

## Rekomendasi Paket Pakaian Berdasarkan Pola Penjualan Menggunakan Algoritma Apriori

### *Clothing Bundling Recommendation Based on Sales Patterns using Apriori Algorithm*

**Agnes Eka Noviyanti<sup>1</sup>, Safitri Juanita<sup>2\*</sup>**

<sup>1,2</sup>Universitas Budi Luhur, Jl. Ciledug Raya, Petukangan Utara, Jakarta Selatan  
Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Budi Luhur, DKI Jakarta  
e-mail: <sup>1</sup>1712501889@student.budiluhur.ac.id, <sup>2</sup>safitri.juanita@budiluhur.ac.id

#### **Abstrak**

Perekonomian global pada tahun 2023 diprediksi akan mengalami resesi seiring dengan menurunnya aktivitas di sektor perdagangan pada sebagian besar negara di dunia dan tentu saja termasuk di Indonesia. Saat ini, salah satu toko baju retail yang menyediakan banyak produk pakaian untuk perempuan bernama Toko Alys Studio ingin mengembangkan strategi penjualan produk pakaian agar dapat bersaing dan meningkatkan profit. Sehingga kontribusi penelitian ini adalah menemukan pola produk yang terjual berdasarkan kumpulan data transaksi penjualan di Toko Alys Studio menggunakan aturan asosiasi, dengan algoritma Apriori. Tujuan penelitian ini adalah memberikan rekomendasi pola penjualan pakaian sehingga dapat digunakan untuk mengembangkan strategi penjualan produk pakaian yang tepat agar mendapatkan profit yang lebih signifikan dari sebelumnya. Metodologi penambangan data yang digunakan adalah CRISPM-DM, dengan menggunakan dataset catatan transaksi penjualan toko pada bulan Juni hingga September 2021 sebanyak 885 data, melakukan pra-pemrosesan hingga pemodelan dengan algoritma Apriori dan semua proses menggunakan WEKA 3.8. Kesimpulan penelitian ini adalah menggunakan algoritma Apriori dengan nilai Support minimal 15% dan nilai Confidence minimal 50%, berhasil menemukan rekomendasi pola terbaik untuk penjualan produk pakaian pada Toko Alys Studio yaitu kombinasi 2 produk sebanyak 10 jenis pola, dan kombinasi 3 produk dengan 3 jenis pola utama.

**Kata kunci**—aturan asosiasi, apriori, pola penjualan, produk pakaian, penambangan data.

#### **Abstract**

The global economy in 2023 is predicted to experience a recession along with declining activity in the trade sector in most countries in the world, including Indonesia. Currently, one of the retail clothing stores that provides many clothing products for women, namely Toko Alys Studio, wants to develop a sales strategy for clothing products in order to compete and increase profits. Thus, the contribution of this research is to find patterns of products sold based on a collection of sales transaction data at Toko Alys Studio using association rules with the Apriori algorithm. The purpose of this research is to provide recommendations for clothing sales patterns so that they can be used to develop the right clothing product sales strategy in order to get more significant profits than before. The data mining methodology used is CRISPM-DM, using a dataset of store sales transaction records from June to September 2021, totaling 885 data, pre-processing to modeling with the Apriori algorithm, and all processes using WEKA 3.8. This study

*concludes that using the Apriori algorithm with a minimum Support value of 15% and a minimum Confidence value of 50%, successfully found the best pattern recommendations for the sale of clothing products at Toko Alys Studio, namely a combination of 2 products as many as 10 types of patterns, and a combination of 3 products with 3 main types of patterns.*

**Keywords**—*association rule, apriori, clothing products, data mining, sales pattern.*

### 1. PENDAHULUAN

Industri fashion Indonesia berkembang sangat pesat dan kompetitif yang memerlukan upaya pengembangan yang sinergi antar berbagai pihak [1]. Semakin banyaknya persaingan di industri fashion, maka pemilik bisnis fashion harus selalu memperhatikan apa yang diinginkan dan dibutuhkan pelanggan serta memahami bisnis fashion agar mendapatkan keunggulan [2]. Model bisnis fashion juga memiliki keunggulan dari segi ekonomi dan juga sosial, dimana model bisnis ini menjadi salah satu peluang yang besar bagi para pengusaha karena memiliki profit tinggi, serta fleksibilitas waktu khususnya bagi pengusaha yang membutuhkan penghasilan tambahan [3].

Salah satu pengusaha fashion di Indonesia bernama Toko Alys Studio berencana menganalisis transaksi penjualan untuk mendapatkan informasi produk pakaian yang paling diminati oleh pelanggan toko. Hasil analisis pada penelitian ini diharapkan dapat memberikan pola bundling produk pakaian, dimana menurut penelitian, bundling produk memberikan respon positif pada konsumen dari segi kemasan dan harga, model baju serta adanya kemudahan bagi konsumen dalam memadupadankan model baju yang serasi. Ditambah lagi, sebagian besar kaum wanita disibukkan oleh aktivitas lain sehingga bundling produk bisa menghemat waktu saat mengenakan baju yang dibelinya [4]. Paket Bundling juga berpengaruh signifikan terhadap niat beli konsumen [5].

Pada penelitian ini, untuk menemukan pola rekomendasi penjualan produk pakaian maka kami menggunakan teknik penambangan data yang populer bernama *association rule mining* [6]. Teknik *association rule* dengan mengimplementasikan algoritma Apriori telah digunakan oleh banyak penelitian untuk menemukan bentuk hubungan atau keterkaitan antara item diantaranya adalah pola penjualan paket lipstik [7], pola penjualan obat [8], pola promosi untuk calon mahasiswa di perguruan tinggi [9], Pola Penyakit pada anak [10] dan masih banyak lagi.

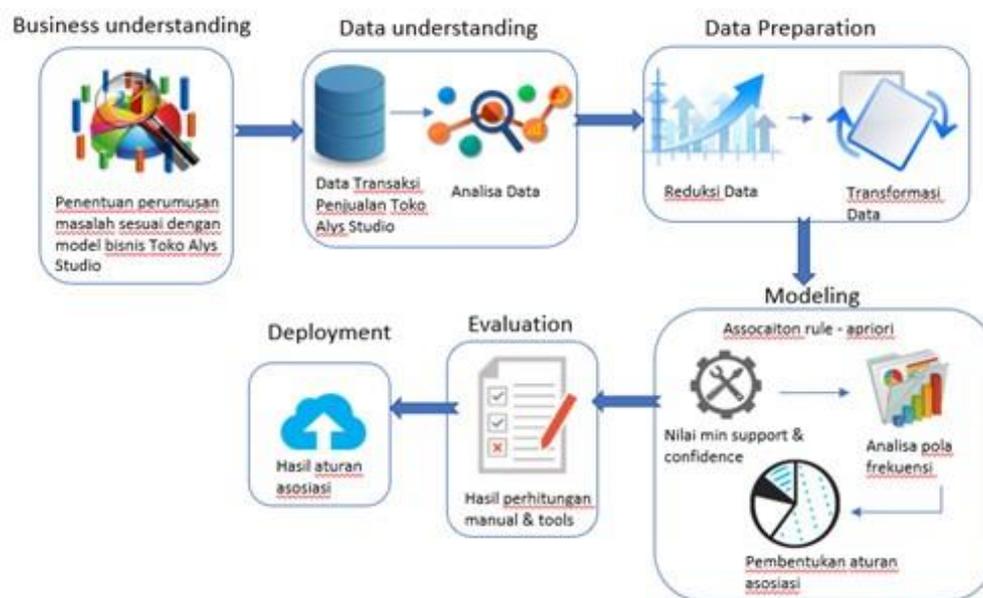
Begitupun kaitan dengan rekomendasi pola penjualan produk fashion untuk menemukan pola hubungan beberapa produk yang sering dibeli oleh konsumen bersamaan, banyak penelitian sebelumnya yang mengimplementasikan dengan algoritma apriori. Berikut ini adalah beberapa penelitian yang telah mengimplentasikan algoritma apriori; Rekomendasi pola paket penjualan produk pada toko online dengan nilai minimal support 10% dan minimum confidence 20%, diperoleh 15 paket bundling [11]. Pembelian produk pada Toko Cimahi-Ruko [12], yang menemukan 3 pola item pembelian produk dengan nilai minimum support 3% dan nilai minimum confidence 65%. Pola penjualan produk pada salah satu toko di Serang yang memiliki usaha fashion dan souvenir, menemukan 4 pola aturan asosiasi dengan minimum support 95%, dan minimum confidence 80% [13].

Rekomendasi pola penjualan Jeans menemukan 6 aturan asosiasi terbaik pada 2 itemset dengan nilai *support* minimal 10% dan *confidence* minimal 15% [14]. Pola rekomendasi penjualan pada Butik SR Fashion Store, Menghasilkan rekomendasi 2 pola penjualan dengan nilai *support* minimal 42% dan *confidence* minimal di atas 70% [15]. Pola Penjualan fashion Muslimah pada galeri Elzatta Cikarang, dengan nilai *support* minimal 20%, dan *confidence* minimal di atas 50% menghasilkan 2 rules atau pola terbaik [16]. Berdasarkan penelitian sebelumnya, maka

kontribusi dari penelitian ini adalah menggunakan dataset transaksi penjualan yang dikumpulkan dari Toko Alys Studio menemukan pola rekomendasi paket pakaian menggunakan algoritma Apriori. Penelitian ini bertujuan untuk memberikan rekomendasi pola penjualan berdasarkan kumpulan rekapitulasi penjualan pada toko. Hasil dari penelitian ini dapat dimanfaatkan untuk mengetahui produk yang paling laku sehingga ketersediaan dan pengelolaan produk dapat lebih optimal.

## 2. METODE PENELITIAN

Pada Gambar 1 merupakan tahapan penelitian yang terdiri dari beberapa proses penelitian yang dilakukan.



**Gambar 1.** Tahapan Penelitian Rekomendasi Paket Pakaian berdasarkan pola penjualan pada Toko Alys Studio dengan Algoritma Apriori

Tahapan pada penelitian menggunakan model CRISP-DM [17], adapun penjelasan tiap tahapan pada Gambar 1 adalah sebagai berikut:

- Pemahaman Bisnis (*Business Understanding*). Pada tahap ini berfokus memahami tahapan dan kegiatan penambangan data dari perspektif bisnis pada studi kasus penelitian, yaitu transaksi penjualan baju pada Toko Alys Studio. Sehingga pada tahap ini, menentukan rumusan masalah, tujuan penelitian serta batasan masalah pada topik penambangan data di Toko Alys Studio.
- Pemahaman Data (*Data Understanding*). Pada tahap ini terdapat dua kegiatan yaitu:
  - Pengumpulan data transaksi penjualan pada Toko Alys Studio.
  - Melakukan analisis data yang berhasil terkumpul, melakukan evaluasi dari kualitas data.
- Persiapan Data (*Data Preparation*). Tahap ini dilakukan pemilihan atribut penelitian, dan Transformasi data. Pada tahap ini dilakukan pemilihan atribut yang berhubungan dengan penelitian dan transformasi data untuk memudahkan proses membaca data saat pemodelan.
- Pemodelan (*Modeling*). Pada tahap ini, data yang telah ditransformasi kemudian dibuat pemodelan. Modeling menggunakan teknik *association rule* dengan algoritma apriori. Adapun data yang digunakan termasuk dalam *unsupervised learning* [18], yaitu

pembelajaran tanpa menggunakan guru dan biasanya ditandai pada himpunan data dan tidak memiliki atribut keputusan (*class*, label, target). Pada *association rule*, penting tidaknya suatu aturan asosiatif dapat diketahui dengan dua parameter, yaitu *support* dan *Confidence*.

- Nilai *Support* digunakan untuk menganalisis proporsi satu item terhadap sekumpulan transaksi, dan tidak berhubungan dengan jumlah item dalam satu transaksi [19]. Formula untuk nilai *Support* sebuah item [20] contoh itemset A, terdapat pada persamaan (1).

$$Support(A) = \frac{Jumlah\ Transaksi\ untuk\ A}{Total\ Transaksi} \quad (1)$$

Sedangkan nilai *Support* dari 2 item contoh itemset A dan B [20], menggunakan formula yang terdapat pada persamaan (2).

$$Support(A, B) = \frac{\Sigma\ Transaksi\ untuk\ A\ dan\ B}{\Sigma\ Total\ Transaksi} \quad (2)$$

- Nilai *Confidence* menggambarkan tingkat prediksi yang dapat menghubungkan antar itemset secara kondisional. Formula *Confidence* berupa peluang terjadi itemset B bersyarat itemset A [19], terdapat pada persamaan (3).

$$Confidence = (A \rightarrow B) = \frac{Support(A, B)}{Support(A)} \quad (3)$$

- Adapun selanjutnya yang dilakukan oleh algoritma apriori adalah Join (penggabungan) yaitu melakukan kombinasi itemset satu dengan yang lainnya hingga tidak terbentuk kombinasi lagi, dan Prune (pemangkasan) menggunakan kombinasi yang sesuai dengan *threshold* (ambang batas) nilai minimal dari *support* dan *confidence* yang sudah ditentukan oleh peneliti. Pada tahap ini, proses modelling menggunakan aplikasi WEKA 3.8 karena aplikasi WEKA memiliki tingkat akurasi yang lebih unggul dari Rapid Miner [21].
- e. *Evaluation*. Tahap yang selanjutnya adalah tahapan untuk mengevaluasi hasil pemodelan dengan algoritma Apriori, apakah sudah sesuai dengan tujuan penelitian. Apabila model sudah sesuai, maka dapat lanjut ke tahap berikutnya. Jika masih belum sesuai dengan tujuan maka akan mulai lagi dari tahap pertama (*Business Understanding*) supaya hasil dari data mining sesuai dengan tujuan.
  - f. *Deployment*. Pada tahap ini disajikan pengetahuan yang diperoleh dari proses data mining sedemikian rupa supaya dapat digunakan untuk mengambil keputusan

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1. Pemahaman Bisnis

Pada tahap ini melakukan wawancara kepada pemilik Toko Alys Studio untuk memahami proses bisnis penjualan produk. Hasil wawancara menunjukkan bahwa toko saat ini memerlukan strategi dalam penjualan produk. Sehingga penelitian ini mengusulkan untuk mengolah kumpulan data rekapitulasi yang berisi transaksi penjualan toko menggunakan metode *association rule* dengan mengimplementasikan algoritma Apriori..

#### 3.2. Pemahaman Data

Tahap berikutnya setelah memahami proses bisnis pada toko Alys Studio yaitu mengumpulkan data penjualan Toko Alys Studio pada bulan Juni, Juli, Agustus, dan September 2021 dengan total 885 transaksi. Kumpulan data tersebut disajikan dalam format XLS, atribut yang terdapat pada data mentah adalah tanggal, no (nomor urut), *store* (tempat pembelian), nama pembeli, *email*, jenis pakaian, *size*, *qty* (jumlah pakaian yang dibeli), *price* (harga pakaian).

### 3.3. Persiapan Data

Pada penelitian ini melakukan dua tahap, yaitu:

#### 3.3.1. Pemilihan atribut

Tahap pertama dari data *preparation* adalah pemilihan atribut yang digunakan pada penelitian ini, dimana pada tabel 1 menampilkan semua atribut yang ada pada data mentah, namun pada tahap ini melakukan seleksi atribut yang berhubungan dengan penelitian yaitu no, jenis pakaian, dan QTY yang disajikan pada Tabel 1. Pada Tabel 2 merupakan sampel data penelitian yang berisi transaksi penjualan pada toko Alys Studio. Dataset penelitian yang akan diolah pada tahapan eksperimen berjumlah 885 sama dengan data mentah karena berdasarkan analisis data tersebut sudah bersih. Pada Tabel 2 hanya menampilkan 8 data dan produk pakaian atau atribut yang ditampilkan hanya sebanyak 10 dari 50 produk.

Tabel 1. Atribut Transaksi Penjualan pada Toko Alys Studio yang digunakan pada Penelitian

Nama Atribut	Keterangan Atribut
No	No Urut
Jenis Pakaian	Nama jenis pakaian yang dibeli
QTY	Jumlah pakaian yang dibeli

#### 3.3.2. Transformasi data

Tahap kedua dari data *preparation* adalah transformasi data, dimana tahapan ini dilakukan untuk memudahkan proses persiapan data untuk pemodelan data mining. Berikut ini adalah beberapa tahapan dalam transformasi data, yaitu:

##### 3.3.2.1. Transformasi Tahap 1

Tahap awal dari proses transformasi data adalah mentransformasi nama atribut/nama produk menjadi nama atribut yang baru seperti yang terlihat pada Tabel 2. Pada Tabel 3, menggunakan data transaksi penjualan produk pakaian pada toko Alys Studio, kami menyajikan contoh data sebanyak 10 atribut/nama produk pakaian. Tabel 3 menunjukkan perubahan nama atribut (nama produk pakaian) menjadi nama karakter dari A sampai J. Hal ini untuk mempermudah dalam persiapan atau prapemrosesan data. Berdasarkan contoh data pada Tabel 3, data transaksi penjualan yang telah diubah atributnya, akan terbaca sebagai berikut:

Pada transaksi ke-1, produk yang terjual merupakan produk C, D, F, I, J

Pada transaksi ke-2, produk yang terjual merupakan produk A, B, D, E, F, I, J

Pada transaksi ke-3, produk yang terjual merupakan produk A, B C, I

Pada transaksi ke-4, produk yang terjual merupakan produk B, D E, I, J

Pada transaksi ke-5, produk yang terjual merupakan produk A, C D, I

Pada transaksi ke-6, produk yang terjual merupakan produk B, C, I, J

Pada transaksi ke-7, produk yang terjual merupakan produk A, B, C, D, E, J

Tabel 2. Transformasi Tahap 1 Merubah Nama Atribut

No	Kode Atribut	Nama Atribut	No	Kode Atribut	Nama Atribut	No	Kode Atribut	Nama Atribut
1.	A	albero	21.	U	isabella	41.	AO	rachel
2.	B	aly	22.	V	jae eon	42.	AP	scorpio
3.	C	angel	23.	W	jareth	43.	AQ	keiza
4.	D	aqila	24.	X	janet	44.	AR	seli
5.	E	aquarius	15.	Y	jasmine	45.	AS	sina army
6.	F	athlana	26.	Z	keenon	46.	AT	verla
7.	G	baraxa	27.	AA	kiara	47.	AU	zebra
8.	H	bella	28.	AB	laura	48.	AV	butter

## Rekomendasi Paket Pakaian Berdasarkan Pola Penjualan Menggunakan Algoritma Apriori

No	Kode Atribut	Nama Atribut	No	Kode Atribut	Nama Atribut	No	Kode Atribut	Nama Atribut
9.	I	bellasa	29.	AC	love	49.	AW	eleonora
10	J	bit na	30.	AD	luna	50.	AX	jeby
11.	K	bounty	31.	AE	marie			
12.	L	butterfly	32.	AF	nabi			
13	M	camila	33.	AG	naura			
14.	N	chamber	34.	AH	navies tee			
15.	O	dyara	35.	AI	nicky black			
16.	P	ella	36.	AJ	nicky white			
17.	Q	fiore	37.	AK	nicky brown			
18.	R	fluffy	38.	AL	olivia gold			
19.	S	fussy	39.	AM	olivia pink			
20.	T	greeny	40.	AN	ploy			

Tabel 3. Contoh Data Transaksi Penjualan Pada Toko Alys Studio

Transaksi	Nama Pakaian									
	Albero	Aly	Angel	Aqila	Aquarius	Athlana	Baraxa	Bella	Bellasa	Bit na
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
1			1	1		1			1	1
2	1	1		1	1	1			1	1
3	1	1	1						1	
4		1		1	1				1	1
5	1		1	1					1	
6		1	1						1	1
7	1	1	1	1	1					1
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
885	481	362	370	393	300	235	178	250	283	236

### 3.3.2.2. Transformasi Tahap 2

Setelah selesai melakukan transformasi pertama, maka selanjutnya adalah melakukan transformasi kedua. Pada tahap ini, melakukan transformasi dengan memberikan atribut 0 dan 1 dan contoh proses ditampilkan pada Tabel 4. Pada tabel 4, jika terdapat transaksi pada item varian, maka akan menjadi angka 1. Namun apabila tidak ada transaksi pada item produk, maka atribut akan diisi menjadi angka 0. Setelah data transaksi selesai ditransformasi ke angka 0 dan 1, maka data tersebut dapat digunakan untuk menjumlahkan transaksi pembelian per-produk dengan menggunakan rumus penjumlahan.

Selanjutnya adalah menghitung total jumlah transaksi pada 2-itemset saat pemodelan *data mining*. Maka dibuat transformasi memakai atribut biner 0 dan 1. Jika terdapat transaksi pada suatu item dengan item pasangannya dalam satu itemset, maka akan diubah menjadi angka 1. Apabila tidak terdapat transaksi pada suatu item dengan item pasangannya dalam satu itemset, maka akan diubah menjadi angka 0. Transformasi dengan nilai 2-itemset dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 4. Transformasi Tahap 2 Merubah Data Transaksi Menjadi Atribut 0 dan 1

Transaksi	Nama Pakaian									
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
1	0	0	1	1	0	1	0	0	1	1
2	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1
3	1	1	1	0	0	0	0	0	1	0
4	0	1	0	1	1	0	0	0	1	1
5	1	0	1	1	0	0	0	0	1	0
6	0	1	1	0	0	0	0	0	1	1
7	1	1	1	1	1	0	0	0	0	1
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
885	481	362	370	393	300	235	178	250	283	236

Tabel 5. Transformasi dengan Nilai 2-Itemset

Transaksi	AB	AC	AD	AE	AF	AG	AH	AI	AJ
1.	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2.	1	0	1	1	1	0	0	1	1
3.	1	1	0	0	0	0	0	1	0
4.	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5.	0	1	1	0	0	0	0	1	0
6.	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7.	1	1	1	1	0	0	0	0	1
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
885	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Jumlah	194	191	204	153	103	96	130	142	107

Dalam mempermudah proses menghitung total jumlah transaksi 3-itemset saat pemodelan data mining. Maka dibuatlah transformasi memakai atribut biner 0 dan 1. Jika terdapat transaksi pada setiap item dalam satu itemset, maka akan diubah menjadi angka 1. Dan apabila tidak terdapat transaksi pada setiap item dalam satu itemset, maka akan diubah menjadi angka 0. Data transformasi dengan 3-itemset dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Data Transformasi dengan 3-Itemset

Transaksi	ABC	BCD	BDE	CDE
1.	0	0	0	0
2.	0	0	1	0
3.	1	0	0	0
4.	0	0	1	0
5.	0	0	0	0
6.	0	0	0	0
7.	1	1	1	1
...	...	...	...	...
885	0	0	0	0
Jumlah	104	140	156	151

### 3.3.2.3. Transformasi Tahap 3

Agar data laporan transaksi penjualan dapat diolah menggunakan perangkat lunak WEKA 3.8, maka dibuat transformasi data transaksi 1-itemset ketika data tersebut akan diubah menggunakan nilai diskrit Y dan Null (kosong). Jika terdapat transaksi pada item produk yang sebelumnya adalah angka 1, maka akan bertransformasi menjadi huruf Y. Dan apabila tidak terdapat transaksi pada item produk yang sebelumnya adalah angka 0, maka akan bertransformasi menjadi Null (kosong). Jika transaksi bernilai lebih dari 0, maka akan berubah menjadi Y dan jika transaksi tidak lebih besar dari 0, maka akan berubah menjadi null. Berdasarkan data laporan transaksi penjualan Toko Alys Studio, transformasi data tahap 3 terdapat pada Tabel 7.

Tabel 7. Transformasi Menjadi Atribut Y dan Null

Transaksi	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T
1			Y	Y		Y			Y	Y		Y	Y	Y			Y	Y	Y	Y
2	Y	Y		Y	Y	Y			Y	Y		Y				Y				Y
3	Y	Y	Y						Y		Y	Y		Y						

### 3.4. Pemodelan Algoritma Apriori menggunakan WEKA

Pada tahapan ini adalah hasil eksperimen menggunakan model aturan asosiasi (*association rule*) dengan mengimplementasikan algoritma Apriori menggunakan perangkat lunak WEKA 3.8. Setelah melakukan perhitungan nilai *support* pada semua itemset maka penelitian ini mengambil ambang batas nilai *support* minimal 15%, tujuan penentuan nilai tersebut adalah untuk mendapatkan jumlah item minimal yang dapat terbentuk menjadi suatu kombinasi. Setelah pola frekuensi tinggi ditemukan menggunakan nilai minimal *Support* 15%, maka langkah selanjutnya adalah mencari aturan asosiatif dengan menggunakan nilai *confidence*, dimana pada penelitian ini menggunakan nilai *confidence* 30%. Gambar 2 menampilkan Sebagian hasil pemrosesan menggunakan Weka.

```

Minimum support: 0.15 (133 instances)
Minimum metric <confidence>: 0.3
Number of cycles performed: 17

Generated sets of large itemsets:

Size of set of large itemsets L(1): 49

Size of set of large itemsets L(2): 25

Size of set of large itemsets L(3): 3

Best rules found:

1. B=Y E=Y 177 ==> D=Y 156 <conf:(0.88)> lift:(1.98) lev:(0.09) [77] conv:(4.47)
2. C=Y E=Y 186 ==> D=Y 151 <conf:(0.81)> lift:(1.83) lev:(0.08) [68] conv:(2.87)
3. AU=Y 188 ==> AV=Y 146 <conf:(0.78)> lift:(2.81) lev:(0.11) [93] conv:(3.16)
4. E=Y 300 ==> D=Y 230 <conf:(0.77)> lift:(1.73) lev:(0.11) [96] conv:(2.35)
5. B=Y C=Y 192 ==> D=Y 140 <conf:(0.73)> lift:(1.64) lev:(0.06) [54] conv:(2.01)
6. F=Y 235 ==> D=Y 167 <conf:(0.71)> lift:(1.6) lev:(0.07) [62] conv:(1.89)
7. B=Y D=Y 223 ==> E=Y 156 <conf:(0.7)> lift:(2.06) lev:(0.09) [80] conv:(2.17)
8. J=Y 236 ==> I=Y 164 <conf:(0.69)> lift:(2.17) lev:(0.1) [88] conv:(2.2)
9. D=Y E=Y 230 ==> B=Y 156 <conf:(0.68)> lift:(1.66) lev:(0.07) [61] conv:(1.81)
10. F=Y 235 ==> E=Y 156 <conf:(0.66)> lift:(1.96) lev:(0.09) [76] conv:(1.94)
11. C=Y 370 ==> D=Y 244 <conf:(0.66)> lift:(1.49) lev:(0.09) [79] conv:(1.62)
12. D=Y E=Y 230 ==> C=Y 151 <conf:(0.66)> lift:(1.57) lev:(0.06) [54] conv:(1.67)
13. K=Y 270 ==> I=Y 171 <conf:(0.63)> lift:(1.98) lev:(0.1) [84] conv:(1.84)
14. B=Y D=Y 223 ==> C=Y 140 <conf:(0.63)> lift:(1.5) lev:(0.05) [46] conv:(1.54)
15. F=Y 235 ==> C=Y 147 <conf:(0.63)> lift:(1.5) lev:(0.06) [48] conv:(1.54)
16. D=Y 393 ==> C=Y 244 <conf:(0.62)> lift:(1.49) lev:(0.09) [79] conv:(1.52)
17. E=Y 300 ==> C=Y 186 <conf:(0.62)> lift:(1.48) lev:(0.07) [60] conv:(1.52)
    
```

**Gambar 2.** Sebagian Hasil Modeling Algoritma Apriori menggunakan Weka 3.8 untuk Rekomendasi Pola Penjualan Produk Pakaian pada Toko Alys Studio

Hasil pengujian menggunakan perangkat Weka 3.8 menghasilkan 56 aturan asosiasi, dimana 38 aturan asosiasi pada kombinasi 2-itemset dan 18 aturan asosiasi dari kombinasi 3-itemset yang memenuhi nilai minimum support 15% dan nilai confidence 30%. Karena aturan asosiasi yang terbentuk terlalu banyak, maka pada Tabel 8 dan Tabel 9 hanya menyajikan aturan asosiasi yang memenuhi nilai minimum *support* 15%, nilai *confidence* minimal 50% dan lift ratio terbaik. Sehingga dengan kriteria yang sudah ditentukan, hasil penelitian menemukan 17 aturan asosiasi (10 aturan asosiasi pada kombinasi 2-itemset, 7 aturan pada kombinasi 3-itemset). Pada Tabel 8 merupakan hasil rekapitulasi kombinasi 3 (tiga) itemset menggunakan pemodelan algoritma Apriori dengan Weka 3.8.

Tabel 8. Hasil Modeling Algoritma Apriori Menggunakan WEKA dengan 3-Itemset

No	Kombinasi	Jumlah Kemunculan	Confidence	Lift Ratio
1.	BED	156	88%	1.98
2.	CED	151	81%	1.83
3.	BCD	140	73%	1.64
4.	BDE	156	70%	2.06
5.	DEB	156	68%	1.66
6.	DEC	151	66%	1.57
7.	BDC	140	63%	1.50

Pada Tabel 9 menampilkan rekapitulasi asosiasi yang membentuk kombinasi 2(dua) itemset produk pakaian.

Tabel 9. Hasil Modeling Algoritma Apriori Menggunakan WEKA dengan 2-Itemset

No	Kombinasi	Jumlah Kemunculan	Confidence	Lift Ratio
1.	AUAV	146	78%	2.81
2.	ED	230	77%	1.73
3.	FD	167	71%	1.60
4.	JI	164	69%	2.17
5.	FE	156	66%	1.96
6.	CD	244	66%	1.49
7.	KI	171	63%	1.98
8.	FC	147	63%	1.50
9.	DC	244	62%	1.49
10.	EC	186	62%	1.48

### 3.5. Evaluasi dan Deployment

Pada penelitian ini didapatkan evaluasi bahwa: (1) Penerapan algoritma Apriori menggunakan perangkat lunak WEKA 3.8, terbukti menemukan rekomendasi pola penjualan berdasarkan Kumpulan rekapitulasi penjualan pada toko Alys Studio; (2) Berdasarkan hasil pemodelan pola transaksi penjualan produk pakaian, menggunakan algoritma Apriori maka menemukan rekomendasi 17 pola penjualan produk. Dimana kombinasi 3 itemset sebanyak 7 pola produk pakaian, dimana ke-7 pola tersebut membentuk 3 pola utama yaitu 3-itemset yang memiliki nilai confidence tertinggi yaitu kombinasi produk BED yang memiliki jumlah kemunculan 156 kali dengan lift ratio 1.98, CED dengan jumlah kemunculan 151 kali dengan lift ratio 1.83, dan BCD memiliki jumlah kemunculan 140 kali dengan lift ratio 1.64.

Lift ratio di atas 1 menunjukkan bahwa ketiga kombinasi tersebut memiliki hubungan yang sangat kuat karena jika salah satu produk dibeli oleh pelanggan maka kedua produk memiliki kemungkinan lebih besar untuk dibeli. Pola penjualan dengan 3 produk pakaian tersebut dapat

menjadi rekomendasi bagi toko Alys Studio untuk membuat paket bundling sehingga menarik bagi pelanggan.

Selain itu, penelitian ini juga menemukan pola 2 itemset (2 produk barang) sebanyak 10 pola yaitu AUAV, ED, FD, JI, FE, CD, KI, FC, DC, dan EC. Pola dengan 2 itemset juga dapat menjadi pola rekomendasi penjualan pada Toko Alys Studio. Contoh penjualan dengan 2-itemset adalah jika pelanggan mengorder produk Athlana (F) maka pelanggan akan mengorder produk Aqila (D) dengan *confidence* bernilai 71% dan lift ratio 1.60. Adapun contoh pola penjualan dengan 3-itemset adalah jika pelanggan mengorder produk Aly (B), maka akan mengorder produk aguarius (E), dan produk aqila (D) dengan *confidence* bernilai 88 persen dan lift ratio 1.98.

#### 4. KESIMPULAN

Penelitian ini menggunakan model aturan asosiasi (*association rule*) dengan mengimplementasikan algoritma Apriori dengan perangkat Weka 3.8 dan berhasil menemukan rekomendasi pola penjualan produk pakaian yang dapat dijadikan rekomendasi paket pakaian, dengan studi kasus pada Toko Alys Studio. Menggunakan nilai minimum *support* sebesar 15% dan nilai *confidence* sebesar 50%, maka ditemukan pola penjualan produk dengan 2-itemset dan 3-itemset. Kombinasi 2 produk (2-itemset) ditemukan sebanyak 10 jenis pola. Sedangkan kombinasi 3 produk (3-itemset) ditemukan 3 pola utama rekomendasi penjualan produk pakaian.

#### 5. SARAN

Rencana Penelitian lebih lanjut, kami merencanakan untuk melakukan perbandingan hasil penelitian saat ini dengan menggunakan algoritma FP-Growth.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] W. Gunadi, "Prospek Dan Strategi Bersaing Pada Industri Fesyen," *J. Ilm. M-Progress*, vol. 10, no. 1, pp. 45–56, 2020, doi: 10.35968/m-pu.v10i1.367.
- [2] A. Strategi *et al.*, "Analisis Strategi Pengembangan Bisnis Pada Umkm Busana Cloura Menggunakan Pendekatan Analisis SWOT Dan QSPM Matriks," *J. Kewirausahaan dan Inov.*, vol. 1, no. 1, pp. 1–12, 2022.
- [3] D. I. Maula, "Perumusan Model Bisnis Sosial; Modest Fashion Enterprise," *J. Ekon. Syariah Indones.*, vol. 11, no. 2, pp. 131–142, 2021.
- [4] N. Triolita, "Analisis Bundling Produk Baju Muslim Terhadap Keputusan Pembelian Saat Pandemi Covid-19," *J. Bisnis Teknol. Politek. NSC Surabaya*, vol. 9, no. 2, pp. 19–22, 2022, [Online]. Available: <https://nscpolteksby.ac.id/ejournal/index.php/jbt/article/view/213>.
- [5] A. Wijaya and L. Kinder, "Pengaruh Price Bundling dan Product Bundling terhadap Niat Membeli yang Dimoderasi oleh Barang Komplementaritas," *J. Manaj.*, vol. 17, no. 1, pp. 28–38, 2020, doi: 10.25170/jm.v17i1.866.
- [6] Z. Zhao, Z. Jian, G. S. Gaba, R. Alroobaea, M. Masud, and S. Rubaiee, "An improved association rule mining algorithm for large data," *J. Intell. Syst.*, vol. 30, no. 1, pp. 750–762, 2021, [Online]. Available: <https://www.degruyter.com/document/doi/10.1515/jisys-2020-0121/html>.
- [7] S. S. Amru and S. Juanita, "Penerapan Algoritma Apriori untuk Rekomendasi Penjualan," *JSI J. Sist. Inf.*, vol. 14, no. 1, pp. 2569–2584, 2022, [Online]. Available: <https://ejournal.unsri.ac.id/index.php/jsi/article/view/17219/pdf>.
- [8] D. M. Sinaga, A. P. Windarto, H. S. Tambunan, and I. S. Damanik, "Data Mining

- 
- Menggunakan Metode Asosiasi Apriori untuk Merekomendasi Pola Obat Pada Puskesmas,” *J. Inf. Syst. Res.*, vol. 3, no. 2, pp. 143–149, 2022, doi: 10.47065/josh.v3i2.1237.
- [9] I. Pratama and P. T. Prasetyaningrum, “Pemetaan Profil Mahasiswa Untuk Peningkatan Strategi Promosi Perguruan Tinggi Menggunakan Predictive Apriori,” *J. Eksplora Inform.*, vol. 10, no. 2, pp. 159–166, 2021, doi: 10.30864/eksplora.v10i2.505.
- [10] C. V. Purba and E. Buulolo, “Implementasi Algoritma Apriori Untuk Menentukan Pola Data Penyakit Pada Anak Usia Dini (Studi Kasus: RS. Estomihi),” *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 7, no. 2, p. 308, 2020, doi: 10.30865/jurikom.v7i2.2113.
- [11] A. K. Fauziyyah, “Market Base Analysis in Dropship Business With Apriori Algorithm in Determining R-Based Product Bundling,” *Indones. J. Bus. Intell.*, vol. 2, no. 1, p. 25, 2019, doi: 10.21927/ijubi.v2i1.967.
- [12] A. S. Auliadaya, M. Rizki, M. A. F. Azhary, J. A. Nugraha, and I. G. Rahmatullah, “Analisa Pola Pembelian Produk Pada Toko Cimahi-Ruko dengan Menggunakan Metode Algoritma Apriori,” *JAMAICA (Jurnal Manaj. Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 58–69, 2019.
- [13] M. J. Shofa, W. O. Widyarto, R. Wiliyanto, A. Mahirah, and F. I. Firmansyah, “Strategi Digital Shelf Management UMKM dengan Algoritma Apriori,” *J. Tek. Ind. J. Has. Penelit. dan Karya Ilm. dalam Bid. Tek. Ind.*, vol. 8, no. 2, pp. 125–131, 2022, doi: 10.24014/jti.v8i2.19005.
- [14] Y. Astuti and H. Novitasari, “Algoritma Apriori sebagai Penentu Pola Penjualan Produk Jeans,” *J. Ilm. Edutic Pendidik. dan Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 20–28, 2022, doi: 10.21107/edutic.v9i1.7416.
- [15] R. R. Ramadina, T. H. Pudjiantoro, and I. Santikarama, “Sistem Customer Relationship Management (CRM) Menggunakan Metode Asosiasi Algoritma Apriori Untuk Menentukan Rekomendasi Produk,” *J. ICT Inf. Commun. Technol.*, vol. 19, no. 1, pp. 50–59, 2020, doi: 10.36054/jict-ikmi.v19i1.143.
- [16] D. Maulana and M. Kiptiyah, “Analisa Pembelian Konsumen Dengan Menggunakan Algoritma Apriori Pada Galeri Elzatta Cikarang,” *J. Teknol. Pelita Bangsa*, vol. 10, no. 2, pp. 18–26, 2019, [Online]. Available: <https://www.jurnal.pelitabangsa.ac.id/index.php/sigma/article/view/539>.
- [17] C. Schröer, F. Kruse, and J. M. Gómez, “A Systematic Literature Review on Applying CRISP-DM Process Model,” in *CENTERIS, ProjMAN and HCist 2020*, 2021, vol. 181, pp. 526–534, doi: 10.1016/j.procs.2021.01.199.
- [18] A. K. Tyagi and R. G, “Machine Learning with Big Data,” in *International Conference on Sustainable Computing in Science, Technology & Management (SUSCOM-2019) Machine*, 2019, pp. 1011–1020, doi: 10.2139/ssrn.3356269.
- [19] D. Rizaldi and A. Adnan, “Market Basket Analysis Menggunakan Algoritma Apriori : Kasus Transaksi 212 Mart Soebrantas Pekanbaru,” *J. Stat. dan Apl.*, vol. 5, no. 1, pp. 31–40, 2021.
- [20] A. W. O. Gama, I. K. G. Putra, and I. P. A. Bayupati, “Implementasi Algoritma Apriori untuk Menemukan Frequent Itemset dalam Keranjang Belanja,” *Teknol. Elektro*, vol. 15, no. 2, pp. 27–32, 2016.
- [21] M. Faid, M. Jasri, and T. Rahmawati, “Perbandingan Kinerja Tool Data Mining Weka dan Rapidminer Dalam Algoritma Klasifikasi,” *Teknika*, vol. 8, no. 1, pp. 11–16, 2019, doi: 10.34148/teknika.v8i1.95.
-