Nama : Vina

Jurusan : Ekonomi Pembangunan

Asal Kampus: Universitas Sriwijaya

Program : Accelerated Machine Learning

#### CREDIT SCORING IN BANKING

Credit scoring adalah sistem yang digunakan oleh pihak bank untuk menentukan apakah nasabah layak untuk diberikan pinjaman atau tidak. Dalam menentukan credit scoring, data profil nasabah sangat diperlukan. Semakin lengkap dan tepat data nasabah yang tersedia, maka semakin akurat credit scoringnya. Di era serba digital ini membuat nasabah memiliki banyak kemudahan dalam meminjam uang sehingga diperlukan machine learning untuk mengolah data profil nasabah dengan efisien. Hal ini bertujuan agar dapat bersaing dengan bank lainnya, tetapi tetap mendapatkan peminjam yang memiliki tingkat credit scoring yang tinggi. Melalui machine learning ini memudahkan pihak bank untuk mengetahui mana saja nasabah-nasabah yang layak untuk diberi pinjaman.

Dalam credit scoring, terdapat empat tahapan. Pada tahapan pertama adalah dataset. Dataset merupakan kumpulan data. Pada *credit scoring in banking*, dataset yang akan digunakan adalah data credit card profil yang diperoleh dari *credit card approval prediction* dari kaggle.

SEANNY - UPDATED 2 YEARS AGO

A 538 New Notebook

Description

A Credit Card Approval Prediction

A Credit Card Dataset for Machine Learning

Data Code (117) Discussion (12) Metadata

About Dataset

A Credit Card Dataset for Machine Learning!

License

CCC: Public Domain

Gambar 1. Credit Card Approval Prediction

Sumber: kaggle

Adapun variabel yang digunakan meliputi jenis kelamin, pendapatan tahunan, jumlah anak jika sudah berkeluarga, tingkat pendidikan, ataupun status pernikahan. Dari tahapan ini akan dilanjutkan dengan memprediksi apakah nasabah tersebut merupakan nasabah layak atau tidak untuk diberikan pinjaman.

Setelah dataset, tahapan kedua adalah cleaning data. Cleaning data adalah prosedur untuk memastikan apakah data tersebut benar dan konsisten dalam dataset. Ada empat tahapan dalam cleaning data, yaitu:

1. Cek Missing value.

Gambar 2. Kode Data Profil Nasabah

FLAG_OWN_REALTY	FLAG_OWN_CAR	CODE_GENDER	ID	#>
6	0	0	0	#>
NAME_EDUCATION_TYPE	NAME_INCOME_TYPE	AMT_INCOME_TOTAL	CNT_CHILDREN	#>
(	0	0	0	#>
DAYS_EMPLOYED	DAYS_BIRTH	NAME_HOUSING_TYPE	NAME_FAMILY_STATUS	#>
6	0	0	0	#>
FLAG_EMAIL	FLAG_PHONE	FLAG_WORK_PHONE	FLAG_MOBIL	#>
0	0	0	0	#>
		CNT_FAM_MEMBERS	OCCUPATION_TYPE	#>
		0	134203	#>

Sumber: Algoritma Show

Gambar 3. Missing Value

```
data_clean <- credit %4

left_join(application) %4

select(-c(OCCUPATION_TYPE, DAYS_BIRTH, DAYS_ENPLOYED)) %4

na.omit() %4

select(-ID) %4

filter(STATUS != "X") %4

mutate(STATUS = as.factor(ifelse(STATUS == "C", "good credit", "bad credit"))) %4

mutate_at(.vars = c("FLAG_MONEX_PHONE",

"FLAG_EMAIL"), as.factor) %4

mutate_if(is.character, as.factor) %4

data_frame()
```

Sumber: Algoritma Show

Cek *missing value* digunakan untuk mengetahui apakah data sudah lengkap atau ada data yang hilang. Ada dua cara dalam mengatasi *missing value*, yaitu (1) *take out variabel* atau membuang variabel-variabel yang memiliki jumlah *missing value* yang sangat besar (lebih dari 50%) dari total observasi dan (2) *complete case* adalah membuang baris-baris yang memiliki *missing value* karena jumlah observasi tidak terlalu banyak.

## 2. Menyesuaikan tipe data.

Untuk data-data yang kategorik yang sebelumnya memiliki tipe data karakter akan diubah menjadi tipe faktor.

Gambar 4. Menyesuaikan Tipe Data

Sumber: Algoritma Show

# 3. Exploratory data.

Gambar 5. Exploratory Data

```
data_clean %>% inspect_cat() %>% show_plot()
data_clean %>% inspect_num() %>% show_plot()
```

Sumber: Algoritma Show

STATUS

Pada tahap ini akan dilakukan visualisasi data kategorik maupun data numerik.

CODE\_GENDER M FLAG\_EMAIL 1 FLAG\_MOBIL FLAG\_OWN\_CAR Y FLAG\_OWN\_REALTY N FLAG\_PHONE FLAG\_WORK\_PHONE Secondary / secondary special NAME\_EDUCATION\_TYPE Higher education NAME\_FAMILY\_STATUS NAME\_HOUSING\_TYPE Pensioner NAME\_INCOME\_TYPE

bad credit

Gambar 6. Visualisasi Data

## Sumber: Algoritma Show

Dari visualisasi data dapat dilihat bahwa status dari nasabah tersebut seimbang.

#### 4. Cross-validation.

Gambar 7. Cross-Validation

```
set.seed(100)
index <- initial_split(data = data_clean, prop = 0.8, strata = "STATUS")
train <- training(index)
test <- testing(index)</pre>
```

Sumber: Algoritma Show

Pada tahap cross-validation dibagi menjadi dua bagian yang meliputi data *train* dan data teks. Dari 80% data akan digunakan data train untuk modelling dan 20% data akan dijadikan data tes sebagai evaluasi.

Setelah cleaning data, tahapan ketiga adalah modelling. Saat melakukan tahapan modelling dapat membandingkan beberapa model yang bisa digunakan seperti model random forest dan XGBoost. Random forest merupakan algoritma ensemble learning yang dibangun dari pohon keputusan menggunakan data bootstrap dan secara acak memilih subset variabel di setiap pohon keputusan. Kemudian, XGBoost merupakan algoritma yang powerful.

**Gambar 8. Model Random Forest** 

Sumber: Algoritma Show

Gambar 8. Model XGBoost

```
params <- list(booster = "gbtree",
               objective = "binary:logistic",
               eta=0.7,
               gamma=10,
               max_depth=10,
               min_child_weight=3,
               subsample=1,
               colsample bytree=0.5)
xgbcv <- xgb.cv( params = params,
                 data = dtrain,
                 nrounds = 1000,
                 showsd = T.
                 nfold = 10,
                 stratified = T,
                 print_every_n = 50,
                 early_stopping_rounds = 20,
                 maximize = F)
```

Sumber: Algoritma Show

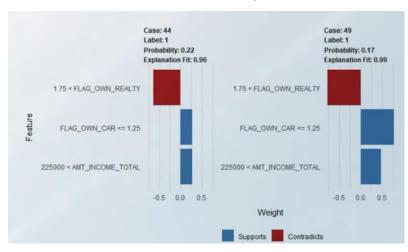
Setelah diimplementasikan, tahapan selanjutnya adalah membandingkan hasil dari kedua model tersebut. Model yang mana yang memiliki performance yang paling tinggi. Selanjutnya adalah tahap evaluasi model. Tahap evaluasi model adalah membandingkan matriks evaluasi dari model XGBoost dan Random forest. Dari kedua model tersebut, model XGBoost memiliki nilai yang lebih besar dibandingkan model random forest. Dari hasil model XGBoost dapat memperoleh informasi mengenai mana saja variabel-variabel yang paling berpengaruh dan paling penting di model tersebut.



Gambar 9. Variabel-Variabel Penting Dalam Credit Scoring

Sumber: Algoritma Show

Pada gambar di atas terdapat 10 variabel yang paling penting apakah nasabah tersebut layak atau tidak layak. Variabel *annual income* atau total income nasabah menjadi variabel yang paling tinggi. Ini artinya variabel pendapatan menjadi paling penting untuk diprediksi, apakah nasabah layak atau tidak untuk diberikan pinjaman. Pada posisi kedua terdapat variabel *month balance*.



Gambar 10. Probabilitas Kelayakan Nasabah

Sumber: Algoritma Show

Melalui model ini diharapan pihak bank dapat menggunakan model tersebut untuk mengetahui berapa probabilitas nasabah tersebut layak atau tidak diberikan pinjaman.

## Lampiran

Link Gthub: Vinahasan.github.io

#### **Daftar Pustaka**

Ajeng. Credit Scoring. Youtube, diunggah oleh Algoritma Show 12 Juli 2021, https://youtu.be/L7564DMRcdY.