



Analisis Pengembangan Dalam Penerapan Recommender System Menggunakan Metode Algoritma Apriori Dan K-Means Clustering Pada Aplikasi E- Commerce. (Studi Kasus Di Big Sport Tangerang)

* Ahmad Sukanda ¹, Achmad Hindasyah ², Taswanda Taryo ³

^{1,2,3}) Teknik informatika, Program Pascasarjana Universitas Pamulang, Tangerang Selatan, Banten

Email: ¹ahamsukanda1234@gmail.com, ²ahindasyah@mail.com, ³dosen02234@unpam.ac.id

ABSTRACT

The sales and marketing system in Big Sport is still carried out conventionally, causing the problem of sales transactions which causes a decrease in turnover. The solution to this problem is an e-commerce application for Big Sport and implementing a strategy recommendation system. By implementing the a priori algorithm method used to find out product recommendations on Big Sport to look for products that frequently appear (frequent itemset) with a minimum support calculation of 3 and a minimum Confidence of 50% from sales transaction data in June 2023 from 18 product data to determine the Association Rule for a combination of itemsets that gets an average lift ratio test value of 1.67 with a maximum Confidence value of 100% which forms 22 Association Rule results to provide good and accurate product recommendations for e-commerce applications based on sales transaction history data. The K-Means Clustering method was implemented using tools rapidminer using transaction data for 6 months from 18 products. From the rapidminer run, the results from cluster 0 contain 8 items, cluster 1 has 7 items, and cluster 2 has 3 items with an average value. within a centroid distance of 2381.332, where cluster 0 has a value of 1975.234, cluster 1 has a value of 2995.918 and cluster 2 has a value of 2030.222. It can be concluded that items in cluster 0 are products with low sales levels, items in cluster 2 with medium sales levels, and items in cluster 1 with high sales levels. And the Davies Bouldin Index value is 0.462 which shows the fact that the centroid distance assessment results are almost close to 0 which can be concluded to have satisfactory results because the lower the DBI value, the better the cluster value so that it can be used as a reference in product procurement.

Keywords: E-commerce, Recommendation System, Apriori Algorithm, K- Means Clustering

ABSTRAK

Sistem penjualan dan pemasaran di Big Sport masih dilakukan secara konvensional menyebabkan masalah menurunnya transaksi penjualan yang diperoleh yang menyebabkan menurunnya omset. Solusi dari permasalahan tersebut dengan membangun aplikasi e-commerce untuk Big Sport serta menerapkan strategi recommender system. Dengan mengimplementasikan metode algoritma apriori yang digunakan untuk mengetahui rekomendasi produk pada Big Sport untuk mencari produk yang yang sering muncul (frequent itemset) dengan menghitung minimum support 3 serta minimum confidence 50% dari data data transaksi penjualan pada bulan Juni 2023 dari 18 data produk untuk menentukan association rule pada suatu kombinasi itemset yang mendapatkan hasil rata-rata nilai uji lift ratio sebesar 1,67 dengan nilai confidence paling tinggi 100% yang membentuk 22 hasil association rule untuk memberikan rekomendasi produk pada aplikasi e-commerce dengan baik dan akurat berdasarkan data history transaksi penjualan. Dan di implementasikan metode K-Means Clustering dengan menggunakan tools rapidminer bertujuan untuk mengklasifikasi produk untuk menentukan prediksi tingkat pengadaan produk yang menggunakan data transaksi selama 6 bulan dari 18 produk. Dari run rapidminer mendapatkan hasil dari cluster 0 berisi 8 items, cluster 1 memiliki 7 items, dan cluster 2 memiliki 3 items dengan nilai avg. within centroid distance 2381.332 yang mana cluster 0 dengan nilai 1975.234, cluster 1 dengan nilai 2995.918 dan cluster 2 dengan nilai 2030.222. Dapat disimpulkan items pada cluster 0 merupakan produk dengan tingkat penjualan rendah, items pada cluster 2 dengan tingkat penjualan sedang, dan items pada cluster 1 dengan tingkat

penjualan tinggi. Dan nilai Davies Bouldin Index sebesar 0.462 yang menunjukkan fakta bahwa hasil penilaian jarak centroid semakin mendekati angka 0 yang dapat disimpulkan memiliki hasil yang memuaskan karena semakin rendah nilai DBI, maka semakin baik nilai cluster sehingga dapat menjadi acuan dalam pengadaan produk.

Kata Kunci : E-commerce, Recommender System, Algoritma Apriori, K-Means Clustering

1. PENDAHULUAN

Naskah Perkembangan teknologi informasi, terutama di bidang *e-commerce*, telah memicu transformasi signifikan dalam perilaku konsumen. Masyarakat modern semakin beralih ke *platform e-commerce* untuk memenuhi kebutuhan belanja mereka. Sejalan dengan pertumbuhan ini, tantangan utama yang dihadapi oleh penyedia *e-commerce* adalah memberikan pengalaman belanja yang personal dan efisien bagi pelanggan Toko *Big Sport*.

Toko Big Sport Tangerang merupakan sebuah toko yang menjual produk-produk olahraga yang beralamat di Citra Raya Kabupaten Tangerang, Banten. Toko Big Sport Tangerang memiliki beberapa media sosial yang digunakan sebagai sarana publikasi informasi kepada pelanggan. Media sosial tersebut diantaranya Facebook, Instagram, Youtube. Informasi yang diperoleh pelanggan dari media sosial tersebut juga mencakup informasi tentang toko dan juga informasi barang-barang apa saja yang dijual.

Sistem penjualan dan pemasaran produk di Big Sport Tangerang yang masih dilakukan secara konvensional menyebabkan masalah menurunnya transaksi penjualan yang diperoleh dikarenakan hanya bertumpu kepada pembeli yang datang langsung ke toko. Sedangkan penetrasi internet yang tinggi telah mengubah paradigma perdagangan konvensional menjadi lebih modern melalui platform *e-commerce*. *E-commerce* memberikan kemudahan akses, kecepatan, dan kenyamanan dalam melakukan transaksi jual-beli. Namun, dengan bertambahnya jumlah produk dan variasi preferensi konsumen, tantangan baru muncul terkait bagaimana menyajikan pengalaman belanja yang lebih personal dan efektif. Hal ini merupakan kesempatan yang bagus sekaligus menjadi tantangan tersendiri untuk menjadikan *e-commerce* sebagai media pemasaran dan penjualan online bagi para penjual untuk meningkatkan omset penjualan.

Solusi dari permasalahan menurunnya transaksi penjualan pada toko adalah dengan membangun aplikasi *e-commerce* untuk pemasaran dan penjualan pada produk

yang dijual Big Sport Tangerang serta menerapkan strategi sistem rekomendasi yang digabungkan dengan metode *algoritma apriori* dan *k-means clustering* guna membantu toko untuk memprediksi minat pembeli pada suatu barang lalu merekomendasikannya demi menarik minat pembeli serta diharapkan akan meningkatkan pasar penjualan produk pada Big Sport Tangerang dan juga dengan dibangunnya aplikasi e-commerce akan menjadi alat bantu yang mampu untuk menyediakan informasi produk maupun juga untuk mengolah sebuah informasi pada produk.

2. METODE

2.1. Metode Algoritma Apriori

Algoritma apriori adalah suatu algoritma dasar yang diusulkan oleh Agrawal & Srikant pada tahun 1994 untuk menentukan *Frequent itemsets* untuk aturan asosiasi Boolean. *Algoritma apriori* termasuk jenis Aturan Asosiasi pada *data mining*. Aturan yang menyatakan asosiasi antara beberapa atribut sering disebut *affinity analysis* atau *market basket analysis*. *Association rule mining* merupakan teknik *data mining* untuk mendapatkan aturan dari suatu kombinasi *item*. Salah satu tahap analisis asosiasi ialah untuk menghasilkan *algoritma* yang efisien adalah analisis pola frekuensi tinggi (*frequent pattern mining*)[1].

Ide utama pada *algoritma apriori* adalah pertama, mencari *frequent itemset* (himpunan item-item yang memenuhi *minimum support*.) dari basis data transaksi, kedua menghilangkan itemset dengan frekuensi yang rendah berdasarkan level *minimum support* yang telah ditentukan sebelumnya. Selanjutnya membangun aturan asosiasi dari *itemset* yang memenuhi nilai *minimum confidence* dalam basis data. *Algoritma apriori* adalah salah satu algoritma untuk melakukan pencarian *frequent itemset* dengan *association rules*. *Algoritma apriori* menggunakan pendekatan *level – wise search*, dimana *k-itemset* digunakan untuk memperoleh $(k+1)$ *itemset*[2].

Sesuai dengan aturan asosiasi, *algoritma apriori* juga menggunakan *minimum support* dan *minimum confidence* untuk menentukan aturan *itemset* mana yang sesuai untuk digunakan dalam pengambilan keputusan.

Ada dua ukuran ketertarikan dalam aturan asosiasi yaitu :

- a) *Support* yaitu nilai penunjang atau *presentase* kombinasi sebuah *item* dalam *database*.

- b) *Confidence* merupakan nilai kepastian yaitu kuatnya hubungan antar *item* dalam sebuah *apriori*. *Confidence* dapat dicari setelah pola frekuensi munculnya sebuah *item* ditemukan.

Rumus Perhitungan *Support* :

$$Support(A) = \frac{Jumlah\ transaksi\ mengandung\ A}{Total\ transaksi} \times 100\% \dots\dots\dots(2.1)$$

$$Support(A \cap B) = \frac{\sum Transaksi\ mengandung\ A\ dan\ B}{\sum Total\ Transaksi} \times 100\% \dots\dots\dots(2.2)$$

Rumus Perhitungan *Confidence*:

$$Confidence = P(B|A) = \frac{\sum Transaksi\ mengandung\ A\ dan\ B}{\sum Transaksi\ mengandung\ A} \times 100\% \dots\dots\dots(2.3)$$

Untuk mengetahui kekuatan aturan asosiatif dapat diukur dengan *lift ratio*. *Lift ratio* bertujuan mencari nilai untuk mengukur seberapa besar pentingnya pola yang terbentuk. Maka diperoleh rumus sebagai berikut :

$$Lift\ ratio = \frac{\sum Support(A \cap B) \times Support(B)}{\sum Support(A)} \times 100\% \dots\dots\dots(2.4)$$

Langkah-langkah dalam *algoritma apriori* sebagai berikut :

1. Menguraikan masing-masing *item* dalam transaksi yang ada.
2. Menghitung jumlah banyaknya pembelian untuk setiap *item*.
3. Menentukan batas *minimum* transaksi.
4. Mengkombinasikan *item-item*, menghitung jumlah frekuensi transaksi kombinasi tersebut dan membandingkan dengan batas minimum transaksi.
5. Setelah menemukan kombinasi *item* yang memenuhi syarat *minimum*, kemudian menghitung nilai *support* dan *confidence*.

Algoritma Apriori adalah *algoritma* pengambilan data dengan aturan asosiatif untuk menentukan hubungan asosiatif suatu kombinasi *item*. Cara *algoritma* bekerja adalah *algoritma* akan menghasilkan kandidat baru dari *k-itemset* dari *frequent itemset* pada langkah sebelumnya dan menghitung nilai *support k-itemset* tersebut. *Itemset* yang memiliki nilai *support* dibawah dari *minimal support* akan dihapus. *Algoritma* berhenti

ketika tidak ada lagi *frequent itemset* baru yang dihasilkan. Selanjutnya hasil *frequent itemset* tersebut dihitung *minimal confidence* mengikuti rumus sesuai yang telah ditentukan. *Support* tidak perlu dilihat lagi, karena *generate frequent itemset* didapatkan dari melihat *minimal support*. Bila *rule* yang didapatkan memenuhi batasan yang ditentukan dan batasan itu tinggi, maka *rule* tersebut tergolong *strong rules* [3].

2.2. Metode K-Means Clustering

K-Means Clustering adalah salah satu *algoritma* analisis *klaster non hirarki*. Analisis *klaster* merupakan salah satu alat untuk mengelompokkan data berdasarkan variabel atau *feature*. Metode ini mempartisi data ke dalam *cluster* sehingga data yang memiliki karakteristik yang sama dikelompokkan ke dalam satu *cluster* yang sama dan data yang mempunyai karakteristik yang berbeda dikelompokkan ke dalam *cluster* yang lain. *Algoritma* ini juga merupakan metode penganalisaan data atau metode *data mining* yang melakukan proses pemodelan tanpa supervisi (*unsupervised*) dan merupakan salah satu metode yang melakukan pengelompokan data dengan sistem partisi[4].

Algoritma K-Means menggunakan proses secara berulang-ulang untuk mendapatkan basis data *cluster*. Dibutuhkan jumlah *cluster* awal yang diinginkan sebagai masukan dan menghasilkan jumlah *cluster* akhir sebagai *output*. Jika *algoritma* diperlukan untuk menghasilkan *cluster* K maka akan ada K awal dan K akhir. Metode *K-Means* akan memilih pola k sebagai titik awal *centroid* secara acak. Jumlah iterasi untuk mencapai *cluster centroid* akan dipengaruhi oleh calon *cluster centroid* awal secara *random* dimana jika posisi *centroid* baru tidak berubah. Nilai K yang dipilih menjadi pusat awal, akan dihitung dengan menggunakan rumus *Euclidean Distance* yaitu mencari jarak terdekat antara titik *centroid* dengan data/objek. Data yang memiliki jarak pendek atau terdekat dengan *centroid* akan membentuk sebuah *cluster*[5].

Berikut ini langkah-langkah yang terdapat pada *K-Means clustering*:

1. Menentukan jumlah k, menentukan banyaknya cluster k dilakukan dengan beberapa pertimbangan seperti pertimbangan teoritis dan konseptual yang mungkin diusulkan untuk menentukan berapa banyak *cluster*.
2. Menentukan *centroid* awal, penentuan *centroid* awal dilakukan secara *random/acak* dari objek-objek yang tersedia sebanyak k *cluster*, kemudian untuk menghitung *centroid cluster* ke-i berikutnya.
3. Hitung jarak setiap objek ke masing-masing *centroid* dari masing- masing *cluster*. Untuk menghitung jarak antara objek dengan *centroid* dapat menggunakan rumus *euclidian distance* sebagai berikut :

$$d(x,y)=\sqrt{\sum_{k=1}^p\{x_i-y_i\}^2} \dots\dots\dots(2.5)$$

Keterangan:

Dij : Jarak objek antara objek i dan j

P : Dimensi data

Xi : Koordinat dari obyek i pada dimensi k

Yi : Koordinat dari obyek j pada dimensi

4. Mengelompokan setiap data ke dalam cluster berdasarkan kedekatannya dengan *centroid* (jarak terkecil).
5. Memperbaharui nilai *cenroid*, nilai *centroid* baru yang diperoleh dari rata-rata *cluster* yang bersangkutan. Untuk menentukan *centroid* yang baru digunakan rumus sebagai berikut :

$$\mu_k=\frac{1}{N_k}\sum_{j=1}^{N_k} x_j \dots\dots\dots(2.6)$$

Keterangan:

μ_k : Adalah titik tengah kelompok ke-I/k

N_k : Banyak data dalam *cluster* ke-I/k

I,K : Indeks dari *cluster*

J : Indeks dari variable(v1,v2,v3..)

X_j : Nilai data ke-j dalam ke-I/k

6. Setelah *centroid* baru ditemukan, lakukan lagi langkah untuk menghitung *euclidean distance* dengan *centroid* yang baru secara berulang sampai penentuan *cluster* menjadi tetap sehingga didapat *cluster* tetapnya.

7. Terakhir setelah didapat *cluster* tetapnya dihitung rata-rata setiap variabel hal digunakan untuk membandingkan kualitas suatu kelompok dengan kelompok, rumus untuk menghitung rata-rata variabel sebagai berikut

$$x = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \dots\dots\dots (2.7)$$

Keterangan:

X = rata-rata hitung

Xi = nilai sample ke-I

N = jumlah sample

2.3. Sistem Rekomendasi

Tabel Sistem rekomendasi merupakan sebuah perangkat lunak yang bertujuan untuk membantu pengguna dengan cara memberikan rekomendasi kepada pengguna ketika pengguna dihadapkan dengan jumlah informasi yang besar. Rekomendasi yang diberikan diharapkan dapat membantu pengguna dalam proses pengambilan keputusan, seperti barang apa yang akan dibeli, buku apa yang akan dibaca, atau musik apa yang akan didengar, dan lainnya[6].

Sistem rekomendasi pribadi (*personalized recommender system*) harus mengenal terlebih dahulu setiap pengguna yang ada. Setiap dibangunnya sistem rekomendasi harus membangun dan juga memelihara *user* model atau *user* profile yang berisi ketertarikan pengguna sistem tersebut. Sebagai contoh, sistem rekomendasi di sistem *Amazon* menyimpan setiap transaksi pembelian pelanggan, komentar pelanggan, dan *review/rating* yang diberikan oleh pelanggan terhadap suatu produk. Terdapat dua buah pendekatan yang dapat dilakukan untuk membentuk *user profile*, yaitu pendekatan *implicit* dan *explicit*. Pendekatan *implicit*, artinya, sistem menyimpan dan mempelajari perilaku pengguna di dalam sistem untuk membangun profil pengguna. Perilaku pengguna dapat berupa *likes/dislikes*, *ratings*, dan lain sebagainya terhadap beberapa *item*. Sementara pendekatan *explicit*, yaitu dengan menanyakan kepada pengguna secara langsung deskripsi *item* yang disukai pengguna[7].

Hasil dari pengumpulan data dilanjutkan dengan perhitungan menggunakan *algoritma* yang sudah ditentukan dan hasilnya dikembalikan pada *user* sebagai rekomendasi sebuah *item* dengan parameter *user* tersebut. Sistem rekomendasi juga

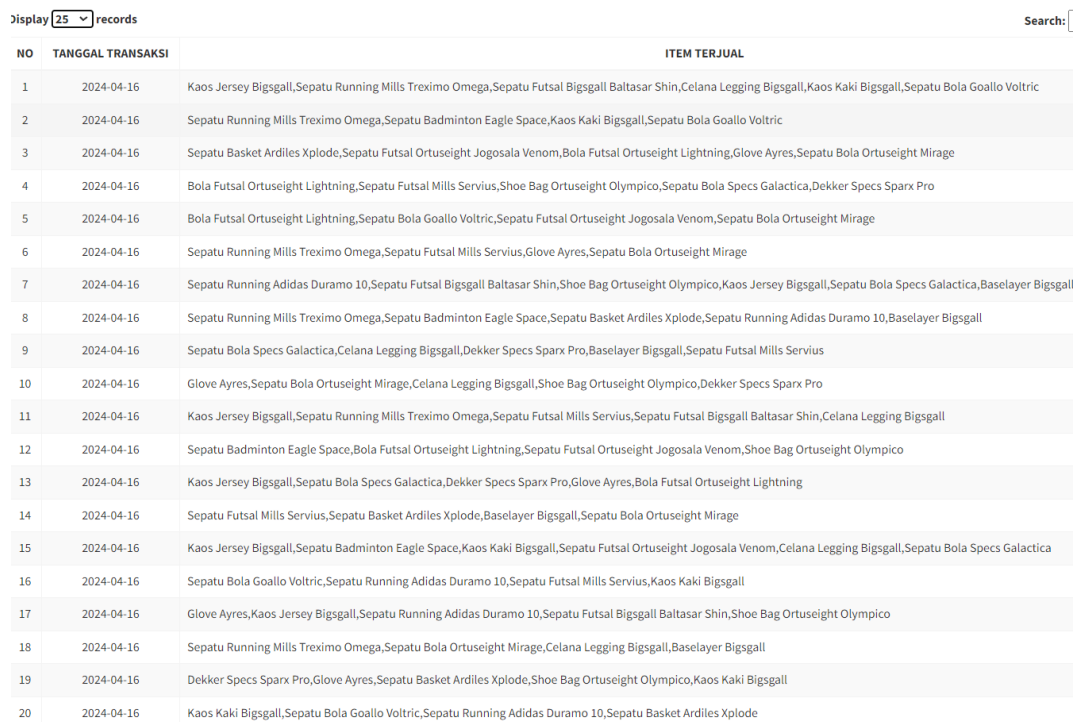
merupakan salah satu alternatif sebagai mesin pencari suatu *item* yang dicari oleh *user* (Yuda et al., 2021).

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Implementasi *Algoritma Apriori*

Berikut merupakan implementasi *algoritma apriori* dari simulasi yang sudah dilakukan dengan 20 data transaksi penjualan Juni 2023 di Big Sport dengan ketentuan untuk nilai minimum *support* 3% dan nilai minimum *confidence* adalah 50%.

1) Tahapan pertama dalam perhitungan *algoritma apriori* memasukan data transaksi yang terjadi dalam periode tertentu. Data transaksi pada objek penelitian yang didapat dari hasil observasi seperti dalam gambar 1 dibawah ini :



NO	TANGGAL TRANSAKSI	ITEM TERJUAL
1	2024-04-16	Kaos Jersey Bigsgall, Sepatu Running Mills Treximo Omega, Sepatu Futsal Bigsgall Baltasar Shin, Celana Legging Bigsgall, Kaos Kaki Bigsgall, Sepatu Bola Goallo Voltric
2	2024-04-16	Sepatu Running Mills Treximo Omega, Sepatu Badminton Eagle Space, Kaos Kaki Bigsgall, Sepatu Bola Goallo Voltric
3	2024-04-16	Sepatu Basket Ardiles Xplode, Sepatu Futsal Ortuseight Jogosala Venom, Bola Futsal Ortuseight Lightning, Glove Ayres, Sepatu Bola Ortuseight Mirage
4	2024-04-16	Bola Futsal Ortuseight Lightning, Sepatu Futsal Mills Servius, Shoe Bag Ortuseight Olympico, Sepatu Bola Specs Galactica, Dekker Specs Sparx Pro
5	2024-04-16	Bola Futsal Ortuseight Lightning, Sepatu Bola Goallo Voltric, Sepatu Futsal Ortuseight Jogosala Venom, Sepatu Bola Ortuseight Mirage
6	2024-04-16	Sepatu Running Mills Treximo Omega, Sepatu Futsal Mills Servius, Glove Ayres, Sepatu Bola Ortuseight Mirage
7	2024-04-16	Sepatu Running Adidas Duramo 10, Sepatu Futsal Bigsgall Baltasar Shin, Shoe Bag Ortuseight Olympico, Kaos Jersey Bigsgall, Sepatu Bola Specs Galactica, Baselayer Bigsgall
8	2024-04-16	Sepatu Running Mills Treximo Omega, Sepatu Badminton Eagle Space, Sepatu Basket Ardiles Xplode, Sepatu Running Adidas Duramo 10, Baselayer Bigsgall
9	2024-04-16	Sepatu Bola Specs Galactica, Celana Legging Bigsgall, Dekker Specs Sparx Pro, Baselayer Bigsgall, Sepatu Futsal Mills Servius
10	2024-04-16	Glove Ayres, Sepatu Bola Ortuseight Mirage, Celana Legging Bigsgall, Shoe Bag Ortuseight Olympico, Dekker Specs Sparx Pro
11	2024-04-16	Kaos Jersey Bigsgall, Sepatu Running Mills Treximo Omega, Sepatu Futsal Mills Servius, Sepatu Futsal Bigsgall Baltasar Shin, Celana Legging Bigsgall
12	2024-04-16	Sepatu Badminton Eagle Space, Bola Futsal Ortuseight Lightning, Sepatu Futsal Ortuseight Jogosala Venom, Shoe Bag Ortuseight Olympico
13	2024-04-16	Kaos Jersey Bigsgall, Sepatu Bola Specs Galactica, Dekker Specs Sparx Pro, Glove Ayres, Bola Futsal Ortuseight Lightning
14	2024-04-16	Sepatu Futsal Mills Servius, Sepatu Basket Ardiles Xplode, Baselayer Bigsgall, Sepatu Bola Ortuseight Mirage
15	2024-04-16	Kaos Jersey Bigsgall, Sepatu Badminton Eagle Space, Kaos Kaki Bigsgall, Sepatu Futsal Ortuseight Jogosala Venom, Celana Legging Bigsgall, Sepatu Bola Specs Galactica
16	2024-04-16	Sepatu Bola Goallo Voltric, Sepatu Running Adidas Duramo 10, Sepatu Futsal Mills Servius, Kaos Kaki Bigsgall
17	2024-04-16	Glove Ayres, Kaos Jersey Bigsgall, Sepatu Running Adidas Duramo 10, Sepatu Futsal Bigsgall Baltasar Shin, Shoe Bag Ortuseight Olympico
18	2024-04-16	Sepatu Running Mills Treximo Omega, Sepatu Bola Ortuseight Mirage, Celana Legging Bigsgall, Baselayer Bigsgall
19	2024-04-16	Dekker Specs Sparx Pro, Glove Ayres, Sepatu Basket Ardiles Xplode, Shoe Bag Ortuseight Olympico, Kaos Kaki Bigsgall
20	2024-04-16	Kaos Kaki Bigsgall, Sepatu Bola Goallo Voltric, Sepatu Running Adidas Duramo 10, Sepatu Basket Ardiles Xplode

Gambar 1 Data Transaksi Produk Juni

2) Tahapan kedua adalah membuat tabel *tabular* atau pembentukan kandidat 1 *itemset* untuk melakukan perhitungan jumlah transaksi penjualan. *Tabular* ini dapat dilihat pada gambar 2 dibawah ini:

PERHITUNGAN
ITEMSET 1

NO	ITEM 1	JUMLAH	SUPPORT	
1	Kaos Jersey Bigsgall	6	30	Lolos
2	Sepatu Running Adidas Duramo 10	5	25	Lolos
3	Dekker Specs Sparx Pro	5	25	Lolos
4	Sepatu Bola Specs Galactica	5	25	Lolos
5	Shoe Bag Ortuseight Olympico	6	30	Lolos
6	Sepatu Futsal Mills Servius	6	30	Lolos
7	Sepatu Bola Ortuseight Mirage	6	30	Lolos
8	Glove Ayres	6	30	Lolos
9	Bola Futsal Ortuseight Lightning	5	25	Lolos
10	Sepatu Futsal Ortuseight Jogosala Venom	4	20	Lolos
11	Sepatu Basket Ardiles Xplode	5	25	Lolos
12	Sepatu Badminton Eagle Space	4	20	Lolos
13	Sepatu Bola Goallo Voltric	5	25	Lolos
14	Kaos Kaki Bigsgall	6	30	Lolos
15	Celana Legging Bigsgall	6	30	Lolos
16	Sepatu Futsal Bigsgall Baltasar Shin	4	20	Lolos
17	Sepatu Running Mills Treximo Omega	6	30	Lolos
18	Baselayer Bigsgall	5	25	Lolos

Gambar 2 Kandidat 1 Itemset

3) Tahapan ketiga adalah membuat kombinasi 2 *itemsets* pada setiap *transaksi* dan *frekuensi* masing-masing kombinasi dihitung sesuai dengan data *tabular* dan menentukan nilai frekuensi pada masing-masing *itemset* yang selanjutnya diseleksi untuk melihat *frekuensi* yang lebih besar atau sama dengan batas minimal yang telah ditentukan yaitu minimal $support \geq 3$ seperti terdapat pada tabel pada gambar 3 dibawah ini :

ITEMSET 2 YANG LOLOS

NO	ITEM 1	ITEM 2	JUMLAH	SUPPORT
1	Glove Ayres	Sepatu Bola Ortuseight Mirage	3	15
2	Sepatu Futsal Ortuseight Jogosala Venom	Bola Futsal Ortuseight Lightning	3	15
3	Glove Ayres	Shoe Bag Ortuseight Olympico	3	15
4	Kaos Kaki Bigsgall	Sepatu Bola Goallo Voltric	4	20
5	Glove Ayres	Dekker Specs Sparx Pro	3	15
6	Kaos Jersey Bigsgall	Sepatu Bola Specs Galactica	3	15
7	Sepatu Bola Specs Galactica	Dekker Specs Sparx Pro	3	15
8	Sepatu Running Mills Treximo Omega	Celana Legging Bigsgall	3	15
9	Kaos Jersey Bigsgall	Celana Legging Bigsgall	3	15
10	Kaos Jersey Bigsgall	Sepatu Futsal Bigsgall Baltasar Shin	4	20
11	Shoe Bag Ortuseight Olympico	Dekker Specs Sparx Pro	3	15

Gambar 3 Kandidat 2 Itemset

4) Tabel kombinasi 2 itemsets pada gambar 4.28 adalah kombinasi yang memenuhi batas minimal *support*. Berdasarkan gambar diatas tahapan ke empat adalah mencari kombinasi 3 *itemsets*, berdasarkan data dan proses pencarian kombinasi 3 itemsets tidak ada yang memenuhi minimal $support \geq 3$ maka hasil rule asosiasi hanya menggunakan pola kombinasi 2 *itemsets*.

5) Tahapan kelima ialah mencari nilai minimal *confidence* yang sudah ditetapkan yaitu sebesar 50% dengan menghitung nilai dari kombinasi 2 *itemset* yang sudah didapatkan, bisa dilihat pada tabel pada gambar 4 dibawah ini :

CONFIDENCE DARI ITEMSET 2

NO	X ⇒ Y	SUPPORT X U Y	SUPPORT X	CONFIDENCE	
1	Kaos Jersey Bigsgall ⇒ Sepatu Futsal Bigsgall Baltasar Shin	20	30	67	Lolos
2	Sepatu Futsal Bigsgall Baltasar Shin ⇒ Kaos Jersey Bigsgall	20	20	100	Lolos
3	Kaos Jersey Bigsgall ⇒ Celana Legging Bigsgall	15	30	50	Tidak Lolos
4	Celana Legging Bigsgall ⇒ Kaos Jersey Bigsgall	15	30	50	Tidak Lolos
5	Kaos Jersey Bigsgall ⇒ Sepatu Bola Specs Galactica	15	30	50	Tidak Lolos
6	Sepatu Bola Specs Galactica ⇒ Kaos Jersey Bigsgall	15	25	60	Lolos
7	Sepatu Running Mills Treximo Omega ⇒ Celana Legging Bigsgall	15	30	50	Tidak Lolos
8	Celana Legging Bigsgall ⇒ Sepatu Running Mills Treximo Omega	15	30	50	Tidak Lolos
9	Kaos Kaki Bigsgall ⇒ Sepatu Bola Goallo Voltric	20	30	67	Lolos
10	Sepatu Bola Goallo Voltric ⇒ Kaos Kaki Bigsgall	20	25	80	Lolos
11	Sepatu Futsal Ortuseight Jogosala Venom ⇒ Bola Futsal Ortuseight Lightning	15	20	75	Lolos
12	Bola Futsal Ortuseight Lightning ⇒ Sepatu Futsal Ortuseight Jogosala Venom	15	25	60	Lolos
13	Glove Ayres ⇒ Sepatu Bola Ortuseight Mirage	15	30	50	Tidak Lolos
14	Sepatu Bola Ortuseight Mirage ⇒ Glove Ayres	15	30	50	Tidak Lolos
15	Glove Ayres ⇒ Shoe Bag Ortuseight Olympico	15	30	50	Tidak Lolos
16	Shoe Bag Ortuseight Olympico ⇒ Glove Ayres	15	30	50	Tidak Lolos
17	Glove Ayres ⇒ Dekker Specs Sparx Pro	15	30	50	Tidak Lolos
18	Dekker Specs Sparx Pro ⇒ Glove Ayres	15	25	60	Lolos
19	Shoe Bag Ortuseight Olympico ⇒ Dekker Specs Sparx Pro	15	30	50	Tidak Lolos
20	Dekker Specs Sparx Pro ⇒ Shoe Bag Ortuseight Olympico	15	25	60	Lolos
21	Sepatu Bola Specs Galactica ⇒ Dekker Specs Sparx Pro	15	25	60	Lolos
22	Dekker Specs Sparx Pro ⇒ Sepatu Bola Specs Galactica	15	25	60	Lolos

Gambar 4 Confidence dari itemset 2

6) Dengan ditetapkan nilai minimal *confidence* 50% maka dapat dihitung aturan rule asosiasi akhirnya dengan menghitung nilai uji lift sehingga didapatkan final data *rule asosiasi* untuk rekomendasi produk seperti gambar 5 dibawah ini:

RULE ASOSIASI

Min support: 3
Min confidence: 50
Start Date: 16 April 2024
End Date: 16 April 2024

NO	X => Y	CONFIDENCE	NILAI UJI LIFT	KORELASI RULE
1	Kaos Jersey Bigsgall => Sepatu Futsal Bigsgall Baltasar Shin	67	3,33	korelasi positif
2	Sepatu Futsal Bigsgall Baltasar Shin => Kaos Jersey Bigsgall	100	3,33	korelasi positif
3	Kaos Jersey Bigsgall => Celana Legging Bigsgall	50	1,67	korelasi positif
4	Celana Legging Bigsgall => Kaos Jersey Bigsgall	50	1,67	korelasi positif
5	Kaos Jersey Bigsgall => Sepatu Bola Specs Galactica	50	2,00	korelasi positif
6	Sepatu Bola Specs Galactica => Kaos Jersey Bigsgall	60	2,00	korelasi positif
7	Sepatu Running Mills Treximo Omega => Celana Legging Bigsgall	50	1,67	korelasi positif
8	Celana Legging Bigsgall => Sepatu Running Mills Treximo Omega	50	1,67	korelasi positif
9	Kaos Kaki Bigsgall => Sepatu Bola Goallo Voltric	67	2,67	korelasi positif
10	Sepatu Bola Goallo Voltric => Kaos Kaki Bigsgall	80	2,67	korelasi positif
11	Sepatu Futsal Ortuseight Jogosala Venom => Bola Futsal Ortuseight Lightning	75	3,00	korelasi positif
12	Bola Futsal Ortuseight Lightning => Sepatu Futsal Ortuseight Jogosala Venom	60	3,00	korelasi positif
13	Glove Ayres => Sepatu Bola Ortuseight Mirage	50	1,67	korelasi positif
14	Sepatu Bola Ortuseight Mirage => Glove Ayres	50	1,67	korelasi positif
15	Glove Ayres => Shoe Bag Ortuseight Olympico	50	1,67	korelasi positif
16	Shoe Bag Ortuseight Olympico => Glove Ayres	50	1,67	korelasi positif
17	Glove Ayres => Dekker Specs Sparx Pro	50	2,00	korelasi positif
18	Dekker Specs Sparx Pro => Glove Ayres	60	2,00	korelasi positif
19	Shoe Bag Ortuseight Olympico => Dekker Specs Sparx Pro	50	2,00	korelasi positif
20	Dekker Specs Sparx Pro => Shoe Bag Ortuseight Olympico	60	2,00	korelasi positif
21	Sepatu Bola Specs Galactica => Dekker Specs Sparx Pro	60	2,40	korelasi positif
22	Dekker Specs Sparx Pro => Sepatu Bola Specs Galactica	60	2,40	korelasi positif

Gambar 5 Final hasil Rule Asosiasi

7) Dengan didapatnya hasil dari *rule asosiasi* maka didapatkan juga hasil analisa sistem rekomendasi produk yang akan tampil pada halaman rekomendasi produk untuk customer, hasil dari analisa dapat dilihat pada gambar 6 dibawah ini:

HASIL ANALISA

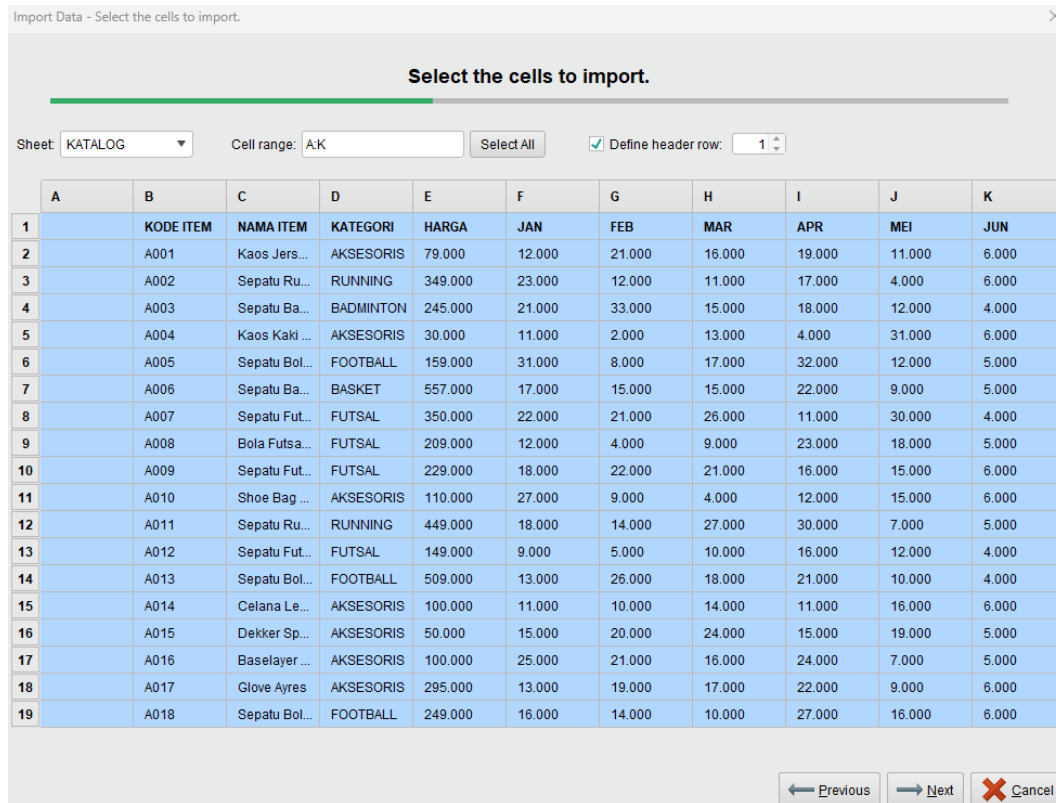
1. Jika konsumen membeli Kaos Jersey Bigsgall, maka konsumen juga akan membeli Sepatu Futsal Bigsgall Baltasar Shin
2. Jika konsumen membeli Sepatu Futsal Bigsgall Baltasar Shin, maka konsumen juga akan membeli Kaos Jersey Bigsgall
3. Jika konsumen membeli Kaos Jersey Bigsgall, maka konsumen juga akan membeli Celana Legging Bigsgall
4. Jika konsumen membeli Celana Legging Bigsgall, maka konsumen juga akan membeli Kaos Jersey Bigsgall
5. Jika konsumen membeli Kaos Jersey Bigsgall, maka konsumen juga akan membeli Sepatu Bola Specs Galactica
6. Jika konsumen membeli Sepatu Bola Specs Galactica, maka konsumen juga akan membeli Kaos Jersey Bigsgall
7. Jika konsumen membeli Sepatu Running Mills Treximo Omega, maka konsumen juga akan membeli Celana Legging Bigsgall
8. Jika konsumen membeli Celana Legging Bigsgall, maka konsumen juga akan membeli Sepatu Running Mills Treximo Omega
9. Jika konsumen membeli Kaos Kaki Bigsgall, maka konsumen juga akan membeli Sepatu Bola Goallo Voltric
10. Jika konsumen membeli Sepatu Bola Goallo Voltric, maka konsumen juga akan membeli Kaos Kaki Bigsgall
11. Jika konsumen membeli Sepatu Futsal Ortuseight Jogosala Venom, maka konsumen juga akan membeli Bola Futsal Ortuseight Lightning
12. Jika konsumen membeli Bola Futsal Ortuseight Lightning, maka konsumen juga akan membeli Sepatu Futsal Ortuseight Jogosala Venom
13. Jika konsumen membeli Glove Ayres, maka konsumen juga akan membeli Sepatu Bola Ortuseight Mirage
14. Jika konsumen membeli Sepatu Bola Ortuseight Mirage, maka konsumen juga akan membeli Glove Ayres
15. Jika konsumen membeli Glove Ayres, maka konsumen juga akan membeli Shoe Bag Ortuseight Olympico
16. Jika konsumen membeli Shoe Bag Ortuseight Olympico, maka konsumen juga akan membeli Glove Ayres
17. Jika konsumen membeli Glove Ayres, maka konsumen juga akan membeli Dekker Specs Sparx Pro
18. Jika konsumen membeli Dekker Specs Sparx Pro, maka konsumen juga akan membeli Glove Ayres
19. Jika konsumen membeli Shoe Bag Ortuseight Olympico, maka konsumen juga akan membeli Dekker Specs Sparx Pro
20. Jika konsumen membeli Dekker Specs Sparx Pro, maka konsumen juga akan membeli Shoe Bag Ortuseight Olympico
21. Jika konsumen membeli Sepatu Bola Specs Galactica, maka konsumen juga akan membeli Dekker Specs Sparx Pro
22. Jika konsumen membeli Dekker Specs Sparx Pro, maka konsumen juga akan membeli Sepatu Bola Specs Galactica

Gambar 6 Hasil Analisa

3.2 Implementasi *K-Means Clustering*

Berikut merupakan implementasi *k-means clustering* dari simulasi yang sudah dilakukan dengan dengan 18 data produk Big Sport yang nantinya akan dihitung penjualannya selama 6 bulan dari bulan Januari 2023 sampai Juni 2023.

1) Langkah pertama adalah memasukan data. Mengenai data yang akan digunakan yaitu data yang sama saat melakukan perhitungan *k-means clustering* secara manual dengan 18 data produk Big Sport yang dihitung selama 6 bulan dari bulan Januari 2023 sampai Juni 2023. Dibawah ini terdapat gambar 7 yang menerapkan tentang data yang akan di *clustering* dalam *rapidminer* yaitu tahap pertama tentang operator *Selection*.



Gambar 7 Selection

2) Langkah kedua yaitu data *preprocessing*. Dalam tahapan ini mencakup beberapa hal yaitu menghilangkan duplikat data, memperbaiki kesalahan data dan sebagainya. Dimana tahap ini akan menghasilkan atribut yang sudah cukup bersih dan baik untuk dapat melakukan ketahap selanjutnya *transformation*. Berikutnya terdapat gambar 8 menerapkan tahap ke-2 pada proses menjalankan *rapidminer* yaitu operator *preprocissing*.

Import Data - Format your columns.

Format your columns.

Replace errors with missing values ⓘ

A	KODE ITEM	NAMA ITEM	KATEGORI	HARGA	JAN	FEB	MAR
<i>polynomial</i>	<i>polynomial</i>	<i>polynomial</i>	<i>polynomial</i>	<i>integer</i>	<i>integer</i>	<i>integer</i>	<i>integer</i>
1	A001	Kaos Jersey Big...	AKSESORIS	79	12	21	16
2	A002	Sepatu Running ...	RUNNING	349	23	12	11
3	A003	Sepatu Badminto...	BADMINTON	245	21	33	15
4	A004	Kaos Kaki Bigsgall	AKSESORIS	30	11	2	13
5	A005	Sepatu Bola Goa...	FOOTBALL	159	31	8	17
6	A006	Sepatu Basket Ar...	BASKET	557	17	15	15
7	A007	Sepatu Futsal Ort...	FUTSAL	350	22	21	26
8	A008	Bola Futsal Ortus...	FUTSAL	209	12	4	9
9	A009	Sepatu Futsal Mil...	FUTSAL	229	18	22	21
10	A010	Shoe Bag Ortuse...	AKSESORIS	110	27	9	4
11	A011	Sepatu Running ...	RUNNING	449	18	14	27
12	A012	Sepatu Futsal Bl...	FUTSAL	149	9	5	10
13	A013	Sepatu Bola Spe...	FOOTBALL	509	13	26	18
14	A014	Celana Legging ...	AKSESORIS	100	11	10	14
15	A015	Dekker Specs Sp...	AKSESORIS	50	15	20	24
16	A016	Baselayer Bigsgall	AKSESORIS	100	25	21	16
17	A017	Glove Ayres	AKSESORIS	295	13	19	17
18	A018	Sepatu Bola Ortu...	FOOTBALL	249	16	14	10

no problems.

Gambar 8 Preprocessing

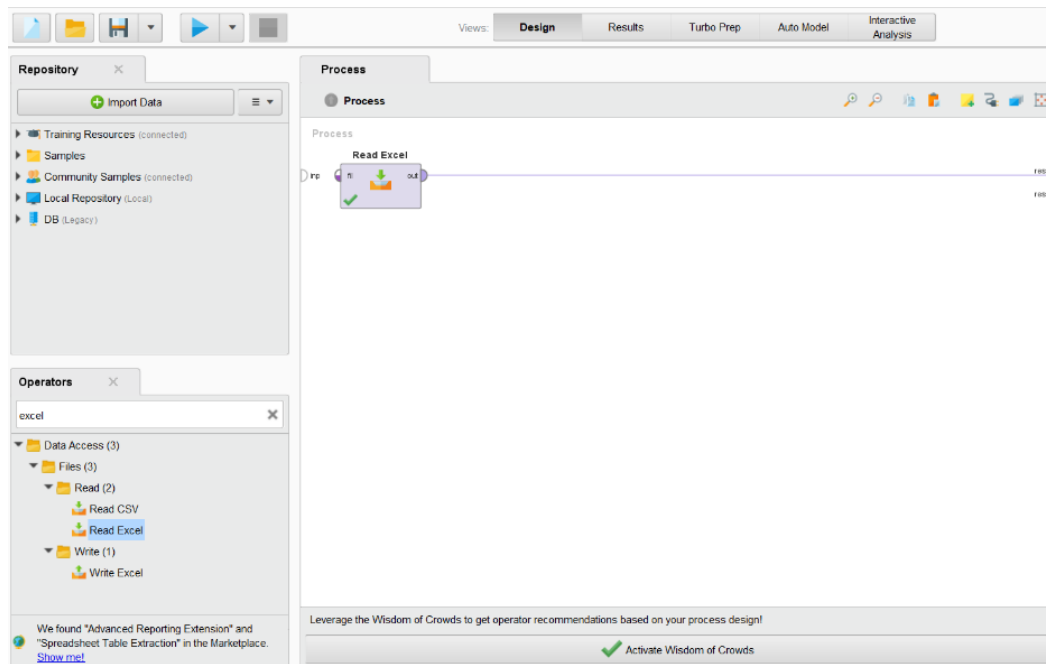
3) Langkah ketiga ialah tahap *transformation* merupakan tahap dimana data tersebut sudah berubah menjadi data yang peneliti inginkan untuk dapat menjalankan ketahap selanjutnya. Berikutnya pada gambar 9 menjelaskan tentang tahap ke-3 pada proses *rapidminer* yaitu operator *transformation*.

Row No.	KODE ITEM	NAMA ITEM	KATEGORI	HARGA	JAN	FEB	MAR	APR	MEI	JUN
1	A001	Kaos Jersey B...	AKSESORIS	79	12	21	16	19	11	6
2	A002	Sepatu Runnin...	RUNNING	349	23	12	11	17	4	6
3	A003	Sepatu Badmi...	BADMINTON	245	21	33	15	18	12	4
4	A004	Kaos Kaki Big...	AKSESORIS	30	11	2	13	4	31	6
5	A005	Sepatu Bola G...	FOOTBALL	159	31	8	17	32	12	5
6	A006	Sepatu Basket...	BASKET	557	17	15	15	22	9	5
7	A007	Sepatu Futsal ...	FUTSAL	350	22	21	26	11	30	4
8	A008	Bola Futsal Or...	FUTSAL	209	12	4	9	23	18	5
9	A009	Sepatu Futsal ...	FUTSAL	229	18	22	21	16	15	6
10	A010	Shoe Bag Ort...	AKSESORIS	110	27	9	4	12	15	6
11	A011	Sepatu Runnin...	RUNNING	449	18	14	27	30	7	5
12	A012	Sepatu Futsal ...	FUTSAL	149	9	5	10	16	12	4
13	A013	Sepatu Bola S...	FOOTBALL	509	13	26	18	21	10	4
14	A014	Celana Leggin...	AKSESORIS	100	11	10	14	11	16	6
15	A015	Dekker Specs...	AKSESORIS	50	15	20	24	15	19	5
16	A016	Baselayer Big...	AKSESORIS	100	25	21	16	24	7	5
17	A017	Glove Ayres	AKSESORIS	295	13	19	17	22	9	6
18	A018	Sepatu Bola O...	FOOTBALL	249	16	14	10	27	16	6

ExampleSet (18 examples, 0 special attributes, 10 regular attributes)

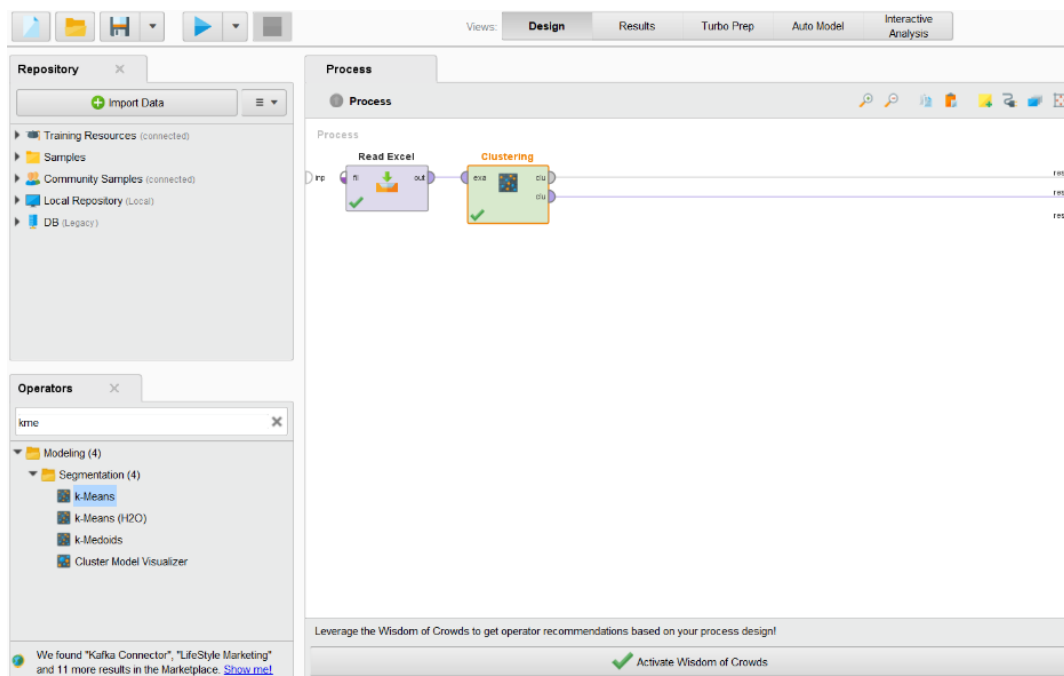
Gambar 9 Transformation

4) Langkah keempat melakukan pemrosesan *data mining* disajikan pada tahap ini, dimana menggunakan *algoritma clustering data mining* untuk melakukan proses data tersebut. Langkah pertama adalah meminta operator mengambil data dari lokasi yang telah diimport dan siap untuk melanjutkan proses. Berikutnya pada gambar ini terdapat beberapa bagian diantaranya gambar 10 menerapkan tahap ke-4 pada proses *rapidminer* yaitu operator *retrieve data*.



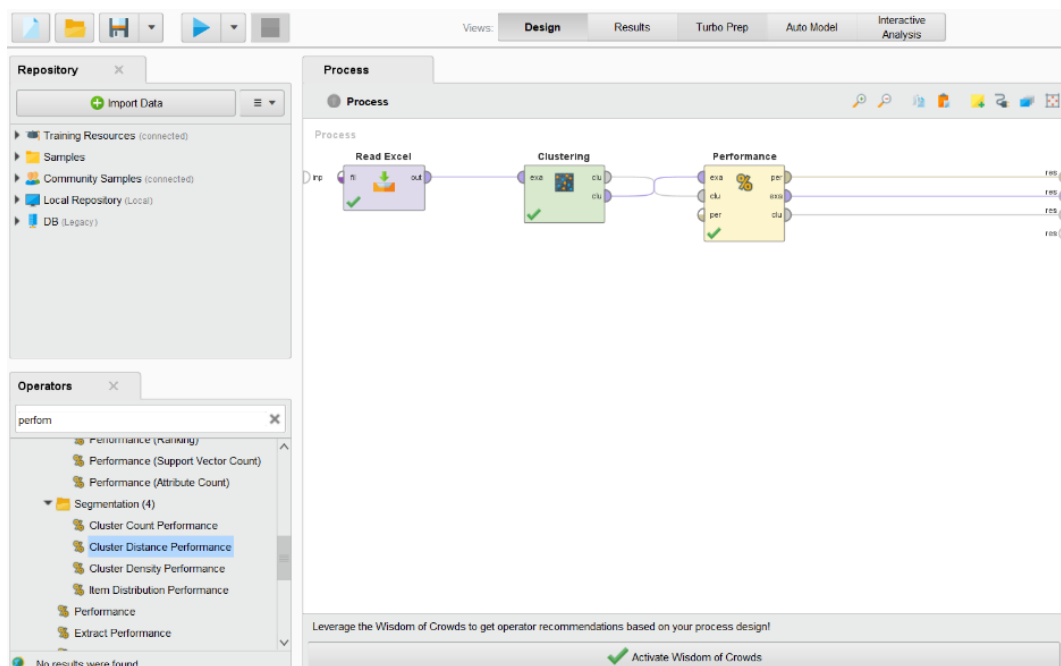
Gambar 10 Operator Retrieve Data

Langkah selanjutnya adalah membuat model *clustering* dengan menggunakan metode *k-means* yang akan menghasilkan jumlah *cluster* yang diinginkan. Selanjutnya pada gambar 11 menerapkannya proses *rapidminer* tentang operator *k-means*.



Gambar 11 Operator K-Means

Dan operator terakhir dalam *cluster distance performance* adalah operator untuk mencari *cluster distance performance* dan untuk menurunkan *indeks davies bouldin*. Selanjutnya pada gambar 12 menerapkan proses pada *rapidminer* tentang operator *performance*.



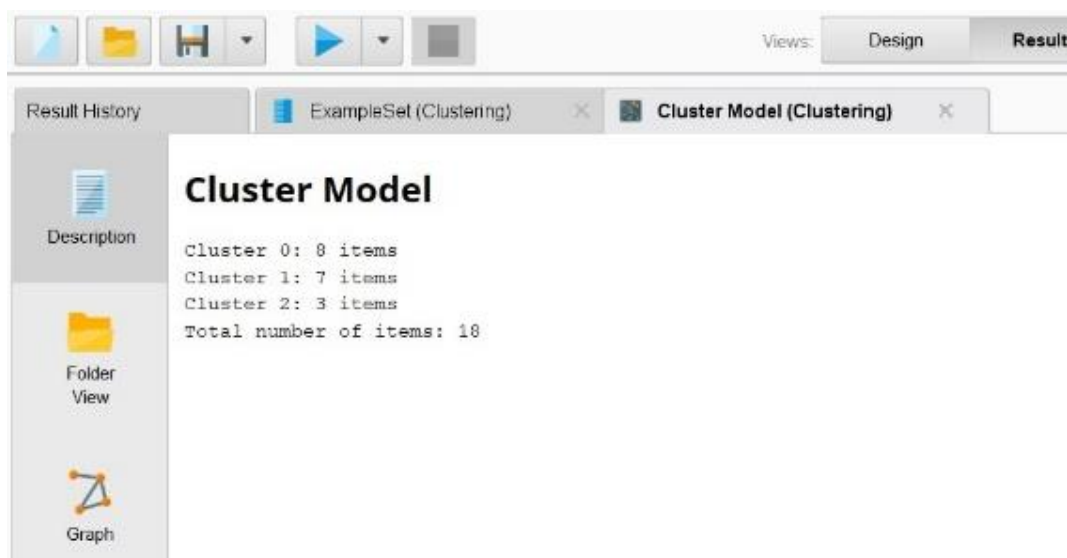
Gambar 12 Operator Performance

5) Setelah melakukan teknik *data mining* dan mendapatkan hasil *clustering*. Selanjutnya adalah tahap *evaluation*, tahap ini dilakukan untuk melihat keberhasilan pengujian perhitungan manual yang telah dilakukan. Dibawah ini terdapat beberapa gambar yang menjelaskan tentang penerapan *clustering* pada proses *rapidminer* yaitu gambar 13 tentang operator *performance*.

Row No.	id	cluster	KODE ITEM	NAMA ITEM	KATEGORI	HARGA	JAN	FEB	MAR	APR	MEI	JUN
1	1	cluster_0	A001	Kaos Jersey B...	AKSESORIS	79	12	21	16	19	11	6
2	2	cluster_1	A002	Sepatu Runnin...	RUNNING	349	23	12	11	17	4	6
3	3	cluster_1	A003	Sepatu Badmi...	BADMINTON	245	21	33	15	18	12	4
4	4	cluster_0	A004	Kaos Kaki Big...	AKSESORIS	30	11	2	13	4	31	6
5	5	cluster_0	A005	Sepatu Bola G...	FOOTBALL	159	31	8	17	32	12	5
6	6	cluster_2	A006	Sepatu Basket...	BASKET	557	17	15	15	22	9	5
7	7	cluster_1	A007	Sepatu Futsal...	FUTSAL	350	22	21	26	11	30	4
8	8	cluster_1	A008	Bola Futsal Cr...	FUTSAL	209	12	4	9	23	18	5
9	9	cluster_1	A009	Sepatu Futsal...	FUTSAL	229	18	22	21	16	15	6
10	10	cluster_0	A010	Shoe Bag Ort...	AKSESORIS	110	27	9	4	12	15	6
11	11	cluster_2	A011	Sepatu Runnin...	RUNNING	449	18	14	27	30	7	5
12	12	cluster_0	A012	Sepatu Futsal...	FUTSAL	149	9	5	10	16	12	4
13	13	cluster_2	A013	Sepatu Bola S...	FOOTBALL	509	13	26	18	21	10	4
14	14	cluster_0	A014	Celana Leggin...	AKSESORIS	100	11	10	14	11	16	8
15	15	cluster_0	A015	Dekker Specs...	AKSESORIS	50	15	20	24	15	19	5
16	16	cluster_0	A016	Baselayer Big...	AKSESORIS	100	25	21	16	24	7	5
17	17	cluster_1	A017	Glove Ayres	AKSESORIS	295	13	19	17	22	9	6
18	18	cluster_1	A018	Sepatu Bola O...	FOOTBALL	249	16	14	10	27	16	6

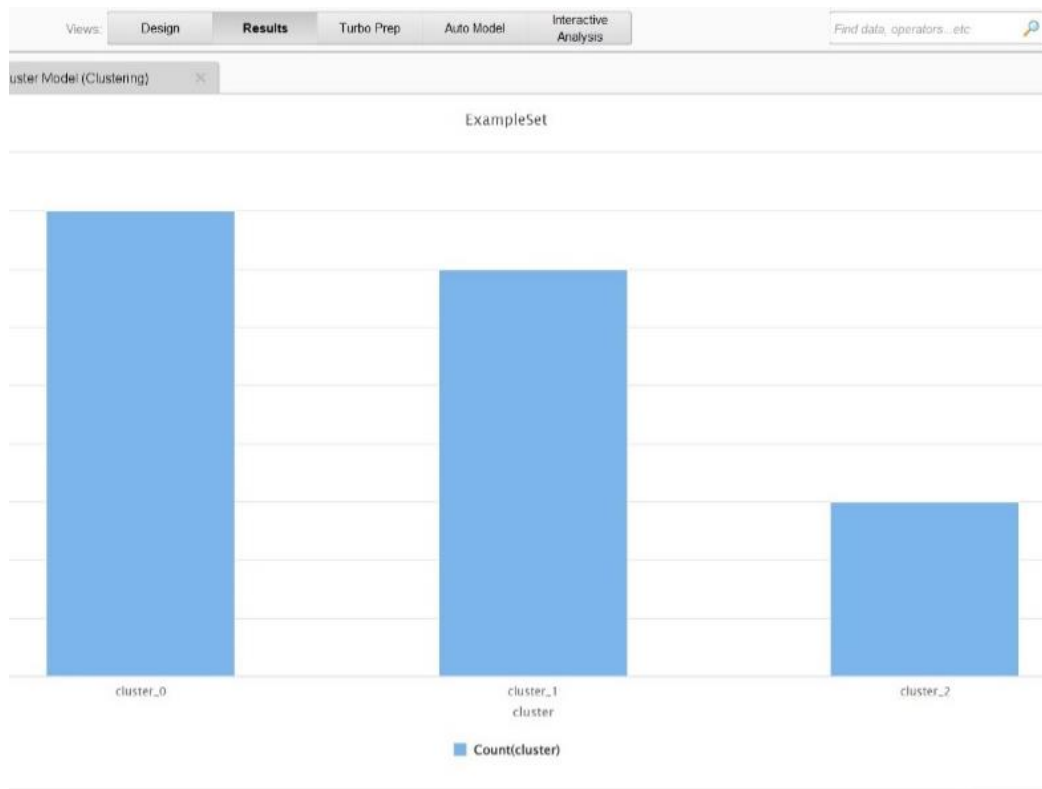
Gambar 13 Operator Performance

Dan selanjutnya terdapat gambar 14 menjelaskan tentang operator *cluster model* yaitu hasil dari perhitungan *cluster model*.



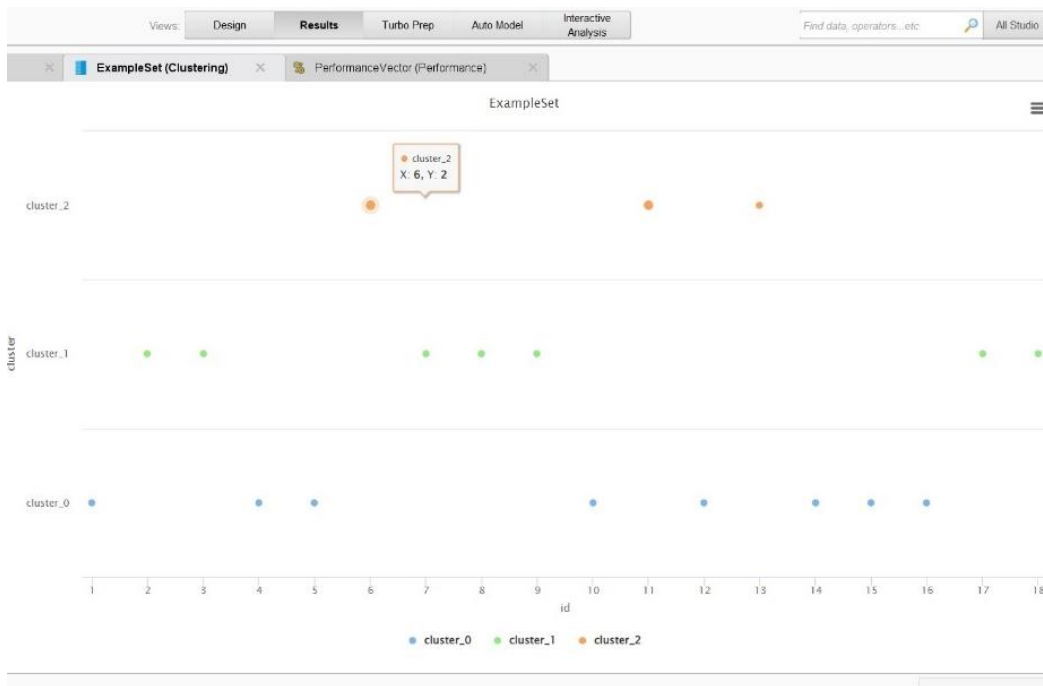
Gambar 14 Cluster Model

Pada tahap ini dimana hasil analisis data terkait setiap *cluster* tersedia. *Cluster 0* berisi 8 *items*, *cluster 1* memiliki 7 *items*, dan *cluster 2* memiliki 3 *items* dari total 18 *dataset* yang dinilai dengan *plot type bar* yang dapat dilihat pada gambar 15 dibawah ini.



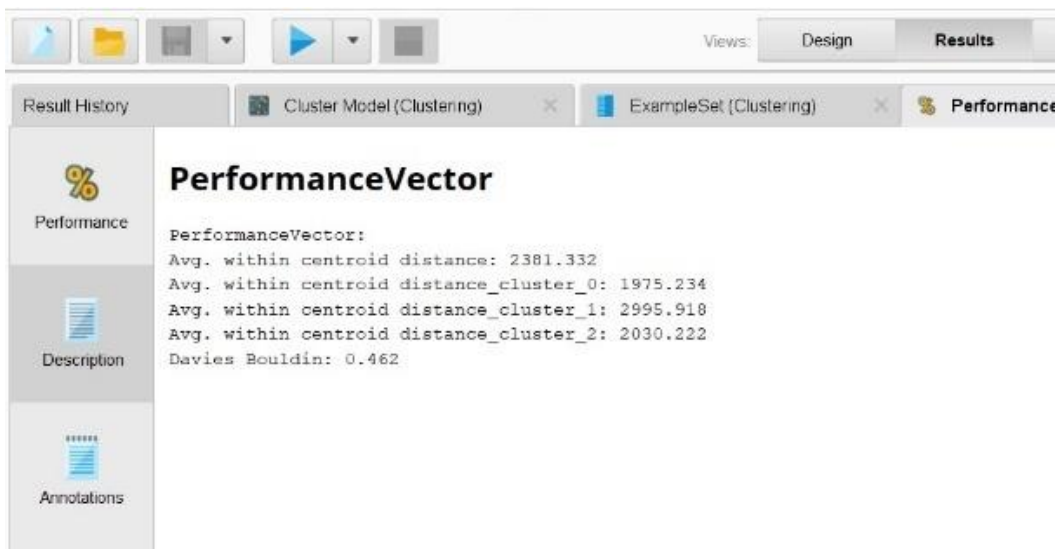
Gambar 15 Visualizations Cluster

Dan juga dari hasil proses operator *performance* maka didapatkan tampilan *example clustering* dalam bentuk *scatter 3D* yang dapat dilihat pada gambar 16 dibawah ini.



Gambar 16 Scatter 3D

Dan terakhir mencari *cluster distance performance* dan untuk menurunkan *indeks davies bouldin* dengan menggunakan operator *performance vector*. Dan didapatkan hasil angka *avg. within centroid distance* masing-masing *cluster* dan *DBI* terkecil untuk menentukan jumlah *cluster* yang ukurannya paling ideal. Hasil run *performance vector* dapat dilihat pada gambar 17 dibawah ini.



Gambar 17 Performance Vector

Dari hasil run *performance vector* yang mana hasilnya dari *Cluster 0* berisi 8 *items*, *cluster 1* memiliki 7 *items*, dan *cluster 2* memiliki 3 *items* dari total 18 *dataset* dapat dilihat *avg. within centroid distancenya* dengan nilai rata rata 2381.332 yang mana *cluster 0* dengan nilai rata rata: 1975.234, *cluster 1* dengan nilai rata rata 2995.918 dan *cluster 2* dengan nilai rata rata 2030.222 maka dapat disimpulkan item yang masuk pada *cluster 0* merupakan termasuk produk dengan tingkat penjualan rendah, item yang masuk pada *cluster 2* mempunyai tingkat penjualan sedang, dan item yang masuk pada *cluster 1* termasuk mempunyai tingkat penjualan tinggi. Jadi dapat diberi kesimpulan dalam pengadaan produk di toko Big Sport Tangerang yang menjadi bagian *cluster 1* atau produk terlaris adalah tipe produk yang harus diperbanyak stoknya dan *cluster 0* atau produk tingkat penjualan rendah yang harus dikurangi stoknya. Selanjutnya evaluasi kinerja *k-means* akan dievaluasi menggunakan *Davies Bouldin Index*, berdasarkan run dari *tolls rapidminer* menemukan nilai *DBI* sebesar 0.462 yang menunjukkan fakta bahwa hasil penilaian jarak rata-rata di dalam *centroid* semakin mendekati angka 0 menunjukkan bahwa semua anggota *cluster* relatif dekat satu sama lain. Semakin rendah nilai indeks *Davies Bouldin*, semakin baik *cluster* yang dapat dibuat dengan menerapkan teknik *clustering* untuk mengelompokkan item secara bersama-sama. Metode *k-means* menghasilkan nilai sebagai hasil akhir perhitungannya, angka ini dianggap memiliki hasil yang memuaskan karena cukup mendekati 0.

4. KESIMPULAN

1. Terciptanya aplikasi *e-commerce* untuk Big Sport untuk strategi pemasaran dan penjualan baru sehingga akan dapat meningkatkan omset penjualan.
2. Berhasilnya diimplementasikan sistem rekomendasi menggunakan metode *algoritma apriori* di aplikasi *e-commerce* berdasarkan proses *algoritma apriori* untuk mengetahui rekomendasi produk pada big sport untuk mencari produk yang sering muncul (*frequent itemset*) dengan menghitung *minimum support* 3 serta *minimum confidence* 50% dari data data transaksi penjualan pada bulan Juni 2023 dari 18 data produk untuk menentukan *association rule* pada suatu kombinasi *itemsets* yang mendapatkan hasil rata-rata nilai uji *lift ratio* sebesar 1,67 dengan nilai *confidence* paling tinggi 100% yang membentuk 22 hasil *association rule* untuk memberikan

rekomendasi produk pada aplikasi *e-commerce* dengan baik dan akurat berdasarkan data *history* transaksi penjualan.

3. Menerapkan metode *K-Means Clustering* pada *rapidminer* bertujuan untuk mengklasifikasi produk untuk menentukan prediksi tingkat pengadaan produk yang menggunakan data transaksi selama 6 bulan dari 18 produk. Dari *run rapidminer* mendapatkan hasil dari *cluster 0* berisi 8 *items*, *cluster 1* memiliki 7 *items*, dan *cluster 2* memiliki 3 *items* dengan nilai rata-rata *avg. within centroid distance* 2381.332 yang mana *cluster 0* dengan nilai rata-rata 1975.234, *cluster 1* dengan nilai rata-rata 2995.918 dan *cluster 2* dengan nilai rata-rata 2030.222. Dapat disimpulkan *items* pada *cluster 0* merupakan produk dengan tingkat penjualan rendah, *items* pada *cluster 2* dengan tingkat penjualan sedang, dan *items* pada *cluster 1* dengan tingkat penjualan tinggi. Dan nilai rata-rata *Davies Bouldin Index* sebesar 0.462 yang menunjukkan fakta bahwa hasil penilaian jarak rata-rata centroid semakin mendekati angka 0 yang memiliki hasil yang memuaskan karena semakin rendah nilai *DBI*, maka semakin baik nilai *cluster* yang didapatkan sehingga dapat menjadi acuan dalam pengadaan produk.

5. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Kusumo, H., Sedyono, E., & Marwata, M. (2019). Analisis Algoritma Apriori untuk Mendukung Strategi Promosi Perguruan Tinggi. *Walisongo Journal of Information Technology*, 1(1), 49. <https://doi.org/10.21580/wjit.2019.1.1.4000> Fakultas Ilmu Komputer Universitas Indonesia, 2016.
- [2] Sutrisno, S. (2020). Penerapan Algoritma Apriori Untuk Mencari Pola Penjualan Produk Dana Pada Pt Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk Kanca Jakarta Pasar Minggu. *Jurnal Sistem Informasi Dan Informatika (Simika)*, 3(1), 12–26. <https://doi.org/10.47080/simika.v3i1.834>
- [3] Rizkiana, N., Nurmalasari, Arisawati, E., & Hartini, S. (2019). Implementasi Algoritma Apriori pada Penjualan Selang Hydraulic. *Semantik*, 5(2), 211–218. <http://ojs.uho.ac.id/index.php/semantik/article/view/7114/pdf>
- [4] Naufal, F., Herry Chrisnanto, Y., & Kania Ningsih, A. (2022). Sistem Rekomendasi Penawaran Produk Pada Online Shop Menggunakan K-Means Clustering. *Informatics and Digital Expert (INDEX)*, 4(1), 10–17. <https://doi.org/10.36423/index.v4i1.879>
- [5] Putu, N., Merliana, E., & Santoso, A. J. (2015). *PROSIDING SEMINAR NASIONAL*

MULTI DISIPLIN ILMU & CALL FOR PAPERS UNISBANK (SENDI_U) Kajian Multi Disiplin Ilmu untuk Mewujudkan Poros Maritim dalam Pembangunan Ekonomi Berbasis Kesejahteraan Rakyat ANALISA PENENTUAN JUMLAH CLUSTER TERBAIK PADA METODE K-ME. 978–979.
<https://www.unisbank.ac.id/ojs/index.php/sendu/article/view/3333>

- [6] Herny Februariyanti, Aryo Dwi Laksono, Jati Sasongko Wibowo, M. S. U. (2021). Implementasi Metode Collaborative Filtering Untuk Sistem Rekomendasi Penjualan Pada Toko Mebel. *Jurnal Khatulistiwa Informatika*, IX(I), 43–50. www.unisbank.ac.id
- [7] Susanto, A. (2020). Implementasi Sistem Rekomendasi Menggunakan Pendekatan Collaborative Filtering dan Algoritma Slope One Pada Sistem Informasi Penjualan. *Universitas Teknologi Yogyakarta*.
- [8] Yuda, I. P., Jaya, D., & Dirgantoro, B. (2021). Implementasi Algoritma a-Priori Untuk Sistem (Recommendation System for E-Commerce Eataja Company Partner Using a-Priori Algorithm). *E-Proceeding of Engineering*, 8(5), 6222–6229.