



Analisa Pola Penjualan Di Toko Roma Bangunan Untuk Mengatur Persediaan Stok Barang Menggunakan Algoritma Apriori

Diana Yusup¹, Sufajar Butsianto², Wahyu Hadikristanto³, Suprpto⁴

^{1,2,3,4} Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik Universitas Pelita Bangsa Jl. Inspeksi Kalimalang No. 9, Cibatu, Cikarang Selatan, Kab. Bekasi, Jawa Barat, Indonesia
Korespondensi email: pelitateknologi@gmail.com

Abstrak	Informasi Artikel
<p><i>Roma Bangunan is one of the mainstay building stores of the Karawang community, offering a wide range of building material products. However, this store faces the challenge of unstable stock inventory which hampers operations and service to customers. Inconsistent stock can lead to service delays, lost sales, and reduced customer satisfaction. Therefore, the author uses Rapidminer with the application of a priori algorithm to find sales combination patterns in sales transaction data, so that this combination pattern will later become information on what goods must have more and less stock of goods, thus minimizing the occurrence of overstocking. In this study, 3 association rules/combination patterns were produced that met the minimum support of 10% and confidence of 50%, namely for the highest association rule "If consumers buy sandpaper, then buy White Brush" with a support value of 12%, confidence of 69% and an elevator ratio of 3.11. By implementing Rapid Miner and a priori algorithms, Roma Bangunan Stores was able to leverage existing data to make better decisions, optimize inventory management, and ultimately improve customer satisfaction and overall business performance.</i></p>	<p>Diterima: 20 Agustus 2024 Direvisi: 27 Agustus 2024 Dipublikasikan: 30 September 2024</p> <hr/> <p>Keywords <i>A Priori Algorithm ,Data Mining, Rapid Miner.</i></p>

I. Pendahuluan

Toko Roma Bangunan merupakan salah satu toko bangunan favorit di Karawang yang menyediakan berbagai material bangunan, seperti keramik, cat, dan

peralatan tukang [1]. Namun, toko ini menghadapi masalah ketidakstabilan stok barang, baik kelebihan maupun kekurangan, yang berdampak pada pelayanan pelanggan dan efisiensi operasional [1] 2]. Ketidakterersediaan

stok dapat menyebabkan penundaan pelayanan, sementara *overstocking* meningkatkan biaya penyimpanan [3]. Untuk mengatasi hal ini, analisis data penjualan menggunakan teknik data mining seperti algoritma Apriori dapat membantu mengidentifikasi pola pembelian pelanggan [4][5].

Algoritma Apriori adalah salah satu metode data mining yang efektif untuk menemukan hubungan antar item dalam transaksi penjualan, dikenal sebagai association rule [6][7]. Metode ini telah berhasil diterapkan di berbagai sektor, seperti pengelolaan stok kue [8], persediaan alat bangunan [9], dan analisis penjualan minimarket [10]. Dengan menggunakan parameter support dan *confidence*, algoritma ini dapat mengungkap kombinasi barang yang sering dibeli bersamaan, sehingga membantu dalam perencanaan stok [11][12].

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pola penjualan di Toko Roma Bangunan menggunakan algoritma Apriori dengan bantuan perangkat lunak *RapidMiner* [13][14]. *RapidMiner* dipilih karena kemampuannya dalam mengolah data besar dan menyajikan hasil analisis yang akurat [15]. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan rekomendasi pengelolaan stok yang lebih efisien, mengurangi risiko *overstocking* atau *stockout*, serta meningkatkan kepuasan pelanggan [16][17]. Selain itu, studi ini

juga dapat menjadi referensi bagi peneliti lain yang ingin menerapkan teknik serupa di konteks yang berbeda [18][19].

Dengan memanfaatkan data transaksi penjualan, penelitian ini menggabungkan pendekatan kuantitatif dan komputasi untuk menghasilkan solusi berbasis data [20][21]. Hasil analisis diharapkan tidak hanya bermanfaat bagi Toko Roma Bangunan, tetapi juga berkontribusi pada pengembangan literatur di bidang data mining dan manajemen persediaan [22][23]. Studi ini juga menekankan pentingnya pemanfaatan teknologi dalam menghadapi tantangan bisnis di era digital [24][25].

II. Metodologi

Penelitian ini menggunakan pendekatan data mining dengan menerapkan metode KDD (*Knowledge Discovery in Databases*). Proses KDD dipilih karena mampu mengekstraksi informasi berharga dari sejumlah besar data transaksi penjualan yang sebelumnya tidak terlihat secara eksplisit. Informasi yang ditemukan melalui metode ini diharapkan dapat memberikan wawasan mendalam mengenai pola pembelian pelanggan dan mendukung pengambilan keputusan strategis, khususnya dalam pengelolaan stok barang dan penyusunan strategi pemasaran yang lebih efektif. Di bawah ini terdapat Tabel 1 yang melampirkan tahapan KDD.

Tabel 1. Tahapan KDD

Tahapan KDD	Deskripsi Singkat
<i>Data Selection</i>	Pemilihan data dan atribut yang relevan dari data operasional (misalnya data transaksi) untuk dianalisis dalam proses data mining.
<i>Preprocessing/Cleaning</i>	Pembersihan data dari duplikasi, data kosong, atau inkonsistensi yang dapat mengganggu proses analisis.
<i>Data Transformation</i>	Mengubah format data yang telah dibersihkan agar sesuai untuk proses data mining, seperti normalisasi atau pengelompokan data.
<i>Data Mining</i>	Tahap inti di mana dilakukan pencarian pola atau hubungan antar data menggunakan algoritma tertentu, seperti algoritma Apriori.
<i>Interpretation/Evaluation</i>	Mengevaluasi dan menafsirkan pola yang ditemukan agar dapat disajikan sebagai informasi yang berguna dalam pengambilan keputusan bisnis.

III. Hasil dan Pembahasan

Setelah dilakukan percobaan dalam pencarian *association rule* pada dataset transaksi penjualan menggunakan algoritma Apriori, sejumlah aturan asosiasi berhasil diperoleh berdasarkan tahapan proses data mining yang dilakukan. Proses dimulai dengan seleksi data dan pengolahan awal untuk menemukan itemset yang memenuhi ambang batas nilai support yang telah ditentukan.

Tabel 2. Large 1 Itemset

Produk	Support Count	Support (%)
Thinner	19	20%
Amplas	16	17%
Sealtape Onda	21	22%
Pow Faucet Socket	20	21%
Kran	20	21%
White Brush	21	22%
Ultra White Brush	19	20%

Produk	Support Count	Support (%)
Saklar	10	11%
Stop Kontak	15	16%

Setelah diketahui kandidat 1 itemset yang memenuhi nilai support pada seleksi yang pertama, selanjutnya akan dilanjutkan iterasi dengan cara menggabungkan (join) antar itemset 1 dengan itemset 1 lainnya sampai tidak ada item yang tidak dapat dikombinasikan lagi, dengan aturan bahwa setiap kandidat yang dihasilkan tidak boleh mengandung kandidat yang kembar antara satu dengan yang lainnya, sehingga diperoleh sebagai berikut.

$$Support = \frac{Jumlah\ Transaksi\ A\ dan\ B}{Total\ Transaksi} * 100\% \quad (1)$$

Berikut perhitungan untuk masing-masing kombinasi 2 item set produk tersebut :

Exp :

$$\{Thinner, Amplas\} = \frac{11}{95} \times 100\% = 11\%$$

Tabel 3. Kandidat 2 Itemset

Produk	Produk	Support Count	Nilai Support
Thinner	Amplas	11	11%
Thinner	Sealtape Onda	1	1%
Thinner	Pow Faucet Socket	0	0
Thinner	Kran	0	0
Thinner	White Brush	10	10%
Thinner	Ultra White Brush	6	6%
Thinner	Stop Kontak	0	0
Amplas	Sealtape Onda	0	0
Amplas	Pow Faucet Socket	0	0
Amplas	Kran	1	1
Amplas	White Brush	10	10%
Amplas	Ultra White Brush	5	5
Amplas	Saklar	0	0
Amplas	Stop Kontak	0	0
Sealtape Onda	Pow Faucet Socket	10	10%
Sealtape Onda	Kran	11	11%
Sealtape Onda	White Brush	3	3%
Sealtape Onda	Ultra White Brush	1	1%

Produk	Produk	Support Count	Nilai Support
Sealtape Onda	Saklar	0	0
Sealtape Onda	Stop kontak	1	1%
Pow Faucet Socket	Kran	6	6%
Pow Faucet Socket	White Brush	0	0
Pow Faucet Socket	Ultra White Brush	0	0
Pow Faucet Socket	Saklar	0	0
Pow Faucet Socket	Stop kontak	1	1%
Kran	White Brush	3	3%
Kran	Ultra White Brush	2	2%
Kran	Saklar	2	2%
Kran	Stop Kontak	3	3%
White Brush	Ultra White Brush	3	3%
White Brush	Saklar	0	0%
White Brush	Stop Kontak	1	1%
Ultra White Brush	Saklar	1	1%
Ultra White Brush	Stop Kontak	0	0%

Produk	Produk	Support Count	Nilai Support
Saklar	Stop Kontak	7	7%

Pada tahap pertama, nilai minimum support yang ditetapkan sebesar 10% menghasilkan 9 itemset produk tunggal yang memenuhi syarat tersebut, yang terlihat pada Tabel 2. Dari hasil ini, dilakukan analisis untuk membentuk kombinasi dua produk, yang menghasilkan 35 kombinasi 2-itemset. Setelah dilakukan seleksi berdasarkan nilai support, hanya 5 kombinasi itemset yang memenuhi ambang batas support yang telah ditentukan, seperti yang ditunjukkan dalam Tabel 3. Namun, pada pembentukan 3-itemset, tidak ditemukan kombinasi yang memenuhi kriteria minimum support, yang mengindikasikan bahwa asosiasi antara tiga produk secara bersamaan kurang umum terjadi dalam dataset ini.

Setelah dilakukan seleksi terhadap itemset yang memenuhi kriteria support, langkah selanjutnya adalah penerjemahan itemset tersebut menjadi aturan asosiasi dengan pola "Jika X maka Y". Proses ini diikuti dengan perhitungan nilai confidence untuk masing-masing aturan, dengan ambang batas minimum confidence sebesar 50%. Pada tahap ini, ditemukan beberapa aturan asosiasi yang memenuhi kedua kriteria tersebut, meskipun terdapat sedikit perbedaan antara perhitungan manual dan hasil pengujian menggunakan RapidMiner. Walau begitu, hasil akhirnya tetap menunjukkan bahwa aturan asosiasi yang memenuhi kriteria support dan confidence tetap konsisten.

Berikut adalah hasil aturan asosiasi yang diperoleh dari analisis ini, yang dapat dilihat pada Tabel 4:

Tabel 4. Hasil Aturan Asosiasi

No	Aturan Asosiasi	Support	Confidence	Lift Rasio	Interpretasi
1	Jika membeli Kran, maka membeli Sealtape Onda	13%	60%	2.71	13% transaksi melibatkan pembelian bersamaan; kemungkinan 60% membeli Sealtape Onda setelah membeli Kran.
2	Jika membeli Amplas, maka membeli White Brush	12%	69%	3.11	Terdapat 69% kemungkinan konsumen yang membeli Amplas juga membeli White Brush.
3	Jika membeli Amplas, maka membeli Thinner	11%	62%	3.12	Konsumen yang membeli Amplas memiliki kemungkinan 62% juga membeli Thinner.

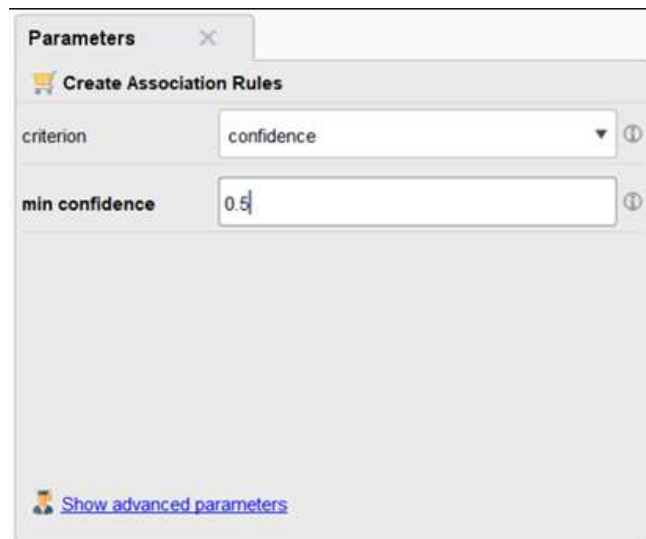
Hasil analisis ini menunjukkan adanya hubungan yang cukup signifikan antara produk-produk tertentu yang sering dibeli bersamaan. Sebagai contoh, aturan pertama menunjukkan bahwa apabila konsumen membeli Kran, terdapat 60% kemungkinan

bahwa mereka juga akan membeli *Sealtape Onda*, dengan support sebesar 13%. Selain itu, aturan kedua menunjukkan bahwa pembelian Amplas diikuti oleh pembelian *White Brush* sebanyak 69%, yang menunjukkan bahwa kedua produk ini

sering dibeli bersama-sama oleh konsumen. Begitu pula dengan aturan ketiga, di mana pembelian Amplas sering diikuti dengan pembelian Thinner, dengan *confidence* sebesar 62%.

Selain itu, perhitungan lift ratio pada setiap aturan asosiasi memberikan informasi lebih

lanjut mengenai kekuatan hubungan antara produk-produk tersebut. Misalnya, pada aturan pertama, lift ratio sebesar 2.71 menunjukkan bahwa hubungan antara Kran dan *Sealtape* Onda lebih kuat dibandingkan dengan hubungan acak antara dua produk tersebut. Lift ratio yang lebih besar dari 1 menandakan adanya keterkaitan yang signifikan antara itemset.



Gambar 1. Create Association Rules

No.	Itemset	Support	Support (%)
00	Crane - Onda Order	0.000	0.000
01	Paku Set	0.000	0.000
02	Crane Order	0.000	0.000
03	Kran	0.000	0.000
04	Amplas Paket	0.000	0.000
05	Amplas	0.000	0.000
06	Sealtape Paket	0.000	0.000
07	Amplas	0.000	0.000
08	Selot	0.000	0.000
09	Paku Set	0.000	0.000
10	Crane Order	0.000	0.000
11	Crane Order	0.000	0.000
12	Crane Order	0.000	0.000
13	Crane Order	0.000	0.000
14	Crane Order	0.000	0.000
15	Crane Order	0.000	0.000
16	Crane Order	0.000	0.000
17	Crane Order	0.000	0.000
18	Crane Order	0.000	0.000
19	Crane Order	0.000	0.000
20	Crane Order	0.000	0.000
21	Crane Order	0.000	0.000
22	Crane Order	0.000	0.000
23	Crane Order	0.000	0.000
24	Crane Order	0.000	0.000
25	Crane Order	0.000	0.000
26	Crane Order	0.000	0.000
27	Crane Order	0.000	0.000

Gambar 2. Frequent Itemsets

Gambar 1 menunjukkan proses pembuatan aturan asosiasi di RapidMiner, yang membantu dalam memperoleh hasil tersebut. Selain itu, Gambar 2 menggambarkan visualisasi mengenai itemset yang sering muncul dalam dataset transaksi, memberikan

pemahaman lebih jelas mengenai asosiasi antar produk yang terdeteksi.

Secara keseluruhan, hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa algoritma Apriori mampu mengidentifikasi pola pembelian yang dapat dimanfaatkan oleh Toko Roma

Bangunan untuk meningkatkan pengelolaan stok dan merencanakan strategi pemasaran yang lebih efektif. Hasil ini juga dapat digunakan untuk merancang promosi produk yang lebih terarah dan meningkatkan kepuasan pelanggan.

Pada hasil pengujian setelah melakukan pencarian *association rule* pada dataset transaksi penjualan menggunakan algoritma Apriori, diperoleh aturan asosiasi di setiap tahap. Dengan minimum support 10%, terbentuk 9 itemset produk yang memenuhi syarat. Dari 9 item tersebut, dihasilkan 35 kombinasi 2-itemset, namun hanya 5 kombinasi yang memenuhi minimum support. Pembentukan 3-itemset tidak menghasilkan kombinasi yang memenuhi minimum support 10%. Kombinasi yang lolos kemudian diterjemahkan dalam aturan asosiasi berbentuk "Jika X maka Y", dilanjutkan dengan perhitungan nilai confidence dengan ambang batas 50%.

Terdapat sedikit perbedaan antara hasil perhitungan manual dan pengujian menggunakan RapidMiner. Namun, pola asosiasi yang memenuhi minimum support 10% dan confidence 50% tetap sama. Adapun pola asosiasi yang diperoleh adalah sebagai berikut:

1. Kran → *Sealtape* Onda, Memiliki nilai support sebesar 13%, confidence 60%, dan lift ratio 2,71. Ini menunjukkan bahwa 13% dari seluruh transaksi melibatkan pembelian kran dan *Sealtape* onda secara bersamaan. Dengan confidence 60%, terdapat kemungkinan sebesar 60% konsumen yang membeli kran juga akan membeli *Sealtape* onda. Lift ratio di atas 1 (2,71)

mengindikasikan adanya keterkaitan yang kuat antar produk.

2. Amplas → *White Brush*, Diperoleh support 12%, confidence 69%, dan lift ratio 3,11. Artinya, 12% transaksi mencatat pembelian amplas dan *White Brush* secara bersamaan. Peluang konsumen membeli *White Brush* setelah membeli amplas sebesar 69%. Lift ratio 3,11 memperkuat indikasi hubungan positif antar kedua produk.
3. Amplas → *Thinner*, Menunjukkan support 11%, confidence 62%, dan lift ratio 3,12. Ini berarti 11% transaksi melibatkan pembelian amplas dan *thinner* secara bersamaan, dengan kemungkinan 62% konsumen membeli *thinner* setelah membeli amplas. Lift ratio sebesar 3,12 menegaskan adanya hubungan erat di antara kedua produk tersebut.

IV. Kesimpulan

Berdasarkan analisis yang dilakukan menggunakan algoritma Apriori terhadap data transaksi penjualan di Toko Roma Bangunan, dapat disimpulkan bahwa terdapat perbedaan jumlah aturan asosiasi yang dihasilkan antara perhitungan manual dan penggunaan RapidMiner. Perhitungan manual menghasilkan empat aturan, sementara RapidMiner menghasilkan tiga aturan yang memenuhi kriteria minimum support sebesar 10% dan *confidence* 50%. Meskipun demikian, aturan asosiasi dengan nilai tertinggi tetap konsisten, yaitu "Jika konsumen membeli amplas maka akan membeli *White Brush*" dengan support sebesar 12%, *confidence* 69%, dan lift ratio 3,11. Aturan ini dapat digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan

dalam pengelolaan stok, khususnya untuk menghindari kerugian akibat penumpukan barang yang tidak laku serta meningkatkan efektivitas pelayanan kepada pelanggan.

Daftar Pustaka

- [1] E. L. Hutahaean, M. Safii, and B. E. Damanik, "IMPLEMENTASI ALGORITMA APRIORI PADA SISTEM PERSEDIAAN BARANG," *Jurnal Informatika dan Komputer* Akreditasi KEMENRISTEKDIKTI, vol. 3, no. 3, 2020, doi: 10.33387/jiko.
- [2] D. Ariestiany and T. Santoso, "ANALISIS PENGELOLAAN STOK KUE MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI PADA TOKO KUE SPONJI," 1362.
- [3] F. A. Saputra and A. Iskandar, "Data Mining Penerapan Asosiasi Apriori Dalam Penentuan Pola Penjualan," *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, vol. 4, no. 4, pp. 778–788, 2023.
- [4] D. Kesia Batubara, N. Suryani, D. Cahya, and P. Buani, "Penerapan Algoritma Apriori Untuk Menentukan Persediaan Peralatan Dan Mesin," *IJSE-Indonesian Journal on Software Engineering*, vol. 6, no. 2, pp. 195–203, 2020.
- [5] J. Dongga, A. Sarungallo, N. Koru, and G. Lante, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dalam Menentukan Persediaan Barang (Studi Kasus: Toko Swapen Jaya Manokwari)," *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, vol. 7, no. 1, pp. 119–126, Jan. 2023, doi: 10.33379/gtech.v7i1.1938.
- [6] A. Adil, N. W. Y. Ariyanti, and B. K. Triwijoyo, "Menentukan Stok Produk Berdasarkan Pola Pembelian Konsumen dengan Algoritma Apriori," *SATIN-Sains dan Teknologi Informasi*, vol. 7, no. 2, pp. 82–91, 2021.
- [7] E. Tachi and N. & Andri, "Penerapan Data Mining Untuk Analisis Daftar Pembelian Konsumen Dengan Menggunakan Algoritma Apriori Pada Transaksi Penjualan Toko Bangunan MDN," 2021.
- [8] H. Abdi, "Pengertian Analisis menurut para ahli, Kenali fungsi, tujuan, dan jenisnya," Diambil kembali dari Pengertian analisis: <https://m.liputan6.com/hot/read/4569178/pengertian-analisis-menurut-para-ahlikenali-fungsi-tujuan-dan-jenisnya>, 2021.
- [9] C. A. Suwandi, R. Yanto, and D. Apriadi, "Implementasi Metode Apriori Pada Data Mining Untuk Pola Pembelian Barang," *Jurnal Ilmiah Binary STMIK Bina Nusantara Jaya Lubuklinggau*, vol. 3, no. 1, pp. 15–21, 2021.
- [10] L. Sunardi, Y. Waruwu, A. Anto, T. Susilo, and Y. Waruwu, "PENERAPAN ALGORITMA APRIORI PADA DATA PENJUALAN KOSMETIK DI TOKO SHARLY KOTA LUBUKLINGGAU," 2019.
- [11] F. A. Sianturi, P. M. Hasugian, A. Simangunsong, and B. Nadeak, *DATA MINING: Teori dan Aplikasi Weka*, vol. 1. IOCS Publisher, 2019.
- [12] R. Astuti and F. Muhamad Basysyar, "IMPLEMENTASI DATA MINING PADA PENJUALAN MAKANAN DAN MINUMAN MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI PADA TOKO ONLINE AYAM GEPREK X," 2024.
- [13] A. Prasetyo et al., "IMPLEMENTASI DATA MINING UNTUK ANALISIS DATA PENJUALAN DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI (STUDI KASUS DAPOERIN'S) Program Studi Sistem Informasi," vol. VIII, no. 2.
- [14] H. Santoso et al., "DATA MINING ANALISA POLA PEMBELIAN PRODUK DENGAN MENGGUNAKAN METODE ALGORITMA APRIORI," pp. 6–7, 2016.

- [15] N. L. W. S. R. Ginantara et al., "Data mining dan penerapan algoritma," 2021, Yayasan Kita Menulis.
- [16] F. Shely Amalia and D. Darwis, "ANALISIS DATA PENJUALAN HANDPHONE DAN ELEKTRONIK MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI (STUDI KASUS : CV REY GASENDRA)," 2021.
- [17] Y. Andini, J. T. Hardinata, and Y. P. Purba, "Penerapan Data Mining Terhadap Tata Letak Buku Di Perpustakaan Sintong Bingei Pematangsiantar Menggunakan Metode Apriori," *Jurnal Times*, vol. 11, no. 1, pp. 9–15, 2022.
- [18] H. O. L. Wijaya, A. A. Tri. S, A. Armanto, and W. M. Sari, "Prediksi Pola Penjualan Barang pada UMKM XYZ dengan Metode Algoritma Apriori," *Jurnal Sistem Komputer dan Informatika (JSON)*, vol. 3, no. 4, p. 432, Jun. 2022, doi: 10.30865/json.v3i4.4200.
- [19] F. Rahmawati and N. Merlina, "Metode Data Mining Terhadap Data Penjualan Sparepart Mesin Fotocopy Menggunakan Algoritma Apriori," *PIKSEL: Penelitian Ilmu Komputer Sistem Embedded and Logic*, vol. 6, no. 1, pp. 9–20, 2018.
- [20] S. Parsaoran Tamba, "PENERAPAN DATA MINING ALGORITMA APRIORI DALAM MENENTUKAN STOK BAHAN BAKU PADA RESTORAN NELAYAN MENGGUNAKAN METODE ASSOCIATION RULE," 2022.
- [21] P. Delima Sitanggang, "ALGORITMA APRIORI".
- [22] "PENERAPAN ALGORITMA APRIORI PADA KUALITAS PELAYANAN TERHADAP KEPUASAN PELANGGAN HOTEL," ROY FASA ASRIWANDI, 2017.
- [23] "Algoritma_Apriori_Sebagai_Solusi_Kontrol".
- [24] A. M. Siregar, S. Kom, M. K. D. A. N. A. Puspabhuana, S. Kom, and M. Kom, *Data Mining: Pengolahan Data Menjadi Informasi dengan RapidMiner*. CV Kekata Group, 2017.
- [25] Z. Setiawan et al., *Buku Ajar Data Mining*. PT. Sonpedia Publishing Indonesia, 2023.