



IMPLEMENTATION OF ASSOCIATION RULE MINING TO ANALYZE PRODUCT PURCHASING PATTERN IN AN IRON AND STEEL COMPANY

Sri Bakti Handayani Ningsih^{*1}, Leni Nuthayati², Maya Suhayati³

^{1,2}Information system, Faculty of Information Technology, Sebelas April University, Indonesia

³Informatics, Faculty of Information Technology, Sebelas April University, Indonesia

E_mail : sribekti@unsap.ac.id, leninurhayati82@gmail.com, mayasuhayati@unsap.ac.id

(Article received: 26 Juli 2026 ; Revision: 30 Juli 2026; published: 5 Agustus 2026)

Abstract

Companies operating in the steel and iron industry generate large volumes of sales transaction data on a daily. However, these data are often utilized solely for archival purposes, leaving the valuable information contained within them underutilized in supporting business decision-making. The proposed method implements the Association Rule Mining technique using the FP-Growth algorithm in RapidMiner on a sales transaction dataset collected from January 1, 2026, to June 4, 2026. The dataset consists of 143 transactions across 33 product item categories. The objective of this study is to analyze customer purchasing patterns and identify associations among products that are frequently purchased together. The research adopts the Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) methodology, which consists of business understanding, data understanding, data preparation, modeling, evaluation, and deployment. The process of generating association rules was carried out using the FP-Growth algorithm based on predetermined minimum support and minimum confidence thresholds. The results of the study generated several association rules that reveal relationships among steel and iron products, using a minimum support threshold of 10%, confidence = 100%, and a lift ratio ≥ 1 , all of which met the specified criteria. The findings indicate that the four strongest association rules are: the purchase of hollow plafond is always followed by the purchase of spandex screws; the combination of Alderon Spandex and hollow plafond is always followed by the purchase of spandex screws; the combination of Dynabolt and hollow plafond is always followed by the purchase of spandex screws; and the combination of Alderon Spandek, Dynabolt, and hollow plafond is always followed by the purchase of spandex screws. Each of these rules achieved a confidence value of 100% and a lift value of 1.192. Meanwhile, light steel roofing screws were identified as the most frequently occurring product in the transaction data, with a support value of 0.958 (95.8%). The knowledge extracted from these patterns can be utilized to support the development of sales strategies, optimize product placement, improve inventory management, and design more effective promotional packages. Therefore, the implementation of Association Rule Mining successfully transforms transactional data into valuable knowledge, enabling more accurate decision-making and enhancing the company's operational effectiveness.

Keywords : Association Rule Mining, FP-Growth, CRISP-DM, Consumer Purchasing Patterns, Data Mining, Steel and Iron Industry.

IMPLEMENTASI ASSOCIATION RULE MINING UNTUK MENGANALISIS POLA PEMBELIAN PRODUK PADA PERUSAHAAN BESI DAN BAJA

Abstrak

Perusahaan yang bergerak di bidang besi dan baja menghasilkan data transaksi penjualan dalam jumlah besar setiap harinya. Data tersebut sering kali hanya dimanfaatkan sebagai arsip sehingga potensi informasi yang terkandung di dalamnya belum dimanfaatkan secara optimal untuk mendukung pengambilan keputusan bisnis. Metode yang diusulkan mengimplementasikan teknik *Association Rule Mining* dengan algoritma *FP-Growth* menggunakan *RapidMiner* pada dataset transaksi penjualan dari 1 Januari 2026 sampai dengan 4 Juni 2026 yang terdiri dari 143 transaksi dalam 33 kategori item produk. Penelitian ini bertujuan menganalisis pola pembelian untuk mengidentifikasi hubungan antar produk yang dibeli secara bersamaan. Metode penelitian yang digunakan mengacu pada tahapan *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM), yang meliputi pemahaman bisnis, pemahaman data, persiapan data, pemodelan, evaluasi, dan implementasi. Proses pembentukan aturan asosiasi dilakukan dengan algoritma *FP-Growth* berdasarkan nilai *minimum support* dan *minimum confidence* yang telah ditentukan. Hasil penelitian menghasilkan sejumlah aturan asosiasi yang menunjukkan keterkaitan antar produk besi dan baja dengan tingkat minimal *support* 10% , *confidence*=100%, dan *lift ratio* ≥ 1 yang memenuhi kriteria. Hasil penelitian menunjukkan bahwa aturan asosiasi terkuat diperoleh

pada empat aturan asosiasi yaitu pembelian *hollow plafond* pasti diikuti dengan pembelian skrup spandek, kombinasi produk Alderon spandek dan Hollow plafond pasti diikuti dengan pembelian skrup spandek, kombinasi produk *Dynabolt* dan *Hollow plafond* pasti diikuti dengan pembelian skrup spandek, kombinasi produk Alderon spandek, *Dynabolt* dan *Hollow plafond* pasti diikuti dengan pembelian skrup spandek, dengan nilai confidence sebesar 100% dan nilai *lift* sebesar 1.192. Sedangkan mata *roofing* baja ringan merupakan produk yang paling sering muncul dalam transaksi dengan nilai *support* sebesar 0.958 atau 95,8%. Informasi yang diperoleh dapat dimanfaatkan sebagai dasar dalam penyusunan strategi penjualan, penataan produk, pengelolaan persediaan, serta penyusunan paket promosi yang lebih efektif. Dengan demikian, penerapan *Association Rule Mining* mampu mengubah data transaksi menjadi informasi yang bernilai sehingga mendukung pengambilan keputusan yang lebih akurat dan meningkatkan efektivitas operasional perusahaan.

Kata Kunci : *Association Rule Mining*, *FP-Growth*, *CRISP-DM*, Pola Pembelian Konsumen, *Data Mining*, Perusahaan Besi Baja.

1. PENDAHULUAN

Persaingan bisnis di sektor perdagangan besi dan baja semakin meningkat seiring dengan bertambahnya kebutuhan material konstruksi dan industri. Kondisi tersebut mendorong perusahaan tidak hanya menyediakan produk yang lengkap, tetapi juga mampu memahami perilaku pembelian pelanggan untuk meningkatkan kualitas layanan, mengoptimalkan pengelolaan persediaan, serta menyusun strategi pemasaran yang lebih efektif. Aktivitas penjualan yang berlangsung setiap hari menghasilkan data transaksi dalam jumlah besar yang menyimpan informasi mengenai kebiasaan pelanggan, kecenderungan pemilihan produk, dan pola pembelian. Apabila dianalisis secara tepat, data transaksi tidak hanya berfungsi sebagai dokumentasi operasional, tetapi juga menjadi sumber informasi yang bernilai dalam mendukung pengambilan keputusan bisnis berbasis data [1], [5].

Simpati Berkah Baja (SBB) merupakan perusahaan yang bergerak di bidang perdagangan besi dan baja dengan pelanggan yang berasal dari sektor perorangan, swasta, maupun pemerintahan. Seiring meningkatnya volume transaksi, perusahaan menghasilkan akumulasi data penjualan yang memiliki potensi besar untuk mengungkap pola pembelian konsumen. Namun, data transaksi tersebut masih lebih banyak dimanfaatkan sebagai arsip operasional sehingga informasi yang terkandung di dalamnya belum dimanfaatkan secara optimal untuk mendukung strategi pemasaran, pengelolaan persediaan, maupun pengambilan keputusan.

Permasalahan tersebut menunjukkan perlunya penerapan teknik *data mining* untuk mengekstraksi pengetahuan tersembunyi (*hidden insights*) dari data transaksi. Salah satu penerapan *data mining* yang banyak digunakan dalam analisis transaksi penjualan adalah *Association Rule Mining*, yaitu teknik yang bertujuan menemukan hubungan antar produk yang sering dibeli secara bersamaan (*market basket analysis*). Informasi yang dihasilkan dapat dimanfaatkan untuk menyusun strategi *product bundling*, penataan produk, rekomendasi pembelian, serta perencanaan persediaan yang lebih efektif [1],[3]. Di antara berbagai algoritma pembentuk

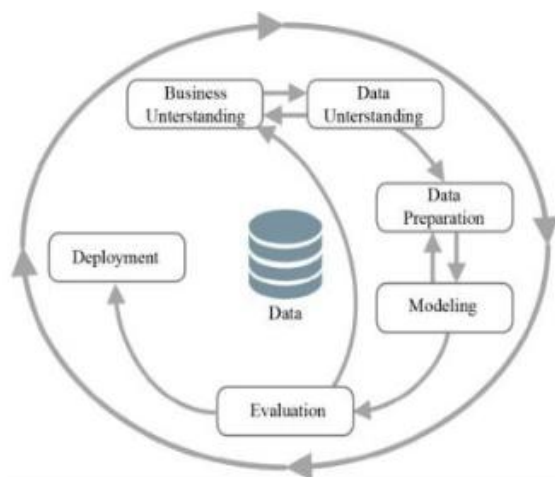
aturan asosiasi, *Frequent Pattern Growth* (*FP-Growth*) banyak digunakan karena mampu menemukan *frequent itemsets* secara efisien melalui pembentukan *FP-Tree*, sehingga mengurangi proses pemindaian basis data berulang dan memberikan kinerja yang lebih baik dibandingkan pendekatan *Apriori* pada banyak kasus [3],[9],[10].

Berbagai penelitian terdahulu telah menerapkan algoritma *FP-Growth* pada sektor ritel, toko bangunan, fesyen, dan perdagangan modern untuk mengidentifikasi pola pembelian pelanggan, mengevaluasi aturan asosiasi, maupun membandingkan kinerjanya dengan algoritma *Apriori* [4],[6],[9][12]. Meskipun demikian, masih terdapat beberapa celah penelitian. Pertama, sebagian besar penelitian dilakukan pada sektor ritel, fesyen, dan makanan/minuman, sedangkan penerapannya pada perusahaan besi dan baja masih relatif terbatas. Kedua, karakteristik transaksi pada industri besi dan baja berbeda dengan sektor ritel karena melibatkan spesifikasi teknis produk, variasi ukuran, serta pola pembelian yang banyak dipengaruhi kebutuhan proyek atau pelanggan B2B, sehingga pola asosiasi yang dihasilkan tidak dapat disamakan dengan sektor lain. Ketiga, penelitian sebelumnya umumnya berfokus pada perbandingan algoritma atau pemanfaatan aturan asosiasi untuk promosi dan *restocking*, sedangkan pemanfaatannya sebagai dasar pengambilan keputusan bisnis yang lebih komprehensif, seperti identifikasi produk yang paling berpengaruh terhadap pembelian, *product bundling*, penataan produk, dan pengelolaan persediaan pada perusahaan besi dan baja, masih belum banyak dikaji. Berdasarkan celah tersebut, penelitian ini mengimplementasikan *Association Rule Mining* menggunakan algoritma *FP-Growth* untuk menganalisis pola pembelian produk pada perusahaan besi dan baja. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pola pembelian pelanggan berdasarkan data transaksi penjualan, menghasilkan aturan asosiasi yang menggambarkan hubungan antar produk yang sering dibeli secara bersamaan, mengidentifikasi produk yang paling berpengaruh terhadap pembelian, serta memanfaatkan hasil analisis sebagai dasar penyusunan strategi penjualan, pengelolaan persediaan, dan

pengambilan keputusan bisnis. Hasil penelitian diharapkan dapat memperluas penerapan *Association Rule Mining* pada industri besi dan baja sekaligus memberikan informasi yang bermanfaat bagi perusahaan dalam mengembangkan strategi bisnis berbasis data [1], [3], [6], [13].

2. METODE PENELITIAN

Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) adalah metodologi standar industri untuk proyek data mining yang menyediakan kerangka kerja terstruktur dan iteratif. Metodologi ini terdiri dari enam fase yang saling terkait :



Gambar 1. *The Cross-Industry Standard Process for Data Mining Model* (CRISP-DM)

Sumber : (Schröer et al., 2021; Wirth & Hipp, 2000)

2.1 Pemahaman Bisnis (*Business Understanding*)

Tahap pemahaman bisnis adalah tahapan untuk memahami permasalahan bisnis yang dihadapi. Perusahaan saat ini membutuhkan pola pembelian produk yang sering dibeli secara bersamaan oleh pelanggan untuk menyusun strategi penjualan, penataan produk, serta pengelolaan persediaan. Sehingga dari penelitian ini diharapkan dapat menemukan hubungan antar produk menggunakan metode *Association Rule Mining* agar dapat menghasilkan informasi berupa pola pembelian konsumen yang mendukung pengambilan keputusan bisnis [13],[14],[15].

2.2 Pemahaman Data (*Data Understanding*)

Pada tahap ini dilakukan pengumpulan dan pemahaman terhadap data dan transaksi penjualan perusahaan. Data yang digunakan berupa data historis transaksi yang memuat informasi seperti kode_transaksi, nama produk, tanggal transaksi,

jumlah item, harga, diskon, total. Selanjutnya dilakukan eksplorasi data untuk mengetahui karakteristik data, jumlah transaksi, frekuensi pembelian setiap produk, serta mengidentifikasi adanya data yang tidak lengkap, duplikasi/inkonsistensi yang dapat mempengaruhi proses analisis [13],[14],[15].

2.3 Persiapan Data (*Data Preparation*)

Tahapan persiapan data adalah mengumpulkan data yang relevan dan mempersiapkannya untuk proses *data mining*. Tahap ini mencakup kegiatan prapemrosesan data (*preprocessing*) agar data siap digunakan dalam proses pembentukan aturan asosiasi. Diawali dengan mempersiapkan data mentah data set, memilih variabel yang akan dianalisis dan sesuai untuk analisis, selanjutnya adalah proses yang dilakukan meliputi pembersihan data (*data cleaning*) dengan menghapus data duplikat atau tidak valid, transformasi data transaksi ke dalam format tabular atau biner (produk ada/tidak ada dalam setiap transaksi), serta pemilihan atribut yang diperlukan dalam proses *Association Rule Mining*. Hasil dari tahap ini adalah dataset penjualan yang telah terstruktur dan siap diproses pada tahap pemodelan [13],[14],[15].

2.4 Pemodelan (*Modelling*)

Pada tahap *modeling*, dibangun suatu alur kerja (*workflow*) *data mining* untuk menentukan parameter yang paling sesuai bagi algoritma yang dipilih serta menjalankan proses *data mining* pada data yang telah melalui tahap pra pemrosesan (*preprocessing*). Pada penelitian ini menerapkan algoritma *Association Rule Mining* yaitu *FP-Growth* pada dataset yang telah dipersiapkan. Proses ini menghasilkan *frequent itemset* berdasarkan nilai minimum support, kemudian membentuk aturan asosiasi (*association rules*) berdasarkan nilai *minimum confidence*. Selain itu, nilai *lift ratio* digunakan untuk mengukur kekuatan hubungan antar produk sehingga dapat diketahui apakah suatu kombinasi produk memiliki hubungan yang signifikan atau tidak [13],[14],[15].

2.5 Evaluasi (*Evaluation*)

Pada tahap evaluasi, model yang telah dilatih diuji menggunakan dataset nyata dalam skenario implementasi guna mengevaluasi kinerja model. Hasil yang diperoleh kemudian dinilai berdasarkan kesesuaiannya dengan tujuan bisnis yang mendasari penelitian. Tahap evaluasi bertujuan untuk menilai apakah aturan asosiasi yang dihasilkan telah sesuai dengan tujuan penelitian dan dapat memberikan informasi yang bermanfaat bagi perusahaan. Evaluasi dilakukan dengan menganalisis nilai *support*, *confidence*, dan *lift ratio* dari setiap aturan yang terbentuk. Aturan dengan nilai *lift* lebih besar dari satu menunjukkan adanya hubungan positif antar produk sehingga layak dijadikan dasar dalam

PJN 8229	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
PJN 8230	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0

Keterangan Atribut Tabel 2 :

A	:	Alderon Spandek
B	:	Skrup Curah
C	:	Skrup Spandek
D	:	Skrup Gypsum
E	:	Dynabolt
F	:	Mata Roofing Baja Ringan
G	:	Wiremesh
H	:	Besi SNI
I	:	Bondeck 0
J	:	Cnp 0
K	:	Reng
L	:	Spandek Pasir Merah
M	:	Kawat Beton
N	:	Pipa Bes
O	:	Onduline Tile
P	:	Skrup Onduline
Q	:	Cutting Wd
R	:	Hollow Plafond
S	:	Paku Beton
T	:	Lisplang Polos Aplus
U	:	Genteng Pasir
V	:	Nok Pasir
W	:	Papan Gypsum Aplus
X	:	Corniche Aplus
Y	:	Plat Ezer
Z	:	Talang
AA	:	Besi Hollow
AB	:	Besi Nako
AC	:	Kawat Las
AD	:	Besi Siku
AE	:	Amplas
AF	:	Kasa Gypsum
AG	:	Casting.

Pada tabel 2 dijelaskan bahwa nilai 1 menunjukkan suatu produk dibeli pada transaksi tertentu, sedangkan nilai 0 menunjukkan bahwa produk tersebut tidak dibeli. Representasi *biner* ini mempermudah proses pembentukan *frequent itemset* dan aturan asosiasi pada algoritma *Association Rule Mining*. Transformasi data

dilakukan agar *dataset* dapat diproses menggunakan algoritma FP-Growth dan memudahkan proses pencarian frequent itemset.

3.3 Perhitungan *Support Item*

Support merupakan ukuran yang menunjukkan tingkat kemunculan suatu item atau kombinasi item (*itemset*) di dalam keseluruhan data transaksi. Nilai support digunakan untuk mengetahui seberapa sering suatu item atau itemset muncul sehingga dapat ditentukan apakah itemset tersebut memenuhi batas minimum (*minimum support*) untuk diproses pada tahap berikutnya dalam algoritma FP-Growth. Pada algoritma FP-Growth, perhitungan support dilakukan untuk mengidentifikasi *frequent itemsets*, yaitu kelompok item yang memiliki frekuensi kemunculan lebih besar atau sama dengan nilai *minimum support* yang telah ditentukan. Hanya *frequent itemsets* yang memenuhi nilai minimum support yang akan digunakan dalam pembentukan **FP-Tree** dan proses pembentukan aturan asosiasi (*association rules*). Dengan demikian, item atau kombinasi item yang jarang muncul akan dieliminasi sehingga proses pencarian pola menjadi lebih efisien. Nilai support dihitung menggunakan persamaan berikut :

Support

$$= \frac{\text{jumlah transaksi yang mengandung } A}{\text{total transaksi}}$$

Hasil perhitungan support item dari semua item produk yang ada di transaksi penjualan dapat dilihat pada tabel 3, sebagai berikut :

Tabel 3. Nilai Support Produk

Produk	Frekuensi	Support
CNP 0	54	38%
Skrup Gypsum	44	31%
Reng	34	24%
Spandek Pasir Merah	30	21%
Skrup Curah	28	20%
Hollow Plafond	28	20%

Dynabolt	26	18%
Skrup Spandek	23	16%
Papan Gypsum Aplus	22	15%
Cutting Wd	18	13%
Besi SNI	17	12%
Paku Beton	16	11%
Besi Hollow	16	11%
Alderon Spandek	15	10%
Talang	14	10%
Corniche Aplus	13	9%
Lisplang Polos Aplus	9	6%
Genteng Pasir	9	6%
Plat Ezer	8	6%
Besi Siku	8	6%
Mata Roofing Baja Ringan	6	4%
Bondeck 0	6	4%
Kawat Beton	6	4%
Nok Pasir	6	4%
Wiremesh	5	3%
Kawat Las	5	3%
Kasa Gypsum	4	3%
Onduline Tile	3	2%
Pipa Besi	2	1%
Amplas	2	1%
Skrup Onduline	1	1%
Besi Nako	1	1%
Casting.	1	1%

Dari tabel 3 dapat dijelaskan bahwa frekuensi menunjukkan jumlah kemunculan produk pada transaksi, dan support menunjukkan persentase dari jumlah kemunculan (frekuensi). Dan dari tabel 3 bisa dilihat bahwa produk CNP 0 adalah barang yang paling sering muncul di transaksi.

Jumlah transaksi yang diobservasi pada penelitian ini sebanyak 143 transaksi, maka ditentukan minimum support $\geq 10\%$ dan minimum confidence $\geq 70\%$ pada tabel 4 sebagai berikut :

Tabel 4. Nilai Support Produk dengan Minimum Support 10%

Produk	Frekuensi	Support
CNP 0	54	38%
Skrup Gypsum	44	31%
Reng	34	24%
Spandek Pasir Merah	30	21%
Skrup Curah	28	20%
Hollow Plafond	28	20%
Dynabolt	26	18%

Skrup Spandek	23	16%
Papan Gypsum Aplus	22	15%
Cutting Wd	18	13%
Besi SNI	17	12%
Paku Beton	16	11%
Besi Hollow	16	11%
Alderon Spandek	15	10%
Talang	14	10%

Dari Tabel 4 dapat dijelaskan bahkan item-item yang memiliki support $\geq 10\%$ akan dipilih dan item-item kurang dari 10% tidak akan digunakan, namun akan dijadikan acuan untuk memilih item yang akan digunakan untuk membentuk Frequent Pattern Tree (FP-Tree). Berikut ini tahap pemilihan (*scan*) tabel untuk menghilangkan item yang tidak diperlukan dari tabel produk yaitu Corniche Aplus, Lisplang Polos Aplus, Genteng Pasir, Plat Ezer, Besi Siku, Mata Roofing Baja Ringan, Bondeck 0, Kawat Beton, Nok Pasir, Wiremesh, Kawat Las, Kasa Gypsum, Onduline Tile, Pipa Bes, Amplas, Skrup Onduline, Besi Nako, Casting

Setelah dilakukan seleksi item berdasarkan minimal support $\geq 10\%$ dan minimum confidence ≥ 70 , tahap berikutnya adalah proses scan tabel transaksi yang merupakan tahap awal dalam algoritma FP-Growth yang bertujuan untuk memperoleh informasi mengenai frekuensi kemunculan setiap item pada seluruh data transaksi. Informasi tersebut digunakan untuk menentukan item yang memenuhi nilai minimum support sehingga dapat dikategorikan sebagai *frequent item*.

3.3 Pembentukan Frequent Pattern Tree (FP-Tree)

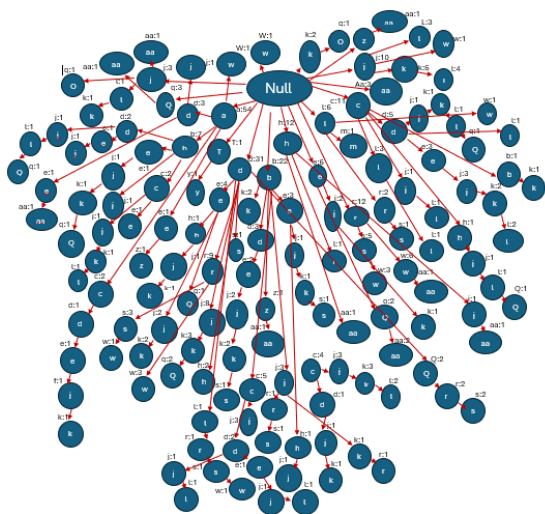
Tahap pemebentukan *frequent pattern Tree* (FP-growth) diawali dengan proses scan tabel dengan membaca seluruh data transaksi untuk menghitung frekuensi kemunculan setiap item. Proses scan tabel diawali dengan menghitung nilai support masing-masing item dan dibandingkan dengan nilai *minimum support* yang telah ditetapkan. Item yang tidak memenuhi batas minimum support akan dieliminasi, sedangkan item yang memenuhi kriteria disusun berdasarkan urutan frekuensi kemunculan tertinggi ke terendah. Hasil dari tahap ini digunakan untuk membentuk *Header Table*. Selanjutnya tabel transaksi dibaca kembali untuk membangun *Frequent Pattern Tree* (FP-Tree). Pada tahap ini, setiap transaksi disaring dengan menghapus item yang tidak memenuhi *minimum support*, kemudian item-item yang tersisa diurutkan berdasarkan *Header Table* sebelum dimasukkan ke dalam FP-Tree. Apabila terdapat lintasan (*path*) yang sama dengan transaksi sebelumnya, maka nilai penghitung (*count*) pada simpul yang bersesuaian akan ditambahkan. Adapun hasil dari proses *scan* tabel tersebut bisa dilihat pada tabel 5.

Tabel 5. Hasil Scan Tabel Transaksi

No	Id Transaksi	Produk	No	Id Transaksi	Produk	No	Id Transaksi	Produk
1	PNJ7931	A, B, C, E	51	PNJ8026	B,C,J,K	99	PNJ8139	J,Q
2	PNJ7932	H	52	PNJ8028	D,S	100	PNJ8140	B,J,K,R
3	PNJ7933	L,M	53	PNJ8035	R,S	101	PNJ8143	Z,AA
4	PNJ7936	C,D,E, J,L	54	PNJ8037	H	102	PNJ8145	J,L
5	PNJ7937	D,E,H,J,K	55	PNJ8041	D,E,Q	103	PNJ8147	AA
6	PNJ7938	E	56	PNJ8042	A,B,D,E,J	104	PNJ8152	C,D,E,J,K,L
7	PNJ7944	A,B,E,J,K,Q	57	PNJ8043	C,D,J,K,L,Q	105	PNJ8154	B,D,E,J,K
8	PNJ7946	B,K	58	PNJ8044	J,K	106	PNJ8156	D,W
9	PNJ7954	R,S	59	PNJ8045	R,W	107	PNJ8158	K
10	PNJ7956	J,L	60	PNJ8048	A,D,J	108	PNJ8159	D,J
11	PNJ7957	L	61	PNJ8051	D,R,W	109	PNJ8161	H
12	PNJ7958	B,E,J,K,S	62	PNJ8054	D,H	110	PNJ8166	Q
13	PNJ7959	A,D	63	PNJ8056	AA	111	PNJ8167	D,K
14	PNJ7960	J,K,L	64	PNJ8057	E	112	PNJ8174	W
15	PNJ7961	L	65	PNJ8059	J,W	114	PNJ8175	B,C,D,J,L
16	PNJ7962	C,D,E,J,K	66	PNJ8060	R,S,W	115	PNJ8178	E,J,K
17	PNJ7965	J,K,L	67	PNJ8062	C,L,Q	116	PNJ8179	C,E,Q,AA
18	PNJ7967	C, L	68	PNJ8069	K,Q	117	PNJ8182	D,J,K
19	PNJ7968	B,K	69	PNJ8070	H	118	PNJ8184	D,Q
20	PNJ7970	B,D,E,J,K,S	70	PNJ8072	D	119	PNJ8185	L,W
21	PNJ7973	A,B	71	PNJ8073	B,C,J,K,L	120	PNJ8188	C,D,L

22	PNJ7975	C,J,L	72	PNJ8075	B,C,J,K,L	121	PNJ8189	R,W
23	PNJ7976	E,J	73	PNJ8083	A,D,E,AA	122	PNJ8192	D,R,S,W
24	PNJ7977	T,Y	74	PNJ8084	B,E,H,J	123	PNJ8195	A,B,C,J,K,L
25	PNJ7978	B,Z,AA	75	PNJ8088	D,E,J,K	124	PNJ8196	J,K,L
26	PNJ7979	AA	76	PNJ8089	A,W	125	PNJ8198	D,R,S
27	PNJ7983	Z,AA	77	PNJ8090	A,B,D,J,L,Q	126	PNJ8201	E,Q,AA
28	PNJ7984	H,AA	78	PNJ8092	R	127	PNJ8202	D,W
29	PNJ7985	B,C,D,J,K	79	PNJ8093	A,B,J	128	PNJ8203	AA
30	PNJ7986	R,S,W	80	PNJ8094	B,C,J	129	PNJ8205	H
32	PNJ7989	J,K,L	81	PNJ8097	Q,AA	130	PNJ8207	B,E
33	PNJ7993	L,R,S	82	PNJ8098	R,S	131	PNJ8211	J,L
34	PNJ7995	Q	83	PNJ8100	D,L,R,S,W	132	PNJ8212	D,J
35	PNJ7998	D,R	84	PNJ8101	B,J	133	PNJ8213	D,H
36	PNJ7999	H	85	PNJ8105	B,C,E,J,L	134	PNJ8216	R,W
37	PNJ8002	H,L	86	PNJ8106	C,H,J,L,Q	135	PNJ8218	H
38	PNJ8004	E,Q,AA	87	PNJ8107	R,W	136	PNJ8222	D,R,W
39	PNJ8005	D,R	88	PNJ8109	C,B,K,L	137	PNJ8225	H,J,AA
40	PNJ8006	D,J,K	89	PNJ8110	B	138	PNJ8228	D,R,S
41	PNJ8007	A,E,Z	90	PNJ8111	D,J	139	PNJ8229	H
42	PNJ8009	R,W	90	PNJ8111	D,J	140	PNJ8230	D,Q,R,S,W
43	PNJ8011	D,J,K,Q	91	PNJ8119	J,AA			
44	PNJ8012	A,C,D,E,J,K	92	PNJ8125	B,C,J			
45	PNJ8013	D,E,J,K	93	PNJ8127	J,K			
46	PNJ8016	H	94	PNJ8129	R,W,AA			
47	PNJ8017	L,R	95	PNJ8133	C,L			
48	PNJ8019	B,J,R,S	96	PNJ8125	B,C,J			
49	PNJ8020	D,J	97	PNJ8136	D,R,W			
50	PNJ8025	R,S,W	98	PNJ8137	A,C			

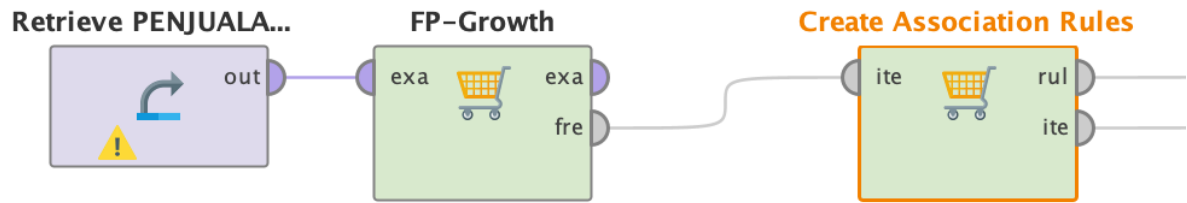
Melalui proses scan tabel tersebut, algoritma *FP-Growth* mampu membangun struktur *FP-Tree* yang merepresentasikan pola kemunculan item secara ringkas tanpa perlu menghasilkan kandidat itemset (*candidate generation*). Setelah support ditentukan, selanjutnya item diurutkan berdasarkan frekuensi kemunculannya dan dibentuk ke dalam struktur *FP-Tree* [7] yang digambarkan pada gambar 1.



Gambar 1. Struktur *FP-Tree*
Sumber : Han, J., Pei, J., Yin, Y., & Mao, R. (2004)

3.4 Hasil Association Rules

Setelah proses pencarian frequent itemset menggunakan algoritma *FP-Growth* selesai dilakukan, tahap selanjutnya adalah membentuk association rule untuk mengetahui hubungan antar produk yang sering muncul secara bersamaan dalam transaksi pelanggan. Pembentukan aturan asosiasi dapat dilihat pada gambar 2 yang menjelaskan pembentukan aturan asosiasi dengan menerapkan algoritma *FP-Growth* dan menggunakan operator *Create Association Rules* pada *RapidMiner* dengan parameter minimum support ≥ 0.10 dan minimum confidence sebesar 0,70



Gambar 2. Proses Association Rules

Proses yang ditunjukkan pada gambar 2 menghasilkan sejumlah aturan asosiasi yang menunjukkan keterkaitan antara satu produk dengan produk lainnya dalam transaksi pelanggan. Dalam penelitian ini, evaluasi aturan asosiasi tidak hanya menggunakan nilai support dan confidence, tetapi juga menggunakan beberapa

metrik tambahan seperti lift untuk mengukur kekuatan hubungan antar produk secara lebih komprehensif. Untuk mendapatkan asosiasi antar produk yang kuat, maka pada tabel 6 hanya menampilkan aturan asosiasi yang memiliki nilai *confidence* tertinggi yaitu 1 (100%)

Tabel 6. Hasil Association Rule

No.	Aturan Asosiasi	Support	Confidence	Lift
1	Besi SNI → mata roofing baja ringan	0.119	1	1.044
2	Besi Hollow → mata roofing baja ringan	0.112	1	1.044
3	Hollow plafond → Alderon spandek	0.196	1	1.117
4	Besi SNI → Alderon spandek	0.119	1	1.117
5	Paku beton → Alderon spandek	0.112	1	1.117
6	Hollow plafond → skrup spandek	0.196	1	0.192
7	Papan Gypsum Aplus → skrup spandek	0.154	1	0.192
8	Paku beton → skrup spandek	0.112	1	0.192
9	Hollow plafond → Dynabolt	0.196	1	1.212
10	Papan Gypsum Aplus → Dynabolt	0.154	1	1.212
11	Papan Gypsum Aplus → skrup curah	0.154	1	1.243
12	mata roofing baja ringan, Hollow plafond → Alderon spandek	0.189	1	1.117
13	Besi SNI → mata roofing baja ringan	0.119	1	1.163
14	mata roofing baja ringan, Besi SNI → Alderon spandek	0.119	1	1.117
15	Besi SNI → mata roofing baja ringan, Alderon spandek	0.119	1	1.044
16	mata roofing baja ringan, Besi SNI → Alderon spandek	0.105	1	1.044
17	Alderon spandek, Besi SN → mata roofing baja ringan	0.105	1	1.117
18	Alderon spandek, Besi Hollow → mata roofing baja ringan	0.266	1	1.044
19	mata roofing baja ringan, paku beton → Alderon spandek	0.175	1	1.044
20	Skrup spandek. CNP 0 → mata roofing baja ringan	0.189	1	0.192
21	Skrup spandek, reng → mata roofing baja ringan	0.147	1	0.192
22	mata roofing baja ringan, Hollow plafond → Skrup spandek	0.112	1	1.044
23	mata roofing baja ringan, Papan Gypsum Aplus → Skrup spandek	0.105	1	1.044
24	Skrup spandek → Besi SN	0.105	1	0.192

25	Skrup spandek→Besi Hollow	0.189	1	1.212
26	mata roofing baja ringan,paku beton→ Skrup spandek	0.147	1	1.212
27	mata roofing baja ringan, Hollow plafond→ Dynabolt	0.105	1	1.044
28	mata roofing baja ringan, Papan Gypsum Aplus→ Dynabolt	0.147	1	1.243
29	Dynabolt, Besi SNI→ mata roofing baja ringan	0.105	1	1.044
30	mata roofing baja ringan, Papan Gypsum Aplus→skrup curah	0.147	1	1.243
31	skrup curah, Besi SNI→ mata roofing baja ringan	0.112	1	1.044
32	skrup curah, Besi Hollow→ mata roofing baja ringan	0.105	1	1.044
33	Hollow plafond→ Alderon spandek, Skrup spandek	0.196	1	1.312
34	Alderon spandek, Hollow plafond→ Skrup spandek	0.196	1	1.192
35	Skrup spandek, Hollow plafond→ Alderon spandek	0.196	1	1.117
36	Alderon spandek, Papan Gypsum Aplus→ Skrup spandek	0.147	1	1.192
37	Skrup spandek, besi SNI→ Alderon spandek	0.112	1	1.117
38	Paku Beton→ Alderon spandek, Skrup spandek	0.112	1	1.312
39	Alderon spandek,paku beton→ Skrup spandek	0.112	1	1.192
40	Skrup spandek, paku beton→ Alderon spandek	0.112	1	1.117
41	Hollow plafond→ Alderon spandek, Dynabolt	0.196	1	1.312
42	Alderon spandek, Hollow plafond→ Dynabolt	0.196	1	1.212
43	Dynabolt, Hollow plafond→ Alderon spandek	0.196	1	1.117
44	Alderon spandek, Papan Gypsum Aplus→ Dynabolt	0.147	1	1.212
45	Dynabolt,Besi SNI→ Alderon spandek	0.105	1	1.117
46	Skrup curah, spandek pasir merah→ Alderon spandek	0.161	1	1.117
47	Skrup curah, Hollow plafond→ Alderon spandek	0.182	1	1.117
48	Alderon spandek, Papan Gypsum Aplus→ Skrup curah	0.147	1	1.243
49	Alderon spandek,Cutting WD 4→ Skrup curah	0.112	1	1.243
50	Skrup curah,Cutting WD 4→ Alderon spandek	0.112	1	1.117
51	Skrup curah, Besi SNI→ Alderon spandek	0.112	1	1.117
52	Hollow plafond, Papan Gypsum Aplus→ Alderon spandek	0.112	1	1.117
53	Skrup spandek, spandek pasir merah→ Dynabolt	0.112	1	1.212
54	Hollow plafond→ Skrup spandek, Dynabolt	0.196	1	1.402
55	Skrup spandek, Hollow plafond→ Dynabolt	0.196	1	1.212
56	Dynabolt, Hollow plafond→ Skrup spandek	0.196	1	1.192
57	Papan Gypsum Aplus→ Skrup spandek, Dynabolt	0.154	1	1.402

58	Skrup spandek, Papan Gypsum Aplus→ Dynabolt	0.154	1	1.212
59	Dynabolt, Papan Gypsum Aplus→ Skrup spandek	0.154	1	1.192
60	Skrup curah, Hollow plafond→ Skrup spandek	0.182	1	1.192
61	Papan Gypsum Aplus→ Skrup spandek, Skrup curah	0.154	1	1.402
62	Skrup spandek, Papan Gypsum Aplus→ Skrup curah	0.154	1	1.243
63	Skrup curah, Papan Gypsum Aplus→ Skrup spandek	0.154	1	1.192
64	Hollow plafond, Papan Gypsum Aplus→ Skrup spandek	0.112	1	1.192
65	Skrup curah, Hollow plafond→ Dynabolt	0.182	1	1.212
66	Papan Gypsum Aplus→ Dynabolt, Skrup curah	0.154	1	1.444
67	Dynabolt, Papan Gypsum Aplus→ Skrup curah	0.154	1	1.243
68	Skrup curah, Papan Gypsum Aplus→ Dynabolt	0.154	1	1.212
69	Dynabolt, Besi SNI→ Skrup curah	0.105	1	1.243
70	Hollow plafond, Papan Gypsum Aplus→ Dynabolt	0.112	1	1.212
71	Hollow plafond, Papan Gypsum Aplus→ Skrup curah	0.112	1	1.243
72	Alderon spandek, Skrup spandek, CNP 0→ mata roofing baja ringan	0.231	1	1.044
73	Alderon spandek Skrup spandek, Reng→ mata roofing baja ringan	0.161	1	1.044
74	mata roofing baja ringan, Hollow plafond→ Alderon spandek, Skrup spandek	0.189	1	1.312
75	mata roofing baja ringan, Alderon spandek, Hollow plafond→ Skrup spandek	0.189	1	1.192
.....				
364	mata roofing baja ringan, Skrup spandek, Dynabolt, Skrup curah, Hollow plafond, Papan Gypsum Aplus→ Alderon spandek	0.105	1	1.117

Pemilihan support 10% dan confidence 70 % dirujuk untuk dataset besar, serta dipastikan melalui uji coba awal beberapa nilai parameter guna memperoleh keseimbangan antara jumlah aturan dan kualitas aturan ($lift > 1$). Uji sensitivitas menunjukkan bahwa support yang lebih tinggi hanya menyisakan pola yang sangat umum (jumlah

aturan turun), sedangkan *support* yang lebih rendah menghasilkan aturan lebih banyak namun lebih “noise”; *confidence* yang lebih tinggi meningkatkan ketatnya aturan tetapi mengurangi jumlah aturan, maka kombinasi 0,1% dan 70% dipilih sebagai kompromi yang paling representatif

Pada analisis umum tanpa batasan waktu, ditemukan beberapa aturan asosiasi yang cukup kuat. Hasil analisis menggunakan algoritma *FP-Growth* menunjukkan bahwa terdapat beberapa produk yang memiliki hubungan asosiasi pembelian

produk yang paling berasosiasi sangat kuat yaitu dengan nilai support tertinggi 0.196, nilai confidence = 1 dan lift ≥ 1 dan nilai lift tertinggi, sebagai berikut :

Tabel 7. Hasil Association dengan Nilai Lift Tertinggi

Aturan asosiasi	Support	Confidence	Lift
Hollow plafond → skrup spandek	0.196	1	1.192

Alderon spandek, Hollow plafond → skrup spandek	0.196	1	1.192
Dynabolt, Hollow plafond → skrup spandek	0.196	1	1.192
Alderon spandek, Dynabolt, Hollow plafond → skrup spandek	0.196	1	1.192

Dengan melihat seluruh asosiasi pada tabel 6, maka akan dipilih aturan asosiasi dengan nilai lift tertinggi ($\text{lift} \geq 1$) dan nilai *confidence* = 1 yang berarti bahwa aturan asosiasi ini memiliki nilai ketergantungan yang pasti. Dari tabel 7 diperoleh empat aturan asosiasi dengan nilai support = 19.6% yang memenuhi nilai *minimum support* = 10%, nilai *confidence* = 1 (100%) dari nilai *minimum confidence* yang telah ditetapkan yaitu 70%. Keempat aturan tersebut menunjukkan kombinasi produk yang pasti dibeli secara bersamaan oleh pelanggan serta mengungkapkan hubungan keterkaitan antar produk yang dapat dimanfaatkan sebagai dasar dalam pengambilan keputusan bisnis. Berikut adalah penjelasan mengenai hasil yang diperoleh dari tabel 7 yaitu :

1. Jika membeli *hollow plafond*, maka pasti akan membeli skrup spandek
2. Jika membeli Alderon spandek, Hollow plafond maka pasti akan membeli skrup spandek
3. Jika membeli Dynabolt, Hollow plafond maka pasti akan membeli skrup spandek
4. Jika membeli Alderon spandek, Dynabolt, Hollow plafond maka pasti akan membeli skrup spandek

Berdasarkan pola asosiasi yang dihasilkan, maka hasil analisis menunjukkan bahwa pelanggan di perusahaan SBB memiliki pola pembelian yang konsisten. Produk seperti skrup spandek, *hollow plafond*, alderon spandek, *dynabolt* memiliki frekuensi kemunculan bersama yang tinggi dalam transaksi penjualan, sehingga mengidentifikasi adanya hubungan asosiasi yang kuat di antara produk-produk tersebut [2]. Fenomena ini menunjukkan adanya kecenderungan pelanggan untuk membeli produk-produk yang memiliki hubungan fungsional, seperti material utama beserta perlengkapan pendukungnya, dalam satu transaksi. Hubungan antarproduk yang ditemukan melalui algoritma *FP-Growth* mencerminkan pola pembelian yang aktual sehingga dapat dijadikan dasar dalam penyusunan strategi penjualan dan pengelolaan persediaan.

Hasil analisis lainnya menunjukkan bahwa produk mata roofing baja ringan dengan nilai support tertinggi yaitu 0.958, *confidence* = 70% merupakan produk yang paling sering muncul dalam transaksi yang ditunjukkan pada gambar 3.

No. of Sets: 309	Size	Support ↓	Item 1	Item 2	Item 3
Total Max. Size: 7	1	0.958	mata roofing baja ringan		
Min. Size: 1	1	0.895	Alderon Spandek		
Max. Size: 7	2	0.860	mata roofing baja ringan	Alderon Spandek	
Contains Item:	1	0.839	Skrup Spandek		
	1	0.825	Dynabolt		
Update View	2	0.825	mata roofing baja ringan	Skrup Spandek	
	1	0.804	Skrup Curah		
	2	0.790	mata roofing baja ringan	Dynabolt	
	2	0.776	mata roofing baja ringan	Skrup Curah	
	2	0.762	Alderon Spandek	Skrup Spandek	
	2	0.762	Alderon Spandek	Dynabolt	
	2	0.755	Alderon Spandek	Skrup Curah	
	3	0.748	mata roofing baja ringan	Alderon Spandek	Skrup Sp...
	3	0.727	mata roofing baja ringan	Alderon Spandek	Dynabolt
	3	0.727	mata roofing baja ringan	Alderon Spandek	Skrup Cu...
	2	0.713	Skrup Spandek	Dynabolt	
	2	0.713	Skrup Spandek	Skrup Curah	
	3	0.706	mata roofing baja ringan	Skrup Spandek	Skrup Cu...

Gambar 3. Hasil *Association* dengan *Support* Tertinggi

Dari gambar 3 dapat dilihat item produk dan kombinasi item produk yang sering muncul pada transaksi. Item produk dengan nilai support tertinggi menunjukkan bahwa item produk tersebut paling sering muncul di transaksi penjualan dengan urutan pertama yaitu mata roofing baja ringan, diikuti urutan kedua yaitu alderon spandek, selanjutnya urutan ketiga adalah kombinasi item produk mata roofing baja ringan dan alderon spandek, dan seterusnya.

4. UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada seluruh pihak yang telah memberikan dukungan, bantuan, dan masukan selama proses penelitian hingga penyusunan artikel ini. Penghargaan juga disampaikan Perusahaan Simpati Berkah Baja atas izin dan fasilitas yang diberikan, sehingga penelitian dapat berjalan dengan baik.

Selain itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada para reviewer dan editor atas saran serta masukan yang sangat bermanfaat dalam penyempurnaan naskah ini. Semoga hasil penelitian ini dapat memberikan manfaat bagi pengembangan

ilmu pengetahuan dan menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, algoritma *Frequent Pattern Growth (FP-Growth)* berhasil diterapkan untuk menganalisis pola pembelian pelanggan berdasarkan data transaksi penjualan pada perusahaan SBB. Algoritma ini mampu mengidentifikasi hubungan antar produk yang sering dibeli secara bersamaan melalui pembentukan *frequent itemset* dan *association rule* berdasarkan nilai *support*, *confidence*, dan *lift*.

Melalui tahapan prapemrosesan data, pembentukan FP-Tree, penentuan nilai minimum support $\geq 10\%$, minimum confidence $\geq 70\%$, dan nilai lift ≥ 1 , maka diperoleh empat aturan asosiasi yang menunjukkan hubungan yang memiliki ketergantungan yang pasti antara produk-produk yang pasti dibeli secara bersamaan yaitu pembelian hollow *plafond* diikuti dengan pembelian skrup spandek, kombinasi produk Alderon spandek dan Hollow *plafond* diikuti dengan pembelian skrup spandek, kombinasi produk Dynabolt dan Hollow *plafond* diikuti dengan pembelian skrup spandek, kombinasi produk Alderon spandek, Dynabolt dan

Hollow plafond diikuti dengan pembelian skrup spandek, dengan nilai *confidence* sebesar 100% dan nilai lift sebesar 1.192. Sedangkan mata roofing baja ringan merupakan produk yang paling sering muncul dalam transaksi dengan nilai *support* sebesar 0.958 atau 95,8%.

Temuan tersebut memberikan informasi yang bermanfaat dalam penyusunan strategi penjualan, seperti penerapan bundling produk, pemberian rekomendasi pembelian, serta pengelolaan persediaan yang lebih efisien. Dengan demikian, algoritma *FP-Growth* terbukti merupakan metode yang tepat untuk mendukung analisis penjualan berbasis data.

REFERENCES

1. A. Paila, R. Anggraini, N. Azizah, D. Anggraini, E. Sunandi. (2025). Optimasi Strategi Penjualan dengan FP-Growth: Mengungkap Pola Pembelian Tersembunyi melalui Market Basket Analysis. *Jurnal Sistem Informasi Tgd* Volume 4, No. 3, Hal 452-457.
2. B. Wijayanto and D. Lestari. (2025). Pemanfaatan Data Mining dengan Algoritma FP-Growth untuk Prediksi Pola Belanja Konsumen. *J. Sist. Cerdas Dan Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 67-75, 2024.
3. C. R. Artsitella, A. R. Apriliani, and S. Ashari. (2021). Penerapan Association Rules–Market Basket Analysis untuk Mencari Frequent Itemset dengan Algoritma FP-Growth. *J. Al-Azhar Indones. Seri Sains Dan Teknol.*, vol. 6, no. 2, pp. 99-104.
4. Farid Syah Zikri, Muhammad Ikhsan (2025). Perbandingan Antara Algoritma Apriori Dengan Algoritma Fp-Growth Dalam Menentukan Frequent Pattern. *Jurnal Inovtek Polbeng - Seri Informatika*, Vol. 10, No. 2, pp.616-623.
5. Guerrero, L. E. M. (2024). Application of Association Rule Mining for Discovering Purchasing Pattern in Retail Datasets. *Computer Fraud and Security*. Volume 2023, issue 6, pp. 11-15.
6. Gunawan and D. Saputra. (2024). Penerapan FP-Growth untuk Menentukan Strategi Penjualan Berdasarkan Pola Pembelian Konsumen, *J. Sist. Inf. Dan Teknol.* Volume 5, no. 2, pp. 88-97.
7. Han, J., Pei, J., Yin, Y., & Mao, R. (2004). Mining Frequent Patterns without Candidate Generation: A Frequent-Pattern Tree Approach. *Data Mining and Knowledge Discovery*, Volume 8, No. 1, pp. 53–87.
8. Muhimmatul Arofah, Mohammad Idhom, Kartika Maulida Hindrayani. (2026). Analisis Perbandingan Algoritma Apriori Dan Fp-Growth Dalam Menentukan Pola Pembelian Konsumen Toko Bangunan. *Jurnal Sistem Informasi dan Informatika (Simika)* Vol.9 No. 1, pp. 90-94.
9. R. Noviana, A. Hermawan, and D. Avianto. (2023). Market Basket Analysis Menggunakan Algoritma Apriori dan FP-Growth untuk Menentukan Pola Pembelian Konsumen. *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 7, no. 3, pp. 1474-1482.
10. R. N. Wahyudi, D. E. Herwindiati, and J. Hendryli. (2023). Market Basket Analysis dengan Perbandingan Metode Apriori dan FP-Growth pada Data Transaksi XYZ. *J. Ilmu Komput. Dan Sist. Inf.*, vol. 11 no.1, pp. 100-105.
11. Riko Aldinata, Raissa Amanda Putri. (2025). Implementation Of Data Mining On Muslim Women's Clothing Sales Using The Fp-Growth Method. *Jurnal Riset Informatika*. Vol. 7, No. 3. pp. 111-116.
12. Rizky Nugraha, Nana Suarna, Agus Bahtiar, Faturrohman. (2026). Analisis Pola Pembelian Pelanggan Menggunakan Algoritma Fp-Growth Untuk Mendukung Strategi Pemasaran Pada Data Transaksi Retail, *Journal Of Computer Science And Artificial Intelligence (JCSAI)*. Vol. 3. No. 04, pp. 2-5.
13. S. Huber, H. Wiemer, D. Schneider, and S. Ihlenfeldt. (2019). DMME: Data mining methodology for engineering applications – a holistic extension to the CRISP-DM model,” *Procedia CIRP*, vol. 79, pp. 403–408.
14. Schröer, C., Kruse, F., & Gómez, J. M. (2021). A systematic literature review on applying CRISP-DM process model. *Procedia Computer Science*, pp. 181, 526–534.
15. Wirth, R., & Hipp, J. (2000). CRISP-DM: Towards a standard process model for data mining. *Proceedings of the 4th International Conference on the Practical Applications of Knowledge Discovery and Data Mining*, pp. 1, 29–39.