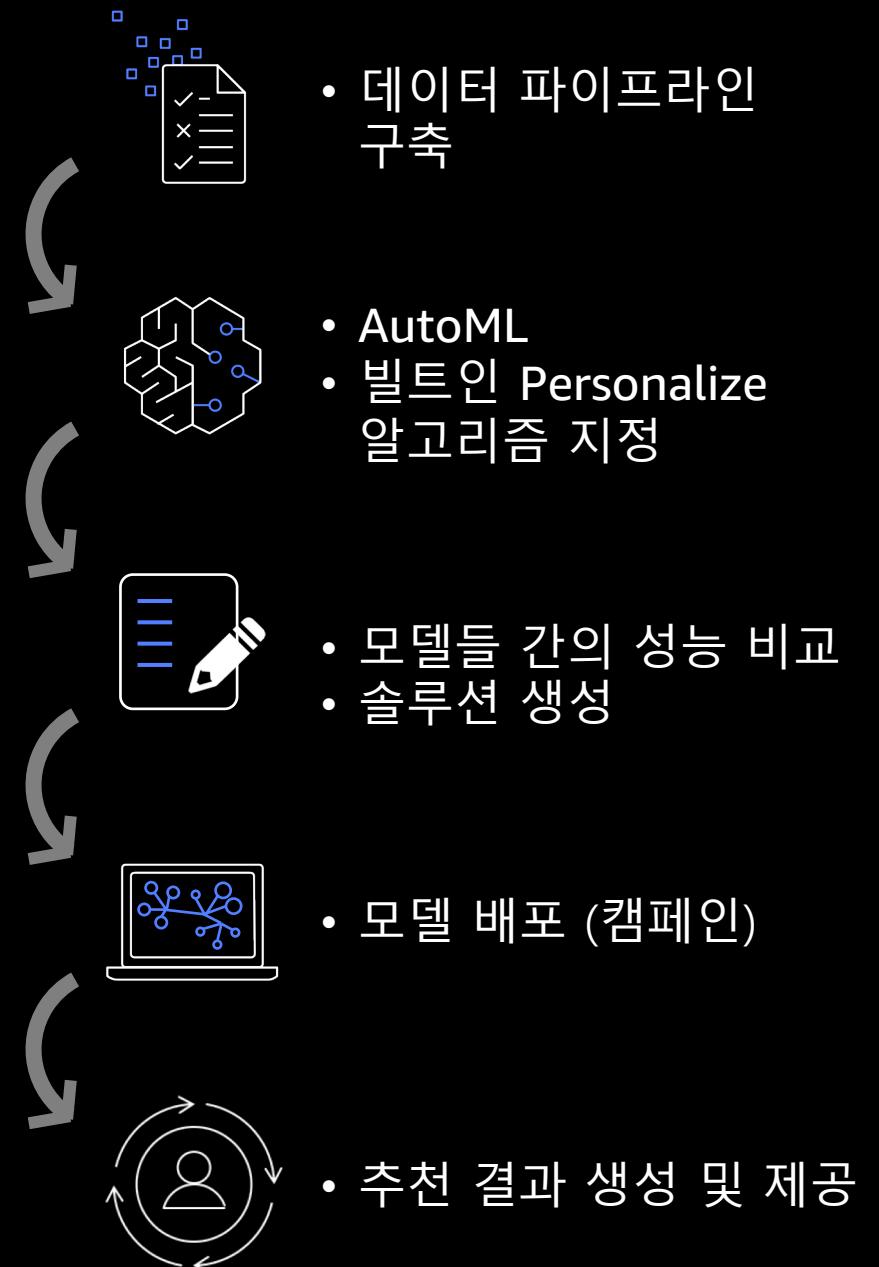
## ■ 풍부한 SDK 제공

- ✓ AWS SDK for Java, AWS SDK for Python (Boto3), AWS Amplify (Javascript SDK)

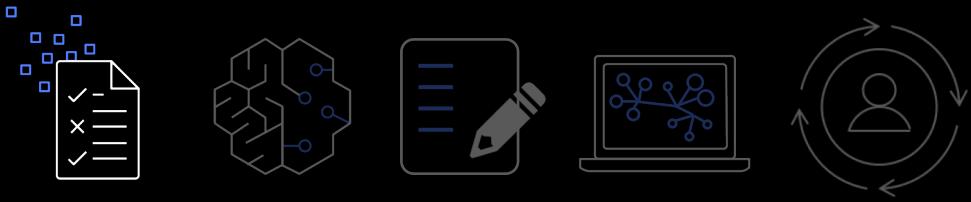


# Amazon Personalize: 전체 워크플로우

- Dataset 및 Dataset Group 생성
- 트레이닝 데이터 준비
  - ✓ Dataset group으로 트레이닝 데이터 Import
  - ✓ Dataset group에 사용자 이벤트를 기록(record) - 실시간
- 레시피 Recipe를 이용하여 개인화 & 추천 모델(솔루션 Solution) 생성
- 성능 평가 지표 metrics를 이용한 솔루션 성능 분석
- 캠페인 생성 ( := 솔루션 배포)
- 사용자에게 추천 결과 제공
- 사용자 액티비티를 기반으로 한 솔루션의 지속적인 업데이트



# 데이터 파이프라인



## ■ 입력 데이터셋 타입

- ✓ Amazon S3 버킷에 입력 데이터 저장
- ✓ 데이터가 생성될 때마다 수집

## ■ Dataset group 구성 요소

- ✓ Historical datasets
  - By user: Users, Items, Interactions
  - By Personalize: Live-event interactions

[주의]

A dataset group can contain only one of each kind of dataset

## ■ 입력 데이터 포맷

- ✓ CSV 포맷 (첫번째 라인은 컬럼 헤더 정보)
- ✓ 데이터셋 컬럼 헤더 정보와 스키마 정보가 일치해야 함

## ■ 최소 규모의 데이터셋 준비 필요

- ✓ 기존 데이터의 경우 모델 트레이닝에 바로 사용 가능
- ✓ 데이터 생성시 수집 작업이 필요할 경우  
(Historical data 가 없는 경우),  
트레이닝 시작 전에 약간의 시간이 필요

# 데이터 파이프라인



## Amazon Personalize 입력 데이터셋

예: Interaction Schema

### ■ Users

- ✓ 사용자에 대한 메타데이터 제공
- ✓ 연령, 성별, 고객 충성도, 기타 정보 (개인화 시스템에 활용 가능한)

### ■ Items

- ✓ Item의 메타데이터 제공
- ✓ 가격, SKU 유형, 재고 여부, 등

### ■ Interactions

- ✓ User와 Item 간의 인터랙션 정보 제공

Schema Name	Dataset Type	Required Fields	Reserved Keywords
User	USERS	USER_ID	
Item	ITEMS	ITEM_ID	
Interactions	INTERACTIONS	USER_ID ITEM_ID TIMESTAMP	EVENT_TYPE EVENT_VALUE

```
{  
  "type": "record",  
  "name": "Interactions",  
  "namespace": "com.amazonaws.personalize.schema",  
  "fields": [  
    { "type": "USER_ID",  
      "type": "string"  
    },  
    { "type": "ITEM_ID",  
      "type": "string"  
    },  
    { "type": "EVENT_TYPE",  
      "type": "string"  
    },  
    { "type": "EVENT_VALUE",  
      "type": "string"  
    },  
    { "type": "TIMESTAMP",  
      "type": "long"  
    }  
  ],  
  "version": "1.0"  
}
```

Schemas in Amazon Personalize are defined in the Avro format.  
For more information, see [Apache Avro](#).

# 데이터 파이프라인



## Recording Events

### ■ Amazon Personalize 이벤트 수집 SDK를 이용하여 이벤트 데이터 전송:

1. 이벤트 기록을 위한 event-ingestion code 준비
2. 지원 가능한 이벤트:  
Click, Search, AddToCart, RemoveFromCart, Checkout,  
Like, Comment, Rating, Play, Pause, Resume
3. 서버 애플리케이션을 이용하여 이벤트 데이터를 수집할 경우, 이벤트 수집을  
서버측에서 지원하도록 구현해야 함
  - \* 실시간 Kinesis 스트림 이벤트 처리용 AWS Lambda 함수 구현
  - \* 수집 연산이 동작하도록 Amazon Personalize에 이벤트를 기록

# 레시피 & 솔루션



## 솔루션 생성

### ■ 솔루션 (Solution)

- ✓ 고객에게 추천 결과를 제공하기 위해 트레이닝 과정을 거친 머신 러닝 기반 모델

### ■ 특정 비즈니스 요구 사항에 가장 적절한 결과를 제공하기 위해 모델 최적화 필요

- ✓ `CreateSolution` API 를 통해 생성

### ■ 레시피 (Recipe)

- ✓ 추천 모델 생성시 사용되는 알고리즘 (Hyperparameters, Feature transformation 포함)
- ✓ Feature transformation: 원시 입력 데이터를 모델 트레이닝에 적합하도록 수정하는 작업을 의미

# 빌트인 레시피



개인화 & 추천을 위한 **최신 기반 알고리즘(Predefined Recipes)**을 다양하게 제공합니다.  
아울러, 높은 성능의 모델 생성을 위한 **파라미터 최적화(Hyperparameter Optimization)**,  
**알고리즘 자동 선택(AutoML)\*** 기능도 제공합니다.

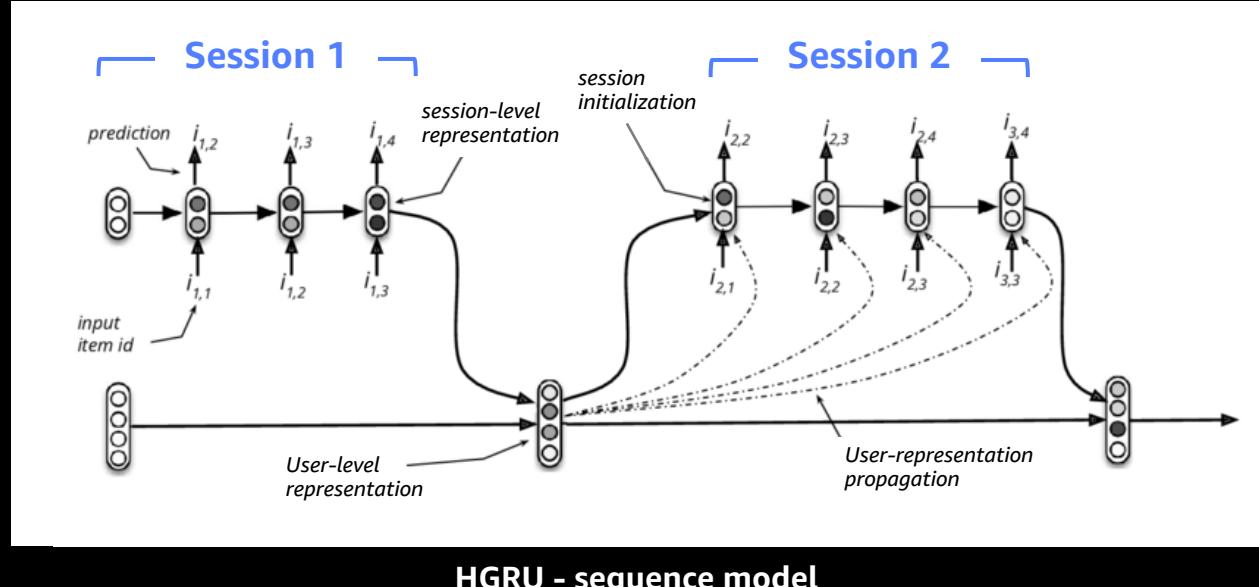
<b>DeepFM*</b> (Deep Factorization Machines)	Recommended for fast Training and Inference with good general performance
<b>FFNN*</b> (Feed-Forward Neural Network)	A general purpose feed-forward neural network
<b>HRNN*</b> (Hierarchical Recurrent Neural Network)	Recommended when user behavior is changing with time (the evolving intent problem) - <b>HRNN-coldstart</b> - <b>HRNN-metadata</b>
<b>PersonalizeReranking</b>	Use for personalized reranking of search results or curated lists
<b>Popularity-baseline</b>	Use as a baseline to compare other personalization recipes
<b>SIMS</b>	Item-to-Item similarities. Use for improving item discoverability and in detail pages for the fast performance

# 빌트인 레시피

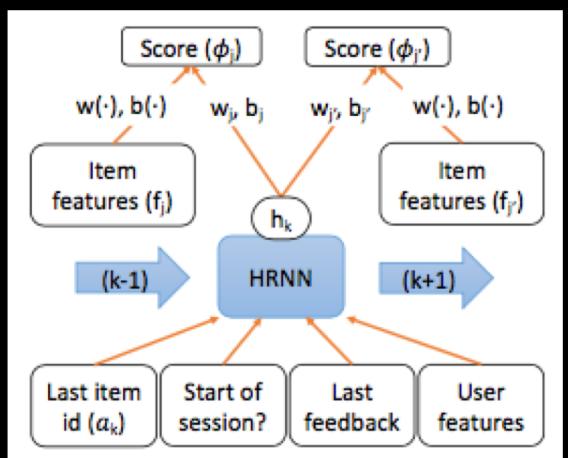


## HRNN (Hierarchical Recurrent Neural Network)

- Temporal modeling in Recommendation systems
- HGRU (*Quadrana et al. 2017*)
  - ✓ Personalizing Session-based Recommendations with HRNN
  - ✓ Two-layer hierarchical RNN model with GRU (session-level GRU & user-level GRU)
  - ✓ Improving the recommendation accuracy
  - ✓ Predicting a good initialization
- HRNN (*Ma & Narayanaswamy 2018*)
  - ✓ Encodes session information in the embedded inputs
  - ✓ Include metadata into sequence models
- “user features” & “interaction feedback”

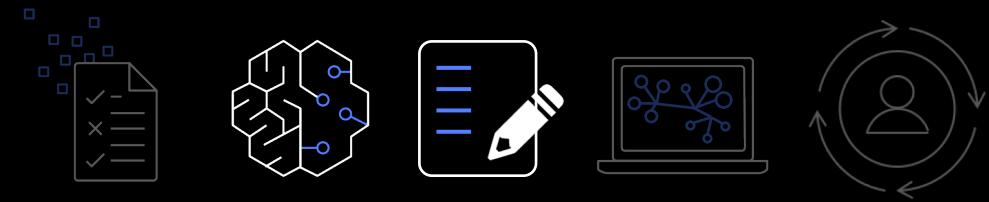


HGRU - sequence model



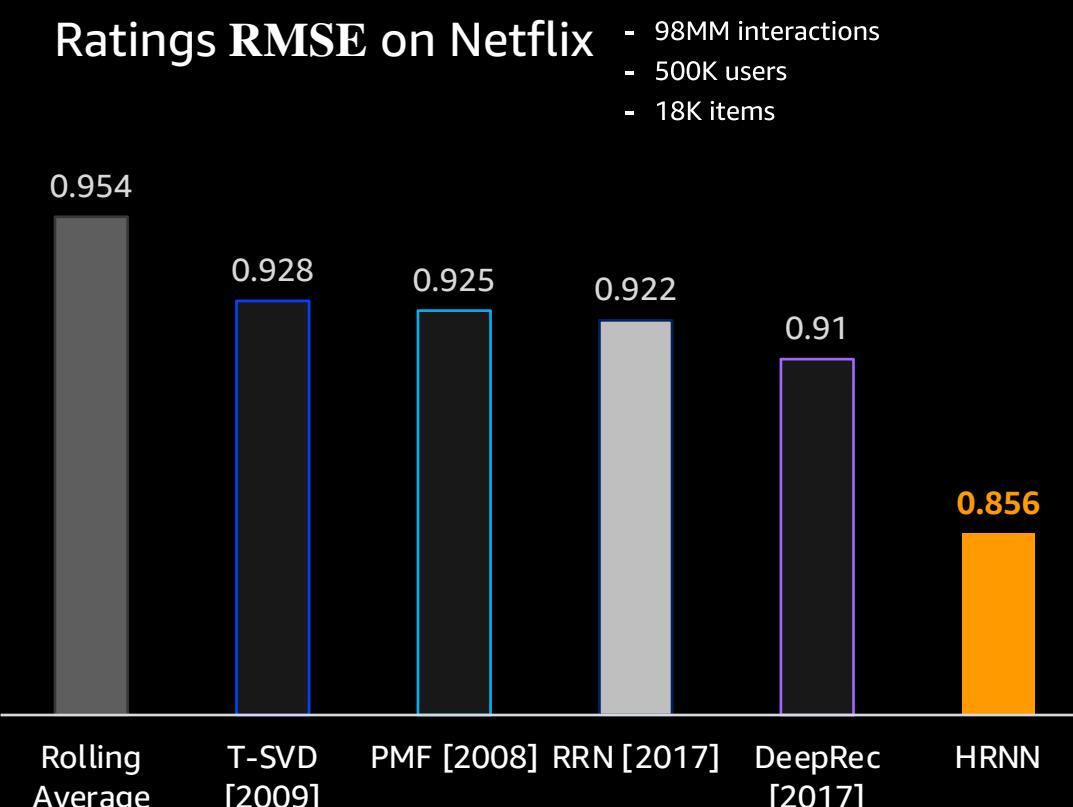
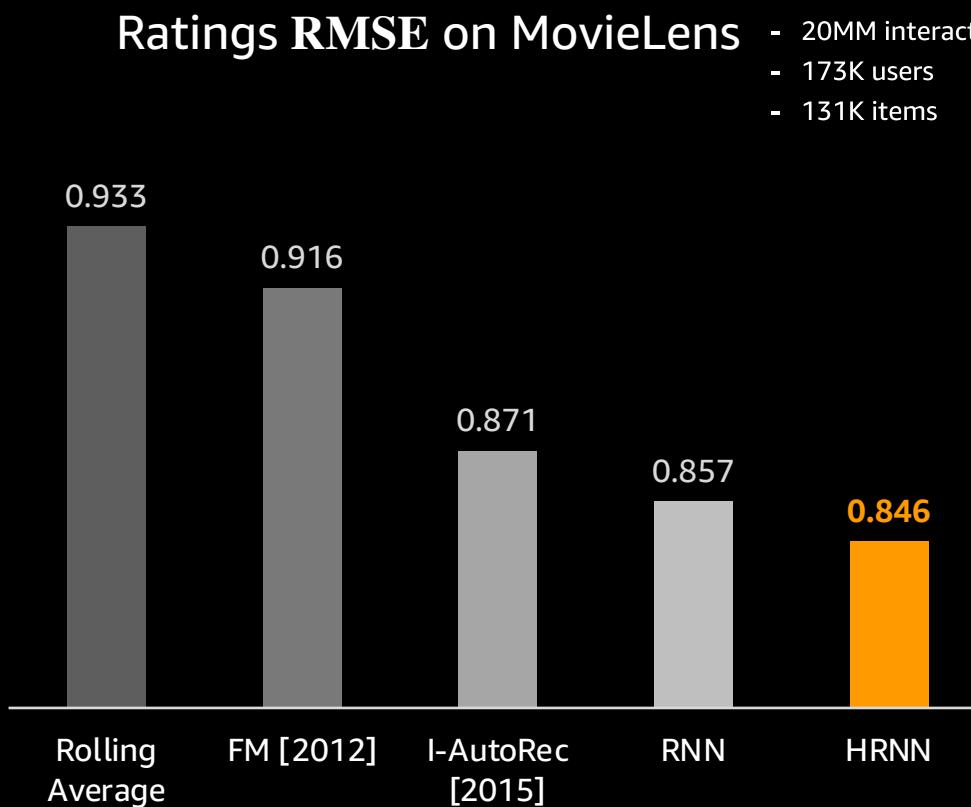
HRNN - cell model

# 빌트인 레시피

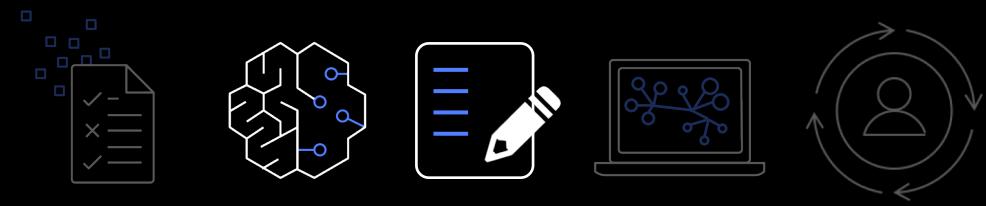


## HRNN (Hierarchical Recurrent Neural Network)

### ■ 성능 평가 결과



# 빌트인 레시피



## Factorization Machines

*Matrix Factorization and Factorization Machines for Recommender Systems*

- High-dimensional sparse dataset에서 feature들 간의 interactions를 효과적으로 파악하는 선형 모델의 확장 버전
  - ✓ 클릭 예측
  - ✓ 아이템 추천

Example for sparse real valued feature vectors

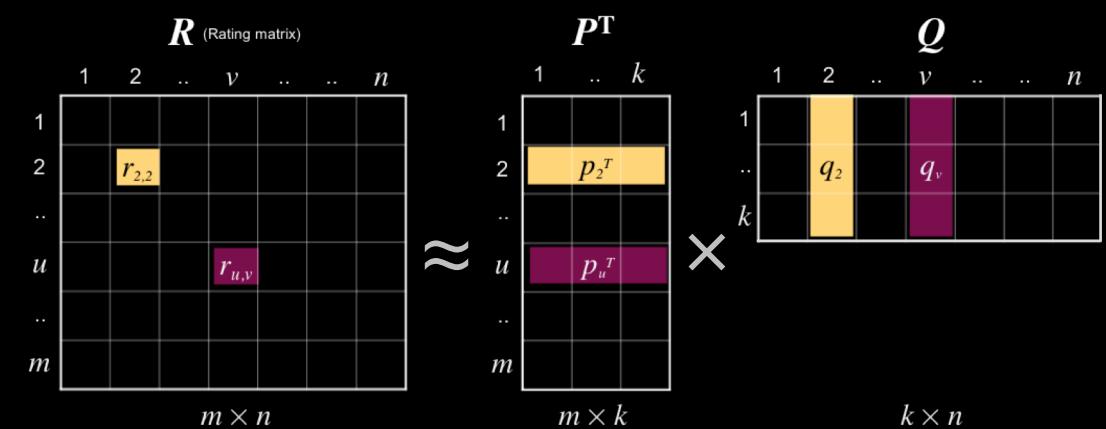
Feature vector $\mathbf{x}$										Target y
$\mathbf{x}^{(1)}$	1	0	0	...	1	0	0	0	...	5 $y^{(1)}$
$\mathbf{x}^{(2)}$	1	0	0	...	0	1	0	0	...	3 $y^{(2)}$
$\mathbf{x}^{(3)}$	1	0	0	...	0	0	1	0	...	1 $y^{(2)}$
$\mathbf{x}^{(4)}$	0	1	0	...	0	0	1	0	...	4 $y^{(3)}$
$\mathbf{x}^{(5)}$	0	1	0	...	0	0	0	1	...	5 $y^{(4)}$
$\mathbf{x}^{(6)}$	0	0	1	...	1	0	0	0	...	1 $y^{(5)}$
$\mathbf{x}^{(7)}$	0	0	1	...	0	0	1	0	...	5 $y^{(6)}$
A	B	C	...	User	TI	NH	SW	ST	...	Time
					Other Movies rated					Last Movie rated

## Matrix Factorization

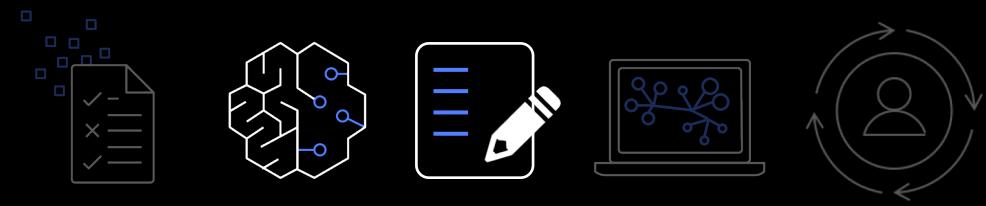
- Rating Matrix (sparse)를 User Matrix (dense)와 Item Matrix (dense)로 분해
- Rating Matrix의 빈 셀을 채울 수 있음 (User에게 새로운 아이템 추천 시 활용 가능)

$$\hat{y} = w_0 + \sum_i w_i x_i + \sum_i \sum_{j>i} \langle v_i, v_j \rangle x_i x_j$$

Matrix Factorization: illustration



# 빌트인 레시피



## DeepFM

DeepFM: A Factorization-Machine based Neural Network for CTR prediction

### Key Idea

- ✓ Factorization Machine + Deep Neural Network
- ✓ To learn both the 2nd-order feature interactions (FM) and the high-order feature interactions (DNN)

### Prediction Model

$$\hat{y} = \text{sigmoid}(y_{FM} + y_{DNN})$$

- ✓ Note: FM & DNN share the embedding layer.
- ✓ DeepFM learns DNN from the residual of FM
- ✓ NeuralFM learns DNN based on the latent space of FM

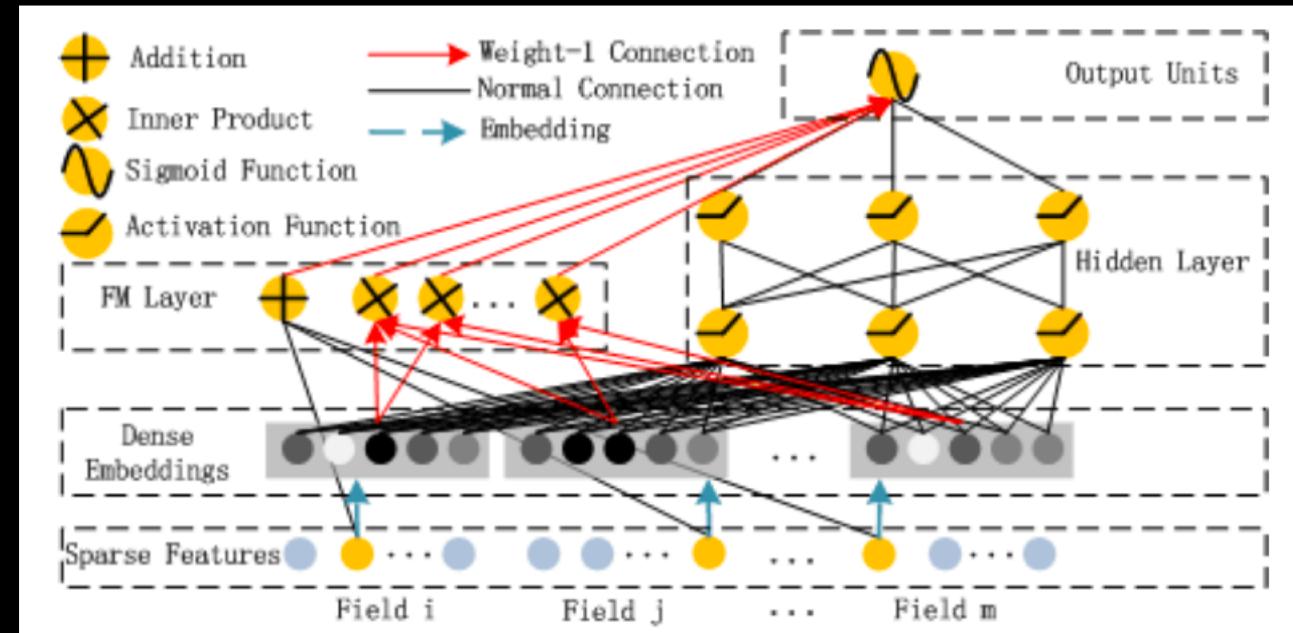
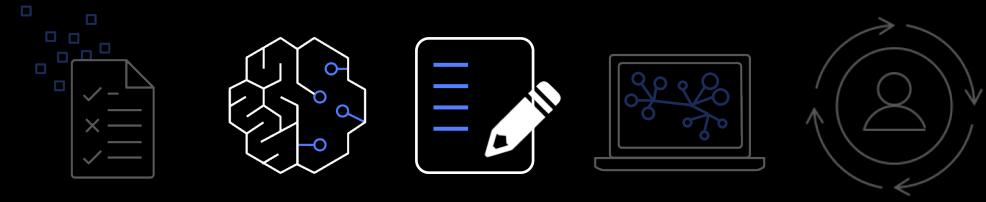


Table 2: Performance on CTR prediction.

	Company*		Criteo	
	AUC	LogLoss	AUC	LogLoss
LR	0.8640	0.02648	0.7686	0.47762
FM	0.8678	0.02633	0.7892	0.46077
FNN	0.8683	0.02629	0.7963	0.45738
IPNN	0.8664	0.02637	0.7972	0.45323
OPNN	0.8658	0.02641	0.7982	0.45256
PNN*	0.8672	0.02636	0.7987	0.45214
LR & DNN	0.8673	0.02634	0.7981	0.46772
FM & DNN	0.8661	0.02640	0.7850	0.45382
DeepFM	<b>0.8715</b>	<b>0.02618</b>	<b>0.8007</b>	<b>0.45083</b>

\* CTR: Click-through rate

# 빌트인 레시피



## ■ FFNN (Feed-Forward Neural Network)

- ✓ 과거 user-item 인터랙션 이력을 기반으로 추천 목록을 생성
- ✓ KNN (K-nearest-neighbor) 검색을 활용

## ■ SIMS

- ✓ Item-to-item 유사도 기반
- ✓ 사용자 이력에서 동일하게 나타나는 아이템을 기반으로 유사 아이템 목록을 생성
- ✓ User behavior 가 부족한 경우, Popular item을 결과로 제공

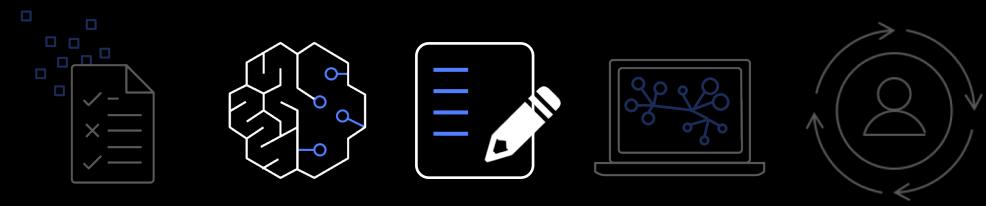
## ■ Popularity-Count

- ✓ 데이터셋에서 Popularity가 높은 아이템 계산
- ✓ 데이터셋 내에서 아이템의 출현 횟수 계산 기준에 따라 Top-K popular items를 결과로 출력
- ✓ 여러 사용자에게 동일한 결과를 제공 (다른 알고리즘의 성능 비교 평가 시 많이 활용됨)

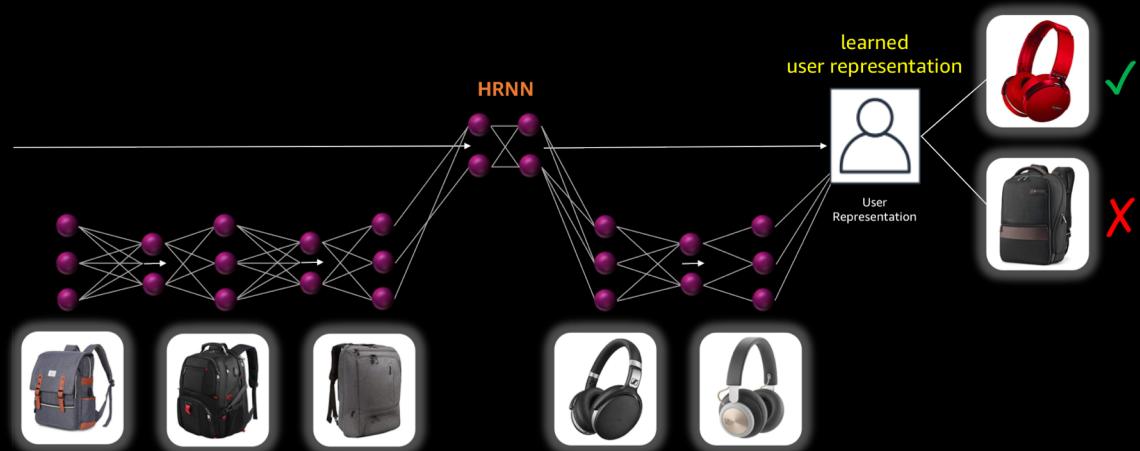
## ■ Personalized-Ranking

- ✓ 사용자 각각에게 추천할 아이템의 순위를 쿼리를 이용하여 재정리
- ✓ SEARCH\_PERSONALIZATION 레시피로 모델을 생성해야 함

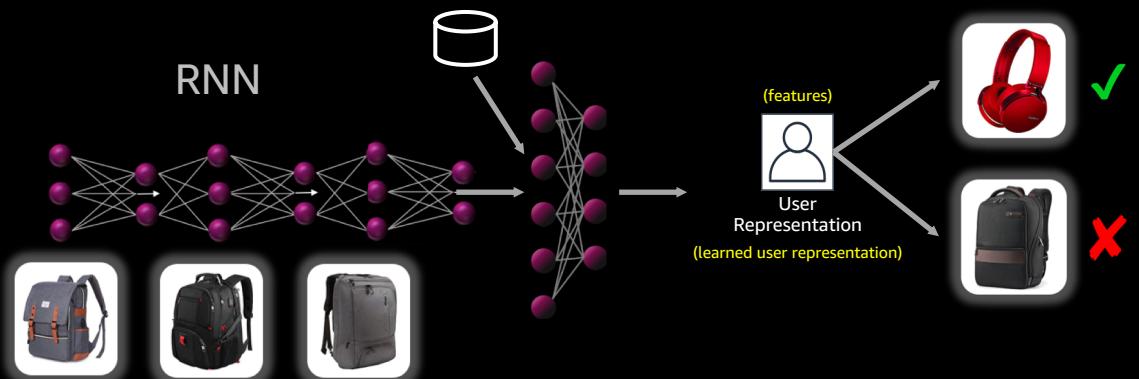
# 빌트인 레시피 : illustrations



## Session-based modeling



## Sequential modeling

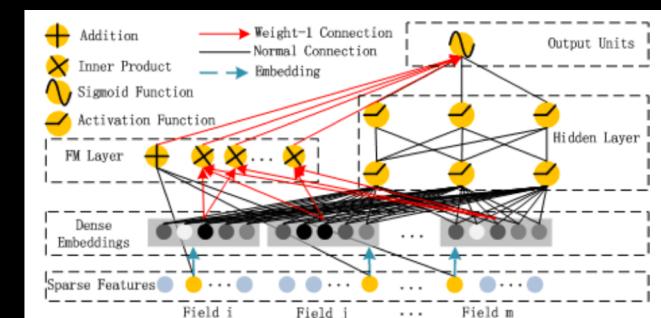


## SIMS

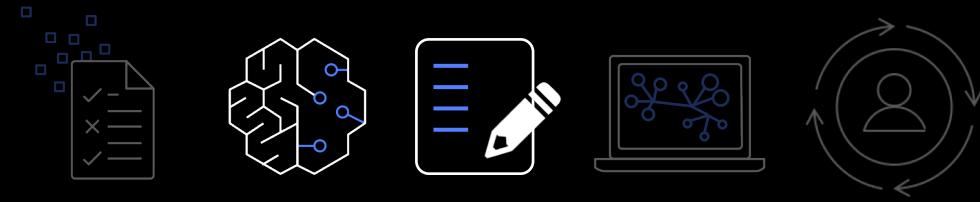


## DeepFM

The depth & size of network



# Amazon Personalize



## 솔루션의 성능 평가 지표 (Metrics)

- 다양한 성능 평가 지표를 제공
- 가장 관련도가 높은 아이템에 높은 스코어를 부여하는 알고리즘(recipe) 선정 시 유용
- 실제 성능 평가는 온라인 A/B 테스트를 통한 비편향 방식으로만 가능
  - ✓ 오프라인 성능 평가 지표는 데이터 수집 결과에 영향을 받음
  - ✓ Amazon Personalize는 온라인 성능을 기준으로 오프라인 성능 평가 지표를 보정하여 향상된 결과를 제공함

### 지표

### 설명

$$\text{Precision@K} = \frac{\text{관련 아이템 전체 개수}}{\text{추천 아이템 전체 개수}}$$

**MRR@K**  
(Mean Reciprocal Rank)

모든 관련 아이템의 순위에 역수를 취한 뒤 이 값들의 평균을 계산

$$MRR = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{1}{rank_i}$$

**DCG@K**  
(Discounted Cumulative Gain)

관련 추천 결과에 대한 DCG를 계산  
(목록에 먼저 나오는 관련 아이템일수록 높은 값을 가짐)

**NDCG@K**  
(Normalized Discounted Cumulative Gain)

이상적인 추천 결과로부터 구할 수 있는 최대 가능 스코어를 기준으로 정규화 한, 관련 아이템 순위에 역로그 가중치를 반영하여 계산함

$$nDCG(k, V_U) = \frac{1}{|V_U|} \sum_{u \in V_U} \frac{1}{Z_u} \sum_{i=1}^k \frac{2^{r_u^i} - 1}{\log(1 + i)}$$

**AP@K**  
(Average Precision)

모든 관련 아이템의 순위 중 Top-K 아이템의 평균 정밀도

☞ Tweet Recommendation with Graph Co-Ranking ([SlideShare.net](#))

☞ [C# Machine Learning Projects](#) (PACKT)

# Amazon Personalize



## 캠페인 생성

- 솔루션을 배포하여 캠페인(campaign)을 생성
- 업데이트 방식
  - ✓ **AUTO** : 솔루션이 업데이트 될 때마다 가장 최신 버전의 솔루션으로 자동 배포가 진행됨
  - ✓ **MANUAL** : [UpdateCampaign](#)을 콜(call)해서 캠페인을 수동으로 업데이트 해야 함. 입력 옵션으로 [SolutionVersionArn](#)을 제공
- status가 ACTIVE로 변경된 후 캠페인 작업 사용 가능 ([DescribeCampaign](#) 참조)

# Amazon Personalize



## 추천 결과 활용

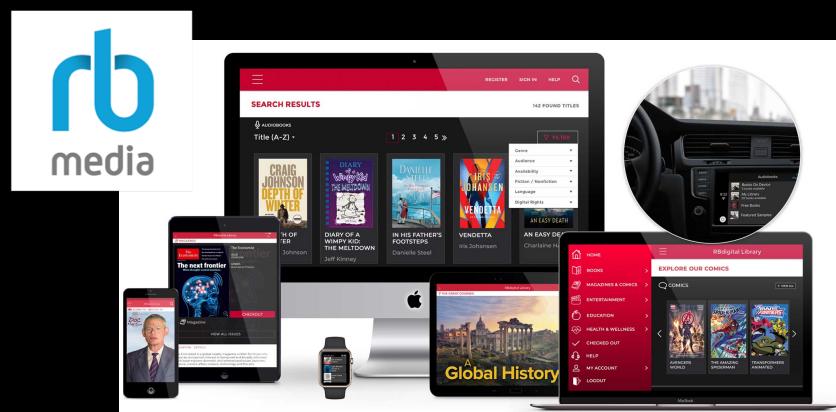
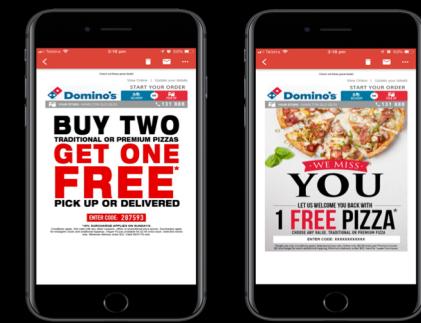
- 캠페인 생성 후, 추천 결과 활용 ([GetRecommendations API](#) 이용)
- 캠페인을 지원하는 솔루션 생성시 `SEARCH_PERSONALIZATION` 타입 레시피(recipe)를 사용해야 함.
- Personalized Rankings: 개별 사용자에 대해 재정리한 개인화 기반 추천 아이템 목록
  - ✓ [PersonalizeRanking API](#)를 이용
  - ✓ 입력 정보: 필요한 캠페인의 ARN(`campaignArn`), User ID, 추천 아이템 목록



# Amazon Personalize: Use Cases

# Amazon Personalize: 활용 사례

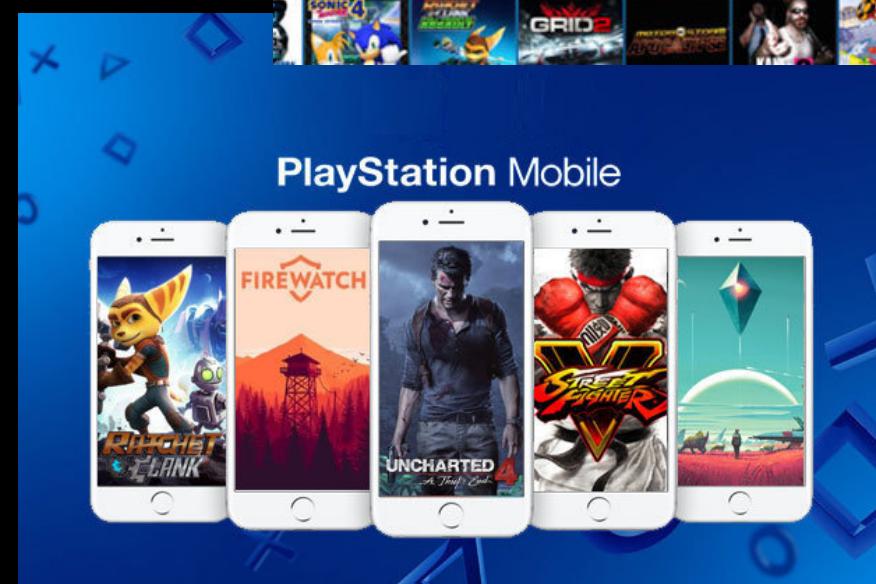
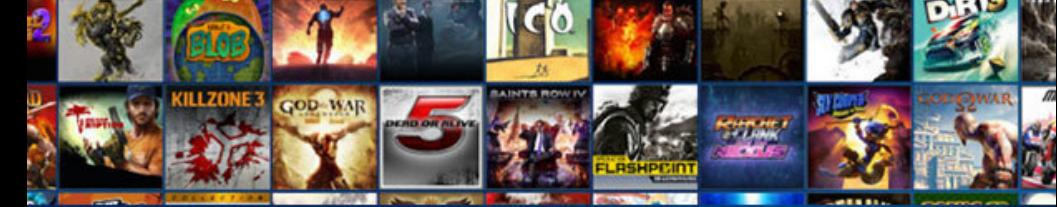
AWS 콘솔을 통해 손쉽게 개인화된 추천 결과를 테스트할 수 있습니다!



# 고객 사례 : SONY



- 모든 고객을 위해 관련 경험을 만들어내는 예측 모델 개발을 추진
- 개인별 맞춤형 컨텐트 제공은 매우 복잡한 문제
  - ✓ 다양한 채널과 컨텐트, 그리고 수백 만 명의 사용자
  - ✓ 첨단 기술 뿐만 아니라, 사람, 프로세스 등이 복잡하게 얹혀 있는 프로젝트
  - ▶ **Amazon Personalize**를 이용해 손쉽게 해결
- **Amazon Personalize + SageMaker**
  - ✓ Data 처리 및 인덱싱 등을 위한 효과적인 인프라 활용
  - ✓ SageMaker 를 이용한 추천 모델 개발도 용이
  - ▶ **Machine Learning** 모델 개발의 자동화 및 가속화
  - ▶ 확장성 측면에서도 매우 효과적



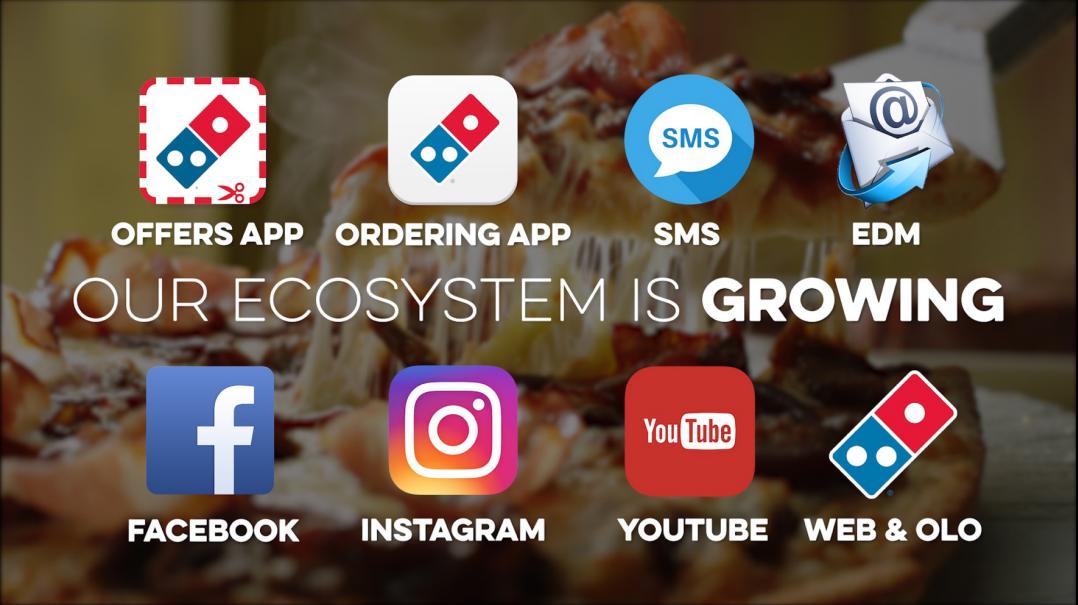
# 고객 사례 : Domino's

## ■ 세계 최대 피자 배달 전문 브랜드

- ✓ 전세계 82개국, 1만 2천개 이상의 점포를 운영 중
- ✓ 연간 11억 판 이상의 피자를 판매
- ✓ 매일 100만 명 이상의 고객이 이용

## ■ 높은 퀄리티의 개인화 추천 서비스 제공

- ✓ 고객 개인별 상황과 조건을 적용한 맞춤형 정보
  - 메시지 발송 시점 (예: 저녁식사 시간 전)
  - 고객 맞춤형 프로모션 (나홀로 족, 4인 가족 등)
- ✓ 높은 확장성



# 고객 사례 : rb media

## ■ 글로벌 오디오북 출판 브랜드

- ✓ 전세계 수백만 사용자에게 오디오 컨텐츠, 디지털 미디어를 제공
- ✓ 정제된 디지털 컨텐츠 및 정보의 차별화 서비스
- ✓ **rb library: Library Digital Media Delivery** 플랫폼
  - 전세계 5,000개 이상의 공공 및 학술 도서관 대상
  - 표준 도서관 대출 시스템 기반 운영
  - 2017년 대비 50+ % 성장
  - 약 70만 개의 컨텐츠 보유(오디오북, eBook, 잡지, 만화, 스트림 비디오, 교육 컨텐츠, 건강/웰빙 등)



RecordedBooks

audiobooks.com



Tantor  
audio  
A DIVISION OF RECORDED BOOKS

christianaudio  
A DIVISION OF RECORDED BOOKS

W. F. HOWES LTD  
THE HOME OF  
Unabridged Audiobooks & Large Print Books

**gildan**media LLC



HighBridge  
A DIVISION OF RECORDED BOOKS  
highbridgeaudio.com

## ■ 기존 추천 방식

- ✓ 인기 있는 컨텐츠 단순 제공 (기본 제공: Romance, Mystery 를)
- ✓ 장르 기반

## ■ 문제점

- ✓ 모든 사용자에게 동일한 정보 제공
- ✓ 고객 만족도 파악 정보 부재

"... Amazon Personalize made it easy to build, train and deploy a personalization system at scale, without the need of utilizing extensive resources and specialized expertise."

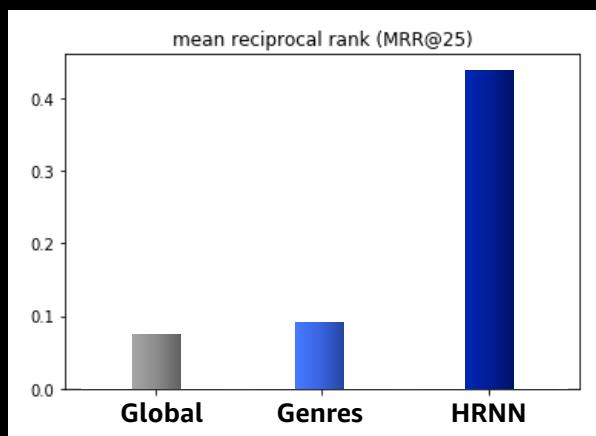
**Mike Pyland, CTO - RBmedia**

## ■ 빠른 시장 대응

- ✓ 데이터 준비, 적재, 모델 트레이닝, 결과 확인까지 전체 프로세스를 1개월 이내 완료

## ■ 개인화

- ✓ 이용 내역 기반 결과 제공  
(유사한 책, 비슷한 성향의 사용자 정보)
- ✓ 선호도 분석 결과 (eAudio, eBook, 장르 등)
- ✓ 적은 수의 제한된 입력 정보를 이용한 실시간 개인화 추천  
(예: 신규 사용자)



## ■ 비용 절감

- ✓ 데이터 과학자 없이도 구현 가능
- ✓ 실시간 업데이트를 위한 API 통합
- ✓ GPU: Pay-as-you-go
- ✓ 모델 생성 효율화  
(No need to build 5,000+ models)

## ■ 확장성

- ✓ Auto-Scaling for data processing
- ✓ 유사 데이터 추출 및 데이터 저장소 적재
- ✓ 다양한 AWS 서비스와의 연동
- ✓ 실시간 업로드, 최신 추가 데이터 업로드

## ■ 유연성

- ✓ 가장 좋은 결과를 제공하는 레시피/모델의 손쉬운 선택 가능
- ✓ SageMaker 기능 활용
- ✓ 컨텐트 메타데이터 및 연관관계 확장 가능
- ✓ 감성분석 데이터 추가 가능
- ✓ API를 통한 기타 정보와의 통합/필터링 가능



# Amazon Personalize: Demo

# Personalize 동작방식

1. 데이터셋 그룹(dataset group) 생성
2. 학습용 데이터를 데이터셋 그룹으로 입력(Import)
3. 레시피(Recipe)를 선택하고 솔루션(Solution) 생성
4. 지표(Metrics)를 통해 학습된 모델을 평가하고 업데이트
5. 캠페인(Campaign) 생성하여 솔루션 배포(deploy)
6. 사용자 대상 추천 제공
7. 사용자 행동을 기반으로 지속적인 모델을 재학습과 업데이트 실행

# Dashboard

Amazon Personalize X

Dataset groups

personalens-dataset-group

Dashboard

Datasets

Event trackers

Solutions and recipes

Campaigns

Amazon Personalize > Dataset groups > personalens-dataset-group > Dashboard

## Dashboard

### Overview



#### Upload datasets

Datasets are required to create solutions, which are then used to generate recommendations.

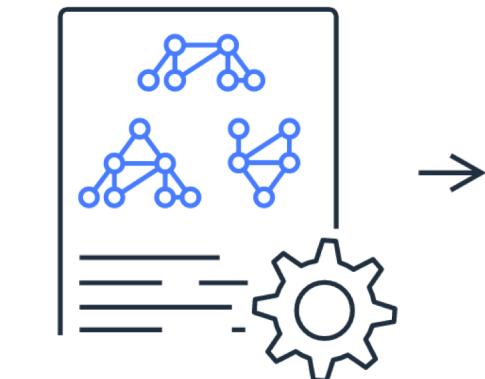
[View datasets](#)



#### Install event ingestion SDK

The event ingestion SDK allows you to track user events in your application and feed them to your solutions.

[View APIs](#)

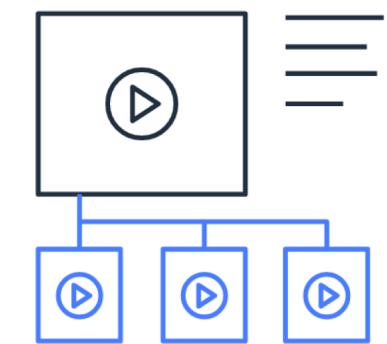


#### Create solutions

Solutions help you generate recommendations. They consist of custom models trained on your datasets along with the underlying infrastructure required to generate recommendations.

[View solutions](#)

[Create solution](#)



#### Launch campaigns

Campaigns allow your application to get recommendations from your solution. They also provide you with analytics on the solution's usage.

[View campaigns](#)

[Create new campaign](#)

Amazon Personalize x +

https://us-west-2.console.aws.amazon.com/personalize/home?region=us-west-2#start

vsethi@amazon.com - 771002713897 / vaibhav (Not Production Account) lse AWS Change Control Advisory

Services Resource Groups Machine Learning

vaibhav @ 7710-0271-3897 Oregon Support

# Amazon Personalize

## Real-time personalization and recommendation service.

Real-time personalization and recommendation, based on the same technology used at Amazon.com. No machine learning experience required.

### New dataset group

A dataset group contains the datasets, event ingestion SDKs, solutions, and campaigns.

[Get started](#)

### How it works

The diagram illustrates the workflow for using Amazon Personalize. It starts with an 'Amazon S3' box containing a bucket icon, with the text 'Store your inventory and user demographics data in Amazon S3'. An arrow points from this box to an 'Amazon Personalize' box, which features a user icon with a circular arrow. From this box, an arrow points to a 'Customized' interface box, which contains a gear icon and a checkmark. Along the path, there are several interface icons: 'Load data' (up arrow), 'Train models' (two boxes), 'Inspect data' (magnifying glass), 'Optimize models' (checkmark), 'Identify features' (two boxes), and 'Build feature store' (document).

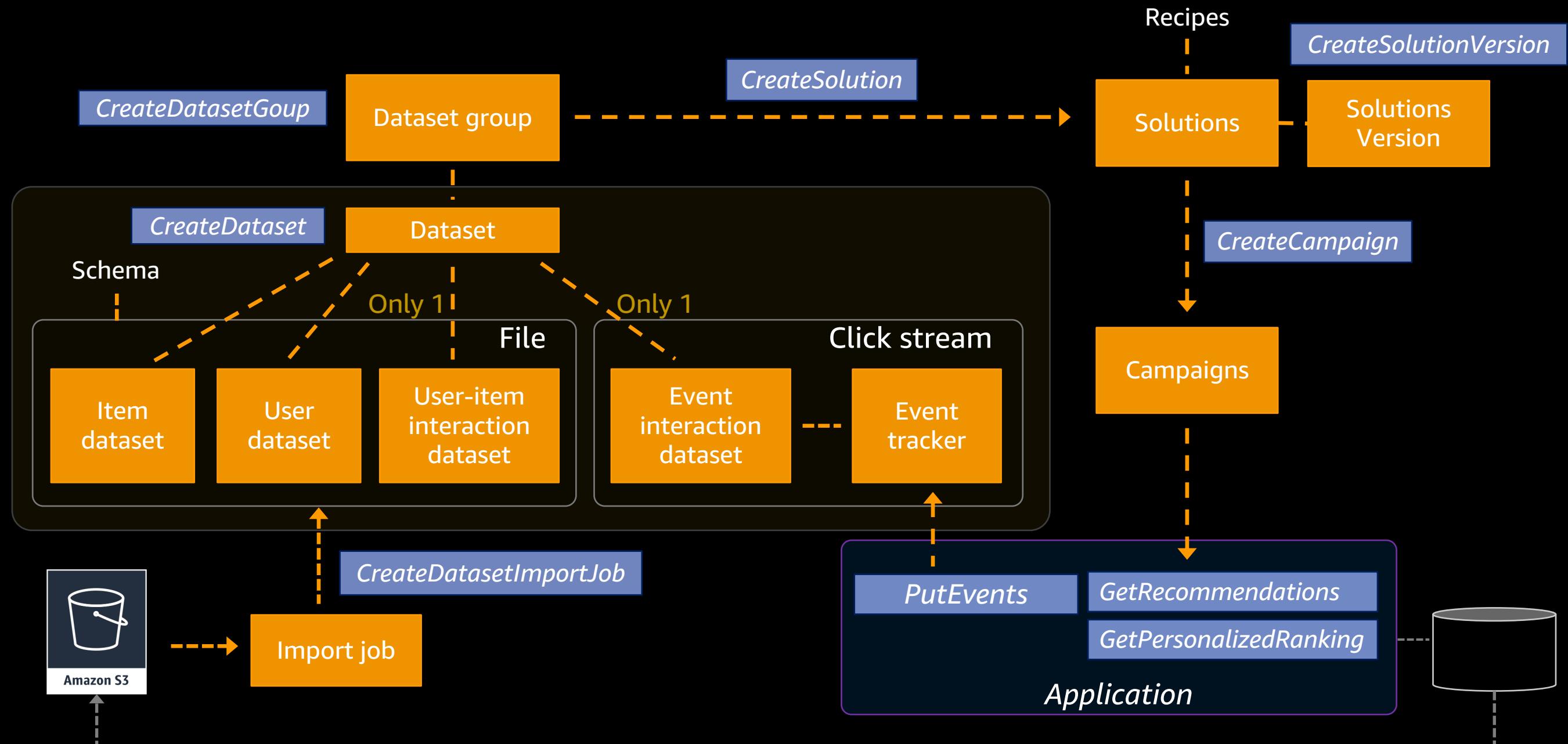
### Pricing (US)

Pay only for what you use. There are no minimum fees and no upfront commitments. Different types of charges apply depending on the features of Amazon Personalize that you are using.

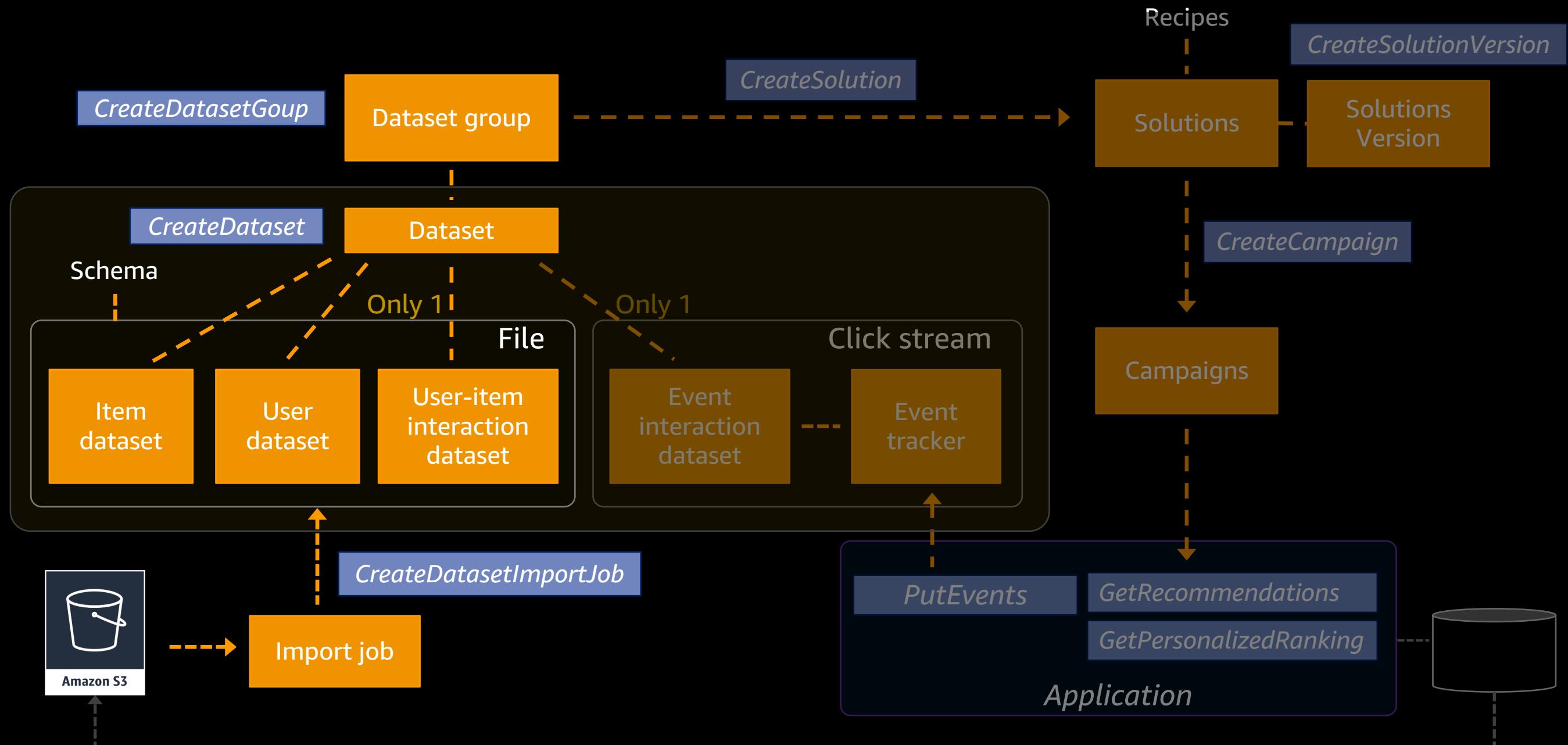
[View pricing details](#)

Feedback English (US) © 2008 - 2018, Amazon Web Services, Inc. or its affiliates. All rights reserved. Privacy Policy Terms of Use

# Amazon Personalize 데이터 입출력 모델



# Amazon Personalize 데이터 입력



Machine Learning

# Amazon Personalize

## Real time personalization and recommendation service.

Real time personalization and recommendation, based on the same technology used at Amazon.com. No machine learning experience required.

New dataset group

A dataset group contains the datasets, event ingestion SDKs, solutions, and campaigns.

[Get started](#)

### How it works

The diagram illustrates the workflow for Amazon Personalize:

- Amazon S3:** Stores inventory and user demographics data.
- Amazon Personalize API:** Streams user activity from an application using the API or JavaScript library.
- Amazon Personalize:** Automatically processes data, examines it, selects meaningful features, identifies algorithms, and trains a personalization model.
- Customized Personalization API:** Provides an activity stream to generate real-time recommendations or request recommendations in bulk.

**Pricing (US)**

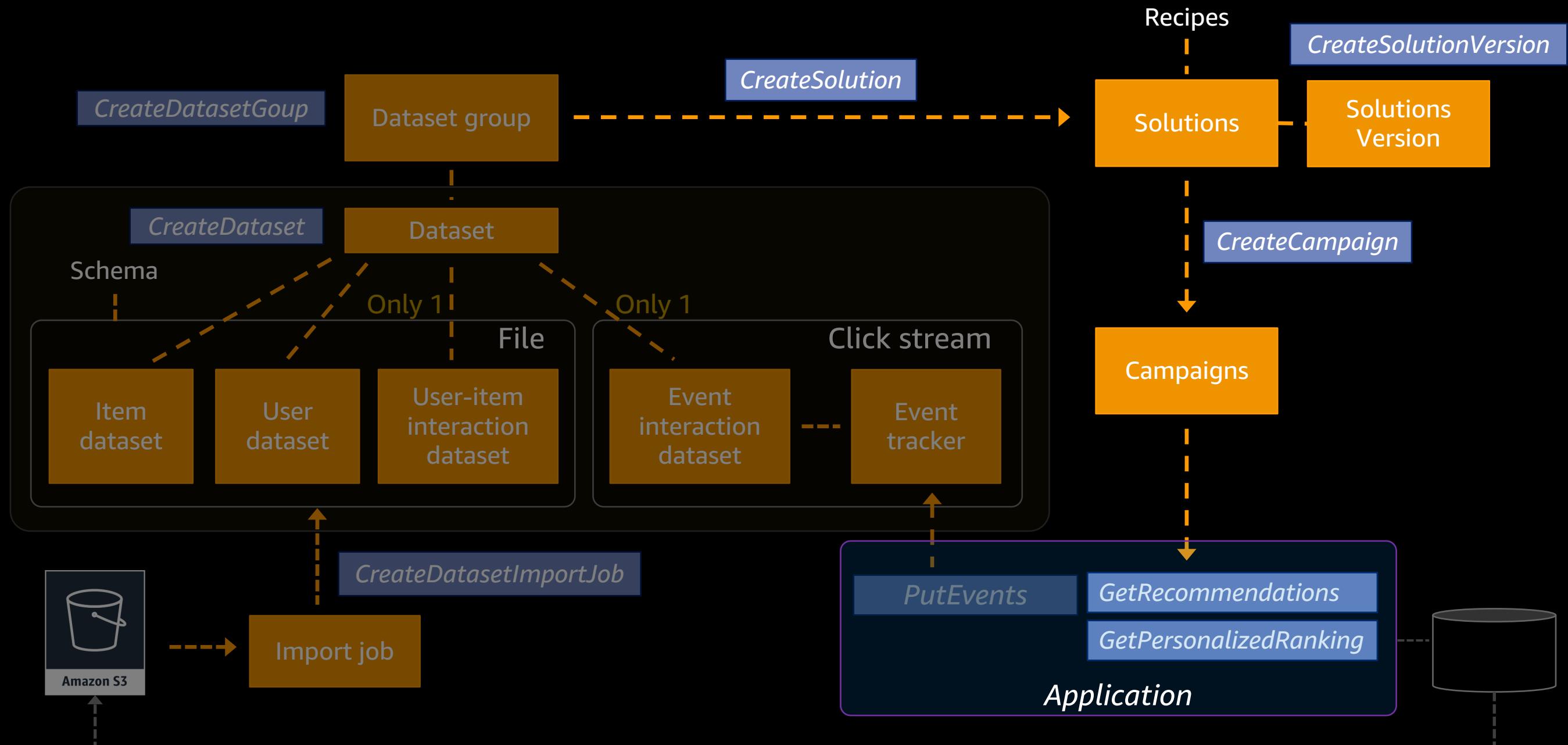
Pay only for what you use. There are no minimum fees and no upfront commitments. Different types of charges apply depending on the features of Amazon Personalize that you are using.

[View pricing details](#)

**More resources**

[Documentation](#)

# Amazon Personalize 솔루션과 캠페인 생성



Firefox File Edit View History Bookmarks Tools Window Help 100% Sat 12:18 AM

Amazon Personalize JupyterLab S3 Management Console

https://summit2019.notebook.us-west-2.sagemaker.aws/lab

Most Visited Getting Started SummitDemo From Google Chrome

File Edit View Run Kernel Git Tabs Settings Help

personalens

Name	Last Modified
data	2 hours ago
docs	2 hours ago
movielens	2 hours ago
personalens	2 hours ago
static	2 hours ago
CreatingClickStreamData.ipynb	2 hours ago
DataLoader.ipynb	2 hours ago
MovielImageSample.ipynb	2 hours ago
personalize_sample_notebook.i...	2 hours ago
Personalize_Sample_With_DB.i...	3 minutes ago
Personalize_Sample_With_DB.o...	2 hours ago
awsconfig	2 hours ago
completed.sqlite	2 hours ago
item_metadata_r.csv	2 hours ago
item_metadata.csv	42 minutes ago
local_copy.sqlite	2 hours ago
manage.py	2 hours ago
personalize-events.json	2 hours ago
personalize-runtime.json	43 minutes ago
personalize.json	43 minutes ago
readme.md	2 hours ago
requirements.txt	2 hours ago
user_interaction_r.csv	2 hours ago
user_interaction.csv	42 minutes ago
user_metadata_r.csv	2 hours ago
user_metadata.csv	42 minutes ago

Personalize\_Sample\_With\_DB.ipynb

user\_metadata\_r.csv item\_metadata\_r.csv user\_interaction\_r.csv

Code

```
if status == "ACTIVE" or status == "CREATE FAILED":  
    break  
  
time.sleep(60)  
  
DatasetImportJob: CREATE PENDING  
DatasetImportJob: CREATE IN_PROGRESS  
DatasetImportJob: ACTIVE
```

Select Recipe

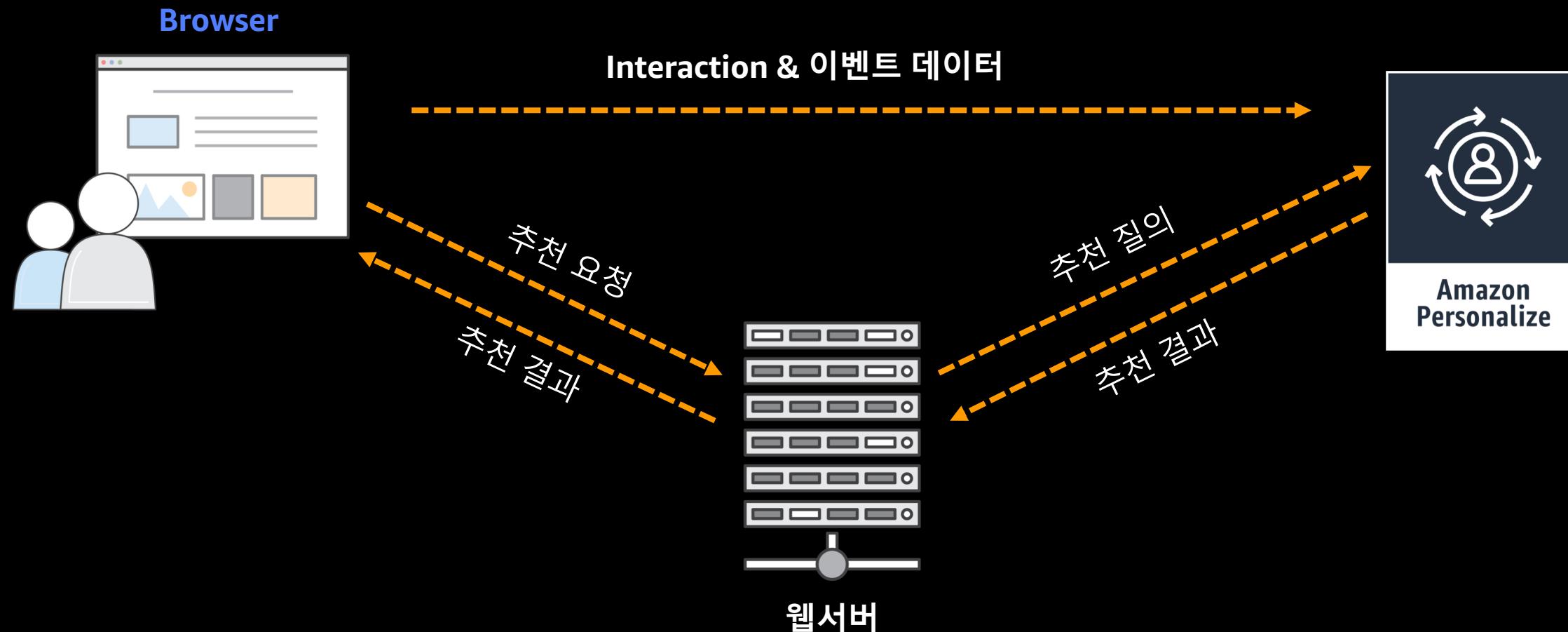
```
[ ]: recipe_list = [  
    "arn:aws:personalize:::recipe/aws-hrnn",  
    "arn:aws:personalize:::recipe/aws-deepfm",  
    "arn:aws:personalize:::recipe/aws-sims",  
    "arn:aws:personalize:::recipe/aws-ffnn",  
    "arn:aws:personalize:::recipe/aws-popularity-count",  
    "arn:aws:personalize:::recipe/aws-personalized-ranking"  
]  
recipe_arn = recipe_list[0]  
# recipe_arn = 'arn:aws:personalize:::recipe/aws-hrnn'  
  
print(recipe_arn)
```

Create and Wait for Solution

Create Solution

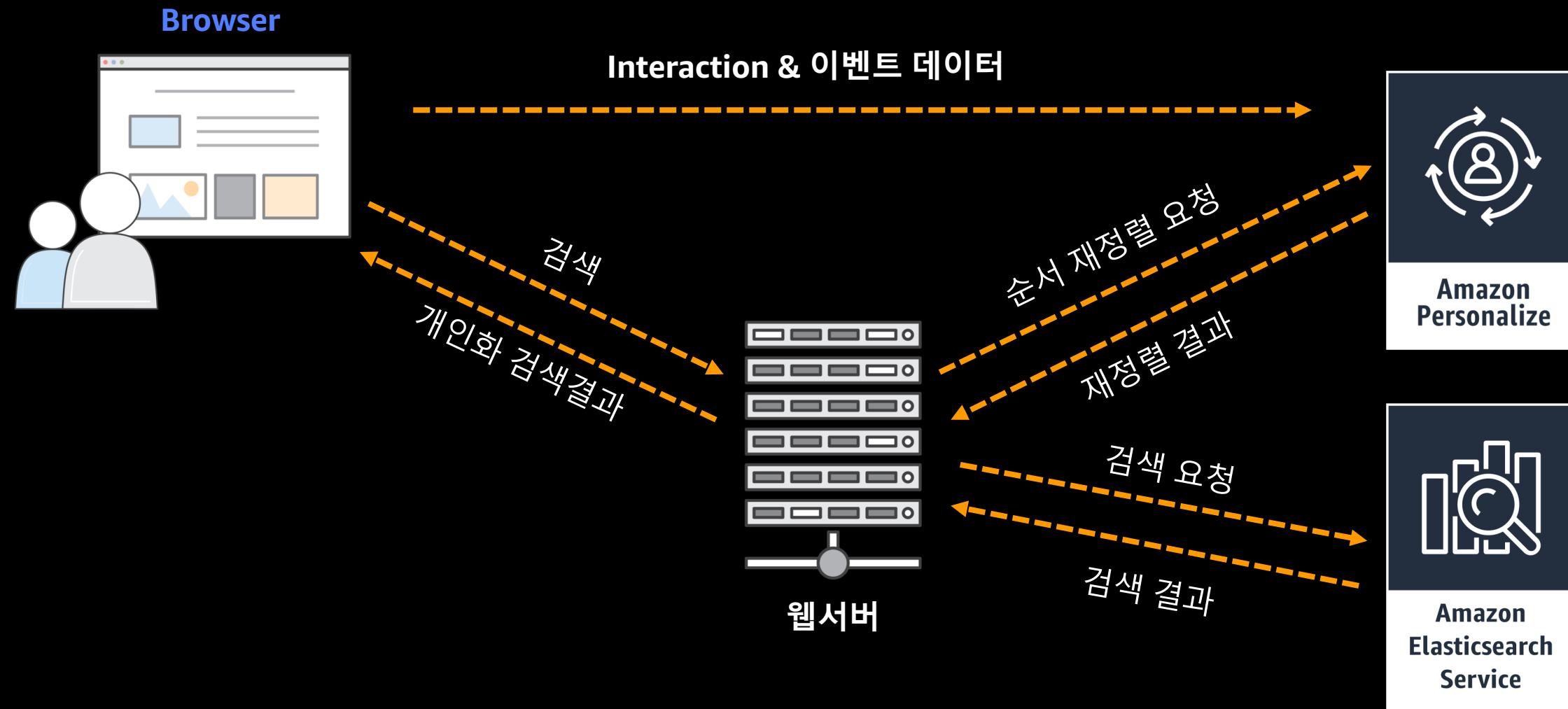
# 구성 사례 – 실시간 추천

프로덕션 환경에서 개인화 기반 추천 결과를 제공합니다.



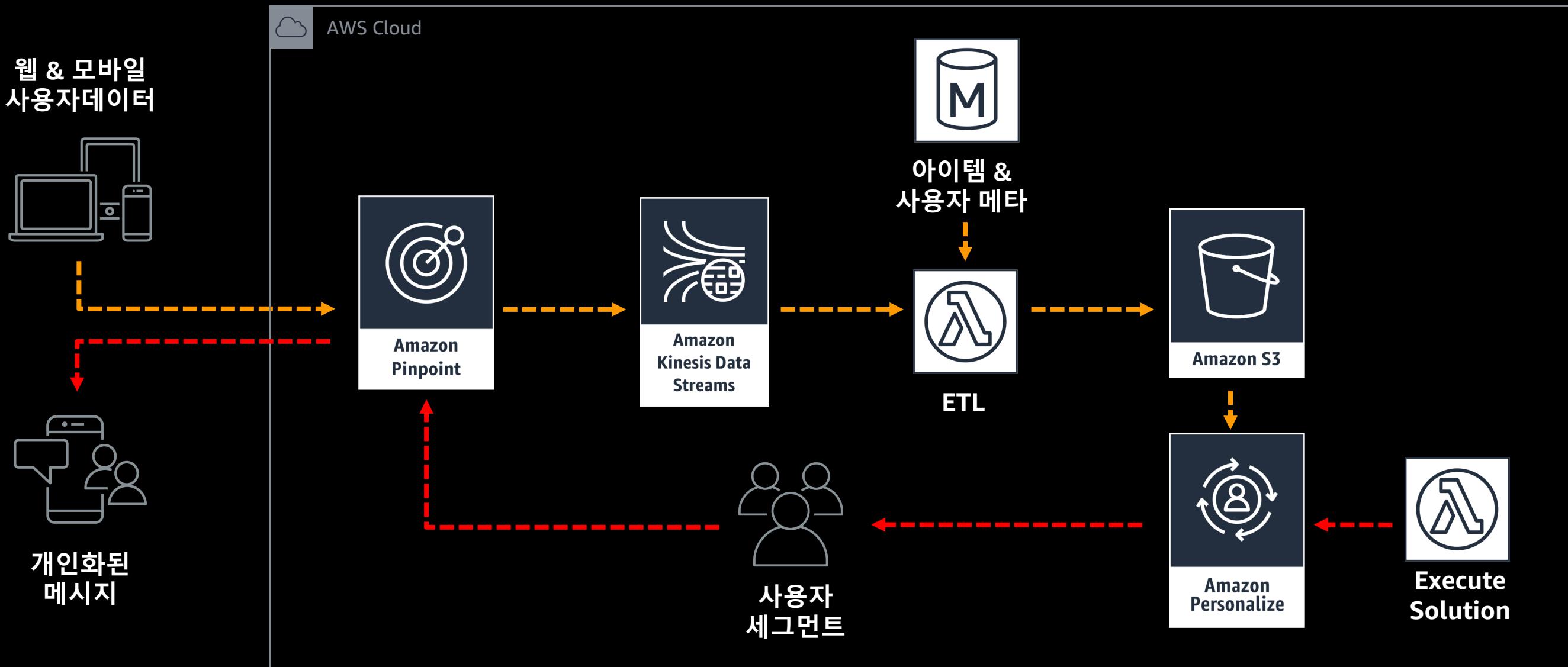
# 구성 사례 – 검색 개인화

개인의 선호도가 반영된 검색 결과를 제공합니다.



# 구성 사례 – 메시지 개인화

메일 발송 등 배치작업에서 메시지를 개인화 합니다.



# Next Step

## ■ 관련 리소스

- 서비스 홈페이지: <https://aws.amazon.com/personalize>
- 개발자 문서: [https://docs.aws.amazon.com/personalize/index.html#lang/en\\_us](https://docs.aws.amazon.com/personalize/index.html#lang/en_us)

## ■ 관련 세션

- ✓ 아마존닷컴처럼 Amazon Forecast로 시계열 예측하기
- ✓ Deep Learning 모델의 효과적인 분산 트레이닝과 모델 최적화 방법
- ✓ Amazon SageMaker 기반 고품질 데이터 생성 및 심화 기계학습 기법
- ✓ 인공지능/기계학습 기반의 디지털 트랜스포메이션과 글로벌 사례

## ■ 엑스포 부스

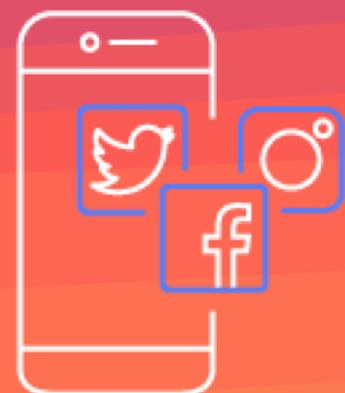
- AWS SUMMIT 2019 SEOUL EXPO 내의 인공지능/기계학습 부스를 이용해 주세요.

# 여러분의 피드백을 기다립니다!



AWS Summit Seoul 2019  
모바일 앱과 QR코드를 통해  
강연평가 및 설문조사에  
참여하시고 재미있는 기념품을  
받아가세요.

내년 Summit을 만들 여러분의  
소중한 의견 부탁 드립니다.



#AWSSummit 해시태그로  
소셜미디어에 여러분의  
행사소감을 올려주세요.



감사합니다!