

Penerapan Metode *K-Means* Dan *Apriori* Untuk Pemilihan Produk *Bundling*

Syifa Aryanti¹, Deni Mahdiana², Ade Setiadi³

^{1,2}Program Studi Magister Ilmu Komputer Universitas Budi Luhur,

³Program Studi Teknik Informatika Universitas Raharja

Email : *¹1811600194@student.budiluhur.ac.id, ²deni.mahdiana@budiluhur.ac.id,
³adesetiadi@raharja.info

Abstrak

Sistem penunjang keputusan sangat berpengaruh terhadap strategi perusahaan dalam memutuskan sebuah program rekomendasi yang dapat mengatasi persaingan penjualan yang berubah mengikut tren setiap waktunya dan dampak wabah pandemi *Covid-19* mengakibatkan penurunan penjualan dan daya tarik konsumen yang drastis dalam kurun waktu Januari - Maret 2020 hal ini merupakan sebuah peringatan dan ancaman bagi perusahaan bahwa persaingan penjualan semakin besar. PT. MSD merupakan distributor alat-alat dapur dan produk fashion *middle-up* dari berbagai *brand* terkenal seperti *Jansport*, *Butterfly Twist*, *Thermos*, *Serena*, *Bodum*, *Arcoroc Luminarc* dan sebagainya. Faktor persaingan penjualan dan dampak wabah pandemi *Covid-19* yang dihadapi PT. MSD memicu perusahaan harus menyiapkan program penjualan baru dengan strategi *product bundling* sebagai promosi yang inovatif. Penerapan metode *K-Means* dan *Apriori* pada strategi *product bundling* ini diperoleh dari hasil *Market Basket Analysis* dan data penjualan PT. MSD untuk menghasilkan rekomendasi produk pilihan yang ter-klasterisasi dengan sistematis dan terukur agar PT. MSD dapat meningkatkan penjualan dan daya tarik konsumen dengan pilihan produk rekomendasi yang dibutuhkan konsumen.

Kata kunci: Sistem Informasi, *K-Means* dan *Apriori*, Produk *Bundling*.

Abstract

The decision support system is very influential on the company's strategy in deciding a recommendation program that can overcome sales competition that changes according to trends every time and the impact of the Covid-19 pandemic has resulted in a drastic decline in sales and consumer attractiveness in the period January - March 2020, this is a warning and a threat to the company that sales competition is getting bigger. PT. MSD is a distributor of kitchen utensils and middle-up fashion products from various well-known brands such as Jansport, Butterfly Twist, Thermos, Serena, Bodum, Arcoroc Luminarc and so on. Sales competition factors and the impact of the Covid-19 pandemic outbreak faced by PT. MSD triggers the company to prepare a new sales program with a product bundling strategy as an innovative promotion. The application of the K-Means and Apriori methods to the product bundling strategy was obtained from the results of Market Basket Analysis and sales data of PT. MSD to produce selected product recommendations that are clustered systematically and measurably so that PT. MSD can increase sales and consumer attractiveness with a choice of recommended products that consumers need.

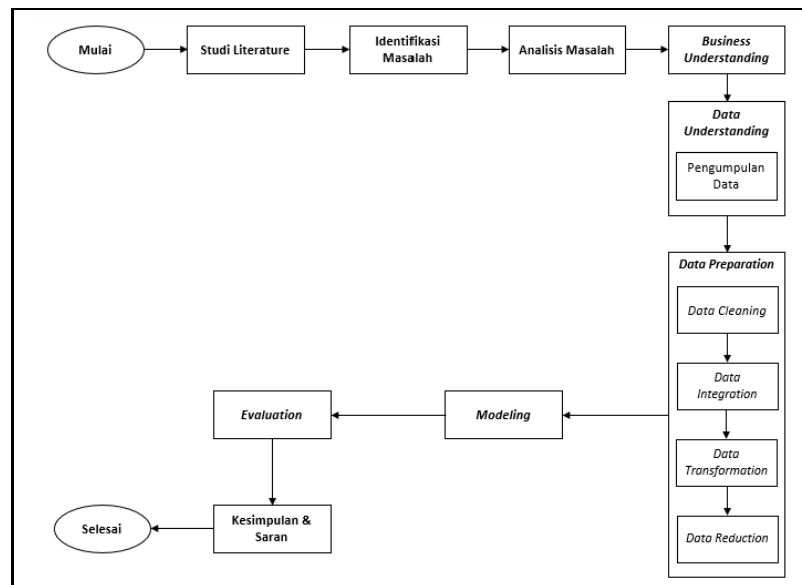
Keywords: Information Systems, *K-Means* and *Apriori*, Bundling Products.

1. PENDAHULUAN

Perkembangan industri pendukung sektor bisnis *hospitality (hotel, restaurant dan cafe)* memiliki peranan strategis dalam meningkatkan pertumbuhan ekonomi Indonesia. PT. MSD sebagai salah satu distributor alat-alat dapur dan produk fashion *multi brand* ternama menargetkan penjualan di 2020 meningkat dari tahun sebelumnya. Hal ini perlu menjadi perhatian khusus bahwa penjualan PT. MSD pada awal tahun 2020 mengalami penurunan yang drastis dampak dari persaingan penjualan dan munculnya wabah pandemi *Covid-19* pada Februari 2020 yang mengakibatkan pemerintah menerapkan aturan penutupan sementara pusat perbelanjaan dan pembatasan lain yang perlu dipatuhi oleh masyarakat Indonesia. Dampak dari wabah pandemi *Covid-19* mengakibatkan PT. MSD mengalami penurunan penjualan sebanyak 27,41% pada Januari - Maret 2020 di divisi penjualan *Project, Hotel, Restaurant dan Café (Horeca)* serta *Traditional Market*, Penurunan penjualan pun terjadi sebanyak 48,93% pada Januari - Maret 2020 di divisi penjualan *Retail Store* yang target konsumennya adalah konsumen di pusat perbelanjaan, Maka dengan penurunan penjualan yang tengah dialami PT. MSD, PT. MSD harus menerapkan berbagai strategi baru dalam mengembangkan promosi dan penjualannya salah satunya adalah penerapan program penjualan baru dengan strategi *product bundling*, PT. MSD bergerak dalam industri distributor yang mendistribusikan ribuan item produk ke seluruh Indonesia ini seharusnya telah memiliki sistem yang baik untuk memilih produk rekomendasi pada strategi *product bundling* secara sistematis dan terukur. Sementara metode konvensional tidak bisa diterapkan pada strategi tahap lanjut maka metode pemilihan produk harus diperbaiki dengan metode *K-Means* dan *Association Rule Mining* yang menganalisa data penjualan PT. MSD periode 2019-2020 dengan memahami *Market Basket Analysis* konsumen sehingga dapat menentukan produk rekomendasi pada penerapan strategi *product bundling*.

2. METODE PENELITIAN

Metodologi pada Penelitian ini yakni menggunakan CRISP-DM untuk melakukan analisa dan mengolah data. Tahapan penelitian dibagi ke dalam beberapa tahap seperti dibawah ini :



Gambar 1. Tahapan Penelitian

A. Studi *Literature*

Pada tahap ini adalah tahap menggali informasi lebih lanjut tentang penerapan metode *K-Means* dan *Apriori* terhadap penelitian yang terkait. Penelitian ini memiliki *Literature Review* sebagai berikut :

1. Penelitian yang dilakukan oleh Bayu (2010) dengan judul : “*Penetapan Strategi Penjualan Menggunakan Association Rules dalam Konteks Customer Relationship Management (CRM)*” dengan tujuan menganalisa data transaksi dengan konsep *data mining* untuk menghasilkan sistem rekomendasi barang yang digunakan sebagai solusi alternatif seperti *cross/up selling*, *product affinity analysis* dan *product bundling*.
2. Penelitian selanjutnya dilakukan oleh Dardinger and Kumar (2013) dengan judul penelitian “*The Dynamic Effects of Bundling as a Product Strategy*” dengan tujuan menganalisa data transaksi untuk menentukan strategi *Product Bundling* dengan metode analisa kualitatif dan perilaku konsumen.
3. Penelitian selanjutnya dilakukan oleh Kuswayati dan Tjahyadi (2015) dengan judul penelitian “*Market Basket Analysis Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Penetapan Strategi Bundling Penjualan Barang*” dengan tujuan menganalisa data transaksi untuk menentukan strategi *Product Bundling* dengan dua kondisi penjualan produk menumpuk dan kenaikan omset produk paling laris.
4. Penelitian selanjutnya dilakukan oleh Latifah, Furqon and Santoso (2018) dengan judul penelitian “*Implementasi Algoritma Modified-Apriori Untuk Menentukan Pola Penjualan Sebagai Strategi Penempatan Barang Dan Promo*” dengan tujuan menganalisa data transaksi untuk menentukan strategi penempatan barang dan promosi penjualan sehingga membentuk pola itemset.
5. Penelitian selanjutnya dilakukan oleh Wiji Setyaningsih (2014) dengan judul penelitian “*Sistem Pendukung Keputusan Dalam Penentuan Bundling Penjualan Barang Dengan Metode Apriori*” dengan tujuan menganalisa data transaksi untuk menentukan paket *Product Bundling* agar dapat mengoptimalkan laba yang diperoleh.

B. Identifikasi Masalah

Identifikasi Masalah pada tahap ini untuk menghitung pembentukan klusterisasi dan rekomendasi item dengan metode *K-Means* dan *Association Rule Mining*.

C. Analisis Masalah

Analisis Masalah disini yakni melakukan analisa permasalahan yang terkait dengan penelitian. Pada tahap ini di lakukan sub tahap di mana metodologi CRISP-DM diterapkan. Pada proses CRISP-DM dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. *Business Understanding*
Yang berarti fokus terhadap pemahaman sasaran atau tujuan yang ingin dicapai pada penelitian ini serta strategi jadwal penelitian.
2. *Data Understanding*
Yang berarti fokus terhadap pemahaman data untuk bisa mengenal data seperti apa yang akan dipakai untuk keperluan penelitian. Pengumpulan data yang sekunder ini bersumber dari PT. MSD periode Januari - Maret 2020.
3. *Data Preparation*
Pada penelitian ini menggunakan *data cleaning* dan *transformation data*.
4. *Modeling*
Modeling yang dilakukan ini yakni proses peng-klusterisasi *data* yang terklusterisasi dan menghasilkan sejumlah aturan. Pada penelitian ini dipakai metode *K-Means* dan *Association Rule Mining*.
5. *Evaluation*
Evaluation untuk metode *K-Means* dan *Association Rule Mining* ini dapat menghasilkan kluster dan pola asosiasi produk rekomendasi pilihan yang potensial untuk diterapkan pada strategi *product bundling*.

D. Analisis Sistem

Analisis Sistemnya seperti dibawah ini :

1. Melakukan pengembangan sistem *server* (admin) yang berupa sebuah *form* pengisian data yang berhubungan dengan sebuah transaksi penjualan.
2. Melakukan pengembangan sistem *client* (*user*) yang berupa *form* diisi *client* yang mengakses *server service system* dan melakukan *counting* klasterisasi serta perhitungan rekomendasi item.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam hasil dan pembahasan ini, sistem dibagi menjadi 2 (dua) bagian : 1) Proses dalam membuat klasterisasi menggunakan metode *K-Means*, mengimplementasikan dari aturan-aturan *K-Means* berdasarkan data-data yang diperoleh dari penelitian. 2) Proses visualisasi *output K-Means* yang dihitung kembali dengan metode *Association Rule Mining*. Langkah pertama yang mesti diperhatikan ialah mencari nilai output proses klasterisasi pada penggunaan metode *K-Means*. Terdapat 6 (enam) langkah yang harus dilaksanakan, antara lain :

1. Pembentukan Himpunan Klasterisasi

Pada tahap ini akan dijelaskan mengenai penerapan metode *K-Means* akan menghitung nilai *davies bouldin index* atribut terpilih agar membentuk 2 (dua) klaster yaitu klaster *slow moving product* dan klaster *fast moving product* dan menentukan *centroid* awal, *centroid* awal diperoleh secara acak dengan penerapan metode *K-Means* menggunakan RapidMiner seperti yang ditampilkan pada tabel 1.

Tabel 1. Centroid Awal

Centroid	Klaster	Atribut		
		No	Qty	UnitPrice
Centroid 0	C0	17,00	9,00	153,00
	C1	19,00	30,00	570,00
Centroid 1	C0	117,56	456,67	165,88
	C1	807,52	7.570,20	1.319,72
Centroid 2	C0	140,17	387,72	1.118,58
	C1	3.357,56	35.640,00	196,55
Centroid 3	C0	252,98	1.074,70	1.060,43
	C1	4.645,40	56.010,20	121,78
Centroid 4	C0	263,64	1.507,93	1.044,95
	C1	5.589,00	63.462,25	111,58

sehingga diperoleh nilai persamaan *Eucladian Distance Space* yang dapat dilihat pada persamaan 1.

$$\sqrt{(x - Centroid1) \wedge 2 + (y - Centroid2) \wedge 2 + (z - Cent) \dots\dots\dots (1)}$$

a. Iterasi 0

$$Item\ 1\ (C0) = \sqrt{(284 - 17) \wedge 2 + (1.184 - 9) \wedge 2 + (244 - 153) \wedge 2} = 1.208$$

$$Item\ 1\ (C1) = \sqrt{(284 - 19) \wedge 2 + (1.184 - 30) \wedge 2 + (244 - 570) \wedge 2} = 1.228$$

b. Iterasi 1

$$\begin{aligned} \text{Item 1 (C0)} &= \sqrt{(284 - 118) \wedge 2 + (1.184 - 457) \wedge 2 + (244 - 116) \wedge 2} = 750 \\ \text{Item 1 (C1)} &= \sqrt{(284 - 808) \wedge 2 + (1.184 - 7.570) \wedge 2 + (244 - 1.320) \wedge 2} = 6.497 \end{aligned}$$

c. Iterasi 2

$$\begin{aligned} \text{Item 1 (C0)} &= \sqrt{(284 - 140) \wedge 2 + (1.184 - 388) \wedge 2 + (244 - 1.119) \wedge 2} = 1.192 \\ \text{Item 1 (C1)} &= \sqrt{(284 - 3.358) \wedge 2 + (1.184 - 35.640) \wedge 2 + (244 - 197) \wedge 2} = 34.953 \end{aligned}$$

d. Iterasi 3

$$\begin{aligned} \text{Item 1 (C0)} &= \sqrt{(284 - 253) \wedge 2 + (1.184 - 1.075) \wedge 2 + (244 - 1.060) \wedge 2} = 825 \\ \text{Item 1 (C1)} &= \sqrt{(284 - 4.645) \wedge 2 + (1.184 - 56.010) \wedge 2 + (244 - 122) \wedge 2} = 55.000 \end{aligned}$$

e. Iterasi 4

$$\begin{aligned} \text{Item 1 (C0)} &= \sqrt{(284 - 264) \wedge 2 + (1.184 - 1.508) \wedge 2 + (244 - 1.045) \wedge 2} = 864 \\ \text{Item 1 (C1)} &= \sqrt{(284 - 5.589) \wedge 2 + (1.184 - 63.642) \wedge 2 + (244 - 112) \wedge 2} = 62.504 \end{aligned}$$

Pada persamaan 2.1 untuk Item 1 dengan variabel No (x), variabel Qty (y) dan variabel UnitPrice (z) dari percobaan perhitungan (perulangan) iterasi 0-4 jarak ke pusat kluster menghasilkan perhitungan konsisten yaitu hasil C0 <= C1 (tidak berpindah) maka Item 1 termasuk ke dalam kluster C0 yaitu kluster *slow moving product* kemudian hasil Implementasi metode *K-Means* menggunakan *RapidMiner* menghasilkan nilai *Davies Bouldin-Index* dengan tingkat keakuratan yang optimal karena semakin mendekati 0 (nol) seperti yang ditampilkan pada gambar 2.

```

PerformanceVector
PerformanceVector:
Avg. within centroid distance: 17351030.749
Avg. within centroid distance_cluster_0: 5181985.381
Avg. within centroid distance_cluster_1: 193802188.577
Davies Bouldin: 0.105
    
```

Gambar 2. Hasil Nilai Davies Bouldin-Index RapidMiner

2. Pengujian Pembentukan Himpunan Klasterisasi Menggunakan SPSS

Proses pengujian metode *K-Means* menggunakan SPSS menghasilkan deskripsi variabel yang paling berpengaruh tinggi dalam pembentukan kluster yaitu variabel Qty dengan standar deviasi sebesar 17424,48186 dan tingkat pengaruh dalam pembentukan kluster sedang yaitu variabel No dengan standar deviasi 1579,90781 sedangkan tingkat pengaruh dalam pembentukan kluster terendah yaitu variabel Unit Price dengan standar deviasi sebesar 1296,90491 seperti yang ditampilkan pada tabel 2.

Tabel 2. Hasil Deskripsi Variabel Descriptive Statistics

	N	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation
No	62	1,00	7717,00	607,2097	1579,90781
Qty	62	1,00	110269,00	5504,9839	17424,48186
UnitPrice	62	21,00	5984,00	984,7419	1296,90491
Valid N (listwise)	62				

Tingkat pengaruh ini dibuktikan dengan nilai signifikasi variabel No (x) adalah 0,000 < 0,005, maka model regresi dapat dipakai untuk memprediksi variabel Qty (y) atau

dengan kata lain terdapatnya pengaruh variabel No (x) terhadap variabel Qty (y) seperti yang ditampilkan pada tabel 3.

Tabel 3. Hasil Nilai Signifikasi Variabel ANOVA^a

Model	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1 Regression	108587854,798	1	108587854,798	149,177	,000 ^b
Residual	43674775,476	60	727912,925		
Total	152262630,274	61			

a. Dependent Variable: No

b. Predictors: (Constant), Qty

Hasil nilai *Coefficients* variabel No (x) terhadap variabel Qty (y) diketahui memiliki nilai *Constant* (a) sebesar 185,686, sedangkan nilai variabel No (b / koefisien regresi) sebesar 0,077 sehingga persamaan regresi nya dapat dilihat pada persamaan 2.

$$Y = a + bX$$

$$Y = 185,686 + 0,077 \dots\dots\dots (2)$$

Persamaan tersebut dapat diterjemahkan sebagai berikut:

1. Konstanta sebesar 185,686, mengandung arti bahwa konsisten variabel No (x) adalah sebesar 185,686.
2. Koefisien regresi x sebesar 0,077 menyatakan bahwa setiap penambahan 1% nilai variabel Qty (y), maka nilai variabel No (x) bertambah sebesar 0,077.
3. Koefisien regresi tersebut bernilai positif, sehingga dapat disimpulkan bahwa arah pengaruh variabel No (x) terhadap variabel Qty (y) adalah positif.

Tabel *Coefficient* antar variabel No (x) terhadap variabel Qty (y) dapat dilihat pada tabel 4.

Tabel 4. Hasil Nilai *Coefficients* Variabel X dan Y *Coefficients*^a

Model	Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
	B	Std. Error	Beta		
1 (Constant)	185,686	113,717		1,633	,108
Qty	,077	,006	,844	12,214	,000

a. Dependent Variable: No

Kemudian proses pengujian metode K-Means menggunakan SPSS menghasilkan kluster yang mendekati sama dengan hasil kluster menggunakan RapidMiner yaitu jumlah item pada kluster *slow moving product* (C0) sebanyak 57 item dan kluster *fast moving product* (C1) sebanyak 5 item dari total 62 item maka tingkat keakuratan pengujian adalah tinggi.

3. Pengujian Pembentukan Himpunan Klasterisasi Menggunakan Metode *Association Rule Mining*

Proses pengujian menggunakan *tools RapidMiner Studio Educational* versi 9.5. terdiri dari beberapa tahap, yaitu:

1. Menentukan *minimum support* dan *minimum confidence*, *minimum support* diperoleh dari penelitian sebelumnya yang didefinisikan oleh penulis lain “*Nilai minimum support ditetapkan sebesar 10% dan nilai minimum confidence ditetapkan sebesar 70%*” (Lusa, 2019).

- Menghitung item-item untuk iterasi ke-1 dari *support* (transaksi yang memuat seluruh item) dengan memindai *database* untuk 1-*itemset* kemudian 1-*itemset* dihitung apakah jumlah *minimum support* sudah terpenuhi seperti 10 sampel item yang ditampilkan pada tabel 5.

Tabel 5. Iterasi ke-1

Iterasi 1		
Item	Support Count	% Support
Chopper	774	4,78%
Coffee Capsule	1211	27,82%
Coffee Maker	285	43,53%
Cup dan Mug (Drink Set)	362	10,24%
Fork	625	13,01%
Knife	310	22,47%
Spoon	802	9,13%

- Menghitung item-item untuk iterasi ke-2 dari *support* (transaksi yang memuat seluruh item) dengan memindai *database* untuk 2-*itemset* yang terbentuk kemudian 2-*itemset* tersebut dipilih berdasarkan jumlah *minimum support* yang terpenuhi seperti yang ditampilkan pada tabel 6.

Tabel 6. Iterasi ke-2

Iterasi 2				
Item	Support Count	% Support	% Confidence	Lift
Chopper, Fork	363	13,05%	46,90%	2,09
Chopper, Spoon	413	14,85%	53,36%	1,85
Fork, Spoon	586	21,06%	93,76%	2,63

- Tetapkan nilai K-*itemset* dari *support* yang telah memenuhi *minimum support* 10% dari \geq 2-*itemset* kemudian lakukan proses untuk iterasi selanjutnya hingga tidak ada lagi \geq 2-*itemset* yang memenuhi *minimum support* 10% seperti yang ditampilkan pada tabel 7.

Tabel 7. Iterasi ke-3

Iterasi 3				
Item	Support Count	% Support	% Confidence	Lift
(Chopper, Fork), Spoon	355	12,76%	97,80%	1,59

- Tidak ada lagi kombinasi yang bisa dibentuk untuk K-*itemset* berikutnya, proses berhenti, pola *frequent* tinggi yang ditemukan adalah “Chopper, Fork, Spoon”. Langkah berikutnya, bentuk *association rules* yang memenuhi syarat *minimum support* 10% dan menghitung *minimum confidence association rules* A->B 70%.

4. Pengujian Metode Association Rule Mining Menggunakan Lift Ratio

Proses pengujian metode Association Rule Mining pada hasil pola (rules) manual menggunakan Lift Ratio menghasilkan nilai lift ratio > 1. Hal ini menunjukkan bahwa semua pola (rule) tersebut bersifat kuat seperti yang ditampilkan pada persamaan 3.

$$Lift\ Ratio\ Chopper, Fork, Spoon = \frac{97,80\%}{0,29} = 1,59$$

$$Lift\ Ratio\ Fork, Spoon = \frac{93,76\%}{0,29} = 2,632 \dots\dots\dots (3)$$

Untuk mendapatkan nilai *benchmark confidence* sendiri dapat dihitung seperti yang ditampilkan pada persamaan 4.

$$Benchmark\ Conf. Chopper, Fork, Spoon = \frac{802}{2.782} = 0,29$$

$$Benchmark\ Conf. Fork, Spoon = \frac{802}{2.782} = 0,29 \dots\dots\dots (4)$$

Hasil persamaan Support, Confidence dan lift ratio yang dibulatkan secara keseluruhan dapat dilihat pada tabel 8.

Tabel 8. Pengujian Metode Association Rule Mining Menggunakan Lift Ratio

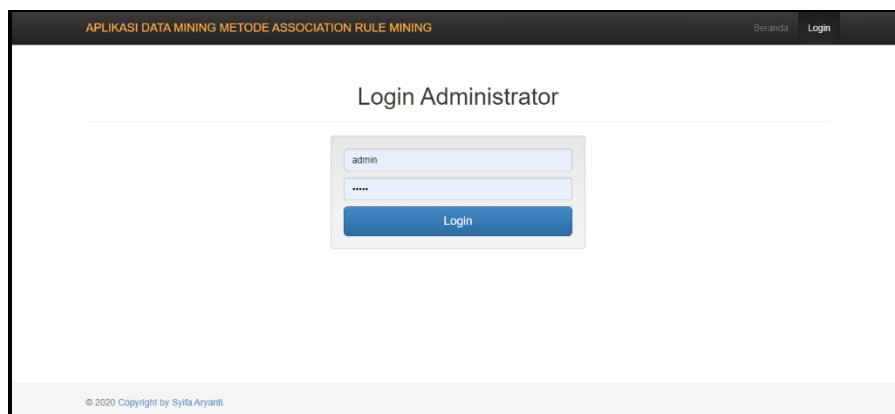
Pengujian	Pola (Rules)	% Support	% Confidence	Lift
RapidMiner	Jika membeli <i>Chopper</i> dan <i>Fork</i> Maka membeli <i>Spoon</i>	13%	98%	1,59
	Jika membeli <i>Fork</i> maka membeli <i>Spoon</i>	21%	94%	2,63
Aplikasi	Jika membeli <i>Fork</i> maka membeli <i>Spoon</i>	21%	94%	2,63

Hasil dari pembentukan aturan apriori menunjukkan keterkaitan antar produk yang sering dibeli secara bersamaan sehingga membentuk *market basket analysis*. Berdasarkan nilai *confidence* tertinggi dan nilai *lift ratio* yang lebih dari 1 (satu) pada kombinasi *itemset* dapat menggambarkan keterkaitannya produk yang sering di beli oleh konsumen secara bersamaan sangat kuat.

5. Implementasi Sistem Metode Association Rule Mining

A. Halaman Menu Login

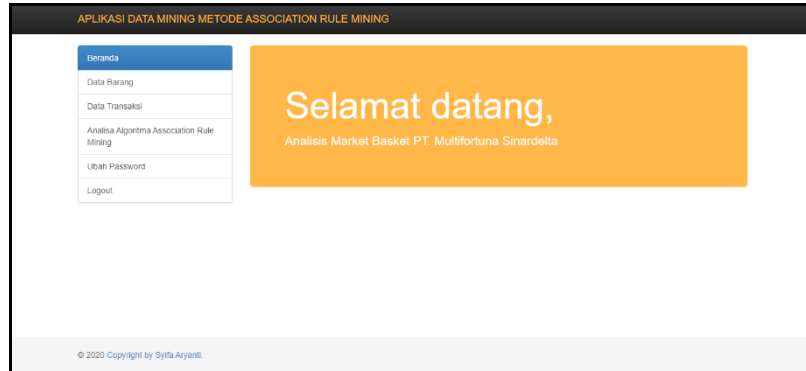
Halaman Menu *Login* ini adalah halaman untuk dapat masuk ke sistem dengan menginput *username* dan *password* seperti yang ditampilkan pada gambar 3.



Gambar 3. Halaman Menu Login

B. Halaman Menu Beranda

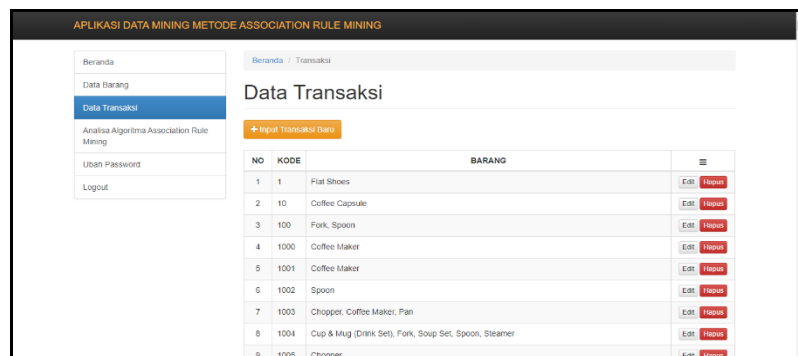
Halaman Menu Beranda ini adalah halaman utama pada sistem yang dapat masuk ke halaman lain seperti data barang, data transaksi, analisa, ubah *password* dan logout seperti yang ditampilkan pada gambar 4.



Gambar 4. Halaman Menu Beranda

C. Halaman Menu Data Transaksi

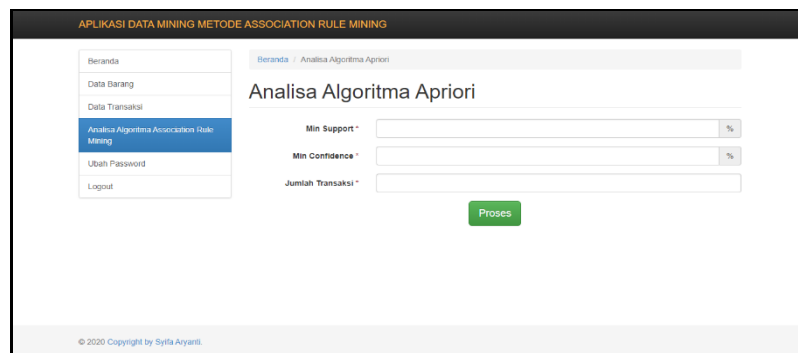
Halaman Menu Data Transaksi ini adalah halaman yang menampilkan daftar transaksi dan fitur CRUD untuk menginput data transaksi dengan atribut kode transaksi dan barang yang terjual seperti yang ditampilkan pada gambar 5.



Gambar 5. Halaman Menu Data Transaksi

D. Halaman Menu Analisa

Halaman Menu Analisa ini adalah halaman yang menampilkan menu untuk menginput jumlah persentase *minimum support* dan *confidence* serta jumlah transaksi agar dapat di proses dengan algoritma apriori dan menghasilkan hasil analisa apriori seperti yang ditampilkan pada gambar 6.



Gambar 6. Halaman Menu Analisa

6. Pengujian Kualitas Prototipe *Data Mining*

Pengujian kualitas prototipe *data mining* dilakukan dengan membagikan kuesioner kepada 3 kelompok pengguna, yaitu *Operational Manager*, *Head of e-Commerce* dan staf admin. Pengujian hanya dilakukan untuk kelompok *user* pada level staff. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis terhadap prototipe *data mining* sehingga mendapatkan hasil tentang kondisi penjaminan kualitas perangkat lunak sesuai dengan kebutuhan *user* dan diterima oleh pengguna. Adapun hasil dari pengujian kualitas prototipe *data mining* ditampilkan pada tabel 9 dan 10.

Tabel 9. Persentase Nilai

% Jumlah Skor	Kriteria
0,00 - 36%	Tidak Baik
36,1 - 52%	Kurang Baik
52,1 - 68%	Cukup
68,1 - 84%	Baik
84,1 - 100%	Sangat Baik

1. *Correctness* = $w1c1 + w2c2 + w3c3$
 $= 1,41+1,47+1,41= 4,29$
 Persentase = $4,29*20/100\% = 85,80\%$ (Sangat Baik)
2. *Reliability* = $w1c1 + w2c2 + w3c3$
 $= 1,41+1,32+1,72 = 4,45$
 Persentase = $4,45*20/100\% = 89,00\%$ (Sangat Baik)
3. *Efficiency* = $w1c1 + w2c2 + w3c3$
 $= 1,35+1,29+1,35 = 3,99$
 Persentase = $3,99*20/100\% = 79,80\%$ (Baik)
4. *Usability* = $w1c1 + w2c2$
 $= 1,76+1,76 = 3,52$
 Persentase = $3,52*20/100\% = 70,40\%$ (Baik)
5. *Maintainability* = $w1c1$
 $= 5,00 = 5,00$
 Persentase = $5,00 *20/100\% = 100,00\%$ (Sangat Baik)

Perhitungan summary nilai:

$$\begin{aligned} \Sigma &= wf1*Fa1*2+ wf2* Fa2*2 + \dots + wfn*Fan*2 \\ &= (3*4,29*2)+(2*4,45*2)+(2*3,99*2)+(2*3,52*2)+(1*5,00*2) \\ &= 25,74 + 17,80 + 15,96 + 14,08 + 10,00 \\ &= 83,58*100\% = 83,58\% \text{ (Baik)} \end{aligned}$$

Tabel 10. Persentase Nilai Akhir

Faktor	Persentase
Ketepatan (<i>Correctness</i>)	85,80 (Sangat Baik)
Kemudahan (<i>Reliability</i>)	89,00 (Sangat Baik)
Efisiensi (<i>Efficiency</i>)	79,80 (Baik)
Kegunaan (<i>Usability</i>)	70,40 (Baik)
Pemeliharaan	100,00 (Sangat Baik)

(Maintainability)	
Total Nilai Seluruh Faktor	83,58 (Baik)

Pada faktor *correctness* didapatkan nilai 85,80% yang menyatakan bahwa sistem menghasilkan nilai ketepatan yang diterima sesuai kebutuhan dengan sangat baik, kemudian pada faktor *reliability* didapatkan nilai 89,00% yang menyatakan bahwa sistem menyediakan kemudahan yang diterima sesuai kebutuhan dengan sangat baik, kemudian pada faktor *efficiency* didapatkan nilai 79,80% yang menyatakan bahwa efisiensi sistem diterima sesuai kebutuhan dengan baik.

kemudian pada faktor *usability* didapatkan nilai 70,40% yang menyatakan bahwa kegunaan sistem diterima sesuai kebutuhan dengan baik, dan pada faktor *maintainability* didapatkan nilai 100% yang menyatakan bahwa pemeliharaan sistem diterima sesuai kebutuhan dengan sangat baik. Dari total hasil pengujian kualitas prototipe didapatkan nilai 83,58% yang menyatakan bahwa sistem yang diterima sesuai kebutuhan oleh *user* dengan baik.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian Penerapan Metode K-Means dan Apriori Untuk Pemilihan Produk *Bundling*, dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Penerapan Metode *K-Means* terbukti dapat menghasilkan kluster yang konsisten berhenti pada iterasi ke 4 dengan hasil kluster yang terbentuk sebanyak 58 item kluster *slow moving product* (C0) dan sebanyak 4 item kluster *fast moving product* (C1) dari total 62 item nilai *Davies Bouldin-Index* sebesar 0.106 dengan tingkat keakuratan yang optimal serta hasil uji validitas pembentukan kluster paling berpengaruh terdapat pada variabel No (x) dan variabel Qty (y) dengan nilai signifikansi variabel No (x) adalah 0,000, nilai *Coefficients* variabel No (x) sebanyak 185,686 dan nilai Koefisien regresi x sebesar 0,077 kemudian hasil pembentukan asosiasi produk rekomendasi menggunakan *tools* RapidMiner terhadap kluster item *fast moving product* (C1) terbukti menghasilkan aturan asosiasi dari kombinasi *itemset* *Chopper*, *Fork* dan *Spoon* sebagai *frequent itemset* tertinggi dengan nilai *support* sebesar 12,76%, nilai *confidence* sebesar 97,80% dan nilai *lift ratio* yang diperoleh sebesar 1,59 yang artinya aturan asosiasi tersebut bernilai valid dan benar dibeli secara bersamaan sehingga PT. MSD dapat mengatur strategi *product bundling* terhadap *itemset* yang memperoleh nilai *support* dan *confidence* tinggi.
2. Model Penerapan Metode *K-Means* dan *Apriori* Untuk Pemilihan Produk *Bundling* menggunakan metode *black box* dan *white box testing* dengan teknik *Equivalence Partitioning* pada semua data, uji sistem menunjukkan hasil sesuai kebutuhan dan status valid.
3. Model Penerapan Metode *K-Means* dan *Apriori* Untuk Pemilihan Produk *Bundling* menggunakan hasil pengujian dengan pendekatan metode *McCall* menyatakan bahwa sistem dapat memenuhi kebutuhan *user* dengan nilai sebesar 83,58% (baik).

5. SARAN

Dari kesimpulan yang telah disebutkan diatas, penulis memberikan saran untuk pengembangan lebih lanjut dari Penerapan Metode *K-Means* dan *Apriori* Untuk Pemilihan Produk *Bundling* yaitu dengan pengembangan sistem terhadap bahasa yang lebih mudah dimengerti sehingga membantu *user* dalam menerima informasi yang dihasilkan serta penelitian

ini dapat dikembangkan dengan penggabungan metode lain seperti Klasifikasi, *FP-Growth* dan masih banyak metode lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Bayu Adhi Tama*, Fakultas Ilmu Komputer, U. S. A, 2010, Penetapan Strategi Penjualan Menggunakan *Association Rules dalam Konteks CRM*, *Jurnal Generic*, 5(1), pp. 35–38.
- [2] Dardenger, T. and Kumar, V. (2013) *The dynamic effects of bundling as a product strategy*, *Marketing Science*, 32(6), pp. 827–859. doi: 10.1287/mksc.2013.0810.
- [3] Wiji Setyaningsih, M. M. huda, 2014, Sistem Pendukung Keputusan dalam Penentuan *Bundling* Penjualan Barang dengan Metode *Apriori*, Bimasakti.
- [4] Kuswayati, S. and Tjahyadi, D, 2015, *Market Basket Analysis* Menggunakan Algoritma *Apriori* Untuk Penetapan Strategi *Bundling* Penjualan Barang, pp. 1–18.
- [5] Hidayati, A. *et al*, 2017, Analisa Kualitas Perangkat Lunak Sistem Informasi Akademik Menggunakan *McCall*, *Multinetics*, 3(1), p. 48. doi: 10.32722/vol3.no1.2017.pp48-53.
- [6] Fitriana, N., Kustanto, K. and Wulandari, R. T, 2018, Penerapan Algoritma *Apriori* Pada Sistem Rekomendasi Barang Di Minimarket *Batox*, *Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi (TIKomsin)*, 6(2), pp. 21–27. doi: 10.30646/tikomsin.v6i2.376.
- [7] Kurniawan, E, 2018, *Implementasi Data Mining* Dalam Analisa Pola Peminjaman Buku Di Perpustakaan Menggunakan *Metode Association Rule*, *Jurteks*, 5(1), pp. 89–96. doi: 10.33330/JURTEKSI.V5I1.324.
- [8] Latifah, V. N., Furqon, M. T. and Santoso, N, 2018, Implementasi Algoritme *Modified-Apriori* Untuk Menentukan Pola Penjualan Sebagai Strategi Penempatan Barang Dan Promo, *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (J-PTIIK)* Universitas Brawijaya, 2(10), pp. 2829–2834.
- [9] Yuliani, E., Informatika, M. T. and Yogyakarta, U. A, 2019, *Bundling* Produk Dengan Metode *Saw* Dan *Decision Support System for Product Bundling Promo With Saw and Apriori*, pp. 131–139.
- [10] Fauziyyah, A. and Mada, U. G, 2019, Algoritma *apriori* dalam menentukan *product bundling*, (July).