Process Analytical Data

Roni Yunis

9/06/2023

Pengantar

Dalam pembahasan kali ini, kita akan membahas secara umum proses analitikal data. Tujuan dari analitika data adalah untuk mendapatkan informasi dari data sehingga dapat membuat keputusan binis yang tepat. Dalam proses analitikal data ada beberapa tahapan yang harus dilalui yaitu:

1. Memahami masalah bisnis
2. Mengumpulkan data dan mengintegrasikan data
3. Pra Proses data
4. Ekplorasi dan visualisasi data
5. Menentukan teknik pemodelan atau algoritma yang tepat
6. Evaluasi model
7. Laporkan hasilnya kepada pihak manajemen
8. Kembangkan model

Dari 8 tahapan tersebut, tahapan yang sangat penting dan berpengaruh pada hasil pengembangan model keputusan adalah tahap **Exploratory Data Analysis (EDA)**. EDA adalah proses ekplorasi data yang bertujuan untuk memahami isi dan komponen penyusun data. Biasanya EDA dilakukan dengan beberapa cara; *analisis deskriptif dengan satu variabel*, *analisis relasi dengan dua variabel*, dan *analisis dengan menggunakan lebih dari atau sama dengan tiga variabel.*

Contoh Implementasi Proses Analitikal Data

Berikut akan diuraikan bagaimana proses analitikal data berdasarkan tahapan-tahapan sebelumnya pada sebuah dataset `online retail`. Dalam contoh ini dianggap bahwa tahapan 1-3 sudah dilakukan dengan lengkap.

Load Packages

Untuk mendukung klasifikasi yang akan dilakukan, maka ada beberapa packages/library yang diperlukan.

```r
# Package untuk manipulasi data
library(dplyr)
```

```
##
## Attaching package: 'dplyr'

## The following objects are masked from 'package:stats':
##
##     filter, lag

## The following objects are masked from 'package:base':
##
##     intersect, setdiff, setequal, union
```

```r
# Package untuk visualisasi data
library (ggplot2)
# package untuk praktisi/membagi data
library(caret)
```

```
## Loading required package: lattice
```

```r
# package untuk klasifikasi
library(randomForest)
```

```
## randomForest 4.7-1.1

## Type rfNews() to see new features/changes/bug fixes.

##
## Attaching package: 'randomForest'

## The following object is masked from 'package:ggplot2':
##
##     margin

## The following object is masked from 'package:dplyr':
##
##     combine
```

```r
# package untuk mengukur perfomansi model klasifikasi
library(e1071)
# package untuk menguji kehandalan dari model prediksi
library(ROCit)
# package untuk decision tree
library(rpart)
# pakage untuk memodelkan pohon keputusan
library(rpart.plot)
```

Ekplorasi Data Analisis

Dalam EDA, secara sederhana ada 4 aktivitas yang akan dilakukan, yaitu: menyiapkan data, membersihkan data, Ekplorasi data, dan visualisasi data. Sebelum kita memulai 4 tahapan tersebut, ada beberapa library yang kita perlukan, yaitu `dplyr`, `lubridate` dan `ggplot2`

Data Preparation

Import data dan melihat struktur data

```
credit <- read.csv("data/credit.csv")
glimpse(credit)
```

```
## Rows: 1,000
## Columns: 21
## $ checking_balance     <chr> "< 0 DM", "1 - 200 DM", "unknown", "< 0 DM", "< 0~
## $ months_loan_duration <int> 6, 48, 12, 42, 24, 36, 24, 36, 12, 30, 12, 48, 12~
## $ credit_history       <chr> "critical", "repaid", "critical", "repaid", "dela~
## $ purpose              <chr> "radio/tv", "radio/tv", "education", "furniture",~
## $ amount               <int> 1169, 5951, 2096, 7882, 4870, 9055, 2835, 6948, 3~
## $ savings_balance      <chr> "unknown", "< 100 DM", "< 100 DM", "< 100 DM", "<~
## $ employment_length    <chr> "> 7 yrs", "1 - 4 yrs", "4 - 7 yrs", "4 - 7 yrs",~
## $ installment_rate     <int> 4, 2, 2, 2, 3, 2, 3, 2, 2, 4, 3, 3, 1, 4, 2, 4, 4~
## $ personal_status      <chr> "single male", "female", "single male", "single m~
## $ other_debtors        <chr> "none", "none", "none", "guarantor", "none", "non~
## $ residence_history    <int> 4, 2, 3, 4, 4, 4, 4, 2, 4, 2, 1, 4, 1, 4, 4, 2, 4~
## $ property             <chr> "real estate", "real estate", "real estate", "bui~
## $ age                  <int> 67, 22, 49, 45, 53, 35, 53, 35, 61, 28, 25, 24, 2~
## $ installment_plan     <chr> "none", "none", "none", "none", "none", "none", "~
## $ housing              <chr> "own", "own", "own", "for free", "for free", "for~
## $ existing_credits     <int> 2, 1, 1, 1, 2, 1, 1, 1, 1, 2, 1, 1, 1, 2, 1, 1, 2~
## $ default              <int> 1, 2, 1, 1, 2, 1, 1, 1, 1, 2, 2, 2, 1, 2, 1, 2, 1~
## $ dependents           <int> 1, 1, 2, 2, 2, 2, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1~
## $ telephone            <chr> "yes", "none", "none", "none", "none", "yes", "no~
## $ foreign_worker       <chr> "yes", "yes", "yes", "yes", "yes", "yes", "yes", ~
## $ job                  <chr> "skilled employee", "skilled employee", "unskille~
```

Melihat ringkasan dari data

```
summary(credit)
```

```
##  checking_balance   months_loan_duration credit_history       purpose
##  Length:1000        Min.   : 4.0         Length:1000        Length:1000
##  Class :character   1st Qu.:12.0         Class :character   Class :character
##  Mode  :character   Median :18.0         Mode  :character   Mode  :character
##                     Mean   :20.9
##                     3rd Qu.:24.0
##                     Max.   :72.0
##      amount      savings_balance    employment_length  installment_rate
##  Min.   :  250   Length:1000        Length:1000        Min.   :1.000
##  1st Qu.: 1366   Class :character   Class :character   1st Qu.:2.000
```

```
##  Median : 2320   Mode  :character   Mode  :character   Median :3.000
##  Mean   : 3271                                        Mean   :2.973
##  3rd Qu.: 3972                                        3rd Qu.:4.000
##  Max.   :18424                                        Max.   :4.000
##  personal_status    other_debtors      residence_history   property
##  Length:1000        Length:1000        Min.   :1.000     Length:1000
##  Class :character   Class :character   1st Qu.:2.000     Class :character
##  Mode  :character   Mode  :character   Median :3.000     Mode  :character
##                                        Mean   :2.845
##                                        3rd Qu.:4.000
##                                        Max.   :4.000
##       age        installment_plan     housing          existing_credits
##  Min.   :19.00   Length:1000        Length:1000        Min.   :1.000
##  1st Qu.:27.00   Class :character   Class :character   1st Qu.:1.000
##  Median :33.00   Mode  :character   Mode  :character   Median :1.000
##  Mean   :35.55                                         Mean   :1.407
##  3rd Qu.:42.00                                         3rd Qu.:2.000
##  Max.   :75.00                                         Max.   :4.000
##     default      dependents     telephone         foreign_worker
##  Min.   :1.0   Min.   :1.000   Length:1000        Length:1000
##  1st Qu.:1.0   1st Qu.:1.000   Class :character   Class :character
##  Median :1.0   Median :1.000   Mode  :character   Mode  :character
##  Mean   :1.3   Mean   :1.155
##  3rd Qu.:2.0   3rd Qu.:1.000
##  Max.   :2.0   Max.   :2.000
##      job
##  Length:1000
##  Class :character
##  Mode  :character
##
##
##
```

Melihat 6 baris teratas dari data credit

```
head(credit)
```

```
##   checking_balance months_loan_duration credit_history   purpose amount
## 1           < 0 DM                     6       critical  radio/tv   1169
## 2       1 - 200 DM                    48         repaid  radio/tv   5951
## 3          unknown                    12       critical education   2096
## 4           < 0 DM                    42         repaid furniture   7882
## 5           < 0 DM                    24        delayed car (new)   4870
## 6          unknown                    36         repaid education   9055
##   savings_balance employment_length installment_rate personal_status
## 1         unknown           > 7 yrs                4     single male
## 2        < 100 DM         1 - 4 yrs                2          female
## 3        < 100 DM         4 - 7 yrs                2     single male
## 4        < 100 DM         4 - 7 yrs                2     single male
## 5        < 100 DM         1 - 4 yrs                3     single male
## 6         unknown         1 - 4 yrs                2     single male
##   other_debtors residence_history               property age installment_plan
## 1          none                 4            real estate  67             none
```

```
## 2          none                 2              real estate  22            none
## 3          none                 3              real estate  49            none
## 4     guarantor                 4 building society savings  45            none
## 5          none                 4             unknown/none  53            none
## 6          none                 4             unknown/none  35            none
##    housing existing_credits default dependents telephone foreign_worker
## 1      own                2       1          1       yes            yes
## 2      own                1       2          1      none            yes
## 3      own                1       1          2      none            yes
## 4 for free                1       1          2      none            yes
## 5 for free                2       2          2      none            yes
## 6 for free                1       1          2       yes            yes
##                  job
## 1   skilled employee
## 2   skilled employee
## 3 unskilled resident
## 4   skilled employee
## 5   skilled employee
## 6 unskilled resident
```

Melihat 6 baris terakhir dari data credit

```
tail(credit)
```

```
##      checking_balance months_loan_duration credit_history    purpose amount
## 995           unknown                   12         repaid  car (new)   2390
## 996           unknown                   12         repaid  furniture   1736
## 997            < 0 DM                   30         repaid car (used)   3857
## 998           unknown                   12         repaid   radio/tv    804
## 999            < 0 DM                   45         repaid   radio/tv   1845
## 1000       1 - 200 DM                   45       critical car (used)   4576
##      savings_balance employment_length installment_rate personal_status
## 995          unknown           > 7 yrs                4     single male
## 996         < 100 DM         4 - 7 yrs                3          female
## 997         < 100 DM         1 - 4 yrs                4   divorced male
## 998         < 100 DM           > 7 yrs                4     single male
## 999         < 100 DM         1 - 4 yrs                4     single male
## 1000    101 - 500 DM        unemployed                3     single male
##      other_debtors residence_history                property age
## 995           none                3                   other  50
## 996           none                4             real estate  31
## 997           none                4 building society savings  40
## 998           none                4                   other  38
## 999           none                4             unknown/none  23
## 1000          none                4                   other  27
##      installment_plan  housing existing_credits default dependents telephone
## 995              none      own                1       1          1       yes
## 996              none      own                1       1          1      none
## 997              none      own                1       1          1       yes
## 998              none      own                1       1          1      none
## 999              none for free                1       2          1       yes
## 1000             none      own                1       1          1      none
##      foreign_worker                    job
```

```
## 995             yes        skilled employee
## 996             yes      unskilled resident
## 997             yes mangement self-employed
## 998             yes        skilled employee
## 999             yes        skilled employee
## 1000            yes        skilled employee
```

Kalau kita lihat ada beberapa variabel yang type datanya kategorical, yaitu variabel `checking_balance`, `saving_balance`, `employment_length`, `personal_status`, `other_debtors`, `property`, `installment_plan`, `housing`, `telephone`, `foreign_worker`, `credit_history`, `purpose`, dan `job`

Membersihkan Data

Melihat data kosong atau missing value (NA's)

```
colSums(is.na(credit))
```

```
##     checking_balance months_loan_duration       credit_history
##                    0                    0                    0
##              purpose               amount      savings_balance
##                    0                    0                    0
##    employment_length     installment_rate      personal_status
##                    0                    0                    0
##        other_debtors    residence_history             property
##                    0                    0                    0
##                  age     installment_plan              housing
##                    0                    0                    0
##     existing_credits              default           dependents
##                    0                    0                    0
##            telephone       foreign_worker                  job
##                    0                    0                    0
```

Bisa dilihat bahwa tidak ada data kosong atau NA's

Ekplorasi Data

Kita lanjutkan melihat kategorikal dari beberapa variabel'

```
# melihat kategori dari checking_balance
table(credit$checking_balance)
```

```
##
##     < 0 DM   > 200 DM 1 - 200 DM    unknown
##        274         63        269        394
```

Bisa dilihat ada 4 kategori, yaitu <0, 1-200, >200, dan unknown

```
# melihat kategori dari savings_balance
table(credit$savings_balance)
```

```
##
##      < 100 DM     > 1000 DM  101 - 500 DM 501 - 1000 DM       unknown
##           603            48           103            63           183
```

Bisa dilihat ada 5 kategori, <100, 101-500, 501-100, >1000, dan unknown

```
# melihat kategori dari housing
table(credit$housing)
```

```
##
## for free      own     rent
##      108      713      179
```

Ternyata housing terbanyak adalah untuk kategori *own*

```
# melihat kategori dari property
table(credit$property)
```

```
##
## building society savings                    other             real estate
##                      232                      332                      282
##             unknown/none
##                      154
```

```
# Melihat kategori dari month_loan_duration dan purpose
table(credit$months_loan_duration, credit$purpose)
```

```
##
##      business car (new) car (used) domestic appliances education furniture
##   4         0         3          0                    0         0         1
##   5         1         0          0                    0         0         0
##   6         2        25          2                    2         5        11
##   7         0         0          0                    0         0         0
##   8         1         2          0                    0         0         1
##   9         2        11          1                    1         6        10
##   10        0        13          2                    1         1         6
##   11        1         5          0                    0         0         1
##   12        9        49         10                    2        10        35
##   13        1         0          0                    0         0         0
##   14        1         3          0                    0         0         0
##   15        3        13          7                    3         4        12
##   16        0         2          0                    0         0         0
##   18       12        23          6                    1         4        29
##   20        0         2          3                    0         0         2
##   21        5         9          4                    0         2         6
##   22        0         1          0                    0         0         0
##   24       18        38         29                    0         4        36
##   26        0         0          1                    0         0         0
##   27        6         1          2                    0         0         1
##   28        0         1          1                    0         0         0
##   30        6         4          6                    0         0         9
##   33        1         0          1                    0         0         1
```

```
##   36        9        16         14                    1         8        14
##   39        0         0          2                    0         1         1
##   40        0         0          0                    0         1         0
##   42        2         0          2                    0         0         2
##   45        1         0          1                    0         0         0
##   47        0         1          0                    0         0         0
##   48       13         7          8                    1         3         3
##   54        1         0          1                    0         0         0
##   60        2         5          0                    0         1         0
##   72        0         0          0                    0         0         0
##
##      others radio/tv repairs retraining
##   4       0        2       0          0
##   5       0        0       0          0
##   6       0       24       2          2
##   7       0        5       0          0
##   8       1        2       0          0
##   9       0       17       1          0
##   10      0        4       0          1
##   11      0        2       0          0
##   12      0       55       4          5
##   13      0        3       0          0
##   14      0        0       0          0
##   15      0       18       4          0
##   16      0        0       0          0
##   18      0       34       4          0
##   20      1        0       0          0
##   21      0        4       0          0
##   22      0        1       0          0
##   24      5       51       2          1
##   26      0        0       0          0
##   27      0        2       1          0
##   28      0        1       0          0
##   30      0       14       1          0
##   33      0        0       0          0
##   36      1       18       2          0
##   39      0        1       0          0
##   40      0        0       0          0
##   42      0        4       1          0
##   45      0        3       0          0
##   47      0        0       0          0
##   48      3       10       0          0
##   54      0        0       0          0
##   60      1        4       0          0
##   72      0        1       0          0
```

```
# melihat kategori purpose
table(credit$purpose)
```

```
##
##            business            car (new)           car (used) domestic appliances
##                  97                  234                  103                   12
##           education            furniture               others             radio/tv
##                  50                  181                   12                  280
```

```
##             repairs          retraining
##                  22                   9
```

Bisa dilihat ada 10 kategori. Kategori yang paling banyak adalah *radio/tv*

```
# melihat kategori dari foreign worker
table(credit$foreign_worker)
```

```
##
##  no yes
##  37 963
```

Ternyata kategori untuk pekerja asing yang paling banyak yaitu sebanyak 963

```
# melihat kategori credit_history
table(credit$credit_history)
```

```
##
##               critical               delayed          fully repaid
##                    293                    88                    40
## fully repaid this bank               repaid
##                     49                   530
```

Kategori credit history yang paling banyak adalah *repaid*.

```
# melihat asosiasi antara purpose dan credit history
table(credit$purpose, credit$credit_history)
```

```
##
##                       critical delayed fully repaid fully repaid this bank
##   business                  19      23           15                      7
##   car (new)                 78      17            7                     12
##   car (used)                36       8            3                      5
##   domestic appliances        1       0            0                      1
##   education                 19       5            0                      3
##   furniture                 50      10            7                      8
##   others                     3       2            1                      2
##   radio/tv                  80      20            4                      9
##   repairs                    6       3            2                      0
##   retraining                 1       0            1                      2
##
##                       repaid
##   business                33
##   car (new)              120
##   car (used)              51
##   domestic appliances     10
##   education               23
##   furniture              106
##   others                   4
##   radio/tv               167
##   repairs                 11
##   retraining               5
```

Ternyata bisa dilihat bahwa *repaid* dan untuk tujuan *radio/tv* adalah yang paling banyak yaitu sebanyak 167

kita akan filter, credit purpose berdasarkan "radio/tv"

```
radiotv <- filter(credit, purpose == "radio/tv")
head(radiotv)
```

```
##   checking_balance months_loan_duration credit_history  purpose amount
## 1           < 0 DM                     6       critical radio/tv   1169
## 2       1 - 200 DM                    48         repaid radio/tv   5951
## 3          unknown                    12         repaid radio/tv   3059
## 4       1 - 200 DM                    12         repaid radio/tv   1567
## 5           < 0 DM                    24         repaid radio/tv   1282
## 6          unknown                    24       critical radio/tv   2424
##   savings_balance employment_length installment_rate personal_status
## 1         unknown           > 7 yrs                4     single male
## 2        < 100 DM         1 - 4 yrs                2          female
## 3       > 1000 DM         4 - 7 yrs                2   divorced male
## 4        < 100 DM         1 - 4 yrs                1          female
## 5    101 - 500 DM         1 - 4 yrs                4          female
## 6         unknown           > 7 yrs                4     single male
##   other_debtors residence_history                property age installment_plan
## 1          none                 4             real estate  67            none
## 2          none                 2             real estate  22            none
## 3          none                 4             real estate  61            none
## 4          none                 1                   other  22            none
## 5          none                 2                   other  32            none
## 6          none                 4 building society savings  53            none
##   housing existing_credits default dependents telephone foreign_worker
## 1     own                2       1          1       yes            yes
## 2     own                1       2          1      none            yes
## 3     own                1       1          1      none            yes
## 4     own                1       1          1       yes            yes
## 5     own                1       2          1      none            yes
## 6     own                2       1          1      none            yes
##                  job
## 1   skilled employee
## 2   skilled employee
## 3 unskilled resident
## 4   skilled employee
## 5 unskilled resident
## 6   skilled employee
```

Kita akan melihat berapa banyak pekerja asing yang mengajukan credit utk tujuan *radio/tv*

```
radiotv %>%
  group_by(foreign_worker) %>%
  count() %>%
  arrange(-n)
```

```
## # A tibble: 2 x 2
## # Groups:   foreign_worker [2]
```

```
##   foreign_worker     n
##   <chr>          <int>
## 1 yes              275
## 2 no                 5
```

Bisa kita lihat bahwa pekerja asing dengan tujuan credit utk radio/tv ada sebanyak 275

Sekarang kita akan melihat berapa jumlah pengajuan credit dilihat dari jenis pekerjaan (job)

```
radiotv %>%
  group_by(job) %>%
  count() %>%
  arrange(-n)
```

```
## # A tibble: 4 x 2
## # Groups:   job [4]
##   job                         n
##   <chr>                   <int>
## 1 skilled employee          195
## 2 unskilled resident         57
## 3 mangement self-employed    26
## 4 unemployed non-resident     2
```

Jenis pekerjaan yang paling banyak mengajukan credit utk radio/tv adalah *skilled employee*

```
radiotv %>%
  group_by(personal_status) %>%
  count() %>%
  arrange(-n)
```

```
## # A tibble: 4 x 2
## # Groups:   personal_status [4]
##   personal_status     n
##   <chr>           <int>
## 1 single male       146
## 2 female             85
## 3 married male       42
## 4 divorced male       7
```

Jumlah pekerja dengan status *single male* ada sebanyak 146 orang

Kita akan melihat hubungan antara jenis pekerjaan dengan personal status

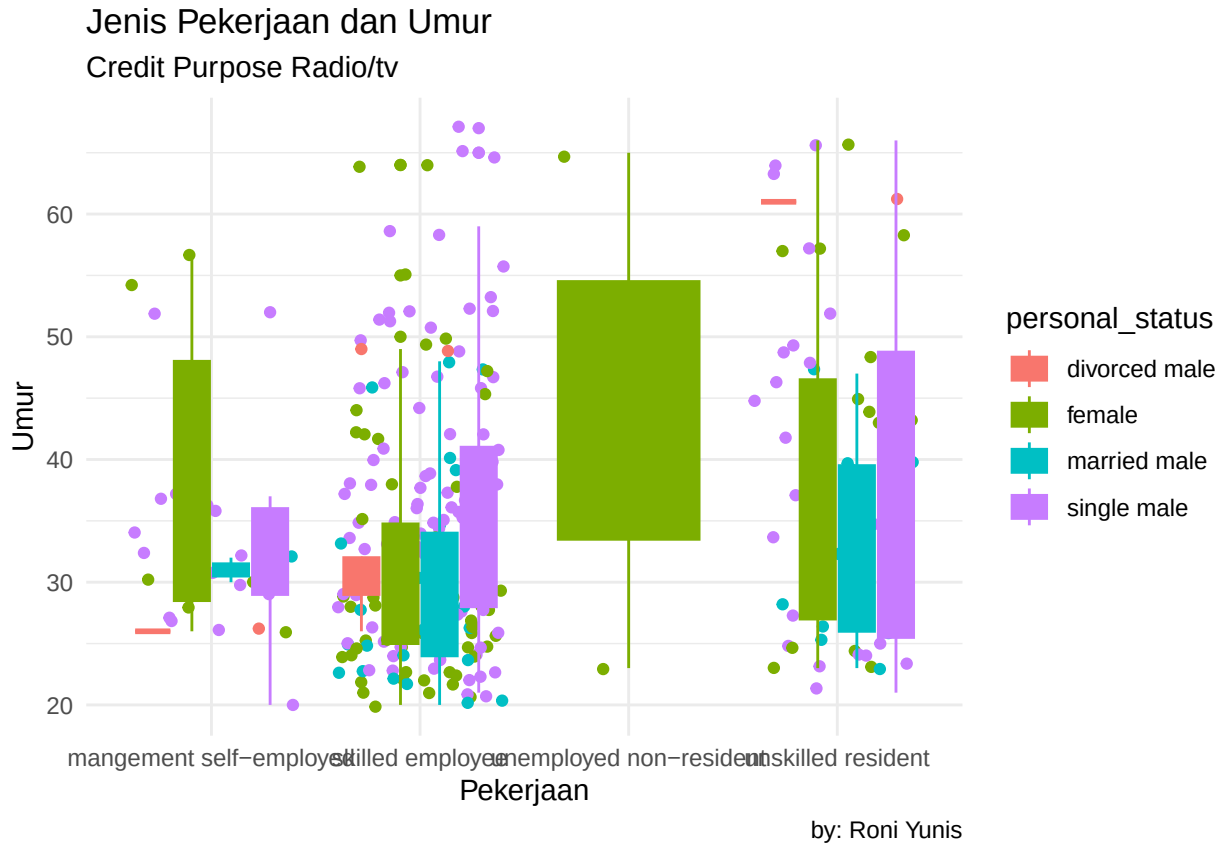
```
table(radiotv$job, radiotv$personal_status)
```

```
##
##                           divorced male female married male single male
##   mangement self-employed             1      6            2          17
##   skilled employee                    5     58           29         103
##   unemployed non-resident             0      2            0           0
##   unskilled resident                  1     19           11          26
```

Bisa dilihat bahwa jenis pekerjaan *skill employee* dengan status *single male* yang paling banyak yaitu 103 orang

Visualisasi Data

```
# Visualisasi yang mengajukan credit dengan tujuan radio/tv dilihat dari umur dan jenis pekerjaan
radiotv %>%
  ggplot(aes(x=job, y=age, col=personal_status, fill=personal_status)) +
  geom_jitter() +
  geom_boxplot() +
  labs(
    title = "Jenis Pekerjaan dan Umur",
    subtitle = "Credit Purpose Radio/tv",
    caption = "by: Roni Yunis",
    x = "Pekerjaan",
    y = "Umur"
  ) +
  theme_minimal()
```



Menentukan teknik pemodelan atau algoritma

Melihat karakteristik dari dataset yang ada, maka bisa dikembangkan model klasifikasi dengan tujuan untuk mendukung dalam menentukan lama pinjaman dan tujuan pinjaman yang terbaik.

Klasifikasi adalah salah satu tugas dalam machine learning yang memiliki tujuan untuk memisahkan atau mengelompokkan data ke dalam kategori atau kelas tertentu berdasarkan atribut-atribut yang diberikan.

Dalam konteks klasifikasi, data yang dianalisis biasanya memiliki label kelas atau kategori yang sudah diketahui, dan tujuan utama adalah membangun model yang dapat memprediksi kelas atau kategori ini untuk data yang belum diketahui.

Secara umum, klasifikasi melibatkan langkah-langkah berikut:

1. **Pengumpulan Data**: Data dikumpulkan dan disiapkan untuk analisis. Setiap sampel data harus memiliki atribut yang relevan dan label kelas yang sesuai.
2. **Pemilihan Fitur**: Atribut atau fitur yang paling relevan untuk melakukan klasifikasi harus dipilih. Pemilihan fitur yang baik dapat meningkatkan kinerja model.
3. **Pembagian Data**: Dataset dibagi menjadi dua bagian: data pelatihan (training data) dan data pengujian (testing data). Data pelatihan digunakan untuk melatih model, sedangkan data pengujian digunakan untuk menguji kinerja model.
4. **Pembuatan Model**: Model klasifikasi dibangun dengan menggunakan algoritma machine learning yang sesuai. Beberapa contoh algoritma klasifikasi yang umum digunakan termasuk Decision Trees, Support Vector Machines (SVM), Random Forests, k-Nearest Neighbors (k-NN), dan Logistic Regression, dll
5. **Pelatihan Model**: Model klasifikasi diberikan data pelatihan untuk belajar pola yang ada dalam data. Tujuan adalah agar model dapat memahami bagaimana atribut-atribut tertentu berkaitan dengan label kelas yang sesuai.
6. **Evaluasi Model**: Model yang telah dilatih dievaluasi menggunakan data pengujian yang belum pernah dilihat sebelumnya. Metrik-metrik seperti akurasi, presisi, recall, F1-score, atau area di bawah kurva Receiver Operating Characteristic (ROC-AUC) digunakan untuk mengukur kinerja model.
7. **Tuning Model (Opsional)**: Model dapat disesuaikan atau disempurnakan dengan mengatur parameter-parameter atau fitur-fiturnya. Ini disebut tuning model.
8. **Penggunaan Model**: Setelah model klasifikasi terbukti akurat, itu dapat digunakan untuk memprediksi kategori atau kelas label untuk data yang belum dikenal.

Klasifikasi memiliki banyak aplikasi dalam berbagai bidang, seperti pengenalan pola, deteksi spam email, diagnosis medis, pengenalan wajah, analisis sentimen, dan banyak lagi. Kemampuan untuk mengelompokkan data ke dalam kelas atau kategori tertentu adalah salah satu kekuatan utama machine learning dan memungkinkan aplikasi yang sangat beragam.

Membagi Dataset

```
set.seed(100) #pengambilan data secara random
#untuk data training diambil 70%, sisanya untuk data testing, berdasarkan variabel foreign_worker
index_train <- createDataPartition(credit$foreign_worker,
                                   p = 0.7,list = FALSE)

data.train <- credit[index_train,]
data.test <- credit[-index_train,]
```

```
dim(data.train)
```

```
## [1] 701  21
```

```
dim(data.test)
```

```
## [1] 299  21
```

Setelah kita bagi, maka bisa dijelaskan bahwa untuk data training ada 701 baris data dan untuk data testing ada 299 baris data yang kita gunakan utk mendukung klasifikasikan yang akan dilakukan.

Model Klasifikasi dengan Decision Tree

Memodelkan klasifikasi

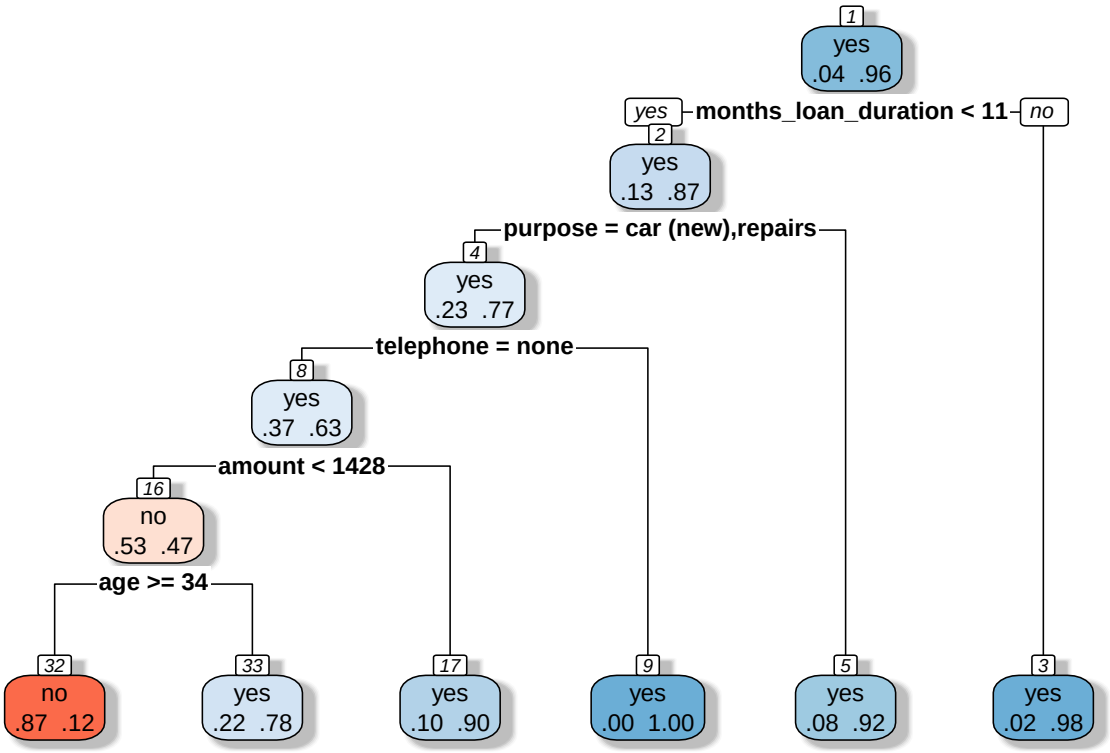
```
modelTree <- rpart(data=data.train,
                   foreign_worker~.,
                   control = rpart.control(cp=0, minsplit=15)) #node kurang dari 15 algoritma dihentikan
```

```
# Menampilkan hasil model Tree
modelTree
```

```
## n= 701
##
## node), split, n, loss, yval, (yprob)
##       * denotes terminal node
##
##  1) root 701 26 yes (0.03708987 0.96291013)
##    2) months_loan_duration< 10.5 122 16 yes (0.13114754 0.86885246)
##      4) purpose=car (new),repairs 43 10 yes (0.23255814 0.76744186)
##        8) telephone=none 27 10 yes (0.37037037 0.62962963)
##         16) amount< 1427.5 17  8 no (0.52941176 0.47058824)
##           32) age>=33.5 8  1 no (0.87500000 0.12500000) *
##           33) age< 33.5 9  2 yes (0.22222222 0.77777778) *
##         17) amount>=1427.5 10  1 yes (0.10000000 0.90000000) *
##        9) telephone=yes 16  0 yes (0.00000000 1.00000000) *
##      5) purpose=business,car (used),domestic appliances,education,furniture,others,radio/tv,retrainin
##    3) months_loan_duration>=10.5 579 10 yes (0.01727116 0.98272884) *
```

Visualisasi Model Klasifikasi

```
# Menampikan pohon klasifikasi
rpart.plot(modelTree, extra=4,box.palette="RdBu", shadow.col="gray", nn=TRUE)
```



Dari gambarkan visualisasi diatas bisa dijelaskan bahwa keputusan terbaik untuk foreign_worker yang mengajukan credit adalah dengan durasi lama pinjaman < 11 bulan, dgn tujuan pinjaman utk membeli mobil baru dengan peluang sebasar 0,87.

Mengukur Kinerja Prediksi

```
prediksiTree <- predict(modelTree, data.test)
head(prediksiTree, n=10)
```

```
##            no       yes
## 3  0.01727116 0.9827288
## 5  0.01727116 0.9827288
## 7  0.01727116 0.9827288
## 8  0.01727116 0.9827288
## 17 0.01727116 0.9827288
## 20 0.01727116 0.9827288
## 22 0.07594937 0.9240506
## 23 0.10000000 0.9000000
## 27 0.07594937 0.9240506
## 31 0.01727116 0.9827288
```

```
prediksi.status.t <- ifelse(prediksiTree[,2] > 0.5, "yes", "no")
#menghitung ukuran kinerja prediksi
confusionMatrix(as.factor(prediksi.status.t), as.factor(data.test$foreign_worker))
```

```
## Confusion Matrix and Statistics
##
##           Reference
## Prediction  no yes
##        no    1   3
##        yes  10 285
##
##                Accuracy : 0.9565
##                  95% CI : (0.9268, 0.9766)
##     No Information Rate : 0.9632
##     P-Value [Acc > NIR] : 0.78480
##
##                   Kappa : 0.116
##
##  Mcnemar's Test P-Value : 0.09609
##
##             Sensitivity : 0.090909
##             Specificity : 0.989583
##          Pos Pred Value : 0.250000
##          Neg Pred Value : 0.966102
##              Prevalence : 0.036789
##          Detection Rate : 0.003344
##    Detection Prevalence : 0.013378
##       Balanced Accuracy : 0.540246
##
##        'Positive' Class : no
##
```

Berdasarkan hasil diatas bisa lihat bahwa nilai akurasi sebesar 95,6%

Hitung Nilai Performance dari Prediksi

Kurva ini digunakan untuk menilai hasil prediksi

```
ngitungROCt <- rocit(score=prediksiTree[,2],class=data.test$foreign_worker)
plot(ngitungROCt)
```

Setelah didapatkan nilai curva, maka langkah selanjutnya adalah menghitung Area Under Curve (AUC) yang nantinya dijadikan sebagai dasarkan untuk menentukan ketepatan prediksi klasifikasi yang sudah lakukan. Nilai AUC bisa dikelompokkan atas: a. 0.90 - 1.00 = Exellence Classification b. 0.80 - 0.90 = Good Classification c. 0.70 - 0.80 = Fair Classification d. 0.60 - 0.70 = Poor Classification e. 0.50 - 0.60 = Failur

Dalam banyak kasus, nilai AUC ini juga digunakan untuk mengukur perbedaan performansi metode klasifikasi.

```
# Menghitung Area Under Curve (AUC)
AUCtree <- ngitungROCt$AUC
AUCtree
```

```
## [1] 0.7312184
```

Nilai AUC nya adalah 73,1%, artinya klasifikasi yang dihasilkan termasuk pada **fair classification**

Model Klasifikasi dengan Random Forest

Memodelkan klasifikasi

```
set.seed(123) #menentukan nilai acak dari data
modelForest <- randomForest(data=data.train,
               as.factor(foreign_worker)~.,
               ntree=100, mtry=3)
```

```r
# Menampilkan hasil model Forest
modelForest
```

```
##
## Call:
##  randomForest(formula = as.factor(foreign_worker) ~ ., data = data.train,      ntree = 100, mtry = 3)
##                Type of random forest: classification
##                      Number of trees: 100
## No. of variables tried at each split: 3
##
##         OOB estimate of  error rate: 3.71%
## Confusion matrix:
##     no yes class.error
## no   0  26           1
## yes  0 675           0
```

Tingkat kesalahan sebesar 3,71% atau dengan akurasi sebesar 96,29%

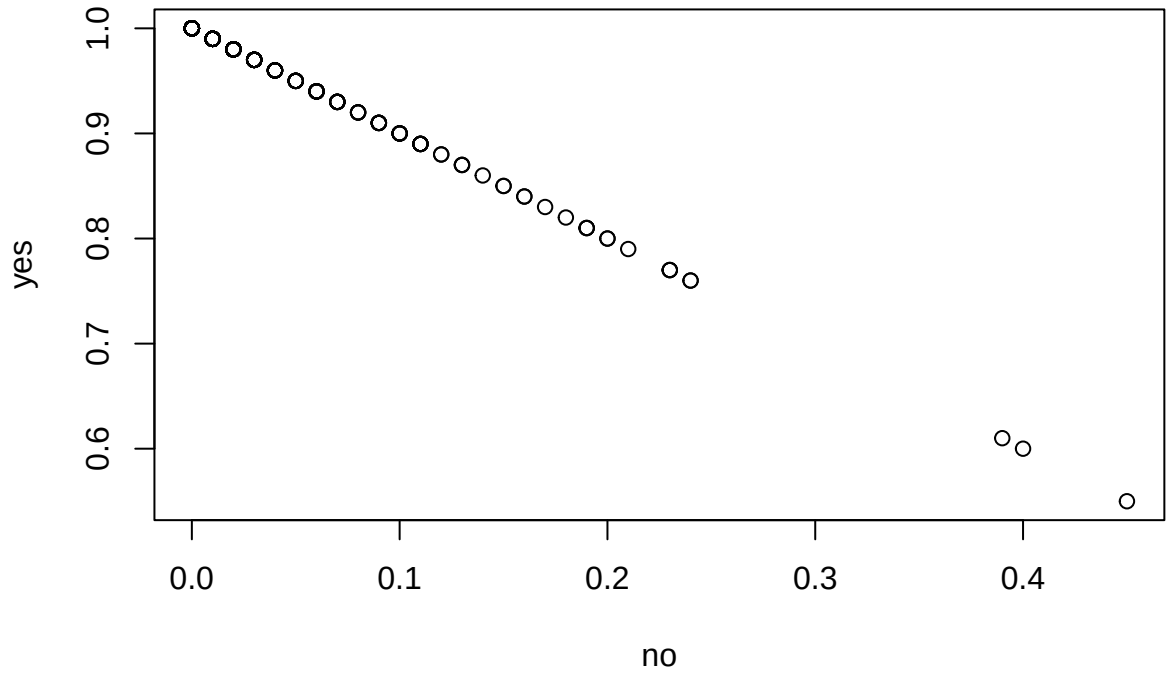
Mengukur kinerja prediksi

```r
hasilPrediksi <- predict(modelForest, data.test, type="prob")
head(hasilPrediksi, n=10)
```

```
##      no  yes
## 3  0.03 0.97
## 5  0.02 0.98
## 7  0.01 0.99
## 8  0.00 1.00
## 17 0.00 1.00
## 20 0.00 1.00
## 22 0.08 0.92
## 23 0.40 0.60
## 27 0.06 0.94
## 31 0.00 1.00
```

Menampilkan plot hasil prediksi

```r
plot(hasilPrediksi )
```




```
prediksi.status.f <- ifelse(hasilPrediksi[,2] > 0.5, "yes", "no")

#menghitung ukuran kinerja prediksi
confusionMatrix(as.factor(prediksi.status.f), as.factor(data.test$foreign_worker))
```

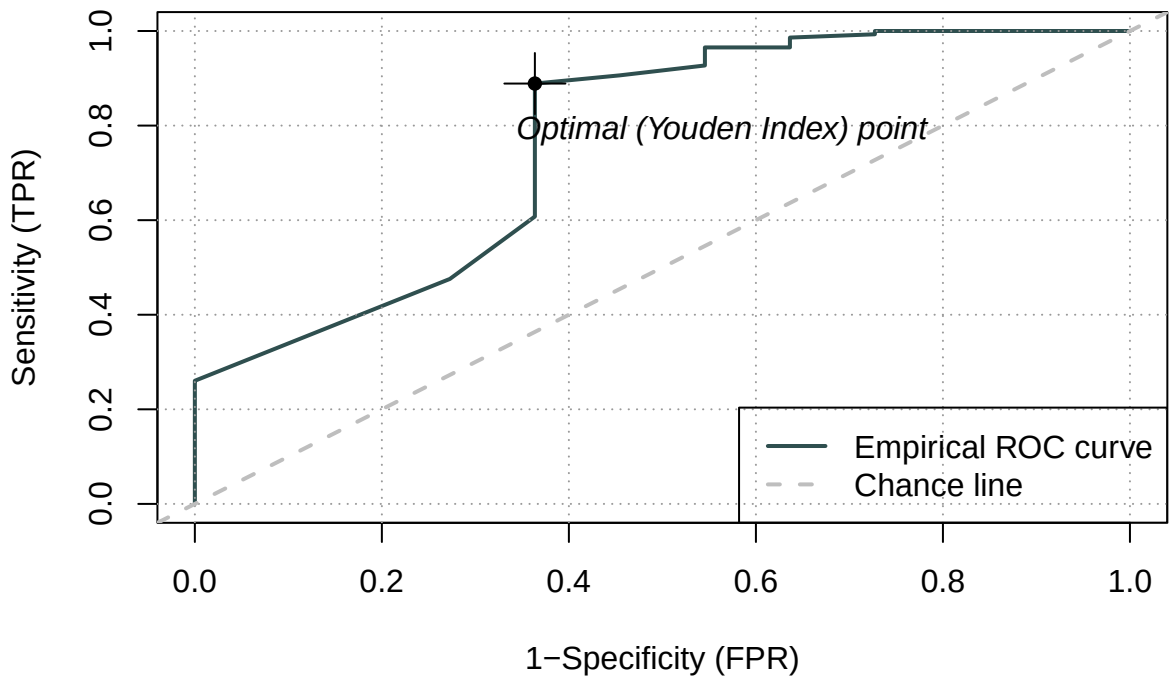
```
## Warning in confusionMatrix.default(as.factor(prediksi.status.f),
## as.factor(data.test$foreign_worker)): Levels are not in the same order for
## reference and data. Refactoring data to match.

## Confusion Matrix and Statistics
##
##           Reference
## Prediction  no yes
##        no    0   0
##        yes  11 288
##
##                Accuracy : 0.9632
##                  95% CI : (0.9351, 0.9815)
##     No Information Rate : 0.9632
##     P-Value [Acc > NIR] : 0.579281
##
##                   Kappa : 0
##
##  Mcnemar's Test P-Value : 0.002569
##
```

```
##             Sensitivity : 0.00000
##             Specificity : 1.00000
##          Pos Pred Value :     NaN
##          Neg Pred Value : 0.96321
##              Prevalence : 0.03679
##          Detection Rate : 0.00000
##    Detection Prevalence : 0.00000
##       Balanced Accuracy : 0.50000
##
##        'Positive' Class : no
##
```

Berdasarkan hasil diatas bisa lihat bahwa nilai akurasi sebesar 96,3 %

Hitung Nilai Performance dari Prediksi

```
ngitungROCf <- rocit(score=hasilPrediksi[,2],class=data.test$foreign_worker)
plot(ngitungROCf)
```




```
AUCf <- ngitungROCf$AUC
AUCf
```

```
## [1] 0.7649937
```

Nilai AUC nya adalah 76,5%, artinya klasifikasi yang dihasilkan termasuk pada **fair classification**

Kalau kita bandingkan dari kedua model tersebut, kinerja dari klasifikasi dengan *Random Forest* **lebih baik sedikit** dibandingkan dengan *Decision Tree*