Click Prediction

How to handle

- Time-series
- Large size categorical features



Contents

- Data exploration
- Data preprocess
- Modeling strategy 1: Spark sparse matrix
- Modeling strategy 2: PCA
- Modeling strategy 3: Categorical embedding

Modeling Goal

• 웹 기반 광고의 클릭 발생 데이터를 분석하여, 클릭 후 실제 구매 행위로 이어지는 확률 예측

click_timestamp : 광고 클릭 발생시간,

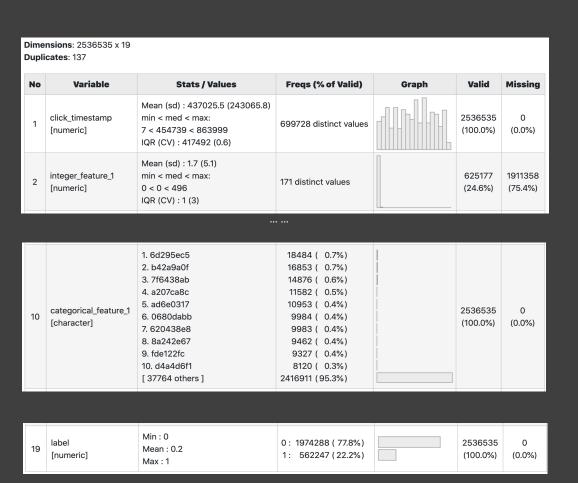
integer_feature_1~8: 정수형 속성 8개

categorical_feature_1~9: 범주형 속성 9개

label: 광고를 클릭한 유저가 구매행위를 수행했는지 여부 (binary)

Data Exploration

- R summarytools library
- 변수별 분포, min, max, median, average values 및 NA ratio 확인
- 8개의 정수형 변수, 9개의 범주형 변수 존재



Data Exploration

- 정수형 변수들은 최솟값 0 또는 -1에 치우친 분포를 지니며, strong outliers로 인한 longtail 구조
- 정수형 변수 1, 4, 6은 30% 이상 결측(NA)돼 있으며 2, 3, 5, 7, 8번은 2%미만 결측
- train.csv 기준 catogorical features는 변수 당 최대 37774개의 항목 보유
- 전체 2536535 레코드 중 137개가 중복
- Label ratio: 77.8%의 레코드가 0, 나머지 22.2%가 1
- Train, validation, test datasets의 click_timestamp는 정렬된 상태

Data preprocess

- 정수형 변수:
 - 결측 값은 평균이 아닌 중위 값으로 대체(strong outliers 때문)
- 범주형 변수:
 - NaN값을 문자열 'nan'으로 대체
 - 추후 훈련 데이터에 없는 항목이 나올 경우 Out of Vocabulary (OOV)처리
 - One-hot-encoding matrix 변환:한 변수당 최대 2,536,535 x 37,774 크기의 large matrix 발생

Modeling strategy

- 1. Spark sparse matrix를 이용해 차원축소 없이 모든 훈련데이터 사용
- 2. 주성분 분석(PCA)를 이용한 One-hot-encoding matrix 차원축소
- 3. 인공신경망의 Categorical embedding layer 이용

Modeling strategy1: Spark

- Google Cloud Platform(GCP)의 dataproc이용
- Master node 1, Worker nodes 2
- Pyspark OneHotEncoder & LogisticRegression library
- 희소 행렬을 이용해 차원 축소 없이 모델 훈련 가능
- Logistic regression accuracy: 0.7783
- Gradient-Boosted Trees & MultilayerPerceptronClassifier: out of memory (모델 훈련 실패)

- 훈련데이터의 일부(20%)를 표본 추출 한 뒤, PCA를 이용해 one-hot-encoding matrix 차원축소
- 항목별 주성분을 key-value pair로 매핑(python dictionary)
- 변환된 validation dataset의 크기는 4.6GB (PCA rank=50기준)
- Validation dataset 기준, 관측되지 않은 항목(OOV)의 비율은 1% 미만
- Logistic regression accuracy: 0.8235 -> better than the first approach

• Accuracy향상을 위해 추가적인 feature engineering 진행

• 시계열 데이터의 특성 활용 이전과 현재 행을 포함하여 10개 행의 평균/표준편차 click_timestamp integer feature 1 -0.158484 0 -1.7979440.220638 -1.7979402 -1.797907 -0.158484 3 -1.797898 -0.158484 이전과 현재 행을 포함하여 2개 행의 평균/표준편차 -1.797886-0.158484 4

• Feature engineering 이후 인공 신경망 훈련

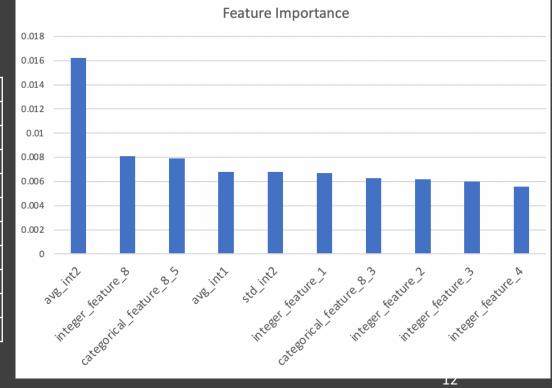
Integer features Engineered features PCA vectors 9 x 50 Dense layer (output dim: 128) Relu & dropout (0.7) Dense layer (output dim: 32) Relu & dropout (0.8) Last activation: Sigmoid accuracy: 0.8240

Modeling strategy2: Feature importance

• perturbance importance: input variable에 무작위로 노이즈를 더한 뒤, 평균적으로 결과값에

미치는 영향을 계산

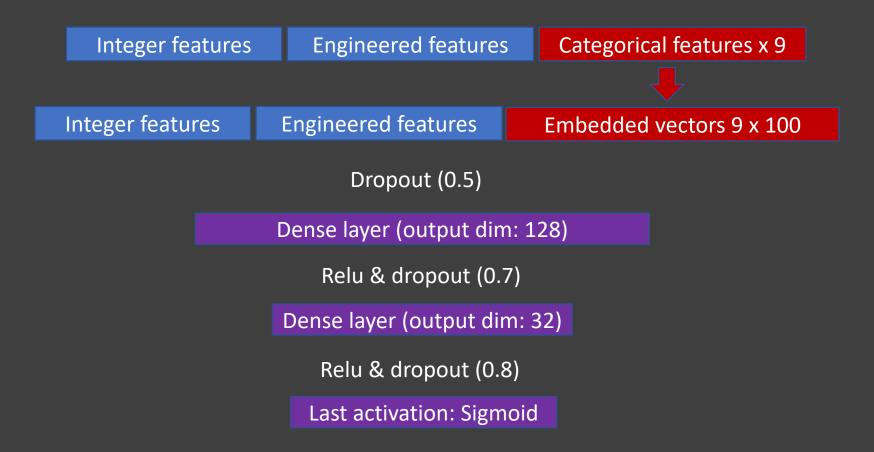
Feature name	Importance	Description
avg_int2	0.0162	정수형 변수2의 현재와 바로 직전 시점의 평균값
integer_feature_8	0.0081	정수형 변수8의 현재 값
categorical_feature_8_5	0.0079	범주형 변수8의 주성분1
avg_int1	0.0068	정수형 변수1의 현재와 바로 직전 시점의 평균값
std_int2	0.0068	정수형 변수2의 현재와 바로 직전 시점의 표준편차
integer_feature_1	0.0067	정수형 변수 1
categorical_feature_8_3	0.0063	범주형 변수8의 주성분3
integer_feature_2	0.0062	정수형 변수 2
integer_feature_3	0.006	정수형 변수 3
integer_feature_4	0.0056	정수형 변수4



- 문제점: 대용량 데이터
 - 메모리 제한으로 디스크에 변환된 데이터셋 저장 필요
 - test, validation 및 표본 추출된 20%의 Train datasets은 각각 4.6GB
 - 디스크 접근으로 인한 속도 저하

Modeling strategy3: categorical embedding

• 인공신경망에 임베딩 레이어 추가



Modeling strategy3: categorical embedding

• 추가적인 데이터 처리 불필요

• Accuracy: 0.8359

• 최종 모델

Conclusion

- Spark 이용시 차원 축소 없이 모델링이 가능하나, 기본 GCP dataproc 보다 더 큰 메모리 자원 필요
- 대형 임베딩 레이어가 없는 PCA기반 모델이 feature importance측정에 편리
- Categorical embedding 모델이 가장 높은 validation accuracy 기록: 0.8359
 - 메모리 및 디스크 또한 효율적으로 이용