

REKOMENDASI PENJUALAN PRODUK PADA DISTRO DECKHOOD MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI

Laurentino Da Costa¹⁾, Istiadi^{1*)}, Fitri Marisa¹⁾

¹⁾ Program Studi S1 Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Widyagama Malang

*Email Korespondensi: istiadi@widyagama.ac.id

INFORMASI ARTIKEL	ABSTRAK
<p>Data Artikel :</p> <p>Naskah masuk, 03 Januari 2023 Direvisi, 21 Januari 2023 Diterima, 17 Februari 2023 Publish, 27 Februari 2023</p>	<p>Distro Deckhood merupakan salah satu distro yang mulai berkembang di Kota Malan, akan tetapi hasil penjualannya masih kurang maksimal dikarenakan belum menerapkan strategi penjualan. Penelitian ini bertujuan menerapkan algoritma apriori untuk merekomendasikan item produk penjualan yang saling berasosiasi pada Disro Deckhood. Suatu aplikasi dikembangkan untuk menampung data transaksi pembelian (invenori), penjualan (transaksi hasil kasir) dan layanan perhitungan algoritma apriori. Ujicoba dilakukan menggunakan data transaksi pada bulan Desember 2022 sebanyak 144 transaksi terdiri 359 barang dengan 70 jenis barang yang berbeda. Berdasarkan hasil perhitungan menggunakan algoritma apriori untuk data penjualan Distro Deckhood didapatkan hasil dengan tiga kombinasi itemset 0105002, 0101002, dan 0104002 dengan nilai <i>support</i> sebesar 5,56 % dan nilai <i>convidence</i> sebesar 72,73%. Nilai <i>support</i> yang didapatkan sebesar 5,56% yang artinya bahwa kemungkinan pelanggan membeli tiga item secara bersamaan sebesar 5,56% dan nilai <i>confidence</i> sebesar 72,73% yang berarti bahwa jika pelanggan membeli item 0105002 dan 0101002 mempunyai kemungkinan sebesar 72,73% membeli item 0104002. Hasil perhitungan untuk nilai <i>support</i> (5,56%) tidak memenuhi syarat standart minimum <i>support</i> (30%) sedangkan nilai <i>confidence</i> (72,73%) sudah memenuhi standart nilai minimum <i>confidence</i> (70%-80%). Hal ini dapat dipengaruhi oleh kurangnya jumlah dataset yang diproses yang berpengaruh terhadap hasil akhir.</p> <p>Kata Kunci : <i>Rekomendasi, Apriori, Distro</i></p>

1. PENDAHULUAN

Perkembangan industri garmen maupun konveksi di Indonesia semakin berkembang, khususnya di daerah kota-kota besar. Perkembangan ini mendorong sebagian masyarakat untuk membangun toko pakaian atau distro, dengan semakin banyaknya distro yang ada, persaingan antar distro juga semakin ketat. Persaingan yang ketat ini dapat mengakibatkan beberapa distro gulung tikar, hal ini disebabkan distro yang gulung tikar tersebut tidak mempunyai strategi penjualan yang baik.

Strategi penjualan dapat dirancang berdasarkan data penjualan pakaian dari sebuah distro. Penggunaan data tersebut dapat berfungsi sebagai informasi yang akurat dan efisien untuk merencanakan sebuah strategi penjualan yang berhubungan dengan pembuatan pakaian, order, penjualan pakaian untuk kedepannya, dan pemberian diskon untuk menarik pelanggan. Kesalahan yang sering terjadi adalah pemilik distro seringkali melakukan order barang atau

pembuatan pakaian tanpa melakukan pengecekan data penjualan, sehingga barang yang kurang laku seringkali menumpuk dan barang yang laku kekurangan stok, hal ini menjadi salah satu sebab sebuah distro gulung tikar.

Distro Deckhood merupakan salah satu distro yang sudah mulai menerapkan strategi penjualan, akan tetapi strategi penjualan yang diterapkan masih kurang maksimal dikarenakan pengolahan data penjualan masih bersifat manual. Proses pengolahan data secara manual seringkali mengalami permasalahan di human error karena kurangnya ketelitian. Hal ini disebabkan dengan banyaknya jenis item yang dijual oleh Distro Deckhood sejumlah 118 jenis item.

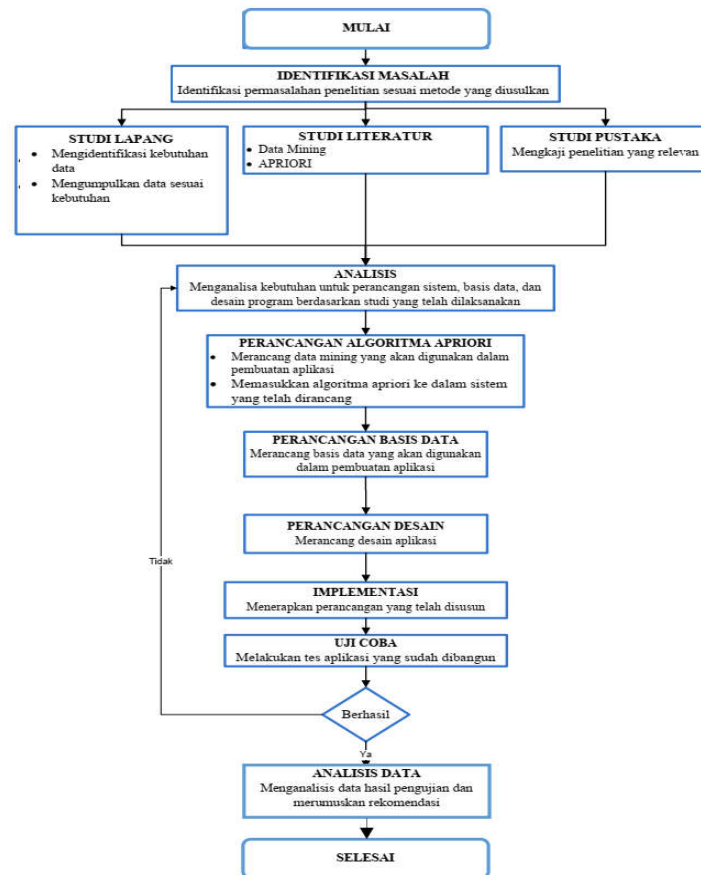
Untuk mengurangi kesalahan tersebut dibutuhkan sebuah sistem terkomputerasi dalam penggalian informasi. Sistem yang dirancang untuk penggalian informasi dari sebuah data disebut dengan *data mining*. *Data mining* adalah proses yang menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan machine learning untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dan pengetahuan yang terkait dari berbagai database besar [1].

Pada saat pemrosesan *data mining* diperlukan sebuah perhitungan atau algoritma agar pencarian informasi lebih efisien. Salah satu model algoritma yang dapat digunakan untuk melakukan pencarian informasi pada data penjualan tentang hubungan item adalah algoritma apriori. Algoritma apriori termasuk jenis aturan asosiasi pada *data mining*. Aturan yang menyatakan asosiasi antara beberapa atribut sering disebut affinity analysis atau market basket analisis [2]. Penelitian yang dilakukan oleh Brian & Sanwidi tentang market base dengan menggunakan minimum *support* 10% menghasilkan sebuah rekomendasi item yang dapat ditawarkan yaitu sirup jika seorang pelanggan membeli gula dan pet food [3]. Hal ini menunjukkan bahwa algoritma apriori dapat digunakan untuk merekomendasikan item produk sebagai strategi penjualan.

Penelitian ini bertujuan menerapkan algoritma apriori pada Distro Deckhood untuk menunjang strategi penjualan. Item-item produk penjualan akan diolah dan dianalisis pada aplikasi yang dikembangkan berbasis algoritma apriori. Luaran aplikasi ini akan merekomendasikan item produk yang ditawarkan berdasarkan asosiasi terhadap item produk lainnya.

2. METODE PENELITIAN

Proses penelitian ini mengikuti tahapan seperti ditunjukkan pada Gambar 1. Identifikasi masalah dilakukan untuk memahami permasalahan penelitian sehingga menjadi petunjuk dalam pengembangan studi lanjutan yang meliputi studi Pustaka, studi literatur dan studi lapang. Studi Pustaka untuk mengkaji penelitian terdahulu yang relevan dengan topik kajian, Studi literatur terkait pendalaman teori terkait data mining dan algoritma apriori dari konsep hingga mekanisme perhitungannya. Studi lapang dimaksudkan untuk mengidentifikasi kebutuhan data dan penggalian data pada obyek penelitian, dalam hal ini adalah system penjualan pada Distro Deckhood. Berdasarkan hasil studi tersebut selanjutnya akan di analisis kebutuhan untuk pengembangan aplikasi yang penerapan algoritma apriori untuk obyek penelitian.



Gambar 1. Tahapan proses penelitian

Data mining merupakan serangkaian proses untuk menggali nilai tambah berupa pengetahuan yang selama ini tidak diketahui secara manual dari suatu kumpulan data [4]. *Data mining*, sering juga disebut sebagai *knowledge discovery in database (KDD)*. KDD adalah kegiatan yang meliputi pengumpulan, pemakaian data, historis untuk menemukan keteraturan, pola atau hubungan dalam set data berukuran besar [5]. *Data mining* adalah kegiatan menemukan pola yang menarik dari data dalam jumlah besar, data dapat disimpan dalam database, data warehouse, atau penyimpanan informasi lainnya. *Data mining* berkaitan dengan bidang ilmu-ilmu lain, seperti *database system*, *data warehousing*, statistik, *machine learning*, *information retrieval*, dan komputasi tingkat tinggi. Salah satu algoritma dalam data mining adalah algoritma Apriori.

Algoritma Apriori adalah salah satu algoritma yang melakukan pencarian frequent itemset dengan menggunakan teknik *association rule*[6]. Algoritma apriori adalah algoritma analisis keranjang pasar yang digunakan untuk menghasilkan aturan asosiasi, dengan pola “if-then”. Algoritma apriori menggunakan pendekatan iteratif yang dikenal dengan level-wise search, dimana k-kelompok produk digunakan untuk mengeksplorasi (k+1)-kelompok produk atau (k+1)-itemset [7]. Algoritma Apriori menggunakan pengetahuan frekuensi atribut yang telah diketahui sebelumnya untuk memproses informasi selanjutnya. Pada algoritma Apriori menentukan kandidat yang mungkin muncul dengan cara memperhatikan minimum *support* dan minimum *confidence*. *Support* adalah nilai pengunjung atau persentase kombinasi sebuah item dalam database. Rumus *support* adalah sebagai berikut :

$$Support(A) = \frac{Jumlah\ transaksi\ mengandung\ A}{Total\ transaksi} \times 100\% \quad (1)$$

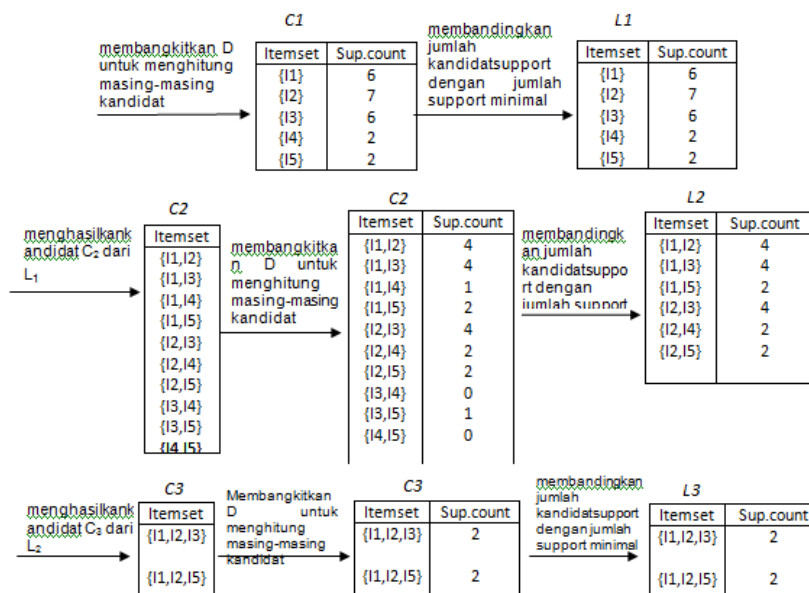
Sedangkan *confidence* adalah nilai kepastian yaitu kuatnya hubungan antar item dalam sebuah Apriori. *Confidence* dapat dicari setelah pola frekuensi munculnya sebuah item ditemukan. Rumus untuk menghitung *confidence* adalah sebagai berikut.

$$Confidence\ P(B|A) = \frac{Support\ A\ dan\ B}{Support\ A} \times 100\% \quad (2)$$

Tahapan yang dilakukan algoritma apriori untuk membangkitkan *large itemset* adalah sebagai berikut [8]:

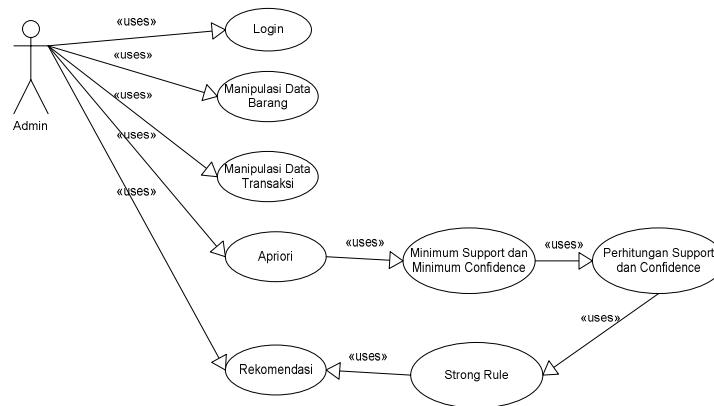
- Menelusuri seluruh *record* di basis data transaksi dan menghitung *support count* dari tiap item. Ini adalah kandidat 1-itemset, C1.
- Large 1-itemset* L1 dibangun dengan menyaring C1 dengan *support count* yang lebih besar sama dengan minimum *support* untuk dimasukkan kedalam L1.
- Untuk membangun L2, algoritma apriori menggunakan proses *join* untuk menghasilkan C2.
- Dari C2, 2-itemset yang memiliki *support count* yang lebih besar sama dengan minimum *support* akan disimpan ke dalam L2.
- Proses ini diulang sampai tidak ada lagi kemungkinan k-itemset.

Contoh tahapan pembangkitan C1, L1, C2, L2, C3, L3 ditunjukkan pada gambar 2 Pembangkitan aturan asosiasi dari *large itemset*.



Gambar 2 Pembangkitan Kandidat Itemset dan Large Itemset Dengan Minimum *support* = 2

Perancangan sistem menggunakan use case diagram. Use case diagram merupakan gambaran skenario dari interaksi antar user dengan sistem [9]. Sebuah use case diagram menggambarkan hubungan antara actor serta kegiatan yang dapat dilakukannya terhadap aplikasi.



Gambar 3 Use Case Sistem

Sistem yang dirancang hanya menggunakan satu jenis user yaitu admin. Admin bertugas untuk melakukan manipulasi data barang yang terdiri dari tambah, edit, dan hapus barang. Adapun penjelasan singkat tahapan pada rancangan perhitungan apriori sebagai berikut :

- a. Admin memasukkan data berupa jumlah transaksi yang akan digunakan, *min confidence*, dan *min support*.
- b. Sistem akan melakukan pengecekan database terlebih dahulu untuk data yang akan digunakan. Hal ini karena data yang digunakan adalah data pada 1 bulan sebelumnya.
- c. Data yang digunakan untuk itemset adalah data barang yang memenuhi *min support* yang diberikan.
- d. Setelah nilai *min support* dipenuhi maka akan dihitung nilai *confidence* untuk tiap kombinasi itemset.
- e. Proses data dilakukan hingga L3, setelah L3 didapatkan, maka hasil rekomendasi yang akan ditampilkan adalah data asosiasi pada L3.

Sistem ini akan menghasilkan rekomendasi berupa peletakan posisi barang terhadap barang yang lainnya berdasarkan hasil dari L3 atau pemberian diskon saat konsumen membeli item berdasarkan hasil dari L3. Ada 3 proses pembentukan asosiasi pada sistem ini, yaitu pembentukan L1, L2, dan L3.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN [Trebuchet MS 11, cetak tebal]

Implementasi hasil rancangan berupa aplikasi berbasis web yang menerapkan algoritma apriori pada kasus penjualan pada Distro Deckhood. Aplikasi yang dibuat mencakup layanan pembelian barang (inventori), pendataan transaksi penjualan (dari transaksi kasir), dan layanan perhitungan algoritma apriori berdasarkan data penjualan. Contoh tampilan halaman perhitungan algoritma apriori ditunjukkan pada Gambar 4.

No	Itemset1	Itemset2	Itemset3	Support	Rumus	Confidence	Rumus
1	0105002	0101002	0104002	5.55556 %	Jumlah Trans[0105002][0101002][0104002] / Total Trans = 8/144 = 5.55556%	72.7273 %	Support[0105002][0101002][0104002] / Support[0105002][0101002] * 100% = 0.0555556/0.0763889 * 100% = 72.7273%

Gambar 4 Tampilan Halaman Perhitungan Apriori Proses L3

Pengujian algoritma apriori dilakukan dengan membandingkan hasil sistem dengan perhitungan manual dengan Microsoft excel. Data yang digunakan dalam pengujian ini merupakan data penjualan distro Deckhood pada tanggal 1 Desember 2022 hingga 22 Desember 2022. Berikut ini merupakan data transaksi yang digunakan.

Tabel 1 Data Transaksi Distro Deckhood Tanggal 1 Desember-22 Desember 2023

No	Tanggal	Kode Transaksi	Total
1	01/12/2022	PJ00001	745000
2	01/12/2022	PJ00002	359000
3	01/12/2022	PJ00003	420000
4	01/12/2022	PJ00004	458000
5	01/12/2022	PJ00005	320000
6	02/12/2022	PJ00006	210000
7	02/12/2022	PJ00007	1617000
8	02/12/2022	PJ00008	2065000
...
...
...
136	22/12/2022	PJ00136	290000
137	22/12/2022	PJ00137	1260000
138	22/12/2022	PJ00138	2255000
139	22/12/2022	PJ00139	300000
140	22/12/2022	PJ00140	270000
141	22/12/2022	PJ00141	180000
142	22/12/2022	PJ00142	850000
143	22/12/2022	PJ00143	935000
144	25/01/2023	PJ00144	390000

Berdasarkan data penjualan diketahui total transaksi pada bulan Desember 2022 sebanyak 144 transaksi dengan jumlah penjualan total sebesar Rp 95.255.000,00. Detail transaksi penjualan disajikan pada tabel berikut ini.

Tabel 2 Detail Transaksi Distro Deckhood Tanggal 1 Desember-22 Desember 2023

No	Tanggal	Kode Transaksi	Kode Barang	Harga	Jumlah
1	01-12-22	PJ00001	0105002	100000	1
2	01-12-22	PJ00001	0101002	100000	1
3	01-12-22	PJ00001	0104002	110000	1
4	01-12-22	PJ00001	0406006	435000	1
5	01-12-22	PJ00002	0206004	260000	1
6	01-12-22	PJ00002	0109001	99000	1
7	01-12-22	PJ00003	0106001	150000	1
8	01-12-22	PJ00003	0410002	170000	1

No	Tanggal	Kode Transaksi	Kode Barang	Harga	Jumlah
...
...
...
331	22-12-22	PJ00141	0305003	100000	1
332	22-12-22	PJ00142	0208003	450000	1
333	22-12-22	PJ00142	0208004	400000	1
334	22-12-22	PJ00143	0110001	500000	1
335	22-12-22	PJ00143	0406006	435000	1
336	22-12-22	PJ00144	0105001	100000	1
337	22-12-22	PJ00144	0105002	100000	1
338	22-12-22	PJ00144	0101002	80000	1
339	22-12-22	PJ00144	0104002	110000	1

Berdasarkan detail penjualan diketahui bahwa jumlah barang yang terjual sebanyak 359 barang dengan 70 jenis barang yang berbeda. Ada tujuh barang yang telah terjual lebih dari 10 kali yaitu 101002 sebanyak 32 kali, 105002 sebanyak 23 kali, 104002 sebanyak 22 kali, 105003 sebanyak 11 kali, 305003 sebanyak 11 kali, 206002 sebanyak 11, dan 106001 sebanyak 10 kali. Proses pertama adalah menentukan C1 terlebih dahulu dengan menghitung jumlah transaksi yang mengandung 1 itemset. Berikut ini hasil dari C1.

Tabel 3 Hasil Perhitungan C1

No	Kode Barang	Jumlah Transaksi	
		Excel	Aplikasi
1	0105001	8	8
2	0105002	23	23
3	0105003	11	11
4	0105004	3	3
5	0105005	0	0
6	0105006	0	0
7	0205001	4	4
8	0205002	4	4
...
...
...
92	0302001	3	3
93	0302002	1	1
94	0302003	0	0
95	0306001	0	0
96	0306002	1	1
97	0306003	1	1
98	0104001	3	3

No	Kode Barang	Jumlah Transaksi	
		Excel	Aplikasi
99	0104002	22	22
100	0104003	2	2

Dari hasil C1 akan dilanjutkan ke L1 untuk menghitung nilai *support* peritem, jika nilai *support* kurang dari minimal *support* yang disetting sebesar 5%, maka item tersebut akan dihapus. Berikut ini merupakan hasil dari perhitungan L1.

Tabel 4 Hasil Perhitungan L1

Nama Barang	Excel		Aplikasi	
	Jumlah Transaksi	<i>Support</i>	Jumlah Transaksi	<i>Support</i>
0105001	8	5,55556	8	5,55556
0105002	23	15,9722	23	15,9722
0105003	11	7,63889	11	7,63889
0205003	9	6,25	9	6,25
0305003	11	7,63889	11	7,63889
0101002	32	22,2222	32	22,2222
0102001	9	6,25	9	6,25
0110001	9	6,25	9	6,25
0106001	10	6,94444	10	6,94444
0206002	11	7,63889	11	7,63889
0206004	8	5,55556	8	5,55556
0104002	22	15,2778	22	15,2778

Data jumlah transaksi peritem dan perhitungan nilai *support* dengan menggunakan excel dan perhitungan dari aplikasi tidak ada perbedaan. Jumlah item yang memenuhi syarat minimum *support* sebanyak 12 item dan item tersebut akan diproses ke C2. Tidak ada perbedaan dalam perhitungan menggunakan excel dan aplikasi untuk proses L1. Jumlah item yang mempunyai nilai *support* lebih besar atau sama dengan minimal *support* ada 12 item. Setelah L1 diketahui, maka akan dilanjutkan dengan pembentukan 2 kombinasi untuk C2 dan perhitungan *support* dan *confidence* di L2. Dari 12 item di L1 didapatkan 55 kombinasi 2 item, dari kombinasi tersebut akan dicari jumlah transaksi yang mengandung dua item lalu dilakukan perhitungan *support* dan *confidence*. Berikut ini hasil perhitungan dari C2 dan L2.

Tabel 5 Hasil Perhitungan L2

Itemset 1	Itemset 2	Excel			Aplikasi		
		Jumlah Transaksi	<i>Support</i>	<i>Confidence</i>	Jumlah Transaksi	<i>Support</i>	<i>Confidence</i>
0105002	0101002	11	7,64%	47,83%	11	7,64%	47,83%
0105002	0104002	19	13.19%	82,61%	19	13.19%	82,61%
0101002	0104002	11	7,64%	34,38%	11	7,64%	34,38%

Berdasarkan hasil L2, dimana dari 55 kombinasi dua item yang masuk dalam proses L2, hanya ada tiga kombinasi yang memenuhi syarat minimum *support* dan minimum *confidence*. Berdasarkan hasil tersebut maka akan dilanjutkan untuk kombinasi item yang memenuhi syarat sehingga kombinasi yang ada yaitu item 0105002, 0101002, dan 0104002. Dari kombinasi itu akan dihitung jumlah transaksi yang mengandung tiga item setelah itu menghitung nilai *support* dan *confidence*.

Tabel 6 Hasil Perhitungan L3

Itemset 1	Itemset 2	Itemset 3	Excel			Aplikasi		
			Jumlah Transaksi	Support	Confidence	Jumlah Transaksi	Support	Confidence
0105002	0101002	0104002	8	5,56%	72,73%	8	5,56%	72,73%

Berdasarkan hasil perhitungan L3, kombinasi item 0105002, 0101002, dan 0104002 memenuhi minimum *support* dan *confidence*. Hasil dari apriori ini dapat dipresentasikan dengan jika pelanggan membeli item 0105002 dan item 0101002 maka kemungkinan sebesar 72,73% akan membeli item 0104002. Dan kemungkinan pelanggan membeli kombinasi tiga item tersebut sebesar 5,56%.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil perhitungan apriori dengan menggunakan dataset sejumlah 339 data yang diambil dari detail penjualan Distro Deckhood pada tanggal 1 Desember 2022 hingga 22 Desember 2022 menghasilkan kombinasi tiga itemset yaitu 0105002, 0101002, dan 0104002. Nilai *support* yang didapatkan sebesar 5,56% yang artinya bahwa kemungkinan pelanggan membeli tiga item secara bersamaan sebesar 5,56% dan nilai *confidence* sebesar 72,73% yang berarti bahwa jika pelanggan membeli item 0105002 dan 0101002 mempunyai kemungkinan sebesar 72,73% membeli item 0104002. Berdasarkan hasil perhitungan, rekomendasi yang diberikan yaitu Peletakan Item, posisi item 0105002, 0101002, dan 0104002 dapat diletakkan berdekatan sehingga kemungkinan pelanggan membeli item-item tersebut semakin besar.

Hasil perhitungan untuk nilai *support* (5,56%) tidak memenuhi syarat standart minimum *support* (30%) sedangkan nilai *confidence* (72,73%) sudah memenuhi standart nilai minimum *confidence*. Hal ini dapat dipengaruhi oleh kurangnya jumlah dataset yang diproses yang berpengaruh terhadap hasil akhir.

6. DAFTAR PUSTAKA

- [1] E. Turban, J. Aronson, and T. Llang, *Decision Support Systems and Intelligent Systems*. 2003.
- [2] E. T. L. Kusrini, "Data Mining Data mining," *Min. Massive Datasets*, no. January 2013, 2005.
- [3] T. Brian and A. Sanwidi, "Implementasi Algoritma Apriori Untuk Market Basket Analysis Berbasis R," *J. ELTIKOM*, vol. 2, no. 1, 2018, doi: 10.31961/eltikom.v2i1.40.
- [4] I. Pramudiono, "Pengantar Data Mining: Menambang Permata Pengetahuan di Gunung Data," *Kuliah Umum Ilmu Komputer.com*, 2003.
- [5] H. Santoso, I. P. Hariyadi, and Prayitno, "Data Mining Analisa Pola Pembelian Produk," *Tek. Inform.*, no. 1, 2016.

- [6] E. erwin, "Analisis Market Basket Dengan Algoritma Apriori Dan FP-Growth," *J. Generic*, vol. 4, no. 2, 2009.
- [7] Y. D. Lestari, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Fp-Tree Dan Fp-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Obat," *Snastikom*, no. Snastikom, 2015.
- [8] J. Han, M. Kamber, and J. Pei, *Data Mining: Concepts and Techniques*. 2012. doi: 10.1016/C2009-0-61819-5.
- [9] M. K. Setiawan, Heru dan Khairuzzaman, "Perancangan Sistem Informasi Manajemen ProyekM : Sistem Informasi Kontraktor," *J. Khatulistiwa Inform.*, vol. V, No 2. D, no. 2, 2017.