



Artikel

# Penerapan Data Mining dengan Algoritma Apriori untuk Analisis Pola Pembelian Konsumen di Violet Vape Store

Herianty<sup>1</sup>, Desiyanna Lasut<sup>2</sup>, Raditya Rimbawan Oprasto<sup>3</sup>

<sup>1, 2, 3</sup> Universitas Buddhi Dharma, Teknik Informatika, Banten, Indonesia

## SUBMISSION TRACK

Received: July 21, 2017

Final Revision: July, 2017

Available Online: October, 2020

## KEYWORD

Data Mining, Apriori, Aturan Asosiasi

## KORESPONDENSI

E-mail: tanherianty@gmail.com

## A B S T R A K

Merokok sudah tidak menjadi hal yang baru untuk masyarakat di Indonesia. Perilaku merokok dianggap sebagai bagian dari gaya hidup dan kebutuhan. Peralihan dari rokok tembakau ke rokok elektrik atau disebut *vaporizer* menjadi salah satu cara lain yang dapat dilakukan untuk mengganti rokok tembakau. Dengan berkembangnya *trend* rokok elektrik atau *vaporizer* ini mendorong pasar *vaporizer* di masyarakat. Adanya *trend vaporizer* menimbulkan persaingan ketat, kurangnya promosi dan pengenalan produk-produk kepada konsumen menyebabkan penjualan yang rendah di toko Violet Vape Store. Untuk bertahan dan meningkatkan penjualan toko harus dilakukan promosi dan strategi yang tepat. Salah satunya adalah mempromosikan paket penjualan atau disebut *bundling*. Data transaksi yang dimiliki oleh toko dapat dimanfaatkan dengan teknik *data mining* menggunakan algoritma Apriori untuk menemukan pola pembelian konsumen yang selanjutnya akan menemukan aturan asosiasi yang digunakan sebagai paket penjualan (*bundling*).

## PENDAHULUAN

Merokok sudah tidak menjadi hal yang baru untuk masyarakat, tidak mengenal gender laki-laki maupun perempuan, usia tua maupun muda. Sebagian orang merasa bahwa merokok menjadi salah satu kebutuhan yang harus dipenuhi. Menurut data 2016 yang dilansir oleh World Health Organization dan World Population Review, Indonesia saat ini menduduki rangking sepuluh besar dalam angka perokok terbanyak di dunia, mengungguli China dan mensaingi Rusia. Tingginya angka perokok di Indonesia

mencerminkan perilaku merokok yang dianggap sebagai bagian dari gaya hidup dan kebutuhan, meskipun banyak bahaya yang menghantui dari merokok.

Hasil survey World Health Organization (WHO) yang dilansir oleh World Population Review Tobacco Survey 2016 [1] menunjukkan prevelensi perokok pria yang dihitung pada umur 15 tahun keatas di Indonesia mencapai angka 76.2%, hal ini membuat keadaan semakin mengkhawatirkan. Dalam jurnal yang ditulis oleh Fikri Indra [2] mengatakan adanya

perkembangan dari rokok tembakau ke rokok elektrik atau disebut vaporizer menjadi salah satu cara lain yang dapat dilakukan untuk mengganti rokok tembakau, karena vaporizer tidak mengandung tar dan karbonmonoksida yang terkandung pada rokok tembakau tetapi masih mengandung nikotin yang dosisnya dapat diturunkan hingga 0 mg.

Dengan berkembangnya trend rokok elektrik atau vaporizer ini mendorong pasar vaporizer di masyarakat, sehingga mulai banyak toko-toko yang menjual vaporizer dan perlengkapannya, salah satunya adalah Violet Vape Store yang berada di Jl. AR. Hakim No.23, RT.004/RW.014, Sukaasih, Kec. Tangerang, Kota Tangerang yang akan diangkat menjadi objek penelitian ini oleh penulis.

Karena vaporizer menjadi salah satu trend masyarakat di saat ini dan banyaknya toko-toko yang menjual produk serupa menimbulkan persaingan ketat dalam pasar vaporizer. Penjualan di toko yang rendah karena kurangnya promosi dan pengenalan produk-produk kepada pelanggan. Karena itu, penelitian ini akan dilakukan untuk mendapatkan informasi pola pembelian konsumen yang kedepannya dapat dijadikan sebagai strategi promosi toko untuk meningkatkan penjualan dengan membentuk paket penjualan atau sering disebut bundling. Pada penelitian yang dilakukan [3] "Pengaruh Strategi Bundling Terhadap Minat Beli Konsumen di Jakarta" pada studi kasus paket TAU 4G Telkomsel menunjukkan hasil bahwa strategi bundling memiliki pengaruh positif signifikan terhadap minat beli konsumen, serta dengan adanya bundling akan memberikan kemudahan pembelian produk, menghemat waktu dan memperkecil biaya promosi dalam suatu bisnis. Maka penelitian ini akan dilakukan untuk menentukan pola pembelian konsumen dan kombinasi itemset untuk dijadikan paket penjualan atau bundling menggunakan metode data mining aturan asosiasi dengan algoritma Apriori. Dengan memanfaatkan database yang menyimpan data-data transaksi penjualan, algoritma ini akan menentukan pola pembelian konsumen

dan kemudian membentuk kombinasi item yang sering terjual untuk digunakan sebagai paket penjualan atau bundling di toko Violet Vape Store.

## I. METODE

Robi Yanto [4] menunjukkan keberhasilan Algoritma Apriori dalam penelitian untuk menentukan pola pembelian obat. Penelitian yang dilakukan Hutapea [5] memberikan hasil Algoritma Apriori dengan angka kepercayaan yang tinggi dapat memprediksi permintaan mata kuliah di Universitas Advent Indonesia, serta pada penelitian Amir Setiawan [6] dalam menemukan Pola Pembelian konsumen dengan menerapkan algoritma FP-Growth memberikan hasil kurang kuat dalam menemukan pasangan asosiasi dari data yang besar dan variatif. Maka penelitian ini akan menerapkan data mining dengan menggunakan Algoritma Apriori yang dikenal sebagai aturan asosiasi atau *Association Rule*.

### 1.1 Data Mining

Definisi *data mining* adalah sebagai proses untuk mendapatkan informasi yang berguna dari gudang basis data yang besar. *Data mining* juga dapat diartikan sebagai pengekstrakan informasi baru yang diambil dari bongkahan data besar yang membentuk dalam pengambilan keputusan. [7]

### 1.2 Aturan Asosiasi

"Aturan asosiasi adalah teknik data mining untuk menentukan aturan asosiatif antar suatu kombinasi item." [8]

Aturan asosiasi menjelaskan seberapa sering suatu produk dibeli secara bersamaan. Sebagai contoh: seorang konsumen membeli kopi (A) maka seberapa mungkin juga ia membeli susu (B).

Aturan asosiasi akan menghasilkan aturan yang menentukan seberapa besar hubungan antar A dan B. Dalam aturan asosiasi diperlukan dua parameter, yakni *support* dan *confidence*.

*Support* merupakan kemungkinan A dan B muncul bersamaan atau suatu ukuran yang

menunjukkan seberapa besar tingkat dominasi suatu item atau itemset dari keseluruhan transaksi, yang dinotasikan:

$$Support(A) = \frac{Total\ transaksi\ mengandung\ A}{Total\ transaksi}$$

Sedangkan *confidence* merupakan kemungkinan munculnya B ketika A juga muncul atau suatu ukuran yang menunjukkan hubungan antardua item secara *conditional* (berdasarkan suatu kondisi tertentu) dinotasikan:

$$Confidence\ P(B|A) = \frac{Total\ transaksi\ mengandung\ A\ dan\ B}{Total\ transaksi\ mengandung\ A}$$

### 1.3 Algoritma Apriori

Algoritma apriori adalah suatu algoritma dasar yang diusulkan untuk menentukan *Frequent itemsets* untuk aturan asosiasi Boolean [9]. Cara algoritma ini bekerja adalah algoritma akan menghasilkan kandidat baru dari k-itemset dari frequent itemset pada langkah sebelumnya dan menghitung nilai support k-itemset tersebut. Itemset yang memiliki nilai support dibawah dari minimum support akan dihapus. Algoritma berhenti ketika tidak ada lagi frequent itemset baru yang dihasilkan.

## II. HASIL

### 2.1 Data transaksi penjualan

Tabel 1. Data transaksi penjualan yang diolah

Tanggal	ID	Item
01/06/2019	TR0033	Dark Luna 3mg, Oscar Wire, Wicking Atomix, Druga 24mm Clone
01/06/2019	TR0034	Renova Zero, Mango Khalifa 3mg, Standard Coil, Wicking Bacon
.....	.....	.....
30/06/2019	TR0293	Exceed Grip, Mango Khalifa 3mg
30/06/2019	TR0294	Hexohm Lunar 6mg, VVS Alien Clapton Dual

### 2.2 Hasil data yang telah diolah untuk memasuki proses perhitungan algoritma

Tabel 2. Jumlah transaksi tiap-tiap item produk

No	Item	Jumlah
1	Aghanim Dual Fuse Clapton	16
2	Druga 24mm Clone	21
3	Exceed Replacement Mesh	43
4	Mango Khalifa 3mg	125
5	Renova Zero	27

6	Standard Coil	113
.....	.....	.....
39	Wicking Bacon	122

### 2.3 Pembentukan Itemset

Pada penelitian ini nilai *minimum support* yang ditentukan oleh penulis adalah 10% (0.1) dan nilai *minimum confidence* yang ditentukan adalah 70% (0.7). data sampel yang digunakan sebanyak 262 transaksi, sehingga support count dapat dihitung sebagai berikut :

$$Support(A) = \frac{Total\ transaksi\ mengandung\ A}{Total\ transaksi}$$

$$Support\ Count(A) = 0.1 * 262 = 26$$

#### 2.3.1 Pembentukan 1-Itemset

Tabel 3. Pembentukan 1-Itemset

Item 1	Support Count	Hasil	Keterangan
Aghanim Dual Fuse Clapton	16	Tidak Lolos	16 < 26
Druga 24mm Clone	21	Tidak Lolos	21 < 26
Exceed Replacement Mesh	43	<b>Lolos</b>	43 > 26
Mango Khalifa 3mg	125	<b>Lolos</b>	125 > 26
Renova Zero	27	<b>Lolos</b>	27 > 26
Standard Coil	113	<b>Lolos</b>	113 > 26
Wicking Bacon	122	<b>Lolos</b>	122 > 26

#### 2.3.2 Pembentukan 2-Itemset

Tabel 4. Pembentukan 2-Itemset

Item 1	Item 2	Support Count	Hasil	Keterangan
Exceed Replacement Mesh	Mango Khalifa 3mg	25	Tidak Lolos	25 < 26
Exceed Replacement Mesh	Renova Zero	0	Tidak Lolos	0 < 26
Exceed Replacement Mesh	Standard Coil	17	Tidak Lolos	17 < 26
Exceed Replacement Mesh	Wicking Bacon	35	<b>Lolos</b>	35 > 26
Mango Khalifa 3mg	Renova Zero	20	Tidak Lolos	20 < 26
Mango Khalifa 3mg	Standard Coil	79	<b>Lolos</b>	79 > 26
Mango Khalifa 3mg	Wicking Bacon	74	<b>Lolos</b>	74 > 26
Renova Zero	Standard Coil	21	Tidak Lolos	21 < 26
Renova Zero	Wicking Bacon	25	Tidak Lolos	25 < 26
Standard Coil	Wicking Bacon	82	<b>Lolos</b>	82 > 26

### 2.3.3 Pembentukan 3-Itemset

Tabel 5. Pembentukan 3-Itemset

Item 1	Item 2	Item 3	Support Count	Hasil	Keterangan
Exceed Replacement Mesh	Mango Khalifa 3mg	Standard Coil	9	Tidak Lolos	$9 < 26$
Exceed Replacement Mesh	Mango Khalifa 3mg	Wicking Bacon	17	Tidak Lolos	$17 < 26$
Exceed Replacement Mesh	Standard Coil	Wicking Bacon	13	Tidak Lolos	$13 < 26$
Mango Khalifa 3mg	Standard Coil	Wicking Bacon	52	<b>Lolos</b>	$52 > 26$

### 2.3.4 Menghitung nilai confidence aturan asosiasi yang terbentuk

Tabel 6. Aturan asosiasi yang terbentuk dan nilai confidence

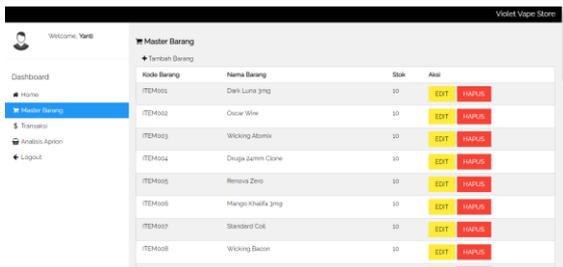
Aturan asosiasi $A \rightarrow B$	Support Count {A}	Support Count {A n B}	Confidence	Keterangan
Exceed Replacement Mesh $\rightarrow$ Mango Khalifa 3mg	43	25	58.14%	Tidak (58.14% < 70%)
Exceed Replacement Mesh $\rightarrow$ Standard Coil	43	17	39.53%	Tidak (39.53% < 70%)
<b>Exceed Replacement Mesh <math>\rightarrow</math> Wicking Bacon</b>	43	35	81.40%	<b>Ya</b> <b>(81.40% &gt; 70%)</b>
Mango Khalifa 3mg $\rightarrow$ Exceed Replacement Mesh	125	25	20.00%	Tidak (20.00% < 70%)
Mango Khalifa 3mg $\rightarrow$ Standard Coil	125	79	63.20%	Tidak (63.20% < 70%)
Mango Khalifa 3mg $\rightarrow$ Wicking Bacon	125	74	59.20%	Tidak (59.20% < 70%)
Standard Coil $\rightarrow$ Exceed Replacement Mesh	113	17	15.04%	Tidak (15.04% < 70%)
Standard Coil $\rightarrow$ Mango Khalifa 3mg	113	79	69.91%	Tidak (69.91% < 70%)
<b>Standard Coil <math>\rightarrow</math> Wicking Bacon</b>	113	82	72.57%	<b>Ya</b> <b>(72.57% &gt; 70%)</b>
Wicking Bacon $\rightarrow$ Exceed Replacement Mesh	122	35	28.69%	Tidak (28.69% < 70%)
Wicking Bacon $\rightarrow$ Mango Khalifa 3mg	122	74	60.66%	Tidak (60.66% < 70%)
Wicking Bacon $\rightarrow$ Standard Coil	122	82	67.21%	Tidak (67.21% < 70%)
Mango Khalifa 3mg, Standard Coil $\rightarrow$ Wicking Bacon	79	52	65.82%	Tidak (65.82% < 70%)
<b>Mango Khalifa 3mg, Wicking Bacon <math>\rightarrow</math> Standard Coil</b>	74	52	70.27%	<b>Ya</b> <b>(70.27% &gt; 70%)</b>
Standard Coil, Wicking Bacon $\rightarrow$ Mango Khalifa 3mg	82	52	63.41%	Tidak (63.41% < 70%)
Mango Khalifa 3mg $\rightarrow$ Standard Coil, Wicking Bacon	125	43	34.40%	Tidak (34.40% < 70%)
Standard Coil $\rightarrow$ Mango Khalifa 3mg, Wicking Bacon	114	43	37.72%	Tidak (37.72% < 70%)
Wicking Bacon $\rightarrow$ Mango Khalifa 3mg, Standard Coil	122	52	42.62%	Tidak (42.62% < 70%)

### III. PEMBAHASAN

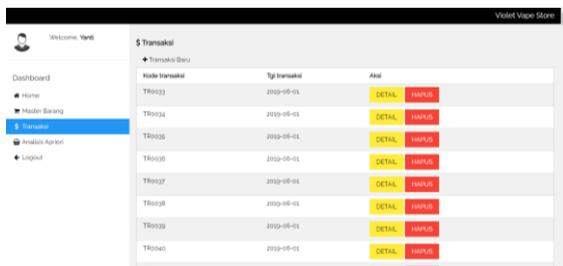
#### 3.1 Tampilan Program



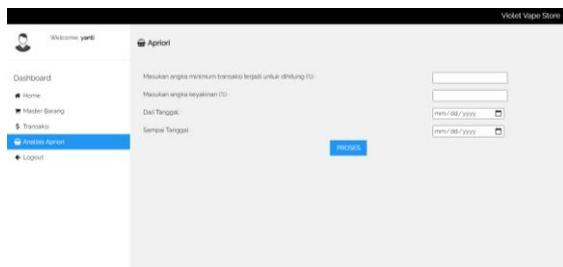
Gambar 1. Halaman Utama



Gambar 2. Halaman Master Barang



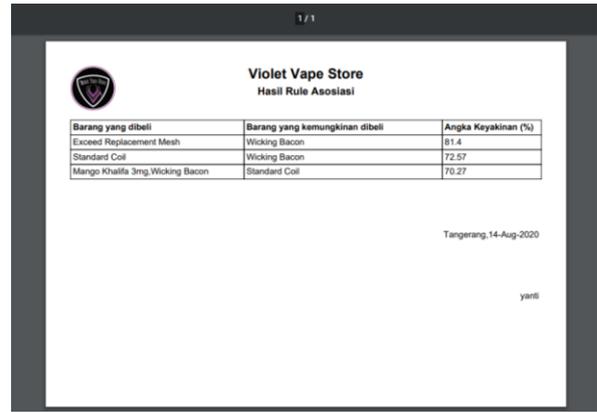
Gambar 3. Halaman Data Transaksi



Gambar 4. Halaman Analisis Apriori

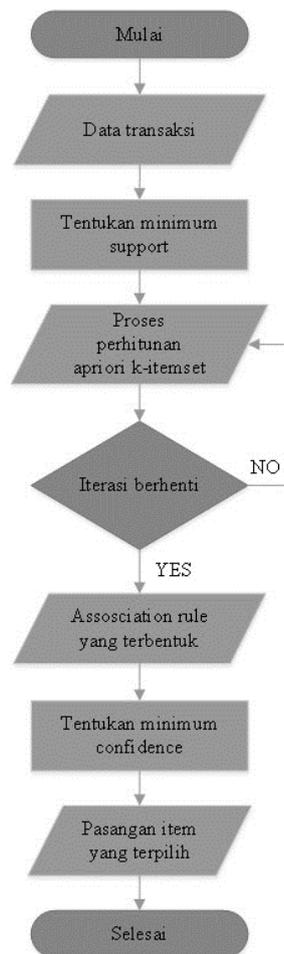


Gambar 5. Halaman Hasil Analisis Apriori



Gambar 6. Report Hasil Analisis Apriori

#### 3.2 Flowchart Algoritma Apriori



Gambar 7. Flowchart Algoritma Apriori

### IV. KESIMPULAN DAN SARAN

#### 4.1 Kesimpulan

Berdasarkan dari hasil penelitian yang dilakukan dapat diambil kesimpulan bahwa penjualan dengan menggunakan strategi *bundling* merupakan salah satu strategi yang

tepat untuk meningkatkan penjualan di toko Violet Vape Store dibanding penjualan yang tidak menggunakan strategi bundling. Penggunaan teknik data mining dengan algoritma apriori dapat menemukan pola pembelian konsumen yang dapat membantu dalam membuat keputusan-keputusan dan strategi toko kedepannya serta membentuk menu-menu *bundling* / paket penjualan di toko Violet Vape Store.

#### **4.2 Saran**

Berdasarkan keseluruhan pembahasan maka dapat diusulkan beberapa saran, diantaranya yaitu :

- a. Menambahkan optimasi dengan algoritma lain yang ada di dalam data mining, untuk dapat meningkatkan hasil sebagai contoh algoritma K-Means yang dapat digunakan untuk pengelompokan jenis produk.
- b. Menggunakan algoritma asosiasi lain dalam data mining untuk membandingkan tingkat akurasi hasil akhir dari algoritma yang digunakan penulis, seperti FP-Growth.
- c. Membangun aplikasi yang dapat menyimpan rule hasil perhitungan kedalam database, sehingga dapat dibuka kembali riwayat perhitungan yang pernah dilakukan.
- d. Menggunakan dataset yang lebih banyak lagi agar hasil dari aturan asosiasi yang terbentuk semakin baik lagi.

### DAFTAR PUSTAKA

- [1] World Health Organization, "Prevalance of Tobacco Smoking," 2016. [Online]. Available: [http://gamapserver.who.int/gho/interactive\\_charts/tobacco/use/atlas](http://gamapserver.who.int/gho/interactive_charts/tobacco/use/atlas). [Diakses 9 Maret 2020].
- [2] M. F. Indra, "Gambaran Psikologis Perokok Tembakau Yang Beralih Menggunakan Rokok Elektrik (Vaporizer)," *Jurnal Online Mahasiswa*, vol. 2, no. 2, pp. 1285-1291, 2015.
- [3] M. F. Buananda, "Pengaruh Strategi Bundling Terhadap Minat Beli Konsumen Di Jakarta : Study Kasus pada Paket TAU 4G Telkomsel," *e-Proceeding of Management*, vol. 5, no. 3, pp. 3259-3265, 2018.
- [4] R. Yanto, "Implementasi Data Mining dengan Metode Algoritma Apriori dalam Menentukan Pola Pembelian Obat," *Citec Journal*, vol. 2, pp. 102-113, 2015.
- [5] J. J. Hutapea, "Prediksi Permintaan Mata Kuliah pada Semester Padat dengan Menggunakan Teknik Association Rule dengan Algoritma Apriori pada Fakultas Teknologi Informasi Universitas Advent Indonesia," *Jurnal Teika*, vol. 9, no. 1, pp. 99-111, 2019.
- [6] A. Setiawan, "Penentuan Pola Pembelian Konsumen pada Indomaret GKB Gresik dengan Metode FP-Growth," *Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi*, vol. 2, no. 2, pp. 115-125, 2019.
- [7] E. Prasetyo, *Data Mining : Konsep dan Aplikasi Menggunakan MATLAB*, Yogyakarta: Andi Offset, 2012.
- [8] D. Novriyansyah, *Konsep Data Mining vs Sistem Pendukung Keputusan*, Yogyakarta: Deepublish, 2014.
- [9] A. Deolika, "Implementasi Algoritma Apriori dan Forward Chaining untuk Menentukan Makanan yang Tepat pada Penderita Diabetes," *Jurnal Teknologi Informasi*, vol. 2, no. 3, pp. 207-211, 2019.

## BIOGRAFI

**Herianty**, lahir di Tangerang pada 24 Agustus 1998. Menyelesaikan pendidikan Strata I (S1) pada tahun 2020 pada Program Studi Teknik Informatika di Universitas Buddhi Dharma. Saat ini bekerja sebagai akuntan disebuah perusahaan swasta.

**Desiyanna Lasut**, lahir di Tangerang pada tahun 1986. Menyelesaikan Magister Komputer di STMIK Eresha tahun 2012. Saat ini mengajar pada Program Studi Teknik Informatika di Universitas Buddhi Dharma sejak tahun 2019. Bidang penelitian dan publikasi ilmiah yang diminati adalah *Data Mining*.

**Raditya Rimbawan**, Saat ini bekerja sebagai dosen Tetap pada Program Studi Teknik Informatika di Universitas Buddhi Dharma.