



**IMPLEMENTASI ALGORITMA APRIORI UNTUK MENGETAHUI POLA
FASILITAS YANG DIPILIH PENYEWA INDEKOS**

***IMPLEMENTATION OF THE APRIORI ALGORITHM TO KNOW BOARDING HOUSE
FACILITIES PROVISION PATTERNS***

Cindy Ameliana, Prodi Matematika FMIPA UNY
Nur Hadi Waryanto*, Prodi Matematika FMIPA UNY
*e-mail: nurhadi@uny.ac.id

Abstrak

D.I. Yogyakarta sebagai kota pelajar menjadi penyebab banyaknya mahasiswa berdatangan. Kondisi ini memunculkan permasalahan kebutuhan tempat tinggal, salah satunya berupa indekos. Kurangnya informasi seputar indekos, khususnya fasilitas yang diperoleh sesuai harga sewa yang ditawarkan. Untuk itu perlu dilakukan penelitian mencari pola aturan asosiasi antar fasilitas indekos yang dipilih penyewa indekos dengan algoritma Apriori. Data yang digunakan berupa ragam fasilitas yang ditawarkan indekos di sekitar Kampus Universitas Negeri Yogyakarta (UNY). Langkah penelitian terdiri dari perencanaan, *preprocessing* data, algoritma Apriori, *association rules*, dan uji WEKA. Dari hasil analisis dan pengujian dengan menggunakan nilai *min.supp* sebesar 50% dan *min.conf* sebesar 70%, diketahui bahwa Algoritma Apriori dapat diimplementasikan pada data fasilitas indekos. Terdapat pengaruh harga sewa terhadap pola fasilitas indekos yakni terdapat pada hubungan Harga (\leq RP 700.000) \rightarrow Kamar mandi luar. Adapun nilai *conf.* tertinggi sebesar 100% terdapat pada pola hubungan Lemari \rightarrow Kasur dan Lemari, Wi-Fi \rightarrow Kasur, sedangkan kurang eratnya hubungan Kasur \rightarrow Wi-Fi dengan nilai *conf.* terendah yakni sebesar 71%.

Kata kunci: algoritma Apriori, *data mining*, indekos.

Abstract

*D. I. Yogyakarta as a student city is the cause of many students arriving. This condition raises the issue of housing needs, one of which is a boarding house. There is a lack of information regarding boarding houses, especially the facilities obtained according to the rent price offered. For this reason, research needs to be carried out to look for patterns of association rules between boarding house facilities chosen by boarding house renting students using the Apriori algorithm. The data used is data on boarding facilities around the Yogyakarta State University campus (YSU). The steps applied in this research are planning, preprocessing data, Apriori algorithm, association rules, and WEKA testing. From the results of the analysis and testing that has been carried out using a *min.supp* value of 50% and a *min.conf* of 70%, it is known that the Apriori algorithm can be implemented on boarding house facility data. There is an influence of boarding house rent prices on boarding house facility patterns, namely in the relationship pattern Rent (\leq Rp. 700,000) \rightarrow Outside bathroom. The highest confidence value of 100% is found in the relationship pattern between Wardrobe \rightarrow Bed and Wardrobe, Internet Connection \rightarrow Wardrobe, then the less close connection between Bed \rightarrow Internet Connection with the lowest confidence value, namely 71%.*

Keywords: Apriori algorithm, boarding house, *data mining*.

PENDAHULUAN

Daerah Istimewa Yogyakarta atau biasa disingkat DIY merupakan salah satu kota yang dikenal oleh masyarakat luas sebagai kota pendidikan atau kota pelajar. Predikat “Kota Pelajar” menjadi salah satu faktor pendukung mahasiswa memilih DIY sebagai tempat menuntut ilmu. Tak heran jika DIY menjadi salah satu kota tujuan bagi calon mahasiswa dari berbagai daerah di Indonesia untuk menempuh pendidikan tinggi.

Banyaknya mahasiswa pendatang dari berbagai daerah di Indonesia sehingga mengharuskan mereka memenuhi kebutuhan individu, salah satunya yaitu kebutuhan primer. Salah satu kebutuhan primer para pendatang ialah tempat tinggal sementara seperti indekos, asrama, apartemen, dan kontrakan. Hasil survei yang dilakukan Reski dan Tampubolon (2019: 20) hampir separuh mahasiswa di Indonesia memilih hunian dengan tipe indekos sedangkan sisanya memilih tinggal di rumah orang tua/kerabat, kontrakan, asrama, atau apartemen. Banyaknya peminat indekos menimbulkan peluang bisnis tersendiri bagi pengusaha indekos. Area-area di sekitar kampus menjadi incaran bagi para pengusaha untuk mendirikan indekos.

Kampus UNY terletak di Jalan Colombo No.1 Caturtunggal, Depok, D. I. Yogyakarta. Seperti yang diutarakan Gulo (2019: 7), lokasi sangat berpengaruh terhadap keputusan target pasar dalam menentukan keputusan pelanggan, mayoritas mahasiswa lebih memilih lokasi yang jaraknya dekat dengan kampus, sehingga tak heran jika wilayah Caturtunggal menjadi sasaran empuk para pengusaha indekos. Faktor yang mempengaruhi keputusan mahasiswa dalam memilih tempat indekos yaitu lokasi dan fasilitas (Jannah, 2019). Lokasi dan fasilitas merupakan hubungan yang berbanding lurus dengan harga, semakin besar biaya sewa indekos maka semakin strategis lokasi dan fasilitas yang didapat. Menjelang pergantian tahun akademik, para mahasiswa baru maupun lama akan berburu informasi terkait indekos dari jauh-jauh hari sebelum masuk kuliah. Dikarenakan keterbatasan biaya dan waktu, mengakibatkan mahasiswa tidak bisa melakukan survei indekos secara langsung sehingga mereka hanya bisa mencari informasi indekos melalui media online. Realitanya informasi di internet terkadang tidak cukup membantu, sehingga menimbulkan permasalahan mahasiswa kesulitan mencari indekos sesuai keinginan ditambah lagi harus bersaing dengan pemburu indekos lain.

Minimnya informasi mengenai harga sewa dan fasilitas indekos mempengaruhi terganggunya persiapan biaya hidup atau disebut juga dengan *living cost*. Beberapa mahasiswa terpaksa memilih indekos yang harganya relatif murah agar *living cost* mereka melewati batas anggaran yang ditetapkan, sehingga mempengaruhi tingkat kenyamanan dan kebersihan. Kondisi indekos yang tidak memadai menjadikan mahasiswa memilih pindah indekos. Diketahui bahwa faktor fasilitas sangat berpengaruh dalam keputusan mahasiswa untuk melakukan pindah indekos.

Diperlukan adanya pemanfaatan data terhadap pola fasilitas indekos kawasan UNY. Data tersebut dapat memberikan informasi berharga bagi para calon penyewa indekos. Calon penyewa indekos juga dapat menyesuaikan *living cost* khususnya dana sewa indekos agar mendapat fasilitas indekos sesuai yang diinginkan. Agar data tersebut dapat memberikan informasi yang akurat maka perlu dilakukan analisis data. Kumpulan data harga dan fasilitas indekos dapat dikelola untuk mendapatkan informasi mengenai data indekos sekitar UNY. Oleh karena itu akan digunakan teknik *data mining* untuk menemukan pola fasilitas yang dipilih penyewa indekos di kawasan UNY.

Data mining digunakan untuk mengambil keputusan dengan cara menemukan hubungan antar atribut (*association rule mining*). Dalam metode ini memerlukan suatu algoritma untuk mencari aturan asosiasi. Salah satu algoritma yang efisien untuk menghitung aturan asosiasi dalam suatu dataset ialah algoritma Apriori. Pada penelitian ini, algoritma Apriori diimplementasikan untuk mengetahui fasilitas apa saja yang dipilih secara bersamaan oleh penyewa indekos.

Untuk mengatasi permasalahan mengenai minimnya informasi fasilitas indekos di

kawasan kampus UNY, diperlukan *Association Rule Mining* dengan memanfaatkan algoritma Apriori untuk memberikan informasi sehingga calon penyewa indekos mendapat indekos dengan fasilitas yang dibutuhkan. Indekos di kawasan UNY penulis jadikan sebagai objek utama dalam melakukan olah data untuk mendapatkan hasil sebagaimana fungsi algoritma Apriori untuk memberikan informasi terkait apa yang dibutuhkan calon penyewa indekos khususnya mahasiswa UNY.

METODE

Penelitian ini menggunakan data yang diambil secara *online* berupa angket yang diisi oleh para penyewa indekos kawasan Kampus UNY. Data yang dikumpulkan berisi fasilitas apa saja yang dipilih penyewa indekos. Analisis yang akan dilakukan dengan menggunakan Algoritma Apriori berbantu *software* WEKA. Adapun langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian ini sebagai berikut:

1. Perencanaan

Langkah awal sebelum melakukan analisis data diperlukan tahap perencanaan. Perencanaan penelitian meliputi studi literatur, memahami data yang menjadi objek penelitian, memahami konsep *Data Mining*, memahami *Association Rule* serta memahami Algoritma Apriori.

2. *Preprocessing Data*

Kegiatan dalam *preprocessing data*, yaitu: pembersihan terhadap duplikasi entri (*Response Google Form*), lalu melakukan seleksi data dengan menentukan atribut data yang diperlukan dengan mengeliminasi atribut yang tidak digunakan dan yang terakhir melakukan transformasi data dengan mengkategorisasi atribut sesuai operasional variabel yang telah ditentukan sehingga data memiliki entitas yang jelas.

3. Analisis Pola Frekuensi Tinggi dengan Algoritma Apriori

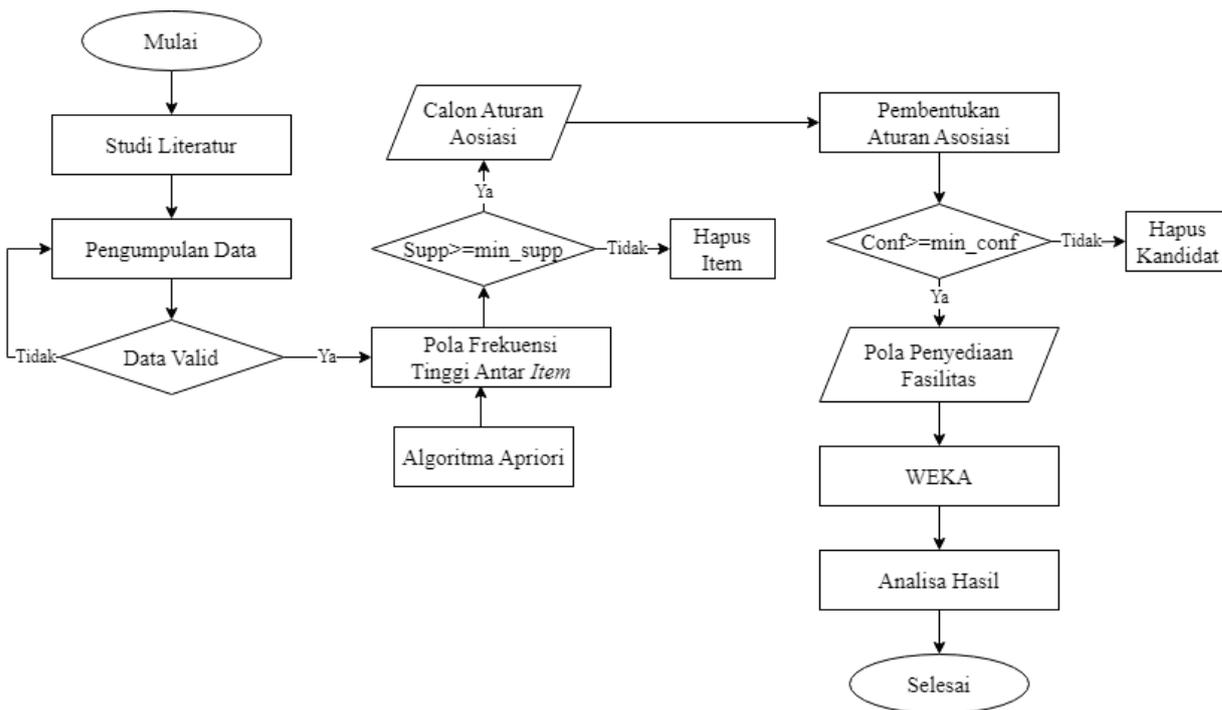
Analisis pola frekuensi tinggi dengan mencari kombinasi item yang memenuhi syarat *minimum support* yang telah ditentukan dalam database. Himpunan n -itemset akan dilakukan perhitungan nilai *support*, anggota himpunan yang memiliki nilai *support* kurang dari nilai *minimum support* maka akan di eliminasi. Anggota himpunan yang memiliki nilai *support* sama dengan atau lebih dari nilai *minimum support* maka akan dimasukkan ke himpunan $(n + 1)$ -itemset berikutnya.

4. Pembentukan Aturan Asosiasi

Pembentukan aturan asosiasi dilakukan setelah pola frekuensi tinggi ditemukan yaitu dengan mencari aturan asosiatif yang memenuhi syarat nilai *minimum confidence* yang telah ditentukan. Setiap calon aturan asosiasi akan dilakukan perhitungan nilai *confidence*, calon aturan asosiasi yang memiliki nilai *confidence* kurang dari nilai *minimum confidence* maka akan di eliminasi. Setelah itu akan diperoleh final aturan asosiasi.

5. Uji WEKA

Untuk menguji keakuratan hasil yang diperoleh dari perhitungan manual diperlukan uji data menggunakan bantuan *software* WEKA. Aplikasi WEKA sendiri hanya bisa membaca *file* dengan format *Attribute Relation File Format (ARFF)*. Sehingga sebelum dimasukkan ke dalam aplikasi WEKA *file data excel* yang diperoleh dari sebaran angket perlu melewati beberapa tahapan yaitu *data selection*, *preprocessing* dan transformasi yaitu guna mempermudah pada saat pengolahan data di aplikasi WEKA. Setelah ketiga tahap tersebut dilewati data di-*export* dan siap untuk dimasukkan ke dalam aplikasi WEKA.



Gambar 1. Diagram alur analisis data

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Pengumpulan Data

Pada penelitian ini objek penelitiannya adalah indekos yang bertetangga langsung dengan Universitas Negeri Yogyakarta (UNY). Kuesioner disebar melalui media sosial dengan memanfaatkan *software Google Form*. Didapatkan 100 dari 103 kuesioner yang memenuhi syarat untuk dilakukan pengolahan data. Data orisinal yang diperoleh disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Lima data orisinal pertama

Nama Indekos	Harga Sewa Bulanan	Lokasi Indekos	Fasilitas Pribadi	Biaya Listrik	Biaya Wi-Fi	Kamar Mandi
Kos Bu Ning	≤ Rp 700.000	Karangmalang	Kasur, Lemari, meja	Termasuk	Termasuk	Kamar Mandi Luar
Kos Putri Candrakirana	≤ Rp 700.000	Karangmalang	Kasur, Lemari, Meja Belajar (Meja dan Kursi)	Termasuk	Termasuk	Kamar Mandi Luar
Ampari Bu Wiji	≤ Rp 700.000	Mrican	Kasur, Lemari, Meja Belajar (Meja dan Kursi)	Termasuk	Belum Termasuk	Kamar Mandi Luar
Kos Bu Reni A 33B	≤ Rp 700.000	Karangmalang	Kasur, Lemari, Meja rak	Termasuk	Termasuk	Kamar Mandi Luar
Kost srikandi	Rp 701.0000 - Rp 1.000.000	Samirono	Kasur, Lemari, Meja Belajar (Meja dan Kursi), Kipas	Termasuk	Belum Termasuk	Kamar Mandi Luar

2. Pola Frekuensi Tinggi Antar-Item

Pola frekuensi tinggi antar-item bertujuan untuk menemukan calon aturan asosiasi. Berdasarkan data yang diperoleh kemudian dibentuk matriks data indekos. Pada tahap ini data fasilitas akan disesuaikan dalam format matriks untuk mendapatkan pola item yang terbentuk dan untuk mengetahui seberapa banyak item fasilitas pada setiap indekos. Pada Tabel 2 ditunjukkan kategori tiap fasilitas indekos sesuai dengan definisi operasional variabel yang sudah ditentukan sebelumnya.

Tabel 2. Kategori harga indekos

Variabel	Kode	Keterangan
Harga	H1	≤ Rp 700.000
	H2	Rp 701.000-Rp 1.000.000
	H3	Rp 1.001.000-Rp 1.500.000
	H4	≥ Rp 1.501.000
Kasur	K1	Memilih kasur
	K2	Tidak memilih kasur
Lemari	L1	Memilih lemari
	L2	Tidak memilih lemari
Meja Belajar	M1	Memilih meja belajar
	M2	Tidak memilih meja belajar
Listrik	LS1	Harga sewa indekos termasuk biaya listrik
	LS2	Harga sewa indekos tidak termasuk biaya listrik
Wi-Fi	W1	Harga sewa indekos termasuk fasilitas Wi-Fi
	W2	Harga sewa indekos tidak termasuk fasilitas Wi-Fi
Kamar Mandi	KM1	Kamar mandi luar
	KM2	Kamar mandi dalam

Dari kategorisasi fasilitas indekos yang sudah dipaparkan sebelumnya, kemudian dibentuk matriks data indekos yang disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Matriks data indekos

Indekos	Fasilitas Indekos															
	Harga				Kasur		Lemari		Meja Belajar		Listrik		Wi-Fi		Kamar Mandi	
	H1	H2	H3	H4	K1	K2	L1	L2	M1	M2	LS1	LS2	W1	W2	KM1	KM2
1	1				1		1			1	1		1		1	
2	1				1		1		1		1		1		1	
3	1				1		1		1		1			1	1	
4	1				1		1			1	1		1		1	
5		1			1		1		1		1			1	1	
6	1				1		1		1		1		1		1	
7		1			1		1			1		1		1		1
8	1				1			1		1	1			1	1	
9	1					1		1		1	1		1			1
10	1					1		1		1	1		1		1	
...
Σ	62	27	5	6	78	22	66	34	49	51	69	31	69	31	70	30

Selanjutnya, algoritma Apriori pada pola frekuensi data fasilitas indeks sangat berperan penting untuk menemukan kombinasi antar-*item*. Proses algoritma Apriori dilakukan dengan analisa kombinasi *itemset* dengan melakukan iterasi, jika kondisi data masih memungkinkan untuk pembentukan *itemset* selanjutnya maka proses iterasi tetap dilanjutkan, namun jika tidak memungkinkan maka proses iterasi berhenti.

Langkah awal sebelum melakukan analisa kombinasi *itemset* yaitu menentukan batas *minimum support* dan *minimum confidence*. Menurut Gama et al. (2016) *minimum support* dan *minimum confidence* ditentukan dengan melakukan proses penyesuaian hasil aturan asosiasi terbaik yang diperoleh berdasarkan proses pengamatan dari percobaan berulang pada data yang digunakan. Pada penelitian ini telah dilakukan beberapa kali percobaan. Untuk mendapatkan hasil aturan asosiasi yang baik diperoleh *minimum support* sebesar 50% dan nilai *minimum confidence* sebesar 70%.

Pembentukan kombinasi *itemset* bertujuan untuk menganalisa kandidat *k-itemset* yang memiliki pola frekuensi tinggi. Nilai *minimum support* sangat berperan penting dalam tahap ini. *Itemset* yang tidak memenuhi nilai *minimum support* menunjukkan bahwa *itemset* tersebut tidak memiliki asosiasi yang signifikan sehingga harus dieliminasi. Sedangkan, *itemset* yang memenuhi nilai *minimum support* menunjukkan pola frekuensi tinggi. *Itemset* tersebut dapat dilakukan proses kombinasi $k + 1$ *itemset* selanjutnya. Proses iterasi dilakukan secara berulang hingga tidak ada lagi *k-itemset* yang memenuhi nilai *minimum support* (Andriani & Lelah, 2021).

Tahap awal sebelum melakukan analisa kombinasi *itemset* perlu dilakukan perhitungan *support* pada 1-*itemset*. Tahap ini bertujuan untuk mengeliminasi fasilitas yang tidak memiliki frekuensi tinggi, sehingga fasilitas yang memiliki frekuensi tinggi digunakan untuk membangkitkan kombinasi $(k + 1)$ -*itemset* selanjutnya. Proses penentuan *itemset* $k = 1$ pada nilai *minimum support* = 50%. Nilai *support* sebuah *item* diperoleh dengan rumus sebagai berikut (Schmitz et al., 2006).

$$\text{Support}(A \rightarrow B) = P(A \cup B) \quad (1)$$

$$\text{Support}(\text{fasilitas}) = \frac{\sum \text{indekos yang mengandung fasilitas}}{\sum \text{indekos}} \quad (2)$$

Tabel 4. Penjabaran *k-itemset* ($k = 1$)

Fasilitas	Jumlah	Support
H1	62	62%
H2	27	27%
H3	5	5%
H4	6	6%
K1	78	78%
K2	22	22%
L1	66	66%
L2	34	34%
M1	49	49%
M2	51	51%
LS1	69	69%
LS2	31	31%
W1	69	69%
W2	31	31%
KM1	70	70%
KM2	30	30%

Berdasarkan Tabel 4 dengan *minimum support* 50% diperoleh fasilitas indeks yang memenuhi syarat *minimum support* yaitu H1, K1, L1, M2, LS1, W1 dan KM1. Berdasarkan

hasil pembentukan 1-itemset, selanjutnya dapat dilakukan pembentukan kombinasi 2-itemset.

a. Analisa kombinasi 2-itemset

Kombinasi 2-itemset diperoleh dari item yang memenuhi *minimal support* pada Tabel 4. Berikut ini proses penentuan itemset $k = 2$ dengan nilai *minimum support* 50%.

Tabel 5. Penjabaran k -itemset ($k = 2$)

Fasilitas		Jumlah	Support
H1	K1	40	40%
H1	L1	31	31%
H1	M2	42	42%
H1	LS1	45	45%
H1	W1	37	37%
H1	KM1	53	53%
K1	L1	66	66%
K1	M2	29	29%
K1	LS1	53	53%
K1	W1	55	55%
K1	KM1	52	52%
L1	M2	23	23%
L1	LS1	48	48%
L1	W1	50	50%
L1	KM1	43	43%
M2	LS1	36	36%
M2	W1	32	32%
M2	KM1	41	41%
LS1	W1	54	54%
LS1	KM1	52	52%
W1	KM1	45	45%

Bedasarkan Tabel 5 dengan *minimum support* 50% diperoleh fasilitas indekos yang memenuhi syarat *minimum support* yaitu (H1, KM1), (K1, L1), (K1, LS1), (K1, W1), (K1, KM1), (L1, W1), (LS1, W1), dan (LS1, KM1). Berdasarkan hasil pembentukan 2-itemset, selanjutnya dapat dianalisa untuk kombinasi 3-itemset.

b. Analisa kombinasi 3-itemset

Kombinasi 3-itemset diperoleh dari item yang memenuhi *minimal support* pada Tabel 5. Berikut ini proses penentuan itemset $k = 3$ dengan nilai *minimum support* = 50%.

Tabel 6. Penjabaran k -itemset ($k = 3$).

Fasilitas			Jumlah	Support
H1	KM1	K1	35	35%
H1	KM1	L1	29	29%
H1	KM1	LS1	40	40%
H1	KM1	W1	33	33%
K1	L1	H1	31	31%
K1	L1	KM1	43	43%
K1	L1	LS1	48	48%
K1	L1	W1	50	50%
K1	LS1	H1	29	29%
K1	LS1	KM1	38	38%
K1	LS1	W1	41	41%
K1	W1	H1	23	23%
K1	W1	KM1	33	33%

K1	W1	LS1	41	41%
L1	W1	H1	20	20%
L1	W1	KM1	29	29%
L1	W1	LS1	38	38%
LS1	W1	H1	20	20%
LS1	W1	KM1	29	29%
LS1	KM1	L1	35	35%

Bedasarkan Tabel 6 dengan *minimum support* 50% diperoleh fasilitas indeks yang memenuhi syarat *minimum support* adalah (K1, L1, W1). Dikarenakan data sudah tidak memungkinkan untuk membangkitkan *itemset* selanjutnya, maka proses iterasi berhenti sampai disini.

3. Pembentukan Aturan Asosiasi

Setelah diperoleh calon aturan asosiasi, langkah selanjutnya ialah menentukan finalisasi aturan asosiasi dengan menghitung nilai *confidence* dari masing-masing *frequent itemset*. *Confidence* merupakan ukuran ketepatan suatu *rule* sehingga bertujuan untuk mengukur seberapa kuat hubungan antar-*item* dalam *association rule*. Pada tahap ini mencari *Association Rule* yang memenuhi *minimal confidence* dengan rumus sebagai berikut (Schmitz et al., 2006).

$$Confidence (A \rightarrow B) = P(A|B) = Support \frac{(A \cup B)}{Support(A)} \tag{3}$$

Tabel 7. Calon aturan asosiasi *frequent k-itemset* ($k = 2$)

<i>If Antecedent, then Consequent</i>	<i>Support</i>	<i>Confidence</i>
<i>If H1, then KM1</i>	53%	85%
<i>If KM1, then H1</i>	53%	76%
<i>If K1, then L1</i>	66%	85%
<i>If L1, then K1</i>	66%	100%
<i>If K1, then LS1</i>	53%	68%
<i>If LS1, then K1</i>	53%	77%
<i>If K1, then W1</i>	55%	71%
<i>If W1, then K1</i>	55%	80%
<i>If K1, then KM1</i>	52%	67%
<i>If KM1, then K1</i>	52%	74%
<i>If L1, then W1</i>	50%	76%
<i>If W1, then L1</i>	50%	72%
<i>If LS1, then W1</i>	54%	78%
<i>If W1, then LS1</i>	54%	78%
<i>If LS1, then KM1</i>	52%	75%
<i>If KM1, then LS1</i>	52%	74%

Pada Tabel 7 disajikan calon aturan asosiasi *frequent k-itemset* dengan $k = 2$, sedangkan untuk $k = 3$ dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 8. Calon aturan asosiasi *frequent k-itemset* ($k = 3$)

<i>If Antecedent, then Consequent</i>	<i>Support</i>	<i>Confidence</i>
<i>If K1 and L1, then W1</i>	50%	76%
<i>If K1 and W1, then L1</i>	50%	91%
<i>If L1 and W1, then K1</i>	50%	100%

Sebuah aturan asosiasi akan dipilih dengan syarat aturan tersebut memiliki nilai *confidence* \geq *minimum confidence*. Ditentukan nilai *minimum confidence* sebesar 70% maka aturan asosiasi yang terbentuk seperti pada Tabel 9.

Tabel 9. Aturan asosiasi final

<i>If Antecedent, then Consequent</i>	<i>Support</i>	<i>Confidence</i>
<i>If L1, then K1</i>	66%	100%
<i>If L1 and W1, then K1</i>	50%	100%
<i>If K1 and W1, then L1</i>	50%	91%
<i>If H1, then KM1</i>	53%	85%
<i>If K1, then L1</i>	66%	85%
<i>If W1, then K1</i>	55%	80%
<i>If LS1, then W1</i>	54%	78%
<i>If W1, then LS1</i>	54%	78%
<i>If LS1, then K1</i>	53%	77%
<i>If KM1, then H1</i>	53%	76%
<i>If L1, then W1</i>	50%	76%
<i>If K1 and L1, then W1</i>	50%	76%
<i>If LS1, then KM1</i>	52%	75%
<i>If KM1, then K1</i>	52%	74%
<i>If KM1, then LS1</i>	52%	74%
<i>If W1, then L1</i>	50%	72%
<i>If K1, then W1</i>	55%	71%

Dari hasil aturan asosiasi yang terbentuk, dapat diketahui fasilitas indekos yang apa saja yang tersedia secara bersamaan. Hal tersebut dapat mempermudah calon penyewa indekos untuk mengetahui informasi mengenai fasilitas yang dipilih penyewa indekos di sekitar kampus UNY.

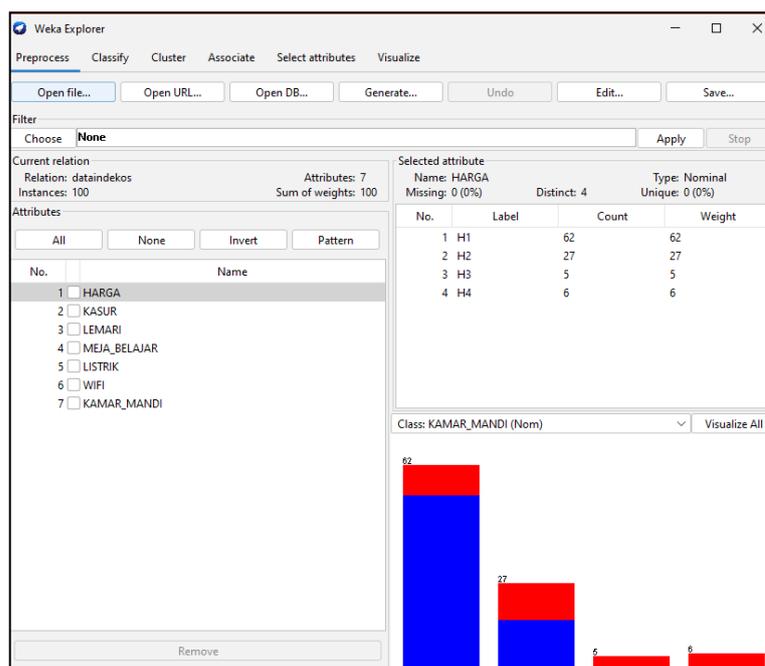
4. Pengujian Aplikasi WEKA

a. Proses mempersiapkan data

Langkah awal sebelum melakukan uji WEKA diperlukan mengubah format data menjadi format .arff, data pada penelitian yaitu dataindekos.arff.

b. Proses menginput data ke WEKA

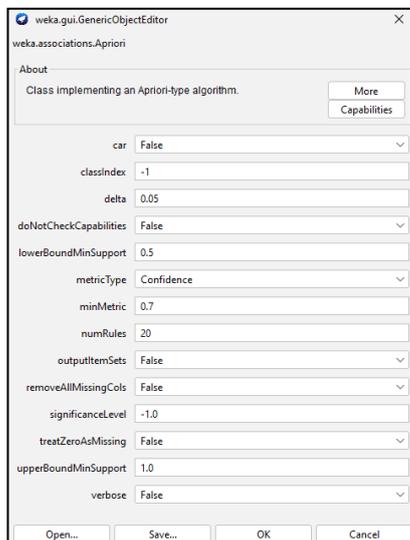
Jika *file data* sudah siap, maka *file* tersebut dapat diinput ke dalam WEKA, berikut ini merupakan *workspace* atau tahap *preprocess* pada *software* WEKA.



Gambar 2. WEKA workspace

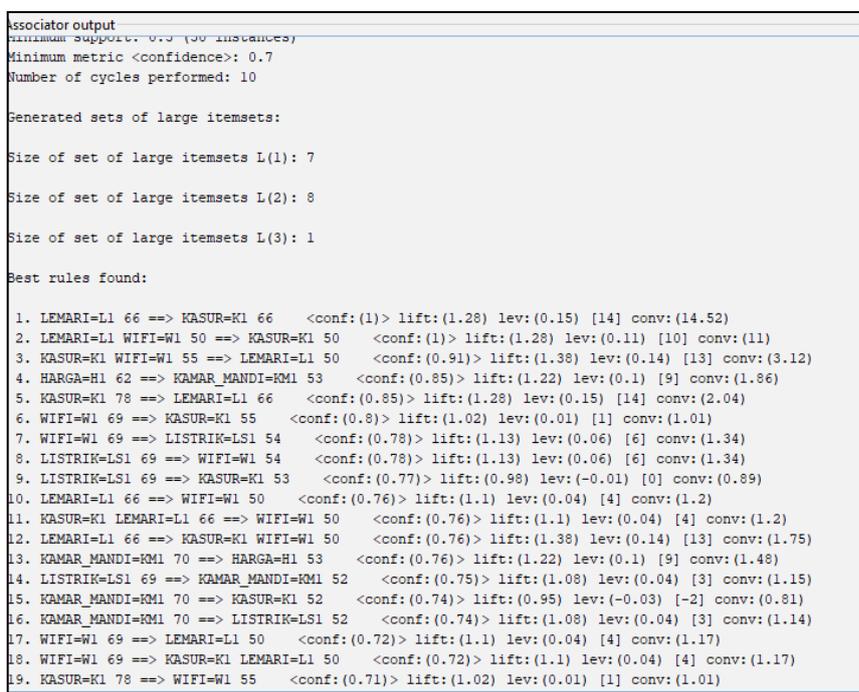
c. Uji WEKA

Pada penelitian ini menggunakan *minimum support* sebesar 50% dan *minimum confidence* sebesar 70%. Ketentuan tersebut dikonfigurasi dalam *software* WEKA seperti pada Gambar 3.



Gambar 3. Konfigurasi algoritma Apriori pada WEKA.

Hasil *Association Rules* menggunakan WEKA ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Hasil uji aplikasi WEKA

Bedasarkan hasil analisis WEKA aturan asosiasi yang terbentuk yaitu

1. LEMARI=L1 66 → KASUR=K1 66 <conf:(100%)>
2. LEMARI=L1 WIFI=W1 50 → KASUR=K1 50 <conf:(100%)>
3. KASUR=K1 WIFI=W1 55 → LEMARI=L1 50 <conf:(91%)>
4. HARGA=H1 62 → KAMAR_MANDI=KM1 53 <conf:(85%)>
5. KASUR=K1 78 → LEMARI=L1 66 <conf:(85%)>
6. WIFI=W1 69 → KASUR=K1 55 <conf:(80%)>

7. WIFI=W1 69 → LISTRIK=LS1 54 <conf:(78%)>
8. LISTRIK=LS1 69 → WIFI=W1 54 <conf:(78%)>
9. LISTRIK=LS1 69 → KASUR=K1 53 <conf:(77%)>
10. LEMARI=L1 66 → WIFI=W1 50 <conf:(76%)>
11. KASUR=K1 LEMARI=L1 66 → WIFI=W1 50 <conf:(76%)>
12. KAMAR_MANDI=KM1 70 → HARGA=H1 53 <conf:(76%)>
13. LISTRIK=LS1 69 → KAMAR_MANDI=KM1 52 <conf:(75%)>
14. KAMAR_MANDI=KM1 70 → KASUR=K1 52 <conf:(74%)>
15. KAMAR_MANDI=KM1 70 → LISTRIK=LS1 52 <conf:(74%)>
16. WIFI=W1 69 → LEMARI=L1 50 <conf:(72%)>
17. KASUR=K1 78 → WIFI=W1 55 <conf:(71%)>.

Hasil yang diperoleh dari pengujian *software* WEKA sesuai dengan hasil perhitungan Algoritma Apriori yang dilakukan secara manual, hal ini ditunjukkan oleh hasil aturan asosiasi yang didapat beserta nilai *support* dan *confidence* masing-masing *rule* memiliki nilai yang sama.

SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan yang telah dipaparkan sebelumnya, untuk menjawab rumusan masalah dalam penelitian ini dapat diambil kesimpulan bahwa

1. Algoritma Apriori dapat diimplementasikan pada data fasilitas indekos sehingga dapat menyelesaikan permasalahan dalam memperoleh pola fasilitas yang dipilih penyewa indekos di sekitar Kampus Universitas Negeri Yogyakarta, serta dapat menunjukkan fasilitas yang dipilih secara bersamaan oleh penyewa indekos berdasarkan kombinasi antar fasilitas.
2. Harga sewa indekos mempengaruhi pola fasilitas yang dipilih penyewa indekos, hal ini ditunjukkan pada aturan asosiasi HARGA (\leq RP 700.000) → KAMAR MANDI LUAR dengan nilai *confidence* sebesar 85%, sehingga bagi calon penyewa indekos yang membutuhkan fasilitas kamar mandi dalam harus menyiapkan dana sewa indekos lebih dari Rp 700.000 per bulan.

Adapun hasil dari interpretasi pengetahuan yang diperoleh dari pola fasilitas yang dipilih penyewa indekos, yaitu

1. Nilai *confidence* tertinggi pada kombinasi 2 *item* sebesar 100% terdapat pada pola hubungan memilih fasilitas LEMARI dan KASUR.
2. Nilai *confidence* tertinggi pada kombinasi 3 *item* sebesar 100% terdapat pada pola hubungan memilih fasilitas LEMARI, Wi-Fi, dan KASUR.
3. Kurang eratnya pola hubungan antara fasilitas KASUR dan Wi-Fi dengan nilai *confidence* terendah yakni sebesar 71%.

SARAN

Dari penelitian ini peneliti menyadari bahwa proses di atas masih memiliki kekurangan sehingga perlu adanya penelitian lebih lanjut dari apa yang telah diperoleh dari penelitian ini. Saran untuk penelitian selanjutnya ialah sebagai berikut.

1. Jumlah data indekos dapat ditingkatkan dengan memperluas ruang lingkup penelitian yakni tidak hanya dari Padukuhan Caturtunggal saja, melainkan juga padukuhan-padukuhan lain di Kecamatan Depok, Sleman, D. I. Yogyakarta. Hal ini bertujuan agar pola fasilitas yang dipilih penyewa indekos yang terbentuk semakin bervariasi.
2. Informasi fasilitas indekos dapat dikembangkan dengan algoritma asosiasi yang lain serta juga dapat membangun sebuah sistem pendukung keputusan yang akan mempermudah calon penyewa dalam mempertimbangkan pemilihan indekos.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terimakasih kepada koordinator Prodi Matematika dan seluruh Dosen Prodi Matematika yang telah memberikan ilmu dan bimbingan hingga artikel ini dapat selesai.

DAFTAR PUSTAKA

- Andriani, P., & Lelah, L. (2021). Penerapan Algoritma Apriori Dengan Market Basket Analysis Untuk Pengaturan Tata Letak Barang. *Jurnal Teknologi Informatika dan Komputer*, 7(2), 60-69.
- Gama, A. W. O., et al. (2016). Implementasi Algoritma Apriori Untuk Menemukan Frequent Itemset Dalam Keranjang Belanja. *Jurnal Universitas Udayana: Teknik Elektro*, 15(2).
- Gulo, C. (2019). Analisis Faktor yang Dipertimbangkan dalam Pemilihan Tempat Tinggal Sementara (Tempat Kos dan Kontrak Rumah pada Mahasiswa Universitas HKBP Nommensen). (online). (<http://repository.uhn.ac.id>), diakses 13 Februari 2023.
- Reski, I. & Tampubolon, A. C. (2019). Faktor Penentu Preferensi Tipe Hunian di Kalangan Mahasiswa. *Jurnal RUAS*, 17(1), hlm. 20.
- Schmitz, C., et al. (2006). Mining Association Rules in Folksonomies. *Data Science and Classification*, 261–270.