

APPLICATION OF CT-PRO ALGORITHM FOR CRIME ANALYSIS

Eduardus Hardika Sandy Atmaja¹⁾, Risky Simaremare²⁾,
Paulina Heruningsih Prima Rosa³⁾

Program Studi Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Sanata Dharma
Jl. Paingan, Maguwoharjo, Depok, Krodan, Maguwoharjo, Kec. Depok, Kabupaten Sleman,
Daerah Istimewa Yogyakarta
Email : ¹edo@usd.ac.id

Abstract

The large amount of crime data generally becomes a pile of data that lacks of information. Data mining can be implemented in many areas, crime is one of them. Data mining can be used to find information from crime data that has been collected by the police. This study analyzed 3.198 crime data of Polresta Yogyakarta in 2016-2018. This study was aimed to determine the pattern of interrelationships between regions with its potential crime using association rule mining with CT-PRO algorithm. System testing was done by changing support and confidence values to find best crime patterns. The results were support and confidence values that can produce association rules are 8,59% and 70% with one rule, namely: "If the committed crime is CURAT then the crime occurs in MUKIM." The rule has 70,5% confidence, 275 support count and 1,66 lift ratio which means the rule were in the strong category.

Keywords: *Data Mining, Association, CT-PRO, Crime*

1. Pendahuluan

Tindak kejahatan adalah tindakan yang menentang aturan hukum serta adanya sanksi pidana yang dapat dikenakan bagi siapa saja yang melakukan pelanggaran tersebut[1]. Kejahatan adalah aktivitas yang bertujuan untuk melakukan sesuatu tindakan jahat dan merugikan orang lain yang dilakukan oleh pribadi atau kelompok[2]. Ada banyak contoh tindak kejahatan yang dilakukan di lingkungan masyarakat misalnya pencurian, pembunuhan, penipuan, pengedaran obat-obat terlarang, dan lain sebagainya. Tindak kejahatan juga dipengaruhi oleh banyak faktor yang beragam dan kompleks misalnya lingkungan pergaulan, tingkat pendidikan, daya emosional, dan lain-lain.

Menurut Badan Pusat Statistik (BPS), telah terjadi kecenderungan peningkatan kasus kejahatan atau kriminalitas di Indonesia pada tahun 2015-2017. Sebanyak 352.936 kasus kejahatan telah terjadi selama tahun 2015 dan meningkat pada tahun 2016 menjadi 357.197. Tetapi terjadi penurunan pada tahun 2017 yaitu menjadi 336.652 kasus. Data tersebut merupakan data yang berasal dari Polri. Secara lebih spesifik BPS juga menyediakan data yang berasal dari Polda Daerah Istimewa Yogyakarta (DIY), yaitu terdapat 7.251 kasus kejahatan yang terjadi selama tahun 2017[3]. Kasus-kasus kejahatan tersebut semakin lama semakin meresahkan masyarakat dan mengharuskan pihak kepolisian untuk terus menyelidikinya.

Banyaknya data tindak kejahatan sering kali hanya menjadi tumpukan data yang miskin akan informasi. Untuk menyelesaikan permasalahan tersebut maka perlu suatu teknik tertentu yang dapat digunakan untuk mengelola dan menganalisis tumpukan data. Teknik yang dapat digunakan untuk menggali nilai dari tumpukan data tersebut adalah *data mining*.

Data mining merupakan bagian dari *Knowledge Discovery in Database* (KDD) yaitu sebuah aktivitas analisis data dalam jumlah besar untuk mencari pola atau keterkaitan data[4].

Data mining dapat digunakan untuk menggali informasi dari data tindak kejahatan yang telah dikumpulkan oleh pihak kepolisian. Informasi yang dapat diperoleh berupa jenis tindak kejahatan yang terjadi di wilayah-wilayah tertentu. Informasi tersebut dapat diperoleh dengan metode *association rule mining* yang ada dalam teknik *data mining*.

Terdapat beberapa penelitian yang telah mengimplementasikan *data mining* pada data tindak kejahatan[5][6]. Kedua penelitian tersebut menggunakan metode *association rule mining* dan algoritma apriori untuk menganalisis data kejahatan. Hasilnya berupa pola-pola kejahatan yang terjadi dan saling berkaitan satu sama lain. Hasil tersebut dapat dimanfaatkan sebagai bahan pertimbangan kepolisian dalam usaha mencegah kriminalitas.

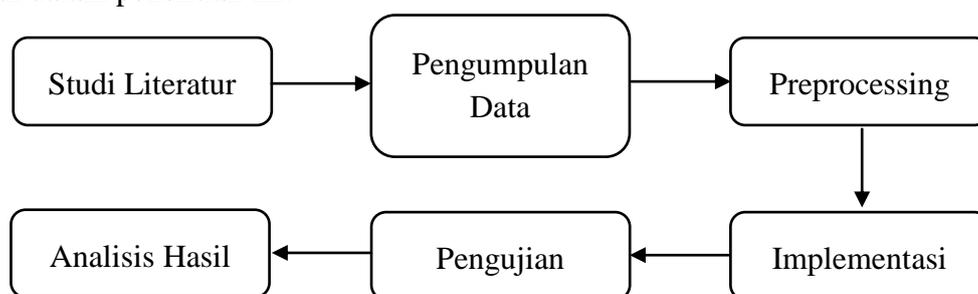
Kelemahan dari algoritma apriori adalah waktu eksekusi yang cenderung lama karena terdapat mekanisme *brute force* dalam mengkombinasikan *itemset*. Kelemahan tersebut dapat di atasi dengan memanfaatkan algoritma *fp-growth* yang berbasis *tree*. Penelitian tersebut juga telah dilakukan untuk menemukan pola peminjaman buku di perpustakaan[7]. Hasilnya berupa pola kombinasi buku yang saling berkaitan. Hasil tersebut dapat dimanfaatkan oleh peminjam buku untuk melihat rekomendasi buku lain yang dapat dipinjam ketika sebuah buku akan dipinjam.

Terdapat juga penelitian lain yang telah mengimplementasikan *association rule mining* dengan menggunakan algoritma *ct-pro* untuk menemukan pola tindak kejahatan perdagangan manusia[8]. Kelemahan dari algoritma *fp-growth* diperbaiki oleh algoritma *ct-pro* yaitu dengan mengganti penggunaan *fp-tree* dengan membuat *compressed fp-tree* pada langkah pembangunan *global tree*. Salah satu kelemahan *fp-tree* adalah *overhead* dalam membangun banyak *conditional fp-tree* dalam tahap *mining* yang mengurangi performa algoritma ketika pola bertambah panjang dan atau minimal *support* bertambah kecil sehingga membutuhkan waktu yang lebih panjang dan memori yang cukup besar. Hasil dari penelitian tersebut berupa pola tindak kejahatan perdagangan manusia yang sesuai dengan kondisi di lapangan. Hasil tersebut tentu saja dapat membantu pihak kepolisian dalam mencegah terjadinya tindak kejahatan perdagangan manusia.

Berdasarkan permasalahan dan beberapa fakta di atas maka penelitian ini mencoba menganalisis data tindak kejahatan di Yogyakarta dengan mengimplementasikan *association rule mining* dan algoritma *Compact Tree-Apriori (CT-PRO)*. Dengan adanya penelitian ini, diharapkan dapat membantu polisi dalam mengupayakan usaha-usaha pencegahan tindak kejahatan yang semakin marak terjadi di masyarakat. Dengan informasi tersebut, masyarakat juga dapat ikut berhati-hati terhadap kemungkinan terjadinya kejahatan di tempat-tempat tertentu.

2. Metodologi Penelitian

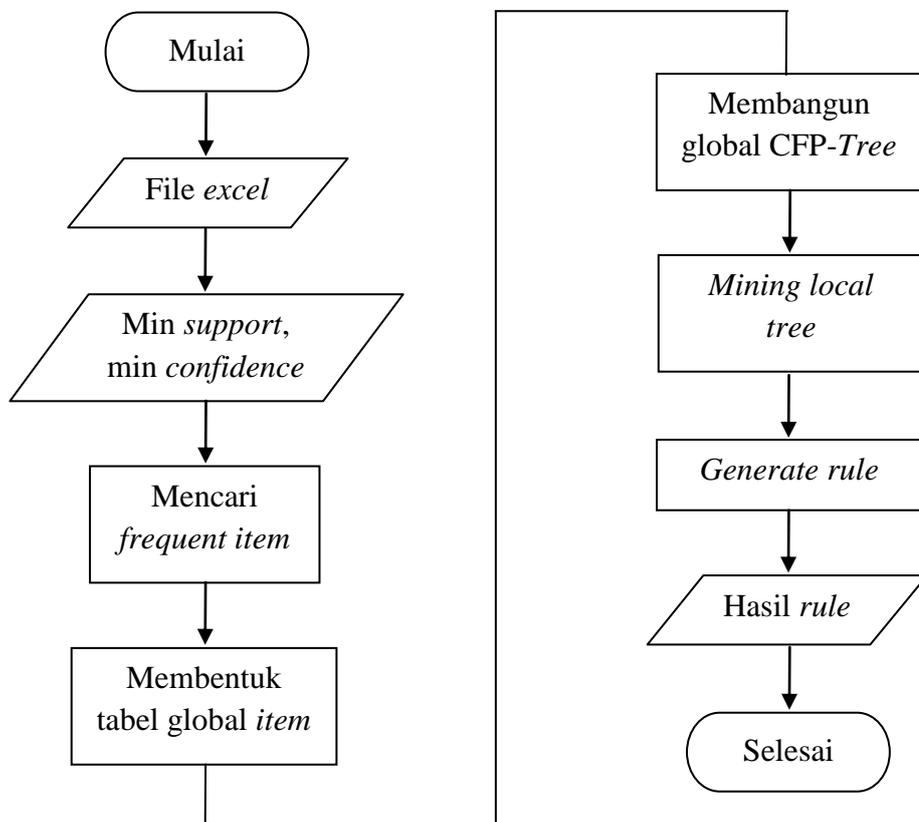
Penelitian ini melalui serangkaian tahap-tahap untuk mengimplementasikan algoritma CT-PRO dalam menemukan pola kejahatan. Gambar 1 menunjukkan tahap-tahap yang dilakukan dalam penelitian ini.



Gambar 1. Metodologi Penelitian

Gambar 1 memperlihatkan bagan metodologi penelitian yang dilakukan pada penelitian ini. Tahap pertama adalah studi literatur, pada tahap ini dilakukan studi mengenai teori dan penelitian sebelumnya yang berkaitan dengan penelitian ini. Literatur yang digunakan berasal dari buku, jurnal, dan publikasi ilmiah lainnya. Tahap kedua adalah pengumpulan data, pada tahap ini dilakukan metode dokumentasi yaitu mempelajari dan melihat dokumen-dokumen yang telah tersedia sebelumnya. Caranya adalah dengan menelusuri dan mencatat informasi yang dibutuhkan kaitannya dengan data laporan kepolisian. Data yang diperoleh adalah data kasus kejahatan yang didapatkan dari laporan tindak kejahatan yang ada di Polresta Yogyakarta dari tahun 2016-2018. Data yang diambil meliputi atribut tindak kejahatan, kecamatan, TKP, dan tahun kejadian. Pada tahap ketiga, data laporan polisi yang telah diperoleh diolah agar siap untuk diproses. Beberapa hal yang dilakukan adalah seleksi data, pembersihan data, dan transformasi data.

Tahap keempat adalah implementasi, implementasi algoritma CT-PRO dilakukan pada tahap ini ke dalam bahasa pemrograman *Java*. Adapun algoritma CT-PRO ditunjukkan dalam diagram *flowchart* pada Gambar 2 di bawah ini.



Gambar 2. Flowchart CT-PRO

Tahap kelima adalah pengujian terhadap implementasi CT-PRO dengan cara mengubah-ubah nilai *min support* dan *min confidence* untuk menemukan aturan yang terbaik. Aturan terbaik yang dimaksud adalah aturan dengan nilai *support* dan *confidence* yang tertinggi. Hasil dari tahap pengujian selanjutnya dilakukan analisis pada tahap keenam. Pada tahap ini dilakukan penarikan kesimpulan terhadap temuan yang didapatkan dan memberikan saran guna perbaikan dari kelemahan yang ditemukan.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Sampel data

Sampel data yang digunakan sebanyak 10 data dari total 3.198 data tindak kejahatan di Polresta Yogyakarta untuk memberikan gambaran proses algoritma CT-PRO. Data tersebut sudah melalui tahap *preprocessing* dan siap untuk diolah. 10 data tersebut ditunjukkan pada Tabel 1 di bawah ini.

Tabel 1. Sampel data tindak kejahatan

No	Jenis Tindak Kejahatan	Kecamatan	TKP	Tahun
1	Penipuan	Gondomanan	ATM	2016
2	Penggelapan	Mantrijeron	Perusahaan	2016
3	Pemalsuan Dokumen	Mergangsan	Perusahaan	2016
4	Pencurian	Gondomanan	Toko	2016
5	Penipuan	Gondomanan	ATM	2017
6	Penipuan	Umbulharjo	ATM	2017
7	Penggelapan	Tegalrejo	Perusahaan	2017
8	Penggelapan	Umbulharjo	Perusahaan	2018
9	Pencurian	Gondomanan	Pasar	2018
10	Penipuan	Gondokusuman	ATM	2018

3.2. Pencarian *frequent item*

Pada langkah ini dilakukan proses pencarian *item* yang kemunculannya tidak kurang dari *threshold* yang ditentukan yaitu min *support count* 2 (20%). Mula-mula semua *item* dari Tabel 1 diambil dengan menghilangkan *item* ganda. *Item* yang dimaksud adalah isi dari kolom jenis tindak kejahatan, kecamatan dan TKP. Selanjutnya dihitung jumlah kemunculan masing-masing *item* pada Tabel 1. Daftar dari *item-item* tersebut ditunjukkan pada Tabel 2a. Selanjutnya dilakukan penghapusan terhadap *item-item* pada Tabel 2a yang tidak memenuhi *threshold*. *Item-item* tersebut selanjutnya diurutkan berdasarkan *count* terbanyak dan diberi id global seperti yang terlihat pada Tabel 2b.

Tabel 2. Daftar global *item*

No	<i>Item</i>	<i>Count</i>
1	Penipuan	4
2	Penggelapan	3
3	Pemalsuan Dokumen	1
4	Pencurian	2
5	Gondomanan	4
6	Mantrijeron	1
7	Mergangsan	1
8	Umbulharjo	2
9	Tegalrejo	1
10	Gondokusuman	1
11	ATM	4
12	Perusahaan	4
13	Toko	1
14	Pasar	1

(a)



ID Global	<i>Item</i>	<i>Count</i>
1	Penipuan	4
2	Gondomanan	4
3	ATM	4
4	Perusahaan	4
5	Penggelapan	3
6	Pencurian	2
7	Umbulharjo	2

(b)

Setelah diperoleh tabel global *item*, selanjutnya adalah melakukan konversi data pada Tabel 1 sesuai dengan id global pada Tabel 2b menjadi Tabel 3a. Hasil konversi data pada Tabel 3a diurutkan secara *ascending* sesuai dengan urutan id global yang ditunjukkan pada Tabel 3b.

Tabel 3. Konversi *itemset*

No	Item
1	1,2,3
2	5,4
3	4
4	6,2
5	1,2,3
6	1,7,3
7	5,4
8	5,7,4
9	6,2
10	1,3

➔

No	Item
1	1,2,3
2	4,5
3	4
4	2,6
5	1,2,3
6	1,3,7
7	4,5
8	4,5,7
9	2,6
10	1,3

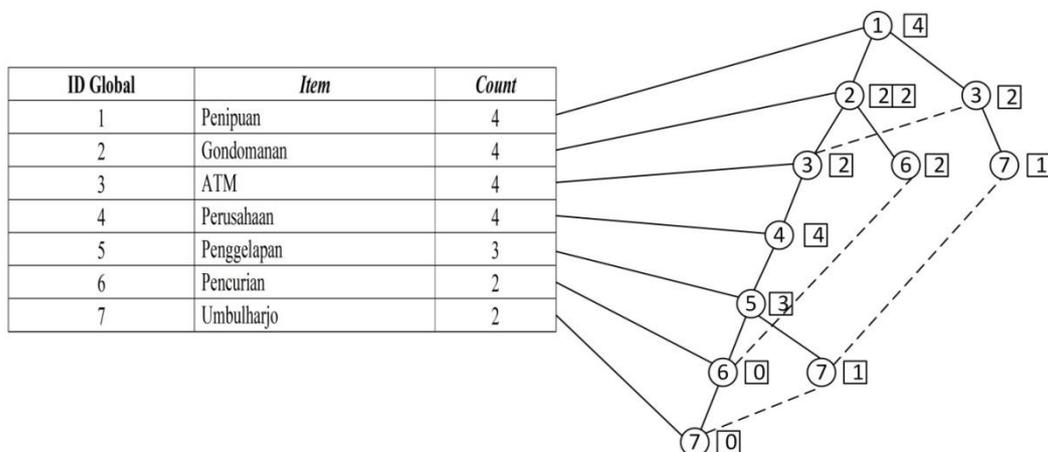
(a)
(b)

3.3. Pembangunan global CFP-Tree

Proses pembangunan global CFP-Tree membutuhkan tabel global *item* dan tabel konversi *itemset*. Adapun algoritma pembentukan global CFP-Tree adalah sebagai berikut :

- Inisialisasi *tree*, buat *node* baru untuk setiap *item* yang ada pada tabel global *item* (Tabel 2b) dan diatur sebagai anak kiri dari setiap *node* yang terbentuk.
- Mengakses setiap *item* yang ada pada *itemset* (Tabel 3b).
- Jika *item* yang ada pada *itemset* adalah *currentNode* maka *count* yang ada pada *currentNode* ditambah satu.
- Jika *item* tersebut tidak sama dengan *currentNode* maka lakukan penelusuran untuk anak dari *currentNode*.
- Jika *item* tersebut ada pada anak dari *currentNode* maka *count* yang ada pada anak *currentNode* ditambah satu. Jika tidak buat cabang baru untuk *item* baru dan *count* pada cabang baru tersebut ditambah satu.
- Ulangi langkah b sampai e untuk setiap *itemset* hingga seluruh *itemset* sudah diproses.

Hasil dari proses pembangunan global CFP-Tree dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Global CFP-Tree

3.4. Mining local tree

Konsep dari algoritma CT-PRO adalah *bottom-up mining* sehingga tabel global *item* diurutkan mulai dari *item* yang memiliki frekuensi terkecil hingga terbesar. Proses *mining* dilakukan satu persatu dimulai dari global *item* terkecil untuk menjadi *local tree*. Pada pembuatan *local item table*, dilakukan seleksi berdasarkan nilai *threshold* yang telah ditentukan.

Sebagai contoh akan dibangun *local CFP-Tree node 3* dengan cara *bottom-up*. Berdasarkan global CFP-Tree terdapat dua *item* yang menjadi *parent* dari *node 3* yaitu *item 1* dan *2*. Kedua *item* tersebut di hitung jumlah kemunculannya yang mengandung *node 3* seperti yang di perlihatkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Proses mendapatkan *local item table*

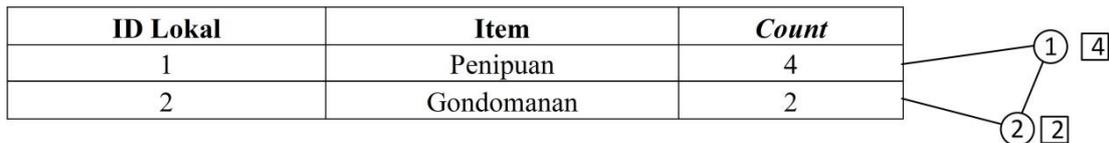
ID Global	Count
1	4
2	2

➔

ID Lokal	Item	Count
1	Penipuan	4
2	Gondomanan	2

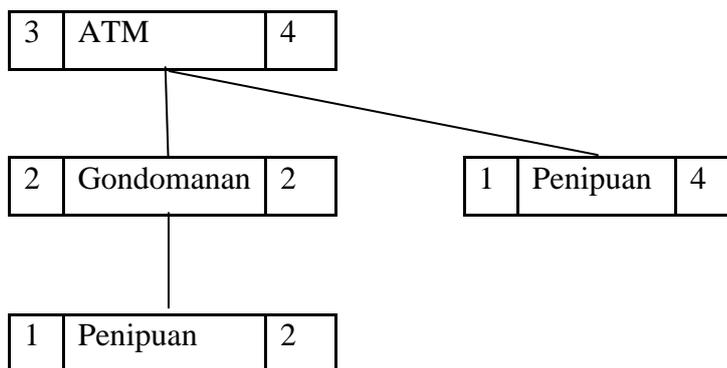
(a) (b)

Seluruh *item* yang terdapat pada Tabel 4a diseleksi berdasarkan *threshold* yaitu 2 (20%). Lalu *item* yang telah diseleksi akan digunakan untuk membuat *local item table* pada Tabel 4b. Langkah selanjutnya adalah membangun *local CFP-Tree* dari *local item table* yang telah terbentuk. Gambar 4 menunjukkan jumlah *item* yang mengandung *item 1* (Penipuan) adalah 4. Sedangkan jumlah *item* yang mengandung *itemset 1 dan 2* (Penipuan dan Gondomanan) adalah 2.



Gambar 4. *Local CFP-Tree node 3*

Langkah selanjutnya adalah membuat *frequent itemset* berdasarkan *node 3* untuk dijadikan *root* yang diikuti dengan *node-node* lain dari *local CFP-Tree* sebagai *subtree*. Sebagai contoh, *node 3* memiliki *subtree node 2* dan *node 1* sesuai dengan *node* yang ada pada *local CFP-Tree*. Proses membangun *frequent itemset* untuk *node 3* ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Proses mendapatkan *frequent itemset*

Selanjutnya dilakukan transformasi ke dalam bentuk tabel berdasarkan Gambar 5 menjadi *frequent itemset* yang ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5. *Frequent itemset*

No	Itemset	Count
1	ATM, Gondomanan, Penipuan	2
2	ATM, Gondomanan	2
3	ATM, Penipuan	4

3.5. Generate rule

Setelah *frequent itemset* untuk *node* 3 ditemukan, langkah selanjutnya adalah membentuk aturan yang diperoleh dari proses *subset frequent itemset* berdasarkan Tabel 5. Dari hasil *subset* tersebut dilakukan perhitungan nilai *support*, *confidence*, dan *lift ratio* seperti yang diperlihatkan pada Tabel 6.

Tabel 6. *Frequent itemset* dengan nilai *support* dan *confidence*

No	A	B	Support Count (A)	Support Count (A ∪ B)	Confidence
1	ATM, Gondomanan	Penipuan	2	2	2/2 = 1
2	ATM, Penipuan	Gondomanan	4	2	2/4 = 0,5
3	Gondomanan, Penipuan	ATM	2	2	2/2 = 1
4	ATM	Gondomanan, Penipuan	4	2	2/4 = 0,5
5	ATM	Gondomanan	4	2	2/4 = 0,5
6	ATM	Penipuan	4	4	4/4 = 1
7	Gondomanan	ATM, Penipuan	4	2	2/4 = 0,5
8	Gondomanan	ATM	4	2	2/4 = 0,5
9	Gondomanan	Penipuan	4	2	2/4 = 0,5
10	Penipuan	ATM, Gondomanan	4	2	2/4 = 0,5
11	Penipuan	ATM	4	4	4/4 = 1
12	Penipuan	Gondomanan	4	2	2/4 = 0,5

Beberapa rumus yang digunakan adalah sebagai berikut [9]:

$$\text{support}(A \Rightarrow B) = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung A dan B}}{\text{Total transaksi}} \quad (1)$$

$$\text{confidence}(A \Rightarrow B) = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung A dan B}}{\text{Jumlah transaksi mengandung A}} \quad (2)$$

Setelah ditemukan nilai *support* dan *confidence* maka dilakukan penyeleksian aturan yang memenuhi nilai minimum *confidence* sebesar 1. Lalu sekaligus dihitung nilai *lift ratio* dari aturan yang telah lolos minimum *confidence*. Untuk menghitung *lift ratio* dilakukan dengan membagi nilai dari *confidence* dengan *benchmark confidence*[9]. Nilai *benchmark confidence* sendiri, dihitung dengan membagi banyaknya kemunculan *consequent* yang dibagi dengan banyaknya data tindak kejahatan[9]. Tabel 7 menunjukkan aturan-aturan yang memenuhi nilai minimum *confidence* beserta nilai *lift ratio*.

Tabel 7. Aturan yang memenuhi minimum *confidence* beserta *lift ratio*

No	A	B	<i>Confidence</i>	<i>Benchmark Confidence</i>	<i>Lift Ratio</i>
1	ATM, Gondomanan	Penipuan	1	0,4	2,5
2	Gondomanan, Penipuan	ATM	1	0,4	2,5
3	ATM	Penipuan	1	0,4	2,5
4	Penipuan	ATM	1	0,4	2,5

Dari hasil yang diperoleh pada Tabel 7 nilai *lift ratio* yang dihasilkan untuk semua *rule* yang berhasil dibentuk memiliki nilai lebih besar dari 1 (*lift ratio* > 1). Hal ini menunjukkan bahwa semua *rule* yang didapatkan bersifat kuat.

3.6. Pengujian dengan seluruh data

Pengujian dilakukan pada seluruh data tindak kejahatan yang terjadi di Polresta Yogyakarta pada tahun 2016-2018 menggunakan nilai min *support* dan *confidence* yang berbeda-beda. Jika nilai *support count* dan *min confidence* menghasilkan jumlah aturan yang sama secara berturut-turut maka akan diambil nilai *support count* dan *min confidence* yang terbesar untuk ditampilkan di Tabel 8. Tabel 8 berisi jumlah aturan yang diperoleh pada setiap variasi nilai *min support* dan *min confidence*.

Tabel 8. Hasil pengujian seluruh data

<i>Support Count</i>	<i>Minimum Support</i>	<i>Minimum Confidence</i>					
		50%	60%	70%	80%	90%	100%
1	0,03%	908	713	586	548	531	531
2	0,06%	511	390	263	225	208	208
3	0,09%	223	164	107	72	55	55
4	0,12%	141	97	63	43	26	26
5	0,15%	103	68	45	25	16	16
6	0,18%	85	53	33	16	10	10
7	0,21%	71	42	26	11	6	6
8	0,25%	60	35	21	9	4	4
9	0,28%	54	31	18	6	3	3
10	0,31%	48	27	15	3	2	2
11	0,34%	44	24	14	3	2	2
13	0,40%	35	19	12	3	2	2
14	0,43%	30	17	10	3	2	2
15	0,46%	28	17	10	3	2	2
16	0,50%	25	14	9	2	1	1
18	0,56%	22	13	9	2	1	1

Tabel 9. Hasil pengujian seluruh data (lanjutan)

<i>Support Count</i>	<i>Minimum Support</i>	<i>Minimum Confidence</i>					
		50%	60%	70%	80%	90%	100%
18	0,56%	22	13	9	2	1	1
19	0,59%	19	10	8	2	1	1
21	0,65%	17	10	8	2	1	1
28	0,87%	13	7	5	1	0	0
29	0,90%	12	7	5	1	0	0
32	1,00%	9	6	4	1	0	0
47	1,47%	8	5	3	1	0	0
49	1,53%	7	4	3	1	0	0
50	1,56%	6	4	3	1	0	0
66	2,06%	5	4	3	1	0	0
79	2,47%	3	2	2	1	0	0
80	2,50%	2	2	2	1	0	0
275	8,59%	1	1	1	0	0	0
276	8,63%	0	0	0	0	0	0

Dari hasil pengujian perbandingan jumlah aturan asosiasi pada 3.198 laporan tindak kejahatan dari tahun 2016-2018 diperoleh informasi bahwa nilai min *support* 8,59% dengan nilai *confidence* 70% menghasilkan aturan asosiasi yang baik karena aturan tersebut memenuhi nilai min *support* dan min *confidence* tertinggi, yang berarti bahwa aturan tersebut merupakan aturan yang paling sering muncul dengan tingkat kepercayaan tertinggi.

Aturan yang dihasilkan yaitu:

“Jika tindak kejahatan yang dilakukan adalah CURAT maka tindak kejahatan terjadi di MUKIM”

Tingkat Kepercayaan : 70.5%

Support Count : 275

Lift Rasio : 1.66 (Aturan Kuat)

Selain itu, diperoleh informasi bahwa nilai min *support* 8,63% dengan nilai *confidence* dari 50% hingga 100% tidak menghasilkan aturan asosiasi maka proses uji coba berhenti.

3.7. Konfirmasi hasil aturan asosiasi

Hasil aturan asosiasi yang telah diperoleh dari penelitian ini, selanjutnya dilakukan konfirmasi kepada pihak Polresta Yogyakarta selaku pemilik data. Berdasarkan konfirmasi dari Ibu Gita selaku BAMIN Satreskrim Polresta Yogyakarta, dapat diperoleh informasi bahwa aturan asosiasi tindak kejahatan terkuat yaitu “Jika tindak kejahatan yang dilakukan adalah CURAT maka tindak kejahatan terjadi di MUKIM” telah sesuai dengan keadaan di lapangan. Ibu Gita menambahkan bahwa motif CURAT (pencurian dengan pemberatan) banyak dilakukan dengan cara perusakan rumah yang penghuninya sedang tidak ada. Konfirmasi juga dilakukan untuk beberapa hasil pengujian yang lain. Dari hasil konfirmasi tersebut dapat diperoleh kesimpulan bahwa hasil aturan asosiasi yang diperoleh oleh sistem sudah sesuai dengan keadaan di lapangan.

4. Kesimpulan

Kesimpulan yang diperoleh dari penelitian ini yaitu:

- a. Algoritma CT-PRO dapat diterapkan untuk menganalisis tindak kejahatan yang terjadi di Polresta Yogyakarta dengan menemukan aturan asosiasi antar item.
- b. Dengan menggunakan data tindak kejahatan di Polresta Yogyakarta pada tahun 2016-2018, batas tertinggi minimum *support* dan *confidence* yang dapat menghasilkan aturan asosiasi adalah 8,59% dan 70% dengan hasil satu aturan yaitu: “Jika tindak kejahatan yang dilakukan adalah CURAT maka tindak kejahatan terjadi di MUKIM.” Aturan tersebut memiliki tingkat kepercayaan sebesar 70.5%, *support count* sebesar 275 dan memiliki *lift ratio* senilai 1.66 yang berarti aturan termasuk kategori kuat.
- c. Aturan asosiasi yang dihasilkan sudah sesuai dengan kondisi di lapangan.

Saran yang dapat disampaikan berdasarkan temuan yang diperoleh dari penelitian ini yaitu:

- a. Penelitian selanjutnya hendaknya dapat melakukan komparasi terhadap algoritma *association rule* lainnya.
- b. Penambahan atribut juga perlu dilakukan untuk mendapatkan hasil aturan yang lebih baik.

Ucapan Terimakasih

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Polresta Yogyakarta yang telah menyediakan data tindak kejahatan yang digunakan dalam penelitian ini.

Daftar Pustaka

- [1] Moeljatno. (1993). *Asas Asas Hukum Pidana*. Rineka Cipta. Hal. 54.
- [2] Nagib, C. (2014). Studi Deskriptif Faktor-faktor yang Menyebabkan Terjadinya Tindak Kriminal oleh Anak-anak Di Balai Pemasarakatan Purwokerto. *Skripsi Fakultas Psikologi Universitas Muhammadiyah Purwokerto*.
- [3] Badan Pusat Statistik. (2018). *Statistik Kriminal 2018*. Badan Pusat Statistik.
- [4] Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). *Data Mining: Concepts and Techniques 3rd Edition*. Morgan Kaufmann.
- [5] Atmaja, E. H. S. (2017). Analisis Pola Tindak Kejahatan Menggunakan Visualisasi Aturan Asosiasi Berbasis Graph. *Jurnal Media Teknika*, 12(1), 1–66.
- [6] Fadlina. (2014). Data Mining Untuk Analisa Tingkat Kejahatan Jalanan dengan Algoritma Association Rule Metode Apriori. *Jurnal Informasi Dan Teknologi Ilmiah (INTI)*, III(1), 144–154.
- [7] Kadafi, M. (2018). Penerapan Algoritma FP-GROWTH untuk Menemukan Pola Peminjaman Buku Perpustakaan UIN Raden Fatah Palembang. *MATICS: Jurnal Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi*, 10(2), 52–58.
- [8] Sari, N. F. A. T. (2016). Penggunaan Association Rule Mining Algoritme CT-PRO dalam Proses Penentuan Pola Tindak Kejahatan Perdagangan Manusia. *Tesis Program Studi S2 Ilmu Komputer Universitas Gadjah Mada*.
- [9] Tan, P., Steinbach, M., & Kumar, V. (2006). *Introduction to Data Mining*. Addison-Wesley.