

Implementasi Algoritma Apriori pada *Market Basket Analysis* terhadap Data Penjualan Produk Supermarket

Andy Hermawan¹, Bayu Wicaksono², Tigfhar Ahmadjayadi³, Bagas Surya Prakasa⁴,
Jasico Dacomoro Aruan⁵

¹Universitas Indraprasta PGRI, Jakarta

²⁻⁵Purwadhika Digital Technology School, Jakarta

Email: andy.hermawan@unindra.ac.id¹, bayu.wicaksono@yahoo.com², tigfharahmadjayadi@gmail.com³,
bagassuryaprakasa@gmail.com⁴, kzjasico@gmail.com⁵

Abstract. *Market Basket Analysis (MBA)* is an analytical technique used to identify relationships between items in purchasing transactions. This notebook uses retail transaction datasets and the Apriori algorithm to discover hidden associations and patterns that retailers can leverage in optimizing marketing strategies, store layouts, and product recommendations. Through initial data processing, data exploration, and application of the Apriori algorithm, this analysis succeeded in identifying various significant associations between items that are frequently purchased together. The results provide valuable insights for retailers to develop targeted promotions and improve customer shopping experiences, while emphasizing the importance of selecting the right parameters to obtain accurate and relevant results.

Keywords: *Market Basket Analysis, Association Rule Learning, Apriori Algorithm*

Abstrak. *Market Basket Analysis (MBA)* adalah teknik analitis yang digunakan untuk mengidentifikasi hubungan antar *item* dalam transaksi pembelian. *Notebook* ini menggunakan dataset transaksi *retail* dan algoritma Apriori untuk menemukan asosiasi dan pola tersembunyi yang dapat dimanfaatkan oleh pengecer dalam mengoptimalkan strategi pemasaran, tata letak toko, dan rekomendasi produk. Melalui pemrosesan data awal, eksplorasi data, dan penerapan algoritma Apriori, analisis ini berhasil mengidentifikasi berbagai asosiasi signifikan antara *item* yang sering dibeli bersama. Hasilnya memberikan wawasan berharga bagi pengecer untuk mengembangkan promosi yang ditargetkan dan meningkatkan pengalaman belanja pelanggan, sekaligus menekankan pentingnya pemilihan parameter yang tepat untuk mendapatkan hasil yang akurat dan relevan.

Kata kunci: *Market Basket Analysis, Association Rule Learning, Algoritma Apriori*

PENDAHULUAN

Dalam dunia ritel yang sangat kompetitif, memahami perilaku konsumen dan pola pembelian mereka menjadi sangat penting untuk meningkatkan penjualan dan kepuasan pelanggan. *Market Basket Analysis (MBA)* adalah salah satu metode analitis yang paling efektif untuk mengeksplorasi pola ini. MBA membantu mengidentifikasi hubungan antar produk yang sering dibeli bersama dalam satu transaksi. Informasi ini dapat digunakan untuk mengoptimalkan tata letak toko, mengembangkan strategi pemasaran yang lebih efektif, dan memberikan rekomendasi produk yang relevan kepada pelanggan.

Algoritma Apriori adalah salah satu algoritma utama yang digunakan dalam MBA untuk menemukan himpunan *item* yang sering muncul bersama dalam data transaksi. Dengan menggunakan dataset transaksi *retail* yang tersedia di *Kaggle*, *notebook* ini bertujuan untuk mengimplementasikan dan mengevaluasi algoritma Apriori dalam konteks yang nyata. Proses analisis ini melibatkan beberapa tahapan, mulai dari pemrosesan data awal untuk

membersihkan dan menyiapkan data, eksplorasi data untuk memahami frekuensi *item* dan pasangan *item*, hingga penerapan algoritma Apriori untuk menemukan aturan asosiasi yang kuat.

Hasil dari analisis ini dapat memberikan wawasan berharga bagi pengecer dalam memahami preferensi dan kebiasaan belanja pelanggan mereka. Dengan memanfaatkan pola dan asosiasi yang teridentifikasi, perusahaan dapat merancang promosi yang lebih tepat sasaran, mengatur produk secara lebih strategis di toko, dan meningkatkan pengalaman belanja pelanggan secara keseluruhan. Oleh karena itu, penerapan MBA tidak hanya bermanfaat untuk peningkatan penjualan jangka pendek, tetapi juga untuk pengembangan strategi bisnis jangka panjang.

KAJIAN TEORITIS

MBA adalah teknik yang digunakan dalam data mining untuk mengidentifikasi pola pembelian konsumen dalam sebuah database transaksi. Salah satu metode paling populer dalam MBA adalah penggunaan algoritma Apriori. Algoritma ini bekerja dengan mencari himpunan *item* yang sering muncul bersama dalam transaksi dan kemudian menghasilkan aturan asosiasi berdasarkan himpunan *item* tersebut. Teori yang mendasari MBA dan algoritma Apriori melibatkan beberapa konsep penting, seperti *support*, *confidence*, dan *lift*.

- **Support:** *Support* mengukur seberapa sering *item* atau kombinasi *item* muncul dalam dataset transaksi. Ini dihitung sebagai rasio jumlah transaksi yang mengandung *item* atau kombinasi *item* tertentu terhadap total jumlah transaksi. *Support* yang tinggi menunjukkan bahwa *item* atau kombinasi *item* tersebut sering dibeli bersama.
- **Confidence:** *Confidence* mengukur seberapa sering *item* B dibeli ketika *item* A dibeli. Ini dihitung sebagai rasio jumlah transaksi yang mengandung kedua *item* A dan B terhadap jumlah transaksi yang mengandung *item* A. *Confidence* yang tinggi menunjukkan hubungan yang kuat antara *item-item* tersebut.
- **Lift:** *Lift* mengukur seberapa besar peningkatan probabilitas pembelian *item* B ketika *item* A dibeli dibandingkan dengan probabilitas pembelian *item* B secara keseluruhan. *Lift* dihitung sebagai rasio antara *confidence* dan *support item* B. *Lift* yang lebih besar dari 1 menunjukkan bahwa pembelian *item* A meningkatkan kemungkinan pembelian *item* B.

Algoritma Apriori memulai proses dengan mencari himpunan *item* yang memiliki *support* di atas ambang batas minimum yang ditentukan. Kemudian, algoritma ini menggabungkan himpunan *item* tersebut untuk membentuk himpunan *item* yang lebih besar dan menghitung *support* untuk setiap himpunan *item* baru. Proses ini berlanjut hingga tidak ada lagi himpunan *item* yang memenuhi ambang batas minimum *support*. Setelah himpunan *item* yang sering ditemukan, aturan asosiasi dihasilkan dengan menggunakan nilai *confidence* dan *lift* untuk mengevaluasi kekuatan aturan tersebut.

Dalam konteks *retail*, penerapan MBA dan algoritma Apriori dapat membantu perusahaan untuk mengidentifikasi produk yang sering dibeli bersama, sehingga memungkinkan mereka untuk mengoptimalkan tata letak toko, merancang promosi *bundling* yang efektif, dan memberikan rekomendasi produk yang lebih relevan kepada pelanggan. Dengan demikian, MBA tidak hanya memberikan wawasan mendalam tentang perilaku konsumen, tetapi juga mendukung pengambilan keputusan bisnis yang lebih informasional dan strategis.

METODE PENELITIAN

Metode analisa yang digunakan dalam *notebook* ini untuk melakukan *Market Basket Analysis* (MBA) melibatkan beberapa tahapan, yaitu pemrosesan data awal, eksplorasi data, dan penerapan algoritma Apriori. Setiap tahap dirancang untuk memastikan bahwa data yang digunakan siap untuk dianalisis dan hasil yang diperoleh relevan dan dapat diandalkan.

1. Pemrosesan Data Awal:

- a. Pengumpulan Data: Data transaksi *retail* diunduh dari *Kaggle*.
- b. Pembersihan Data: Data diperiksa untuk mengidentifikasi dan menghapus transaksi duplikat, *item* yang tidak relevan, dan entri yang hilang. Proses ini memastikan bahwa dataset yang digunakan untuk analisis adalah bersih dan konsisten.
- c. Transformasi Data: Data yang ada diubah menjadi format yang sesuai untuk analisis MBA, misalnya dengan memetakan setiap transaksi ke dalam bentuk yang dapat diproses oleh algoritma Apriori.

2. Eksplorasi Data:

- a. Analisis Deskriptif: Analisis awal dilakukan untuk memahami distribusi *item* dan pola pembelian umum. Ini mencakup perhitungan frekuensi *item* dan pasangan *item* dalam transaksi.

- b. Visualisasi Data: Grafik dan visualisasi lain digunakan untuk memberikan gambaran yang lebih jelas tentang distribusi dan frekuensi *item* dalam dataset. Ini membantu dalam mengidentifikasi *item* yang paling populer dan pola pembelian yang menonjol.

3. Penerapan Algoritma Apriori:

- a. Penentuan Parameter: Parameter penting seperti minimum *support* dan minimum *confidence* ditentukan. Minimum *support* adalah ambang batas untuk menentukan himpunan *item* yang sering muncul, sedangkan minimum *confidence* adalah ambang batas untuk menentukan kekuatan aturan asosiasi.
- b. Generasi Himpunan *Item* Sering (*Frequent Itemsets*): Algoritma Apriori digunakan untuk mengidentifikasi himpunan *item* yang memenuhi ambang batas minimum *support*. Proses ini dimulai dengan himpunan *item* tunggal dan terus berkembang hingga tidak ada lagi himpunan *item* baru yang memenuhi kriteria.
- c. Generasi Aturan Asosiasi: Berdasarkan himpunan *item* sering yang ditemukan, aturan asosiasi dihasilkan. Aturan ini dievaluasi menggunakan nilai *confidence* dan *lift* untuk menentukan relevansi dan kekuatan hubungan antar *item*.

4. Evaluasi dan Interpretasi Hasil:

- a. Evaluasi Aturan: Aturan asosiasi yang dihasilkan dievaluasi berdasarkan nilai *confidence* dan *lift*. Aturan dengan *confidence* dan *lift* yang tinggi dianggap lebih signifikan dan relevan.
- b. Interpretasi Hasil: Hasil analisis diinterpretasikan untuk memberikan wawasan praktis bagi perusahaan. Ini termasuk identifikasi produk yang sering dibeli bersama dan rekomendasi untuk strategi pemasaran dan penataan produk di toko.

Metode analisa ini memungkinkan untuk mengidentifikasi pola pembelian yang signifikan dan memberikan wawasan yang dapat digunakan untuk meningkatkan strategi bisnis dan operasional *retail*.

Pemrosesan dan perapian data untuk keperluan analisis

Pemrosesan data dimulai dengan mengimpor data dari file CSV. Setelah data diimpor, langkah selanjutnya melibatkan penerapan *encoding* untuk merapikan data yang diimpor. Proses perapian data ini dilakukan dengan menggunakan *Jupyter Notebook* dan bahasa pemrograman *Python*. Berbagai fungsi dan modul *Python* digunakan untuk membersihkan data, seperti penghapusan baris yang tidak relevan, penggabungan kolom, dan penggantian

nilai yang tidak valid. Hasil dari proses ini adalah data yang terstruktur dengan baik dan siap untuk digunakan dalam analisis lebih lanjut. Proses pemrosesan dan perapian data menggunakan *Python* menghasilkan data yang bersih dan terstruktur dengan baik. Data yang telah diproses dapat digunakan untuk melakukan analisis lebih lanjut, seperti analisis statistik, visualisasi data, dan interpretasi hasil analisis.

Tabel 1. Daftar Variabel Awal

	asparagus	almonds	antioxydant juice	asparagus	avocado	babies food	bacon	barbecue sauce	black tea	blueberries	...	turkey	vegetables mix	water spray	white wine	whole wheat flour
0	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0	...	0	1	0	0	1
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	...	1	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
7496	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0
7497	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0
7498	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0
7499	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0
7500	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0

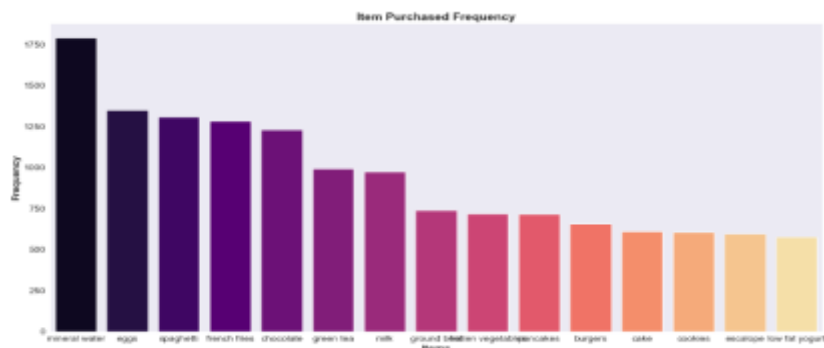
7501 rows x 120 columns

Sumber : <https://www.kaggle.com/datasets/dragonheir/basket-optimisation/data>

Data visualisasi dengan menggunakan diagram *Barplot* dan *Tree Map*

1. *Barplot*

Barplot digunakan untuk melihat distribusi nilai masing-masing produk. Visualisasi data menggunakan *barplot* merupakan alat yang efektif untuk memahami frekuensi pembelian setiap *item* dalam dataset transaksi *retail*. Analisis ini memberikan gambaran yang jelas tentang *item* mana yang paling populer dan sering dibeli oleh pelanggan. Secara keseluruhan, analisis *barplot* memberikan wawasan berharga yang dapat digunakan untuk meningkatkan strategi pemasaran, pengadaan, dan tata letak toko, serta untuk memahami preferensi dan perilaku pembelian pelanggan, yang grafiknya diberikan pada Gambar 1 berikut.

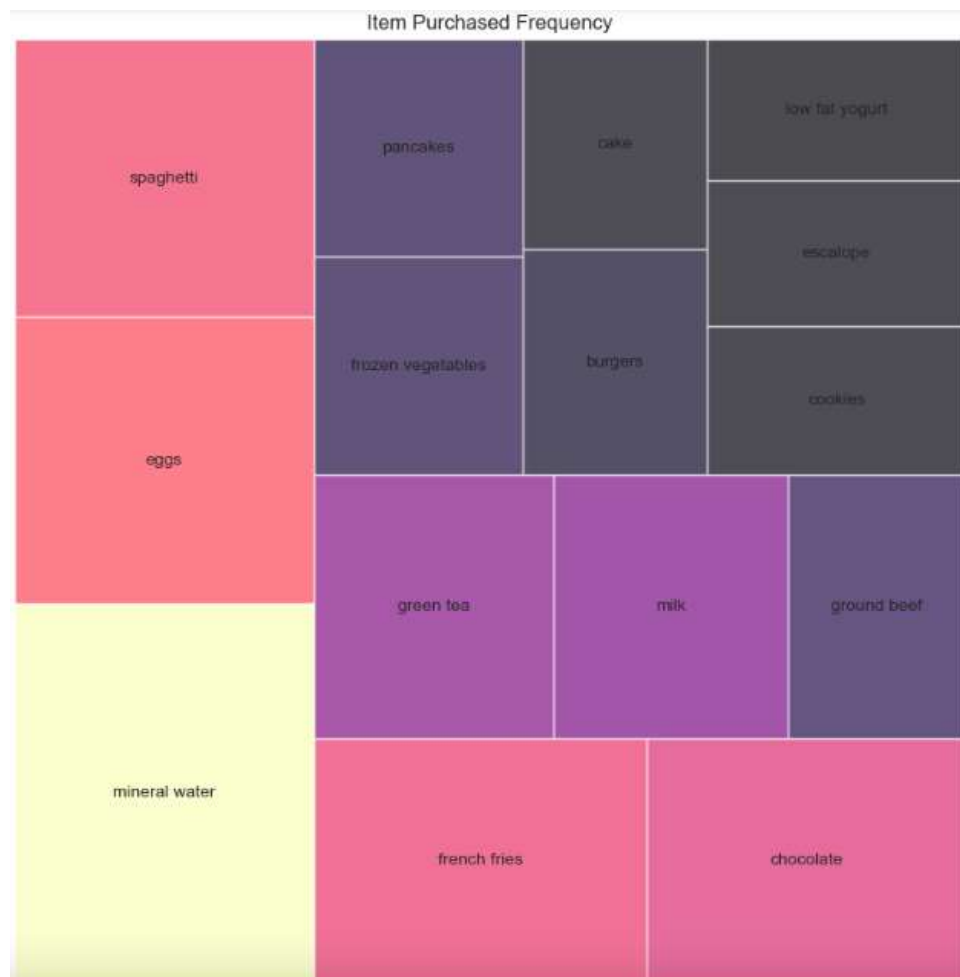


Gambar 1. *Barplot* dari 15 produk terlaris

Dari visualisasi *Barplot*, kita dapat mengetahui bahwa *mineral water* merupakan barang yang paling banyak dibeli di toko, di ikuti dengan penjualan *eggs*, *spaghetti*, *french fries*, dan *chocolate*. Sebagian besar penjualan dapat kita lihat dari grafik di atas yang menunjukkan 15 *item* yang sering dibeli.

2. Tree Map

Tree map adalah visualisasi yang efektif untuk menggambarkan kontribusi relatif dari berbagai *item* atau kategori terhadap keseluruhan penjualan produk. Dengan menggunakan *tree map*, kita dapat memahami secara lebih mendalam bagaimana penjualan didistribusikan di antara berbagai produk dan kategori. *Tree map* memvisualisasikan kontribusi setiap *item* terhadap total penjualan dengan ukuran dan warna kotak yang berbeda. *Item* dengan penjualan tertinggi akan memiliki kotak terbesar. Hal ini memungkinkan perusahaan untuk dengan cepat mengidentifikasi produk-produk yang memiliki kontribusi terbesar terhadap pendapatan seperti terlihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Tree Map dari penjualan produk

Secara keseluruhan, *tree map* adalah alat yang kuat untuk menganalisis distribusi penjualan produk dan memberikan wawasan yang mendalam tentang kinerja berbagai *item* dan kategori. Terlihat *mineral water* merupakan barang yang paling banyak dibeli di toko, di ikuti dengan penjualan *eggs*, *spaghetti*, *french fries*, dan *chocolate*.

3. Association Rule Learning dengan Algoritma Apriori

Algoritma Apriori adalah metode analitis yang pertama kali diperkenalkan pada tahun 1994 oleh Rakesh Agrawal dan Ramakrishnan Srikant. Algoritma ini digunakan untuk menemukan himpunan *item* yang paling sering muncul dalam basis data transaksi dan mengidentifikasi aturan asosiasi antara *item-item* tersebut. Proses analisis ini melibatkan tiga faktor penting: *support*, *confidence*, dan *lift*.

Tabel 2. Algoritma Apriori terhadap MBA

	support	itemsets	length
0	0.087188	(burgers)	1
1	0.081056	(cake)	1
2	0.059992	(chicken)	1
3	0.163845	(chocolate)	1
4	0.080389	(cookies)	1
5	0.051060	(cooking oil)	1
6	0.179709	(eggs)	1
7	0.079323	(escalope)	1
8	0.170911	(french fries)	1
9	0.063325	(frozen smoothie)	1
10	0.095321	(frozen vegetables)	1
11	0.052393	(grated cheese)	1
12	0.132116	(green tea)	1
13	0.098254	(ground beef)	1
14	0.076523	(low fat yogurt)	1
15	0.129583	(milk)	1
16	0.238368	(mineral water)	1
17	0.065858	(olive oil)	1
18	0.095054	(pancakes)	1
19	0.071457	(shrimp)	1
20	0.050527	(soup)	1
21	0.174110	(spaghetti)	1
22	0.068391	(tomatoes)	1
23	0.062525	(turkey)	1
24	0.058526	(whole wheat rice)	1
25	0.052660	(mineral water, chocolate)	2
26	0.050927	(mineral water, eggs)	2
27	0.059725	(mineral water, spaghetti)	2

Sumber : Hasil Analisis Menggunakan *Jupyter Notebook* dan *Python* (2024).

Tabel memberi tahu kita bahwa ada 27 *frequent itemset* dengan panjang berbeda, sehingga langkah pertama algoritma apriori kita selesai. Peluang terjadinya transaksi {spaghetti, mineral water} lebih besar dibandingkan {eggs,mineral water} atau {chocolate,mineral water}.

Tabel 3. Implementasi Association Rules terhadap MBA

antecedents	consequents	antecedent support	consequent support	support	confidence	lift	leverage	conviction	zhangs_metric
(spaghetti)	(mineral water)	0.174110	0.238368	0.059725	0.343032	1.439085	0.018223	1.159314	0.369437
(chocolate)	(mineral water)	0.163845	0.238368	0.052660	0.321400	1.348332	0.013604	1.122357	0.308965
(eggs)	(mineral water)	0.179709	0.238368	0.050927	0.283383	1.188845	0.008090	1.062815	0.193648
(mineral water)	(spaghetti)	0.238368	0.174110	0.059725	0.250559	1.439085	0.018223	1.102008	0.400606
(mineral water)	(chocolate)	0.238368	0.163845	0.052660	0.220917	1.348332	0.013604	1.073256	0.339197
(mineral water)	(eggs)	0.238368	0.179709	0.050927	0.213647	1.188845	0.008090	1.043158	0.208562

Sumber : Hasil Analisis Menggunakan Jupyter Notebook dan Python (2024).

Tabel diatas memberi tahu kita bahwa ada hubungan kuat antara pembelian *mineral water* dengan *spaghetti*, *chocolate*, dan *eggs*. Sebanyak 34% transaksi yang mengandung spaghetti juga mengandung *mineral water*, 32% transaksi dengan *chocolate* mengandung *mineral water*, dan 28% transaksi dengan *eggs* juga mengandung *mineral water*. Selain itu, 25% transaksi yang mengandung *mineral water* juga mencakup *spaghetti*, 22% mencakup *chocolate*, dan 21% mencakup *eggs*. Persentase ini menunjukkan kecenderungan signifikan pelanggan untuk membeli *mineral water* bersama produk-produk tersebut.

Perusahaan dapat memanfaatkan wawasan ini dengan menciptakan kampanye promosi *cross-selling* yang efektif. Penawaran *bundling* produk, seperti diskon untuk pembelian kombinasi *mineral water* dengan *spaghetti*, *chocolate*, atau *eggs*, dapat meningkatkan penjualan dan kepuasan pelanggan. Selain itu, penempatan produk-produk ini secara strategis di toko dapat mendorong pembelian impulsif. Kampanye pemasaran yang menonjolkan kombinasi produk ini juga dapat menarik lebih banyak pelanggan, memberikan pengalaman berbelanja yang lebih baik, dan meningkatkan loyalitas pelanggan.

KESIMPULAN

Kesimpulan dari analisis menunjukkan bahwa kombinasi *item* terbaik untuk kampanye *cross-selling* yang optimal, dengan tingkat kepercayaan tinggi di atas 20% dan frekuensi pembelian yang tinggi, adalah antara *mineral water* dengan *spaghetti*, *mineral water* dengan *chocolate*, serta *mineral water* dengan *eggs*. Kombinasi ini lebih mungkin terjadi bersama dan merupakan transaksi yang paling sering muncul di antara semua transaksi, sehingga dapat digunakan untuk strategi promosi yang lebih efektif dan meningkatkan penjualan.

Kombinasi item terbaik dengan tingkat kepercayaan di atas 20% adalah:

1. *Spaghetti* dan *Mineral Water*
2. *Chocolate* dan *Mineral Water*
3. *Eggs* dan *Mineral Water*
4. *Mineral Water* dan *Spaghetti*
5. *Mineral Water* dan *Chocolate*
6. *Mineral Water* dan *Eggs*

Kombinasi item yang sering muncul di antara semua transaksi adalah:

1. *Mineral Water* dan *Spaghetti*
2. *Mineral Water* dan *Chocolate*
3. *Mineral Water* dan *Eggs*

Dapat disimpulkan bahwa kombinasi *item* terbaik untuk digunakan dalam kampanye *cross-selling* yang optimal, dengan tingkat kepercayaan tinggi dan frekuensi pembelian yang tinggi, adalah kombinasi antara *mineral water* dan *spaghetti*, *mineral water* dan *chocolate*, serta *mineral water* dan *eggs*. Kombinasi ini lebih mungkin terjadi bersama dan merupakan transaksi yang paling sering muncul di antara semua transaksi.

REKOMENDASI

Berdasarkan hasil MBA, terlihat bahwa *mineral water* sering dibeli bersama dengan *spaghetti*, *chocolate*, dan *eggs*, sehingga penjual dapat menciptakan penawaran *bundling* khusus di toko fisik maupun platform *online*. Strategi ini termasuk menciptakan area promosi di toko yang menampilkan *bundle* produk dengan harga diskon, serta penawaran *bundle* fleksibel di platform *e-commerce* yang memberikan diskon menarik untuk pembelian produk-produk tersebut. Dengan membuat *bundle* ini, pelanggan dapat tertarik untuk membeli lebih banyak produk, meningkatkan penjualan, dan mengurangi risiko kehabisan stok produk populer.

Selain itu, kampanye pemasaran lintas produk dapat memanfaatkan hubungan antara *mineral water* dan *spaghetti*, *chocolate*, serta *eggs*. Ini bisa dilakukan melalui media sosial, email *marketing*, konten blog dan video resep, kolaborasi dengan *influencer*, serta pemasangan iklan di toko. Kampanye tematik juga dapat diluncurkan untuk mengaitkan produk-produk ini dengan acara khusus, seperti “Menu Hemat.” Dengan strategi pemasaran ini, perusahaan dapat memberikan nilai tambah kepada pelanggan melalui penawaran yang relevan dan menarik, sekaligus meningkatkan visibilitas dan penjualan produk secara keseluruhan.

DAFTAR REFERENSI

- Alamsyah, B. P., Rosiani, U. D., & Wakhidah, R. (2021). Sistem rekomendasi pembelian barang berdasarkan pola pembelian konsumen menggunakan metode association rule apriori. *Seminar Informatika Aplikatif Polinema*, 72–76.
- Alfiqra, A., & Alfizi, F. Y. (2018). Penerapan market basket analysis menggunakan proses KDD (Knowledge Discovery in Database) sebagai strategi penjualan produk swalayan (Studi Kasus: Swalayan X).
- Daliyah, R. (2020). Analisis perilaku konsumsi pengguna aplikasi e-money pada mahasiswa Fakultas Ekonomi Universitas Negeri Surabaya. *Jurnal Pendidikan Tata Niaga (JPTN)*, 8(3), 946–952. <https://doi.org/10.26740/jptn.v8n3.p946-952>
- Dhanalakshmi, M., & Sankari, E. S. (2014). Privacy preserving data mining techniques-survey. *International Conference on Information Communication and Embedded Systems (ICICES2014)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/ICICES.2014.7033869>
- Fahrudin, Nur Fitrianti. (2019). Penerapan algoritma apriori untuk market basket analysis. *MIND (Multimedia Artificial Intelligent Networking Database) Journal*, 4(1), 13–23. <https://doi.org/10.26760/mindjournal.v4i1.13-23>
- Garg, R., & Gulia, P. (2015). Comparative study of frequent itemset mining algorithms apriori and FP growth. *International Journal of Computer Applications*, 126(4), 8-12.
- Hossain, M., Sattar, A.S., & Paul, M.K. (2019). Market basket analysis using apriori and FP-growth algorithm. *2019 22nd International Conference on Computer and Information Technology (ICCIT)*, 1-6. IEEE.
- Idris, A.I., et al. (2022). Comparison of apriori, apriori-TID and FP-growth algorithms in market basket analysis at grocery stores. *The IJICS (International Journal of Informatics and Computer Science)*, 6(2). <https://doi.org/10.30865/ijics.v6i2.4535>
- Ilham, A., et al. (2018). Market basket analysis using apriori and FP-growth for analysis consumer expenditure patterns at Berkah Mart in Pekanbaru Riau. *Journal of Physics: Conference Series*, 1114(1), 012131.
- Kalakota, R., & Robinson, M. (2001). *E-business 2.0: Roadmap for success* (2nd ed.). Addison Wesley.
- Kaur, M., & Kang, S. (2016). Market basket analysis: Identify the changing trends of market data using association rule mining. *Procedia Computer Science*, 85, 78–85.
- Khushi, G., Shah, K., & Kadam, A. A. (2023). E-commerce market basket analysis using apriori algorithm. *International Journal of Scientific Research in Engineering and Management (IJSREM)*.
- Kumar, B.S., & Rukmani, K.V. (2010). Implementation of web usage mining using apriori and FP growth algorithms. *International Journal of Advanced Networking and Applications*, 1(06), 400-404.

- Musalem, A., Aburto, L., & Bosch, M. (2018). Market basket analysis insights to support category management. *European Journal of Marketing*, 52(7/8), 1550–1573.
- Qoniah, I., & Priandika, A. T. (2020). Analisis market basket untuk menentukan asosiasi rule dengan algoritma apriori (Studi Kasus: Tb. Menara). *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi*, 1(2), 26–33. <https://doi.org/10.33365/jtsi.v1i2.368>
- Sadikoglu, G. (2017). Modeling of the travelers' shopping motivation and their buying behavior using fuzzy logic. *Procedia Computer Science*, 120, 805–811.
- Sharma, N., Arora, Y., Makkar, P., Sharma, V., & Gupta, H. (2021). Real estate price's forecasting through predictive modelling. *Machine Learning for Predictive Analysis*, 589-597. Springer, Singapore.
- Tana, M.P., et al. (2018). Penerapan metode data mining market basket analysis terhadap data penjualan produk pada Toko Oase menggunakan algoritma apriori. *JIMP (Jurnal Informatika Merdeka Pasuruan)*, 3(2). <https://doi.org/10.37438/jimp.v3i2.167>
- Umar, E., Manongga, D., & Iriani, A. (2022). Market basket analysis menggunakan association rule dan algoritma apriori pada produk penjualan mitra swalayan Salatiga. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 6(3), 1367–1377. <https://doi.org/10.30865/mib.v6i3.4217>