
ANALISIS PERBANDINGAN LINKAGE AGGLOMERATIVE HIERARCHICAL CLUSTERING PENINGKATAN STRATEGI PEMASARAN GALERI ULOS SIANIPAR

Anusa Anjani¹, Novriadi Antonius Siagian², Masdiana Sagala³, Romanus Damanik⁴

Universitas Katolik Santo Thomas Medan , Sumatera Utara

e-mail: ¹anusaanjani861@gmail.com, ²novriadi.antonius95@gmail.com,

³masdianasagala@gmail.com , ⁴Rdfikom@gmail.com

Abstract: *Variations in selling price, sales volume, transaction frequency, and inventory levels among Ulos products require differentiated marketing strategies. This analysis compares the single, complete, average, and Ward linkage methods. D2 linkage methods were used in agglomerative hierarchical clustering for product segmentation at Galeri Ulos Sianipar Medan. A total of 161 products were analyzed using selling price, units sold, transaction frequency, and ending inventory. The data were standardized using Z-scores, while inter-product proximity was calculated using Euclidean distance. Each linkage method was applied to form three clusters and evaluated using the Silhouette Score, Davies–Bouldin Index, membership distribution, and business interpretability. Single linkage achieved the best internal metrics, with a silhouette score of 0.556650 and a Davies–Bouldin index of 0.286346, but produced a highly imbalanced distribution of 1-2-158. Average and complete linkage also formed dominant clusters, with distributions of 1-147-13 and 21-119-21, respectively. Ward. D2 produced a more proportional distribution of 21-82-58, although its Silhouette Score and Davies–Bouldin Index were 0.401513 and 0.799404. Considering cluster balance, centroid clarity, and marketing relevance, the Ward method was selected as the most appropriate operational model. D2 was selected as the most appropriate operational model. The resulting segments represent economical fast-moving products, regular products with growth potential, and premium products with selective sales, thereby supporting differentiated inventory, promotion, and sales strategies.*

Keywords: *agglomerative hierarchical clustering, linkage methods, marketing strategy, Ulos products, Ward.D2*

Abstrak: Keragaman harga, volume penjualan, frekuensi transaksi, dan persediaan produk Ulos menimbulkan kebutuhan akan strategi pemasaran yang berbeda sesuai karakteristik setiap produk. Analisis difokuskan pada perbandingan Single Linkage, Complete Linkage, Average Linkage, dan Ward.D2 dalam Agglomerative Hierarchical Clustering sebagai dasar segmentasi produk di Galeri Ulos Sianipar Medan. Sebanyak 161 produk dianalisis menggunakan atribut harga jual, jumlah terjual, frekuensi transaksi, dan stok akhir. Perbedaan skala atribut ditangani melalui standardisasi Z-score, sedangkan kedekatan antarproduk dihitung menggunakan Euclidean Distance. Keempat metode linkage diterapkan untuk membentuk tiga klaster dan dievaluasi berdasarkan Silhouette Score, Davies-Bouldin Index, distribusi anggota, serta kemudahan interpretasi bisnis. Single Linkage menghasilkan Silhouette Score sebesar 0,556650 dan Davies-Bouldin Index sebesar 0,286346, tetapi membentuk distribusi yang sangat timpang, yaitu 1-2-158. Average Linkage dan Complete Linkage juga menghasilkan satu klaster dominan dengan distribusi masing-masing 1-147-13 dan 21-119-21. Ward.D2 memperoleh Silhouette Score sebesar 0,401513 dan Davies-Bouldin Index sebesar 0,799404, tetapi menghasilkan distribusi yang lebih proporsional, yaitu 21, 82, dan 58 produk. Dengan mempertimbangkan keseimbangan anggota, kejelasan centroid, dan relevansi hasil bagi pengambilan keputusan, Ward.D2 ditetapkan sebagai model

operasional yang paling sesuai. Klaster yang terbentuk merepresentasikan produk ekonomis berperputaran cepat, produk reguler potensial, dan produk premium dengan penjualan selektif. Segmentasi tersebut mendukung pengendalian persediaan dan bundling, penguatan promosi digital dan edukasi produk, serta pemasaran premium melalui personal selling dan sistem pre-order.

Kata Kunci: agglomerative hierarchical clustering, metode linkage, strategi pemasaran, produk Ulos, Ward.D2

PENDAHULUAN

Pemanfaatan data transaksi telah berkembang menjadi salah satu dasar penting dalam penyusunan strategi pemasaran. Data tidak lagi hanya berfungsi sebagai catatan administratif, tetapi dapat diolah untuk mengenali pola permintaan, perilaku pembelian, karakteristik produk, serta kecenderungan persediaan. Segmentasi berbasis data memungkinkan pelaku usaha membedakan perlakuan pemasaran untuk setiap kelompok objek sehingga kegiatan promosi, pelayanan, dan pengelolaan persediaan dapat dilakukan secara lebih terarah. Putri et al. menunjukkan bahwa hasil pengelompokan berdasarkan karakteristik transaksi dapat diterjemahkan menjadi strategi pemasaran yang berbeda pada setiap segmen. Pendekatan serupa juga dikemukakan oleh Tabianan et al., yang memperlihatkan bahwa teknik clustering dapat digunakan untuk mengidentifikasi kelompok berdasarkan pola pembelian dan mendukung pengambilan keputusan pemasaran yang lebih relevan.

Penerapan segmentasi tidak terbatas pada pengelompokan pelanggan, tetapi dapat diarahkan pada pengelompokan produk. Setiap produk mempunyai karakteristik yang berbeda dari sisi harga, volume penjualan, intensitas transaksi, maupun jumlah persediaan. Perbedaan tersebut menyebabkan strategi yang seragam tidak selalu memberikan hasil yang efektif. Produk dengan harga terjangkau dan tingkat penjualan tinggi membutuhkan jaminan ketersediaan stok, sedangkan produk berharga tinggi dengan frekuensi

transaksi rendah memerlukan pendekatan pemasaran yang menekankan eksklusivitas dan nilai produk. Muthmainah et al. memperlihatkan bahwa pengelompokan produk ritel dapat menghasilkan struktur kelompok yang membantu proses pengelolaan dan evaluasi produk. Pada konteks segmentasi pelanggan, Widyawati et al. juga menunjukkan bahwa Agglomerative Hierarchical Clustering mampu membentuk kelompok berdasarkan kedekatan karakteristik transaksi dan memberikan dasar bagi penentuan strategi yang berbeda pada setiap kelompok.

Galeri Ulos Sianipar Medan memproduksi dan memasarkan berbagai jenis Ulos dan songket dengan karakteristik produk yang beragam. Keragaman tersebut tercermin pada perbedaan harga jual, jumlah produk terjual, frekuensi transaksi, dan stok akhir. Kondisi ini memberikan pilihan yang luas bagi konsumen, tetapi sekaligus menimbulkan tantangan dalam menentukan produk yang harus diprioritaskan untuk dipromosikan, ditambah persediaannya, dipasarkan secara eksklusif, atau dievaluasi karena memiliki tingkat perputaran yang rendah. Pengelolaan seluruh produk dengan strategi yang sama berpotensi menimbulkan promosi yang kurang tepat sasaran, keterlambatan penambahan stok pada produk yang banyak diminati, serta penumpukan persediaan pada produk yang memiliki permintaan rendah. Oleh karena itu, diperlukan pengelompokan objektif yang mampu mengidentifikasi pola kemiripan antarproduk berdasarkan data penjualan dan persediaannya.

Agglomerative Hierarchical

Clustering dipilih karena mampu membentuk struktur kelompok secara bertahap tanpa memerlukan pusat klaster awal. Setiap objek ditempatkan sebagai klaster individual, kemudian dua klaster yang memiliki kedekatan tertinggi digabungkan secara berulang hingga membentuk struktur hierarki. Hasil proses tersebut dapat ditampilkan melalui dendrogram sehingga hubungan kedekatan dan tahapan penggabungan produk dapat diamati. Meskipun menggunakan data yang sama, struktur klaster dapat berbeda karena metode linkage menentukan cara jarak antarklaster dihitung. Single Linkage menggunakan pasangan anggota terdekat, Complete Linkage menggunakan pasangan anggota terjauh, Average Linkage mempertimbangkan rata-rata jarak seluruh pasangan anggota, sedangkan Ward menggabungkan klaster berdasarkan peningkatan variasi internal terkecil.

Perbandingan metode linkage diperlukan karena tidak terdapat satu pendekatan yang selalu menghasilkan pengelompokan terbaik pada seluruh karakteristik data. Suraya dan Wijayanto membandingkan Single, Average, Complete, dan Ward dengan sejumlah metode nonhierarkis dan menemukan bahwa kualitas hasil dipengaruhi oleh struktur data serta metrik evaluasi yang digunakan. Usna dan Aprilia memperlihatkan bahwa Agglomerative Hierarchical Clustering dapat menghasilkan pola pengelompokan yang berbeda dibandingkan K-Means ketika diterapkan pada data kemiskinan. Bhahari dan Kusnawi mengintegrasikan Hierarchical Clustering dengan evaluasi Silhouette dan Davies-Bouldin untuk memperoleh kelompok sosial ekonomi yang dapat diinterpretasikan menjadi rekomendasi kebijakan. Putri et al. secara khusus membandingkan sejumlah metode linkage dan menegaskan bahwa pemilihan metode perlu didasarkan pada kualitas serta keterinterpretasian struktur klaster, bukan hanya pada asumsi bahwa satu linkage selalu lebih unggul.

Ward memiliki karakteristik berbeda dibandingkan Single, Complete, dan Average karena proses penggabungannya diarahkan untuk meminimalkan peningkatan jumlah kuadrat galat dalam klaster. Murtagh dan Legendre menjelaskan bahwa kriteria Ward berorientasi pada pembentukan klaster dengan variasi internal relatif kecil, tetapi implementasinya perlu disesuaikan dengan definisi jarak dan formulasi algoritma yang digunakan. Karakteristik ini membuat Ward berpotensi menghasilkan kelompok yang lebih kompak dan proporsional. Namun, pemilihannya tetap harus dibuktikan melalui perbandingan empiris terhadap metode linkage lain pada data yang sama.

Berdasarkan permasalahan tersebut, kajian ini diarahkan pada perbandingan Single Linkage, Complete Linkage, Average Linkage, dan Ward.D2 dalam Agglomerative Hierarchical Clustering untuk mengelompokkan 161 produk Galeri Ulos Sianipar Medan ke dalam tiga klaster. Empat atribut yang dianalisis meliputi harga jual, jumlah terjual, frekuensi transaksi, dan stok akhir. Standardisasi Z-score diterapkan sebelum perhitungan Euclidean Distance agar seluruh atribut berada pada skala yang sebanding. Penilaian model tidak hanya menggunakan Silhouette Score dan Davies-Bouldin Index, tetapi juga memperhatikan distribusi anggota serta profil centroid setiap klaster. Kontribusi utama kajian terletak pada penentuan metode linkage yang mampu menghasilkan keseimbangan antara kualitas statistik dan keterinterpretasian bisnis, sehingga kelompok produk dapat diterjemahkan menjadi strategi pengendalian persediaan, promosi produk reguler, dan pemasaran produk premium secara lebih terarah.

METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan penerapan teknik data mining untuk menganalisis

pola pengelompokan produk pada Galeri Ulos Sianipar Medan. Proses pengelompokan dilakukan menggunakan Agglomerative Hierarchical Clustering dengan membandingkan empat metode linkage, yaitu Single Linkage, Complete Linkage, Average Linkage, dan Ward.D2. Perbandingan tersebut dilakukan untuk memperoleh metode linkage yang menghasilkan struktur kluster paling optimal berdasarkan kualitas internal, distribusi anggota, dan kemudahan interpretasi karakteristik setiap kluster.

Tahapan analisis diawali dengan pemeriksaan kelengkapan dan konsistensi data, pemilihan atribut yang relevan, serta standarisasi menggunakan Z-score. Data yang telah distandarisasi kemudian digunakan untuk membentuk matriks jarak berdasarkan Euclidean Distance.

Analisis utama dilakukan terhadap data produk Galeri Ulos Sianipar Medan. Selain pengolahan keseluruhan data, sepuluh produk dengan karakteristik yang bervariasi digunakan sebagai sampel perhitungan manual. Sampel tersebut digunakan untuk memverifikasi tahapan standarisasi Z-score, perhitungan Euclidean Distance, dan proses awal penggabungan kluster

Data dan Atribut Penelitian

Dataset terdiri atas produk Ulos dan songket yang diproduksi atau dipasarkan oleh Galeri Ulos Sianipar Medan. Dataset menggambarkan periode pengamatan simulatif selama 12 bulan. Harga jual diperoleh dari informasi produk, sedangkan jumlah terjual, frekuensi transaksi, dan stok akhir pada dataset implementasi merupakan data simulasi yang digunakan untuk menguji model pengelompokan.

Dengan demikian, matriks data yang dianalisis dinyatakan sebagai:

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & x_{13} & x_{14} \\ x_{21} & x_{22} & x_{23} & x_{24} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & x_{n3} & x_{n4} \end{bmatrix}, \quad (1)$$

dengan $n = 161$ sebagai jumlah produk dan empat kolom masing-masing merepresentasikan harga jual, jumlah

terjual, frekuensi transaksi, dan stok akhir.

Tahapan Penelitian

Alur penelitian dirancang agar proses pengelompokan dapat ditelusuri dan direplikasi. Tahapannya digambarkan sebagai berikut.



Gambar 1 Tahapan penelitian

Prapemrosesan Data

Prapemrosesan dilakukan sebelum perhitungan jarak untuk memastikan bahwa data memenuhi persyaratan analisis numerik. Pemeriksaan mencakup nilai kosong, kode produk ganda, ketidaksesuaian format numerik, nilai negatif, konsistensi kelompok produk, serta status aktif produk.

Standarisasi Z-score

Standarisasi diperlukan karena keempat atribut mempunyai satuan dan rentang berbeda. Harga jual dinyatakan dalam rupiah dan memiliki rentang jauh lebih besar daripada jumlah terjual, frekuensi transaksi, dan stok akhir.

Perhitungan Euclidean Distance

Kedekatan antarproduk dihitung berdasarkan data yang telah distandarisasi. Jarak antara produk ke- i dan produk ke- l dihitung menggunakan Euclidean Distance sebagai berikut:

$$d(i, l) = \sqrt{\sum_{j=1}^p (z_{ij} - z_{lj})^2}, \quad (5)$$

Agglomerative Hierarchical Clustering

Agglomerative Hierarchical Clustering menggunakan pendekatan dari bawah ke atas. Pada tahap awal, setiap produk diperlakukan sebagai satu kluster tunggal:

$$C_i = \{x_i\}, i = 1, 2, \dots, n.$$

(6)

Single Linkage

Single Linkage menentukan jarak dua kluster berdasarkan pasangan anggota yang memiliki jarak paling kecil.

$$D_{\text{single}}(A, B) = \min_{\substack{x \in A \\ y \in B}} d(x, y),$$

(8)

dengan A dan B merupakan dua kluster yang dibandingkan. Metode ini sensitif terhadap keberadaan rangkaian objek yang saling berdekatan sehingga dapat menimbulkan efek *chaining*.

Complete Linkage

Complete Linkage menentukan jarak dua kluster berdasarkan pasangan anggota dengan jarak paling besar.

$$D_{\text{complete}}(A, B) = \max_{\substack{x \in A \\ y \in B}} d(x, y).$$

(9)

Penggunaan jarak terjauh membuat proses penggabungan mempertimbangkan anggota yang paling berbeda. Oleh sebab itu, Complete Linkage cenderung membentuk kluster yang lebih rapat dibandingkan Single Linkage.

Average Linkage

Average Linkage menentukan jarak dua kluster berdasarkan rata-rata seluruh jarak pasangan anggota.

$$D_{\text{average}}(A, B) = \frac{1}{|A||B|} \sum_{x \in A} \sum_{y \in B} d(x, y),$$

(10)

Ward.D2

Ward.D2 memilih pasangan kluster yang menghasilkan peningkatan variasi internal paling kecil. Pembaruan jarak antara kluster baru $A \cup B$ dan kluster lain C dihitung menggunakan formulasi Lance-Williams:

$$D(A \cup B, C) = \sqrt{\frac{(n_A + n_C)D(A, C)^2 + (n_B + n_C)D(B, C)^2 - n_C D(A, B)^2}{n_A + n_B + n_C}},$$

(11)

Desain Perbandingan Model

Pengujian dilakukan terhadap empat metode *linkage* dan lima alternatif jumlah kluster, yaitu $K = 2$ sampai $K = 6$. Dengan demikian, jumlah kombinasi model yang dianalisis adalah:

$$4 \times 5 = 20 \text{ kombinasi model.}$$

(12)

Evaluasi Silhouette Score

Silhouette Score menilai kesesuaian setiap produk terhadap kluster yang ditempatinya dengan membandingkan kedekatan intrakluster dan jarak terhadap kluster lain. Rata-rata jarak produk ke- i terhadap anggota kluster yang sama dihitung menggunakan [12]:

$$S = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n s(i). \quad (13)$$

Evaluasi Davies-Bouldin Index

Davies-Bouldin Index mengukur hubungan antara penyebaran anggota dalam kluster dan pemisahan antarkluster. Centroid data terstandarisasi untuk kluster ke- k Davies-Bouldin Index seluruh model dihitung sebagai:

$$DBI = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \max_{h \neq k} R_{kh}. \quad (14)$$

Penyusunan Strategi Pemasaran

Strategi pemasaran tidak dihasilkan langsung oleh algoritma Agglomerative Hierarchical Clustering. Algoritma hanya menghasilkan struktur hierarki, keanggotaan, jarak, dan centroid. Rekomendasi pemasaran disusun melalui interpretasi karakteristik setiap kluster. Kelompok dengan penjualan dan frekuensi transaksi tinggi diarahkan pada pemeliharaan ketersediaan stok, promosi volume, *bundling*, dan *cross-selling*.

Implementasi dan Verifikasi Perhitungan

Metode diimplementasikan dalam sistem berbasis website. Sistem menerima data produk, memvalidasi atribut, melakukan standarisasi, membentuk matriks jarak, menjalankan empat metode *linkage*, memotong dendrogram berdasarkan jumlah kluster, menghitung Silhouette Score dan Davies-Bouldin Index, serta menampilkan centroid dan anggota kluster.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian dilakukan terhadap 161 produk Ulos dan songket dengan membandingkan empat metode linkage dalam Agglomerative Hierarchical Clustering, yaitu Single Linkage, Average Linkage, Complete Linkage, dan Ward.D2. Seluruh metode diproses menggunakan data, atribut, standardisasi, serta ukuran jarak yang sama agar perbedaan hasil benar-benar mencerminkan pengaruh metode linkage

yang digunakan.

Perbandingan Empat Metode Linkage

Perbandingan utama dilakukan pada jumlah kluster yang sama, yaitu tiga kluster. Pemilihan konfigurasi yang sama memungkinkan karakteristik hasil Single, Average, Complete, dan Ward.D2 dibandingkan secara langsung. Hasil pengujian disajikan pada Tabel 4.

Tabel 1 Perbandingan metode linkage pada tiga kluster

Metode linkage	Silhouette Score	Davies-Bouldin Index	Distribusi anggota	Proporsi kluster terbesar	Karakteristik hasil
Single Linkage	0,556650	0,286346	1 - 2 - 158	98,14%	Evaluasi internal terbaik, tetapi sangat timpang
Average Linkage	0,452039	0,751832	1 - 147-13	91,30%	Satu kluster sangat dominan
Complete Linkage	0,414222	0,758919	21 - 119 - 21	73,91%	Distribusi lebih baik, tetapi masih didominasi satu kluster
Ward.D2	0,401513	0,799404	21 - 82 - 58	50,93%	Distribusi paling proporsional dan interpretatif

Perbandingan Jumlah Kluster pada Ward.D2

Setelah Ward.D2 ditetapkan sebagai metode linkage operasional, dilakukan perbandingan terhadap alternatif jumlah kluster dari K=2 sampai

K=6. Pengujian ini digunakan untuk menentukan jumlah kelompok yang masih memiliki kualitas internal memadai dan dapat diterjemahkan menjadi strategi pemasaran

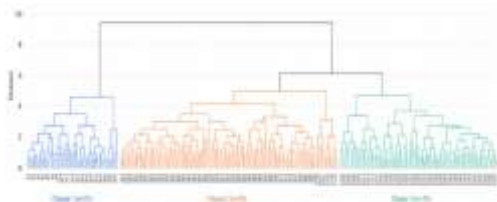
Tabel 2 Perbandingan jumlah kluster pada Ward.D2

Jumlah kluster	Silhouette Score	Davies-Bouldin Index	Distribusi anggota	Interpretasi
2	0,425809	0,922401	58 - 103	Silhouette tertinggi, tetapi hanya membentuk dua kelompok umum
3	0,401513	0,799404	21 - 82 - 58	DBI terendah dan menghasilkan tiga segmen yang jelas
4	0,370467	0,951967	21 - 35 - 82 - 23	Kualitas menurun dan kelompok mulai terfragmentasi
5	0,390620	0,867498	14 - 21 - 9 - 35 - 82	Interpretasi menjadi lebih kompleks
6	0,298505	0,896005	12 - 14 - 21 - 70 - 9 - 35	Silhouette terendah dan kluster terlalu terpecah

Dendrogram Ward.D2

Dendrogram digunakan untuk memperlihatkan struktur hierarki penggabungan 161 produk. Setiap daun pada dendrogram mewakili satu produk,

sedangkan cabang menunjukkan proses penggabungan produk atau kelompok berdasarkan tingkat kedekatannya.



Gambar 2 Dendrogram Ward.D2 dengan tiga kluster

Distribusi dan Profil Kluster Ward.D2

Urutan distribusi pada keluaran awal Ward.D2 adalah 21-82-58. Urutan tersebut mengikuti susunan node hasil pemotongan dendrogram. Setelah centroid dianalisis, label kelompok disusun kembali berdasarkan karakteristik harga dan permintaan menjadi Kluster 1 sebanyak 58 produk, Kluster 2 sebanyak 82 produk, dan Kluster 3 sebanyak 21 produk.

Tabel 3 Distribusi kluster Ward.D2

Kluster	Jumlah produk	Rata-rata harga jual	Rata-rata rata-rata terjual	Rata-rata transaksi	Rata-rata stok akhir	Persen tase	Profil
1	21	Rp1.973.809,52	10,76 unit	9,10 transaksi	6,05 unit	13,04%	Produk premium-penjualan selektif
2	82	Rp592.926,83	28,22 unit	18,89 transaksi	16,71 unit	50,93%	Produk reguler-potensial
3	58	Rp213.965,52	88,69 unit	52,00 transaksi	45,40 unit	36,02%	Produk ekonomis- <i>fast moving</i>

Strategi Pemasaran Berdasarkan Ward.D2

Hasil Ward.D2 menunjukkan bahwa setiap kluster memiliki karakteristik harga, penjualan, transaksi, dan persediaan yang berbeda. Perbedaan tersebut mengindikasikan bahwa seluruh produk tidak tepat apabila dikelola

menggunakan kebijakan pemasaran yang sama. Produk dengan harga terjangkau dan perputaran tinggi membutuhkan pengendalian persediaan yang berbeda dari produk reguler maupun produk premium dengan pola pembelian yang lebih selektif.

Tabel 4 Strategi pemasaran berdasarkan kluster Ward.D2

Kluster	Profil produk	Tujuan pemasaran	Strategi promosi	Pengelolaan persediaan	Saluran pemasaran	Indikator evaluasi
1	Ekonomis- <i>fast moving</i>	Mempertahankan volume penjualan dan mendorong pembelian berulang	Bundling, diskon kuantitas terukur, promosi produk populer, dan <i>cross-selling</i>	Menetapkan batas stok minimum dan jadwal pengadaan kembali	Marketplace, media sosial, toko fisik, dan penjualan paket	Perputaran persediaan, frekuensi kehabisan stok, pembelian ulang, dan margin
2	Reguler-potensial	Meningkatkan daya tarik dan konversi penjualan	Edukasi motif, katalog digital, diferensiasi fungsi, dan promosi silang	Menjaga persediaan pada tingkat moderat serta mengevaluasi permintaan	Media sosial, katalog digital, toko fisik, dan tenaga	Pertumbuhan penjualan, konversi promosi, dan perubahan frekuensi

3	Meningkatkan Premium nilai transaksi dan penjuala mempertahankan selektif an eksklusivitas	Storytelling, konsultasi personal, foto profesional, kemasan premium, dan pre-order	Menyediakan persediaan terbatas atau produk berdasarkan pesanan	secara berkala penjualan <i>Personal selling</i> , katalog premium, pameran budaya, dan mitra acara adat	transaksi Nilai transaksi rata-rata, margin, konversi calon pelanggan, dan lama penyimpanan

Pembahasan Pemilihan Ward.D2

Perbandingan empat metode *linkage* menunjukkan bahwa model dengan nilai evaluasi internal terbaik belum tentu memberikan hasil yang paling sesuai untuk kebutuhan pemasaran. Single Linkage menghasilkan Silhouette Score sebesar 0,556650 dan Davies-Bouldin Index sebesar 0,286346. Kedua nilai tersebut lebih baik dibandingkan metode lainnya pada tiga klaster. Namun, distribusi anggotanya sangat tidak seimbang karena 158 dari 161 produk tergabung dalam satu klaster, sedangkan dua klaster lainnya hanya berisi satu dan dua produk.

Distribusi tersebut menyebabkan perbedaan karakteristik produk sulit digambarkan secara memadai. Produk dengan harga terjangkau, produk reguler, dan produk premium masih terkumpul dalam satu kelompok besar. Kondisi tersebut membatasi kegunaan hasil pengelompokan dalam menentukan kebijakan promosi dan persediaan.

Hasil pengelompokan dapat digunakan sebagai dasar untuk membedakan kebijakan persediaan, promosi, dan saluran pemasaran. Produk ekonomis diarahkan pada pengendalian stok, bundling, dan peningkatan pembelian ulang; produk reguler dikembangkan melalui edukasi motif, katalog digital, dan promosi silang; sedangkan produk premium dipasarkan melalui pendekatan eksklusif, konsultasi personal, dan sistem pre-order. Penelitian selanjutnya dapat menggunakan data transaksi aktual dalam beberapa periode, menambahkan atribut seperti margin keuntungan, musim penjualan, dan karakteristik pelanggan, serta

membandingkan Ward.D2 dengan metode clustering lain. Evaluasi berkala juga diperlukan agar perubahan karakteristik produk dapat segera diikuti.

SIMPULAN

Perbandingan Single Linkage, Average Linkage, Complete Linkage, dan Ward.D2 pada 161 produk Ulos menunjukkan bahwa pemilihan model tidak cukup hanya berdasarkan nilai evaluasi internal. Single Linkage menghasilkan Silhouette Score tertinggi dan Davies-Bouldin Index terendah, tetapi membentuk distribusi klaster yang sangat timpang. Ward.D2 dengan tiga klaster dipilih sebagai model operasional karena menghasilkan pembagian anggota yang lebih proporsional, yaitu 58 produk ekonomis-fast moving, 82 produk reguler-potensial, dan 21 produk premium-penjualan selektif. Meskipun konfigurasi dua klaster memperoleh Silhouette Score tertinggi pada Ward.D2, konfigurasi tiga klaster menghasilkan Davies-Bouldin Index terendah serta memberikan profil yang lebih relevan untuk kebutuhan pemasaran.

Hasil pengelompokan dapat digunakan sebagai dasar untuk membedakan kebijakan persediaan, promosi, dan saluran pemasaran. Produk ekonomis diarahkan pada pengendalian stok, bundling, dan peningkatan pembelian ulang; produk reguler dikembangkan melalui edukasi motif, katalog digital, dan promosi silang; sedangkan produk premium dipasarkan melalui pendekatan eksklusif, konsultasi personal, dan sistem pre-order.

Penelitian selanjutnya dapat menggunakan data transaksi aktual dalam beberapa periode, menambahkan atribut seperti margin keuntungan, musim penjualan, dan karakteristik pelanggan, serta membandingkan Ward.D2 dengan metode clustering lain. Evaluasi berkala juga diperlukan agar perubahan karakteristik produk dapat segera diikuti dengan penyesuaian strategi pemasaran.

DAFTAR PUSTAKA

- Y. Putri, D. Aldo, and W. Ilham, "Retail Marketing Strategy Optimization: Customer Segmentation with Artificial Intelligence Integration and K-Means Clustering," *Sink. J. dan Penelit. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 4, pp. 2155–2163, 2024, doi: 10.33395/sinkron.v8i4.14000.
- K. Tabianan, S. Velu, and V. Ravi, "K-Means Clustering Approach for Intelligent Customer Segmentation Using Customer Purchase Behavior Data," *Sustainability*, vol. 14, no. 12, p. 7243, 2022, doi: 10.3390/su14127243.
- S. G. Muthmainah, A. I. Hadiana, and M. Melina, "Comparative Analysis of K-Means and K-Medoids Clustering in Retail Store Product Grouping," *Int. J. Quant. Res. Model.*, vol. 5, no. 3, pp. 280–294, 2024, doi: 10.46336/ijqrm.v5i3.753.
- W. Widyawati, W. L. Y. Saptomo, and Y. R. W. Utami, "Penerapan Agglomerative Hierarchical Clustering untuk Segmentasi Pelanggan," *J. Ilm. SINUS*, vol. 18, no. 1, pp. 75–87, 2020, doi: 10.30646/sinus.v18i1.448.
- N. Antonius Siagian and S. P. Sipayung, "Handling Data Imbalance Problem in Hybrid Resampling Approach to Improve Accuracy of K-Nearest Neighbors Algorithm," *Instal J. Komput.*, vol. 16, no. 02, pp. 78–87, Jun. 2024.
- C. Wongoutong, "The Impact of Neglecting Feature Scaling in K-Means Clustering," *PLoS One*, vol. 19, no. 12, p. e0310839, 2024, doi: 10.1371/journal.pone.0310839.
- G. R. Suraya and A. W. Wijayanto, "Comparison of Hierarchical Clustering, K-Means, K-Medoids, and Fuzzy C-Means Methods in Grouping Provinces in Indonesia According to the Special Index for Handling Stunting," *Indones. J. Stat. Its Appl.*, vol. 6, no. 2, pp. 180–201, 2022.
- W. Usna and R. Aprilia, "Comparison of Agglomerative Hierarchical Clustering Algorithm and K-Means Algorithm in Poverty Data Clustering in North Sumatra," *Desimal J. Mat.*, vol. 7, no. 3, pp. 489–500, 2024, doi: 10.24042/djm.v7i3.24373.
- R. H. Bhahari and K. Kusnawi, "Clustering Analysis of Socio-Economic Districts/Cities in East Java Province Using PCA and Hierarchical Clustering Methods," *Sink. J. dan Penelit. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 4, pp. 2242–2251, 2024.
- D. R. R. Putri, N. Ulinnuha, and P. K. Intan, "Comparison of Linkage Methods in Hierarchical Clustering for Grouping Districts/Cities in East Java Based on Stunting Determinants," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 9, no. 5, pp. 2434–2442, 2025, doi: 10.30871/jaic.v9i5.10919.
- F. Murtagh and P. Legendre, "Ward's Hierarchical Clustering Method: Clustering Criterion and Agglomerative Algorithm," *J. Classif.*, vol. 31, no. 3, pp. 274–295, 2014, doi: 10.1007/s00357-014-9161-z.
- P. J. Rousseeuw, "Silhouettes: A Graphical Aid to the Interpretation and Validation of Cluster Analysis," *J. Comput. Appl. Math.*, vol. 20, pp. 53–65, 1987, doi: 10.1016/0377-0427(87)90125-7.
- I. F. Ashari, E. D. Nugroho, R. Baraku, I. N. Yanda, and R. Liwardana, "Analysis of Elbow, Silhouette,

Davies-Bouldin, Calinski-Harabasz, and Rand-Index Evaluation on K-Means Algorithm for Classifying Flood-Affected Areas in Jakarta,” *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 7, no. 1, pp. 89–97, 2023,

D. L. Davies and D. W. Bouldin, “A Cluster Separation Measure,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. PAMI-1, no. 2, pp. 224–227, 1979, doi: 10.1109/TPAMI.1979.4766909.

