

## Final Project Presentation

Nomor Kelompok: 4 Nama Mentor: Rachmadio Noval L Nama:

- Alif Alfarisi
- Rahwini Harpa Helda

**Machine Learning Class** 

Program Studi Independen Bersertifikat Zenius Bersama Kampus Merdeka





## Petunjuk

- Waktu presentasi adalah 5 menit (tentatif, tergantung dari banyaknya kelompok yang mendaftarkan diri)
- Waktu tanya jawab adalah 5 menit
- Silakan menambahkan gambar/visualisasi pada slide presentasi
- Upayakan agar tetap dalam format poin-poin (ingat, ini presentasi, bukan esai)
- Jangan masukkan code ke dalam slide presentasi (tidak usah memasukan screenshot jupyter notebook)



- 1. Latar Belakang
- 2. Explorasi Data dan Visualisasi
- 3. Modelling
- 4. Kesimpulan



## Latar Belakang



### Latar Belakang Project

Sumber Data: https://www.kaggle.com/datasets/barun2104/telecom-churn?datasetId=567482

Problem: classification

#### Tujuan:

- Melakukan prediksi dataset Customer Churn berdasarkan AccountWeeks,
   ContractRenewal, DataPlan, DataUsage, CustServCalls, DayMins, DayCalls,
   MonthyCHarge, OverageFee, dan RoamMins.
- Menentukanan Model terbaik untuk datset Customer Churn



## Explorasi Data dan Visualisasi



### **Business Understanding**

Customer churn didefinisikan sebagai kecendrungan pelanggan untuk berhenti melakukan interaksi dengan sebuah perusahaan. Perusahaan telekomunikasi memiliki kebutuhan unutk mengetahui apakah pelanggan akan berhenti berlangganan atau tidak, karena biaya untuk mempertahankan pelanggan yang sudah ada jauh lebih sedikit dibandingkan memperoleh pelanggan baru.

Pelanggan yang berhenti karena sebab eksternal seperti berpindah lokasi, kematian, atau alasan lainnyalah yang tidak sulit untuk dilakukan karena kita dapat mempelajari karakteristik pelanggan yang dapat dilihat dari profil pelanggan. Permasalahan ini dapat dijawab dengan membuat sebuah model Machine Learning yang dapat memprediksi apakah seorang pelanggan akan churn atau tidak. Harapannya, dengan adanya model ini, pihak perusahaan telekomunikasi dapat melakukan tindak preventif bagi pelanggan yang berpeluang besar untuk churn.



### **Data Cleansing**

Dari dataset yang diperoleh, didapatkan informasi bahwa terdapat 3333 baris dan 11 kolomdengan 10 independent variables dan 1 dependent variable

Untuk Independent varibale terdiri dari kolom Accountweeks, ContractRenewal, DataPlan, DataUsage, CustServCalls, DayMins, DayCalls, MonthlyCharge, OverageFee, dan RoamMins. Sedangkan dependent terdiri dari kolom Churn.



#### **Data Cleansing**

1       0       107       1       1       3.70       1       161.6       123       82.0       9.78       1         2       0       137       1       0       0.00       0       243.4       114       52.0       6.06       1         3       0       84       0       0       0.00       2       299.4       71       57.0       3.10         4       0       75       0       0       0.00       3       166.7       113       41.0       7.42       1		Churn	AccountWeeks	ContractRenewal	DataPlan	DataUsage	CustServCalls	DayMins	DayCalls	MonthlyCharge	OverageFee	RoamMins
2       0       137       1       0       0.00       0       243.4       114       52.0       6.06       1         3       0       84       0       0       0.00       2       299.4       71       57.0       3.10         4       0       75       0       0       0.00       3       166.7       113       41.0       7.42       1   <	0	0	128	1	1	2.70	1	265.1	110	89.0	9.87	10.0
3       0       84       0       0       0.00       2       299.4       71       57.0       3.10         4       0       75       0       0       0.00       3       166.7       113       41.0       7.42       1   <	1	0	107	1	1	3.70	1	161.6	123	82.0	9.78	13.7
4       0       75       0       0       0.00       3       166.7       113       41.0       7.42       1	2	0	137	1	0	0.00	0	243.4	114	52.0	6.06	12.2
.	3	0	84	0	0	0.00	2	299.4	71	57.0	3.10	6.6
3328       0       192       1       1       2.67       2       156.2       77       71.7       10.78         3329       0       68       1       0       0.34       3       231.1       57       56.4       7.67         3330       0       28       1       0       0.00       2       180.8       109       56.0       14.44       1	4	0	75	0	0	0.00	3	166.7	113	41.0	7.42	10.1
3329     0     68     1     0     0.34     3     231.1     57     56.4     7.67       3330     0     28     1     0     0.00     2     180.8     109     56.0     14.44     1								•••				
<b>3330</b> 0 28 1 0 0.00 2 180.8 109 56.0 14.44 1	3328	0	192	1	1	2.67	2	156.2	77	71.7	10.78	9.9
	3329	0	68	1	0	0.34	3	231.1	57	56.4	7.67	9.6
<b>3331</b> 0 184 0 0 0.00 2 213.8 105 50.0 7.98	3330	0	28	1	0	0.00	2	180.8	109	56.0	14.44	14.1
	3331	0	184	0	0	0.00	2	213.8	105	50.0	7.98	5.0
<b>3332</b> 0 74 1 1 3.70 0 234.4 113 100.0 13.30 1	3332	0	74	1	1	3.70	0	234.4	113	100.0	13.30	13.7

3333 rows × 11 columns



#### **Data Cleansing**

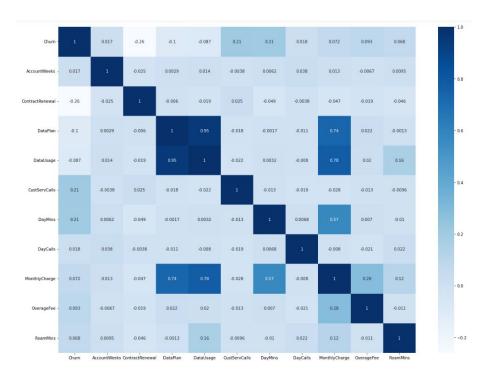
RangeIndex: 3333 entries, 0 to 3332 Data columns (total 11 columns): # Column Non-Null Count Dtype int64 0 Churn 3333 non-null int64 AccountWeeks 3333 non-null ContractRenewal 3333 non-null int64 int64 DataPlan 3333 non-null float64 DataUsage 3333 non-null CustServCalls 3333 non-null int64 DayMins 3333 non-null float64 DayCalls int64 3333 non-null MonthlyCharge float64 3333 non-null OverageFee 3333 non-null float64 RoamMins 10 3333 non-null float64 dtypes: float64(5), int64(6)

Dari informasi data bisa dilihat ada data dengan non-null. Data terdiri dari 2 tipe data, yaitu :

- 1. Tipe data int64 terdiri dari6 kolom
- 2. Tlpe data float64 terdiri dari 5 kolom

memory usage: 286.6 KB

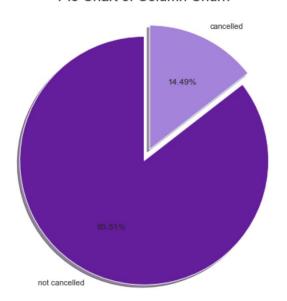




Heatmap dari dataset Cusmtomer Churn bisa dilihat hubungan antar kolom pada gambar tersebut.



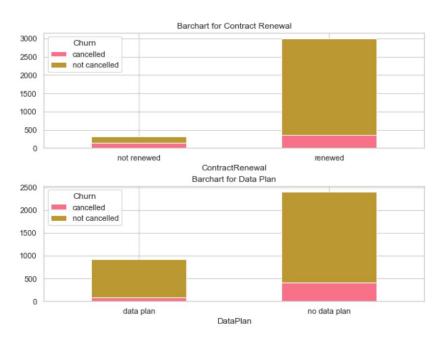
Pie Chart of Column Churn



Dapat dilihat pada Pie Chart of Column Churn terdapat 14.49% yang melakukan cancelled dan 85.51% yang tidak melakukan cancelled

	Churn		
not cancelled	2850		
cancelled	483		

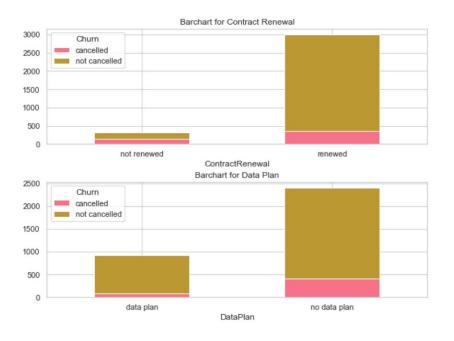




 Binary Features; 'ContractRenewal' terhadap 'Churn'

Bisa dilihat lebih banyak pelanggan memperpanjang kontrak daripada yang tidak memperpanjang kontrak, dan yang melakukan cancelled juga lebih banyak daripada pelanggan yang tidak memperpanjang kontrak





2. Binary Features; 'DataPlan' terhadap 'Churn'

Bisa dilihat lebih banyak pelanggan tidak memiliki dataplan daripada yang memiliki dataplan, dan di no plan data lebih banyak daripada yang lainnya untuk churn.



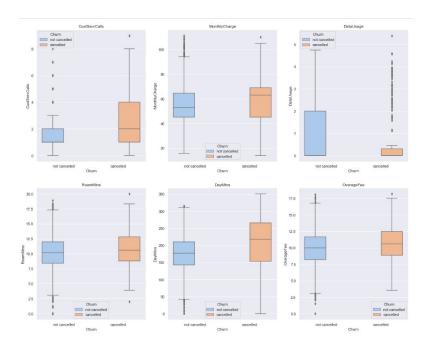
	Mean
Feature	
Churn	0.144914
AccountWeeks	101.064806
ContractRenewal	0.903090
DataPlan	0.276628
DataUsage	0.816475
CustServCalls	1.562856
DayMins	179.775098
DayCalls	100.435644
MonthlyCharge	56.305161
OverageFee	10.051488
RoamMins	10.237294

Iviean	
	Feature
0.000000	Churn
100.793684	AccountWeeks
0.934737	ContractRenewal
0.295439	DataPlan
0.862151	DataUsage
1.449825	CustServCalls
175.175754	DayMins
100.283158	DayCalls
55.816246	MonthlyCharge
9.954618	OverageFee
10.158877	RoamMins

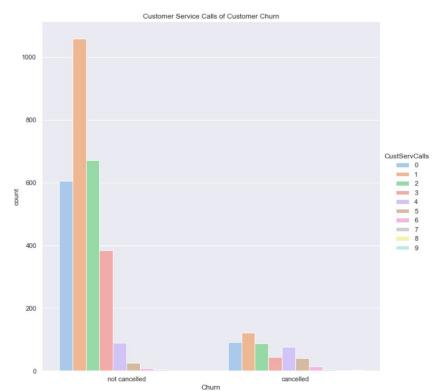
Mean

Disamping merupakan data rata-rata panggilan yang dilakukan oleh pelanggan.



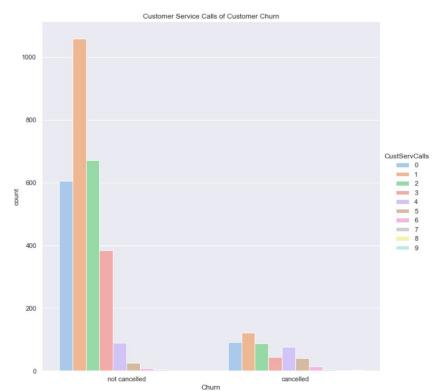






Berdasarkan grafik Customer Service Calls of Customer Churn dapat ditarik kesimpulan pelanggan yang not cancelled service melakukan panggilan 1 sampai 3 kali dan pelanggan yang melakukan cancelled service melakukan panggilan 4 kali jika dibandingkan dengan 3 kali panggilan, dan pelanggan yang melakukan panggilan 1 kali termasuk cancelled dan not cancelled service.





Berdasarkan grafik Customer Service Calls of Customer Churn dapat ditarik kesimpulan pelanggan yang not cancelled service melakukan panggilan 1 sampai 3 kali dan pelanggan yang melakukan cancelled service melakukan panggilan 4 kali jika dibandingkan dengan 3 kali panggilan, dan pelanggan yang melakukan panggilan 1 kali termasuk cancelled dan not cancelled service.



## Modelling



#### Normalisasi Data

Split data for train and test dengan menggunakan data testing sebanyak 20% dan Data Training Sebanyak 80%



#### Normalisasi Data

Melakukan Resampling Data

```
Downsampled Dataset Class Counts:
0 386
1 386
Name: Churn, dtype: int64
Upsampled Dataset Class Counts:
1 2280
0 2280
Name: Churn, dtype: int64
```



- Hasil Tuning Parameter Random Forest

```
TMBALANCED CLASSES
Best roc auc-score during GS: 0.9030325668483563
Best params from GS:
{'max_depth': 10, 'min_samples_leaf': 1, 'min_samples_spli
t': 5, 'n_estimators': 444}
Accuracy Score: 0.9565217391304348
AUROC Score: 0.9301862904684391
DOWNSAMPLED MAJORITY CLASS
Best roc auc-score during GS: 0.8853929620163387
Best params from GS:
{'max_depth': 11, 'min_samples_leaf': 4, 'min_samples_spli
t': 6, 'n_estimators': 370}
Accuracy Score: 0.8875562218890555
AUROC Score: 0.9195876288659793
UPSAMPLED MINORITY CLASS
```



Hasil Tuning Parameter Decision Tree

```
IMBALANCED CLASSES
Best roc_auc-score during GS: 0.8657849825612984
Best params from GS:
{'max_depth': 6, 'min_samples_leaf': 4, 'min_samples_split': 5}
Accuracy Score: 0.9415292353823088
AUROC Score: 0.921287755471152
DOWNSAMPLED MAJORITY CLASS
Best roc auc-score during GS: 0.8449924534340119
Best params from GS:
{'max_depth': 6, 'min_samples_leaf': 4, 'min_samples_split': 5}
Accuracy Score: 0.8860569715142429
AUROC Score: 0.8886507505878097
UPSAMPLED MINORITY CLASS
Best roc auc-score during GS: 0.9640322022160663
Best params from GS:
 {'max_depth': 16, 'min_samples_leaf': 2, 'min_samples_split': 7}
Accuracy Score: 0.8725637181409296
AUROC Score: 0.820898896726352
```



Hasil Tuning Parameter Logistic Regression

```
IMBALANCED CLASSES
Best roc auc-score during GS: 0.8096941800889169
Best params from GS:
{'max iter': 630, 'penalty': 'l2', 'tol': 0.00018661761457749353}
Accuracy Score: 0.8650674662668666
AUROC Score: 0.8317236389943932
DOWNSAMPLED MAJORITY CLASS
Best roc auc-score during GS: 0.8140980231889323
Best params from GS:
{'max_iter': 630, 'penalty': '12', 'tol': 0.00018661761457749353}
Accuracy Score: 0.7586206896551724
AUROC Score: 0.8280340025321035
UPSAMPLED MINORITY CLASS
Best roc auc-score during GS: 0.8142255309325946
Best params from GS:
{'max_iter': 630, 'penalty': 'l2', 'tol': 0.00018661761457749353}
Accuracy Score: 0.7646176911544228
AUROC Score: 0.8348164224995478
```



```
RandomForestClassifier Confusion Matrix:
 [[559 11]
 [ 23 74]]
Precision: 0.980701754385965
Recall: 0.9604810996563574
Accuracy: 0.9490254872563718
 DecisionTreeClassifier Confusion Matrix:
 [[527 43]
 [ 30 67]]
Precision: 0.9245614035087719
Recall: 0.9461400359066428
Accuracy: 0.8905547226386806
 LogisticRegression Confusion Matrix:
 [[436 134]
 [ 27 70]]
Precision: 0.7649122807017544
Recall: 0.9416846652267818
Accuracy: 0.7586206896551724
```

Dapat dilihat hasil dari Precison, Recall, dan Accuracy yang paling besar adalah **Random Forest**.



## Conclusion



#### Conclusion

Dari modelling yang telah dilakukan terhadap dataset Customer Churn, dapat ditarik bahwa Random Forest yang paling baik untuk Model dataset tersebut. Dengan adanya model untuk memprediksi customer churn, pihak perusahaan telekomunikasi dapat dengan mudah mengetahui pelanggan mana yang memiliki kecenderungan untuk churn. Dari sini, pihak marketing dapat melakukan promosi produk dengan sifat kontrak yang jangkanya lebih panjang sehingga kedua pelanggan ini dapat bertahan lebih lama.

# Terima kasih!

Ada pertanyaan?

