



### **Hak cipta dan penggunaan kembali:**

Lisensi ini mengizinkan setiap orang untuk mengubah, memperbaiki, dan membuat ciptaan turunan bukan untuk kepentingan komersial, selama anda mencantumkan nama penulis dan melisensikan ciptaan turunan dengan syarat yang serupa dengan ciptaan asli.

### **Copyright and reuse:**

This license lets you remix, tweak, and build upon work non-commercially, as long as you credit the origin creator and license it on your new creations under the identical terms.

## BAB III

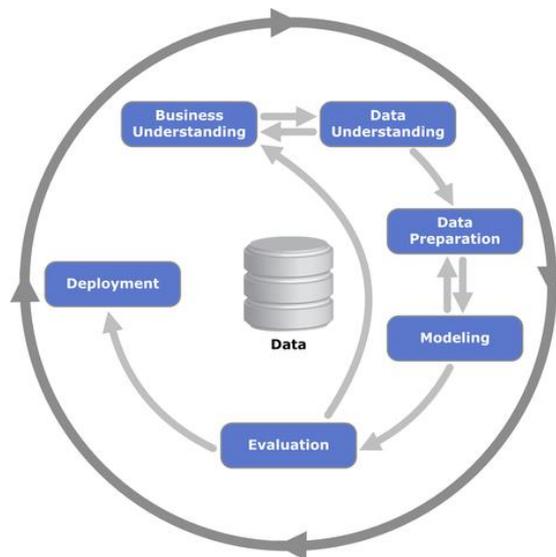
### PELAKSANAAN PROYEK INDEPENDENT

#### 3.1. Kedudukan dan Koordinasi

Pelaksanaan penelitian independent yang dilakukan ini dibimbing oleh ibu Ririn Desanti dan bpk Iwan Prasetiawan sebagai dosen sistem informasi Universitas Multimedia Nusantara. *Jobdesc* yang dilakukan yaitu berupa mengumpulkan data, membuat model algoritma data mining, menghitung performa algoritma data mining, dan memilih algoritma mana yang paling baik untuk diimplementasikan pada data marketing deposito Banco De Portugal.

#### 3.2. Tugas yang Dilakukan

Pada gambar 3.3 menampilkan alur dari CRISP-DM yang berkaitan dengan program penelitian independent sebagai *Data Science*, ada beberapa tugas yang dilakukan yaitu :



**Gambar 3.3 Siklus Hidup CRISP-DM**

Tahap pertama alur penelitian ini yaitu *business understanding* proses yaitu tahap pemahaman sebuah bisnis dengan cara menentukan tujuan proyek dan kebutuhan apa saja yang dibutuhkan lingkup bisnis secara menyeluruh. Kemudian menerjemahkan tujuan batasan penelitian

dan menyiapkan strategi untuk mencapai tujuan tersebut (T. Mitchell, 1997).

Tahap kedua yaitu *data understanding* tahapan ini dilakukan untuk mengumpulkan data, mengenali data serta membuat analisis. Setelah dilakukan analisis data maka tahap selanjutnya yaitu mengevaluasi kualitas data (T. Mitchell, 1997).

Tahap ketiga yaitu *data preparation* tahapan ini dilakukan untuk menyiapkan data yang tersedia kemudian dijadikan satu menjadi sebuah dataset, memilih kasus yang ingin dianalisis, dan melakukan perubahan pada beberapa variabel apabila hal itu diperlukan (T. Mitchell, 1997).

Tahap keempat yaitu *data modeling* tahapan ini berfungsi untuk menentukan dan menganalisis persyaratan data yang diperlukan untuk mendukung proses tujuan yang diinginkan. Pada tahapan ini juga harus dilakukannya kecocokan sebuah data dengan model yang ingin diterapkan sehingga mendapatkan hasil yang diinginkan (T. Mitchell, 1997).

Tahap kelima yaitu *Evaluation* yang berguna untuk mengevaluasi satu atau lebih model yang telah digunakan untuk penelitian, serta menetapkan apakah terdapat model yang memenuhi tujuan fase awal dan yang terakhir yaitu mengambil keputusan berdasarkan hasil akhir (T. Mitchell, 1997).

Tahap keenam yaitu *Deployment* yaitu yang dilakukan tahap akhir ini adalah menggunakan model yang telah dihasilkan kemudian dapat memberikan sebuah *insight* baru dan memberikan laporan model mana yang lebih baik (T. Mitchell, 1997).

### 3.3. Uraian Pelaksanaan Proyek Independent

Pada table 3.2 menampilkan uraian tugas pelaksanaan magang dari tahap awal yaitu *business understanding* sampai tahap akhir yaitu *development*.

**Table 3.2 Uraian tugas pelaksanaan proyek independent**

Minggu Ke -	Kegiatan	Mulai	Selesai
1 & 2	<i>Business Understanding</i>	27/07/2020	03/08/2020
2	<i>Data Selection</i>	03/08/2020	10/08/2020
3	<i>Data Preprocessing</i>	10/08/2020	17/08/2020

4, 5, 6	<i>Data Modeling</i>	17/08/2020	31/08/2020
7	<i>Evaluation</i>	07/09/2020	14/09/2020
8 & 9	<i>Deployment</i>	14/08/2020	21/09/2020

### 3.3.1 Business Understanding & Data Selection

Deposit adalah sebuah istilah keuangan yang berarti menyimpan uang di bank yang penarikannya hanya dapat dilakukan pada waktu tertentu. Deposito merupakan hal yang cukup sering digunakan oleh masyarakat untuk berinvestasi namun dengan sedikit risiko (Prabowo & Muljono, 2018). Menurut Undang – Undang Nomor 10 tahun 1998, deposito sendiri memiliki definisi yaitu simpanan yang penarikannya hanya dapat dilakukan pada waktu tertentu berdasarkan perjanjian nasabah penyimpan dengan bank. Hal itu dikarenakan bahwa deposito pada bank memiliki tingkat suku bunga per tahun yang diterima lebih tinggi dibandingkan giro dan simpanan tabungan biasa (Amerika, 2012). Oleh karena itu, suatu bank harus bisa menentukan mana pelanggan yang kemungkinan membuka tabungan deposito dengan cara melakukan promosi dan strategi menawarkan deposito kepada pelanggan secara efisien. Tujuan suatu bank mendapatkan nasabah sebanyak-banyaknya yaitu bank mendapatkan keuntungan dari bunga bersih, biaya perbankan, dan dana pengendapan dari pelanggan. Dengan menggunakan metode data mining yaitu sebuah metode untuk melakukan dan memberikan hasil prediksi kepada kredibilitas dan kemampuan calon nasabah yang ingin mendaftar tabungan deposito.

Pengumpulan data penelitian mengambil data dari <https://datahub.io/machine-learning/bank-marketing#readme> yaitu kampanye pemasaran langsung dari lembaga bank di negara Portugis yang bergerak dibidang perbankan. Dataset ini diambil pada 10 September 2020 dan periode data yang diambil yaitu tahun 2011-2018. Dataset yang digunakan yaitu berbentuk daftar keterangan pelanggan yang bersifat anonim atau tidak dicantumkan nama dan alamat. Data didapat sebanyak 45211 data set dengan 16 atribut data dan 1 label. Contoh data yang digunakan dapat dilihat pada tabel 3.4 berikut :

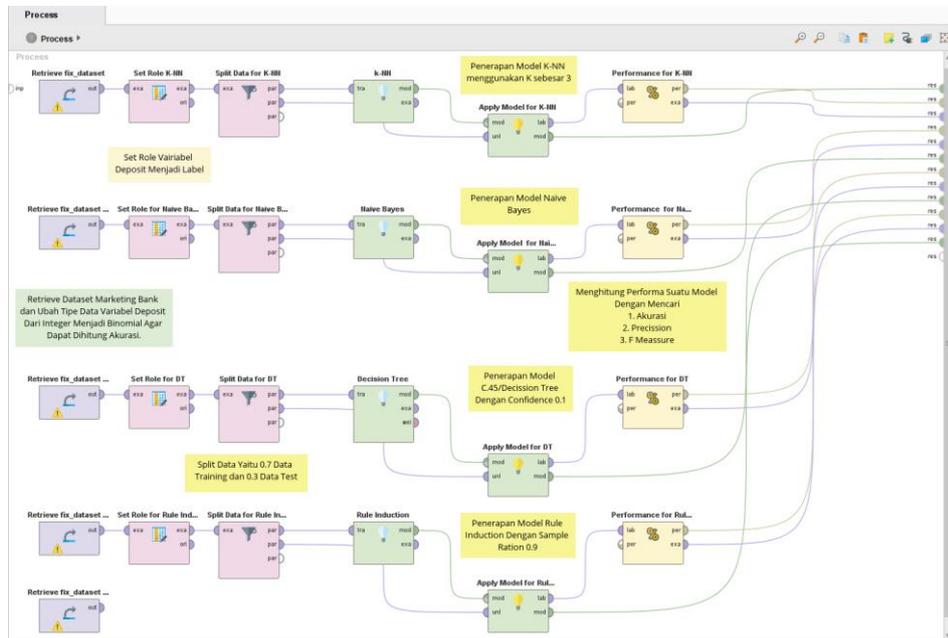
contact	day	month	duration	campaign	pdays	previous	poutcome	deposit
unknown	5	may	261	1	-1	0	unknown	1
unknown	5	may	151	1	-1	0	unknown	1
unknown	5	may	76	1	-1	0	unknown	1
unknown	5	may	92	1	-1	0	unknown	1
unknown	5	may	198	1	-1	0	unknown	1
unknown	5	may	139	1	-1	0	unknown	1
unknown	5	may	217	1	-1	0	unknown	1
unknown	5	may	380	1	-1	0	unknown	1
unknown	5	may	50	1	-1	0	unknown	1
unknown	5	may	55	1	-1	0	unknown	1
unknown	5	may	222	1	-1	0	unknown	1
unknown	5	may	137	1	-1	0	unknown	1
unknown	5	may	517	1	-1	0	unknown	1
unknown	5	may	71	1	-1	0	unknown	1
unknown	5	may	174	1	-1	0	unknown	1
unknown	5	may	353	1	-1	0	unknown	1
unknown	5	may	98	1	-1	0	unknown	1
unknown	5	may	38	1	-1	0	unknown	1
unknown	5	may	219	1	-1	0	unknown	1
unknown	5	may	54	1	-1	0	unknown	1
unknown	5	may	262	1	-1	0	unknown	1
unknown	5	may	164	1	-1	0	unknown	1

Row No.	age	job	marital	education	default	balance	housing	loan
1	58	management	married	tertiary	no	2143	yes	no
2	44	technician	single	secondary	no	29	yes	no
3	33	entrepreneur	married	secondary	no	2	yes	yes
4	47	blue-collar	married	unknown	no	1506	yes	no
5	33	unknown	single	unknown	no	1	no	no
6	35	management	married	tertiary	no	231	yes	no
7	28	management	single	tertiary	no	447	yes	yes
8	42	entrepreneur	divorced	tertiary	yes	2	yes	no
9	58	retired	married	primary	no	121	yes	no
10	43	technician	single	secondary	no	593	yes	no
11	41	admin.	divorced	secondary	no	270	yes	no
12	29	admin.	single	secondary	no	390	yes	no
13	53	technician	married	secondary	no	6	yes	no
14	58	technician	married	unknown	no	71	yes	no
15	57	services	married	secondary	no	162	yes	no
16	51	retired	married	primary	no	229	yes	no
17	45	admin.	single	unknown	no	13	yes	no
18	57	blue-collar	married	primary	no	52	yes	no
19	60	retired	married	primary	no	60	yes	no
20	33	services	married	secondary	no	0	yes	no
21	28	blue-collar	married	secondary	no	723	yes	yes
22	56	management	married	tertiary	no	779	yes	no

**Gambar 3.4 Data pemasaran bank**

Alur kerja pada rapid miner digambarkan pada gambar 3.5. Gambar dibawah ini diuraikan fungsi utama setiap blok terkait alur kerja dari rapid miner menggunakan algoritma data mining Naive Bayes, Decision Tree, Rule Induction dan K-NN meliputi tahap pra proses, penerapan model algoritma, dan validasi hasil.

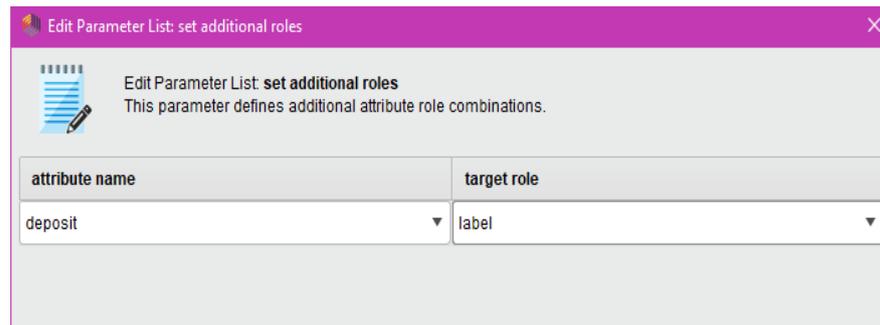


**Gambar 3.5 Operator alur kerja RapidMiner**

### 3.3.2 Data Preprocessing

- *Set Role Variable*

*Set role variable* digunakan untuk mengubah peran satu atau lebih atribut seperti memberikan suatu label atau id kepada variabel yang diinginkan. Pada tahap ini variabel “deposit” diubah menjadi label karena variabel ini yang dijadikan sebagai prediksi. Contoh proses mengubah peran dapat dilihat pada tabel 3.6 berikut :

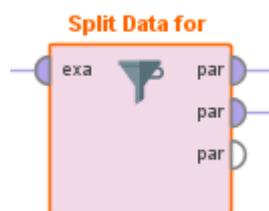
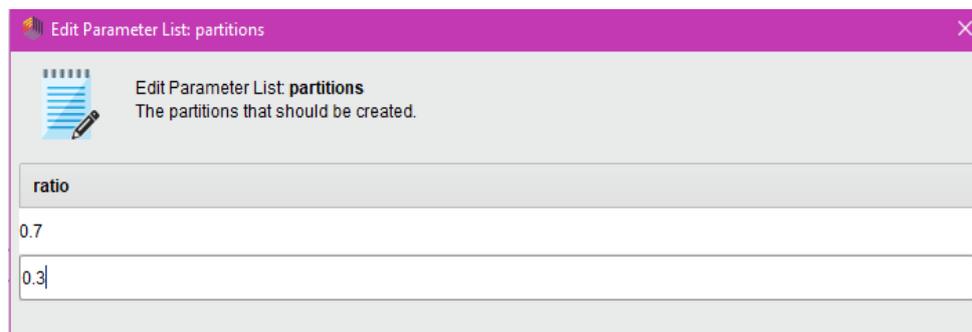


**Gambar 3.6 Set role variabel**

- *Split Data*

Dalam pengolahan algoritma *data mining* biasanya dibagi menjadi 2, yaitu data *training* dan data *testing*. Fungsi dari data training yaitu digunakan untuk melatih algoritma, sedangkan fungsi dari data testing yaitu dipakai untuk mengetahui performa algoritma yang sudah dilatih sebelumnya.

Variabel yang diukur pada penelitian ini yaitu semua variabel yang terkait data *testing*. Data *training* berfungsi untuk pembentukan model dari kedua algoritma yang akan digunakan sedangkan data testing data yang akan diuji. Contoh pembagian data *training* dan *testing* dapat dilihat pada tabel 3.7 berikut :



**Gambar 3.7 Split data**

### 3.3.3 Data Modeling

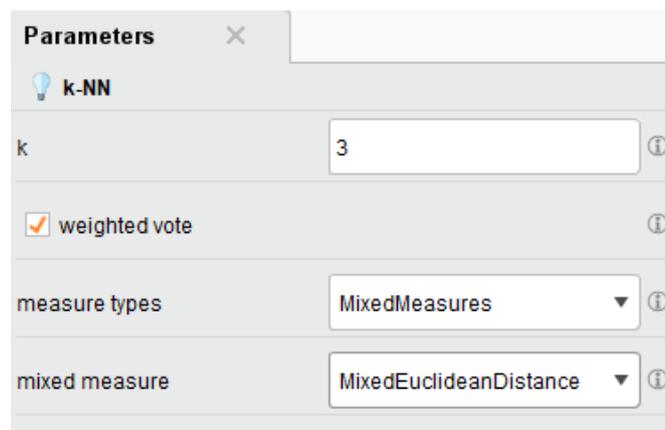
- *Modeling K-NN*

Pada gambar 3.8 menampilkan susunan operator yang digunakan untuk melakukan model algoritma data mining *K-NN*.



**Gambar 3.8 Susunan operator algoritma k-nn**

Pada pemodelan *k-nn* digunakan *k* sebesar 3, jumlah *k* yang digunakan mengacu pada jumlah tetangga terdekat yang akan disertakan dalam mayoritas. Jenis pengukuran yang digunakan yaitu menghitung jarak antara euclidean. Pada gambar 3.9 dapat dilihat konfigurasi modeling pada *k-nn*.



**Gambar 3.9 Konfigurasi parameter k-nn**

Setelah diuji coba menggunakan model *k-nn*, contoh hasil prediksi terdapat pada gambar 3.10, gambar tersebut menggambarkan apabila “confidence(1)” lebih besar daripada “confidence(0)” maka kemungkinan prediksi pelanggan membuka deposit lebih besar.

Row No.	deposit	prediction(deposit)	confidence(1)	confidence(0)
1	1	1	1	0
2	1	1	1	0
3	1	1	1	0
4	1	1	1	0
5	1	1	1	0
6	1	1	1	0
7	1	1	1	0
8	1	0	0.346	0.654
9	1	1	1	0
10	1	1	1	0
11	1	1	1	0
12	1	1	1	0
13	1	1	1.000	0
14	1	0	0.286	0.714
15	1	1	1	0

**Gambar 3.10 Hasil confidence k-nn**

Gambar 3.11 Menggambarkan model pengelompokan berdasarkan isi variabel yang diberikan label pada algoritma data mining *K-NN* menggunakan tool *Ramid Miner*.

```

KNNClassification
Weighted 3-Nearest Neighbour model for classification.
The model contains 31647 examples with 16 dimensions of the following classes:
1
0

```

**Gambar 3.11 Hasil klasifikasi k-nn**

Adapun hasil validasi model algoritma data mining *K-NN* pada gambar 3.12 dengan parameter validasi dari akurasi, presisi, dan *f-measure*.

## PerformanceVector

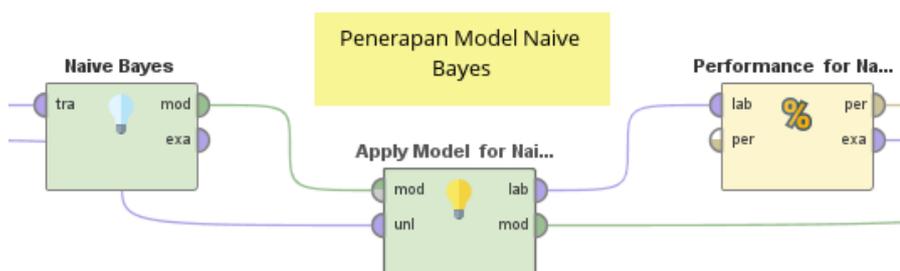
```

PerformanceVector:
accuracy: 87.45%
ConfusionMatrix:
True:  1      0
1:    11427  1152
0:     550   435
precision: 44.16% (positive class: 0)
ConfusionMatrix:
True:  1      0
1:    11427  1152
0:     550   435
f_measure: 33.83% (positive class: 0)
ConfusionMatrix:
True:  1      0
1:    11427  1152
0:     550   435
    
```

Gambar 3.12 Hasil klasifikasi k-nn

- *Modeling Naïve Bayes*

Pada gambar 3.13 menampilkan susunan operator yang digunakan untuk melakukan model algoritma data mining *naïve bayes*.



Gambar 3.13 Susunan operator algoritma naïve bayes

Pada pemodelan *naïve bayes*, parameter yang digunakan yaitu *laplace correction* berguna untuk mengoreksi sampel kecil dalam setiap perkiraan probabilitas. Pada gambar 3.14 menunjukkan hasil distribusi *naïve bayes*, menunjukkan atribut mana saja yang paling mempengaruhi pelanggan untuk membuka deposito. Atribut yang paling mempengaruhi yaitu *balance*, *duration*, *pdays*, dan *age*.

Distribusi model yang didapatkan model ini untuk confidence(1) sebesar 0.883 dan untuk confidence(0) sebesar 0.117.

Attribute	Parameter	1 ↓	0
balance	standard deviation	3043.349	3277.302
balance	mean	1304.901	1807.084
duration	mean	222.198	539.022
duration	standard deviation	210.637	395.507
pdays	standard deviation	96.417	117.930
age	mean	40.831	41.756
pdays	mean	36.389	68.146

**Gambar 3.14 Hasil distribusi naïve bayes**

Pada gambar 3.15 menunjukkan gambar dalam bentuk gambar berisikan hasil implementasi model dari *naïve bayes*. Apabila “confidence(1)” lebih besar daripada “confidence(0)” maka kemungkinan prediksi pelanggan membuka deposit lebih besar.

Row No.	deposit	prediction(d...	confidence(1)	confidence(0)
1	1	1	0.987	0.013
2	1	1	0.996	0.004
3	1	1	0.999	0.001
4	1	1	0.985	0.015
5	1	1	0.986	0.014
6	1	1	0.998	0.002
7	1	1	0.999	0.001
8	1	1	0.997	0.003
9	1	0	0.000	1.000
10	1	1	0.996	0.004
11	1	1	0.996	0.004
12	1	1	0.984	0.016
13	1	1	0.994	0.006
14	1	1	0.995	0.005
15	1	1	0.993	0.007

**Gambar 3.15 Hasil confidence naïve bayes**

Adapun hasil validasi model algoritma data mining Naïve Bayes pada gambar 3.16 dengan parameter validasi dari akurasi, presisi, dan *f-measure*.

## PerformanceVector

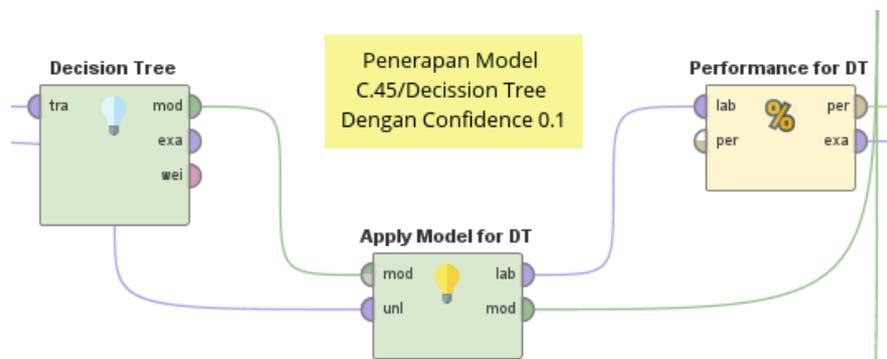
```

PerformanceVector:
accuracy: 88.57%
ConfusionMatrix:
True:  1    0
1:    11167  741
0:     810   846
precision: 51.09% (positive class: 0)
ConfusionMatrix:
True:  1    0
1:    11167  741
0:     810   846
f_measure: 52.17% (positive class: 0)
ConfusionMatrix:
True:  1    0
1:    11167  741
0:     810   846
    
```

**Gambar 3.16** Hasil validasi naïve bayes

- *Modeling Decision Tree*

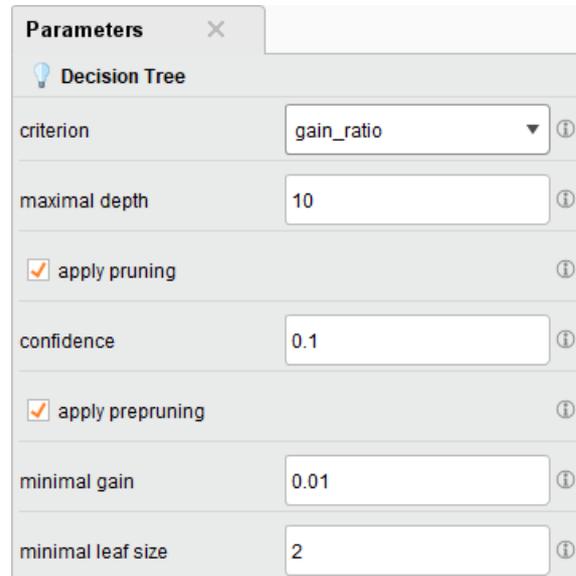
Pada gambar 3.17 menampilkan susunan operator yang digunakan untuk melakukan model algoritma data mining *decision tree*.



**Gambar 3.17** Susunan operator algoritma decision tree

Pada pemodelan *decision tree* yaitu hasilnya berupa pohon keputusan atribut mana saja yang paling mempengaruhi label  $y$ . Parameter yang digunakan untuk *decision tree* yaitu *criteria* pada *gain ratio* yang digunakan untuk mencari variant dengan menyesuaikan *information ratio*, kemudian *maximal depth* sebesar

10. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat di gambar 3.18 sebagai berikut.



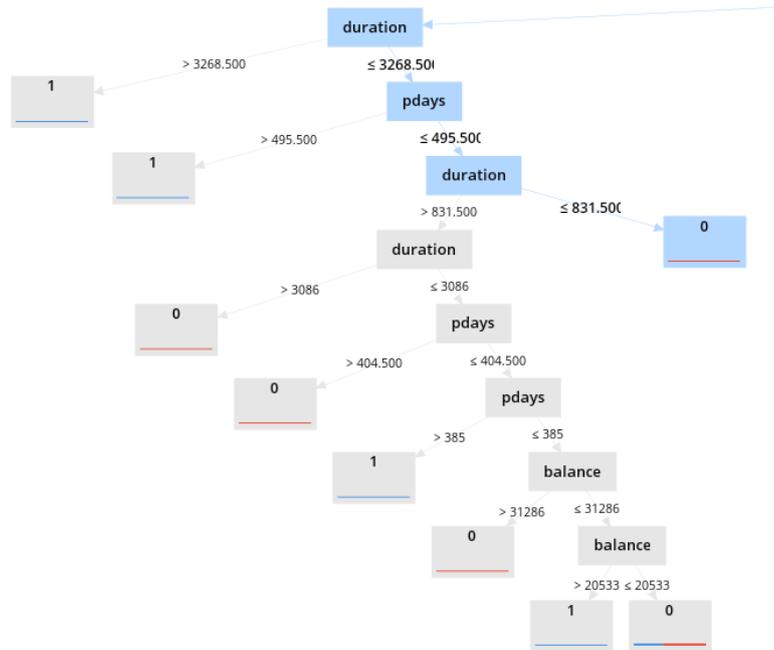
**Gambar 3.18 Konfigurasi parameter decision tree**

Pada gambar 3.19 menunjukkan gambar dalam bentuk gambar berisikan hasil implementasi model dari *decision tree*. Apabila “confidence(1)” lebih besar daripada “confidence(0)” maka kemungkinan prediksi pelanggan membuka deposit lebih besar.

Row No.	deposit	prediction(d...	confidence(1)	confidence(0)
1	1	1	0.950	0.050
2	1	1	0.950	0.050
3	1	1	0.950	0.050
4	1	1	0.950	0.050
5	1	1	0.950	0.050
6	1	1	0.950	0.050
7	1	1	0.950	0.050
8	1	1	0.950	0.050
9	1	0	0.405	0.595
10	1	1	0.950	0.050
11	1	1	0.950	0.050
12	1	1	0.950	0.050
13	1	0	0.405	0.595
14	1	1	0.950	0.050
15	1	1	0.950	0.050

**Gambar 3.19 Hasil confidence decision tree**

Hasil pohon keputusan dari *decision tree* dapat dilihat pada gambar 3.20. gambar tersebut menunjukkan pohon keputusan dari atribut “*duration*” dan kedalaman terakhir dari pohon keputusan tersebut yaitu atribut “*balance*” . Setiap atribut pohon keputusan merepresentasikan nilai dari “confidence(1)” dan “confidence(0)”.



**Gambar 3.20** Pohon keputusan decision tree

Adapun hasil validasi model algoritma data mining *Decision Tree* pada gambar 3.21 dengan parameter validasi dari akurasi, presisi, dan *f-measure*.

## PerformanceVector

```

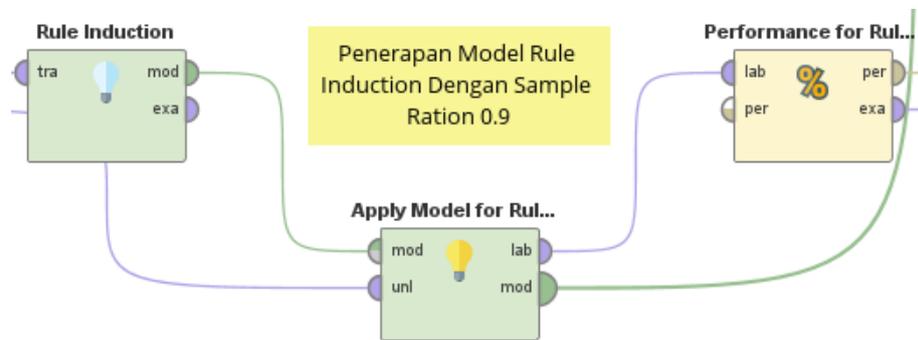
PerformanceVector:
accuracy: 89.95%
ConfusionMatrix:
True:  1    0
1:    11633  1019
0:     344   568
precision: 62.28% (positive class: 0)
ConfusionMatrix:
True:  1    0
1:    11633  1019
0:     344   568
f_measure: 45.46% (positive class: 0)
ConfusionMatrix:
True:  1    0
1:    11633  1019
0:     344   568

```

**Gambar 3.21** Hasil validasi decision tree

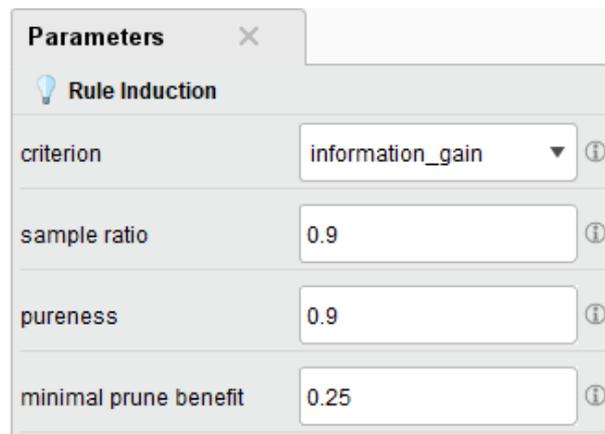
- *Modeling Rule Induction*

Pada gambar 3.22 menampilkan susunan operator yang digunakan untuk melakukan model algoritma data mining *rule induction*.



**Gambar 3.22 Susunan operator algoritma rule induction**

Pada pemodelan *rule induction* hasil akhirnya berupa rule model atau “*if-then statement*”. Pada pemodelan ini menggunakan parameter *criterion* pada *information gain* yang digunakan untuk mencari entropi yang sudah dihitung dan *sample ratio* sebesar 0.9. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat di gambar 3.23 sebagai berikut.



**Gambar 3.23 Konfigurasi parameter decision tree**

Pada gambar 3.24 menunjukkan gambar dalam bentuk gambar berisikan hasil implementasi model dari *Rule Induction*. Apabila “*confidence(1)*” lebih besar daripada “*confidence(0)*” maka kemungkinan prediksi pelanggan membuka deposit lebih besar.

Row No.	deposit	prediction(d...	confidence(1)	confidence(0)
1	1	1	0.929	0.071
2	1	1	0.929	0.071
3	1	1	0.929	0.071
4	1	1	0.929	0.071
5	1	1	0.929	0.071
6	1	1	0.929	0.071
7	1	1	0.929	0.071
8	1	1	0.929	0.071
9	1	1	0.929	0.071
10	1	1	0.929	0.071
11	1	1	0.929	0.071
12	1	1	0.929	0.071
13	1	1	0.929	0.071
14	1	1	0.929	0.071
15	1	1	0.929	0.071

**Gambar 3.24 Hasil confidence decision tree**

Setelah melakukan konfigurasi maka didapatkanlah hasil *rule model* dari algoritma *rule induction*. Pada gambar 3.25 ditampilkan sebuah *rule model* pada setiap atribut berupa “*if-then statement*”.

**RuleModel**

```

if duration ≤ 459.500 then 1 (25314 / 1942)
if duration ≤ 649.500 and contact = unknown and duration ≤ 551.500 then 1 (323 / 33)
if duration ≤ 702.500 and housing = yes and duration ≤ 604.500 then 1 (557 / 164)
if duration ≤ 829.500 and pdays ≤ 8.500 and martial = married and contact = unknown then 1 (191 / 43)
if duration ≤ 800.500 and pdays ≤ 0 and month = jul and duration ≤ 530.500 then 1 (70 / 8)
if duration > 800.500 and contact = cellular and martial = single then 0 (97 / 194)
if duration ≤ 800.500 and pdays ≤ 0 and day > 16.500 and day ≤ 21.500 and martial = married and age ≤ 41.500 then 1 (59 / 11)
if duration ≤ 889.500 and pdays ≤ 28 and balance ≤ 1582 and duration ≤ 649.500 and loan = yes and age > 31.500 then 1 (49 / 7)
if duration > 889.500 and contact = cellular and education = secondary then 0 (73 / 138)
if pdays ≤ 0 and duration ≤ 708.500 and balance ≤ 1621 and age > 41.500 and education = secondary and campaign > 1.500 then 1 (71 / 20)
if poutcome = success and housing = no then 0 (14 / 92)
if duration ≤ 798.500 and job = blue-collar and duration ≤ 648.500 then 1 (62 / 22)
if duration ≤ 873.500 and balance ≤ 1582 and martial = married and balance > 383.500 then 1 (136 / 74)
if balance > 688.500 and duration > 769.500 and housing = no and month = jun then 0 (8 / 31)
if balance > 1222.500 and duration > 769.500 and balance ≤ 4865 and balance > 2940.500 and balance ≤ 3557 then 0 (1 / 21)
if contact = unknown and duration ≤ 731 then 1 (55 / 20)
if campaign ≤ 1.500 and pdays > 74.500 and day > 5.500 and pdays > 188.500 and education = secondary then 0 (1 / 16)

```

**Gambar 3.25 Rule model rule induction**

Adapun hasil validasi model algoritma data mining *Rule Induction* pada gambar 3.26 dengan parameter validasi dari akurasi, presisi, dan *f-measure*.

```

PerformanceVector

PerformanceVector:
accuracy: 89.95%
ConfusionMatrix:
True:  1      0
1:    11633  1019
0:     344   568
precision: 62.28% (positive class: 0)
ConfusionMatrix:
True:  1      0
1:    11633  1019
0:     344   568
f_measure: 45.46% (positive class: 0)
ConfusionMatrix:
True:  1      0
1:    11633  1019
0:     344   568

```

**Gambar 3.26 Hasil validasi decision tree**

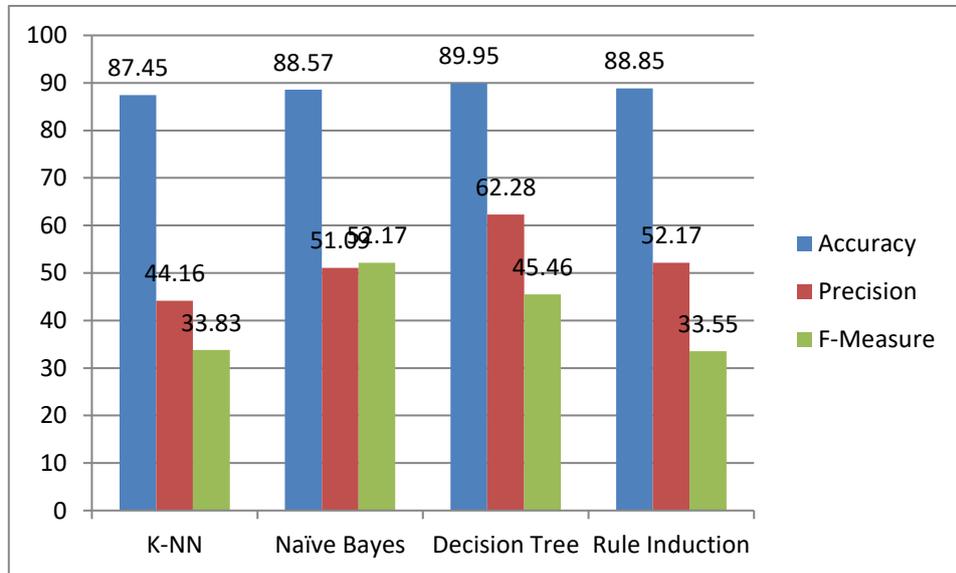
### 3.3.4 Evaluation

Setelah dilakukan pemodelan pada setiap algoritma *data mining*, tahap selanjutnya yaitu evaluasi hasil pemodelan yang telah diterapkan dengan cara validasi performa menggunakan parameter *accuracy*, *precision*, dan *f-measure*. Pada Tabel 3.3 dan 3.4 menunjukkan tabel dan grafik performa pada masing-masing algoritma berdasarkan parameter yang digunakan.

**Table 3.3 Hasil validasi model**

	Accuracy	Precision	F-measure
K-NN	0.8745	0.4416	0.3383
Naïve Bayes	0.8857	0.5109	0.5217
Decision Tree	0.8995	0.6228	0.4546
Rule Induction	0.8885	0.5536	0.3355

**Table 3.4 Grafik validasi model**



### 3.3.5 Deployment

Setelah dilakukan keseluruhan urutan dari persiapan data, pembuatan model, dan validasi maka tahap terakhir yaitu tahap *deployment* dengan cara menghitung rata rata parameter validasi dari *accuracy*, *precision*, dan *f-measure*. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma *decision tree* memiliki hasil yang paling baik apabila dirata-rata secara keseluruhan parameter dengan akurasi sebesar 89%, presisi 62%, dan f-measure 45%.

### 3.4. Kendala yang Dihadapi

Masalah yang dihadapi ketika menjalan program penelitian independent pengganti kerja magang di Universitas Multimedia Nusantara adalah:

- a. Mahasiswa masih belum cukup mengetahui bagaimana sistematika dari penelitian independent dikarenakan mahasiswa adalah orang pertama yang menjalani penelitian independent di Universitas Multimedia Nusantara prodi sistem informasi.

- b. Kesulitan mencari data di Indonesia mengenai perbankan, oleh karena itu mahasiswa mencari data pada sumber lain dan mendapatkan data dari Banco De Portugis.

### **3.5. Solusi atas Kendala**

Dengan masalah yang dihadapi mahasiswa selama melakukan program kerja magang di Universitas Multimedia Nusantara, berikut adalah solusi mengatasi kendala tersebut.

- a. Terdapat penjelasan atau pembekalan dari pihak internal Universitas Multimedia Nusantara untuk penelitian independent sebagai pengganti praktik kerja magang.
- b. Adanya saran sumber referensi untuk data yang akan digunakan untuk penelitian independent.