Journal of Informatics and Telecommunication Engineering

Available online http://ojs.uma.ac.id/index.php/jite

Implementasi Algoritma Apriori Pada Data Benchmark Kosarak Dan Mushrooms

Implementation of Apriori Algorithm on Data of Kosarak and Mushrooms Benchmark

Rizki Muliono*
Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik
Universitas Medan Area, Indonesia

*Corresponding author: E-mail : rizkimuliono@gmail.com

Abstrak

Algoritma apriori saat ini lebih banyak digunakan untuk mencari frequent itemsets dan mencari aturan asosiasi untuk menemukan knowledge. Proses mencari frequent itemsets pada data secara berulang-ulang yang ada didalam database dan diakhiri ketika kandidat itemsets sampai K+1 tidak ada lagi. Algorima Apriori menggunakan secara umum menggunakan banyak jumlah memori dan waktu eksekusi dalam menemukan kombinasi dan perbandingan frequent itemsets. Hasil yang di dapatkan dengan menggunakan algoritma apriori bisa di katakan akurat saat menseleksi kombinasi itemset yang ada pada dataset sesuai dengan nilai support dan confidens nya. Untuk mengetahui seberapa akurat dan berapa jumlah sumberdaya yang di gunakan serta bagaimana perilaku algoritma apriori terhadap dataset dengan jumlah kolom data yang berbeda, maka implementasi agoritma apriori di ujikan dengan data benchmark kosarak.dat dan mushrooms.dat dengan nilai minimum support yang sama. Kedua data sets tersebut memiliki format yang berbeda pada jumlah kolom datanya yaitu data pada semua baris memiliki jumlah kolom karakter data, pada datasets kosarak.datmemiliki kolom karakter dengan panjang berbeda-beda pada setiap barisnya sedangkan pada datasets mushrooms.dat memiliki kolom karakter sebanyak 23 karakter data, artinya datasets tersebut memiliki model blok data linear atau sama. Hasil dari implementasi algoritma apriori terhadap kedua datasets tersebut didapatkan perilaku proses pada apriori yang ditampilkan dari hasil waktu eksekusi dan memori yang dipakai bahwa datasets kosarak lebih sedikit menggunakan waktu dibandingkan dengan datasets mushrooms namun penggunaan memori lebih boros, semakin kecil nilai minimum support semakin banyak komparasi kandidat yang dicari.

Kata Kunci : apriori; *datamining*; implementasi; kosarak; *mushrooms*

Abstract

Apriori algorithm is currently used for searching frequent itemsets and looking for association rules to find knowledge. The process of finding frequent itemsets on the data repeatedly in the database and ended when candidate itemsets until K + 1 no longer exists. Algorima Apriori uses in general use a large amount of memory and execution time in finding combinations and frequent itemsets comparison. The results obtained by using a priori algorithm can be said accurately when selecting a combination itemset on the dataset in accordance with the value of support and confidens it. To find out how accurate and how many resources are in use and how the a priori algorithm's behavior to the dataset with different data columns, the a priori agri- prim implementation is tested with benchmark data of kosarak.dat and mushrooms.dat with the same minimum support value. Both of these sets of data have different formats on the number of columns of data that is data on all lines have the number of columns of data characters, the character column kosarak.datmemiliki datasets with different lengths on each line while the datasets mushrooms.dat have as many as 23 characters with character columns Data, meaning the datasets have a linear or similar data block model. The results of the algorithm implementation priori to both datasets is obtained behavior of processes on a priori appears from the results of the execution time and memory use that datasets kosarak less use of time compared with datasets mushrooms but use more memory intensive, smaller value of minimum support each comparison candidate Searched.

Keywords : *Apriori; Datamining; implementation, kosarak, mushrooms*

How to Cite: Muliono, R. 2017, Implementasi Algoritma Apriori Pada Data Benchmark Kosarak Dan Mushrooms, *Journal of Informatics and Telecommunication Engineering, 1(1) :34-41.*

PENDAHULUAN

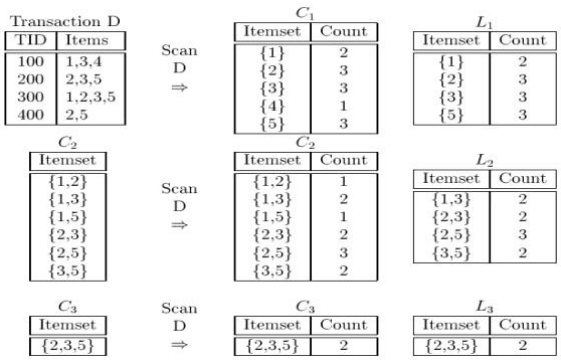
Algoritma Apriori adalah salah satu algoritma data mining yang digunakan untuk mencari frequent itemsets dari database. Pencarian itemsets pada apriori harus memiliki parameter: minimum support dan minimum confidence[3], Pola pencarian kombinasi frequent itemsets pada apriori ini menggunakan metode pencarian breadth first search[7]. Tujuan algoritma apriori menemukan semua frequent itemset dengan mengulangi proses diatas dengan mencari secara berulang-ulang semua yang ada di dalam dataset dan diakhiri ketika kandidat itemsets dihasilkan Ck-1[1]. dan proses perulangan apriori tersebut membuat algoritma ini kurang efisien[6],Proses tersebut adalah join dan pemangkasan atau pruning[4].

Algoritma apriori bekerja dengan cara menghasilkan kandidat baru dari *k-itemset* pada *frequent itemsets* sebelumnya dan menghitung nilai *support k-itemset*tersebut. *Itemsets* yang memiliki nilai support di bawah dari *minsup* akan dihapus. Algorimat apriori memiliki *Psedocode* di bawah ini oleh Agrawal & Srikant (1993).

```
L1 := { large 1-itemsets };
k := 2;        // k represents the pass number
while (Lk-1 ≠ ∅) do
begin
    Ck := New candidates of size k generated from Lk-1; (apriori_gen)
    forall transactions t ∈ D do
        Increment the count of all candidates in Ck that are contained in t;
    Lk := All candidates in Ck with minimum support;
    k := k + 1;
end
Answer := ⋃k Lk;
```

Gambar 1. Psedocode Algoritma Apriori, Agrawal & Srikant (1993).

Algoritma Apriori menggunakan pengetahuan frekuensi atribut yang telah diketahui sebelumnya untuk memproses informasi selanjutnya. Pada algoritmaApriori menentukan kandidat yang mungkin muncul dengan cara memperhatikan minimum *support* dan minimum *confidence*. *Support* adalah nilai pengunjung atau persentase kombinasi sebuah *item* dalam *database.*



Gambar 2. Ilustrasi *Algoritma Apriori* (Han et al, 2012).

frequent 1-*itemset* ditemukan dengan membaca database untuk mengumpulkan hitungan untuk setiap item, dan mengumpulkan item-item yang memenuhi minimum *support*. Set yang dihasilkan dilambangkan dengan L1. Selanjutnya, L1 digunakan untuk menemukan L2, *frequent itemset* 2-*itemset*, yang digunakan untuk menemukan L3, dan seterusnya, sampai tidak ada lagi *frequentk-itemsets* dapat ditemukan. Pencarian setiap L*k* dilakukan dengan proses pembacaan ulang pada database[1,2].

Setiap himpunan bagian *itemsets* yang suportnya lebih tinggi dari nilai minimum yang ditetapkan disebut *nimimum support* dan seluruhnya disebut *frequent itemsets*[2]. *Frequent itemset* adalah sekumpulan item yang sering muncul secara bersamaan.

Dalam*a ssociation rule mining* terdiri dari dua sub persoalan :

1. Menemukan semua kombinasi dari *item*, disebut dengan *frequent itemsets*,yang memiliki s*upport* yang lebih besar dari pada *minimum support*.
2. Gunakan *frequent itemsets* untuk men-generate aturan yang dikehendaki. Semisal,ABCD dan AB adalah *frequent,* maka didapatkan aturan AB →CD jika rasio dari *support*(ABCD) terhadap *support*(AB) sedikitnya sama dengan *minimum confidence*. Aturan ini memiliki minimum

support karena ABCD adalah *frequent*.

$$\text{Support (A)} = \left(\frac{\text{jumlah transaksi mengandung A}}{\text{Total transaksi}}\right) x100\%$$

$$\text{Confidence P(B|A)} = \frac{\text{Total transaksi mengandung A dan B}}{\text{Transaksi mengandung A}}\ x\ 100\%$$

Association rule adalah salah satu teknik utama atau prosedur dalam *Market Basket Analysis* untuk mencari hubungan antat item dalam suatu *data set* dan menampilkan dalam bentuk *association rule*[8].Association rule (aturan asosiatif) akan menemukan pola tertentu yang mengasosiasikan data yang satu dengan data yang lain. Kemudianuntuk mencari *association rule* dari suatu kumpulan data, tahap hal pertama yang harus dilakukan adalah mencari *frequent itemset* terlebih dahulu. Setelah semua pola frequent itemset ditemukan, barulah mencari aturan asosiatif atau aturan keterkaitan yang memenuhi syarat yang telah ditentukan[9].

Benchmarking adalah pendekatan yang secara terus menerusmengukur dan membandingkan produk barang dan jasa, dan proses-proses dan praktik-praktiknya terhadap standar ketat yang ditetapkan oleh para pesaingatau mereka yang dianggap unggul dalam bidang tersebut. Dengan melakukanatau melalui *benchmarking*, suatu organisasi dapat mengetahui telah seberapa jauh mereka dibandingkan dengan yang terbaiknya[10]. Pada penelitian ini menggunakan data *benchmark* daribersumber dari *FIM Dataset Repository* yang di promotori oleh *IBM Almaden Quest Research Group* bersumber dari *http://fimi.ua.ac.be/data/*.[5]

kosarak.dat adalah kumpulan *clik-stream*dari portal berita di Hungaria, dengan tipe data *sparce* berupa angka dengan jumlah baris sebanyak 990.002 dan 41.270 item berbeda didalamnya. Dataset ini sudah banyak di gunakan oleh peneliti sebagai percobaan dalam mengembangkan ilmu data mining.

Tabel 1. Sampel isi data *kosarak.dat*

No	Isi data
1.	1 2 3
2.	1
3.	4 5 6 7
4.	1 8
5.	9 10
6.	11 6 12 13 14 15 16
7.	1 3 7
8.	17 18
9.	11 6 19 20 21 22 23 24
10.	1 25 3
11.	26 3
12.	11 27 6 3 28 7 29 30 31 32 33 34
13.	35 36 37
14.	6 2 38
15.	39 11 27 1 40 6 41 42 43 44 45 46
16.	47 3 48 7 49 50 51
17.	52 6 3 53
18.	54 1 6 55
…	11 6 56 57 58 59 60 61 62 63 64 …

Dataset *musrooms.dat* adalah dataset ini berasal dari pusat penelitian jamur beracun The Audubon Society Field panduan untuk North American Mushrooms (1981). G. H. Lincoff (Pres.), New York: Alfred A. Knopf. Jeff Schlimmer dan didonasikan ke publik pada 27 April 1987 sebagai dataset repository dalam ilmu data mining. Dataset ini memiliki spesifikasi dan deskripsi items nilai berupa kombinasi set angka sebanyak 8.124 baris dan 119 items, dataset tersebut memiliki 22 attribut[5].

Tabel 2. Deskirpsi Attribut dataset mushroom.dat

Attribut	***Domain information***
1. cap-shape:	bell=b,conical=c, convex=x, flat=f, knobbed=k, sunken=s
2. cap-surface:	fibrous=f,grooves=g,scaly=y,smooth=s
3. cap-color:	brown=n,buff=b,cinnamon=c,gray=g,green=r, pink=p, purple=u,red=e, white=w, yellow=y

4. bruises?:	bruises=t,no=f
5. odor:	almond=a,anise=l,creosote=c,fishy=y,foul=f, musty=m,none=n,pungent=p,spicy=s
6. gill-attachment:	attached=a,descending=d,free=f,notched=n
7. gill-spacing:	close=c,crowded=w,distant=d
8. gill-size:	broad=b,narrow=n
9. gill-color:	black=k,brown=n,buff=b,chocolate=h,gray=g, green=r,orange=o,pink=p, purple=u,red=e, white=w,yellow=y

Tabel 3. Sampel isi data *mushrooms.dat*

No	Isi data
1	1 3 9 13 23 25 34 36 38 40 52 54 59 63 67 76 85 86 90 93 98 107
2	113 2 3 9 14 23 26 34 36 39 40 52 55
3	59 63 67 76 85 86 90 93 99 108 114
4	2 4 9 15 23 27 34 36 39 41 52 55 59 63 67 76 85 86 90 93 99 108
5	115 1 3 10 15 23 25 34 36 38 41 52
6	54 59 63 67 76 85 86 90 93 98 107 113
7	2 3 9 16 24 28 34 37 39 40 53 54 59 63 67 76 85 86 90 94 99 109
8	114 2 3 10 14 23 26 34 36 39 41 52
9	55 59 63 67 76 85 86 90 93 98 108 114
10	2 4 9 15 23 26 34 36 39 42 52 55 59 63 67 76 85 86 90 93 98 108
…	115 2 4 10 15 23 27 34 36 39 41 52 55 59 63 67 76 85 86 90 93 99 107 115 1 3 10 15 23 25 34 36 38 43 52 54 59 63 67 76 85 86 90 93 98 110 114 2 4 9 14 23 26 34 36 39 42 52 55 59 63 67 76 85 86 90 93 98 107 115 …

METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini untuk mengetahui seberapa akurat dan berapa jumlah sumberdaya yang di gunakan serta bagaimana perilaku algoritma apriori terhadap dataset dengan jumlah kolom data yang berbeda, maka implementasi agoritma apriori di ujikan dengan data benchmark *kosarak.dat* dan *mushrooms.dat* dengan nilai minimum support yang sama. Kedua data akan di ujikan dengan nilai *minimum support*0.010 -0.030 dan hasilnya akan di sajikan dalam bentuk tabel dan grafik analisis, yaitu tabel memori yang di pakai untuk proses apriori dan waktu yang di pakai yang di gunakan algoritma apriori terhadap dua data benchmark tersebut.

Di asumsikan sampel data tabel datanya adalah seperti berikut :

Tabel 4. Beberapa sampel dataset *kosarak.dat* sebagai data transaksi D

TID	***Items***
100	1,2,3,4
200	5,6,7,8,9
300	6,8,9,10
400	2,3,9

Langkah pertama adalah menginisialisasikann K=1 bangkitkan *C1-itemset* dan inisialisasi item yang terkandung dalam transaksi dari tiap-tiap *k-item* tersebut sampai tidak ada anggota item yang tidak dikenali lagi dan menghitung berapa jumlah support yang terkandung dalam transaksi, kemudian baca item {1} kemudian telurusuri tiap kolom dan baris transaksi jika menemukan item yang sama maka support item {1} ditambah 1. Proses yang sama berulang sampai seluruh item di-inisialisasi berikut dengan nilai supportnya.

Tabel 5. Representasi Tabular data transaksi D

	TID			
items	**100**	**200**	**300**	**400**
{1}	1	0	0	0
{2}	1	0	0	1

{3}	1	0	0	1
{4}	1	0	0	0
{5}	0	1	0	0
{6}	0	1	1	0
{7}	1	0	0	0
{8}	0	1	1	0
{9}	0	1	0	1
{10}	0	0	1	0

Maka didapat himpunan items yang berbeda {1,2,3,4,5,6,7,8,9,10} adalah seluruh items yang terkandung di dalam data transaksi. Maka didapatlah untuk kandidat 1-temset atau C1-*itemsets* seperti tabel 5 berikut ini.

Tabel 6. C1-*Itemsets aprori* data transaksi D

Items	***Support***	**Items**	***Support***
{1}	1	**{6}**	2
{2}	2	**{7}**	1
{3}	2	**{8}**	2
{4}	1	**{9}**	3
{5}	1	**{10}**	1

Bandingkan nilai support dari masing-masing item yang ada pada C1-itemset, jika niai min_sup = 2 maka seluruh 1-itemset yang kurang dari 2 akan di eliminasi dari C1-itemset. Items yang dieliminiasi adalah {1}:1,{4}:1{5}:1,{7}:1,{10}:1 < 2.
Hasil dari eliminiasi maka didapat L1-itemset {2},{3},{6},{8},{9} dengan nilai supportnya dapat dilihat pada tabel 3.9 berikut :

Tabel 7. L1-*Itemsets aprori* data transaksi D

No	**Items**	***Support Count***
1	**{2}**	2
2	**{3}**	2
3	**{6}**	2
4	**{8}**	2
5	**{9}**	3

Selanjutnya adalah mengulangi langkah pertama dengan K+1, yaitu K=2. Mencari C2-itemset dari hasil L1-itemsets. Kombinasi dari L1-itemset akan menghasilkan C2-itemset, *C*2 terdiri dari $\binom{|L1|}{2}$ 2-itemsets. Pencarian kombinasi C2 tersebut bisa di representasikan dalam bentuk akar pohon seperti gambar 3 berikut.
Hasil dari pembangkitan C2-itemset dari L1-itemset adalah :
C2 = L_1 ^{join} L_1 = {2},{3},{6},{8},{9} ⋈ {2},{3},{6},{8},{9} = {**{2,3}, {2,6}, {2,8}, {2,9}, {3,6}, {3,8}, {3,9}, {6,8}, {6,9}, {8,9}}** sebanyak **10** *itemsets.*

Dari tiap-tiap kombinasi2-*itemset* maka C2-*itemsets* maka nilai support dari C2-*itemset* dilihat pada tabel 7 berikut :

Tabel 8. C2-*Itemsets Transaksi D dengan* nilai *support*

No	***C2-Itemsets***	***Support***
1	**{2,3}**	2
2	**{2,6}**	0
3	**{2,8}**	1
4	**{2,9}**	1
5	**{3,6}**	0
6	**{3,8}**	0
7	**{3,9}**	1
8	**{6,8}**	2
9	**{6,9}**	2
10	**{8,9}**	2

Eliminasi setiap *frequent itemset* C2 dengan membandingan nilai *min_sup* = 2 dengan jumlah support masing-masing *frequent itemset,* Jika lebih kecil dari *min_sup* maka eliminasi darikeanggotaan *C2*. Itemset {2,6}, {2,8}, {2,9}, {3,6}, {3,8}, {3,9} di-eliminiasi karena hanya memiliki nilai support TIDAK ≥ 2 dan itemset {2,3},{6,8},{6,9},{8,9} menjadi L2-*itemset* sebagai *2-itemset* yang paling sering muncul atau *frequent*. Hasil dari L2-*itemsets* dapat dilihat pada tabel 8.

Tabel 9. L2-*Itemsets Apriori* Data Transaksi D

No	*Itemsets*	*Support*
1	**{2,3}**	2
2	**{6,8}**	2
3	**{6,9}**	2
4	**{8,9}**	2

Selanjutnya adalah mencari K+1 = 3 , C3-Itemsets. Proses nya sama seperti K1,K2 sehingga didapatkan hasil seperti berikut :
C3 = L_2 ^{join} L_2 = {{2,3}, {6,8}, {6,9}, {8,9} ⋈{{2,3}, {6,8}, {6,9}, {8,9}}
= {**{2,3,6}, {2,3,8}, {2,3,9}, {2,6,8}, {2,6,9}, {2,8,9}, {3,6,8}, {3,6,9}, {3,8,9}, {6,8,9}**} = **10** *itemsets*

Hasil pembangkitan kandidat 3-*itemset* atau C3 berdasarkan L2-*itemset* dari tabel 9 sebelumnya dapat dilihat pada tabel 3.14 :

Tabel 10. C3-*Itemsets Apriori*

No	Itemsets	*Support*
1	{2, 3, 6}	0
2	{2, 3, 8}	0
3	{2, 3, 9}	0
4	{2, 6, 8}	0
5	{2, 6, 9}	0
6	{2, 8, 9}	0
7	{3, 6, 8}	0
8	{3, 6, 9}	0
9	{3, 8, 9}	0
10	{6, 8, 9}	1

Dari dataset transaksi D, maka hasil akhirnya didapatlah frequent itemset terbesar pada posisi K3, yaitu **{6, 8, 9}**sejumlah 1 itemsets.

Selanjutnya adalah proses pencarian k-itemset berhenti karena tidak ada kombinasi sepanjang K4 di temukan pada datasets. Maka hasil akhirnya adalah
L1-itemset = **{2},{3},{6},{8},{9} = 5**
L2-itemset =**{2,3}, {6,8}, {6,9}, {8,9} = 4**
L3-itemset = **{6, 8, 9} sebagai itemset terbesar.**

HASIL DAN PEMBAHASAN

Dari hasil ujicoba menggunakan program maka dataset *kosarak.dat* dan *mushrooms.dat* dapat dilihat dapa tabel berikut :

Tabel 11.*L1-Itemsets* data *kosarak.dat* minsup ≥ 0.010

No	Frequent Items & Support	No	Frequent Items & Support
1	1 #SUP: 197522	28	148 #SUP: 69922
2	2 #SUP: 42927	29	155 #SUP: 11494
3	3 #SUP: 450031	30	205 #SUP: 21373
4	4 #SUP: 78097	31	215 #SUP: 21592
5	**6 #SUP: 601374**	32	218 #SUP: 88598
6	7 #SUP: 86898	33	229 #SUP: 10034
7	11 #SUP: 364065	34	254 #SUP: 10077
8	14 #SUP: 11607	35	269 #SUP: 18343
9	25 #SUP: 12668	36	273 #SUP: 17177
10	27 #SUP: 72134	37	278 #SUP: 20114
11	28 #SUP: 10111	38	294 #SUP: 32247
12	32 #SUP: 11069	39	303 #SUP: 21246
13	40 #SUP: 24082	40	314 #SUP: 14842
14	49 #SUP: 12702	41	316 #SUP: 27852
15	55 #SUP: 65412	42	361 #SUP: 10122
16	56 #SUP: 15752	43	364 #SUP: 12167
17	64 #SUP: 48262	44	378 #SUP: 11508
18	69 #SUP: 22631	45	423 #SUP: 10967
19	73 #SUP: 18749	46	438 #SUP: 18910
20	77 #SUP: 43454	47	446 #SUP: 23270
21	83 #SUP: 32212	48	490 #SUP: 23225
22	87 #SUP: 18484	49	504 #SUP: 14546
23	90 #SUP: 22062	50	512 #SUP: 12921
24	91 #SUP: 12248	51	667 #SUP: 10616
25	135 #SUP: 18313	52	737 #SUP: 17645
26	136 #SUP: 23679	53	897 #SUP: 14297
27	138 #SUP: 35127	54	987 #SUP: 17804

Tabel 12.*L2-Itemsets* data *kosarak.dat* minsup ≥ 0.010

No	Frequent Items & Support
1	**1 6 #SUP: 25466**
2	4 6 #SUP: 13601
3	11 27 #SUP: 24917
4	11 218 #SUP: 23678

Hal yang sama dilakukan pada minimum support 0.020 dan 0.030 sehingga didapat hasil *frequent itemsets* L1 dan L2-*itemsets*pada min sup 0.010 adalah :
Kandidat = 1.484
L1 = 54 items = 6 #SUP: 601.374terbesar
L2 = 4 itemsets = 6, 11 #SUP: 324.013 terbesar
Pada hasil selanjutnya dapat dilihat pada tabel berikut :

Tabel 13. K-itemset*kosarak.dat* dengan apirori minsup 0.010 - 0.030

No	Min Supp	K	L1	L2	L-*Itemsets*
1	0.030	136	16	-	16
2	0.020	378	27	3	30
3	0.010	1484	54	4	58

Sedangkan pada dataset *mushrooms.dat* hasil uji data dengan program dengan minimum support 0.010-0.030, lebih lengkapnya dapat dilihat pada tabel berikut :

Tabel 14. K-*itemsetmushrooms.dat* dengan apirori minsup 0.010 - 0.030

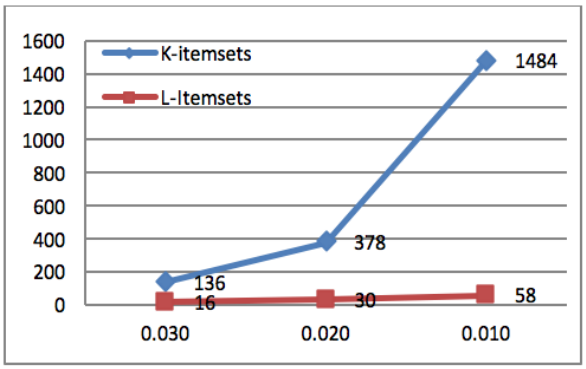
No	Min Supp	K-*Itemsets*	L-*Itemsets*
1	0.030	3.059	2.735
2	0.020	54.522	53.583
3	0.010	577.457	574.431

Hasil dari penggunaan sumber daya dapat dilihat pada tabel dibawah ini.

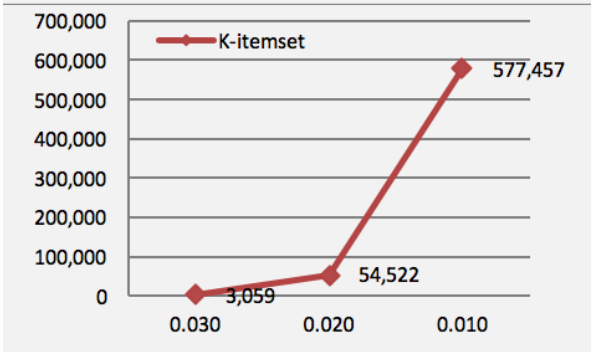
Tabel 15. Hasil penggunaan sumber daya pada *aprioriminsup* 0.010-0.030

		Kosarak		*Mushroom*	
No	Min Sup	Time (ms)	Memory (mb)	Time (ms)	Memory (mb)
1	0.030	5.984	348	4.719	92
2	0.020	13.656	490	60.989	158
3	0.010	41.532	685	529.323	269

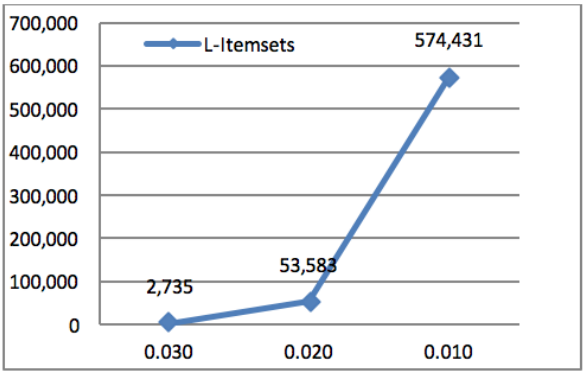
Dari hasil ujicoba datatersebut dapat disajikan dalam bentuk grafik.



Gambar 3. Grafik Kandidat dan *Frequent itemsets* dataset *kosarak.dat*

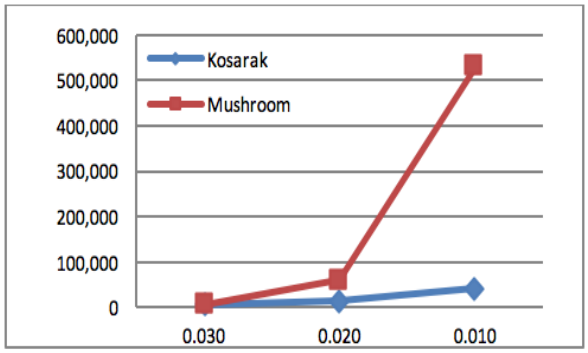


Gambar 4.*K-Itemsets* datasets *mushrooms.dat*

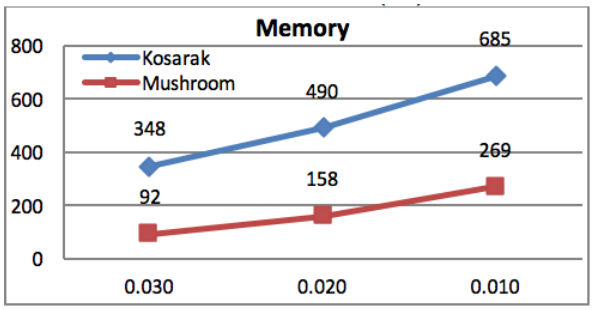


Gambar 6. *L-Itemsets* datasets *mushrooms.dat*

Grafik hasil perbandingan penggunaan sumber daya bisa diliihat di bawah ini :



Gambar 5.Penggunaan sumberdayadalam satuan waktu miliseconds (ms)



Gambar 6. Peggunaan memori dalam satuan megabyte (mb)

SIMPULAN

Beberapa kesimpulan yang dapat di ambil dari analisis diatas adalah Jika jumlah minimum support kecil maka proses pencarian apriori semakin lambat dan jumlah K-*itemsets* semakin banyak. Datasets *kosarak.dat* memiliki *frequent itemsets* yang lebih sedikit jika di bandingkan dengan *mushroms.dat*
waktu yang dibutuhkan apriori untuk mencari *frequent itemsets* pada *kosarak.dat* lebih sedikit dibandingkan dengan datasets *mushroms.dat* yang mebutuhkan waktu yang lebih lama.

DAFTAR PUSTAKA

Agrawal, R., Imielinski, T. & Swami, A.1993. Mining association rules between sets of items in large databases. *Proceedings of the 1993 ACM SIGMOD Conference*, pp. 207–216.

Agrawal, R. & Srikant, R.1994. Fast algorithm for mining association rules. *Proceedings of the 20th VLDB Conference*, pp. 487–499.

Bhandari, A., Guptaa, A., & Dasa, D.2015. Improvised apriori algorithm using frequent pattern tree for real time applications in data mining. *International Conference on Information and Communication Technologies (ICICT)*.46:644-651.

Camp, R."*The search for industry best practices that lead to superior performance. Productivity Press*".*1989*

Darshan. 2014. Improved Apriori Algorithm for mining Association Rules.*International Journal of Information Technology and Computer Science* (*IJITCS*'07), pp.15-23.

Frequent Itemset Mining Dataset Repository by *IBM Almaden Quest Research Group (Online)*http://fimi.ua.ac.be/data/.(07 April 2016).

Gorunescu, F.2011. Data Mining :Concepts, models and technique.Springer: Verlag Berlin Heidelberg.

Han, J., Kamber, M. & Pei, J. 2012. Data Mining: Concept and techniques.3rd Edition. Simon Fraser University.Morgan Kauffman Publisher:Amsterdam.

Mangla, V., Sarda,C. & Madra,S.2013. Improving the efficiency of Apriori Algorithm in Data Mining. *International Journal of Engineering and Innovative Technology (IJEIT)* 3(3):393-396

Singh, J., Ram, H. & Sodhi,J.S.2013.Improving Efficiency of Apriori Algorithm Using Transaction Reduction.*International Journal of Scientific and Research Publications (IJSRP)* 3(1):1-4.