

IMPLEMENTASI ALGORITMA *FP-GROWTH* DALAM PENENTUAN POLA HUBUNGAN KECELAKAAN LALU LINTAS

Rizky Fitria¹, Warnia Nengsih², dan Dini Hidayatul Qudsi³

^{1,2,3}Program Studi Sistem Informasi, Politeknik Caltex Riau, Jl. Umban Sari (Patin) No. 1 Rumbai, Pekanbaru, Riau, 28265, Indonesia

Email: ¹rizky13si@mahasiswa.pcr.ac.id, ²warnia@pcr.ac.id, ³dinihq@pcr.ac.id

Abstrak

Tingginya jumlah kecelakaan yang terjadi menjadi alasan penting bagi pihak Satuan Lalu Lintas, salah satunya Polresta Pekanbaru untuk mengetahui hubungan antara factor-faktor penyebab kecelakaan. Hubungan tersebut dipelajari dengan menggunakan teknik *data mining*. Teknik ini bertujuan untuk menemukan informasi berupa pola yang dapat menjadi acuan dalam pengambilan kebijakan di Satuan Lalu Lintas Polresta Pekanbaru. Teknik *data mining* yang digunakan yaitu teknik *association rule* dengan Algoritma *Fp-growth*. Algoritma ini menerapkan struktur *data tree* untuk mengetahui pola kecelakaan lalu lintas. Pola tersebut ditentukan oleh dua parameter, yaitu *support* (nilai penunjang) dan *confidence* (nilai kepastian). Sistem dibuat berbasis *desktop* dengan bahasa pemrograman Visual Basic.Net. Sistem ini menghasilkan pola kecelakaan yang sering terjadi. Berdasarkan pengujian *lift ratio*, didapatkan pola kecelakaan yang paling sering terjadi, yaitu faktor kecelakaan dengan jenis luka adalah luka ringan, jenis jalan adalah jalan arteri, waktu adalah padat kendaraan, dan jenis kelamin adalah perempuan dengan nilai *lift ratio* 1.20%. Sedangkan hasil pengujian skala Likert didapatkan bahwa 88.09% pengguna merasa dimudahkan dengan sistem ini dan dapat membantu mereka dalam mengetahui pola kecelakaan yang sering terjadi.

Kata kunci: kecelakaan lalu lintas, *association rule*, *Fp-growth*, *visual basic.net*

Abstract

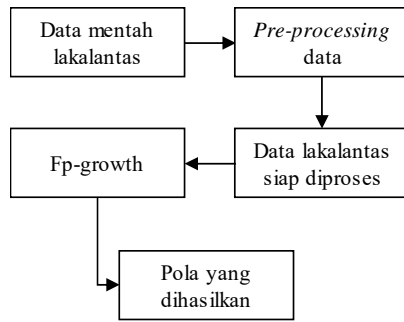
The high number of accidents that happened is an important reason for the Traffic Unit, such as for Polresta Pekanbaru to determine the relationship between the factors causing the accident. The relationship is studied using *data mining* technique. This technique aims to find information in the form of patterns that can be a reference for Pekanbaru Police Traffic Unit in making policy. *Data mining* technique used in this research is *association rule* technique with *Fp-growth* Algorithm. This algorithm applies *data tree* structure to learn the traffic accident pattern. The pattern is determined by two parameters, namely *support* (the value of support) and *confidence* (the value of certainty). The system is developed as a desktop-based system using Visual Basic.Net programming language. This system generates *frequent* crash patterns. Based on the *lift ratio* test, the most *frequent* accident pattern, ie accident factor with *jenis_luka* is minor injury, *jenis_jalan* is arterial road, waktu is high density of vehicles, and *jenis_kelamin* is women with *lift ratio* value 1.20%. While Likert scale test results obtained that 88.09% of users feel facilitated with this system that it can help them in knowing the pattern of accidents that often occur.

Keywords: traffic accident, *association rule*, *Fp-growth*, *visual basic.net*

1. Pendahuluan

Kecelakaan lalu lintas (lakalantas) adalah suatu peristiwa yang tidak diduga dan tidak disengaja yang melibatkan kendaraan atau pengguna jalan lain yang mengakibatkan korban manusia dan kerugian harta benda [1]. Hal ini dapat kita lihat dalam kehidupan sehari-hari, terjadinya lakalantas mengakibatkan kerugian yang sangat besar dan bahkan dapat menghilangkan nyawa seseorang. Kejadian ini menjadi hal yang mengerikan yang terjadi di bebe-

rapa negara yang umumnya adalah negara-negara berkembang, dimana urusan transportasi masih dalam tahap pembangunan dan perbaikan. Pada saat ini, India merupakan negara dengan jumlah kematian terbanyak akibat kecelakaan lalu lintas, sedangkan Indonesia menempati urutan kelima (berdasarkan data WHO tahun 2011 [2]). Sementara, menurut Badan Intelijen Negara, kecelakaan lalu lintas di Indonesia menjadi pembunuh terbesar ketiga, dibawah penyakit jantung koroner dan TBC [3]. Bahkan, kecelakaan lalu lintas menjadi penyebab



Gambar 1. Diagram blok sistem secara garis besar

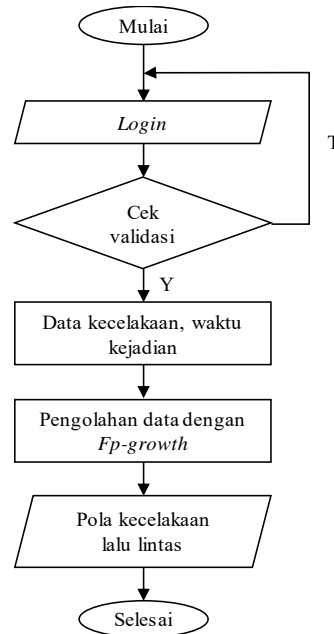
utama kematian anak-anak di dunia, dengan rentang usia 10-24 tahun. Terdapat sekitar 400.000 korban dengan usia dibawah 25 tahun yang meninggal di jalan raya, dengan rata rata angka kematian 1000 orang setiap harinya.

Untuk mendapatkan pola kecelakaan lalu lintas, diperlukan suatu teknik *data mining* yaitu teknik *association rule* untuk menemukan pola hubungan ketekaitan suatu *item*. Algoritma yang digunakan dari teknik *association rule* ini adalah algoritma *Fp-growth*. *Fp-growth* adalah sebuah metode dalam *data mining* untuk mencari *frequent itemset* tanpa menggunakan *candidate generation*. *Fp-growth* ini merupakan pengembangan dari algoritma apriori. Kekurangan dari algoritma apriori diperbaiki dengan menghilangkan *candidate generation*, karena *Fp-growth* menggunakan konsep pembangunan *tree* dalam pencarian *frequent itemset*. Hal tersebut membuat algoritma *Fp-growth* lebih cepat dibandingkan algoritma apriori.

Pada penelitian ini, peneliti telah menganalisis hubungan kecelakaan lalu lintas di Kota Pekanbaru dengan variabel-variabel tertentu. Variabel yang akan diteliti antara lain yaitu waktu kejadian, jenis pekerjaan, usia, jenis kelamin, jenis kecelakaan dan jenis luka, jenis kendaraan dan jenis jalan. Penelitian ini menggunakan teknik *Association Rule* yaitu *Fp-growth* untuk mengetahui pola yang terbentuk dari faktor-faktor penyebab terjadinya kecelakaan. Penelitian ini diharapkan dapat membantu sistem yang ada untuk menghasilkan pengetahuan baru yang lebih bermanfaat bagi pihak Satuan Lalu Lintas Polresta Pekanbaru.

Penelitian Terdahulu

Penelitian yang dilakukan oleh [4] membahas tentang implementasi algoritma *Fp-growth* untuk menganalisis data transaksi yang terjadi di sebuah toko kue yaitu L'Cheese pekanbaru. Pada pengimplementasiannya, peneliti menerapkan algoritma *Fp-growth* untuk menganalisis pola pembelian pelanggan dengan menganalisis penjualannya. Hasilnya



Gambar 2. Alur kerja sistem secara umum

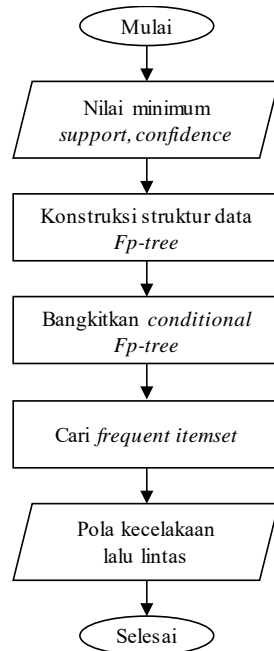
berupa *item* yang paling banyak terjual dan keterkaitan antara dua *item* atau lebih yang nantinya akan berdampak pada penjualan kue tersebut.

Penelitian yang dilakukan oleh [5] menganalisis terhadap penjualan sepeda motor untuk mengetahui sepeda motor mana yang lebih banyak dijual, dan berapa banyak persediaan yang diperlukan perusahaan untuk menyediakan sepeda motor. Untuk mengimplementasikan algoritma *Fp-growth* pada penelitian ini, dilihat dari banyaknya *item* yang terjual, lalu membuat rangkaian *tree* dengan *fp-tree* untuk mengetahui banyaknya *frequent itemset* yang terjadi.

Peneliti [6] melakukan penelitian untuk mengetahui pola hubungan yang sering terbentuk dari faktor-faktor penyebab terjadinya kecelakaan di jalan raya khususnya pada Kabupaten Sleman. Penelitian ini menggunakan metode *association rule* algoritma *apriori*. Faktor yang diambil dalam penelitian ini adalah waktu, profesi, usia, jenis kelamin, dan Surat Izin Mengemudi (SIM).

2. Method

Penelitian yang dibahas pada artikel ini merupakan penelitian untuk membangun sebuah aplikasi *desktop* yang akan menganalisis pola hubungan kecelakaan lalu lintas menggunakan metode *association rule* yaitu algoritma *Fp-growth*. Faktor yang diambil dalam penelitian ini adalah waktu kejadian, jenis pekerjaan, usia, jenis kelamin, jenis kecelakaan, jenis luka, jenis kendaraan dan jenis jalan.



Gambar 3. Cara kerja dari proses algoritma *fp-growth*

Teknik Association Rule

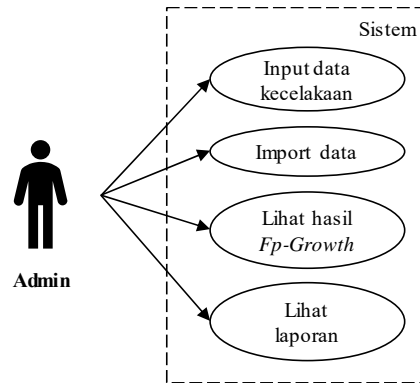
Analisis asosiasi adalah teknik *data mining* untuk menemukan aturan asosiatif antara kombinasi suatu *item*. Contoh aturan asosiatif dari analisis pembelian di suatu pasar swalayan adalah seperti berapa besar kemungkinan seorang pelanggan membeli roti bersamaan dengan susu [4]. *Association Rule* ditentukan oleh dua parameter, yaitu: 1) *Support* adalah suatu ukuran yang menunjukkan seberapa besar tingkat dominasi/persentase suatu kombinasi *item* dari keseluruhan transaksi, 2) *Confidence* adalah suatu ukuran yang menunjukkan kuatnya hubungan antar *item* dalam aturan asosiatif. Metodologi yang mendasari metode ini adalah analisis pola frekuensi tinggi dan pembentukan aturan asosiatif.

Analisis Pola Frekuensi Tinggi

Tahap ini mencari kombinasi *item* yang memenuhi syarat minimum dari nilai *support* dalam *database*. Nilai *support* sebuah *item* diperoleh dengan persamaan(1). Sedangkan nilai *support* dari 2 *item* diperoleh dari persamaan(2).

$$Support(A) = \frac{\sum \text{Transaksi Mengandung } A}{\sum \text{Transaksi}} \times 100\% \quad (1)$$

$$Support(A, B) = P(A \cap B) = \frac{\sum \text{Transaksi Mengandung } A \text{ dan } B}{\sum \text{Transaksi}} \times 100\% \quad (2)$$



Gambar 4. Use case diagram untuk pengguna “Admin”

Pembentukan Aturan Asosiatif

Setelah semua pola frekuensi tertinggi ditemukan, baru dicari aturan *asosiatif* yang memenuhi syarat minimum untuk *confidence* dengan menghitung *confidence* aturan *asosiatif* $A > B$ nilai *confidence* dari aturan $A > B$ diperoleh dari persamaan(3).

$$Confidence = P\left(\frac{B}{A}\right) = \frac{\sum \text{Transaksi Mengandung } A \text{ dan } B}{\sum \text{Transaksi Mengandung } A} \quad (3)$$

Algoritma Fp-growth

Algoritma *Fp-growth* merupakan salah satu algoritma dari teknik *association rule* yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (*frequent itemset*) dalam sebuah kumpulan data [7].

Pengembangan dari algoritma apriori ini terletak dalam *scanning database* dan akurasi *rules*-nya. *Fp-growth* lebih memberikan keuntungan karena hanya dilakukan satu atau dua kali saja *scanning database* sedangkan apriori perlu melakukan *scanning database* berulang ulang. Pada apriori akurasi *rules*-nya lebih tinggi daripada *Fp-growth*. Namun, karena *scanning* dilakukan secara berulang, kecepatannya jadi lebih lambat. Walaupun begitu, kedua algoritma ini memiliki tujuan yang sama yaitu menentukan *frequent itemset* [7].

Algoritma *Fp-growth* memiliki tiga tahapan utama [8], yaitu: 1) Tahap pembangkitan *Conditional Pattern Base*, merupakan sub-*database* yang berisi *prefix path* dan *suffix pattern* (pola akhiran); 2) Tahap pembangkitan *Conditional fp-tree*, dimana pada tahap ini *support count* dari setiap *item* untuk *conditional pattern base* dijumlahkan; 3) Tahap pencarian *Frequent Itemset*, merupakan lintasan tunggal (*single path*), kemudian didapatkan *frequent itemset* dengan melakukan kombinasi *item* untuk *conditional fp-tree*.

TABEL 1.
HASIL UJI COBA NILAI SUPPORT

No.	Tahun	
	2013-2013	2013-2015
1	0.18	0.01
2	0.32	0.1
3	0.38	0.01
4	0.1	0.02
5	0.06	0.02
6	0.12	0.07
7	0.01	
8	0.06	
9	0.04	
10	0.01	
11	0.02	
12	0.07	
13	0.02	
14	0.16	
15	0.06	
16	0.15	
17	0.35	
18	0.54	
Rata-rata	0.15	0.04

TABEL 2.
HASIL UJI COBA NILAI CONFIDENCE

No.	Tahun	
	2013-2013	2013-2015
1	0.82	0.75
2	0.78	0.31
3	0.63	0.70
4	0.28	0.78
5	0.33	0.61
6	0.36	1
7	0.23	
8	0.32	
9	0.26	
10	0.80	
11	0.33	
12	0.55	
13	1	
14	0.88	
15	0.72	
16	0.55	
17	0.85	
18	0.83	
Rata-rata	0.58	0.69

Lift ratio

Lift ratio digunakan untuk mengukur seberapa penting *rule* yang telah terbentuk berdasarkan nilai *support* dan *confidence*. *Lift ratio* adalah perbandingan antara *confidence* dengan nilai *benchmark confidence*. *Benchmark confidence* adalah perbandingan antara jumlah semua *item consequent* terhadap total jumlah transaksi [3]. Rumus *benchmark confidence* dan *lift ratio* dapat dilihat pada persamaan(4) dan persamaan(5).

$$\text{Benchmark Confidence} = \frac{Nc}{N} \quad (4)$$

$$\text{Lift ratio} = \frac{\text{Confidence}(A, C)}{\text{benchmark confidence}(A, C)} \quad (5)$$

dimana Nc adalah jumlah transaksi dengan *item* dalam *consequent*, dan N adalah jumlah transaksi *database*. Apabila nilai *lift ratio* lebih besar dari 1, maka menunjukkan adanya manfaat dari aturan tersebut. Lebih tinggi nilai *lift ratio* maka lebih besar kekuatan asosiasinya.

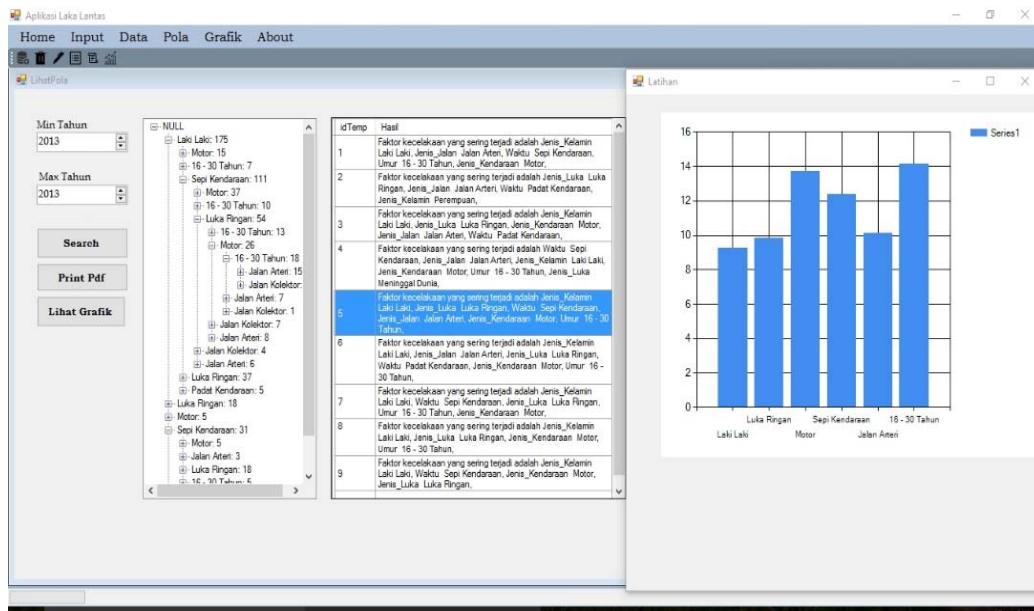
Blok Diagram Sistem

Gambar 1 merupakan diagram blok sistem secara garis besar. Data kecelakaan lalu lintas yang diperoleh dilakukan proses *pre-processing* terlebih dahulu sehingga menghasilkan data yang siap digunakan untuk proses *mining*. Data-data yang telah melewati proses tersebut akan di-*mining*-kan dengan algoritma *Fp-growth* untuk menghasilkan sebuah pola hubungan kecelakaan lalu lintas.

Flowchart

Pada Gambar 2 menjelaskan alur kerja sistem secara umum. Untuk dapat mengakses sistem, admin harus *login* terlebih dahulu kedalam sistem untuk dapat dicek kevalidannya. Setelah berhasil *login*, admin dapat meng-*import* data kecelakaan ke sistem. Sebelum proses pengolahan *Fp-growth*, admin harus memilih rentang waktu kejadian kecelakaan terlebih dahulu. Setelah itu, dilakukan proses *Fp-growth* pada data yang telah dipilih lalu sistem pun akan menampilkan pola yang dihasilkan.

Pada Gambar 3 menjelaskan cara kerja dari proses algoritma *Fp-growth*. Sebelumnya tentukan nilai minimum *support* dan nilai minimum *confidence*. Selanjutnya bangun *tree* dengan cara menentukan frekuensi kemunculan setiap *item* beserta prioritasnya untuk kemudian dipetakan kedalam *tree*. Setelah pembentukan *fp-tree* bangkitkan *conditional pattern base* dengan cara melakukan pembacaan pada *tree* dengan awalan *path* dari bawah ke atas. Kemudian dilakukan pembangkitan *conditional fp-tree* dimana pada tahap ini *support count* untuk tiap *item* pada setiap *conditional pattern base* akan dijumlahkan. *Item* yang memiliki jumlah *support count* lebih besar dengan *minimum support* akan dibangkitkan menjadi sebuah *tree* yang disebut *conditional fp-tree*. Tahapan selanjutnya yaitu pencarian *frequent itemset* dengan cara melakukan subsets dari *conditional fp-tree* terhadap *item* sehingga menghasilkan *frequent itemset*. Apabila nilai *confidence* yang dihasilkan pada subset yang terbentuk lebih besar dari nilai minimum *confidence* yang ditentukan maka *rule* tersebut dapat digunakan.



Gambar 5. Halaman untuk melihat pola

Use Case Diagram

Gambar 4 menunjukkan bahwa admin dapat melakukan semua fungsi yang ada pada sistem. Sebelum menjalankan semua fungsinya, admin harus login terlebih dahulu ke sistem.

3. Hasil dan Analisis

Tampilan Antarmuka

Gambar 5 merupakan tampilan dari sistem yang dibangun. Halaman untuk melihat pola tersebut akan menampilkan tree dan pola sesuai dengan tahun yang dipilih oleh pengguna berdasarkan algoritma *Fp-growth*.

Pengujian dan Analisis

Pengujian dilakukan untuk mengukur tingkat keakuratan dari metode *Fp-growth*. Pengujian ini menggunakan *lift ratio*, akan tetapi sebelumnya dilakukan pengujian dalam menentukan nilai minimum *support* dan *confidence* terbaik.

Pengujian Minimum Support dan Minimum Confidence

Pengujian nilai *minimum support* ini digunakan untuk mengetahui nilai *minimum support* yang tepat yang akan digunakan dalam sistem. Nilai *minimum support* itu sendiri merupakan syarat minimum jumlah kemunculan *item* secara bersamaan dalam keseluruhan transaksi. Pengujian ini dilakukan deng-

an menguji coba data dengan nilai *minimum support* terendah yaitu 0.01. Berikut hasil pengujian nilai *minimum support*.

Berdasarkan Tabel 1 hasil yang didapat melalui pengujian *minimum support* pada dataset 2013-2013 didapatkan 18 pola dengan nilai rata rata *support* yaitu 0.15 sedangkan pada dataset 2013-2015 yaitu 0.04. Sehingga peneliti mengambil nilai *support* terkecil yaitu 0.04 sebagai nilai *support* yang akan digunakan pada sistem penentuan pola kecelakaan ini. Pemilihan nilai *minimum support* yang paling kecil dikarenakan nilai *minimum support* adalah nilai acuan dalam perhitungan sebuah *itemset*. Hanya *itemset* yang nilai *support* nya sama atau lebih besar dari nilai *minimum support* saja yang akan dijadikan sebuah pola. Hal ini juga dikarenakan jika menggunakan nilai *minimum support* 0.15 maka pada *dataset* 2013-2015 tidak akan ada pola yang berhasil terseleksi dikarenakan tidak adanya pola yang memiliki nilai *support* 0.15 atau lebih, sehingga peneliti menggunakan nilai 0.4 sebagai nilai *minimum support* yang tepat.

Berdasarkan Tabel 2 hasil yang didapat melalui pengujian *minimum confidence* pada dataset 2013-2013 dihasilkan 18 pola dengan nilai rata rata *confidence* sebesar 0.58. Sedangkan pada dataset 2013-2015, dihasilkan 6 pola dengan nilai rata-rata yaitu 0.69. Berdasarkan hasil tersebut, peneliti mengambil nilai *confidence* terkecil yaitu 0.58 yang kemudian dibulatkan menjadi 0.6 sebagai nilai *confidence* yang akan digunakan pada sistem penentuan pola kecelakaan ini.

TABEL 3.
HASIL PENGUJIAN *LIFT RATIO*

No	Pola	Lift
1	Faktor kecelakaan dengan Jenis Kelamin Laki Laki, Jenis Jalan Jalan Arteri, Waktu Sepi Kendaraan, Umur 16 - 30 Tahun	1.05
2	Faktor kecelakaan dengan Jenis Kelamin Laki Laki, Jenis Jalan Jalan Arteri, Umur 16 - 30 Tahun, Jenis Luka Luka Ringan, Tempat Kejadian Jl Yos Sudarso	1.02
3	Faktor kecelakaan dengan Jenis Kelamin Laki Laki, Jenis Jalan Jalan Arteri, Umur 16 - 30 Tahun, Tempat Kejadian Jl Yos Sudarso	1.06

Pengujian *Lift ratio*

Berdasarkan uji coba dataset yang telah dilakukan didapatkan nilai minimum *support* yaitu 0.04 dan minimum *confidence* yaitu 0.6. Pengujian selanjutnya yaitu *lift ratio* yang bertujuan untuk mengetahui kuat tidaknya aturan asosiasi yang telah terbentuk dengan persamaan rumus *lift ratio* pada persamaan(5). Hasilnya adalah analisis *lift ratio* untuk data 2013-2013 (1 tahun), dan 2013-2015 (3 tahun) yang direpresentasikan sebagai persamaan(6).

$$Lift(x \rightarrow Y) = \frac{Confidence(X \rightarrow Y)}{Supp(Y)} \quad (6)$$

dimana, nilai *Supp (Y)* didapat dari persamaan(7).

$$Supp(Y) = \frac{jumlah\ Y}{jumlah\ data\ keseluruhan} \quad (7)$$

Adapun nilai dari pengujian *lift ratio* dapat dilihat pada Tabel 3. Berdasarkan pengujian *lift ratio* dapat diambil analisis bahwa nilai *support* dan nilai *confidence* akan mempengaruhi besarnya nilai *lift ratio*. Semakin rendah nilai *support* dan semakin tinggi nilai *confidence* maka nilai *lift ratio* akan semakin besar. Begitu pula dengan semakin tinggi nilai *support* dan semakin rendah nilai *confidence* maka nilai *lift ratio* akan semakin kecil. Besar kecilnya nilai *lift ratio* menunjukkan kuatnya hubungan dalam aturan asosiasi tersebut. Hal ini ditunjukkan dengan jika nilai *lift ratio* lebih besar dari 1 berarti hubungan antar *item* pada pola yang dihasilkan semakin kuat.

Pola yang memiliki nilai *lift ratio* tertinggi pada dataset 2013-2013 adalah kecelakaan dengan jenis luka yaitu luka ringan pada jenis jalan arteri di waktu sepi kendaraan dengan korban berjenis kelamin perempuan yang memiliki nilai *lift ratio* 1.19. Kemudian pada dataset 2013-2015 nilai *lift ratio* tertinggi yaitu pada kecelakaan dengan jenis kelamin korban laki-laki pada jalan Yos Sudarso yang merupakan kategori jalan arteri dengan rentang umur korban 16-30 tahun dengan nilai *lift ratio* 1.06.

4. Kesimpulan

Berdasarkan uraian yang telah dijelaskan, maka dapat diambil kesimpulan bahwa aplikasi penentuan pola kecelakaan lalu lintas dengan algoritma *Fp-growth* yang dibangun dapat berjalan dengan baik dan sesuai dengan tujuan yang diharapkan. Meskipun demikian, aplikasi ini hanya membantu pihak terkait dalam membuat keputusan untuk meminimalisir terjadinya kecelakaan, bukan untuk membuat keputusan dalam membuat kebijakan.

Berdasarkan pengujian nilai *minimum support* dan pengujian nilai *minimum confidence* didapatkan nilai *minimum support* yang tepat yaitu 0.04 dan nilai *confidence* yang tepat adalah 0.6. Besar kecilnya nilai *minimum support* dan *confidence* ini nantinya akan mempengaruhi jumlah pola yang dihasilkan.

Berdasarkan pengujian *lift ratio* didapatkan kesimpulan bahwa semakin tinggi nilai *support* dan semakin tinggi nilai *confidence* maka nilai *lift ratio* yang dihasilkan akan semakin kecil. Besar kecilnya nilai *lift ratio* menunjukkan kuatnya hubungan dalam aturan asosiasi tersebut. Jika nilai *lift ratio* lebih besar dari 1 berarti pola yang dihasilkan semakin kuat hubungan antar *item*-nya.

Adapun saran yang dapat diberikan untuk penelitian selanjutnya yaitu dapat menambahkan atribut yang lain yang memiliki kategorinya jangan terlalu banyak seperti tempat kejadian kecelakaan serta menggunakan dataset yang jauh lebih besar dari sekarang, misalnya data yang diolah dari tahun 2011 sampai saat ini 2017. Dan juga penelitian selanjutnya dapat menerapkan algoritma asosiasi yang berbeda seperti *eclat*.

Referensi

- [1] Ririanti. "Implementasi Algoritma FP-Growth pada Aplikasi Prediksi Persediaan Sepeda Motor (Studi Kasus PT. Pilar Deli Labumas)," *Pelita Informatika Budi Darma*, vol. 6, pp. 139-144, 2014.
- [2] World Health Organization. (2017). Road traffic injuries. [online] Available at: http://www.who.int/violence_injury_prevention/road_traffic/en/ [Diakses pada 25 Okt. 2017].
- [3] Bin.go.id. (2017). Kecelakaan Lalu Lintas Menjadi Pembunuh Terbesar Ketiga | Badan Intelijen Negara Republik Indonesia. [online] Available at: <http://www.bin.go.id/awas/detil/197/4/21/03/2013/kecelakaan-lalu-lintas-pembunuh-terbesar-ketiga> [Diakses pada 25 Okt. 2017].
- [4] Fitriany Sitanggang, L., "Aplikasi Data mining Association Rule dengan Algoritma FP-Growth Untuk Mengenal Pola Pembelian

- Pelanggan pada Toko Kue (Studi Kasus: L'Cheese Factory)," Politeknik Caltex Riau, 2014.
- [5] Hakim, L., "Penentuan Pola Kecelakaan Lalu Lintas Menggunakan Metode *Association Rule* dengan Algoritma Apriori," *University Research Colloquium*, pp. 73-81, 2015.
- [6] Todingrara, M., "Tinjauan Kriminologis terhadap Pelanggaran Lalu Lintas yang Menimbulkan Kecelakaan Berakibat Kematian (Studi Kasus Polres Tana Toraja Tahun 2009-2012)," Universitas Hasanuddin, 2013.
- [7] Arifin, R. N., "Implementasi Algoritma *Frequent Pattern Growth* (FP-Growth) Menentukan Asosiasi antar Produk (Studi Kasus: Nadiamart)," *Jurnal Teknik ITS*, pp. 68-76, 2015.
- [8] Fitriyani, "Implementasi Algoritma FP-Growth Menggunakan *Association Rule* pada *Market Base Analysis*," *Jurnal Informatika*, vol. 2, pp. 296-305, 2015.