



## Analisa Pola Belanja Konsumen serta Prediksi Stok Barang Berbasis Web

I Made Dwi Cahaya Putra<sup>#1</sup>, Gusti Made Arya Sasmita<sup>#2</sup>, Ni Kadek Dwi Rusjyanthi<sup>#3</sup>

<sup>#</sup>Program Studi Teknologi Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Udayana  
Jalan Raya Kampus Udayana, Jimbaran, Kec. Kuta Sel., Kabupaten Badung, Bali

<sup>1</sup>dwicahayapoetra@gmail.com

<sup>2</sup>aryasasmita@unud.ac.id

<sup>3</sup>dwi.rusjyanthi@unud.ac.id

**Abstrak**— Data mining merupakan teknik pengolahan data dalam jumlah besar menggunakan berbagai algoritma serta sistem untuk menghasilkan sebuah informasi yang berguna. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membuat sebuah sistem berbasis web dengan mengimplementasikan teknik *data mining* yang dapat digunakan dalam mempermudah melakukan asosiasi terhadap barang dan prediksi stok barang. Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan dua metode asosiasi yaitu dengan algoritma *FP-Growth* dan apriori serta dua metode prediksi yaitu dengan algoritma regresi linier dan *Support Vector Regression* (SVR). Proses asosiasi dari 2658 data transaksi menggunakan metode *FP-Growth* dan apriori sama-sama menghasilkan jumlah aturan asosiasi berdasarkan nilai *minimum support* dan *confidence* yang sama. Proses prediksi 10 jenis barang menggunakan regresi linier dan SVR menghasilkan tingkat akurasi yang berbeda-beda tiap produknya sehingga metode dengan akurasi tertinggi dipilih pada setiap produk. Rata-rata tingkat kesalahan prediksi dengan MAPE dari 10 produk menggunakan metode regresi linear sebesar 12,09% sedangkan metode SVR sebesar 11,51%, sehingga metode SVR memiliki akurasi yang lebih baik untuk diterapkan pada Timbul Jaya Petshop. Hasil dari asosiasi dan prediksi dapat dimanfaatkan untuk merancang strategi bisnis kedepannya.

**Kata kunci**—FP-Growth, Apriori, Regresi Linier, SVR

### I. PENDAHULUAN

Kemajuan teknologi semakin berkembang di era digital ini. Perkembangan teknologi membuat perubahan yang mendasar dalam aktivitas manusia sehari-hari [1]. Salah satu pemanfaatan teknologi adalah di bidang perdagangan. Saat ini, hampir semua toko menggunakan sistem komputerisasi untuk menyimpan data penjualan, mengakibatkan terkumpulnya jumlah data transaksi yang besar. Data transaksi ini tersimpan dalam database penjualan barang dan terus bertambah setiap harinya karena volume transaksi yang tinggi. Penumpukan data pada perusahaan dapat dijadikan sebagai acuan pengambilan keputusan untuk merancang strategi bisnis dengan menggunakan teknologi data mining [2].

Data mining merupakan proses pencarian pola atau informasi menarik dalam sebuah data dengan menggunakan teknik atau metode tertentu [3]. Dalam dunia bisnis, data mining digunakan untuk menganalisa data serta membuat sebuah kesimpulan dari hasil analisa menjadi informasi berguna untuk meningkatkan keuntungan perusahaan serta merancang strategi bisnis. Salah satu metode pada data mining yang dapat dimanfaatkan suatu perusahaan dalam merancang strategi bisnis adalah metode asosiasi dan prediksi.

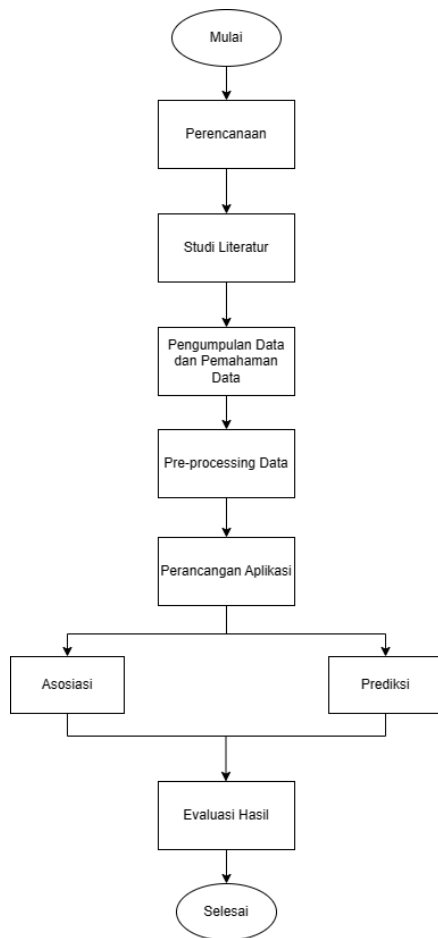
Timbul Jaya Petshop merupakan salah satu perusahaan di Bali yang menjual berbagai macam kebutuhan hewan peliharaan dan juga layanan untuk perawatan hewan (petcare). Transaksi yang terjadi pada Timbul Jaya Petshop setiap harinya menghasilkan data transaksi yang cukup besar, mencapai ribuan jumlah transaksi dari tahun 2019 sampai 2022. Berdasarkan dari hasil wawancara, data transaksi yang menumpuk hanya dijadikan sebagai arsip dan tidak dimanfaatkan untuk memprediksi penjualan di toko mereka mengenai stok barang yang harus disediakan dengan tepat sehingga sering terjadi kekurangan dan kelebihan stok produk dikarenakan perbandingan antar stok produk dengan penjualan produk tersebut sangatlah jauh. Selain itu, terdapat kekurangan dalam pengorganisasian produk-produk yang paling banyak terjual dan saling berhubungan, sehingga pola pembelian konsumen terhadap produk yang dipilih tidak dianalisis dengan akurat.

Berdasarkan permasalahan di atas, maka dibutuhkan sebuah sistem untuk mengetahui kebiasaan pelanggan mengenai apa saja barang yang paling sering dibeli secara bersamaan menggunakan metode asosiasi serta peramalan penyediaan stok di masa mendatang agar tidak terjadinya penumpukan stok akibat barang tersebut sedikit peminatnya dan juga tidak terjadi kekurangan stok di masa mendatang menggunakan metode prediksi. Adapun

penelitian terkait implementasi metode asosiasi menggunakan *FP-Growth* [4], [5], dan menggunakan apriori [6], [7], sedangkan penelitian terkait prediksi menggunakan regresi linier [8], [9], dan menggunakan algoritma SVR [10], [11]. Penelitian ini menggunakan metode *FP-Growth* dan apriori untuk asosiasi serta regresi linier dan SVR untuk prediksi yang mengacu pada penelitian sebelumnya dan yang menjadi perbedaan dari penelitian sebelumnya adalah penelitian ini mengkombinasikan metode asosiasi dan prediksi dalam suatu sistem berbasis *website* menggunakan bahasa pemrograman *python*.

II. METODOLOGI PENELITIAN

Alur penelitian tentang Analisa pola belanja konsumen serta prediksi stok barang dijabarkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

A. Perencanaan

Tahap perencanaan merupakan tahap paling awal dalam membuat sebuah penelitian. Perencanaan adalah proses dasar dalam menentukan tindakan yang akan dilakukan pada penelitian berdasarkan permasalahan yang ada sehingga dapat dijadikan bahan dalam penelitian.

B. Studi Literatur

Studi literatur merupakan tahap penggalan informasi dan materi yang berkaitan dengan penelitian yang dilakukan. Referensi didapat dari berbagai sumber seperti karya tulis, buku, internet, dan lainnya.

C. Pengumpulan Data

Pengumpulan data merupakan tahap mengumpulkan data yang digunakan pada penelitian seperti data transaksi pelanggan dan data penjualan barang yang diperoleh dari toko Timbul Jaya Petshop. Data yang diperoleh adalah data transaksi pelanggan harian dari Bulan Januari 2022 sampai Agustus 2022 sebanyak 2658 transaksi, dan data penjualan barang bulanan dari Bulan Februari 2019 sampai Bulan September 2022.

D. Pre-Processing

*Pre-processing* merupakan tahap mengubah data mentah menjadi data yang mudah dimengerti [12]. Melalui *pre-processing*, memungkinkan proses data mining lebih efisien. Tahap *pre-processing* yang dilakukan yaitu seleksi data dan transformasi data. Salah satu tahap *pre-processing* dilakukan pada data penjualan barang yaitu normalisasi data. Normalisasi merupakan transformasi data untuk menghilangkan redundansi serta mengubahnya ke bentuk nilai yang mudah dipahami [13]. Teknik normalisasi yang digunakan pada data penjualan barang bulanan adalah *min-max normalization*. *Min-max normalization* merupakan proses transformasi linier terhadap data asli untuk mengubah nilai masing-masing variabel ke dalam rentang nilai 0 sampai 1 [14]. Proses normalisasi min-max dapat menggunakan persamaan 1.

$$X_{\text{new}} = \frac{X_{\text{old}} - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \tag{1}$$

*Xold* merupakan nilai yang akan dinormalisasi, *min(x)* merupakan nilai terendah pada atribut, dan *max(x)* merupakan nilai tertinggi pada atribut.

E. Perancangan Aplikasi

Perancangan aplikasi asosiasi serta prediksi dilakukan menggunakan bahasa pemrograman *python*. Pengujian model dilakukan pada *jupyter notebook* untuk menguji model asosiasi dan prediksi sebelum diimplementasikan pada *website* data mining.

F. Asosiasi

Analisis asosiasi atau association data mining adalah salah satu teknik dalam data mining yang digunakan untuk menemukan aturan asosiatif yang menghubungkan kombinasi item atau atribut. Metode asosiasi dalam konteks bisnis digunakan untuk mengidentifikasi pola-pola yang sering muncul dalam transaksi. [15]. Kekuatan hubungan dalam aturan asosiasi bisa diukur menggunakan dua parameter yaitu parameter *support* dan *confidence*. *Support* digunakan untuk mengetahui probabilitas pelanggan membeli barang secara bersamaan atau suatu

barang dari keseluruhan transaksi. Parameter *Confidence* (tingkat kepercayaan) adalah pengukuran untuk mengetahui kuatnya hubungan antar item dalam aturan asosiasi. Untuk menghitung nilai *support* dapat menggunakan persamaan 1-2 sebagai berikut.

$$\text{Support (A)} = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung (A)}}{\text{Total Transaksi}} \quad (1)$$

$$\text{Support (A} \cap \text{B)} = \frac{\text{Jumlah Transaksi mengandung (A dan B)}}{\text{Total Transaksi}} \quad (2)$$

Sementara untuk menghitung *confidence* dapat menggunakan persamaan 3 sebagai berikut.

$$\text{Confidence P (B | A)} = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung A dan B}}{\text{Jumlah Transaksi Mengandung A}} \quad (3)$$

Selain *support* dan *confidence*, terdapat parameter *lift ratio* yang biasanya digunakan untuk menentukan keakuratan atau tingkat validasi pada aturan asosiasi yang sudah terbentuk [16]. Rumus untuk menghitung nilai *lift ratio* dapat dilihat pada persamaan 4 sebagai berikut.

$$\text{Lift ratio} = \frac{\text{Confidence}}{\text{Benchmark Confidence}} \quad (4)$$

Untuk menghitung nilai *Benchmark Confidence*, dapat menggunakan persamaan 5.

$$\text{Benchmark confidence} = \frac{\sum \text{transaksi mengandung item (consequent)}}{\text{total transaksi}} \quad (5)$$

Pengimplementasian metode asosiasi pada penelitian ini menggunakan 2 algoritma yang berbeda dalam menentukan frequent itemset nya yaitu sebagai berikut.

1) *FP-Growth*: merupakan pengembangan dari algoritma Apriori. Algoritma *FP-Growth* tidak melakukan *generate candidate* untuk mendapatkan frequent item sets karena telah menggunakan konsep pembangunan *tree* dalam mencari frequent item sets dengan nama *FP-Tree*. Algoritma *FP-Growth* membangun konstruksi data *FP-Tree* dengan mengurangi data asli atau dikompresi [17].

2) *Apriori*: merupakan salah satu algoritma dasar untuk menentukan pola frekuensi tinggi. Algoritma Apriori terkenal dalam mengidentifikasi pola frekuensi tinggi. Tahapannya melibatkan iterasi dalam pembentukan kandidat itemset. Kandidat *k-itemset* terbentuk dengan menggabungkan (*k-1*)-itemset dari iterasi sebelumnya. Strategi Apriori termasuk memangkas kandidat *k-itemset*

yang tidak termasuk dalam pola frekuensi tinggi dengan panjang *k-1* item [18].

### G. Prediksi

Prediksi adalah proses estimasi potensi kejadian di masa depan berdasarkan data historis di masa lalu, dengan tujuan untuk meningkatkan akurasi prediksi di masa yang akan datang [19]. Prediksi data penjualan barang bulanan pada penelitian ini menggunakan 2 algoritma yang berbeda yaitu regresi linier dan *Support Vector Regression* (SVR).

1) *Regresi Linier*: merupakan sebuah metode statistik yang melakukan prediksi secara matematis antar variabel yaitu variabel *dependen* (Y) dengan variabel *independen* (X). Variabel *dependen* adalah variabel akibat atau dipengaruhi sedangkan variabel *independen* adalah variabel sebab yang mempengaruhi variabel *dependen* [20]. Regresi linier terdiri dari regresi linier sederhana dan regresi linier berganda. Prediksi penjualan barang bulanan menggunakan metode regresi linier berganda. Regresi linier berganda merupakan model yang menjelaskan hubungan satu variabel *dependen* dengan dua atau lebih variabel *independen* [21]. Bentuk umum perhitungan regresi linear berganda dapat menggunakan persamaan 6.

$$Y = a + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_nX_n \quad (6)$$

Notasi Y merupakan variabel *dependen* (variabel akibat), notasi X merupakan variabel *independen* (variabel sebab), notasi a merupakan parameter regresi, dan notasi b merupakan koefisien regresi.

2) *SVR*: merupakan metode SVM (*Support Vector Machine*) yang dikembangkan untuk kasus regresi. SVR dibuat dengan konsep utama dapat mengatasi *overfitting* dengan cara meminimalisir batas atas dari *generalization error* [22]. Tujuan dari SVR adalah untuk menemukan fungsi *f(x)* yang berupa regresi sebagai *hyperplane*, di mana setiap data input memiliki deviasi maksimum ε dari nilai target aktual y terhadap data pelatihan, dan mengurangi nilai kesalahan seminimal mungkin [23].

Tingkat akurasi hasil prediksi dalam data mining dapat diukur menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). MAPE menghitung perbedaan antara nilai aktual dan nilai prediksi, kemudian mengabsolutkannya agar bernilai positif. Selanjutnya, perbedaan tersebut dihitung dalam bentuk persentase terhadap nilai aktual [24]. Rumus untuk menghitung MAPE dapat menggunakan persamaan 8.

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|X_t - Ft|}{X_t} \times 100 \quad (8)$$

Notasi  $X_t$  merupakan data aktual pada periode ke  $t$ , notasi  $F_t$  merupakan nilai ramalan pada periode ke  $t$ , dan notasi  $n$  merupakan banyak periode waktu. Penelitian [25] menjelaskan beberapa faktor seperti komposisi dataset atau tahapan *pre-processing* dapat mempengaruhi performa dari suatu model data mining. MAPE memiliki kategori *range* yang dijadikan bahan pengukuran untuk mengetahui kemampuan dari suatu model prediksi. Kategori dari *range* nilai pada MAPE dapat dilihat pada Tabel 1.

TABEL I  
KATEGORI NILAI MAPE

Range Nilai MAPE	Kategori
<10%	Sangat Baik
10-20%	Baik
20-50%	Cukup
>50%	Buruk

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menguraikan setiap proses dari mulai dari pre-processing, implementasi model, evaluasi hasil, hingga tampilan *website*. Semua tahapan yang dijelaskan menggunakan bahasa pemrograman *python*.

A. Pre-Processing

Tahap Pre-Processing dilakukan pada kedua data. Untuk data transaksi, *pre-processing* yang dilakukan adalah mengkategorikan semua jenis barang (348 jenis) menjadi beberapa kategori yang lebih sedikit.

```
Out[10]: Nama Barang
alpo adult beef 1,5      1
alpo puppy beef 1,5     1
alpo t-bone steak 369   3
baby dog milk           5
baby dog milk ecer      1
..
yummy dog chicken veg 400 1
yummy salmon 85         3
yummy tuna chicken 85 gr 52
yummy tuna mackarel 85  36
yummy tuna sardine 85   35
Name: Nama Barang, Length: 348, dtype: int64
```

Gambar 2. Jenis Barang awal

Jenis barang pada Gambar 2 kemudian dikelompokkan menjadi suatu kelompok/kategori berdasarkan merk yang sama atau jenis barang yang serupa sehingga jenis barang tidak terlalu banyak berbeda dan berpengaruh terhadap pencarian kombinasi barang pada proses asosiasi.

```
Out[65]: Nama Barang
aksesoris dan lainnya 299
alpo                   2
beauty                 92
best in show          90
bio creamy            134
bolt cat              197
bolt dog              229
caliber adult 18 kg   2
canibite              225
cat choice            186
cattie repack 1 kg   41
chep choice cat 1 kg  50
chester repack        50
chunky                22
cici seafood 400     1
classic dog ecer     29
cleo                  20
dentastix             240
dog choice            35
excel                 105
felibite              82
friskies              40
ganador              66
good dog              6
grain free            164
growssy              70
kadofu 500 gr        63
lezato repack        116
life cat              433
life dog              38
markotop             152
maxi cat ecer        60
maxi dog              5
meat jerky           210
meo                   456
```

Gambar 3. Barang yang sudah dikategorikan

Gambar 3 merupakan kumpulan nama barang yang sudah dikategorikan menjadi 60 jenis kategori barang. *Pre-processing* selanjutnya pada data penjualan barang. Data penjualan barang dinormalisasi dengan menggunakan *min-max normalization*.

TABEL II  
CONTOH DATA PENJUALAN BARANG

Periode	Whiskas Tuna 85 gr	Bolt Dog 1 Kg
Feb-19	150	126
Mar-19	175	152
Apr-19	136	150
Mei-19	181	131
Jun-19	223	149
Jul-19	135	183
Agu-19	164	192
Sep-19	190	201
Okt-19	213	206
Nov-19	183	247
Des-19	187	163

TABEL III  
DATA HASIL NORMALISASI

Periode	Whiskas Tuna 85 gr	Bolt Dog 1 Kg
Feb-19	0.109170	0.000000
Mar-19	0.218341	0.214876
Apr-19	0.048035	0.198347
Mei-19	0.244541	0.041322
Jun-19	0.427948	0.190083
Jul-19	0.043668	0.471074
Agu-19	0.170306	0.545455
Sep-19	0.283843	0.619835
Okt-19	0.384279	0.661157
Nov-19	0.253275	1.000.000
Des-19	0.270742	0.305785

Tabel 2 Merupakan contoh data penjualan produk “Whiskas Tuna 85 gr” dan “Bolt Dog 1 Kg” sebelum normalisasi, kemudian dilakukan normalisasi untuk mengubah ke rentang nilai 0-1 seperti pada Tabel 3.

*B. Pengujian Metode Asosiasi*

Pengujian metode asosiasi menggunakan 2 algoritma sekaligus untuk membandingkan hasil *rule* yang diperoleh. Pengujian dilakukan dengan menggunakan *library mlxtend*.

TABEL IV  
SUPPORT ITEMSET FP-GROWTH

No.	Itemsets	Support
1	whiskas	0,1693
2	aksesoris dan lainnya	0,1042
3	lezato repack	0,0655
4	pasir kucing	0,2141
5	obat-obatan	0,1520
6	ori cat	0,0899
7	life cat	0,1550
8	r.c kucing	0,2141
9	snack kucing	0,1099
10	bolt cat	0,0730
11	best in show	0,0339
12	pedegre	0,2269
13	canibite	0,0884
14	yummy	0,0463
15	cat choice	0,0813
16	tulang	0,0636
17	bio creamy	0,0500
18	super cat	0,0862
19	markotop	0,0828
20	beauty	0,0388
21	susu	0,0512
22	bolt dog	0,1050
23	felibite	0,0357
24	dentastix	0,0937
25	meat jerky	0,0801
26	grain free	0,0707
27	meo	0,1678
28	minino	0,0403
29	excel	0,0395
30	pasir kucing, whiskas	0,0598
31	aksesoris dan lainnya, pedegre	0,0309
32	pasir kucing, r.c kucing	0,0425
33	pasir kucing, life cat	0,0403
34	pedegre, canibite	0,0440

No.	Itemsets	Support
35	bolt dog, pedegre	0,0594
36	dentastix, pedegre	0,0444
37	meat jerky, pedegre	0,0320
38	pasir kucing, meo	0,0312
39	meo, r.c kucing	0,0421

TABEL V  
SUPPORT ITEMSET APRIORI

No.	itemsets	support
1	aksesoris dan lainnya	0,1042
2	beauty	0,0388
3	best in show	0,0339
4	bio creamy	0,0500
5	bolt cat	0,0730
6	bolt dog	0,1050
7	canibite	0,0884
8	cat choice	0,0813
9	dentastix	0,0937
10	excel	0,0395
11	felibite	0,0357
12	grain free	0,0707
13	lezato repack	0,0655
14	life cat	0,1550
15	markotop	0,0828
16	meat jerky	0,0801
17	meo	0,1678
18	minino	0,0403
19	obat-obatan	0,1520
20	ori cat	0,0899
21	pasir kucing	0,2141
22	pedegre	0,2269
23	r.c kucing	0,2141
24	snack kucing	0,1099
25	super cat	0,0862
26	susu	0,0512
27	tulang	0,0636
28	whiskas	0,1693
29	yummy	0,0463
30	aksesori dan lainnya, pedegre	0,0309
31	bolt dog, pedegre	0,0594
32	pedegre, canibite	0,0440
33	pedegre, dentastix	0,0444
34	life cat, pasir kucing	0,0403
35	meat jerky, pedegre	0,0320

No.	itemsets	support
36	meo, pasir kucing	0,0312
37	meo, r.c kucing	0,0421
38	pasir kucing, r.c kucing	0,0425
39	whiskas, pasir kucing	0,0598

Tabel 4 dan 5 merupakan pencarian itemset berdasarkan *minimal support* 0.03 menggunakan algoritma *FP-Growth* dan apriori. Hasil yang didapat oleh kedua metode sama-sama menghasilkan 39 *itemsets* yang memenuhi syarat *minimum support*.

antecedents	consequents	antecedent support	consequent support	support	confidence	lift
(bolt dog)	(pedegre)	0.104966	0.226862	0.059443	0.566308	2.496264
(canibite)	(pedegre)	0.088412	0.226862	0.044018	0.497872	2.194601
(dentastix)	(pedegre)	0.093679	0.226862	0.044394	0.473896	2.088913
(meat jerky)	(pedegre)	0.080135	0.226862	0.031979	0.399061	1.759045
(whiskas)	(pasir kucing)	0.169300	0.214071	0.059819	0.353333	1.650545

Gambar 4. Hasil pembentukan aturan asosiasi FP-Growth

antecedents	consequents	antecedent support	consequent support	support	confidence	lift
(bolt dog)	(pedegre)	0.104966	0.226862	0.059443	0.566308	2.496264
(canibite)	(pedegre)	0.088412	0.226862	0.044018	0.497872	2.194601
(dentastix)	(pedegre)	0.093679	0.226862	0.044394	0.473896	2.088913
(meat jerky)	(pedegre)	0.080135	0.226862	0.031979	0.399061	1.759045
(whiskas)	(pasir kucing)	0.169300	0.214071	0.059819	0.353333	1.650545

Gambar 5. Hasil pembentukan aturan asosiasi apriori

Hasil pembentukan aturan asosiasi menggunakan algoritma dan apriori sama-sama menghasilkan 5 aturan asosiasi berdasarkan syarat *minimum support* 0.03 dan *confidence* 0.3 (Lihat Gambar 4 dan 5). Percobaan kemudian dilakukan dengan mencoba beberapa nilai *minimum support* dan *confidence* yang berbeda-beda.

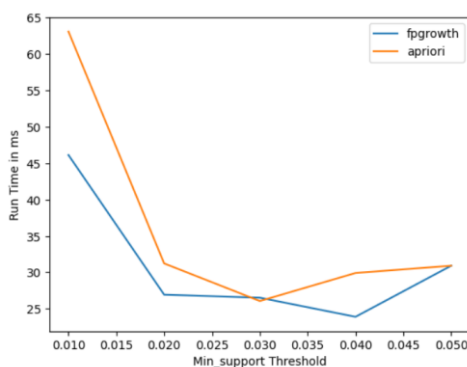
TABEL VI  
JUMLAH ATURAN FP-GROWTH

Minimu <i>m</i> Support	Minimum Confidence						
	10 %	15 %	20 %	25 %	30 %	35 %	40 %
1%	143	93	42	26	17	14	9
2%	61	41	23	17	11	8	4
3%	20	17	10	10	5	5	3
4%	14	14	8	8	4	4	3

Tabel 6 dan 7 merupakan komparasi dari metode *FP-Growth* dan Apriori menggunakan *minimum support* dan *confidence* yang berbeda-beda, namun menghasilkan jumlah aturan asosiasi yang sama.

TABEL VII  
JUMLAH ATURAN APRIORI

Minimu <i>m</i> Support	Minimum Confidence						
	10 %	15 %	20 %	25 %	30 %	35 %	40 %
1%	143	93	42	26	17	14	9
2%	61	41	23	17	11	8	4
3%	20	17	10	10	5	5	3
4%	14	14	8	8	4	4	3



Gambar 6. Perbandingan waktu eksekusi

Gambar 6 menjelaskan perbandingan waktu eksekusi dari metode *FP-Growth* dan Apriori menggunakan *minimal support* dari 0.010 sampai 0.050. Metode *FP-Growth* cenderung lebih cepat dalam melakukan pencarian *frequent itemset* dibanding dengan Apriori.

TABEL VIII  
ATURAN ASOSIASI

No.	Aturan	Support	Confidence	Lift
1	Jika konsumen membeli produk <i>bolt cat</i> , maka membeli produk <i>pasir kucing</i> .	0.0263	0.3608	1.6855
2	Jika konsumen membeli produk <i>bolt cat</i> , maka membeli produk <i>whiskas</i> .	0.0289	0.3969	2.3443
3	Jika konsumen membeli	0.0289	0.3276	3.1215

No.	Aturan	Support	Confidence	Lift
	produk canibite, maka membeli produk bolt dog			
4	Jika konsumen membeli produk bolt dog, maka membeli produk pedegre	0.0594	0.5663	2.4962
5	Jika konsumen membeli produk tulang, maka membeli produk bolt dog	0.0203	0.3195	3.0440
6	Jika konsumen membeli produk canibite, maka membeli produk pedegre	0.0440	0.4978	2.1946
7	Jika konsumen membeli produk dentastix, maka membeli produk pedegre	0.0443	0.4738	2.0889
8	Jik konsumen membeli produk lezato repack maka membeli produk ori cat	0.0206	0.3160	3.5153
9	Jika konsumen membeli produk meet	0.0319	0.3990	1.7590

No.	Aturan	Support	Confidence	Lift
	jerky, maka membeli produk pedegre			
10	Jika konsumen membeli produk whiskas, maka membeli produk pasir kucing	0.0598	0.3533	1.6505
11	Jika konsumen membeli produk tulang, maka membeli produk pedegre	0.0297	0.4674	2.0605

Tabel 8 merupakan tabel hasil aturan asosiasi berdasarkan *minimum support* dan *confidence* yang ditentukan yaitu *minimum support* 0,02 atau 2% dan *minimum confidence* 0,3 atau 30%. Metode *FP-Growth* dan Apriori sama-sama menghasilkan 11 aturan asosiasi dari total 2568 transaksi. Nilai *lift ratio* tertinggi yaitu sebesar 3.5153 ada pada aturan “Jika konsumen membeli produk lezato repack, maka membeli produk ori cat”. Semakin tinggi nilai *lift ratio* pada aturan asosiasi maka, semakin besar kekuatan asosiasi yang dimiliki, serta menunjukkan adanya manfaat dari aturan tersebut apabila nilai *lift ratio* yang dimiliki lebih besar dari 1.

C. Pengujian Metode Prediksi

Pengujian metode prediksi dilakukan menggunakan 2 metode sekaligus yaitu regresi linier dan SVR. Pengujian secara detail yang dijelaskan di sini adalah pada produk “Whiskas Junior Tuna”.



Gambar 7. Visualisasi produk “Whiskas Junior Tuna”

Gambar 7 merupakan visualisasi penjualan produk “Whiskas Junior Tuna” dari bulan Februari 2019 sampai September 2022. Pola data menunjukkan adanya trend naik. Proses selanjutnya adalah pengujian model regresi linier dan SVR untuk memprediksi *data testing*. *Data testing* yang digunakan adalah 12 data terakhir dari keseluruhan data. Sebelum masuk ke implementasi model, proses *windowing* dilakukan untuk menambahkan variabel penjualan pada bulan sebelumnya dan menjadikannya sebagai variabel *x* atau variabel penyebab. Untuk regresi linier menggunakan *windowing size* 3, sementara untuk SVR menggunakan *windowing size* 2.

Periode	jumlah_produk	jumlah_produk_lastmonth	jumlah_produk_2ndlastmonth	jumlah_produk_3rdlastmonth
2019-05-01	0.390909	0.445455	0.363636	0.186364
2019-06-01	0.268182	0.390909	0.445455	0.363636
2019-07-01	0.000000	0.268182	0.390909	0.445455
2019-08-01	0.159091	0.000000	0.268182	0.390909
2019-09-01	0.509091	0.159091	0.000000	0.268182
2019-10-01	0.354545	0.509091	0.159091	0.000000
2019-11-01	0.400000	0.354545	0.509091	0.159091
2019-12-01	0.368182	0.400000	0.354545	0.509091

Gambar 8. *Windowing* untuk regresi linier

Periode	jumlah_produk	jumlah_produk_lastmonth	jumlah_produk_2ndlastmonth
2019-04-01	0.445455	0.363636	0.186364
2019-05-01	0.390909	0.445455	0.363636
2019-06-01	0.268182	0.390909	0.445455
2019-07-01	0.000000	0.268182	0.390909
2019-08-01	0.159091	0.000000	0.268182
2019-09-01	0.509091	0.159091	0.000000
2019-10-01	0.354545	0.509091	0.159091
2019-11-01	0.400000	0.354545	0.509091
2019-12-01	0.368182	0.400000	0.354545

Gambar 9. *Windowing* untuk SVR

Gambar 8 merupakan proses *windowing* untuk regresi linier dengan membuat variabel penjualan 1 bulan, 2 bulan, dan 3 bulan sebelumnya. Gambar 9 merupakan proses *windowing* untuk SVR dengan membuat variabel penjualan 1 bulan dan 2 bulan sebelumnya.

Pengujian pertama untuk prediksi adalah regresi linier. Implementasi model regresi linier menggunakan *library sklearn*. Proses dimulai dengan membagi data menjadi variabel *x\_train*, *y\_train* sebagai data latih dan *x\_test*, *y\_test* sebagai data uji. Variabel *x* berisi atribut penjualan barang 1 bulan, 2 bulan, dan 3 sebelumnya, sementara variabel *y* berisi atribut penjualan barang. Setelah membagi data, kemudian melatih model regresi linier pada data *x\_train* dan *y\_train*.

```
lin_model.fit(x_train,y_train)
LinearRegression
LinearRegression()
```

Gambar 10. Melatih model regresi linier

Gambar 10 merupakan proses melatih model regresi linier pada data *x\_train* dan *y\_train*. Model regresi linear akan memproses data training untuk menemukan hubungan linear antara variabel (*x\_train*) dan variabel (*y\_train*). Perintah *fit()* digunakan untuk melatih model yaitu menghitung parameter-parameter yang sesuai dengan data training. Tahap selanjutnya adalah melakukan prediksi menggunakan model regresi linier pada *data testing*.

```
lin_pred=lin_model.predict(X_test)
lin_pred
array([[0.49165215],
       [0.58297497],
       [0.64252242],
       [0.70315898],
       [0.78162159],
       [0.82721574],
       [0.76868594],
       [0.76493048],
       [0.62047406],
       [0.82424218],
       [0.81712832],
       [0.79180768]])
```

Gambar 11. Prediksi data testing dengan regresi linier

Gambar 11 merupakan proses prediksi menggunakan model regresi linear pada *data training*. Proses prediksi pada data testing dilakukan dengan menggunakan perintah *predict(X\_test)*. Variabel *lin\_pred* akan berisi nilai prediksi yang dihasilkan model regresi linear untuk setiap sampel dalam *data testing (X\_test)*. Hasil prediksi kemudian divisualisasikan untuk melihat perbandingan dengan data aktual.



Gambar 13. Visualisasi perbandingan hasil prediksi dan aktual menggunakan Regresi Linier



Gambar 13 grafik visualisasi antara hasil prediksi dan data aktual pada produk “Whiskas Junior Tuna” menggunakan regresi linier. Selisih nilai prediksi dan aktual kemudian dihitung menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk mengukur tingkat kesalahan prediksi.

```
from sklearn.metrics import mean_absolute_percentage_error

mape = mean_absolute_percentage_error(df_denormalisasi['Data Aktual'],df_denormalisasi['Hasil Prediksi'])
print("% Mean Absolute Percentage Error : ",mape*100, "%")

% Mean Absolute Percentage Error : 7.563873805574819 %
```

Gambar 14. Nilai MAPE dari Regresi Linier

Gambar 14 menjabarkan proses perhitungan MAPE pada metode regresi linier menggunakan *library sklearn.metrics*. Hasil nilai MAPE sebesar 7.56 % atau masuk kategori sangat baik. Model regresi linier kemudian digunakan untuk memprediksi penjualan barang untuk periode 3 bulan mendatang atau bulan Oktober, November, dan Desember 2022. Hasil keseluruhan kemudian dinormalisasi untuk melihat nilai yang sebenarnya.

TABEL IX  
HASIL PREDIKSI REGRESI LINIER

Periode	Data Aktual	Hasil Prediksi
Okt-21	346	321
Nov-21	371	341
Des-21	390	354
Jan-22	412	367
Feb-22	425	384
Mar-22	401	394
Apr-22	393	382
Mei-22	350	381
Jun-22	415	349
Jul-22	433	394
Agu-22	409	392
Sep-22	371	387
Okt-22		375
Nov-22		378
Des-22		373

Tabel 9 menunjukkan hasil akhir dari prediksi menggunakan regresi linier pada produk “Whiskas Junior Tuna”. Hasil prediksi pada periode berikutnya adalah 375, 378, dan 373 barang.

Implementasi model prediksi selanjutnya adalah menggunakan SVR pada data produk “Whiskas Junior Tuna”. Tahap pertama yaitu membagi data training dan data testing, kemudian melakukan pencarian parameter SVR yang paling cocok untuk data produk “Whiskas

Junior Tuna” menggunakan teknik *GridSearch* seperti pada gambar 15.

```
In [23]: my_param_grid = {'C': [0.01,0.1,1,10,100], 'epsilon': [0.01,0.1,1,10,100], 'kernel': ['linear']}
GridSearchCV(estimator=SVR(), param_grid=my_param_grid, refit=True, verbose=3, cv=3)
grid_linear = GridSearchCV(estimator=SVR(), param_grid=my_param_grid, refit=True, verbose=3, cv=3)
grid_linear.fit(X_train,y_train)

Fitting 3 folds for each of 25 candidates, totalling 75 fits
[CV 1/3] END C=0.01, epsilon=0.01, kernel=linear, score=-3.802 total time= 0.0s
[CV 2/3] END C=0.01, epsilon=0.01, kernel=linear, score=0.004 total time= 0.0s
[CV 3/3] END C=0.01, epsilon=0.01, kernel=linear, score=-2.988 total time= 0.0s
[CV 1/3] END C=0.01, epsilon=0.1, kernel=linear, score=-3.645 total time= 0.0s
[CV 2/3] END C=0.01, epsilon=0.1, kernel=linear, score=0.019 total time= 0.0s
[CV 3/3] END C=0.01, epsilon=0.1, kernel=linear, score=-2.415 total time= 0.0s
[CV 1/3] END C=0.01, epsilon=1, kernel=linear, score=-1.207 total time= 0.0s
[CV 2/3] END C=0.01, epsilon=1, kernel=linear, score=-0.260 total time= 0.0s
[CV 3/3] END C=0.01, epsilon=1, kernel=linear, score=-4.413 total time= 0.0s
[CV 1/3] END C=0.01, epsilon=10, kernel=linear, score=-1.207 total time= 0.0s
[CV 2/3] END C=0.01, epsilon=10, kernel=linear, score=-0.260 total time= 0.0s
[CV 3/3] END C=0.01, epsilon=10, kernel=linear, score=-4.413 total time= 0.0s
[CV 1/3] END C=0.01, epsilon=100, kernel=linear, score=-1.207 total time= 0.0s
[CV 2/3] END C=0.01, epsilon=100, kernel=linear, score=-0.260 total time= 0.0s
[CV 3/3] END C=0.01, epsilon=100, kernel=linear, score=-4.413 total time= 0.0s
```

Gambar 15 proses GridSearch

Tujuan penggunaan *GridSearch* adalah menemukan kombinasi parameter yang menghasilkan performa model terbaik. Proses *GridSearch* pada python menggunakan *library sklearn.model\_selection* dan data yang digunakan adalah data latih (*x\_train* dan *y\_train*). Setelah parameter terbaik berhasil ditemukan kemudian diimplementasikan ke dalam model SVR untuk memprediksi *data testing*.

```
Out[25]: SVR
SVR(C=10, epsilon=0.01, kernel='linear')

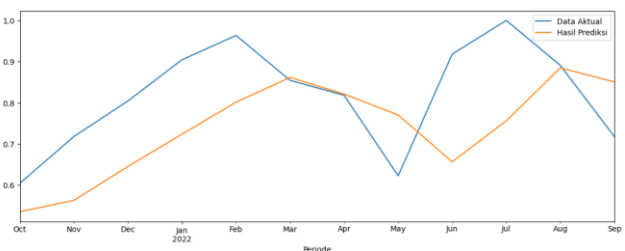
In [26]: ypred_linear_optimized = grid_linear.predict(X_test)

In [27]: ypred_linear_optimized

Out[27]: array([0.53555419, 0.56320753, 0.64548226, 0.7238638 , 0.80156731,
0.86162022, 0.82111351, 0.77042906, 0.65679006, 0.75627062,
0.88474609, 0.85080095])
```

Gambar 16 prediksi data testing dengan SVR

Gambar 16 menjelaskan proses implementasi SVR menggunakan parameter terbaik yang dibentuk sebelumnya. Parameter terbaik untuk implementasi model SVR pada produk “Whiskas Junior Tuna” adalah ‘C’:10, ‘epsilon’: 0.01, dan ‘kernel’: ‘linear’. Hasil prediksi kemudian divisualisasikan dalam bentuk grafik.



Gambar 17. Visualisasi perbandingan hasil prediksi dan aktual menggunakan SVR

Hasil nilai prediksi dan selisihnya dengan nilai aktual kemudian dihitung untuk mencari kesalahan prediksi menggunakan MAPE. Proses perhitungan MAPE dapat dilihat pada gambar 18.

```
mape = mean_absolute_percentage_error(df_denormalisasi['Data Aktual'],df_denormalisasi['Hasil Prediksi'])
print("% Mean Absolute Percentage Error : ",mape*100, "%")

% Mean Absolute Percentage Error : 7.071612752076889 %
```

Gambar 18. Nilai MAPE dari SVR

Nilai MAPE untuk hasil prediksi produk “Whiskas Junior Tuna” pada gambar 12 menggunakan SVR menunjukkan nilai sebesar 7.07% atau masuk kategori Sangat Baik. Model SVR selanjutnya digunakan untuk memprediksi penjualan produk untuk periode berikutnya. Hasil akhir kemudian didenormalisasi untuk mengembalikan nilai awal.

TABEL X  
HASIL PREDIKSI SVR

Periode	Data Aktual	Hasil Prediksi
Okt-21	346	330
Nov-21	371	336
Des-21	390	355
Jan-22	412	372
Feb-22	425	389
Mar-22	401	402
Apr-22	393	393
Mei-22	350	382
Jun-22	415	357
Jul-22	433	379
Agu-22	409	407
Sep-22	371	400
Okt-22		372
Nov-22		368
Des-22		365

Tabel 10 merupakan hasil akhir prediksi menggunakan metode SVR pada produk “Whiskas Junior Tuna”. Hasil prediksi penjualan barang untuk periode mendatang yaitu bulan Oktober sebesar 372 barang, bulan November 368 barang, dan bulan Desember 365 barang.

*D. Hasil Pengujian Regresi Linier dan SVR untuk semua produk*

Hasil pengujian model regresi linier dan SVR selanjutnya diimplementasikan ke 10 produk. Hasil nilai MAPE pada setiap pengujian model kemudian dibandingkan untuk melihat metode yang lebih cocok diimplementasikan pada setiap produk.

TABEL VI  
PERBANDINGAN NILAI MAPE

Nama Produk	Regresi Linear	SVR
Whiskas Tuna 85 gr	8,6 %	10,2 %
Bolt Dog 1 Kg	13,0 %	11,5 %
Whiskas Junior Tuna	7,5 %	7,0 %
Canbite 1 Kg	15,7 %	14,9 %

Nama Produk	Regresi Linear	SVR
Pedegre Beef 130 gr	15,3 %	17,2 %
Whiskas Junior Mackarel	8,5 %	9,0 %
Bolt Cat 1 Kg	17,2 %	11,7 %
Lezato Repack	7,9 %	7,6 %
Life Cat Salmon 85 gr	16,1 %	15,5 %
Pedegre Puppy	11,1 %	10,5 %

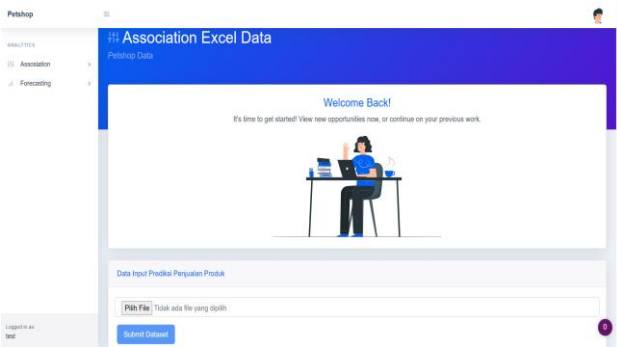
Tabel VI merupakan tabel perbandingan nilai MAPE dari masing-masing metode pada setiap produk. Nilai MAPE terendah dari metode regresi linier adalah sebesar 7,5% dan nilai tertinggi adalah 17,2%, sedangkan nilai MAPE terendah dari metode SVR adalah 7,0% dan nilai tertinggi adalah 17,2%. Pemilihan metode prediksi untuk setiap produk didasari oleh metode yang memiliki nilai MAPE yang paling kecil atau tingkat akurasi yang terbaik dari masing-masing metode.

Produk “Whiskas Tuna 85 gr” lebih cocok menggunakan metode Regresi Linear karena tingkat kesalahannya sebesar 8,6% dan lebih kecil dari metode SVR yang memiliki tingkat kesalahan sebesar 10,2%. Produk “Bolt Dog 1 Kg” lebih cocok menggunakan metode SVR karena tingkat kesalahannya sebesar 11,5% dan lebih kecil dari metode regresi linear yang memiliki tingkat kesalahan sebesar 13,0%. Produk “Whiskas Junior Tuna” lebih cocok menggunakan metode SVR karena tingkat kesalahannya sebesar 7,0% dan lebih kecil dibandingkan metode regresi linear yang memiliki tingkat kesalahan 7,5%. Produk “Canibite 1 Kg” lebih cocok menggunakan metode SVR karena tingkat kesalahannya sebesar 14,9% dan lebih kecil dibandingkan metode regresi linear dengan tingkat kesalahan 15,7%. Produk “Pedegre Beef 130 gr” lebih cocok menggunakan metode regresi linear karena tingkat kesalahannya sebesar 15,3% dan lebih kecil dibandingkan SVR dengan tingkat kesalahan 14,9%. Produk “Whiskas Junior Mackarel” lebih cocok menggunakan metode regresi linear dengan tingkat kesalahan 8,5% dan lebih kecil dibanding metode SVR dengan tingkat kesalahan 9,0%. Produk “Bolt Cat 1 Kg” lebih cocok menggunakan metode SVR dengan tingkat kesalahan 11,7% dan lebih kecil dibanding metode regresi linear dengan tingkat kesalahan 17,2%. Produk “Lezato Repack” lebih cocok menggunakan metode SVR karena tingkat kesalahannya 7,6% dan lebih kecil dari regresi linear dengan tingkat kesalahan 7,9%. Produk “Life Cat Salmon 85 gr” lebih cocok menggunakan metode SVR dengan tingkat kesalahan sebesar 15,5% dan lebih kecil dibandingkan metode regresi linier yang memiliki tingkat kesalahan sebesar 16,1%. Produk

“Pedegre Puppy” lebih cocok menggunakan metode SVR karena memiliki tingkat kesalahan sebesar 10,5% dan lebih kecil dibandingkan dengan metode regresi linier yang memiliki tingkat kesalahan sebesar 11,1%.

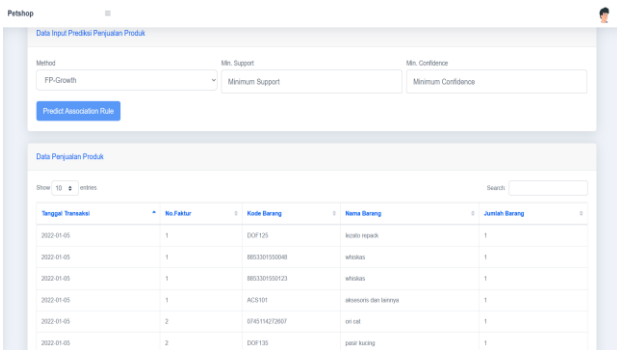
E. Pengujian Website Data Mining

Website dibuat dengan menggunakan bahasa pemrograman *python* dan menggunakan *framework Django*. Halaman *dashboard* berisi 2 fitur pada *sidebar* yaitu fitur *Assosiation* dan fitur *Forecasting*.



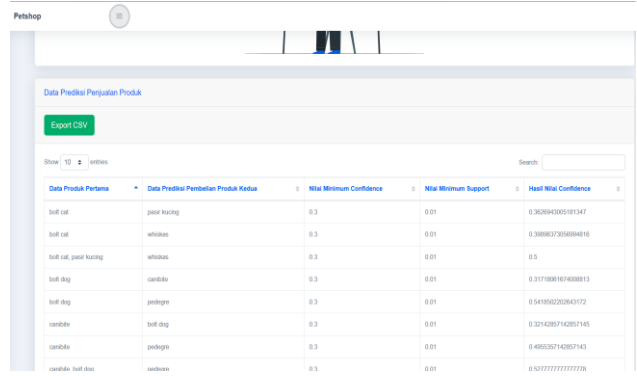
Gambar 18. Fitur Asosiasi

Gambar 18 merupakan halaman fitur asosiasi pada *website*. Pada fitur utama berisi kolom untuk menginput *file excel* yang akan digunakan untuk proses asosiasi.



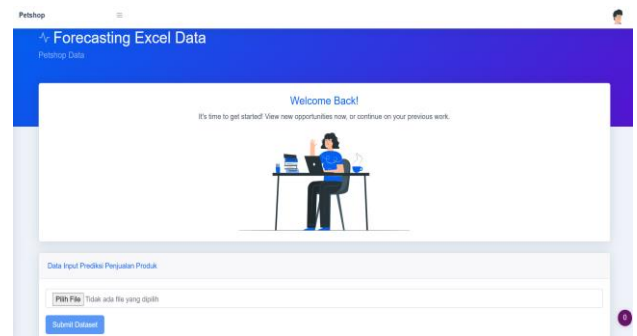
Gambar 19. Fitur asosiasi setelah upload file excel

Setelah file excel diupload seperti pada gambar 19, kemudian akan muncul 3 kolom untuk memilih metode asosiasi, menentukan nilai *minimum support*, dan menentukan nilai *minimum confidence*. Detail data yang diupload juga akan muncul pada bagian bawah untuk mengetahui daftar transaksi yang terjadi dan melihat detail transaksi seperti tanggal transaksi, no.faktur, kode barang, nama barang, dan jumlah barang di setiap transaksi.



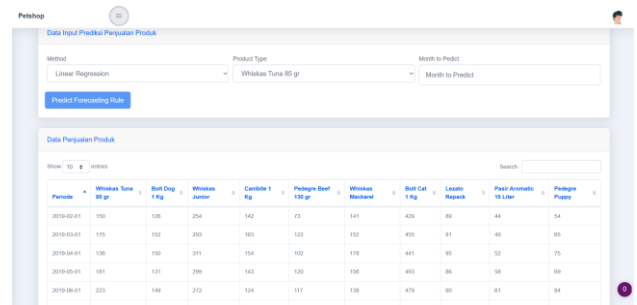
Gambar 20. Hasil aturan asosiasi

Gambar 20 menampilkan hasil aturan asosiasi. Halaman hasil menampilkan aturan asosiasi yang terbentuk berdasarkan metode asosiasi yang dipilih, nilai *minimum support* dan *minimum confidence* yang ditentukan. Pada pojok kiri atas terdapat tombol untuk mengekspor hasil aturan asosiasi menjadi file CSV.



Gambar 21. fitur forecasting

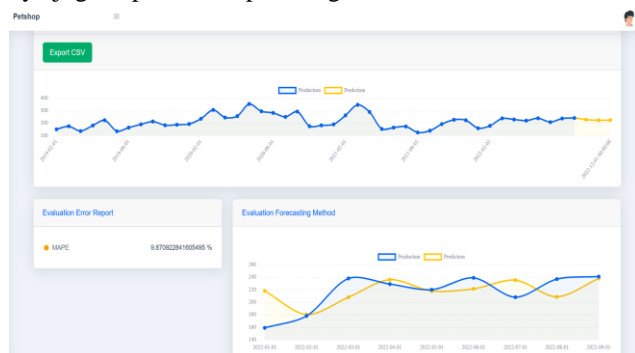
Gambar 21 merupakan tampilan utama halaman fitur *forecasting* yang berisi kolom untuk menginput file bertipe *excel* yang akan digunakan untuk proses prediksi.



Gambar 22. Tampilan forecasting setelah upload file

Gambar 22. Merupakan tampilan fitur *forecasting* apabila sudah melakukan input *file excel*. Akan muncul kolom untuk memilih metode prediksi yang akan digunakan, kolom untuk memilih barang yang akan diprediksi, dan jumlah periode berikutnya yang ingin

diprediksi. Daftar nama barang serta periode penjualannya juga dapat dilihat pada bagian bawah *website*.



Gambar 23. Halaman hasil prediksi

Hasil prediksi yang ditampilkan pada gambar 23, berisi grafik penjualan barang, hasil prediksi untuk periode bulan berikutnya, nilai MAPE pada model prediksi, serta grafik perbandingan antara data aktual *testing* dengan hasil prediksi *data testing*.

#### IV. KESIMPULAN

Adapun kesimpulan yang dapat diambil dari proses asosiasi menggunakan metode *FP-Growth* dan Apriori serta proses prediksi menggunakan regresi linier dan SVR pada perusahaan Timbul Jaya Petshop adalah sebagai berikut:

- 1) Pencarian pola belanja konsumen dapat dilakukan dengan mencari kombinasi-kombinasi barang yang kemungkinan dibeli secara bersamaan dalam satu transaksi menggunakan metode asosiasi. Metode asosiasi yang digunakan adalah metode *FP-Growth* dan apriori. Kedua metode sama-sama menghasilkan 11 aturan asosiasi berdasarkan nilai *minimum support* 0,02 dan nilai *minimum confidence* 0.3 serta pemilihan aturan terbaik dilihat berdasarkan nilai *lift ratio* yang tinggi atau diatas 1. Nilai *lift ratio* yang semakin tinggi menunjukkan aturan asosiasi yang dihasilkan semakin bermanfaat atau semakin valid. Nilai *lift ratio* tertinggi yaitu sebesar 3.5153 ada pada aturan “Jika konsumen membeli produk lezato repack, maka membeli produk ori cat”. Hasil dari aturan asosiasi dapat dimanfaatkan untuk mengetahui merancang strategi bisnis seperti penempatan barang secara berdekatan terhadap barang yang memiliki hubungan yang kuat, serta menerapkan promosi atau diskon.
- 2) Proses prediksi penjualan barang dengan menggunakan metode regresi linier dan *Support Vector Regression* (SVR) tingkat nilai MAPE yang

berbeda-beda. Prediksi dengan menggunakan regresi linier menerapkan metode *windowing* dengan *windowing size* 3 sementara untuk prediksi menggunakan SVR menerapkan metode *windowing* dengan *window size* 2. Produk yang lebih cocok menggunakan metode regresi linier ada pada produk “Whiskas Tuna 85 gr”, “Pedegre Beef 130 gr”, dan “Whiskas Junior Mackarel”. Sementara produk yang lebih cocok menggunakan metode SVR ada pada produk “Bolt Dog 1 Kg”, “Whiskas Junior Tuna”, “Canibite 1 Kg”, “Bolt Cat 1 Kg”, “Lezato Repack”, “Life Cat Salmon 85 gr”, dan “Pedegre Puppy”. Hasil prediksi di masa mendatang dapat digunakan sebagai penunjang untuk memperkirakan penyediaan stok barang.

#### REFERENSI

- [1] F. M. I. D. W. Mateus Paga Tana, “Penerapan Metode Data Mining Market Basket Analysis Terhadap Data Penjualan Produk Pada Toko Oase Menggunakan Algoritma Apriori,” *JIMP (Jurnal Informatika Merdeka Pasuruan)*, vol. 3 No 2, pp. 17-22, Agustus 2018.
- [2] F. Yunita, “PENERAPAN DATA MINING MENGGUNAKAN ALGORITMA K-MEANS CLUSTERING PADA PENERIMAAN MAHASISWA BARU (STUDI KASUS : UNIVERSITAS ISLAM INDRAGIRI),” *Jurnal SISTEMASI*, Vols. 7, Nomor 3, pp. 238-249, September 2018.
- [3] M. H. Siregar, “KLASTERISASI PENJUALAN ALAT-ALAT BANGUNAN MENGGUNAKAN METODE K-MEANS (STUDI KASUS DI TOKO ADI BANGUNAN),” *JURNAL TEKNOLOGI DAN OPEN SOURCE*, vol. 1 No.2, pp. 83-91, Desember 2018.
- [4] A. J. Alexander Radityo Wibowo, “IMPLEMENTASI DATA MINING METODE ASOSIASI ALGORITMA FP-GROWTH PADA PERUSAHAAN RITEL,” *Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, Vols. 10, Nomor 2, pp. 200-212, Desember 2020.
- [5] A. B. P. Rusnandi Suparni, “Penerapan Data Mining untuk Analisis Market Basket dengan Algoritma FP-Growth pada PD Pasar Tohaga,” *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika*, Vols. 9, Nomor 1, Maret 2020.
- [6] E. D. Sikumbang, “Penerapan Data Mining Penjualan Sepatu Menggunakan Metode Algoritma Apriori,” *Jurnal Teknik Komputer*, Vols. 4, No. 1, Februari 2018.
- [7] V. C. H. M. Z. E. W. S. Rifqi Hammad, “PENERAPAN METODE APRIORI SEBAGAI SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN PEMBENTUKAN PAKET PENJUALAN BIBIT BUAH,” *JURNAL SAINTEKOM*, Vols. 12, No.1, Maret 2022.
- [8] S. A. W. H. Z. Z. Oliver Januardi Ababil, “PENERAPAN METODE REGRESI LINIER DALAM PREDIKSI PENJUALAN LIQUID VAPE DI TOKO VAPOR PANDAAN BERBASIS WEBSITE,” *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 6 No. 1, Februari 2022.
- [9] D. F. Fitria Habibatul Hamdanah, “ANALISIS PERFORMANSI ALGORITMA LINEAR REGRESSION DENGAN GENERALIZED LINEAR MODEL UNTUK PREDIKSI PENJUALAN PADA USAHA MIKRO, KECIL, DAN MENENGAH,” *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika : JANAPATI*, Vols. 10, Nomor 1, Maret 2021.
- [10] G. M. A. S. G. A. A. P. Marria Tesalonika Siregar, “Perbandingan Analisis Metode Peramalan Jumlah Kasus Penyakit Menular di Kota Bandung (Studi Kasus: Dinas Kesehatan Kota Bandung),” *JITTER- Jurnal Ilmiah Teknologi dan Komputer*, Vols. 3, No. 1, April 2022.

- [11] B. D. S. C. D. Noval Dini Maulana, "Implementasi Metode Support Vector Regression (SVR) Dalam Peramalan Penjualan Roti (Studi Kasus: Harum Bakery)," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, Vols. 3, No. 3, pp. 2986-2995, Maret 2019.
- [12] H. S. P. E. E. P. Billy Gunawan, "Sistem Analisis Sentimen pada Ulasan Produk Menggunakan Metode Naive Bayes," *JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika)*, Vols. 4, No. 2, Desember 2018.
- [13] I. K. G. D. P. N. K. D. R. Gede Eridya Bayu Seyoga, "Perbandingan Antara Backpropagation, Holt-Winter, dan Metode Regresi Polinomial dalam Peramalan Kasus Gigitan Anjing di Bal," *Jurnal Ilmiah Merpati*, vol. 9 No. 3, Desember 2021.
- [14] M. Nishom, "Perbandingan Akurasi Euclidean Distance, Minkowski Distance, dan Manhattan Distance pada Algoritma K-Means Clustering berbasis Chi-Square," *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT (JPIT)*, Vol.04, No.01, Januari 2019, Vols. 04., No.01, Januari 2019.
- [15] A. R. Y. Agus Juniadi, "Prediksi Persediaan Bahan Baku untuk Produksi Percetakan Menggunakan Metode Asosiasi," *Paradigma*, Vols. 23, No. 1, Maret 2021.
- [16] A. K. A. A. N. Zaenal Abidin, "PENERAPAN ALGORITMA APRIORI PADA PENJUALAN SUKU CADANG KENDARAAN RODA DUA (STUDI KASUS: TOKO PRIMA MOTOR SIDOMULYO)," *JURNAL TEKNOINFO*, Vols. 16, Nomor 2, pp. 225-232, Juli 2022.
- [17] D. R. G. D. W. T. H. Satia Suhada, "Penerapan Algoritma FP-Growth Untuk Menentukan Pola Pembelian Konsumen Pada AHASS Cibadak," *JURNAL SWABUMI*, vol. 8 No.2, pp. 118-126, September 2020.
- [18] E. Elisa, "Market Basket Analysis Pada Mini Market Ayu Dengan Algoritma Apriori," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 2 No. 2, pp. 472-478, 2018.
- [19] E. B. N. S. Devi Sari Oktavia Panggabean, "Penerapan Data Mining Untuk Memprediksi Pemesanan Bibit Pohon Dengan Regresi Linear Berganda," *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, vol. 7 No. 1, pp. 56-62, Februari 2020.
- [20] D. F. Ghebyla Najla Ayuni, "Penerapan Metode Regresi Linear Untuk Prediksi Penjualan Properti pada PT XYZ," *Jurnal Telematika*, Vols. 14, No 2, 2019.
- [21] Y. S. M. S. Novrizal Nazeriandy Siregar, "Penerapan Data Mining Untuk Memprediksi Penggunaan Daya Listrik Pada PT.PLN (Persero) Rayon Medan Selatan Dengan Menggunakan Metode Regresi Linier Berganda," *Jurnal SAINTIKOM (Jurnal Sains Manajemen Informatika dan Komputer)*, vol. 20. No.1, pp. 20-27, Februari 2021.
- [22] M. T. F. S. A. Listiya Surtiningsih, "Prediksi Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara Ke Bali Menggunakan Support Vector Regression dengan Algoritma Genetika," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 2 No. 8, pp. 2578-2586, Agustus 2018.
- [23] J. P. S. S. T. Rokhmad Eko Cahyono, "Analisis Kinerja Metode Support Vector Regression (SVR) dalam Memprediksi Indeks Harga Konsumen," *JTIM : Jurnal Teknologi Informasi dan Multimedia*, Vols. 1, No. 2, pp. 106-116, Agustus 2019.
- [24] D. I. M. Riki Maulana Fauzi, "IMPLEMENTASI DATA MINING MENGGUNAKAN METODE LEAST SQUARE UNTUK MEMPREDIKSI PENJUALAN LAMPU LED PADA PT. SUMBER DINAMIKA SOLUSITAMA," *Jurnal Sosial dan Teknologi (SOSTECH)*, Vols. 1, Number 8, pp. 907-919, August 2021.
- [25] G. M. A. S. I. M. A. D. S. Gusti Agung Mayun Kukuh Jaluwana, "Analysis of Public Sentiment Towards Government Efforts to Break the Chain of Covid-19 Transmission in Indonesia Using CNN and Bidirectional LSTM," *JURNAL RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 6 No. 4, pp. 511-520, Agustus 2022.