

TEKNIK ASOSIASI DATA MINING SEBAGAI AKSI BISNIS DALAM MENCIPTAKAN VARIAN PRODUK BARU

Feri Sulianta ¹⁾, Ahmad Zaeni ²⁾

Fakultas Teknik Universitas Widyatama, Bandung, Indonesia ^{1,2)}

Corresponding Author:

feri.sulianta@widyatama.ac.id ¹⁾

Abstrak

Dalam melakukan strategi pemasaran produk perlu data informasi acuan agar promosi dapat dilakukan dengan tepat sasaran, seperti contoh dengan mencari ratio pembelian antara beberapa produk pada toko pizza. Penelitian ini menggunakan penerapan metode association rule dan algoritma apriori pada dataset transaksi pembelian pada restoran untuk membantu membuat kandidat kombinasi antara beberapa produk dalam kaitannya dengan kombinasi varian pada satu produk bagi pelanggan. Teknik data mining menggunakan raw data transaksi, dan ditentukan nilai support minimum adalah 20% dan 10% serta nilai confidence minimum 60% dengan pengolahan data menggunakan Python versi 3.9. Algoritma apriori dapat menghasilkan aturan asosiasi sebagai aksi bisnis dalam menciptakan produk kombinasi varian topping pada restoran pizza berdasarkan nilai support dan confidence minimum. Hasil rekomendasi didapatkan pada saat ambang batas 20% memberikan rekomendasi pizza jenis vegetarian saja, sedangkan saat nilai ambang batas diterapkan 10%, rekomendasi yang diberikan bukan hanya jenis vegetarian saja. Nilai terbaik untuk jenis pizza vegetarian didapatkan untuk pasangan topping Red Peppers dengan Tomatoes dengan skor lift sebesar 1.440581, dan nilai lift terkecil adalah topping Tomatoes dan Garlic dengan skor lift 1.207387, serta kombinasi ketiga topping tersebut. Sedangkan untuk jenis non vegan memiliki nilai lift ratio terbesar yaitu >2 dengan topping Chicken dan Tomatoes dengan Red Peppers, dan kombinasi antara ketiga topping tersebut.

Kata Kunci: Algoritma Apriori; Association Rule; Data Mining; Aksi Bisnis

Abstract

In carrying out a product marketing strategy, reference information data is needed so that promotions can be carried out on target, for example by finding the ratio of purchases between several products at a pizza shop. This study uses the application of the association rule method and the a priori algorithm to a dataset of purchase transactions at restaurants to help make candidate combinations between several products in relation to a combination of variants on one product for customers. Data mining techniques use raw transaction data, and the minimum support values are determined to be 20% and 10% and the minimum confidence value is 60% by processing data using Python version 3.9. The apriori algorithm can produce association rules as business actions in creating product combinations of pizza topping variants at pizzerias based on predetermined minimum support and confidence values. The recommendation results are obtained when the 20% threshold provides only vegetarian pizza recommendations, whereas when the threshold value is applied at 10%, the recommendations given are not only vegetarian types. The best score for this type of vegetarian pizza was obtained for the Red Peppers and Tomatoes topping with a lift score of 1.440581, and the lowest lift value was Tomatoes and Garlic topping with a lift score of

History:

Received : 25 Juni 2023

Revised : 10 Oktober 2023

Accepted: 25 Desember 2023

Published: 26 Desember 2023

Publisher: LPPM Universitas Darma Agung

Licensed: This work is licensed under

[Attribution-NonCommercial-No](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/)

[Derivatives 4.0 International \(CC BY-NC-ND 4.0\)](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/)



1.207387, as well as a combination of the three toppings. Whereas non-vegan types have the largest lift ratio value, namely > 2 with Chicken and Tomatoes topping with Red Peppers, and a combination of the three toppings.

Keywords: Apriori Algorithm; association rules; Data Mining; Business Action

PENDAHULUAN

Pemanfaatan teknologi saat ini berkembang pesat, namun masih banyak perusahaan yang belum memanfaatkan teknologi secara optimal. Salah contoh adalah historis transaksi tokoh dari bulan ke bulan. Namun data tersebut hanya digunakan sebagai laporan saja (Rerung, 2018). Hal itu akan menyebabkan data yang ada menjadi tidak bermanfaat (Cahyo, 2018) (Fitriyani, 2015). Saat ini perusahaan sering menggunakan cara konvensional untuk menentukan strategi pemasaran produk dan menggunakan perkiraan. Hal itu tidak efektif untuk strategi promosi penjualan, namun jika informasi itu digunakan dengan baik maka dapat meningkatkan penjualan melalui strategi promosi yang tepat (Marthasari et al., 2015) (Widjaya, 2017) (Buaton et al., 2018).

Strategi pemasaran seperti promosi dengan diskon dan paket, atau kombinasi varian produk dapat direalisasikan menggunakan teknik data mining dengan memanfaatkan data historis penjualan (Achmad Maimun, 2023). Masyarakat umum lebih tertarik dengan program promosi, paket produk atau kombinasi varian dalam satu produk karena dinilai lebih hemat. Hal itu bisa menjadi solusi untuk mempertahankan pelanggan, meningkatkan penjualan, dan memberikan kepuasan. Informasi penting dari data historis perusahaan toko yang penting untuk kegiatan pemasaran adalah Frequent Pattern (FP) pembelian. FP akan berisi informasi pola yang muncul dari data transaksi. Salah satu metode untuk menggali FP adalah dengan metode association rule. Association rule dapat melihat hubungan kesamaan antar item pada FP. Untuk mempermudah pembuatan kombinasi, digunakan Algoritma apriori. Algoritma apriori untuk membentuk kandidat kombinasi item untuk diterapkan aturan asosiatifnya yang mempunyai nilai berulang tertentu. Algoritma ini telah diterapkan dalam beragam aplikasi (Cahyo, 2018) (Fitriyani, 2015) (Indriani, 2017) (Aprianti et al., 2017). Pentingnya aturan asosiasi dapat diketahui dari dua parameter, yaitu minimum support yang memaksudkan persentase kombinasi item dari seluruh transaksi dan minimum confidence yang memperlihatkan kuatnya hubungan antar item dalam aturan asosiatif.

Berbeda pada penerapan algoritma apriori dalam sistem yang sudah ada, penelitian ini bertujuan mengkaji penerapan algoritma apriori dan association rule pada dataset transaksi pembelian untuk memberikan alternatif promosi produk bagi pembeli yang membeli kebutuhan. Penerapan ini dilakukan pada data penjualan pizza. untuk melihat perilaku pelanggan yang membeli kebutuhan. Dataset berupa data transaksi penjualan. Analisis pola frekuensi tertinggi menghasilkan kombinasi item yang memenuhi syarat minimum support yang sudah ditentukan. Pembentukan pola association rule

dilakukan untuk menemukan aturan asosiasi yang memenuhi minimum confidence dari frekuensi tinggi yang telah ditemukan.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan dataset transaksi pelanggan pada pizza. Penelitian ini memiliki beberapa tahap seperti akuisisi data, analisis pola dengan algoritma apriori, pembuatan association rule, dan yang terakhir adalah pengujian. Penggunaan association rule dengan algoritma apriori memiliki keunggulan pada keandalannya memproses data besar dan praktis. Kelola mining dilakukan menggunakan perangkat lunak Python versi 3.9.

a. Akuisisi Data

Pada tahap ini, pengumpulan data dilakukan dengan memindai dataset dalam bentuk data mentah atau RAW Data. Dataset yang digunakan adalah data transaksi dari Plato's Pizza dengan jumlah 48620 data. Dataset ini memiliki beberapa produk transaksi yang dilakukan bersamaan seperti yang ditampilkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Raw Data

Order ID	Pizza ID	Quantity	Order Date	Order Time	Unit Price	Total Price	Pizza Size	Pizza Category	Pizza Ingredients	Pizza Name
1	hawaii_an_m	1	1/1/2015	11:38:36	13.25	13.25	M	Classic	Sliced Ham, Pineapple, Mozzarella Cheese	The Hawaiian Pizza
2	classic_dlx_m	1	1/1/2015	11:57:40	16.00	16.00	M	Classic	Pepperoni, Mushrooms, Red Onions, Red Peppers,...	The Classic Deluxe Pizza
2	five_cheese_l	1	1/1/2015	11:57:40	18.50	18.50	L	Veggie	Mozzarella Cheese, Provolone Cheese, Smoked Go...	The Five Cheese Pizza
2	ital_supr_l	1	1/1/2015	11:57:40	20.75	20.75	L	Supreme	Calabrese Salami, Capocollo, Tomatoes, Red Oni...	The Italian Supreme Pizza
2	mexicana_m	1	1/1/2015	11:57:40	16.00	16.00	M	Veggie	Tomatoes, Red Peppers, Jalapeno Peppers, Red O...	The Mexicana Pizza
2	thai_chkn_l	1	1/1/2015	11:57:40	20.75	20.75	L	Chicken	Chicken, Pineapple, Tomatoes, Red Peppers, Tha...	The Thai Chicken Pizza
3	ital_supr_m	1	1/1/2015	12:12:28	16.50	16.50	M	Supreme	Calabrese Salami, Capocollo, Tomatoes, Red Oni...	The Italian Supreme Pizza
3	prsc_ar_gla_l	1	1/1/2015	12:12:28	20.75	20.75	L	Supreme	Prosciutto di San Daniele, Arugula, Mozzarella...	The Prosciutto and Arugula Pizza
4	ital_supr_m	1	1/1/2015	12:16:31	16.50	16.50	M	Supreme	Calabrese Salami, Capocollo, Tomatoes, Red Oni...	The Italian Supreme Pizza
5	ital_supr_m	1	1/1/2015	12:21:30	16.50	16.50	M	Supreme	Calabrese Salami, Capocollo, Tomatoes, Red Oni...	The Italian Supreme Pizza
.....										
21346	soppressata_l	1	12/31/2015	20:51:07	20.75	20.75	L	Supreme	Soppressata Salami, Fontina Cheese, Mozzarella...	The Soppressata Pizza
21347	bbq_chkn_m	1	12/31/2015	21:14:37	16.75	16.75	M	Chicken	Barbecued Chicken, Red Peppers, Green Peppers,...	The Barbecue Chicken Pizza
21347	ital_supr_m	1	12/31/2015	21:14:37	16.50	16.50	M	Supreme	Calabrese Salami, Capocollo, Tomatoes, Red Oni...	The Italian Supreme Pizza
21347	peppr_salami_s	1	12/31/2015	21:14:37	12.50	12.50	S	Supreme	Genoa Salami, Capocollo, Pepperoni, Tomatoes, ...	The Pepper Salami Pizza
21347	southw_chkn_l	1	12/31/2015	21:14:37	20.75	20.75	L	Chicken	Chicken, Tomatoes, Red Peppers, Red Onions, Ja...	The Southwest Chicken Pizza
21348	ckn_alfredo_m	1	12/31/2015	21:23:10	16.75	16.75	M	Chicken	Chicken, Red Onions, Red Peppers, Mushrooms, A...	The Chicken Alfredo Pizza
21348	four_cheese_l	1	12/31/2015	21:23:10	17.95	17.95	L	Veggie	Ricotta Cheese, Gorgonzola Piccante Cheese, Mo...	The Four Cheese Pizza

b. Pemrosesan Data

Tahap ini meliputi data cleaning, pemilihan data, konversi data, dan pemberian label. Cleaning data dilakukan untuk menghilangkan data yang tidak terdefinisi atau Null (Natarajan, 2010) (Visalakshi et al., 2014). Proses ini dilakukan pada dataset asli atau sebelum masuk dalam proses pemilihan data. Pada proses ini melakukan proses cleaning hanya untuk kolom dengan tipe data objek dan tipe data numerik. Hasil dari proses cleaning ini menghasilkan nilai 0 untuk kolom tipe data objek dan numerik, yang artinya tidak terdapat missing value.

Kemudian masuk pada proses pemilihan data. Proses pemilihan data ini dilakukan karena tidak semua atribut data awal diperlukan dan digunakan sebagai data penting. Data yang diambil dari Tabel 1 hanya pada kolom pizza category dan pizza ingredients. Hal ini dikarenakan fitur yang paling berpengaruh dari harga pizza adalah pizza category dan pizza ingredients. Setelah proses pemilihan data dilakukan, kemudian masuk pada proses pengubahan format tipe data yang digunakan. Perubahan ini memiliki tujuan untuk mempermudah pembuatan aturan yang akan diterapkan. Data awal memiliki format tipe data frame dan kemudian diubah menjadi format tipe data list. Setiap baris akan memiliki daftar tersendiri, sehingga data akan membentuk shape (48620, 2).

Dan pada akhirnya adalah proses pemberian label data yang digunakan untuk melakukan Encoding data agar mudah dilakukan proses atau perhitungan secara numerik. Hal itu dikarenakan algoritma apriori menggunakan true dan false, sehingga perlu mengubah data menjadi Boolean 1 atau 0. Produk yang dibeli dan tidak dibeli pelanggan akan diberikan nilai 1 atau 0. Tabel 2 memperlihatkan ilustrasi hasil dari konversi data.

Tabel 2. Konversi Data Boolean

	Afredo Sauce	Anchovies	Artichoke	Artichokes	Arugula	Asiago	Bacon	Spinach	Tomatos	Ed Salami
0	0	0	0	0	0	0	0	0	True	0	0	0	0	0
1	0	0	0	True	0	True		0	0	0	0	0	0	True
2	0	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0		True	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	True	0	0	0	0	0	0	0
..	0	0	0	0	0	0		0	0	0	0	True	0	0
..	0	0	0	0	True	0		0	0	0	0	True	0	0
48619	0	0	0	0	0	0	True	0	0	0	0	0	0	0
48620 x 72														

c. Pembuatan Association Rule

Algoritma apriori, yang digunakan untuk fase pertama dari Association Rules, merupakan algoritma yang paling populer dan klasik. Properti algoritma dan data ini dievaluasi dengan Boolean Association Rules. Dalam algoritma ini, ada cluster produk yang sering lewat, dan kemudian dicari hubungan yang kuat antara produk tersebut dengan produk lainnya. Pentingnya sebuah Association Rules dapat ditentukan oleh 3 parameter yang digunakan untuk mengidentifikasi kekuatan dari algoritma tersebut. Yaitu, Support, Confidence, dan Lift. Misalkan X dan Y mewakili produk di pasar dan

N mewakili jumlah total produk. Persamaan (1) sampai dengan (4) adalah penjabaran dari rule yang digunakan.

$$Rule: X \Rightarrow Y \quad (1)$$

$$Support = \frac{freq(X,Y)}{N} \quad (2)$$

$$Confidence = \frac{freq(X,Y)}{freq(X)} \quad (3)$$

$$Lift = \frac{Support}{Supp(X)*Supp(Y)} \quad (4)$$

Support adalah probabilitas suatu event untuk terjadi, Confidence adalah ukuran probabilitas bersyarat, dan Lift adalah probabilitas dari semua item yang terjadi bersama-sama dibagi dengan produk anteseden dan konsekuen terjadi seolah-olah mereka independen satu sama lain.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini memiliki 3 tahap yaitu analisis pola dengan algoritma apriori, pembentukan Association Rules, dan uji kekuatan aturan yang terbentuk dengan menghitung lift ratio. Hasil akhir penelitian ini berupa aturan asosiasi yang dijadikan sebagai acuan dalam memberikan rekomendasi penciptaan produk baru yang memiliki keragaman varian topping pada satu produk pizza kepada konsumen. Pada Tabel 3 menampilkan nilai support dari daftar produk perusahaan. Hasil itu didapat dari Model Apriori. Penelitian ini menggunakan paket mlxtend yang dapat mengubah semua parameter di model apriori. Selain itu parameter dukungan minimum untuk pemodelan ini ditetapkan nilai minimum support dengan nilai ambang 20%.

Tabel 3. Nilai Support Dengan Ambang Batas 20%

Support	Item Set
0.564007	(Garlic)
0.402036	(Red Onions)
0.334924	(Red Peppers)
0.48733	(Tomatoes)
0.225648	(Red Onions, Garlic)
0.331859	(Garlic, Tomatoes)
0.218408	(Red Onions, Red Peppers)
0.223961	(Red Onions, Tomatoes)
0.23513	(Red Peppers, Tomatoes)

Saat nilai ambang batas untuk support adalah 20%, nilai terbaik yang mempunyai nilai support tertinggi yaitu 50% untuk item Garlic, diikuti dengan 48% untuk item Tomatoes, dan paling rendah adalah 21% untuk Red Onions dengan Red Peppers

ditunjukkan dalam Tabel 3. Nilai support mengindikasikan probabilitas suatu event untuk terjadi. Namun saat nilai ambang batas diturunkan menjadi 10%, maka nilai support terbesar masih tetap topping pizza garlic dengan nilai di atas 50% dan nilai support terendah adalah topping pizza chicken, red peppers, dan tomatoes seperti pada Tabel 4. Nilai ambang batas 10% memiliki penawaran yang lebih beragam dari pada saat nilai ambang batas disetel pada nilai 20%. Hal itu dikarenakan banyak opsi yang ditawarkan saat ambang batas 10%.

Tabel 4. Nilai Support Dengan Ambang Batas 10%

Support	Item Set
0.116865	(Artichokes)
0.564007	(Garlic)
0.126985	(Green Olives)
0.107445	(Green Peppers)
0.116063	(Jalapeno Peppers)
0.135849	(Mozzarella Cheese)
0.166886	(Mushrooms)
0.134554	(Pepperoni)
0.402036	(Red Onions)
0.334924	(Red Peppers)
0.48733	(Tomatoes)
0.173653	(Chicken)
0.107754	(Spinach)
0.106684	(Garlic, Green Olives)
0.225648	(Red Onions, Garlic)
0.129905	(Red Peppers, Garlic)
0.331859	(Tomatoes, Garlic)
0.218408	(Red Peppers, Red Onions)
0.223961	(Red Onions, Tomatoes)
0.23513	(Red Peppers, Tomatoes)
0.126306	(Chicken, Red Peppers)
0.10615	(Chicken, Tomatoes)
0.136405	(Tomatoes, Red Onions, Garlic)
0.118614	(Red Peppers, Red Onions, Tomatoes)
0.10615	(Chicken, Red Peppers, Tomatoes)

Nilai confidence minimal yang diambil pada penelitian ini adalah 60% dengan hasil terlihat pada Tabel 4. Dengan kata lain, ketika produk X dibeli, kita dapat mengatakan bahwa pembelian produk Y adalah 60% atau lebih. Aturan yang terbentuk memudahkan perusahaan dalam mengambil kesimpulan. Kajian ini menghasilkan hanya satu aturan terbaik berdasarkan pemenuhan minimum support dan nilai

confidence. Nilai confidence atau nilai keyakinan adalah ukuran probabilitas bersyarat.

Selain itu, diperoleh lift ratio dengan nilai >1 yang ditampilkan pada Tabel 5. Hal ini berarti bahwa tingkat confidence aturan dapat digunakan sebagai acuan dalam rekomendasi produk. Pada beberapa penelitian sebelumnya tingkat confidence aturan jarang digunakan sebagai penunjang keakuratan hasil penelitian. Hasil analisa menunjukkan bahwa aturan dengan akurasi tertinggi memiliki lift ratio 2.985753 dan 1.079872 nilai lift ratio terendah. Nilai Lift adalah probabilitas dari semua item yang terjadi bersama-sama dibagi dengan produk anteseden dan konsekuen terjadi seolah-olah mereka independen satu sama lain.

Berdasar hasil nilai lift itu menunjukkan bahwa benar topping pizza chicken dibeli bersama dengan Red Peppers dan Tomatoes. Selain itu dengan nilai lift ratio > 1 terdapat 11 pasangan produk yang berbeda dengan urutan lift ratio terbesar adalah topping pizza Chicken dengan Red Peppers dan Tomatoes, dan untuk nilai lift ratio terendah adalah pada topping pizza untuk jenis vegie yaitu Red Onion dan Tomatoes dengan Garlic. Beberapa aturan yang terbentuk pada Tabel 5 dapat digunakan sebagai acuan dalam rekomendasi co-creation produk.

Tabel 5. Daftar Co-Creation Variasi Produk

Antecedents	Consequents	Antecedent Support	consequent support	support	confidence	lift	leverage
(Green Olives)	(Garlic)	0.126985	0.564007	0.106684	0.840136	1.489586	0.035064
(Tomatoes)	(Garlic)	0.487330	0.564007	0.331859	0.680974	1.207387	0.057002
(Red Peppers)	(Red Onions)	0.334924	0.402036	0.218408	0.652113	1.622024	0.083757
(Red Peppers)	(Tomatoes)	0.334924	0.487330	0.235130	0.702039	1.440581	0.071911
(Chicken)	(Red Peppers)	0.173653	0.334924	0.126306	0.727348	2.171682	0.068146
(Chicken)	(Tomatoes)	0.173653	0.487330	0.106150	0.611276	1.254335	0.021523
(Red Onions, Tomatoes)	(Garlic)	0.223961	0.564007	0.136405	0.609055	1.079872	0.010089
(Red Onions, Garlic)	(Tomatoes)	0.225648	0.487330	0.136405	0.604503	1.240437	0.026440
(Chicken, Red Peppers)	(Tomatoes)	0.126306	0.487330	0.106150	0.840417	1.724532	0.044597
(Chicken, Tomatoes)	(Red Peppers)	0.106150	0.334924	0.106150	1.000000	2.985753	0.070598
(Chicken)	(Red Peppers, Tomatoes)	0.173653	0.235130	0.106150	0.611276	2.599739	0.065319

SIMPULAN

Probabilitas melihat penjualan pizza berdasarkan topping yang digunakan dengan nilai ambang batas 20% hanya memiliki rekomendasi pada kategori pizza jenis vegetarian saja. Namun saat nilai ambang batas diambil 10% rekomendasi berdasarkan nilai support didapatkan lebih banyak dan bukan hanya pizza dengan kategori vegetarian atau vegie saja. Nilai confidence ini memberikan gambaran berapa sering topping pizza dibeli secara bersamaan. Dengan melihat nilai confidence topping pizza, nilai terbesar adalah 100% dengan topping pizza Chicken dan Tomatoes dengan Red Peppers dan untuk nilai terendah adalah 60,4% pada topping pizza Red Onion dan

Garlic dengan Tomatoes. Selain itu, jika dilihat menggunakan nilai lift terbesar didapatkan 2.985753 untuk topping pizza Chicken dengan Red Peppers dan Tomatoes, dan nilai lift terkecil adalah 1.207387 untuk topping pizza Red Onion dan Tomatoes dengan Garlic.

Strategi penawaran produk dengan kombinasi varian topping dapat dilakukan untuk beberapa kategori jenis pizza yaitu untuk vegetarian dan non vegetarian. Untuk pizza vegetarian rekomendasi topping pizza dapat dilakukan pada topping Red Peppers dengan Tomatoes, Red Peppers dengan Red Onions, dan Tomatoes dengan Garlic. Sedangkan untuk jenis non vegetarian dapat direkomendasikan Chicken dan Tomatoes dengan Red Peppers, dan kombinasi ketiga topping tersebut. Proses menciptakan aturan asosiasi menghasilkan tiga aturan untuk 4 item dari 72 item yang dimiliki restoran pizza, yang kemudian dijadikan dasar menciptakan produk pizza yang terdiri dari beberapa variasi topping.

DAFTAR PUSTAKA

- Achmad Maimun, A. (2023). *Strategi Pemasaran Juragan Wearpack Melalui Media Elektronik Perspektif Syariah Marketing*. Universitas Islam Negeri Saifuddin Zuhri Purwokerto.
- Aprianti, W., Hafizd, K. A. and M. R. Rizani. (2017). "Implementasi Association Rules dengan Algoritma Apriori pada Dataset Kemiskinan," *Limits: Journal of Mathematics and Its Applications*, vol. 14, no. 2, pp. 145-155.
- Buaton, R. Maulita, Y. and Kristiawan, A. (2018). "Korelasi Faktor Penyebab Tindak Kekerasan dalam Rumah Tangga Menggunakan Data Mining Algoritma A Priori," *Jurnal Media Infotama*, vol. 14, no. 1, pp. 21-30.
- Cahyo, S. D. (2017). "Sistem Rekomendasi Pembuatan Paket Menu dengan Market Basket Analysis Menggunakan Algoritma Apriori pada Rumah Makan Kampung Laut Semarang," B. Thesis, Universitas Dian Nuswantoro, Semarang, Indonesia. [Online]
- Djamaludin, I. (2017). "Analisis Pola Pembelian Konsumen pada Transaksi Penjualan Menggunakan Algoritma Apriori," *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro dan Ilmu Komputer*, vol. 8, no. 2, pp. 671-678.
- Fauzy, M., Saleh, K.R. and Asror, I. (2016). "Penerapan Metode Association Rule Menggunakan Algoritma Apriori Pada Simulasi Prediksi Hujan Wilayah Kota Bandung," *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi Terapan*, vol. 13, no. 2, pp. 221-227.
- Fitriyani, F. (2015). "Implementasi Algoritma Fp- Growth Menggunakan Association Rule Pada Market Basket Analysis," *Jurnal Informatika*, vol. 2, no. 1, pp. 296-305.
- Ghozali, M.I. Ehwani, R. Z. and W. H. Sugiharto. (2017). "Analisa Pola Belanja Menggunakan Algoritma Fp Growth, Self Organizing Map (SOM) dan K Medoids," *Simetris: Jurnal Teknik Industri, Mesin, Elektro dan Ilmu Komputer*, vol. 8, no. 1, pp. 317-326.

- Hutahaean, H. D., Sinaga, B. and A. A. Rajagukguk. (2016). "Analisa Dan Perancangan Aplikasi Algoritma Apriori Untuk Korelasi Penjualan Produk (Studi Kasus : Apotik Diory Farma)," *Journal of Informatics Pelita Nusantara*, vol. 1, no. 1, pp. 7-13.
- Ikhwan, Sriani, A. and Nofriansyah, D. (2015) "Penerapan Algoritma Apriori Untuk Menganalisa Transaksi Penjualan Untuk Promo Produk Furniture Jepara," in *Konferensi Nasional Pengembangan Teknologi Informasi dan Komunikasi*, Medan, Indonesia, pp. 19-24.
- Indriani, F. (2017). "Pola Asosiasi Bahan pada Resep Masakan Daerah dengan Algoritma Apriori," *SISFOTEK*, vol. 1, no. 1, pp. 119-123.
- Ju, C., Bao, F., Xu, C., & Fu, X. (2015). A Novel Method of Interestingness Measures for Association Rules Mining Based on Profit. *Discrete Dynamics in Nature and Society*, 2015(2).
- Li Z, Li X, Tang R and Zhang L (2021) Apriori Algorithm for the Data Mining of Global Cyberspace Security Issues for Human Participatory Based on Association Rules. *Front. Psychol.* 11:582480.
- Li, S., Liu, Y., Chen, D., Jiang, Y., Nie, Z., & Pan, F. (2022). Encoding the atomic structure for machine learning in materials science. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Molecular Science*, 12(1), 1–20.
- Marthasari, G. I. , Azhar, Y. and Puspitaningrum, D. K. (2015). "Sistem Rekomendasi Penyewaan Perlengkapan Pesta Menggunakan Collaborative Filtering dan Penggalan Aturan Asosiasi," *Jurnal Simantec*, vol. 5, no. 1, pp. 1-8.
- Natarajan, K., Li, J., Koronios, A. (2010). Data mining techniques for data cleaning. In: Kiritzis, D., Emmanouilidis, C., Koronios, A., Mathew, J. (eds) *Engineering Asset Lifecycle Management*. Springer, London.
- Rerung, R. R. (2018). *E-Commerce, Menciptakan Daya Saing Melalui Teknologi Informasi*. Deepublish.
- Saragih, R. I. E. and Sembiring, H. (2015). "Penerapan Algoritma Apriori Data Mining Untuk Mengetahui Kecurangan Skripsi," *Majalah Ilmiah Methoda*, vol. 5, no. 2, pp. 1-7.
- Syaripudin, G. A. and Faizal, E. (2017) "Implementasi Algoritma Apriori Dalam Menentukan Persediaan Obat," *JIKO (Jurnal Inform. dan Komputer)*, vol. 2, no. 1, pp. 10-14.
- Takdirillah, R. (2020). Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Terhadap Data Transaksi Sebagai Pendukung Informasi Strategi Penjualan. *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, 4(1), 37–46.
- Visalakshi, S., and Radha, V. (2014). "A literature review of feature selection techniques and applications: Review of feature selection in data mining," *2014 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research*, Coimbatore, India, 2014, pp. 1-6.

Widjaya, S. (2017). "Sistem Penunjang Keputusan untuk Menentukan Barang Terlaris dengan Algoritma Apriori pada CV Calosa Global Indonesia," *JIntech: Journal of Information and Technology*, vol. 5, no. 2, pp. 139-146.