

# Analisa Faktor Yang Mempengaruhi Kondisi Kesehatan Menggunakan Algoritma *Frequent Pattern Growth*

Sukma Evadini<sup>1</sup>, Alwis Nazir<sup>2</sup>, Yusra, Pizaini

**Abstract-** Health is an important factor in human life that have to be guarded, both physically and mentally. This study aimed to analyze the factors that affect health condition using medical check up data. Factors analyzed were consuming alcohol, smoking, exercise, age and gender. The method was the association rule using FP-Growth. The result of this study was factors that affect the health condition is alcohol, exercise and age. This result evidenced by the rules A3→K3, which means that if a person consumes more alcohol than 4 days/week with the amount of alcohol is less than 180ml/day, then health condition was poor with 11% support and 67% confidence. E1→K3, which means that if one rarely exercise then health condition was poor with 24% support and 99% confidence. G2→K3, which means that if a person in middle age group, then the condition of health was poor with 24% support and 99% confidence.

**Keywords :** Association Rule ; Data Mining ; FP-Growth ; Health

## I. PENDAHULUAN

Kesehatan merupakan faktor penting dalam kehidupan manusia yang harus dijaga, baik itu fisik maupun mental. Kondisi Kesehatan dapat dijaga dengan gaya hidup sehat seperti berolahraga. Kondisi tersebut juga dapat terjaga dengan menghindari gaya hidup kurang sehat seperti merokok

dan mengkonsumsi alkohol. Karena zat nikotin yang terdapat pada rokok dan alkohol itu sendiri merupakan bahaya terbesar bagi kesehatan<sup>[1]</sup>. Selain gaya hidup, faktor lain yang juga dapat mempengaruhi kondisi kesehatan yakni usia dan gender<sup>[2]</sup>. Gaya hidup sehat seperti olahraga dapat memperkuat kondisi kesehatan. Berolahraga dapat meningkatkan sistem kekebalan tubuh untuk melawan infeksi<sup>[3]</sup>.

Gaya hidup kurang sehat seperti merokok merupakan kebiasaan yang dapat memperburuk kondisi kesehatan karena menyebabkan kerusakan pada organ tubuh dan menimbulkan berbagai macam penyakit. Hampir 6 juta orang meninggal akibat penyakit yang disebabkan karena penyakit yang disebabkan oleh merokok<sup>[4]</sup>. Selain merokok, mengkonsumsi alkohol juga termasuk kedalam gaya hidup kurang sehat. Konsumsi alkohol dapat menimbulkan lebih dari 200 jenis penyakit dan kondisi cedera bagi yang mengkonsumsi. Pada tahun 2012, sekitar 3,3 juta kematian atau 5,9% dari seluruh kematian global disebabkan karena mengkonsumsi alkohol<sup>[5]</sup>.

Penelitian sebelumnya telah membahas hubungan mengkonsumsi alkohol, merokok dan berolahraga menggunakan *Association Rules* dengan algoritma *Apriori*. Berdasarkan penelitian tersebut diketahui bahwa olahraga merupakan faktor yang paling mempengaruhi kondisi kesehatan dibandingkan dengan mengkonsumsi alkohol dan merokok dengan nilai *support* 20.83% dan *confidence* 35%<sup>[6]</sup>. Namun jika dilihat dari data statistik WHO, merokok dan mengkonsumsi alkohol dianggap lebih mempengaruhi kondisi kesehatan dibandingkan berolahraga.

Oleh sebab itu, penelitian menggunakan algoritma yang berbeda dengan penelitian sebelumnya untuk menemukan kemungkinan adanya hasil yang berbeda terkait hipotesa tersebut. Algoritma yang digunakan pada penelitian ini ialah algoritma *Frequent Pattern Growth (FP-Growth)*. Algoritma *FP-Growth* merupakan pengembangan dari algoritma yang digunakan pada penelitian sebelumnya yakni algoritma *Apriori*. Algoritma *FP-Growth* mempunyai beberapa

---

Received: 5 Februari 2018; Revised: 1 Maret 2018; Accepted: 1 April 2018.

S. Evadini, Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau  
([sukma.evadini@students.uin-suska.ac.id](mailto:sukma.evadini@students.uin-suska.ac.id))

A. Nazir, Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau  
([alwis.nazir@uin-suska.ac.id](mailto:alwis.nazir@uin-suska.ac.id))

kelebihan dibandingkan dengan algoritma *Apriori*. Eksekusi waktu lebih cepat, tidak melakukan scanning data berulang-ulang dan membutuhkan lebih sedikit *space* dibandingkan dengan *Apriori*.

Selain hubungan kesehatan dengan gaya hidup, terdapat faktor lain yang juga mempengaruhi kondisi kesehatan yakni usia. Seiring bertambahnya usia, maka bertambah pula pengeluaran seseorang terkait dengan biaya perawatan kesehatan. Hal ini membuktikan bahwa usia memiliki peran dalam mempengaruhi kondisi kesehatan<sup>[7]</sup>. Faktor lainnya yang mempengaruhi adalah jenis kelamin atau gender. Hubungan antara gender dengan kesehatan ialah hubungan yang kompleks. Meskipun wanita hidup lebih lama di hampir setiap Negara di dunia, wanita juga cenderung memiliki kondisi kesehatan yang buruk daripada pria<sup>[2]</sup>.

Dengan pemaparan permasalahan tersebut maka peneliti akan menuangkan penelitian ini dalam bentuk “Analisa Faktor yang Mempengaruhi Kondisi Kesehatan Menggunakan Algoritma *Frequent Pattern Growth*”. Adapun parameter yang menjadi faktor yang mempengaruhi kondisi kesehatan pada penelitian ini yakni mengkonsumsi alkohol, kebiasaan merokok, berolahraga, kelompok usia dan *gender*.

## II. METODE

### 2.1 Association rule

Metodologi dasar association rule terbagi menjadi 3 tahap :

a) Analisa *Frequent itemset*

$$\text{Support}(A) = \frac{\text{Jumlah Transaksi mengandung } A}{\text{Total transaksi}} \quad (1)$$

$$\text{Support}(A \cap B) = \frac{\text{Jumlah Transaksi mengandung } A \text{ dan } B}{\text{Total transaksi}} \quad (2)$$

b) Pembentukan *Association Rules*

$$\text{Confidence} = P(B | A) = \frac{\text{Jumlah Transaksi mengandung } A \text{ dan } B}{\text{Jumlah transaksi mengandung } A} \quad (3)$$

c) *Lift Ratio*

$$\text{Lift ratio} = \frac{\text{confidence}(A,C)}{\text{benchmark confidence}(A,C)} \quad (4)$$

### 2.2 Algoritma *Frequent Pattern Growth*

Input : *FP-Tree*

Output : *Sekumpulan lengkap frequent pattern*

Proses : *FP-Growth (Tree, α)*

If tree mengandung single path *p*

Then untuk tiap kombinasi

(dinotasikan  $\beta$ ) dari node-node dalam  $\beta$

Else untuk tiap  $a$  dalam header dari tree

Do

{

*pola*

Bangun  $\beta = a | \alpha$  dengan

*support* =  $a | \alpha$

*support*

If tree  $\beta = \theta$  Then panggil *FP-Growth (Tree, β)*

}

### 2.3 Tahapan Pengolahan Data

Pada penelitian ini data yang digunakan adalah dataset MCU yang berasal dari salah satu pusat kesehatan dikota Gifu Jepang. Adapun data yang digunakan adalah data dari tahun 2002-2007, dan jumlah data awal sebanyak 1.143.162 *records*. Kemudian data tersebut akan menjadi data inputan pada aplikasi yang digunakan pada penelitian ini, untuk aplikasi yang akan digunakan adalah aplikasi *Weka* 3.8.0. Adapun tahapan yang dilakukan pada analisa kebutuhan data terbagi menjadi 3 tahap, diantaranya yaitu :

#### 1. Data Selection

Pada data MCU ini terdapat 19 atribut, namun hanya beberapa atribut saja yang akan digunakan sesuai dengan kebutuhan untuk penelitian. Atribut yang akan digunakan adalah rokok, alkohol, olahraga, *compre* atau kondisi kesehatan, usia dan jenis kelamin.

#### 2. Data Preprocessing

Tahap *data preprocessing* adalah tahap lanjutan setelah tahap *data selection*, pada tahap ini akan dilakukan pembersihan terhadap data yang kosong (*missing value*), penghapusan terhadap data yang ganda dan data yang tidak konsisten. Penghapusan terhadap data yang kosong sebanyak 39.822 *records*. Selanjutnya penghapusan terhadap data inkonsisten sebanyak 19.266 *records* dan penghapusan data ganda sebanyak 264.164 *records*.

#### 3. Data Transformation

Data transformation dilakukan dengan tujuan mempermudah pengolahan data pada saat pengujian. Transformasi data juga dilakukan sesuai dengan kebutuhan perangkat lunak yang akan digunakan. Pada penelitian ini akan dilakukan inisialisasi atribut.

Tabel 1. Inisialisasi Atribut

Kolom	Kode	Atribut
Exercise	E1	Rarely
	E2	Frequently (more than 3 times per week)
	E3	Sometimes (more than 3 times per month)
Smoke	S1	No
	S2	Yes (less than 20 cigarettes per day)
	S3	Yes (20-40 cigarettes per day)
	S4	Yes (more than 40 cigarettes per day)
Alcohol	A1	Rarely
	A2	Sometimes
	A3	More than 4 days per week, less than 180 ml for each day
	A4	More than 4 days per week, 180-540 ml for each day
	A5	More than 4 days per week, more than 540 ml for each day
Age	G1	Teenager
	G2	Middle Age
	G3	Old
	G4	Very Old
Gender	X1	Male
	X2	Female
Compre	K1	A
	K2	B
	K3	C
	K4	D1
	K5	D2

#### 2.4 FP-Growth Mining

FP-Growth mining dilakukan dengan penentuan *minimum support* dan *minimum confidence*. Berikut merupakan 20 *dataset* MCU yang digunakan pada penelitian ini untuk

mencari faktor yang mempengaruhi kondisi kesehatan dengan penentuan *minimum support* 20%.

Tabel 2. Data Transaksi

TID	Transaksi
1	E3, S1, A2, G1, X1, K1
2	E1, S1, A1, G2, X1, K5
3	E3, S2, A3, G1, X1, K3
4	E1, S1, A4, G2, X1, K3
5	E3, S1, A1, G1, X2, K3
6	E1, S1, A1, G1, X2, K3
7	E3, S2, A4, G1, X1, K5
8	E3, S1, A4, G2, X1, K3
9	E1, S1, A1, G2, X1, K3
10	E3, S1, A4, G2, X1, K3
11	E1, S2, A1, G1, X2, K3
12	E1, S1, A1, G1, X1, K3
13	E3, S1, A4, G2, X1, K3

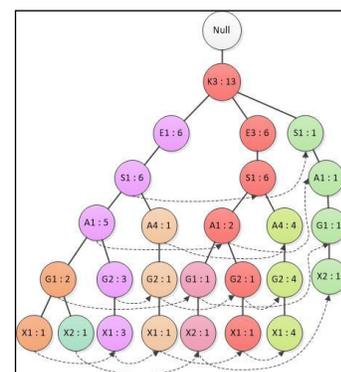
TID	Transaksi
14	E1, S1, A1, G2, X1, K3
15	E1, S1, A1, G2, X1, K3
16	E3, S1, A4, G2, X1, K3
17	E1, S3, A4, G1, X2, K1
18	E1, S2, A3, G1, X1, K5
19	E2, S1, A1, G1, X2, K3
20	E3, S1, A1, G2, X1, K3

1. Dilakukan perhitungan terhadap frekuensi kemunculan tiap item dan nilai support menggunakan rumus 1.

Tabel 3. Frekuensi dan support tiap item

Item	Frekuensi	Support	Support (%)
S1	15	$15/20 = 0.75$	75
X1	15	$15/20 = 0.75$	75
K3	15	$15/20 = 0.75$	75
E1	10	$10/20 = 0.5$	50
A1	10	$10/20 = 0.5$	50
G1	10	$10/20 = 0.5$	50
G2	10	$10/20 = 0.5$	50
E3	9	$9/20 = 0.45$	45
A4	7	$7/20 = 0.35$	35
X2	5	$5/20 = 0.25$	25
S2	4	$4/20 = 0.2$	20
K5	3	$3/20 = 0.15$	15
A3	2	$2/20 = 0.1$	10
K1	2	$2/20 = 0.1$	10
E2	1	$1/20 = 0.05$	5
S3	1	$1/20 = 0.05$	5
A2	1	$1/20 = 0.05$	5

2. Menentukan nilai *support count*. Pada penelitian ini diambil nilai *support count* = 20%. Nilai *support count* akan mempengaruhi item yang akan dianalisa ke tahap pembuatan *FP-Tree*. Berdasarkan nilai *support count* 20%, maka item yang akan digunakan adalah item yang memiliki frekuensi di  $\geq 20\%$ .
3. Melakukan pemindaian data atau menyusun kembali data yang memenuhi *minimum support*. Data yang tidak memenuhi *minimum support* dan tidak mengandung *antecedent* dan *consequent* dihapus dari transaksi. atribut yang menjadi *antecedent* yaitu *exercise, smoke, alcohol, age* dan *gender*, sedangkan *consequent* ialah *compre* (kondisi kesehatan). Tabel Data transaksi setelah pemindaian.
4. Pembangunan *FP-Tree* dari data transaksi yang telah dilakukan pemindaian. *FP-Tree* dapat dilihat pada gambar berikut.



Gambar 2. *Frequent Pattern Tree*

5. Penerapan *FP-Growth* untuk mencari *frequent itemset*.
  - a) Pembangkitan *conditional pattern base*  
 Pembangkitan *conditional pattern base* dilakukan dengan cara menentukan *subtree* dengan lintasan yang berakhir dengan nilai *support* terkecil yaitu X2, G1, A4, E3, E1, A1, G2, X1, S1 dan K3.

b) Pembangkitan *conditional pattern tree*

Setiap lintasan yang tidak mengandung X2 dibuang.  
 Pada lintasan yang berakhir di X2 terdapat lintasan yang mengandung simpul  $null \rightarrow K3 \rightarrow E1 \rightarrow S1 \rightarrow A1 \rightarrow G1$

Berdasarkan *conditional FP-tree* dari X2 didapat bahwa G1, A1, S1, dan K3 memenuhi *minimum support* sehingga {X2}, {G1, X2}, {A1, X2}, {S1, X2}, {K3, X2}, {G1, A1, X2},

{G1, S1, X2}, {G1, K3, X2}, {A1, S1, X2}, {A1, K3, X2}, {S1, K3, X2}, {G1, A1, S1, X2}, {G1, S1, K3, X2}, {A1, S1, K3, X2}. {A1, S1, K3, X2}, {G1, A1, K3, X2} dan {G1, A1, S1, K3, X2} adalah *frequent itemset*. Setelah memeriksa *frequent itemset* untuk akhiran (*suffix*), maka didapat hasil yang dirangkum pada tabel.

Tabel 5. Hasil *Frequent Itemset*

<i>Suffix</i>	<i>Frequent Itemset</i>
X2	{X2}, {G1,X2}, {A1,X2}, {S1,X2}, {K3,X2}, {G1,A1,X2}, {G1,S1,X2}, {K3,G1,X2}, {A1,S1,X2}, {A1,K3,X2}, {S1,K3,X2}, {G1,A1,S1,X2}, {G1 S1,K3,X2}, {A1,S1,K3,X2}, {A1,S1,K3,X2}, {G1,A1,K3,X2}, {K3,G1,A1,S1,X2}
G1	{G1},{A1,G1}, {S1,G1},{K3,G1}, {S1,A1,G1}, {K3,A1,G1}, {K3,S1,G1}, {K3,S1,A1,G1}
A4	{A4}, {S1,A4}, {K3,A4}, {K3,S1,A4}
E3	{E3}, {K3,E3}
E1	{E1}, {K3,E1}
A1	{A1}, {S1,A1}, {K3,A1}, {K3,S1,A1}
G2	{G2}, {A1,G2}, {S1,G2}, {K3.G2}, {S1,A1,G2}, {K3,A1,G2}, {K3,S1,G2}, {K3,S1,A1,G2}
X1	{X1}, {A1,X1}, {S1,X1}, {K3,X1}, {S1,A1,X1}, {K3,A1,X1}, {K3,S1,X1}, {K3,S1,A1,X1}
S1	{S1}, {K3,S1}
K3	{K3}

Setelah mendapatkan *frequent itemset*, selanjutnya membuat *rules* dengan cara menghitung *confidence* dari tiap kombinasi *rules*. Dari 56 *itemset* yang dihasilkan pada tabel 4.13 tidak semua dihitung karena *rules* yang dihasilkan adalah jika A maka B, sehingga *itemset* yang dihitung minimal berisi dua *item*. Maka yang dihitung *confidence*-nya adalah 46 *subsets*.

Hanya kombinasi yang lebih besar atau sama dengan *minimum confidence* yang akan diambil atau *strong association rule* saja. Rumus untuk menghitung *confidence* menggunakan rumus 3.

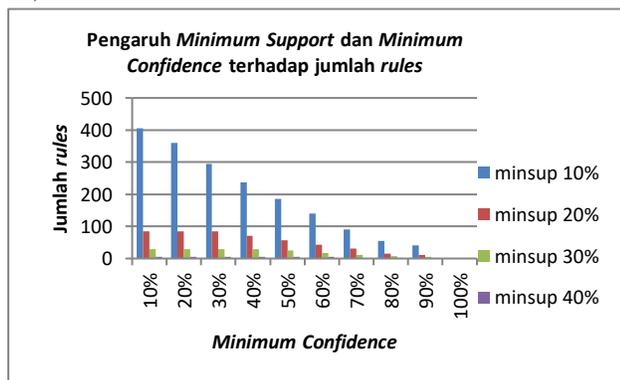
Tabel 6. *Strong Association rules*

No	Jika	Maka	<i>Confidence</i>	<i>Support</i>	<i>LR</i>
1	S1∧A1∧G1	K3	4/4 = 100%	4/13 = 31%	1/1 = 1
2	G1	K3	4/4 = 100%	4/13 = 31%	1/0.61 = 1.63
3	A1∧G1	K3	4/4 = 100%	4/13 = 31%	1/0.61 = 1.63
4	S1∧G1	K3	4/4 = 100%	4/13 = 31%	1/0.61 = 1.63
5	S1∧A1∧G2	K3	4/4 = 100%	4/13 = 31%	1/1 = 1
6	G2	K3	9/9 = 100%	9/13 = 69%	1/1 = 1
7	A1∧G2	K3	4/4 = 100%	4/13 = 31%	1/1 = 1

8	$S1 \wedge G2$	K3	$9/9 = 100\%$	$9/13 = 69\%$	$1/1 = 1$
9	$S1 \wedge A1 \wedge X1$	K3	$5/5 = 100\%$	$5/13 = 38\%$	$1/1 = 1$
10	X1	K3	$10/10 = 100\%$	$10/13 = 77\%$	$1/1 = 1$
11	$A1 \wedge X1$	K3	$5/5 = 100\%$	$5/13 = 38\%$	$1/1 = 1$
12	$S1 \wedge X1$	K3	$10/10 = 100\%$	$10/13 = 77\%$	$1/1 = 1$
13	$G1 \wedge A1 \wedge S1 \wedge X2$	K3	$3/3 = 100\%$	$3/13 = 23\%$	$1/1 = 1$
14	$A1 \wedge S1 \wedge X2$	K3	$3/3 = 100\%$	$3/13 = 23\%$	$1/1 = 1$
15	$A1 \wedge G1 \wedge X2$	K3	$3/3 = 100\%$	$3/13 = 23\%$	$1/1 = 1$
16	$S1 \wedge G1 \wedge X2$	K3	$3/3 = 100\%$	$3/13 = 23\%$	$1/1 = 1$
17	$A1 \wedge X2$	K3	$3/3 = 100\%$	$3/13 = 23\%$	$1/1 = 1$
18	$S1 \wedge X2$	K3	$3/3 = 100\%$	$3/13 = 23\%$	$1/1 = 1$
19	$G1 \wedge X2$	K3	$3/3 = 100\%$	$3/13 = 23\%$	$1/1 = 1$
20	X2	K3	$3/3 = 100\%$	$3/13 = 23\%$	$1/1 = 1$

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dilakukan pengujian terhadap data MCU dengan nilai *minimum support* dan nilai *minimum confidence* yang digunakan adalah 10%, 20%, 30%, 40%, 50%, 60%, 70%, 80%, 90% dan 100%.



Gambar 5. Grafik pengaruh *minimum support* dan *minimum confidence* terhadap jumlah rules

Hasil pengujian *association rule mining* dengan algoritma FP-Growth didapat 186 rules yang memenuhi *minimum support* dan *minimum confidence* dengan nilai *lift ratio*  $\geq 1$  sehingga rules yang dihasilkan layak untuk digunakan. Kemudian dari rules yang didapat, dipilih 15 rules yang memenuhi *antecedent* dan *consequent* pada penelitian ini yaitu dengan *antecedent* adalah rokok, alkohol, olahraga, usia dan gender sedangkan *consequent* adalah kondisi kesehatan. Pengujian dilakukan dengan *minimum support* 10% dan *minimum confidence* 50%.

Tabel 8. Rules yang memenuhi *antecedent* dan *consequent*

No	Jika	Maka	Support	Confidence	Lift Ratio
1	$S1 \wedge E1 \wedge G2$	K3	0.24	0.99	1.8
2	$S1 \wedge E1 \wedge A1 \wedge G2$	K3	0.12	0.99	1.8
3	$E1 \wedge A1 \wedge G2$	K3	0.12	0.98	1.79
4	$S1 \wedge A1 \wedge G2$	K3	0.16	0.98	1.79
5	$S1 \wedge G2$	K3	0.32	0.98	1.79
6	$E1 \wedge G2$	K3	0.24	0.98	1.79
7	$A1 \wedge G2$	K3	0.16	0.98	1.79
8	G2	K3	0.32	0.97	1.78
9	$E1 \wedge A3$	K3	0.10	0.75	1.37

10	A3	K3	0.11	0.67	1.23
11	A4	K3	0.11	0.67	1.22
12	S1 $\wedge$ E1	K3	0.32	0.66	1.21
13	S1 $\wedge$ E1 $\wedge$ A1	K3	0.16	0.64	1.17
14	E1 $\wedge$ A1	K3	0.18	0.59	1.07
15	E1	K3	0.38	0.58	1.05

Adapun penjelasan tentang beberapa faktor yang mempengaruhi kondisi kesehatan dari *rules* yang didapatkan adalah sebagai berikut :

1. Pengaruh merokok terhadap kondisi kesehatan
  - a. S1→K3, yang artinya jika seseorang tidak merokok maka kondisi kesehatannya kurang baik dengan nilai *support* 24%, *confidence* 99% dan *lift ratio* 1,8.

Berdasarkan *rules* yang didapat, maka dapat dikatakan bahwa *rule* tidak sesuai dengan teori yang mengatakan bahwa merokok termasuk ke dalam faktor yang mempengaruhi kondisi kesehatan.

2. Pengaruh mengkonsumsi alkohol terhadap kondisi kesehatan
  - a. A1→K3, yang artinya jika seseorang jarang mengkonsumsi alkohol maka kondisi kesehatannya kurang baik dengan nilai *support* 12%, *confidence* 99% dan *lift ratio* 1,8.
  - b. A3→K3, yang artinya jika seseorang mengkonsumsi alkohol lebih dari 4 hari dalam seminggu dengan jumlah alkohol kurang dari 180ml per hari, maka kondisi kesehatannya kurang baik dengan nilai *support* 11%, *confidence* 67% dan *lift ratio* 1,23.
  - c. A4→K3, yang artinya jika seseorang mengkonsumsi alkohol lebih dari 4 hari dalam seminggu dengan jumlah alkohol sekitar 180ml-540ml per hari, maka kondisi kesehatannya kurang baik dengan nilai *support* 11%, *confidence* 67% dan *lift ratio* 1,22.

Berdasarkan *rules* yang didapat, maka dapat dikatakan bahwa mengkonsumsi alkohol termasuk ke dalam faktor yang dapat mempengaruhi kondisi kesehatan.

3. Pengaruh berolahraga terhadap kondisi kesehatan
  - E1→K3, yang artinya jika seseorang jarang berolahraga maka kondisi kesehatannya kurang baik dengan nilai *support* 24%, *confidence* 99% dan *lift ratio* 1,8.

Berdasarkan *rules* yang didapat, maka dapat dikatakan bahwa berolahraga termasuk kedalam faktor yang mempengaruhi kondisi kesehatan.

4. Pengaruh usia terhadap kondisi kesehatan

G2→K3, yang artinya jika seseorang yang termasuk ke dalam kelompok usia paruh baya (66-79 tahun) maka kondisi kesehatannya kurang baik dengan nilai *support* 24%, *confidence* 99% dan *lift ratio* 1,8.

Berdasarkan *rules* yang didapat, maka dapat dikatakan bahwa usia termasuk ke dalam faktor yang mempengaruhi kondisi kesehatan.

5. Pengaruh gender terhadap kondisi kesehatan
 

Berdasarkan keseluruhan *rules* yang didapat, gender tidak termasuk ke dalam faktor yang mempengaruhi kondisi kesehatan karena tidak terdapat *rules* yang memenuhi *antecedent* dan *consequent* yang mengandung atribut gender didalamnya.

#### IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan terdapat 3 faktor yang mempengaruhi kondisi kesehatan sesuai dengan *rules* yang didapat, diantaranya yaitu :

1. Mengkonsumsi alkohol
 

Hal ini dibuktikan dengan *rule* A3→K3, yang berarti jika seseorang mengkonsumsi alkohol lebih dari 4 hari dalam seminggu dengan jumlah alkohol kurang dari 180ml per hari, maka kondisi kesehatannya kurang baik dengan nilai *support* 11% dan *confidence* 67%.
2. Berolahraga
 

Hal ini dibuktikan dengan *rule* E1→K3, yang artinya jika seseorang jarang berolahraga maka kondisi kesehatannya kurang baik dengan nilai *support* 24% dan *confidence* 99%.
3. Usia
 

Hal ini dibuktikan dengan *rule* G2→K3, yang artinya jika seseorang yang termasuk ke dalam kelompok usia paruh baya (66-79 tahun) maka kondisi kesehatannya kurang baik dengan nilai *support* 24% dan *confidence* 99%.

Selanjutnya berdasarkan analisa dan pengujian yang telah dilakukan, *minimum support* 10% dan *minimum confidence* 50% adalah kombinasi terbaik untuk mendapatkan *rules* yang memenuhi ketentuan *antecedent* dan *consequent*. Nilai *support* tertinggi berdasarkan *rules* yang didapatkan yaitu 38% dan nilai

*confidence* tertinggi dari *rules* yang didapatkan yaitu 99%.

### Ucapan Terima Kasih

Terima kasih penulis ucapkan sedalam-dalamnya kepada dosen pembimbing dan dosen penguji yang telah memberikan ilmu dan masukan sehingga penelitian ini selesai dan mendapatkan hasil yang semoga bermanfaat bagi pembaca maupun peneliti di masa yang akan datang.

### REFERENSI

- [1] Room, R. (2004). Smoking and drinking as complementary behaviour. *Biomedicine & Pharmacotherapy*, 111-115.
- [2] Medalia, C. (2012). *Essays on Gender and Health*. <http://repository.upenn.edu/dissertations/AAI3509214>.
- [3] Davis, I. S., & Arany, Z. (2014). Healthy Mind Healthy Body. *Longwood seminars*. Boston: Harvard medical school.
- [4] WHO. (2015). Tobacco Fact Sheet. <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs339/en/>.
- [5] WHO. (2015). Alcohol Fact Sheet. <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs349/en/>.
- [6] Fitri, N. 2015, "Penggunaan Association Rules Dengan Algoritma Apriori Untuk Menemukan Hubungan Kebiasaan Mengonsumsi Alkohol, Merokok Dan Berolahraga Terhadap Kondisi Kesehatan". Teknik Informatika UIN Sultan Syarif Kasim Riau.
- [7] Treasury, T. (2004). The relationship between ageing, health, and health expenditures. *Population Ageing and Government Health Expenditures New Zealand*.
- [8] Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., & Smyth, P. (1996). From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases. *American Association for Artificial Intelligence*.
- [9] Turban. (2005). *Decision Support Systems and Intelligent Systems*. Prentice Hall.
- [10] Glorunescu, F. (2011). *Data Mining : Concepts, Models and Techniques*.
- [11] Larose, D. T. (2006). *Data Mining Methods and Models*. Wiley-Interscience