

Implementation of Association Rule on Agricultural Commodity Exports in Indonesia Using Apriori Algorithm

Asra Dinul Haq, Dina Fitria*, Dony Permana, Zamahsary Martha

Departemen Statistika, Universitas Negeri Padang, Padang, Indonesia

*Corresponding author: dinafitria@fmipa.unp.ac.id

Submitted : 24 Januari 2025

Revised : 10 Februari 2025

Accepted : 12 Februari 2025

ABSTRACT

Exports of agricultural commodities in Indonesia have the smallest contribution to state revenues and the movement of export values in the last decade has not shown a significant increase compared to other export sectors. This shows that there are weaknesses in the export of agricultural commodities so that an analysis is needed to optimize export results to other countries. These weaknesses can be seen in terms of quality, price, infrastructure and technology. This study uses association rule analysis with the apriori algorithm with the aim of finding out what agricultural commodities are exported simultaneously and the resulting association rules. The apriori algorithm is an algorithm used to find association rules between items in a database by considering two main parameters, namely Support and Confidence. The data used is agricultural commodity export data obtained from the publication of the Central Statistics Agency in Indonesia in 2023. Based on the analysis carried out, there are 32 association rules generated with a minimum Support of 25% and a minimum Confidence of 80%. Then after the Lift Ratio test was carried out, all the rules generated met the Lift Ratio test with a value of more than 1. The association rules produced must have at least 2 to 4 agricultural export commodities in each rule. By knowing the association rules for agricultural commodity exports, it is hoped that export distribution in the agricultural sector can be further optimized for trading abroad so that it can cover existing weaknesses.

Keywords: *Agricultural Commodity Exports, Apriori Algorithm, Association Rule, Confidence, Support.*



This is an open access article under the Creative Commons 4.0 Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in medium, provided the original work is properly cited. ©2022 by author and Universitas Negeri Padang.

I. PENDAHULUAN

Ekspor adalah kegiatan perdagangan yang dilakukan antar bangsa. Dalam arti lain, ekspor merupakan suatu kegiatan perdagangan barang atau jasa dari dalam ke luar negeri. Ekspor sangat berpengaruh terhadap pertumbuhan ekonomi suatu negara. Sebagaimana yang telah dijelaskan dalam Teori Keynesian tentang pendapatan nasional, yang menyatakan bahwa pengeluaran agregat dalam perekonomian akan mempengaruhi output dan pendapatan nasional. Jadi, jika produksi naik, hal ini cenderung akan meningkatkan pendapatan nasional secara keseluruhan (Keynes, 2018). Konsep tersebut juga berkaitan teori Heckscher-Ohlin (Appleyard, Field dan Cobb, 2014), yang menyatakan bahwa suatu negara biasanya mengekspor produk yang memanfaatkan faktor produksi yang tersedia dan dengan biaya yang rendah. Kegiatan ini akan menguntungkan bagi negara tersebut karena akan meningkatkan pendapatan nasional dan mempercepat proses pembangunan dan pertumbuhan ekonomi. Lebih lanjut Salvator (2013), menegaskan bahwa ekspor merupakan salah satu mesin pendorong pertumbuhan ekonomi. Kajian yang dilakukan oleh Salvator menunjukkan bahwa ekspor merupakan salah satu faktor utama bagi negara berkembang untuk dapat meningkatkan pertumbuhan ekonomi.

Di Indonesia jenis ekspor terbagi menjadi dua, yakni ekspor migas dan ekspor nonmigas. Ekspor migas seperti minyak bumi dan gas. Sementara nonmigas seperti hasil-hasil pertanian, perkebunan, kehutanan, peternakan, kerajinan, barang industri, dan mineral hasil tambang. Dilihat dari situasi sekarang, sumber pendapatan dari ekspor nonmigas cenderung lebih stabil dan dapat diprediksi dibandingkan dengan migas yang sangat dipengaruhi oleh perubahan harga minyak dunia. Kemudian dari ekspor nonmigas, pertanian merupakan sektor terlemah karena memberikan kontribusi terkecil terhadap devisa negara dari pada sektor lainnya. Walaupun menyumbang nilai ekspor yang kecil namun sektor pertanian merupakan sektor yang mampu bertahan dalam keadaan krisis. Saat krisis ekonomi terjadi, sektor pertanian masih menjadi salah satu sektor yang diandalkan untuk penciptaan lapangan pekerjaan

Menurut Badan Pusat Statistika (2024), pada tahun 2023 ekspor pertanian hanya menyumbang sekitar 2% dari total nilai ekspor keseluruhan yaitu sekitar US\$4.405,2 juta. Dalam satu dekade terakhir, nilai ekspor

pertanian relatif stabil karena tidak berfluktuasi terlalu jauh dari tahun ke tahun. Hal ini menunjukkan bahwa terdapat kelemahan ekspor pada sektor pertanian di Indonesia. Kelemahan tersebut dapat dilihat dari segi kualitas, harga, infrastruktur maupun teknologi. Sedangkan Indonesia sendiri terkenal dengan sebagian besar penduduknya bekerja sebagai petani. Hal ini merupakan suatu masalah yang harus segera dicari penyelesaiannya.

Untuk meningkatkan nilai ekspor pertanian dan mengatasi kelemahan yang ada, diperlukan analisis yang lebih mendalam tentang pola ekspor pertanian di Indonesia. Salah satu cara yang dapat dilakukan adalah dengan menggunakan teknik Association Rule. *Association Rule* adalah pernyataan "if-then" yang berfungsi untuk menunjukkan kemungkinan hubungan antar item yang menarik dalam sebuah *dataset* (Pramana et al., 2023). Salah satu algoritma *Association Rule* adalah algoritma apriori (Nola Ritha et al., 2021). Algoritma apriori adalah sebuah algoritma yang digunakan untuk menemukan aturan asosiasi antara item-item dalam basis data dengan mempertimbangkan dua parameter utama yaitu *Support* dan *Confidence*. Dengan mengetahui aturan asosiasi antar berbagai komoditas pada sektor pertanian, diharapkan negara dapat merekomendasikan atau mempromosikan ke negara tujuan ekspor komoditas pada sektor pertanian berdasarkan aturan yang dihasilkan. Dengan melakukan hal tersebut, distribusi hasil ekspor pertanian dapat dioptimalkan sehingga berdampak pada peningkatan keuntungan negara.

Penelitian terdahulu dilakukan oleh Abidin et al. (2022), menggunakan Algoritma Apriori untuk menganalisis penjualan suku cadang kendaraan roda dua. Hasil penelitian menunjukkan bahwa semua aturan asosiasi yang diperoleh memenuhi uji Lift Ratio, karena memiliki nilai Lift Ratio yang lebih besar dari 1. Kemudian penelitian yang dilakukan oleh Arwin et al. (2021), menggunakan Algoritma Apriori untuk mempercepat dan mempermudah akses barang di gudang material juga menunjukkan hasil yang sama. Hal ini menandakan bahwa algoritma apriori sangat baik dalam membuat aturan asosiasi. Pada artikel ini akan dibahas mengenai *Association Rule* pada data ekspor komoditas pertanian menggunakan algoritma apriori untuk mengetahui aturan asosiasi yang dihasilkan serta menentukan apakah aturan tersebut valid atau tidak.

II. METODE PENELITIAN

A. Jenis Penelitian dan Sumber Data

Penelitian yang dilakukan adalah penelitian terapan dengan menerapkan *Association Rule* menggunakan algoritma apriori. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder. Data sekunder adalah data yang diperoleh secara tidak langsung atau melalui perantara (diperoleh dan dicatat oleh pihak lain). Pada penelitian ini digunakan data ekspor komoditas pertanian di Indonesia tahun 2023 yang bersumber dari halaman <https://www.bps.go.id/id/publication/2024/03/06/4e89436e3c00d447fd4ff46b/buletin-statistik-perdagangan-luar-negeri-ekspor-menurut-kelompok-komoditi-dan-negara--desember-2023.html>. Data ekspor yang dimaksud adalah ekspor hasil pertanian Indonesia dengan beberapa negara tujuan seperti Jepang, China, Amerika Serikat, Vietnam, Jerman, Arab Saudi, Uni Emirat Arab, dan lain-lain. Data berjumlah 149 objek dengan variabel sebanyak 20.

B. Teknik Analisis Data

Teknik analisis yang digunakan yaitu *Association Rule* dengan algoritma apriori menggunakan bantuan software Python. Tahapan analisis yang dilakukan sebagai berikut.

1. Mengumpulkan data ekspor komoditas pertanian di Indonesia tahun 2023 pada website *bps.go.id*.
2. Melakukan Eksplorasi Data

Eksplorasi data digunakan untuk melihat gambaran umum dari data sebelum melangkah ke analisis *Association Rule*. Eksplorasi yang dilakukan pada data penelitian ini adalah untuk melihat seberapa banyak masing-masing komoditas pertanian muncul pada data ekspor.

3. Mencari Kandidat *Frequent Itemset* (C_k)

Sebelum mencari *Frequent Itemset* (L_k), maka harus dicari dulu kandidatnya. Untuk mencari kandidat *Frequent Itemset* (C_k), ada 2 langkah yang harus dilakukan yaitu sebagai berikut.

- a. Langkah penggabungan (*the joint step*)

Himpunan kandidat k -*Itemset* dihasilkan dengan menggabungkan L_{k-1} dengan dirinya sendiri. Misalkan I_1 dan I_2 adalah *Itemset* pada L_{k-1} . Kemudian lakukan Penggabungan $I_{k-1} \bowtie I_{k-1}$, dimana anggota dari I_{k-1} dapat digabungkan jika item pertamanya ($k-2$) memiliki kesamaan. Artinya anggota I_1 dan I_2 dari L_{k-1} bergabung jika $(I_1[1] = I_2[1]) \wedge (I_1[2] = I_2[2]) \wedge \dots \wedge (I_1[k-2] = I_2[k-2]) \wedge (I_1[k-1] = I_2[k-1])$. Kondisi $I_1[k-1] = I_2[k-1]$ memastikan bahwa tidak ada duplikat yang dihasilkan. Notasi $I_i(j)$ mengacu pada item ke- j dalam I_i (misalnya $I_1[k-2]$ mengacu pada item kedua hingga terakhir dalam I_1).

- b. Langkah pemangkasan (*the prune step*)

Lakukan langkah pemangkasan dengan menggunakan sifat apriori, yaitu setiap $(k-1)$ -*Itemset* yang tidak *Frequent* tidak dapat menjadi subset dari *Frequent k-Itemset*. Oleh karena itu, jika ada $(k-1)$ -subset dari

kandidat k -Itemset yang tidak ada di I_{k-1} , maka kandidat tersebut juga tidak *Frequent* sehingga dapat dikeluarkan dari C_k .

Lakukan iterasi dengan ke dua langkah tersebut untuk menemukan kandidat *Frequent 2-Itemset* sampai dengan kandidat *Frequent k-Itemset*. Dimana k mengacu pada jumlah item yang dikombinasikan. Untuk kandidat *Frequent 1-Itemset* (C_1) setiap item merupakan anggota himpunan kandidat *1-Itemset* (C_1).

4. Mencari *Frequent Itemset* (L_k)

Yang disebut dengan *Frequent Itemset* adalah himpunan item yang memenuhi *minimum Support*. Pada penelitian ini, digunakan *minimum Support* sebesar 25% Untuk itu, semua kandidat *Frequent k-Itemset* dihitung nilai *Support* dengan persamaan (1).

$$Support(I_1 \cap I_2 \cap \dots \cap I_k) = \frac{\sigma(I_1 \cap I_2 \cap \dots \cap I_k)}{N} \quad (1)$$

Nilai *Support* akan berada pada rentang 0 hingga 1. *Support* 0 berarti himpunan item tidak pernah muncul di transaksi dan *Support* 1 berarti himpunan item selalu muncul di transaksi. Kemudian semua kandidat *Frequent k-Itemset* dihitung apakah akan menjadi *Frequent Itemset* atau tidak dengan melihat pemenuhan *minimum Support*.

5. Menghasilkan aturan asosiasi dari *Frequent Itemset*

Setelah *Frequent Itemset* dari transaksi di *database* ditemukan, maka akan mudah untuk menghasilkan aturan asosiasi yang kuat dari transaksi tersebut yaitu sebagai berikut.

a. Untuk setiap *Frequent Itemset* I , buat semua *subset* tak kosong dari I .

b. Untuk setiap himpunan bagian yang tidak kosong dari I yaitu himpunan S , keluarkan aturan

$$s \Rightarrow (1 - s) \quad (2)$$

c. Hasilkan aturan asosiasi yang kuat dengan menghitung setiap aturan dengan persamaan *Confidence*. Persamaan *Confidence* sebagai berikut.

$$Confidence(I_1 \Rightarrow I_2) = \frac{Support(I_1 \cap I_2)}{Support(I_1)} = P(I_1) \quad (3)$$

Pada rumus diatas, I_1 disebut sebagai *antecedent* dan I_2 sebagai *consequent*. Seperti halnya *Support*, nilai *Confidence* juga berada pada rentang 0 hingga 1. Nilai *Confidence* 1 artinya peluang membeli himpunan item pada *consequent* adalah 1. Kemudian nilai *Confidence* yang didapat pada masing-masing aturan bandingkan dengan *minimum confidence*. Jika $\geq$ *minimum confidence* maka aturan asosiasi tersebut tergolong aturan yang kuat. Pada penelitian ini digunakan *minimum confidence* sebesar 80%.

6. Evaluasi Aturan Asosiasi

Aturan asosiasi yang telah ditetapkan tersebut bisa dievaluasi dengan *Lift Ratio* dengan persamaan (4) untuk mendapatkan aturan-aturan yang valid

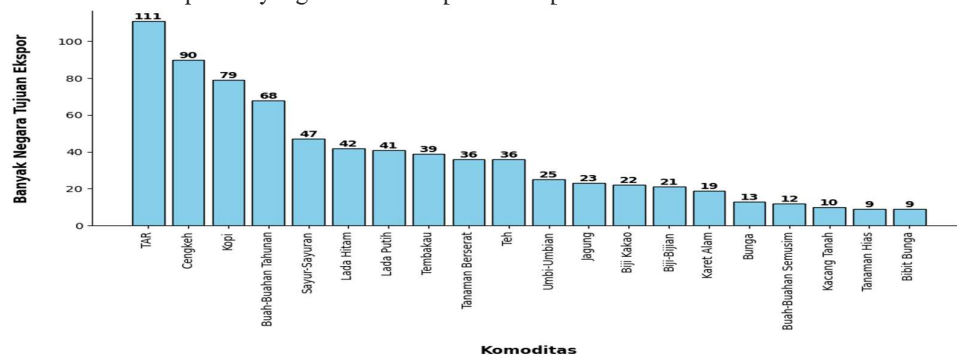
$$Lift Ratio(X \Rightarrow Y) = \frac{Support(X \cap Y)}{Support(X) \times Support(Y)} \quad (4)$$

Nilai *lift Ratio* mendekati 1 menandakan bahwa X dan Y hampir selalu muncul bersama sesuai harapan Nilai *lift Ratio* lebih dari 1 artinya X dan Y muncul bersamaan lebih dari harapan. Nilai *lift Ratio* kurang dari 1 artinya X dan Y muncul bersamaan kurang dari harapan. Semakin besar nilai *lift Ratio* menandakan hubungan yang semakin kuat antara *antecedent* dan *consequent*.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Eksplorasi Data

Eksplorasi data digunakan untuk melihat gambaran umum dari data sebelum melangkah ke analisis *Association Rule*. Berikut eksplorasi yang dilakukan dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Banyak Negara Tujuan Komoditas Ekspor Pertanian

Gambar 1 merupakan banyak negara tujuan komoditas ekspor pertanian. Eksplorasi ini dilakukan untuk melihat seberapa banyak masing-masing komoditas pertanian muncul pada data ekspor. Pada Gambar 1

menunjukkan bahwa komoditas Tanaman Obat, Aromatik, dan Rempah-Rempah memiliki jumlah transaksi ekspor terbanyak. Hal ini mengindikasikan bahwa minat negara lain terhadap komoditas tersebut sangat tinggi. Indonesia memang telah lama dikenal sebagai salah satu negara penghasil rempah-rempah terkemuka. Di sisi lain, Tanaman Hias dan Bibit Bunga memiliki jumlah transaksi ekspor terendah. Hal ini terjadi karena komoditas Tanaman Hias dan Bibit Bunga tidak memiliki keunikan sebagai komoditas ekspor pertanian di Indonesia. Selain itu, minat masyarakat terhadap komoditas ini juga relatif rendah sehingga mengakibatkan jumlah transaksi ekspor yang rendah pula. Selanjutnya jumlah negara yang melakukan transaksi pada masing-masing komoditas ekspor pertanian relatif stabil dengan rata-rata sekitar 38 negara yang melakukan transaksi ekspor pada komoditas pertanian.

B. Analisis Association Rule

Dalam analisis *Association Rule* terdapat beberapa langkah yang harus dilakukan yaitu sebagai berikut.

1. Menemukan *Frequent Itemset* (L_k)

Dalam menemukan *Frequent Itemset* (L_k), ada beberapa iterasi yang perlu dilakukan yaitu dengan mencari *Frequent 1-Itemset* sampai dengan kandidat *Frequent k-Itemset*. Dimana k mengacu pada jumlah item yang dikombinasikan. Kemudian sebelum mencari *frequent Itemset*, harus dicari terlebih dahulu kandidat *Frequent Itemset* (C_k). Berikut adalah *Frequent k-Itemset* yang dihasilkan.

a. *Frequent 1-Itemset* (L_1)

Pada tahapan pertama, setiap item merupakan anggota himpunan kandidat *1-Itemset* (C_1). Item tersebut adalah komoditas ekspor pertanian yang berjumlah 20. Himpunan *Frequent 1-Itemset* (L_1) dapat ditentukan dengan cara mendapatkan kandidat *1-Itemset* (C_1) yang memenuhi *minimum Support* yaitu sebesar 25%, seperti yang terlihat pada Tabel 1.

Tabel 1. *Frequent 1-Itemset* (L_1)

No	Itemset	Support	No	Itemset	Support
1	TAR	74%	5	Sayur-Sayuran	31%
2	Cengkeh	60%	6	Lada Hitam	28%
3	Kopi	53%	7	Lada putih	27%
4	Buah-Buahan Tahunan	45%	8	Tembakau	26%

Pada Tabel 1 terlihat bahwa *Frequent 1-Itemset* (L_1), hanya terdiri dari 8 *Itemset* dari 20 kandidat yang dipilih. Dimana *Frequent 1-Itemset* (L_1) yang lebih dari jumlah *minimum Support* memiliki nilai frekuensi diatas 38.

b. *Frequent 2-Itemset* (L_2)

Dalam menentukan *Frequent 2-Itemset* (L_2), algoritma menggunakan penggabungan $L_1 \bowtie L_1$ untuk menghasilkan himpunan kandidat *2-Itemset* (C_2). C_2 terdiri dari $\binom{8}{2} = 28$ kandidat *2-Itemset*. Dimana angka 8 merupakan banyak item pada L_1 . Himpunan *Frequent 2-Itemset* (L_2), kemudian dapat ditentukan dengan mendapatkan kandidat *2-Itemset* (C_2) yang memenuhi *minimum Support*, seperti yang terlihat pada Tabel 2.

Tabel 2. *Frequent 2-Itemset* (L_2)

No	Itemset	Support	No	Itemset	Support
1	TAR, Cengkeh	55%	8	Cengkeh, Buah-Buahan Tahunan	36%
2	TAR, Kopi	46%	9	Cengkeh, Sayur-Sayuran	26%
3	TAR, Buah-Buahan Tahunan	40%	10	Cengkeh, Lada Hitam	27%
4	TAR, Sayur-Sayuran	28%	11	Cengkeh, Lada Putih	27%
5	TAR, Lada Hitam	27%	12	Kopi, Buah-Buahan Tahunan	34%
6	TAR, Lada Putih	27%	13	Buah-Buahan Tahunan, Sayur-Sayuran	26%
7	Cengkeh, Kopi	39%			

Pada Tabel 2 dapat diketahui bahwa *Frequent 2-Itemset* (L_2), hanya terdiri dari 13 *Itemset* dari 28 kandidat yang dipilih. Dimana *Frequent 2-Itemset* (L_2) yang lebih dari jumlah *minimum Support* memiliki nilai frekuensi diatas 38.

c. *Frequent 3-Itemset* (L_3)

Dalam menentukan *Frequent 3-Itemset* (L_3), algoritma menggunakan penggabungan $L_2 \bowtie L_2$ untuk menghasilkan himpunan kandidat *3-Itemset* (C_3). C_3 terdiri dari $\binom{7}{3} = 35$ kandidat *3-Itemset*. Dimana angka 7 merupakan banyak item pada L_2 . Himpunan *Frequent 3-Itemset* (L_3), kemudian dapat ditentukan dengan mendapatkan kandidat *3-Itemset* (C_3) yang memenuhi sifat apriori dan *minimum Support*, seperti yang terlihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Frequent 3-Itemset (L_3)

No	Itemset	Support	No	Itemset	Support
1	TAR, Cengkeh, Kopi	38%	5	TAR, Cengkeh, Lada Putih	27%
2	TAR, Cengkeh, Buah-Buahan Tahunan	35%	6	TAR, Kopi, Buah-Buahan Tahunan	32%
3	TAR, Cengkeh, Sayur-Sayuran	26%	7	TAR, Buah-Buahan Tahunan, Sayur-Sayuran	25%
4	TAR, Cengkeh, Lada Hitam	27%	8	Cengkeh, Kopi, Buah-Buahan Tahunan	28%

Pada Tabel 3 dapat diketahui bahwa *Frequent 3-Itemset* (L_3), terdiri dari 8 *Itemset* dari 9 kandidat yang dipilih. Dikarenakan *Itemset* Cengkeh, Kemudian dapat juga dilihat bahwa *Frequent 2-Itemset* (L_3) yang lebih dari jumlah *minimum Support* memiliki nilai *Count* diatas 38.

d. *Frequent 4-Itemset* (L_4)

Dalam menentukan *Frequent 4-Itemset* (L_4), algoritma menggunakan penggabungan $L_3 \bowtie L_3$ untuk menghasilkan himpunan kandidat 3-*Itemset* (C_3). C_3 terdiri dari $\binom{7}{4} = 35$ kandidat 2-*Itemset*. Dimana angka 7 merupakan banyak item pada L_2 . Himpunan *Frequent 4-Itemset* (L_4), kemudian dapat ditentukan dengan mendapatkan kandidat 4-*Itemset* (C_4) yang memenuhi sifat apriori dan *minimum Support*, seperti yang terlihat pada Tabel 4.

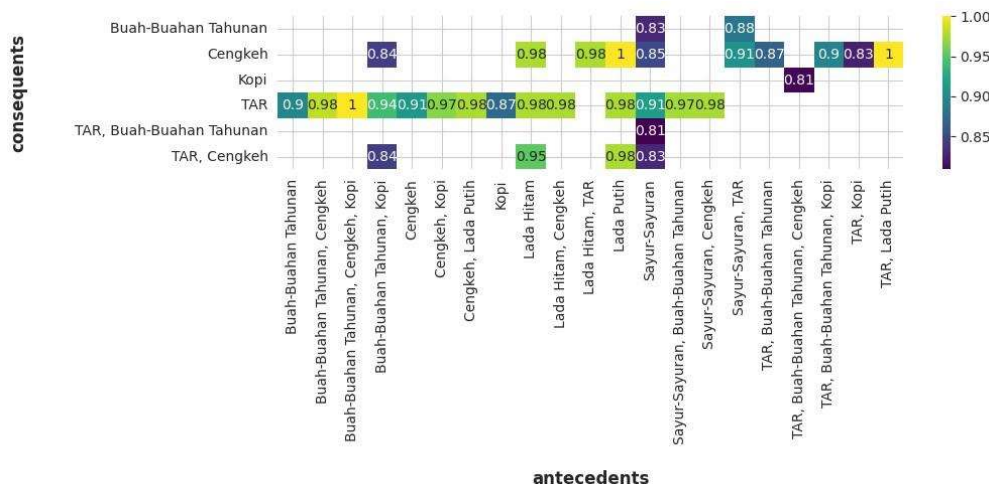
Tabel 4. Frequent 4-Itemset (L_4)

No	Itemset	Support
1	TAR, Cengkeh, Kopi, Buah-Buahan Tahunan	28%

Pada Tabel 4 dapat diketahui bahwa *Itemset* TAR, Cengkeh, Kopi, Buah-Buahan Tahunan merupakan *Frequent 4-Itemset* (L_4) karena memiliki nilai *Support* 28% yang lebih besar dari jumlah *minimum Support*. Langkah selanjutnya algoritma menggunakan penggabungan $L_4 \bowtie L_4$ untuk menghasilkan himpunan kandidat yang terdiri dari 5-*Itemset* (C_5). Karena L_4 hanya terdiri dari 4 item, maka penggabungan tidak dapat dilakukan. Jadi, $C_5 = \emptyset$. Kemudian algoritma berakhir setelah menemukan semua *Frequent Itemset*.

2. Menghasilkan *Association Rule* dari *frequent itemset*

Setelah *Frequent Itemset* dari data ditemukan, maka akan mudah untuk menghasilkan aturan asosiasi yang kuat dari transaksi tersebut (dimana aturan asosiasi yang kuat memenuhi *minimum Support* dan *minimum Confidence*). Kemudian untuk himpunan *Frequent Itemset* pada Tabel 1, 2, 3, dan 4 dikeluarkan aturan sesuai pada persamaan (2). Selanjutnya hitung nilai *Confidence* masing-masing aturan tersebut menggunakan persamaan (3). Aturan Asosiasi yang dipilih adalah aturan yang memenuhi *minimum Confidence* yaitu sebesar 80%, seperti yang terlihat pada Gambar 2.



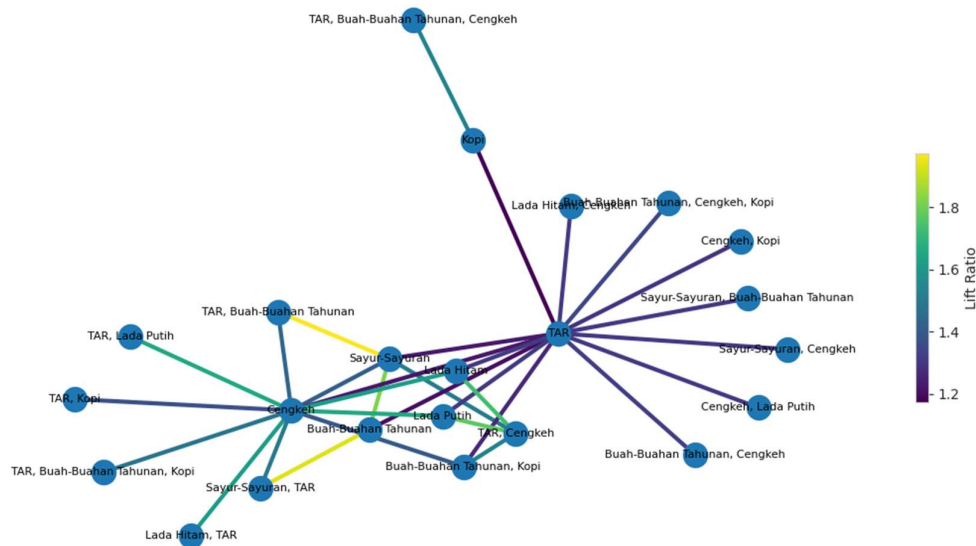
Gambar 2. Aturan Asosiasi Beserta Nilai Confidence

Gambar 2 merupakan aturan asosiasi yang dihasilkan yaitu sebanyak 32 aturan beserta nilai *Confidence* nya. Dari Gambar 2 dapat dilihat bahwa *consequent* hanya terdiri dari 6 himpunan item, yaitu buah-buahan tahunan; cengkeh; kopi; TAR; TAR, buah-buahan tahunan dan TAR, cengkeh. Sedangkan untuk *antecedent* ada cukup banyak himpunan item dalam aturan asosiasi. Hal tersebut menunjukkan bahwa ke enam himpunan item tersebut

cukup sering diekspor secara bersamaan dengan himpunan item yang lainnya. Kemudian terdapat 3 aturan dimana nilai *Confidence* nya bernilai 1 yang menunjukkan bahwa aturan asosiasi tersebut pasti sehingga tidak ada pengecualian atau kesalahan.

3. Pengujian *Lift Ratio*

Pengujian *Lift Ratio* dilakukan untuk melihat seberapa kuat hubungan antara *antecedent* dan *consequent* muncul secara bersamaan dalam aturan asosiasi. Dimana Nilai *Lift Ratio* mendekati 1 menandakan bahwa *antecedent* dan *consequent* hampir selalu muncul bersama sesuai harapan. Nilai *Lift Ratio* lebih dari 1 artinya *antecedent* dan *consequent* muncul bersamaan lebih dari harapan. Nilai *Lift Ratio* kurang dari 1 artinya *antecedent* dan *consequent* muncul bersamaan kurang dari harapan. Semakin besar nilai *Lift Ratio* menandakan hubungan yang semakin kuat antara *antecedent* dan *consequent*. Pada penelitian ini setelah aturan asosiasi didapatkan, maka perlu dilakukan pengujian *Lift Ratio* untuk menentukan apakah aturan yang diperoleh signifikan menggunakan persamaan (3) dengan hasil ditampilkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Aturan Asosiasi Beserta Nilai *Lift Ratio*

Pada Gambar 3 dapat diketahui bahwa bulatan besar yang berwarna biru mewakili *Frequent Itemset*. Dimana bulatan yang dipusat adalah *consequent* dan bulatan yang dicabang adalah *antecedent*. Kemudian untuk garis itu mewakili nilai *Lift Ratio*, Dimana semakin kuning atau semakin cerah warnanya berarti nilai *Lift Ratio*nya semakin tinggi. Garis tersebut adalah sebagai penghubung *antecedent* dan *consequent* yang membentuk aturan asosiasi. Selanjutnya dari gambar juga dapat dilihat bahwa ada 2 bulatan di pusat yang memiliki banyak cabang yaitu TAR dan Cengkeh. Hal tersebut menandakan bahwa ke dua komoditas tersebut sangat sering digunakan pada aturan asosiasi. Dengan mengetahui hal itu, sebaiknya ke dua komoditas tersebut diberi perlakuan khusus oleh pemerintah maupun oleh petani sehingga dapat meraih keuntungan yang lebih besar. Dari hasil pengujian *Lift Ratio* diperoleh kesimpulan bahwa semua aturan asosiasi yang diperoleh adalah signifikan. Hal itu dapat dilihat dari nilai *Lift Ratio*nya yang lebih dari 1. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa penelitian ini memiliki aturan asosiasi sebanyak 32 aturan.

IV. KESIMPULAN

Hasil analisis *Association Rule* pada data ekspor komoditas pertanian dengan menggunakan algoritma apriori untuk menghasilkan aturan asosiasi. Dengan menggunakan *minimum Support* sebesar 25% dan *minimum Confidence* sebesar 80% terdapat 32 aturan asosiasi yang dihasilkan. Kemudian ke 32 aturan tersebut juga telah memenuhi uji *Lift Ratio* sehingga dapat disimpulkan bahwa ke 32 aturan tersebut merupakan aturan yang valid. Dengan mengetahui aturan asosiasi dari ekspor komoditas pertanian, diharapkan distribusi ekspor pada sektor pertanian dapat lebih dioptimalkan untuk diperdagangkan ke luar negeri. Pengoptimalan yang dilakukan dapat berupa mengidentifikasi peluang pasar baru dan meningkatkan promosi.

DAFTAR PUSTAKA

- Abidin, Z., Kharisma Amartya, A., & Nurdin, A. (2022). Penerapan Algoritma Apriori Pada Penjualan Suku Cadang Kendaraan Roda Dua (Studi Kasus: Toko Prima Motor Sidomulyo). In *Jl. Gayungan PTT* (Vol. 16, Issue 2). <https://ejurnal.teknokrat.ac.id/index.php/teknoinfo/index>.
- Appleyard, D. R. ., & Field, A. J. . (2014). *International economics*. McGraw-Hill Companies.
- Arwin Datumaya Wahyudi Sumari, Zidane, M. Z., & Triswidrananta, O. D. (2021). Penerapan Algoritma Apriori Untuk Mempercepat dan Mempermudah Akses Barang di Gudang Material. *Jurnal Informatika Polinema*, 7(2), 21–28. <https://doi.org/10.33795/jip.v7i2.491>
- Badan Pusat Statistik. (2023). Buletin Statistik Perdagangan Luar Negeri Ekspor Menurut Kelompok Komoditas dan Negara.
- Badan Pusat Statistik. (2024). Ringkasan Nilai Ekspor Bulanan Indonesia Menurut Sektor Migas dan Nonmigas.
- Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2011). *Data Mining. Concepts and Techniques, 3rd Edition (The Morgan Kaufmann Series in Data Management Systems)*.
- Keynes, J. M. (2018). *The General Theory Of Employment Interest And Money*. Cambridge: Palgrave Macmillan.
- Nola Ritha, Suswaini, E., & Pebriadi, W. (2021). Penerapan Association Rule Menggunakan Algoritma Apriori Pada Poliklinik Penyakit Dalam (Studi Kasus: Rumah Sakit Umum Daerah Bintan). *Jurnal Sains Dan Informatika*, 7(2), 222–230. <https://doi.org/10.34128/jsi.v7i2.329>.
- Pramana,S, B. Y. (2023). *Data Mining Dengan R : Konsep Dan Implementasi*.
- Salvatore, D. (2013). *International Economics*. George Hoffman.