

ANALISIS MARKET BASKET DENGAN ALGORITMA HASH-BASED PADA TRANSAKSI PENJUALAN (STUDI KASUS: TB. MENARA)

Feresia Panjaitan¹, Ade Surahman², Tri Dharma Rosmalasari³

Sistem Informasi, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Teknokrat Indonesia¹

Teknik Komputer, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Teknokrat Indonesia²

Akuntansi, Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas Teknokrat Indonesia³

pferesia@gmail.com¹, adesurahman@teknokrat.ac.id², tdrosmalasari@teknokrat.ac.id³

Received: (7 November 2020) Accepted: (12 Desember 2020) Published: (23 Desember 2020)

Abstract

The Market Basket Analysis method can be used to analyse consumer spending patterns. By utilizing data that is then processed to obtain information from the transaction data set. Tb. Menara is a business enterprise that is engaged in the sale of building materials. The store hasn't figured out shopping patterns on consumer shopping carts. The algorithm used is a hash-based algorithm because this algorithm reduces the number of Itemset candidates at the beginning. The results of this research is found 2 Frequent itemsets namely asbestos, asbestos rubber, nail nails with support 93 and ceramics, cement Holcim, cement NAT ceramics with support 75. Association rules are formed that when buying asbestos rubber then buy asbestos confidence 96%. When buying asbestos rubber then buy an umbrella confidence 93%. When buying asbestos and asbestos rubber then buy nails confidence 93%. When buying asbestos and nail umbrellas then buy asbestos rubber confidence 96%. When buying an umbrella nail and asbestos rubber then buy asbestos confidence 96%. When buying ceramic and cement nat ceramics then buy cement Holcim confidence 93%. When consumers buy cement nat ceramic and cement Holcim ceramic then buy ceramic confidence 97%.

Keywords : Data Mining, Market Basket Analysis, Association Rules, Hash-Based algorithm, Rapidminer

Abstrak

Metode Market Basket Analysis dapat digunakan untuk menganalisa pola belanja konsumen. Dengan memanfaatkan data yang kemudian diolah untuk mendapatkan informasi dari kumpulan data transaksi tersebut. TB. Menara adalah bisnis usaha yang bergerak pada bidang penjualan bahan bangunan. Toko ini belum mengetahui pola belanja pada keranjang belanja konsumen. Algoritma yang digunakan yaitu algoritma hash-based karena algoritma ini mengurangi jumlah kandidat itemset pada awal. Hasil penelitian ini yaitu di temukan 2 Frequent itemset yaitu asbes, karet asbes, paku payung dengan support 93 dan keramik, semen holcim, semen nat keramik dengan support 75. Association rules yang terbentuk yaitu ketika membeli karet asbes maka membeli asbes confidence 96%. Ketika membeli karet asbes maka membeli paku payung confidence 93%. Ketika membeli asbes dan karet asbes maka membeli paku payung confidence 93%. Ketika membeli asbes dan paku payung maka membeli karet asbes confidence 96%. Ketika membeli paku payung dan karet asbes maka membeli asbes confidence 96%. Ketika membeli keramik dan semen nat keramik maka membeli semen holcim confidence 93%. Ketika konsumen membeli semen nat keramik dan semen holcim keramik maka membeli keramik confidence 97%.

Kata Kunci : Data Mining, Market Basket Analysis, Association Rules, Hash-Based algorithm, Rapidminer

To cite this article:

Panjaitan, Surahman, Rosmalasari (2020). Analisis Market Basket Dengan Algoritma Hash-Based Pada Transaksi Penjualan (Studi Kasus: Tb. Menara). Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi, Vol (1), 111 - 119

1. Pendahuluan

Bisnis merupakan salah satu kegiatan yang paling *popular* dalam kehidupan manusia. Manusia berperan sebagai produsen, perantara, maupun konsumen. Dengan berkembangnya zaman, pembisnis tidak cukup hanya memiliki sebatas keberanian dalam mengambil tindakan bisnis, tetapi juga dituntut dalam pengetahuan dan wawasan yang mendukung, sehingga keputusan dalam bisnis yang diambil bisa di minimalkan risikonya dan dioptimalkan keuntungannya.

TB. Menara merupakan salah satu bisnis usaha dagang yang bergerak pada bidang penjualan bahan bangunan dan alat pertukangan yang berada di punggur, lampung tengah. Usaha ini menjual berbagai bahan bangunan seperti pasir, semen, besi, kayu dan juga menjual berbagai alat pertukangan seperti sekop, palu, meteran dan lainnya. Persaingan dalam dunia bisnis masih berlangsung karena tidak TB. Menara saja yang menjual bahan bangunan, tetapi masih ada toko lain yang membuka usaha yang sama. Kondisi tersebut menyebabkan pemilik toko ini dituntut untuk menemukan strategi yang dapat meningkatkan penjualan dan pemasaran bahan bangunan dan alat pertukangan.

Saat ini pencatatan transaksi penjualan yang ada pada TB. Menara menggunakan sistem pencatatan manual dan terkomputerisasi. Data yang di catat manual dalam buku kas akan di inputkan kembali ke dalam sistem yang terkomputerisasi. Sistem pengolahan data yang ada pada TB. Menara juga belum berjalan dengan baik karena data transaksi yang ada selain digunakan untuk menjadi arsip dan mengetahui laba/rugi data tersebut dapat dimanfaatkan dan diolah menjadi informasi yang berguna dalam peningkatan penjualan produk, salah satunya adalah untuk mengetahui pola belanja konsumen yang terjadi pada toko.

Pola belanja konsumen tersebut dapat dimanfaatkan dalam membantu pemilik TB. Menara dalam pengambilan keputusan terhadap apa yang berhubungan dengan persediaan barang. Pentingnya persediaan barang di TB. Menara dan barang apa yang menjadi prioritas utama yang harus disediakan untuk mengatasi kekosongan barang. Persediaan barang dalam sebuah toko dapat berpengaruh pada pelayanan konsumen dan pendapatan. Untuk mengetahui pola belanja

konsumen dapat dilakukan dengan menerapkan metode *asosiasi* atau sering disebut dengan *Market Basket Analysis*.

Market Basket Analysis adalah satu metode yang bekerja mencari dan menemukan pola-pola yang berhubungan diantara produk-produk yang dipasarkan, contohnya menemukan bahwa produk A biasanya dibeli bersamaan dengan produk B (Elisa, 2018). Menurut Ramadhan (2017) Algoritma yang paling banyak digunakan dalam proses *market basket* adalah algoritma *apriori* tetapi algoritma ini memiliki kelemahan ketika menentukan *frequent itemset* dari kandidat *itemset* dalam jumlah besar. Semakin banyak jumlah data maka akan semakin banyak dalam melakukan *iterasi* dan *scan database* setiap kali melakukan *iterasi* sehingga waktu yang dibutuhkan cukup lama. Algoritma *hash based* merupakan salah satu algoritma yang dapat digunakan untuk mengatasi kelemahan yang terjadi pada algoritma *apriori*. Proses dalam algoritma *hash-based* ini mengurangi jumlah kandidat *k-itemset* pada awal. Berdasarkan permasalahan yang telah dijelaskan diatas maka diperlukannya analisis *market basket* dengan algoritma *hash-based* pada transaksi penjualan. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menentukan pola belanja konsumen yang terjadi pada toko menggunakan algoritma *hash-based*. Dengan mengetahui *frequent itemset* barang dan aturan *association rules* diharapkan dapat memberi manfaat yaitu membantu mengetahui bahan bangunan apa saja yang banyak terjual pada toko tersebut. Membantu dalam menemukan strategi penjualan dan membantu TB. Menara dalam mengendalikan persediaan barang.

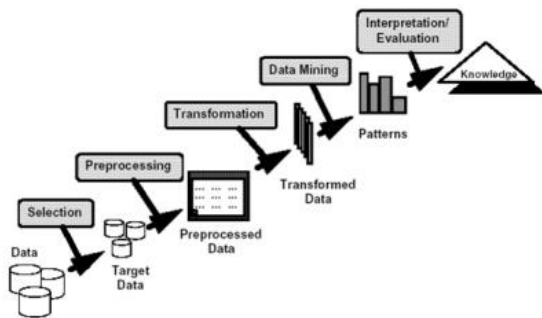
2. Tinjauan Pustaka

Berdasarkan peninjauan penelitian sebelumnya tentang Implementasi Algoritma Hash Based Terhadap Aturan Asosiasi Untuk Menentukan *Frequent Itemset* Studi Kasus Rumah Makan Seafood "KITA" *Dataset* yang digunakan adalah data transaksi penjualan makanan dengan menggunakan 10 item menu makanan. Hasil akhir dari penelitian ini berupa *frequent itemset* dimana hasil ini dapat dijadikan sebagai pertimbangan dalam memasak makanan pada rumah makan [1]. Sedangkan peninjauan jurnal penelitian tentang "Penerapan Algoritma Apriori Pada Transaksi

Penjualan *Hypermart XYZ Lampung* untuk Penentuan Tata Letak Barang” dalam penelitian ini menggunakan algoritma Apriori untuk menganalisis pola belanja konsumen dalam penentuan letak barang. Penelitian ini menghasilkan enam kategori barang yang bisa diletakkan secara berdekatan yaitu: *H & B, milk / coffee / tea, detergent, bulk product, biscuit / snack, dan sauces & spices*. Untuk Kategori *detergent* diletakkan di tengah lima kategori karena selalu muncul dalam aturan asosiasi yang di dapat [10]. Penggunaan algoritma *hash based* sangat tepat digunakan dalam menentukan *frequent itemset* karena pengurangan kandidat dilakukan pada awal *iterasi* sehingga tidak membutuhkan waktu yang lama dalam *scan database*.

2.1. Data Mining

Data Mining adalah kumpulan data yang diolah dengan metode yang ada dan menghasilkan sesuatu informasi yang dapat digunakan. Dalam data mining ada proses yang disebut sebagai *knowledge discovery in database* (KDD). Proses dari KDD dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Proses KDD

1. Menggali pengetahuan di awal serta mencari sasaran yang pengguna lakukan.
2. Membuat prediksi *dataset* yang memiliki pemilihan data.
3. Pembersihan dan memindahkan data.
4. Memulai pencarian informasi dengan algoritma yang ada pada *data mining*.
5. *evaluasi* dan *visualisasi* untuk mengetahui apakah ada sesuatu informasi yang baru dan melakukan iterasi jika diperlukan.

2.2. Market Basket Analysis

Market Basket Analysis (MBA) adalah kumpulan item yang dibeli oleh pelanggan secara bersamaan dalam satu transaksi pelanggan tunggal. Informasi ini dapat digunakan untuk menempatkan susunan barang-barang dalam sebuah toko atau susunan halaman *catalog* (Hermawati, 2013).

Menganalisis keranjang belanja dari data transaksi dapat mengetahui produk mana saja yang sering dibeli secara bersamaan. Pengetahuan ini bisa digunakan dalam bisnis untuk mengembangkan strategi yang bertujuan mempengaruhi konsumen, termasuk merubah permintaan secara keseluruhan, memberikan potongan harga untuk kategori produk tertentu.

2.3. Association Rules

Association Rules merupakan aturan untuk mengetahui hubungan antar barang dalam suatu *dataset*. Dalam menentukan *Association Rule*, ada dua ukuran yang digunakan yaitu:

1. Minimal Support

Minimal Support adalah ukuran yang harus dipenuhi sebagai batas *frekuensi* kejadian (*support count*) dari seluruh *itemset* (*support*) dalam keseluruhan transaksi. Untuk mencari nilai *support* sebuah item (X) diperoleh dengan rumus:

$$Support(X) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung X}}{\text{Total Transaksi}}$$

Sedangkan nilai *support* untuk *itemset* (X, Y) diperoleh dari rumus:

$$Support(X,Y) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung X dan Y}}{\text{Total Transaksi}}$$

2. Minimal Confidence

Minimal confidence adalah parameter seberapa sering item dalam Y muncul di transaksi yang mengandung X.

$$Confidence(Y|X) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung X dan Y}}{\text{Jumlah Transaksi X}}$$

2.4. Algoritma Hash-Based

Algoritma *hash-based* mengurangi jumlah *itemset* yang tidak digunakan pada awal *iterasi*. Dalam algoritma ini menggunakan teknik *hashing* dalam menemukan *itemset* selanjutnya. Dalam melakukan pengurangan ukuran dengan menggunakan *hash function* pada *iterasi* dua dan tiga. Berikut adalah rumus *hash function*. Rumus *hash* untuk pemrosesan *hash table* pada 2-*itemset*

$$H(XY) = ((\text{Order of X} * 10) + \text{Order of Y}) \bmod \text{bil prima}$$

Rumus *hash* untuk pemrosesan *hash table* pada 3-*itemset*

$$H(XYZ) = ((\text{Order of } X * 100) + (\text{Order of } Y * 10) + \text{order of } Z) \text{ mod bil prima}$$

Keterangan:

Order X = nilai X

Order Y = nilai Y

Order Z = nilai Z

Mod bil prima = Bilangan prima yang terdekat dan lebih besar dari jumlah kandidat *itemset*

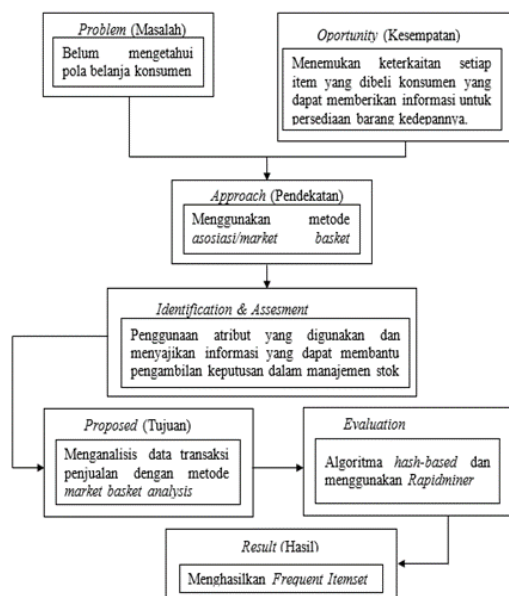
2.5. RapidMiner

Rapidminer pertama kali diberi nama YALE (*Yet Another Learning*), versi awal *rapiminer* mulai dikembangkan tahun 2001 dan pada tahun 2007 YALE dirubah namanya menjadi *rapidminer*. *RapidMiner* merupakan perangkat lunak yang bersifat terbuka. *RapidMiner* merupakan salah satu software yang bisa digunakan untuk melakukan analisis terhadap *data mining*, *text mining* dan analisis prediksi. *RapidMiner* menggunakan teknik *deskriptif* dan prediksi dalam memberikan wawasan kepada pengguna sehingga pengguna dapat membuat keputusan yang tepat.

3. Metode Penelitian

Metode penelitian pada penelitian ini yaitu metode penelitian kuantitatif. Penelitian kuantitatif merupakan penelitian yang datanya berbentuk angka dan dianalisis dengan menggunakan teknik statistik.

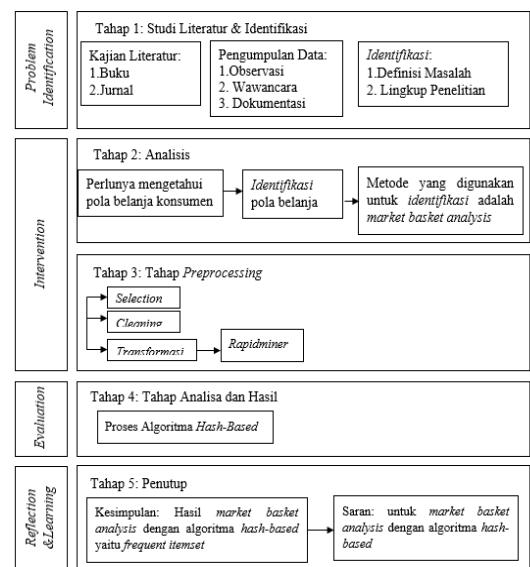
3.1. Kerangka Penelitian



Gambar 2. Kerangka Penelitian

- Problem (Masalah)**
Tahapan penelitian diawali dengan penentuan masalah penelitian, yaitu belum mengetahui pola belanja konsumen yang terjadi di TB. Menara.
- Opportunity (Kesempatan)**
Kesempatan yang ditemukan yaitu mengetahui pola pembelian sehingga ditemukan keterkaitan antar item.
- Approach (Pendekatan)**
Dalam penelitian ini adalah bagaimana cara peneliti untuk melakukan pendekatan dengan masalah yang ada untuk menemukan solusi dalam penelitian ini diantaranya melalui metode *asosiasi/market basket analysis* untuk mengetahui pola pembelian *customer*.
- Identifikasi & penilaian**
Identifikasi yang dimaksud dalam penelitian ini adalah berkaitan dengan atribut yang akan digunakan dalam penelitian ini, sehingga hasil yang akan di olah dapat sesuai dengan tujuan yang diharapkan yaitu menyiapkan *rules* transaksi penjualan.
- Proposed (Usulan)**
Usulan yang diajukan dalam penelitian ini adalah menganalisis data transaksi dengan metode *market basket analysis*.
- Evaluation**
Dalam penelitian ini peneliti menggunakan algoritma *hash-based* dan *tools Rapidminer*.
- Result (Hasil)**
Penelitian ini menghasilkan *frequent itemset* dan *association rules*.

3.2. Tahap Penelitian



Gambar 3. Tahap Penelitian

4. Hasil dan Pembahasan

4.1. Pengolahan Data dan Informasi

Data yang diperoleh melalui proses pengambilan data berupa yaitu data transaksi penjualan berupa *hard copy* dan data barang berupa file *excel*. Dalam data transaksi terdapat tujuh atribut yaitu tanggal transaksi, nomor transaksi, banyaknya barang, keterangan, *debit*, *kredit* dan *saldo*. Sedangkan dalam file data barang terdapat lima atribut yaitu kode item, nama item, jenis, stok satuan, dan harga pokok. Data yang di dapat kemudian akan diproses sesuai hasil *studi literature*. Pertama akan dilakukan *preprocessing*, penyelesaian dengan algoritma *hash-based* hingga pembentukan *association rules*.

4.2. Preprocessing Data

Dalam tahap ini agar data transaksi dapat diolah dengan *software Rapidminer* maka dilakukan *preprocessing* yang dilakukan secara manual. Untuk atribut yang tidak terpakain akan dihilangkan. Pada penelitian ini data yang dibutuhkan hanya data transaksi penjualan yang terjadi pada TB. Menara, maka dilakukan penyaringan data pada data transaksi tersebut. Penyaringan dilakukan dengan menghapus data transaksi di toko bangunan yang bukan transaksi penjualan.

Dalam pembentukan *association rules* atribut yang digunakan hanya no transaksi dan nama item yang ada pada transaksi. *Market basket analysis* dilakukan hanya untuk mengetahui jenis barang di tiap transaksi, bukan kualitas pada setiap transaksi dan untuk mencari hubungan antar item diperlukan setidaknya dua item dalam satu transaksi. Berikut data transaksi yang siap digunakan dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1 Data Transaksi

No Transaksi	Nama Item
1	Keramik, Semen Holcom
2	Paku Usuk, Bodem
3	Artco, Ember
4	Semen Holcim , Pasir
5	Ember Bak, Cor
6	Meteran, Gembok, Paku Usuk
7	Kuku Macan, Semen Holcim
....	Keramik, Kran
1134	Benang Diamond, Mata Potong

4.3. Penyelesaian Masalah dengan Algoritma Hash-Based

Algoritma *hash-based* digunakan untuk menemukan *frequent Itemset* yang berguna untuk pembentukan *association rules*. berikut langkah yang dilakukan dalam algoritma *hash-based*.

1. Pemrosesan Data

Data *set* yang di dapat pada tahap *preprocessing* kemudian di proses menggunakan algoritma *hash-based* untuk menghasilkan *frequent itemset*.

- 1) Menentukan *minimum support* (minsup) sebagai batas dalam pembentukan *frequent itemset* dan *minimum confidence* (mincof) dalam pembentukan *association rules*. penentuan *minsup* dan *mincof* disesuaikan dengan kebutuhan karena tidak ada ketentuannya. Dalam penelitian ini peneliti menggunakan *minsup* sebesar 73 atau 6% dan *mincof* 92%.
- 2) Untuk mempermudah dalam melakukan perhitungan dalam tabel *hash* maka setiap item memerlukan urutan item dalam data. Urutan item tersebut digunakan sebagai perwakilan nilai dalam perhitungan. Dalam mempermudah dalam penelitian penulis menggunakan inisial abjad sebagai kode dari item. item barang dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2. Inisial Item

Inisial	Nama item	Support
C	Asbes	8%
O	Bendrat	7%
P	Besi beton	14%
AB	Cat tembok	6%
BQ	Karet asbes	8%
BY	Keramik	24%
CG	Kran	12%
CH	Kuas cat	7%
CU	Lem isarplas	7%
EC	Paku paying	9%
EH	Paku usuk	15%
EK	Pipa L	14%
EL	Pipa T	6%
EM	Pipa PVC	15%
FY	Sealtipe onda	6%
GC	Semen holcim	48%
GD	Semen nat keramik	9%

- 3) Pembangkitan kandidat 1-itemset(C1) berdasarkan perhitungan support count dengan menggunakan persamaan 2.1.

$$\text{Ayakan Pasir} = \frac{0}{1314} = 0 \%$$

$$\text{Semen Holcim} = \frac{626}{1314} = 48 \%$$

Hasil perhitungan C1 tersebut kemudian disaring berdasarkan nilai *support count* yang lebih besar atau sama dengan dari nilai *minimum support* yang telah ditentukan sebelumnya yaitu sebesar 6%. Hasil dari penyaringan tersebut menghasilkan 1-Frequent itemset (L1). Hasil penyaringan L1 dapat dilihat pada tabel 3.

Tabel 3. 1-Frequent itemset (L1)

Order of item	Nama item	Inisial
1	Amplas	A
2	Artco	B
3	Asbes	C
4	Ayakan pasir	D
5	Bak cat	E
6	Bak cor	F
.....	Bautbangunan	J
221	Waterpass Haston	HN

- 4) Hasil L1 dikombinasikan dan dimasukkan ke dalam tabel hash dengan menggunakan persamaan 2.4.
- 5) Untuk pembangkitan L2 didapat berdasarkan perhitungan support count subset C2 dengan menggunakan persamaan 2.2. C2 yang tidak memiliki support count lebih besar atau sama dengan dari minimum support tidak akan dibangkitkan menjadi L2.

$$\text{BY-GC} = \frac{244}{1314} = 19 \%$$

Dari perhitungan support count diatas C2 yang memiliki nilai support count lebih besar atau sama dengan 6% maka akan dibangkitkan menjadi L2. L2 yang terbentuk dapat dilihat pada tabel 4.

Tabel 4. 2-Frequent itemset (L2)

Itemset	Nama Item		Support
C-BQ	Asbes	Karet asbes	8%
C-EC	Asbes	Paku payung	7%
P-GC	Besi beton	Semen holcim	10%
BQ-EC	Karet asbes	Paku payung	7%
BY-GC	Keramik	Semen holcim	19%
BY-GD	Keramik	Semen nat keramik	6%
EH-GC	Paku usuk	Semen holcim	8%
EK-EM	Pipa L	Pipa pvc	10%
GC-GD	Semen holcim	Semen nat keramik	6%

- 6) Setelah ditemukan L2 maka L2 akan dikombinasikan dan di hash ke dalam hash table dengan persamaan 2.5. Hasil L2 yang telah dikombinasikan dimasukkan ke dalam bucket address.
- 7) Untuk pembangkitan L3 didapat berdasarkan perhitungan support count subset C3 dengan menggunakan persamaan 2.2. subset C3 yang tidak memiliki support count lebih besar atau sama dengan minimum support tidak akan dibangkitkan menjadi L3.

$$\text{C-BQ-EC} = \frac{93}{1314} = 7 \%$$

Dari perhitungan *support count* C3 diatas yang memiliki *support count* lebih dari atau sama dengan 6% akan dibangkitkan menjadi L3. L3 yang terbentuk dapat dilihat pada tabel 5

Tabel 5. 3-Frequent itemset (L3)

	Nama		support
Asbes	Karet Asbes	Paku Payung	93
Keramik	Semen Holcim	Semen NatKeramik	75

Setelah dilakukan tiga kali iterasi tersisa dua alamat pada tabel hash dengan 3-itemset. Frequent itemset yang didapatkan yaitu (Asbes, Karet Asbes, Paku Payung) dengan jumlah barang yang laku terjual secara bersamaan sebesar 93 dan (Keramik, Semen Holcim, Semen Nat Keramik) dengan jumlah barang yang laku terjual secara bersamaan sebesar 75.

2. Association Rules

Setelah tahap perhitungan algoritma hash-based selesai maka dilakukan perhitungan confidence. Penyaringan hasil perhitungan confidence dilakukan berdasarkan minimum confidence yang telah ditetapkan dengan menggunakan persamaan 2.3 untuk semua hasil perhitungan algoritma hash-based.

$$Confidence\ C-BQ = \frac{100}{110} = 91\%$$

Dari hasil perhitungan confidence di atas tingkat kemungkinan ketika membeli item C maka konsumen akan membeli item BQ sebesar 91%. Hasil dari penyaringan confidence tersebut merupakan association rules yang memenuhi minimum confidence lebih besar dari atau sama dengan 92% sebagai berikut:

- a. [Karet Asbes] – [Asbes] = Confidence 96%.
- b. [Karet Asbes] – [Paku Payung] = Confidence 93%.
- c. [Asbes Karet – Asbes] – [Paku Payung] = Confidence 93%.
- d. [Asbes - Paku Payung] – [Karet Asbes] = Confidence 96%
- e. [Paku Payung - Karet Asbes] – [Asbes] = Confidence 96%.
- f. [Keramik - Semen Nat Keramik] – [Semen Holcim] = Confidence 93%.
- g. [Semen Nat Keramik - Semen Holcim] – [Keramik] = Confidence 97%

4.4. Implementasi RapidMiner

Pada tahap penulis melakukan proses pengolahan data dengan RapidMiner untuk menemukan frequent itemset dan association rules pada TB.Menara. Data yang akan digunakan dalam proses ini yaitu data transaksi dalam bentuk file CSV

4.5. Hasil Frequent Itemset

Pada proses ini di temukan dua frequent itemset yang dapat dilihat pada Gambar 4.

Support	Item 1	Item 2	Item 3
0.069	PAKU PAYUNG	ASBES	KARET ASBES
0.062	SEMEN HOLCIM	KERAMIK	SEMEN NAT KERAMIK

Gambar 4. Frequent Itemset

4.6. Association Rules

Pada proses rapidminer menghasilkan aturan association rule yang dapat dilihat pada Gambar 5.

```

AssociationRules
Association Rules
[KARET ASBES] --> [PAKU PAYUNG] (confidence: 0.923)
[ASBES, KARET ASBES] --> [PAKU PAYUNG] (confidence: 0.929)
[KARET ASBES] --> [ASBES] (confidence: 0.942)
[PAKU PAYUNG, KARET ASBES] --> [ASBES] (confidence: 0.948)
[SEMEN HOLCIM, PAKU PAYUNG, ASBES] --> [KARET ASBES] (confidence: 0.956)
[SEMEN HOLCIM, PAKU PAYUNG, KARET ASBES] --> [ASBES] (confidence: 0.956)
[PAKU PAYUNG, ASBES] --> [KARET ASBES] (confidence: 0.958)
[SEMEN HOLCIM, KARET ASBES] --> [ASBES] (confidence: 0.959)
[SEMEN HOLCIM, LIS KERAMIK] --> [KERAMIK] (confidence: 0.969)
    
```

Gambar 5. Association Rules.

Setelah dilakukan analisis keranjang belanja pada TB. Menara dengan menggunakan algoritma hash-based dan software rapidminer 5.3 dapat diketahui pola belanja yang terjadi selama agustus 2019 sampai dengan maret 2020. Dari hasil analisis tersebut didapat kan jumlah barang yang paling laku terjual untuk 1-itemset yaitu semen holcim sebesar 48%. Itemset untuk 2-itemset yaitu keramik dan semen holcim sebesar 19%. Setelah dilakukan tiga kali iterasi tersisa dua alamat pada tabel hash dengan 3-itemset. Frequent Itemset yang di didapat yaitu asbes, karet asbes dan paku payung sebesar 7%. Itemset keramik, semen holcim, semen nat keramik sebesar 6%.

Setelah ditemukan frequent itemset penelitian ini juga menghasilkan aturan association rules. Association rules yang terbentuk yaitu:

1. Ketika konsumen membeli Karet Asbes maka akan membeli Asbes dengan tingkat keyakinan sebesar 96%.
2. Ketika konsumen membeli Karet Asbes maka akan membeli Paku Payung dengan tingkat keyakinan sebesar 93%.
3. Ketika konsumen membeli Asbes dan Karet Asbes maka akan membeli Paku Payung dengan tingkat keyakinan sebesar 93%.
4. Ketika konsumen membeli Asbes dan Paku Payung maka akan membeli Karet Asbes dengan tingkat keyakinan sebesar 96%

5. Ketika konsumen membeli Paku Payung dan Karet Asbes maka akan membeli Asbes dengan tingkat keyakinan sebesar 96%.
6. Ketika konsumen membeli Keramik dan Semen Nat Keramik maka akan membeli Semen Holcim dengan tingkat keyakinan sebesar 93%.
7. Ketika konsumen membeli Semen Nat Keramik dan Semen Holcim Keramik maka akan membeli Keramik dengan tingkat keyakinan sebesar 97%.

5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan maka dalam penelitian ini dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Metode *Market Basket Analysis* dengan algoritma *hash-based* dapat digunakan untuk membantu toko mengetahui pola belanja konsumen dan item yang sering dibeli oleh konsumen.
2. Hasil analisis algoritma *hash-based* dan *rapidminer* 5.3 dengan menggunakan 1314 data transaksi dan 221 item barang ditemukan barang yang paling laku terjual periode agustus 2019 sampai maret 2020 untuk *1-itemset* yaitu semen holcim sebesar 48%. *Itemset* untuk *2-itemset* yaitu keramik dan semen holcim sebesar 19%. Setelah dilakukan tiga kali *iterasi* tersisa dua alamat pada tabel *hash* dengan *3-itemset*. *Frequent itemset* yang didapatkan yaitu *itemset* asbes, karet asbes, paku payung dengan jumlah terjual (*support count*) 93 atau 7% dan *itemset* keramik, semen holcim, semen nat keramik dengan jumlah terjual (*support count*) 75 atau 6%.
3. Penelitian ini juga menghasilkan aturan *association rules* yaitu:
 - 1) Ketika konsumen membeli Karet Asbes maka akan membeli Asbes dengan tingkat keyakinan barang akan dibeli secara bersamaan sebesar 96%.
 - 2) Ketika konsumen membeli Karet Asbes maka akan membeli Paku Payung dengan tingkat keyakinan barang akan dibeli secara bersamaan sebesar 93%.
 - 3) Ketika konsumen membeli Asbes dan Karet Asbes maka akan membeli Paku Payung dengan tingkat keyakinan barang akan dibeli secara bersamaan sebesar 93%.
 - 4) Ketika konsumen membeli Asbes dan Paku Payung maka akan membeli Karet

- Asbes dengan tingkat keyakinan barang akan dibeli secara bersamaan sebesar 96%
- 5) Ketika konsumen membeli Paku Payung dan Karet Asbes maka akan membeli Asbes dengan tingkat keyakinan barang akan dibeli secara bersamaan sebesar 96%.
- 6) Ketika konsumen membeli Keramik dan Semen Nat Keramik maka akan membeli Semen Holcim dengan tingkat keyakinan sebesar 93%.
- 7) Ketika konsumen membeli Semen Nat Keramik dan Semen Holcim Keramik maka akan membeli Keramik dengan tingkat keyakinan barang akan dibeli secara bersamaan sebesar 97%.

Daftar Pustaka

- [1] Elisa, E., 2018. Market Basket Analysis Pada Mini Market Ayu dengan Algoritma Apriori. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*.
- [2] Han, J, Kamber, M, & Pei, J. 2006. Data Mining: Concept and Techniques, Second Edition. Waltham: Morgan Kaufmann Publishers.
- [3] Hermawati, F. A. (2013). Data Mining. Yogyakarta: Penerbit Andi.
- [4] Iswandi, P., Permana, I. & Salisah, F. N., 2020. Penerapan Algoritma Apriori Pada Transaksi Penjualan HYPERMART XYZ Lampung untuk Penentuan Tata Letak Barang. *Jurnal Ilmiah Rekayasa dan Manajemen Sistem Informasi*.
- [5] Larose, D. T., 2005. *Discovering Knowledge In Data*. Canada: s.n.
- [6] Masnur, A., 2015. Analisa Data Mining Menggunakan Market Basket Analysis untuk Mengetahui Pola Beli Konsumen.
- [7] Melati, D. & Wahyuni, T. S., 2019. Association Rule dalam Menentukan Cross-Selling Produk Menggunakan Algoritma Fp-Growth.. *Jurnal Vokasional Teknik Elektronika dan Informatika*.
- [8] Ningsih, L. & Wulandari, D. A. N., 2017. Data Mining Market Basket Analysis Menggunakan Algoritma Apriori Untuk

- Menentukan Persediaan Obat. *Konferensi Nasional Ilmu Sosial & Teknologi (KNIST)*.
- [9] Putra, J. L. et al., 2019. Implementasi Algoritma Apriori Terhadap Data Penjualan Pada Perusahaan Retail. *Jurnal Pilar Nusa Mandiri*.
- [10] Ramadhan, F. (2017). Implementasi Algoritma Hash Based Terhadap Aturan Asosiasi Untuk Menentukan Frequent Itemset Study Kasus Rumah Makan Seafood "Kita". Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Multimedia. Yogyakarta: STMIK AMIKOM.
- [11] Romadlon, M. N. & H., 2017. Sistem Informasi Penjualan Bahan Bangunan Menggunakan Metode Market Basket Analisis(MBA).
- [12] Santosa, B. & Umam, A., 2018. *Data Mining dan Big Data Analytics*. 2nd
- [13] Sriwiji, R., Ariyani, D. F., Ramadhani, K. & Widodo, E., 2019. Analisa Pola Pembelian Konsumen Pada Transaksi Penjualan Menggunakan Association Rules (Studi Kasus Minimarket Jaya Mart Blambangan, Banjarnegara).
- [14] Tengkue, I. A., Sengkey, R. & Jacobus, A., 2019. Implementasi Algoritma FP-MAX untuk Menganalisa Pola Pembelian Obat di Apotek. *Jurnal Teknik Informatika*.
- [15] Yulanda, R. D., Wahyuningsih, S. & Amijaya, F. D. T., 2018. Association rules with apriori algorithm and hash-based algorithm. *Journal of Physics: Conference Series*.