# Introduction to Data Science

day 5



## Day 5

## Outline

apa saja yang akan kita pelajari hari ini?





#### 1. Classification Model

- Logistic Regression
- K-Nearest Neighbour
- Decision Tree

#### 2. Feature Engineering

- Scaling
- Encoding
- Handling Missing Value
- Outlier
- Feature Selection

# **Supervised Learning Classification**

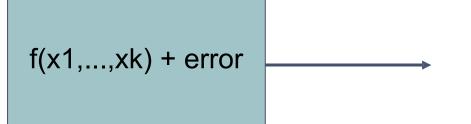


What???

## Supervised Learning What Is Classification

- ☐ Classification digunakan untuk memprediksi data atau label yang sifatnya kategorik.
- □ Setiap kategori yang ada dapat juga disebut dengan kelas.
- Banyaknya kelas bisa dua atau bahkan lebih dari itu.
  - Y categorical memiliki dua kelas (binary classification)
  - Y categorical memiliki lebih dari dua kelas (multiclass classification)

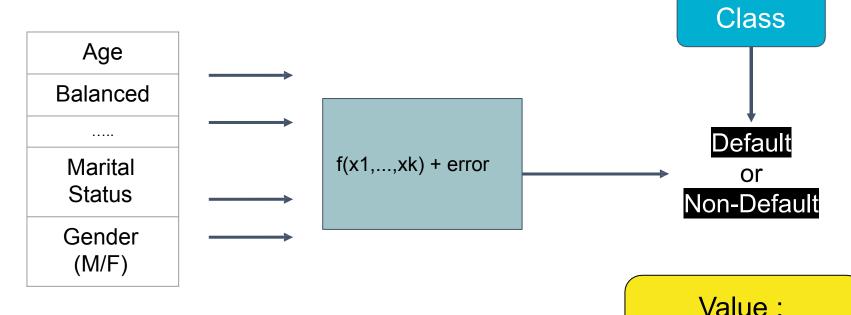






### **Supervised Learning**

## Classification : Credit Scoring (Binary)



**Profit Increase** 



## **Supervised Learning**

### Classification: Some Method Usually Used In Classification

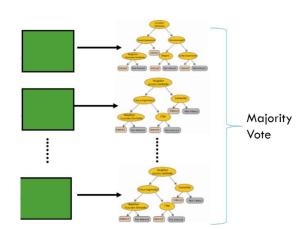
#### **Logistic Regression**

$$P(Y = 1) = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k)}$$

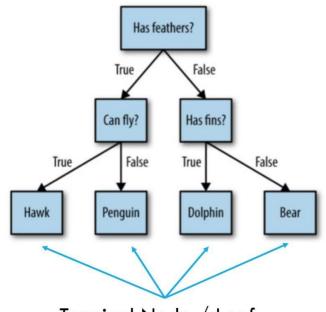
#### **Ensemble Method:**

#### Note:

Other models:
K-Nearest
Neighbour (KNN),
Discriminant Analysis,
Support Vector
Machine (SVM),
Ensemble – Bagging,
Random Forest,
Boosting, etc



#### **Decision Tree**



Terminal Node / Leaf



## Classification Logistic Regression

## Regresi logistik (Logistic Regression) merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi.

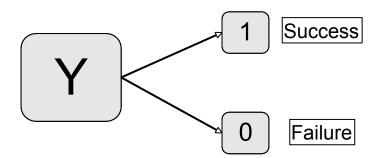
#### **Logistic Regression**

$$P(Y = 1) = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k)}$$

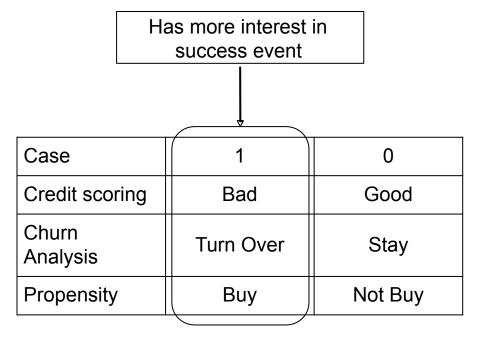
- Binary Logistic Regression, binary label
   Ketika label memiliki skala pengukuran nominal dan hanya memiliki dua kategori atau biner regresi
- Multinomial Logistic Regression, multinomial label
   Ketika label memiliki skala pengukuran nominal dengan lebih dari dua kategori
- Ordinal Logistic Regression, ordinal label
   Ketika label memiliki skala pengukuran ordinal



## Logistic Regression: What is Binary Logistic Regression?



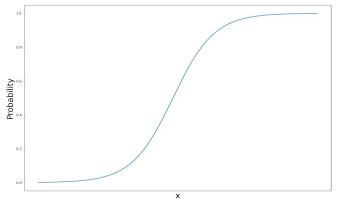
Binary logistic regression memodelkan peluang/probability suksesnya suatu kejadian.





### Logistic Regression : Sigmoid Curve

b > 0, success rate increase when X increase

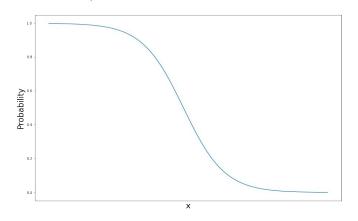


P(Y = 1) = odd / (1 + odd),

#### With

- 0 < P(Y = 1) < 1
- Y = dependent variable, succes (Y = 1) failure (Y = 0)
- odd = exp(a + bx)
- x = independent variable

#### b < 0, success rate decrease when X increase

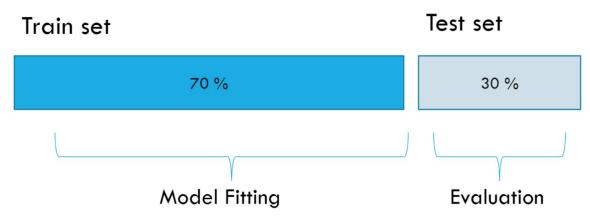


Odd merupakan rasio antara peluang gagal dan peluang sukses dalam kondisi tertentu.



## Classification Evaluation Method

Ketika melakukan pemodelan menggunakan machine learning, **model divalidasi nilai prediksinya menggunakan gugus data yang tidak terlibat sama sekali dalam pemodelan**.



Data dibagi menjadi dua bagian yaitu data training dan data testing dengan proporsi masing-masing misalkan 70% dan 30%. Gugus data training digunakan untuk membangun model sedangkan gugus data testing untuk validasi.



### Measuring Performance of Classification Method

No	Prediction	Actual
1	1	1
2	1	0
3	0	1
499	0	0
500	0	1

	Actual		
Prediction	0	1	
0	120	23	
1	27	330	

Accuracy Of Prediction =  $(120+330)/500 \times 100\%$ = 90.0%

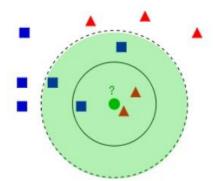
Artinya model dapat memprediksi dengan benar untuk 9 dari 10 orang.



## Classification K-Nearest Neighbour

Metode machine learning ini bekerja dengan memberikan hasil prediksi berdasarkan kelas mayoritas dari beberapa pengamatan yang serupa atau tetangga terdekat.



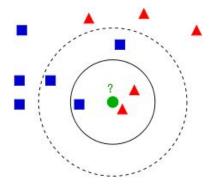


- KNN dapat diterapkan untuk klasifikasi maupun regresi.
- KNN merupakan suatu metode yang bersifat non-parametrik artinya KNN tidak menghasilkan persamaan seperti pada regresi linier dan regresi logistik.



## Classification K-Nearest Neighbour

- KNN dalam penggunaannya perlu menyimpan data yang digunakan untuk training sebagai bagian dari metode secara keseluruhan.
- Ketika memprediksi data poin yang baru, KNN mencari sejumlah data poin yang memiliki kemiripan atau posisinya dekat dengan data poin baru yang ingin kita prediksi. Hasil prediksi dari data poin yang baru diperoleh berdasarkan mayoritas kelas dari sejumlah data poin yang mirip.



■ ▲ Training data

Test data (New observation)

Test data will be classified as ■? or ▲ (Ignore circle line for now)

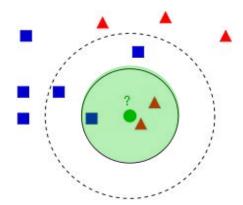


## Classification K-Nearest Neighbour

#### Banyaknya data terdekat yang digunakan, dinamakan faktor k.

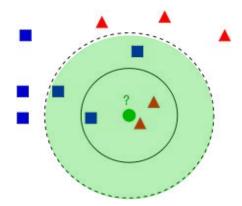
With **k=3** nearest neighbors

Test data classified into



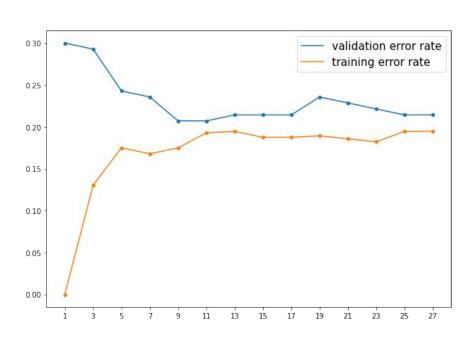
With **k=5** nearest neighbors

Test data classified into





### K-Nearest Neighbour: How do we choose factor K?



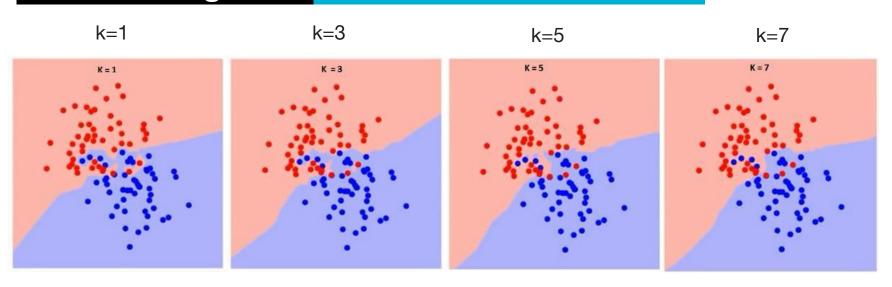
- Tips 1: Use odd number of K
- Tips 2: Evaluate using validation data set

#### Best k = 9

- Error rate at K=1 can perfectly predict training sample, closest point to any data point is itself
- Our goal is to predict new data so we want good performance in validation data set
- Performance at K=1 not acceptable to predict new data
- Error rate in validation set generally decreases with increases K
- We choose k with minimum error rate in validation dataset



### K-Nearest Neighbour : How do we choose factor K?



- Boundary becomes smoother with increase value of K
- With K increases to inf, finally becomes all-blue/all-red depending on total majority



## K-Nearest Neighbour : Measuring distance

## Measuring distance 1 Dimension

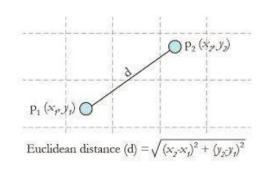


Simple Illustration Distance = 5 - 1
The distance is simply: = 4

## Measuring distance > 2 Dimension

Distance = 
$$\sqrt{(x^2 - x^1)^2 + (y^2 - y^1)^2 + (z^2 - z^1)^2 + ...}$$

## Measuring distance 2 Dimension



#### Illustration

$$(x1, y1) = (1, 2)$$

$$(x2, y2) = (5, 4)$$

= 4.47

#### **Euclidean distance**

$$= \sqrt{(5-1)^2 + (4-2)^2}$$
$$= \sqrt{(4)^2 + (2)^2}$$
$$= \sqrt{20}$$



## K-Nearest Neighbour : Measuring distance

Yang sebenarnya terjadi dalam metode KNN, perhitungan jarak dilakukan untuk setiap data poin terhadap data poin yang lain.

data points	x1	x2	х3
1	12	15	16
2	12	16	17
3	20	13	18
4	9	14	18
5	17	15	20

data points	1	2	3	4	5
1	0				
2	1.414	0			
3	8.485	8.602	0		
4	3.741	3.7741	11.045	0	
5	6.403	5.916	4.123	8.306	0



## K-Nearest Neighbour : The Closest Data Points

data points	1	2	3	4	5
1	0				
2	1.414	0			
3	8.485	8.602	0		
4	3.741	3.7741	11.045	0	
5	6.403	5.916	4.123	8.306	0

Data Points	1st closest	2nd closest	
1	2	4	
2	1	4	
3	5	1	
4	1	2	
5	3	2	

Distance Matrix



### K-Nearest Neighbour : Issue with Euclidean Distance

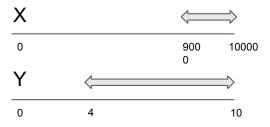
X	Y
4000	5
5000	4.5
2000	3
6000	4.5
7000	4.6
8000	4
9000	10

Misalkan ada suatu data set yang memiliki 2 variabel dengan skala yang berbeda jauh,

- X dalam hektar
- Y dalam kwintal

#### Perhatikan 2 data point terakhir:

- Selisih Area (X) 9000 8000 = 1000 hektar
- Selisih Produksi (Y) 10 6 = 4 kwintal



Perhatikan bahwa **X ribuan** dan **Y dalam satuan**. Jadi ketika jarak euclid digunakan begitu saja, variabel X akan lebih dominan merepresentasikan perbedaan jarak padahal variabel X lebih dominan memang hanya karena skalanya saja.



## Classification K-Nearest Neighbour : Solve Scale Issue

Solution to solve scale issue is **Normalization**.

#### **Min-Max Scaling**

Uses MinMaxScaler

Transform to defined range

$$y = \frac{x - \min x_i}{\max x_i - \min x_i}$$

#### **Standardization**

Uses StandardScaler

Transform to mean=0, sd=1

$$y = \frac{x - \bar{x}}{s}$$

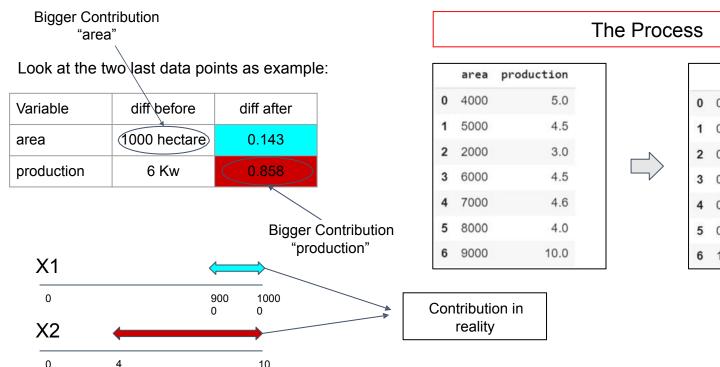
Dimana

 $\bar{x} = \text{mean/rata-rata}$ 

S = Standar Deviasi



## K-Nearest Neighbour : Solve Scale Issue using Min-Max Scaling



	area	production
0	0.285714	0.285714
1	0.428571	0.214286
2	0.000000	0.000000
3	0.571429	0.214286
4	0.714286	0.228571
5	0.857143	0.142857
6	1.000000	1.000000



## Classification K-Nearest Neighbour : Kelebihan dan Kekurangan

#### Advantages?

- Dapat memiliki performa model yang baik dalam berbagai macam kondisi.
- Mudah dipelajari
- Program algoritma KNN lebih mudah
- Waktu training yang terhitung cepat.

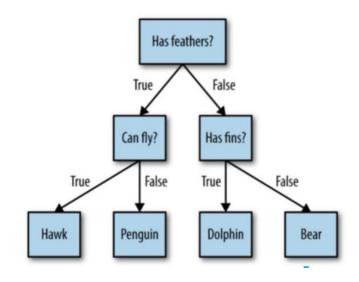
#### Disadvantages?

- Metode KNN adalah membutuhkan memori yang lebih besar ketika data yang digunakan untuk training bertambah besar.
- Sulit untuk diinterpretasikan
- KNN tidak dapat membedakan fitur yang sebenarnya penting dalam prediksi.



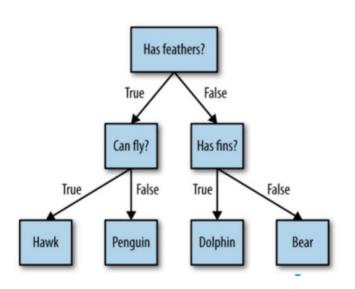
## Classification Decision Tree Classifier

- Decision tree adalah hierarki pertanyaan if/else, yang mengarah ke suatu keputusan. sifatnya non-parametrik seperti KNN.
- Decision tree termasuk ke dalam metode machine learning yang paling sering digunakan terutama untuk kasus klasifikasi. Selain untuk klasifikasi, decision tree juga dapat digunakan untuk masalah regresi.
- Dengan decision tree, kita tidak perlu membuat asumsi terkait bentuk dari model yang akan digunakan.
- Decision tree sangat fleksibel karena dapat menangkap segala jenis hubungan, linear maupun non linear.
- Decision tree juga baik digunakan ketika kita ingin model machine learning yang diperoleh cepat, fleksibel dan dapat diinterpretasikan dengan mudah.





## Decision Tree Classifier : Decision Analogy

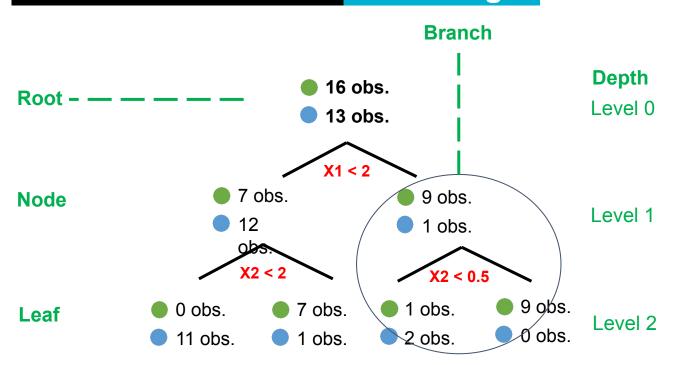


#### Analogies:

- Misalkan kita ingin mengklasifikasikan empat hewan berdasarkan ciri fisik atau karakteristiknya sesederhana mungkin. Hewan-hewan tersebut adalah Elang, Penguin, Lumba-lumba, dan Beruang.
- In term of classification:
  - o Animals (Hawk, Penguin, Dolphin, Bear) → Target
  - Characteristics → feature
- We must be thinking what characteristics can differentiate them:
  - Among These animals, which one has feathers
    - feathers yes : Hawk and Penguin
    - feathers no : Dolphin and Bear
  - This is not enough we still need additional information
  - o feather yes : add can fly or not
    - fly : Hawk
    - do not fly : Penguin
  - o feather no : has fins or not
    - Has Fins : Dolphin
    - No Fins : Bear



### Decision Tree Classifier : Terminologies







## Classification Decision Tree Classifier : Kelebihan dan Kekurangan

#### Advantages?

- Mudah dipahami bagaimana bentuknya
- Sangat berguna dalam eksplorasi data
- Dapat bekerja untuk variabel numerik maupun kategorikal

#### Disadvantages?

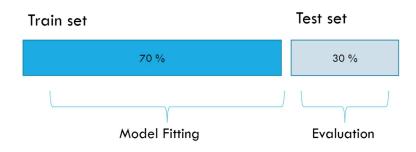
- Bentuk dari decision tree sangat tidak stabil bergantung pada sampel yang digunakan untuk membangun modelnya.
- Secara performa decision tree sulit bersaing dengan metode lainnya seperti bagging, random forest, dan boosting
- o Semakin dalam pohon semakin sulit juga interpretasinya.

## Generalization, Underfitting, Overfitting



## **Generalization, Underfitting, Overfitting What is Generalization?**

- Dalam supervised learning, kita membangun metode menggunakan suatu dataset dengan harapan kita dapat melakukan prediksi yang akurat pada dataset yang baru.
- Untuk dapat mengetahui seberapa baik metode yang digunakan kita membagi data menjadi dua bagian secara random, yaitu training set dan test set.
- Training set digunakan untuk membangun machine learning sedangkan test set digunakan untuk melihat bagaimana gambaran performa dari machine learning itu sendiri.
- Test set tidak boleh terlibat sama sekali dalam pemodelan.
- Ketika metode machine learning yang digunakan mampu membuat prediksi yang akurat pada dataset yang baru, dapat dikatakan bahwa machine learning yang telah dibangun mampu menggeneralisasi test set menggunakan training set.





## Generalization, Underfitting, Overfitting Generalization Illustration

Age	Number of cars owned	Owns house	Number of children	Marital status	Owns a dog	Bought a boat
66	1	yes	2	widowed	no	yes
52	2	yes	3	married	no	yes
22	0	no	0	married	yes	no
25	1	no	1	single	no	no
44	0	no	2	divorced	yes	no
39	1	yes	2	married	yes	no
26	1	no	2	single	no	no
40	3	yes	1	married	yes	no
53	2	yes	2	divorced	no	yes
64	2	yes	3	divorced	no	no
58	2	yes	2	married	yes	yes
33	1	no	1	single	no	no

#### Goal:

 Kita ingin memprediksi customer mana yang akan tertarik membeli suatu barang.

#### Let's build some rule:

 Jika customer memiliki usia lebih dari 45 tahun, memiliki kurang dari tiga anak dan tidak dalam kondisi bercerai maka customer tersebut dinyatakan akan membeli barang. Aturan ini 100 % akurat jika kita lihat pada data yang ada.



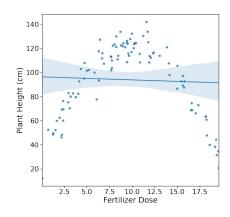
## **Generalization, Underfitting, Overfitting**What are Underfitting and Overfitting?

Age	Number of cars owned	Owns house	Number of children	Marital status	Owns a dog	Bought a boat
66	1	yes	2	widowed	no	yes
52	2	yes	3	married	no	yes
22	0	no	0	married	yes	no
25	1	no	1	single	no	no
44	0	no	2	divorced	yes	no
39	1	yes	2	married	yes	no
26	1	no	2	single	no	no
40	3	yes	1	married	yes	no
53	2	yes	2	divorced	no	yes
64	2	yes	3	divorced	no	no
58	2	yes	2	married	yes	yes
33	1	no	1	single	no	no

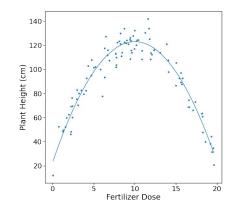
- Underfitting terjadi ketika metode ML yang dibangun masih terlalu sederhana
- Overfitting terjadi ketika metode ML yang dibangun terlalu kompleks.



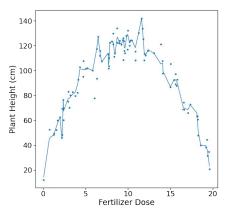
## Generalization, Underfitting, Overfitting Capturing Underlying Data Trends



Underfitting Model: y = a + bx



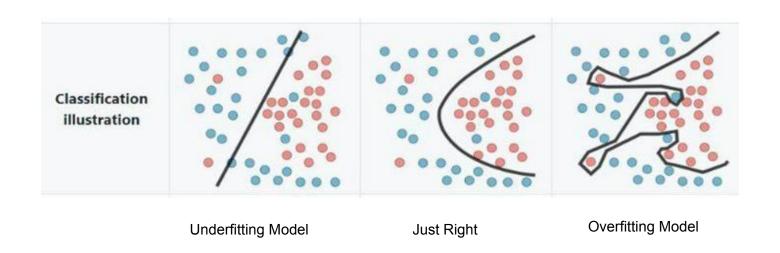
Just Right:  $y = a + bx + cx^2$ 



Overfitting Model: lowess regression



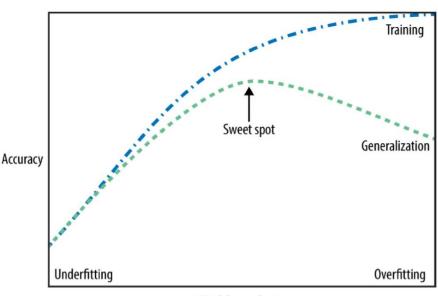
## Generalization, Underfitting, Overfitting Capturing Underlying Data Trends





## Generalization, Underfitting, Overfitting Model Complexity vs Model Performance

- Suatu metode ML yang masih underfitting memiliki nilai prediksi dengan bias yang tinggi dan variance yang rendah
- Metode ML yang overfitting memiliki nilai prediksi dengan bias rendah dan variance yang tinggi.



Model complexity

## Feature Engineering

### makassar coding Everyone can Write the Code

### Feature Engineering

- Dengan **feature engineering** kita dapat memberikan input yang lebih baik untuk machine learning.
- Input yang lebih baik tentu berpotensi memberikan hasil yang lebih baik juga.
- □ Dalam praktiknya, data tidak dapat langsung digunakan begitu saja. Ada banyak masalah-masalah yang dapat timbul seperti :
  - skala data yang berbeda
  - missing value
  - outlier
  - data yang tidak valid dan reliabel
  - covariate dan lainnya

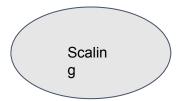
Masalah-masalah tersebut perlu diatasi agar mendapatkan hasil yang optimal.



## **Each Model Optimize Differently**



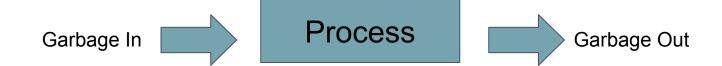
**Decision Tree** 











## **Scaling**



## Feature Engineering Scaling

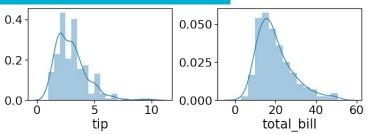
- □ Scaling adalah metode untuk melakukan transformasi terhadap data numerik agar antar variabel memiliki skala yang sama.
- Metode scaling yang dapat digunakan ada berbagai macam, diantaranya :
  - MinMax Scaler
  - Standard Scaler
  - Robust Scaler
- Beberapa algoritma machine learning dapat memiliki performa yang lebih baik ketika skala yang digunakan sama, yaitu :

KNN, Neural Network, Linear Model

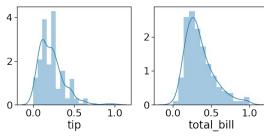


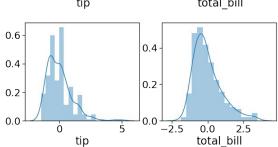
### Feature Engineering

### Scaling: MinMax Scaler & StandardScaler



#### **Default Distribution**





Transform To Range 0 - 1

$$y = \frac{x - \min x_i}{\max x_i - \min x_i}$$

$$y = \frac{x - \bar{x}}{s}$$

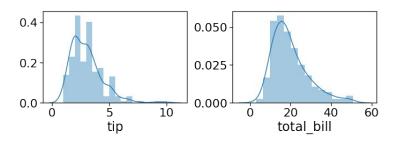
Where

$$\bar{x}$$
 = mean

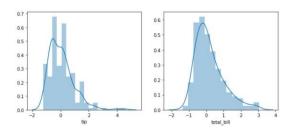
$$S = Standard deviation$$



## Feature Engineering Scaling: Robust Scaler



**Default Distribution** 



Transform To Small Range

$$z_i = \frac{x_i - Q_1(x_i)}{Q_3(x_i) - Q_1(x_i)}$$

Where:

$$Q_1(x_i)$$
 = first quartile

$$Q_3(x_i)$$
 = third quartile

Robust scaler ini dapat dijadikan sebagai alternatif karena min max scaler sangat sensitif terhadap outlier

## **Encoding**



## Feature Engineering Encoding: What is Encoding?

- Encoding adalah suatu metode yang dapat diterapkan untuk merepresentasikan variabel kategorik dalam machine learning.
- Ada berbagai macam jenis metode encoding diantaranya one hot encoding, ordinal encoding dan binary encoding.
- Kita dapat memilih metode encoding berdasarkan skala pengukuran datanya, yaitu nominal atau ordinal.

Socia of Magazzament	Suggested Method		
Scale of Measurement One Hot Encoding Ordinal		Ordinal Encoding	Binary Encoding
Nominal	V	x	V
Ordinal	V	V	X



# Encoding One Hot Encoding

□ Dalam one not encoding kita memecah suatu variabel kategorik menjadi beberapa variabel yang nilainya satu atau nol atau disebut juga dengan dummy variabel.

Gender	
Male	
Female	
Female	
Male	
Female	

Male	Female
1	0
0	1
0	1
1	0
0	1

City
Jakarta
Bogor
Bogor
Bekasi
Bekasi

Jakarta	Bogor	Bekasi
0	1	0
1	0	0
1	0	0
0	0	1
0	0	1



# Encoding One Hot Encoding For Linear Model

■ Khusus untuk linear model, maksimal banyaknya dummy variabel yang perlu dibuat adalah banyaknya kategori dikurangi satu.

Gender	
Male	
Female	
Female	
Male	
Female	

Male	
	1
	0
	0
	1
	0

City	
Jakarta	
Bogor	
Bogor	
Bekasi	
Bekasi	

Jakarta	Bogor
0	1
1	0
1	0
0	0
0	0



### <mark>Encoding</mark> Ordinal Encoding

□ **Dalam ordinal encoding** kita mentransformasi masing-masing kategori pada variabel ordinal menjadi nilai integer dan sesuai dengan urutannya.

Education
SD
SMP
SD
SMA
S1
S1

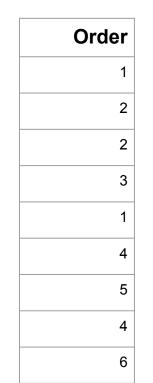
Education Encode	
	1
	2
	1
	3
	4
	4

Value	Mapping
Other/None	0
SD	1
SMP	2
SMA	3
S1	4
Post-Grad	5



### <mark>Encoding</mark> Binary Encoding

CAR
Avanza
Xenia
Xenia
CR-V
Avanza
Calya
City
Calya
Jazz



<b>Binary Num</b>
001
010
010
011
001
100
101
100
110

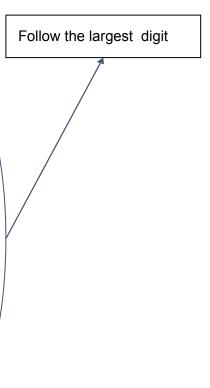
C1	C2	C3
0	0	1
0	1	0
0	1	0
0	1	1
0	0	1
1	0	0
1	0	1
1	0	0
1	1	0

- Binary encoding dapat digunakan sebagai alternatif dari one hot encoding.
- ☐ Binary encoding digunakan untuk encoding variabel nominal yang memiliki terlalu banyak kategori.



# Encoding Binary Encoding

Number	Binary Number	Binary Number(alt.)
1	1	0001
2	10	0010
3	11	0011
4	100	0100
5	101	0101
6	110	0110
7	111	0111
8	1000	1000
9	1001	1001





### **Encoding**

### .fit and .transform Method in preprocessing

Method	training set	test set or validation set
.fit	V	X
.transform	V	V

```
scaler = MinMaxScaler()
scaler.fit(X_train)
X_train_scaled = scaler.transform(X_train)
X_test_scaled = scaler.transform(X_test)
```

- Perlu diketahui bahwa akan jauh lebih aman ketika .fit hanya diterapkan pada training set (Sejumlah metode preprocessing akan mengalami kekeliruan ketika .fit diterapkan kembali pada test set atau validation set)
- Contohnya adalah metode preprocessing binary encoding dan tf-idf

## Missing Value



## Missing Value What is Missing Value?

Gender	City	Income(IDR)			
Male	Jakarta	-1			
Female	Bogor	5,000,000			
NaN	Unknown	2,500,000			
Male	Bekasi	7,000,000			
Female	Bekasi	12,000,000			
_					
Missing Value					

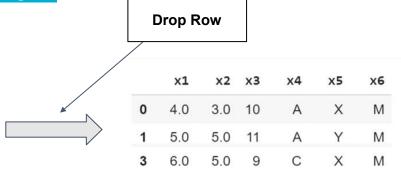
Another value that might represent missing value: "?", 999999, "miss", etc



### Missing Value

Handling : Simple Technique

	<b>x1</b>	x2	хЗ	x4	х5	х6
0	4.0	3.0	10	Α	Х	М
1	5.0	5.0	11	Α	Υ	М
2	NaN	6.0	12	С	X	NaN
3	6.0	5.0	9	С	X	М
4	7.0	NaN	8	D	NaN	Ν
5	9.0	5.0	11	NaN	Υ	NaN



#### Simple Technique:

- Drop Column
- Drop Row
- · Substitution with mean, median or mode.



# Missing Value Handling : Simple Imputer

#### Library Pandas:

fillna

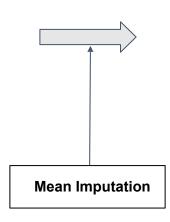
#### Library Scikit-Learn:

- Mean
- Median
- Mode or new constant
- Multivariate feature imputation (equivalent to Expectation-Maximization)
- KNN-Imputer



## Missing Value Simple Imputer : Mean or Median

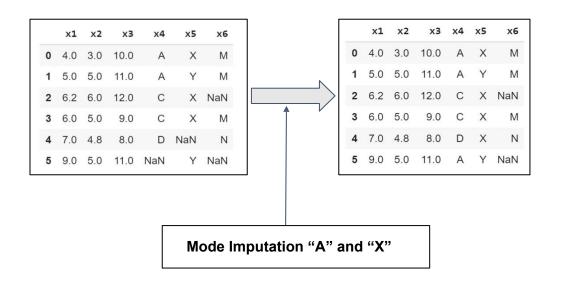
	<b>x1</b>	<b>v</b> 2	x3	x4	x5	х6
		115.	20.75			
0	4.0	3.0	10	Α	X	М
1	5.0	5.0	11	Α	Υ	M
2	NaN	6.0	12	С	X	NaN
3	6.0	5.0	9	С	X	М
4	7.0	NaN	8	D	NaN	Ν
5	9.0	5.0	11	NaN	Υ	NaN



	<b>x1</b>	x2	х3	x4	x5	х6
0	4.0	3.0	10.0	Α	X	М
1	5.0	5.0	11.0	Α	Υ	М
2	6.2	6.0	12.0	С	X	NaN
3	6.0	5.0	9.0	С	X	М
4	7.0	4.8	8.0	D	NaN	Ν
5	9.0	5.0	11.0	NaN	Υ	NaN

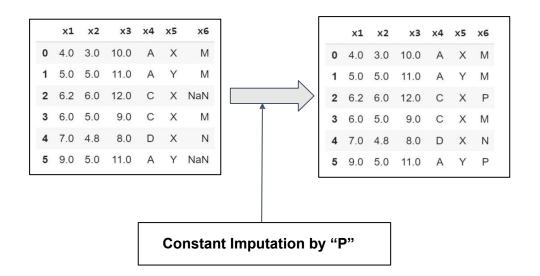


# Missing Value Simple Imputer : Mode





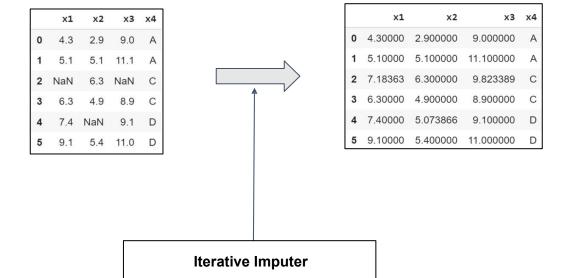
## Missing Value Simple Imputer : Constant





# Missing Value Handling: Iterative Imputer

- Iterative imputer merupakan metode yang dapat digunakan untuk mengisi variabel numerik secara iteratif.
- Dalam scikit-learn, metode ini hanya dapat diterapkan untuk mengisi variabel numerik. Metode ini memanfaatkan variabel lain untuk memprediksi missing value menggunakan regresi secara iteratif.

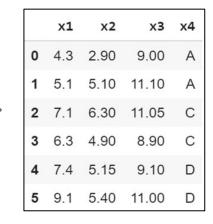




# Missing Value Handling : KNN Imputer

- KNN imputer juga merupakan metode yang dapat digunakan untuk mengisi variabel numerik.
- Sama seperti iterative imputer, metode ini hanya dapat diterapkan untuk mengisi variabel numerik.
- Metode ini memprediksi missing value berdasarkan variabel lainnya menggunakan metode KNN.

	<b>x1</b>	x2	хз	x4
0	4.3	2.9	9.0	Α
1	5.1	5.1	11.1	Α
2	NaN	6.3	NaN	С
3	6.3	4.9	8.9	С
4	7.4	NaN	9.1	D
5	9.1	5.4	11.0	D



Iterative Imputer

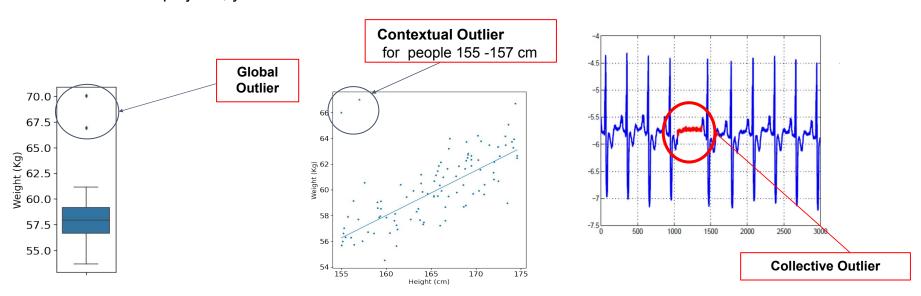
## Outlier



### **Outlier**

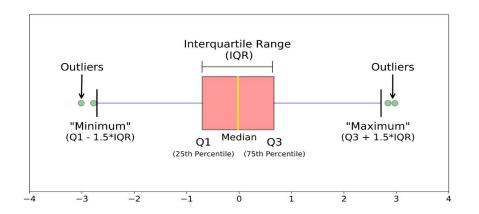
- Outlier merupakan observasi atau data poin yang nilainya berbeda atau jauh daripada observasi pada umumnya.
- Suatu outlier dapat mengindikasikan suatu nilai yang memang salah (experimental error) atau memang nilai yang disebabkan karena kondisi tertentu (variability in the measurement).

Outlier ada beberapa jenis, yaitu :





### Outlier Outlier in Univariate Variable



Kita dapat mendeteksi outlier pada univariate data menggunakan **IQR** dimana

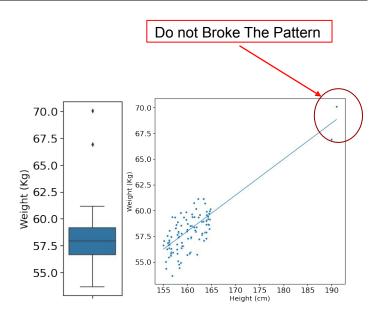
IQR = Q3 - Q1

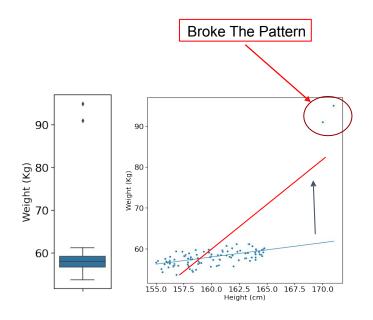
Suatu data poin dikatakan outlier ketika

- 1. Nilai data > Q3 + 1.5 IQR atau lebih
- Nilai data < Q1 1.5 IQR.</li>



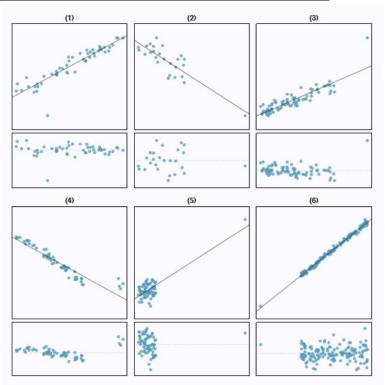
## Outlier Outlier in Linear Regression







## Outlier Outlier in Linear Regression



Bisa kita telusuri sejumlah skenario lain terkait bagaimana peran outlier dalam pemodelan dengan gambar-gambar berikut.

- Outlier slightly influence the line
- Outlier do not much influence the line
- 3. **Outlier slightly influence** the line
- Line badly fitted because outlier slightly influence the line and each of the cluster data points may have interesting explanation
- Actually there is no certain pattern but the line appeared to be linearly positive because of the outlier
- 6. Outlier do not much influence the line

## **Feature Selection**



## Feature Selection What is Feature Selection?

- Feature selection digunakan untuk melakukan seleksi terhadap fitur-fitur yang digunakan dalam pemodelan. Kita memilih fitur yang memang penting atau berpengaruh terhadap target variabel.
- Feature selection juga dapat dipandang sebagai suatu metode generalisasi.
- Ketika terlalu banyak fitur yang terlibat dalam pemodelan model akan cenderung **overfitting** dan jika fitur terlalu sedikit model menjadi **underfitting**.

X1	X2	Х3	X4	X5	X6	<b>X7</b>	Y
3	10	11	32	0.5	100	54	12
4	13	12	30	0.5	99	56	10
6	12	15	33	0.1	87	57	13
6	10	12	12	1.9	81	78	16



X1	X4	<b>X6</b>	Y
3	32	100	12
4	30	99	10
6	33	87	13
6	12	81	16



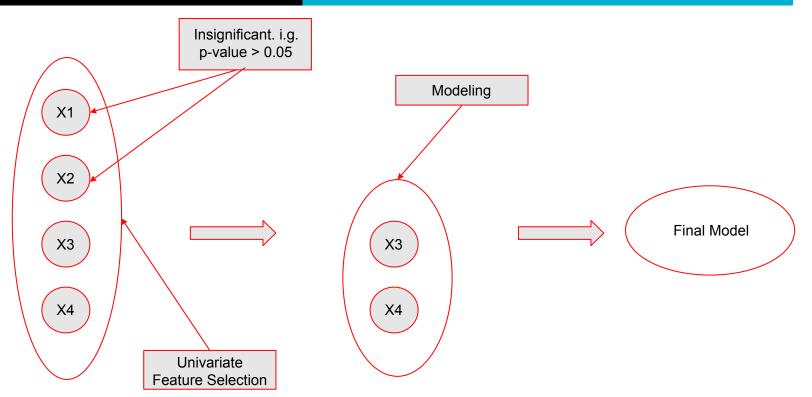
## Feature Selection Feature Selection Method

- Univariate Statistics Feature Selection
- Model Based Feature Selection
- Iterative Feature Selection



### **Feature Selection**

### Feature Selection Method : Univariate Statistics Feature Selection





## Feature Selection Feature Selection Method: Model Based Feature Selection

Dengan menggunakan metode model based feature selection, kita memilih fitur menggunakan model machine learningnya secara langsung.

- Contohnya pada decision tree atau tree based model lainnya, kita dapat gunakan nilai feature importance untuk melakukan feature selection.
- Untuk model linear regression atau logistic regression, kita dapat gunakan nilai absolut dari koefisiennya dengan catatan fitur yang digunakan memiliki skala yang sama atau sudah distandarisasi.
- Dengan metode ini, kita perlu membangun modelnya terlebih dahulu agar dapat melakukan feature selection.

**Pros**: Hasil yang didapatkan bisa lebih optimal karena hasilnya sudah dapat menyesuaikan dengan cara kerja masing-masing model

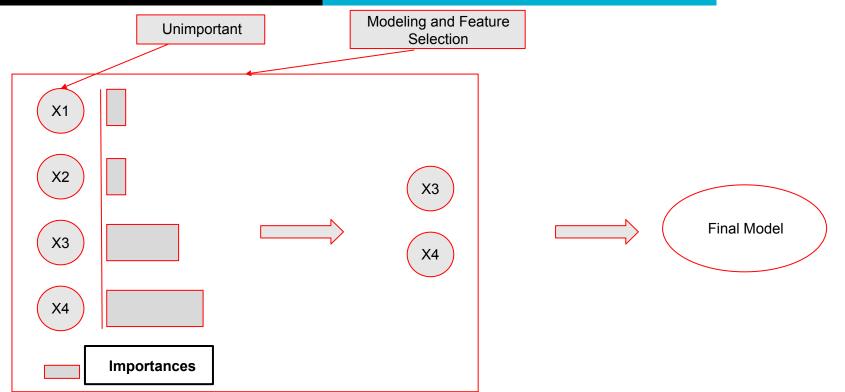
**Cons**: Memerlukan waktu yang lebih lama dalam prosesnya.

• Keunggulan lain dari metode ini adalah kita melakukan seleksi secara sekaligus sehingga metode ini mampu mempertimbangkan aspek interaksi antara fitur.



### **Feature Selection**

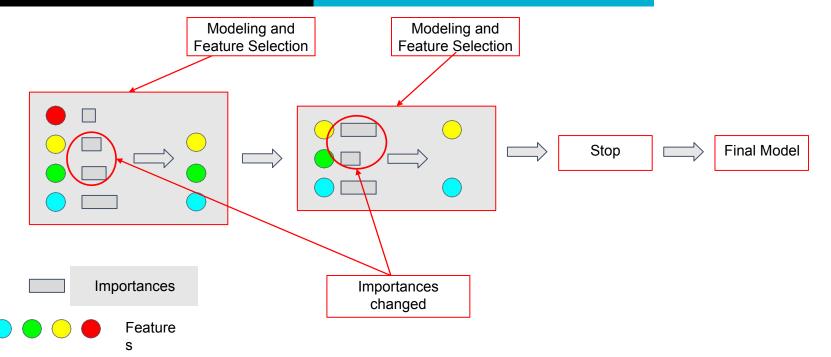
### Feature Selection Method : Model Based Feature Selection





### **Feature Selection**

### Feature Selection Method: Iterative Feature Selection





### Feature Engineering Exercise

Kita akan mempraktekkan feature engineering menggunakan data "adult.csv". Target variabel dari data ini adalah income. Kita hendak mengklasifikasikan income seseorang besar ataukah kecil menggunakan logistic regression.

Skenario preprocessing-nya adalah sebagai berikut:

- Missing value : simple imputer with constant
- one hot encoding : relationship, race, sex
- binary encoding: workclass, marital status, occupation, native country
- ordinal encoding : education
- no treatment untuk numerical variable.

