

## **BAB 2**

### **LANDASAN TEORI**

Bab landasan teori berisikan materi-materi yang menunjang dalam melakukan penelitian. Terdiri dari kualitas, *data mining*, DMME, *machine learning*, RapidMiner dan materi pendukung lainnya.

#### **2.1 KUALITAS**

Literatur kualitas dijabarkan menjadi beberapa sub yang berkaitan satu sama lain seperti kualitas produk, pengendalian kualitas, manajemen kualitas, prediksi kualitas dan literatur lainnya yang mendukung penelitian.

##### **2.1.1 Kualitas Produk**

Kualitas produk merupakan faktor penentu dalam sebuah persaingan bisnis penghasil produk, apabila produk memiliki kualitas yang sangat baik dan sesuai dengan ekspektasi konsumen, maka pemenenangnya sudah dapat ditentukan (Juran et al., 1999). Salah satu cara yang dapat digunakan untuk pemecahan masalah terkait kualitas adalah teknik *statistical quality control* (SQC) (Sauter, 2007). SQC ditujukan untuk mengkoordinir kebutuhan dari pelanggan mengenai kualitas produk. Dalam bukunya, Juran mengatakan bahwa permasalahan kualitas dapat dibagi menjadi 3 bagian dan dapat disebut dengan *quality trilogy* yang terdiri dari: (Juran et al., 1999)

1. *Quality planning*. Bagian ini termasuk proses sebelum produksi yang digunakan untuk menyusun rencana agar kualitas produk sesuai dengan yang diharapkan. Pelanggan perlu diidentifikasi dan hasilnya produk dapat dibuat sesuai dengan keinginan pelanggan tersebut.
2. *Quality control*. Pengawasan kualitas termasuk ke dalam proses mencapai tujuan kualitas selama proses produksi berlangsung. Pengawasan kualitas terdiri dari lima aktifitas, yaitu:

- a. Menentukan parameter yang dikontrol.
  - b. Menentukan jenis pengukuran.
  - c. Menetapkan standar kinerja.
  - d. Mengukur kinerja.
  - e. Evaluasi kinerja aktual dan standar kinerja.
3. *Quality improvement*. Tahap ini berguna untuk melakukan perbaikan-perbaikan agar kualitas menjadi lebih baik dari sebelumnya.

### 2.1.2 Pengendalian Kualitas

Pengendalian kualitas merupakan aktifitas pengawasan dalam mengendalikan kualitas produk ketika proses produksi dan operasi berjalan (Assauri, 1999). Pengendalian kualitas berfungsi sebagai teknik untuk mengawasi kualitas produk agar sesuai dengan ketentuan yang sudah direncanakan sebelum proses produksi dimulai (Bakhtiar et al., 2013). Pengendalian kualitas secara statistik sudah dikenal luas serta banyak digunakan, karena teknik ini merujuk pada pengaplikasian metode statistik untuk mengawasi dan mengevaluasi sistem sehingga dapat ditetapkannya sebuah *key input variabel* (Sauter, 2007). Makna pengendalian memiliki banyak arti termasuk dalam perencanaan kualitas itu sendiri, dalam perjalanannya dari waktu ke waktu munculah istilah pengendalian kualitas dengan beberapa pengembangan seperti *statistical quality control* (SQC), *total quality control* (TQC), dan *total quality management* (TQM) (Juran et al., 1999).

### 2.1.3 Manajemen Kualitas

Manajemen kualitas merupakan suatu cara memperbaiki dan meningkatkan kinerja manajemen pada setiap area fungsional dan operasi dari suatu perusahaan, dengan memaksimalkan semua sumber daya yang dimiliki oleh perusahaan (Juran et al., 1999). AS/NZS ISO 8402:1994 (*Quality Management and Quality Assurance—Vocabulary*) menguraikan bahwa manajemen kualitas sebagai keseluruhan aktivitas manajemen yang menentukan tentang pemenuhan kebutuhan kualitas, kewenangan, tanggung jawab, dan tujuan. Implementasi

dilakukan dengan menggunakan teknik-teknik seperti perencanaan, pengendalian, jaminan, dan perbaikan kualitas. Manajemen kualitas tradisional memperhatikan pengembangan prosedur kerja untuk menentukan produk yang sesuai dan tidak sesuai harapan (pemeriksaan), sistem manajemen kualitas sendiri bekerja dengan mengakumulasi data lalu melaporkan data yang berguna untuk mencapai tujuan manajemen. (Mauch, 2009)

#### 2.1.4 Prediksi Kualitas

Pengembangan adalah kegiatan suatu entitas melakukan peningkatan bertahap, hari demi hari. Peningkatan berbeda dari sebuah terobosan, perencanaan dan kontrol. Terobosan membutuhkan metode dan dukungan yang khusus untuk mencapai perubahan dan hasil yang signifikan. Perencanaan dan kontrol kualitas berbeda dari kebanyakan metode pengembangan produk dan layanan dalam serangkaian langkah umum yang berfokus pada memahami suara pelanggan baik secara internal maupun eksternal dan memasukkannya ke dalam desain produk (Juran et al., 1999). Proses pengembangan dan peningkatan kualitas suatu produk dapat digunakan sebagai salah satu alasan perusahaan untuk dapat memprediksi kualitas produk pada saat pra produksi. Proses prediksi membutuhkan kumpulan data yang berisi variabel-variabel terukur untuk dapat dianalisis dan diimplementasi. Prediksi kualitas tersebut akan berupa sebuah model prediksi kualitas.

Model prediksi kualitas yang dimaksud merupakan sebuah model yang memiliki jenis-jenis data yang sudah dikelompokkan. Pemodelan kualitas yang dilakukan harus objektif dan memiliki kemampuan prediksi yang lebih akurat dibandingkan tes-tes yang sudah dilakukan (Demirbilek & Gregoire, 2017). Agar konsistensi model yang bekerja lebih akurat, maka perlu dikombinasikan dengan pendekatan-pendekatan statistika. Akurasi model klasifikasi dapat diinterpretasi secara statistik dengan kategori *poor*, *bad*, *good*, *excellent* dan *fair* dari tes prediksi yang dilakukan. Prediksi model kualitas yang baik dengan keakuratan tinggi akan menghasilkan kegagalan terendah (Demirbilek & Gregoire, 2017). Model prediksi yang menggunakan *datasets* dalam pembentukannya, perlu

dibandingkan terlebih dahulu dengan nilai aktual agar model prediksi dapat dievaluasi, umumnya untuk menghasilkan akurasi yang optimal dilakukan pengujian data sebanyak beberapa kali (Demirbilek & Gregoire, 2017).

## 2.2 DATA MINING

Konsep dan teori yang berkaitan dengan *data mining* pada subbab ini terdiri dari *data mining*, *data mining methodology for engineering application* (DMME), dan metode-metode *data mining*.

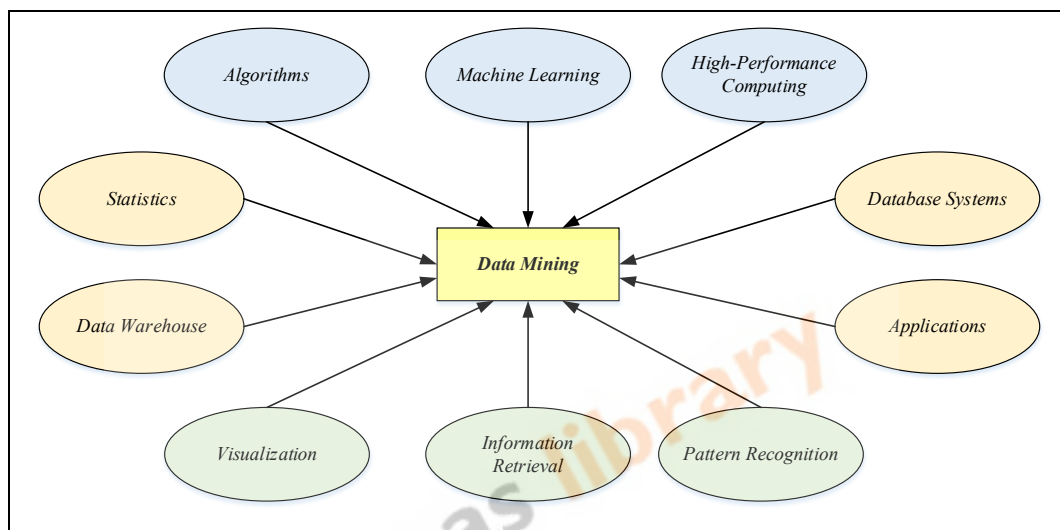
### 2.2.1 Definisi Data Mining

*Data mining* merupakan teknik yang menguraikan pengetahuan di dalam basis data. Dalam prosesnya, *data mining* menggunakan pendekatan-pendekatan matematika, statistika, dan kecerdasan buatan untuk menemukan pengetahuan yang bermanfaat dari sebuah basis data (Turban et al., 2003). *Data mining* merupakan pemilihan atau "menambang" pengetahuan dari jumlah data yang banyak (Han et al., 2012). *Data mining* memiliki sinonim lain yang disebut *knowledge discovery in databases* atau sering disingkat menjadi KDD, sementara pendapat lain mengatakan *data mining* hanya sebagai langkah penting dalam proses penemuan pengetahuan. Proses penemuan pengetahuan secara umum ditunjukkan sebagai urutan berulang dari langkah-langkah berikut:

1. *Data Cleansing* (Menghilangkan *noise* dan data yang tidak konsisten)
2. *Data Integration* (Integrasi data-data yang terpecah menjadi satu kesatuan)
3. *Data Selection* (Data yang relevan dengan analisis diambil dari set data)
4. *Data Transformation* (Data diubah dan dibentuk menjadi format yang sesuai dengan kebutuhan penambangan data)
5. *Data Mining* (Proses penting untuk mengekstraksi data dalam basis data)
6. *Pattern Evaluation* (Mengidentifikasi pola yang mewakili pengetahuan)
7. *Knowledge Presentation* (Visualisasi dan representasi pengetahuan)

Langkah 1 sampai 4 dapat dikelompokkan sebagai sebuah *preprocessing data*. Langkah-langkah penambangan data berkaitan satu sama lain untuk menghasilkan basis pengetahuan (Han et al., 2012). Pola-pola tertentu disajikan

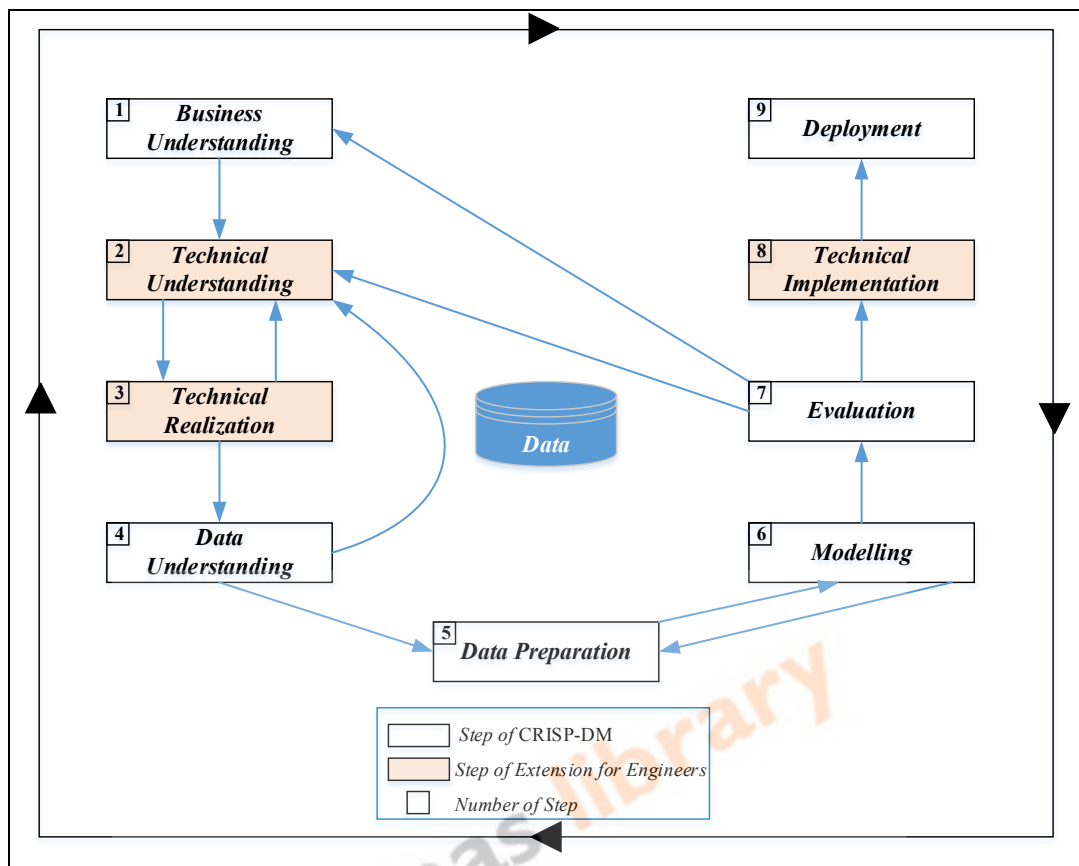
kepada pengguna dan dapat disimpan. Pandangan sebelumnya menunjukkan *data mining* sebagai salah satu langkah dalam proses penemuan pengetahuan, meskipun penting karena mengungkap pola tersembunyi untuk evaluasi. Sumber data dapat mencakup basis data, gudang data, *web*, ataupun sumber lain yang mendukung. Diagram yang menunjukkan bidang ilmu yang diadopsi *data mining* dapat dilihat pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1 Diagram *Data Mining*  
(Han et al., 2012)

### 2.2.2 Tahapan Proses *Data Mining Methodology for Engineering Application* (DMME)

Kebutuhan penemuan pengetahuan dalam domain rekayasa, berbeda dengan kebutuhan dalam *data mining* yang normal dilakukan sehingga terdapat penambahan langkah yang disesuaikan untuk memenuhi domain dalam rekayasa sehingga berkembanglah menjadi *data mining methodology for engineering application* (DMME) dengan tujuan meminimalkan waktu proyek *data mining* di masa mendatang (Huber et al., 2019). Berikut merupakan gambaran proses DMME yang dapat dilihat pada Gambar 2.2.



Gambar 2.2 Tahapan Proses DMME  
(Huber et al., 2019)

### 1. *Business Understanding*

Pemahaman tujuan dalam bisnis berguna untuk memaksimalkan waktu produksi dan menambah efisiensi dari mesin-mesin yang digunakan dengan kemampuan prediksi secara analitis. Proses ini merupakan proses penting dalam DMME dikarenakan tujuan bisnis akan berubah menjadi permasalahan *data mining* yang akan diangkat secara spesifik. Identifikasi yang tepat dalam penjabaran tujuan akan mempengaruhi performansi dari *data mining*-nya itu sendiri. (Huber et al., 2019)

### 2. *Technical Understanding*

Proses pemahaman secara teknis bermanfaat untuk mengubah tujuan bisnis yang sudah dimengerti menjadi tujuan teknis yang terukur. Pengumpulan keahlian yang ada terkait efek fisik dan proses secara teknis serta

mengembangkan rencana percobaan pada permasalahan bisnis (Huber et al., 2019). Tugas-tugas yang perlu dikerjakan seperti:

- a. Analisis struktur pada sistem, proses dan parameter terkait.
- b. Definisi tujuan teknis dan variabel target.
- c. Pengambilan keputusan tugas analisis teknis.
- d. Mengumpulkan dan mendokumentasikan pengetahuan yang ada efek fisik terkait dan kondisi dasar.
- e. Definisi parameter fisik dan efek yang relevan untuk pengukuran selanjutnya.
- f. Definisi konsep untuk mengukur masing-masing yang relevan parameter fisik.
- g. Mengembangkan rencana percobaan untuk melakukan pengukuran.

### 3. *Technical Realization*

Realisasi teknis berfungsi untuk menguji dan memilih konsep pengukuran dan untuk melakukan rencana percobaan. Hasilnya, data menghasilkan seluruh informasi dan fitur yang relevan untuk tugas analisis data selanjutnya sehingga dapat mencapai tujuan bisnis yang ditetapkan (Huber et al., 2019). Langkah-langkah yang dijalankan:

- a. Mengembangkan pengaturan uji teknis dengan memilih yang paling cocok metode akuisisi data dari konsep pengukuran.
- b. Melakukan rencana percobaan.
- c. Dokumentasikan semua langkah dari proses akuisisi data termasuk batasan teknis, kemungkinan sumber kesalahan juga sebagai tingkat kualitas data.

### 4. *Data Understanding*

Pemahaman data dalam praktiknya menggunakan hipotesis untuk informasi yang masih belum diketahui. Penambangan data dibentuk berdasarkan pengalaman dan asumsi yang berkualifikasi. Dalam salah satu contoh kasus teknik

prediksi, tujuan dari teknik ini dapat kita lihat berguna sebagai *tools* untuk mendeteksi kerusakan dalam suatu produk (Huber et al., 2019).

#### 5. *Data Preparation*

Persiapan data merupakan fase insinyur mengumpulkan data-data relevan terkait penelitian lalu dipersiapkan untuk tugas aktual dalam *data mining* (Huber et al., 2019). Termasuk pada tahap *preprocessing*, misalnya pengurangan data dan pemfilteran, serta pembuatan fitur berkaitan dengan tujuan dari *data mining*-nya itu sendiri. Mempertimbangkan data kerusakan produk dengan menggunakan pendekatan yang sesuai merupakan salah satu contoh dari persiapan data (Huber et al., 2019). Selain itu, set data dapat diberi label sesuai dengan pengetahuan yang dituju, sehingga berbeda tahap dan kesalahan dapat direpresentasikan secara berbeda juga dalam kumpulan data.

#### 6. *Modelling*

Tahap pemodelan alur kerja *data mining* yang dibangun untuk menemukan pengaturan parameter yang diinginkan sesuai dengan algoritma yang dipilih dan untuk mengeksekusi tugas *data mining* pada data yang diproses sebelumnya. Dalam kasus prediktif, akan tergantung pada ukuran set *data training*, opsi pemilihan algoritma paling akurat akan menjadi dasar dipilihnya *Rules* yang akan digunakan pada kondisi aktualnya. (Huber et al., 2019)

#### 7. *Evaluation*

Dalam fase evaluasi, model yang sudah terlatih diuji terhadap set data nyata dalam kasus produksi dan hasil *data mining* dinilai sesuai dengan tujuan bisnis yang sudah ditentukan. Tujuan ini menghasilkan set data uji yang mengikuti langkah-langkah yang dikembangkan dalam fase *data preparation* dan *modelling*. (Huber et al., 2019)



## 8. *Technical Implementation*

Implementasi teknis memungkinkan model yang telah dievaluasi akan dilengkapi dengan data *run-time* selama produksi. Oleh karena itu, metode akuisisi data dari *technical realization* pada fase DMME ditransformasikan menjadi infrastruktur berkemampuan *run-time* (Huber et al., 2019). Tugas-tugas dikerjakan sebagai berikut:

- a. Periksa semua teknologi yang digunakan untuk kemampuannya mengalirkan data dalam periode waktu yang lama.
- b. Mengembangkan atau memilih infrastruktur perangkat lunak untuk dikumpulkan, *preprocessing* lalu menganalisa kontrol mesin dan aliran data sensor dalam waktu yang lama.

## 9. *Deployment*

Setelah evaluasi berhasil, model yang sudah terlatih akan digunakan dalam produksi secara aktual untuk menghasilkan produk yang lebih baik dari sebelumnya. Hasil produk yang lebih baik juga didukung dengan data-data historis perusahaan yang dapat diekstraksi pengetahuannya sehingga dapat dicari kesalahannya. Akan tetapi, penyebarannya masih membutuhkan pengaturan yang stabil untuk akuisisi data termasuk sensor dan infrastruktur pemrosesan data (Huber et al., 2019).

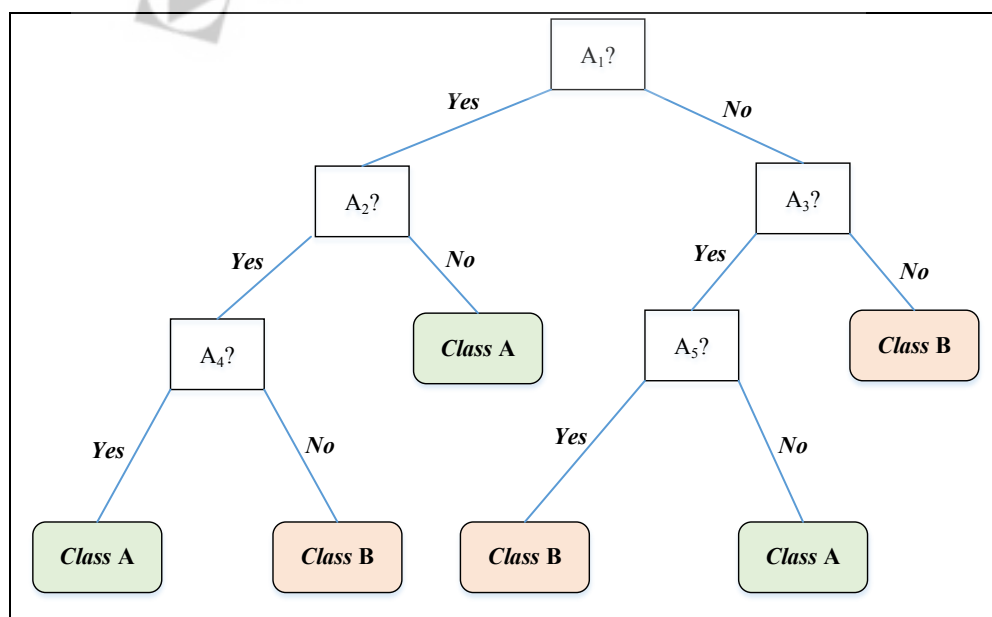
### 2.2.3 Metode-metode *Data Mining*

Terdapat beberapa metode yang biasa digunakan dalam pendekatan *data mining* tergantung dari tugas yang akan dilakukan. Metode *data mining* secara umum dikategorikan menjadi 3 kategori yaitu klasifikasi, pengelompokkan, dan asosiasi (Han et al., 2012).

#### 1. *Classification*

Klasifikasi merupakan salah satu metode paling umum yang digunakan untuk pendekatan *data mining*. Klasifikasi merupakan cara mengelompokkan suatu kejadian tertentu agar dapat ditindak sesuai dengan masalah yang terjadi.

Misalnya sebuah rumah sakit mungkin ingin mengklasifikasikan pasien medis menjadi mereka yang berisiko tinggi, sedang atau rendah tertular penyakit tertentu (Han et al., 2012). Klasifikasi adalah proses membentuk model dari data-data historis yang sudah ada sehingga dapat menggambarkan dan membedakan kelas dari data yang diteliti. Model diturunkan berdasarkan analisis satu set data (Han et al., 2012). Algoritma *decision tree* merupakan struktur kejadian berbentuk pohon dengan konsep seperti diagram alir. *Decision tree* merupakan algoritma yang paling mudah dipahami oleh semua orang, setiap *node* menunjukkan hasil tes pada nilai atribut, masing-masing *branch* mewakili nilai klasifikasi, dan daun pohon mewakili kelas atau label. *Decision Tree* dapat dengan mudah dikonversi menjadi aturan klasifikasi (Han et al., 2012). Terdapat juga algoritma *neural network* yang ketika digunakan untuk klasifikasi, maka akan mengumpulkan unit pemrosesan seperti *neuron* pada otak manusia dengan koneksi yang memiliki bobot fungsional antar unit sehingga memiliki banyak cabang penyelesaian tergantung dari kondisi yang dimasukkan. Ada banyak metode lain untuk membangun model klasifikasi, beberapa diantaranya seperti *naïve bayes*, *support vector machine*, dan *K nearest neighbour* (Han et al., 2012). Berikut salah satu contoh diagram algoritma *decision tree* yang dapat dilihat pada Gambar 2.3.



Gambar 2.3 Algoritma *Decision Tree*  
(Han et al., 2012)

## 2. *Clustering*

*Clustering* merupakan kategori kasus tentang analisis objek data yang tidak memiliki label kelas. Data yang sudah memiliki label kelas biasanya jarang terdapat pada kasus metode *clustering* (Kantardzic, 2011). Objek yang diteliti dikelompokkan dengan dasar prinsip kemiripan yang tinggi sekaligus meminimalkan kemiripan antar *cluster*. Masing-masing *cluster* dibentuk agar objek dalam *cluster* memiliki kemiripan yang tinggi satu sama lain (Han et al., 2012).

## 3. *Association*

Aturan asosiasi adalah salah satu teknik pendekatan *data mining* lainnya, dan mungkin merupakan bentuk yang paling umum dari penemuan pola dalam *unsupervised learning*. Asosiasi adalah bentuk penambangan data yang paling mirip dengan proses penambangan untuk emas melalui *database* yang luas (Kantardzic, 2011). Konsep emas yang diadopsi menjadi aturan yang menarik, yang memberi tahu sesuatu tentang *database* yang belum diketahui dan mungkin tidak dapat mengartikulasikan secara eksplisit. Metodologi ini mengambil semua kemungkinan pola unik dalam basis data. Selain metodologi standar seperti teknik Apriori untuk asosiasi pada aturan penambangan, ada juga beberapa ekstensi seperti FP Tree dan *Classification Based on Multiple Association Rules* (CMAR). Semua metodologi ini menunjukkan seberapa penting dan berlakunya masalah *market-basket analysis* dan metodologi yang sesuai untuk penemuan aturan asosiasi dalam data (Kantardzic, 2011).

## 2.3 **MACHINE LEARNING**

*Machine learning* merupakan kombinasi dari kecerdasan buatan dan statistik yang menghasilkan sejumlah solusi dari suatu masalah dan algoritma yang berbeda untuk masing-masing masalah yang terjadi. Algoritma ini bervariasi dalam sasarannya, baik dalam pelatihan set data yang tersedia, strategi pembelajaran dan dalam representasi data (Kantardzic, 2011). *Machine learning* merupakan sebuah konsep bagaimana komputer dapat belajar (atau meningkatkan

kinerjanya) berdasarkan data yang sudah diberikan. Area penelitian utama dalam pengembangan program komputer untuk secara otomatis belajar mengenali pola yang kompleks dan membuat keputusan cerdas berdasarkan data yang diberikan, semakin banyak data yang diberikan maka mesin akan semakin pintar (Han et al., 2012). Terdapat beberapa masalah umum *machine learning* yang berkaitan langsung dengan *data mining*:

1. *Supervised learning*

Pada dasarnya *supervised learning* adalah sinonim untuk klasifikasi. Pengawasan dalam pembelajaran berasal dari contoh yang diberi label dalam kumpulan data pelatihan. Misalnya, dalam masalah pengenalan kode pos, satu set gambar kode pos tulisan tangan dan terjemahan yang sesuai dengan mesin yang digunakan sebagai contoh pelatihan, yang mengawasi pembelajaran model klasifikasi (Han et al., 2012).

2. *Unsupervised Learning*

*Unsupervised Learning* merupakan sinonim untuk pengelompokan. Proses pembelajaran tidak diberi label kelas. Biasanya, sebuah masalah pencarian kelas dapat menggunakan pengelompokan untuk menemukan kelas dalam data. Namun, karena data pelatihan tidak diberi label, model yang dipelajari tidak dapat memberi tahu informasi penting dari kluster yang ditemukan (Han et al., 2012).

3. *Semi-supervised Learning*

Teknik *machine learning* yang memanfaatkan kedua keunikan label saat belajar model. Dalam satu pendekatan, contoh data yang memiliki label digunakan untuk mempelajari model kelas dan contoh yang tidak berlabel digunakan untuk memperbaiki batas antar kelas (Han et al., 2012).

4. *Active Learning*

Pendekatan *machine learning* yang memungkinkan peneliti dapat memainkan peran aktif dalam proses pembelajaran. Pendekatan pembelajaran aktif dapat meminta peneliti untuk memberi contoh label yang mungkin diterapkan dari serangkaian contoh atau disintesis oleh program pembelajaran (Han et al., 2012).

## 2.4 RAPIDMINER

RapidMiner studio merupakan *platform* perangkat lunak *end-to-end* untuk keperluan *data analytic* ataupun *data science*. *Platform* dikembangkan oleh perusahaan dengan nama yang sama yaitu RapidMiner, Inc. yang bertujuan untuk keperluan bisnis komersial, penelitian, pendidikan, pelatihan, serta semua elemen dalam pembelajaran mengenai ekstraksi data. RapidMiner membawa kecerdasan buatan melalui sains data yang terbuka dan dapat diperluas, mengkombinasikan siklus ilmu sains data mulai dari persiapan data hingga *machine learning* dan model sebaran yang dapat diprediksi. YALE (*Yet Another Learning Environment*) merupakan dasar dari RapidMiner yang mulai dikembangkan pada abad keduapuluh oleh Ralf Klinkenberg, Ingo Mierswa, dan Simon Fischer dari Universitas Dortmund yang berlanjut sampai pada akhirnya di tahun 2013, perusahaan yang menaungi RapidMiner melakukan *rebranding* dari Rapid-I menjadi RapidMiner. RapidMiner merupakan sebuah perangkat lunak untuk melakukan analisis terhadap kasus *data analytic* ataupun *data science*. RapidMiner menggunakan berbagai macam teknik prediktif, preskriptif, ataupun deskriptif dalam memberikan pengetahuan. Terdapat beberapa sifat yang dimiliki oleh RapidMiner:

1. RapidMiner dibuat dengan bahasa pemrograman Java untuk penggunaan pada desktop dan *support* di berbagai sistem operasi seperti Windows, Linux, dan Mac.
2. Aliran kerja pada RapidMiner dimodelkan dengan visualisasi dari *design* operator.
3. Struktur dokumen dibuat dengan representasi XML internal.
4. RapidMiner memungkinkan untuk melakukan eksperimen skala besar dengan otomatisasi.
5. Konsep *multi-layer* sehingga tampilan data lebih efisien saat digunakan dan menjamin penanganan data yang baik.
6. Terdapat Fitur GUI, CLI, dan Java API yang berfungsi untuk menjembatani ke program lain.

## 2.5 POSISI PENELITIAN

Beberapa penelitian yang sudah dilakukan dapat dilihat pada Tabel 2.1 sebagai berikut.

Tabel 2.1 Posisi Penelitian

<i>Author</i>	<i>Objek Penelitian</i>	<i>Pendekatan</i>	<i>Stage</i>	<i>Jenis Data</i>
Su, dkk. (2018)	<i>Wafer Dicing Quality Prediction</i>	<i>Back Propagation Neural Network</i>	<i>Single-Stage Manufacturing (SMS)</i>	Atribut merupakan variabel multivariat dengan tipe data numerik dan kelas numerik
North, dkk. (2018)	<i>Coke Quality Prediction</i>	<i>Regression-Based Model</i>	<i>Single-Stage Manufacturing (SMS)</i>	Atribut merupakan variabel multivariat dengan tipe data numerik dan kelas numerik
Thiede, dkk. (2019)	<i>Battery Quality Prediction</i>	<i>Cross-Industry Standard Process For Data Mining (CRISP-DM).</i>	<i>Single-Stage Manufacturing (SMS)</i>	Atribut merupakan variabel multivariat dengan tipe data numerik dan kelas numerik
Arif, dkk. (2013)	<i>Cascade Quality Prediction Method</i>	<i>Cross-Industry Standard Process For Data Mining (CRISP-DM).</i>	<i>Multi-Stage Manufacturing (MMS)</i>	Atribut merupakan variabel multivariat dengan tipe data numerik
Wildan (2018)	<i>Quality Prediction Model Untuk Cacat Cover Dan Presisi Pada Offset Printing</i>	<i>Cross-Industry Standard Process For Data Mining (CRISP-DM).</i>	<i>Single-Stage Manufacturing (SMS)</i>	Atribut merupakan variabel multivariat dengan tipe data <i>polynomial</i> dengan kelas nominal