

PENERAPAN ANALISIS *RFM* DAN *K-MEDOIDS* UNTUK KLASTERISASI PRODUK *SKINCARE JGLOW STORE BOGOR*

Dea Aulia Mutiara

*Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Indraprasta PGRI Jalan Raya
Tengah No 80, Kelurahan Gedong, Pasar Rebo, Jakarta Timur*
deaaamutiara00@gmail.com

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan produk skincare berdasarkan pola penjualan dengan menggunakan metode Recency, Frequency, Monetary (RFM) dan algoritma K-Medoids. Pendekatan RFM digunakan untuk menilai performa produk berdasarkan seberapa baru transaksi terjadi, seberapa sering produk terjual, dan nilai total penjualannya (Kumar, 2018). Data transaksi diambil dari JGlow Store Bogor, kemudian diolah untuk memperoleh nilai RFM setiap produk. Selanjutnya, data dinormalisasi dan dikluster menggunakan algoritma K-Medoids yang dipilih karena kemampuannya dalam menangani data yang mengandung outlier (Sammut, 2017). Hasil klusterisasi menghasilkan dua kelompok utama yaitu produk dengan penjualan tinggi (laris) dan produk dengan penjualan rendah (kurang laris). Evaluasi menggunakan Silhouette Score menghasilkan nilai 0.34 yang menunjukkan kualitas kluster yang cukup baik (Lee, 2025). Sistem ini kemudian divisualisasikan melalui aplikasi desktop yang menampilkan hasil kluster secara informatif. Hasil penelitian ini diharapkan dapat membantu manajemen JGlow Store dalam pengambilan keputusan terkait strategi promosi dan pengelolaan stok.

Kata Kunci: RFM, *K-Medoids*, Klusterisasi, Penjualan *Skincare*, *JGlow*

ABSTRACT

This research aims to cluster skincare products based on sales patterns using the Recency, Frequency, Monetary (RFM) method and the K-Medoids algorithm. The RFM approach is utilised to assess product performance based on how recent transactions occurred, how frequently products were sold, and the total sales value (Kumar, 2018). Transaction data was collected from JGlow Store in Bogor and processed to obtain RFM values for each product. Subsequently, the data were normalized and clustered using the K-Medoids algorithm, which was chosen for its ability to handle data containing outliers (Sammut, 2017). The clustering results yielded two main groups: high-selling products (best sellers) and low-selling products (slow movers). Evaluation using the Silhouette Score produced a value of 0.34, indicating a reasonably good cluster quality (Lee, 2025). This system was then visualized through a desktop application that presents the clustering results in an informative manner. The findings of this research are expected to assist JGlow Store management in making decisions related to promotional strategies and inventory management.

Keyword: RFM, *K-Medoids*, Clustering, *Skincare Sales*, *JGlow*

PENDAHULUAN

Selama ini, proses penilaian terhadap performa penjualan produk sering kali dilakukan secara manual, berdasarkan intuisi atau pengalaman subjektif pelaku usaha. Pendekatan konvensional ini memiliki kelemahan dalam hal keakuratan dan skalabilitas, terutama ketika jumlah produk dan transaksi penjualan terus bertambah. Oleh karena itu, diperlukan suatu pendekatan yang sistematis dan terotomatisasi untuk

menganalisis data penjualan secara objektif guna mengidentifikasi pola-pola perilaku konsumen terhadap produk tertentu (Tan, 2019).

Salah satu pendekatan analitis yang dapat diimplementasikan untuk menjawab permasalahan tersebut adalah metode RFM (*recency*, *frequency*, dan *monetary*). RFM merupakan teknik yang banyak digunakan dalam analisis perilaku pelanggan, namun dalam konteks ini diterapkan untuk

SS mengevaluasi performa masing-masing produk berdasarkan tiga dimensi utama: Komponen *recency* digunakan untuk mengukur seberapa lama sejak transaksi terakhir dilakukan oleh pelanggan. *Frequency* mengevaluasi seberapa sering pelanggan melakukan pembelian dalam jangka waktu tertentu, sementara *monetary* mencerminkan total pengeluaran pelanggan selama periode analisis (Kumar, 2018).

Namun, sekadar mengetahui nilai RFM saja belum cukup. Diperlukan proses lanjutan berupa klusterisasi data untuk mengelompokkan produk berdasarkan karakteristik penjualan mereka. Dalam hal ini, algoritma *k-medoids* menjadi alternatif yang tepat karena keunggulannya dalam mengelola data berdimensi banyak dan ketahanannya terhadap data *outlier*. *K-Medoids* mengelompokkan produk *skincare* ke dalam klaster yang homogen berdasarkan nilai RFM, misalnya produk dengan tingkat penjualan tinggi (laris) hingga rendah (kurang laris). Hasil klusterisasi ini dapat digunakan sebagai dasar dalam menyusun strategi bisnis yang lebih presisi dan berorientasi pada data.

Pendekatan ini relevan dengan beberapa penelitian terdahulu, seperti dalam penelitian Adiana et al. (2018) yang menerapkan segmentasi pelanggan menggunakan RFM dan *K-Means* pada UKM di bidang makanan, serta penelitian oleh Syukron et al. (2022) yang membandingkan algoritma *K-Means*, *K-Medoids*, dan *Fuzzy C-Means* dalam segmentasi reseller produk kecantikan. Penelitian Selvina (2025) juga menunjukkan bahwa *K-Medoids* efektif dalam optimasi klaster pada analisis penjualan kosmetik.

Berdasarkan penjabaran di atas, penelitian ini dirancang untuk menjawab kebutuhan akan sistem analisis penjualan yang objektif dan berbasis data. Dengan mengintegrasikan metode RFM sebagai dasar evaluasi performa produk dan algoritma *K-Medoids* untuk proses klusterisasi, penelitian ini menawarkan pendekatan analitis yang tidak hanya mampu mengidentifikasi produk unggulan maupun kurang potensial, tetapi juga berkontribusi

terhadap optimalisasi manajemen persediaan, efisiensi strategi pemasaran, serta peningkatan kualitas pengambilan keputusan bentuk aplikasi desktop menggunakan bahasa pemrograman Python (Zhang et al., 2022).

METODE PENELITIAN

Penelitian dilakukan dalam beberapa tahapan: pengumpulan data transaksi penjualan dari JGlow Store Bogor, perhitungan nilai RFM, normalisasi data dengan metode *Min-Max Scaling* (Joseph et al., 2016), klusterisasi menggunakan algoritma *K-Medoids* (Sammut, 2017), dan evaluasi hasil klusterisasi menggunakan *Silhouette Score* (Lee, 2025). Algoritma *K-Medoids* dipilih karena lebih tahan terhadap *outlier* dibandingkan metode klusterisasi lainnya. Sistem dibangun dalam bentuk aplikasi desktop menggunakan bahasa pemrograman Python (Zhang et al., 2022).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil perhitungan RFM menunjukkan variasi signifikan antar produk. Setelah dilakukan normalisasi, data diklaster menggunakan *K-Medoids* dan terbentuk dua klaster. Klaster pertama terdiri dari produk dengan nilai *frequency* dan *monetary* tinggi seperti Paket *Radiance* dan Paket *Spot Whitening*. Klaster kedua berisi produk seperti *Spotless Sunscreen* dan *Acne Night Cream* yang memiliki nilai *frequency* dan *monetary* lebih rendah. Evaluasi menggunakan *Silhouette Score* menghasilkan nilai 0.34, yang menandakan pembagian klaster cukup baik (Lee, 2025). Sistem ini divisualisasikan dalam bentuk aplikasi desktop untuk mempermudah analisis dan pengambilan keputusan.

Selain analisis deskriptif, proses perhitungan nilai RFM dilakukan terhadap seluruh produk *skincare* berdasarkan data transaksi dari JGlow Store Bogor. Nilai *Recency* dihitung dari selisih hari antara tanggal transaksi terakhir dengan tanggal referensi (*cut-off*), sedangkan *Frequency* merupakan jumlah transaksi per produk, dan *Monetary*

SS mencerminkan total nilai penjualan produk. Tabel 1 menyajikan contoh hasil perhitungan nilai RFM sebelum dilakukan normalisasi.

Tabel 1. Perhitungan Nilai RFM

Produk	Recency	Frequency	Monetary
Spotless sunscreen	10	1	100000
Paket Extra Acne Total	4	3	810000
Paket Radiance	0	7	2030000
Paket Spot Whitening	2	4	1040000
Acne Night Cream	1	2	200000
Facial Wash Dark Spot	5	2	170000
Toner Acne	7	1	75000
Facial Wash Acne	1	3	255000
Paket Extra Acne Sulfur	4	1	270000

Setelah mendapatkan hasil dari transformasi data maka selanjutnya dilakukan tahap normalisasi data pada atribut RFM. Selanjutnya gunakan rumus Min Max Normalization pada tahap normalisasi data.

Tabel 2. Nilai Minimum dan Maksimum Data RFM

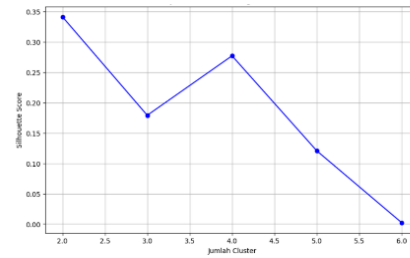
	R (hari lalu)	F	M
Min	0	1	75000
Max	10	7	2030000

Setelah ke tahap normalisasi data menggunakan *min max normalization* selanjutnya Pada nilai atribut *recency* dilakukan pengurangan nilai 1- sebab semakin sedikit nilai maka semakin sesuai hasil yang akan didapatkan.

Tabel 3. Hasil Data Normalisasi

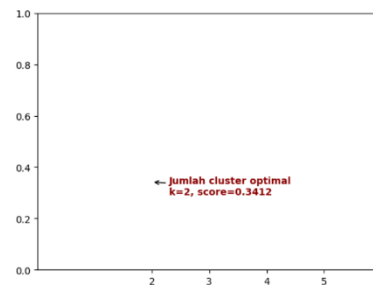
No	Produk	NR	NF	NM
1	Spotless sunscreen	1,00	0,00	0,01
2	Paket Extra Acne Total	0,40	0,33	0,38
3	Paket Radiance	0,00	1,00	1,00
4	Paket Spot Whitening	0,20	0,50	0,49
5	Acne Night Cream	0,10	0,17	0,06
6	Facial Wash Dark Spot	0,50	0,17	0,05
7	Toner Acne	0,70	0,00	0,00
8	Facial Wash Acne	0,10	0,33	0,09
9	Paket Extra Acne Sulfur	0,40	0,00	0,10

Setelah melalui proses pra-pemrosesan data, dilakukan normalisasi terhadap nilai RFM untuk menyetarakan skala antar variabel. Hasil normalisasi ini kemudian digunakan sebagai data input pada tahap klusterisasi menggunakan algoritma *k-medoids*.



Gambar 1. Visualisasi Silhouette Score

Berdasarkan Gambar 1, diperoleh hasil evaluasi terhadap jumlah kluster mulai dari 2 hingga 6. Nilai *silhouette* tertinggi terdapat pada jumlah kluster $k = 2$ dengan skor sekitar **0.34**, yang menunjukkan bahwa pembentukan dua kluster memberikan pemisahan yang paling optimal di antara data. Setelah itu, nilai *silhouette* cenderung menurun seiring bertambahnya jumlah kluster.



Gambar 2. Jumlah Cluster Optimal

Oleh karena itu, sistem menetapkan jumlah kluster yang digunakan dalam proses *K-Medoids* selanjutnya adalah sebanyak dua kluster. Penentuan ini dilakukan agar hasil klusterisasi dapat merepresentasikan segmentasi produk secara lebih jelas dan tidak tumpang tindih antar kluster.

Selanjutnya, dilakukan perhitungan jarak *Euclidean* dari setiap produk terhadap kedua *medoid* tersebut. Jarak ini disebut sebagai *cost*, yang merepresentasikan kedekatan masing-masing produk terhadap *medoid*. Hasil perhitungan jarak dari iterasi pertama dan jarak *euclidean* ditunjukkan pada tabel berikut:

Perhitungan menggunakan jarak *Euclidean*:

- Medoid Cluster* Laris: Paket Radiance (0.00,1.00,1.00)
- Medoid Cluster* kurang laris: Spotless Sunscreen (1.00,0.00,0.10)

SS

Rumus *Euclidean* :

$$\text{Jarak} = \sqrt{(R_1 - R_2)^2 + (F_1 - F_2)^2 + (M_1 - M_2)^2}$$

Tabel 3 Perhitungan Iterasi 1

No	Produk	Cost1	Cost 2	kedekatan	cluster
1	Spotless sunscreen	1,72	0,00	0	2
2	Paket Extra Acne Totol	1,00	0,00	0	2
3	Paket Radiance	0,00	1,00	0	1
4	Paket Spot Whitening	0,74	0,29	0,28568971	1
5	Acne Night Cream	1,26	0,46	0,46382599	2
6	Facial Wash Dark Spot	1,36	0,38	0,38071787	2
7	Toner Acne	1,58	0,59	0,58519769	2
8	Facial Wash Acne	1,13	0,41	0,41302796	2
9	Paket Extra Acne Sulfur	1,40	0,43	0,43290385	2
Jumlah kedekatan				2,561363069	

Berdasarkan hasil perhitungan tersebut, produk dimasukkan ke dalam kluster berdasarkan kedekatan jaraknya ke medoid. Produk dengan jarak *cost* lebih dekat ke *medoid* Paket *Radiance* masuk ke kluster (1) produk laris, sedangkan yang lebih dekat ke *Spotless Sunscreen* masuk ke kluster (2) produk kurang laris.

Untuk memastikan kestabilan hasil kluster, dilakukan iterasi ke-2 dengan menggunakan medoid acak yaitu paket *radiance* dan *facial wash dark spot*. Hasil perhitungan menunjukkan tidak ada perubahan jarak yang signifikan dan pembagian kluster tetap sama. Rinciannya ditampilkan pada tabel berikut: Perhitungan menggunakan jarak *Euclidean*:

- a. Medoid Cluster Laris : Paket *Radiance* (0.00,1.00,1.00)
- b. *Medoid Cluster* kurang laris : *Spotless Sunscreen* (0.50,0.17,0.05)

Rumus *Euclidean* :

$$\text{Jarak} = \sqrt{(R_1 - R_2)^2 + (F_1 - F_2)^2 + (M_1 - M_2)^2}$$

Tabel 4 Perhitungan Iterasi 2

No	Produk	Cost1	Cost 2	kedekatan	cluster
1	Spotless sunscreen	1,72	1,06	1,05886087	2
2	Paket Extra Acne Totol	1,00	0,00	0	2
3	Paket Radiance	0,00	1,00	0	1
4	Paket Spot Whitening	0,74	0,29	0,28568971	1
5	Acne Night Cream	1,26	0,46	0,46382599	2
6	Facial Wash Dark Spot	1,36	0,38	0,38071787	2
7	Toner Acne	1,58	0,59	0,58519769	2
8	Facial Wash Acne	1,13	0,41	0,41302796	2
9	Paket Extra Acne Sulfur	1,40	0,43	0,43290385	2
Jumlah kedekatan				3,620223942	

Berdasarkan hasil iterasi ke-2, dilakukan perubahan medoid menjadi paket *radiance* dan *facial wash dark spot* untuk mengevaluasi kestabilan hasil klusterisasi. Setelah dilakukan perhitungan ulang terhadap jarak tiap produk

ke kedua *medoid* tersebut, hasil kluster yang diperoleh ternyata tetap sama seperti pada iterasi sebelumnya.

Maka hasil yang di dapat dari perhitungan iterasi 1 dan iterasi 2 yaitu pembagian kluster sudah optimal dan medoids yang digunakan sudah mewakili masing-masing kelompok produk, yaitu produk laris dan kurang laris.

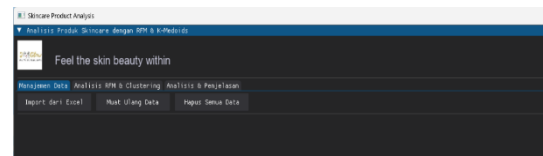
Tabel 5 Hasil Clustering

Cluster Laris	Cluster kurang laris
Paket <i>Radiance</i> (<i>Medoid</i>)	Spotless Sunscreen (<i>Medoid</i>)
Paket Spot Whitening	Acne Night Cream
	Facial Wash Dark Spot
	Toner Acne
	Paket Ext Acne Sulfur
	Facial Wash Acne
	Paket Extra Acne Total

Berdasarkan hasil klusterisasi menggunakan algoritma *k-medoids*, seluruh produk berhasil dikelompokkan ke dalam dua kluster utama. Kluster pertama (produk laris) beranggotakan paket *radiance* dan paket *spot whitening*, sedangkan kluster kedua (produk kurang laris) mencakup *spotless sunscreen*, *acne night cream*, *facial wash dark Spot*, *toner acne*, paket *extra acne sulfur*, *facial wash acne* dan paket *extra acne total*. Pembagian ini didasarkan pada jarak terdekat masing-masing produk terhadap medoid yang mewakili karakteristik setiap kluster.

Berikut ini adalah tampilan layar dan hasil pengujian pada software program yang telah dibuat dengan bahasa pemrograman Python.

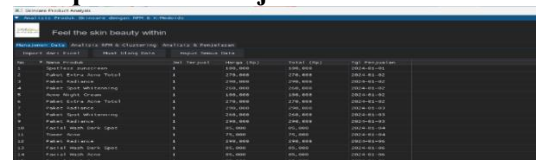
Tampilan Menu



Gambar 3. Menu Layar

Layar diatas merupakan tampilan menu utama ketika pengguna membuka aplikasi.

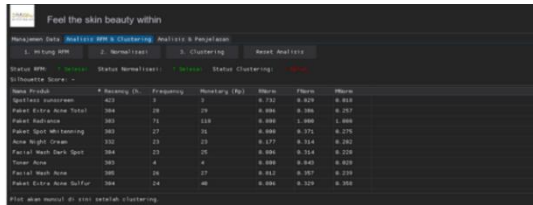
Tampilan Data Penjualan



Gambar 4. Data Penjualan

SS
Layar diatas merupakan tampilan data penjualan, ketika pengguna sudah melakukan import data dari excel.

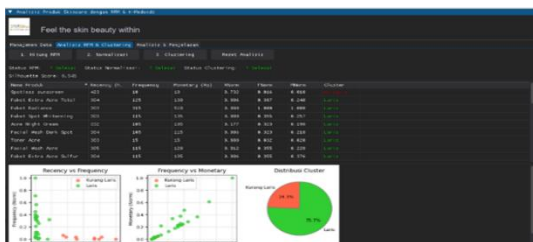
Tampilan Perhitungan RFM dan Normalisasi



Gambar 5. Perhitungan RFM dan Normalisasi

Layar diatas merupakan tampilan perhitungan RFM dan normalisasi, perhitungan RFM akan muncul ketika pengguna mengklik ikon yang bertulisan hitung RFM begitupun perhitungan normalisasi.

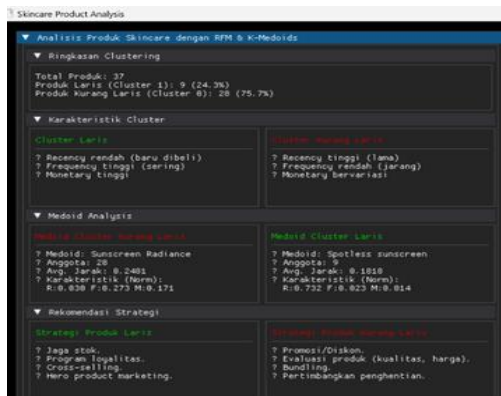
Tampilan Perhitungan Clustering



Gambar 6. Perhitungan Clustering

Layar diatas merupakan tampilan perhitungan clustering, ketika pengguna mengklik ikon clustering akan menampilkan hasil cluster dan silhouette diagram

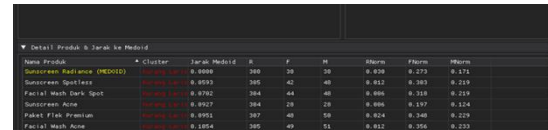
Tampilan Hasil dan Penjelasan



Gambar 7. Hasil dan Penjelasan

Layar diatas merupakan tampilan analisis dan penjelasan ketika pengguna mengklik ikon tersebut dan akan menampilkan kesimpulan yang dianalisis dan juga strategi kedepannya untuk Jglow Store Bogor.

Tampilan Detail Produk dan Jarak Medoids



Gambar 8. Detail Produk dan Jarak Medoids

Tampilan di atas menunjukkan detail produk beserta jaraknya ke medoid. Produk yang ditandai sebagai medoid menjadi pusat cluster, misalnya sunscreen radiance untuk cluster laris dan spotless sunscreen untuk cluster kurang laris. Data ini digunakan sebagai dasar rekomendasi strategi penjualan.

SIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan, penerapan analisis RFM dan algoritma K-Medoids terbukti efektif dalam mengelompokkan produk skincare berdasarkan pola penjualan di JGlow Store Bogor. Metode RFM mampu merepresentasikan performa produk secara kuantitatif dari tiga aspek penting: recency, frequency, dan monetary. Sementara itu, proses klasterisasi dengan K-Medoids berhasil membagi produk ke dalam dua klaster utama, yaitu klaster produk laris dan kurang laris. Hal ini memberikan gambaran yang jelas bagi manajemen dalam meninjau ulang strategi promosi, pengelolaan stok, serta alokasi sumber daya yang lebih efisien. Sistem aplikasi desktop yang dibangun juga memberikan kemudahan dalam melakukan analisis secara otomatis dan menyajikan hasil dalam visualisasi yang mudah dipahami.

Penelitian ini dapat dikembangkan lebih lanjut dengan menambahkan algoritma klasterisasi lain seperti DBSCAN atau Hierarchical Clustering untuk perbandingan performa dan akurasi. Diharapkan integrasi sistem ini dapat

SS diperluas hingga mencakup manajemen stok dan evaluasi efektivitas promosi berbasis data. Visualisasi data juga dapat ditingkatkan dengan fitur interaktif agar memudahkan pihak manajemen non-teknis dalam memahami hasil analisis. Untuk keperluan implementasi nyata, sistem dapat dikembangkan menjadi berbasis web agar dapat diakses lebih fleksibel oleh berbagai perangkat dan pengguna. Selain itu, perlu dilakukan uji coba lebih lanjut dengan data penjualan dalam periode yang lebih panjang untuk melihat konsistensi performa algoritma dalam berbagai kondisi pasar. Perlu dilakukan uji coba lebih lanjut dengan data penjualan dalam periode yang lebih panjang untuk melihat konsistensi performa algoritma dalam berbagai kondisi pasar.

UCAPAN TERIMAKASIH

Terima kasih kepada Universitas Indraprasta PGRI atas dukungan dan JGlow Store Bogor dalam penelitian tugas akhir tahun 2024-2025.

DAFTAR PUSTAKA

- Han, J., Pei, J., & Kamber, M. (2012). *Data Mining: Concepts and Techniques* (3rd ed.). Morgan Kaufmann.
- Kumar, V. (2018). *Customer Relationship Management: Concepts and Technologies*. Springer.
- Hermawan, A., Kahfi, R. A., Surya, E., Aini, U., & Hidayat, R. (2024). Penerapan Metode RFM dengan Python dalam Segmentasi Pelanggan. *Jurnal Bisnis Inovatif dan Digital*, 1(3), 92–102.
- Joseph, S. R., Hlomani, H., & Letsholo, K. (2016). Data Mining Algorithms: An Overview. *International Journal Computers and Technology*, 15, 6806–6813.
- Sammut, C. (2017). *Encyclopedia of Machine Learning and Data Mining*. Springer.
- Lee, S. (2025). Mastering clustering evaluation with Silhouette Score. *Number Analytics*.
- Zhang, Y., et al. (2022). *Machine Learning and Data Mining with Python*. Springer

Publishing.

- Madani, A., Rahmah, A., Nurunnisa, F., & Elia, A. (2022). Segmentasi Pelanggan pada BC HNI 2 Pekanbaru dengan Menerapkan Algoritma *K-Medoids* dan Model *Recency, Frequency, Monetary (RFM)*. *Sentimas*, 179–186.
- Schubert, E., & Rousseeuw, P. J. (2019). *Faster k-Medoids Clustering: Improving the PAM, CLARA, and CLARANS Algorithms. Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*.
- Syukron, H., Fauzi Fayyad, M., Junita Fauzan, F., Ikhsani, Y., & Rizkya Gurning, U. (2022). Perbandingan *K-Means K-Medoids* dan *Fuzzy C-Means* untuk Pengelompokan Data Pelanggan dengan Model LRFM. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 2(2), 76–83.