

# Analisis Segmentasi Pelanggan Dengan Metode K-Medoids dan Simple Additive Weighting (SAW) Untuk Menentukan Strategi Pemasaran

**Diterima:**  
10 Juni 2024  
**Revisi:**  
10 Juli 2024  
**Terbit:**  
1 Agustus 2024

<sup>1</sup>Rizki Azhar, <sup>2</sup>Umi Mahdiyah, <sup>3</sup>Daniel Swanjaya  
<sup>1-3</sup>Universitas Nusantara PGRI Kediri  
<sup>1\*</sup> [rizkiazhar024@gmail.com](mailto:rizkiazhar024@gmail.com), <sup>2</sup> [umimahdiyah@unpkediri.ac.id](mailto:umimahdiyah@unpkediri.ac.id),  
<sup>3</sup> [daniel@unpkediri.ac.id](mailto:daniel@unpkediri.ac.id)

**Abstrak**— Penelitian ini bertujuan membantu Distributor XYZ di Bali merencanakan strategi pemasaran melalui segmentasi dan perankingan pelanggan dengan metode K-Medoids dan Simple Additive Weighting (SAW). Dalam persaingan bisnis yang ketat, teknologi informasi menjadi krusial untuk mengelola data penjualan besar. Menggunakan model RFM (Recency, Frequency, Monetary), penelitian ini mengelompokkan dan meranking pelanggan berdasarkan kontribusi penjualan. K-Medoids mengklasifikasikan pelanggan ke dalam kategori tinggi, sedang, dan rendah, sementara SAW menentukan pelanggan terbaik. Hasil menunjukkan analisis ini dapat membantu manajer penjualan merancang strategi pemasaran lebih efisien dan meningkatkan pelayanan pelanggan, terbukti dengan pelanggan ranking 1-20 sangat loyal dan layak mendapatkan reward dari distributor.

**Kata Kunci**—Distributor; K-Medoids; Pelanggan; SAW; RFM; Strategi Pemasaran

**Abstract**— This research aims to help XYZ Distributors in Bali plan marketing strategies through customer segmentation and ranking using K-Medoids and Simple Additive Weighting (SAW) methods. In fierce business competition, information technology becomes crucial to manage large sales data. Using the RFM (Recency, Frequency, Monetary) model, this research classifies and ranks customers based on sales contribution. K-Medoids classifies customers into high, medium, and low categories, while SAW determines the best customers. Results show this analysis can help sales managers design more efficient marketing strategies and improve customer service, as evidenced by customers ranked 1-20 are very loyal and deserve rewards from distributors.

**Keywords**—Distributor; K-Medoids; Customers; SAW; RFM; Marketing Strategy

This is an open access article under the CC BY-SA License.



---

## Penulis Korespondensi:

Rizki Azhar,  
Teknik informatika,  
Universitas Nusantara PGRI Kediri ,  
Email: [rizkiazhar024@gmail.com](mailto:rizkiazhar024@gmail.com)  
ID Orcid: [<https://orcid.org/register>]  
Handphone: 085855101750

---

## I. PENDAHULUAN

Perusahaan XYZ, produsen mesin pemanas, telah memperluas cakupan pasar internasionalnya, termasuk ke Indonesia dengan fokus di Bali dan Nusa Tenggara Barat melalui distributor tunggal di Denpasar. Dalam era persaingan bisnis bebas, pemanfaatan teknologi informasi sangat penting untuk kesuksesan perusahaan. XYZ mengumpulkan dan menyimpan data dalam jumlah besar setiap hari, namun manfaatnya baru terlihat dari informasi yang diekstraksi. Menjaga penjualan produk dalam persaingan pasar yang ketat adalah krusial. Oleh karena itu, analisis bisnis penjualan sangat penting untuk memahami hubungan berkelanjutan dengan pelanggan, menangani fluktuasi penjualan, dan merencanakan strategi pemasaran yang konsisten [1]. Penelitian ini bertujuan membantu Distributor XYZ merencanakan strategi pemasaran dengan melakukan segmentasi dan perankingan pelanggan menggunakan metode K-Medoids dan Simple Additive Weighting. Beberapa penelitian terdahulu yang membahas masalah yang hampir sama antara lain yaitu:

Beberapa penelitian terdahulu telah dilakukan yang relevan dengan permasalahan yang sama. Romandansyah Siagian (2022) Hasil pengujian menunjukkan K-Medoids memiliki performa terbaik dengan nilai rasion sebesar 0,337575 dibandingkan K-Means 0,3380724, sehingga K-Medoids digunakan dalam *clustering* data sebagai cluster optimal. Hasil segmentasi pelanggan sesuai *Customer Loyalty Matrix* terdiri dari *core customer*, *new customers*, dan *lost customer* [2]. Selain itu, Anggi Ayu Dwi Sulistyawati dkk (2021) Hasil penelitian menunjukkan bahwa jumlah cluster optimal adalah 3 (tiga) cluster dengan nilai maksimum Silhouette Index adalah 0,375 dan nilai minimum Davies Doulbins Index adalah 1,030. Segmen pelanggan hasil penelitian adalah *lost customer*, *core customer*, dan *new customer* [3]. Rini Sovia dkk (2019) Hasil penelitian dengan menggabungkan K-Means dan SAW, mempermudah proses pengelompokan data siswa berprestasi dan penentuan prediksi penerima beasiswa berprestasi karena lebih cepat dan lebih tepat sasaran. Dari 20 data siswa yang mengajukan beasiswa, dikelompokkan menjadi 10 siswa yang berprestasi dan dilakukan perankingan sehingga hanya 6 siswa yang berhak menerima beasiswa.

Dalam konteks persaingan pasar yang semakin ketat, menjaga penjualan produk menjadi krusial bagi kesuksesan perusahaan. Oleh karena itu, analisis bisnis penjualan menjadi penting guna memahami hubungan berkelanjutan antara perusahaan dengan pelanggan, menangani fluktuasi penjualan, serta merencanakan strategi pemasaran yang konsisten. Data mining dan Sistem Pendukung Keputusan menjadi salah satu solusi metode yang dapat digunakan untuk melakukan segmentasi pelanggan dan memberikan penghargaan kepada pelanggan yang berkontribusi tinggi, memilih pelanggan terbaik, serta merancang strategi pemasaran yang tepat.

## II. METODE

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode penelitian kuantitatif dengan pendekatan metode K-Medoids dan *Simple Additive Weighting* untuk menentukan strategi pemasaran pada Distributor XYZ Bali. Adapun metode penelitian sebagai berikut:

### 2.1 Analisis Sistem

Penelitian ini menggunakan metode K-Medoids dan Simple Additive Weighting (SAW) untuk menentukan strategi pemasaran di Distributor XYZ. K-Medoids digunakan untuk mengelompokkan penjualan menjadi rendah, sedang, dan tinggi, sementara SAW meranking pelanggan. Hasil segmentasi dan perankingan membantu manajer penjualan merancang strategi pemasaran yang efisien dan meningkatkan pelayanan pelanggan.

### 2.2 Ekstraksi Fitur Model RFM

Model RFM (*Recency, Frequency, Monetary*) Merupakan salah satu cara yang paling akurat untuk menggambarkan profil pelanggan, yang pada akhirnya akan berdampak positif pada peningkatan penjualan [4]. Model analisis RFM pertama kali dikembangkan oleh Arthur M. Hughes sebagai model analisis nilai pelanggan. Model ini membedakan pelanggan dengan beberapa data menggunakan tiga atribut yaitu periode penggunaan pelanggan, frekuensi dan jumlah [1]. Dapat dilihat pada tabel (1) bahwa data mentah masih memiliki beberapa atribut tambahan, dengan menggunakan RFM maka atribut yang tidak digunakan akan dihilangkan.

Tabel 1. Data Penjualan

No	Tanggal	KodeCustomer	NamaCustomer	Qty	NetSales
1	02-01-2023	WAHYUJATI	UD. WAHYU JATI	1	2011753
2	02-01-2023	MITRAMNDR	CV. MITRA MANDIRI	2	6458100
...	...	...	...	...	...
4662	31-10-2023	CASAUMA	PT. BANGUN RUMAH	17	45094615
4663	31-10-2023	PLAZABNGN	PLAZA BANGUNAN	1	4930604

Tabel diatas merupakan data asli penjualan sebelum diekstraksi menggunakan RFM. Pada tahap ekstraksi beberapa kolom akan dihilangkan dan ditransformasikan ke RFM (*Recency, Frequency, Monetary*), kemudian dapat dilihat pada tabel (2).

Tabel 2. Hasil ekstraksi fitur RFM

Kode Customer	Recency	Frequency	Monetary
Adiarta	86	4	7194161
Adijayaele	51	88	178796960
...	...	...	...
Wirajaya	107	4	7664323
Wirajayatk	57	3	5991387

### 2.3 Metode K-Medoids Clustering

Metode k-medoid dapat digunakan untuk segmentasi pelanggan dengan memanfaatkan teknik *clustering* pada *dataset* transaksi penjualan untuk mengelompokkan pelanggan berdasarkan karakteristik yang dimiliki [4]. Metode K-Medoids Clustering dihitung dengan memakai persamaan (1)

$$\min c_1, \dots, c_k = \sum_{i=1}^n \min_{j=1, \dots, k} \|x_i - c_j\|^2 \quad (1)$$

- $n$  : adalah jumlah data penjualan
- $x_i$  : adalah data penjualan ke- $i$
- $k$  : adalah jumlah cluster yang ditentukan
- $c_j$  : adalah pusat cluster ke- $j$ , dan
- $\|x_i - c_j\|$  : adalah jarak Euclidean antara data penjualan  $x_i$  dan pusat cluster  $c_j$

Berikut merupakan langkah Pseudocode pada implementasi metode K-Medoids

1. Import library KMedoids dari `sklearn_extra.cluster`
2. Definisikan DataFrame yang sudah dinormalisasi sebagai `RFM_normalized_df`
3. Inisialisasi objek KMedoids dengan parameter `n_clusters=3` dan `random_state=0`
4. Fit model KMedoids menggunakan `RFM_normalized_df`
  - Simpan hasil fitting ke dalam variabel `kmedoids`
5. Ambil label dari setiap sampel menggunakan atribut `labels_` dari objek `kmedoids`
  - Simpan label ke dalam variabel `labels`
6. Ambil indeks medoids menggunakan atribut `medoid_indices_` dari objek `kmedoids`
  - Simpan indeks medoids ke dalam variabel `medoids_indices`
7. Ambil jumlah iterasi yang dibutuhkan untuk konvergensi menggunakan atribut `n_iter_` dari objek `kmedoids`
  - Simpan jumlah iterasi ke dalam variabel `n_iter`
8. Tambahkan kolom baru 'Cluster' ke DataFrame RFM dengan nilai `labels`
9. Tampilkan DataFrame RFM dengan kolom Cluster

Metode K-Medoids *Clustering* diterapkan dalam Algoritma Pemrograman untuk mengelompokkan data penjualan produk ke dalam *cluster-cluster* yang memiliki karakteristik yang sama. Pengelompokan ini dilakukan dengan menggunakan persamaan (1). Pada proses K-Medoids, data dicluster untuk menentukan 3 kategori, tinggi (Pelanggan Loyal), sedang (Pelanggan Berpotensi), dan rendah (Pelanggan Baru). Hasil proses K-Medoids dapat dilihat pada Tabel (3) Hasil Pengelompokan Pelanggan dengan K-Medoids.

Tabel 3. Hasil Pengelompokan dengan metode K-Medoids

KodeCustomer	Recency	Frequency	Monetary	Cluster
ADIARTA	86	4	7194161	1
ADIJAYAELE	51	88	178796960	3
WIRAJAYATK	57	3	5991387	1

Dari hasil di atas diketahui rata-rata tiap kelompok segmentasi yang dapat dilihat pada tabel (4).

Tabel 4. Rataan hasil pengelompokan Pelanggan dengan K-Medoids

Sifat	Cluster	Recency	Frequency	Monetary
Pelanggan Loyal	1	42	115	282670534
Pelanggan Berpotensi	2	145	10	21424244
Pelanggan Baru	3	299	3	7403192

#### 2.4 Metode Simple Additive Weighting

Metode SAW merupakan metode pembobotan terbobot yang memberikan kriteria-kriteria yang dianggap penting dalam menentukan pelanggan terbaik. Dengan memberikan kriteria *cost* untuk atribut yang kurang penting dan *Benefit* untuk atribut yang penting [6]. Setelah bobot diberikan pada setiap kriteria, dilakukan proses perankingan untuk menentukan alternatif terbaik dari sejumlah pelanggan. Metode SAW digunakan untuk mengetahui pelanggan terbaik berdasarkan kriteria dan bobot yang telah ditentukan. Berikut adalah persamaan untuk menentukan SAW Score [7].

$$SAW\ Score(i) = (R_i * WR) + (F_i * WF) + (M_i * WM) + (K_i * WK) \quad (2)$$

- $R_i$  : Nilai atribut *Recency* ke  $i$
- $WR$  : Bobot *Recency*
- $F_i$  : Nilai atribut *Frequency* ke  $i$
- $WF$  : Bobot *Frequency*
- $M_i$  : Nilai atribut *Monetary* ke  $i$
- $WM$  : Bobot *Monetary*
- $K_i$  : Nilai atribut Klaster ke  $i$
- $WK$  : Bobot Klaster

Metode *Simple Additive Weighting* diimplementasikan dalam algoritma pemrograman untuk meranking pelanggan berdasarkan kontribusi toko dalam pembelian produk pada distributor. Hasil dari persamaan (1) yang kemudian didapatkan data segmentasi kemudian diolah lagi menggunakan persamaan 2 sebagai penerapan metode SAW. Hasil pelabelan bobot pada atribut dapat dilihat pada tabel (5).

Tabel 5. Hasil pelabelan dan pembobotan atribut

Sistem Perankingan Pelanggan Terbaik				
Kriteria	15%	30%	35%	20%
KodeCustomer	Recency	Frequency	Monetary	Kluster
ADIARTA	0,281457	0,001192843	0,000991	0
ADIJAYAELE	0,165563	0,034592445	0,028399	1
ADIKAJIMBR	0,119205	0,017892644	0,015024	0

Dari persamaan (2) dapat diambil hasil tabel yang berisi nilai *score* setiap pelanggan yang dapat dilihat pada tabel 6.

Tabel 6. Hasil SAW Score dan perankingan

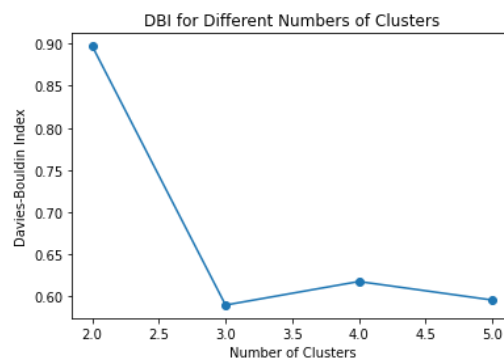
Perangkingan		
Alternative	SAW Score	Rangking
LANGITMAS	0,81589404	1
SAMUDRAEL	0,416272969	2
...	...	...
JJ	0,003330887	302

## 2.5 Evaluasi Hasil

Untuk mengevaluasi hasil algoritma pemrograman, dilakukan pengujian dengan menggunakan metode DBI dan Silhouette Score. Dengan menggunakan metode evaluasi ini, dapat diketahui kluster maksimal yang dapat digunakan pada data yang diolah. Hasil evaluasi ini akan ditampilkan dalam bentuk grafik elbow, grafik elbow merupakan pendekatan yang mencari titik dimana penurunan inersia mulai melambat, membentuk grafik yang menyerupai bentuk “siku”.

### 2.5.1 Davies-Bouldin Index (DBI)

Davies-Bouldin Index (DBI) merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mengukur validitas *cluster* dalam suatu metode pengelompokan [5].

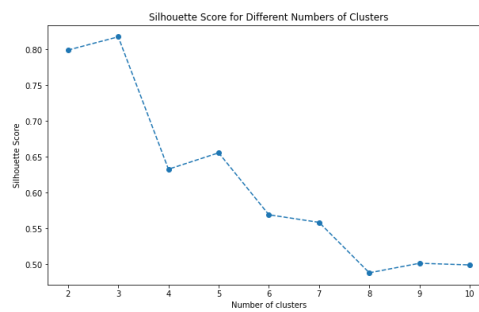


Gambar 1. Grafik *Elbow* DBI

Dari grafik elbow DBI di bawah ini didapatkan nilai terbaik kluster adalah 3. 3 kluster dinilai sudah cukup untuk melihat segmentasi pelanggan yang sudah membentuk pola perilaku pelanggan.

### 2.5.2 Silhouette Score

Silhouette index menggambarkan ketepatan objek dalam klusternya. Kluster optimal memiliki nilai silhouette index mendekati 1, menunjukkan kepadatan yang tinggi. Jika nilai mendekati -1, maka kluster tersebut tidak padat.[6].



Gambar 2. Grafik *Elbow Silhouette index*

Gambar 2 menunjukkan bahwa nilai yang mendekati 1 adalah pada kluster 3, sehingga kluster terbaik adalah 3.

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Metode K-Medoids *Clustering* dan Metode *Simple Additive Weighting* digunakan untuk melakukan segmentasi pelanggan dan merangking pelanggan pada Distributor XYZ. Hasilnya adalah sebuah program dengan bahasa python yang menggunakan data historis penjualan pada Distributor XYZ selama Januari – Desember tahun 2023. Data ini diolah menggunakan metode K-Medoids untuk mengategorikan pelanggan menjaditinggi, sedang, dan rendah kemudian pelanggan akan dirangking berdasarkan kontribusi pembelian pada produk XYZ di periode waktu tersebut.

Setelah menganalisis segmentasi dan peringkat pelanggan menggunakan data penjualan Januari-Desember 2023, pelanggan "LANGITMAS" menonjol dengan SAW Score tertinggi di antara 302 pelanggan. Dengan kluster 1, Recency 35, Frequency 2761, Monetary Rp 6.832.527.970, dan SAW Score 2391385623, hasil ini menunjukkan bahwa segmentasi dan pemeringkatan dalam menentukan strategi pemasaran dapat digunakan. Data dari metode K-Medoids dan SAW dapat menjadi acuan untuk perlakuan pelanggan guna memaksimalkan penjualan produk.

### IV. KESIMPULAN

Penelitian ini menyimpulkan bahwa Metode K-Medoids dan Metode *Simple Additive Weighting* dapat digunakan untuk segmentasi pelanggan dan merangking pelanggan berdasarkan kontribusi pembelian pada distributor, dengan hal ini *manager sales* dapat menentukan strategi yang tepat dalam menentukan strategi pemasaran yang tepat, hal tersebut diperkuat dengan perangkaian yang digunakan dengan menambahkan bobot pada fitur sesuai kebutuhan pemasaran. Hal ini diperkuat dengan fakta lapangan bahwa pelanggan dengan ranking di atas 20 mendapatkan *reward* berupa diskon pembelian, *cashback* dan *merchandise*. Maka dari itu metode K-Medoids dan metode *Simple Additive Weighting* dapat digunakan untuk menentukan strategi pemasaran pada Distributor X.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] G. Purnama, T. H. Pudjiantoro, dan P. N. Sabrina, “Segmentasi Pelanggan Menggunakan K-Medoids Berdasarkan Model Length, Recency, Frequency, Monetary (LRFM),” *SNIA (Seminar Nas. Inform. dan Apl.*, vol. 5, hal. 29–34, 2021, [Daring]. Tersedia pada: <https://snia.unjani.ac.id/web/index.php/snia/article/view/240>.
- [2] R. Siagian, P. Sirait, dan A. Halim, “The Implementation of K-Means dan K-Medoids Algorithm for Customer Segmentation on E-commerce Data Transactions,” *Sistemasi*, vol. 11, no. 2, hal. 260, 2022, doi: 10.32520/stmsi.v11i2.1337.
- [3] A. A. D. Sulistyawati dan M. Sadikin, “Penerapan Algoritma K-Medoids Untuk Menentukan Segmentasi Pelanggan,” *Sistemasi*, vol. 10, no. 3, hal. 516, 2021, doi: 10.32520/stmsi.v10i3.1332.
- [4] M. E. Tsoy dan V. Y. Shchekoldin, “RFM-analysis as a tool for segmentation of high-tech products’ consumers,” *2016 13th Int. Sci. Conf. Actual Probl. Electron. Instrum. Eng. APEIE 2016 - Proc.*, vol. 3, no. October 2016, hal. 290–293, 2016, doi: 10.1109/APEIE.2016.7807074.
- [5] P. E. Prakasawati, Y. H. Chrisnanto, dan A. I. Hadiana, “Segmentasi Pelanggan Berdasarkan Produk Menggunakan Metode K- Medoids,” *KOMIK (Konferensi Nas. Teknol. Inf. dan Komputer)*, vol. 3, no. 1, hal. 335–339, 2019, doi: 10.30865/komik.v3i1.1610.
- [6] J. B. Rachmadi, E. Santoso, dan N. Yudistira, “Sistem Pendukung Keputusan Rekomendasi Siswa Kelas Unggulan menggunakan Metode Simple Additive Weighting (SAW) dan Weighted Product (WP) (Studi Kasus : SMA Negeri 1 Taman, Sidoarjo),” vol. 4, no. 9, hal. 2969–2979, 2020, [Daring]. Tersedia pada: <http://j-ptiik.ub.ac.id>.
- [7] M. R. Wicaksono, S. Sakaria, dan C. A. Oktavia, “Sistem Pendukung Keputusan Untuk Mempermudah Kinerja Dalam Proses Penerimaan Beasiswa Menggunakan Metode SAW (Simple Additive Weighting) Berbasis Web (Studi Kasus: SMAS Empat Lima 1 Babat),” *J-Intech*, vol. 8, no. 01, hal. 30–38, 2020, doi: 10.32664/j-intech.v8i01.468.
- [8] N. H. Harani, C. Prianto, dan F. A. Nugraha, “Segmentasi Pelanggan Produk Digital Service Indihome Menggunakan Algoritma K-Means Berbasis Python,” *J. Manaj. Inform.*, vol. 10, no. 2, hal. 133–146, 2020, doi: 10.34010/jamika.v10i2.2683.
- [9] F. Nuraeni, D. Kurniadi, dan G. Fauzian Dermawan, “Pemetaan Karakteristik Mahasiswa Penerima Kartu Indonesia Pintar Kuliah (KIP-K) menggunakan Algoritma K-Means+,” *J. Sisfokom (Sistem Inf. dan Komputer)*, vol. 11, no. 3, hal. 437–443, 2023, doi: 10.32736/sisfokom.v11i3.1439.
- [10] R. Gustriansyah, N. Suhandi, dan F. Antony, “Clustering optimization in RFM analysis based on k-means,” *Indones. J. Electr. Eng. Comput. Sci.*, vol. 18, no. 1, hal. 470–477, 2019, doi: 10.11591/ijeecs.v18.i1.pp470-477.
- [11] S. Monalisa, Y. Juniarti, E. Saputra, F. Muttakin, dan T. K. Ahsyar, “Customer segmentation with RFM models and demographic variable using DBSCAN algorithm,” *Telkonnika (Telecommunication Comput. Electron. Control.*, vol. 21, no. 4, hal. 742–749, 2023, doi: 10.12928/TELKOMNIKA.v21i4.22759.