BigQuery

프로젝트 및 데이터 세트 만들기

- 수업시간에 다룬 아래 링크로 들어가 Google Cloud Platform Project를 하나 생성합니다.
- 단, 이때 프로젝트 이름에 언더바(underscore, _)가 들어가면 안 됩니다!

https://console.cloud.google.com/bigguery v - 0 ⑤ SQL 작업공간 - BigQuery - Go: x + C a console.cloud.google.com/projectselector2/bigquery?supportedpurview=project 其 □ 日 日 日本 Q, 검색 제품, 리소스, 문서(/) 5 0 A I SQL 작업공간 BigQuery 프로젝트 만들기 이 페이지를 보려면 프로젝트를 선택하세요 Q SQL 작업공간 데이터 전송 예약된 쿼리 Analytics Hub 마이그레이션 SQL 변환 모니터링 BI Engine 歐 출시노트



Personal

Google

Account

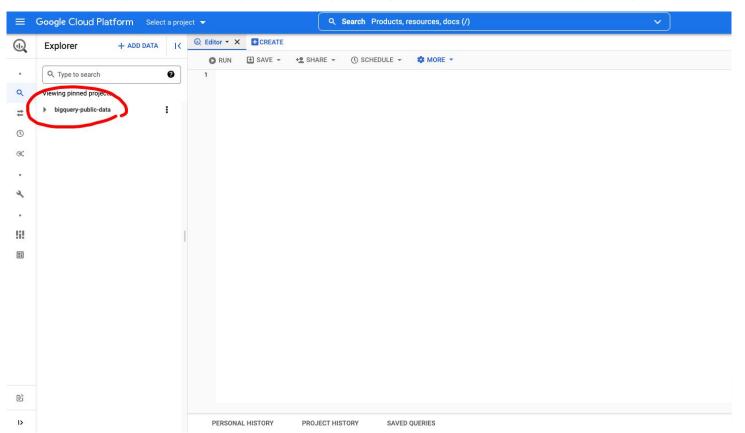
SNU

G Suite

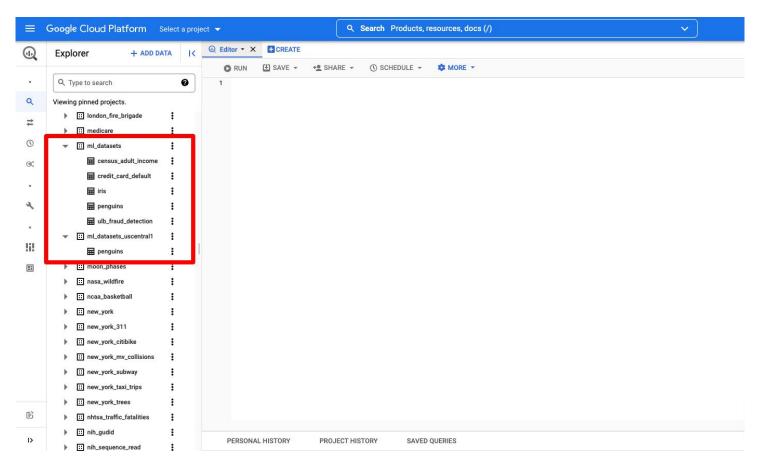
Account

• 그런 다음 아래 링크를 클릭하면 아래 이미지처럼 왼쪽 탭에 bigquery-public-data가 하나 생성됩니다.

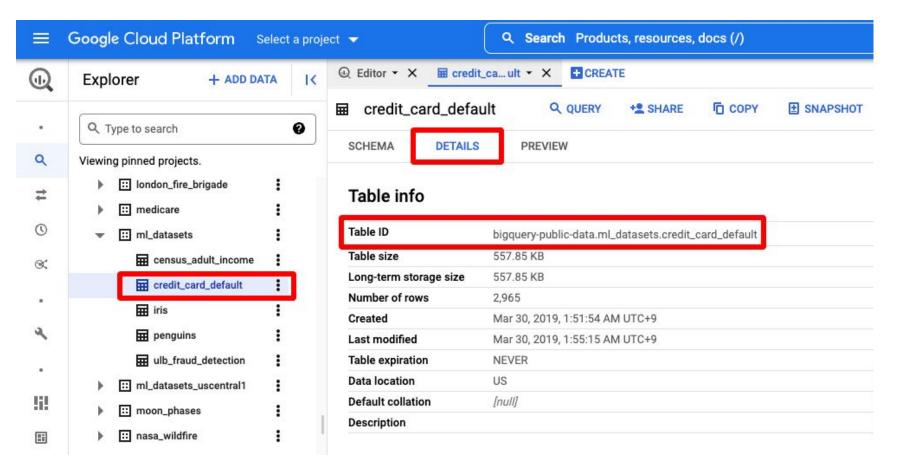
https://console.cloud.google.com/bigquery?project=bigquery-public-data&page=project



● 펼쳐서 사용할 데이터 하나를 골라줍니다 (웬만하면 ml-dataset 중 하나를 고르는게 편할 것 같습니다... 나머지는 전처리 고민이 많아 보여요)



● 데이터를 하나 골랐다면, 해당 데이터를 클릭한 뒤 DETAIL로 들어가 Table ID를 복사합니다.

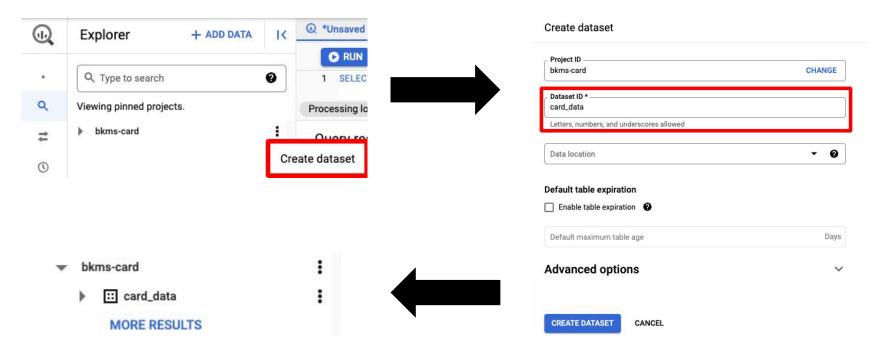


- 만들어둔 프로젝트로 돌아간 뒤, 데이터를 한 번 확인해봅니다.
- Query: SELECT * FROM `TABLE_ID`
 - 주의: 여기서 Table ID 주변 첨자는 "(따옴표)가 아니라 숫자 키 1 옆에 있는 `` (grave accent)
 - Mac의 경우 한글 입력상태에서는 _(option)과 동시에 눌러야 합니다.





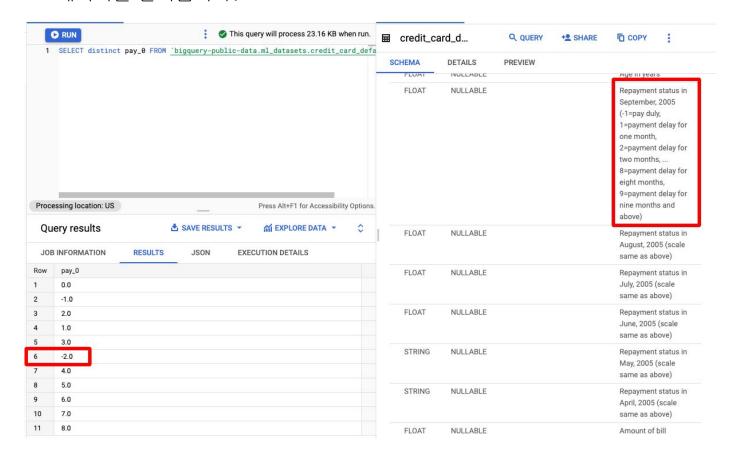
- 데이터 세트를 만들기 위해서는 프로젝트 옆 점 3개 버튼을 누르면 나오는 "Create dataset" 버튼을 눌러준 뒤, 나타나는 팝업창에 데이터 세트 아이디를 임의로 만들어서 입력해줍니다.
- 단데이터 세트 아이디에는 dash(-)는 안 되고 언더바(_)만 사용 가능!



학습 데이터 생성

- 무료계정(Sandbox)의 특성상 public dataset마저도 그대로 사용할 수 없기 때문에 학습 데이터를 만들기 위해서는 CREATE VIEW를 통해 VIEW를 만들어줘야 합니다.
- 단, VIEW를 만들 때 주의할 점은
 - 한 번 만들어진 VIEW는 수정이 불가능합니다. 따라서 VIEW를 만든 이후에 feature selection을 할 수 없고, 먼저 사용할 feature를 고른 다음 VIEW로 불러와야 합니다.
 - 몇 종류의 전처리는 VIEW를 만들 때 수행해주는 것이 좋습니다.
 - 날짜 형식에서 연도와 월 변수를 뽑는 경우 (2022.05.15 -> 2022, 5)
 - NULL value 제거
 - Training test prediction용 데이터를 직접 구분해주는 경우
 - 실행해본 결과 prediction용 데이터는 직접 구분해주는 것이 좋을 것 같습니다...
 안해주니까 전체 데이터를 대상으로 prediction하네요
 - 그런 의미에서 데이터 고를 때도 prediction 구분 기준을 만들 수 있는 데이터를 고르는 게 좋아 보입니다(ex. 데이터 고유 아이디가 부여되어 있다든지...)

• 데이터를 살펴봅시다.



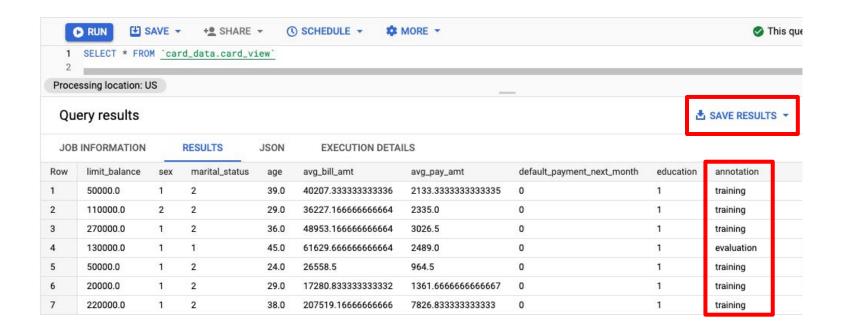
미리 걸러낼 수 있는 부분은 아예 걸러낸 다음에 VIEW로 만들어주는 것이 편할 것 같습니다...

pay_0 ~ pay_6은 범위를 벗어나는 값이 너무 많아 아예 배제!

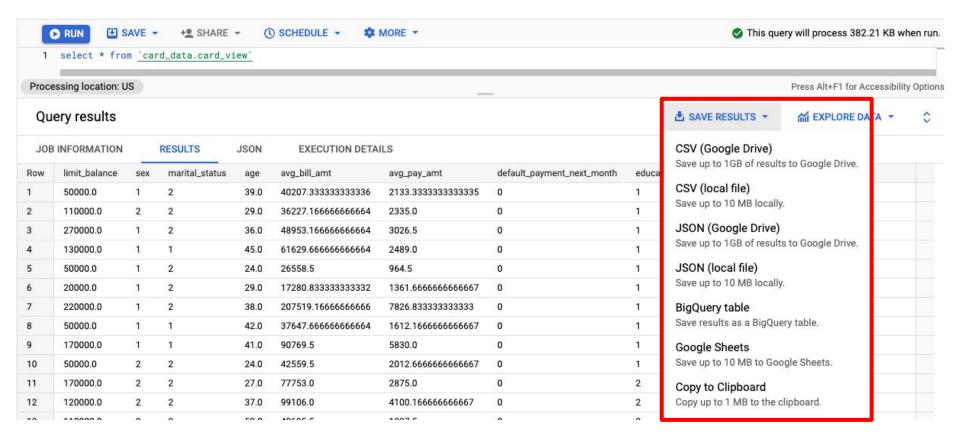
● VIEW 만들 수 있는 쿼리

```
CREATE OR REPLACE VIEW `card_data.card_view` AS
SELECT limit_balance, sex, marital_status, age,
(bill_amt_1+bill_amt_2+bill_amt_3+bill_amt_4+bill_amt_5+bill_amt_6)/6 AS
avg_bill_amt,
                                                                                          전처리
(pay_amt_1+pay_amt_2+pay_amt_3+pay_amt_4+pay_amt_5+pay_amt_6)/6 AS
avg_pay_amt,
default_payment_next_month,
CASE
WHEN education_level = '1' THEN '1'
WHEN education_level = '2' THEN '2'
WHEN education_level = '3' THEN '3'
FLSF '0'
END AS education,
CASE
WHEN MOD(CAST(id AS INTEGER), 10) < 7 THEN "training"
WHEN MOD(CAST(id AS INTEGER), 10) >= 7 AND MOD(CAST(id AS INTEGER), 10) <
                                                                                       Training / Validation / Test 구분
9 THEN "evaluation"
ELSE "prediction"
END AS annotation
FROM `bigquery-public-data.ml_datasets.credit_card_default`
                                                                             NULL Value 제거
WHERE marital_status > '0' and education_level > '0'
```

● 만들어진 VIEW 확인



• CSV file로 저장 및 확인 가능!



데이터 전처리 및 모델 생성

- 기본적으로 모델 생성과 동시에 전처리를 지정할 수 있습니다.
 - (개인적으로 전처리는 label encoding, 더미변수화와 표준화 정도만 해주면 충분할 것 같습니다.)
- 전처리에는 크게 2가지!
 - 모델을 생성할 때 수동 전처리하는 방법
 - SQL 구문을 활용한 전처리 (주로 더미변수화)
 - BigQuery에서 직접 제공하는 사전처리 함수를 사용한 전처리 (주로 표준화)

 https://cloud.google.com/bigquery-ml/docs/reference/standard-sql/bigqueryml-preprocessing-functions
 - TRANSFORM 명령어를 사용한 자동 전처리
- 주의할점
 - TRANSFORM을 사용하는 경우, TRANSFORM에 명시한 Feature만 모델에 포함되는 것 같습니다.
 - 모델 생성 후 SCHEMA를 통해서 확인할 수 있음
 - 이 말인즉슨 TRANSFORM을 사용하면 전처리가 필요 없는 값도 자동으로 전처리를 해줘야 하는 문제 발생
 - TRANSFORM을 사용할 경우, target variable이 반드시 TRANSFORM 안에 포함되어야 합니다!

모델 생성시 SQL을 통한 수동 전처리 전체 쿼리

WHERE annotation = "training"

```
CREATE OR REPLACE MODEL `card data.card model manual2`
OPTIONS (
model_type = "LOGISTIC_REG",
auto_class_weights=TRUE,
data_split_method="NO_SPLIT",
                                                       Target에도 전처리를 해주었다면, 전처리 후
input_label_cols=["is_default"
                                                       생성해준 column 이름을 Target에 넣어주어야함!
) AS
SELECT
IF (sex = '1', 1, 0) AS is_male,
IF (marital_status = '1', 1, 0) AS is_married,
IF (marital_status = '2', 1, 0) AS is_single,
IF (education = '1', 1, 0) AS is_graduate,
                                                                 One-hot Encoding SQL query
IF (education = '2', 1, 0) AS is_univ,
IF (education = '3', 1, 0) AS is_high,
IF (default_payment_next_month = '1', 1, 0) AS is_default,
ML.STANDARD_SCALER(limit_balance) OVER() as std_balance,
ML.STANDARD_SCALER(age) OVER() as std_age,
                                                                 표준화 using 사전처리 함수
ML.STANDARD_SCALER(avg_bill_amt) OVER() as std_bill,
ML.STANDARD_SCALER(avg_pay_amt) OVER() as std_pay
FROM `card_data.card_view`
```

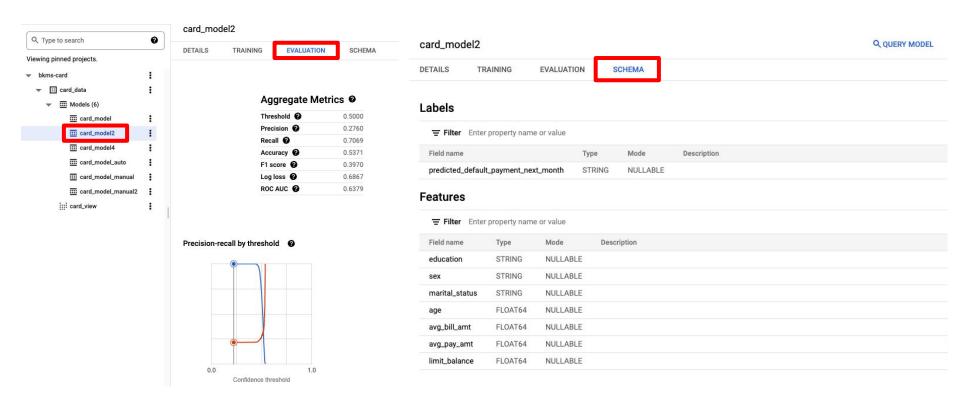
- TRANSFORM을 통한 자동 전처리
 - 그냥 변수만 집어넣으면 알아서 아래와 같이 해준다고 합니다.

| Feature Type | TRANSFORM 변환 내역 | 비고 |
|---|--------------------|--|
| 숫자형 (INT64, NUMERIC, BIGNUMERIC, FLOAT64) | Standardization | 변수에서 평균을 빼고 표준편차로 나누는 작업 |
| BOOLEAN, STRING, BYTES, DATE, DATETIME, TIME | One-hot Encoding | 한 Feature에 K개의 서로 다른 값이 있다면 K-1개의 변수가 새로 생성 |
| ARRAY | Multi-hot Encoding | 마 청 & 전 사 처럼 N 개의 feature를 개짜리의 bit로 |

● TRANSFORM을 통한 자동 전처리 전체 쿼리



• 결과 비교



- 결과 비교
- Score Table
- 자동 전처리

● 수동 전처리

Aggregate Metrics @

| Threshold ② | 0.5000 |
|-------------|--------|
| Precision 2 | 0.2760 |
| Recall 2 | 0.7069 |
| Accuracy 2 | 0.5371 |
| F1 score 2 | 0.3970 |
| Log loss 🔞 | 0.6867 |
| ROC AUC @ | 0.6379 |

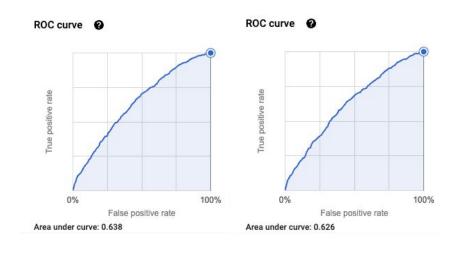
Aggregate Metrics @

| Threshold 2 | 0.5000 |
|-------------|--------|
| Precision 2 | 0.2727 |
| Recall ② | 0.6846 |
| Accuracy 2 | 0.5386 |
| F1 score 🔞 | 0.3901 |
| Log loss 🛭 | 0.6869 |
| ROC AUC @ | 0.6261 |
| | |

ROC Curve

• 자동 전처리

• 수동 전처리



모델 options 설정

- 어떤 모델을 사용할지, Training-validation을 어떤 비율로 분할할지, hyper-parameter는 어떻게 할지를 모두 결정
 - OPTIONS()라는 명령 안에 넣어서 처리
- 모델 설정
 - o model_type="사용할_모델_이름"의 형식으로 지정하며, 사용할 수 있는 모델에는 다음이 있습니다. (하이라이트된 부분은 hyper-parameter tuning 가능 모델)
 - Regression:
 - LINEAR_REG, BOOSTED_TREE_REGRESSOR, DNN_REGRESSOR,
 DNN_LINEAR_COMBINED_REGRESSOR, AUTOML REGRESSOR,
 - Classification:
 - LOGISTIC_REG, BOOSTED_TREE_CLASSIFIER, DNN_CLASSIFIER, DNN_LINEAR_COMBINED_CLASSIFIER, AUTOML CLASSIFIER
 - Others
 - KMEANS, MATRIX_FACTORIZATION, TENSORFLOW, PCA, ARIMA, AUTOENCODER
 - 참고로, 여기서 사용하는 boosting 방법은 XGBoost를 따른다고 합니다.

Data-split method

- Training-Validation 비율 나누는 방법을 정하는 argument
- 주로 "DATA_SPLIT_METHOD"와 "DATA_SPLIT_EVAL_FRACTION"를 사용합니다.
- DATA_SPLIT_METHOD의 값으로는 'AUTO_SPLIT', 'RANDOM', 'CUSTOM', 'SEQ', 'NO_SPLIT'를 사용하며
 - 이중 AUTO_SPLIT, RANDOM, NO_SPLIT을 제일 많이 사용할 것 (같습니다...)
 - AUTO_SPLIT
 - 데이터가 500개보다 적은 경우 전체를 학습에 사용
 - 데이터가 500 ~ 50000개인 경우 데이터의 20%를 validation set으로 사용
 - 50000개보다 많은 경우 10000개를 validation set으로 사용

RANDOM

- Scikit-learn train_test_split의 shuffle과 비슷하게 데이터를 랜덤으로 추출
- 이 경우 DATA_SPLIT_EVAL_FRACTION에 몇 %를 validation으로 사용할지 지정해야 합니다.
- NO_SPLIT
 - 이미 validation set으로 사용할 데이터까지 지정해둔 경우에 사용합니다.

Model Evaluation & Prediction

Evaluation

기본적인 쿼리의 형태는 아래와 같습니다.

- 이때, TRANSFORM을 통해 전처리를 해준 경우, 여기서 다시 TRANSFORM을 사용하지 않아도 됩니다.
 - 원칙적으로는 TRANSFORM 속에 있던 column들은 모두 SELECT query에 포함해주어야 한다고 하지만, 포함하든 포함하지 않든 결과는 동일한 것 같습니다.
- 한편, 수동으로 전처리를 한 경우 전처리에 사용한 query를 그대로 모두 옮겨 적어주어야 합니다.
 - 실제 dataset의 column과 전처리 도중에 새로 생겨난 column이 서로 달라지는 문제가 발생하기 때문
- 다만 자동 전처리의 경우 Evaluation과 Prediction을 할 때마다 전처리를 수행하기 때문에, 수동 전처리의 경우보다 시간이 더 오래 걸릴 수는 있습니다.

• 자동 전처리 사용했을 때의 쿼리

수동 전처리 사용했을 때의 쿼리

```
SELECT * FROM
ML.EVALUATE(MODEL `card_data.card_model_manual`,
   SELECT
   IF (sex = '1', 1, 0) AS is_male,
   IF (marital_status = '1', 1, 0) AS is_married,
   IF (marital_status = '2', 1, 0) AS is_single,
   IF (education = '1', 1, 0) AS is_graduate,
   IF (education = '2', 1, 0) AS is_univ,
   IF (education = '3', 1, 0) AS is_high,
   IF (default_payment_next_month = '1', 1, 0) AS is_default,
   ML.STANDARD_SCALER(limit_balance) OVER() as std_balance,
   ML.STANDARD_SCALER(age) OVER() as std_age,
   ML.STANDARD_SCALER(avg_bill_amt) OVER() as std_bill,
   ML.STANDARD_SCALER(avg_pay_amt) OVER() as std_pay
   FROM `card_data.card_view`
   WHFRE annotation="evaluation"
```

• 자동 전처리 사용했을 때의 Validation 결과

Query results **≛** SAVE RESULTS ▼ **JSON** JOB INFORMATION RESULTS **EXECUTION DETAILS** log_loss Row precision recall f1_score roc_auc accuracy 0.73913043478260865 0.26315789473684209 0.53146853146853146 0.38812785388127852 0.6878599702258581 0.64870429570429566

• 수동 전처리 사용했을 때의 Validation 결과

| Query results | | | | | | | |
|---------------|--------------------|-------------------------------------|------|--------------------------|---------------------|---------------------|---------|
| JOB | INFORMATION | RESULTS | JSON | EXECUTION DETAILS | | | |
| Row | precision | recall | | accuracy | f1_score | log_loss | roc_auc |
| 1 | 0.2523364485981308 | 233644859813081 0.70434782608695656 | | 0.52097902097902093 0.37 | 0.37155963302752293 | 0.63549550449550452 | |

Prediction

• 자동 전처리 사용했을 때의 쿼리

```
SELECT * FROM
ML.PREDICT(MODEL `card_data.card_model2`,
(
    SELECT *
    FROM `card_data.card_view`
    WHERE annotation="prediction"
)
)
```

• 수동 전처리 사용했을 때의 쿼리

```
SELECT * FROM
ML.PREDICT(MODEL `card_data.card_model_manual`,
 SELECT
 IF (sex = '1', 1, 0) AS is_male,
 IF (marital_status = '1', 1, 0) AS is_married,
 IF (marital_status = '2', 1, 0) AS is_single,
 IF (education = '1', 1, 0) AS is_graduate,
 IF (education = '2', 1, 0) AS is_univ,
 IF (education = '3', 1, 0) AS is_high,
 IF (default_payment_next_month = '1', 1, 0) AS is_default,
 ML.STANDARD_SCALER(limit_balance) OVER() as std_balance,
 ML.STANDARD_SCALER(age) OVER() as std_age,
 ML.STANDARD_SCALER(avg_bill_amt) OVER() as std_bill,
 ML.STANDARD_SCALER(avg_pay_amt) OVER() as std_pay
 FROM `card data.card view`
 WHERE annotation="prediction"
```

- Prediction
- 자동 전처리 사용했을 때의 결과

Query results

| JOE | INFORMATION | RESULTS | JSON | EXECUTION DETAILS | |
|-----|---|------------------|--|--|--|
| Row | predicted_default_pa | yment_next_month | ≎ pred | dicted_default_payment_next_month_probs | |
| 1 | 1 • [{ "label": "1", "prob": "0.51157269938864525" }, { "label": "0", "prob": "0.488- | | | bel": "1", "prob": "0.51157269938864525" }, { "label": "0", "prob": "0.48842730061135475" }] | |
| 2 | 0 | | [{ "label": "1", "prob": "0.497601823353766" }, { "label": "0", "prob": "0.502398176646234" }] | | |
| 3 | 0 | | ▼ [{ *la | bel": "1", "prob": "0.49201102678921171" }, { "label": "0", "prob": "0.50798897321078829" }] | |
| 4 | 0 | | ▼ [{ *la | bel": "1", "prob": "0.4825089987874272" }, { "label": "0", "prob": "0.51749100121257285" }] | |
| 5 | 1 | | ▼ [{ *la | bel": "1", "prob": "0.505870782333104" }, { "label": "0", "prob": "0.494129217666896" }] | |

• 수동 전처리 사용했을 때의 쿼리

Query results

| JOB | INFORMATION | RESULTS | JSON | EXECUTION DETAILS |
|-----|----------------------|---------------|-------------------|---|
| Row | predicted_is_default | ≎ predicted | d_is_default_pr | obs |
| 1 | 1 | ▼ [{ "label": | "1", "prob": "0.5 | 3584485029369855"), { "label": "0", "prob": "0.46415514970630145" }] |
| 2 | 1 | ▼ [{ "label": | "1", "prob": "0.5 | 0576087811048931"), { "label": "0", "prob": "0.49423912188951069" }] |
| 3 | 1 | ▼ [{ "label": | "1", "prob": "0.5 | 3123538712964058"), { "label": "0", "prob": "0.46876461287035942" }] |
| 4 | 1 | ▼ [{ "label": | "1", "prob": "0.5 | 32785386955933" }, { "label": "0", "prob": "0.467214613044067" }] |
| 5 | 0 | ▼ [{ "label": | "1", "prob": "0.4 | 9601932818982442" }, { "label": "0", "prob": "0.50398067181017558" }] |

(Optional) Hyper-parameter tuning

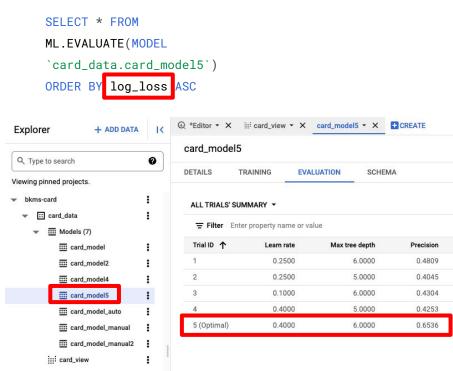
○ 역시 OPTIONS()에 계속해서 추가해줌으로써 수행할 수 있고, 들어갈 수 있는 argument로는 다음이

| 있다. Parameter | 의미 | 가능한 값들 | 예시 및 기타 |
|--|----------------------------|---|---|
| NUM_TRIALS | Tuning에 사용할 모델의 최대 개수 | 정수형, 1 ~ 100 | |
| MAX_PARALLEL_TRIALS | Tuning에서 동시에 돌아갈 모델의 개수 | 정수형, 1 ~ 5 | |
| HPARAM_TUNING_ALGO RITHM | Tuning 알고리즘 | 'VIZIER_DEFAULT', 'RANDOM_SEARCH', 'GRID_SEARCH' 중 1 | VIZIER_DEFAULT가 default & recommended |
| 조정 및 실험해 hyperparameter hyperparameter 후보들 | | HPARAM_RANGE(min, max), HPARAM_CANDIDATES([c andidates]) 중 1 | ex. boosting의 경우 MAX_TREE_DEPTH=HP ARAM_RANGE(3, 6) |
| HPARAM_TUNING_OBJE CTIVES | Tuning 모델 평가에 사용할 지표 | STRING | "roc_auc", "mean_squared_error" |

https://cloud.google.com/bigquery-ml/docs/reference/standard-sql/bigqueryml-hyperparameter-tuning

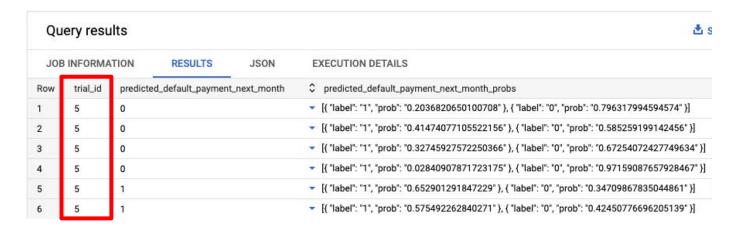
- (Optional) Hyper-parameter tuning (continued)
 - 전체 쿼리 및 best model 확인
 - https://medium.com/google-cloud/hyperparameter-tuning-directly-within-bigquery-ml-a0affb0991ae

```
CREATE OR REPLACE MODEL `card data.card model5`
TRANSFORM(
sex, marital_status, education,
default_payment_next_month,
limit_balance, age, avg_bill_amt, avg_pay_amt
OPTIONS (
model_type = "BOOSTED_TREE_CLASSIFIER",
num_trials = 5.
max_tree_depth=hparam_range(3, 6),
learn_rate=hparam_candidates([0, 0.1, 0.25, 0.4]),
auto_class_weights=TRUE.
data_split_method="NO_SPLIT",
input_label_cols=["default_payment_next_month"]
) AS
SELECT
* EXCEPT(annotation)
FROM `card_data.card_view`
WHERE annotation = "training"
```



- (Optional) Hyper-parameter tuning (continued)
 - Prediction의 경우 자동으로 best model을 사용해서 prediction함

```
SELECT * FROM
ML.PREDICT(MODEL `card_data.card_model5`, (
    SELECT * FROM `card_data.card_view`
    WHERE annotation="prediction"
)
)
```



- 느낀점
 - 왜 쓰지...
 - 데이터 찾는 게 은근히 까다롭다...
 - 데이터 찾는 팁(?)
 - 텍스트 적고 숫자 많은 데이터
 - Row 수가 꽤 많은 데이터 (최소 3000개 이상)
 - ID 등 뭔가 임의의 식별자가 포함된 데이터 → Training Validation Prediction 나누기 쉬움
 - 검색해보면서 훑어본 거지만 뭔가 trip에 관련된 데이터나 cms_medicare 안에 들어 있는데이터가 해볼 만해 보였습니다...