

# 1. 추진배경 (사업추진의 이유).

- 동향
    - 당사 : 2016 21%↑, 2017 40%↑, 2018 6.5%↓  
⊕ 고객 수 증가
    - 시장 :
      - OTT 시장 성장 (2019)  
BBm → 110M → 130M  
→ 160M → 185M (2018)
      - Threats  
But 구독 모델의 성장세, VOD는 거의 시장 안함  
Why?
        - Original contents (콘텐츠 권리 확보)  
프랜차이즈. 서비스들?)
        - Mobile 사용량 증가 (디바이스 스트리밍)  
편의성.
- opportunities...?

당사 실적과 시장 현황 모두 밝지 못함.

CEO의 과시!

⇒ [ 매출 및 수익성 증대 (영향성변) ] Big data 활용.  
[ 고객 유지 (회원관리로 개선) ]

## 2-1. 현상

→ 선별은 너무 신중히 해서 106개 밖에 안남.

- 장점 - 높은 영화선별 능력  
Strength
  - 추천 알고리즘  
↓  
기존 알고리즘을 알려줘 ...
- ⇒ 강점 강화

- 단점.  
Weakness
  - 보유 평판이 낮
  - 보유한 영리정보 (meta) 낮
  - 경쟁력있는 가격.
- ⇒ 약점 개선.
- original contents X
  - download 수익모델
- ?

→ 변동액 재추신 필요.

- 임의한 세부 지표.
  - 매출 추계
  - 누적작가 ₩ 11,000 करो . 회원 중 구매기록 없는 회원  
↓ 세기
  - 순 회원 수 추이 ⊕ 활동유저 수 추이.
- ⊕ ? ROI

## 2-2. 개선기회

① 강령 강화 (1) 영화선별능력: '영화' 및 '고객특성'의 최적조합 도출  
⇒ 매출 및 수익성 극대화

(2) 추천알고리즘: < 고객특성 ⊕ 다양한 특징  
연관관계 > → 추천알고리즘  
강화도 향상.

연관관계  
악화  
관련성을 포함. ⇒ Active User의 증가.

② 약점 개선 (1) 분류정확도 증가: 영화선별 능력과 같은 맥락.

(2) 분류정확도 data ↑: Scraping  
⇒ 분석의 진 4.

(3) 기법의 수렴정확도 개선.

download 고객 시뮬레이션.

⇒ 수익성 극대화.

opportunity...?

③ 추이분석 - 인공지능 활용. (코거리 텍스트 분석)

# 3-1. 분석계획.

## Data handling.

- (1) raw data 이용한 EDA - Customer .  
 - Download .  
 - Inventory .  
 - price .

or  
Data 주제를 EDA

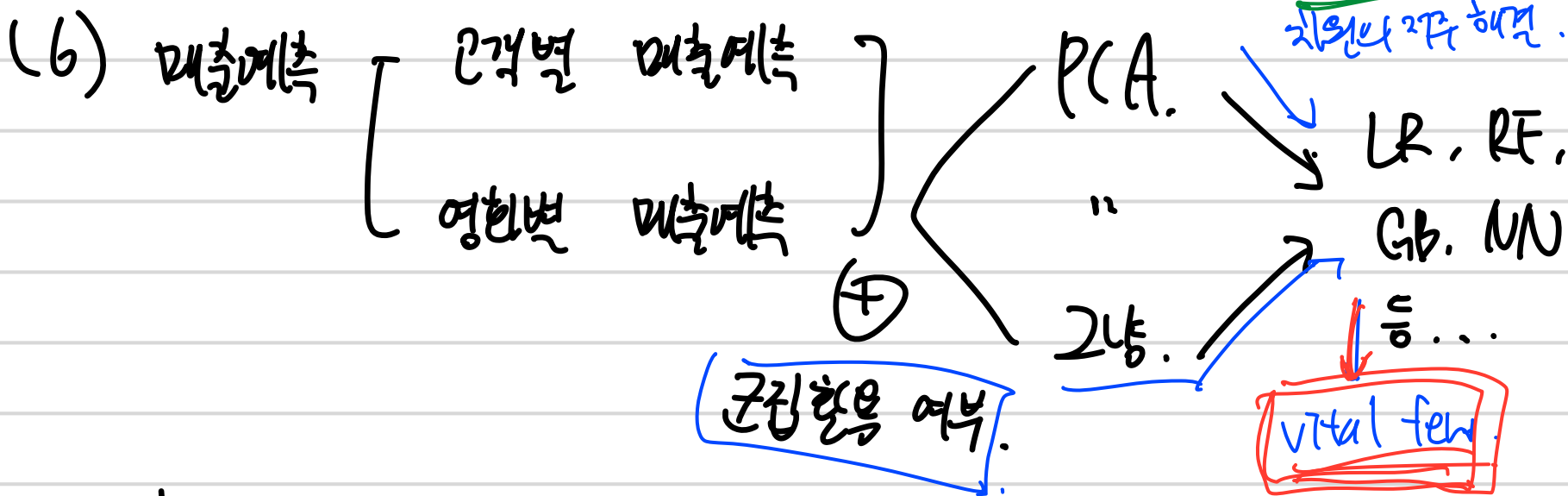
(2) meta data 특징을 via Sampling. Feature 추가.

(3) 주거래 텍스트 값장분석 Feature 추가.

(4) 피싱변수 생성.

## Modeling

(5) 군집분석 [ Customer .  
 meta . ] 각각 고객과 영한 특성의 다른 feature 가 될 .  
 (or 때론)



(7) 추천알고리즘

지금 class



(8) 연관분석

(9) 가격 탄력성 분석 & 매출 simulation

3-2. 분석결과.

- (1) EDA 결과
  - Customer 특징.
  - Demand 특징.
  - Inventory 특징
  - price 특징.
 주요 특징 위주로 도표작성
- (2) Scraping 결과 추가된 feature. meta obs. 2500 → 4600
- (3) 군집분석 결과 describe.
- (4) 패턴변화 생성기전. 2차원 분석 시 삭제 describe. → 3D?
- (5) 군집분석 결과 및 군집 개수 결정 근거. 군집 개수, silhouette 개수 도표.
- (6) 예측모델 관련 vital few 도표 /  $R^2$ , RMSE  
Residual plot, AIC, BIC
- (7) 추천알고리즘 분류 결과. Test score
  - confusion matrix
  - ROC & AUC
  - F1 score
  - LIFT
- (8) 연관분석 결과 도표 support, confidence, lift
- (9) 가격 탄력성. 도표  
예측 simul

# 4. 개선안 적용방안

## 1) 영화추천.

input

output

관객특성 + 다운로드 개수  $\Rightarrow$  Inventory 평가 군집  
+ 다운로드(= 이미본)영화기록.



해당 군집에 속하는 Inventory 내 영화 추천.

우선

(연관분석)

단, 이미본 영화 제외 ⊕ 본 영화 기반 diff 기 기량 높은  
영화기 군집에 있을 시 우선 추천.

Vital few  
중요한  
영화추천  
이  
대부분에 해당함.

같은 군집인 meta영화 특 후순위 추천.

ex) [output] : cluster 3.

cluster 3

ID INV

tt00	1
tt01	1
tt02	1
tt03	0
tt04	0
tt05	0
tt06	0
tt07	0
tt08	0

이미 본 영화 제외.

[연관분석]

antecast	consequents	support	선택	diff
tt00	-	~	-	-
tt01	-	-	-	-
tt02	tt01	-	-	1.4
tt02	tt00	-	-	1.1

1.4 > 1.1 이므로

tt00 보다 tt01 우선 추천.

최종추천

예상매출률.

[tt01, tt00, tt08, tt07, tt03, tt05]

## 2) 영화선별

Inventory에 없으면 예상매출 높은 영화

[tt01, tt00, tt08, tt01, tt03, tt05]

$$\frac{\left( \frac{\text{영화선별 연간 예상매출}}{\text{회원 수}} \right) \text{Return}}{\text{총회권 가격} \cdot \text{Investment}} = \boxed{\text{영화선별 ROI}}$$

순이익을 증진하여  
상업권부터 구입.

Issue

Low  $R^2$  : 예측의 분산이 너무 크다.

어떻게 해결?

→ 매출때문에 vital few

→ 회원을 많이 팔아야 하면  
평균이 수렴하겠지...

## 3) 추가 활용.

- 매출 높은 고객 특성 vital few 이용하여 마케팅.

④ 이탈하지 않는 고객 특성 타겟 마케팅.

⇒ 향후 고객 수 증이 지시.

이 고객 수 위치를 위한  
최소 유망고객 수  
시작.

#### 4) 시뮬레이션.

**시나리오 1** 고객 수 유지 + 적극적인 투자.  
Inventory NBR.

**시나리오 2** 고객 수 유지 + 소극적 투자.  
Inventory 한계 추이(대량 횡성)

**시나리오 3** 고객 수 유지 실패 + 적극적 투자

**시나리오 4** " + 소극적 투자

각각 가격정책 변환에 따른 예상 매출 제시.

소극적 투자 → BMI 전환 예정시. ⊕ 고객 유지 마케팅 예산 부족시  
각각 선택할 근거 제시.  
적극적 투자 → 현재 BMI 유지 시. ⊕ 고객 유지 마케팅 예산 충분할 시.

#### 5) 웹 후원 서비스 구현.

URL + 서비스 예시 screen shot



