

BAB II LANDASAN TEORI

2.1 *Data mining*

Data mining adalah suatu istilah yang digunakan untuk menguraikan penemuan pengetahuan di dalam *database*. *Data mining* adalah proses yang menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan *machine learning* untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dan pengetahuan yang terkait besar. *Data mining* adalah serangkaian proses untuk menggali nilai tambah dari suatu kumpulan data berupa pengetahuan yang selama ini tidak diketahui secara manual. *Data mining* merupakan bidang dari beberapa bidang keilmuan yang menyatukan teknik dari pembelajaran mesin, pengenalan pola, statistik, *database*, dan visualisasi untuk penanganan permasalahan pengambilan informasi dari *database* yang besar. Dari definisi-definisi yang telah disampaikan hal yang terpenting yang terkait dengan *Data mining* adalah:

1. *Data mining* merupakan suatu proses otomatis terhadap data yang sudah ada.
2. Data yang diproses berupa data yang sangat besar.
3. Tujuan *Data mining* adalah mendapatkan hubungan atau pola yang mungkin memberikan indikasi yang bermanfaat.

Beberapa definisi awal dari *Data mining* menyertakan fokus pada proses otomatisasi. *Data mining* otomatisasi tidak menggantikan campur tangan manusia. Manusia harus ikut aktif dalam setiap fase dalam proses *Data mining*. Kehebatan kemampuan algoritma *Data mining* yang terdapat dalam perangkat lunak analisis yang terdapat saat ini memungkinkan terjadinya kesalahan pengguna yang berakibat fatal. Pengguna mungkin menerapkan analisis yang tidak tepat terhadap kumpulan data dengan menggunakan pendekatan yang berbeda. Oleh karenanya, dibutuhkan pemahaman tentang statistik dan struktur model matematika yang mendasari kerja perangkat lunak (Kusrini. Emha Taufiq Lutfi, 2009).

2.2 Pengelompokan *Data mining*

Data mining dibagi menjadi beberapa kelompok berdasarkan tugas yang dapat dilakukan, yaitu :

1. Deskripsi

Terkadang peneliti dan analisis secara sederhana ingin mencoba mencari cara untuk menggambarkan pola dan kecenderungan yang terdapat dalam data. Sebagai contoh, petugas pengumpulan suara mungkin tidak dapat menemukan keterangan atau fakta bahwa siapa yang tidak cukup profesional akan sedikit didukung dalam pemilihan presiden. Deskripsi dari pola dan kecenderungan sering memberikan kemungkinan penjelasan untuk suatu pola atau kecenderungan.

2. Estimasi

Estimasi hampir sama dengan klasifikasi, kecuali variabel target estimasi lebih ke arah numerik daripada ke arah kategori. Model dibangun menggunakan *record* lengkap yang menyediakan nilai dari variabel target sebagai nilai prediksi. Selanjutnya, pada peninjauan berikut estimasi nilai variabel target dibuat berdasarkan nilai variabel prediksi. Sebagai contoh, akan dilakukan estimasi tekanan darah sistolik pada pasien rumah sakit berdasarkan umur pasien, jenis kelamin, indeks berat badan, dan level sodium darah. Hubungan antar tekanan darah sistolik dan nilai variabel prediksi dalam proses pembelajaran akan menghasilkan model estimasi. Model estimasi yang dihasilkan dapat digunakan untuk kasus baru lainnya.

3. Prediksi

Prediksi hampir sama dengan klasifikasi dan estimasi, kecuali bahwa dalam prediksi nilai dari hasil akan ada di masa mendatang.

Contoh prediksi dalam bisnis dan penelitian adalah :

- Prediksi harga beras dalam tiga bulan yang akan datang.
- Prediksi presentase kenaikan lalu lintas tahun depan jika batas bawah kecepatan dinaikkan.

Beberapa metode dan teknik yang digunakan dalam klasifikasi dan estimasi dapat pula digunakan (untuk keadaan yang tepat) untuk prediksi.

4. Klasifikasi

Dalam klasifikasi, terdapat target variabel kategori. Sebagai contoh, penggolongan pendapatan dapat dipisahkan dalam tiga kategori, yaitu pendapatan tinggi, pendapatan sedang, dan pendapatan rendah.

Contoh lain klasifikasi dalam bisnis dan penelitian adalah :

- Menentukan apakah suatu transaksi kartu kredit merupakan transaksi yang curang atau bukan.
- Memperkirakan apakah suatu pengajuan hipotek oleh nasabah merupakan suatu kredit yang baik atau buruk.
- Mendiagnosis penyakit seorang pasien untuk mendapatkan termasuk kategori penyakit apa.

5. Pengklusteran

Pengklusteran merupakan pengelompokan *record*, pengamatan, atau memperhatikan dan membentuk kelas objek-objek yang memiliki kemiripan. Kluster adalah kumpulan *record* yang memiliki kemiripan satu dengan yang lainnya dan memiliki ketidakmiripan dengan *record-record* dalam kluster lain.

Pengklusteran berbeda dengan klasifikasi yaitu tidak adanya variabel target dalam pengklusteran. Pengklusteran tidak mencoba untuk melakukan klasifikasi, mengestimasi, atau memprediksi nilai dari variabel target. Akan tetapi, algoritma pengklusteran mencoba untuk melakukan pembagian terhadap keseluruhan data menjadi kelompok-kelompok yang memiliki kemiripan (homogen), yang mana kemiripan *record* dalam satu kelompok lain akan bernilai minimal.

Contoh pengklusteran dalam bisnis dan penelitian adalah :

- Mendapatkan kelompok-kelompok konsumen untuk target pemasaran dari suatu produk bagi perusahaan yang tidak memiliki dana pemasaran yang besar.
- Untuk tujuan audit akuntansi, yaitu melakukan pemisahan terhadap perilaku finansial dalam baik dan mencurigakan.
- Melakukan pengklusteran terhadap ekspresi dari gen, untuk mendapatkan kemiripan perilaku dari gen dalam jumlah besar.

6. Asosiasi

Tugas asosiasi dalam *Data mining* adalah menemukan atribut yang muncul dalam satu waktu. Dalam dunia bisnis lebih umum disebut analisis keranjang belanja.

Contoh asosiasi dalam bisnis dan penelitian adalah :

1. Meneliti jumlah pelanggan dari perusahaan telekomunikasi seluler yang diharapkan untuk memberikan respon positif terhadap penawaran *upgrade* layanan yang diberikan.
2. Menemukan barang dalam supermarket yang dibeli secara bersamaan dan barang yang tidak pernah dibeli secara bersamaan.

2.3 Proses *Data Mining*

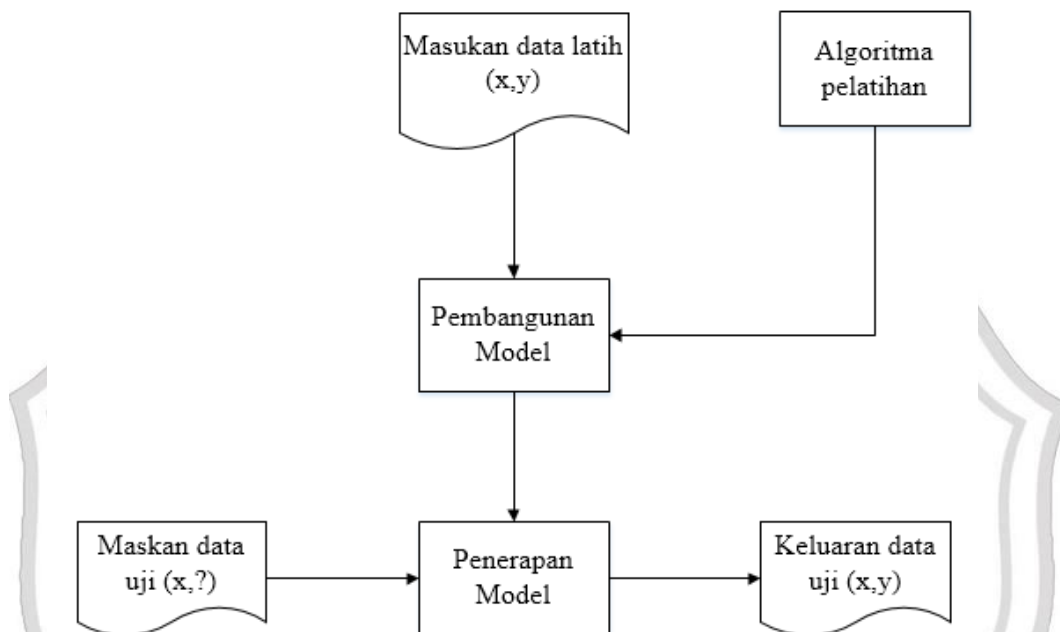
Secara sistematis, ada tiga langkah utama dalam data mining :

- 1) Eksplorasi atau pemrosesan awal data
Eksplorasi atau pemrosesan awal data terdiri dari pembersihan data, normalisasi data, transformasi data, penanganan data yang salah, reduksi dimensi, pemilihan subset fitur, dan sebagainya.
- 2) Membangun model dan melakukan validasi terhadapnya
Berarti melakukan analisis berbagai model dan memilih model dengan kinerja prediksi yang terbaik. Dalam langkah ini digunakan metode-metode seperti klasifikasi, regresi, analisis cluster, deteksi anomali, analisis asosiasi, analisis pola sekuensial, dan sebagainya. Dalam beberapa referensi, deteksi anomali juga masuk dalam langkah eksplorasi. Akan tetapi deteksi anomali juga dapat digunakan sebagai algoritma utama, terutama untuk mencari data-data yang spesial (Prasetyo, 2014).

2.4 Konsep Klasifikasi

Klasifikasi dapat didefinisikan secara detail sebagai suatu pekerjaan yang melakukan pelatihan / pembelajaran terhadap fungsi target f yang memetakan setiap vektor (set fitur) x ke dalam suatu dari sejumlah label kelas y yang tersedia (Prasetyo, 2014). Klasifikasi merupakan suatu

model yang menerima masukan kemudian mampu melakukan pemikiran terhadap masukan tersebut dan memberikan jawaban sebagai keluaran hasil pemikirannya. Kerangka kerja klasifikasi ditunjukkan pada Gambar 2.1. Pada gambar tersebut, disediakan sejumlah data latih (x,y) untuk digunakan sebagai data pembangunan model, kemudian menggunakan model tersebut untuk memprediksi kelas dari data uji $(x,?)$ sehingga data uji $(x,?)$ diketahui kelas y yang seharusnya.



Gambar 2.1 Proses pekerjaan klasifikasi

Model yang sudah dibangun pada saat pelatihan kemudian dapat digunakan untuk memprediksi label kelas dari data baru yang belum diketahui label kelasnya. Dalam pembangunan model selama proses pelatihan tersebut diperlukan adanya suatu algoritma untuk membangunnya yang disebut sebagai algoritma pelatihan (*learning algorithm*). Kerangka kerja seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.1 meliputi dua langkah proses yaitu induksi dan deduksi. Induksi merupakan suatu langkah untuk membangun model klasifikasi dari data latih yang diberikan, disebut juga proses pelatihan. Sedangkan deduksi merupakan

suatu langkah untuk menerapkan model tersebut pada data uji sehingga data uji dapat diketahui kelas yang sesungguhnya atau disebut juga proses prediksi.

2.5 Pohon Keputusan (*Decision tree*)

Pohon keputusan merupakan metode klasifikasi dan prediksi yang sangat kuat dan terkenal. Metode pohon keputusan mengubah fakta yang sangat besar menjadi pohon keputusan yang mempresentasikan aturan. Aturan dapat dengan mudah dipahami dengan bahasa alami. Dan mereka juga dapat diekspresikan dalam bentuk bahasa basis data seperti *Structured Query Language* untuk mencari *record* pada kategori tertentu. Pohon keputusan juga berguna untuk mengeksplorasi data, menemukan hubungan tersembunyi antara sejumlah calon variabel input dengan sebuah variabel target. Karena pohon keputusan memadukan antara eksplorasi data dan pemodelan, sangat bagus sebagai langkah awal dalam proses pemodelan bahkan ketika dijadikan sebagai model akhir dari beberapa teknik lain.

2.5.1 Pengertian Pohon Keputusan

Sebuah pohon keputusan adalah sebuah struktur yang dapat digunakan untuk membagi kumpulan data yang besar menjadi himpunan-himpunan *record* yang lebih kecil dengan menerapkan serangkaian aturan keputusan. Dengan masing-masing rangkaian pembagian, anggota himpunan hasil menjadi mirip satu dengan yang lain.

Sebuah model pohon keputusan terdiri dari sekumpulan aturan untuk membagi sejumlah populasi yang heterogen menjadi lebih kecil, lebih *homogen* dengan memperhatikan pada variabel tujuannya. Sebuah pohon keputusan mungkin dibangun dengan seksama secara manual atau dapat tumbuh secara otomatis dengan menerapkan salah satu atau beberapa algoritma pohon keputusan untuk memodelkan himpunan data yang belum terklarifikasi.

Variabel tujuannya biasanya dikelompokkan dengan pasti dan model pohon keputusan lebih mengarah pada perhitungan probabilitas dari tiap-tiap *record* terhadap kategori-kategori tersebut atau untuk mengklasifikasi *record* dengan mengelompokkannya dalam satu kelas. Pohon keputusan juga dapat digunakan untuk menyetimasi nilai dari variabel *continue* meskipun ada beberapa teknik yang lebih sesuai untuk kasus ini.

Banyak algoritma yang dapat dipakai dalam pembentukan pohon keputusan, antara lain ID3, CART, dan C4.5. Dalam data pohon keputusan biasanya dinyatakan dalam bentuk tabel dengan atribut dan *record*. Atribut menyatakan suatu parameter yang dibuat sebagai kriteria dalam pembentukan pohon. Misalkan untuk menentukan main tenis, kriteria yang diperhatikan adalah cuaca, angin, dan temperatur. Salah satu atribut merupakan atribut yang menyatakan data solusi per *item* data yang disebut target atribut. Atribut memiliki nilai-nilai yang dinamakan dengan *intance*. Misalkan atribut cuaca mempunyai *intance* berupa cerah, berawan, dan hujan.

2.5.2 Jenis-Jenis *Decision tree*

Beberapa metode *decision tree* yang telah dikembangkan saat ini antara lain : algoritma ID3, algoritma C4.5, dan Cart.

- 1) Algoritma ID3
Algoritma ID3 (*Iterative Dichotomiser 3*) pertama kali dikenalkan oleh Quinlan yang digunakan untuk menginduksi *decision tree*. Algoritma ID3 dapat bekerja dengan baik pada semua fitur yang mempunyai tipe data kategorikal (nominal atau ordinal). Dalam perkembangannya, ID3 mengalami perbaikan pada versi berikutnya seperti C4.5 atau C5.0.

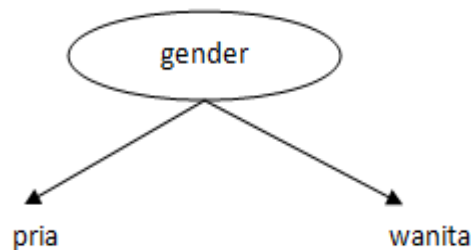
Tabel 2.1 Algoritma Induksi Decision Tree

1.	Dimulai dari node akar.
2.	Untuk semua fitur, hitung nilai entropy untuk semua sampel data

	pada node.
3.	Pilih fitur dengan interaksi gain yang maksimal.
4.	Gunakan fitur tersebut sebagai node pemecahan menjadi cabang.
5.	Lakukan secara rekursif pada setiap cabang yang dibuat dengan mengulangi langkah 2 sampai 4 hingga semua data dalam setiap node hanya memberikan satu label kelas. Node yang tidak dapat dipecah lagi merupakan daun yang berisi keputusan (label kelas).

2) Algoritma C4.5

Algoritma C4.5 digunakan untuk klasifikasi data dengan membentuk pohon keputusan. Algoritma C4.5 diperkenalkan oleh Quinlan sebagai versi perbaikan dari ID3. Dalam ID3, induksi decision tree hanya bisa dilakukan pada fitur bertipe kategorikal (nominal atau ordinal), sedangkan tipe numerik (interval atau rasio) tidak dapat digunakan. Perbaikan yang membedakan algoritma C4.5 dari ID3 adalah dapat menangani fitur dengan tipe numerik, melakukan pemotongan (*pruning*) *decision tree*, dan penurunan (*deriving*) *rule set*. Perhitungan *Decision Tree C4.5* ditunjukkan pada tabel 2.2. Algoritma C4.5 juga menggunakan kriteria gain dalam menentukan fitur yang menjadi pemecah node pada pohon yang di induksi.



Gambar 2.2 Syarat Pengujian Fitur Biner

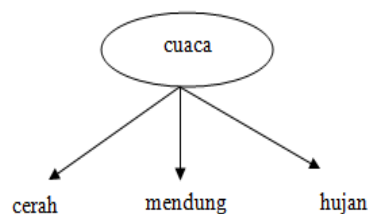
Yang menjadi hal penting dalam induksi *decision tree* adalah bagaimana menyatakan syarat pengujian pada node. Ada 3 kelompok penting dalam syarat penyajian node :

a. Fitur biner

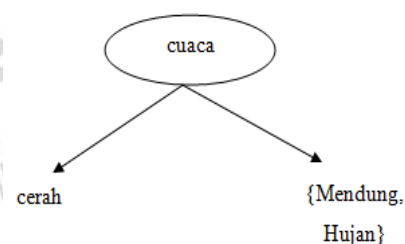
Fitur yang hanya mempunyai dua nilai berbeda disebut dengan fitur biner. Syarat pengujian ketika fitur ini menjadi node (akar maupun internal) hanya punya dua pilihan cabang. Contoh pemecahannya disajikan pada gambar 2.2.

b. Fitur bertipe kategorikal

Untuk fitur yang nilainya bertipe kategorikal (nominal atau ordinal) bisa mempunyai nilai berbeda. Contohnya adalah fitur “cuaca” mempunyai 3 nilai berbeda, dan bisa mempunyai banyak kombinasi syarat pengujian pemecahan. Secara umum ada 2, yaitu pemecahan biner (*binary splitting*) dan (*multi splitting*).



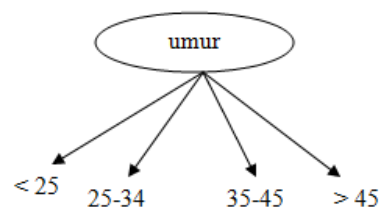
Gambar 2.3 Multi Splitting



Gambar 2.4 Binary Splitting

c. Fitur bertipe numerik

Untuk fitur bertipe numerik, syarat pengujian dalam node (akar maupun internal) dinyatakan dengan pengujian perbandingan ($A < v$) atau ($A \geq v$) dengan hasil biner, atau untuk multi dengan hasil berupa jangkauan nilai dalam bentuk $v_i \leq A < v_{i+1}$, untuk $i=1,2,3,\dots,k$.

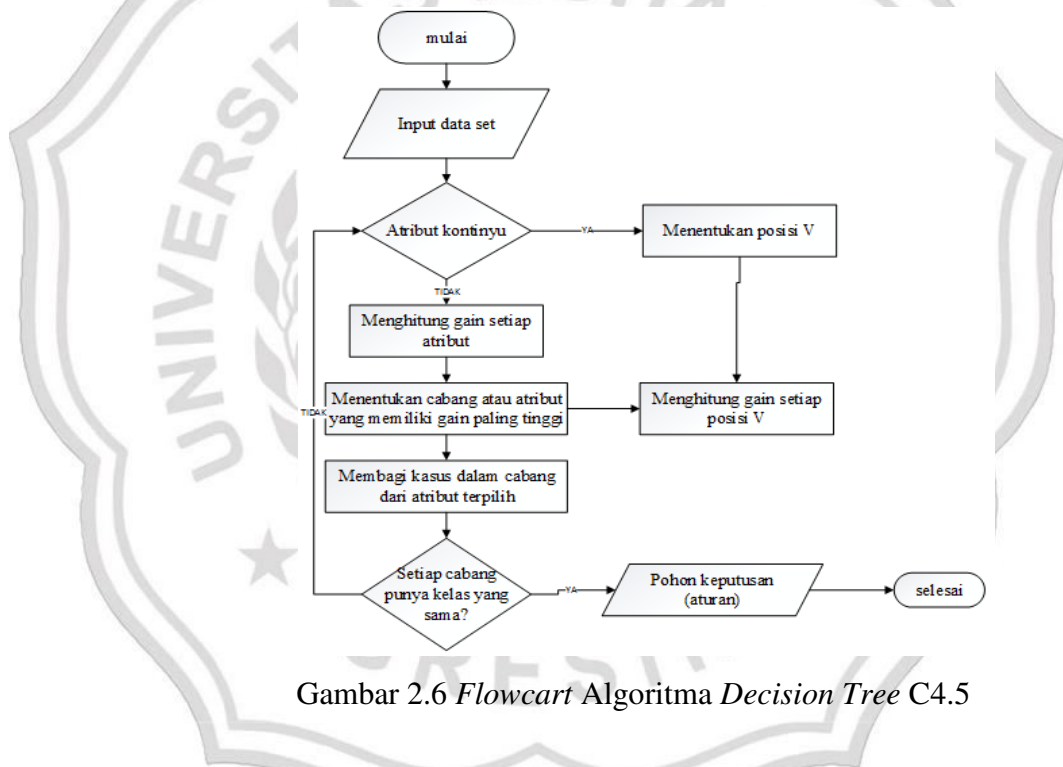


Gambar 2.5 Multi Splitting

Secara umum algoritma C4.5 untuk membangun pohon keputusan adalah sebagai berikut:

- Pilih atribut sebagai node akar.
- Buatlah cabang untuk setiap nilai.
- Bagi kasus dalam cabang.
- Ulangi proses untuk setiap cabang sampai semua kasus pada cabang memiliki kelas yang sama.

Berikut ini akan dijelaskan secara lebih detail algoritma C4.5 menggunakan *flowchart* yang disajikan pada **gambar 2.6**.



Gambar 2.6 *Flowcart* Algoritma *Decision Tree* C4.5

Untuk memilih atribut sebagai simpul akar (*root node*) atau simpul dalam (*internal node*), didasarkan pada nilai *information gain* tertinggi dari atribut-atribut yang ada. Sebelum perhitungan *information gain*, akan dilakukan perhitungan *entropy*. *Entropy* merupakan distribusi probabilitas dalam teori informasi dan diadopsi kedalam algoritma C4.5 untuk mengukur tingkat homogenitas distribusi kelas dari sebuah himpunan data (*data set*). Semakin tinggi tingkat *entropy* dari sebuah data maka semakin

homogen distribusi kelas pada data tersebut. Perhitungan *information gain* menggunakan rumus 2.1, sedangkan *entropy* menggunakan rumus 2.2.

$$Gain(S, A) = Entropy(S) - \sum_{i=1}^n \frac{|S_i|}{|S|} * Entropy(S_i) \dots\dots(2.1)$$

dimana,

S : Himpunan kasus

A : Atribut

n : Jumlah partisi atribut A

|S_i|: Jumlah kasus pada partisi ke i

|S| : Jumlah kasus dalam S

$$Entropy(S) = - \sum_{i=1}^n p_i * \log_2 p_i \dots\dots\dots(2.2)$$

dimana,

S : Himpunan kasus

n : Jumlah partisi S

p_i : Proporsi dari S_i terhadap S

Selain *Information Gain* kriteria yang lain untuk memilih atribut sebagai pemecah adalah *Rasio Gain*. Perhitungan rasio gain menggunakan rumus 2.3, sedangkan split information menggunakan rumus 2.4.

$$GainRasio(S, A) = \frac{Gain(S, A)}{SplitInformation(S, A)} \dots\dots\dots(2.3)$$

$$SplitInformation(S, A) = - \sum_{i=1}^c \frac{S_i}{S} \log_2 \frac{S_i}{S} \dots\dots\dots(2.4)$$

Dimana S₁ sampai S_c adalah c subset yang dihasilkan dari pemecahan S dengan menggunakan atribut A yang mempunyai sebanyak c nilai.

Untuk mengukur nilai akurasi yang didapat dari hasil pengujian menggunakan rumus 2.5. Sedangkan untuk mengukur tingkat kesalahannya menggunakan rumus 2.6.

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{jumlah data yang diprediksi benar}}{\text{jumlah prediksi yang dilakukan}} \quad (2.5)$$

$$\text{Laju error} = \frac{\text{jumlah data yang diprediksi salah}}{\text{jumlah prediksi yang dilakukan}} \quad (2.6)$$

2.6 Penyedia / Vendor

Penyedia barang/jasa adalah badan usaha, badan hukum, perorangan yang kegiatan usahanya menyediakan barang/jasa yang sah secara hukum dan mampu menyediakan barang/jasa dengan baik (Peraturan Perusahaan No. 02 th 2007). Menurut Prabowo, kinerja vendor menjadi salah satu faktor penting dalam *supply chain* karena merupakan salah satu strategi perusahaan untuk dapat bersaing dengan perusahaan lain dalam hal kepuasan konsumen dan juga untuk meningkatkan dan mempertahankan *service level* perusahaan tersebut dalam memenuhi permintaan konsumen (Prabowo, 2012). *Supplaychain* disini adalah sebagai manajemen rantai suplai yang dilakukan oleh beberapa perusahaan produksi Indonesia.

Pengadaan (*procurement*) adalah proses antar organisasi yang dilakukan dua peran : pembeli dan penjual dengan tujuan si pembeli membeli barang / jasa dari penjual. Hal ini dikerjakan dengan adanya pertukaran berbagai dokumen, diikuti dengan pertukaran barang dan uang. Terdapat perbedaan yang cukup jelas antara pembelian dan pengadaan, dimana pembelian hanyalah semata-mata aktifitas pembayaran barang dan jasa. Sementara pengadaan, selain proses pembelian juga merupakan sebuah siklus. Siklus tersebut merupakan serangkaian peristiwa permintaan barang, persetujuan, hingga proses pembayarannya. (Ritchi)

Sesuai Peraturan Presiden No.54 Tahun 2010 tentang pengadaan barang/jasa pemerintah Pengadaan Barang/Jasa Pemerintah dalam Peraturan Presiden ini meliputi:

- a. Barang;
- b. Pekerjaan Konstruksi;
- c. Jasa Konsultansi; dan
- d. Jasa Lainnya.

Pemilihan Penyedia Pekerjaan Konstruksi dilakukan dengan:

a. Pelelangan Umum;

Metode Pelelangan Umum diumumkan paling kurang di website K/L/D/I, dan papan pengumuman resmi untuk masyarakat serta Portal Pengadaan Nasional melalui LPSE, sehingga masyarakat luas dan dunia usaha yang berminat dan memenuhi kualifikasi dapat mengikutinya.

b. Pelelangan Terbatas

metode pemilihan Penyedia Pekerjaan Konstruksi untuk Pekerjaan Konstruksi dengan jumlah Penyedia yang mampu melaksanakan diyakini terbatas dan untuk pekerjaan yang kompleks.

c. Pemilihan Langsung;

metode pemilihan Penyedia Pekerjaan Konstruksi untuk pekerjaan yang bernilai paling tinggi Rp200.000.000,00 (dua ratus juta rupiah).

d. Penunjukan Langsung

metode pemilihan Penyedia Barang/Jasa dengan cara menunjuk langsung 1 (satu) Penyedia Barang/Jasa.

2.6.1 Profil BLPBJ Setda Kab.Gresik

Bagian Layanan Pengadaan Barang/Jasa Setda Kabupaten Gresik berdiri sejak terbitnya perbup 12 tahun 2013. Yang awal berdirinya dengan bentuk kelembagaan yaitu melekat pada Bagian Perlengkapan Setda Kabupaten Gresik yang dulunya yaitu Unit Layanan Pengadaan Barang/Jasa dengan jumlah anggota pokja di ULP yaitu 20 orang. Adapun tugas dan fungsi didirikan ULP yaitu Termuat pada Peraturan Bupati (Perbup) 12 Tahun 2013 pasal 5 dan 6 yaitu Melakukan pelayanan pengadaan di seluruh SKPD di lingkungan Pemkab Gresik, Membantu pelaksanaan pengadaan di instansi lain. Adapun tugas utamanya yaitu melakukan proses pemilihan penyedia barang/jasa. Dimulai dari perencanaan pemilihan penyedia sampai penetapan pemenang yang nantinya diusulkan ke

Pejabat Pembuat Komitmen (PPK) untuk diberikan Surat Penunjukan Penyedia Barang/jasa (SPPBJ) dan tandatangan kontrak antara penyedia dan PPK yang tujuan akhirnya yaitu ketepatan waktu, penghematan biaya dan kualitas tingkat pelayanan

Setelah 3 tahun berjalan ULP yang awalnya bentuk kelembagaan melekat pada perlengkapan pada tahun 2017 ULP berdiri sendiri yang beganti dengan Bagian Layanan Pengadaan Barang/Jasa yang awalnya hanya terdiri atas kepala bagian perlengkapan sekaligus sebagai kepala ULP dan seorang Sekretaris ULP dan 20 anggota pokja UILP .setelah berdiri sendiri struktur organisanya yaitu Kepala BLPBJ dan tiga orang Kepala Sub Bagian antara lain Kepala Sub Bagian Tata Usaha Pengadaan, Kepal Sub Bagian Pelayanan Pengadaan dan Kepala Sub Bagian Advokasi dan Pengembangan Kelembagaan dan 20 anggota pokja BLPBJ. Dengan berdiri sendirnya Bagian Layanan Pengadaan diharapkan nantinya bisa mengembangkan diri dan menjadi pelayanan pengadaan yang kredible. Sebagai mitra kerja bagi instansi-instansi lain yang akan mengadakan pengadaan barang dan jasa.

2.6.2 Visi dan Misi BLPBJ Setda Kab.Gresik

Berikut merupakan penjelasan visi dan misi yang dimiliki oleh Bagian Layanan Pengadaan Barang/Jasa Setda Kabupaten Gresik.

a. Visi

Terwujudnya pengadaan barang/jasa yang profesional adil dan berkualitas

b. Misi

1. Meningkatkan tertin administrasi pengadaan barang/jasa.
2. Meningkatkan pelayanan kepada pemangku kepentingan.
3. Melakukan proses pengadaan barang/jasa sesuai dengan prinsip-prinsip pengadaan.
4. Memastikan para pihak yang terkait mematuhi etika pengadaan

2.6.3 Struktur Organisasi BLPBJ Setda Kab.Gresik

Agar tidak saling tumpang tindih kegiatan dan tugas maka pada BLPBJ Setda Kab.Gresik Terbagi atas Kepala BLPBJ dan tiga orang Kepala Sub Bagian.



Gambar 2.7 Bagian struktural organisasi BLPBJ Setda Kab.Gresik

2.7 Penelitian Terdahulu

Penelitian terdahulu yang menggunakan metode *Decision tree* C4.5 dalam penelitian berjudul “ *Klasifikasi Data Kejadian Luar Biasa Campak Menggunakan Metode Decission Tree C4.5* ”, dibuat oleh sulistyowati (Teknik Informatika STMIK Palangkaraya). Tujuan dari penelitian ini yaitu untuk mengetahui kinerja algoritma *decision tree* C4.5 dalam melakukan klasifikasi data KLB suatu penyakit serta untuk mengetahui daerah yang menderita kejadian luar biasa (KLB) atau non KLB berdasarkan data *survailen* penyakit campak disuatu wilayah. Adapun data yang diambil dalam penelitian ini adalah data yang diperoleh dari dinas kesehatan provinsi DIY *survailen* penyakit campak dan jumlah data yang dikumpulkan adalah 648 data yang selanjutnya telah dibagi kedalam 2 bagian yaitu data pembelajaran dan data pengujian. Atribut yang digunakan adalah 14 kecamatan yang digunakan sebagai sampel data penelitian dan masing-masing kecamatan mempunyai 7 buah atribut. Cakupan Vitamin A, cakupan imunisasi, jumlah balita, jumlah bayi, PHBS, penghuni rumah, cakupan gizi. Target kelas berupa status kecamatan KLB atau Non KLB. Pengujian sistem dilakukan dengan pembentukan rule terlebih dahulu dari 500 data training, dan 109 data uji.

Diperoleh hasil bahwa metode ini berhasil mengklasifikasikan 92 data yang benar. Dengan demikian diperoleh akurasi keberhasilan sebesar 84,40% dan nilai RSE sebesar 0,352.

Penelitian lain tentang metode *decision tree* C4.5 dilakukan oleh Bambang Hermanto dan Azhari SN dari FMIPA UGM yang berjudul “*Klasifikasi Nilai Kelayakan Calon Debitur Baru Decision tree C4.5*”. Adapun data yang digunakan yaitu data calon nasabah debitur baru sepeda motor dengan keluaran berupa lunas atau tsriksn. Penelitian ini bertujuan untuk memperkirakan calon debitur baru berpotensi kredit lunas. Atribut yang digunakan yaitu jenis pekerjaan, besar penghasilan, tenor, nilai angsuran, dan status kredit debitur. Jumlah data yang gunakan sebanyak 5 *record*. Diperoleh akurasi keberhasilan sebesar 70%.

Penelitian lain tentang metode *decision tree* C4.5 dilakukan oleh Ade Yuliana dan Duwi Bayu Pratomo dari Politeknik TEDC Bandung yang berjudul “*Algoritma Decision tree (C4.5) Untuk Memprediksi Kepuasan Mahasiswa Terhadap Kinerja Dosen Politeknik Tedc Bandung*”. Adapun data yang digunakan yaitu mahasiswa teknik informatika semester ganjil tahun 2015/2016 di Politeknik TEDC Bandung. Atribut yang digunakan yaitu tangible (bukti langsung), reability (keandalan), responsiveness (daya tanggap), assurance (jaminan), dan empathy (empati). Tujuan dari penelitian ini yaitu memprediksi kepuasan mahasiswa terhadap kinerja dosen. Hasil akurasi yang di dapat yaitu sebesar 94,62%.