

Penggunaan Algoritma T-Apriori* Untuk Pencarian *Association Rule* Pada Data *Spatio-Temporal*

Oleh:
Imam Mukhlash
(Jurusan Matematika FMIPA ITS)

Abstrak

Seiring dengan berkembang pesatnya aplikasi basisdata, obyek *data mining* juga berkembang untuk menangani tipe data yang kompleks, antara lain data *spatio-temporal*. Data *spatio-temporal* menyimpan obyek spasial dan perubahannya, baik perubahan data spasial maupun data atributnya. Pada makalah ini akan dibahas pengembangan algoritma *association rule* pada data spasial dengan menambahkan batasan waktu. *Spatio-temporal association rule* terjadi jika terdapat relasi *spatio-temporal* pada bagian *antecedent* atau *consequent* dari sebuah *rule*. Dua aspek penting dalam pencarian *spatio-temporal association rule* adalah prapemrosesan data dan algoritma pembangkitan *frequent predicate*. Metode prapemrosesan data berfungsi untuk memproses data sumber yang berupa data spasial dan non-spasial dengan batasan waktu dan menghasilkan data yang siap untuk di-*mining*. Pembangkitan *frequent predicate* dilakukan dengan menggunakan algoritma T-Apriori*, yaitu pengembangan algoritma T-Apriori yang diperluas untuk menangani data *spatio-temporal*. Selanjutnya, algoritma ini dimanfaatkan untuk mendukung proses pengambilan keputusan dengan cara mengintegrasikannya kedalam sebuah perangkat lunak SIG. Sistem ini mampu melakukan analisis data kesehatan dan demografi yang berbasis *spatio-temporal* dan menghasilkan *knowledge* dalam bentuk *spatio-temporal association rule*.

Kata kunci: *association rule*, *spatio-temporal data mining*, *frequent predicate*, T-Apriori*

I. PENDAHULUAN

Perkembangan yang sangat cepat dalam bidang teknologi informasi, *remote sensing* dan SIG (*Sistem Informasi Geografis*) menyebabkan data yang terkait dengan geografis tumbuh dengan sangat cepat. Hal ini memunculkan gagasan untuk memanfaatkan lebih lanjut data geografis yang sangat besar dan kompleks ini. Salah satu kajian penelitian yang terkait dengan pemanfaatan data dengan volume besar adalah *data mining*. *Data mining* merupakan salah satu kajian penelitian yang relatif baru yang tujuan utamanya adalah untuk menggali dan menemukan pengetahuan baru, valid dan bermanfaat dari sejumlah besar data (Han dan Kamber, 2006)

Seiring dengan berkembang pesatnya aplikasi basisdata, obyek *data mining* juga berkembang untuk menangani tipe data yang kompleks antara lain data spasial, data citra, data multimedia, dan data musik (Han dan Kamber, 2006). Hal ini memunculkan cabang baru dari *data mining*, diantaranya adalah *spatial data mining*. Mengikuti definisi *data mining*, *spatial data mining* adalah penemuan pengetahuan dari sejumlah

besar data spasial (Koperski, 1999). Seiring dengan kenyataan bahwa sebagian besar data dari fenomena geografis berubah dan bertambah berdasarkan waktu, maka ‘*spatiality*’ dan ‘*temporality*’ menjadi sangat penting untuk mengerti proses dan kejadian geografis (Miller, 2004). Dari sini muncul istilah baru yaitu *spatio-temporal data mining* atau *geographic-temporal (geo-spatio-temporal) data mining* dalam konteks geografis.

Salah satu *task* yang sangat penting dalam *data mining* adalah *association rule*. Diusulkan pertama kali oleh Agrawal (Agrawal dkk., 2003), *task* ini digunakan untuk analisis *market basket*. Secara singkat, *task* ini dirumuskan sebagai berikut: diberikan himpunan transaksi yang mana setiap transaksi memuat himpunan item. Sebuah *association rule* dinyatakan dengan implikasi

$$X \rightarrow Y, (s\%, c\%) \dots\dots\dots (1)$$

dengan X dan Y adalah himpunan item, s menyatakan support dan c adalah confidence dari rule. Secara intuitif, makna dari *rule* ini adalah “transaksi-transaksi yang berisi item X cenderung berisi item Y juga. Meskipun pada awalnya dikembangkan dan diaplikasikan secara luas pada data transaksional, *association rule* dapat diaplikasikan pada domain aplikasi yang lebih luas termasuk aplikasi baru yaitu data spasial dan *temporal* (Hsu dkk., 2008). Pengembangan algoritma-algoritma dalam lingkup ini menjadi bidang riset yang sangat aktif saat ini. *Spatio-temporal association rule* merupakan perluasan dari *spatial association rule* yang mana obyek pencarian pola adalah data *spatio-temporal*. Data *spatio-temporal* menyimpan obyek spasial dan perubahannya terhadap parameter waktu. *Spatio-temporal association rule* terjadi jika terdapat relasi *spatio-temporal* pada bagian *antecedent* dan *consequent* dari sebuah rule (Mennis dan Liu, 2005). Dengan demikian, kita bisa melakukan inferensi terhadap sebuah event *spatio-temporal* berdasarkan event *spatio-temporal* yang lain.

Rumusan Masalah

Salah satu algoritma pencarian *association rule* yang paling banyak digunakan adalah algoritma Apriori (Agrawal 93). Hal ini disebabkan karena kemudahan dan kesederhanaan proses, meskipun terdapat permasalahan terkait dengan volume data yang besar. Untuk menangani kendala waktu, algoritma T-Apriori telah dikembangkan

oleh Liang dkk (2006). Akan tetapi, untuk mendapatkan *association rule* pada data *spatio-temporal*, algoritma ini tidak bisa secara langsung digunakan, sehingga diperlukan strategi khusus untuk menggunakannya. Strategi inilah yang akan dibahas dalam penelitian ini. Selanjutnya, algoritma ini akan digunakan untuk mencari *spatio-temporal association rule* untuk mendapatkan pola keterkaitan antara data kesehatan dan demografi. Pemilihan kasus uji didasarkan pada kebutuhan akan pentingnya mengetahui hubungan (asosiasi) antara tingkat kepadatan penduduk, keberadaan sarana kesehatan, dan jumlah penderita penyakit di suatu wilayah.

Tujuan dan Manfaat

Tujuan utama penelitian ini adalah untuk merumuskan strategi berupa perluasan algoritma T-Apriori untuk mendukung proses *spatio-temporal association rule mining*, terutama dalam proses pembangkitan *frequent predicates* dan kemudian mengaplikasikan algoritma yang telah dikembangkan pada permasalahan riil yaitu pencarian *spatio-temporal association rule* pada data kesehatan dan demografi.

Salah satu peran penting *spatial data mining* adalah untuk mendukung proses pengambilan keputusan (*decision support*). Dengan ditemukannya *association rule* dengan penambahan dimensi waktu, trend asosiasi antar obyek spasial dapat diidentifikasi sehingga dapat lebih efektif dimanfaatkan untuk dasar pengambilan keputusan.

II. METODE PENELITIAN

Untuk menjawab permasalahan di atas, prosedur (tahap-tahap) penelitian yang telah dilakukan adalah:

1. Analisis permasalahan dan perumusan konsep-konsep baru yang diusulkan.

Tahap ini berisi perumusan konsep-konsep tentang *spatio-temporal association rule mining* termasuk didalamnya prapemrosesan data dan menentukan tolok ukur (parameter) penilaian kinerja algoritma yang dikembangkan.

2. Pengembangan Algoritma

Pada tahap ini, dilakukan perluasan algoritma yang meliputi empat hal, yaitu: algoritma untuk prapemrosesan data, algoritma pembangkitan *spatio-temporal frequent pattern* dan *association rule* yang berbasis T-Apriori.

3. Penyiapan data

Pemilihan studi kasus ini dimaksudkan sebagai bahan uji coba algoritma yang telah dikembangkan dan memanfaatkan *task-task* dalam *data mining* untuk membantu menyelesaikan permasalahan riil. Studi kasus yang digunakan dalam penelitian ini adalah pencarian *spatio-temporal association rule* pada data demografi dan kesehatan di salah satu Kab./Kota di Jawa Timur. Data demografi dan kesehatan yang digunakan meliputi data penduduk setiap kelurahan, data puskesmas, dan data jumlah penderita penyakit demam berdarah untuk setiap kelurahan mulai tahun 2000 sampai dengan tahun 2005.

4. Implementasi dan uji coba

Pengujian secara empiris algoritma yang telah dikembangkan dilakukan dengan implementasi algoritma tersebut untuk kasus tertentu dalam bentuk Sistem Informasi Geografis (SIG).

5. Evaluasi hasil uji coba dan pengembangan lebih lanjut.

Uji coba yang dilakukan akan menghasilkan dua hal pokok yaitu pola *association rule* dan waktu komputasi algoritma.

III. HASIL PENELITIAN

Hasil-hasil penelitian yang diuraikan di sini meliputi perluasan konsep *item*, *itemset*, *frequent pattern* dan *association rule* dalam konteks *spatio-temporal*, algoritma pencarian *spatio-temporal association rule*, metode prapemrosesan data, dan pengujian empiris untuk perangkat lunak yang dikembangkan.

Item, Itemset, dan *association rule* dalam konteks *spatio-temporal*

Untuk mengekstrak *spatio-temporal association rule* pada himpunan data yang diberikan, pertama kali harus didefinisikan istilah *items* dan transaksi (*baskets*) dalam domain *spatio-temporal*. Dalam domain *spatio-temporal*, istilah *item* diperluas menjadi bentuk relasi spasial yang memenuhi batasan temporal. Istilah *itemsets* dalam domain *spatio-temporal* adalah konjungsi predikat $P_1 \wedge P_2 \wedge P_3 \wedge \dots \wedge P_n$ yang di dalamnya memuat predikat/relasi spasial yang memenuhi batasan *temporal*. Setiap record dalam tabel ‘transaksi’ merepresentasikan instans dari sebuah obyek spasial (*target feature type*) pada batasan waktu tertentu yang mana atribut-atributnya berupa predikat-predikat

spasial dan non-spasial. Relasi spasial dapat berupa relasi topologi (misalnya interseksi, *overlap*, *disjoint*, dan *meet*), relasi arah/orientasi (misalnya arah kiri, arah barat, dan timur), dan relasi jarak (misalnya jauh, dekat, dan jarak dengan nilai tertentu). Sedangkan batasan *temporal* dapat berupa titik waktu (*time-stamp*) dan interval. Beberapa contoh predikat terkait dengan data spasial antara lain *intersect*(X, fasilitas_kesehatan), *dekat*(X,sungai), *kepadatan_penduduk*(X,rendah), dan *arah_kiri*(Y, jalan).

Support dari konjungsi $P_1 \wedge P_2 \wedge P_3 \wedge \dots \wedge P_n$ dalam suatu himpunan S, adalah jumlah obyek-obyek dalam S yang memenuhi P_1, P_2, P_3, \dots dan P_n dibagi dengan jumlah obyek dalam S pada batasan waktu yang diberikan. Sedangkan *confidence* dari *rule* $P \rightarrow Q$ dalam himpunan S, adalah jumlah obyek yang memenuhi predikat-predikat dalam P dan Q dibagi dengan jumlah obyek yang memenuhi P. Sebuah predikat tunggal disebut dengan *1-predicate*. Konjungsi dari k predikat tunggal disebut dengan *k-predicate*. Sebuah konjungsi predikat P adalah *frequent* dalam himpunan S jika memenuhi *threshold* nilai *support*. Suatu *spatio-temporal association rule* dikatakan kuat (*strong*) jika *rule* tersebut mempunyai nilai *confidence* lebih dari atau sama dengan *threshold* nilai *confidence* dan memenuhi batasan waktu yang diberikan.

Berdasarkan definisi dari *association rule*, pendefinisian *spatio-temporal association rule* dilakukan dengan cara menambahkan parameter *temporal* kedalam *spatial association rule*, seperti yang sudah didefinisikan sebelumnya (pers. 1). Terdapat dua cara untuk merepresentasikan parameter *temporal*, yaitu penambahan secara eksplisit dan penambahan secara implisit. Pertama, penambahan waktu secara eksplisit dilakukan dengan cara menambahkan komponen waktu pada setiap *association rule* yang didapatkan apakah *association rule* itu berlaku pada satu instan waktu tertentu atau pada interval waktu tertentu. Jika persamaan (1) diubah untuk dapat mengakomodasi komponen *temporal*, didasari oleh rumusan dari Rainsford dan Roddick (1999), maka rumusan ini bisa dimodifikasi menjadi

$$P_1 \wedge P_2 \wedge \dots \wedge P_n \rightarrow Q_1 \wedge Q_2 \wedge \dots \wedge Q_n \quad (s, c) [t_i] \dots\dots\dots(2)$$

untuk rule yang berlaku pada titik waktu t_i , dan

$$P_1 \wedge P_2 \wedge \dots \wedge P_n \rightarrow Q_1 \wedge Q_2 \wedge \dots \wedge Q_n \quad (s, c) [t_i, t_j] \dots\dots\dots(3)$$

untuk rule pada interval waktu $[t_i, t_j]$, dengan syarat terdapat satu diantara $P_1, P_2, \dots, P_n, Q_1, Q_2, \dots, Q_n$ memuat relasi spasial. s menyatakan *threshold* nilai *support* dan c adalah *threshold* nilai *confidence*.

Cara yang kedua adalah dengan melakukan prapemrosesan data untuk mendapatkan perubahan nilai suatu atribut untuk interval waktu tertentu yang kemudian hasilnya akan dijadikan sebagai input untuk pencarian *association rule*. Penggunaan kedua cara ini akan menyebabkan metode prapemrosesan data dan pembangkitan *frequent itemset* yang berbeda. Pada penelitian ini, representasi parameter *temporal* yang digunakan adalah cara yang pertama yaitu penambahan waktu secara eksplisit pada *association rule* yang dihasilkan.

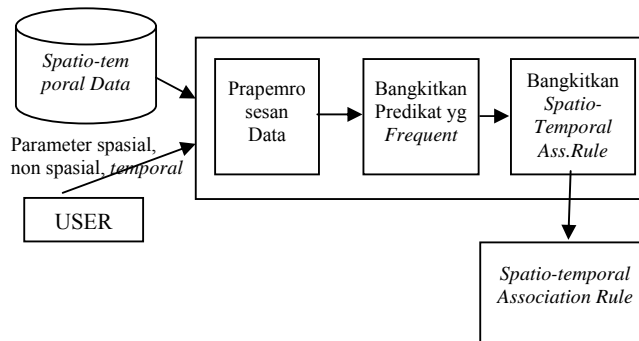
Metodologi *Spatio-temporal Association Rule Mining*

Sebagai sebuah *task* yang berfungsi untuk mendapatkan pola dari data, akan lebih bermanfaat jika algoritma *spatio-temporal association rule mining* diintegrasikan kedalam sebuah perangkat lunak SIG. Akan tetapi, data yang akan ditangani tidak bisa secara langsung digunakan oleh proses *mining*, karena algoritma *data mining* umumnya hanya bisa bekerja pada satu tabel saja. Sedangkan data yang dikelola dalam SIG tersimpan dalam banyak tabel pada sistem basisdata, sehingga diperlukan beberapa proses tambahan untuk mendapatkan data yang tersimpan dalam sebuah struktur tabel yang siap digunakan oleh proses *association rule mining*. Karena itu, diperlukan rumusan tentang strategi penerapan algoritma supaya proses *spatio-temporal association rule mining* dapat dilakukan.

Berdasarkan pada metodologi *spatial association rule mining* yang diajukan oleh Koperski (1999) dan Mukhlash dan Sitohang (2007), pada penelitian ini diajukan metodologi *association rule mining* pada data *spatio-temporal*. Strategi umum yang digunakan untuk mendapatkan *association rule* pada data *spatio-temporal* dapat didekomposisi menjadi tiga langkah berikut ini (lihat Gambar 1):

1. Prapemrosesan data yang bertujuan untuk mendapatkan ‘item’ yang berupa ‘predikat’, dan ‘transaksi’ yang berupa himpunan konjungsi predikat dari *spatio-temporal dataset*. Langkah ini sangat penting karena akan menghasilkan konjungsi predikat yang disimpan dalam sebuah tabel yang memuat predikat/relasi spasial dan nonspasial dengan parameter waktu yang diberikan (*timestamp* atau interval).

2. Bangkitkan predikat yang *frequent*, yang bertujuan untuk mendapatkan semua konjungsi predikat yang memenuhi *threshold minimum support* dan batasan waktu.
3. Bangkitkan *spatio-temporal association rule*, yang bertujuan untuk mendapatkan *rule* (dari *frequent itemsets* yang dihasilkan dari langkah sebelumnya) yang memenuhi *threshold minimum confidence* dan batasan waktu.



Gambar 1. Metodologi *Spatio-temporal Association Rules Mining*

Algoritma T-Apriori*

Sebagaimana dijelaskan sebelumnya, beberapa penelitian telah dilakukan untuk mengembangkan algoritma Apriori sehingga mampu menangani batasan waktu. Salah satu algoritma pengembangan Apriori dilakukan oleh Liang dkk. (2006) dan dinamakan dengan T-Apriori. Dalam T-Apriori, proses pembangkitan *frequent itemset* sama dengan algoritma Apriori, dengan penambahan penanganan khusus untuk informasi waktu. Selanjutnya, algoritma ini akan dikembangkan untuk dapat menangani data spasial dan dinamakan dengan algoritma T-Apriori*. Pada algoritma ini, input adalah basisdata *spatio-temporal* dan *minimum support* minsup. Sedangkan outputnya adalah himpunan *frequent predicates* yang dinyatakan dengan $\bigcup_k L_k$. Langkah pertama dari algoritma ini

adalah mendapatkan semua record dalam tabel hasil prapemrosesan data yang memenuhi batasan waktu, dalam hal ini titik atau interval waktu tertentu. Langkah ini dilakukan oleh fungsi *Substract*, yaitu fungsi yang menghasilkan himpunan record yang memenuhi batasan waktu. Selanjutnya, dilakukan proses pencarian kandidat *frequent-predicates* dengan memanggil fungsi *Apriori_Gen*. Setelah kandidat didapatkan, proses selanjutnya adalah mendapatkan *spatial frequent-predicates* L_k , yaitu *frequent-predicates* L_k yang memuat relasi spasial.

Pada algoritma ini, $c.count$ merepresentasikan nilai *support* dari *frequent predicates* c . Fungsi *Apriori_Gen* adalah fungsi untuk membangkitkan *frequent predicates* C_k . Input dari fungsi ini adalah L_{k-1} yang merupakan $(k-1)$ -*frequent-predicates* dan outputnya adalah C_k . Dua proses utama dalam fungsi ini adalah *join* dan *prune*.

Algoritma T-Apriori*

Mining Spatio-Temporal Frequent Itemset dengan algoritma T-Apriori*

Input: *Basisdata Spatio-Temporal DB, minsup*

Output: $Results = \bigcup_k L_k$

Procedure ST-Apriori (DB, minsup)

```
(1) for all RecordSets do
    // RecordSet ∈ DB, himpunan record dengan informasi waktu
(2)     Subtract(RecordSets)
        //Mengambil record-record yg memenuhi batasan waktu
(3) end
(4) Predicates = TRecordSets without TRecordSets.time
    // Itemset hanya untuk satu titik/interval waktu saja
    // Lakukan pencarian Candidate predicates
(5)  $C_1 = \{Candidate\ 1\text{-Predicates}\}$ ,  $L_1 = \{c \in C_1 | c.count \geq minsup\}$ 
(6) for (k=2;  $L_{k-1} \neq \emptyset$ ; k++)
    // sampai tidak ada lagi frequent predicates yang
    // dibangkitkan
(7)      $C_k = Apriori\_Gen(L_{k-1})$ 
        // bangkitkan k-item kandidat frequent predicates
(8)     for all transaction  $t \in Predicates$  do begin
(9)          $C_t = subset(C_k, t)$ 
(10)        for all Candidates  $c \in C_t$ 
(11)             $c.count++$ 
(12)        end
        // dapatkan support setiap candidate frequent predicates
(13)  $L_k = \{c \in C_k | c.count \geq minsup\}$  and contain spatial
        relation }
(14) Return  $L_k$ 
(15)end //procedure
```

Fungsi *Substract* merupakan fungsi untuk mendapatkan semua record dalam tabel hasil prapemrosesan data yang memenuhi batasan waktu. Selanjutnya, setelah *spatio-temporal frequent-predicates* didapatkan, untuk mendapatkan *spatio-temporal association rule* dapat dilakukan dengan memanggil algoritma *Generate_Rule*.

Algoritma Pembangkitan *Spatio-temporal Association Rule*

Input: $\bigcup_k L_k$

Output: Himpunan *Spatio-temporal Association Rule*

Procedure:

- (1) for all $L_k, k \geq 2$
- (2) $H_1 = \{i | i \in L_k\}$ // 1-item bagian konsekuen rule
- (3) call ap-genrules(L_k, H_1)
- (4) Uji rule yang memenuhi syarat spasial dan tambahkan batasan temporal yang sesuai
- (5) end // procedure

Prosedur ap-genrules merupakan algoritma pembangkitan *rule* berbasis Apriori (Agrawal dkk., 1993). *Pseudo code* untuk algoritma ini diuraikan sebagai berikut:

Procedure ap-genrules(L_k, H_m):

- (1) $k = |L_k|$ // jumlah frequent predicates
- (2) $m = |H_m|$ // jumlah rule consequent
- (3) if $k > m+1$ then
- (4) $H_{m+1} = \text{apriori-gen}(H_m)$
- (5) for each $h_{m+1} \in H_{m+1}$ z
- (6) $\text{conf} = \sigma(L_k) / \sigma(L_k - h_{m+1})$
- (7) if $\text{conf} \geq \text{minconf}$
- (8) output the rule $(L_k - h_{m+1}) \rightarrow h_{m+1}$
- (9) else
- (10) delete h_{m+1} from H_{m+1}
- (11) end
- (12) end
- (13) Call ap-gen(L_k, H_{m+1})
- (14) } // end procedure

Hasil Pengujian

Secara garis besar, pengujian ini bertujuan untuk mengevaluasi apakah metode yang dikembangkan telah memenuhi kriteria-kriteria yang ditentukan atau tidak. Selain itu, dilakukan juga analisis terhadap *association rule* yang dihasilkan. Evaluasi kinerja algoritma ditekankan pada analisis terhadap pola (*pattern*) yang dihasilkan dari penerapan algoritma tersebut.

Pengujian pertama dari rangkaian pengujian ini adalah menguji sub-modul prapemrosesan data. Input dari proses ini adalah data spasial dan non-spasial yang terkait dengan domain permasalahan dan disimpan dalam tabel-tabel. Hasil proses ini disimpan dalam sebuah tabel yang berisi himpunan *predicates*. *Predicates* yang dihasilkan memuat batasan *temporal* tahun dan relasi spasial (penderita_tetangga dan

fasilitas_kesehatan). Salah satu contoh sebagian hasil prapemrosesan data dapat dilihat pada Gambar 2.

Tahun	Kode Kelura...	Nama Kelurahan	Kepadatan	Penderita Pe...	Fasilitas Kese...	Penderita Tel...
2000	3578090002	PutatJaya	Tinggi	Rendah	Ada	Sedang
2000	3578090003	Banyu Urip	Sedang	Rendah	Ada	Sedang
2000	3578090004	Kupang Krajan	Sedang	Rendah	Ada	Sedang
2000	3578090005	Petemon	Rendah	Rendah	Ada	Sedang
2000	3578090006	Sawahana	Rendah	Sedang	Ada	Sedang
2000	3578100001	Tembok Dukuh	Sedang	Rendah	Ada	Sedang
2000	3578100002	Bubutan	Rendah	Rendah	Tidak Ada	Sedang
2000	3578100003	Alun-alunContong	Rendah	Sedang	Tidak Ada	Rendah
2000	3578100004	Gundih	Sedang	Rendah	Tidak Ada	Rendah
2000	3578100005	Jepara	Sedang	Rendah	Ada	Rendah
2000	3578110001	EmbongKaliasin	Rendah	Rendah	Ada	Tinggi
2000	3578110002	Ketabana	Rendah	Sedana	Ada	Tinggi

Gambar 2. Contoh hasil prapemrosesan data

Setelah hasil prapemrosesan data diperoleh, langkah berikutnya adalah mencari *frequent predicates* dan *spatio-temporal association rule* berdasarkan nilai *threshold support* dan *confidence*. Pada uji coba ini, metode evaluasi terhadap *spatio-temporal association rule* yang dihasilkan adalah *objective interestingness measure* dengan menggunakan sebuah metrik pengukuran yang disebut dengan *lift*. Nilai *lift* dan hubungannya dengan korelasi antar *predicates* yang mendukungnya. Dari hasil uji coba, beberapa pola *spatio-temporal association rule* yang dapat ditemukan antara lain:

- Kepadatan rendah → penderita rendah [2000], ($C = 0.71$, $Lift = 1.246$)
- Kepadatan rendah → penderita rendah [2003], ($C = 0.82$, $Lift = 1.281$)
- Kepadatan rendah → penderita rendah [2000, 2003], ($C = 0.71$, $Lift = 1.183$)
- Faskes ada → penderita rendah [2001], ($C = 0.64$, $Lift = 1.488$)
- Faskes ada AND Kepadatan rendah → Tetangga sedang AND Penderita Rendah [2003], ($C = 0.67$, $Lift = 1.914$)

Berdasarkan beberapa contoh *association rule* yang didapatkan ini, dapat disimpulkan bahwa terdapat asosiasi yang positif antara wilayah dengan kepadatan rendah dan jumlah penderita yang rendah. Hal ini dibuktikan dengan munculnya *association rule* ini di setiap batasan waktu yang ada, baik titik waktu maupun interval. Selain itu, terdapat asosiasi yang positif antara tersedianya fasilitas kesehatan di suatu wilayah dengan jumlah penderita yang rendah, dan antara tersedianya fasilitas kesehatan di suatu wilayah dan mempunyai kepadatan rendah dengan jumlah penderita yang rendah dan jumlah penderita yang bernilai sedang di wilayah-wilayah tetangganya.

IV. SIMPULAN DAN SARAN

Dari uraian di atas dapat disimpulkan bahwa sistem yang dikembangkan mampu mendapatkan *spatio-temporal association rule* dari data yang diberikan. Dari hasil ujicoba didapatkan bahwa terdapat asosiasi yang kuat antara wilayah dengan kepadatan rendah dan jumlah penderita yang rendah, antara tersedianya fasilitas kesehatan di suatu wilayah dengan jumlah penderita yang rendah, antara tersedianya fasilitas kesehatan di suatu wilayah dan mempunyai kepadatan rendah dengan jumlah penderita yang rendah dan jumlah penderita yang bernilai sedang di wilayah-wilayah tetangganya.

V. DAFTAR PUSTAKA

1. Agrawal, R., Imielinski, T., dan Swami, A. (1993): Mining Association Rules between Sets of Items in Large Databases, *Proceedings of the 1993 ACM SIGMOD Conference Washington DC, USA*, 207 - 216.
2. Liang, Z., Xinming, T., Lina, L., dan Wenliang, J. (2006): Temporal Association Rule Mining Based On T-Apriori Algorithm and Its Typical Applications, *Proceedings of International Symposium on Spatio-Temporal Modeling, Spatial Reasoning, Analysis, Data Mining and Data Fusion 2006*.
3. Koperski, K. dan Han, J. (1995): Discovery of Spatial Association Rules in Geographic Information Databases, in *Advances in Spatial Databases, Proc. Of 4th Symp. SSD'95*, Springer Verlag, Berlin, 47-66.
4. Han, J. dan Kamber, M. (2006): *Data Mining: Concepts and Techniques*, 2nd edition, Morgan Kauffmann Publisher.
5. Hsu, W., Lee, M.L., dan Wang, J., (2008): *Temporal and Spatio-Temporal Data Mining*, IGI Publishing.
6. Mennis, J. dan Liu, J. (2005): Mining Association Rules in Spatio-Temporal Data: An Analysis of Urban Socioeconomic and Land Cover Change, *Transactions in GIS*, **9(1)**, 5-17.
7. Miller, H.J. (2004): Geographic Data Mining and Knowledge Discovery, in J. P. Wilson and A. S. Fotheringham (eds.) *Handbook of Geographic Information Science*.
8. Mukhlash, I. dan Sitohang, B. (2007) Spatial Data Preprocessing for Mining Spatial Association Rule with Conventional Association Mining Algorithms, *Proceedings ICEEI2007*, STEI-ITB.
9. Rainsford, C.P. dan Roddick, J.F. (1999): Adding Temporal Semantic to Association Rules, *Proceedings of 3rd International Conference KSS Springer*, 504 – 509.

-oOo-