# PRA-PEMPROSESAN DATA

STQD6414 PERLOMBONGAN DATA



Prof. Madya Dr. Nurulkamal Masseran Jabatan Sains Matematik Universiti Kebangsaan Malaysia

#### PENGENALAN:

- Data pada masa kini adalah mudah diperolehi dan ianya adalah dalam kuantiti yang besar.
- Data juga boleh diperoleh dari pelbagai sumber yang berbeza.
- Wujud situasi: masaalah data yang lenyap, data tidak konsisten, atribut/pemboleh ubah yang terlalu banyak dan hampir sama, masalah data pencil (outliers), dan lain-lain.
- Permasalahan tersebut memberi kesan kepada kualiti data.
- Data dengan kualiti rendah akan membawa kepada hasil perlombongan data yang rendah kualiti.
- Data ini perlu dibaiki untuk meningkatkan kualiti data seterusnya meningkatkan kualiti analisis statistik dan perlombongan data.
- Proses ini dikenali sebagai kaedah Pra-pemprosesan Data atau teknik Kejuruteraan Fitur.

- Beberapa teknik kaedah Pra-pemprosesan Data:
- i) Integrasi Data: Menggabungkan data dari pelbagai sumber, pemasukan atribut baru, penyingkiran atribut yang tidak sesuai.
- ii) Pembersihan Data: Mengurus data lenyap, membetulkan data yang tidak konsisten, dan menguruskan data pencil.
- iii) Penurunan Data: Mengurangkan saiz data menerusi pengurangan dimensi, pengurangan amaun (*numerosity*) data ataupun pengagregatan data.
- iv) Penjelmaan Data: Menskalakan data, pendiskretan data, menormalkan taburan data.
- Teknik-teknik ini bukanlah saling ekslusif, ianya boleh berlaku serentak dalam proses yang sama.
- Contoh:
- Pembersihan data juga melibatkan penjelmaan data.
- Data integrasi juga melibatkan data yang tidak konsisten (pembersihan data).
- Data integrasi juga melibatkan proses penurunan data.

#### KUALITI DATA:

- Suatu data dikatakan berkualiti jika ianya memenuhi keperluan kegunaannya.
- Beberapa faktor yang mengukur kualiti data:
- i) Ketepatan
- ii) Lengkap
- iii) Konsisten
- iv) Ketepatan Masa
- v) Boleh dipercayai
- vi) Boleh ditafsir.



#### CONTOH SITUASI:

- Misalkan anda ialah pengurus di sebuah syarikat menjual barang Elektronik.
- Anda ditugaskan untuk menganalisis data jualan bagi cawangancawangan syarikat.
- Anda mendapati sistem pangkalan data bagi cawangan-1 merekodkan nilai-nilai ralat, data yang tidak logik dan data yang tidak konsisten bagi data rekod jualan produk.
- Disamping itu, anda perlu mendapatkan data daripada pangkalan data cawangan lain untuk menggabungkan dengan data cawangan-cawangan lain.
- Apa yang perlu anda lakukan?



# CONTOH DATA "TIDAK BERKUALITI":

state.of.re	e cuetid	sex	is.employed	income	marital.stat	health ine	housing.type	recent move	num.vehicles	200	is.employed.fixl	Madian Income	gp	income.lt.30K	age range
1 Alabama	1063014	F	TRUE	82000	Married	TRUE	Rented	FALSE	2	43	employed.	52371	0.93506	FALSE	(25,651
2 Alabama	1192089	M	TRUE	49000	Married	TRUE	Homeowner free and clear		2	77	missing	52371	0.1162411	FALSE	(65, Infl
3 Allabama	16551	F		7000	Married	TRUE	Homeowner with mortgage/loan		2	46	missing	52371	0.9906832	TRUE	(25,65]
4 Alabama	1079878	F		37200	Divorced/Separated				1	62	-	52371		FALSE	(25,65]
			mpren			FALSE	Homeowner with mortgage/loan		4	37	missing		0.187356		
5 Alabama	502705	M	TRUE	70000	Married		Rented	FALSE	-		employed	52371	0.8490238	FALSE	(25,65]
6 Alabama	674271	M	FALSE	0	Married	TRUE	Rented	TRUE	1	54	not employed	52371	0.3295085	TRUE	(25,65]
7 Alabama	15917	F	TRUE	24000			Homeowner free and clear	FALSE	1	70	employed	52371	0.5097943	TRUE	(65, Inf]
8 Alabama	467335	M	TRUE	42600	Never Married	FALSE	Rented	FALSE	1	330	employed	52371	0.3253978	FALSE	(25,65]
9 Alabama	462569	M		22000	Widowed	TRUE	Homeowner free and clear		0	89	missing	52371	0.5089611	TRUE	(65, Inf]
10 Alabama	1216026	M		9600	Never Married	FALSE	Rented	FALSE	6	50	missing	52371	0.5748651	TRUE	(25,65]
11 Alabama	1036358	F	TRUE	44500	Divorced/Separated		Rented	TRUE	1	48	employed	52371	0.1778035	FALSE	(25,65]
12 Alabama	884334	M	TRUE	51000	Married	TRUE	Rented	FALSE	2	52	employed	52371	0.7030886	FALSE	(25,65]
13 A.laska	415575	M		0	Never Married	TRUE			NA	63	missing	44191	0.9561312	TRUE	(25,65]
14 Alaska	416144	F	TRUE	82000	Divorced/Separated	TRUE	Homeowner with mortgage/loan	FALSE	2	44	employed	44191	0.3066583	FALSE	(25,65]
15 Arizona	1096606	M	TRUE	52500	Married	TRUE	Homeowner with mortgage/loan	FALSE	3	50	employed	65720	0.4211012	FALSE	(25,65]
16 Arizona	692445	M	TRUE	140000	Married	TRUE	Homeowner with mortgage/loan	FALSE	5	48	employed	65720	0.5417526	FALSE	(25,65]
17 Arizona	68013	M		-10000	Divorced/Separated	FALSE			NA	28	missing	65720	0.6294096	TRUE	(25,65]
18 Arizona	940084	M	TRUE	53000	Never Married	TRUE	Homeowner with mortgage/loan	FALSE	2	29	employed	65720	0.3583108	FALSE	(25,65]
19 Arizona	492072	F	TRUE	80000	Married	TRUE	Homeowner with mortgage/loan	FALSE	4	49	employed	65720	0.4468186	FALSE	(25,65]
20 Arizona	870909	F		4000	Married	TRUE	Homeowner free and clear	FALSE	2	57	missing	65720	0.5014896	TRUE	(25,65]
21 Arizona	1372296	F		62000	Widowed	TRUE	Homeowner free and clear	TRUE	1	62	missing	65720	0.3694147	FALSE	(25,65]
22 Arizona	958271	F	TRUE	180000	Divorced/Separated	TRUE	Rented	FALSE	1	39	employed	65720	0.3879025	FALSE	(25,65]
23 Arizona	498048	М	TRUE	95000	Married	TRUE	Homeowner with mortgage/loan	FALSE	2	60	employed	65720	0.7556033	FALSE	(25,65]
24 Arizona	211330	F		12200	Divorced/Separated	TRUE	Homeowner free and clear	FALSE	1	78	missing	65720	0.5814859	TRUE	(65, Inf]
25 Arizona	399150	М	TRUE	50000	Married	TRUE	Homeowner with mortgage/loan	FALSE	3	38	employed	65720	0.1404324	FALSE	(25,65]
26 Arizona	291564	F		28100	Widowed	TRUE	Homeowner free and clear	FALSE	1	75	missing	65720	0.002267708	TRUE	(65, Infl
27 Arkansas	748153	F	TRUE	34200	Divorced/Separated	TRUE	Homeowner free and clear	FALSE	1	580	employed	48484	0.8591835	FALSE	(25,651
28 Arkansas	1269051	F		137600	Widowed	TRUE	Homeowner with mortgage/loan	FALSE	1	69	missing	48484	0.6374044	FALSE	(65, Inf)
29 Arkansas	874159	F	TRUE	-7500	Married	TRUE	Homeowner with mortgage/loan		2	47	employed	48484	0.7697323	TRUE	(25,651
30 Arkansas	1200487	М		0	Never Married	FALSE			NA	36	missing	48484	0.9784344	TRUE	(25,65]
31 Arkansas	253015	М	TRUE	30000	Married	TRUE	Homeowner with mortgage/loan	FALSE	3	35	employed	48484	0.5135767	FALSE	(25,651
32 Selangor	399930	M	TRUE	55000	Divorced/Separated		Homeowner with mortgage/loan		2	42	employed	48484	0.7644437	FALSE	(25,65]
33 Arkansas	961665	M	21102	0	Never Married	FALSE	nomeownez wash mozogage, zoan	111202	NA	45	missing	48484	0.4410671	TRUE	(25,65]
34 Arkansas	356688	F	TRUE	27000	Never Married	FALSE	Rented	FALSE		26	employed	48484	0.6573675	TRUE	(25,65]
35 Arkansas	1358975	F	TRUE	92000	Divorced/Separated		Homeowner with mortgage/loan		1	46	employed	48484	0.8214495	FALSE	(25,65]
36 Arkansas	55992	F	INOL	0	Married	TRUE	Rented	FALSE	1	38	missing	48484	0.2685703	TRUE	(25,65]
37 Arkansas	1079462	F	TRUE	9500	Never Married	TRUE	Rented		2	36	employed	48484	0.6756802	TRUE	(25,65]
	1305771	F	TRUE	14400		TRUE		TRUE	1	31				TRUE	
38 Arkansas		r M	TRUE	15800	Never Married	FALSE	Rented		2	64	employed	48484	0.8590834	TRUE	(25,65]
39 Arkansas	450221		IKUL		Married		Homeowner with mortgage/loan	FALSE			employed	48484	0.2423167		(25,65]
40 California	799565	M		1600	Never Married	FALSE			NA	23	missing	39832	0.2802194	TRUE	[0,25]



## 1. INTEGRASI DATA:

- Integrasi Data ialah proses menggabungkan data dari pelbagai sumber.
- Merujuk kepada kes syarikat Elektronik, iaitu anda perlu mendapatkan data daripada pangkalan data yang berbeza.
- Data dari pangkalan data yang berbeza mungkin mempunyai data yang sama, namun dengan atribut nama yang berbeza.

#### i) Nama atribut yang tidak konsisten:

• Contoh: atribut bagi no pelanggan bagi pangkalan data cawangan-lialah customer id, manakala bagi pangkalan data cawangan-2 ialah cust id.

#### ii) Nilai atribut yang tidak konsisten:

 Contoh: Bagi atribut "Nama Pelanggan", penama direkod sebagai "W. Bill" pangkalan data cawangan-1, manakala dalam bagi pangkalan data cawangan-2 ialah "William Bill".

#### 1. INTEGRASI DATA:

- Selain itu, anda juga mungkin mendapati maklumat dari pangkalan data juga mengandungi terlalu banyak atribut.
- Terlalu banyak atribut boleh menjadikan analisis perlombongan data sukar/keliru.
- Malah, beberapa al-Khwarizmi (algorithm) juga sukar untuk dijalankan terhadap data berdimensi tinggi.
- Pengetahuan domain diperlukan untuk menentukan atribut yang sepatutnya dikekalkan dan yang boleh dikeluarkan.
- Ini akan menjadikan analisis statisik dan perlombongan data lebih efisien.



# CONTOH INTEGRASI DATA:

1	Α	В	С	D	
1	Item	Feb sales	Mar sales	Apr sales	
2	Sweets	\$140	\$220	\$160	
3	Biscuits	\$220	\$190	\$200	
4	Ice-cream	\$310	\$320	\$170	
	<b>←</b>	AZ rep	ort		

1	Α	В	С	D	
1	Item	Jan sales	Feb sales	Mar sales	
2	Sweets	\$100	\$220	\$320	
3	Cakes	\$250	\$310	\$280	
4	Ice-cream	\$110	\$140	\$190	
	← →	IL repo	rt		

1	Α	В	С	D	Е
1	Item	Jan sales	Feb sales	Mar sales	Apr sales
2	Sweets	\$250	\$140	\$190	\$200
3	Bisquites	\$100	\$310	\$280	\$170
4	Ice-cream	\$110	\$220	\$320	\$160
5	Cakes	<b>\$110</b>	\$140	\$190	\$340
	<b>← →</b>	NY rep	ort		



#### 2. PEMBERSIHAN DATA:

- Pembersihan Data melibatkan aspek:
  - i) Mengurus data lenyap.
  - ii) Membaiki data yang tidak konsisten.
  - iii) Mengurus data pencil (outliers).

• Jika data yang dianalisis adalah "tidak bersih", analisis statistik & perlombongan data adalah diragui/tidak tepat ataupun tidak memberi makna.



## CONTOH PEMBERSIHAN DATA:

#### Dirty Data

FirstName	Surname	CompanyName	Address1	Town	
peter	iones	ones café	80 riverways.	manchester	The State of the S
isa sefton	all british	With the	76 the avenue	Jeicester	<ul> <li>Un-Standardised</li> </ul>
a baker		bakery baker #d	7 main road	reading benishire	On Standardised
Richard	Evans1	Richard's Treats	9 charles Street	Bracknet	
Alex	TANKS OF THE RESERVE OF THE PARTY OF THE PAR	The Alex Centre	13-15 athol street	Bournmouth	I I
Derren	Knight0	Derrens' Delights	the management of the last	Gillingham	<ul> <li>Missing or misspelled</li> </ul>
Janine	SALAMIN	The Janine Way	10 Fleet Place	Bracknelll	Manufacture Contract
Katherine	Botton	Bolton Foods	bond Street		
Emma	Wright	The Write Way Pld	280 Bath road	Eirmingham	A second second
emma	W	The Write Way	280 Bath rd	Birmingham	<ul> <li>Duplications</li> </ul>
David	Smith	Dave's Gifts	PO 80X 21	Leigh	Duplications
Dave	Smith	Dave's Gift	po box	Leigh Lancs	



#### Clean Data

FirstName	Surname	CompanyName.	Address1	Town	11
Peter	Jones	Jones Café	80 Riverways	Manchester	
Lisa	Setton	-	76 The Avenue	Leicester	
Α	Baker	Bakery Baker Ltd	7 Main Road	Reading	
Richard	Evans	Richard's Treats	9 charles Street	Bracknet	
Alex	Froy	The Alex Centre	13-15 athol street	Bournmouth	
Derren	Knight0	Derrens' Delights	25 Carnel Lane	Gillingham	
Janine	Hutton	The Janine Way	10 Fleet Place	Bracknett	
Catherine	Botton	Botton Foods	bond Street	London	
Emma	Wright	The Write Way Pld	280 Bath road	Birmingham	
David	Smith	Dave's Gifts	PO BOX 21	Leigh	

Correctly Standardised

Populated and Corrected

**Duplications Removed** 



## 3. PENURUNAN DATA:

- Penurunan Data diperlukan untuk mempersembahkan data dalam bentuk yang lebih kecil, namun masih mengekalkan maklumat yang hampir sama dengan data asal
- Penurunan Data terdiri daripada:
  - i) Penurunan Dimensi Data
  - ii) Penurunan amaun (Numerositi) Data.
- Penurunan data juga bertujuan untuk menjadikan analisis perlombongan data lebih efisien.
- Al-Khwarizmi akan menjadi lebih cekap terhadap data yang berdimensi lebih rendah.
- Hasil analisis juga akan menjadi lebih mudah untuk ditafsir.



## 3.1 PENURUNAN DIWENSI DATA:

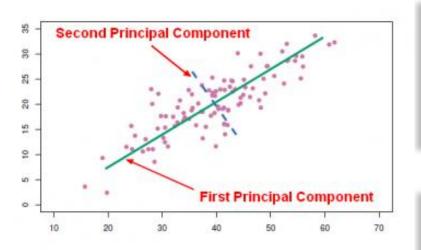
- Penurunan dimensi melibatkan proses membentuk p/ubah baru (dimensi lebih kecil) yang menerangkan hampir keseluruhan maklumat data asal.
- (Analisis Komponen Utama, Penjelmaan Wavelet, Analisis Faktor, dan lain-lain)

- Penyingkiran p/ubah yang tidak sesuai juga merupakan proses penurunan dimensi data (diterangkan dalam integrasi data).
- Penurunan dimensi data juga boleh dibuat dengan pembinaan p/ubah baru yang melibatkan pengagregatan beberapa p/ubah lain.



## CONTOH PENURUNAN DIMENSI DATA:

- i) Analisis Komponen Utama.
- ii) Penyingkiran p/ubah yang tidak sesuai.



x1	1	0.777483	0.747555	0.745291	0.818301	0.796642	0.690015	0.561432	0.702765	0.805206
x2	0.777483	1	0.733936	0.623458	0.754961	0.699861	0.567189	0.46811	0.579661	0.712806
х3	0.747555	0.733936	1	0.591841	0.697472	0.641457	0.529001	0.481284	0.536544	0.644959
x4	0.745291	0.623458	0.591841	1	0.668066	0.62058	0.493015	0.399857	0.501061	0.656534
x5	0.818301	0.754961	0.697472	0.668066	1	0.734173	0.625786	0.506842	0.627085	0.776928
х6	0.796642	0.699861	0.641457	0.62058	0.734173	1	0.588516	0.465064	0.596105	0.744755
x7	0.690015	0.567189	0.529001	0.493015	0.625786	0.588516	1	0.575315	0.653577	0.634956
x8	0.561432	0.46811	0.481284	0.399857	0.506842	0.465064	0.575315	1	0.489172	0.485031
х9	0.702765	0.579661	0.536544	0.501061	0.627085	0.596105	0.653577	0.489172	1	0.622942
x10	0.805206	0.712806	0.644959	0.656534	0.776928	0.744755	0.634956	0.485031	0.622942	1
	v1	<b>v</b> 2	v2	×4	¥5	vs	v7	ve	va	×10
v1	x1	x2	x3	x4	х5	x6	x7 0.690015	x8 0.561432	x9	x10
x1 x2	1	x2 0.777483	x3 0.747555	<b>x4</b> 0.745291	x5 0.818301	x6 0.796642	0.690015	0.561432	x9 0.702765	x10 0.805206
x1 x2 x3		x2 0.777483 0.733936	x3 0.747555	x4 0.745291	x5 0.818301		0.690015 0.567189	0.561432	x9 0.702765	x10 0.805206
x2	1 0.777483	0.777483	x3 0.747555	x4 0.745291 0.591841	x5 0.818301 0.697472		0.690015 0.567189 0.529001	0.561432 0.46811	x9 0.702765 0.536544	x10 0.805206 0.644959
x2 x3	1 0.777483 0.747555	0.777483	x3 0.747555 1 1 0.697472	x4 0.745291 0.591841	x5 0.818301 0.697472		0.690015 0.567189 0.529001 0.493015	0.561432 0.46811 0.481284	x9 0.702765 0.536544 0.627085	x10 0.805206 0.644959 0.776928
x2 x3 x4	1 0.777483 0.747555 0.745291	0.777483	x3 0.747555 1 0.697472	x4 0.745291 0.591841 0.668066	x5 0.818301 0.697472		0.690015 0.567189 0.529001 0.493015 0.625786	0.561432 0.46811 0.481284 0.399857	x9 0.702765 0.536544 0.627085	x10 0.805206 0.644959 0.776928
x2 x3 x4 x5	1 0.777483 0.747555 0.745291 0.818301	0.777483	x3 0.747555 1 0.697472 0.529001	x4 0.745291 0.591841 0.668066	x5 0.818301 0.897472 1 0.625786	0.796642 0.641457 0.641457 0.734173	0.690015 0.567189 0.529001 0.493015 0.625786	0.561432 0.46811 0.481284 0.399857 0.506842	x9 0.702/65 0.536544 0.627085 0.653577	x10 0.805206 0.644959 0.776928
x2 x3 x4 x5 x6	1 0.777483 0.747555 0.745291 0.818301 0.796642	0.777483	x3 0.747555 1 0.697472 0.529001	x4 0.745291 0.591841 0.668066 1000 0.493015	x5 0.818301 0.697472 1 0.625786	0.796642 0.641457 0.641457 0.734173	0.690015 0.567189 0.529001 0.493015 0.625786 0.588516	0.561432 0.46811 0.481284 0.399857 0.506842 0.465064	x9 0.702765 0.536544 0.627085	x10 0.805206 0.644959 0.776928 0.634956
x2 x3 x4 x5 x6 x7	1 0.777483 0.747555 0.745291 0.818301 0.796642 0.690015	0.777483	x3 0.747555 1 0.697472 0.529001 0.536544	x4 0,745291 0,591841 0,668066 0,493015 1,493015	x5 0.818301 0.697472 1 0.625786 0.627085	0.796642 0.641457 0.641457 0.734173	0.690015 0.567189 0.529001 0.493015 0.625786 0.588516 1 0.575315	0.561432 0.46811 0.481284 0.399857 0.506842 0.465064 0.575315	x9 0.702765 0.536544 0.627085 0.653577	x10 0.805206 0.644959 0.776928 0.634956

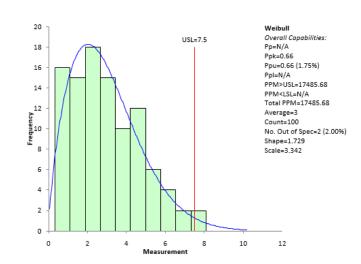


## 3.2 PENURUNAN AWAUN (NUWEROSITI) DATA:

Data akan digantikan dengan bentuk alternatif berikut:

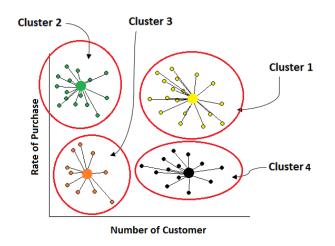
#### i) Model Berparameter:

- contoh: regression, model loglinear, dan lain-lain.



#### ii) Model tak berparameter:

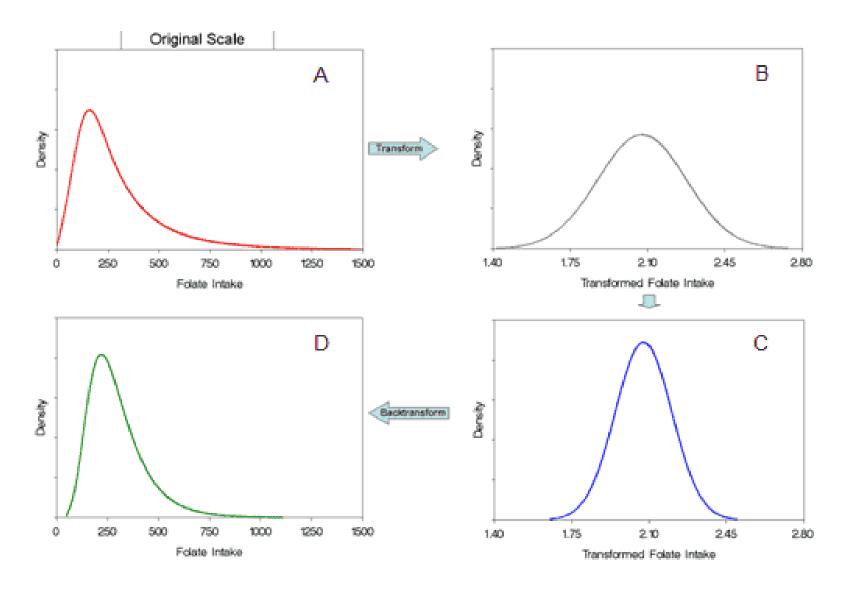
- contoh: histograms, kluster, pensampelan semula.



# 4. PENJELMAAN DATA:

- Menjelmakan data kepada bentuk yang lebih ringkas dan bersesuaian dengan analisis perlombongan data yang akan dijalankan.
- Antara kaedah penjelmaan data ialah menerusi Penormalan dan Pendiskretan Data.
- Sebahagian analisis perlombongan data seperti model regresi memerlukan andaian kenormalan terhadap data.
- Jika andaian kenormalan tidak dipenuhi, analisis regresi akan memberikan hasil yang tidak tepat.
- Disamping itu, kaedah seperti rangkaian neural dan pengkelompokan (al-Khwarizmi berasaskan jarak) memerlukan data dalam julat [0.0, 1.0].
- Maka, menerusi kaedah penjelmaan, data asal akan dijelmakan kepada taburan normal dan juga perlu diskalakan kepada julat tertentu, seperti [0.0, 1.0].

# CONTOH PENJELMAAN DATA: PENORMALAN





# 4. PENJELMAAN DATA:

- Pendiskretan dibuat untuk menjelmakan data kepada bentuk yang lebih ringkas (dalam julat tertentu).
- Data yang melalui proses pendiskretan adalah lebih "kasar" daripada data asal.
- Namun, ianya masih boleh memberikan maklumat yang sama, sesuai dengan analisis yang dijalankan.
- Contoh: data bagi atribut umur pelanggan yang direkodkan ialah antara 10 hingga 100 tahun.
- Menerusi pendiskretan, data umur boleh dikategorikan kepada remaja (10-30), dewasa (31-60) dan warga emas (>60).



# CONTOH PENJELMAAN DATA: PENDISKRETAN

Data Asal:

	years employed	yearly income	position	gender	took holidays	rience in the indu	name
1	13.000	42000.000	office worker	male	0	12.000	Mark
2	3.000	37000.000	technical staff	female	0	4.000	Michelle
3	5.000	36000.000	technical staff	male	0	8.000	Andy
4	15.000	46000.000	office worker	male	1	17.000	Bob
5	2.000	42000.000	office worker	female	1	15.000	Delilah
6	10.000	41000.000	office worker	female	1	14.000	Marlene
7	5.000	33000.000	technical staff	male	0	5.000	Oli
8	12.000	32000.000	technical staff	male	1	12.000	Tom
9	10.000	39000.000	office worker	female	0	14.000	Tanya
10	12.000	43000.000	office worker	female	1	17.000	Rebeccah
11	1.000	37000.000	technical staff	female	0	1.000	Gill
12	14.000	42000.000	office worker	male	0	16.000	Hank

Data p/ubah "years employed" & "yearly income" yang dijelmakan menerusi pendisketan:

	years employed	yearly income	position	gender	took holidays	experience in the industry	name
1	≥ 8	≥ 39000	office worker	male	0	≥ 9	Mark
2	< 8	< 39000	technical staff	female	0	< 9	Michelle
3	< 8	< 39000	technical staff	male	0	< 9	Andy
4	≥ 8	≥ 39000	office worker	male	1	≥ 9	Bob
5	< 8	≥ 39000	office worker	female	1	≥ 9	Delilah
6	≥ 8	≥ 39000	office worker	female	1	≥ 9	Marlene
7	< 8	< 39000	technical staff	male	0	< 9	Oli
8	≥ 8	< 39000	technical staff	male	1	≥ 9	Tom
9	≥ 8	≥ 39000	office worker	female	0	≥ 9	Tanya
10	≥ 8	≥ 39000	office worker	female	1	≥ 9	Rebeccah
11	< 8	< 39000	technical staff	female	0	< 9	Gill
12	≥ 8	≥ 39000	office worker	male	0	≥ 9	Hank



#### RINGKASAN:

Rajah menunjukkan ringkasan bagi kaedah-kaedah pra pemprosesan data yang dibincangkan dalam topik ini.

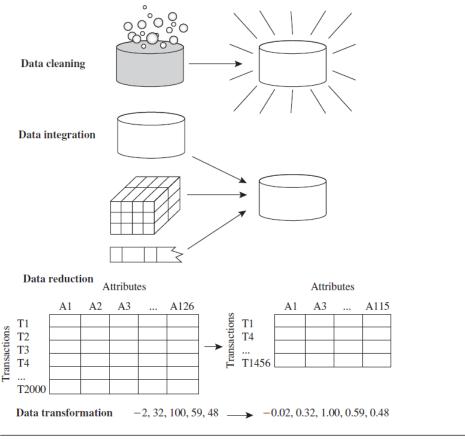


Figure 3.1 Forms of data preprocessing.



# RUJUKAN:

- Aggarwal, C.C. (2015). *Data Mining. The Textbook*. Springer, New York.
- García, S., Luengo, J., Herrera, F. (2015). Data Preprocessing in Data Mining. Springer, New York.
- Jafari, R. (2022). Hands-On Data Preprocessing in Python: Learn how to effectively prepare data for successful data analytics 1st Edition. Packt Publishing
- Kuhn, M., Johnson, K. (2019). Feature Engineering and Selection: A Practical Approach for Predictive Models. Chapman and Hall.
- Luengo, J., García-Gil, D., Ramírez-Gallego, S., García, S., Herrera, F. (2020). Big Data Preprocessing. Springer, Switzerland.



## **TOPIK SETERUSNYA:**

# Integrasi Data

