



ISSN 1412 5641

MediaTeknika

Jurnal Teknologi

Vol. 10, No. 2, Desember 2015

Weak Local Residual in Relation to the Accuracy of Numerical Solutions to Conservation Laws

Sudi Mungkasi

Prototipe Pengaturan Tekanan Air pada Sistem Distribusi Air

Renny Rakhmawati

Penggunaan SCADA untuk Simulasi Pemakaian Daya, Pengendalian Pompa Air dan Lampu pada Gedung Bertingkat

Budi Kartadinata, Melisa Mulyadi, Linda Wijayanti

Border Gateway Protocol dengan Router MIKROTIK Berbantuan GNS3

Theresia Ghozali, Lydia Sari

Implementasi Algoritma Eclat untuk Frequent Pattern Mining pada Penjualan Barang

Joseph Eric Samodra, Budi Susanto, Willy Sudiarto Raharjo

Prototipe Sistem Rekomendasi Menu Makanan dengan Pendekatan *Contextual Model* dan *Multi-Criteria Decision Making*

Robertus Adi Nugroho

Kincir Angin Propeler Berbahan Kayu untuk Kecepatan Angin Tinggi

Wihadi D., Iswanjono, Rines

Evaluasi Model Pemanfaatan Teknologi Informasi dalam Menunjang Kinerja di PT Dirgantara Indonesia (PERSERO)

Aloysius Bagas Pradipta Irianto, Sasongko Pramono H, Wing Wahyu Winarno

MediaTeknika

Volume 10 Nomor 2, Desember 2015

- Editor in Chief : Dr. Iswanjono
- Associate Editors : Sudi Mungkasi, Ph.D.
Johanes Eka Priyatma, Ph.D.
Dr. Linggo Sumarno
- Managing Editors : I Gusti Ketut Puja, M.T.
Iwan Binanto, M.Sc.
- Administrators : Bernadeta Wuri Harini, M.T.
Catharina Maria Sri Wijayanti, S.Pd.
- Reviewers : Dr. Linggo Sumarno (USD)
Dr Iswanjono (USD)
Dr. Pranowo (UAJY)
Y.B. Lukiyanto, M.T. (USD)
Damar Widjaja, M.T. (USD)
Dr. Anastasia Rita Widiarti (USD)
Eka Firmansyah, Ph.D. (UGM)
Risanuri Hidayat, Ph.D (UGM)
I Gusti Ketut Puja, M.T. (USD)
- Contact us : Media Teknika Journal Office
Universitas Sanata Dharma
Kampus III Paingan Yogyakarta
Telp. (0274) 883037, 883986 ext. 2310, 2320
Fax. (0274) 886529
e-mail : mediateknika@usd.ac.id
situs : www.usd.ac.id/mediateknika

MediaTeknika is managed by Faculty of Science and Technology, Sanata Dharma University for scientific communication in research areas of engineering, technology, and applied sciences.

Media Teknika

Jurnal Teknologi

Vol. 10, No. 2, 2015

DAFTAR ISI

DAFTAR ISI	i
EDITORIAL	ii
Weak Local Residual in Relation to the Accuracy of Numerical Solutions to Conservation Laws <i>Sudi Mungkasi</i>	65 – 71
Prototipe Pengaturan Tekanan Air pada Sistem Distribusi Air <i>Renny Rakhmawati</i>	72 – 82
Penggunaan SCADA untuk Simulasi Pemakaian Daya, Pengendalian Pompa Air dan Lampu pada Gedung Bertingkat <i>Budi Kartadinata, Melisa Mulyadi, Linda Wijayanti</i>	83 – 91
Border Gateway Protocol dengan Router MIKROTIK Berbantuan GNS3 <i>Theresia Ghozali, Lydia Sari</i>	92 – 100
Implementasi Algoritma Eclat untuk <i>Frequent Pattern Mining</i> pada Penjualan Barang <i>Joseph Eric Samodra, Budi Susanto, Willy Sudiarto Raharjo</i>	101 – 110
Prototipe Sistem Rekomendasi Menu Makanan dengan Pendekatan <i>Contextual Model</i> dan <i>Multi-Criteria Decission Making</i> <i>Robertus Adi Nugroho</i>	111 – 121
Kincir Angin Propeler Berbahan Kayu untuk Kecepatan Angin Tinggi <i>Wihadi D., Iswanjono, Rines</i>	122 – 131
Evaluasi Model Pemanfaatan Teknologi Informasi dalam Menunjang Kinerja di PT Dirgantara Indonesia (PERSERO) <i>Aloysius Bagas Pradipta Irianto, Sasongko Pramono H, Wing Wahyu Winarno</i>	132 – 140

IMPLEMENTASI ALGORITMA ECLAT UNTUK FREQUENT PATTERN MINING PADA PENJUALAN BARANG

Joseph Eric Samodra, Budi Susanto(*), Willy Sudiarto Raharjo(*)
Universitas Atma Jaya Yogyakarta, Prodi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Industri
Universitas Kristen Duta Wacana, Prodi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi
eric.samodra@mail.uajy.ac.id, budsus@ukdw.ac.id, willysr@ukdw.ac.id

ABSTRAK

Eclat algorithm is used to find frequent item sets. This algorithm uses a vertical data type and perform depth-first search in the lattice sections and determine the set of items to support cuts transaction list. Research is carried out by comparing the data pattern generated sales Eclat algorithm. The data used is the sales data in 2011 and 2012. Analyzes were performed using the minimum support ranging from 5% to 20%. At a minimum support of 15% and 20% reporting no sales rules. This is because too many variations of groups of goods. The data are too diverse causes minimum support value can not be more than 15%, this is because the average customer bought stuff that was as much as 3 items only. 2010 and 2011 sales data has the same relative pattern of rules seen from the support and lift values. Olie is not found in the rule because most sales Olie is a single sale.

Kata kunci : association rule mining, eclat, frequent item set, depth first, data mining

I. Pendahuluan

Saat ini, pertumbuhan jumlah toko yang menyediakan perlengkapan suku cadang dan aksesoris sepeda motor semakin banyak. Selain itu perbedaan harga produk – produk yang ditawarkan juga tidak jauh berbeda antara satu toko dengan toko yang lain. Supaya suatu toko dapat memiliki keunggulan dengan toko lainnya, salah satu cara yang dapat ditempuh adalah dengan mengetahui pola beli pelanggan dengan menganalisa data transaksi penjualan. Dengan mengetahui pola beli pelanggan, diharapkan toko dapat mengetahui jenis barang yang sering dibeli bersamaan sehingga dapat menambah keuntungan penjualan.

Frequent pattern mining memainkan peran penting di dalam data mining. Frequent pattern mining memiliki tujuan untuk menemukan pola tertentu dari database. Salah satu metode yang digunakan adalah metode asosiasi.

Metode asosiasi digunakan untuk mencari dan menganalisa data transaksi penjualan yang terjadi. Hal ini dapat dilakukan dengan memeriksa perilaku pelanggan terkait dengan produk - produk yang dibeli. Dengan menggunakan aturan asosiasi, kita dapat mengetahui seberapa sering item yang dibeli bersama-sama dalam suatu transaksi. Salah satu algoritma yang digunakan adalah Eclat.

Eclat pada dasarnya adalah pencarian algoritma depth-first menggunakan persimpangan yang ditetapkan. Eclat menggunakan basis data dengan tata letak vertikal. Setiap item disimpan bersama dengan sampelnya (juga disebut tidlist) dan menggunakan pendekatan berdasarkan persimpangan untuk menghitung dukungan dari suatu itemset.

Dengan cara ini, dukungan dari itemset X dapat dengan mudah dihitung dengan hanya memotong penutup dari dua himpunan bagian. Kelebihan dari Eclat adalah proses dan performa penghitungan support dari semua itemsets dilakukan dengan lebih efisien dibandingkan dengan algoritma apriori.

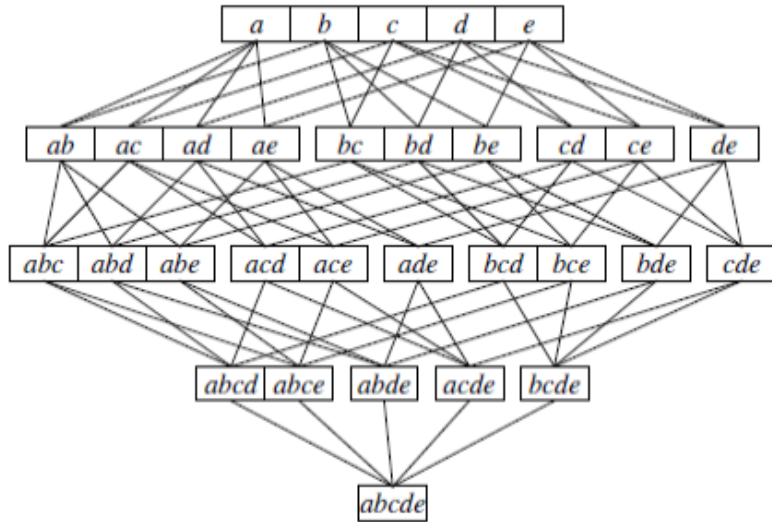
II. Landasan Teori

II.1 MARKET BASKET ANALYSIS

Association rule mining adalah salah satu metode untuk mencari relasi yang menarik antara variabel pada sebuah basis data yang besar. Konsep ini diperkenalkan oleh Agrawal et al¹ dengan menggunakan kasus transaksi pada supermarket yang disimpan pada sistem point of sales (POS) untuk menemukan barang yang dibeli bersama oleh konsumen. Metode ini dinamakan market basket analysis.

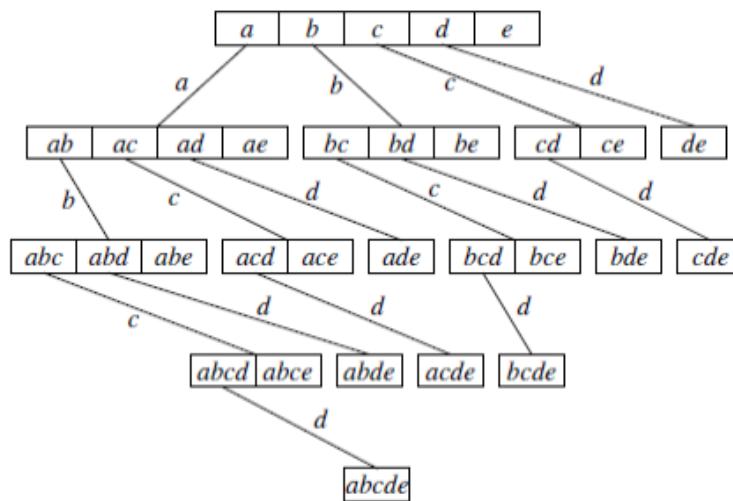
Market basket analysis adalah sebuah metode untuk mencari set item yang sering dalam satu set transaksi. Tujuan dari market basket analysis adalah untuk menemukan perilaku atau pola belanja pelanggan supermarket, perusahaan mail-order, toko online, dll. Secara khusus, market basket analysis akan mencoba untuk mengidentifikasi set produk yang sering dibeli bersama-sama.

Masalah utama di dalam menemukan itemset, misalnya yang terkandung di dalam transaksi adalah terdapat banyak sekali kemungkinan itemset yang muncul, yang membuat pendekatan naif menjadi tidak layak karena waktu eksekusi yang lama (Goethals, 2013)(2). Namun, ada pendekatan yang lebih canggih dengan dua algoritma dikenal dengan nama Apriori dan Eclat yang paling populer. Keduanya mengandalkan pencarian top-down dalam kisi subset dari item. Contohnya pada gambar 1 yang menunjukkan relasi antara item set yang berbeda



Gambar 1. Subset bagian untuk lima item (Bogelt, C. 2003)³. Efficient Implementations of Apriori and Eclat.

Untuk struktur pencarian, kedua algoritma mengatur kisi bagian sebagai pohon prefix, misalnya pada gambar 2 memiliki lima item. Dalam pohon set item yang digabungkan dalam sebuah node yang memiliki prefix yang sama berkaitan dengan beberapa perintah yang acak, namun memiliki urutan tetap di dalam item (dalam contoh item lima, urutan ini hanya a, b, c, d, e). Dengan struktur ini, item set yang terkandung dalam simpul dari pohon dapat dibangun dengan mudah dengan cara berikut: Ambil semua item yang bagian tepinya mengarah ke node memiliki label dan tambahkan item yang berhasil dengan urutan yang tetap dari item. Perhatikan bahwa dengan cara ini hanya memerlukan satu item untuk membedakan antara item set yang diwakili dalam satu node yang relevan untuk pelaksanaan algoritma



Gambar 2. Pohon prefix untuk lima item (Bogelt, C. 2003)³. Efficient Implementations of Apriori and Eclat.

II.2. ECLAT

Algoritma Eclat (Equivalence Class Transformation) adalah sebuah program yang digunakan untuk menemukan set item yang sering (Zaki et al. 1997)⁴, algoritma ini menggunakan yang melakukan pencarian depth first pada kisi bagian dan menentukan dukungan set item dengan memotongkan daftar transaksi. Versi saat ini dari program ini hanya dapat menemukan set item yang sering. Algoritma ini tidak mendukung pengelompokan item / clustering (Zaki et al, 1997.)⁴, tetapi algoritma ini dapat mendukung diffset (Zaki dan Gouda 2003)⁵ dan beberapa varian algoritma lainnya.

Algoritma Eclat melintasi pohon prefix di urutan pertama. Algoritma ini memperluas item set barang hingga mencapai batas antara item set yang sering dan jarang terjadi, kemudian kembali ke awal untuk mengerjakan awalan berikutnya (dalam urutan leksikografis berkaitan dengan urutan tetap dari item)⁶. Eclat menentukan support dari item set yang ditetapkan dengan membangun daftar pengenalan transaksi yang mengandung item set. Caranya dengan memotong dua daftar pengenalan transaksi di dalam dua set item yang berbeda hanya dengan satu item dan bersama-sama membentuk item yang ditetapkan saat diproses.

Sebuah cara mudah untuk merepresentasikan transaksi untuk algoritma Eclat adalah dengan menggunakan matriks bit, di mana setiap baris sesuai dengan item masing-masing kolom untuk transaksi (atau sebaliknya). Bit adalah set di dalam matriks ini jika item yang sesuai dengan baris terkandung di dalam transaksi yang sesuai dengan kolom, selain itu akan dihapus.

Pada dasarnya ada dua cara untuk merepresentasikan matriks bit: Baik sebagai matriks bit yang benar, dengan satu bit memori untuk setiap item dan transaksi, atau menggunakan daftar untuk setiap baris di dalam kolom bit yang ditetapkan. (cara kedua ini setara dengan menggunakan daftar pengenalan transaksi untuk setiap item.). Cara merepresentasikan bit matrix ini tergantung pada kepadatan dataset. Pada mesin 32 bit, representasi bit matrix dengan cara pertama akan menggunakan memori dengan lebih efisien jika rasio dari bit set ke bit bersih lebih besar dari 1:31. Namun, penggunaan rasio ini tidak dianjurkan untuk untuk memutuskan antara matrix bit yang benar dan jarang, karena dalam proses pencarian, karena saat persimpangan dilakukan, jumlah bit set akan berkurang. Oleh karena itu representasi jarang harus digunakan bahkan jika rasio dari bit untuk bit bersih lebih besar dari 1:31 (Bogelt, C.2003)³.

Pseudocode algoritma Eclat dapat dilihat pada gambar 3

```

Input : database  $D$ , minimum support, a set of atom of a sublattice  $S$ 
Output : Frequent itemsets  $F$ 
Procedure Eclat( $S$ )
  For all atoms  $A_i \in S$ 
     $T_i = \emptyset$ ;
    For all atoms  $A_j \in S$ , with  $j > i$  do
       $R = A_i \cup A_j$ ;
       $L(R) = L(A_i) \cap L(A_j)$ 
      If  $\text{support}(R) \geq \text{minsup}$  then
         $T_i = T_i \cup \{R\}$ ;
         $F_{i,R} = F_{i,R} \cup \{R\}$ ;
      end
    end
  end
end

```

Gambar 3. Pseudocode Eclat
(Xu, G.2011)⁷. Web mining and social networking.

Algoritma akan menghasilkan itemset sering dengan memotong tidlist dari semua pasangan yang berbeda dari atom dan mengevaluasi dukungan dari kandidat berdasarkan hasil tidlist (baris 5-6). program akan memanggil prosedur rekursif dengan itemset sering yang ditemukan pada tingkat saat ini (baris 11). Proses ini berakhir ketika semua itemset sering telah dilalui. Untuk menyimpan penggunaan memori, setelah semua itemset sering untuk tingkat berikutnya telah dihasilkan, itemset pada tingkat saat ini dapat dihapus.

II.3. Evaluasi LIFT

Dalam data mining dan association rule learning, lift adalah pengukuran kinerja model penargetan (aturan asosiasi) untuk memprediksi atau mengklasifikasikan kasus yang memiliki peningkatan respon, diukur terhadap target model pilihan yang acak. Sebuah model penargetan melakukan pekerjaan yang baik jika respon dalam target jauh lebih baik daripada rata-rata untuk populasi secara keseluruhan. Kurva lift juga dapat dianggap sebagai variasi dari kurva penerima operasi karakteristik, yang dikenal sebagai kurva Lorenz (Tufféry, 2011)⁸

Aturan lift didefinisikan sebagai

$$\text{lift}(X \Rightarrow Y) = \frac{\text{supp}(X \cup Y)}{\text{supp}(X) \times \text{supp}(Y)}$$

dengan mengamati rasio dukungan untuk mengetahui apakah X dan Y adalah independen.

Misalnya, populasi memiliki tingkat respon rata-rata 5%, tetapi model tertentu telah mengidentifikasi segmen dengan tingkat respon 20%. Kemudian segmen yang akan memiliki lift 4.0 (20% / 5%). Misalnya, terdapat sebuah data yang telah digali

Tabel 1. Contoh data

Antecedent	Consequent
A	0
A	0
A	1
A	0
B	1
B	0
B	1

Dimana antecedent adalah informasi yang dapat kita kontrol, sedangkan consequent adalah variabel yang akan dicoba untuk diprediksi.

Sebagian besar dari algoritma data mining akan mempertimbangkan aturan ini:

- Aturan 1 : A adalah 0
- Aturan 2 : B adalah 1

Support dari aturan 1 adalah 3/7 yang terdiri dari antecedent A dan consequent 0. Support dari aturan 2 adalah 2/7 yang terdiri dari antecedent B dan consequent 1.

Support dapat ditulis sebagai berikut :

$$\text{supp}(A \Rightarrow 0) = P(A \wedge 0) = P(A)P(0|A) = P(0)P(A|0)$$

$$\text{supp}(B \Rightarrow 1) = P(B \wedge 1) = P(B)P(1|B) = P(1)P(B|1)$$

Confidence untuk aturan 1 adalah 3/4 karena tiga dari 4 data di antecedent A memiliki consequent 0. Sedangkan confidence di aturan 2 adalah 2/3 karena dua dari tiga data di antecedent B memiliki consequent 1. Confidence dapat ditulis sebagai berikut :

$$\text{conf}(A \Rightarrow 0) = P(0|A)$$

$$\text{supp}(B \Rightarrow 1) = P(1|B)$$

Lift dapat dicari dengan membagi support dengan probabilitas dari antecedent. Sehingga:

- lift dari aturan 1 adalah $3/4 : 4/7 = 1.3125$
- lift dari aturan 2 adalah $2/3 : 3/7 = 1.56$

$$\text{lift}(A \Rightarrow 0) = \frac{P(0|A)}{P(0)} = \frac{P(A \wedge 0)}{P(A)P(0)}$$

$$\text{lift}(B \Rightarrow 1) = \frac{P(1|B)}{P(1)} = \frac{P(B \wedge 1)}{P(B)P(1)}$$

Jika sebuah aturan memiliki lift 1, dapat dikatakan bahwa probabilitas kemungkinan munculnya antecedent dan consequent adalah independen. Ketika dua event independen, maka tidak ada aturan yang dapat disimpulkan. Jika lift bernilai positif, maka probabilitas kemungkinan munculnya antecedent dan consequent adalah dependent, sehingga dapat dibuat aturan untuk memprediksi munculnya data⁹.

III. Analisis dan Perancangan Sistem

III.1. Rancangan Database

Sistem akan menggunakan database tunggal. Database tidak terkoneksi / terhubung dengan database lainnya. Bagian selanjutnya akan memperlihatkan struktur dari database yang akan digunakan.

III.1.1 Tabel Database

Tabel 2.Tabel penjualan_fakta

Kunci	Nama	Tipe Data	Ukuran	Boleh Null
PK	id_transaksi	int		tidak
FK	id_barang_int	int		tidak
	id_kelompok_barang	int		tidak
	nama_kelompok_barang	varchar	200	tidak
	tanggal_penjualan	date		tidak

Tabel penjualan_fakta berisi tentang id_transaksi, id_barang_int, id_kelompok_barang, nama_kelompok_barang, dan tanggal penjualan. Tabel ini nantinya akan dianalisa dengan algoritma Eclat untuk menghasilkan frequent item set. Tanggal penjualan berfungsi untuk memberikan pembatasan terhadap data tabel yang dianalisa.

Tabel 3.Tabel barang_dim

Kunci	Nama	Tipe Data	Ukuran	Boleh Null
PK	id_barang_int	int		tidak
	id_barang_varchar	varchar	10	tidak
	nama_barang	varchar	200	tidak
FK	id_kelompok_barang	int		tidak

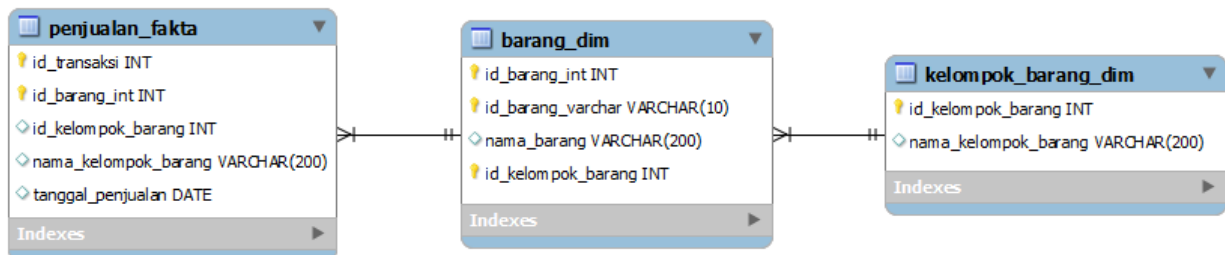
Tabel ini digunakan untuk mendapatkan data yang lebih detail dengan menghubungkan id_barang_int pada tabel penjualan_fakta dengan id_barang_int pada tabel barang_dim. Kelompok barang digunakan supaya hasil dari analisa merupakan hasil yang lebih umum.

Tabel 4.Tabel kelompok_barang_dim

Kunci	Nama	Tipe Data	Ukuran	Boleh Null
PK	id_kelompok_barang	int	5	tidak
	nama_kelompok_barang	varchar	100	tidak

Tabel kelompok_barang_dim digunakan untuk mendapatkan nama kelompok barang ketika frequent item set telah dihasilkan.

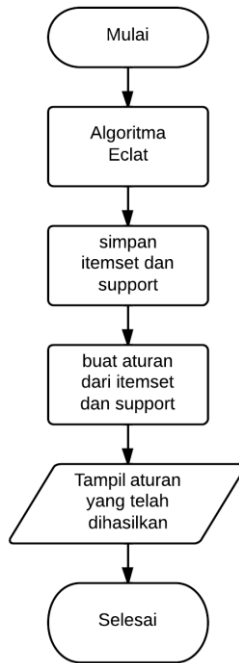
III.1.2 Model Database



Gambar 4. Model database

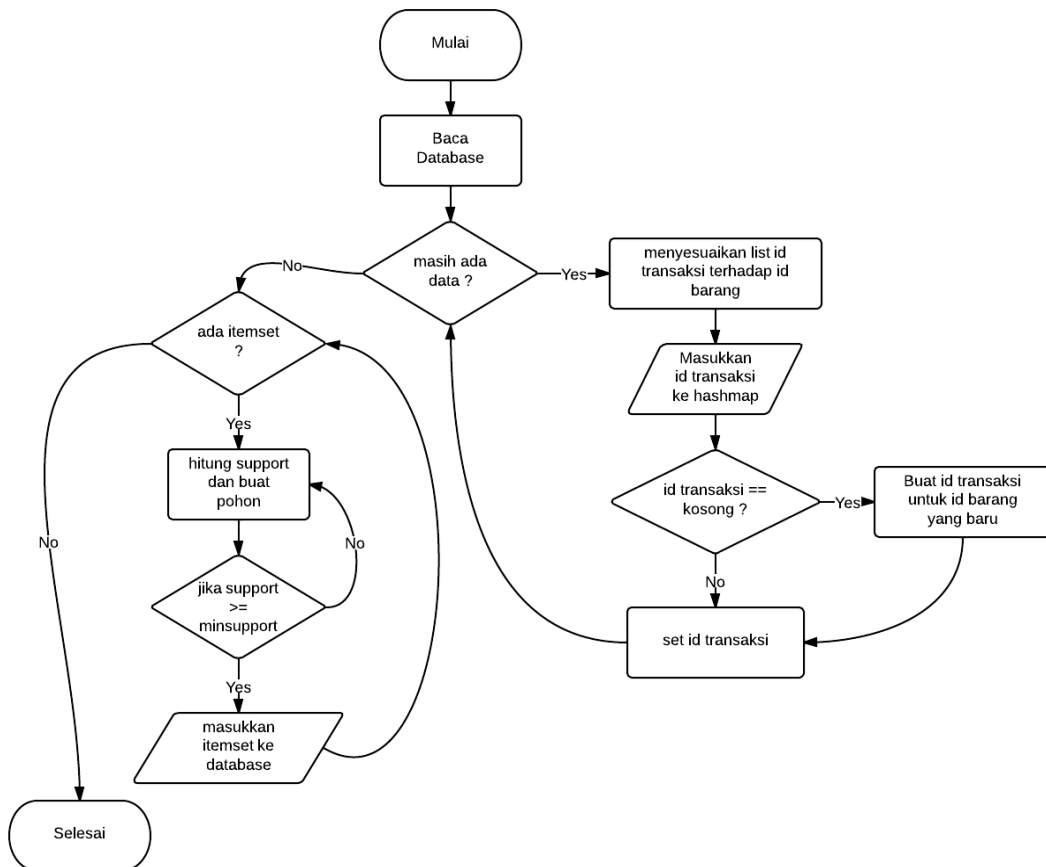
Pada gambar 4, tabel yang nantinya akan digunakan untuk analisa adalah tabel penjualan_fakta dan barang_dim. Kolom yang diambil adalah kolom id_transaksi dan id_kelompok_barang. Tabel kelompok_barang_dim akan digunakan untuk mengambil nama_kelompok_barang.

III.2. Flow Chart



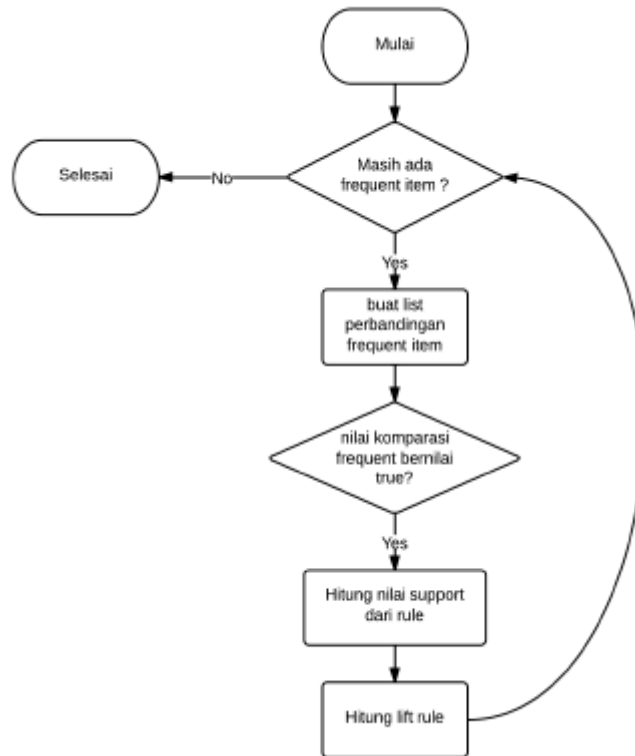
Gambar 5. Flow chart program

Gambar 5 menjelaskan flowchart program. Flowchart program dimulai dengan melakukan algoritma Eclat Hasil dari algoritma Eclat berupa itemset dan support. Aturan pola penjualan dihasilkan dengan menghitung hasil dari algoritma Eclat. Setelah aturan pola penjualan berhasil dibuat, aturan tersebut akan ditampilkan ke dalam program.



Gambar 6. Flow chart algoritma Eclat

Pada gambar 6, proses algoritma Eclat dimulai dengan membaca database. Hasil dari pembacaan database nantinya akan disimpan ke dalam array, yang nantinya akan dikonversi menjadi format data vertikal. Setelah proses konversi database vertikal selesai, maka program akan membuat root pohon dan menghitung support dari setiap transaksi penjualan. Jika nilai dari support lebih besar dari minimum support, maka itemset akan dimasukkan ke dalam database. Hal ini akan diulang terus mulai dari pembuatan tree (sebagai child node) sampai tidak ada itemset dengan nilai support lebih besar dari minimum support.



Gambar 7. Flow chart pembuatan aturan

Gambar 7 menunjukkan proses pembuatan aturan penjualan dan nilai lift dari setiap aturan. Jika masih terdapat frequent item, maka dibuat perbandingan antara satu frequent item dengan frequent item yang lainnya. Jika perbandingan frequent item bernilai true, maka dibuat aturan dan nilai supportnya. Setelah itu dihitung nilai lift.

IV. Hasil Penelitian dan Pembahasan

Percobaan pertama dalam proses analisa akan nilai minimum support yang digunakan adalah 20 %. Penjualan tahun 2011 menghasilkan 2 itemset, dimana setiap itemset hanya terdapat 1 barang saja. Barang yang dimunculkan adalah ring plat dan oli. Sedangkan penjualan tahun 2012 hanya menghasilkan 1 itemset saja, dimana setiap itemset juga hanya terdapat 1 barang. Hal ini terjadi dikarenakan terlalu banyak kelompok barang namun pada setiap transaksi, variasi barang yang dibeli hanya sedikit.

Karena tidak mendapatkan hasil, maka dilakukan percobaan kedua dengan menurunkan nilai minimum support menjadi 15 %. Percobaan kedua juga tidak menghasilkan aturan. Namun itemset yang dihasilkan bertambah banyak, meskipun semua itemset hanya memiliki satu barang saja. Barang yang muncul adalah oli, ring plat, dan baut jp untuk penjualan tahun 2011 dan bohlam, ring plat, dan oli untuk penjualan 2012.

Percobaan ketiga dilakukan dengan menurunkan minimum support menjadi 10%. Pada percobaan ini, program berhasil menghasilkan itemset dan menampilkan aturan pola. Algoritma Eclat menghasilkan 6 itemset, sedangkan aturan yang dihasilkan adalah, ada 73% kemungkinan pelanggan yang membeli BAUT_JP akan membeli RING_PLAT, dan ada 60% kemungkinan pelanggan yang membeli RING_PLAT akan membeli BAUT_JP. Nilai lift dari kedua aturan tersebut bernilai positif dengan nilai 3,54, sehingga dapat disimpulkan bahwa aturan yang dihasilkan memiliki saling ketergantungan yang positif.

PERBANDINGAN	
BAUT_JP ==> RING_PLAT	SUPPORT1: 0.738 , SUPPORT2: 0.7837 , LIFT1: 3.5352 , LIFT2: 4.6413
RING_PLAT ==> BAUT_JP	SUPPORT1: 0.6091 , SUPPORT2: 0.6597 , LIFT1: 3.5352 , LIFT2: 4.0413

Gambar 8. Hasil perbandingan penjualan 2011 dan 2012 dengan support 10%

Hasil perbandingan pada gambar 8 menunjukkan bahwa pasti akan ada customer yang membeli BAUT_JP dan RING_PLAT. Hal ini dapat dibuktikan dengan nilai support yang hampir sama (73% ke 78% dan 60% ke 65%).

Tabel 5. Tabel aturan penjualan 2011 dan 2012 dengan support 5%

2011	2012
[BAUT_JP, RING_PLAT] ==> [MUR] dengan nilai support 0.5563139931740614 nilai LIFT = 5.385493446525367	[BAUT_JP, RING_PLAT] ==> [MUR] dengan nilai support 0.5384615384615384 nilai LIFT = 6.3213472917614935
[BAUT_JP, MUR] ==> [RING_PLAT] dengan nilai support 0.8763440860215053 nilai LIFT = 4.197706391254778	[BAUT_JP, MUR] ==> [RING_PLAT] dengan nilai support 0.8750000000000001 nilai LIFT = 5.182089552238806
[BAUT_JP] ==> [MUR, RING_PLAT] dengan nilai support 0.4105793450881612 nilai LIFT = 5.0317809100166135	[BAUT_JP] ==> [MUR, RING_PLAT] dengan nilai support 0.4219858156028369 nilai LIFT = 6.294886151549085
[MUR, RING_PLAT] ==> [BAUT_JP] dengan nilai support 0.8670212765957447 nilai LIFT = 5.0317809100166135	[MUR, RING_PLAT] ==> [BAUT_JP] dengan nilai support 0.8947368421052633 nilai LIFT = 6.294886151549085
[RING_PLAT] ==> [BAUT_JP, MUR] dengan nilai support 0.3388773388773389 nilai LIFT = 4.197706391254778	[RING_PLAT] ==> [BAUT_JP, MUR] dengan nilai support 0.35522388059701493 nilai LIFT = 5.182089552238806
[MUR] ==> [BAUT_JP, RING_PLAT] dengan nilai support 0.6848739495798319 nilai LIFT = 5.385493446525367	[MUR] ==> [BAUT_JP, RING_PLAT] dengan nilai support 0.7041420118343196 nilai LIFT = 6.3213472917614935
[BAUT_JP] ==> [RING_PLAT] dengan nilai support 0.7380352644836272 nilai LIFT = 3.535204260645067	[BAUT_JP] ==> [RING_PLAT] dengan nilai support 0.7836879432624113 nilai LIFT = 4.641304117709325
[RING_PLAT] ==> [BAUT_JP] dengan nilai support 0.6091476091476092 nilai LIFT = 3.535204260645067	[RING_PLAT] ==> [BAUT_JP] dengan nilai support 0.6597014925373134 nilai LIFT = 4.641304117709325
[BAUT_JP] ==> [OLIE] dengan nilai support 0.34256926952141054 nilai LIFT = 0.7234460100617139	[BAUT_JP] ==> [MUR] dengan nilai support 0.4822695035460992 nilai LIFT = 5.661672751689118
[OLIE] ==> [BAUT_JP] dengan nilai support 0.12465627864344637 nilai LIFT = 0.7234460100617139	[MUR] ==> [BAUT_JP] dengan nilai support 0.8047337278106509 nilai LIFT = 5.661672751689118
[BAUT_JP] ==> [MUR] dengan nilai support 0.46851385390428213 nilai LIFT = 4.535529073090194	[BOHLAM] ==> [OLIE] dengan nilai support 0.34853420195439744 nilai LIFT = 0.813519831385323
[MUR] ==> [BAUT_JP] dengan nilai support 0.7815126050420169 nilai LIFT = 4.535529073090194	[OLIE] ==> [BOHLAM] dengan nilai support 0.12588235294117647 nilai LIFT = 0.813519831385323
[BAUT_MM] ==> [RING_PLAT] dengan nilai support 0.5956521739130434 nilai LIFT = 2.8531862966645574	[RING_PLAT] ==> [MUR] dengan nilai support 0.3970149253731343 nilai LIFT = 4.660814271836085
[RING_PLAT] ==> [BAUT_MM] dengan nilai support 0.28482328482328484 nilai LIFT = 2.8531862966645574	[MUR] ==> [RING_PLAT] dengan nilai support 0.7869822485207101 nilai LIFT = 4.660814271836085

[BOHLAM] ==> [OLIE] dengan nilai support 0.4711864406779661 nilai LIFT = 0.9950628408084636 [OLIE] ==> [BOHLAM] dengan nilai support 0.12740604949587533 nilai LIFT = 0.9950628408084636 [RING_PLAT] ==> [OLIE] dengan nilai support 0.3451143451143451 nilai LIFT = 0.7288207618180119 [OLIE] ==> [RING_PLAT] dengan nilai support 0.152153987167736 nilai LIFT = 0.7288207618180119 [RING_PLAT] ==> [MUR] dengan nilai support 0.3908523908523909 nilai LIFT = 3.7837139013609606 [MUR] ==> [RING_PLAT] dengan nilai support 0.7899159663865547 nilai LIFT = 3.7837139013609606	
--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	--

Tabel 5 menampilkan bahwa aturan tahun 2011 memiliki total 20 aturan, dengan 6 aturan memiliki nilai lift di bawah 1. Aturan 2012 memiliki 14 aturan dengan 2 aturan memiliki nilai lift di bawah 1.

Dari hasil perbandingan aturan 2011 dengan 2012 pada tabel 4.6, dapat disimpulkan bahwa pola penjualan tahun 2011 dan 2012 relatif sama dengan nilai support dan lift yang relatif sama. Hal ini dapat dilihat dari nilai selisih support yang tidak lebih dari 0.1227 dan nilai lift yang tidak lebih dari 1.1262. Jika dibandingkan dengan Tabel 4.7 aturan yang dihasilkan juga memiliki kesamaan dilihat dari nilai support dan lift penjualannya.

V. Kesimpulan dan Saran

Dari keseluruhan pembahasan setiap bab 1 sampai bab 4, kesimpulan yang dihasilkan dari hasil analisa data penjualan adalah sebagai berikut :

1. Data yang terlalu beragam menyebabkan nilai minimum support tidak bisa lebih besar dari 15%. Data kelompok barang memiliki jumlah total sebanyak 1221 data, sedangkan rata-rata banyak barang yang dibeli setiap transaksi hanya sekitar 2 sampai 3 barang saja.
2. Penjualan tahun 2011 dan tahun 2012 memiliki pola aturan penjualan yang relatif sama.
3. Tidak banyak data penjualan olie yang masuk ke dalam aturan dikarenakan kebanyakan penjualan olie adalah penjualan tunggal.
4. Algoritma Eclat mampu melakukan proses analisa data dengan waktu yang relatif singkat (2304 transaksi dalam waktu 61 ms dan 1984 transaksi dalam waktu 19ms pada minimum support 10%)

Saran yang dapat diberikan untuk pengembang sistem analisa dengan metode Eclat adalah :

1. Aplikasi diharapkan dapat melakukan analisa terhadap data yang berbeda, tidak hanya data penjualan bengkel saja, namun juga data transaksi yang lain. Misalnya data supermarket.
2. Penggunaan metode Eclat yang telah dikembangkan, sehingga proses analisa berjalan lebih efisien.
3. Sebaiknya hasil analisa yang ditampilkan menggunakan bahasa yang lebih mudah dipahami, sehingga siapa saja dapat mengerti maksud dari hasil analisa tersebut.

Daftar Pustaka

1. Agrawal, R., Imielinski, T., dan Swami, A.N. (1993). Mining association rules between sets of items in large databases. ACM SIGMOD International Conference on Management of Data, ACM Press.
2. Goethals, B. (2003). Survey on Frequent Pattern Mining. University of Helsinki
3. Bogelt, C. (2003). Efficient Implementations of Apriori and Eclat. School of Computer Science, Otto-von-Guericke-University of Magdeburg
4. Zaki, M., Parthasarathy, S., Ogihara, M., dan Li, W. (1997). New Algorithms for Fast Discovery of Association Rules. Proc. 3rd Int. Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining. Menlo Park, CA, USA: AAAI Press .
5. Zaki, M. dan Gouda, K. (2003). Fast Vertical Mining Using Diffsets Proc. 9th ACM SIGKDD Int. Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining. New York, NY, USA :ACM Press.
6. Jacek, B. (2003). Handbook on Data Management in Information System.
7. Xu, G., Zhang, Y., dan Li, L. (2011). Web mining and social networking. Springer
8. Tufféry, Stéphane. (2011). Data Mining and Statistics for Decision Making, Chichester, GB: John Wiley & Sons, translated from the French Data Mining et statistique décisionnelle (Éditions Technip, 2008)
9. Schmidt, L. (2004). Algorithmic Features of Eclat. Proc. IEEE ICDM Workshop FIMI, 2004. informatik.rwth-aachen.de