KESATRIA: Jurnal Penerapan Sistem Informasi (Komputer & Manajemen)
Terakreditasi Nomor 204/E/KPT/2022 | Vol. 4, No. 2, April (2023), pp. 266-274

Perbandingan *Algoritma Apriori* Dan *Fp Growth* Terhadap *Market Basket Analysis* Pada Data Penjualan *Bakery*

Muhammad Fathurrahman[1], Adi Rizky Pratama[2], Tohirin Al-Mudzakir[3]
[1,2,3]Universitas Buana Perjuangan, Karawang
E-mail:[1]if19.muhammadfathurrahman@mhs.ubpkarawang.ac.id,
[2]Adi.Rizky@mhs.ubpkarawang.ac.id, [3]tohirin@mhs.ubpkarawang.ac.id

Abstract

Tight competition in the business world makes bakery business people have to think harder in developing strategies to face this competition. In addition, the problems experienced by business people are having difficulty knowing consumer purchasing patterns due to limitations in analyzing bakery transaction data. So in this problem it is necessary to apply the Market Basket analysis method to find out consumer buying patterns. Market basket analysis is a methodology for analyzing consumer buying habits by finding associations between several different items that consumers place in a shopping basket that they buy in a particular transaction. The results in this study on the combination pattern obtained from the association method with the a priori algorithm, namely having the highest confidence combination pattern is Alfajores, then you also buy coffee with a confidence value of 54.06%, and if you buy cake, you also buy coffee with a confidence value of 52.69%. . While the results of the combination pattern obtained from the association method with the fp-growth algorithm are if you buy Pastry then you also buy Coffee with a confidence value of 55.21%, and if you buy Cookies then you also buy Coffee with a confidence value of 51.84..

Keywords: *algoritma apriori, fp-growth, market basket, association rule*

Abstrak

Ketatnya persaingan dalam dunia bisnis membuat para pelaku bisnis bakery harus berfikir lebih keras dalam menyusun strategi untuk menghadapi persaingan tersebut. Selain itu permasalahan yang dialami pelaku bisnis yaitu mengalami kesulitan dalam mengetahui pola pembelian konsumen karena keterbatasan dalam menganalisis data transaksi bakery. Maka dalam permasalahan ini perlu menerapkan metode Market Basket analysis untuk mengetahui pola pembelian konsumen. Market basket analysis adalah suatu metodologi untuk melakukan analisis buying habit konsumen dengan menemukan asosiasi antar beberapa item yang berbeda, yang diletakkan konsumen dalam shopping basket (keranjang belanja) yang dibeli pada suatu transaksi tertentu. Hasil pada penelitian ini pada pola kombinasi yang diperoleh dari metode asosiasi dengan algoritma apriori yaitu mempunyai pola kombinasi confidence tertinggi adalah Alfajores maka juga membeli Coffe dengan nilai confidence 54,06%, dan jika mambeli Cake maka juga memebeli Coffe dengan nilai confidence 52,69%. Sedangkan hasil pola kombinasi yang diperoleh dari metode asosiasi dengan algoritma fp-growth adalah jika membeli Pastry maka membeli juga Coffe dengan nilai confidence 55,21%, dan jika mebeli Cookies maka membeli juga Coffe dengan nilai confidence 51,84.

Kata Kunci: *algoritma apriori, fp-growth, market basket, association rule*

1. Pendahuluan

Ketatnya persaingan dalam dunia bisnis membuat para pelaku bisnis harus berfikir lebih keras dalam menyusun strategi untuk menghadapi persaingan tersebut. Namun, pelaku usah masih sering mengalami kesulitan dalam mengecek transaksi penjualan *bakery* dan jumlah *bakery* yang banyak terjual karena data penjualan masih dicatat secara

ISSN: 2720-992X
Copyright © KESATRIA: Jurnal Penerapan Sistem Informasi (Komputer & Manajemen)

manual. Salah satu strategi yang dapat digunakan adalah dengan memanfaatkan teknologi informasi[1]. Perusahaan dapat memanfaatkan data yang dihasilkan oleh sistem informasi yang digunakan untuk membantu dalam pengambilan keputusan.

Pebisnis juga mengalami kesulitan dalam mengetahui pola pembelian konsumen karena keterbatasan dalam menganalisis data transaksi *bakrey*. Saat ini, sebagian besar perusahaan hanya melakukan pemesanan barang kepada pihak ketiga dengan hanya memperkirakan ketika jumlah barang di gudang akan habis, maka dalam permasalahan ini perlu menerapkan metode *Maerket Basket analysis* untuk mengetahui pola pembelian konsumen. *Market basket analysis* adalah suatu metodologi untuk melakukan analisis *buying habit* konsumen dengan menemukan asosiasi antar beberapa item yang berbeda, yang diletakkan konsumen dalam *shopping basket* (keranjang belanja) yang dibeli pada suatu transaksi tertentu [2].

Penelitian Analisis *Market Basket* yang dilakukan oleh Feresia Panjaitan dan Ade Surahman pada tahun 2020 mempelajari transaksi penjualan di TB. Menara dengan menggunakan algoritma *Hash-Based*. Hasilnya menunjukkan bahwa terdapat 2 itemset yang sering muncul, yaitu asbes bersama karet asbes dan paku payung (*support* 93%) serta keramik, semen Holcim, dan semen Nat Keramik (*support* 75%). Analisis regresi mengungkapkan bahwa jika membeli karet asbes, maka membeli asbes (*confidence* 96%) dan paku payung (*confidence* 93%) juga sangat mungkin terjadi. Kemungkinan membeli asbes dan karet asbes bersamaan dengan membeli paku payung juga sama tingginya (*confidence* 93%). Demikian juga, jika membeli asbes dan paku payung maka membeli karet asbes (confidence 96%) dan jika membeli paku payung dan karet asbes maka membeli asbes (*confidence* 96%).[3].

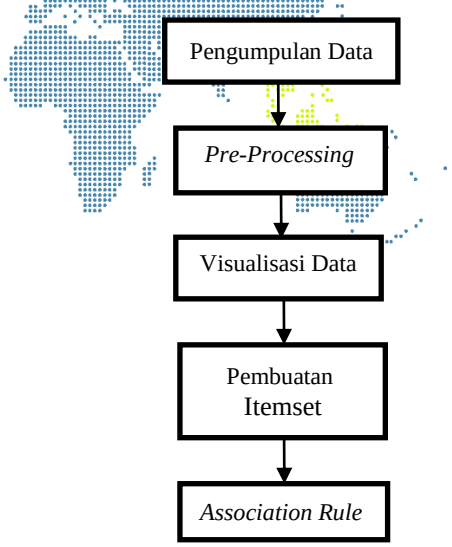
Penelitian yang dilakukan oleh Ramadhan dkk (2020) membahas mengenai *Market Basket Analysis* untuk swalayan KSU sumber makmur menggunakan *FP-Growth* mendapatkan pola pembelian paling kuat dengan tingkat keyakinan (*confidence*) 63% dan nilai *support*62% [4].

Ryan Krisna dkk melakukan penelitian tahun (2022) berjudul "Penentuan Strategi Marketing Universitas Buana Perjuangan Karawang Menggunakan *Association Rules* Mining dan Algoritma *Apriori*". Metode ini menggunakan teknik data mining untuk mengidentifikasi pola assosiasi dalam strategi marketing. Hasil penelitian menunjukkan bahwa jika siswa berasal dari SMKN 1 Karawang, maka mereka memiliki kecenderungan untuk memilih jurusan Teknik Industri (*support* 0,0177 dan *confidence* 0,3214%) dan jika siswa berasal dari SMKN 2 Karawang, maka mereka memiliki kecenderungan memilih jurusan Manajemen (*support* 0,0128% dan *confidence* 0,4815%).[5].

Berdasarkan uraian sebelumnya dan hasil penelitian lain, dapat dikatakan bahwa analisis *market basket* dapat digunakan untuk menentukan aturan assosiasi melalui algoritma *apriori* dan *fp-growth*. Dalam penelitian ini, penulis menggunakan kedua algoritma tersebut untuk menganalisis data transaksi *bakery*. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan informasi pola belanja pelanggan, produk yang sering dibeli bersama, dan hubungan antar produk dengan tingkat pasti tinggi. Informasi ini berguna bagi toko roti dalam meningkatkan penjualan melalui diskon atau promosi produk yang sering dibeli bersamaan. Penelitian ini juga diharapkan memberikan masukan bermanfaat bagi toko roti dalam menentukan strategi pemasaran dan meningkatkan kualitas pelayanan.

2. Metodologi Penelitian

Metode penelitian yang akan dilakukan terdiri dari beberapa tahap yaitu pengumpulan data, *Pre-processing*, Visualisasi data, Mencari *Association Rule* menggunakan *algoritma Apriori* dan *FP-Growth* dan yang terakhir evaluasi.Untuk lebih jelasnya bisa dilihat pada gambar berikut:



Gambar 1. Alur Penelitian

2.1. Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan metode pengumpulan data yang berasal dari *web-site kaggle* yang di unggah oleh Akashdeep Kuila pada tahun 2022. *Dataset* yang digunakan memiliki jumlah 20.508.

2.2. *Pre-Processing*

Pada tahap *pre-processing* data, data mentah akan terlebih dahulu melakukan proses *cleaning* dan pembentukan *tabular*. *Pre-processing* data dilakukan untuk melakukan pembersihan data agar data tersebut sipa untuk pemodelan data.

2.3. Visualisasi Data

Data yang telah terkumpul akan di visualisasika*n* dalam bentuk grafik atau *chart* bertujuan untuk memudahkan dalam pemahaman data dan memperkuat *inter-pretasi* hasil yang diperoleh dari *algoritma* tersebut. Dengan menggunakan Visualisasi, data dapat ditampilkan dalam bentuk yang lebih mudah dipahami dan memungkinkan untuk menemukan pola atau hubungan yang mungkin tidak terlihat pada data yang tidak diolah.

2.4. Pembentukan *Itemset*

Pada tahap ini dilakukan nya pembentukan *itemset* bertujuan untuk mengidentifikasi item yang sering muncul bersamaan dalam suatu transaksi, yang kemudian digunakan untuk menentukan pola dan hubungan yang *signifikan* dalam proses pengambilan keputusan.

2.5. *Association Rule*

Pada tahapan ini adalah untuk menemukan pola hubungan antar item dalam suatu *dataset*. *Association rule* digunakan untuk mengekstrak aturan asosiasi yang menunjukkan hubungan antara *item* dalam *dataset*. Tujuannya untuk memudahkan pemahaman dan pengambilan keputusan dari data tersebut**.** Terdapat beberapa algoritma yang umum digunakan untuk mendapatkan *Association rule* antara lain *Apriori* dan *fp-growth.*

2.5.1. *Apriori*

Algoritma Apriori disajikan berikut [6]:

a) Analisa pola *frequensi* tertinggi

Tahap ini mencari kombinasi item yang memenuhi nilai *support* nilai *support* suatu item dapat diperoleh menggunakan rumus:

$$Support\ A = \frac{Jumlah\ transaksi\ mengandung\ A}{Total\ transaksi}\ x\ 100\% \quad (1)$$

Dimana nilai *support*(A) diperoleh dari membagi jumlah transaksi yang mengandung nilai A (satu *item*) dengan total transaksi dikalikan 100% .
Sementara, nilai *supporti* dari 2 item diperoleh menggunakan rumus :

$$Support\ A \rightarrow B\ = \frac{Jumlah\ transaksi\ mengandung\ \ A \rightarrow B}{Total\ transaksi}\ x\ 100\% \quad (2)$$

Nilai *support* (A,B) diperoleh dengan membagi jumlah transaksi mengandung A dan B (dua item) dengan total seluruh transaksi dikalikan 100%.

b) Pembentukan aturan asosiasi

Setelah semua pola *frekuensi* tinggi ditemukan, kemudian dicari aturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum untuk *confidence* dengan menghitung nilai *confidence* aturan assosiatif A → B. Nilai *confidence* dari aturan A → B diperoleh dari rumus sebagai berikut [7]:

$$Confidence = P(B|A) = \frac{Jumlah\ transaksi\ mengandung\ \ A \rightarrow B}{Transaksi\ mengandung\ A}\ x\ 100\% \quad (3)$$

2.5.2. *Fp-Growth*

Dalam mencari asosiasi menggunakan teknik FP-Growth adalah perkembangan dari algoritma Apriori. Kedua metode ini sama-sama mencari nilai confidence dan support, namun FPGrowth hanya membutuhkan satu iterasi dan terdiri dari tiga tahap: pembentukan pattern confidentional base, pembentukan FP-Tree berdasarkan kondisi, dan pencarian itemset yang sering muncul dengan menggunakan TID (Transaction Identity) [7].

3. Hasil Dan Pembahasan

3.1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan data transaksi *bakery*, data ini berasal dari *kaggle* yang di unggah oleh Akashdeep Kuila pada tahun 2022. Pada dataset yang digunakan memiliki jumlah data yaitu sebanyak 20.507.

No.	Transactic	Items	DateTime	Daypart	DayType
1	1	Bread	10/30/2016 9:58	Morning	Weekend
2	2	Scandinav	10/30/2016 10:05	Morning	Weekend
3	2	Scandinav	10/30/2016 10:05	Morning	Weekend
4	3	Hot choco	10/30/2016 10:07	Morning	Weekend
5	3	Jam	10/30/2016 10:07	Morning	Weekend
6	3	Cookies	10/30/2016 10:07	Morning	Weekend
7	4	Muffin	10/30/2016 10:08	Morning	Weekend
8	5	Coffee	10/30/2016 10:13	Morning	Weekend
9	5	Pastry	10/30/2016 10:13	Morning	Weekend
10	5	Bread	10/30/2016 10:13	Morning	Weekend
...	...	...	...	...	...
20507	9684	Smoothie	9/4/2017 15:04	Afternoor	Weekend

Gambar 1. Isi *Dataset*

3.2. *Pre-Processing*

Pada tahap ini data yang sudah didapatkan akan di olah menjadi data terstruktur atau bisa disebut *pre-processing.* Berikut merupakan tahapan *Pre-processing* yang dilakukan.

a) *Cleaning*

Cleaning data disini dilakuakan untuk menghapus atau menghilangkan data yang duplikat atau sama sehingga dapat menghasilkan data yang bersih, akurat, dan dapat diandalkan untuk analisis atau pengambilan keputusan, Berikut adalah data duplikat yang berhasil dihapus

TransactionNo	Items	DateTime	Daypart	DayType	Day	Month	Year
1	Bread	2016-10-30 09:58:11	Morning	Weekend	Sunday	October	2016
2	Scandinavian	2016-10-30 10:05:34	Morning	Weekend	Sunday	October	2016
2	Scandinavian	2016-10-30 10:05:34	Morning	Weekend	Sunday	October	2016
3	Hot chocolate	2016-10-30 10:07:57	Morning	Weekend	Sunday	October	2016
3	Jam	2016-10-30 10:07:57	Morning	Weekend	Sunday	October	2016

Gambar 2. Hasil *Cleaning*

b) Pembentukan Tabular

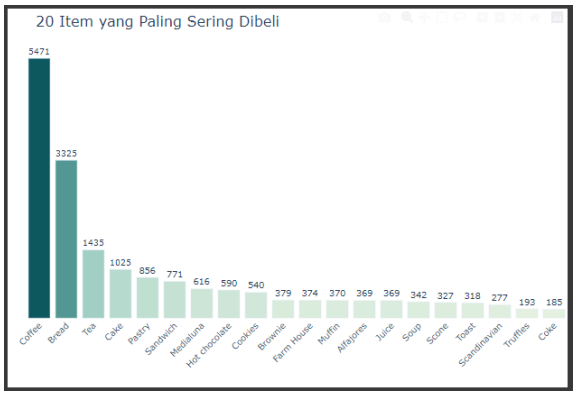
Pada tahap dilakukan untuk membersihkan data yang tidak digunakan dalam pencarian data, yang digunakan untuk mencari aturan asosiasi adalah data barang dan nomer transaksi selanjutnya data tersebut diubah dalam bentuk tabular dengan berisikan *binary* 1 untuk item yang terjual pada data tranksi dan 0 untuk item yang tidak terjual pada data transaksi seperti yang terlihat pada Gambar 4.

Transactic	Bare Popc	Basket	Bowl Nic F	Bread	Bread Puc	Brioche ar	...	Brownie
1	0	0	0	1	0	0	...	0
2	0	0	0	0	0	0	...	0
2	0	0	0	0	0	0	...	0
3	0	0	0	0	0	0	...	0
3	0	0	0	1	0	0	...	0
3	0	0	0	0	0	0	...	0
4	0	0	0	0	0	0	...	0
5	0	0	0	1	0	0	...	0
5	0	0	0	1	0	0	...	0
5	0	0	0	0	0	0	...	0
...	...	...	...	...	...	...	...	...
9684	0	0	0	1	0	0	...	0

Gambar 3. Hasil Pembentukan Tabular

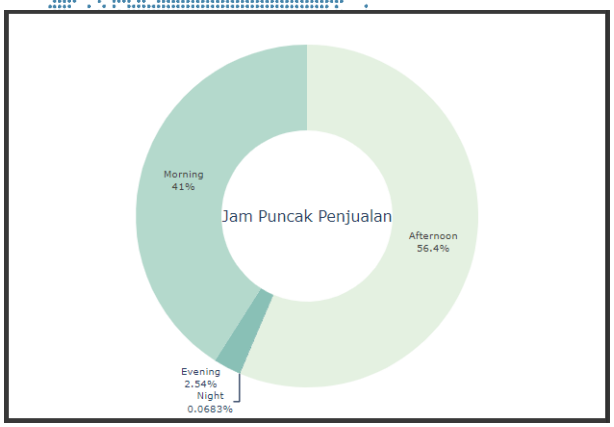
3.3. Visualisasi Data

Pada proses ini *dataset* yang telah terkumpul akan di *viualisasikan* dalam bentuk grafik dan *chart* bertujuan untuk memudahkan dalam pemahaman data memperkuat *interpretasi* hasil yang diperoleh. Berikut adalah hasil dalam beberapa kategori:



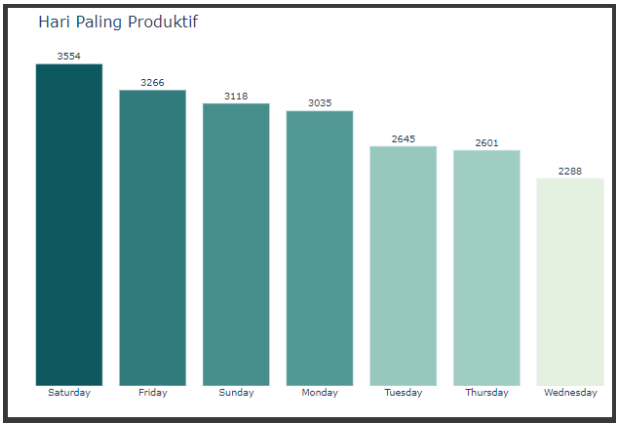
Gambar 4. Grafik Item Yang Paling Sering Dibeli

Berdasarkan grafik diatas, dapat dilihat *coffe* merupakan barang yang paling banyak terjual yaitu sebanyak 5471 pembelian sampai dengan *coke* yaitu dengan jumlah pembelian 185.



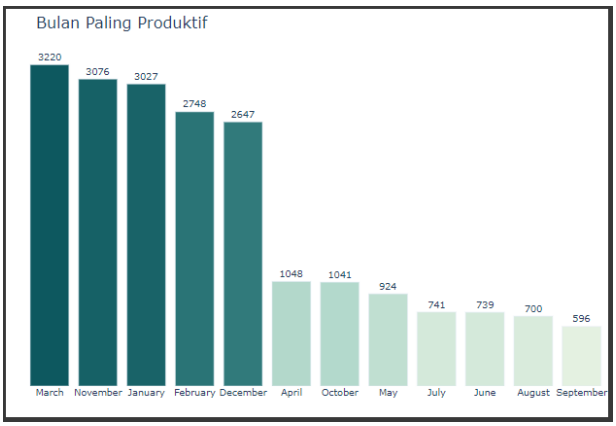
Gambar 5. Diagram Jam Puncak Penjual

Berdasarkan diagram diatas dapat dilihat bahwa puncak penjualan terlihat pada waktu sore hari dengan nilai 56.4% dan dapat dilihat juga penjualan paling sedikit terjadi pada malam hari dengan nilai 0.0683%.



Gambar 6. Grafik Bulan Paling Produktif

Berdasarkan grafik diatas terlihat dimana hari paling produktif terjadi pada hari sabtu sebanyak 3554 transaksi dan terdapat dan terdapat hari paling sedikit produktif nya yaitu pada hari rabu yaitu sebanyak 2288.



Gambar 7. Grafik Bulan Paling Produktif

Dari hasil visualisasi data penjualan perbulan, menunjukan bulan mana yang paling produktif dalam penjualan dimana pada bulan Maret paling produktif yaitu dengan jumlah 3220 diikuti dengan bulan – bulan lainnya dan dapat dilihat juga jumlah paling sedikit produktif terjadi pada bulan September dengan jumlah produktif sebanyak 596.

3.4. Pembuatan *Itemset*

Support (nilai penunjang) adalah kombinasi suatu *item* dari *dataset* dan syarat *minimum confidence* (nilai kepastian), yang merupakan hubungan kuat antara *item* yaitu dengan aturan minum *support* 0,01% atau 1% didapaatkan hasil berikut [8]:

a) Pembentukan 1 *itemset*

Tabel 1 ini merupakan proses penyelesaian dari 1 *itemset* menggunakan *algoritma apriori* dengan jumlah *minimum support* 1%.

Tabel 1. Hasil Pembentukan 1 *itemset* dengan *apriori*

No.	*Itemset*	*Support*
1.	*Coffe*	0.47
2.	*Bread*	0.32
3.	*Cake*	0.10
4.	*Brownie*	0.04
5.	*Alfajores*	0.03
…	…	…
60.	*Sandwich*	0.01

Pada tabel dibawah ini merupakan proses penylesaian dari pembentukan 1 itemset menggunakan *algoritma fp-growth* dengan jumlah *minimum support* 1%.

Tabel 2. Hasil Pembentukan 1 *itemset* dengan *fp-grouth*

No.	*Itemset*	*Support*
1.	*Coffe*	0.47
2.	*Bread*	0.32
3.	*Hot Chocolate*	0.05
4.	*Cookies*	0.05
5.	*Jam*	0.01
…	…	…
60.	*Spanish Brunch*	0.01

Pada Tabel 1 & 2 merupakan proses iterasi satu *itemset* dan ditemukan 2 aturan yang memliki nilai terbesar yaitu pada item *Coffe* dengan 0.47% = 47% dan *Bread* 0.32% = 32%.

b) Pembentukan 2 *Itemset*

Pada tabel dibawah ini merupakan proses penylesaian dari pembentukan 2 itemset menggunakan *algoritma apriori* dengan jumlah minimum *support* 1%.

Tabel 3. Hasil Pembentukan 2 *itemset* dengan *apriori*

No	*Itemset*		*Support A*	*Support B*	*Support* A&B
1.	*Alfajores*	*Coffe*	0.05 %	0.47 %	0.01 %
2.	*Pastry*	*Bread*	0.05 %	0.47 %	0.02 %
3.	*Brownie*	*Coffe*	0.03 %	0.47 %	0.01 %
4.	*Cake*	*Coffe*	0.08 %	0.47 %	0.04 %
5.	*Cookies*	*Coffe*	0.08 %	0.32 %	0.02 %

Pada tabel dibawah ini merupakan proses penylesaian dari pembentukan 1 itemset menggunakan *algoritma fp-growth* dengan jumlah minimum *support* 1%.

Tabel 4. Hasil Pembentukan 2 *itemset* dengan *fp-growth*

No	*Itemset*		*Support A*	*Support B*	*Support* A&B
1.	*Hot Chocolate*	*Coffe*	0.05 %	0.47 %	0.01 %
2.	*Cookies*	*Coffe*	0.05 %	0.47 %	0.02 %
3.	*Muffin*	*Coffe*	0.03 %	0.47 %	0.01 %
4.	*Pastry*	*Coffe*	0.08 %	0.47 %	0.04 %
5.	*Pastry*	*Bread*	0.08 %	0.32 %	0.02 %

3.5. Pembentukan association rule

Setelah terbentuk *itemset*, selanjutnya dicari aturan asosiasi yang memenuhi syarat *minimum* untuk *Confidence* aturan asosiasi A ke B, Dengan *minimal confidence* 30%.

Tabel 5. Aturan Asosiasi dengan *apriori*

No.	**Aturan asosiasi**	***Support***	***Confidence***
1.	*Alfajores ® Coffe*	1,96%	54,06%
2.	*Pastry ® Bread*	2,91%	33,86%
3.	*Brownie ® Coffee*	1,96%	49,07%
4.	*Cake ® Coffee*	5,47%	52,69%
5.	*Cookies ® Coffee*	2,82%	51,84%

Pada tabel diatas merupakan hasil dari pembentukan *association rule* menggunakan *algoritma apriori* dan di dapatkan 5 aturan asosiasi yaitu *Alfajores ® Coffe* dengan nilai *confidene 54.06%., Pastery ® Bread* dengan *confidence 33,86%, Brownie ® Coffe* dengan nilai *confidence 49,07%, Cake ® Coffe* dengan *cofidence 52,69%,* dan yang terakhir *Cookies ® Coffe* dengan *confidance 51,84%.*

Tabel 6. Aturan Asosiasi dengan *fp-Growth*

No.	**Aturan asosiasi**	***Support***	***Confidence***
1.	*Hot Chocolate ® Coffe*	2,96%	50.72%
2.	*Cookies ® Coffe*	2,82%	51,84%
3.	*Muffin ® Coffee*	1,88%	48,90%
4.	*Pastry ® Coffee*	4,75%	55,21%
5.	*Pastry ® Bread*	2,91%	33,86%

Pada tabel diatas merupakan hasil dari pembentukan *association rule* menggunakan *algoritma apriori* dan di dapatkan 5 aturan asosiasi yaitu *Hot Chocolate ® Coffe* dengan nilai *confidene 50.72%., Cookies ® Coffe* dengan *confidence 51,84%, Muffin ® Coffe* dengan nilai *confidence 48.90%, Pastry ® Coffe* dengan *cofidence 55,21%,* dan yang terakhir *Pastry ® Bread* dengan *confidance 33,86%.*

4. Kesimpulan

Kesimpulan dari Hasil penelitian membandingkan algoritma apriori dan fp-growth dalam melakukan analisis market basket pada data transaksi pejualan bakery menunjukkan perbedaan pola kombinasi. Algoritma apriori menghasilkan pola kombinasi dengan confidence tertinggi "Jika membeli Alfajores, maka juga membeli Coffe" (54,06%) dan "Jika membeli Cake, maka juga membeli Coffe" (52,59%). Sementara itu, algoritma fp-growth menghasilkan pola kombinasi confidence tertinggi "Jika membeli

Pastry, maka membeli juga Coffe" (55,21%) dan "Jika membeli Cookies, maka membeli juga Coffe" (51,84%).

Daftar Pustaka

[1] S. T. Wahyuni, "Implementasi Data Mining Algoritma Apriori Pada Sistem Penjualan Roti di Difa Rien's Bakery," vol. 53, no. 9, pp. 1689–1699, 2017.

[2] J. Han, M. Kamber, and J. Pei, "Third Edition : Data Mining Concepts and Techniques," *J. Chem. Inf. Model.*, vol. 53, no. 9, pp. 1689–1699, 2012, [Online]. Available: http://library.books24x7.com/toc.aspx?bkid=44712

[3] F. Panjaitan, A. Surahman, and T. D. Rosmalasari, "Analisis Market Basket Dengan Algoritma Hash-Based Pada Transaksi Penjualan (Studi Kasus: Tb. Menara)," *J. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 1, no. 2, pp. 111–119, 2020, [Online]. Available: http://jim.teknokrat.ac.id/index.php/JTSI

[4] R. Ramadhan and E. I. Setiawan, "Market Basket Analysis untuk Swalayan KSU Sumber Makmur dengan Algoritma FP Growth," *J. Intell. Syst. Comput.*, vol. 2, no. 1, pp. 34–39, 2021, doi: 10.52985/insyst.v2i1.149.

[5] R. Krisna, A. Siregar, and ..., "Penentuan Strategi Marketing Universitas Buana Perjuangan Karawang Menggunakan Association Rules Mining dengan Algoritma Apriori," *... Student J. ...*, vol. III, pp. 68–75, 2022, [Online]. Available: https://journal.ubpkarawang.ac.id/mahasiswa/index.php/ssj/article/view/423%0Ahttps://journal.ubpkarawang.ac.id/mahasiswa/index.php/ssj/article/download/423/337

[6] A. R. Wibowo and A. Jananto, "Implementasi Data Mining Metode Asosiasi Algoritma FP-Growth Pada Perusahaan Ritel," *Inspir. J. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 10, no. 2, p. 200, 2020, doi: 10.35585/inspir.v10i2.2585.

[7] Amrin Amrin, "Data Mining Dengan Algoritma Apriori untuk Penentuan Aturan Asosiasi Pola Pembelian Pupuk," *Paradigma*, vol. XIX, no. 1, pp. 74–79, 2017, doi: https://doi.org/10.31294/p.v19i1.1836.

[8] H. F. Dewi, H. H. Handayani, and J. Indra, "Implementasi Algoritma Apriori Terhadap Market Basket Analysis Pada Data Penjualan Retail," vol. 4, no. 4, pp. 432–436, 2022.