

Penggunaan Sistem Partisi untuk Memperbaiki Kinerja Algoritma Apriori dalam Mempercepat Proses Pencarian Frekuensi Itemset

Using a Partition System to Improve the Performance of the Apriori Algorithm in Speeding up Itemset Frequency Search Process

¹Moch. Syahrir*, ²Rifqi Hammad, ³Kurniadin Abd. Latif, ⁴Melati Rosanensi

^{1,2,3,4}Rekayasa Perangkat Lunak, Fakultas Teknik, Universitas Bumigora

Jalan Ismail Marzuki No.22, Cilinaya, Kota Mataram,

Nusa Tenggara Barat - Indonesia

*e-mail: muhammadsyahriralfath@gmail.com

(received: 6 November 2023, revised: 9 November 2023, accepted: 11 November 2023)

Abstrak

Algoritma apriori menggunakan minimum support dan minimum confidence untuk menentukan aturan itemset yang sesuai untuk pengambilan keputusan. Masalah yang dihadapi dalam penelitian ini adalah bagaimana memperbaiki kinerja algoritma apriori dalam proses pencarian frekuensi itemset menggunakan teknik data partisi, serta mampu menghasilkan rules yang optimal dan konsisten. Mengatasi masalah tersebut penulis mengimplementasikan metode apriori dan sistem partisi dalam meningkatkan kinerja algoritma apriori untuk proses pencarian frekuensi itemset dengan mengambil data public berupa data transaksi supermarket. Pada penelitian ini dilakukan pengujian kinerja algoritma apriori dengan sistem partisi maupun tanpa sistem partisi. Data yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari 350 data transaksi yang dari 1784 record dengan pola 4-itemset, nilai minimum support 20% dan minimum confidence 0.5 dengan standart rules terbaik penentuan minimum confidence 0.8. Berdasarkan penelitian ini yang dilakukan, hasil penelitian yang didapatkan adalah didapatkan bahwa Untuk perbandingan waktu dan penggunaan memori algoritma apriori dengan sistem partisi jauh lebih cepat, daripada algoritma apriori tanpa sistem partisi, sementara penggunaan memori relatif lebih sedikit untuk algoritma apriori dengan sistem dari pada algoritma apriori tanpa sistem partisi.

Kata kunci: Apriori, Aturan Asosiasi, Data Partitioning, Support, Confidence

Abstract

The apriori algorithm uses minimum support and minimum confidence to determine appropriate itemset rules for decision making. The problem faced in this research is how to improve the performance of the a priori algorithm in the process of searching for itemset frequencies using data partition techniques, and be able to produce optimal and consistent rules. To overcome this problem, the author implemented the a priori method and partition system to improve the performance of the a priori algorithm for the itemset frequency search process by taking public data in the form of supermarket transaction data. In this research, the performance of the a priori algorithm was tested with and without a partition system. The data used in this research consists of 350 transaction data from 1784 records with a 4-itemset pattern, minimum support value of 20% and minimum confidence of 0.5 with the best standard rules for determining minimum confidence of 0.8. Based on this research carried out, the research results obtained are that for comparison of time and memory usage the apriori algorithm with a partition system is much faster than the apriori algorithm without a partition system, while memory usage is relatively less for the apriori algorithm with the system than the apriori algorithm without a partition system.

Keywords: Apriori, Association Rules, Data Partition, Support, Confidence.

1 Pendahuluan

Algoritma apriori dikenal sebagai salah satu algoritma untuk metode asosiasi. Apriori menggunakan pendekatan iteratif dimana k-itemset digunakan untuk mengeksplorasi (k+1)-itemset berikutnya. Prinsip metode apriori adalah jika suatu itemset sering muncul (frequent), maka semua subset dari itemset tersebut juga harus sering muncul dalam suatu dataset [1]. Pada algoritma ini calon (k+1)-itemset dihasilkan oleh penggabungan dua itemset pada domain atau ukuran k. Calon (k+1)-itemset yang mengandung frekuensi subset yang jarang muncul atau dibawah threshold akan dipangkas dan tidak dipakai dalam menentukan aturan asosiasi [2], [3]. Sesuai dengan aturan asosiasi, algoritma apriori juga menggunakan minimum support dan minimum confidence untuk menentukan aturan itemset, mana yang sesuai untuk digunakan dalam pengambilan keputusan dan menetapkan kebijakan [4]. Dalam setiap supermarket pasti mempunyai transaksi penjualan berdasarkan dari pembelian barang oleh konsumen [5], transaksi tersebut menjadi bukti pembelian item barang apa saja yang di beli oleh konsumen dan jumlah barang yang di beli serta harga barang serta subtotal dari semua harga barang, dari data transaksi supermarket ini dapat dijadikan bahan perhitungan dan pengujian algoritma apriori dengan sistem partisi maupun algoritma apriori tanpa sistem partisi sehingga pada penelitian ini penulis bisa membahas pencarian frekuensi itemset, dan pada akhirnya akan membandingkan hasil waktu scan dari algoritma apriori dengan sistem partisi dengan algoritma apriori tanpa sistem partisi serta rules pengeluaran yang di hasilkan, data transaksi yang di gunakan sebanyak 350. dengan minimum support 20% dan minimum confidence 50%. Serta penentuan rules terbaik menggunakan minimum confidence 80%.

Pada penelitian sebelumnya di lakukan oleh [6] berdasarkan integrasi pendekatan metode custom hashing dan sistem partisi mempercepat proses pencarian frekuensi item-set pada algoritma apriori. Algoritma untuk association rules sangat banyak diantaranya apriori, eclat, fp-growth, mafia dan lain-lain. Akan tetapi algoritma yang paling umum di kembangkan sebagai dasar pengembangan dan baseline method adalah apriori, sebagaimana yang telah di utarakan oleh para peneliti bahwa masalah yang paling umum pada apriori adalah scan dataset secara berulang-ulang untuk mendapatkan frekuensi itemset dengan kombinasi-kombinasi item tertentu, sehingga akan banyak memakan waktu dan memori komputer yang sangat besar untuk scan dataset, di sisi lain penelitian[6] menggunakan dua teknik yakni metode hashing dan sistem partisi mengakibatkan penerapan lebih rumit. Dalam penelitian ini penulis ingin mengembang penelitian dari [7] dimana penelitian tersebut adalah cikal bakal algoritma apriori. Perbedaan antara penelitian penulis dengan penelitian sebelumnya yaitu penulis hanya memperbaiki kinerja algoritma apriori dalam proses pencarian frekuensi itemset menggunakan sistem partisi. Sedangkan perbandingannya dengan algoritam apriori tanpa menggunakan sistem partisi, dan juga ingin menyederhakan penelitian sebelumnya di lakukan oleh[6].

Adapun penerapan algoritma apriori untuk mencari pola penjualan di coffe shop[8], analisis market basket dengan algoritma apriori penelitian [9] [10] , implementasi algoritma apriroi terhadap data penjualan barang retail[11] [12][13] [14], implementasi data mining untuk menentukan trend cetakan sablon[15] semua penelitian-penelitian ini membahas bagaimana menemukan pola aturan asosiasi untuk rujukan dana mengambil keputusan dan kebijakan mengembangkan usaha ataupun instansi agar lebih terarah dan tepat sasaran dalam penjualan dan terlihat kinerja dalam instansi. Akan tetapi dari penelitian-penelitian tersebut lebih kepeada implementasi algoritma apriori yang di kembangkan oleh [7] bukan memperbaiki kinerja algoritma apriori. Sedangkan perbandingannya dari penelitian ini adalah algoritma apriori itu sendiri bukan data yang di kumpulkan dengan studi kasus-kasus pada contoh: CV.XX1, CV.XX2, CV.XX3 atau sekolah A, sekolah B, sekolah C, focus penelitian ini adalah memodifikasi algoritma apriori agar memiliki kinerja yang lebih baik dalam hal mencari algoritma item-set sementara data yang di gunakan data public karena penelitian ini data-set yang digunakan bebas bisa data private maupun public penggunaan dataset public sendiri supaya dikemudian hari algoritma yang dikembangkan dalam penelitian ini bisa diuji oleh penelitian lain dengan menggunakan dataset yang sama.

Algoritma Apriori diproses secara iteratif, pertama mengenali frequent itemset dengan satu item. Dalam tiap subsequent iteration, frequent itemset yang dikenali dalam literasi sebelumnya dikembangkan dengan item lainnya untuk membangkitkan kandidat itemset yang lebih besar. Dengan hanya mempertimbangkan hanya itemset yang diperoleh melalui perluasan frequent itemset, kita dapat mengurangi jumlah kandidat frequent itemset; optimasi ini penting untuk eksekusi yang efisien.

Sifat priori menjamin bahwa optimasi ini benar; yang berarti kita tidak kehilangan frequent itemset. Pencarian tunggal dari semua transaksi cukup untuk menentukan kandidat itemset yang dihasilkan dalam satu iterasi merupakan frequent itemset, algoritma berakhir jika tidak ada frequent itemset yang dikenali dalam satu literasi. Teknik data partisi adalah proses membagi dataset kedalam blok-blok dataset yang lebih kecil, sehingga proses scanning dalam pencarian frekuensi itemset bisa lebih cepat, sementara untuk mendapatkan konsistensi nilai support, confidence, dan lift ratio hasil pencarian frekuensi itemsetnya di gabungkan kembali. Dalam memperbaiki kinerja algoritma apriori untuk proses pencarian frekuensi itemset dengan menggunakan teknik data partisi, dengan teknik seperti proses scan dataset bisa lebih cepat karena dataset di partisi ke bentuk dataset-dataset kecil sementara untuk konsistensi rules yang dihasilkan tetap konsisten dan optimal, hasil pencarian frekuensi itemset di gabungkan kembali, lalu terakhir dilakukan perhitungan support, confidence, dan lift ratio.

2 Tinjauan Literatur

Tinjauan Literatur merupakan penjelasan mengenai teori, temuan, dan sumber-sumber penelitian lain yang diambil dari referensi untuk menjadi dasar dalam melakukan penelitian.

2.1 Data Mining

Data mining adalah disiplin ilmu yang mempelajari metode untuk mengekstrak pengetahuan atau menemukan pola dari suatu data yang besar [16][17].

Tahap-tahap data mining :

1. Seleksi Data.

Data yang akan digunakan akan melalui tahap seleksi. Hanya data yang telah sesuai untuk analisis yang akan digunakan sebagai dataset [18].

2. Preprocessing Data.

Data yang sudah di pilih di lakukan pembersihan data, dan integrasi data untuk menggabungkan beberapa data ke dalam dataset baru [19].

3. Transformasi Data.

Data di ubah dan di gabungkan ke dalam format yang sesuai untuk proses dalam data mining [20].

2.2 Algoritma Apriori

Algoritma apriori adalah salah satu algoritma association rules dengan teknik pengambilan data menggunakan pendekatan aturan asosiatif untuk menentukan hubungan asosiasi suatu kombinasi itemset [21]. Penting tidaknya suatu aturan asosiatif dapat diketahui dengan dua parameter yaitu support dan confidence [22]. Support (nilai penunjang) adalah persentase kombinasi item tersebut dalam dataset [23]. Confidence (nilai kepastian) adalah kuatnya hubungan antar-item dalam aturan asosiasi [24]. Sebuah aturan asosiasi dikatakan interesting jika nilai support adalah lebih besar dari minimum support dan juga nilai confidence adalah lebih besar dari minimum confidence. Sementara untuk menguji nilai kevalidan hubungan antar item menggunakan liftrasio.

Formulasupport:

$$Support(A, B) = \frac{JumlahTransaksiADanB}{\Sigma Transaksi} \times 100\% \quad (1)$$

Formula Confidence:

$$Confidence(A, B) = \frac{JumlahTransaksiADanB}{\Sigma TransaksiA} \times 100\% \quad (2)$$

Formula LiftRasio:

$$Liftrasio = \frac{Support(A,B)}{SupportA \times SupportB} \quad (3)$$

2.3 Data Partisi

Permasalahan umum yang terdapat dalam data mining adalah banyaknya atribut sehingga kita bisa mengenal seleksi fitur dan ekstraksi fitur, akan tetapi dalam asosiasi melakukan hal ini sangat beresiko sebab item-item dari dataset akan menjadi atribut dataset yang akan diolah dan akan dilakukan pencarian frekuensi kemunculannya dalam sebuah tabel transaksi, item akan mejadi atribut yang saling berkorelasi antara satu dengan yang lainnya, apabila fitur kita kurangi dan kita ekstraksi tentu rules yang di hasilkan dari proses tersebut tidak optimal. Sehingga teknik yang bisa digunakan adalah terknik partisi. Sistem partisi bertujuan untuk membagi atribut-atribut tersebut dan di

kelompokan untuk mempercepat proses scan dataset tanpa memangkas pembentukan rules serta tetap mempertahankan rules yang konsisten dan optimal[6].

3 Metode Penelitian

Bagian ini berisi mengenai tahapan-tahapan metode penelitian serta sumber data yang digunakan. Tahapan ini juga digunakan untuk menjelaskan tentang solusi yang diutarakan pada permasalahan penelitian dan untuk mencapai tujuan dari penelitian.

3.1 Sumber Data

Sumber data yang di peroleh adalah data public yang di download pada link (<https://www.kaggle.com/alanhevnoraak/dataset-dummy-transaksi-belanja-supermarket>). Total record data lebih kurang 1784 record, sementara total item data terdiri dari 9 item, dan data ini terdiri dari 350 transaksi. Data yang di ambil adalah data proses transaksi belanja pada supermarket. Sebelum data digunakan data dilakukan preprosesing, model preprosesing dilakukan dengan membentuk tabel binari binominal serta partisi dataset.

3.2 Metodologi Penelitian

Algoritma yang digunakan dalam penelitian ini adalah algoritma apriori, algoritma apriori sendiri adalah bagian dari algoritma-algoritma association rules. Kelemahan algoritma apriori adalah pada saat scan dataset dalam proses pencarian frekuensi itemset lamban serta banyak menggunakan memori ataupun processor, akan tetapi kelebihanannya mampu menghasilkan rules yang optimal[6]. Oleh sebab itu dalam penelitian ini penulis menggunakan sistem partisi untuk memperbaiki kinerja algoritma apriori dalam proses pencarian frekuensi. Sistem partisi digunakan untuk membagi dataset ke dalam bentuk yang lebih kecil, yang mana hal tersebut mampu mempercepat proses pencarian frekuensi itemset. Adapun tahapan-tahapan dalam penelitian adalah pengumpulan data serta proses preprosesing, proses asosiasi atau proses scan dataset dengan algoritma apriori tradisional, proses scan dataset dengan algoritma apriori + sistem partisi serta dibuatkan grafik perbandingan supaya mudah di baca dan di pahami.

Tahap pertama yang dilakukan yaitu mengumpulkan data. Data yang di peroleh sebanyak 1784 record serta terdiri dari 9 item, akan tetapi dataset di bagi menjadi 6 partisi yang masing-masing terdiri dari 50 record. Tujuannya untuk mempermudah proses-proses selanjutnya. Sumber data yang diperoleh adalah data public dari (<https://www.kaggle.com/alanhevnoraak/dataset-dummy-transaksi-belanja-supermarket>). Sebelum masuk tahap kedua data dilakukan preprosesing terlebih dahulu, model preprosesing dilakukan dengan membentuk tabel binari binominal.

Tahap kedua di lakukan proses asosiasi menggunakan algoritma apriori tradisional dengan menggunakan data yang telah di preprocessing sebelumnya serta menentukan threshold frekuensi minimum support bertujuan sebagai pruning agar hasil scan tidak melebar tanpa ada pemangkas bagi korelasi yang di anggap di bawah threshold minimum support. Serta melakukan perhitungan support dan confidence. Untuk proses yang di lakukan beberapa tahap dengan variasi threshold yang berbeda-beda. Sementara proses yang di lakukan sebanyak 4 iterasi itemset.

Tahap ketiga di lakukan proses scan menggunakan algoritma apriori + sistem partisi dengan menggunakan data dan menentukan threshold yang sama dengan tahapan sebelumnya. Dengan begitu kita dengan mudah dapat membandingkan hasil support dan confidence antara kedua algoritma tersebut serta menghitung perbedaan waktu yang di butuhkan dalam hal menscan dataset.

Tahap keempat di lakukan proses scan menggunakan algoritma apriori + sistem partisi dengan data dan threshold yang sama seperti tahap-tahap sebelumnya. Sehingga kita bisa melihat rules yang dihasilkan dari algoritma apriori yang di kembangkan. Setelah semua data hasil asosiasi ketiga algoritma pada tahap-tahap tersebut di buatkan dalam bentuk tabel untuk mempermudah dalam membaca dan menganalisa perbedaan.

Tahap kelima dilakukan pengujian kombinasi rule dengan menggunakan confidence dan lift ratio, sementara pengujian yang berkaitan dengan kinerja algoritma apriori dengan algoritma apriori + partisi dilakukan pengujian dengan mengukur tingkat kecepatan dalam proses pencarian frekuensi itemset serta penggunaan memori dalam proses pencarian frekuensi itemset.

4 Hasil dan Pembahasan

Eksperimen untuk mengatasi masalah scan dataset yang lama, rule yang terbentuk belum optimal, serta penggunaan memori yang masih cukup besar dengan mengintegrasikan pendekatan sistem partisi. Dimana data partisi digunakan untuk mempartisi dataset supaya volume dataset tersebut bisa dipartisi dalam ukuran yang lebih kecil dari dataset aslinya. Dan masing-masing dataset yang telah dipartisi. Algoritma apriori yang menggunakan sistem partisi ini menjadi lebih cepat serta penggunaan memori yang lebih sedikit.

4.1 Dataset

Sumber data yang di peroleh adalah data public yang di download pada link (<https://www.kaggle.com/alanhevnoraak/dataset-dummy-transaksi-belanja-supermarket>). Total record data lebih kurang 1784 record, sementara total item data terdiri dari 9 item, dan data ini terdiri dari 350 transaksi. Data yang di ambil adalah data proses transaksi belanja pada supermarket. Sebelum data digunakan data dilakukan preprosesing, model preprosesing dilakukan dengan membentuk tabel binari binominal serta partisi dataset.

Pada Tabel 1 terdapat 350 transaksi dengan 9 item, item dalam algoritma apriori akan menjadi atribut yang akan di lakukan pencarian frekuensinya. Data ini merupakan data transaksi penjualan.

Tabel 1. Data 350 Transaksi

No Urut	Customer ID	No Transaksi	Tanggal	Items
1	10002	548426	3/18/2018	Telur, Minyak, Kecap, Susu, Sabun, Snack
2	10003	548298	9/20/2018	Telur, Deterjen, Minyak, Kecap, Susu, Snack, Permen, Tepung
3	10004	548323	7/15/2017	Telur, Deterjen, Minyak, Kecap, Snack, Permen, Tepung
4	10005	548491	1/30/2018	Minyak, Kecap, Sabun, Tepung
5	10006	548547	12/5/2017	Telur, Minyak, Susu, Sabun, Permen, Tepung
6	10007	548420	7/1/2018	Telur, Deterjen, Kecap, Susu, Sabun, Snack, Permen
7	10008	548525	1/11/2018	Telur, Deterjen, Minyak, Susu, Permen
8	10009	548456	6/17/2018	Telur, Deterjen, Minyak, Kecap, Permen, Tepung
9	10010	548427	11/12/2018	Telur, Deterjen, Minyak, Susu, Sabun, Snack, Permen, Tepung
10	10011	548519	6/12/2017	Telur, Minyak, Kecap, Susu, Sabun, Snack, Permen, Tepung
11	10012	548311	8/11/2018	Susu, Sabun
..
...
...
345	10346	548265	7/19/2017	Kecap, Susu, Sabun, Permen, Tepung
346	10347	548358	4/16/2018	Telur, Deterjen, Snack
347	10348	548523	1/13/2018	Telur, Sabun, Snack, Permen, Tepung
348	10349	548393	7/27/2018	Permen, Tepung
349	10350	548297	10/4/2018	Minyak, Kecap
350	10351	548222	8/9/2017	Deterjen, Kecap, Susu, Sabun, Snack

Pada tahap ini yang akan di gunakan adalah semua data transaksi yakni 350 transaksi, selanjutnya untuk mempermudah pemahaman proses scan dataset dalam mencari frekuensi itemset data transaksi akan di transformasikan dalam bentuk tabel tabular seperti pada Tabel 2.

Tabel 2. Data Tabular

ID	TELUR	MINYAK	TEPUNG	KECAP	PERMEN	SABUN	SNACK	DETERJEN	SUSU
10002	1	1	0	1	0	1	0	0	1
10003	1	1	1	1	1	0	1	1	1
10004	1	1	1	1	1	0	1	1	0
10005	0	1	1	1	0	1	0	0	0
10006	1	1	1	0	1	1	0	0	1
10007	1	0	0	1	1	1	1	1	1
10008	1	1	0	0	1	0	0	1	1
10009	1	1	1	1	1	0	0	1	0
10010	1	1	1	0	1	1	1	1	1
10011	1	1	1	1	1	1	1	0	1
10012	0	0	0	0	0	1	0	0	1
...
...
...
10346	0	0	1	1	1	1	0	0	1
10347	1	0	0	0	0	0	1	1	0
10348	1	0	1	0	1	1	1	0	0
10349	0	0	1	0	1	0	0	0	0
10350	0	1	0	1	0	0	0	0	0
10351	0	0	0	1	0	1	1	1	1

4.2 Pengujian Program.

Ada dua model pengujian dilakukan yakni yang pertama pengujian Rule yakni menggunakan support, confidence dan lift rasio dengan ambang batas threshold tertentu sesuai dengan data yang digunakan, yang kedua pengujian kinerja dari algoritma apriori dengan algoritma apriori dengan di tambahkan sistem partisi pengujian ini alat ukurnya adalah waktu scan dataset yang butuhkan serta penggunaan memori dalam proses pencarian frekuensi itemset.

4.2.1 Pengujian Pembentukan Rule

Pada tahapan ini yakni tahapan kedua, ketiga dan keempat di lakukan secara bersamaan dan rule yang dihasilkan oleh algoritma apriori dengan algoritma apriori + partisi semuanya sama, sehingga tidak dibuatkan tabel terpisah. Untuk ambang batas thresholdpun di buat sama. Sementara pengujian waktu scan dataset dan penggunaan memori di buat dalam bentuk grafik, dengan menggunakan dataset yang sama, atribut yang sama, serta ambang threshold yang sama.

Pengujian program di lakukan dengan acuan perbandingan waktu scan, perbedaan nilai support, confidence, dan evaluasi nilai liftrasio. dengan ukuran data yang bervariasi baik untuk record maupun fitur. Sebagai bahan pengujian menggunakan data public yang telah di uraikan pada pembahasan sebelumnya.

Pada Tabel 3 kita bisa melihat data yang digunakan terdiri dari 9 atribut, atribut terdiri dari telur, minyak, tepung, kecap, permen, sabun, snack, deterjen dan susu. Selanjutnya data ini ada di olah sehingga bisa mendapatkan frekuensi dan menghitung support untuk kandidat 1-Itemset. Adapun persamaan untuk menghitung support :

$$\text{Support (A)} = (\text{jumlah transaksi mengandung A}) / (\text{total transaksi}) \times 100.$$

Tabel 3. Data 1-Itemset

ITEM	FREK	SUPP	CONF
TELUR	254	73%	1
MINYAK	234	68%	1
TEPUNG	229	66%	1
KECAP	181	52%	1
PERMEN	177	51%	1
SABUN	173	50%	1
SNACK	171	49%	1
DETERJEN	166	48%	1
SUSU	163	47%	1

Threshold yang di gunakan adalah 20% untuk minimum support dan 0.5 untuk minimum confidence 0.8 untuk ambang rules terbaik, selanjutnya kita akan melihat hasil dari 2-Itemset dengan menggunakan threshold yang sama.

$$\text{Support } (A \cap B) = \frac{\text{jumlah transaksi mengandung } A \text{ dan } B}{\text{total transaksi}} \times 100$$

$$\text{Confidence } (A \cap B) = \frac{\text{jumlah transaksi mengandung } A \text{ dan } B}{\text{total transaksi mengandung } A}$$

Tabel 4. Data 2-Itemset

Antecedent	Consequent	Frek	Supp	Conf	Lift
TELUR	MINYAK	186	53.76%	0.73	1.08
TELUR	TEPUNG	185	53.47%	0.73	1.10
MINYAK	TEPUNG	171	49.42%	0.73	1.10
TELUR	SNACK	126	36.42%	0.50	1.00
MINYAK	KECAP	125	36.13%	0.53	1.02
MINYAK	PERMEN	124	35.84%	0.53	1.04
TEPUNG	KECAP	118	34.10%	0.52	0.99
TEPUNG	PERMEN	117	33.82%	0.51	1.00
TEPUNG	SNACK	117	33.82%	0.51	1.03
MINYAK	SNACK	116	33.53%	0.50	1.00
TEPUNG	SABUN	114	32.95%	0.50	1.00
KECAP	PERMEN	100	28.90%	0.55	1.08
KECAP	SNACK	93	26.88%	0.51	1.04
KECAP	DETERJEN	93	26.88%	0.51	1.07
PERMEN	SNACK	92	26.59%	0.52	1.05
KECAP	SUSU	90	26.01%	0.50	1.06
SABUN	SNACK	90	26.01%	0.52	1.05
SABUN	SUSU	87	25.14%	0.50	1.07
MINYAK	TELUR	186	53.76%	0.79	1.08
TEPUNG	TELUR	185	53.47%	0.81	1.10
TEPUNG	MINYAK	171	49.42%	0.75	1.10
SNACK	TELUR	126	36.42%	0.74	1.00
KECAP	MINYAK	125	36.13%	0.69	1.02

PERMEN	MINYAK	124	35.84%	0.7	1.04
KECAP	TEPUNG	118	34.10%	0.65	0.99
PERMEN	TEPUNG	117	33.82%	0.66	1.00
SNACK	TEPUNG	117	33.82%	0.68	1.03
SNACK	MINYAK	116	33.53%	0.68	1.00
SABUN	TEPUNG	114	32.95%	0.66	1.00
PERMEN	KECAP	100	28.90%	0.56	1.08
SNACK	KECAP	93	26.88%	0.54	1.04
DETERJEN	KECAP	93	26.88%	0.56	1.07
SNACK	PERMEN	92	26.59%	0.54	1.05
SUSU	KECAP	90	26.01%	0.55	1.06
SNACK	SABUN	90	26.01%	0.53	1.05
SUSU	SABUN	87	25.14%	0.53	1.07

Dengan ambang threshold yang telah di tetapkan pada iterasi 2-Itemset terdapat 36 rules, dan 1 rules terbaik yakni TEPUNG sebagai antecedent dan TELUR sebagai consequent dengan support 53.47%, Confidence 0.81, dan Lift rasio 1.10. tahapan selanjutnya kita akan melihat hasil 3-Itemset.

Tabel 5. Data 3-Itemset

Antecedent	Consequent	Frek	Supp	Conf	Lift
TELUR,MINYAK	TEPUNG	152	43.93%	0.82	1.235
TELUR,MINYAK	KECAP	99	28.61%	0.53	1.017
TELUR,TEPUNG	SNACK	98	28.32%	0.53	1.072
MINYAK,TEPUNG	KECAP	97	28.03%	0.57	1.084
TELUR,TEPUNG	SABUN	97	28.03%	0.52	1.048
TELUR,MINYAK	SABUN	96	27.75%	0.52	1.032
TELUR,MINYAK	PERMEN	95	27.46%	0.51	0.999
TELUR,MINYAK	SNACK	95	27.46%	0.51	1.034
MINYAK,TEPUNG	PERMEN	95	27.46%	0.56	1.086
TELUR,TEPUNG	PERMEN	94	27.17%	0.51	0.993
TELUR,TEPUNG	KECAP	93	26.88%	0.50	0.961
MINYAK,TEPUNG	SNACK	91	26.30%	0.53	1.077
MINYAK,TEPUNG	DETERJEN	87	25.14%	0.51	1.06
MINYAK,KECAP	PERMEN	79	22.83%	0.63	1.235
MINYAK,KECAP	SNACK	73	21.10%	0.58	1.182
MINYAK,PERMEN	DETERJEN	70	20.23%	0.56	1.177
TELUR,SABUN	SNACK	70	20.23%	0.57	1.151
TEPUNG,KECAP	PERMEN	70	20.23%	0.59	1.16
MINYAK,TEPUNG	TELUR	152	43.93%	0.89	1.211
MINYAK,KECAP	TELUR	99	28.61%	0.79	1.079
TEPUNG,SNACK	TELUR	98	28.32%	0.84	1.141
TEPUNG,KECAP	MINYAK	97	28.03%	0.82	1.215
TEPUNG,SABUN	TELUR	97	28.03%	0.85	1.159
MINYAK,SABUN	TELUR	96	27.75%	0.88	1.2

MINYAK,PERMEN	TELUR	95	27.46%	0.77	1.044
MINYAK,SNACK	TELUR	95	27.46%	0.82	1.116
TEPUNG,PERMEN	MINYAK	95	27.46%	0.81	1.201
TEPUNG,PERMEN	TELUR	94	27.17%	0.80	1.095
TEPUNG,KECAP	TELUR	93	26.88%	0.79	1.074
TEPUNG,SNACK	MINYAK	91	26.30%	0.78	1.15
TEPUNG,DETERJEN	MINYAK	87	25.14%	0.80	1.18
KECAP,PERMEN	MINYAK	79	22.83%	0.79	1.168
KECAP,SNACK	MINYAK	73	21.10%	0.78	1.161
PERMEN,DETERJEN	MINYAK	70	20.23%	0.80	1.19
SABUN,SNACK	TELUR	70	20.23%	0.78	1.059
KECAP,PERMEN	TEPUNG	70	20.23%	0.70	1.058
TELUR,TEPUNG	MINYAK	152	43.93%	0.82	1.215
TELUR,KECAP	MINYAK	99	28.61%	0.83	1.23
TELUR,SNACK	TEPUNG	98	28.32%	0.78	1.175
MINYAK,KECAP	TEPUNG	97	28.03%	0.78	1.172
TELUR,SABUN	TEPUNG	97	28.03%	0.79	1.191
TELUR,SABUN	MINYAK	96	27.75%	0.78	1.154
TELUR,PERMEN	MINYAK	95	27.46%	0.77	1.142
TELUR,SNACK	MINYAK	95	27.46%	0.75	1.115
MINYAK,PERMEN	TEPUNG	95	27.46%	0.77	1.158
TELUR,PERMEN	TEPUNG	94	27.17%	0.76	1.155
TELUR,KECAP	TEPUNG	93	26.88%	0.78	1.181
MINYAK,SNACK	TEPUNG	91	26.30%	0.78	1.185
MINYAK,DETERJEN	TEPUNG	87	25.14%	0.79	1.195
MINYAK,PERMEN	KECAP	79	22.83%	0.64	1.218
MINYAK,SNACK	KECAP	73	21.10%	0.63	1.203
MINYAK,DETERJEN	PERMEN	70	20.23%	0.64	1.244
TELUR,SNACK	SABUN	70	20.23%	0.56	1.111
TEPUNG,PERMEN	KECAP	70	20.23%	0.60	1.144
TELUR	MINYAK, TEPUNG	152	43.93%	0.60	1.211
TEPUNG	MINYAK, TELUR	152	43.93%	0.66	1.235
KECAP	MINYAK,TELUR	99	28.61%	0.55	1.017
SNACK	TEPUNG,TELUR	98	28.32%	0.57	1.072
KECAP	TEPUNG,MINYAK	97	28.03%	0.54	1.084
SABUN	TEPUNG,TELUR	97	28.03%	0.56	1.048
SABUN	MINYAK,TELUR	96	27.75%	0.55	1.032
PERMEN	MINYAK,TELUR	95	27.46%	0.54	0.999
SNACK	MINYAK,TELUR	95	27.46%	0.56	1.034
PERMEN	TEPUNG,MINYAK	95	27.46%	0.54	1.086
PERMEN	TEPUNG,TELUR	94	27.17%	0.53	0.993
KECAP	TEPUNG,TELUR	93	26.88%	0.51	0.961
SNACK	TEPUNG,MINYAK	91	26.30%	0.53	1.077
DETERJEN	TEPUNG,MINYAK	87	25.14%	0.52	1.06

Dengan ambang threshold yang telah di tetapkan pada iterasi 3-Itemset terdapat 68 rules, dan 13 rules terbaik yakni yang di tandahin dengan warna orange. Tahapan selanjutnya kita akan melihat hasil 4-Itemset.

Tabel 6. Data 4-Itemset

Antecedent	Consequent	Frek	Supp	Conf	Lift
TELUR, MINYAK, TEPUNG	KECAP	85	24.57%	0.56	1.069
TELUR, MINYAK, TEPUNG	SNACK	81	23.41%	0.53	1.078
TELUR, MINYAK, TEPUNG	PERMEN	79	22.83%	0.52	1.016
TELUR, MINYAK, TEPUNG	SABUN	79	22.83%	0.52	1.039
TELUR, MINYAK, TEPUNG	DETERJEN	77	22.25%	0.51	1.056
TELUR, MINYAK, KECAP	TEPUNG	85	24.57%	0.86	1.297
TELUR, MINYAK, SNACK	TEPUNG	81	23.41%	0.85	1.288
TELUR, MINYAK, PERMEN	TEPUNG	79	22.83%	0.83	1.256
TELUR, MINYAK, SABUN	TEPUNG	79	22.83%	0.82	1.243
TELUR, MINYAK, DETERJEN	TEPUNG	77	22.25%	0.86	1.292
TELUR, TEPUNG, KECAP	MINYAK	85	24.57%	0.91	1.352
TELUR, TEPUNG, SNACK	MINYAK	81	23.41%	0.83	1.222
TELUR, TEPUNG, PERMEN	MINYAK	79	22.83%	0.84	1.243
TELUR, TEPUNG, SABUN	MINYAK	79	22.83%	0.81	1.204
TELUR, TEPUNG, DETERJEN	MINYAK	77	22.25%	0.87	1.279
MINYAK, TEPUNG, KECAP	TELUR	85	24.57%	0.88	1.194
MINYAK, TEPUNG, SNACK	TELUR	81	23.41%	0.89	1.212
MINYAK, TEPUNG, PERMEN	TELUR	79	22.83%	0.83	1.133
MINYAK, TEPUNG, SABUN	TELUR	79	22.83%	0.95	1.296
MINYAK, TEPUNG, DETERJEN	TELUR	77	22.25%	0.89	1.205
TELUR, KECAP	MINYAK, TEPUNG	85	24.57%	0.71	1.445
TELUR, SNACK	MINYAK, TEPUNG	81	23.41%	0.64	1.301
TELUR, PERMEN	MINYAK, TEPUNG	79	22.83%	0.64	1.299
TELUR, SABUN	MINYAK, TEPUNG	79	22.83%	0.64	1.299
TELUR, DETERJEN	MINYAK, TEPUNG	77	22.25%	0.65	1.32
MINYAK, TEPUNG	TELUR, KECAP	85	24.57%	0.50	1.445
MINYAK, KECAP	TELUR, TEPUNG	85	24.57%	0.68	1.272
MINYAK, SNACK	TELUR, TEPUNG	81	23.41%	0.70	1.306
MINYAK, PERMEN	TELUR, TEPUNG	79	22.83%	0.64	1.191
MINYAK, SABUN	TELUR, TEPUNG	79	22.83%	0.72	1.355
MINYAK, DETERJEN	TELUR, TEPUNG	77	22.25%	0.70	1.309
TEPUNG, KECAP	TELUR, MINYAK	85	24.57%	0.72	1.34
TEPUNG, SNACK	TELUR, MINYAK	81	23.41%	0.69	1.288
TEPUNG, PERMEN	TELUR, MINYAK	79	22.83%	0.68	1.256
TEPUNG, SABUN	TELUR, MINYAK	79	22.83%	0.69	1.289
TEPUNG, DETERJEN	TELUR, MINYAK	77	22.25%	0.71	1.314

Dengan ambang threshold yang telah di tetapkan pada iterasi 4-Itemset terdapat 36 rules, dan 15 rules terbaik yakni yang di tandai dengan warna orange. Rules yang di dihasilkan oleh algoritma apriori

<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

dengan sistem partisi dan algoritma apriori tanpa sistem partisi semuanya sama. Bisa di buktikan dengan perhitungan manual excel. Adapun hasil lengkap rules terbaik dengan threshold minimum support 20% dan minimum confidence 0.8 bisa di lihat pada Tabel. Threshold di tetapkan berdasarkan pola data yang di olah, dan kebetulan dataset public yang saya gunakan memiliki ambang batas support yang rendah, apabila di naikan threshold lebih tinggi maka rules yang di hasilkan akan semakin sedikit, dan bahkan dengan data ini pada saat menentukan minimum support 50% saja rules yang bisa di dapat hanya 4 rules pada kombinasi 2-Itemset.

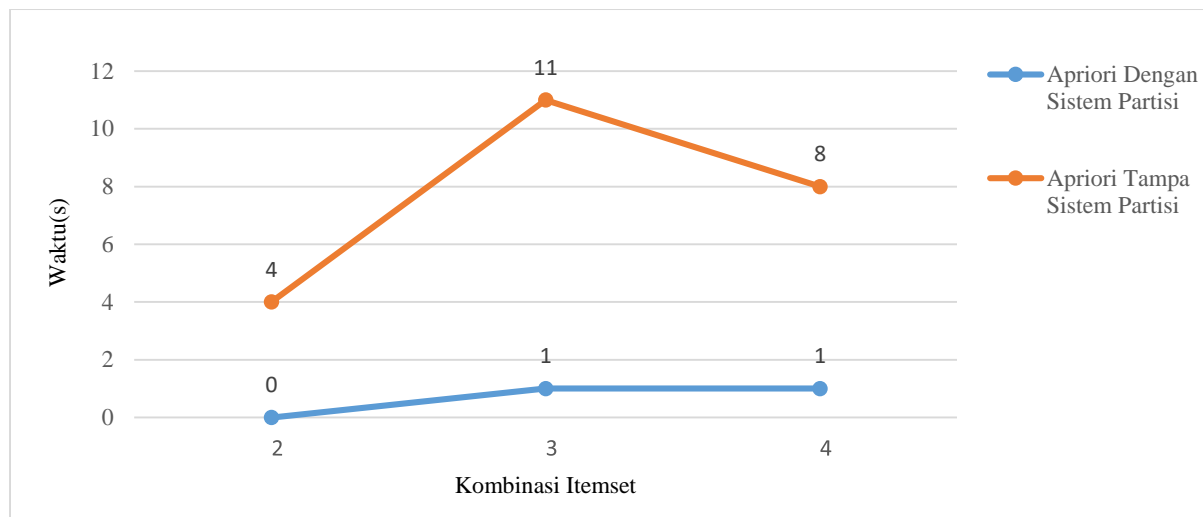
Tabel 7. Kombinasi Aturan Asosiasi

No	Rules Aturan Asosiasi	Frek	Supp	Conf	Lift
1	MINYAK, TEPUNG, SABUN ==> TELUR	79	22.83%	0.95	1.296
2	TELUR, TEPUNG, KECAP ==> MINYAK	85	24.57%	0.91	1.352
3	MINYAK,TEPUNG ==> TELUR	152	43.93%	0.89	1.211
4	MINYAK, TEPUNG, SNACK ==> TELUR	81	23.41%	0.89	1.212
5	MINYAK, TEPUNG, DETERJEN ==> TELUR	77	22.25%	0.89	1.205
6	MINYAK,SABUN ==> TELUR	96	27.75%	0.88	1.200
7	MINYAK, TEPUNG, KECAP ==> TELUR	85	24.57%	0.88	1.194
8	TELUR, TEPUNG, DETERJEN ==> MINYAK	77	22.25%	0.87	1.279
9	TELUR, MINYAK, KECAP ==> TEPUNG	85	24.57%	0.86	1.297
10	TELUR, MINYAK, DETERJEN ==> TEPUNG	77	22.25%	0.86	1.292
11	TEPUNG,SABUN ==> TELUR	97	28.03%	0.85	1.159
12	TELUR, MINYAK, SNACK ==> TEPUNG	81	23.41%	0.85	1.288
13	TEPUNG,SNACK ==> TELUR	98	28.32%	0.84	1.141
14	TELUR, TEPUNG, PERMEN ==> MINYAK	79	22.83%	0.84	1.243
15	TELUR,KECAP ==> MINYAK	99	28.61%	0.83	1.230
16	TELUR, MINYAK, PERMEN ==> TEPUNG	79	22.83%	0.83	1.256
17	TELUR, TEPUNG, SNACK ==> MINYAK	81	23.41%	0.83	1.222
18	MINYAK, TEPUNG, PERMEN ==> TELUR	79	22.83%	0.83	1.133
19	TELUR,MINYAK ==> TEPUNG	152	43.93%	0.82	1.235
20	TEPUNG,KECAP ==> MINYAK	97	28.03%	0.82	1.215
21	MINYAK,SNACK ==> TELUR	95	27.46%	0.82	1.116
22	TELUR,TEPUNG ==> MINYAK	152	43.93%	0.82	1.215
23	TELUR, MINYAK, SABUN ==> TEPUNG	79	22.83%	0.82	1.243
24	TEPUNG ==> TELUR	185	53.47%	0.81	1.101
25	TEPUNG,PERMEN ==> MINYAK	95	27.46%	0.81	1.201
26	TELUR, TEPUNG, SABUN ==> MINYAK	79	22.83%	0.81	1.204
27	TEPUNG,PERMEN ==> TELUR	94	27.17%	0.80	1.095
28	TEPUNG,DETERJEN ==> MINYAK	87	25.14%	0.80	1.180
29	PERMEN,DETERJEN ==> MINYAK	70	20.23%	0.80	1.190

Pada Tabel 7 terdapat 29 rules terbaik yang di hasilkan dari total 350 transaksi yang terdiri dari 1784 record dengan tresholding minimum support 20% dan minimum Confidence 0.8.

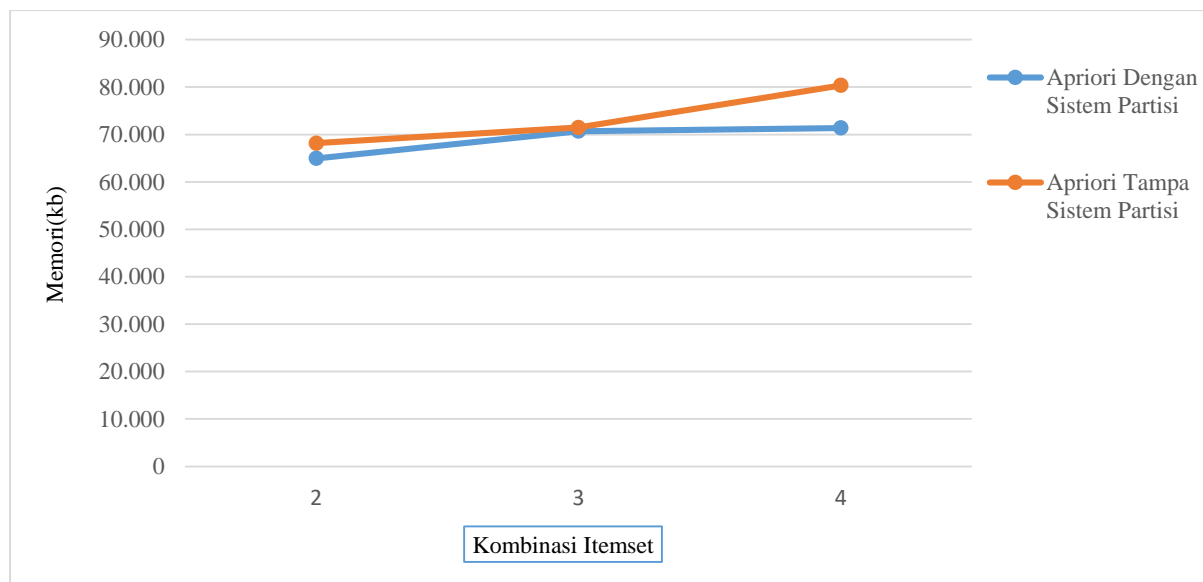
1.4.2 Hasil pengukuran kecepatan dan penggunaan memori

Adapun hasil pengujian untuk waktu proses scan dataset antara algoritma apriori dengan sistem partisi dan algoritma apriori tanpa partisi. Bisa kita lihat pada Grafik 1.



Grafik 1. Pengujian Waktu Scan Dataset

Pada Grafik 1 kita bisa melihat ada perbedaan kecepatan waktu scan dataset, kombinasi 2-Itemset menggunakan algoritma apriori dengan sistem partisi 0 detik, sementara algoritma apriori tanpa sistem partisi 4 detik, selanjutnya kombinasi 3-Itemset menggunakan algoritma apriori dengan sistem partisi 1 detik sementara algoritma apriori tanpa sistem partisi 11 detik dan cukup jauh, terakhir kombinasi 4-Itemset menggunakan algoritma apriori dengan sistem partisi menghabiskan waktu 1 detik sementara algoritma apriori tanpa sistem partisi 8 detik. Adapun hasil pengujian penggunaan memori bisa di lihat pada Grafik 2.



Grafik 2. Pengujian Penggunaan Memori Dalam Proses Scan Dataset

Pada Grafik 2 kita bisa menyimpulkan bahwa algoritma apriori dengan sistem partisi lebih sedikit menggunakan memori ketimbang algoritma apriori tanpa sistem partisi dengan rincian algoritma apriori dengan sistem partisi pada kombinasi 2-Itemset 64,964 KB, kombinasi 3-Itemset 70,716 KB, kombinasi 4-Itemset 71,380 KB. Sementara algoritma apriori tanpa sistem partisi pada kombinasi 2-Itemset 68,152 KB, kombinasi 3-Itemset 71,476 KB, kombinasi 4-Itemset 80,356 KB.

5 Kesimpulan

Dari hasil yang telah di peroleh nilai support dan confidence antara algoritma apriori tanpa sistem partisi dengan apriori dengan data partisi tidak ada perbedaan akan tetapi untuk mendapatkan

hasil tersebut ke dua algoritma ini membutuhkan waktu yang berbeda dalam melakukan proses scan dataset dimana algoritma apriori + data partisi jauh lebih baik dibanding algoritma apriori tanpa sistem partisi dengan perbedaan efisiensi waktu yang cukup signifikan serta penggunaan memori yang relatif lebih sedikit. Dan juga menjadi catatan penting semakin banyak fitur yang terseleksi akan semakin banyak waktu yang di perlukan untuk proses scan dataset. Rules yang dihasilkan oleh kedua algoritma ini sama-sama optimal dan konsisten. Adapun tujuan dari penelitian ini yakni meningkatkan kinerja algoritma apriori dalam hal kecepatan proses scan dataset pada saat pencarian frekuensi itemset dan mengurangi penggunaan memori dengan mempertahankan hasil rules yang optimal dan konsisten dari algoritma apriori tercapai. Untuk pengembangan di harapkan bisa menentukan banyak fitur yang paling ideal untuk proses scan itemset sehingga bisa lebih mengoptimalkan hasil kerja dari algoritma apriori + data partisi ini. Dan juga di harapkan algoritma apriori + data partisi ini di kembangkan lagi dengan teknik yang berbeda yakni pendekatan algoritma eclat + query join serta melakukan komprasi untuk kedua algoritma tersebut..

Ucapan Terima Kasih

Terima kasih kepada LPPM dan Yayasan Bumigora Mataram.

Referensi

- [1] A. Setiawan and F. P. Putri, "Implementasi Algoritma Apriori untuk Rekomendasi Kombinasi Produk Penjualan," *Ultim. J. Tek. Inform.*, vol. 12, no. 1, 2020, doi: 10.31937/ti.v12i1.1644.
- [2] I. A. Darmawan, M. F. Randy, I. Yunianto, M. M. Mutoffar, and M. T. P. Salis, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Menentukan Pola Golongan Penyandang Masalah Kesejahteraan Sosial," *Sebatik*, vol. 26, no. 1, 2022, doi: 10.46984/sebatik.v26i1.1622.
- [3] Q. Wei and B. Qi, "Neutrosophic Fuzzy Association Rule Generation-Based Big Data Mining Analysis Algorithm," *Int. Trans. Electr. Energy Syst.*, vol. 2022, 2022, doi: 10.1155/2022/1446405.
- [4] A. D. Gunawan and Y. Nataliani, "Implementasi Algoritma Apriori pada Penjualan Alat Teknik Pertanian," *J. Inf. Syst. Informatics*, vol. 3, no. 3, 2021, doi: 10.51519/journalisi.v3i3.162.
- [5] E. D. Yang, P. E. Pakpahan, C. A. Pamungkas, and W. Zakiyah, "Analisis Perilaku Pembelian Konsumen Menggunakan Algoritma Pertumbuhan FP Untuk Meningkatkan Penjualan di Orchid Mart Manokwari," *G-Tech J. Teknol. Terap.*, vol. 7, no. 1, 2023, doi: 10.33379/gtech.v7i1.1930.
- [6] M. Syahrir and F. Fatimatuzzahra, "Association Rule Integrasi Pendekatan Metode Custom Hashing dan Data Partitioning untuk Mempercepat Proses Pencarian Frekuensi Item-set pada Algoritma Apriori," *MATRIK J. Manajemen, Tek. Inform. dan Rekayasa Komput.*, vol. 20, no. 1, pp. 149–158, 2020, doi: 10.30812/matrik.v20i1.833.
- [7] R. Agrawal, T. Imieliński, and A. Swami, "Mining Association Rules Between Sets of Items in Large Databases," *ACM SIGMOD Rec.*, vol. 22, no. 2, pp. 207–216, 1993, doi: 10.1145/170036.170072.
- [8] S. M. A. Ade Irma Amanda, Debi Setiawan, and Liza Trisnawati, "Penerapan Algoritma Apriori Dalam Menganalisis Pola Minat Beli Konsumen Di Coffee Shop," *JEKIN - J. Tek. Inform.*, vol. 3, no. 1, 2023, doi: 10.58794/jekin.v3i1.483.
- [9] R. Fadillah, L. Qadriah, and M. Rizal, "Market Basket Analisis Data Mining Untuk Mengetahui Pola Penjualan Pada Cerry Mart Beureunueun Menggunakan Algoritma Apriori," *J. Real Ris.*, vol. 5, no. 1, 2023, doi: 10.47647/jrr.v5i1.1152.
- [10] 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, 2021, doi: 10.21009/jsa.05103.
- [11] D. Nurhidayanti and I. Kurniawati, "Implementasi Algoritma Apriori Dalam Menemukan Association Rules Pada Persediaan Sparepart Motor," *Innov. Res. Informatics*, vol. 4, no. 2, 2022, doi: 10.37058/innovatics.v4i2.5300.
- [12] I. Rosmayati, W. Wahyuningsih, E. F. Harahap, and H. S. Hanifah, "Implementasi Data

<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

- Mining pada Penjualan Kopi Menggunakan Algoritma Apriori,” *J. Algoritma.*, vol. 20, no. 1, 2023, doi: 10.33364/algoritma/v.20-1.1259.
- [13] R. Hanifan, T. D. Putra, and D. Hartanti, “Implementasi Algoritma Apriori Untuk Pengelompokan Produk Terbaik Pada Pangkalan SudiawatI,” *Komputa J. Ilm. Komput. dan Inform.*, vol. 11, no. 2, 2022, doi: 10.34010/komputa.v11i2.7363.
- [14] M. Salman, A. Faridzi, and D. R. Prehanto, “Implementasi Algoritma Apriori pada Transaksi Penjualan dan Pembelian di Toko Bangunan Berbasis Website,” *JEISBI (Journal Emerg. Inf. Syst. Bus. Intell.*, vol. 03, no. 04, 2022.
- [15] I. W. Pratama, A. Hafiz, J. M. Informatika, and J. M. Informatika, “Implementasi Data Mining Untuk Menentukan Trend Penjualan Cetakan Sablon Pada Fatih Clothing Di Bandar,” *Cendekia*, vol. XVIII, no. 1, pp. 326–330, 2019.
- [16] E. Haerani and C. Juliane, “Finding Customer Patterns Using FP-Growth Algorithm for Product Design Layout Decision Support,” *SISTEMASI*, vol. 11, no. 2, 2022, doi: 10.32520/stmsi.v11i2.1762.
- [17] B. Suma and G. Shobha, “Privacy preserving association rule hiding using border based approach,” *Indones. J. Electr. Eng. Comput. Sci.*, vol. 23, no. 2, 2021, doi: 10.11591/ijeecs.v23.i2.pp1137-1145.
- [18] E. T. Naldy and A. Andri, “Penerapan Data Mining Untuk Analisis Daftar Pembelian Konsumen Dengan Menggunakan Algoritma Apriori Pada Transaksi Penjualan Toko Bangunan MDN,” *J. Nas. Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 2, 2021, doi: 10.47747/jurnalnuk.v2i2.525.
- [19] F. Lv, “Data Preprocessing and Apriori Algorithm Improvement in Medical Data Mining,” 2021. doi: 10.1109/ICCES51350.2021.9489242.
- [20] 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, 2021, doi: 10.30864/eksplora.v10i2.505.
- [21] A. F. Lestari and M. Hafiz, “Penerapan Algoritma Apriori Pada Data Penjualan Barbar Warehouse,” *INOVTEK Polbeng - Seri Inform.*, vol. 5, no. 1, 2020, doi: 10.35314/isi.v5i1.1317.
- [22] S. Nurajizah, “Analisa Transaksi Penjualan Obat menggunakan Algoritma Apriori,” *INOVTEK Polbeng - Seri Inform.*, vol. 4, no. 1, 2019, doi: 10.35314/isi.v4i1.938.
- [23] Z. Abidin, A. K. Amartya, and A. Nurdin, “Penerapan Algoritma Apriori Pada Penjualan Suku Cadang Kendaraan Roda Dua (Studi Kasus: Toko Prima Motor Sidomulyo),” *J. Teknoinfo*, vol. 16, no. 2, 2022, doi: 10.33365/jti.v16i2.1459.
- [24] S. Styawati, A. Nurkholis, and K. N. Anjumi, “Analisis Pola Transaksi Pelanggan Menggunakan Algoritme Apriori,” *J-SAKTI (Jurnal Sains Komput. dan Inform.*, vol. 5, no. 2, 2021.