

## **BAB IV**

### **HASIL DAN PEMBAHASAN**

#### **4.1. Deskripsi Data**

Data dalam penelitian ini diperoleh secara langsung dari transaksi penjualan di Toko Riski, yang mencakup informasi mengenai nama pelanggan, frekuensi belanja, total pengeluaran, jenis pembayaran, dan jenis produk favorit. Data yang digunakan merupakan data asli tanpa dilakukan konversi atau perubahan bentuk, sehingga seluruh proses analisis dilakukan berdasarkan kondisi riil di lapangan. Setiap atribut dalam data tersebut digunakan sebagaimana adanya untuk menggambarkan karakteristik pelanggan dalam proses klasterisasi.

Aplikasi Orange dipilih dalam penelitian ini karena memiliki antarmuka visual yang memudahkan dalam membangun alur analisis secara interaktif tanpa memerlukan kemampuan pemrograman. Setelah data dimasukkan ke dalam Orange, proses klasterisasi dilakukan menggunakan algoritma *K-Means*, yang bertujuan untuk mengelompokkan pelanggan berdasarkan kemiripan karakteristik dari data tersebut. Algoritma ini secara otomatis membagi data ke dalam beberapa klaster, di mana setiap klaster merepresentasikan pola atau segmentasi pelanggan tertentu, misalnya berdasarkan frekuensi belanja, tingkat pengeluaran, metode pembayaran, atau jenis produk favorit. Orange juga menyediakan fitur visualisasi yang membantu dalam mengevaluasi hasil pengelompokan, sehingga pengguna dapat memahami distribusi data antar klaster dengan lebih jelas. Dengan pendekatan ini, Toko Riski dapat memperoleh gambaran segmentasi pelanggan secara objektif dan efisien berdasarkan data transaksi aktual yang mereka miliki.

**Tabel 4. 1. Data Sampel Penelitian**

No	Nama Pelanggan	Frekuensi Belanja	Total Pengeluaran	Jenis Pembayaran	Jenis Produk Favorit
1	P1	Sering	Rendah	Transfer	Jaket
2	P2	Jarang	Rendah	Transfer	Sepatu
3	P3	Jarang	Tinggi	Transfer	Aksesoris
4	P4	Jarang	Tinggi	Transfer	Atasan
5	P5	Sering	Rendah	Tunai	Sepatu
6	P6	Jarang	Tinggi	Tunai	Jaket
7	P7	Sering	Tinggi	Tunai	Aksesoris
8	P8	Jarang	Tinggi	Transfer	Sepatu
9	P9	Jarang	Tinggi	Tunai	Celana
10	P10	Jarang	Tinggi	Tunai	Aksesoris
11	P11	Sering	Rendah	Tunai	Aksesoris
12	P12	Jarang	Tinggi	Tunai	Jaket
13	P13	Jarang	Rendah	Tunai	Aksesoris
14	P14	Sering	Tinggi	Transfer	Atasan
15	P15	Sering	Tinggi	Tunai	Sepatu
16	P16	Jarang	Tinggi	Tunai	Atasan
17	P17	Sering	Rendah	Tunai	Aksesoris
18	P18	Jarang	Tinggi	Transfer	Sepatu
19	P19	Sering	Rendah	Transfer	Aksesoris
20	P20	Sering	Tinggi	Transfer	Aksesoris
21	P21	Jarang	Rendah	Transfer	Atasan
22	P22	Sering	Tinggi	Tunai	Celana
23	P23	Jarang	Tinggi	Transfer	Jaket
24	P24	Sering	Rendah	Tunai	Aksesoris
25	P25	Sering	Rendah	Tunai	Jaket
26	P26	Sering	Rendah	Transfer	Aksesoris
27	P27	Sering	Tinggi	Tunai	Celana
28	P28	Jarang	Rendah	Transfer	Celana
29	P29	Sering	Tinggi	Tunai	Aksesoris
30	P30	Sering	Tinggi	Tunai	Sepatu
31	P31	Jarang	Rendah	Tunai	Atasan
32	P32	Jarang	Rendah	Transfer	Celana
33	P33	Sering	Rendah	Tunai	Jaket
34	P34	Sering	Tinggi	Transfer	Sepatu
35	P35	Sering	Rendah	Transfer	Jaket
36	P36	Sering	Rendah	Transfer	Celana

37	P37	Sering	Tinggi	Tunai	Jaket
38	P38	Sering	Rendah	Tunai	Sepatu
39	P39	Sering	Tinggi	Transfer	Jaket
40	P40	Jarang	Tinggi	Tunai	Sepatu
41	P41	Sering	Rendah	Transfer	Sepatu
42	P42	Sering	Tinggi	Tunai	Sepatu
43	P43	Sering	Rendah	Transfer	Sepatu
44	P44	Sering	Tinggi	Tunai	Atasan
45	P45	Sering	Tinggi	Tunai	Aksesoris
46	P46	Sering	Rendah	Transfer	Sepatu
47	P47	Jarang	Rendah	Transfer	Atasan
48	P48	Jarang	Rendah	Transfer	Celana
49	P49	Jarang	Rendah	Tunai	Jaket
50	P50	Jarang	Rendah	Tunai	Jaket
51	P51	Jarang	Tinggi	Tunai	Celana
52	P52	Sering	Rendah	Transfer	Aksesoris
53	P53	Jarang	Tinggi	Transfer	Celana
54	P54	Sering	Tinggi	Tunai	Aksesoris
55	P55	Sering	Rendah	Tunai	Aksesoris
56	P56	Sering	Rendah	Transfer	Celana
57	P57	Sering	Rendah	Tunai	Sepatu
58	P58	Jarang	Rendah	Tunai	Jaket
59	P59	Jarang	Tinggi	Transfer	Aksesoris
60	P60	Jarang	Tinggi	Tunai	Celana
61	P61	Jarang	Tinggi	Tunai	Sepatu
62	P62	Sering	Tinggi	Tunai	Jaket
63	P63	Sering	Tinggi	Tunai	Atasan
64	P64	Jarang	Tinggi	Transfer	Sepatu
65	P65	Sering	Rendah	Tunai	Celana
66	P66	Sering	Rendah	Transfer	Jaket
67	P67	Jarang	Tinggi	Tunai	Sepatu
68	P68	Jarang	Rendah	Tunai	Sepatu
69	P69	Jarang	Tinggi	Transfer	Celana
70	P70	Sering	Tinggi	Transfer	Jaket
71	P71	Jarang	Rendah	Transfer	Jaket
72	P72	Sering	Tinggi	Tunai	Aksesoris
73	P73	Sering	Rendah	Transfer	Celana
74	P74	Sering	Rendah	Transfer	Celana
75	P75	Sering	Rendah	Transfer	Aksesoris

76	P76	Jarang	Tinggi	Tunai	Atasan
77	P77	Jarang	Tinggi	Tunai	Jaket
78	P78	Jarang	Rendah	Transfer	Sepatu
79	P79	Jarang	Tinggi	Transfer	Aksesoris
80	P80	Jarang	Tinggi	Transfer	Celana
81	P81	Sering	Rendah	Transfer	Celana
82	P82	Sering	Rendah	Tunai	Atasan
83	P83	Sering	Rendah	Tunai	Atasan
84	P84	Jarang	Rendah	Tunai	Celana
85	P85	Jarang	Rendah	Tunai	Aksesoris
86	P86	Jarang	Rendah	Tunai	Aksesoris
87	P87	Sering	Tinggi	Tunai	Jaket
88	P88	Sering	Rendah	Tunai	Sepatu
89	P89	Sering	Tinggi	Transfer	Jaket
90	P90	Sering	Tinggi	Transfer	Celana
91	P91	Jarang	Rendah	Tunai	Aksesoris
92	P92	Jarang	Tinggi	Tunai	Jaket
93	P93	Jarang	Rendah	Tunai	Sepatu
94	P94	Jarang	Rendah	Tunai	Celana
95	P95	Sering	Tinggi	Transfer	Atasan
96	P96	Jarang	Tinggi	Tunai	Celana
97	P97	Sering	Rendah	Tunai	Jaket
98	P98	Jarang	Tinggi	Transfer	Aksesoris
99	P99	Jarang	Rendah	Tunai	Celana
100	P100	Sering	Tinggi	Transfer	Aksesoris

Tabel di atas merupakan data sampel penelitian yang diperoleh dari catatan transaksi pelanggan di Toko Riski. Data ini mencakup 100 pelanggan dengan beberapa atribut yang merepresentasikan perilaku berbelanja mereka, yaitu Nama Pelanggan, Frekuensi Belanja, Total Pengeluaran, Jenis Pembayaran, dan Jenis Produk Favorit. Dari data tersebut terlihat variasi karakteristik pelanggan, seperti ada yang berbelanja sering maupun jarang, dengan total pengeluaran yang dikategorikan rendah dan tinggi, serta metode pembayaran tunai maupun transfer. Atribut jenis produk favorit juga memberikan informasi tambahan mengenai

preferensi pelanggan terhadap kategori produk seperti atasan, celana, jaket, sepatu, dan aksesoris.

Data sampel ini digunakan sebagai dasar untuk proses analisis klasterisasi pelanggan. Setiap baris dalam tabel mewakili profil unik seorang pelanggan yang dapat dibandingkan dengan pelanggan lainnya untuk menemukan pola kesamaan. Dengan informasi ini, Toko Riski dapat mengidentifikasi segmentasi pelanggan berdasarkan kebiasaan belanja, pengeluaran, metode pembayaran, dan preferensi produk mereka. Selanjutnya, data ini dapat diproses menggunakan algoritma *K-Means* pada aplikasi Orange untuk membentuk klaster-klaster pelanggan yang memiliki karakteristik serupa, sehingga mendukung pengambilan keputusan bisnis yang lebih tepat sasaran.

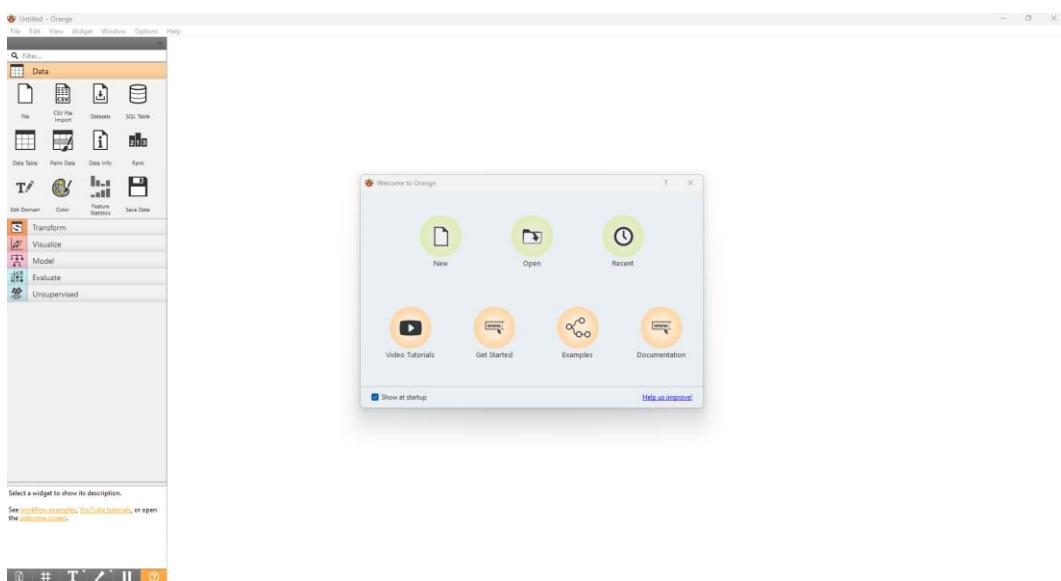
#### **4.2. Implementasi di Orange**

Implementasi dalam penelitian ini dilakukan menggunakan aplikasi Orange dengan membangun alur proses analisis secara visual melalui tahapan-tahapan yang saling terhubung. Proses dimulai dari impor data asli hasil transaksi penjualan di Toko Riski, tanpa dilakukan konversi ke bentuk lain. Data tersebut langsung digunakan sebagaimana adanya untuk dianalisis menggunakan algoritma *K-Means Clustering*. Proses klasterisasi kemudian dilakukan untuk mengelompokkan pelanggan berdasarkan kemiripan atribut seperti jumlah transaksi, total pembelian, dan metode pembayaran. Selanjutnya, hasil pengelompokan divisualisasikan dalam bentuk grafik atau diagram untuk memudahkan interpretasi, serta dievaluasi untuk melihat distribusi masing-masing

cluster secara otomatis dan efisien melalui fitur-fitur analitik yang disediakan oleh Orange.

#### 4.2.1. Buka Aplikasi

Membuka aplikasi merupakan langkah awal yang penting sebelum memulai proses analisis data. Dalam penelitian ini, aplikasi yang digunakan adalah Orange, yaitu platform analisis data berbasis visual yang mendukung berbagai metode *Data Mining*, termasuk *Clustering* seperti *K-Means*. Setelah aplikasi Orange dibuka, pengguna akan diarahkan ke tampilan utama yang menyediakan canvas kerja, tempat di mana pengguna dapat menyusun alur analisis secara interaktif dengan cara menyeret dan menghubungkan komponen-komponen (widget). Dari tahap ini, pengguna dapat mulai mengimpor data, melakukan preprocessing sederhana jika diperlukan, memilih algoritma *K-Means*, menjalankan proses *Clustering*, hingga memvisualisasikan hasil pengelompokan. Langkah awal ini menjadi dasar agar seluruh proses analisis berjalan secara terstruktur dan mudah dipahami.



#### **Gambar 4. 1. Tampilan Awal Aplikasi RapidMiner**

Gambar di atas menunjukkan tampilan awal ketika aplikasi Orange pertama kali dibuka. Pada tahap ini, pengguna akan diarahkan ke halaman utama yang memungkinkan pembuatan proyek analisis data baru secara visual. Langkah awal yang perlu dilakukan adalah menyeret widget “File” ke canvas sebagai langkah untuk mengimpor data asli hasil transaksi pelanggan di Toko Riski. Setelah data berhasil dimuat, pengguna dapat mulai menyusun alur analisis dengan menambahkan widget seperti “Select Columns”, “Preprocess”, dan “*K-Means*” untuk menjalankan proses klasterisasi. Semua tahapan dalam Orange dilakukan secara interaktif dengan metode drag and drop, sehingga memudahkan pengguna dalam membangun workflow analisis data tanpa perlu menulis kode. Tahapan awal ini menjadi fondasi penting agar proses pengelompokan data pelanggan dapat dijalankan secara sistematis dan menghasilkan hasil *Clustering* yang akurat serta mudah diinterpretasikan.

#### **4.2.2. Tambahkan Widget**

Menambahkan widget merupakan langkah penting dalam membangun alur kerja analisis di aplikasi Orange. Widget digunakan untuk menjalankan fungsi-fungsi tertentu seperti membaca data, melakukan klasterisasi, dan memvisualisasikan hasil. Dalam penelitian ini, beberapa widget yang digunakan antara lain File (untuk membaca data), Select Columns (untuk memilih atribut yang relevan), *K-Means* (untuk melakukan proses *Clustering*), dan Silhouette Plot atau Data Table (untuk melihat dan mengevaluasi hasil pengelompokan). Widget-widget ini ditambahkan dengan cara menyeretnya dari panel widget ke area kerja,

lalu saling dihubungkan agar proses klasterisasi dapat berjalan secara visual, otomatis, dan terstruktur.

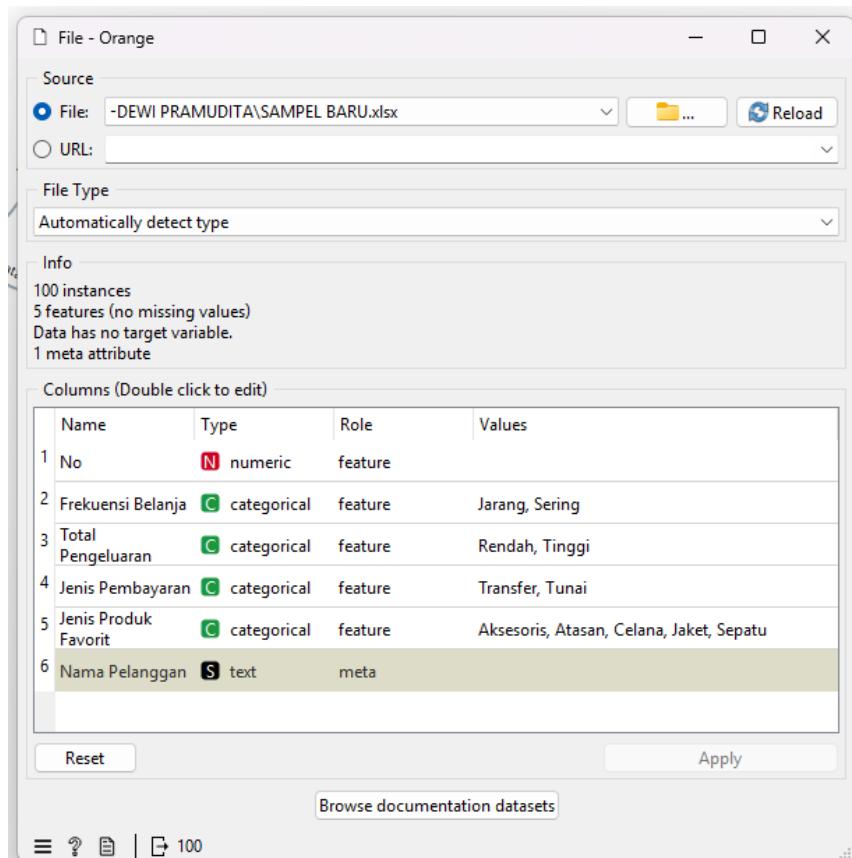


**Gambar 4. 2. Operator Read Excel**

Pada gambar di atas ditunjukkan bagian widget di aplikasi Orange, di mana pengguna dapat dengan mudah memilih dan menyeret komponen yang dibutuhkan ke dalam kanvas kerja. Untuk memulai proses klasterisasi, langkah pertama yang dilakukan adalah menambahkan widget “File” untuk mengimpor data yang telah disiapkan dalam format Excel atau CSV. Widget ini berfungsi untuk memasukkan data transaksi pelanggan secara langsung ke dalam lingkungan kerja Orange tanpa perlu dilakukan proses konversi. Penambahan widget “File” menjadi langkah awal yang sangat penting karena data yang diimpor akan digunakan sebagai dasar dalam proses *Clustering* menggunakan algoritma *K-Means*, yang bertujuan untuk mengelompokkan pelanggan berdasarkan pola belanja dan preferensi metode pembayaran yang mereka miliki.

#### 4.2.3. Input Data

Input data merupakan langkah awal dalam proses analisis, di mana data dimasukkan ke dalam aplikasi Orange agar dapat diolah lebih lanjut. Dalam penelitian ini, input data dilakukan dengan menggunakan widget "File" pada Orange, yang memungkinkan pengguna mengimpor data dari file berformat Excel atau CSV ke dalam alur kerja. Data yang diimpor merupakan data asli pelanggan Toko Riski yang berisi informasi jumlah transaksi, total pembelian, dan metode pembayaran. Data tersebut digunakan secara langsung dalam proses klasterisasi menggunakan metode *K-Means* untuk mengelompokkan pelanggan berdasarkan kemiripan karakteristik transaksi mereka.

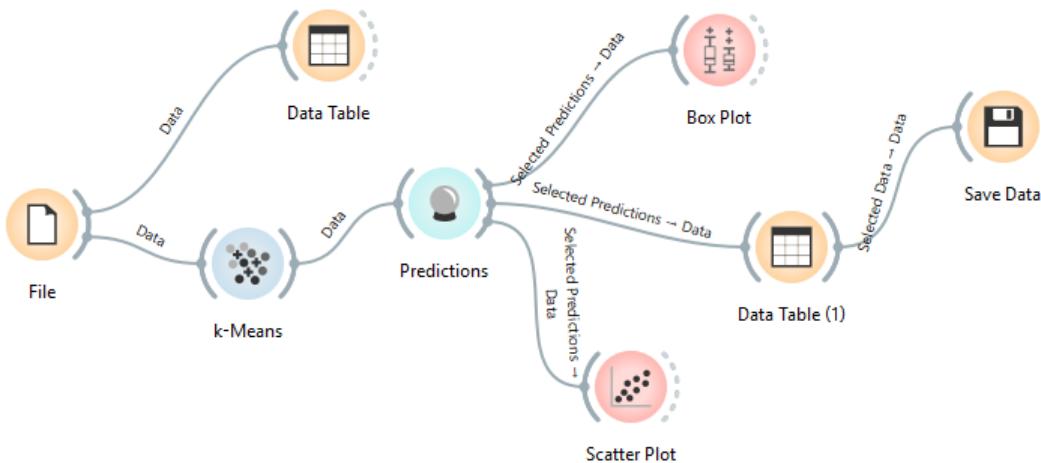


Gambar 4. 3. Input Data di RapidMiner

Pada gambar di atas ditampilkan proses input data ke dalam proyek yang sedang dibangun di aplikasi Orange. Proses ini dilakukan agar data yang sudah disiapkan sebelumnya dapat digunakan dalam pemodelan klasterisasi. Data yang ditampilkan pada gambar merupakan data yang telah berhasil diimpor ke dalam Orange melalui widget *File*. Setelah memilih file dan memastikan struktur data sesuai, pengguna dapat melanjutkan proses analisis. Langkah ini sangat penting karena tanpa adanya data yang berhasil dimasukkan, proses klasterisasi tidak akan bisa dilanjutkan ke tahap berikutnya, seperti pemilihan atribut, pengelompokan dengan algoritma *K-Means*, dan evaluasi hasil klaster yang terbentuk.

#### **4.2.4. Model Cluster**

Model klasterisasi adalah suatu pendekatan dalam *Data Mining* yang digunakan untuk mengelompokkan data ke dalam beberapa kelompok atau cluster berdasarkan kemiripan karakteristik antar data. Dalam konteks penelitian ini, model klasterisasi digunakan untuk mengelompokkan pelanggan Toko Riski berdasarkan atribut seperti jumlah transaksi, total pembelian, dan metode pembayaran. Melalui metode *K-Means Clustering*, pelanggan dengan pola belanja yang serupa akan dikelompokkan ke dalam satu cluster, sehingga dapat memberikan gambaran segmentasi yang lebih jelas dan membantu toko dalam menyusun strategi bisnis yang lebih tepat sasaran.



**Gambar 4. 4. Model Clustering**

Pada gambar di atas merupakan tampilan alur proses analisis data yang dibangun menggunakan aplikasi Orange dengan pendekatan *K-Means Clustering*. Alur dimulai dari widget File yang digunakan untuk mengimpor data transaksi pelanggan Toko Riski. Data tersebut kemudian dialirkan ke widget *K-Means* untuk dilakukan proses klasterisasi berdasarkan kemiripan atribut. Hasil klasterisasi disalurkan ke widget Predictions yang berfungsi untuk menghasilkan hasil pengelompokan atau prediksi cluster dari masing-masing data. Dari widget Predictions, output diteruskan ke beberapa visualisasi, seperti Data Table untuk menampilkan hasil data dalam bentuk tabel, Box Plot untuk melihat sebaran data dalam tiap cluster, dan Scatter Plot untuk visualisasi penyebaran data antar cluster secara grafis. Hasil akhir yang telah dikelompokkan dapat disimpan melalui widget Save Data, memungkinkan data tersimpan untuk kebutuhan analisis lanjutan. Alur ini menunjukkan tahapan sistematis dalam mengelompokkan data pelanggan secara visual dan interaktif menggunakan Orange.

### 4.3. Hasil Cluster

Hasil klasterisasi merupakan output dari proses pemodelan yang menunjukkan pengelompokan data ke dalam beberapa cluster berdasarkan kemiripan karakteristik antar data. Dalam konteks penelitian ini, hasil klasterisasi menunjukkan pembagian pelanggan Toko Riski ke dalam kelompok-kelompok tertentu berdasarkan atribut seperti jumlah transaksi, total pembelian, dan metode pembayaran. Setiap pelanggan akan tergabung ke dalam cluster yang paling sesuai dengan pola perilaku belanjanya, sehingga hasil ini dapat digunakan untuk memahami segmentasi pelanggan dan mendukung perumusan strategi bisnis yang lebih tepat sasaran.

**Tabel 4. 2. Hasil Clustering**

No	Nama Pelanggan	Frekuensi Belanja	Total Pengeluaran	Jenis Pembayaran	Jenis Produk Favorit	Cluster
1	P1	Sering	Rendah	Transfer	Jaket	C2
2	P2	Jarang	Rendah	Transfer	Sepatu	C2
3	P3	Jarang	Tinggi	Transfer	Aksesoris	C2
4	P4	Jarang	Tinggi	Transfer	Atasan	C2
5	P5	Sering	Rendah	Tunai	Sepatu	C2
6	P6	Jarang	Tinggi	Tunai	Jaket	C2
7	P7	Sering	Tinggi	Tunai	Aksesoris	C2
8	P8	Jarang	Tinggi	Transfer	Sepatu	C2
9	P9	Jarang	Tinggi	Tunai	Celana	C2
10	P10	Jarang	Tinggi	Tunai	Aksesoris	C2
11	P11	Sering	Rendah	Tunai	Aksesoris	C2
12	P12	Jarang	Tinggi	Tunai	Jaket	C2
13	P13	Jarang	Rendah	Tunai	Aksesoris	C2
14	P14	Sering	Tinggi	Transfer	Atasan	C2
15	P15	Sering	Tinggi	Tunai	Sepatu	C2
16	P16	Jarang	Tinggi	Tunai	Atasan	C2
17	P17	Sering	Rendah	Tunai	Aksesoris	C2
18	P18	Jarang	Tinggi	Transfer	Sepatu	C2
19	P19	Sering	Rendah	Transfer	Aksesoris	C2

20	P20	Sering	Tinggi	Transfer	Aksesoris	C2
21	P21	Jarang	Rendah	Transfer	Atasan	C2
22	P22	Sering	Tinggi	Tunai	Celana	C2
23	P23	Jarang	Tinggi	Transfer	Jaket	C2
24	P24	Sering	Rendah	Tunai	Aksesoris	C2
25	P25	Sering	Rendah	Tunai	Jaket	C2
26	P26	Sering	Rendah	Transfer	Aksesoris	C2
27	P27	Sering	Tinggi	Tunai	Celana	C2
28	P28	Jarang	Rendah	Transfer	Celana	C1
29	P29	Sering	Tinggi	Tunai	Aksesoris	C2
30	P30	Sering	Tinggi	Tunai	Sepatu	C2
31	P31	Jarang	Rendah	Tunai	Atasan	C2
32	P32	Jarang	Rendah	Transfer	Celana	C1
33	P33	Sering	Rendah	Tunai	Jaket	C2
34	P34	Sering	Tinggi	Transfer	Sepatu	C2
35	P35	Sering	Rendah	Transfer	Jaket	C1
36	P36	Sering	Rendah	Transfer	Celana	C1
37	P37	Sering	Tinggi	Tunai	Jaket	C2
38	P38	Sering	Rendah	Tunai	Sepatu	C2
39	P39	Sering	Tinggi	Transfer	Jaket	C2
40	P40	Jarang	Tinggi	Tunai	Sepatu	C2
41	P41	Sering	Rendah	Transfer	Sepatu	C1
42	P42	Sering	Tinggi	Tunai	Sepatu	C2
43	P43	Sering	Rendah	Transfer	Sepatu	C1
44	P44	Sering	Tinggi	Tunai	Atasan	C2
45	P45	Sering	Tinggi	Tunai	Aksesoris	C2
46	P46	Sering	Rendah	Transfer	Sepatu	C1
47	P47	Jarang	Rendah	Transfer	Atasan	C1
48	P48	Jarang	Rendah	Transfer	Celana	C1
49	P49	Jarang	Rendah	Tunai	Jaket	C3
50	P50	Jarang	Rendah	Tunai	Jaket	C3
51	P51	Jarang	Tinggi	Tunai	Celana	C3
52	P52	Sering	Rendah	Transfer	Aksesoris	C1
53	P53	Jarang	Tinggi	Transfer	Celana	C1
54	P54	Sering	Tinggi	Tunai	Aksesoris	C2
55	P55	Sering	Rendah	Tunai	Aksesoris	C3
56	P56	Sering	Rendah	Transfer	Celana	C1
57	P57	Sering	Rendah	Tunai	Sepatu	C3
58	P58	Jarang	Rendah	Tunai	Jaket	C3

59	P59	Jarang	Tinggi	Transfer	Aksesoris	C1
60	P60	Jarang	Tinggi	Tunai	Celana	C3
61	P61	Jarang	Tinggi	Tunai	Sepatu	C3
62	P62	Sering	Tinggi	Tunai	Jaket	C3
63	P63	Sering	Tinggi	Tunai	Atasan	C3
64	P64	Jarang	Tinggi	Transfer	Sepatu	C1
65	P65	Sering	Rendah	Tunai	Celana	C3
66	P66	Sering	Rendah	Transfer	Jaket	C1
67	P67	Jarang	Tinggi	Tunai	Sepatu	C3
68	P68	Jarang	Rendah	Tunai	Sepatu	C3
69	P69	Jarang	Tinggi	Transfer	Celana	C1
70	P70	Sering	Tinggi	Transfer	Jaket	C1
71	P71	Jarang	Rendah	Transfer	Jaket	C1
72	P72	Sering	Tinggi	Tunai	Aksesoris	C3
73	P73	Sering	Rendah	Transfer	Celana	C1
74	P74	Sering	Rendah	Transfer	Celana	C1
75	P75	Sering	Rendah	Transfer	Aksesoris	C1
76	P76	Jarang	Tinggi	Tunai	Atasan	C3
77	P77	Jarang	Tinggi	Tunai	Jaket	C3
78	P78	Jarang	Rendah	Transfer	Sepatu	C1
79	P79	Jarang	Tinggi	Transfer	Aksesoris	C1
80	P80	Jarang	Tinggi	Transfer	Celana	C1
81	P81	Sering	Rendah	Transfer	Celana	C1
82	P82	Sering	Rendah	Tunai	Atasan	C3
83	P83	Sering	Rendah	Tunai	Atasan	C3
84	P84	Jarang	Rendah	Tunai	Celana	C3
85	P85	Jarang	Rendah	Tunai	Aksesoris	C3
86	P86	Jarang	Rendah	Tunai	Aksesoris	C3
87	P87	Sering	Tinggi	Tunai	Jaket	C3
88	P88	Sering	Rendah	Tunai	Sepatu	C3
89	P89	Sering	Tinggi	Transfer	Jaket	C1
90	P90	Sering	Tinggi	Transfer	Celana	C1
91	P91	Jarang	Rendah	Tunai	Aksesoris	C3
92	P92	Jarang	Tinggi	Tunai	Jaket	C3
93	P93	Jarang	Rendah	Tunai	Sepatu	C3
94	P94	Jarang	Rendah	Tunai	Celana	C3
95	P95	Sering	Tinggi	Transfer	Atasan	C1
96	P96	Jarang	Tinggi	Tunai	Celana	C3
97	P97	Sering	Rendah	Tunai	Jaket	C3

98	P98	Jarang	Tinggi	Transfer	Aksesoris	C1
99	P99	Jarang	Rendah	Tunai	Celana	C3
100	P100	Sering	Tinggi	Transfer	Aksesoris	C1

Berdasarkan hasil klasterisasi menggunakan algoritma *K-Means*, seluruh data pelanggan terbagi menjadi tiga cluster, yaitu C1, C2, dan C3. Dari total 100 data pelanggan, sebanyak 34 pelanggan masuk dalam Cluster 1 (C1), 41 pelanggan masuk dalam Cluster 2 (C2), dan 25 pelanggan masuk dalam Cluster 3 (C3). Pembagian ini menunjukkan adanya perbedaan pola perilaku belanja di antara pelanggan Toko Riski, yang berhasil dikelompokkan secara otomatis oleh algoritma berdasarkan kemiripan atribut pada data transaksi.

Cluster 1 (C1) merepresentasikan kelompok pelanggan yang jarang berbelanja, sebagian besar dengan total pengeluaran rendah hingga menengah, dan banyak menggunakan pembayaran transfer. Karakteristik ini menandakan bahwa pelanggan di klaster ini cenderung tidak terlalu loyal, lebih memilih pembelian yang sesekali, dan lebih nyaman menggunakan metode pembayaran non-tunai. Dengan mengetahui pola ini, toko dapat merancang strategi promosi khusus untuk meningkatkan frekuensi belanja mereka, seperti diskon transfer atau promosi produk tertentu.

Cluster 2 (C2) merupakan kelompok pelanggan yang sering berbelanja, memiliki pengeluaran tinggi maupun rendah, dan menggunakan pembayaran tunai maupun transfer secara seimbang. Mereka banyak menyukai produk utama seperti jaket, sepatu, celana, dan aksesoris, sehingga bisa dikategorikan sebagai pelanggan inti yang menyumbang volume transaksi terbesar. Sedangkan Cluster 3

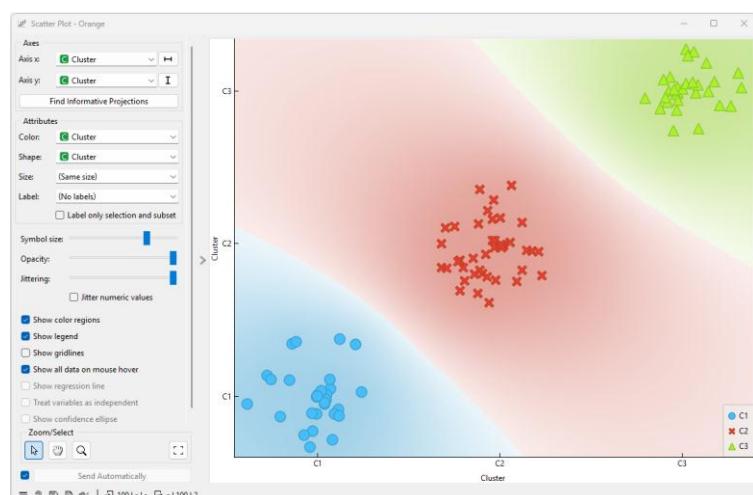
(C3) diisi oleh pelanggan dengan pola belanja campuran, sebagian sering dan sebagian jarang, namun cenderung melakukan transaksi tunai dan memiliki preferensi kuat pada produk tertentu seperti jaket dan celana. Kelompok ini dapat menjadi target program loyalitas untuk mendorong konsistensi belanja mereka.

#### 4.4. Evaluasi Model

Evaluasi model adalah proses untuk mengukur seberapa baik kinerja model dalam menghasilkan pengelompokan data yang sesuai dengan karakteristik aslinya. Dalam penelitian ini, evaluasi dilakukan menggunakan widget Scatter Plot dan Box Plot di aplikasi Orange.

##### 4.4.1. Scatter Plot

Scatter Plot adalah visualisasi grafis yang menampilkan penyebaran data dalam bentuk titik-titik berdasarkan dua atribut atau lebih. Dalam konteks klasterisasi, Scatter Plot digunakan untuk melihat distribusi dan pemisahan antar cluster secara visual, sehingga memudahkan analisis pola dari hasil pengelompokan data.



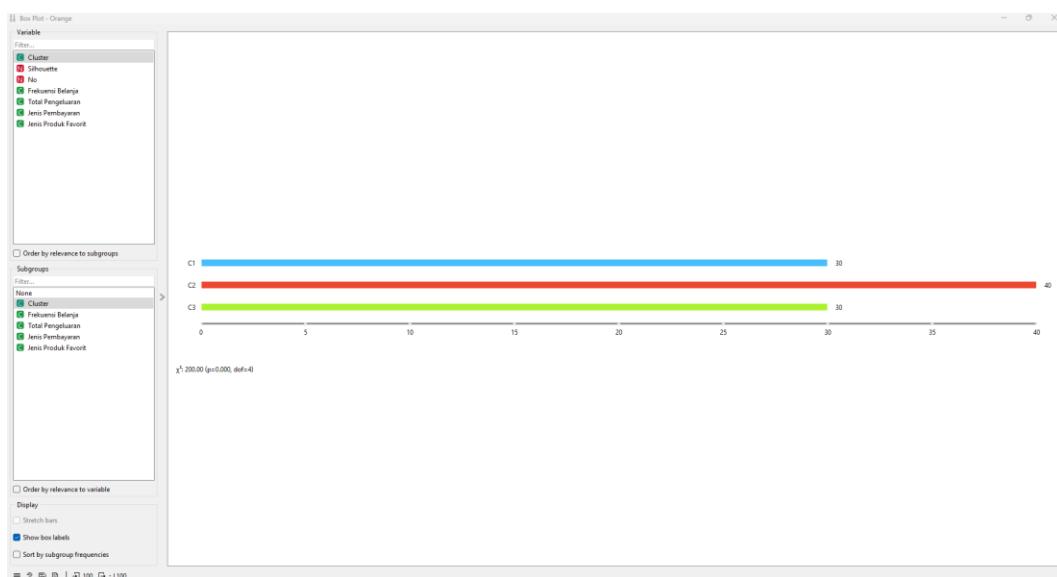
Gambar 4. 5. Visualisasi Scatter Plot

Scatter plot di atas menampilkan hasil klasterisasi pelanggan Toko Riski menggunakan algoritma *K-Means*, di mana setiap titik merepresentasikan satu pelanggan. Visualisasi ini menggunakan warna berbeda untuk tiap cluster: biru untuk C1, merah untuk C2, dan hijau untuk C3. Daerah berwarna di latar belakang menunjukkan batas pemisahan cluster yang dibentuk oleh algoritma, di mana setiap titik berada dalam area cluster yang paling mendekati pusatnya. Terlihat bahwa titik-titik dalam masing-masing cluster cukup terkonsentrasi di area yang sama, menandakan bahwa proses klasterisasi berhasil membentuk segmentasi yang jelas berdasarkan kemiripan perilaku pelanggan.

Berdasarkan persebaran titik pada scatter plot, Cluster 1 (C1) berada di sisi kiri bawah, mewakili pelanggan yang jarang berbelanja dengan pengeluaran rendah, biasanya lebih memilih pembayaran transfer. Cluster 2 (C2) terlihat di area tengah, menunjukkan pelanggan inti yang sering berbelanja dengan variasi pengeluaran yang cukup lebar, baik tinggi maupun rendah. Sementara itu, Cluster 3 (C3) berada di sisi kanan atas, berisi pelanggan yang cenderung memiliki preferensi kuat terhadap produk tertentu dan dominan melakukan transaksi tunai. Pola sebaran ini menunjukkan bahwa toko dapat menyusun strategi pemasaran yang berbeda untuk tiap cluster, misalnya promosi loyalitas untuk C1 agar lebih sering berbelanja, mempertahankan kepuasan pelanggan C2 yang menjadi penopang utama penjualan, dan memberikan penawaran khusus produk favorit untuk C3 agar loyalitas mereka semakin tinggi.

#### 4.4.2. Visualisasi Bar Plot

Box Plot adalah visualisasi statistik yang digunakan untuk menunjukkan distribusi data berdasarkan lima nilai ringkasan: minimum, kuartil pertama, median, kuartil ketiga, dan maksimum. Dalam konteks klasterisasi, Box Plot membantu membandingkan sebaran nilai setiap atribut antar cluster sehingga memudahkan analisis perbedaan karakteristik antar kelompok.



**Gambar 4. 6. Hasil Visualisasi Box Plot**

Gambar di atas memperlihatkan hasil visualisasi distribusi jumlah data pada setiap cluster dalam bentuk Box Plot horizontal (atau lebih tepatnya bar distribusi cluster). Pada visualisasi tersebut terlihat bahwa Cluster 2 (C2) ditampilkan dengan warna merah dan memiliki jumlah anggota paling banyak, yaitu 40 pelanggan. Cluster 1 (C1) berwarna biru dan Cluster 3 (C3) berwarna hijau masing-masing memiliki 30 pelanggan. Visualisasi ini membantu menunjukkan proporsi sebaran data antar cluster, di mana C2 mendominasi populasi pelanggan, sementara C1 dan C3 memiliki jumlah anggota yang seimbang.

Distribusi ini mendukung analisis segmentasi pelanggan Toko Riski. C2 yang beranggotakan paling banyak menandakan bahwa mayoritas pelanggan memiliki pola belanja yang aktif, sehingga mereka bisa dikategorikan sebagai pelanggan utama yang menyumbang transaksi terbesar. Sementara C1 dan C3 yang jumlahnya lebih sedikit mewakili kelompok pelanggan dengan perilaku berbeda: C1 lebih pasif dan jarang belanja, sedangkan C3 cenderung memiliki preferensi produk yang spesifik. Dengan mengetahui komposisi ini, toko dapat memfokuskan strategi pemasaran pada C2 untuk mempertahankan loyalitas mereka, sekaligus merancang promosi dan program loyalitas untuk meningkatkan kontribusi C1 dan C3 agar penjualan semakin optimal.

#### **4.5. Pembahasan**

Berdasarkan hasil klasterisasi menggunakan algoritma *K-Means* pada data pelanggan Toko Riski, diperoleh tiga cluster utama yang merepresentasikan segmentasi pelanggan berdasarkan frekuensi belanja, total pengeluaran, metode pembayaran, dan jenis produk favorit. Dari 100 data pelanggan, sebanyak 34 pelanggan masuk ke Cluster 1 (C1), 41 pelanggan masuk ke Cluster 2 (C2), dan 25 pelanggan masuk ke Cluster 3 (C3). Hasil ini menunjukkan bahwa sebagian besar pelanggan berada pada Cluster 2, yang mengindikasikan adanya kelompok pelanggan yang memiliki pola belanja aktif dan menjadi penopang utama penjualan toko. Sementara itu, C1 dan C3 memiliki jumlah pelanggan yang lebih sedikit, menandakan variasi perilaku yang berbeda dan berpotensi untuk ditingkatkan kontribusinya melalui strategi pemasaran yang tepat.

Hasil scatter plot menunjukkan distribusi visual yang jelas antara ketiga cluster. C1 berada di area kiri bawah, yang merepresentasikan pelanggan jarang berbelanja dengan pengeluaran rendah dan cenderung memilih pembayaran transfer. C2 terkonsentrasi di area tengah, yang terdiri dari pelanggan yang sering berbelanja dengan pengeluaran bervariasi dan lebih menyebar dalam hal metode pembayaran. Sementara itu, C3 terletak di area kanan atas, didominasi oleh pelanggan dengan preferensi produk spesifik, sebagian besar melakukan transaksi tunai, dan memiliki potensi loyalitas yang tinggi terhadap kategori produk tertentu. Pola sebaran yang terpisah dengan jelas ini menunjukkan bahwa algoritma *K-Means* mampu mengelompokkan pelanggan secara efektif berdasarkan kesamaan perilaku mereka.

Visualisasi Box Plot menegaskan distribusi jumlah anggota tiap cluster. Cluster 2 memiliki 41 pelanggan, menjadikannya kelompok dominan yang menyumbang kontribusi penjualan terbesar. Cluster 1 dan Cluster 3 masing-masing memiliki 34 dan 25 pelanggan, sehingga berada di bawah dominasi C2. Informasi ini penting bagi pengambilan keputusan bisnis, karena toko dapat memprioritaskan strategi retensi pelanggan untuk C2 agar tetap loyal, sekaligus menerapkan strategi promosi yang lebih agresif untuk C1 dan C3 guna meningkatkan frekuensi dan nilai transaksi mereka. Misalnya, promosi diskon untuk pembayaran transfer dapat menarik perhatian C1, sedangkan penawaran bundling produk favorit dapat menguatkan loyalitas C3.

Secara keseluruhan, hasil klasterisasi ini memberikan gambaran yang jelas mengenai segmentasi pelanggan Toko Riski. Dengan mengetahui karakteristik

tiap cluster, toko dapat merancang strategi pemasaran yang lebih spesifik dan terarah, seperti memberikan reward untuk pelanggan loyal di C2, mendorong C1 untuk meningkatkan frekuensi belanja, dan memperkuat ketertarikan C3 pada produk favorit mereka. Selain itu, visualisasi scatter plot dan box plot membantu memahami distribusi data secara intuitif, sehingga manajemen toko dapat lebih mudah mengidentifikasi peluang peningkatan penjualan. Pendekatan berbasis data ini memastikan bahwa setiap keputusan pemasaran memiliki landasan analisis yang objektif dan efisien