

# 개인화된 OTT 추천



사용자 맞춤형 콘텐츠 추천 시스템 구현 보고서

1조 : 김명재, 박찬, 유승환, 정의철

# 목차



#### 프로젝트 개요

- 선택의 피로 문제 정의
- 목적 및 기획 의도
- 핵심 차별점



#### 시스템 구조

- 전체 시스템 아키텍처
- 기술 스택 구성
- 데이터 모델링 및 관리



#### 핵심 알고리즘

- 추천 알고리즘 워크플로우
- 로직 파이프라인



3-5

6-8

9-10

#### 주요 파일 구성

• 핵심 파일 역할 및 기능

- 시스템 구조 요약
- 모듈 간 상호작용



#### 기대효과 및 향후 계획

- 현재 한계점
- 향후 개선 방향
- 비즈니스 가치 및 결론



# 프로젝트 배경: 현대인의 콘텐츠 선택 고민



# 선택의 피로 (Paradox of Choice)

현대 OTT 및 영화 콘텐츠의 폭발적 증가로 인해 사용자는

- 원하는 콘텐츠를 찾는 데 많은 시간과 노력을 소모
- ┡ 결국 만족스럽지 못한 선택으로 이어지는 경우가 많음





### 기존 추천 시스템의 한계

현재 대부분의 추천 시스템이 가진 문제점:

- 콜드 스타트 문제 신규 사용자가 가입하면 이전에 본 콘텐츠가 없기 때문에 추천이 어렵다는 문제.
- 시청 이력 기반의 단순 분석 단순한 시청 기록만으로 사용자의 취향 패턴 파악에 한계
  - 플랫폼 독립성 부족 OTT 플랫폼 단위로 추천되므로. 사용자가 모든 플랫폼을 넘나드는 통합 추천을 받기 어려움

🥊 결과적으로 사용자들은 콘텐츠 선택에 더 많은 시간을 소비하면서도 낮은 만족도를 경험하게 됨

# 프로젝트 목적 및 기획 의도

- ◎ 핵심 목적
  - 사용자의 영화 취향과 시청 성향을 <mark>정밀하게 분석</mark>하여 개인에게 최적화된 영화와 OTT 플랫폼 추천
  - 콘텐츠 <mark>탐색 시간 단축으로</mark> 사용자의 미디어 소비 경험의 질 극대화
  - 🍟 '선택의 피로' 문제 해결로 사용자 만족도 향상

♀ 기획의도



#### 딥러닝 기반 정교한 추천

심층 신경망으로 복잡한 사용자-영화 상호작용 학습



#### 인구통계학적 데이터 활용

연령, 성별 등 인구통계 정보를 통한 추천 정확도 향상



#### 과학적 검증

A/B 테스트를 통한 추천 시스템 효과 측정



#### OTT 플랫폼 정보 결합

추천 영화의 시청 가능 플랫폼 정보 제공

66 데이터 기반의 정교한 개인화 추천을 통해 콘텐츠 탐색 시간을 단축하고, 미디어 소비 경험의 질을 극대화합니다. 🤧

# 핵심 차별점



#### 딥러닝 기반 정교한 평점 예측

- ☑ 심층 신경망을 활용해 사용자-영화 간 복잡 한 상호작용 학습
- 🤡 미묘한 취향 패턴까지 포착하는 정밀한 분석
- ▼ TensorFlow/Keras 기반 협업 필터링으로 평점 예측 정확도 향상

기존 추천 시스템 대비 예측 정확도 향상



#### 인구통계학적 데이터 활용

- ② 연령, 성별 등 인구통계 정보 반영한 정교한 추천
- A/B 테스트를 통한 인구통계 정보의 영향력 과학적 검증
- ② 유사 사용자 그룹 탐색 시 인구통계적 특성 고려



#### OTT 플랫폼 가용성 정보 결합

- ☑ 추천 영화가 시청 가능한 OTT 플랫폼 정보
  제공
- ☑ 사용자 구독 현황과 연계한 최적 플랫폼 추

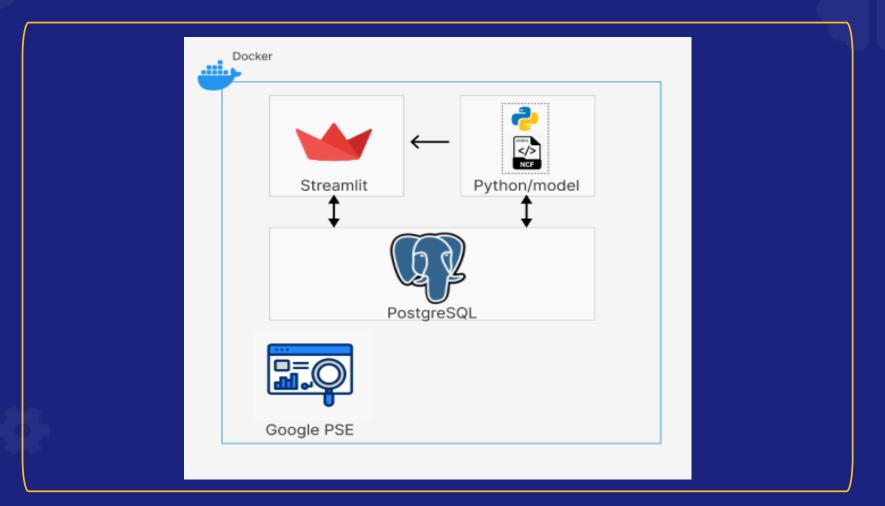
  천
- 🥑 콘텐츠 접근성 향상으로 사용자 만족도 증대

추천 영화의 실제 시청 가능성 극대화

기존 추천 시스템의 한계를 극복하는 혁신적 접근

# 전체 시스템 아키텍처

데이터 수집부터 추천 결과 제공까지의 전체 시스템 흐름



# 기술 스택 구성



### 프론트엔드/UI

- Streamlit
- 설문 및 대시보드 개발
- 사용자 인터페이스 구현
- 결과 시각화 및 표현



# 데이터베이스

- **E** PostgreSQL
- 사용자/영화/평점 데이터 저장
- 관계형 데이터 구조 관리
- JSONB 타입으로 유연한 데이터 처리
- PGvector Extension 사용을 위해 MYSQL 사용 지양



# 추천 모델

#### TensorFlow/Keras

- 딥러닝 기반 평점 예측
- 사용자-영화 임베딩 학습
- 다층 퍼셉트론(MLP) 구현



### 데이터 처리

- Pandas, NumPy
- 데이터 전처리 및 분석
- 행렬 연산 및 통계 처리
- 데이터셋 변환 및 정제



## 인프라



- 개발/테스트/배포 환경 일관성 유지
- 컨테이너화된 서비스 관리
- 시스템 확장성 제공



# 데이터 수집

- **6** Google Cloud Platform (GCP)
- 컨텐츠 정보에 대해 CSE(Custom Search Engine) 이용
- 각 컨텐츠가 어느 플랫폼에서 방영되는지 확인

# 데이터 모델링 및 관리



#### ● 데이터 소스



#### MovieLens 데이터셋

- 대규모 사용자-영화 평점 데이터
- 영화 메타데이터 정보
- 사용자 인구통계 정보



#### 신규 사용자 설문 데이터

- Streamlit 설문을 통한 1차 데이터 수집
- 나이, 성별, 선호 영화 등 정보
- 최소 10편의 선호 영화 입력 필요

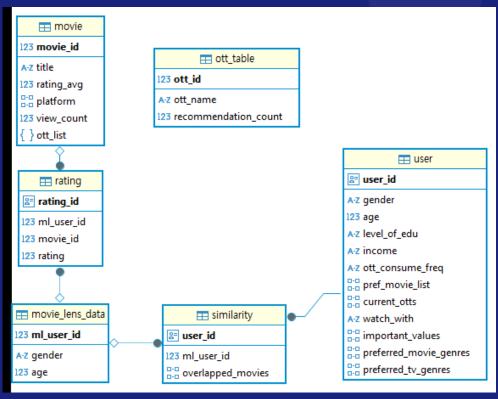


#### 공공 마이데이터 API

- OTT 이용 현황 데이터
- 인구통계 기반 외부 데이터
- 향후 확장성을 위한 데이터 소스



#### 🥃 데이터베이스 스키마



#### 🚟 데이터베이스 정보

PostgreSQL 기반 관계형 데이터베이스 사용 사용자/영화/평점 데이터의 효율적 저장 및 관리

# 핵심 추천 알고리즘 워크플로우

Ê

#### 사용자 설문 데이터 수집

Streamlit 설문 인터페이스를 통해 인구통계 및 선호 영화 최소 10편 입력



#### 유사 사용자 그룹 탐색

MovieLens 데이터셋 내 Jaccard 유사도 기반으로 상위 N명 유사 사용자 그룹 식별



#### 딥러닝 평점 예측

유사 사용자 그룹의 평점 패턴 패턴을 활용, 미시청 영화에 대한 예측 평점 산출



#### 영화 추천 리스트 생성

예측 평점 상위 Top-K 영화 선정, 장르 다양성 고려



#### OTT 플랫폼 추천

추천 영화의 OTT 제공 현황 및 사용자의 구독 현황을 반영해 최적 플랫폼 추천

#### 핵심 로직 요약

- 콜드스타트 해결: 최소 10편의 선호 영화 입력으로 초기 추천 정확도 확보
- Jaccard 유사도: 두 사용자 선호 영화 집합의 교집합/합집합 비율로 유사성 측정
- 딥러닝 모델: 사용자/영화 ID 임베딩 → 다층 퍼셉트론(MLP) → 평점 예측(1~5점)
- OTT 매핑: 사용자 구독 정보와 영화 제공 플랫폼 정보 결합으로 최적 시청 경로 제안

# 로직 파이프라인

# 주요 파일 구성 및 역할

- ✓ modeltest.py

  모델 테스트 및 예측값 확인
- 모델 테스트 및 예측값 확인 학습된 모델 성능 평가 및 추론 결과 검증

데이터 전처리 및 DB 업로드

원시 데이터 정제 및 데이터베이스 적재

■ database.py

DB 연결

PostgreSQL 데이터베이스 연결 및 세션 관리

● 데이터베이스 작업

사용자 인구통계 및 선호 영화 데이터 수집 인터페이스

6 01\_Survey.py
사용자 설문 페이지

check data.py

사용자 데이터 중복 제거 및 정합성 검증

users.csv 중복 검사

user matching.py

Jaccard 유사도 기반 유사 사용자 그룹 식별

신경망 협업 필터링 모델 학습 및 파라미터 최적화

CSE(custom search engine)로 영화 검색

유사 사용자 탐색

mysqlmovie.py

■ ott\_serach.py

웹 api 이용

NCF 기반 딥러닝 모델 학습

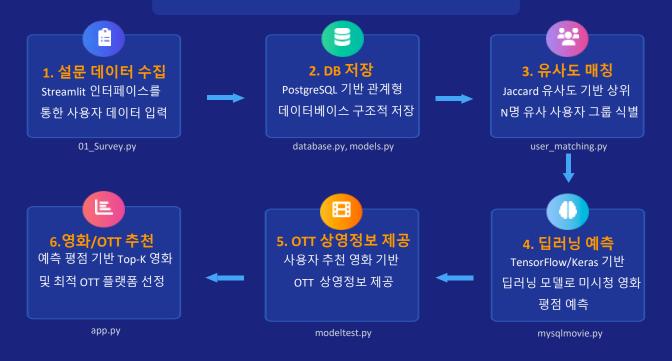
파일 간 데이터 흐름



# 시스템 구조 요약

# 모듈화된 시스템 구성

각 기능별 파일로 분리되어 독립적 개발 및 유지보수가 용이한 구조



#### 데이터 파이프라인 특징

- 모듈화: 각 기능별 파일로 분리, 독립적 개발 및 유지보수 용이
- ✓ 데이터 파이프라인: 설문 → DB 저장 → 유사도 매칭 →
   딥러닝 예측 → 추천 결과

# 현재 한계점

ů.

# 콜드 스타트 문제

신규 사용자가 선호 영화 10편 미만 입력 시 추천 정확도 저하 현상

● 충분한 초기 데이터 확보의 어려움으로 인한 개인화 추천 품질 저하

?

# 데이터 희소성

마이너 영화 및 비활성 사용자에 대한 추천 성능 한계 발생

🕕 인기도가 낮은 영화나 활동이 적은 사용자에 대한 정확한 예측 어려움



# 데이터의 구식화

최신 사용자 시청 기록 데이터 부재로 최신 사용자 시청 기록 리스트 설문에 대해 유사도 매칭이 어려움

● 데이터만 있으면 해결되고 시스템적으로는 실시간 처리가 될 수 있도록 구축함

# 향후 개선 방향

시스템 발전을 위한 로드맵

≡ ہڑ 실시간 추천/강화학습 하이브리드 추천 도입 비정형 데이터 활용 외부 API 연동 서비스 정확도 향상 협업 필터링과 콘텐츠 기반 필터 영화 시놉시스, 리뷰 등 NLP 기반 사용자 반응 즉시 반영 및 강화 OTT 실시간 정보, 외부 데이터 추론 속도 최적화 및 개인정보 필터링(BERT, TF-IDF) 결합으로 피처 추가로 콘텐츠 이해도 학습으로 장기적 만족도 극대화 통합으로 유사 영화 정보를 API로 보호 강화로 시스템 안정성 개선 옛날 영화에 대해서도 취향을 강화(드라마 + 예능으로 확장) 받아오는 방식 정교하게 매핑 가능

# 기대 효과

🥑 사용자간 유사도 , 정확도 향상

- 🥑 사용자 만족도 20% 이상 증가
- ✓ OTT 구독 전환율 15% 개선

# 기대 효과 및 비즈니스 가치



# 사용자 경험 혁신

- 콘텐츠 탐색 시간 단축으로 사용자 피로감 해소
- 개인 취향에 최적화된 만족도 높은추천 제공
- 데이터 기반 투명한 추천으로 신뢰도 향상
- 🥏 OTT 플랫폼 선택 효율성 증대
- ◎ 미디어 소비 경험의 질적 극대화



# 비즈니스 측면 가치

- ☑ 검증된 PoC 모델 확보로 상용화 기반 마련
- ☑ OTT 구독/구매 전환율 15% 이상 증대 예상
- ▼ 콘텐츠 제작사와 OTT 플랫폼 간 시너지 창출
- ☑ 데이터 축적을 통한 지속적 비즈니스모델 개선
- ⊚ 사용자와 비즈니스 모두에 실질적 가치 제공



# 기술적 우위 확보

- 🥑 딥러닝 기반 복합적 취향 패턴 학습 역량
- ☑ A/B 테스트 등 과학적 검증 방법론 적용
- 데이터 기반 혁신으로 지속적 모델 개선 가능
- 🥝 확장 가능한 모듈식 아키텍처 구축
- ◎ 최신 기술과 실증적 검증의
   균형적 결합

🥊 본 프로젝트는 <mark>사용자 중심 혁신</mark>과 비즈니스 가치 창출을 균형있게 달성하며, 기술적 우수성을 바탕으로 지속가능한 발전 가능성을 제시합니다.

# 결론 및 제안

☑ 프로젝트 요약

본 프로젝트는 데이터 기반의 정교한 개인화 추천, 딥러닝 및 인구통계 정보 융합, OTT 플랫폼 정보 결합 등 최신 기술과 실증적 검증을 결합한 혁신적 추천 시스템의 프로토타입을 제시합니다.

- 사용자 가치
  - → 콘텐츠 탐색 시간 단축
  - → 만족도 높은 맞춤형 추천
  - → 미디어 소비 경험의 질 향상

- 🕎 비즈니스 가치
  - → OTT 구독/구매 전환율 증대
  - → PoC 모델 확보로 상용화 가능성
  - → 데이터 기반 혁신으로 시장 우위 확보

- P 기술적 실현 가능성
  - → 체계적 아키텍처 구축 완료
  - → 과학적 실험 통한 유효성 검증
  - → 명확한 개선 로드맵 수립

의 최종 제안

본 프로젝트는 사용자와 비즈니스 모두에게 실질적 가치를 제공할 수 있는 혁신적인 추천 시스템으로, 지속적인 개발과 투자를 통해 시장 경쟁력을 갖춘 서비스로 발전할 수 있습니다.

# 질의 응답



# 감사합니다.