BAB II
LANDASAN TEORI

2.1 *Data Mining*

2.1.1 Definisi *Data Mining*

Data Mining adalah langkah analisis terhadap proses penemuan pengetahuan didalam basisdata atau *knowledge discovery in databases* yang disingkat KDD. Pengetahuan bisa berupa pola data atau relasi antar data yang valid (yang tidak diketahui sebelumnya). *Data Mining* merupakan gabungan sejumlah disiplin ilmu komputer yang didefinisikan sebagai proses penemuan pola-pola baru dari kumpulan-kumpulan data sangat besar, meliputi metode-metode yang merupakan irisan dari AI (*artificial intelligence), machine learning, statistics*, dan *database systems* [1].

Data Mining ditujukan untuk mengekstrak (mengambil intisari) pengetahuan dari sekumpulan data sehingga didapatkan struktur yang dapat dimengerti manusia serta meliputi basisdata dan managemen data, pemprosesan data, pertimbangan model dan inferensi, ukuran ketertarikan, pertimbangan kompleksitas, pasca pemprosesan terhadap struktur yang ditemukan, visualisasi, dan *online updating* [1].

2.1.2 Pengelompokan *Data Mining*

Dalam [2] *Data Mining* dibagi menjadi beberapa kelompok berdasarkan tugas yang dapat dilakukan, yaitu:

a. Deskripsi

   Terkadang peneliti dan analisis secara sederhana ingin mencoba mencari cara untuk menggambarkan pola dan kecenderungan yang terdapat dalam data. Deskripsi dari pola kecenderungan sering memberikan kemungkinan penjelasan untuk suatu pola atau kecenderungan.

b. Estimasi

   Estimasi hampir sama dengan klasifikasi, kecuali variabel target estimasi lebih ke arah numerik dari pada ke arah kategori. Model dibangun menggunakan

baris data (*record*) lengkap yang menyediakan nilai dari variabel target sebagai nilai prediksi. Selanjutnya, pada peninjauan berikutnya estimasi nilai dari variabel target dibuat berdasarkan nilai variabel prediksi.

c. Prediksi

Prediksi hampir sama dengan klasifikasi dan estimasi, kecuali bahwa dalam prediksi nilai dari hasil akan ada di masa mendatang. Beberapa metode dan teknik yang digunakan dalam klasifikasi dan estimasi dapat pula digunakan (untuk keadaan yang tepat) untuk prediksi.

d. Klasifikasi

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

e. Pengklasteran (*Clustering*)

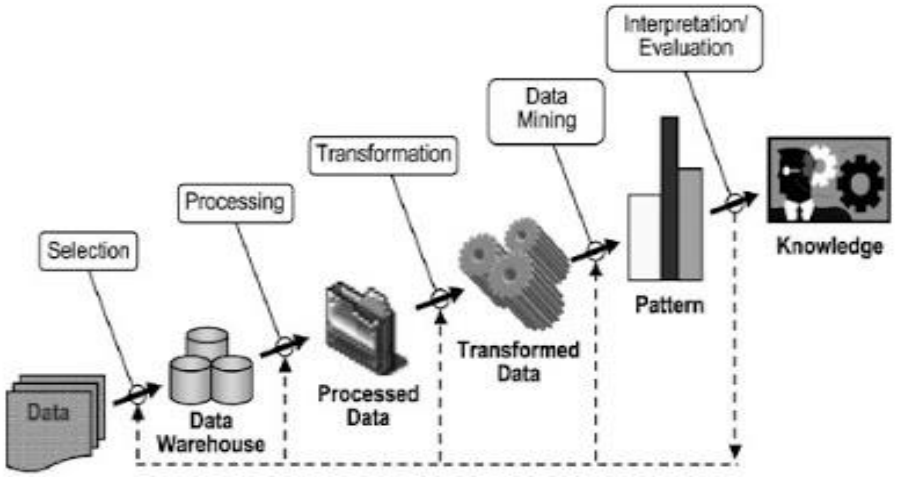
Pengklasteran merupakan pengelompokan *record*, pengamatan, atau memperhatikan dan membentuk kelas obyek-obyek yang memiliki kemiripan. Klaster adalah kumpulan *record* yang memiliki kemiripan satu dengan yang lainnya dan memiliki ketidakmiripan *record* dalam klaster yang lain. Berbeda dengan klasifikasi, pada pengklasteran tidak ada variabel target. Pengklasteran tidak melakukan klasifikasi, mengestimasi, atau memprediksi nilai dari variabel target, akan tetapi, algoritma pengklasteran mencoba untuk melakukan pembagian terhadap keseluruhan data menjadi kelompok-kelompok yang memiliki kemiripan (homogen), yang mana kemiripan *record* dalam satu kelompok akan bernilai maksimal, sedangkan kemiripan dengan *record* dalam kelompok lain akan bernilai minimal.

f. Asosiasi

Tugas asosiasi dalam *Data Mining* adalah untuk menemukan atribut yang muncul dalam satu waktu. Dalam dunia bisnis lebih umum disebut analisis keranjang belanja *(Market Basket Analysis)*.

2.2 Tahapan-tahapan *Data Mining*

Tahapan yang dilakukan pada proses *Data Mining* diawali dari seleksi data dari data sumber ke data target, tahap *preprocessing* untuk memperbaiki kualitas data, transformasi, *Data Mining* serta tahap interpretasi dan evaluasi yang menghasilkan output berupa pengetahuan baru yang diharapkan memberikan kontribusi yang lebih baik. Secara *detail* dijelaskan sebagai berikut [2]:



Gambar 2.1 Tahapan *Data Mining*

1. *Data selection*

   Pemilihan (seleksi) data dari sekumpulan data operasional perlu dilakukan sebelum tahap penggalian informasi dalam KDD dimulai. Data hasil seleksi yang digunakan untuk proses *Data Mining*, disimpan dalam suatu berkas, terpisah dari basis data operasional.

2. *Pre-processing / cleaning*

   Sebelum proses *Data Mining* dapat dilaksanakan, perlu dilakukan proses *cleaning* pada data yang menjadi fokus KDD. Proses *cleaning* mencakup antara lain membuang duplikasi data, memeriksa data yang inkonsisten, dan memperbaiki kesalahan pada data.

3. *Transformation*

   Coding adalah proses transformasi pada data yang telah dipilih, sehingga data tersebut sesuai untuk proses *Data Mining*. Proses *coding* dalam KDD merupakan proses kreatif dan sangat tergantung pada jenis atau pola informasi yang akan dicari dalam basis data.

4. *Data Mining*

   Data Mining adalah proses mencari pola atau informasi menarik dalam data terpilih dengan menggunakan teknik atau metode tertentu. Teknik, metode, atau algoritma dalam *Data Mining* sangat bervariasi. Pemilihan metode atau algoritma yang tepat sangat bergantung pada tujuan dan proses KDD secara keseluruhan.

5. *Interpretation / evaluation*

   Pola informasi yang dihasilkan dari proses *Data Mining* perlu ditampilkan dalam bentuk yang mudah dimengerti oleh pihak yang berkepentingan. Tahap ini merupakan bagian dari proses KDD yang disebut interpretation. Tahap ini mencakup pemeriksaan apakah pola atau informasi yang ditemukan bertentangan dengan fakta atau hipotesis yang ada sebelumnya.

2.3 Binerisasi dan Diskretisasi

Analisis asosiasi membutuhkan data dengan atribut biner yang asimetris karena dalam analisis asosiasi hanya ada atribut dengan nilai 1 yang dianggap penting [3].

2.4 *Association rule*

2.4.1 Pengertian *Association rule*

Association rule adalah suatu prosedur yang mencari hubungan atau relasi antara satu *item* dengan *item* lainnya. *Association rule* biasanya menggunakan "*if*" dan "*then*" misalnya "*if* A *then* B *and* C", hal ini menunjukkan jika A maka B dan C. Dalam menentukan *association rule* perlu ditentukan *support* dan *confidence* untuk membatasi apakah *rule* tersebut *interesting* atau tidak [4].

Association rule berguna untuk menemukan hubungan penting antar *item* dalam setiap transaksi, hubungan tersebut dapat men*and*akan kuat tidaknya suatu aturan dalam asosiasi, Tujuan *association rule* adalah untuk menemukan keteraturan dalam data. *Association rule* dapat digunakan untuk mengidentifikasi *item-item* produk yang mungkin dibeli secara bersamaan dengan produk lain, atau dilihat secara bersamaan saat mencari informasi mengenai produk tertentu. Dalam pencarian *association rule*, diperlukan suatu variabel ukuran kepercayaan

(interestingness measure) yang dapat ditentukan oleh *user*, untuk mengatur batasan sejauh mana dan sebanyak apa hasil *output* yang diinginkan oleh *user*.

2.4.2 Ukuran Kepercayaan *Rule (Interestingness Measure)*

Menurut [4] terdapat dua ukuran kepercayaan yang menunjukkan kepastian dan tingkat kegunaan suatu *rule* yang ditemukan yaitu:

1. *Support*

   Support (dukungan) merupakan suatu ukuran yang menunjukkan seberapa besar dominasi suatu *item* atau *itemset* dari keseluruhan transaksi.

2. *Confidence*

   Confidence (tingkat kepercayaan) adalah suatu ukuran yang menunjukkan hubungan antar *item* secara conditional (misalnya seberapa sering *item* B dibeli jika orang membeli *item* A).

   Untuk menemukan aturan asosiasi seperti yang diharapkan maka harus menemukan nilai dari *support* yang telah ditentukan. *Support* tersebut merupakan jumlah *item* pada setiap transaksi yang ada didalam *database*. Untuk dapat menemukan nilai *support* kita dapat mencari semua aturan yang jumlah *support* ≥ *minimum support*. Dalam hal ini dapat digunakan sebagai cara untuk menemukan sebuah nilai *confidence*. Nilai *confidence* ditentukan dari nilai *support* suatu aturan dalam sebuah transaksi.

   Jika *itemset* pada setiap transaksi tidak sering muncul (*infrequent*), maka kandidat yang tidak sesuai dengan nilai *support* ≥ *minimum support* tersebut harus segera dipangkas tanpa harus menghitung *confidence*nya. Strategi umum digunakan oleh banyak algoritma penggalian aturan asosiasi adalah memecahkan masalah ke dalam dua pekerjaan utama, yaitu:

   1. *Frequent Itemset Generation*

      Tujuannya adalah mencari semua *itemset* yang memenuhi ambang batas *minimum support*. *Itemset* itu disebut *itemset frequent* (*Itemset* yang sering muncul)

2. *Rules Generation*

   Tujuannya adalah mengekstrak aturan dengan *confidence* tinggi dari *itemset frequent* yang ditemukan dalam langkah sebelumnya. Aturan ini kemudian disebut aturan yang kuat (*Strong rules*) [3].

2.5 Algoritma Apriori

Pada bagian ini akan dijelaskan tentang algoritma Apriori sebagai metode yang digunakan dalam tugas akhir ini, yang meliputi definisi, langkah-langkah dan contoh kasus dengan menggunakan algoritma Apriori.

2.5.1 Pengertian Algoritma Apriori

Apriori adalah suatu algoritma yang sudah sangat dikenal dalam melakukan pencarian *frequent itemset* dengan menggunakan teknik *association rule*. Algoritma Apriori menggunakan *knowledge* mengenai *frequent itemset* yang telah diketahui sebelumnya, untuk memproses informasi selanjutnya. Pada algoritma Apriori untuk menentukan kandidat-kandidat yang mungkin muncul dengan cara memperhatikan *minimum support* [2].

Algoritma apriori termasuk jenis aturan asosiasi pada *Data Mining*. Selain algoritma apriori, yang termasuk pada golongan ini adalah metode *Generalized Rule Induction* dan Algoritma *Hash Based*. Aturan yang menyatakan asosiasi antara beberapa atribut sering disebut *affinity analysis* atau *market basket analysis*. Analisis asosiasi atau *association rule mining* adalah teknik *Data Mining* untuk menemukan aturan asosiatif antara suatu kombinasi *item*. Metodologi dasar analisis asosiasi terbagi menjadi dua tahap :

1. Analisis pola frekuensi tinggi

   Tahap ini mencari kombinasi *item* yang memenuhi syarat *minimum* dari nilai *support* dalam *database*. Nilai *support* sebuah *item* diperoleh dengan rumus berikut : [2]

$$Support(A) = \frac{Jumlah\ transaksi\ mengandung\ A}{Total\ transaksi} \quad \text{... (2.1)}$$

Gambar 2.2 Rumus Nilai *Support* 1 *item*

Nilai *support* dari 2 *item* diperoleh dengan menggunakan rumus:

$$Support(A,B) = \frac{\sum Transaksi\ mengandung\ A\ dan\ B}{\sum transaksi} \quad \ldots (2.2)$$

Gambar 2.3 Rumus Nilai *Support* 2 *item*

Frequent itemset menunjukkan *itemset* yang memiliki frekuensi kemunculan lebih dari nilai *minimum* yang ditentukan (ϕ). Misalkan ϕ = 2, maka semua *itemset*s yang frekuensi kemunculannya lebih dari atau sama dengan 2 kali disebut *frequent*. Himpunan dari *frequent* k-*itemset* dilambangkan dengan $F_{k.}$

2. Pembentukan Aturan Asosiasi

Setelah semua pola pola frekuensi tinggi ditemukan, barulah dicari aturan asosiasi yang memenuhi syarat *minimum* untuk *confidence* dengan menghitung *confidence* aturan asosiatif A → B. Nilai *Confidence* dari aturan A → B diperoleh rumus berikut.

$$Confidence = P(B|A) = \frac{\sum Transaksi\ mengandung\ A\ dan\ B}{\sum Transaksi\ mengandung\ A} \quad \ldots (2.3)$$

Gambar 2.4 Rumus Nilai *Confidence*

Untuk menentukan aturan asosiasi yang akan dipilih maka harus diurutkan berdasarkan *Support* × *Confidence*. Aturan diambil sebanyak n-aturan yang memiliki hasil terbesar.

2.5.2 Proses Utama Algoritma Apriori

Proses Utama Algoritma Apriori untuk meningkatkan efisiensi dari pencarian k-*itemset*, dapat digunakan suatu metode tambahan yang dinamakan Apriori *Property*. Metode ini dapat mengurangi lingkup pencarian sehingga waktu pencarian dapat dipersingkat.

Menurut [4] terdapat dua proses utama yang dilakukan dalam algoritma Apriori, yaitu:

1. *Join* (Penggabungan).

   Pada proses ini setiap *item* dikombinasikan dengan *item* yang lainnya sampai tidak terbentuk kombinasi lagi. Untuk menemukan Lk, suatu set dari kandidat k-*itemset* dihasilkan dengan cara men-*join*kan Lk-1 dengan dirinya sendiri. Set kandidat hasil *join* ini nanti akan dinotasikan sebagai Ck. Adapun aturan dari *join* ini adalah setiap kandidat yang dihasilkan tidak boleh meng*and*ung kandidat yang kembar antara satu dengan yang lainnya.
2. *Prune* (Pemangkasan).

   Pada proses ini, hasil dari *item* yang telah dikombinasikan tadi lalu dipangkas dengan menggunakan *minimum support* yang telah ditentukan oleh *user*. Semua (k-1)-*itemset* yang tidak *frequent* tidak mungkin dapat menjadi subset dari *frequent* k-*itemset*. Oleh karena itu, jika ada (k-1) subset dari kandidat k-*itemset* yang tidak termasuk dalam Lk-1, maka kandidat tidak mungkin *frequent* juga dan oleh karena itu dapat dihapus dari Ck.

2.5.3 Langkah-langkah dari proses Algoritma Apriori

Langkah-langkah algoritma Apriori untuk mendapatkan *rule*s yang diinginkan oleh *user*, antara lain:

1. Melakukan *scan database* untuk mendapat kandidat 1-*itemset*, yaitu C1 (Himpunan *item* yang terdiri dari 1 *item*) dan menghitung nilai *support*nya. Bandingkan nilai *support* dengan *minimum support* yang sudah ditentukan, jika nilainya lebih besar atau sama dengan *minimum support*, maka *itemset* tersebut termasuk dalam *large itemset* yaitu L1 (*Large itemset* dengan 1 *itemset*)
2. *Itemset* yang tidak termasuk dalam *large itemset* tidak disertakan dalam iterasi selanjutnya (dilakukan *pruning*).
3. Himpunan L1 hasil iterasi pertama akan digunakan untuk iterasi selanjutnya. Pada L1 dilakukan proses *join* terhadap dirinya sendiri untuk membentuk kandidat 2 *itemset* (C2). Bandingkan lagi *support* dari *item-item* C2 dengan *minimum support*, bila tidak kurang dari *minimum support*, maka *itemset* tersebut masuk dalam *large itemset* L2. Pada iterasi selanjutnya, hasil *large itemset* pada iterasi sebelumnya (Lk-1) akan dilakukan proses *join* terhadap

dirinya sendiri untuk membentuk kandidat baru (Ck), dan *large itemset* baru (Lk). Setelahnya dilakukan proses *pruning* pada *itemset* yang tidak termasuk dalam Lk-.

4. Dari seluruh *large itemset* yang memenuhi *minimum support* (*frequent itemset*) dibentuk *association rule* dan nilai *confidence*nya. Aturan-aturan yang nilai *confidence*nya lebih kecil dari *minimum confidence*, tidak termasuk dalam *association rule* yang dipakai.

2.6 Korelasi *Lift*

Proses *mining* Apriori ditandai dengan terbentuknya kekuatan hubungan kombinasi *itemset* dengan alat ukur asosiasi final. Namun untuk mengukur *valid* atau tidaknya asosiasi final tersebut maka dapat menggunakan *lift ratio* [5]. *Lift ratio* adalah alat ukur penting dalam aturan asosiasi. Fungsinya adalah mengukur ketepatan dan kecermatan suatu alat ukur (*support dan confidence*) agar dapat dipercaya sepenuhnya. Dalam penelitian ini *lift ratio* memastikan bahwa apakah penggunaan media A digunakan secara bersamaan dengan media B. Rumus perhitungan *lift ratio* dapat dirujuk pada peneliti [6]. Pada akhirnya sebuah kombinasi *itemset* dinyatakan *valid* dan kuat jika nilai *lift ratio* > 1.

Nilai korelasi dapat diketahui dengan menggunakan rumus persamaan sebagai berikut:

$$Lift(A,B) = \frac{P(A\ U\ B)}{P\ (A)P\ (B)} \qquad \dots (2.4)$$

Lift (A,B) = Korelasi antara A dan B

P(A U B) = Jumlah kemunculan antara A dan B dibagi dengan total transaksi

P(A) P(B) = Jumlah kemunculan A dikali jumlah kemunculan B pada total transaksi.

Apabila dari perhitungan tersebut menghasilkan nilai dibawah 1 maka terdapat korelasi negatif. Untuk perhitungan yang menghasilkan nilai diatas 1 maka terdapat korelasi positif. Namun apabila menghasilkan nilai sama dengan 1 maka tidak ada korelasi antara X dan Y.

2.7 Penelitian Sebelumnya

Beberapa riset yang telah dilakukan berkaitan dengan kasus asosiasi yang menggunakan metode apriori antara lain:

Penelitian yang berjudul "*Implementasi Analisis Keranjang Belanja Dengan Aturan Asosiasi Menggunakan Algoritma Apriori Pada Penjualan Suku Cadang Motor"* Oleh: Denny Haryanto, Yetli Oslan, Djoni Dwiyana. Pnelirian ini bertujuan untuk untuk menemukan hubungan khusus antar produk yang dibeli bersamaan. Berdasarkan hubungan tersebut, dimungkinkan melakukan promosi barang dengan pola keterikatan barang tersebut. Konsumen yang membeli barang akan tertarik untuk membeli barang yang lain yang biasa dibelinya. Bila konsumen tidak membeli barang yang ada dalam pola penjualan barang, distributor dapat menawarkan barang yang ada dalam pola penjualan barang. Salah satu algoritma penemuan kombinasi pola barang adalah algoritma apriori. Penggunaan metode asosiasi dalam pencarian pola keterikatan untuk promosi produk, diharapkan dapat meminimalkan promosi barang yang mempunyai tingkat penjualan rendah. Dengan meminimalkan promosi barang yang tidak terbeli, konsumen tidak akan terganggu dengan promosi barang yang tidak mempunyai pola keterikatan, sehingga promosi akan lebih efekt*if*.

Penelitian selanjutnya oleh Hernawati yang berjudul "*ANALISIS MARKET BASKET DENGAN ALGORITMA APRIORI (STUDY KASUS TOKO ALIEF)*. Dalam persaingan dunia bisnis sekarang ini menurut para pelakunya untuk senantiasa mengembangkan bisnis mereka dan juga agar selalu bertahan dalam persaingan. Untuk mencapai hal itu, ada beberapa hal yang bisa dilakukan yaitu dengan meningkatkan kualitas produk dan penambahan jenis produk. Untuk memenuhi kebutuhan tersebut terdapat beberapa hal yang bisa dijalankan salah satunya dengan melakukan analisis data transaksi. Algoritma apriori termasuk jenis aturan asosiasi pada *Data Mining*. Aturan yang menyatakan asosiasi atau *association rule* mining adalah teknik *Data Mining* untuk menemukan aturan suatu kombinasi *item*. Salah satu tahap analisis asosiasi pola frequensi tinggi (*frequent* pattern mining). Penting tidaknya suatu asosiasi dapat diketahui dengan dua tolak ukur, yaitu *support* dan *confidence*. Nilai penunjang (*support*) adalah persentase

kombinasi *item* tersebut dalam *database* sedangkan nilai kepastian (*confidence*) adalah kuatnya hubungan antar*item* dalam aturan asosiasi. Dari data 30 transaksi terdapat 1 pola asosiasi yang memenuhi syarat, salah satunya adalah jika membeli telur maka akan membeli rokok dengan nilai *confidence* tertinggi = 62,5%, sehingga membantu untuk menggambil keputusan perusahaan sebagai gambaran dalam rangka mendapatkan pola penjualan produk untuk promosi.

Penelitian selanjutnya oleh Dwi Kartika Pane yang berjudul "*IMPLEMENTASI DATA MINING PADA PENJUALAN PRODUK ELEKTRONIK DENGAN ALGORITMA APRIORI (STUDI KASUS: KREDITPLUS)".* Penjualan produk elektronik, khususnya laptop mengalami peningkatan setiap bulannya, produk yang ditawarkan bermacam merek, merek mempengaruhi masyarakat untuk membeli produk tersebut, untuk mengetahui merek dengan penjualan terbanyak diperlukan algoritma apriori untuk dapat mengetahuinya, dan dengan bantuan tools Tanagra, produk dengan penjualan terbanyak dapat diketahui. Algoritma apriori termasuk jenis aturan asosiasi pada *Data Mining*. Salah satu tahap analisis asosiasi yang menarik perhatian banyak peneliti untuk menghasilkan algoritma yang efisien adalah analisis pola frequensi tinggi (*frequent pattern mining*). Penting tidaknya suatu asosiasi dapat diketahui dengan dua tolak ukur, yaitu: *support* dan *confidence*. *Support* (nilai penunjang) adalah persentase kombinasi *item* tersebut dalam *database*, sedangkan *confidence* (nilai kepastian) adalah kuatnya hubungan antar-*item* dalam aturan asosiasi. Algoritma apriori dapat membantu untuk pengembangan strategi pemasaran.

Kesimpulan dari penelitian ini adalah bahwa: Jadi, berdasarkan grafik, merek produk elektronik yang paling banyak terjual adalah Acer dan Toshiba, dengan diketahuinya produk yang paling banyak terjual tersebut, sehingga perusahaan dapat menyusun strategi pemasaran untuk memasarkan produk dengan merek lain dengan meneliti apa kelebihan produk yang paling banyak terjual tersebut dengan produk lainnya dan dapat menambah persedian Acer dan Toshiba.