

Implementasi Metode *Holt-Winters* dan *FP-Growth* dalam Melakukan Peramalan Stok Barang Pada Swalayan Berdasarkan Pola Asosiasi

Septi Kenia Pita Loka*, M Afdal, Rice Novita, Mustakim

Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi,
Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau, Pekanbaru, Indonesia

Email: ¹*12050323230@students.uin-suska.ac.id, ²m.afdal@uin-suska.ac.id, ³rice.novita@uin-suska.ac.id,
⁴mustakim@uin-suska.ac.id

Email Penulis Korespondensi: 12050323230@students.uin-suska.ac.id

Submitted: 18/11/2024; Accepted: 17/12/2024; Published: 18/12/2024

Abstrak—Dalam kurun waktu sekarang, persaingan dalam dunia usaha sangat ketat terutama di sektor convenience store. Perkembangan perdagangan ritel berlangsung pesat, seiring dengan banyaknya pasar kecil dan toko online yang bermunculan. Hal ini mendorong pemilik swalayan untuk lebih bijak dalam mengambil keputusan, seperti mengelola penambahan persediaan barang. Jika diabaikan, hal ini dapat menyulitkan karyawan dalam menemukan barang yang dibutuhkan, sehingga berpotensi meningkatkan risiko barang kadaluarsa atau rusak sebelum terjual. Dengan demikian, pihak swalayan perlu memahami perilaku dan kebiasaan pelanggan saat berbelanja untuk membantu dalam pengelolaan persediaan barang. Berdasarkan permasalahan ini, penelitian yang dilakukan bertujuan untuk menganalisis pola pembelian pelanggan dan mengoptimalkan persediaan barang. Dengan menerapkan algoritma FP-Growth untuk memperoleh pola aturan asosiasi dan melakukan forecasting menggunakan algoritma Holt-Winters. Jumlah data awal sebanyak 66.905 record data dimana setelah melakuakn tahap preprocessing menjadi 47.404 record data, kemudian menghasilkan dua rule terbaik pada tahap FP-Growth yaitu biskuit dan konsumsi memiliki confidence sebesar 53,61%, support 15,57% dengan lift ratio 1,116. Pengukuran error MAPE yang menunjukkan nilai 6,79 menggunakan alpha, beta, dan gamma sebesar 0,1. Total keseluruhan prediksi persediaan barang yang dihasilkan sebesar 103.197 dengan nilai aktual 72.275 dimana tiap nilai prediksi yang dihasilkan mendekati nilai aktual data sebelum terjadinya lonjakan yang signifikan di data 3 bulan terakhir.

Kata Kunci: Aturan Asosiasi; Data Mining; FP-Growth; Holt-Winters; Peramalan

Abstract—During the present period of time, competition in the business world is extremely fierce, particularly in the convenience store sector. The retail industry is expanding rapidly, accompanied by the rise of small markets and online stores. This trend compels store owners to make more informed decisions, such as effectively managing inventory replenishment. If neglected, this can lead to difficulties in locating the necessary items, potentially increasing the risk of goods expiring or being damaged before sale. Consequently, store owners must understand customer shopping behaviors and habits to better manage inventory. In response to this challenge, the objective of the study is to analyze customer purchasing patterns and optimize inventory management. By applying the FP-Growth algorithm to derive association rule patterns and utilizing the Holt-Winters algorithm for forecasting, the study began with an initial dataset of 66,905 records, which was reduced to 47,404 records following the preprocessing stage. The FP-Growth phase identified two optimal rules: biscuits and consumption, with a confidence of 53.61%, a support of 15.57%, and a lift ratio of 1.116. The error measurement, using MAPE, yielded a value of 6.79 with alpha, beta, and gamma parameters set to 0.1. The total predicted inventory is 103,197, compared to the actual value of 72,275, with predictions closely matching actual data before the recent surge.

Keywords: Association Rule; Data Mining; Forecasting; FP-Growth; Holt-Winters

1. PENDAHULUAN

Di era ini, persaingan dalam dunia usaha sangatlah ketat, dimana salah satu bidang yang terlibat adalah *convenience store* [1]. Perkembangan perdagangan ritel saat ini bisa dibilang cukup pesat, seiring dengan menjamurnya pasar-pasar kecil [2]. Keberadaan swalayan ataupun *convenience store* menghadirkan kenyamanan bagi masyarakat dalam melakukan pembelian, pembayaran mudah, kualitas produk lebih baik dari apa dapat dipasok oleh pasar tradisional [3][4]. 212 *Mart* merupakan ritel dengan anak perusahaan yang tersebar di seluruh Indonesia. Salah satu cabang 212 *Mart* Soebrantas berada di Gedung No. 14 A Kel, Jl. HR. Soebrantas, Tuah Karya, Kec. Tampan, Kota Pekanbaru, Riau. Berbagai macam makanan, minuman, dan kebutuhan lainnya dijual di toko ritel ini. Produk yang dijual memiliki kualitas terjamin, harga terjangkau, dan tawaran promo menarik. Pada 212 *Mart* Soebrantas setiap harinya terjadi transaksi besar, dimana sekitar 350-400 transaksi dengan 14.000 item barang yang aktif. Data yang digunakan merupakan data transaksi penjualan dari Januari 2022 hingga Desember 2023 dimana pada tiga bulan terakhir terjadi lonjakan yang signifikan pada penjualan yang disebabkan oleh *discount* besar-besaran pada produk yang sedang diboikot. Dengan jumlah barang yang kian bertambah seringkali terjadi penumpukan persediaan barang di gudang 212 *Mart* Soebrantas, hal ini dapat menyulitkan karyawan dalam menemukan barang yang dibutuhkan sehingga berpotensi meningkatkan barang kadaluarsa atau rusak sebelum terjual. Maka dari itu dibutuhkannya sebuah teknologi yang dapat membantu dalam menangani kendala tersebut [5]. Beberapa diantaranya dengan melakukan analisa terhadap pola pembelian pelanggan dan mengoptimalkan persediaan barang dengan menggunakan data transaksi penjualan.

Ada beberapa teknik data mining yang digunakan pada kajian ini, yaitu asosiasi untuk menemukan keterkaitan antara item-item dalam bentuk pola data dan prediksi untuk melakukan peramalan pada persediaan barang [6][7]. *FP-Growth* merupakan salah satu algoritma asosiasi yang dapat menghasilkan *rule* dengan menentukan pola pembelian

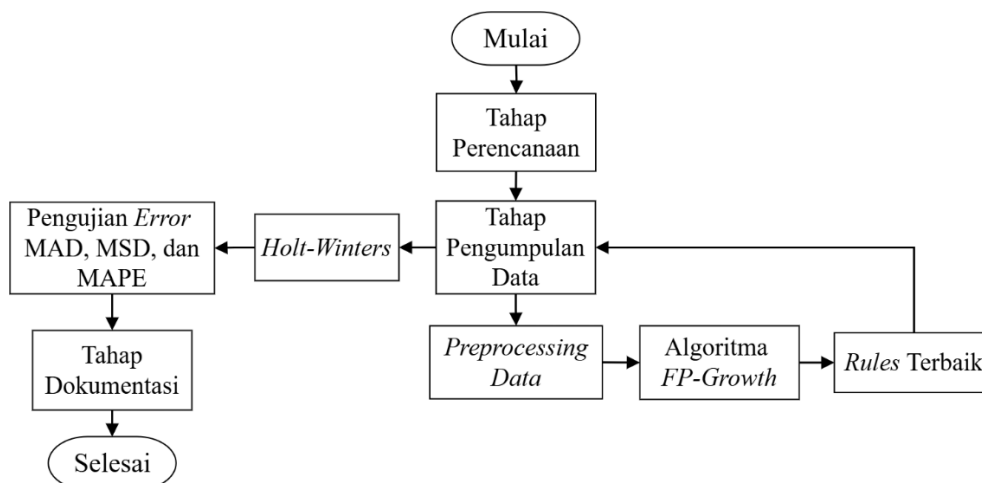
produk yang kerap dibeli bersamaan dalam suatu transaksi, dimana biasanya data yang digunakan berukuran besar [8][9]. Algoritma ini sangat cocok digunakan untuk data yang besar karena dirancang dengan efisien tinggi [10]. Kemudian diterapkan algoritma *Holt-Winters* pada *rule* yang telah diperoleh untuk membantu dalam memprediksi persediaan barang di periode berikutnya [11]. *Holt-Winters* sangat andal dalam melakukan peramalan karena memiliki tiga kali pemulusan yaitu level, trend, dan seasonal [12]. Metode ini memungkinkan peramalan yang lebih akurat untuk data dengan kecenderungan meningkat atau menurun [13]. Pada tahapan akhirnya *Holt-Winters* biasanya melakukan pengukuran error dengan menggunakan *Mean Absolute Deviation* (MAD), *Mean Squared Deviation* (MSD), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk mengevaluasi keakuratan model peramalan [14].

Penelitian yang dilakukan oleh Arshimelda dkk (2020) dengan memanfaatkan algoritma *FP-Growth*, menghasilkan 10 *rule* untuk *support* 2% dan *confidence* 90% dengan menggunakan data calon mahasiswa tiga tahun terakhir yaitu tahun [15]. Penelitian terkait oleh Zubair dan Umamit (2021) tentang prediksi penjualan *snack* pisang kripik dengan menggunakan *Holt-Winters* menghasilkan nilai *error* MAPE dibawah 10% [16]. Penelitian terkait lainnya oleh Hartomo dkk (2019) menggunakan algoritma *FP-Growth* menghasilkan sebanyak 12 pola aturan asosiasi, kemudian dilakukan peramalan terhadap persediaan barang dengan menggunakan metode *Holt-Winters* berdasarkan pola asosiasi dengan *lift ratio* tertinggi yang menghasilkan MAPE sebesar 11,7% [17].

Kedua algoritma ini telah terbukti efektif dalam menangani data skala besar, terutama pada sektor perdagangan dan inventori. Namun, penelitian terdahulu umumnya mengasumsikan stabilitas pola data sepanjang periode analisis, sementara kasus dengan lonjakan data yang signifikan dalam waktu tertentu seperti lonjakan data di tiga bulan terakhir dalam dataset yang sangat besar belum banyak dieksplorasi. Dengan demikian, penelitian ini menganalisis pola pembelian pelanggan dan mengoptimalkan pengelolaan persediaan barang.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Pada metodologi penelitian yang digunakan terdiri dari tahap pengumpulan data, *preprocessing* data, hasil dan analisis dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Metodologi Penelitian

2.1 Pengumpulan Data

Pada tahapan ini dilakukan penghimpunan data dan informasi yang diperlukan, dengan menggunakan data transaksi penjualan dari bulan Januari 2022 - Desember 2023. Data tersebut diperoleh melalui observasi dan wawancara langsung di 212 Mart Soebrantas. Data yang telah dikumpulkan nantinya akan dikelompokkan berdasarkan kategori atau jenis barang yang telah ditetapkan oleh pihak swalayan. Selanjutnya data akan diolah sedemikian rupa pada tahap *preprocessing* data untuk menghasilkan data yang lebih relevan.

2.2 Preprocessing Data

Tahapan *preprocessing* data dilakukan untuk memurnikan dan menyiapkan data agar siap digunakan, dengan tujuan menghilangkan data awal yang tidak relevan. Dengan melakukan beberapa tahapan pada data mining seperti berikut [18]:

a. *Data Selection*

Pada tahapan ini dilakukan penghapusan data yang tidak relevan yang nantinya akan di kelompokkan berdasarkan kriteria yang telah ditetapkan.

b. *Data Cleaning*

Tahapan ini bertujuan untuk membersihkan data dari kesalahan dengan menghilangkan *noise*, *missing values*, dan duplikasi pada data.

c. *Data Transformation*

Pada tahapan ini, format data akan diubah sesuai dengan standarisasi yang digunakan yang bertujuan agar data berada dalam skala yang sama.

2.3 Menemukan Pola Asosiasi

Pada tahapan dilakukan proses asosiasi untuk memperoleh pola aturan asosiasi pada data yang digunakan dengan menerapkan algoritma *FP-Growth*. Pada tahap ini, dilakukan pencarian integrasi item yang memenuhi ambang batas minimum dari nilai *support* dalam data dengan menggunakan persamaan sebagai berikut [19]:

$$Support(A) = \frac{Jumlah\ Transaksi\ A}{Total\ Transaksi} \times 100\% \tag{1}$$

Di sisi lain nilai *support* untuk 2 items diperoleh dari persamaan berikut [20].

$$Support(A, B) = \frac{Transaksi\ A\ dan\ B}{Total\ Transaksi} \times 100\% \tag{2}$$

Confidence adalah peluang munculnya item A saat item B juga muncul yang dapat dinyatakan sebagai berikut [21].

$$Confidence(B|A) = \frac{Transaksi\ A\ dan\ B}{Transaksi\ A} \times 100\% \tag{3}$$

Lift Ratio adalah sebuah skala untuk menemukan potensi sebuah *association rule* yang telah terbentuk. Untuk menghitung *lift ratio* digunakan persamaan berikut [22].

$$Lift\ Ratio = \frac{Confidence(A, B)}{Benchmark\ Confidenc(A, B)} \tag{4}$$

2.4 Peramalan dan Pengujian Error

Pada tahapan ini dilakukan peramalan persediaan barang menggunakan metode *Holt-Winters*. *Holt-Winters* merupakan salah satu algoritma *Exponential Smoothing* yang menggunakan data trend atau musiman untuk melakukan *forecasting*. Ada dua model utama *Holt-Winters* yaitu model aditif dan multiplikatif dimana pada penelitian ini menggunakan model aditif, berikut persamaannya [23]:

$$S_t = \gamma \cdot (Y_t - L_t) + (1 - \gamma) \cdot S_{t-m} \tag{5}$$

Dimana Y_t merupakan nilai aktual dan L_t nilai level, sedangkan S_{t-m} merupakan nilai musiman pada periode sebelumnya dengan panjang musim m . Peramalan terhadap suatu data *time series* memuat unsur ketidakpastian dengan mengukur kekeliruan. Berikut persamaan mencari nilai *error* MAD, MSD, dan MAPE [24][25]:

$$MAD = \frac{\sum_{t=1}^n |X_t - F_t|}{n} \tag{6}$$

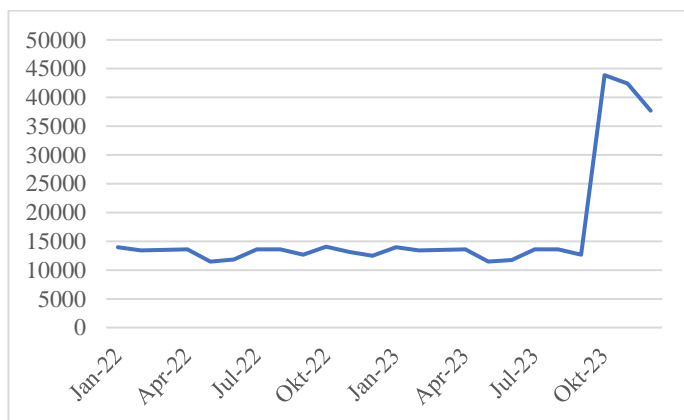
$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n (X_t - F_t)^2}{n} \tag{7}$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{X_t - F_t}{X_t} \right| \tag{8}$$

Dimana n merupakan jumlah keseluruhan data yang digunakan untuk melakukan peramalan, kemudian X_t merupakan data asli atau aktual pada rentang waktu tertentu yaitu rentang waktu t , sedangkan F_t adalah bobot atau nilai peramalan pada rentang waktu t .

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini dilakukan wawancara langsung di 212 Mart Soebrantas. Sumber data merupakan rekap data penjualan dari bulan Januari 2022 hingga Desember 2023 sebanyak 66.905 record.



Gambar 2. Data Penjualan 2022-2023

Terlihat pada gambar 2 data penjualan 2022-2023 terjadi lonjakan data secara signifikan di bulan Oktober – Desember 2023 di sebabkan oleh penjualan produk boikot dengan discount besar-besaran. Data tersebut memiliki transaksi tertinggi pada bulan Oktober 2023 yaitu sebanyak 12.282 transaksi.

3.1 Tahap Pengumpulan Data

Pada penelitian ini di implementasikan dua algoritma, yaitu algoritma *FP-Growth* dan algoritma *Holt-Winters*. Algoritma *FP-Growth* digunakan untuk menemukan pola penjualan, dimana nantinya pola penjualan tersebut akan di implementasikan kepada algoritma *Holt-Winters* untuk memperoleh hasil prediksi persediaan barang.

Tabel 1. Data Transaksi 212 *Mart* Soebrantas 2022-2023

No	Id Transaksi	Items
1	3080701000	Asoy Putih Susu 24, Rapika Biang Pch Biru 250ml, Swallow Deodorizer Apple 100g, Dahlia Barus Flower K-29, Minyak Fortune Pch 2l, Kampar Bakery Burger, Kampar Bakery Burger, Mie Telur 3 Ayam 200g, Quaker Cooking Oatmeal 200g, Haan Puding Coklat Pch 145gr, Indomie Goreng Keriting Ayam P, Botan Sardines Premium Bsr 425, Unibis Mega Ring 308g, Dapur Kita Bawang Goreng
2	3146701000	Asoy Putih Susu 28, Dettol Floor Cleaner Pine 700m, Nivea Ro, Cool Kick Green 50ml, Biore Bright Bw Lovely Sakura, Abc, Squash Rasa Jeruk 525ml, Ff Uht 900ml Purefarm Full Cre, Mayumi Pedas Tube 180g, Mamasuka Dressing Saus Keju 30, Saori, Saus Tiram 270ml, Sajiku Ayam Goreng 24g, Kamil Burger Daging Sapi, Kampar Bakery Burger
3	3233801000	Kampar Tawar Panjang, Prima Sari Selai Besar, Lifebuoy Shp Anti Ketombe 340m
4	3387901000	Soklin Soft Ungu Pch 1800ml, Soklin Soft Ungu Pch 1800ml, Ciptadent Tb Classic Reg Soft, Lifebuoy Ts Total10 4x110g, Daia Powder Det Putih 850g, Vape One Push 60 Lemon, Sunsilk Shp Hijab Recharge 170, Pepsodent Tp Action 123 Herbal, Forcemagic Micron 2 In 1 16ml, Mama Lemon Pch 450ml, Mama Lemon Jeruk Nipis Pch 400, Molto Trika Japanese Peach 400, Soklin Lantai Pch Ungu 345ml, Vixal Biru Btl 470ml, Paseo Smart Facial Softpack 25, Sunsilk Shp Hijab Recharge 170, Stella Dailyy Fresh Dream Indo, Cussons Baby Wipes Naturally 5, Pepsodent Tp Action 123 Herbal, Clear Shp Cool Sport Mntl 70ml, Nabati Richeese Keju 132g, Salam Nugget Ayam, Pastel Mini Isi 50pcs, Kamil Sosis Sapi Ori Isi 10
5	3513301000	Asoy Putih Susu 28, Permen Milo, Piattos Rasa Sapi Panggang 75g, Potabee Ayam Bakar 68gr, Potabee Bbq 35gr, Sk Serba 10ribu, Rebo Milk 70g, Potabee Ayam Bakar 68gr, Kripik Brownies, Sms Isi 330ml, Kacang Tojin 3000
...
66.904	8152703720	Adem Sari Pack 8s, Larutan Penyegar Badak Btl 500
66.905	8171903720	Sabut Cupir Jaring L, Pantyliner Extra Long&Wide N, Alfadani Parfum 35ml

Berdasarkan Tabel 1 data transaksi 212 *Mart* Soebrantas dari bulan Januari 2022 – Desember 2023 diperoleh sebanyak 66.905 *record* data dengan dominan transaksi harian lebih dari dua item.

3.2 Preprocessing Data

Proses pembersihan data untuk membuang *noise* guna meningkatkan mutu data yang nanti digunakan. Adapun tahapan dari preprocessing data adalah sebagai berikut:

a *Data Selection*

Pada tahap ini data transaksi yang telah diperoleh akan didata jenis produk pada setiap barang yang ada. Daftar kategori produk dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Daftar Kategori Produk

No	Kategori Produk	No	Kategori Produk
1	Aksesoris	20	Obat-Obatan
2	Alat Tulis Kantor	21	Pakaian Dalam
3	Bahan Kue	22	Pampers
4	Bahan Pokok	23	Parfum
5	Biskuit	24	Pembalut
6	<i>Body Care</i>	25	Pengharum Ruangan
7	Bumbu Dapur	26	Perlengkapan Bayi
8	Caffe	27	Perlengkapan Cuci
9	Cairan Pembersih	28	Perlengkapan Lampu
10	<i>Hair Care</i>	29	Perlengkapan Mandi
11	<i>Ice Cream</i>	30	Perlengkapan Rumah
12	Konsumsi	31	Permen
13	Makanan/Minuman Bayi	32	Racun Serangga
14	Makanan Kaleng/ Kemasan	33	Sirup
15	Makanan Kucing	34	<i>Skincare</i>

16	Makan Ringan	35	Susu/Jus Kotak
17	Mie	36	Tisu
18	Minuman	37	Wardah
19	Minuman <i>Sachet</i>		

Berdasarkan Tabel 2 terdapat sebanyak 37 daftar kategori barang mulai dari aksesoris, alat tulis kantor, bumbu dapur, perlengkapan bayi hingga kosmetik. Keseluruhan kategori barang tersebut dikelompokkan berdasarkan ketetapan pihak swalayan.

b Data Cleaning

Cleaning merupakan tahap untuk membuang data yang kosong, tidak sesuai, dan terduplikat sehingga keseluruhan data dapat dipergunakan. Pada penelitian ini data yang digunakan adalah *output* pembersihan data yang dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil *Cleaning* Data

Id Transaksi	Items
3080701000	Perlengkapan Rumah, Perlengkapan Cuci, Pengharum Ruangan, Racun Serangga, Bahan Pokok, Konsumsi, Mie, Minuman Sachet, Bahan Kue, Makanan Kaleng,
3146701000	Perlengkapan Rumah, Body Care, Sirup, Susu/Jus Kotak, Bumbu Dapur, Konsumsi
3233801000	Konsumsi, Hair Care
3387901000	Perlengkapan Cuci, Perlengkapan Mandi, Body Care, Racun Serangga, Hair Care, Cairan Pembersih, Tisu, Pengharum Ruangan, Perlengkapan Bayi, Biskuit, Konsumsi
3513301000	Perlengkapan Rumah, Makanan Ringan, Konsumsi, Minuman
....	...
8132003720	Tisu, Konsumsi, Biskuit
8171903720	Perlengkapan Rumah, Pembalut, Konsumsi

Pada Tabel 3 diperoleh hasil dari proses *cleaning* atau pembersihan data, dimana setiap item pada data transaksi penjualan akan dikelompokkan berdasarkan pada kategori yang telah ditetapkan.

c Data Transformation

Dalam kajian ini, dilakukan perubahan data dikarenakan teknik asosiasi hanya dapat memproses data dalam bentuk kategorikal. Adapun hasil transformasi data dapat dilihat pada Tabel 4.

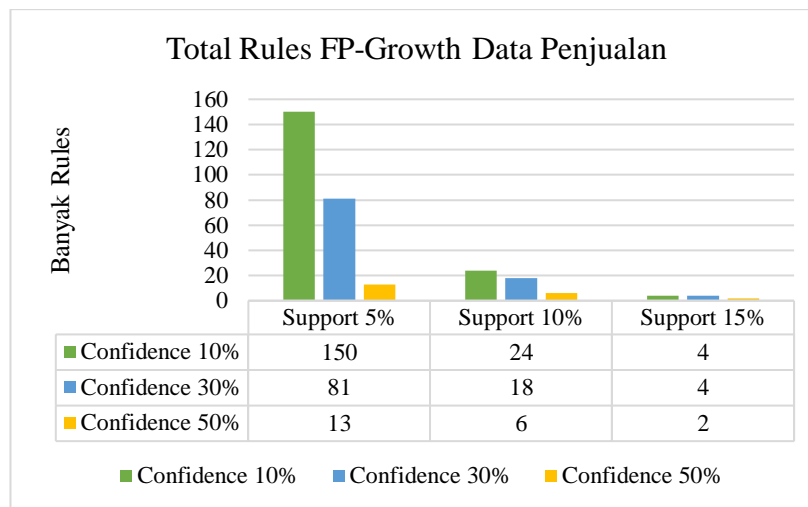
Tabel 4. Transformasi Data

Id	Item Pembelian	Aksesoris	Alat Tulis Kantor	Bahan Kue	...	Tisu	Wardah
1	Perlengkapan Rumah, Perlengkapan Cuci, Pengharum Ruangan, Racun Serangga, Bahan Pokok, Mie, Bahan Kue, Makanan Kaleng, Biskuit	0	0	1	...	0	0
2	Perlengkapan Rumah, Body Care, Sirup, Susu/Jus Kotak, Bumbu Dapur, Konsumsi	0	0	0	...	0	0
3	Konsumsi, Hair Care	0	0	0	...	0	0
4	Perlengkapan Cuci, Perlengkapan Mandi, Body Care, Racun Serangga, Hair Care, Cairan Pembersih, Tisu, Pengharum Ruangan, Perlengkapan Bayi, Biskuit, Konsumsi	0	0	0	...	1	0
5	Perlengkapan Rumah, Makanan Ringan, Konsumsi, Minuman	0	0	0	...	0	0
...
47.404	Tisu, Konsumsi, Biskuit	0	0	0	...	1	0
47.404	Perlengkapan Rumah, Pembalut, Konsumsi	0	0	0	...	0	0

Berdasarkan Tabel 4 tahap dalam transformasi data, yaitu menyisahkan substansi tiap data yang memuat lebih dari satu items, berikutnya melakukan penyaringan data yang dijadikan fitur baru. Kemudian melakukan penempatan data pada fitur baru dengan cara mengisi nilai 1 jika tersedia item/produk sesuai fitur pada data dan mengisi nilai 0 apabila berlawanan.

3.3 Asosiasi Menggunakan Algoritma *FP-Growth*

Perhitungan asosiasi menggunakan algoritma *FP-Growth* pada semua transaksi penjualan dilakukan dengan menetapkan bobot minimum *support* sebesar 5%, 10%, dan 15%, lalu bobot minimum *confidence* sebesar 10%, 30%, dan 50% pada data transaksi penjualan produk bulan Januari 2022-Desember 2023, diperoleh jumlah *rules* sebagai berikut pada Gambar 3.



Gambar 3. Total Rules *FP-Growth* Data Penjualan

Berdasarkan Gambar 3 diperoleh *rules* dari 9 kali uji coba yang dilakukan algoritma *FP-Growth*, *rules* yang mencapai kriteria minimum *support* 15% dan minimum *confidence* 50% dipilih karena tidak ada perulangan bentuk *rules* yang melibatkan dua item yang serupa. Adapun hasil dari asosiasi dengan *minsupport* 15% dan *minconfidence* 50% terlihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Asosiasi dengan *MinSupport* 15% dan *MinConfidence* 50%

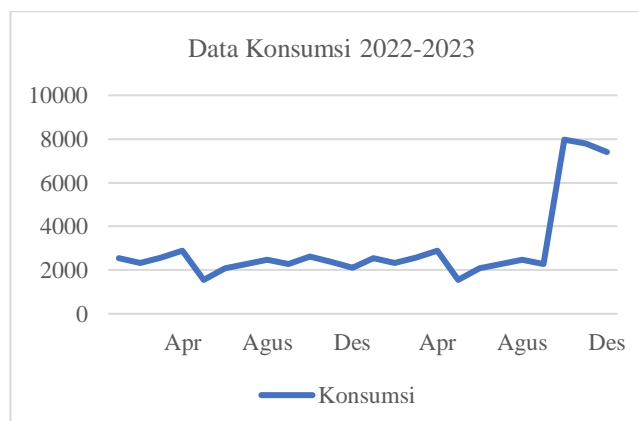
No	Premises	Conclusion	Support	Confidence	Lift Ratio
1	Biskuit	Konsumsi	15,57%	53,61%	1,116
2	Minuman	Konsumsi	15,43%	52,97%	1,102

Berdasarkan Tabel 5 terbentuk 2 *rules*, yaitu jika pelanggan membeli Biskuit, maka pelanggan juga akan membeli Konsumsi dengan nilai keyakinan (*Confidence*) 53,61% nilai dukungan *Support* 15,57% dengan *lift ratio* 1,116. Kemudian jika pelanggan membeli Minuman, maka pelanggan juga akan membeli Konsumsi dengan nilai keyakinan (*Confidence*) 52,97% nilai dukungan *Support* 15,43% dengan *lift ratio* 1,102.

Dari penjabaran di atas terlihat *rule* Biskuit dan Konsumsi menjadi item dengan *support*, *confidence*, dan *lift ratio* tertinggi, ini menunjukkan item tersebut yang diminati oleh konsumen dan memiliki hubungan yang kuat antara dua item. Sehingga untuk tahap *forecast* algoritma *Holt-Winters* digunakan data Biskuit dan Konsumsi.

3.4 Forecasting Menggunakan Metode *Holt-Winters*

Sebelum melakukan pengujian algoritma *Holt-Winters* diperlukan pengamatan pola. Pola pada data penjualan Konsumsi dari Januari 2022 - Desember 2023 dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Plot Data Penjualan Konsumsi Periode Januari 2022 - Desember 2023



Dapat dilihat pada gambar mengindikasikan data yang berfluktuasi, di mana data tidak mengandung *mean* yang stabil dan condong menunjukkan tren naik dengan adanya lonjakan yang sangat substansial. Hasil prediksi dengan menggunakan metode ini dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil Pengujian Data Penjualan Konsumsi

No	α	β	γ	MSD	MAPE	MAD
1	0.1	0.1	0.1	41392.98	6.79	145.58
2	0.1	0.2	0.1	42639.99	6.94	148.19
3	0.1	0.3	0.1	43943.66	7.09	150.73
4	0.1	0.4	0.1	45276.71	7.22	153.13
5	0.2	0.1	0.1	45544.42	6.87	145.24
6	0.1	0.1	0.2	46157.78	7.13	152.74
7	0.1	0.2	0.2	47595.19	7.29	155.50
8	0.2	0.2	0.1	47820.15	7.03	147.77
9	0.1	0.3	0.2	49097.37	7.44	158.16
10	0.3	0.1	0.1	49116.88	7.13	149.60
11	0.2	0.3	0.1	50116.21	7.18	150.39
12	0.1	0.4	0.2	50634.51	7.58	160.65
13	0.2	0.1	0.2	50898.56	7.23	152.80
14	0.1	0.1	0.3	51625.74	7.47	160.07
15	0.3	0.2	0.1	51775.06	7.22	150.73
16	0.2	0.4	0.1	52336.00	7.32	153.74
17	0.4	0.1	0.1	52834.68	7.49	156.38
18	0.1	0.2	0.3	53281.63	7.64	162.95
19	0.2	0.2	0.2	53464.92	7.35	154.36
20	0.3	0.3	0.1	54171.98	7.34	153.18

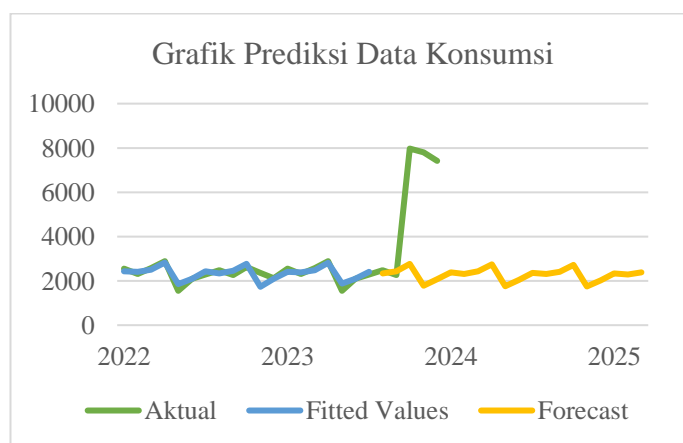
Pada Tabel 6 diperoleh MSD, MAPE, dan MAD setelah melakukan 20 kali percobaan dengan bobot alpha, beta, dan gamma yang diuji secara acak. Diperoleh model optimal dengan bobot $\alpha = 0.1$, $\beta = 0.1$, dan $\gamma = 0.1$. Uji coba terunggul memanfaatkan metode MAPE menghasilkan galat sebesar 6.79%, MSD sebesar 41392,98, dan MAD sebesar 145,58. Adapun *output* dari prediksi dengan menggunakan metode *Holt-Winters* dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil Prediksi Data Penjualan Konsumsi

No	Periode	Aktual	Fitted Value	Forecast
1	Januari 2022	2547	2439	2547
2	Februari 2022	2317	2400	2276
3	Maret 2022	2574	2495	2426
4	April 2022	2884	2828	2555
5	Mei 2022	1551	1857	2300
6	Juni 2022	2087	2101	2101
7	Juli 2022	2281	2420	2172
8	Agustus 2022	2481	2333	2406
9	September 2022	2275	2465	2239
10	Oktober 2022	2626	2764	2272
11	November 2022	2364	1732	2406
12	Desember 2022	2116	2101	2352
13	Januari 2023	2545	2414	2285
14	Februari 2023	2317	2389	2349
15	Maret 2023	2574	2469	2297
16	April 2023	2884	2809	2334
17	Mei 2023	1551	1884	2422
18	Juni 2023	2087	2095	2214
19	Juli 2023	2281	2415	2208
20	Agustus 2023	2481		2340
21	September 2023	2275		2442
22	Oktober 2023	7971		2765
23	November 2023	7794		1787
24	Desember 2023	7413		2062
25	Januari 2024			2382
26	Februari 2024			2320
27	Maret 2024			2423
28	April 2024			2745

No	Periode	Aktual	Fitted Value	Forecast
29	Mei 2024			1767
30	Juni 2024			2042
31	Juli 2024			2363
32	Agustus 2024			2301
33	September 2024			2403
34	Oktober 2024			2726
35	November 2024			1748
36	Desember 2024			2023
37	Januari 2025			2344
38	Februari 2025			2281
39	Maret 2025			2384
40	April 2025			2707
41	Mei 2025			1728
42	Juni 2025			2003
43	Juli 2025			2324
44	Agustus 2025			2262
45	September 2025			2364

Berdasarkan Tabel 7 hasil prediksi data penjualan sebanyak 20 bulan pada stok barang Konsumsi. Diperoleh jumlah nilai prediksi dari Januari hingga September 2025 sebesar 103.197 dan nilai aktual yaitu 72.276 dengan bobot $\alpha = 0.1$, $\beta = 0.1$, dan $\gamma = 0.1$. Untuk ilustrasi grafik prediksi data Konsumsi dapat diamati pada Gambar 5.



Gambar 5. Ilustrasi Prediksi Pengujian Konsumsi Periode Januari 2022 - Desember 2023

Gambar 5 merupakan hasil perhitungan dengan menggunakan metode Holt-Winters pada item konsumsi untuk prediksi beberapa bulan kedepan. Terlihat nilai prediksi dari Januari 2024 hingga September 2025 sebanyak 47.461 dimana mendekati nilai aktual Januari 2022 hingga September 2023 yaitu 49.098 sebelum terjadi lonjakan signifikan pada bulan Oktober hingga Desember.

4. KESIMPULAN

Melalui pengujian yang mengintegrasikan algoritma *FP-Growth* dan *Holt-Winters* pada data transaksi penjualan, diperoleh sebanyak 2 aturan asosiasi dengan *rule* terbaiknya memiliki *support*, *confidence* dan *lift ratio* berturut-turut 15,57%, 53,61% dan 1,116 yang menunjukkan *rule* tersebut baik dan cukup relevan. Kemudian data dari *rule* terbaik tersebut digunakan untuk melakukan prediksi menggunakan metode *Holt-Winters* menghasilkan nilai MAPE sebesar 6,79 dengan alpha, beta, dan gamma bernilai 0,1. Nilai *error* yang dihasilkan tersebut dianggap sangat baik yaitu berada dibawah 10%, metode ini layak digunakan untuk melakukan prediksi persediaan barang dengan total data aktual 72.275 dan prediksi yang dihasilkan sebesar 103.197 dimana tiap nilai prediksi yang dihasilkan mendekati nilai aktual data sebelum terjadinya lonjakan yang signifikan di data 3 bulan terakhir.

REFERENCES

- [1] F. Z. Ghassani, Asep Jamaludin, and Agung Susilo Yuda Irawan, "Market Basket Analysis Using the Fp-Growth Algorithm To Determine Cross-Selling," *J. Inform. Polinema*, vol. 7, no. 4, pp. 49–54, 2022, doi: 10.33795/jip.v7i4.508.
- [2] M. Hossain, A. H. M. S. Sattar, and M. K. Paul, "Market basket analysis using apriori and FP growth algorithm," *2019 22nd Int. Conf. Comput. Inf. Technol. ICCIT 2019*, pp. 18–20, 2019, doi: 10.1109/ICCIT48885.2019.9038197.
- [3] B. Solihin Hasugian, "Penerapan Metode Association Rule Untuk Menganalisa Pola Pemakaian Bahan Kimia Di Laboratorium Menggunakan Algoritma FP-Growth (Studi Kasus di Laboratorium Kimia PT. PLN (Persero) Sektor



- Pembangkitan Belawan Medan),” *Algoritma. J. Ilmu Komput. dan Inform.*, vol. 3, no. November, pp. 56–69, 2019, doi: 10.30829/algoritma.v3i2.6437.
- [4] A. K. Putra, R. Hamonangan, R. Herdiana, E. Tohidi, and U. Hayati, “Penerapan Algoritma FP Growth pada Penjualan Produk Distro Raden Madura,” *MEANS (Media Inf. Anal. dan Sist.*, vol. 7, no. 1, pp. 57–64, 2022, doi: 10.54367/means.v7i1.1858.
- [5] A. Anas, “Penerapan Algoritma Fp-Growth Dalam Menentukan Perilaku Konsumen Ghania Mart Muara Bulian,” *J. Ilm. Media Sisfo*, vol. 14, no. 2, pp. 120–129, 2020, doi: 10.33998/mediasisfo.2020.14.2.879.
- [6] S. Tian, Y. Xiao, and S. Shen, “Distribution analysis of Pulmonary diseases in Traditional Chinese medicine based on FP-Growth algorithm,” *Proc. - 2020 IEEE Int. Conf. Bioinforma. Biomed. BIBM 2020*, pp. 1586–1589, 2020, doi: 10.1109/BIBM49941.2020.9313109.
- [7] L. Almaretha and D. Murni, “Penerapan Metode Holt Winters Exponential Smoothing dalam Prediksi Permintaan Emping pada Usaha Emping Jagung Rizqy,” *J. Pendidik. Tambusai*, vol. 8, no. 1, pp. 9239–9250, 2024, doi: 10.31004/jptam.v8i1.13796.
- [8] D. M. B. Sitorus, T. Syaputra, and M. Hutasuht, “Penerapan Data Mining Pola Penjualan Barang Pada Koperasi Dengan Menggunakan Metode Algoritma FP-Growth,” *J. Sist. Inf. Tgd*, vol. 3, no. 2, pp. 101–110, 2024, doi: 10.53513/jursi.v3i2.5791
- [9] S. Suhada, D. Ratag, G. Gunawan, D. Wintana, and T. Hidayatulloh, “Penerapan Algoritma Fp-Growth Untuk Menentukan Pola Pembelian Konsumen Pada Ahass Cibadak,” *Swabumi*, vol. 8, no. 2, pp. 118–126, 2020, doi: 10.31294/swabumi.v8i2.8077.
- [10] L. M. Lestari and I. Ali, “Penerapan Algoritma FP-Growth Untuk Menentukan Pola Penjualan Toko Ellia Umami,” *JSR J. Student Res.*, vol. 1, no. 3, pp. 367–378, 2023, doi: 10.55606/jsr.v1i3.1267.
- [11] D. Widyati and M. Alda, “Implementasi Metode Triple Exponential Smoothing Untuk Memprediksi Persediaan Sparepart Forklift Dan Genset Berbasis Web,” *J. Sci. Soc. Res.*, vol. 4307, no. 2, pp. 691–698, 2024, doi: 10.54314/jssr.v7i2.1824
- [12] R. B. Saputro, K. P. Kartika, and W. D. Puspitasari, “Implementation of the Triple Exponential Smoothing Method for Predicting Helmet Sales,” *JOINCS (Journal Informatics, Network, Comput. Sci.*, vol. 5, no. 2, pp. 30–34, 2022, doi: 10.21070/joincs.v5i2.1607.
- [13] K. T. P. Marpaung, A. Rusgiyono, and Y. Wilandari, “Perbandingan Metode Holt Winter’S Exponential Smoothing Dan Extreme Learning Machine Untuk Peramalan Jumlah Barang Yang Dimuat Pada Penerbangan Domestik Di Bandara Utama Soekarno Hatta,” *J. Gaussian*, vol. 11, no. 3, pp. 439–446, 2023, doi: 10.14710/j.gauss.11.3.439-446.
- [14] R. Yolanda, D. Rahmi, A. Kurniati, and S. Yuniati, “Penerapan Metode Triple Exponential Smoothing dalam Peramalan Produksi Buah Nenas di Provinsi Riau,” *J. Teknol. dan Manaj. Ind. Terap.*, vol. 3, no. 1, pp. 1–10, 2024, doi: 10.55826/tmit.v3i1.285.
- [15] Y. Arshimelda, K. D. Hartomo, and ..., “Analysis and Implementation of FP-Growth Algorithm to Support Promotion Strategy UNAKI Semarang,” *Int. J. ...*, vol. 18, no. 12, 2020, doi: 10.5281/zenodo.4425586
- [16] A. Zubair and R. Umamit, “Penerapan Metode Holt-Winters Untuk Peramalan pada Industri Makanan Ringan Application of Holt-Winters Method for Sales Forecasting in the Snack Food Industry,” *Techno.COM*, vol. 20, no. 4, pp. 499–507, 2021.
- [17] K. D. Hartomo, S. Yulianto, and A. Valentina, “A New Model of Poverty Index Prediction Using Triple Exponential Smoothing Method,” *7th Int. Conf. Inf. Technol. Comput. Electr. Eng. ICITACEE 2020 - Proc.*, pp. 76–79, 2020, doi: 10.1109/ICITACEE50144.2020.9239205.
- [18] E. Munanda and S. Monalisa, “Penerapan Algoritma Fp-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Untuk Penentuan Tataletak,” *J. Ilm. Rekayasa dan Manaj. Sist. Inf.*, vol. 7, no. 2, pp. 173–184, 2021, doi: 10.24014/rmsi.v7i2.13253.
- [19] O. Hutapea, “Association Rules Menggunakan Algoritma FP-Growth Untuk Tata Letak Di Koperasi IT Del 1,” vol. 5, no. 1, pp. 57–69, 2024, doi: 10.35957/algoritme.xxxx..
- [20] Bekri Murdianto and Arief Jananto, “INDONESIA Pola Asosiasi Untuk Rekomendasi Penataan Display Barang Menggunakan Algoritma Apriori dan FP-Growth (Study Kasus Gamefantasia Ada Swalayan Pati),” *Elkom J. Elektron. dan Komput.*, vol. 16, no. 1, pp. 109–20, 2023, doi: 10.51903/elkom.v16i1.999.
- [21] V. Rahayu, “Analisis Algoritma Apriori dan FP-Growth Dalam Menemukan Pola Frequent Item Data Association Rule Pada Supermarket,” *Explore*, vol. 11, no. 2, p. 20, 2021, doi: 10.35200/explore.v11i2.436.
- [22] E. D. Yang, P. E. Pakpahan, C. A. Pamungkas, and W. Zakiyah, “Analisis Perilaku Pembelian Konsumen Menggunakan Algoritma Pertumbuhan FP Untuk Meningkatkan Penjualan di Orchid Mart Manokwari,” *G-Tech J. Teknol. Terap.*, vol. 7, no. 1, pp. 127–134, 2023, doi: 10.33379/gtech.v7i1.1930.
- [23] M. W. Adji and D. K. Hakim, “Jurnal E-Komtek Prediction,” vol. 8, no. 1, pp. 64–76, 2024.
- [24] D. U. Rosa, M. S. Alan, Nurhidayah, H. Wulandari, Rosana, and S. Ramadhan, “Metode Exponential Smoothing Dalam Memproyeksikan Jumlah Penduduk Miskin Di Nusa Tenggara Barat,” *J. Pemikir. dan Penelit. Pendidik. Mat.*, vol. 2, no. 1, pp. 42–53, 2019.
- [25] A. H. Y. Azhari, Zahedi, E. Rosmaini, and R. Siregar, “Implementasi Metode Holt-Winters Untuk Peramalan Harga Daging Sapi Dan Telur Ayam Di Pasar Tradisional Sumatera Utara,” *Leibniz J. Mat.*, vol. 4, no. 2, pp. 23–41, 2024, doi: 10.59632/leibniz.v4i02.413.