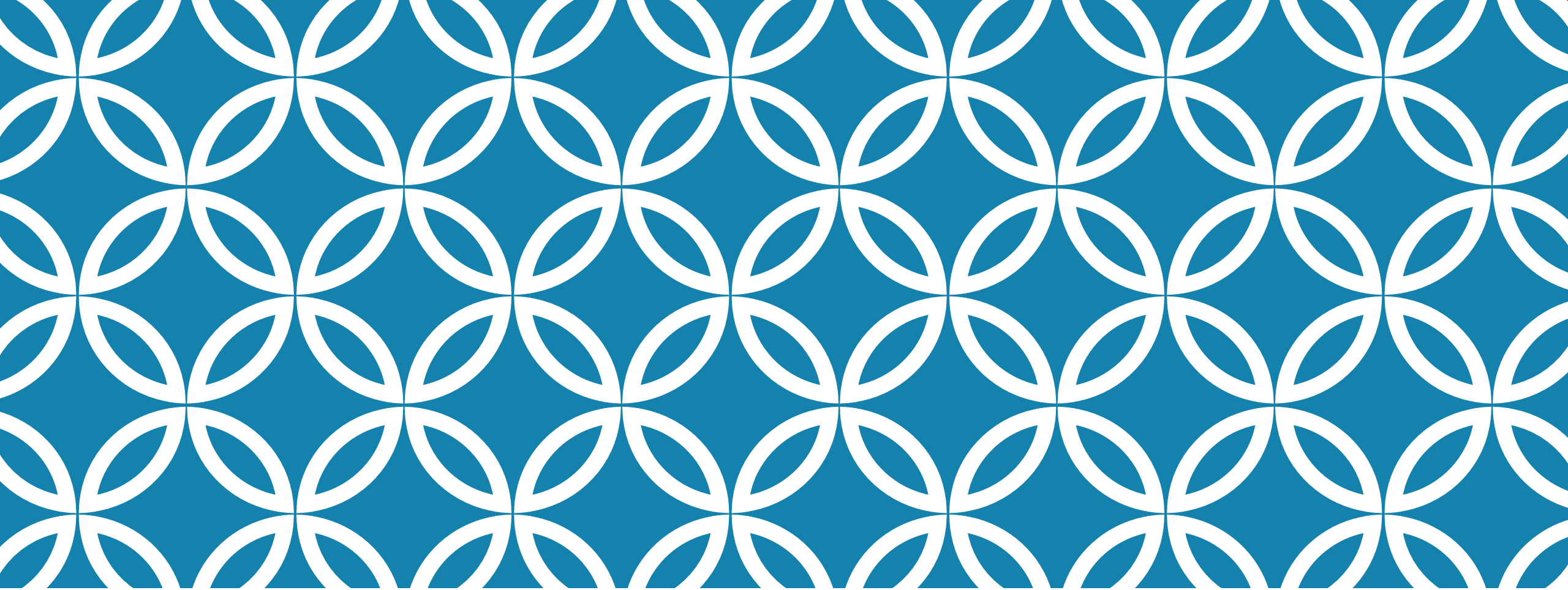


DATA MINING

ABU SALAM, M.KOM

PROFIL

- Pendidikan
  - SD N Kedungtukang 1 Brebes
  - SMP N 5 Brebes
  - SMA N 1 Brebes
  - S1 dan S2 (Universitas Dian Nuswantoro)
- Research Interest
  - Software Engineering (Web App)
  - Data Mining
- Activity
  - Dosen Fasilkom UDINUS (2009 - sekarang)
  - Kepala DIV Software PT DINUSTECH (2008 - sekarang)
  - CEO CV Desa Media (2012 - sekarang)

CONTACT

ALAMAT :

PERUM PERMATA TEMBALANG KAVLING DAHLIA NO 11, KRAMAS TEMBALANG

EMAIL :

- masaboe@gmail.com
- abu.salam@dsn.dinus.ac.id

YM : mas_aboe@yahoo.com

FB : masaboe@yahoo.com

HP : 0817244958

OUTLINE

1. **Pengenalan Data Mining**
2. Proses Data Mining
3. Evaluasi dan Validasi pada Data Mining
4. Metode dan Algoritma Data Mining
5. Penelitian Data Mining

KOMPONEN PENILAIAN

- Kehadiran : 75 %

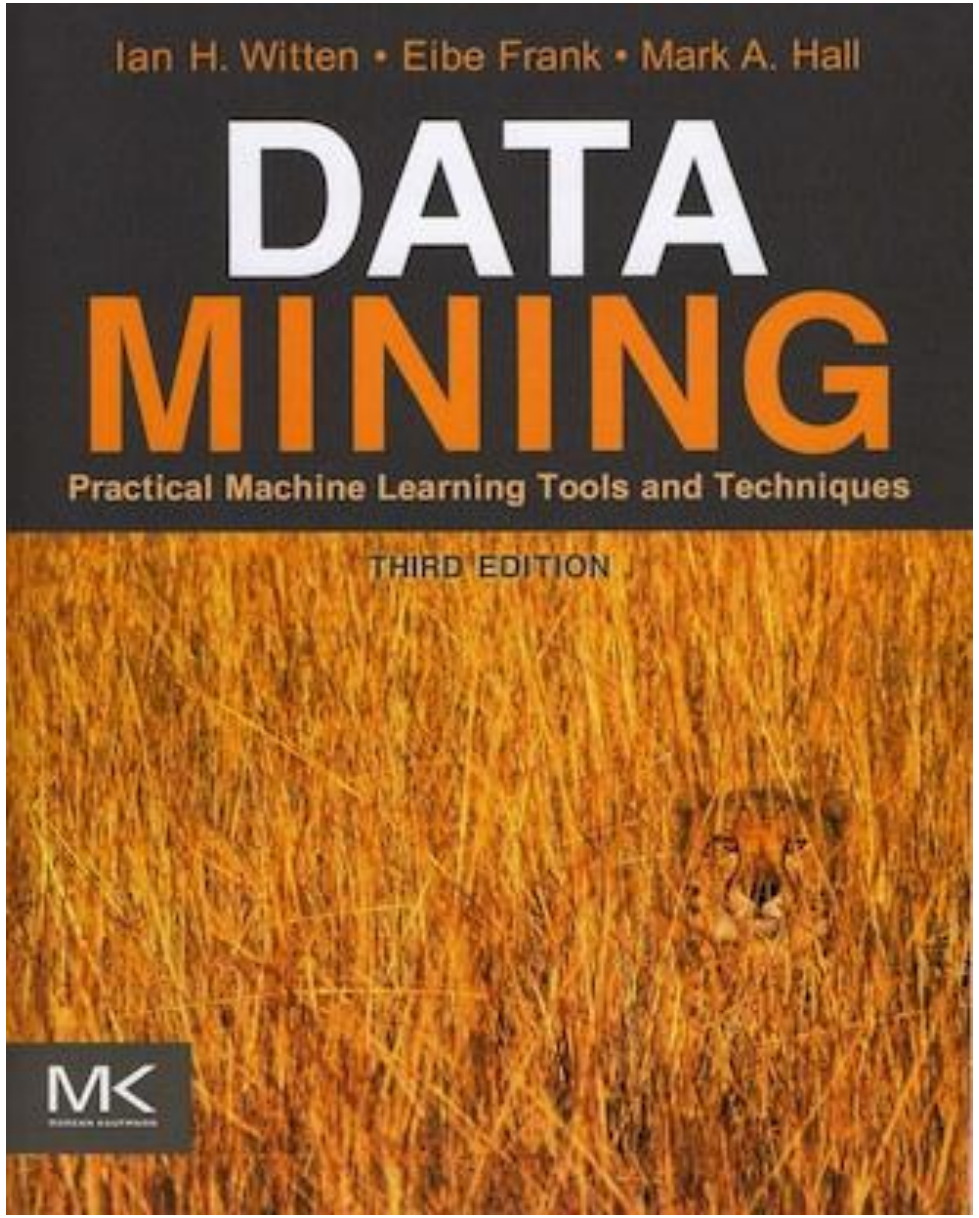
- Tugas : 30%
- UTS : 35%
- UAS : 35%

Range Nilai

A : 85 - 99
B : 70 - 84
C : 56 – 69
D : 40 – 55
E : 0 - 39

TEXTBOOKS


GRAHA ILMU
Data mining
Teknik Pemanfaatan Data untuk Keperluan Bisnis
TEORI & APLIKASI
Budi Santosa


Ian H. Witten • Eibe Frank • Mark A. Hall
DATA MINING
Practical Machine Learning Tools and Techniques
THIRD EDITION
MK

PRETEST

1. Jelaskan apa yang dimaksud dengan data mining?

2. Sebutkan peran data mining dan algoritma apa saja yang mendukung peran data mining tersebut?

3. Berikan contoh penerapan ataupun penelitian data mining ?

PENGENALAN DATA MINING

PENGENALAN DATA MINING

1. Apa itu Data Mining?
2. Peran Utama Data Mining?
3. Algoritma Data Mining?

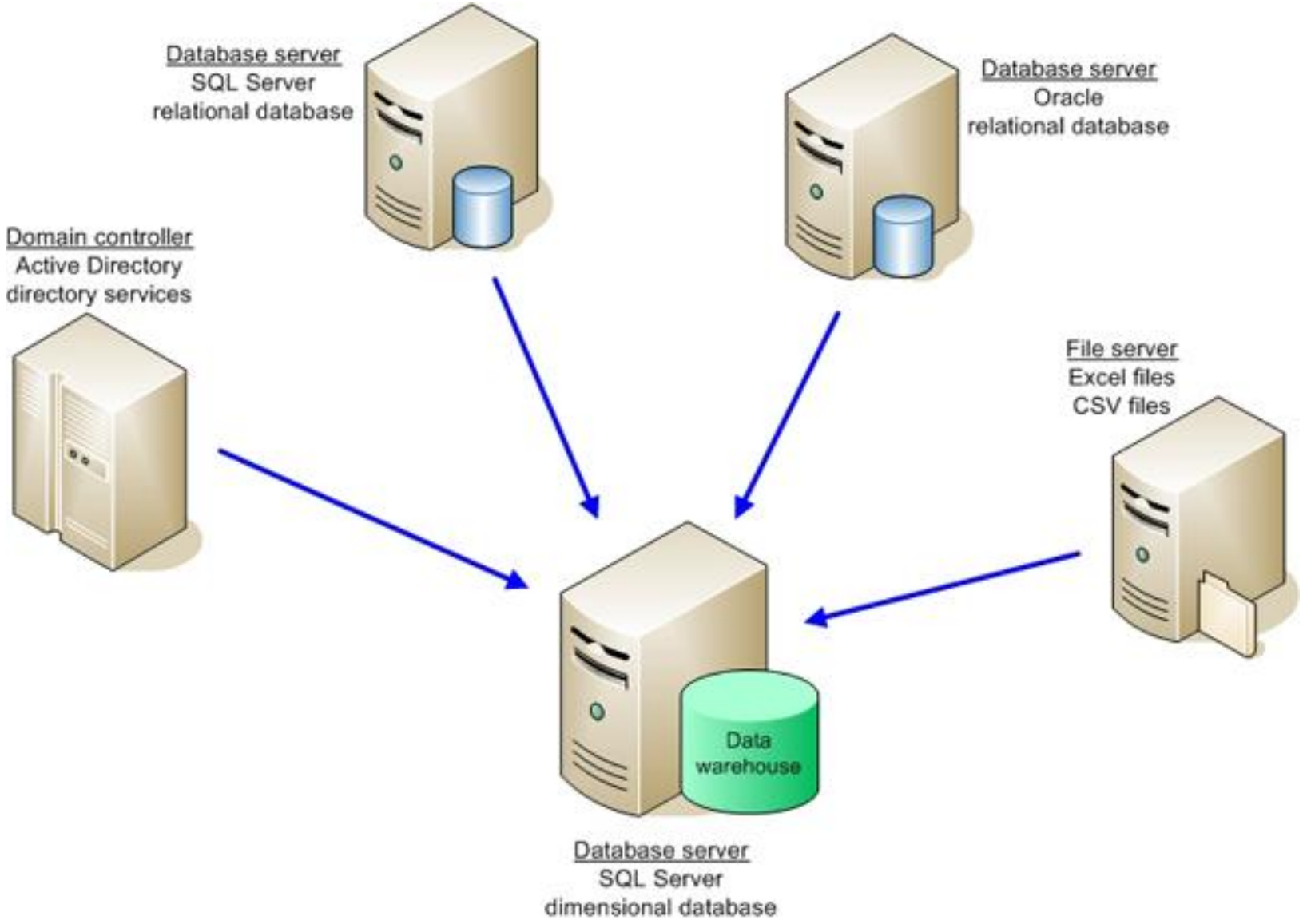
MINING? WAREHOUSING?

THE WORLD OF DATA

11

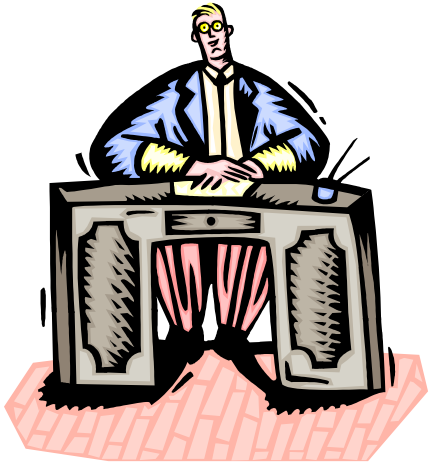

IN 60 SECONDS...
1 NEW DEFINITION IS ADDED ON urban
1,600+ READS ON Scribd.
13,000+ HOURS MUSIC STREAMING ON PANDORA
12,000+ NEW ADS POSTED ON craigslist
370,000+ MINUTES VOICE CALLS ON skype
98,000+ TWEETS
20,000+ NEW POSTS ON tumblr.
THE LARGEST SOCIAL READING PUBLISHING COMPANY!!
New Craigslist Ads
320+ NEW twitter ACCOUNTS
13,000+ iPhone APPLICATIONS DOWNLOADED
100+ NEW Linked in ACCOUNTS
1 associatedcontent NEW ARTICLE IS PUBLISHED
THE WORLD'S LARGEST COMMUNITY CREATED CONTENT!!
QUESTIONS ASKED ON THE INTERNET...
100+ Answers.com
40+ YAHOO! ANSWERS
6,600+ NEW PICTURES ARE UPLOADED ON flickr
600+ NEW VIDEOS
50+ WORDPRESS DOWNLOADS
25+ HOURS TOTAL DURATION
70+ DOMAINS REGISTERED
695,000+ facebook STATUS UPDATES
125+ PLUGIN DOWNLOADS
60+ NEW BLOGS
168 MILLION EMAILS ARE SENT
694,445 SEARCH QUERIES
1,700+ Firefox DOWNLOADS
1,500+ BLOG POSTS
79,364 WALL POSTS
510,040 COMMENTS
Google
Google Search
GO-Globe.com

HETEROGENEOUS DATA

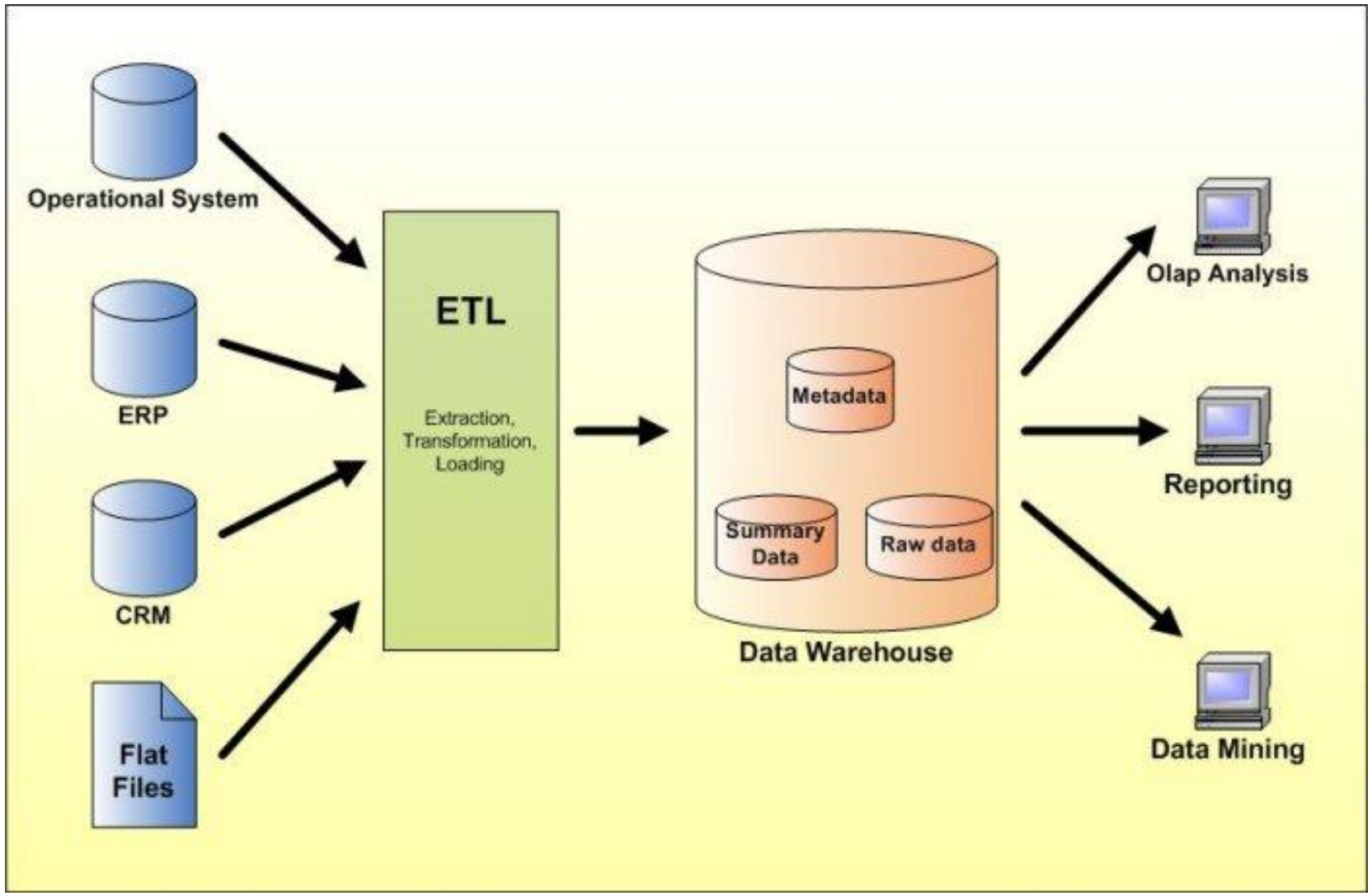


DATA RICH, INFORMATION POOR

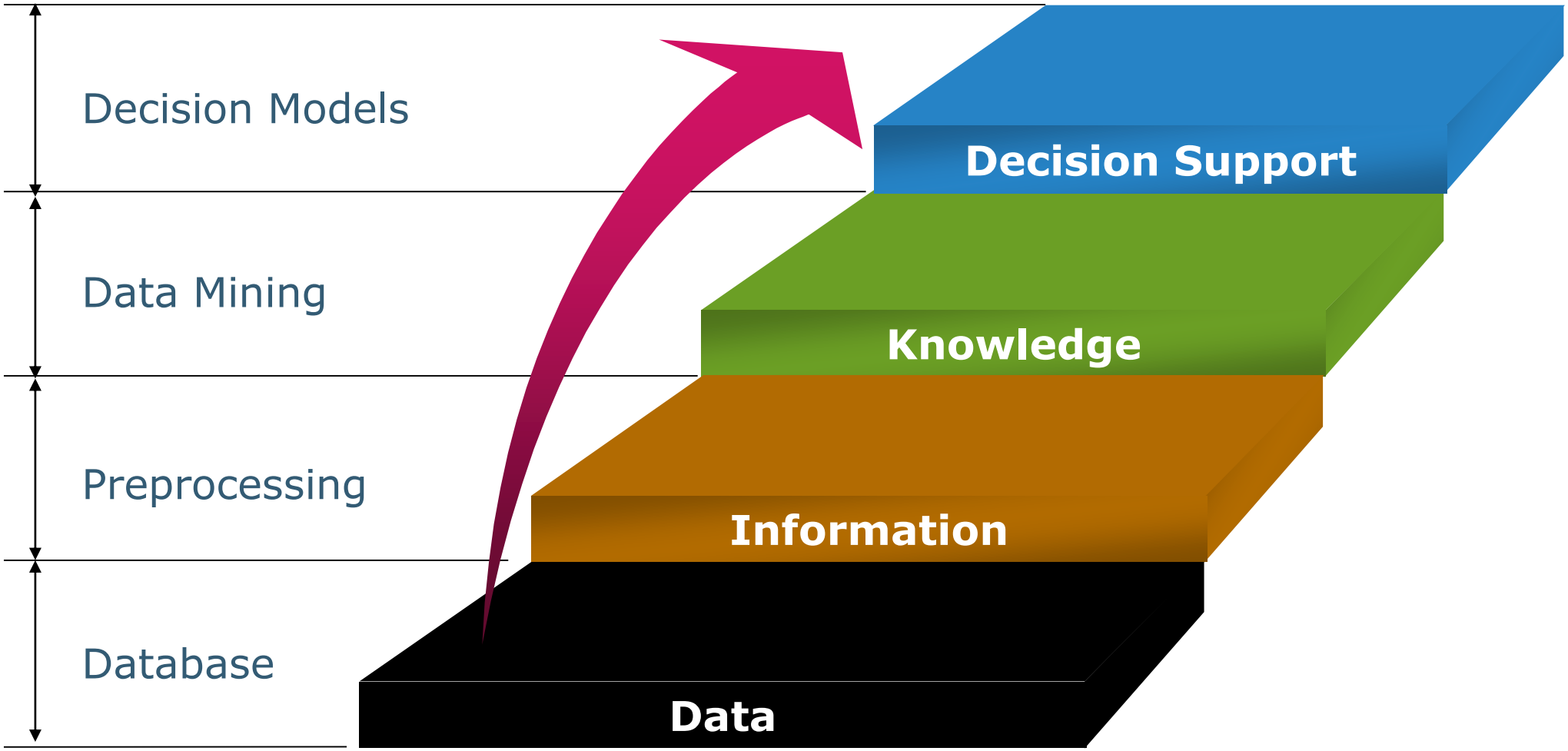
BUSINESS INTELLIGENCE



DATA INTEGRATION & ANALYSIS



FROM DATA TO INTELLIGENCE



IT IS ALL ABOUT DATA …

Retail

Financial Institutions

WWW

Healthcare

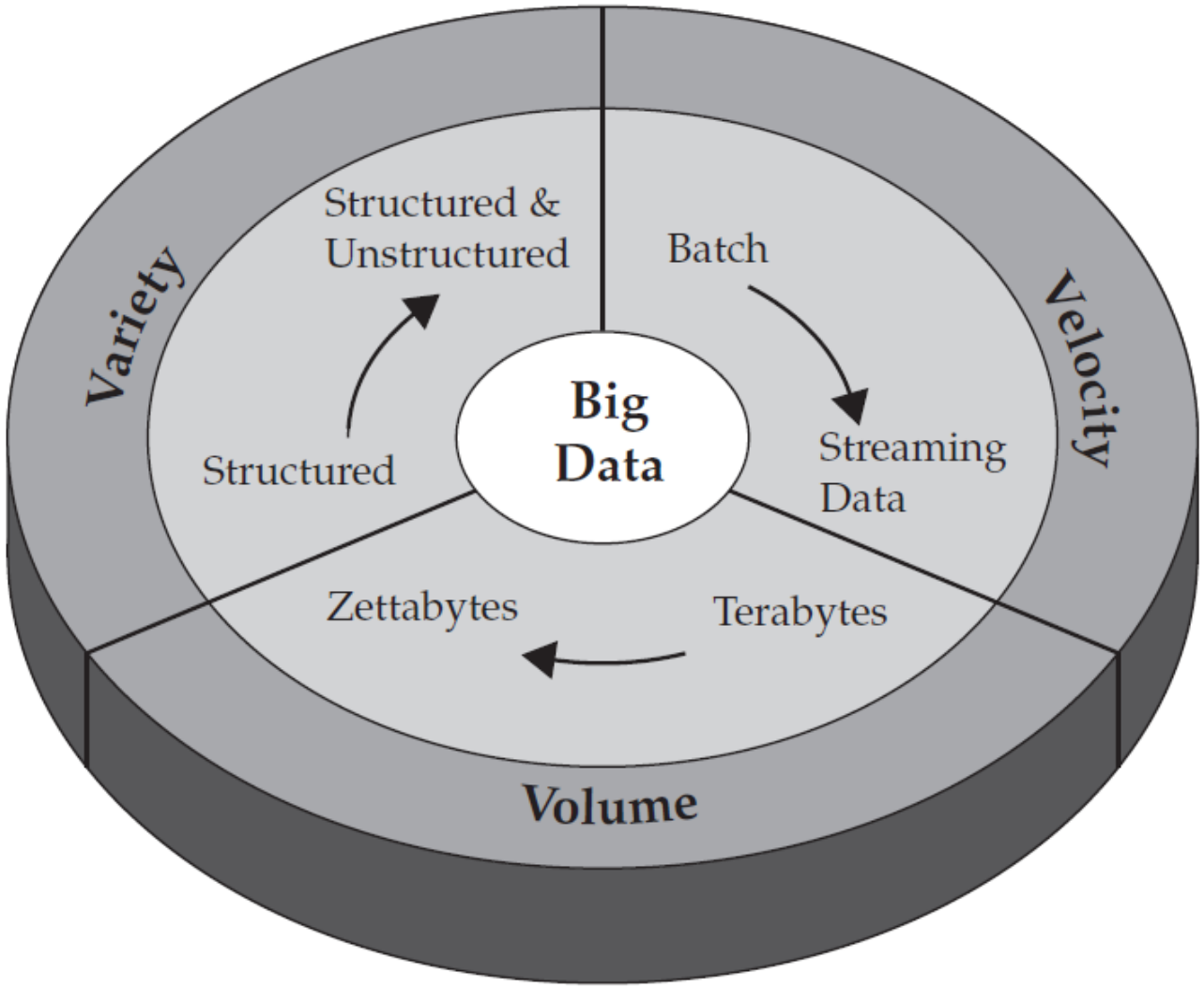
Consulting Companies

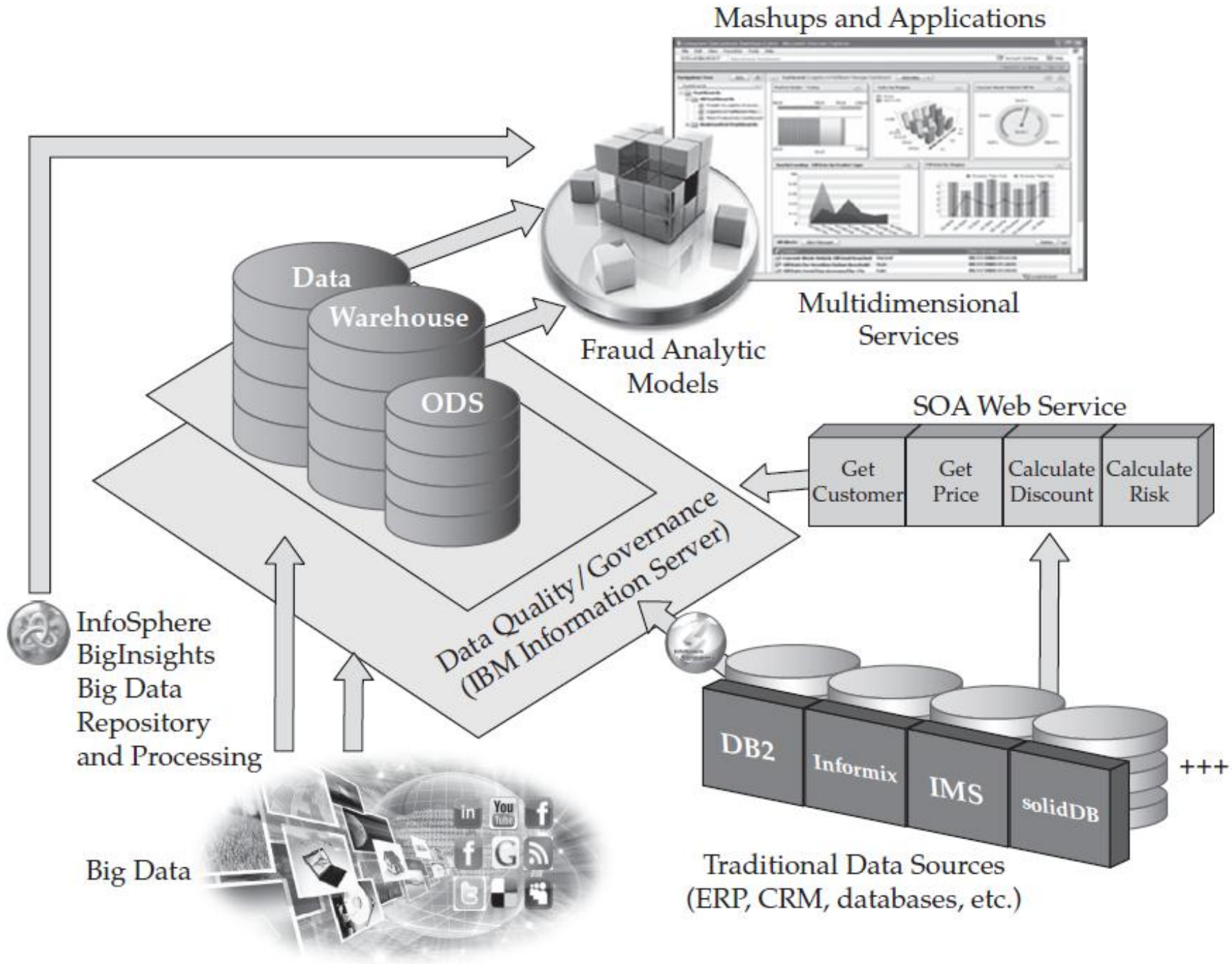
Government

Bioinformatics

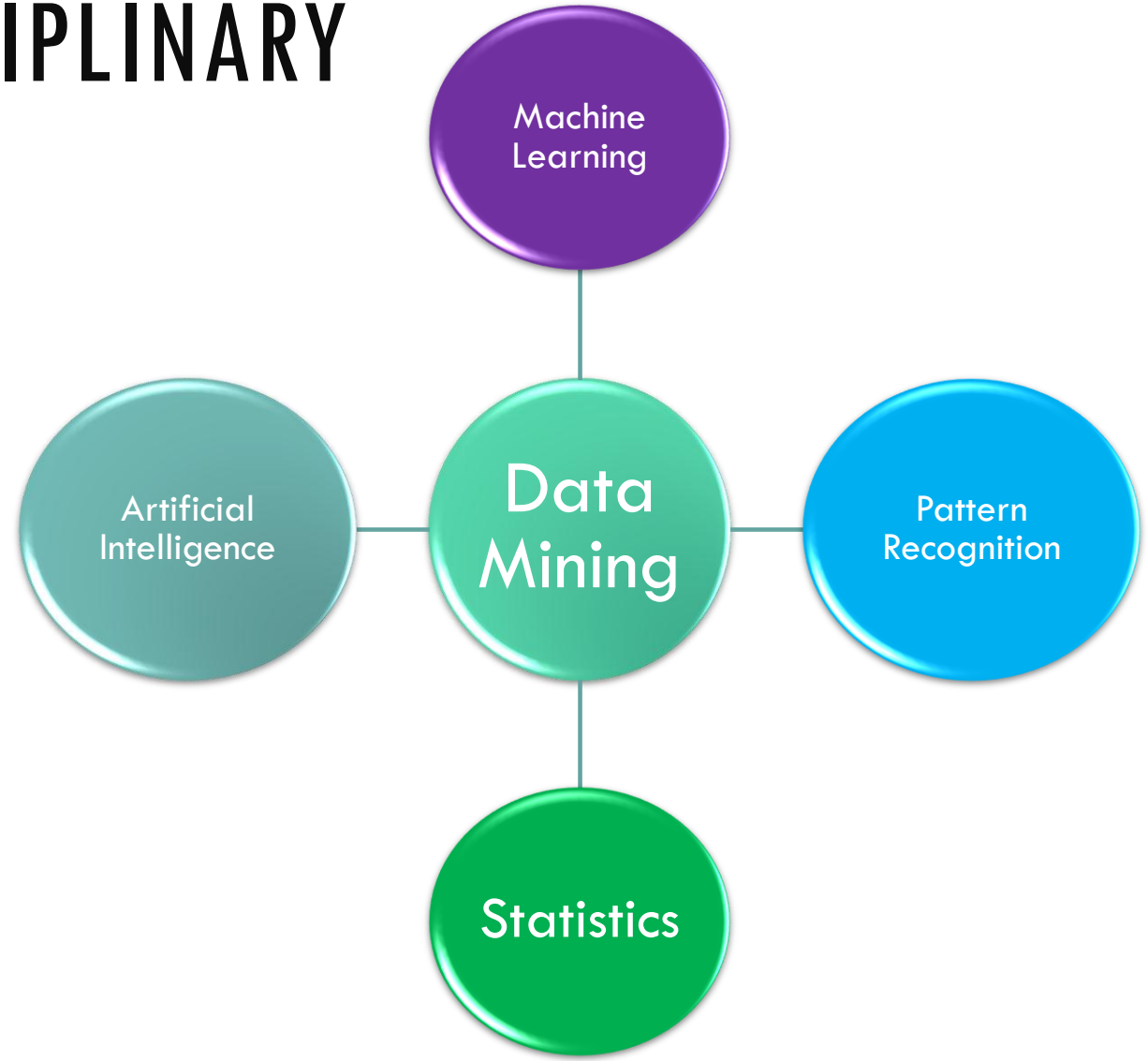
Telecommunication

BIG DAT

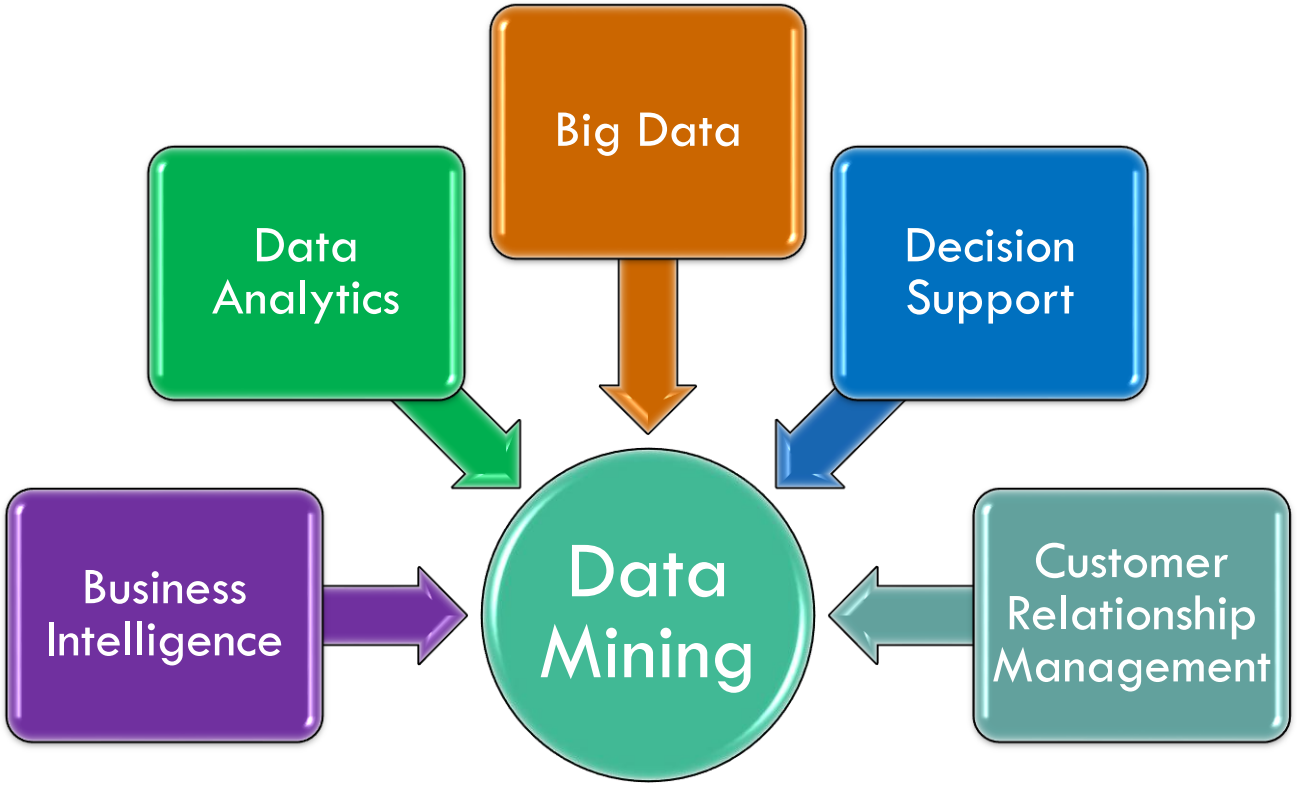

Variety
Structured &
Unstructured
Batch
Velocity
Big
Data
Structured
Streaming
Data
Zettabytes
Terabytes
Volume


Mashups and Applications
Multidimensional Services
Fraud Analytic Models
Data
Warehouse
ODS
SOA Web Service
Get Customer
Get Price
Calculate Discount
Calculate Risk
Data Quality/Governance (IBM Information Server)
InfoSphere BigInsights Big Data Repository and Processing
DB2
Informix
IMS
solidDB
+++
Traditional Data Sources (ERP, CRM, databases, etc.)
Big Data

INTERDISCIPLINARY



UBIQUITOUS


Big Data
Data Analytics
Decision Support
Business Intelligence
Data Mining
Customer Relationship Management

APA ITU DATA MINING ?

MENGAPA DATA MINING?

Manusia dalam suatu organisasi, sadar atau tidak sadar telah memproduksi berbagai data yang jumlahnya sangat besar

- Contoh data: bisnis, kedokteran, ekonomi, geografi, olahraga, …

Pada dasarnya, data adalah entitas yang tidak memiliki arti, meskipun kemungkinan memiliki nilai di dalamnya

APA ITU DATA MINING?

Disiplin ilmu yang mempelajari metode untuk mengekstrak pengetahuan atau menemukan pola dari suatu data

1. Data: fakta yang terekam dan tidak membawa arti
2. Pengetahuan: pola, aturan atau model yang muncul dari data

Sehingga Data mining sering disebut Knowledge Discovery in Database (KDD)

Konsep Transformasi
Data→Informasi→Pengetahuan

DATA

- Tidak membawa arti, merupakan kumpulan dari fakta-fakta tentang suatu kejadian
- Suatu catatan terstruktur dari suatu transaksi
- Merupakan materi penting dalam membentuk informasi

PENGETAHUAN

Gabungan dari suatu pengalaman, nilai, informasi kontekstual dan juga pandangan pakar yang memberikan suatu framework untuk mengevaluasi dan menciptakan pengalaman baru dan informasi (*Thomas H. Davenport, Laurence Prusak*)

Bisa berupa solusi pemecahan suatu masalah, petunjuk suatu pekerjaan dan ini bisa ditingkatkan nilainya, dipelajari dan juga bisa diajarkan kepada yang lain

Data - Informasi – Pengetahuan

Data Kehadiran Pegawai

NIP	TGL	DATANG	PULANG
1103	02/12/2004	07:20	15:40
1142	02/12/2004	07:45	15:33
1156	02/12/2004	07:51	16:00
1173	02/12/2004	08:00	15:15
1180	02/12/2004	07:01	16:31
1183	02/12/2004	07:49	17:00

Data - Informasi – Pengetahuan

Informasi Akumulasi Bulanan Kehadiran Pegawai

NIP	Masuk	Alpa	Cuti	Sakit	Telat
1103	22				
1142	18	2		2	
1156	10	1	11		
1173	12	5			5
1180	10			12	

Data - Informasi – Pengetahuan

Informasi Kondisi Kehadiran Mingguan Pegawai

	Senin	Selasa	Rabu	Kamis	Jumat
Terlambat	7	0	1	0	5
Pulang Cepat	0	1	1	1	8
Izin	3	0	0	1	4
Alpa	1	0	2	0	2

Data - Informasi – Pengetahuan

- Pengetahuan tentang kebiasaan pegawai dalam jam datang/pulang kerja

- Pengetahuan tentang bagaimana teknik meningkatkan kehadiran pegawai → **kebijakan**

DATA - INFORMASI - PENGETAHUAN - KEBIJAKAN

Kebijakan penataan jam kerja karyawan khusus untuk hari senin dan jumat

Peraturan jam kerja:

- Hari Senin dimulai jam 10:00
- Hari Jumat diakhiri jam 14:00
- Sisa jam kerja dikompensasi ke hari lain:
    1. Senin pulang setelah maghrib, toh jalanan jakarta macet total di sore hari (bayar hutang 2 jam)
    2. Rabu dan kamis bayar hutang setengah jam di pagi hari dan setengah jam di sore hari (bayar hutang 2 jam)

DEFINISI DATA MINING

Melakukan ekstraksi untuk mendapatkan informasi penting yang sifatnya implisit dan sebelumnya tidak diketahui, dari suatu data *(Witten et al., 2011)*

Kegiatan yang meliputi pengumpulan, pemakaian data historis untuk menemukan keteraturan, pola dan hubungan dalam set data berukuran besar *(Santosa, 2007)*

DEFINISI DATA MINING

The analysis of (often large) observational data sets to find unsuspected relationships and to summarize the data in novel ways that are both understandable and useful to the data owner *(Han & Kamber, 2001)*

The process of discovering meaningful new correlations, patterns and trends by sifting through large amounts of data stored in repositories, using pattern recognition technologies as well as statistical and mathematical techniques *(Gartner Group)*

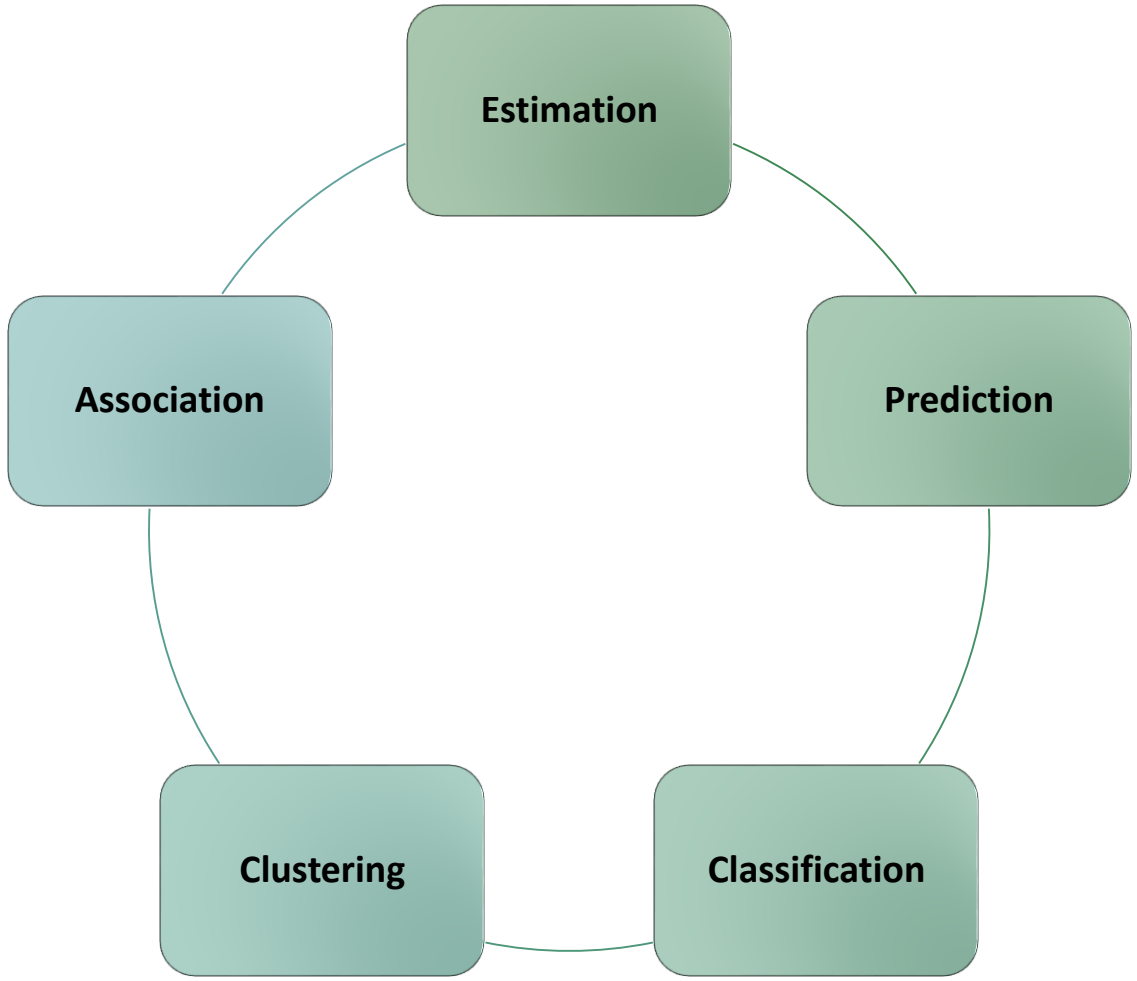
IRISAN BIDANG ILMU DATA MINING

1. Statistik:
   - Lebih bersifat teori
   - Fokus ke pengujian hipotesis
2. Machine Learning:
   - Lebih bersifat heuristik
   - Fokus pada perbaikan performansi dari suatu teknik learning
3. Data Mining:
   - Gabungan teori dan heuristik
   - Fokus pada seluruh proses penemuan knowledge dan pola
   - Termasuk data cleaning, learning dan visualisasi hasilnya

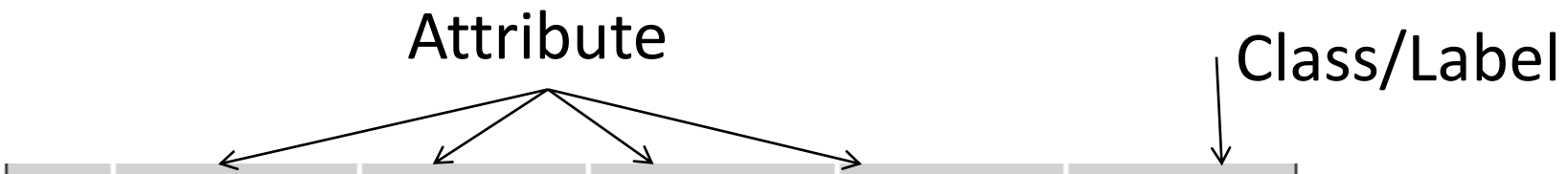
PERAN UTAMA DATA MINING

PERAN UTAMA DATA MINING

1. Estimation
2. Prediction
3. Classification
4. Clustering
5. Association



DATASET WITH ATTRIBUTE AND CLASS



	Sepal Length (cm)	Sepal Width (cm)	Petal Length (cm)	Petal Width (cm)	Type
1	5.1	3.5	1.4	0.2	*Iris setosa*
2	4.9	3.0	1.4	0.2	*Iris setosa*
3	4.7	3.2	1.3	0.2	*Iris setosa*
4	4.6	3.1	1.5	0.2	*Iris setosa*
5	5.0	3.6	1.4	0.2	*Iris setosa*
…					
51	7.0	3.2	4.7	1.4	*Iris versicolor*
52	6.4	3.2	4.5	1.5	*Iris versicolor*
53	6.9	3.1	4.9	1.5	*Iris versicolor*
54	5.5	2.3	4.0	1.3	*Iris versicolor*
55	6.5	2.8	4.6	1.5	*Iris versicolor*
…					
101	6.3	3.3	6.0	2.5	*Iris virginica*
102	5.8	2.7	5.1	1.9	*Iris virginica*
103	7.1	3.0	5.9	2.1	*Iris virginica*
104	6.3	2.9	5.6	1.8	*Iris virginica*
105	6.5	3.0	5.8	2.2	*Iris virginica*
…					

ESTIMASI WAKTU PENGIRIMAN PIZZA

Customer	Jumlah Pesanan (P)	Jumlah Bangjo (B)	Jarak (J)	Waktu Tempuh (T)
1	3	3	3	16
2	1	7	4	20
3	2	4	6	18
4	4	6	8	36
...				
1000	2	4	2	12

$$\text{Waktu Tempuh (T)} = 0.48P + 0.23B + 0.5J$$

PENENTUAN KELULUSAN MAHASISWA

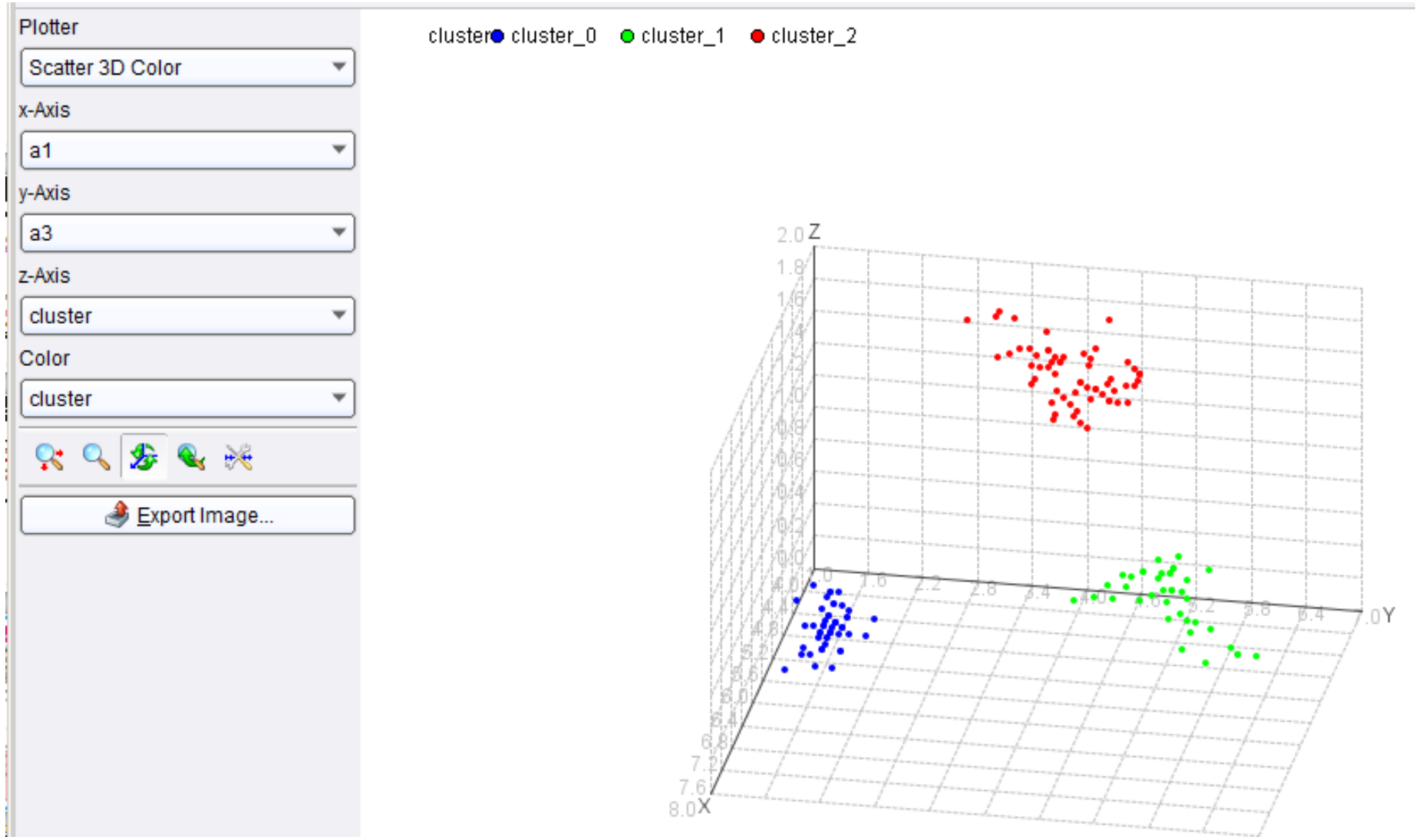
NIM	Gender	Nilai UN	Asal Sekolah	IPS1	IPS2	IPS3	IPS 4	...	Lulus Tepat Waktu
10001	L	28	SMAN 2	3.3	3.6	2.89	2.9		Ya
10002	P	27	SMA DK	4.0	3.2	3.8	3.7		Tidak
10003	P	24	SMAN 1	2.7	3.4	4.0	3.5		Tidak
10004	L	26.4	SMAN 3	3.2	2.7	3.6	3.4		Ya
...									
...									
11000	L	23.4	SMAN 5	3.3	2.8	3.1	3.2		Ya

KLASTERING BUNGA IRIS

ExampleSet (150 examples, 2 special attributes, 4 regular attributes)

Row No.	id	label	a1	a2	a3	a4
1	id_1	Iris-setosa	5.100	3.500	1.400	0.200
2	id_2	Iris-setosa	4.900	3	1.400	0.200
3	id_3	Iris-setosa	4.700	3.200	1.300	0.200
4	id_4	Iris-setosa	4.600	3.100	1.500	0.200
5	id_5	Iris-setosa	5	3.600	1.400	0.200
6	id_6	Iris-setosa	5.400	3.900	1.700	0.400
7	id_7	Iris-setosa	4.600	3.400	1.400	0.300
8	id_8	Iris-setosa	5	3.400	1.500	0.200
9	id_9	Iris-setosa	4.400	2.900	1.400	0.200
10	id_10	Iris-setosa	4.900	3.100	1.500	0.100
11	id_11	Iris-setosa	5.400	3.700	1.500	0.200
12	id_12	Iris-setosa	4.800	3.400	1.600	0.200
13	id_13	Iris-setosa	4.800	3	1.400	0.100
14	id_14	Iris-setosa	4.300	3	1.100	0.100
15	id_15	Iris-setosa	5.800	4	1.200	0.200
16	id_16	Iris-setosa	5.700	4.400	1.500	0.400
17	id_17	Iris-setosa	5.400	3.900	1.300	0.400
18	id_18	Iris-setosa	5.100	3.500	1.400	0.300
19	id_19	Iris-setosa	5.700	3.800	1.700	0.300
20	id_20	Iris-setosa	5.100	3.800	1.500	0.300
21	id_21	Iris-setosa	5.400	3.400	1.700	0.200
22	id_22	Iris-setosa	5.100	3.700	1.500	0.400
23	id_23	Iris-setosa	4.600	3.600	1	0.200
24	id_24	Iris-setosa	5.100	3.300	1.700	0.500

KLASTERING BUNGA IRIS



ALGORITMA DATA MINING (DM)

1. **Estimation** (Estimasi):

   Linear Regression, Neural Network, Support Vector Machine, etc

2. **Prediction/Forecasting** (Prediksi/Peramalan):

   Linear Regression, Neural Network, Support Vector Machine, etc

3. **Classification** (Klasifikasi):

   Naive Bayes, K-Nearest Neighbor, C4.5, ID3, CART, Linear Discriminant Analysis, etc

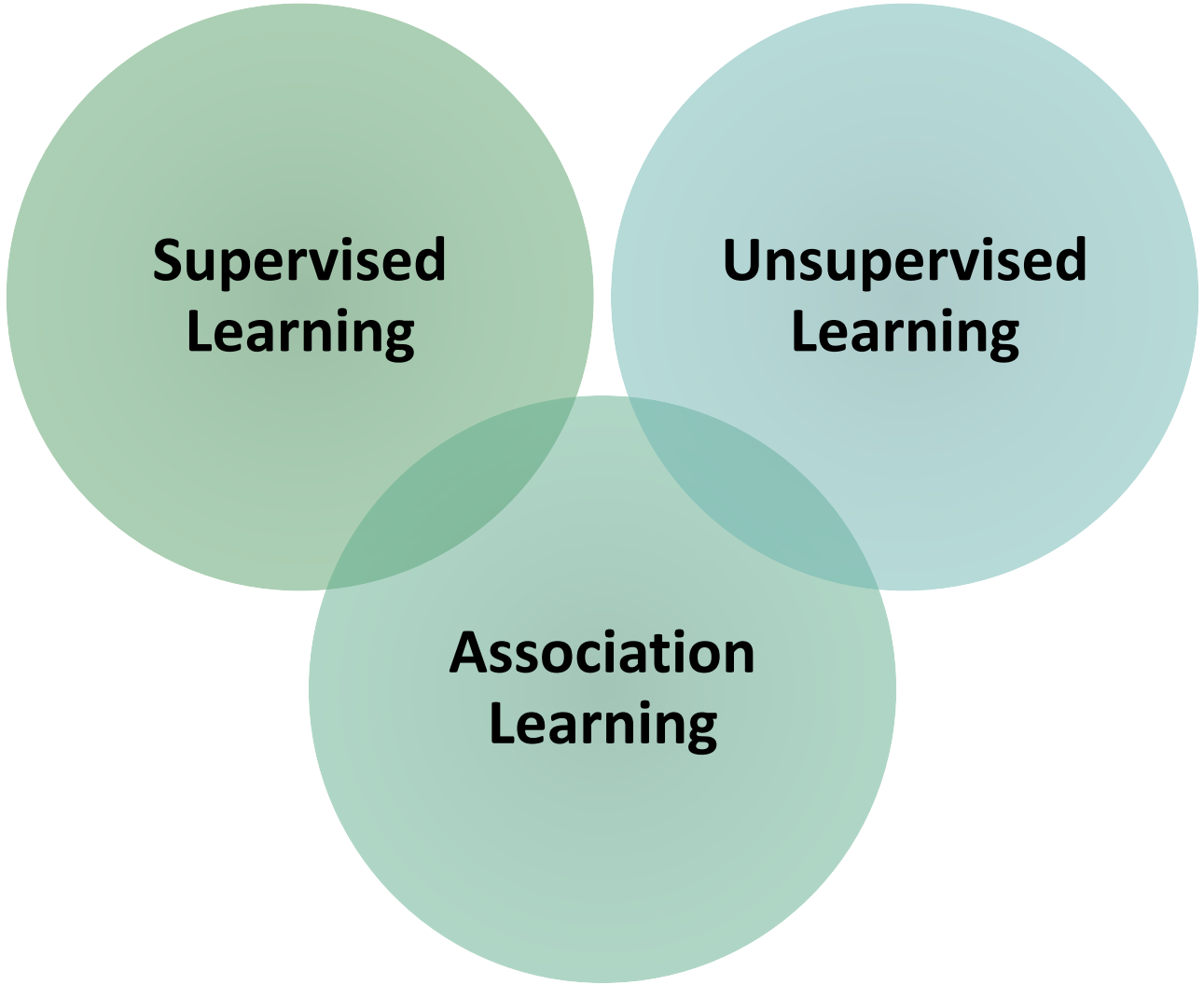
4. **Clustering** (Klastering):

   K-Means, K-Medoids, Self-Organizing Map (SOM), Fuzzy C-Means, etc

5. **Association** (Asosiasi):

   FP-Growth, A Priori, etc

METODE LEARNING PADA ALGORITMA DM



METODE LEARNING PADA ALGORITMA DM

1. **Supervised** Learning (Pembelajaran dengan Guru):
   - Sebagian besar algoritma data mining (estimation, prediction/forecasting, classification) adalah supervised learning
   - Variabel yang menjadi target/label/class ditentukan
   - Algoritma melakukan proses belajar berdasarkan nilai dari variabel target yang terasosiasi dengan nilai dari variable prediktor

METODE LEARNING PADA ALGORITMA DM

2. **Unsupervised** Learning (Pembelajaran tanpa Guru):
   - Algoritma data mining mencari pola dari semua variable (atribut)
   - Variable (atribut) yang menjadi target/label/class tidak ditentukan (tidak ada)
   - Algoritma clustering adalah algoritma unsupervised learning

DATASET WITH ATTRIBUTE (NO CLASS)

Attribute

	Sepal Length (cm)	Sepal Width (cm)	Petal Length (cm)	Petal Width (cm)
1	5.1	3.5	1.4	0.2
2	4.9	3.0	1.4	0.2
3	4.7	3.2	1.3	0.2
4	4.6	3.1	1.5	0.2
5	5.0	3.6	1.4	0.2
...				
51	7.0	3.2	4.7	1.4
52	6.4	3.2	4.5	1.5
53	6.9	3.1	4.9	1.5
54	5.5	2.3	4.0	1.3
55	6.5	2.8	4.6	1.5
...				
101	6.3	3.3	6.0	2.5
102	5.8	2.7	5.1	1.9
103	7.1	3.0	5.9	2.1
104	6.3	2.9	5.6	1.8
105	6.5	3.0	5.8	2.2
...				

METODE LEARNING PADA ALGORITMA DM

3. **Association** Learning (Pembelajaran untuk Asosiasi Atribut)
   - Proses learning pada algoritma asosiasi (*association rule*) agak berbeda karena tujuannya adalah untuk mencari atribut yang muncul bersamaan dalam satu transaksi
   - Algoritma asosiasi biasanya untuk analisa transaksi belanja, dengan konsep utama adalah mencari "produk/item mana yang dibeli bersamaan"
   - Pada pusat perbelanjaan banyak produk yang dijual, sehingga pencarian seluruh asosiasi produk memakan cost tinggi, karena sifatnya yang kombinatorial
   - Algoritma *association rule* seperti apriori algorithm, dapat memecahkan masalah ini dengan efisien

DATASET TRANSACTION

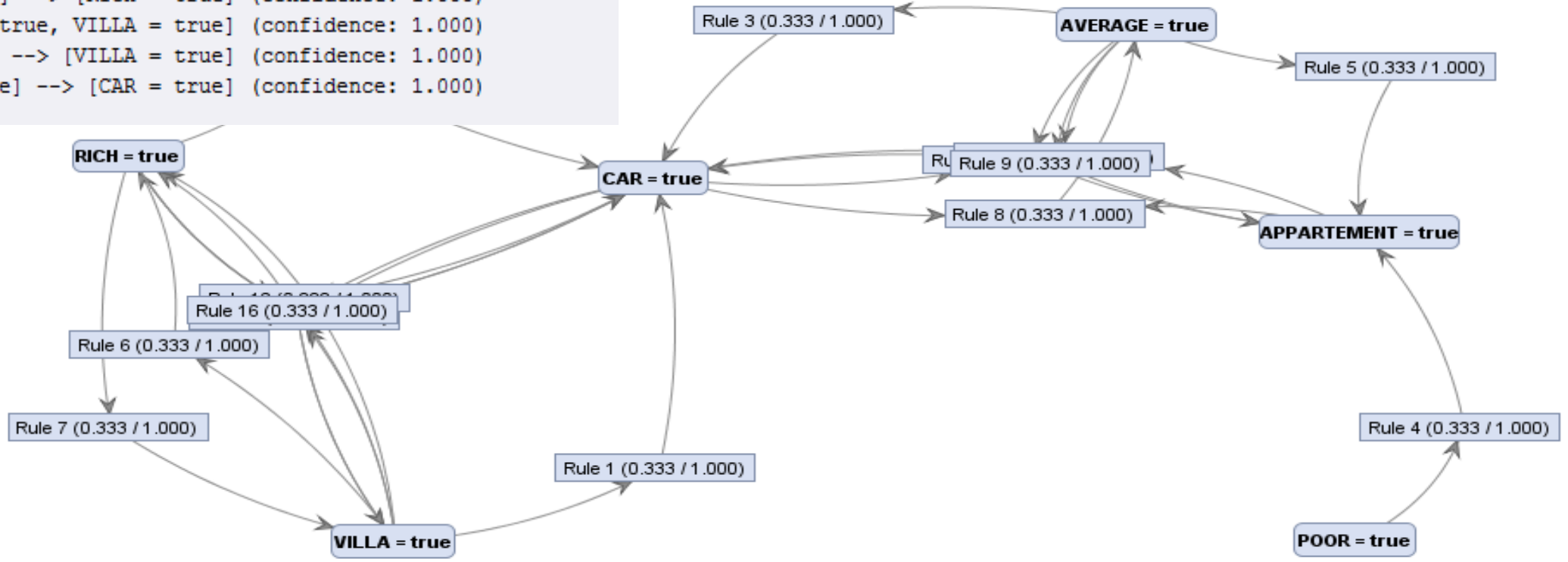
ExampleSet (3 examples, 0 special attributes, 6 regular attributes)

Row No.	CAR = true	APPARTEMENT = true	VILLA = true	POOR = true	AVERAGE = true	RICH = true
1	false	true	false	true	false	false
2	true	true	false	false	true	false
3	true	false	true	false	false	true

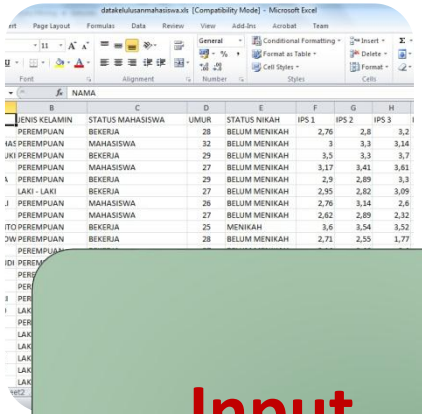
AssociationRules

```
Association Rules
[VILLA = true] --> [CAR = true] (confidence: 1.000)
[RICH = true] --> [CAR = true] (confidence: 1.000)
[AVERAGE = true] --> [CAR = true] (confidence: 1.000)
[POOR = true] --> [APPARTEMENT = true] (confidence: 1.000)
[AVERAGE = true] --> [APPARTEMENT = true] (confidence: 1.000)
[VILLA = true] --> [RICH = true] (confidence: 1.000)
[RICH = true] --> [VILLA = true] (confidence: 1.000)
[CAR = true, APPARTEMENT = true] --> [AVERAGE = true] (confidence: 1.000)
[AVERAGE = true] --> [CAR = true, APPARTEMENT = true] (confidence: 1.000)
[CAR = true, AVERAGE = true] --> [APPARTEMENT = true] (confidence: 1.000)
[APPARTEMENT = true, AVERAGE = true] --> [CAR = true] (confidence: 1.000)
[VILLA = true] --> [CAR = true, RICH = true] (confidence: 1.000)
[CAR = true, VILLA = true] --> [RICH = true] (confidence: 1.000)
[RICH = true] --> [CAR = true, VILLA = true] (confidence: 1.000)
[CAR = true, RICH = true] --> [VILLA = true] (confidence: 1.000)
[VILLA = true, RICH = true] --> [CAR = true] (confidence: 1.000)
```

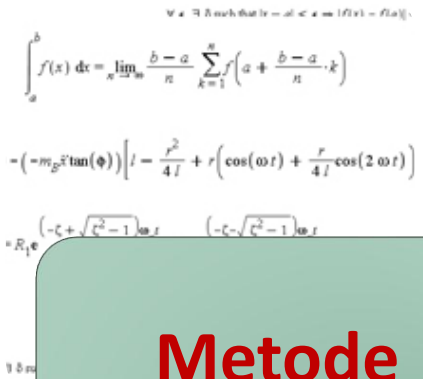
ASSOCIATION RULES



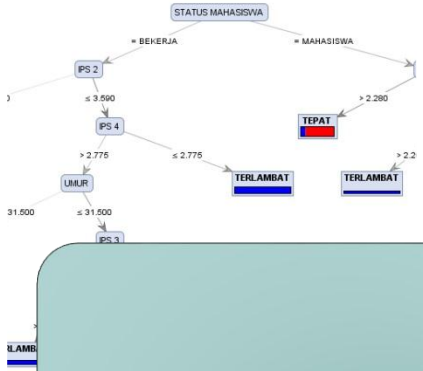
PROSES UTAMA PADA DATA MINING



Input
(Data)



Metode
(Algoritma Data Mining)

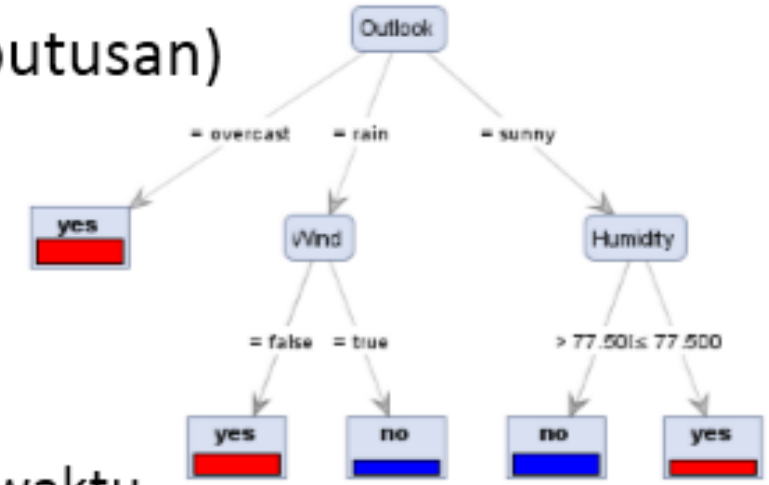


Output
(Pola/Model)

OUTPUT/POLA/MODEL/KNOWLEDGE

1. Formula/Function (Rumus atau Fungsi Regresi)
   - WAKTU TEMPUH = 0.48 + 0.6 JARAK + 0.34 LAMPU + 0.2 PESANAN

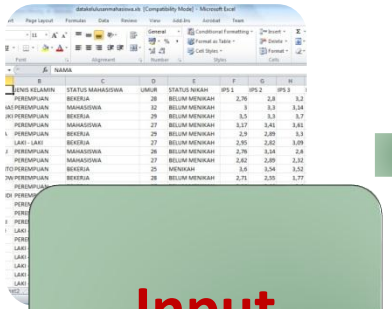
2. Decision Tree (Pohon Keputusan)



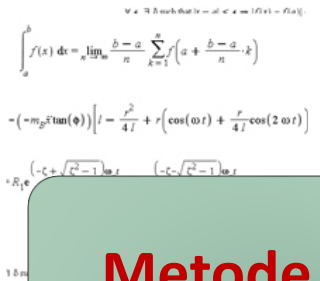
3. Rule (Aturan)
   - IF ips3=2.8 THEN lulustepatwaktu

4. Cluster (Klaster)

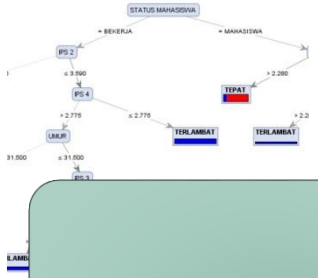
INPUT – METODE – OUTPUT – EVALUATION



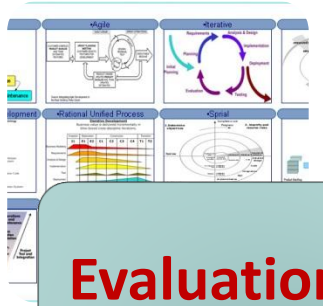
Input
(Data)



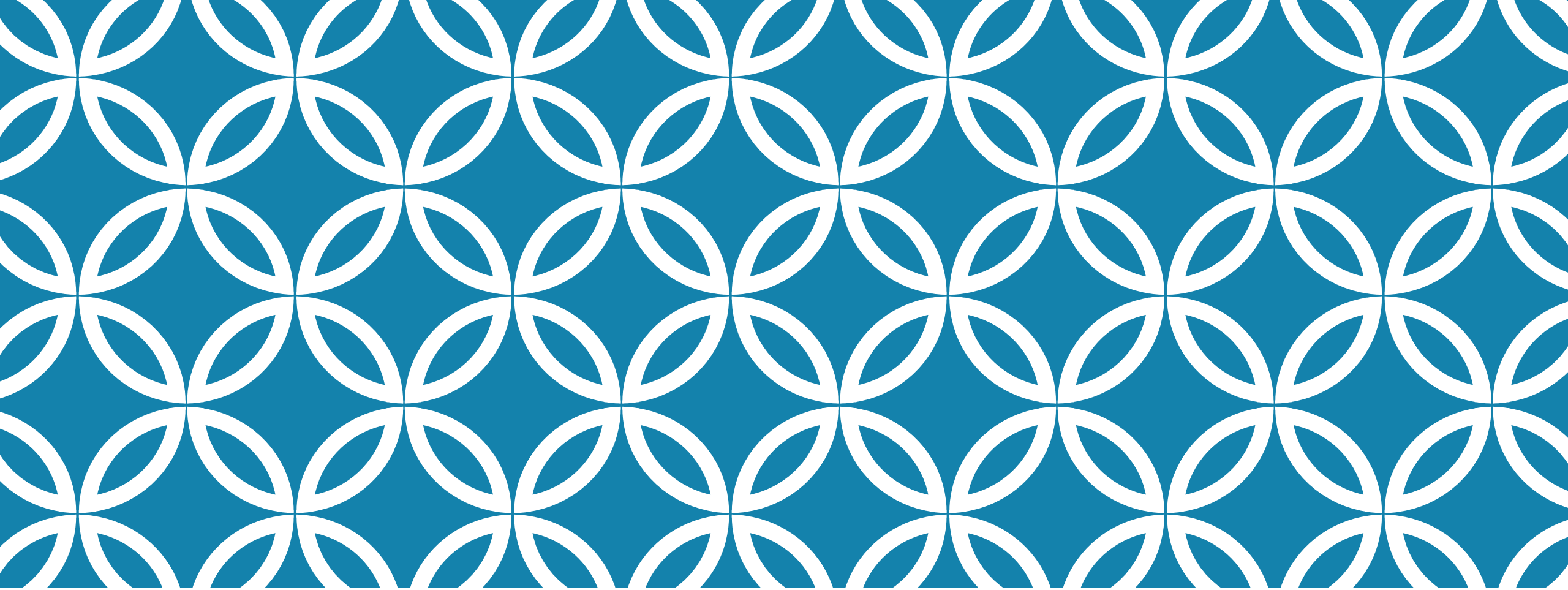
Metode
(Algoritma Data Mining)



Output
(Pola/Model)



Evaluation
(Akurasi, AUC, RMSE, etc)



ALGORITMA DATA MINING

ALGORITMA ESTIMASI

- Algoritma estimasi mirip dengan algoritma klasifikasi, tapi variabel target adalah berupa bilangan numerik (kontinyu) dan bukan kategorikal (nominal atau diskrit)
- Estimasi nilai dari variable target ditentukan berdasarkan nilai dari variabel prediktor (atribut)
- Algoritma estimasi yang biasa digunakan adalah: Linear Regression, Neural Network, Support Vector Machine

CONTOH: ESTIMASI PERFORMANSI CPU

Example: 209 different computer configurations

	Cycle time (ns)	Main memory (Kb)		Cache (Kb)	Channels		Performance
	MYCT	MMIN	MMAX	CACH	CHMIN	CHMAX	PRP
1	125	256	6000	256	16	128	198
2	29	8000	32000	32	8	32	269
...							
208	480	512	8000	32	0	0	67
209	480	1000	4000	0	0	0	45

Linear regression function

PRP = -55.9 + 0.0489 MYCT + 0.0153 MMIN + 0.0056 MMAX
+ 0.6410 CACH - 0.2700 CHMIN + 1.480 CHMAX

ALGORITMA PREDIKSI

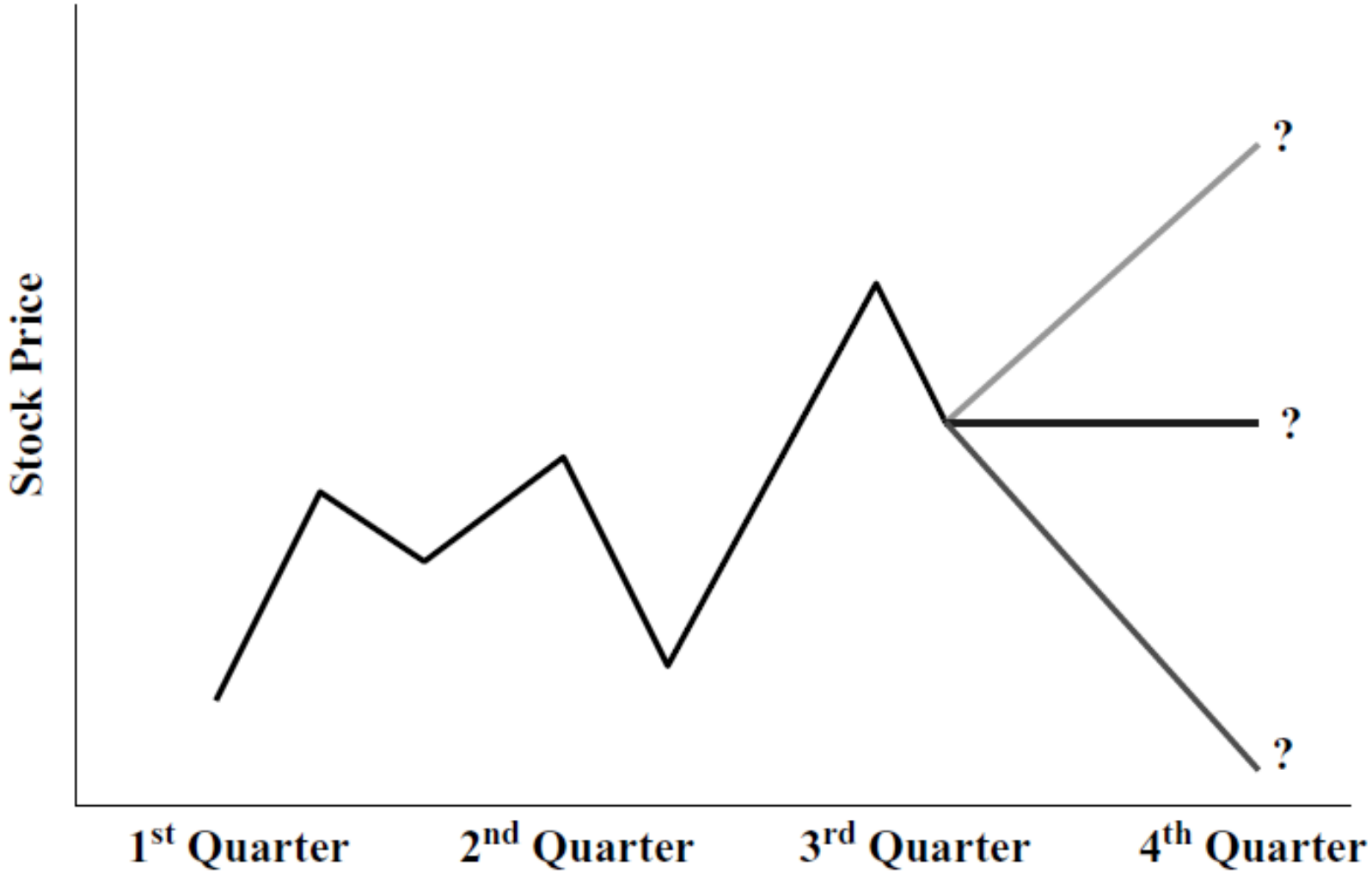
- Algoritma prediksi/forecasting sama dengan algoritma estimasi di mana label/target/class bertipe numerik, bedanya adalah data yang digunakan merupakan data rentet waktu (data time series)
- Istilah prediksi kadang digunakan juga untuk klasifikasi, tidak hanya untuk prediksi time series, karena sifatnya yang bisa menghasilkan class berdasarkan berbagai atribut yang kita sediakan
- Semua algoritma estimasi dapat digunakan untuk prediksi/forecasting

CONTOH: PREDIKSI HARGA SAHAM

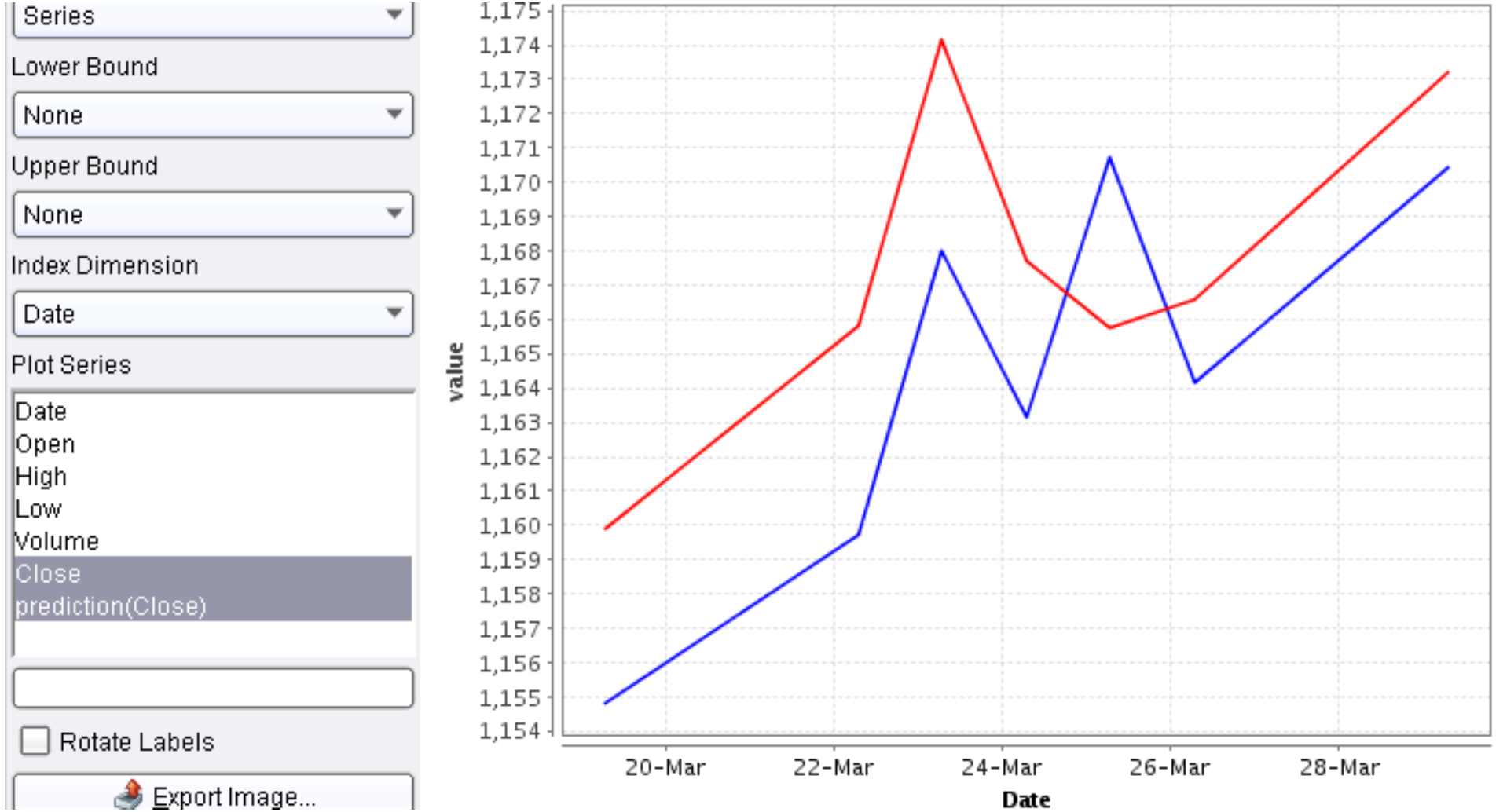
Row No.	Close	Date	Open	High	Low	Volume
1	1286.570	Apr 11, 2006	1296.600	1300.710	1282.960	223288000(
2	1288.120	Apr 12, 2006	1286.570	1290.930	1286.450	193810000(
3	1289.120	Apr 13, 2006	1288.120	1292.090	1283.370	189194000(
4	1285.330	Apr 17, 2006	1289.120	1292.450	1280.740	179465000(
5	1307.280	Apr 18, 2006	1285.330	1309.020	1285.330	259544000(
6	1309.930	Apr 19, 2006	1307.650	1310.390	1302.790	244731000(
7	1311.460	Apr 20, 2006	1309.930	1318.160	1306.380	251292000(
8	1311.280	Apr 21, 2006	1311.460	1317.670	1306.590	239263000(
9	1308.110	Apr 24, 2006	1311.280	1311.280	1303.790	211733000(
10	1301.740	Apr 25, 2006	1308.110	1310.790	1299.170	236638000(
11	1305.410	Apr 26, 2006	1301.740	1310.970	1301.740	250269000(
12	1309.720	Apr 27, 2006	1305.410	1315	1295.570	277201000(
13	1310.610	Apr 28, 2006	1309.720	1316.040	1306.160	241992000(
14	1305.190	May 1, 2006	1310.610	1317.210	1303.460	243704000(
15	1313.210	May 2, 2006	1305.190	1313.660	1305.190	240347000(
16	1308.120	May 3, 2006	1313.210	1313.470	1303.920	239523000(
17	1312.250	May 4, 2006	1307.850	1315.140	1307.850	243145000(
18	1325.760	May 5, 2006	1312.250	1326.530	1312.250	229476000(
19	1324.660	May 8, 2006	1325.760	1326.700	1322.870	215130000(
20	1325.140	May 9, 2006	1324.660	1326.600	1322.480	215729000(
21	1322.850	May 10, 200(	1324.570	1325.510	1317.440	226855000(
22	1305.920	May 11, 200(	1322.630	1322.630	1303.450	253152000(
23	1291.240	May 12, 200(	1305.880	1305.880	1290.380	256797000(
24	1294.500	May 15, 200(	1291.190	1294.810	1284.510	250566000(

Dataset harga saham dalam bentuk time series (rentet waktu) harian

CONTOH: PREDIKSI HARGA SAHAM (PLOT)



CONTOH: PREDIKSI HARGA SAHAM (PLOT)



ALGORITMA KLASIFIKASI

- Klasifikasi adalah algoritma yang menggunakan data dengan target/class/label berupa nilai kategorikal (nominal)
- Contoh, apabila target/class/label adalah pendapatan, maka bisa digunakan nilai nominal (kategorikal) sbb: pendapatan besar, menengah, kecil
- Contoh lain adalah rekomendasi contact lens, apakah menggunakan yang jenis soft, hard atau none
- Algoritma klasifikasi yang biasa digunakan adalah: Naive Bayes, K-Nearest Neighbor, C4.5, ID3, CART, Linear Discriminant Analysis, etc

CONTOH: REKOMENDASI MAIN GOLF

Input:

Outlook	Temperature	Humidity	Windy	Play
Sunny	hot	high	false	no
Sunny	hot	high	true	no
Overcast	hot	high	false	yes
Rainy	mild	high	false	yes
Rainy	cool	normal	false	yes
Rainy	cool	normal	true	no
Overcast	cool	normal	true	yes
Sunny	mild	high	false	no
Sunny	cool	normal	false	yes
Rainy	mild	normal	false	yes
Sunny	mild	normal	true	yes
Overcast	mild	high	true	yes
Overcast	hot	normal	false	yes
Rainy	mild	high	true	no

Output (Rules):

If outlook = sunny and humidity = high then play = no
If outlook = rainy and windy = true then play = no
If outlook = overcast then play = yes
If humidity = normal then play = yes
If none of the above then play = yes

CONTOH: REKOMENDASI MAIN GOLF

Input (Atribut Nominal dan Numerik):

Outlook	Temperature	Humidity	Windy	Play
Sunny	85	85	false	no
Sunny	80	90	true	no
Overcast	83	86	false	yes
Rainy	70	96	false	yes
Rainy	68	80	false	yes
Rainy	65	70	true	no
Overcast	64	65	true	yes
Sunny	72	95	false	no
Sunny	69	70	false	yes
Rainy	75	80	false	yes
Sunny	75	70	true	yes
Overcast	72	90	true	yes
Overcast	81	75	false	yes
Rainy	71	91	true	no

Output (Rules):

If outlook = sunny and humidity = high then play = no

If outlook = sunny and humidity > 83 then play = no

If outlook = rainy and windy = true then play = no

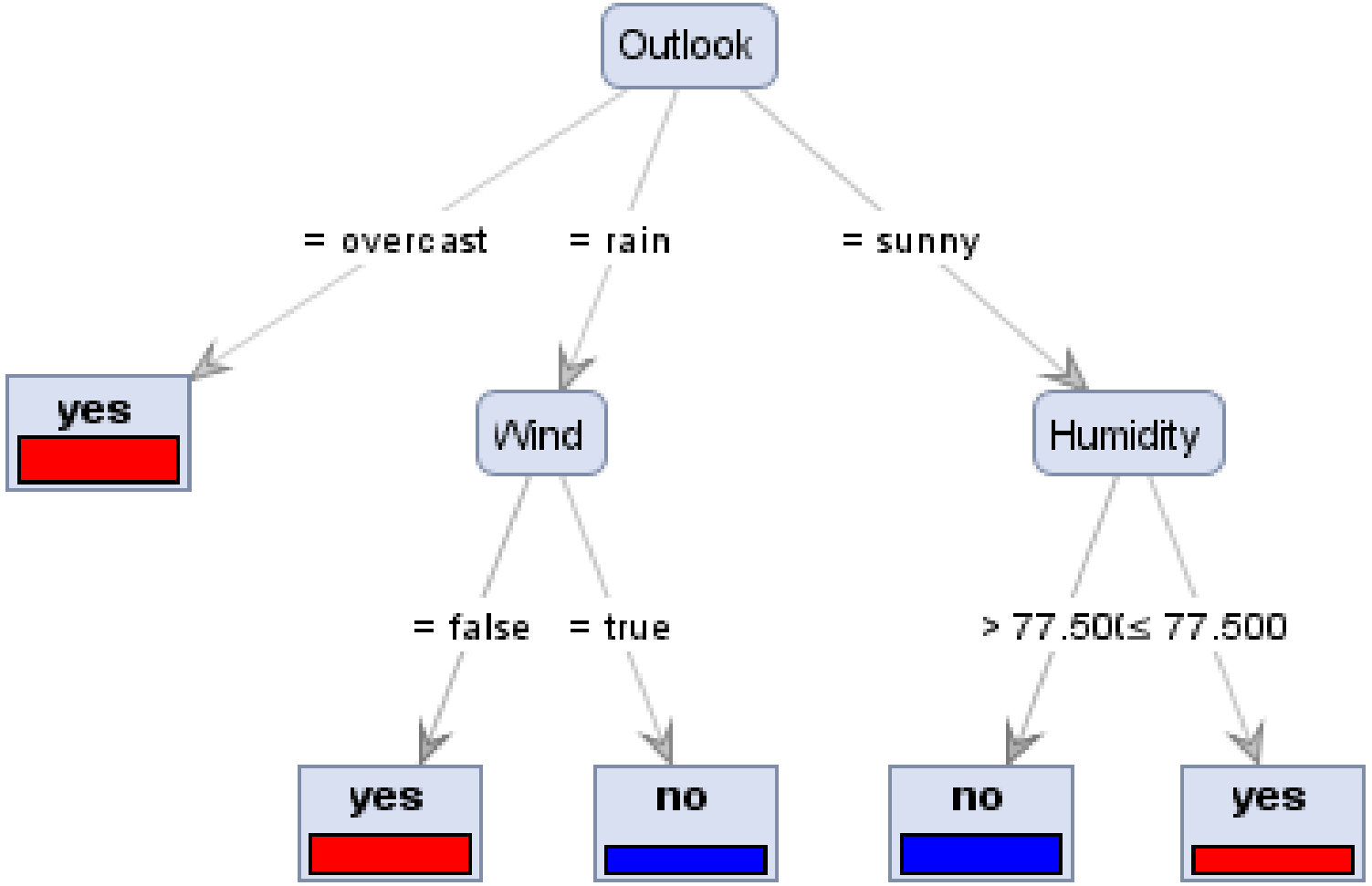
If outlook = overcast then play = yes

If humidity < 85 then play = yes

If none of the above then play = yes

CONTOH: REKOMENDASI MAIN GOLF

Output (Tree):



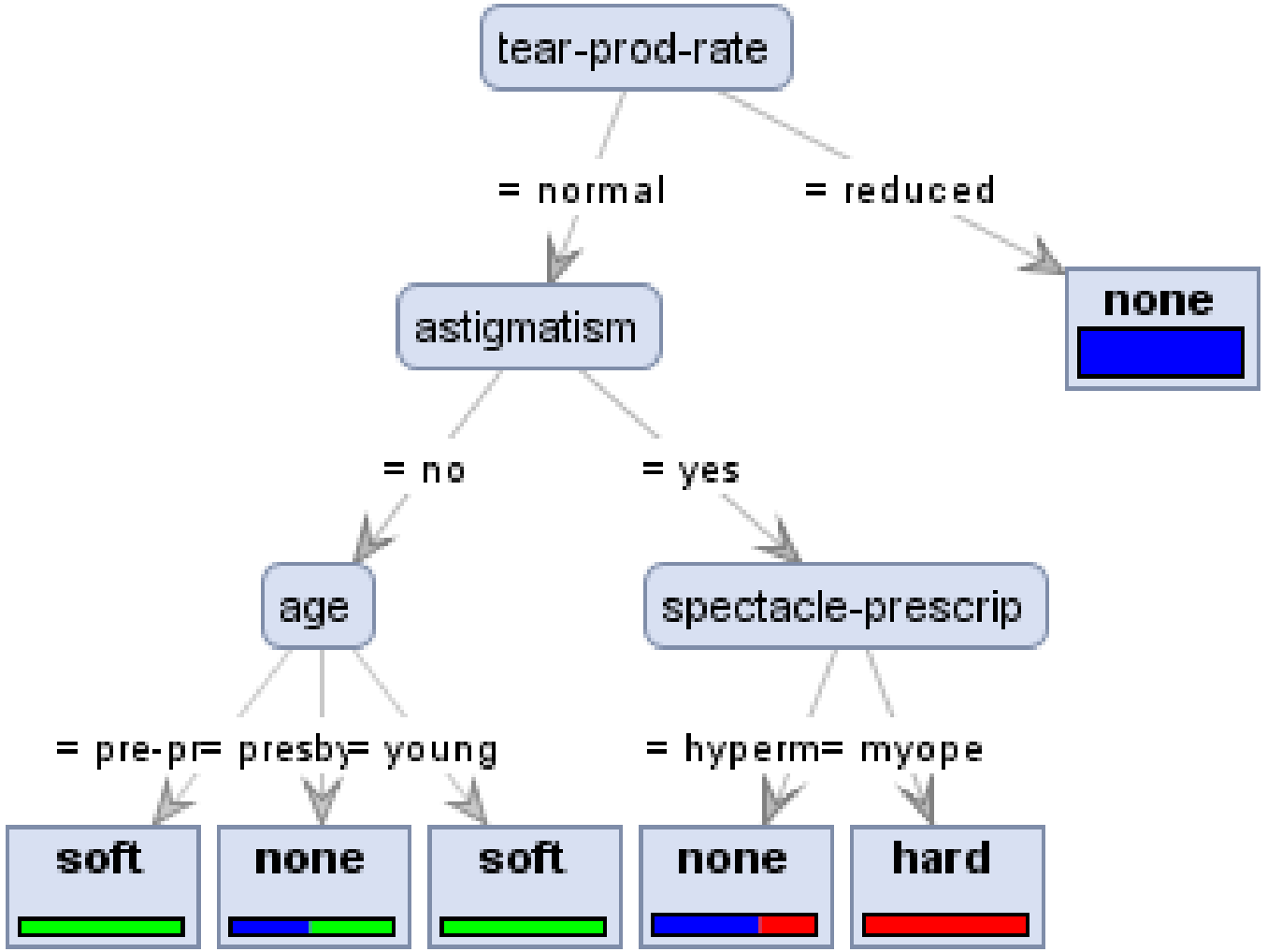
CONTOH: REKOMENDASI CONTACT LENS

Input:

Age	Spectacle Prescription	Astigmatism	Tear Production Rate	Recommended Lenses
young	myope	no	reduced	none
young	myope	no	normal	soft
young	myope	yes	reduced	none
young	myope	yes	normal	hard
young	hypermetrope	no	reduced	none
young	hypermetrope	no	normal	soft
young	hypermetrope	yes	reduced	none
young	hypermetrope	yes	normal	hard
pre-presbyopic	myope	no	reduced	none
pre-presbyopic	myope	no	normal	soft
pre-presbyopic	myope	yes	reduced	none
pre-presbyopic	myope	yes	normal	hard
pre-presbyopic	hypermetrope	no	reduced	none
pre-presbyopic	hypermetrope	no	normal	soft

CONTOH: REKOMENDASI CONTACT LENS

Output/Model (Tree):



CONTOH: PENENTUAN JENIS BUNGA IRIS

Input:

	Sepal Length (cm)	Sepal Width (cm)	Petal Length (cm)	Petal Width (cm)	Type
1	5.1	3.5	1.4	0.2	*Iris setosa*
2	4.9	3.0	1.4	0.2	*Iris setosa*
3	4.7	3.2	1.3	0.2	*Iris setosa*
4	4.6	3.1	1.5	0.2	*Iris setosa*
5	5.0	3.6	1.4	0.2	*Iris setosa*
…					
51	7.0	3.2	4.7	1.4	*Iris versicolor*
52	6.4	3.2	4.5	1.5	*Iris versicolor*
53	6.9	3.1	4.9	1.5	*Iris versicolor*
54	5.5	2.3	4.0	1.3	*Iris versicolor*
55	6.5	2.8	4.6	1.5	*Iris versicolor*
…					
101	6.3	3.3	6.0	2.5	*Iris virginica*
102	5.8	2.7	5.1	1.9	*Iris virginica*
103	7.1	3.0	5.9	2.1	*Iris virginica*
104	6.3	2.9	5.6	1.8	*Iris virginica*
105	6.5	3.0	5.8	2.2	*Iris virginica*
…					

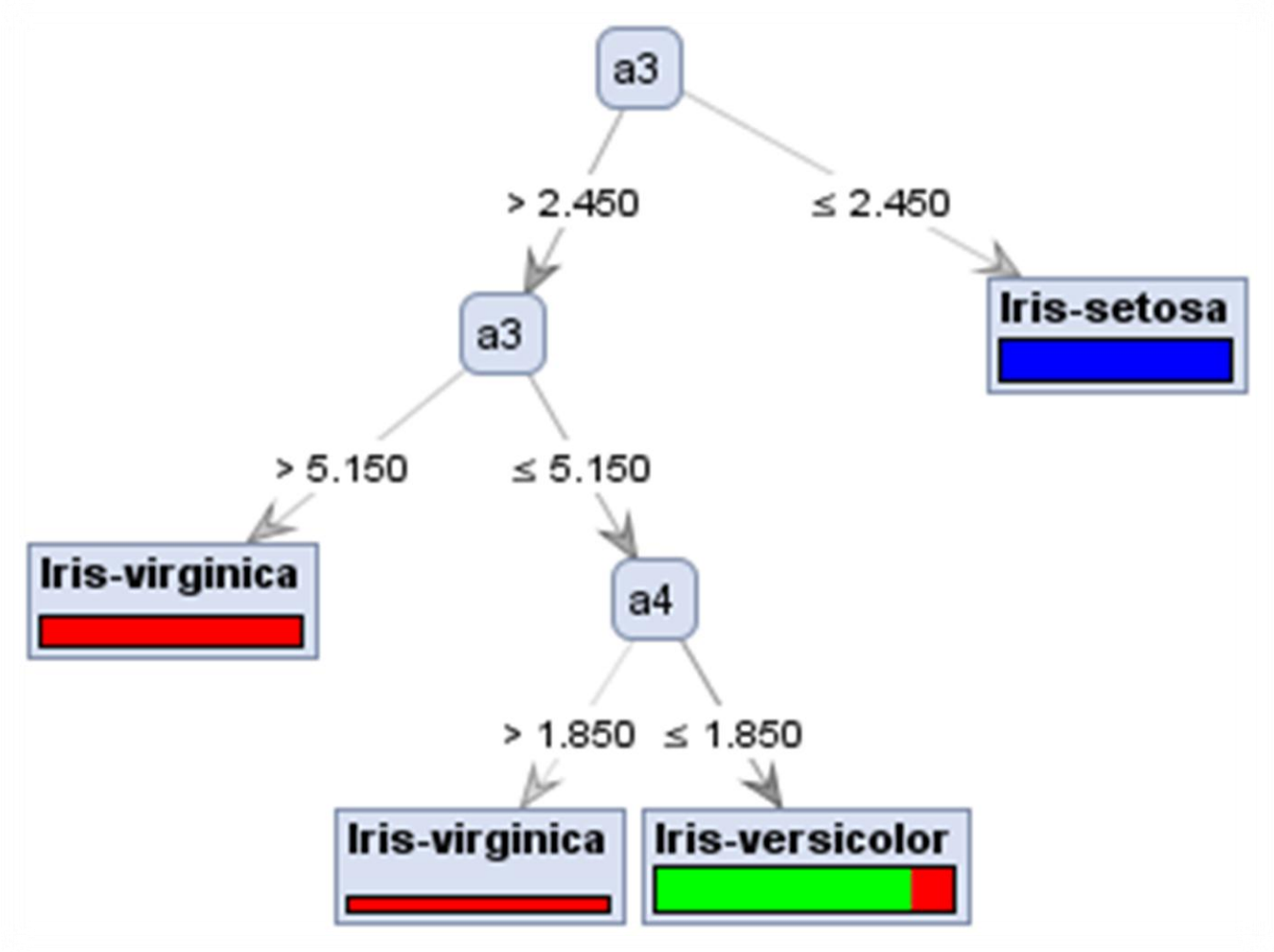
CONTOH: PENENTUAN JENIS BUNGA IRIS

Output (Rules):

```
If petal-length < 2.45 then Iris-setosa
If sepal-width < 2.10 then Iris-versicolor
If sepal-width < 2.45 and petal-length < 4.55 then Iris-versicolor
If sepal-width < 2.95 and petal-width < 1.35 then Iris-versicolor
If petal-length ≥ 2.45 and petal-length < 4.45 then Iris-versicolor
If sepal-length ≥ 5.85 and petal-length < 4.75 then Iris-versicolor
If sepal-width < 2.55 and petal-length < 4.95 and
   petal-width < 1.55 then Iris-versicolor
If petal-length ≥ 2.45 and petal-length < 4.95 and
   petal-width < 1.55 then Iris-versicolor
If sepal-length ≥ 6.55 and petal-length < 5.05 then Iris-versicolor
If sepal-width < 2.75 and petal-width < 1.65 and
   sepal-length < 6.05 then Iris-versicolor
If sepal-length ≥ 5.85 and sepal-length < 5.95 and
   petal-length < 4.85 then Iris-versicolor
If petal-length ≥ 5.15 then Iris-virginica
If petal-width ≥ 1.85 then Iris-virginica
If petal-width ≥ 1.75 and sepal-width < 3.05 then Iris-virginica
If petal-length ≥ 4.95 and petal-width < 1.55 then Iris-virginica
```

CONTOH: PENENTUAN JENIS BUNGA IRIS

Output (Tree):



ALGORITMA KLASTERING

- Klastering adalah pengelompokkan data, hasil observasi dan kasus ke dalam class yang mirip
- Suatu klaster (cluster) adalah koleksi data yang mirip antara satu dengan yang lain, dan memiliki perbedaan bila dibandingkan dengan data dari klaster lain
- Perbedaan utama algoritma klastering dengan klasifikasi adalah klastering tidak memiliki target/class/label, jadi termasuk *unsupervised learning*
- Klastering sering digunakan sebagai tahap awal dalam proses data mining, dengan hasil klaster yang terbentuk akan menjadi input dari algoritma berikutnya yang digunakan

CONTOH: KLASTERING JENIS GAYA HIDUP

- Claritas, Inc. provide a demographic profile of each of the geographic areas in the country, as defined by zip code. One of the clustering mechanisms they use is the PRIZM segmentation system, which describes every U.S. zip code area in terms of distinct lifestyle types (66 segments). Just go to the company's Web site, enter a particular zip code, and you are shown the most common PRIZM clusters for that zip code.
- What do these clusters mean? For illustration, let's look up the clusters for zip code 90210, Beverly Hills, California. The resulting clusters for zip code 90210 are:
  - *Cluster 01: Blue Blood Estates*
  - *Cluster 10: Bohemian Mix*
  - *Cluster 02: Winner's Circle*
  - *Cluster 07: Money and Brains*
  - *Cluster 08: Young Literati*

Nielsen PRIZM - Understanding Social and Lifestage G

- What is Nielsen PRIZM?
- Features and Benefits
- Lifestyle Segmentation
- Urbanization Classes
- Social Groups
- Lifestage Classes
- Lifestage Groups
- Summary

Features and Benefits

and market to them with tailored messages and products designed just for them. Captured by catchy names, images and behavior snapshots that bring the segments to life for marketers, PRIZM segments are memorable and summarize complex consumer profiles in a way that is intuitive and easy to communicate.

For example, PRIZM Segment number 16 is known as *Bohemian Mix*. We can describe both the demographic traits, as well as the lifestyle characteristics of the households in this segment. You can review these segment descriptors in the image at right.

Bohemian Mix

16

Y2 Young Achievers

Upper-Mid Middle Age Family Mix

<55

Renters

White-Collar, Mix

College Graduate

White, Black, Asian, Hispanic

Eat at Au Bon Pain

Buy Spanish/Latin music

Read *The Economist*

Watch soccer

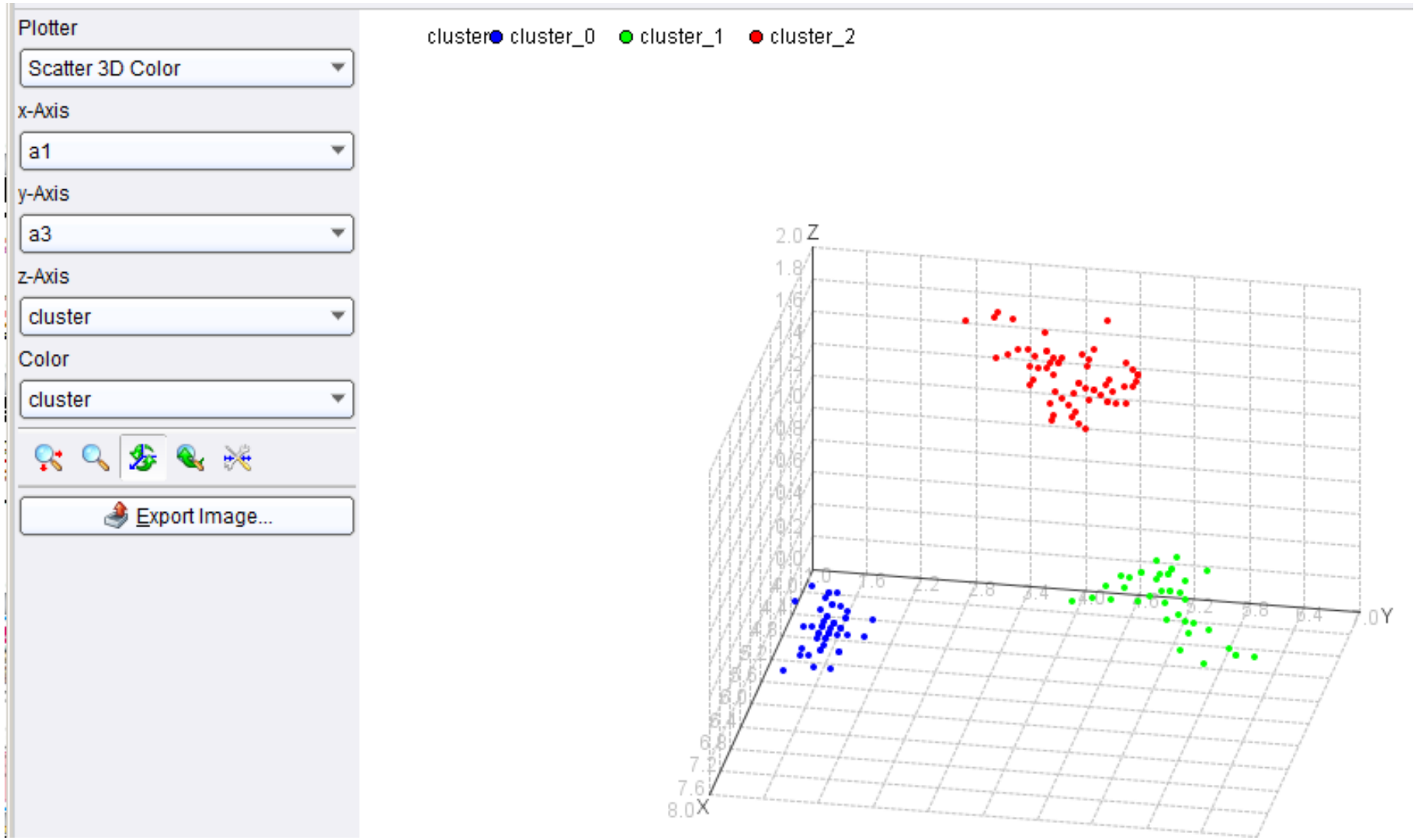
Audi A4

CONTOH: KLASTERING BUNGA IRIS

ExampleSet (150 examples, 2 special attributes, 4 regular attributes)

Row No.	id	label	a1	a2	a3	a4
1	id_1	Iris-setosa	5.100	3.500	1.400	0.200
2	id_2	Iris-setosa	4.900	3	1.400	0.200
3	id_3	Iris-setosa	4.700	3.200	1.300	0.200
4	id_4	Iris-setosa	4.600	3.100	1.500	0.200
5	id_5	Iris-setosa	5	3.600	1.400	0.200
6	id_6	Iris-setosa	5.400	3.900	1.700	0.400
7	id_7	Iris-setosa	4.600	3.400	1.400	0.300
8	id_8	Iris-setosa	5	3.400	1.500	0.200
9	id_9	Iris-setosa	4.400	2.900	1.400	0.200
10	id_10	Iris-setosa	4.900	3.100	1.500	0.100
11	id_11	Iris-setosa	5.400	3.700	1.500	0.200
12	id_12	Iris-setosa	4.800	3.400	1.600	0.200
13	id_13	Iris-setosa	4.800	3	1.400	0.100
14	id_14	Iris-setosa	4.300	3	1.100	0.100
15	id_15	Iris-setosa	5.800	4	1.200	0.200
16	id_16	Iris-setosa	5.700	4.400	1.500	0.400
17	id_17	Iris-setosa	5.400	3.900	1.300	0.400
18	id_18	Iris-setosa	5.100	3.500	1.400	0.300
19	id_19	Iris-setosa	5.700	3.800	1.700	0.300
20	id_20	Iris-setosa	5.100	3.800	1.500	0.300
21	id_21	Iris-setosa	5.400	3.400	1.700	0.200
22	id_22	Iris-setosa	5.100	3.700	1.500	0.400
23	id_23	Iris-setosa	4.600	3.600	1	0.200
24	id_24	Iris-setosa	5.100	3.300	1.700	0.500

CONTOH: KLASTERING BUNGA IRIS (PLOT)



CONTOH: KLASTERING BUNGA IRIS (TABLE)

ExampleSet (150 examples, 3 special attributes, 4 regular attributes) View

Row No.	id	label	cluster	a1	a2	a3	a4
1	id_1	Iris-setosa	cluster_0	5.100	3.500	1.400	0.200
2	id_2	Iris-setosa	cluster_0	4.900	3	1.400	0.200
3	id_3	Iris-setosa	cluster_0	4.700	3.200	1.300	0.200
4	id_4	Iris-setosa	cluster_0	4.600	3.100	1.500	0.200
5	id_5	Iris-setosa	cluster_0	5	3.600	1.400	0.200
6	id_6	Iris-setosa	cluster_0	5.400	3.900	1.700	0.400
7	id_7	Iris-setosa	cluster_0	4.600	3.400	1.400	0.300
8	id_8	Iris-setosa	cluster_0	5	3.400	1.500	0.200
9	id_9	Iris-setosa	cluster_0	4.400	2.900	1.400	0.200
10	id_10	Iris-setosa	cluster_0	4.900	3.100	1.500	0.100
11	id_11	Iris-setosa	cluster_0	5.400	3.700	1.500	0.200
12	id_12	Iris-setosa	cluster_0	4.800	3.400	1.600	0.200
13	id_13	Iris-setosa	cluster_0	4.800	3	1.400	0.100
14	id_14	Iris-setosa	cluster_0	4.300	3	1.100	0.100
15	id_15	Iris-setosa	cluster_0	5.800	4	1.200	0.200
16	id_16	Iris-setosa	cluster_0	5.700	4.400	1.500	0.400
17	id_17	Iris-setosa	cluster_0	5.400	3.900	1.300	0.400
18	id_18	Iris-setosa	cluster_0	5.100	3.500	1.400	0.300
19	id_19	Iris-setosa	cluster_0	5.700	3.800	1.700	0.300
20	id_20	Iris-setosa	cluster_0	5.100	3.800	1.500	0.300
21	id_21	Iris-setosa	cluster_0	5.400	3.400	1.700	0.200
22	id_22	Iris-setosa	cluster_0	5.100	3.700	1.500	0.400
23	id_23	Iris-setosa	cluster_0	4.600	3.600	1	0.200
24	id_24	Iris-setosa	cluster_0	5.100	3.300	1.700	0.500

Cluster Model

```
Cluster 0: 50 items
Cluster 1: 39 items
Cluster 2: 61 items
Total number of items: 150
```

ALGORITMA ASOSIASI

- Algoritma *association rule* (aturan asosiasi) adalah algoritma yang menemukan atribut yang "muncul bersamaan"
- Dalam dunia bisnis, sering disebut dengan *affinity analysis* atau *market basket analysis*
- Algoritma asosiasi akan mencari aturan yang menghitung hubungan diantara dua atau lebih atribut
- Algoritma association rules berangkat dari pola "If *antecedent*, then *consequent*," bersamaan dengan pengukuran support (*coverage*) dan confidence (*accuration*) yang terasosiasi dalam aturan

ALGORITMA ASOSIASI

- Contoh, pada hari kamis malam, 1000 pelanggan telah melakukan belanja di supermaket ABC, dimana:
  - 200 orang membeli Sabun Mandi
  - dari 200 orang yang membeli sabun mandi, 50 orangnya membeli Fanta
- Jadi, association rule menjadi, "Jika membeli sabun mandi, maka membeli Fanta", dengan nilai support = 200/1000 = 20% dan nilai confidence = 50/200 = 25%
- Algoritma association rule diantaranya adalah: A priori algorithm, FP-Growth algorithm, GRI algorithm

CONTOH PENERAPAN DATA MINING

- Penentuan kelayakan aplikasi peminjaman uang di bank
- Penentuan pasokan listrik PLN untuk wilayah Jakarta
- Diagnosis pola kesalahan mesin
- Perkiraan harga saham dan tingkat inflasi
- Analisis pola belanja pelanggan
- Memisahkan minyak mentah dan gas alam
- Pemilihan program TV otomatis
- Penentuan pola pelanggan yang loyal pada perusahaan operator telepon
- Deteksi pencucian uang dari transaksi perbankan
- Deteksi serangan (intrusion) pada suatu jaringan

COGNITIVE-PERFORMANCE TEST

1. Sebutkan 5 peran utama data mining!
2. algoritma apa saja yang dapat digunakan untuk 5 peran utama data mining di atas?
3. Jelaskan perbedaan estimasi dan prediksi!
4. Jelaskan perbedaan estimasi dan klasifikasi!
5. Jelaskan perbedaan klasifikasi dan klastering!
6. Jelaskan perbedaan klastering dan prediksi!
7. Jelaskan perbedaan supervised dan unsupervised learning!
8. Sebutkan tahapan utama proses data mining!

REFERENSI

1. Ian H. Witten, Frank Eibe, Mark A. Hall, Data mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques 3rd Edition, *Elsevier*, 2011
2. Daniel T. Larose, Discovering Knowledge in Data: an Introduction to Data Mining, *John Wiley & Sons*, 2005
3. Florin Gorunescu, Data Mining: Concepts, Models and Techniques, *Springer*, 2011
4. Jiawei Han and Micheline Kamber, Data Mining: Concepts and Techniques Second Edition, *Elsevier*, 2006
5. Oded Maimon and Lior Rokach, Data Mining and Knowledge Discovery Handbook Second Edition, *Springer*, 2010
6. Warren Liao and Evangelos Triantaphyllou (eds.), Recent Advances in Data Mining of Enterprise Data: Algorithms and Applications, *World Scientific*, 2007
7. Santosa Budi, Teknik Pemanfaatan Data Untuk Keperluan Bisnis, *Graha Ilmu*, 2007